

**UNIVERSIDADE DO GRANDE RIO
“PROFESSOR JOSÉ DE SOUZA HERDY”**

RODRIGO FERREIRA DA SILVA

**ABSORÇÃO DO CONHECIMENTO EM IMPLEMENTAÇÕES DE ANALYTICS:
A CONSTRUÇÃO DE UMA TEORIA SUBSTANTIVA**

RIO DE JANEIRO

2019

RODRIGO FERREIRA DA SILVA

**ABSORÇÃO DO CONHECIMENTO EM IMPLEMENTAÇÕES DE ANALYTICS:
A CONSTRUÇÃO DE UMA TEORIA SUBSTANTIVA**

Tese apresentada à Universidade do Grande Rio “Prof. José de Souza Herdy”, como parte dos requisitos parciais para a obtenção do grau de doutor em Administração.

RIO DE JANEIRO

2019

CATALOGAÇÃO NA FONTE
UNIGRANRIO – NÚCLEO DE COORDENAÇÃO DE BIBLIOTECAS

S586a

Silva, Rodrigo Ferreira da.
Absorção do conhecimento em implementações de *analytics*: a construção de uma teoria substantiva / Rodrigo Ferreira da Silva. – Rio de Janeiro, 2019.
366 f. : il. ; 30 cm.

Tese (Doutorado em Administração) – Universidade do Grande Rio “Prof. José de Souza Herdy”, Escola de Ciências Sociais e Aplicadas, 2019.
“Orientador: Prof. Dr. Josir Simeone Gomes”.
Referências: f. 331-357.

1. Administração. 2. *Analytics*. 3. Capacidade absorptiva. 4. Teoria fundamentada em dados. I. Gomes, Josir Simeone. II. Universidade do Grande Rio “Prof. José de Souza Herdy”. III. Título.

RODRIGO FERREIRA DA SILVA

**Capacidade Absortiva em Implementações de *Analytics*:
A Construção de uma Teoria Substantiva**

Tese apresentada à Universidade do Grande Rio “Prof. José de Souza Herdy”, como parte dos requisitos parciais para a obtenção do grau de doutor em Administração.

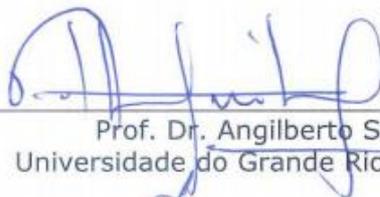
Área de concentração: Gestão Organizacional.

Aprovação em 27 de novembro de 2019.

Banca Examinadora:



Prof. Dr. Josir Simeone Gomes
Universidade do Grande Rio - UNIGRANRIO



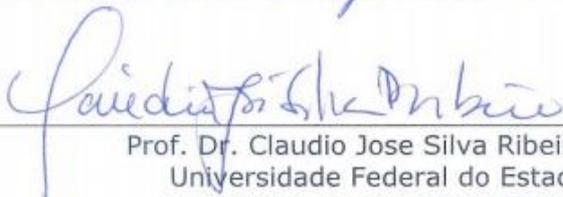
Prof. Dr. Angilberto Sabino de Freitas
Universidade do Grande Rio - UNIGRANRIO



Prof.ª Dr.ª Deborah Moraes Zouain
Universidade do Grande Rio - UNIGRANRIO



Prof. Dr. Valter de Assis Moreno Junior
Universidade do Estado do Rio de Janeiro - UERJ



Prof. Dr. Claudio Jose Silva Ribeiro
Universidade Federal do Estado do Rio de Janeiro - UNIRIO

AGRADECIMENTOS

Na vida, procuro realizar todos os meus sonhos todos os dias, para quando a morte chegar não encontrar um sonho meu sequer a realizar. Formar-me no doutorado é um sonho ambicioso que necessita de muita ajuda para concretizá-lo, e que nem sempre é possível agradecer a todos que, mesmo com pequenos gestos, contribuem significativamente para fortalecer minhas intenções acadêmicas e minimizar minhas angústias. Sendo assim, em primeiro lugar, agradeço a Deus por me abençoar com essa oportunidade única na vida. Agradeço também aos respondentes pelas entregas e contribuição ímpares que fizeram para o desenvolvimento do tema através desse estudo. Agradeço aos professores do PPGA Unigranrio pelos ensinamentos ao longo desses quatro anos. Agradeço ao meu Orientador de Tese, professor Dr. Josir Simeone Gomes, pela confiança e por ensinar a superar os inúmeros desafios que o projeto doutorado nos impõe. Agradeço aos professores membros da Banca interna Examinadora, professor Dr. Angilberto Freitas, professora Dra. Deborah Zouain e professor Dr. João Felipe, pelos ensinamentos durante o curso e referências como renomados pesquisadores. Agradeço aos professores membros da Banca externa Examinadora, professor Dr. Valter Moreno e professor Dr. Claudio Ribeiro, pela participação e nobre contribuição num dos maiores desafios de minha vida pessoal, profissional e acadêmica. Agradeço à parceria com as professoras da Universidade do Minho professora Dra. Ana Carvalho e professora Dra. Isabel Ramos, e ao professor da Universidade Mackenzie professor Dr. Gilberto Perez, pelas contribuições durante meu estágio científico avançado. Agradeço aos colegas de trabalho e superiores Sr. Antônio Carlos, Sr. Marcio Souza, Sr. Marco Macedo e Sr. Leonardo Kaiuca, pelas oportunidades a mim creditadas e por todo o apoio à realização das etapas do doutoramento. Agradeço a minha equipe de trabalho (DICT) pela parceria e profissionalismo diante dos desafios que todos nós assumimos ao longo dos últimos anos. Agradeço ao meu amigo Leonardo Araújo, pela honra em poder compartilhar momentos de sucesso e angústia ao longo do doutoramento e poder aprender com sua mentoria. Agradeço, muito, a muitos familiares, amigos e colegas que me ajudaram durante a realização deste sonho de formação e pesquisa.

“O conhecimento e a informação são os recursos estratégicos para o desenvolvimento de qualquer país. Os portadores desses recursos são as pessoas.”

Peter Drucker (1909-2005).

Economista, analista financeiro, jornalista, conferencista, consultor, autor e professor.

RESUMO

As organizações têm usado *analytics* para tomar suas decisões há anos. No entanto, devido às mudanças introduzidas com recentes tecnologias e na medida em que os ambientes de negócios se tornam mais complexos e competitivos, elas precisam ser capazes de detectar ou, mais ainda, prever tendências e respondê-las com maior brevidade possível. Assim, as organizações estão atribuindo ao *analytics* uma prioridade maior na esperança de ganhar vantagem sobre seus concorrentes. Porém, nem sempre é fácil associar a ampla capacidade de captura de dados de diversas fontes de informação à incorporação lógica do negócio, o que exige métodos inovadores e profissionais cada vez mais capacitados. Diante deste cenário, esta pesquisa parte do pressuposto de que implementação de *analytics* é um fenômeno complexo e que envolve a interrelação de diversos fatores, devendo ser considerados não somente os aspectos técnicos, mas principalmente a absorção do conhecimento por parte das equipes envolvidas para obter o máximo de ganhos com a implementação. Entretanto, as pesquisas geralmente investigam os benefícios, as barreiras, os fatores críticos de sucesso e a descrição dos fatos, atribuindo pouca atenção para o papel da capacidade absorptiva nestas implementações. Com o propósito de preencher essa lacuna, o objetivo da pesquisa foi investigar como ocorre a absorção do conhecimento em implementações de *analytics*, em organizações públicas brasileiras, a partir da percepção de equipes das áreas técnicas de TI e de negócios. A pesquisa propõe um modelo conceitual construído para explicar as interrelações dos elementos teóricos identificados a partir dos significados que as equipes atribuem às suas experiências. Pretendeu-se, com base no suporte teórico da *capacidade absorptiva*, investigar a percepção dos envolvidos e, a partir dos resultados das análises, revelar categorias, subcategorias, propriedades e dimensões que sirvam de base para construir uma teoria substantiva do processo, utilizando os procedimentos metodológicos da *Grounded Theory*. Foram entrevistados vinte profissionais de equipes técnicas e de negócios de seis organizações públicas, e as análises revelaram oito categorias conceituais: 1) identificação; 2) compreensão; 3) exploração; 4) implementação; 5) internalização; 6) apropriação; 7) emulação; e 8) institucionalização. A integração dos elementos teóricos evidenciados explica a categoria central identificada no estudo, denominada maturidade analítica. O modelo conceitual da teoria substantiva desenvolvida

considera duas perspectivas de abordagens: *pré-analytics* e *pós-analytics*. Nesse sentido, a teoria substantiva proposta salienta que a absorção do conhecimento em implementações de *analytics* pode navegar entre conquistar produtividade analítica ou desenvolver maturidade analítica. A compreensão de como o significado em torno do *analytics* é construído dentro das organizações é decorrente de como elas são capazes de transformar os resultados originados em fonte de oxigenação entre as equipes, o que contribui para o entendimento da formação de dois padrões diferentes de atuação da capacidade absorptiva nesses contextos: um padrão de atuação antes da efetivação das iniciativas de *analytics* e um padrão de atuação após a efetivação das iniciativas de *analytics*. O primeiro padrão desenvolve capacidade absorptiva voltada para a consecução das iniciativas de forma efetiva, evidenciando maior produtividade analítica pela experiência acumulada. O segundo padrão permite desenvolvê-la não somente para a consecução das iniciativas, mas contribui também para a formação de maturidade analítica por meio do conceito de *endoanalytics*, elaborado nesse estudo. Desta forma, entendemos que a principal contribuição prática deste estudo é a sua demonstração empírica de como iniciativas de *analytics* são suscetíveis à maneira como o conhecimento é absorvido, levando a diferentes padrões de atuação da capacidade absorptiva nas organizações. A principal contribuição teórica é a proposição de um modelo conceitual que considere as categorias, subcategorias, propriedades e dimensões emergentes, que qualificam o alinhamento teórico entre capacidade absorptiva e *analytics* e explicam a existência do construto ao longo da implementação. Espera-se que os resultados encontrados contribuam para executivos, gestores e profissionais, de diversas unidades e áreas organizacionais, ao permitirem criar mecanismos e diretrizes capazes de aumentar a eficiência das práticas organizacionais relacionadas às implementações de *analytics* atuais e futuras.

Palavras-chave: *Analytics, Big Data Analytics, Capacidade Absortiva, Grounded Theory, Maturidade.*

ABSTRACT

Organizations have been using analytics to make their decisions for years. However, because of the changes introduced with recent technologies and as business environments become more complex and competitive, they need to be able to detect or predict trends and respond to them as soon as possible. Thus, organizations are giving analytics a higher priority in the hope of gaining an edge over their competitors. However, it is not always easy to associate the wide data capture capacity of various sources of information with the logical incorporation in business, which requires innovative methods and increasingly skilled professionals. Given this scenario, this research assumes that the implementation of analytics is a complex phenomenon that involves the interrelation of several factors, not only the technical aspects, but especially the absorption of knowledge by the teams involved in order to obtain the analysis maximum gains from implementation. However, research often investigates the benefits, barriers, critical success factors, and description of the facts, and pays little attention to the role of absorptive capacity in these implementations. In order to fill this gap, the objective of the research was to investigate how the absorption of knowledge in analytics implementations occurs in Brazilian public organizations, based on the perception of IT technical and business teams. The research proposes a conceptual model built to explain the interrelationships of the theoretical elements identified from the meanings that teams attribute to their experiences. Based on the theoretical support of the absorptive capacity, it was intended to investigate the perception of those involved and, from the results of the analysis, reveal categories, subcategories, properties and dimensions that serve as a basis to build a substantive theory of the process, using the procedures. Grounded Theory. Twenty professionals from business and technical teams from six public organizations were interviewed and the analysis revealed eight conceptual categories: 1) identification; 2) understanding; 3) exploration; 4) implementation; 5) internalization; 6) appropriation; 7) emulation; and 8) institutionalization. The integration of the evidenced theoretical elements explains the central category identified in the study, called analytical maturity. The conceptual model of the developed substantive theory considers two perspectives of approaches: pre-analytics and post-analytics. In this sense, the proposed substantive theory points out that the absorption of knowledge in analytic implementations can

navigate between achieving analytical productivity or developing analytical maturity. The understanding of how the meaning around analytics is built within organizations stems from how they are able to transform the results they generate into a source of oxygen among the teams, which contributes to the understanding of the formation of two different performance patterns. absorptive capacity in these contexts: a performance pattern before the implementation of analytics initiatives and a performance pattern after the implementation of analytics initiatives. The first pattern develops absorptive capacity focused on the effective accomplishment of the initiatives, evidencing greater analytical productivity by the accumulated experience. The second standard allows it to be developed not only for the achievement of initiatives, but also contributes to the formation of analytical maturity through the concept of endoanalytics, elaborated in this study. Thus, we understand that the main practical contribution of this study is its empirical demonstration of how analytical initiatives are susceptible to the way knowledge is absorbed, leading to different performance patterns of absorptive capacity in organizations. The main theoretical contribution is the proposition of a conceptual model that considers the emerging categories, subcategories, properties and dimensions that qualify the theoretical alignment between absorptive capacity and analytics and explain the existence of the construct throughout the implementation. The results found are expected to contribute to executives, managers and professionals from various organizational units and areas by enabling the creation of mechanisms and guidelines that can increase the efficiency of organizational practices related to current and future analytics implementations.

Keywords: *Analytics, Big Data Analytics, Absorptive Capacity, Grounded Theory, Maturity.*

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1	Esquema da pesquisa	31
Figura 2	Processo para extrair soluções do <i>analytics</i>	54
Figura 3	Processo-chave do <i>analytics</i>	54
Figura 4	Elementos do <i>analytics</i>	55
Figura 5	Ecossistema do <i>big data analytics</i>	56
Figura 6	Modelo de capacidade absorptiva de Cohen e Levinthal	64
Figura 7	Modelo de capacidade absorptiva de Zahra e George	66
Figura 8	Modelo de capacidade absorptiva de Lane, Koka e Pathak	67
Figura 9	Modelo de capacidade absorptiva de Todorova e Durisin	68
Figura 10	Modelo de capacidade absorptiva de Vega-Jurado, Gutiérrez-Garcia e Fernandes-De-Lucio	69
Figura 11	Modelo de capacidade absorptiva de Tsai, Chen e Tseng	70
Figura 12	Conhecimento de TI e de negócio	86
Figura 13	Etapas do método <i>grounded theory</i> na pesquisa	109
Figura 14	Processo metodológico da pesquisa	127
Figura 15	Circularidade entre produção e análise de dados	142
Figura 16	Abordagens e equipes de <i>analytics</i> identificadas	182
Figura 17	Elementos constitutivos da teoria substantiva na perspectiva <i>pré-analytics</i>	230
Figura 18	Elementos constitutivos da teoria substantiva na perspectiva <i>pós-analytics</i>	280
Figura 19	Relação entre as categorias para formar a teoria substantiva	286
Figura 20	Componentes teóricos do paradigma da teoria substantiva	287
Figura 21	Modelo conceitual da teoria substantiva emergente	294
Figura 22	Modelo conceitual definitivo da teoria substantiva emergente	329

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Protocolo da pesquisa	98
Tabela 2	Etapas e procedimentos da <i>grounded theory</i> seguidos na pesquisa	111
Tabela 3	Perfil dos entrevistados no teste piloto	119
Tabela 4	Códigos primários identificados	134
Tabela 5	Emprego das codificações aberta, axial e seletiva	139
Tabela 6	Perfil dos entrevistados ns pesquisa	156
Tabela 7	Perfil das organizações participantes	162
Tabela 8	Perfil dos entrevistados adicionais	187

LISTA DE QUADROS

Quadro 1	Lista dos principais periódicos que serviram de base para a revisão de literatura	45
Quadro 2	Questões-chave abordadas pelo <i>analytics</i>	53
Quadro 3	Dimensões e categorias do <i>analytics</i>	59
Quadro 4	Principais definições de capacidade absorptiva	72
Quadro 5	Níveis de análise da capacidade absorptiva	74
Quadro 6	Dimensões da capacidade absorptiva	78
Quadro 7	Lógica teórica de criação de valor	84

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

APMM	Analytic Processes Maturity Model (Modelo de Maturidade do Processo Analítico)
ETL	Extract, Transform and Load (Extração, Transformação e Carregamento)
ICICT	Instituto de Comunicação e Informação Científica e Tecnológica em Saúde da Fundação Oswaldo Cruz
IEEE	Institute of Electrical and Electronic Engineers (Instituto de Engenheiros Elétricos e Eletrônicos)
IT	Information Technology (Tecnologia da Informação)

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	19
1.1	Formulação da situação-problema	19
1.2	Objetivos da pesquisa	25
1.2.1	Objetivo geral	25
1.2.2	Objetivos específicos	26
1.3	DELIMITAÇÃO	27
1.3.1	Delimitação do tema	30
1.3.2	Delimitação temporal	31
1.3.3	Delimitação espacial	31
1.4	IMPORTÂNCIA DO ESTUDO E JUSTIFICATIVA	31
1.5	INEDITISMO E ORIGINALIDADE	35
1.6	ORGANIZAÇÃO DO ESTUDO	37
2	REVISÃO DA LITERATURA	38
2.1	Introdução	38
2.2	TEORIA DO <i>ANALYTICS</i>	46
2.2.1	Origens e definição de <i>Big Data</i>	46
2.2.2	Contextualização e definição de <i>Analytics</i>	47
2.2.3	Ecosistema de <i>Big Data Analytics</i>	49
2.3	TEORIA DA CAPACIDADE ABSORTIVA	57
2.3.1	Origens e conceitos	57
2.3.2	Níveis de análise da capacidade absorptiva	70
2.3.3	Dimensões da capacidade absorptiva	73
2.3.4	Capacidade absorptiva em implementações de <i>Analytics</i>	75
3	METODOLOGIA	85
3.1	Contextualização	85
3.2	Justificativa pela escolha da abordagem qualitativa	86
3.3	Características e justificativa pela escolha do método Grounded Theory	89
3.4	Etapas e procedimentos e características da Grounded	93

	Theory	
3.4.1	Roteiro inicial de pesquisa de campo	102
3.4.2	Teste piloto	105
3.4.3	Amostragem teórica	111
3.4.4	Produção de dados	113
3.4.5	Análise dos dados	119
3.4.5.1	Codificação aberta	119
3.4.5.2	Codificação axial	124
3.4.5.3	Codificação seletiva	128
3.4.5.4	Comparações constantes	129
3.4.6	Saturação teórica	133
3.4.7	Software Atlas.ti	134
3.4.8	Memorandos e diagramas de conceitos e relações	136
3.4.9	Critérios de avaliação	138
3.4.10	Limitações do método	140
4	CARACTERIZAÇÃO DO OBJETO DA PESQUISA	143
4.1	Caracterização	143
4.2	Contexto e escolha das organizações	143
4.3	Visão geral das organizações participantes	146
4.4	Práticas de implementação de <i>analytics</i> nas organizações participantes	153
5	RESULTADOS DA PESQUISA	158
5.1	Introdução	158
5.1.1	Antecedentes da capacidade absorptiva identificadas	159
5.1.2	Abordagens do <i>analytics</i> identificadas	167
5.1.3	Equipes envolvidas identificadas	169
5.1.4	Perspectivas <i>pré-analytics</i> e <i>pós-analytics</i> identificadas	175
5.2	Categorias <i>pré-analytics</i> identificadas	176
5.3	Os elementos constitutivos da teoria substantiva	178
5.3.1	Os elementos constitutivos da abordagem <i>pré-analytics</i>	178
5.3.1.1	Categoria identificação identificada	179

5.3.1.2	Categoria compreensão identificada	191
5.3.1.3	Categoria exploração identificada	202
5.3.1.4	Categoria implementação identificada	210
5.3.2	Os elementos constitutivos da abordagem <i>pós-analytics</i>	220
5.3.2.1	Categoria internalização identificada	222
5.3.2.2	Categoria apropriação identificada	226
5.3.2.3	Categoria emulação identificada	240
5.3.2.4	Categoria institucionalização identificada	250
6	A TEORIA SUBSTANTIVA EMERGENTE	271
6.1	Introdução	271
6.2	Identificação da categoria central	272
6.3	A integração das categorias	275
6.4	A descrição dos componentes da teoria substantiva	278
6.5	A descrição do modelo conceitual da teoria substantiva	279
6.6	Validação empírica da teoria substantiva	284
7	DIÁLOGO COM A LITERATURA	288
7.1	Introdução	288
7.2	Sobre os elementos teóricos identificados na literatura	289
8	CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS	310
8.1	Estratégias metodológicas	310
8.2	Principais resultados	313
8.3	Contribuição teórica	320
8.4	Contribuição prática	321
8.5	Contribuição social	322
8.6	Lacunas de oportunidades	323
8.7	Sugestões para pesquisas futuras	327
8.8	Limitações do estudo	327
	REFERÊNCIAS	331
	APÊNDICE A – Convite de participação para as empresas	358

APÊNDICE B – Roteiro inicial para pesquisa de campo	361
APÊNDICE C – Termo de consentimento livre e esclarecido	362
APÊNDICE D – Elementos constitutivos da teoria substantiva na perspectiva <i>pré-analytics</i>	363
APÊNDICE E – Elementos constitutivos da teoria substantiva na perspectiva <i>pós-analytics</i>	364
APÊNDICE F – Diagrama de conceitos e relações na perspectiva <i>pré-analytics</i>	365
APÊNDICE G – Diagrama de conceitos e relações na perspectiva <i>pós-analytics</i>	366

1. INTRODUÇÃO

O presente capítulo visa contextualizar e justificar o problema de pesquisa, definir os seus objetivos, e, conseqüentemente, delimitar o escopo e apresentar os procedimentos seguidos para a realização do estudo.

1.1. FORMULAÇÃO DA SITUAÇÃO PROBLEMA

Nesta tese, trata-se *big data* e *analytics* como um termo unificado, pois, se compartilha da questão levantada por Francisco (2015), que, ao unificá-los, refere-se a um termo correto e completo. No entanto, o foco da pesquisa está no *analytics* que, geralmente, é caracterizado por requisitos incertos ou variáveis, e um alto risco de implementação (VIAENE; BUNDER, 2011). Sobre *analytics*, considera-se o conceito atribuído por Davenport (2006, p. 3), que o define como sendo: "*a ciência da análise*", abrangendo um termo em que a maioria dos tomadores de decisão podem se relacionar. Sobre implementação de *analytics*, considera-se, nesta tese, qualquer iniciativa veiculadas pelas áreas internas, desde a sua concepção até a entrega do produto final do *analytics*. Por fim, em se tratando de absorção do conhecimento, nesta tese, considerar-se-á sob a ótica do construto da capacidade absorptiva, cujo conceito a ser utilizado é a "*habilidade coletiva que uma organização confere em seu conhecimento prévio de reconhecer o valor de nova informação, assimilá-la e aplicá-la com fins comerciais*" (COHEN; LEVINTHAL, 1990, p. 131).

Para contextualizar a problemática a ser perseguida por essa pesquisa, salienta-se que o crescente uso da tecnologia da informação (TI) no mundo dos negócios leva à captura e à manutenção de volumoso e complexo conjunto de dados sobre clientes, produtos e serviços pelas empresas (TOURINHO, 2013). No entanto, para entender seus negócios e tomar decisões com base nesse novo conjunto de dados, as organizações desenvolvem formas inovadoras para a sua captura, mas, ao mesmo

tempo, desafiadoras para a efetiva geração de valores ao negócio (BAYRAK, 2015). Desde então, relativa atenção está sendo dada para o valor que as organizações podem criar através do *analytics* (ALLMENDINGER; LOMBRELIA, 2005; COSIC, SHANKS e MAYNARD, 2012; DAVENPORT, 2006, 2013; FRANCISCO, 2015; GILLON et al., 2012; HENKE et al., 2016; ITTMANN, 2015; KOHAVI, ROTHLEDER e SIMOUDIS, 2002; KRISHNAMOORTHY; MATHEW, 2018; LAVALLE et al., 2011; MITHAS et al., 2013; NILSSON; RITZÉN, 2014; PICCOLI; WATSON, 2008; SHANKS; SHARMA, 2011; WATSON; WIXOM, 2007).

Para melhor aproveitar os dados existentes, cada vez mais as organizações estão participando de fenômenos que a indústria de TI denominou como *big data*, *business intelligence* e *business analytics* (BAYRAK, 2015; DAVENPORT, BARTH e BEAN, 2012; WICOM et al., 2011). Enquanto *big data* é o fenômeno que legitima a complexidade e o tamanho dos conjuntos de dados, *business intelligence* e *business analytics* são soluções que servem para analisar o "*big data*" (Wicom et al., 2011), consideradas cruciais para organizações que buscam extrair *insights* de negócios através de um conjunto muito grande de dados altamente variáveis (WANG, 2015). Nesse sentido, as organizações estão aumentando seus investimentos em *analytics* e ansiosas para entender como ele pode impactar o desempenho de seus negócios, fazendo com que a solução ganhasse impulso tanto em práticas organizacionais quanto acadêmicas (CHEN, CHIANG e STOREY, 2012; SHARMA, ASAMOAH e PONNA, 2013).

Porém, salienta-se que ainda há negligências acadêmicas e práticas sobre o tema. Na parte acadêmica, destaca-se que, apesar da sua publicidade recente, *analytics* não é totalmente compreendido. Há muitos entendimentos incorretos, imprecisos e incompletos (GROVER et al., 2018; HARTMAN et al., 2014; MIKALEF et al., 2016; RIGGINS; WAMBA, 2015; SHARMA, MITHAS e KANKANHALLI, 2014; WATSON, 2011). Apesar das evidências empíricas existentes, poucos estudos fornecem uma base teórica sólida para entender como e por que os benefícios são obtidos ao longo do tempo (Cosic, Shanks e Maynard, 2012; Shanks et al., 2010), além de haver pouco consenso do que quantificar (Verma, 2017), que tipo de técnica de *analytics* é

adequada em um contexto particular (Tan et al., 2015) e como a informação extraída pode ser usada para o bem-estar público (VERA-BAQUERO et al., 2013). Ressalta-se que há relativamente pouca investigação introspectiva do *analytics* (Holsapple, Lee-Post e Pakath, 2014; Isasi, Frazzon e Uriona, 2015) e, sobretudo, poucos estudos investigam o impacto da capacidade absorptiva no domínio de tecnologias associadas ao *analytics*, assim como o impacto no domínio que essas tecnologias têm sobre a capacidade absorptiva organizacional (GAO et al., 2017; GROVER et al., 2018; RODRIGUEZ; CUNHA, 2018).

Na parte prática, embora *analytics* tenha evoluído para se tornar um alicerce fundamental no suporte às decisões corporativas, salienta-se que não será apenas a natureza das questões que podem ser respondidas por ele que mudará, mas também os modelos de negócio (Côrte-Real, Ruivo e Oliveira, 2014), que precisam ser repensados para a criação e sustentação de competência analítica, de forma que as organizações não corram o risco de não conseguirem analisar rapidamente dados de todas as suas fontes. Ademais, as empresas ainda encontram-se em uma situação onde a oportunidade com o *analytics* existe, porém o talento analítico ainda é atrasado (Holsapple, Lee-Post e Pakath, 2014), assim como a perspicácia comercial para entender quais perguntas podem ser respondidas e quais problemas podem ser resolvidos que fará sentido e diferença nos negócios (PHILLIPS-WREN et al., 2015).

Entretanto, o seu emprego mostra-se importante tanto em nível doméstico quanto mundial. No Brasil, *analytics* é considerado como um dos cinco principais projetos de investimentos, de acordo com os resultados apresentados na recente pesquisa de Uso da Tecnologia da Informação realizada pela Fundação Getulio Vargas - FGV (MEIRELLES, 2019). Em nível mundial, as pesquisas de gastos com tecnologia da informação do Gartner¹ mostraram que *analytics* continuarão sendo o foco das principais prioridades tecnológicas para muitos executivos (GARTNER Inc., 2016).

¹ Gartner é uma empresa de consultoria fundada em 1979 por Gideon Gartner. A empresa desenvolve tecnologias relacionadas a introspecção necessária para seus clientes tomarem suas decisões no ramo das pesquisas, consultorias, eventos e prospecções acerca do mercado de TI. Disponível em: <https://www.gartner.com/>. Acesso em: 10 de dezembro de 2018.

Embora haja certa prioridade, um estudo realizado pela empresa SAS² sobre Plataforma Analítica, denominada “*Here and Now: the need for an analytics platform*”, revelou que apenas 35% das empresas estão efetivamente com projetos de implementação ao nível corporativo (SAS Inc., 2018). Isto indica que, apesar do valor gerado pelo *analytics* já ser reconhecido ao nível do poder de decisão, esse valor ainda não “chegou” à parte operacional. Outra pesquisa da Bain & Company³ entrevistou executivos de mais de 400 empresas em todo o mundo, a maioria com receitas de mais de US\$ 1 bilhão. A pergunta foi sobre os dados, capacidades de *analytics* e sobre a velocidade e eficácia na tomada de decisões das empresas. Os surpreendentes resultados revelaram que apenas 4% das empresas eram realmente boas em *analytics*; 56% não possuíam sistemas apropriados para capturar os dados de que precisavam ou não coletavam dados úteis; e 66% não tinham a tecnologia certa para armazenar e acessar dados. Mesmo com esses desafios, tudo indica que a evolução do *analytics* continuará e que outros padrões e tecnologias ainda mais poderosos sejam incorporados ao negócio.

Mesmo com essas pesquisas, ainda existe dificuldade de obtenção de respostas quanto aos elementos teóricos que vinculam a absorção do conhecimento ao modo como os profissionais estão aproveitando as soluções oferecidas pelo *analytics* nas práticas organizacionais, especialmente em organizações públicas que, na maioria dos casos, têm seus cargos fixados por Leis originadas antes das inovações associadas ao *analytics*, que as compelem reter os profissionais mesmo não qualificados para lidar com essa nova realidade do mundo analítico. Dessa forma, as evidências, indícios e lacunas apresentadas instigam esse trabalho a investigar o seguinte problema da pesquisa: ***falta compreensão sobre como ocorre a capacidade absorptiva em implementações de analytics.***

² A empresa SAS é o líder em *analytics*. Por meio de software e serviços inovadores, a SAS capacita e inspira clientes em todo o mundo a transformar dados em inteligência. Disponível em: <https://www.sas.com/sas/offers/18/here-and-now-the-need-for-an-analytics-platform.html>. Acesso em: 10 de dezembro de 2018.

³ Disponível em: <https://www.bain.com/insights/the-value-of-big-data>. Acesso em: 29.01.2019

Desta forma, esta pesquisa não parte de um referencial teórico *a priori* com foco na construção de um modelo para posterior testagem, mas como ponto de partida para se conhecer melhor o tema, para o qual se busca construir uma teoria substantiva, fundamentada nos dados produzidos, permitindo ao pesquisador uma flexibilidade e liberdade (Strauss; Corbin, 1990, 2008) suficientes para captar a essência do fenômeno que emergirá dos dados, analisados a partir da percepção das equipes envolvidas, sendo passível de constante adaptação à medida que mais se aprende sobre o fenômeno. Desta forma, acredita-se que o pesquisador garante o equilíbrio entre a teoria existente e o aprendizado a partir dos dados, sendo esta a ênfase do método a ser utilizado (PETRINI; POZZEBON, 2009). Portanto, com o intuito de colaborar para o avanço de pesquisas sobre capacidade absorptiva em implementações de *analytics*, especificamente no âmbito das organizações públicas, a seguinte questão de pesquisa serviu de norte para este estudo:

“Como ocorre a capacidade absorptiva em implementações de *analytics* no âmbito das organizações públicas brasileiras, a partir da percepção das equipes técnicas de TI e de negócio?”.

O principal objetivo da pesquisa qualitativa é desenvolver teoria. Para isso, é necessário estruturar a questão de pesquisa de forma a garantir “*flexibilidade e liberdade*” para explorar o fenômeno em profundidade (STRAUSS; CORBIN, 2008, p. 51). Além disso, na base dessa técnica para fazer pesquisa qualitativa está a convicção de que todos os conceitos pertencentes a um determinado fenômeno ainda não foram identificados, pelo menos não no âmbito do sujeito do estudo (organizações públicas brasileiras). Ou, talvez, haja a suposição de que ninguém jamais formulou essa determinada questão de pesquisa exatamente da mesma forma, e assim, é impossível determinar quais variáveis pertencem a essa área substantiva e quais não pertencem. Esse raciocínio cria a necessidade de formular um tipo de questão que permita ao pesquisador encontrar respostas que pareçam importantes. Assim, a questão de pesquisa foi definida a partir de uma concepção que permite amplo universo de possibilidades, sendo uma declaração que identifica

o fenômeno a ser estudado, ou seja, “...*Ela diz aos leitores especificamente o que o pesquisador quer saber sobre o assunto*” (STRAUSS e CORBIN, 2008, p. 51).

Sobre as equipes envolvidas, o que se pôde inferir é que as organizações precisam passar por um processo de preparação de equipes internas para estarem aptas a lidar com implementações de *analytics*, dado que estas soluções precisam ser adaptadas às mudanças relacionadas a aspectos técnicos, tecnológicos e legais. A busca pelo entendimento do fenômeno nestas organizações é também importante, pois facilitam o estabelecimento de diretrizes internas capazes de propiciar as mudanças necessárias para a consecução destas implementações, buscando, assim, melhoria no desempenho organizacional e maior competitividade em seu setor de atuação.

Nesse sentido, elaborou-se um modelo de pesquisa que integra capacidade de absorção e *analytics* e demonstra como o construto ocorre no contexto de implementações de *analytics*. Os resultados apresentam os elementos teóricos presentes em diferentes padrões de apropriação de conhecimento em *analytics*, resultantes da apropriação de específicas estruturas internas e externas de conhecimento, assim como a navegação sistêmica em categorias e subcategorias identificadas no estudo.

No estudo, há evidências de que os resultados demonstram que as organizações devem criar mecanismos que sejam capazes de revelar, reter, reconhecer e aproveitar o conhecimento de talentos internos que se manifestam individualmente, muitas vezes pouco estimulados e aproveitados, mas que são potenciais oportunidades tanto para captarem o conhecimento relevante sobre *analytics* do ambiente externo e transformarem o modo como os problemas organizacionais são resolvidos, quanto para disseminar boas práticas de *analytics* para os demais membros internos, desde que esses indivíduos com conhecimento diferenciado sobre *analytics* sejam acessados de forma efetiva pela organização. Assim, o estudo demonstra como o conhecimento individual pode funcionar como antecedentes de

capacidade absorptiva intraorganizacional, assim como evidencia os elementos conceituais que integram capacidade absorptiva e implemantações de *analytics*.

1.2 OBJETIVOS DA PESQUISA

1.2.1 Objetivo geral

Motivado pela importância dos temas citados e pela escassez de estudos anteriores sobre práticas de absorção do conhecimento em implementações de *analytics*, o objetivo principal desta pesquisa é **“construir uma teoria substantiva por meio da investigação de como ocorre a absorção do conhecimento em implementações de *analytics* nas organizações públicas brasileiras, a partir da percepção das equipes técnicas de TI e de negócio”**. Com isso, pretende-se discutir as variações relacionadas às nuances da capacidade absorptiva presentes, o que pode gerar discussões técnicas, operacionais e gerenciais relevantes.

Para fins desta pesquisa, considera-se a participação de relevantes organizações públicas brasileiras, desde que sejam organizações que contenham iniciativas que possam servir como objeto de investigação nesse estudo. As motivações pelas escolhas das organizações estão detalhadas mais adiante. Quanto aos investigados, considerar-se-ão somente os indivíduos pertencentes às equipes *“técnicas de TI e de negócio”* envolvidas. Portanto, diferentes perfis como: gestores, administradores de banco de dados, cientistas de dados, analistas de negócio, engenheiros de dados, entre outros cargos cujas descrições estejam correlacionadas podem ser considerados como fonte de dados para a pesquisa, desde que estejam vinculados àquelas equipes.

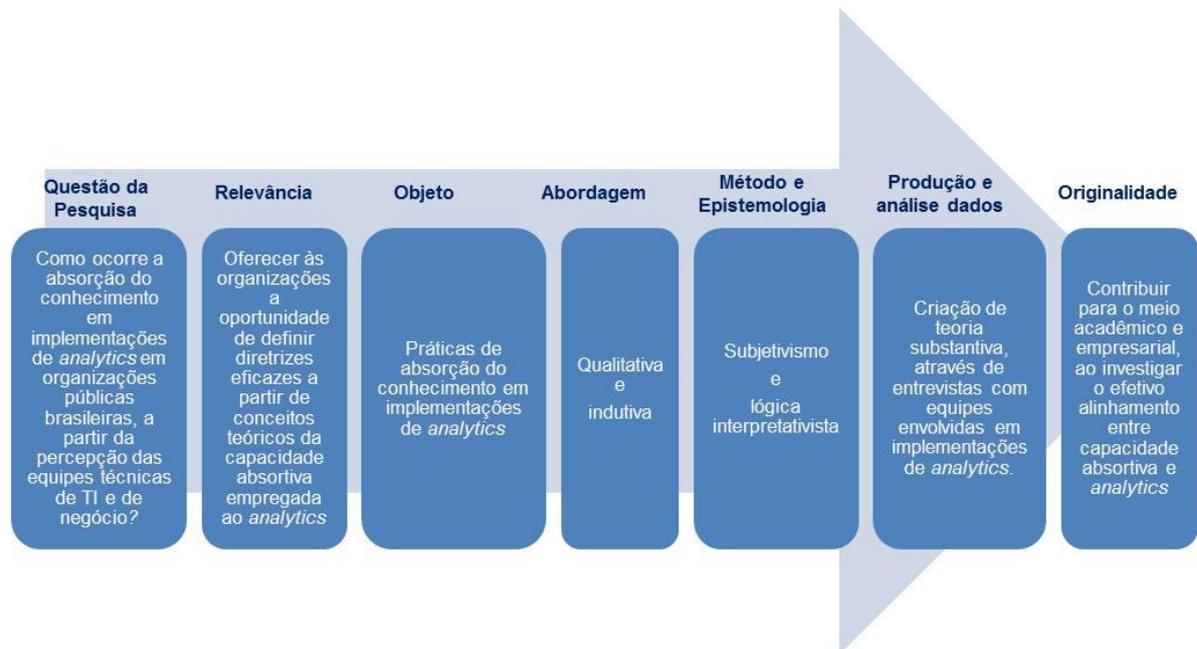
1.2.2 Objetivos específicos

Para o atingimento do objetivo principal, há a necessidade de responder outros quesitos, especialmente sobre:

- a) Descrever a percepção das equipes envolvidas em implementações de *analytics* no que diz respeito às práticas de absorção do conhecimento;
- b) Identificar as condições em que estão associadas as implementações de *analytics* no âmbito das organizações públicas participantes;
- c) Identificar as estratégias de ação que as equipes utilizam ao longo das implementações de *analytics*;
- d) Desenvolver, a partir das informações levantadas na pesquisa bibliográfica e empírica, uma teoria substantiva que demonstre os elementos teóricos existentes na absorção do conhecimento em implementações de *analytics* nas organizações públicas brasileiras, que sejam suficientes para a construção de um modelo conceitual capaz de integrar esses elementos;

A Figura 1 consolida as informações num único esquema, demonstrando as partes relevantes para que haja um entendimento completo da pesquisa.

Figura 1 – Esquema da pesquisa



Fonte: preparado pelo autor

1.3 DELIMITAÇÃO

O objetivo desta seção é delimitar a pesquisa no tempo, no espaço e nos limites da literatura a ser investigada. A delimitação da pesquisa é fundamental, pois em uma pesquisa mal delimitada, não se consegue dar sentido aos dados, o que compromete a qualidade do estudo e de seu poder explicativo (GIL, 1999). Procedese, primeiramente, com a identificação do objeto de estudo e a delimitação do fenômeno, discutindo-os e definindo-os. Em seguida, delimita-se a pesquisa temática, temporal e espacialmente.

Como o objeto de estudo é *construir uma teoria substantiva por meio da investigação de como ocorre a absorção do conhecimento em implementações de analytics nas organizações públicas brasileiras*, que vivenciaram ou estão vivenciando essa realidade, independente do escopo de abrangência delas no contexto organizacional, a seleção das organizações é uma etapa fundamental para a qualidade do resultado final, sobretudo em estudo que utiliza a abordagem

qualitativa como alternativa estratégica. Assim, as organizações foram selecionadas, principalmente, por três motivos:

- a) **em função de sua tipicidade:** optou-se por estudar o fenômeno em organizações públicas. O motivo da escolha por este tipo de instituição é devido ao fato de que quando comparadas às organizações privadas, elas estão atrasadas na implementação de gestão do conhecimento, como revelado em pesquisa realizada pela Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE) em 20 países e 132 instituições governamentais (Batista, 2012), tendo sido a mesma situação validada por outra pesquisa, embora restrita à administração pública brasileira (BATISTA, 2005). Recente pesquisa internacional corrobora com esses achados (CHEGUS, 2017).

Outra pesquisa promovida pelo Instituto de Pesquisas Econômicas e Aplicadas – IPEA divulgou resultado sobre maturidade em gestão do conhecimento, a qual discorre que o compartilhamento de melhores práticas e lições aprendidas e o registro e compartilhamento de conhecimento adquirido não são ainda práticas consolidadas em, respectivamente, 85% e 70% das organizações que participaram da pesquisa. A mesma pesquisa revela que, no critério pessoas, as organizações que estão no nível iniciação têm muito a melhorar em 66% das assertivas da pesquisa, enquanto possuem pontos fortes em apenas 34% das afirmações (BATISTA, 2015). Os resultados destas pesquisas revelam a importância de estudos que evidenciem a identificação e propagação das melhores práticas sobre gestão do conhecimento que possam beneficiar as organizações públicas.

- b) **em função de sua experiência com implementações de *analytics*:** quando se trata de aplicações em nível público, ainda há ceticismo quanto a se *analytics* pode efetivamente contribuir para transformar *big data* em informações relevantes, pois os governos precisam desenvolver novas capacidades e adotar novas tecnologias para que as transformações ocorram,

mesmo com o setor público mundial tendo começado a obter *insights* para apoiar a tomada de decisões em tempo real a partir de dados dinâmicos (KIM, TRIMI e CHUNG, 2014). Portanto, para as implementações serem consideradas, foram estabelecidos os critérios de ciclo de vida e nível de análise: I) espera-se que as implementações em *analytics* estejam em fase inicial, que estejam em fase cujos gestores ou usuários já estejam percebendo os seus resultados, ou que já tenham sido finalizadas; II) considerar-se-ão implementações compostas por gestoras(es) ou colaboradoras(es) das áreas técnicas de TI e das áreas de negócio. Acredita-se que, para o critério ciclo de vida, as implementações com ciclo avançado tenham o processo de absorção do conhecimento satisfatoriamente evoluído para que os fenômenos sejam revelados com relativa facilidade, além de recheados de elementos teóricos. Para as implementações com ciclo reduzido, em fase inicial, possivelmente não será possível produzir categorias teóricas suficientes, as quais serão complementadas com a produção de dados cujas implementações estejam com seu ciclo de vida mais avançado. Além do critério ciclo de vida, as implementações tratadas em nível de análise intraorganizacional serão consideradas de acordo com a presença de gestoras(es) ou colaboradoras(es) das áreas técnicas de TI e das áreas de negócio, em que os conceitos podem apresentar-se de forma multifacetadas, o que pode revelar questões teóricas e práticas relevantes;

- c) **pela facilidade de acesso às empresas:** pelo fato de a pesquisa demandar entrevistas com profissionais de equipes diferenciadas, foram buscados aqueles em que haja maior facilidade de acesso alocados nas áreas técnicas de TI e de negócio, através do(s) principal(is) responsável(is) pela(s) implementação(ões) de *analytics*. Inicialmente, serão contatados gestores de respectivas áreas responsáveis e impactadas pelas implementações, com a estratégia de expandir as entrevistas com os profissionais das equipes por eles indicados, ou possivelmente através de *networking*.

1.3.1 Delimitação do tema

O tema central desta pesquisa é investigar como ocorre a absorção do conhecimento em implementações de *analytics*, onde se busca compreender como ocorre a apropriação de valores de negócio da solução pelas equipes envolvidas. Por se tratar de um estudo de caráter exploratório, o referencial teórico limitar-se-á às teorias relacionadas à capacidade absorptiva, sobretudo analisando-a no nível de análise intraorganizacional, acrescidos dos modelos teóricos de *analytics* que avaliam os atributos envolvidos nos processos de negócio.

Nesta tese, preocupa-se em investigar *analytics* pela sua segmentação denominada *business analytics* (BAYRAK, 2015; DAVENPORT, BARTH e BEAN, 2012; WICOM et al., 2011). Essa decisão se deve ao fato de as soluções analíticas no âmbito das empresas contribuírem para uma maior confiança na tomada de decisão, através da implementação de modelos de *analytics* que disseminam boas práticas e elevam os padrões de gestão (EVANS, 2016). Em se tratando de *business analytics*, o termo abrange a transformação de dados usados para apoiar a tomada de decisões gerenciais (Negash, 2004; Watson; Wixom, 2007), sendo amplamente usado como suporte a decisões e sistemas de inteligência de negócios (Watson, 2010) e, devido a sua crescente popularidade, a investigação dos antecedentes/determinantes da sua adoção e o impacto subsequente da mesma no desempenho da empresa se tornou um importante tópico de pesquisa (AYDINER et al., 2019). Portanto, a utilização do referencial teórico teve os seguintes objetivos:

- a) **Primeiro:** situar o pesquisador acerca de aspectos teóricos, modelos mentais e eventuais *frameworks* sobre os fenômenos investigados. Essa etapa auxiliou o pesquisador a formular as questões utilizadas na etapa de produção de dados;
- b) **Segundo:** devido à complexidade das implementações de *analytics* e a capacidade de absorção do conhecimento, a ênfase será no entendimento

das complexidades teóricas envolvidas nestas implementações, com o intuito de permitir inferências diversas.

1.3.2 Delimitação temporal

Sendo esta uma pesquisa exploratória, procurou-se concentrar, para o suporte teórico, em trabalhos nacionais e internacionais publicados a partir dos anos 2010, pela justificativa de reunir os estudos mais recentes sobre o tema, quando as organizações impulsionaram o processo de utilização de *analytics* em seus planos de negócio por causa das tecnologias emergentes e da tendência mundial quanto ao tema, embora outros estudos produzidos em anos anteriores também foram analisados e considerados.

1.3.3 Delimitação espacial

Com relação à delimitação espacial, a amostra utilizada na pesquisa não será aleatória, mas sim construída com base num propósito específico de selecionar as organizações que possam efetivamente contribuir para o entendimento do tema. Sendo assim, pretende-se explorar o fenômeno nas organizações públicas localizadas em qualquer parte de todo o território nacional, provenientes de variados setores da indústria.

1.4 IMPORTÂNCIA DO ESTUDO E JUSTIFICATIVA

Existem vários motivos pelos quais este estudo é importante. Em primeiro lugar, destaca-se que, apesar da publicidade recente, o *analytics* não é totalmente

compreendido. Há muitos entendimentos incorretos, imprecisos e incompletos (GROVER et al., 2018; HARTMAN et al., 2014; MIKALEF et al., 2016; RIGGINS; WAMBA, 2015; SHARMA, MITHAS e KANKANHALLI, 2014; WATSON, 2011). As ideias sobre o que o *analytics* significa para os negócios e a sociedade e como ele deve ser gerenciado ainda estão evoluindo (HARTMAN et al., 2014). A taxa de sucesso das implementações de *analytics* e o valor estratégico criado a partir deles não são claros, pois a maior parte da literatura se concentra em questões técnicas e em como ele pode ser usado para melhorar as capacidades organizacionais táticas (GROVER et al., 2018; MIKALEF et al., 2016).

Na parte acadêmica, a literatura mostra que há relativamente pouca investigação introspectiva do *analytics* como campo de estudo (HOLSAPPLE; LEE-POST e PAKATH, 2014). Embora haja alguma evidência de que os investimentos nesta solução possa criar valor, a tese de que "*analytics* leva a valor" precisa de uma análise mais profunda (SHARMA, MITHAS e KANKANHALLI, 2014). Ressalta-se, ainda, que existem relativamente poucos estudos que investigam o impacto da capacidade absorptiva no domínio de tecnologias associadas ao *analytics*, assim como o impacto no domínio dessa tecnologia tem sobre a capacidade absorptiva organizacional (GAO et al., 2017; GROVER et al., 2018; RODRIGUEZ; CUNHA, 2018).

Em segundo lugar, as tecnologias associadas ao *analytics* se tornam um importante investimento estratégico para muitas organizações, sobretudo as brasileiras, que fazem grandes investimentos, de acordo com os resultados apresentados na já mencionada pesquisa de Uso da Tecnologia da Informação, realizada pela Fundação Getulio Vargas - FGV (MEIRELLES, 2019). Embora se saiba muito sobre como os sistemas de informação agregam valor às organizações (Seddon et al., 2010), isso não se aplica aos sistemas de *analytics*. Sabe-se que o valor fornecido por ele existe, porém, ainda é obscuro na realidade organizacional (SHARMA, MITHAS e KANKANHALLI, 2014).

Diante dessa realidade, justifica-se investigar a capacidade absorptiva no contexto de implementações de *analytics* pela possibilidade de a mesma servir para fundamentar o surgimento de categorias que sejam propícias à constituição de novos conceitos, técnicas e processos que o expliquem, dado que importantes avanços na prospecção e no uso de tecnologias associadas, na maioria das vezes, são originados pela vivência e pela interação das equipes técnicas de TI e de negócio envolvidas nestas implementações.

Ressalta-se que a não trivialidade do estudo se dá pela escolha de seu contexto específico e do seu nível de análise. Os estudos de Elbashir, Collier e Sutton (2011), de Seddon et al., (2012), de Lam et al., (2017) e de Rodriguez e Cunha (2018) parecem ser os únicos com investigações semelhantes. O primeiro examinou a influência dos controles organizacionais relacionados à gestão do conhecimento e desenvolvimento de recursos em capacidade de “*assimilação*” do sistema de *business intelligence*, porém utilizando o nível de análise do tipo organizacional. O segundo apresenta um modelo teórico de fatores que explicam como o *business analytics* contribui para geração de valor ao negócio. O terceiro estudo criou um *framework* da capacidade absorptiva de *big data* para alavancar seus benefícios e seus custos na empresa. Por último, o estudo de Rodriguez e Cunha investigam o papel da capacidade absorptiva na identificação de recursos de *big data* e análise preditiva aplicada à inovação da cadeia de fornecimento sustentável. Esses últimos autores, inclusive, ressaltam a falta de estudos que relacionam *analytics* e capacidade absorptiva.

Desta forma, a presente pesquisa procura preencher essas lacunas teóricas, procurando enfatizar as questões dominantes ao se compreender o fenômeno sob a perceptiva da capacidade absorptiva. Entende-se que a maneira como a investigação está delineada pode ajudar a resolver a lacuna que ainda existe no campo de estudo, proporcionando relevância teórica para o âmbito acadêmico, empresarial e social, da seguinte forma:

Contexto acadêmico:

No contexto acadêmico, espera-se que sua contribuição se baseie no fato de se oferecer uma maior compreensão de como um fenômeno pouco explorado da forma que aqui se pretende está se desenvolvendo em âmbito nacional. Essa compreensão será conduzida pela adoção de abordagem interpretativista como estratégia de pesquisa, em que se busca analisar os dados a partir da perspectiva das equipes envolvidas em específicas implementações de *analytics*, tentando evidenciar as peculiaridades associadas ao fenômeno que, muitas vezes, não são consideradas pela maioria das pesquisas de cunho quantitativo, principalmente por adotarem uma abordagem objetivista. Com a abordagem qualitativa, procura-se entender com mais profundidade e clareza os aspectos relacionados à capacidade absorptiva aplicada a este contexto. Como resultado, acredita-se na efetiva possibilidade de contribuir para a academia ao fornecer elementos empíricos capazes de ajudar na compreensão de como os temas se relacionam, além de fornecer uma justificativa para vincular estratégias e conceitos de capacidade absorptiva cientificamente comprovados ao contexto de implementações de *analytics*.

Contexto empresarial:

Sob o ponto de vista da prática empresarial, o entendimento de como as organizações públicas absorvem o conhecimento em implementações de *analytics* poderá servir de modelo para a definição de políticas e diretrizes orientadoras de futuras implementações, auxiliando, assim, um planejamento apropriado para a adoção de um modelo adequado às necessidades dos atores envolvidos e ao contexto intraorganizacional. Desta forma, as organizações podem se cercar de elementos para minimizar os impactos resultantes, garantindo, portanto, que implementações desta natureza possa ocorrer de forma efetiva e com maiores possibilidades de êxito.

Ainda, a compreensão dos elementos teóricos presentes no fenômeno pode ser fundamental para as organizações definirem estratégias capazes de auxiliá-las a se manterem competitivas em seu setor de atuação, minimizando ameaças do ambiente externo. Sendo assim, o estudo pode torna-se relevante para as práticas organizacionais ao oferecer uma visão teórica de como investimentos e esforços em

analytics podem ser alavancados quando há um satisfatório processo de absorção do conhecimento no ambiente das unidades de negócio, que possam gerar valor e alavancar os ganhos com iniciativas desta natureza, facilitando o planejamento e ações a serem tomadas pelas áreas funcionais específicas de inteligência, gestão do conhecimento, ou correlatas.

Contexto social:

A compreensão das categorias, subcategorias, dimensões e propriedades a serem desenvolvidas podem ser fundamentais para ajudar as organizações a definirem estratégias através de suas unidades de negócio e manterem-se competitivas em seu setor de atuação, e, conseqüentemente, focadas em seu maior propósito de promover economias para o país e soluções para o cidadão. O estudo torna-se relevante também ao oferecer uma visão teórica de como investimentos e esforços podem ser alavancados mediante o emprego efetivo da capacidade absorptiva relacionada ao *analytics* no ambiente das unidades de negócio, que possam gerar valor e alavancar ganhos, fazendo com que investimentos empregados nestas implementações se revertam, inclusive, para benefícios sociais.

Por fim, no que diz respeito ao público-alvo, mais especificamente às equipes direta ou indiretamente envolvidas com o contexto, além de gestores e executivos que patrocinam implementações de *analytics*, a pesquisa poderá servir como base conceitual e teórica, pois, como na maioria dos projetos de TI, trata-se de processos contínuos e evolutivos, encarados como críticos para o fortalecimento competitivo da organização.

1.5 INEDITISMO E ORIGINALIDADE

Em relação ao ineditismo e à originalidade da pesquisa, ressalta-se o contexto e o nível de análise em que o fenômeno será investigado. Na literatura e na prática organizacional, o que se percebe é que não há mais falta de dados, mas, agora,

recheadas de dados, o desafio para as organizações que desenvolvem *analytics* é responder cada vez mais rápido às exigências e expectativas do negócio, sobretudo quando os dados analisados se situam em contextos que extrapolam o universo da própria organização controladora dos dados, uma vez que a investigação será conduzida no âmbito de organizações públicas brasileiras, onde possivelmente tenham algumas implementações de *analytics* sendo desenvolvidas continuamente para outras organizações públicas do Governo Federal, sendo melhor discriminadas no capítulo 4. Entender como ocorre a absorção do conhecimento em contextos com essas características singulares remete a questões técnicas, gerenciais e institucionais importantes, sobretudo com a recente criação da Lei Geral de Proteção de Dados.

Adicionalmente, a condução da investigação foi feita a partir da determinada realidade social vivenciada pelas equipes das áreas técnicas de TI e de negócio envolvidas em implementações de *analytics*. Ressalta-se que o contexto e o nível de análise em que o fenômeno foi investigado podem produzir resultados valiosos. Portanto, a tese justifica-se pela tentativa de fornecer uma teoria emergente dos dados sobre a absorção do conhecimento em implementações de *analytics*, em que seu ineditismo e sua originalidade são apoiados pelas características intrínsecas do contexto e o nível de análise da investigação.

Ainda assim, foi realizada uma revisão de literatura – discutida em seção subsequente – na qual os trabalhos que contivessem as palavras-chaves que representassem essa pesquisa foram encontrados e analisados. A conclusão da busca e análise foi que, embora os trabalhos tenham sido importantes como referência teórica, pelas características e pela natureza metodológica, eles não representam ameaça à originalidade ao ineditismo.

1.6 ORGANIZAÇÃO DO ESTUDO

A partir dos capítulos seguintes, o presente estudo apresenta uma organização lógica, buscando alcançar os objetivos da pesquisa. No capítulo 2, apresenta-se a revisão de referências teóricas que darão suporte à pesquisa, onde são apresentados os fundamentos e as definições da *capacidade absorptiva*, com sua história, seus modelos e caracterização, assim como um aprofundamento em perspectiva que trata exclusivamente do recurso conhecimento. Adicionalmente, é detalhada a abordagem teórica do *analytics*, que, de forma complementar à primeira, contribuem com a busca dos resultados nesta pesquisa.

O capítulo 3 detalha o método e a técnica utilizados para a efetivação da pesquisa, onde são descritos os procedimentos metodológicos, como o tipo de pesquisa, o perfil da amostra e dos sujeitos, a definição do método, a previsão de produção de dados através de fontes primárias e secundárias e os procedimentos previstos no tratamento e na análise dos dados, concluindo com as limitações do método utilizado, prevendo o avanço acadêmico do tema. Nos capítulos subsequentes são apresentadas as caracterizações do objeto da pesquisa, assim como seus resultados, a teoria substantiva emergente, a discussão com a literatura e as conclusões. Por fim, é listada toda a bibliografia utilizada neste trabalho, assim como apensados: A) a carta-convite de participação para as empresas; B) o roteiro inicial para pesquisa de campo; C) o termo de consentimento livre e esclarecido; D) os elementos constitutivos da teoria substantiva na perspectiva *pré-analytics*; E) os elementos constitutivos da teoria substantiva na perspectiva *pós-analytics*; F) os diagramas de conceitos e relações na perspectiva *pré-analytics*; e G) os diagramas de conceitos e relações na perspectiva *pós-analytics*.

2. REVISÃO DA LITERATURA

2.1 INTRODUÇÃO

O referencial teórico desta pesquisa propõe o estudo das principais vertentes teóricas sobre capacidade absorptiva e sua articulação com as diversas possibilidades de identificação da absorção do conhecimento em implementações de *analytics*. Uma compreensão desta combinação será fundamental para o desenvolvimento das futuras pesquisas qualitativas e quantitativas que sejam direcionadas pelas conclusões desta pesquisa.

A revisão da literatura, classificada como do tipo narrativa (Cordeiro et al., 2007), foi realizada com ênfase no processo de busca, análise e descrição de um corpo do conhecimento específico da pesquisa (Bryman; Bell, 2007), porém, não teve como norte principal exaurir o estado da arte sobre *capacidade absorptiva*, cuja teoria serve de alicerce para a compreensão dos principais aspectos teóricos do fenômeno para não comprometê-lo em termos de precisão e relevância na medida em que se corre o risco de não serem suficientes para capturar as nuances do processo. Isso contribui para justificar a escolha pela construção de uma teoria substantiva⁴ para captar essas particularidades. Assim sendo, o propósito da revisão da literatura nesta pesquisa é proporcionar ao pesquisador sensibilidade suficiente para facilitar a consecução do modelo conceitual sobre o fenômeno investigado. Essa postura adotada pelo pesquisador se deu pela multiplicidade de fatores envolvidos em *analytics* e que se manifestam de variadas formas, atribuindo ao contexto uma característica multifacetada.

⁴ Teoria Substantiva é aquela derivada dos dados, sistematicamente reunidos e analisados por meio de processo de pesquisa (STRAUSS e CORBIN, 2008, p. 25).

Este capítulo divide-se em três seções. Inicialmente, abrange a história, as características e os aspectos relevantes sobre *analytics*. Presume-se que, desta forma, aproximou o pesquisador de um conhecimento prévio das pesquisas relacionadas ao objeto de estudo. A seção a seguir adota-se o arcabouço teórico de abrange o histórico, os conceitos, as dimensões e as características da teoria de Capacidade Absortiva (*Absorptive Capacity*). Nesta etapa, consideram-se relevantes estudos que compreendem o construto. Apresenta-se também uma revisão das definições e taxonomias do tratamento do conhecimento, além de fornecer um resumo abrangente de pontos de vista alternativos destas taxonomias do conhecimento e as implicações para a sua absorção pelos indivíduos.

O processo de revisão bibliográfica ocorreu ao longo do ano de 2018, e, para todos os temas, o foco se deu em publicações efetivadas no período que compreendesse os anos de 2010 até o ano 2018, pela justificativa de reunir os estudos mais recentes sobre o tema, num momento em que as organizações impulsionam a utilização de *analytics* em seus planos de negócio por causa das tecnologias emergentes e da tendência mundial quanto ao tema. Eventuais publicações do ano de 2019 foram incorporadas no diálogo com a literatura, apresentada em capítulo específico. Contudo, antes de efetuar o *download* de documentos na rede global, o resumo e/ou introdução dos mesmos eram acessados para certificar o pesquisador de que se tratava de assunto de real interesse para esta pesquisa, dado que parte das publicações trazem títulos em dissonância com o assunto apresentado no interior da mesma. Buscou-se consolidar os principais conceitos sobre práticas de absorção do conhecimento em iniciativas de *analytics*. Assim, foram investigados 636 artigos em periódicos internacionais. No âmbito nacional, buscou-se trabalhos relacionados ao tema para levantar os principais conceitos na área acadêmica nacional. Identificou-se 05 dissertações e 13 teses que tratavam do assunto capacidade absortiva ou implementações de *analytics* no período. Paralelamente, investigou-se também, todos os trabalhos publicados no site AnPAD⁵ (www.anpad.org.br), além dos principais periódicos de gestão do Brasil.

⁵ A ANPAD - Associação Nacional de Pós-Graduação e Pesquisa em Administração desenvolve um consistente trabalho na promoção do ensino, da pesquisa e na produção de conhecimento dentro do campo das ciências administrativas, contábeis e afins no Brasil. Disponível em: www.anpad.org.br. Acesso em: 02/01/2018.

As estratégias realizadas no desenvolvimento desta parte da pesquisa foram as seguintes: partiu-se das referências dos artigos selecionados pelo pesquisador através do filtro avançado do site eletrônico no portal de periódicos da Capes (<http://www.periodicos.capes.gov.br/>), entre os meses de março a junho do ano de 2018. Para melhor aproveitar o tema *capacidade absorptiva*, na busca avançada, utilizou-se as palavras-chaves “*absorptive capacity*”. Para refinar os resultados, utilizou-se a opção “*business*” como tópico, a opção “*inglês*” como idioma e a opção “*artigo*” como tipo de material nas seleções de filtro. Da mesma forma, para o levantamento do tema *analytics*, utilizou-se as palavras-chaves “*big data*” and “*analytics*” no campo de busca avançada. Os dois termos foram conjugados pelo fato de “*analytics*” ainda ser um tópico relativamente confuso dentro do ambiente organizacional, principalmente com a expressão ciência de dados ou *big data* (Russom, 2011).

Complementar a estas publicações, acessou-se o site (<https://scholar.google.com.br/>), no mesmo período, a fim de encontrar artigos relacionados ao assunto em idioma inglês e português, com filtro de frase exata “*absorptive capacity*” e “*big data*” and “*analytics*” no título do artigo, entre o período dos anos de 2010 a 2018. Para o levantamento do tema absorção do conhecimento em implementações de *analytics*, utilizaram-se as palavras-chaves “*absorptive capacity*” conjugada com “*big data*” and “*analytics*” e as palavras-chaves “*absorptive capacity*” conjugada com “*analytics*”. Julgou-se não ser necessário utilizar as palavras-chaves “*absorptive capacity*” conjugada com “*big data*”, dado a disponibilidade de quase a totalidade de *papers* duplicados, resultantes do filtro realizado anteriormente. Da mesma forma, estas integrações foram confirmadas a partir do acesso e exploração do resumo e/ou introdução das publicações.

Ainda com relação aos periódicos internacionais, com fulcro de garantir a consistência no levantamento bibliográfico em relevantes periódicos, acessou-se a base direta da editora *Esmerald Insight* (www.esmeraldinsight.com), e, através da opção *Information & Knowledge Management* ativada, acessou-se a opção

Knowledge Management no campo de filtro. Optou-se então, por acessar o *Journal of Knowledge Management* e o *Journal of Intellectual Capital*. Para o *Journal of Knowledge Management*, acessou-se documentos a partir do volume 4 (ano 2000). Para o *Journal of Intellectual Capital*, acessou-se documentos a partir do volume 1 (ano 2000). Essas seleções foram necessárias para filtrar *papers* publicados durante o intervalo dos anos de 2010 e 2018.

Ainda para a pesquisa do tema “*absorptive capacity*” e “*big data*” and “*analytics*” em periódicos internacionais, acessou-se a base de dados *ScienceDirect* (www.sciencedirect.com), em que utilizou-se o conjunto de palavras “*business analytics*” no filtro de busca, com a opção “*all fields*” habilitada. Da mesma forma, utilizou-se a palavra “*absorptive capacity*” juntamente com a conjugação das palavras “*big data*” and “*analytics*”. Ambas pesquisas foram feitas para o período de publicações a partir do ano 2010.

Tabela 1 – Lista dos principais periódicos que serviram de base para a revisão de literatura

Absorptive Capacity	Bases de dados	Ano Inicial	Ano Final	A Seleção	B Uso
		2010	2018	92	13
Big Data & Analytics	Periódicos da Capes	2010	2018	81	8
	Google Scholar			8	4
	Science Direct			21	2
	Emerald Insight			A	B
	Periódicos da Capes			20	3
	Google Scholar			33	5
Absorptive Capacity and Big Data Analytics	Science Direct	2010	2018	231	42
	Emerald Insight			45	11
	Periódicos Nacionais específicos			A	B
	Anpad			12	1
	Base de dados Internacional			A	B
	Periódicos da Capes			3	1
Absorptive Capacity and Big Data Analytics	Google Scholar	2010	2018	33	3
	Science Direct			26	6
	Emerald Insight			31	5
	Periódicos Nacionais específicos			B	C
	Anpad			0	0
	Total				

Fonte: preparado pelo autor

A análise bibliográfica restringiu-se aos artigos em periódicos nacionais e internacionais. Além destes, acervos de teses, dissertações e livros também serviram como alicerce conceitual e teórico e também foram objeto de busca e análise do pesquisador. Buscou-se estudos realizados em sites de Universidades brasileiras com cursos de doutoramento relacionados à Gestão do Conhecimento, como a Universidade Federal de Santa Catarina por exemplo, com o principal objetivo de verificar se algum trabalho continha semelhança com a finalidade da presente pesquisa, porém, todos serviram de modelo para serem utilizados na seção de revisão de literatura, quando cabível. Desta forma, não foram encontrados estudos que avaliassem formas de utilização do recurso conhecimento no contexto da *analytics*, sobretudo em organizações públicas.

Com relação às teses nacionais que utilizaram o suporte teórico da capacidade absorptiva, os trabalhos que mais se aproximaram da proposta do presente estudo foram: Abreu (2016), que analisou quais aspectos da capacidade de absorção de conhecimento de uma empresa pública potencializam a coprodução de bem público

em uma Rede de conhecimento; Santos (2013), que investigou as relações entre capacidade de absorção de conhecimento, sistemas de memória organizacional e desempenho financeiro; Dávila (2016), que investigou as relações entre práticas de gestão do conhecimento, capacidade absorptiva e desempenho em empresas do sul do país; Costa (2018), que investigou quais intensidades das capacidades de marketing e desempenhos operacionais medeiam a relação entre a capacidade absorptiva e o desempenho organizacional; Neto (2016), que investigou a capacidade absorptiva no processo de gestão da inovação em empresas consideradas inovadoras; Medeiros Junior (2014), que identificou as capacidades de TI relacionadas aos sistemas SIG da UFRN; Coser (2012), que propôs um modelo para analisar a influência do capital intelectual sobre a *performance* dos projetos de *software*; e Ferreira (2017), que investigou como empresas familiares absorvem informações provenientes do ambiente externo, e ao incorporarem em suas atividades, as exploram através de seu desempenho em inovação.

Sobre as principais teses que pesquisaram o tema *analytics* foram: Marcolin (2018), que desenvolveu e avaliou um *framework* voltado ao uso de dados de texto em processos decisórios, apoiando-se em diversas técnicas de processamento de linguagem natural; e Oliveira (2013b) investigou como as empresas utilizam o conceito de *Digital Analytics* e elencou fatores críticos para que elas possam obter máximo proveito de uma implantação dessa solução.

Dissertações nacionais que pudessem complementar a base de estudos semelhantes também foram objeto de busca e análise do pesquisador, destacando-se o estudo de: Sousa (2017), que pesquisou como os fatores críticos de sucesso se manifestam na implementação de projetos e iniciativas de *Analytics*, analisou a evolução de pesquisas científicas sobre o tema e desenvolveu uma análise teórico-conceitual sobre *Analytics*; Moreira (2005), que realizou uma pesquisa exploratória sobre consultoria em gestão do conhecimento no Brasil; Sosa (2016), que realizou um estudo de caso sobre compartilhamento de conhecimento entre e em equipes de projetos complexos, no ambiente de empresa pública; Pereira (2000), que investigou a utilização da TI como propulsor estratégico em uma empresa pública brasileira;

Oliveira (2013a), que investigou a resistência a mudança na implantação de sistemas de informação; Oliveira (2017), que estudou a importância da simetria de informações para o sucesso dos projetos de TI por meio das ações de cooperação; e Vilares (2016), que estudou a criação de uma prova de conceito de análise de dados provenientes de um conjunto de lojas de supermercado, utilizando ferramentas de *big data*.

Com relação aos artigos sobre *analytics* pesquisados e encontrados nos Anais do AnPAD, foram identificados 12 artigos até o ano de 2018. Desses, nenhum trabalho o investigou sob a ótica da capacidade absorptiva. Além dessas pesquisas em meios eletrônicos, optou-se por realizar pesquisas *in loco* com o objetivo de se aproximar de outros pesquisadores visando reunir estudos mais recentes relacionados ao tema, além de identificar similaridades acadêmicas e acompanhar o desenvolvimento de estudos com propostas conflitantes. Então, o pesquisador também se preocupou em participar de consórcios doutorais. Em nível nacional, foi possível participar do consórcio doutoral da AnPAD⁶ e do Semead⁷ ao longo do ano de 2018, onde percebeu que apenas um estudo da Universidade Federal de Mato Grosso possui *analytics* como base teórica, mas com propostas distintas: “*Inovações tecnológicas baseadas em dados no contexto de inteligência competitiva em cadeias agroalimentares*”. Em nível internacional, foi possível participar *in loco* dos consórcios doutorais do evento Konopka⁸ e do evento GRH⁹, em janeiro e fevereiro de 2019, respectivamente, quando não foram encontradas propostas semelhantes ao escopo da presente pesquisa.

⁶ O Consórcio Doutoral ANPAD está em sua décima-sexta edição e é um espaço de interação entre doutorandos e pesquisadores, que tem como objetivo contribuir com o desenvolvimento das teses da área de Administração e Ciências Contábeis. O evento ocorreu durante o evento XLII Encontro da ANPAD - EnANPAD 2018, na Universidade Positivo, em Curitiba – PR, no dia 03 de outubro de 2018. Disponível em: www.anpad.org.br/anpad/

⁷ O Consórcio Doutoral SEMEAD está em sua vigésima-primeira edição e é um espaço de interação entre doutorandos e pesquisadores, que tem como objetivo contribuir com o desenvolvimento das teses da área de Administração e Ciências Contábeis. O evento ocorreu durante o evento XXI Seminários de Administração - SEMEAD 2018, na Universidade de São Paulo, em São Paulo – SP, no dia 07 de novembro de 2018. Disponível em: www.semead.com.br/21/

⁸ O Consórcio Doutoral KONOPKA está em sua vigésima-quarta edição e é um fórum de discussão para pesquisadores interessados nos aspectos organizacionais. O evento ocorreu durante o evento XXIV Workshop – KONOPKA 2019, no ISCAC Coimbra Business School, em Coimbra – PT, no dia 24 de janeiro de 2019. Disponível em: www.konopka2019.com

⁹ O Consórcio Doutoral GRH está em sua segunda edição e é uma conferência sobre GRH espaço de interação entre doutorandos e pesquisadores, que tem como objetivo promover a produção de investigação científica de qualidade nas áreas científicas de gestão de recursos humanos e relacionadas. O evento ocorreu durante a 2ª Conferência Internacional de GRH em Língua Portuguesa - ISEG 2019, no Instituto Superior de Economia e Gestão, da Universidade de Lisboa – PT, no dia 14 de fevereiro de 2019. Disponível em: www.iseg.ulisboa.pt

Pensou-se também em utilizar publicações como forma de aproximar o pesquisador da metodologia empregada na pesquisa. Portanto, sobre as principais teses nacionais que utilizaram-se do método *Grounded Theory* e serviram de base para o presente estudo foram as realizadas por: Rezende (2017), que investigou uma empresa desenvolvedora de *software* localizada em Santa Catarina; Freitas (2009), que investigou a implementação do *e-learning* nas escolas de gestão e elaborou um modelo integrado para o processo de alinhamento ambiental; Bandeira de Melo (2002), que explicou o processo de adaptação organizacional estratégica em pequenas empresas construtoras de edificações que operam em ambientes turbulentos e com forte influência governamental; e Bronstein (2016), que investigou as relações do agente-principal e como adquirem valores essenciais das boas práticas de governança no terceiro setor brasileiro.

Desta forma, embora todos esses estudos serviram para melhor posicionar o pesquisador em relação aos temas, abordagens metodológicas e conceituais, elas não se assemelham ao estudo proposto e não enfatizam a absorção do conhecimento em implementações de *analytics*, dado que investigaram o conhecimento, em geral, em estudos empíricos de casos isolados que descrevem o fenômeno em contextos específicos. Logo, elas não representam ameaça à originalidade e ao ineditismo do trabalho realizado nesta tese.

Nas próximas seções, apresentam-se os principais conceitos envolvidos ao objeto de estudo da tese: práticas de absorção do conhecimento em implementações de *analytics*. Desse modo, o restante do capítulo foi estruturado de forma estratégica para melhor compreender o suporte teórico da questão de pesquisa, sendo dividido da seguinte forma: a seção 2 discute os conceitos, características e aspectos essenciais sobre *analytics*. Em seguida, discutem-se os conceitos relacionados à *capacidade absortiva*, com seu histórico, definições, características e principais pressupostos. Por fim, relacionam-se as teorias de capacidade absortiva no contexto de *analytics*.

2.2 TEORIA DE ANALYTICS

2.2.1 Origem e definição de *Big Data*

Embora pareça que *big data* tenha se originado nos últimos dez anos, o termo em si foi usado pela primeira vez em outubro de 1997 em um artigo da VIII Conferência do IEEE pelos autores Cox e Ellsworth, cujo tema foi *Visualização*. Nesse artigo, os autores definiram “o problema do *big data*” (Cox; Ellsworth, 1997, p. 235) e como grandes volumes de dados apresentavam-se como um desafio para a visualização em tempo real. Em junho de 2013, *big data* ocupou o centro das atenções do público por causa das notícias sobre o programa de vigilância do governo dos EUA, que usaram *analytics* e *big data* no Dicionário *Oxford*. Desde então, o *big data* ganha notoriedade (BALLARD et al, 2014).

Big Data refere-se a conjuntos de dados cujas características tornam as abordagens típicas de bancos de dados incapazes de armazená-las, analisá-las e gerenciá-las (MANYIKA et al., 2011). Técnicas e tecnologias de *big data* são frequentemente vistas como aquelas capazes de trabalhar com uma enorme quantidade de dados, e com bom desempenho. No entanto, *big data* é muito mais que isso quando se compara as suas dimensões (Wamba et al., 2015; Lomotey; Deters, 2014), as quais destacam como as tecnologias de *big data* são orientadas para a implementação de *analytics*, ou seja, como as organizações controlam a qualidade e confiabilidade dos dados para melhorar radicalmente o valor gerado pela oferta de resultados em tempo de execução (ARDAGNA, CERAVOLO e DAMIANI, 2016).

Entretanto, os métodos tradicionais de análise de dados não conseguem representar com total magnitude os possíveis resultados do *big data*, necessitando, assim, de técnicas sofisticadas como *clustering*, *data mining*, *predictive analytics*, *machine learning*, análise de redes neurais, simulação, séries temporais, entre outras

(GEORGE et al., 2014). É neste ponto que ingressa o conceito de *analytics*, considerado a assência do *big data* (Ribeiro, 2014), para referir-se ao uso de modelos quantitativos e preditivos, além da gestão baseada em fatos para a tomada de decisões (Pearlson; Saunders, 2012), fortalecendo a ideia de que o verdadeiro valor do *big data* só é obtido quando colocados em um contexto de negócios, em que *analytics* possa gerar *insights* para permitir a tomada de melhores decisões. Caso contrário, são apenas dados (CASTANEDO, 2015). Nessa perspectiva, tanto *big data* quanto *analytics* tornaram-se uma valiosa oportunidade para as organizações ao oferecer potenciais ganhos de informação e valor (ISASI, FRAZZON e URIONA, 2015).

2.2.2 Contextualização e definição do *Analytics*

Davenport (2006) usou o termo *analytics* pela primeira vez em um artigo intitulado "*Competing on Analytics*" publicado pela *Harvard Business Review*. Este artigo foi seguido por um livro com o mesmo título de Davenport e Harris (2007). Este livro é amplamente creditado por criar conscientização em torno do tema. Uma definição simples de *analytics* atribuída por Davenport (2006, p. 3) é "*a ciência da análise*" - um termo que a maioria dos tomadores de decisão podem se relacionar.

Em seu livro, Davenport e Harris (2007) listam três atributos-chave que caracterizam os competidores analíticos, expressão por eles utilizadas para caracterizar empresas que conseguem se destacar por meio do *analytics*. Para eles, o que contribui para operações mais lucrativas, maior potencial de lucro e melhor tomada de decisão não é a simples utilização de estatísticas descritivas básicas, mas sim, o uso difundido de técnicas quantitativas, modelagem preditiva e otimização. Os autores vão além e fornecem uma definição mais elaborada da seguinte forma: "*é o uso extensivo de dados, análise estatística e quantitativa, modelos explicativos e preditivos e gerenciamento baseado em fatos para orientar decisões e ações*" (DAVENPORT; HARRIS, 2007, p. 7).

Essa definição abrange uma infinidade de conceitos. Porém, sob a perspectiva de gestão, é um conjunto de técnicas que envolvem o uso extensivo de dados, tecnologia e processos de raciocínio sistemático que resultam na geração de informações de valor para o negócio - através da análise de dados críticos - e de geração de vantagem competitiva mediante a melhor compreensão do negócio e o suporte à rápida tomada de decisões (BARTLETT, 2013; BROWN, 2012; CHEN, CHIANG e STOREY, 2012; COOPER, 2012; DAVENPORT, 2006; GANDOMI; HAIDER, 2014; KIRK, 2006; KABIR; CARAYANNIS, 2013).

Analytics, considerado um termo recente e uma evolução do *business intelligence*, é voltado para a análise dos dados e vai muito além dos relatórios tradicionais (GANDOMI; HAIDER, 2014). Utilizado para configurar análises de acordo com as preferências de cada usuário, a solução inclui um conjunto de painéis informativos prontos a usar que proporcionam uma visão profunda sobre as diversas áreas da empresa e a influência que uma exerce sobre as outras (EVANS, 2016). *Analytics* é crucial para organizações que buscam extrair *insights* de negócios de um conjunto muito grande de dados altamente variáveis (WANG, 2015).

Guszcza (2015) enfatiza a utilização de *analytics* para auxiliar o processo de tomada de decisão com o objetivo de influenciar o comportamento restringindo a ocorrência de vieses cognitivos. Por outro lado, Francisco (2014) discute a diversidade nos tipos de dados que *analytics* pode gerar para utilização na empresa. Ele também pode ser utilizado como um diferencial para as áreas de marketing e relacionamento com o cliente, permitindo entender não só o perfil do consumidor, mas seu comportamento nas redes sociais, hábitos de consumo, intenção de compra, relevância e poder de influenciar outros consumidores (CARVALHO; FRANCISCO, 2017). A ideia de ter mais ou melhores dados analisados ajudam os tomadores de decisão a entender o desempenho atual e, portanto, tomar decisões que melhorem a eficácia ou a eficiência da organização. Uma visão mais orientada a resultados sugere que o *analytics* deve impactar a produtividade, a agilidade, a inovação ou a reputação da empresa (HOLSAPPLE, LEE-POST e PAKATH, 2014).

Enquanto Chen et al. (2012, p. 1166–1168) sugerem que *analytics* e tecnologias relacionadas podem ajudar as organizações a "entender melhor seus negócios e mercados", LaValle et al. (2011, p. 22) relatam que "as organizações de alto desempenho tomam decisões baseadas em análises rigorosas mais do que o dobro das organizações de baixo desempenho". No entanto, em ambientes complexos do setor privado ou público, aqueles que tomam decisões não estão lidando apenas com grandes volumes de dados, mas também com questões mais complexas (ITTMANN, 2015). Ao implementar iniciativas de *analytics* nas organizações, os tomadores de decisão podem integrar fontes de dados distintas, prever tendências, melhorar o desempenho, analisar indicadores-chave de desempenho, identificar oportunidades de negócios e tomar decisões melhores e mais informadas (BAYRAK, 2015; ITTMANN, 2015).

De acordo com Davenport et al. (2010), ao aplicar *analytics* em seus negócios, as organizações devem estar atentas às principais questões por ele abordadas, refletidas na Tabela 2.

Tabela 2 – Questões-chave abordadas pelo *Analytics*

<i>Analytics</i>	Passado	Presente	Futuro
Informação	O que aconteceu?	O que está acontecendo?	O que acontecerá?
Compreensão	Como e porque isso aconteceu?	Qual é a próxima melhor opção?	Qual é o pior/melhor que pode acontecer?

Fonte: Adaptado de: (DAVENPORT et al., 2010).

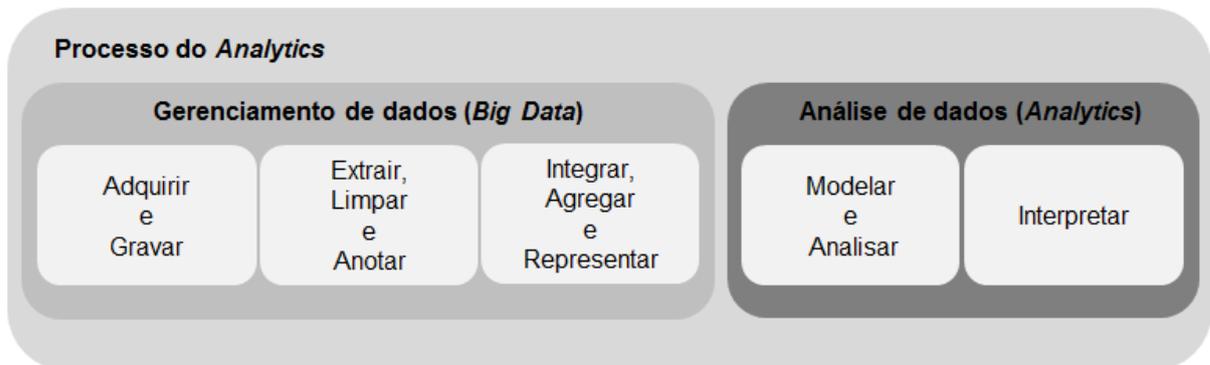
2.2.3 Ecossistema de *Big Data Analytics*

Para impulsionar a tomada de decisões e gerar valor com *analytics*, as organizações precisam de processos eficientes para transformar grandes volumes de dados

dinâmicos em soluções significativas (GANDOMI; HAIDER, 2014). A Figura 2 apresenta o processo geral dividido em cinco fases, no qual *analytics* está representado em um dos subprocessos - *gerenciamento e análise de dados* - os quais estão definidos da seguinte forma:

O gerenciamento de dados envolve processos e tecnologias de suporte para aquisição e armazenamento de dados e para prepará-los e recuperá-los para análise. Análise, por outro lado, refere-se a técnicas usadas para analisar e adquirir inteligência de big data (GANDOMI; HAIDER, 2014, p. 140).

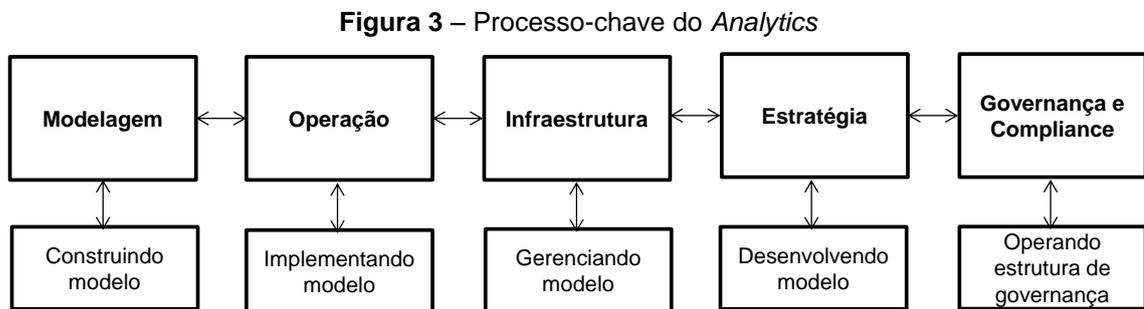
Figura 2 – Processo para extrair soluções do *Analytics*



Fonte: Adaptado de: (GANDOMI; HAIDER, 2014, p. 141)

Outro *framework* introduzido por Grossman (2018) foi denominado de *Analytic Processes Maturity Model - APMM* e identifica o processo de *analytics* dividido em cinco áreas funcionais. Ele serve para avaliar a maturidade analítica de uma organização e está apresentado na Figura 3. O autor ainda identificou um processo-chave para cada uma das principais fases do processo. O *framework* de Grossman (2018) indica que deve haver um processo para selecionar oportunidades analíticas que otimizem o valor para a organização, identificando oportunidades de longo

alcance que a ajudem a diferenciar-se dos concorrentes e fornecer uma vantagem competitiva.



Fonte: Adaptado de: (GROSSMAN, 2018, p. 47).

Grossman (2018) discute as fases do processo da seguinte maneira:

Construir o modelo: tem os dados e requisitos de negócios como entrada e produz um modelo analítico como saída do processo; **Implantar o modelo:** utiliza o modelo analítico desenvolvido e o integra aos produtos, serviços e operações de uma organização para fornecer valor comercial; **Gerenciar o modelo:** gerencia a infraestrutura de TI necessária para construção e implementação do modelo analítico; **Desenvolver a estratégia:** usa a estratégia analítica para selecionar oportunidades, de acordo com os recursos existentes; **Operar a estrutura:** dá suporte às fases anteriores do analytics; e **Fornecer segurança:** protege a privacidade dos dados para reduzir riscos, proteger ativos analíticos e atender a quaisquer regulamentações exigidas (GROSSMAN, 2018, p. 46).

Troilo et al., (2016) incrementaram uma indexação sobre *analytics*, exposta na Figura 4, que exhibe os seus componentes e a relação entre eles. Na parte central, *Análise de Dados*, ou seja, *analytics*, refere-se às análise quantitativa de dados. A parte *Planejamento* representa o uso de dados para orientar decisões e agregar valor (Davenport; Kim, 2013). As setas entre ambas - *analytics* e *planejamento* - modelam o fluxo entre essas duas partes (TROILO et al., 2016).

O incremento feito por Troilo et al., (2016), refere-se à adição do elemento “*Coleta de Dados*” ao *analytics*. Os autores afirmam que a gestão de uma organização com

excelente capacidade de análise e planejamento ainda pode falhar, se os tipos errados de dados forem reunidos inicialmente, pois essa fase fornece a matéria-prima para a fase de *analytics*, que por sua vez determina os esforços futuros para coletar dados.

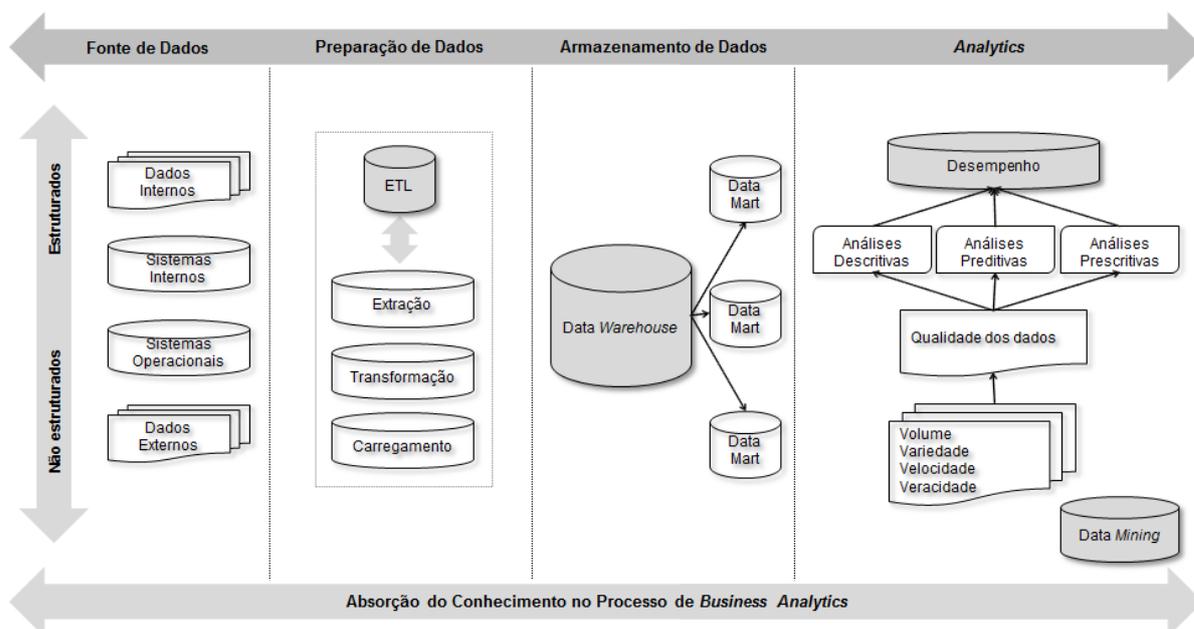
Figura 4 – Elementos do *Analytics*



Fonte: Adaptado de: (TROILO et al., 2016, p. 3).

Normalmente, as ferramentas associadas ao *analytics* estão disponíveis e acessíveis apenas para grandes empresas (LONGO, GIACOVELLI e BOCHICCHIO, 2014). Inclusive, novas oportunidades surgem para o mercado de *analytics*, como o paradigma da computação em nuvem. Portanto, a integração com a computação em nuvem pode tornar o *analytics* acessível e facilmente disponível em comparação com versões tradicionais e, sobretudo, permitem o retorno de investimentos mais rápido e menores custos de implementação (MELL; GRANCE, 2011). Gerenciar todas essas inovações exige das organizações um processo sólido e permanente, recentemente denominado como Ecosistema de *analytics* (Crawford, Miltner e Gray, 2014; Phillips-Wren et al., 2015), o qual, adaptado, é apresentado na Figura 5.

Figura 5 – Ecosistema de *Big Data Analytics*



Fonte: Adaptado de: (PHILLIPS-WREN et al., 2015, p. 454).

O ecossistema de *big data analytics* se inicia com as fontes de dados, que representam muitos sistemas de negócios, como sistema contábil, sistema de venda, sistemas de processamento de pedidos, entre outros. Possivelmente, parcial ou integralmente, os dados estão consolidados num único sistema integrado de gestão. A fonte de dados é composta basicamente por dados estruturados e não estruturados (PHILLIPS-WREN et al., 2015; RUSSOM, 2011). Os dados estruturados, os quais residem em planilhas, tabelas e banco de dados relacionais, e possuem comprimentos, tipos e restrições conhecidos, ainda representam a maioria dos dados usados para *analytics* (PHILLIPS-WREN et al., 2015; RUSSOM, 2011). Devido à estrutura conhecida, podem ser facilmente capturados e consultados (RUSSOM, 2011). Dados não estruturados, por sua vez, são mal definidos e incluem imagens, vídeo, áudio, e-mails, páginas da internet e documentos de texto (PHILLIPS-WREN et al., 2015).

A etapa de *Preparação de Dados* inclui o processo de extração, transformação e carregamento, através do que é denominada ferramenta de *software* ETL (do inglês *Extract, Transform, Load*), cuja função é a extração de dados de diversos sistemas, transformação desses dados conforme regras de negócios e por fim o carregamento

dos dados para um local específico de armazenamento geralmente denominado *data warehouse* (WATSON; WIXOM, 2007). Os dados relacionados a usos específicos ou departamentos funcionais podem ser consolidados em *data mart* para facilitar ou restringir o acesso (PHILLIPS-WREN et al., 2015), o que constitui a etapa de *Armazenamento de Dados*.

A quarta etapa – *analytics* – abrange uma gama de atividades que podem ocorrer em vários estágios do gerenciamento e uso de dados. Pode ser dividida em quatro dimensões: *Volume*, *Variedade*, *Velocidade* e *Veracidade* (BAYRAK, 2015; DAVENPORT; DYCHE, 2013; GANDOMI; HAIDER, 2014; GOES, 2014; NORMANDEAU, 2013; PHILLIPS-WREN et al., 2015). As três primeiras dimensões foram introduzidas pela primeira vez por (LANEY, 2001). Posteriormente, Davenport e Dyche (2013) introduziram a dimensão *Veracidade* como a quarta dimensão. A combinação dessas características fornece às organizações uma vantagem competitiva (KOPANAKIS, VASSAKIS e MASTORAKIS, 2016).

A dimensão *Volume* refere-se à magnitude dos dados (GANDOMI; HAIDER, 2014). A quantidade de dados disponíveis para as empresas vem crescendo enormemente, o que representa um desafio técnico para o cientista de dados (GARTNER, 2015). Extrair informações relevantes dos dados e usá-las para tomar decisões críticas fica mais difícil na medida em que os volumes de dados se tornam muito grandes e complexos (BAYRAK, 2015). O volume indica a quantidade enorme e crescente de dados sendo gerados, com mais dados e geralmente com maior granularidade (PHILLIPS-WREN et al., 2015).

A dimensão *Variedade* especifica diferentes tipos de dados. Esses dados podem ser estruturados e não estruturados (Davenport; Dyche, 2013), de fontes de dados internas e externas (Phillips-Wren et al., 2015), e ainda podem ser do tipo dados tabulares, dados hierárquicos, documentos, e-mail, vídeo, imagens, áudio, dados de cotações de ações e transações financeiras (GARTNER, 2011).

A dimensão *Velocidade* refere-se à taxa na qual os dados são gerados e a velocidade com que devem ser analisados e atuados (GANDOMI; HAIDER, 2014). Lidar rapidamente e de maneira oportuna com a velocidade dos dados é um desafio para a maioria dos cientistas de dados e tomadores de decisão (BAYRAK, 2015). Indica a velocidade na qual os dados estão sendo gerados a partir de fontes digitais, revelando o potencial do *analytics* e agilidade em tempo real (PHILLIPS-WREN et al., 2015).

A dimensão *Veracidade* é definida como incerteza de dados. Ela refere-se a vieses, ruído e anormalidade nos dados (NORMANDEAU, 2013). É uma medida de exatidão, fidelidade ou veracidade para proteger contra esses vieses, ruídos e anormalidades (PHILLIPS-WREN et al., 2015).

Além dessas dimensões, há três categorias de análise que são empregadas pelas organizações: *descritivas*, *preditivas* e *prescritivas* (ABBOTT, 2014; BASU, 2013; DAVENPORT; DYCHE, 2013; GANDOMI; HAIDER, 2014; LUSTIG et al., 2010; SHARDA, ASAMOAH e PONNA, 2013; SIEGEL, 2013; WATSON, 2014). A análise *descritiva* refere-se ao conhecimento do que está acontecendo na organização e ao entendimento de algumas tendências e causas subjacentes a essas ocorrências (SHARDA, ASAMOAH e PONNA, 2013). A análise *preditiva* determina o que provavelmente acontecerá no futuro (Sharda, Asamoah e Ponna, 2013), e a análise *prescritiva* examina as tendências atuais e as previsões prováveis e utiliza essas informações para tomar decisões (SHARDA, ASAMOAH e PONNA, 2013). Ao final do processo, os dados ficam disponíveis para serem acessados e consultados pelos usuários internos (Eckerson, 2011) e usuários externos (PHILLIPS-WREN et al., 2015).

A análise *preditiva* determina o que provavelmente acontecerá no futuro (Sharda, Asamoah e Ponna, 2013), e usa uma variedade de modelos e técnicas para prever resultados futuros com base em dados históricos e atuais (GANDOMI; HAIDER, 2014). A análise *preditiva* é o que converte *big data* em informações de negócios úteis e significativas (Abbott, 2014), permitindo que os tomadores de decisão

aprendam, com os dados, a como prever o comportamento futuro dos clientes (Siegel, 2013), por exemplo.

A análise *prescritiva* examina as tendências atuais e as previsões prováveis e utiliza essas informações para tomar decisões (SHARDA, ASAMOAH e PONNA, 2013). É definida como um conjunto de técnicas matemáticas que determinam um conjunto de ações ou decisões alternativas de alto valor, dado um conjunto complexo de objetivos, requisitos e restrições, com o objetivo de melhorar o desempenho dos negócios (LUSTIG et al., 2010).

A análise *prescritiva* permite que os tomadores de decisão analisem não apenas o futuro de seus processos e vejam as oportunidades, mas também apresentem o melhor curso de ação para aproveitar essa previsão em tempo hábil (BASU, 2013). Essa análise tenta examinar vários cursos de ações, a fim de encontrar o melhor, antecipando o resultado de várias opções de decisão (WATSON, 2014). A Tabela 3 apresenta a consolidação das dimensões e categorias:

Tabela 3 – Dimensões e Categorias do *Analytics*

Dimensões				
Tipo	Volume	Velocidade	Variedade	Veracidade
Definição	Magnitude dos dados	Rapidez na execução	Diferentes tipos de dados	Incerteza nos dados
Categorias				
Tipo	Descritiva	Preditiva	Prescritiva	
Definição	O que aconteceu?	O que poderia acontecer?	Qual o melhor resultado, dado um conjunto de circunstâncias?	

Fonte: Elaborado pelo autor.

Ao final do processo, os dados ficam disponíveis para serem acessados e consultados pelos usuários. Alguns autores classificam estes usuários em causais, que utilizam relatórios básicos do sistema, e usuários avançados, que são os analistas de negócio, modeladores analíticos e cientistas de dados que exploram todos os recursos, capacidades e limitações do sistema e possuem vasta compreensão dos processos de negócios e dos dados relacionados (ECKERSON,

2011). Além destes, clientes e fornecedores – *usuários externos* – também podem utilizar o *analytics* (PHILLIPS-WREN et al., 2015).

Portanto, a gestão de implementação de *analytics* requer o monitoramento de todas essas etapas do ecossistema. Devido ao aumento da complexidade dos problemas, as organizações enfrentam novos desafios éticos, legais e regulatórios, para os quais requerem um modelo de gestão e de governança (Watson, 2009; Ballard et al., 2014), para gerenciar variadas necessidades dentro das organizações (Eckerson, 2011), incluindo a decisão de quais fontes de dados internas e externas que devem ser usadas para implantar tecnologias robustas apropriadas ao contexto de *analytics* (WICOM et al., 2011).

O gerenciamento de implementação de *analytics* requer o monitoramento de todos os elementos do processo. No entanto, devido ao aumento da complexidade dos problemas relacionados ao *analytics*, as organizações enfrentam novos desafios éticos, legais e regulatórios, para os quais requerem um modelo de gestão e de governança (Watson, 2009; Ballard et al., 2014), capaz de gerenciar variadas necessidades dentro das organizações (Eckerson, 2011), que vão desde decidir quais fontes de dados internas e externas devem ser usadas a implantar tecnologias robustas apropriadas ao contexto de *analytics* (WICOM et al., 2011).

2.3 TEORIA DE CAPACIDADE ABSORTIVA

2.3.1 Origens e conceitos

Em um ambiente de negócios competitivo, as organizações estão preocupadas em alocar melhores os custos para o aprimoramento de recursos humanos, *software* e infraestrutura de TIC com o objetivo de desenvolver as capacidades de absorção,

retenção e exploração para usar o conhecimento adquirido (GAO et al., 2017). Para atuar nesse ambiente, a capacidade absorptiva se mostra um construto importante (Lam et al., 2017), sendo conceituada como a capacidade dinâmica que permite às organizações criar valor, além de obter e sustentar uma vantagem competitiva através da gestão do conhecimento externo (CAMISÓN; FORÉS, 2010).

Ademais, a evolução das organizações é altamente dependente de sua capacidade de absorver e gerenciar o conhecimento, sendo considerado um imperativo para o sucesso do negócio (Lane et al., 2006; Roberts et al., 2012). As organizações, através de seus membros, podem incorporar informações de fontes de conhecimento internas e externas, que, se reconhecidas como informações úteis e exploradas de maneira eficaz, podem ajudar a organização a obter uma vantagem competitiva. Para explorar esse conhecimento, uma organização deve estar ciente da necessidade de possuir suficiente capacidade absorptiva (COHEN; LEVINTHAL, 1990).

As organizações devem ter em mente que desenvolver e manter a capacidade absorptiva é vital para a sobrevivência e o sucesso em longo prazo da empresa, porque a capacidade absorptiva pode fortalecer, complementar ou reforçar a sua base de conhecimento (Zahra; George, 2002), e os investimentos em capacidade absorptiva também aumentam a capacidade de uma empresa antecipar com precisão as tendências de inovação e aproveitar as oportunidades emergentes antes que seus concorrentes possam reconhecê-las (COHEN; LEVINTHAL, 1994).

Originado na macroeconomia, o conceito de capacidade absorptiva se refere à capacidade de uma economia utilizar seus recursos de capital de maneira efetiva (ADLER, 1995). Com base em estudos anteriores (ex.: Allen, 1984), Cohen e Levinthal (1989) a descrevem pela primeira vez na literatura acadêmica nos campos da gestão e da ciência organizacional como um construto a ser considerado em nível organizacional, e afirmam que a capacidade absorptiva é um subproduto dos esforços de Pesquisa & Desenvolvimento da organização. Neste primeiro momento, Cohen e Levinthal (1989) a conceituam como a capacidade de identificar, assimilar e explorar

o conhecimento do ambiente. Eles enfatizam que essa capacidade é dependente do caminho e crítica para o desempenho inovador ao “*reconhecer o valor*” de novas informações externas, sugerindo que isso é difícil sem conhecimento prévio.

Através de suas atividades de pesquisa e desenvolvimento, uma empresa desenvolve conhecimento coletivo sobre certas áreas de mercados, ciência e tecnologia e como essas áreas se relacionam com os produtos e serviços da empresa (COHEN; LEVINTHAL, 1989). Essa base de conhecimento aprimora a capacidade de a empresa identificar e valorizar o conhecimento externo. No entanto, a exposição pura ao conhecimento externo relacionado não é suficiente para garantir que uma empresa irá absorvê-lo com sucesso (PENNING; HARIANTO, 1992). O conhecimento deve ser assimilado ou transformado na base de conhecimento da empresa. Enquanto essa base permite as conexões associativas necessárias para gerar *insights* relacionados a novos conhecimentos, a assimilação organizacional do novo conhecimento depende mais da transferência de conhecimento entre e dentro das subunidades (COHEN; LEVINTHAL, 1990).

Em termos de “*assimilação*”, Cohen e Levinthal (1990) argumentam que o impacto de membros individuais na capacidade absorptiva da empresa é significativo e crítico para incorporar novas informações externas em toda a organização. Conseqüentemente, engloba a capacidade de a empresa transformar, reconfigurar e reimplantar recursos para estar pronto para explorar novas informações externas. Eles também reconhecem que, embora o conhecimento dos indivíduos seja importante, a “*assimilação*” da capacidade absorptiva também depende da proliferação e socialização eficientes de novas informações externas na empresa, enfatizando que a retenção do conhecimento na memória corporativa é facilitada pelo investimento em comunicação entre unidades de negócio da empresa.

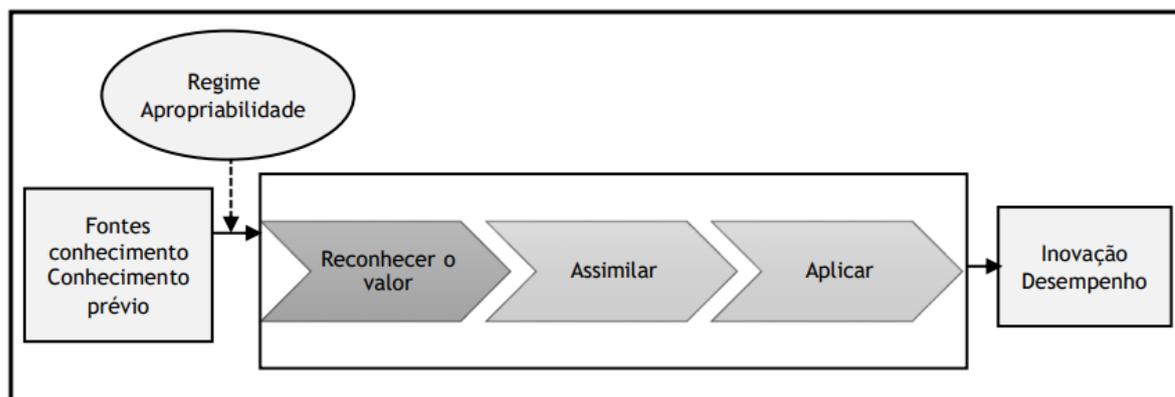
Em se tratando de pesquisas que consideram o contexto de TI, como *analytics*, a sua assimilação é definida como a medida em que o uso da tecnologia difunde-se através de implementações organizacionais ou processos de trabalho e torna-se rotineira nas atividades desses projetos e processos (Purvis et al., 2001). O

conhecimento prévio e a diversidade de conhecimento são características-chave da base de conhecimento de uma organização e, subsequentemente, de sua capacidade absorptiva (Cohen; Levinthal, 1990), embora as pesquisas nesse fluxo costumam ser conduzidas no nível organizacional (ROBERTS et al., 2012).

Os autores Cohen e Levinthal descrevem “*aplicar*” nova informação externa como a exploração do conhecimento recém adquirido para benefício comercial da organização baseado na oportunidade tecnológica, no volume de conhecimento externo disponível e nos “regimes de apropriabilidade”. Eles argumentam ainda que tal exploração de novas informações externas é um componente crítico das capacidades inovadoras de uma organização (COHEN; LEVINTHAL, 1990).

Num segundo momento, a definição original foi revisada. Assim, Cohen e Levinthal (1990, p. 128), propuseram um novo conceito à capacidade absorptiva, sendo a “*habilidade coletiva que uma organização confere em seu conhecimento prévio de reconhecer o valor de nova informação, assimilá-la e aplicá-la com fins comerciais*”. Essa nova abordagem considera a capacidade absorptiva como um subproduto não apenas das atividades de Pesquisa & Desenvolvimento, mas também da diversidade ou amplitude da sua base de conhecimento, da sua experiência de aprendizado, da linguagem compartilhada e da existência de capacidade de resolução de problemas dos membros da organização. Como desdobramento desse conceito, a capacidade absorptiva envolve três componentes: (a) reconhecer o valor da nova informação; (b) assimilar esta informação e (c) aplicar esta informação como valor comercial. Para eles, a capacidade de identificar, assimilar e aplicar o conhecimento externo é o que se denomina capacidade absorptiva das organizações e representa uma parte importante da capacidade de uma organização criar novos conhecimentos (COHEN; LEVINTHAL, 1989). A Figura 6 ilustra o modelo de Cohen e Levinthal.

Figura 6 – Modelo de capacidade absorptiva de Cohen e Levinthal



Fonte: Adaptado de: Cohen e Levinthal (1990).

Desde que o conceito foi introduzido, a teoria foi desenvolvida e autores têm se dedicado a oferecer contribuições críticas com certo nível de originalidade ao construto, por exemplo: Mowery e Oxley (1995), Kim (1998), Lane e Lubatkin (1998), Van den Bosch et al. (1999; 2003), Zahra e George (2002), Liao et al., (2003), Matusik e Heeley (2005), Jansen, Van Den Bosch e Volberda (2005), Lane, Koka e Pathak (2006), Todorova e Durisin (2007), Jiménez-Barrionuevo et al. (2011), demonstrando que o conceito de capacidade absorptiva mostra flexibilidade suficiente para ser aplicado a diferentes unidades de análise e em uma variedade de campos de pesquisa. Desta forma, estudos vêm sendo realizados aplicando o conceito de capacidade absorptiva, ou seja, em empresas de manufatura (Cohen; Levinthal, 1989; Lin, Tam e Chang, 2002), em inovação e desenvolvimento de novos produtos (Abecassis-Moedas; Mahmoud-Jouini, 2008), em tecnologia da informação (Deng, Doll e Cao, 2008), e em gestão do conhecimento e aprendizagem organizacional (KUZNETSOV; YAKAVENKA, 2005; LANE; LUBATKIN, 1998).

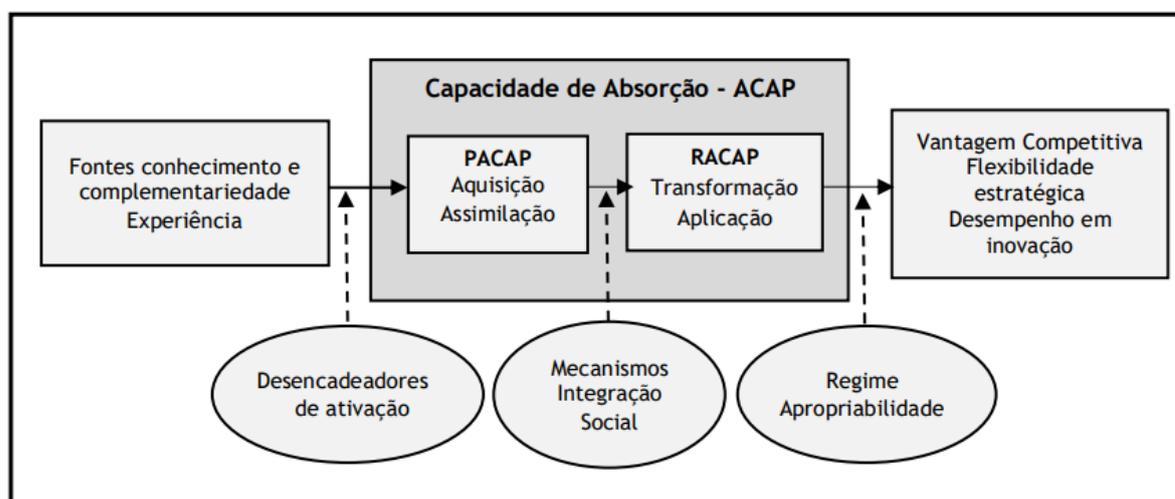
Lane e Lubatkin (1998) são os primeiros estudiosos a reinterpretar o construto que Cohen e Levinthal (1989) introduzem. Lane e Lubatkin definem um novo construto que denominam capacidade absorptiva relativa, em que a principal diferença reside no seu contexto de análise, pois analisam a capacidade que as organizações têm de absorver de outras organizações e concluem que as características relativas de duas organizações, e, em particular, a relação entre seus sistemas de processamento de conhecimento, determinam em grande parte a capacidade de uma organização absorver conhecimento de outra organização.

A reconceituação mais abrangente do construto da capacidade absorptiva desde quando Cohen e Levinthal a introduziram é aquela em que Zahra e George (2002) propõem. Eles reformulam e ampliam o modelo tridimensional e os conceitos apresentados por Cohen e Levinthal (1990), especificando-o em quatro dimensões distintas da capacidade absorptiva: (1) “*aquisição*”, (2) “*assimilação*”, (3) “*transformação*” e (4) “*exploração*”. Embora a definição desses autores seja similar àquela fornecida por Cohen e Levinthal (1990), Zahra e George fazem algumas reformulações notáveis no modelo, na qual a capacidade absorptiva é definida como um construto multidimensional e divide a capacidade absorptiva em duas dimensões conceituais: a potencial (CAPAP) e a realizada (RACAP). Na primeira encontra-se a capacidade absorptiva potencial, que compreende as dimensões de “*aquisição*” e “*assimilação*” (conforme Cohen e Levinthal, 1990). Na segunda encontra-se a capacidade absorptiva realizada, que compreende a dimensão “*exploração*” comercial (conforme Cohen e Levinthal, 1990), bem como a dimensão “*transformação*”. Cabe ressaltar que, segundo esse modelo teórico, os autores vinculam o construto a um conjunto de rotinas organizacionais e processos estratégicos através dos quais as empresas adquirem, assimilam, transformam e aplicam o conhecimento com o objetivo de criar uma capacidade organizacional dinâmica (Camisón; Forés, 2010), que modificam-se quando necessário para contribuir que a mudança e a evolução da organização ao longo do tempo aconteça (GUEDES et al., 2016).

De acordo com Zahra e George (2002), esses dois componentes desempenham papéis separados, mas complementares, com a ideia de que as organizações não podem aplicar conhecimentos externos sem adquiri-lo. Da mesma forma, certas organizações podem desenvolver habilidades para adquirir e assimilar conhecimento externo, mas não são capazes de transformar e aplicar esse conhecimento para transformá-lo em vantagem competitiva. Com essas duas dimensões, Zahra e George concentram-se em uma “*visão de eficiência*” da capacidade absorptiva, ou seja, a empresa pode apenas transformar e explorar tanto conhecimento quanto adquiriu e assimilou. A empresa inovadora deve, portanto, visar a maximização da proporção entre esses dois subgrupos (ADDORISIO et al., 2014). Jansen, Van den

Bosch e Volberda (2005) validaram essa distinção conceitual, bem como distinguiram mecanismos organizacionais que se relacionam diretamente com cada uma das duas dimensões classificando-os em três grupos: mecanismos de coordenação, formado por interfaces entre funções, participação em processos de decisão e rotação de cargos; mecanismos associados a sistemas, formado por formalização e rotinização; e mecanismos de socialização, formado por conectividade (JANSEN, VAN DEN BOSCH e VOLBERDA, 2005). A Figura 7 ilustra o modelo de Zahra e George.

Figura 7 – Modelo de capacidade absorptiva de Zahra e George

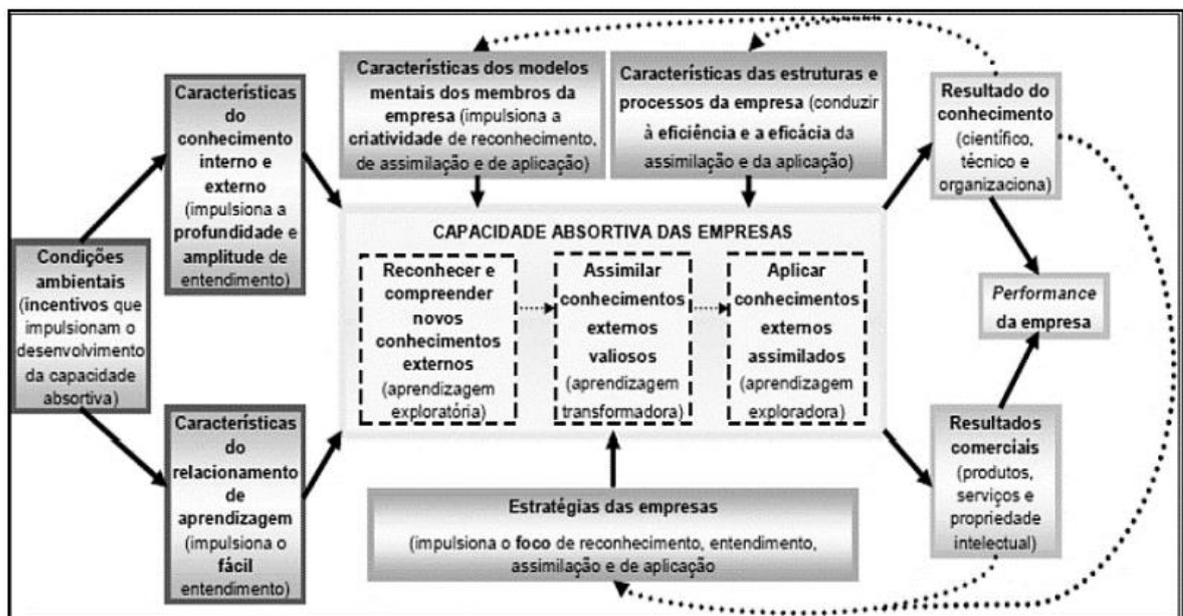


Fonte: Adaptado de: Zahra e George (2002, p. 192).

Pouco tempo depois, Lane, Koka e Pathak (2006) propõem uma nova definição para rejuvenescer a teoria de capacidade absorptiva e realinhá-la com a sua intenção original, pois observaram que as pesquisas sobre capacidade absorptiva havia sofrido um desvio do que foi originalmente proposto por Cohen e Levinthal. Então, em sua definição, os autores revertem o componente transformacional do conceito proposto por Zahra e George (2002) às três dimensões clássicas propostas originalmente por Cohen e Levinthal (1989; 1990), justificando essa regressão sugerindo que a “transformação” seja incorporada e assumida nos componentes de “assimilação” e “exploração” do seu modelo (Addorizio et al., 2014). Desta forma, Lane, Koka e Pathak definem o construto como a capacidade de uma empresa de usar o conhecimento do ambiente externo através de três processos sequenciais: (1) o

reconhecimento e a compreensão de novos conhecimentos externos potencialmente valiosos através da aprendizagem exploratória; (2) a assimilação de novos conhecimentos valiosos através da aprendizagem transformadora; e (3) o uso de conhecimento assimilado para criar novos conhecimentos e resultados comerciais através da aprendizagem exploradora (CAMISÓN; FORÉS, 2010). A Figura 8 apresenta o modelo de Lane, Koka e Pathak.

Figura 8 – Modelo de capacidade absorptiva de Lane, Koka e Pathak

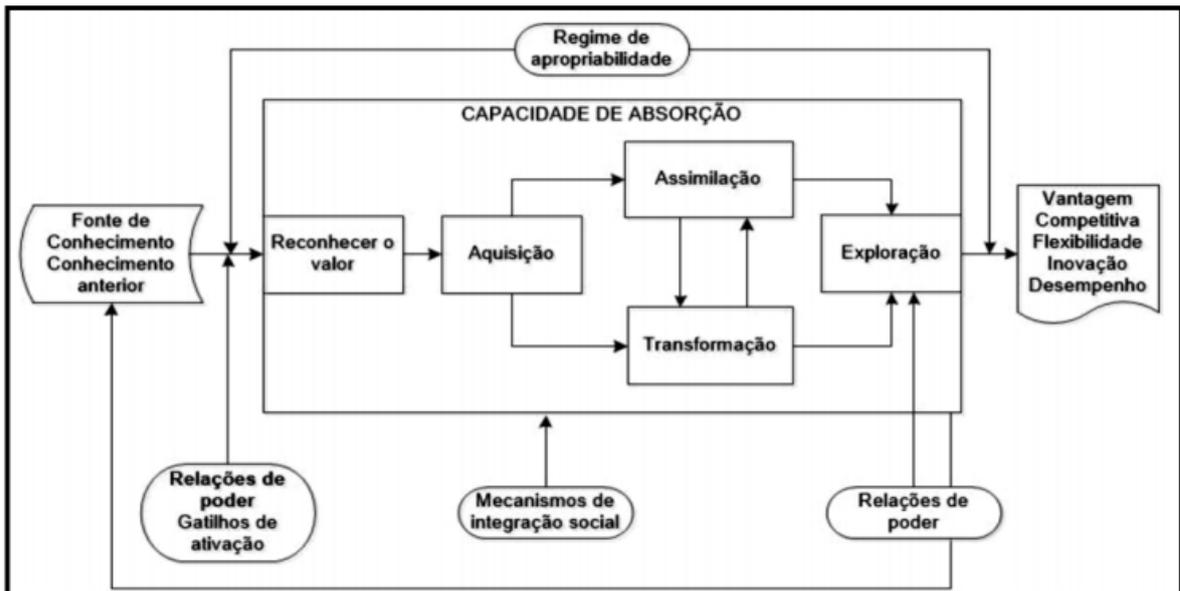


Fonte: Adaptado de: Lane, Koka e Pathak (2006, p. 24).

O diálogo científico persiste, quando Todorova e Durisin (2007) argumentam que ainda existem ambiguidades no construto de capacidade absorptiva. Os autores, além de questionarem a divisão da capacidade absorptiva em dois subgrupos feita por Zahra e George (2002), sugerem que a dimensão “transformação” não é uma consequência dos componentes “aquisição” e “assimilação”, pois, quando o conhecimento externo se encaixa com os esquemas cognitivos da empresa, ocorre a assimilação do conhecimento que leva diretamente à sua exploração ou aplicação, sem que esse conhecimento tenha que ser previamente transformado. Por outro lado, quando o conhecimento ou ideias externas não se encaixam nas estruturas de conhecimento interno existente, o conhecimento ou as ideias são transformados, o que provoca a modificação de estruturas cognitivas dos indivíduos para adaptar uma

ideia ou situação que eles não possam assimilar. Com isso, eles argumentam que os fatores contingentes denominados “*regimes de apropriabilidade*”, “*gatilhos de ativação*” e “*mecanismos de integração social*”, têm um efeito significativo e influenciam diferentes componentes do construto, o que pode introduzir outros fatores contingentes, como “*relações de poder*”.

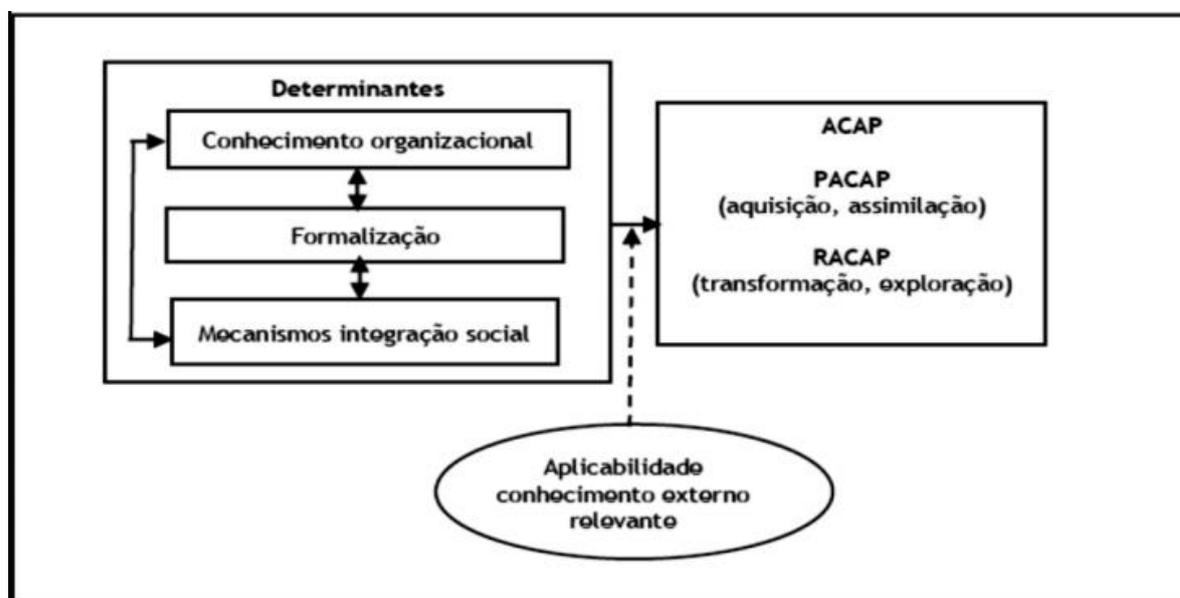
Figura 9 – Modelo de capacidade absorptiva de Todorova e Durisin



Fonte: Adaptado de: Todorova e Durisin (2007, p. 3).

Em seguida, através dos estudos de Vega-Jurado et al. (2008), é apresentado um modelo composto por dois blocos principais: um mostrando as diferentes dimensões ou componentes da capacidade absorptiva, e o outro que apresenta os determinantes ou antecedentes desta capacidade (Figura 10). No modelo, é possível observar a inclusão da *aplicabilidade do conhecimento* como um fator moderador. A aplicabilidade refere-se ao grau em que o conhecimento externo é direcionado para as necessidades específicas da empresa, e está relacionado com o que Cohen e Levinthal (1989) chamam de "facilidade de aprendizagem". Assim, os autores apontam para a relação existente entre a capacidade absorptiva e a complexidade do conhecimento, ou seja, conhecimentos complexos suscitam interações mais fortes, enquanto que para conhecimentos mais elementares esse tipo de interação não seria requerida (FERREIRA, 2017).

Figura 10 – Modelo de capacidade absorptiva de Vega-Jurado, Gutiérrez-Garcia e Fernandes-De-Lucio

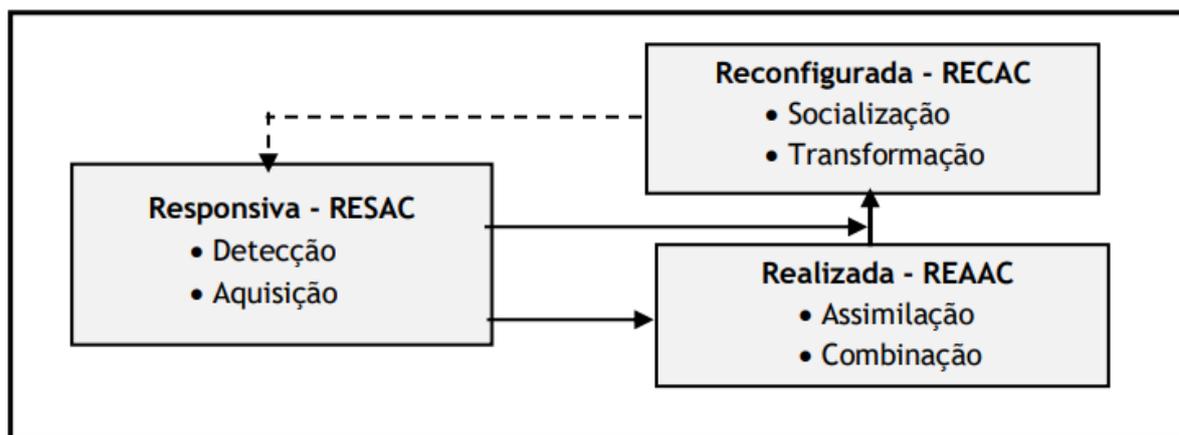


Fonte: Adaptado de: Vega-Jurado, Gutiérrez-Garcia e Fernandes-De-Lucio (2008, p. 4).

Em 2010, após a realização de uma análise bibliométrica, Volberda, Foss e Lyles (2010) propuseram a ideia de se considerar “*antecedentes intraorganizacionais*” e “*antecedentes gerenciais*” como determinantes significativos da capacidade absorptiva organizacional. Os “*antecedentes intraorganizacionais*” referem-se à estrutura da organização e como essa estrutura auxilia na realização de tarefas relacionadas ao conhecimento (VOLBERDA et al., 2010). Eles incluem a estrutura organizacional, formas de incentivo, redes informais e a facilidade de comunicação interna da organização, todos os quais são cruciais para a proliferação de conhecimento recém-adquirido. “*Antecedentes gerenciais*” referem-se à capacidade influente que as cognições e a lógica dominante da administração têm sobre a proliferação de conhecimento em toda a organização (VOLBERDA et al., 2010). Dentre as contribuições mais recentes, destaca-se a de Jiménez-Barrionuevo et al. (2011), que definem a capacidade de aquisição, de assimilação, de transformação e de exploração como as quatro dimensões da capacidade absorptiva.

Mais adiante, uma nova perspectiva é apresentada nos estudos de Tsai et al. (2012) que propõem um modelo denominado “3Rs da Capacidade de Absorção”. Os autores fazem uso do conceito da Teoria da Adaptação Cognitiva de Piaget para compreender como o conhecimento é adquirido e processado. Os autores também adotam a visão da capacidade dinâmica para a construção do modelo, que é formado por três construtos e seis dimensões, sendo eles: a) capacidade de absorção responsiva (RESAC), que envolve a detecção e aquisição do conhecimento (interno e externo); capacidade de absorção realizada (REAAC), que envolve a assimilação e a combinação, sendo essa última necessária para a empresa poder utilizar os conhecimentos que adquiriu; e capacidade de absorção reconfigurada (RECAC), que envolve a socialização e a transformação, na intenção de auxiliar a empresa na etapa de compartilhamento do conhecimento tácito e permitir que a empresa reconfigure sua base de conhecimento (Figura 11).

Figura 11 – Modelo de capacidade absorptiva de Tsai, Chen e Tseng



Fonte: Adaptado de: Tsai, Cheng e Tseng (2012, p. 716).

Diante dessa discussão, ressalta-se a importância de ratificar os pressupostos da capacidade absorptiva. Primeiro, a capacidade absorptiva depende do conhecimento prévio relacionado, pois, sem algum conhecimento relacionado anterior, uma empresa não será capaz de determinar com precisão o valor potencial do conhecimento externo (ROBERTS et al., 2012).

Assim, a capacidade absorptiva de uma empresa é formada a partir de uma sobreposição nas estruturas de conhecimento dos membros individuais, bem como as transferências de conhecimento entre e dentro das subunidades organizacionais, por isso, não pode ser comprada e rapidamente integrada à empresa. Ela é dependente de sua trajetória, ou seja, o acúmulo de capacidade absorptiva em um período permitirá sua acumulação mais eficiente no próximo (ROBERTS et al., 2012).

No entanto, a quantidade de pesquisas existentes com a utilização do construto capacidade absorptiva revela as diferentes visões e entendimentos que os pesquisadores possuem acerca do tema (CAMISÓN; FORÉS, 2010; GAO et al., 2017; ROBERTS et al., 2012;). Os conceitos apresentados nessa seção ajudam a destacar as semelhanças e diferenças entre os modelos analisados, permitindo comparações diretas e uma compreensão enriquecida das considerações em cada parte da teoria, na visão dos principais autores. No entanto, compreender os níveis de análise em que a capacidade absorptiva pode ser investigada se faz importante. A Tabela 4 apresenta as principais definições de capacidade absorptiva.

Tabela 4 – Principais definições de Capacidade Absortiva

Conceito	Referência
Capacidade de identificar, assimilar e explorar o conhecimento do ambiente.	Cohen e Levinthal (1989)

Habilidade coletiva que uma organização confere em seu conhecimento prévio de reconhecer o valor de nova informação, assimilá-la e aplicá-la com fins comerciais.	Cohen e Levinthal (1990)
Capacidade de reconhecer e perceber, assimilar e comercializar o novo conhecimento externo.	Lane e Lubatkin (1998)
Capacidade de adquirir e assimilar conhecimento para lidar proativamente com crises e criar novo conhecimento para a inovação.	Kim (1998)
Conjunto de rotinas e processos organizacionais pelos quais as organizações adquirem, assimilam, transformam e exploram o conhecimento.	Zahra e George (2002)
Conjunto de rotinas e processos organizacionais pelos quais as organizações adquirem, assimilam, transformam e aplicam o conhecimento para produzir capacidades dinâmicas organizacionais.	Malhotra, Gosain e El Sawy (2005)
Capacidade de uma empresa de utilizar o conhecimento externo por meio de três processos sequenciais: (1) reconhecer e compreender novos conhecimentos por meio de aprendizado exploratório, (2) assimilar novos conhecimentos valiosos por meio de aprendizado transformador e (3) usar o conhecimento assimilado para criar novos conhecimentos e resultados comerciais através da aprendizagem exploratória.	Lane, Koka e Pathak (2006)
Capacidade de reconhecer o valor do novo conhecimento externo, adquiri-lo, transformá-lo e aplicá-lo.	Todorova e Durisin (2007)
Habilidade da empresa em reconhecer o valor de novas informações externas, assimilá-las e aplicar isso para fins comerciais.	Van Den Bosch e Volberda (2003), Wang e Ahmed (2007)
Habilidade de localizar novas ideias e incorporá-las em processos organizacionais, o que é visto como uma contribuição para a <i>performance</i> organizacional.	Easterby-Smith et al. (2008)
Capacidade dinâmica que pode levar a uma vantagem competitiva e retornos acima da normalidade de desempenho.	Bergh e Lim (2008)
Habilidade de reconhecer o valor do novo conhecimento externo e aplicá-lo para fins comerciais.	Rashman, Withers e Hartley (2009)
Um tipo específico de Aprendizagem Organizacional que concerne à relação da organização com o conhecimento externo.	Sun e Anderson (2010)
Rotinas organizacionais e processos estratégicos a partir dos	Jiménez-Barrionuevo, García-

quais a organização adquire, assimila, transforma e aplica o conhecimento externo de maneira a criar valor.	Morales e Molina (2011)
Capacidade de uma organização adquirir, assimilar, transformar e aplicar conhecimentos externos.	Flatten et al. (2011)
Habilidade da organização de adquirir e processar o conhecimento relevante de seus <i>stakeholders</i> a partir de ações para detecção, aquisição, assimilação, combinação, socialização e transformação desse conhecimento, visando aumentar a vantagem competitiva sustentada.	Tsai, Chen e Tseng (2013)

Fonte: Elaborado pelo autor.

2.3.2 Níveis de análise da *Capacidade Absortiva*

A capacidade absorptiva tem sido estudada em múltiplos níveis de análise, os quais podem ser classificados em nível macro, nível interorganizacional, nível organizacional, nível intraorganizacional e nível individual (ROBERTS, 2012). Existem variados estudos que utilizam cada um desses níveis, de acordo com o fenômeno que se propõe a investigar. A Tabela 5 apresenta cada um deles, incluindo a descrição dos enfoques adotados.

Tabela 5 – Níveis de Análise da Capacidade Absortiva

Nível de Análise	Foco do estudo	Referência
Macro	Capacidade absorptiva de nações e indústrias.	Mallakh e Atta (1981), Mowery e Oxley (1995), Mowery, Oxley e Silverman

		(1996)
Interorganizacional	Capacidade absorptiva de uma organização para outra.	Mowery, Oxley e Silverman (1996), Malhotra, Gosain e El Sawy (2005), Lane e Lubatkin (1998)
Organizacional	Capacidade absorptiva das organizações.	Cohen e Levinthal (1990), Zahra e George (2002), Jansen, Van Den Bosch e Volberda (2005) e Flatten et al. (2011).
Intraorganizacional	Capacidade absorptiva de grupos, departamentos ou unidades de negócio.	Gupta e Govindarajan (2000), Tsai (2001), Pavlou e El Sawy (2006), Tiwana e McLean (2005), Cadiz, Sawyer e Griffith (2009),
Micro	Capacidade absorptiva de indivíduos.	Chou (2005), Vinding (2006)

Fonte: Elaborado pelo autor.

Estudos empíricos foram conduzidos em relação à capacidade absorptiva de um país, de uma região ou de uma indústria específica (por exemplo, Mallakh; Atta, 1981; Mowery; Oxley, 1995; Mowery, Oxley e Silverman, 1996), entre outros autores. Outros focaram nas relações de colaboração entre organizações, ou seja, a aplicação da capacidade absorptiva no nível interorganizacional (LANE; LUBATKIN, 1998; MALHOTRA, GOSAIN e EL SAWY, 2005). O nível de análise organizacional é bastante investigado, em que é considerada a organização como um todo e não apenas um subconjunto ou parte dela, como os estudos propostos por Zahra e George (2002), Jansen, Van Den Bosch e Volberda (2005) e Flatten et al. (2011). O nível intraorganizacional, adotado nesta tese, preocupa-se em investigar a capacidade absorptiva de grupos de pessoas (Cadiz, Sawyer e Griffith, 2009), unidades de negócio (Tsai, 2001), unidades funcionais (GUPTA; GOVINDARAJAN, 2000).

Matusik e Heeley (2005) desenvolveram um modelo de três níveis de capacidade absorptiva (individual, intraorganizacional e organizacional) e também enfocam dois componentes: o acesso e a assimilação do conhecimento externo. Em se tratando de capacidade absorptiva, vários estudos empíricos foram conduzidos em relação às

organizações, mas o constructo raramente tem sido associado ao desempenho das tarefas de grupo (SCHOENNING, 2011). Por último, o ponto focal da investigação pode recair sobre o nível dos indivíduos como antecedente fundamental da capacidade absorptiva organizacional, tendo destaque os trabalhos de Chou (2005) e Vinding (2006).

Pesquisas apontam que o nível coletivo da capacidade absorptiva descreve “*qualquer combinação interdependente e direcionada por objetivos de indivíduos, grupos, departamentos, organizações ou instituições*” (MORGESON; HOFMANN, 1999, p. 251). Nesse nível, a capacidade absorptiva depende de vários fatores, como a coordenação entre seus membros individuais, a sobreposição em seus esquemas cognitivos e a diversidade em suas bases de conhecimento (Cohen; Levinthal, 1990). Da mesma forma, os processos de aprendizagem organizacional tendem a ser muito mais complexos quando comparados ao do nível individual (Crossan et al., 1999). Pesquisas revelam que a capacidade absorptiva contribui diretamente e indiretamente (Lane et al., 2006) para o desempenho da empresa, assim como as unidades internas aprendem com essa experiência, aumentando assim sua capacidade absorptiva e sua base de conhecimento (TODOROVA; DURISIN, 2007).

Em sua investigação sobre níveis de análise nos quais a capacidade absorptiva é conceituada e possivelmente medida, Roberts et al., (2012) identificaram que apenas 2%, ou seja, dois estudos de capacidade absorptiva a consideraram no nível da equipe (PAVLOU; EL SAWY, 2006; TIWANA; MCLEAN, 2005). Essa proporção é pouco notável no conjunto de artigos analisados. Os autores ainda revelaram estudos que mediram a capacidade absorptiva como a capacidade da equipe de liderança sênior de reconhecer informações valiosas de negócios e TI, desenvolver aprendizado e aplicar o aprendizado para orientar as atividades organizacionais de inovação de TI (Armstrong; Sambamurthy, 1999), além de ser medida com itens para capturar a efetiva aquisição, assimilação, transformação e exploração do conhecimento por unidades de trabalho de desenvolvimento de novos produtos (PAVLOU; EL SAWY, 2006).

2.3.3 Dimensões da Capacidade Absortiva

Na literatura sobre capacidade absorptiva é possível identificar vários estudos que a descrevem como um construto multidimensional, por exemplo: Cohen e Levinthal (1990), Lane e Lubatkin (1998), Todorova e Durisin (2007), Zahra e George (2002). Entretanto, esses estudos utilizam diferentes dimensões com diferentes conteúdos e definições (Jiménez-Barrionuevo, Morales e Molina, 2011), o que demonstra a aplicação de específicas dimensões de acordo com o escopo de cada pesquisa. Entretanto, como não há consenso sobre quais são as dimensões da capacidade absorptiva, o construto tem sido mensurado de diferentes formas ao longo do tempo (ROBERTS et al., 2012).

Ao analisar pesquisas que investigaram a capacidade absorptiva em nível de grupo, os autores Cadiz, Sawyer e Griffith (2009) mensuraram a capacidade absorptiva no nível de grupo e consideraram três dimensões: avaliação (identificação e filtragem de informações valiosas), assimilação (conversão de novos conhecimentos em conhecimento utilizável) e aplicação (uso de conhecimento). O seu estudo teve por ênfase o desenvolvimento de medidas sobre capacidade absorptiva em comunidades de prática.

Em outra pesquisa, Elbashir, Collier e Sutton (2011) mensuraram a capacidade absorptiva organizacional a partir de dois tipos: capacidade absorptiva de gerentes operacionais e a capacidade absorptiva de equipes de gestão de projetos, as quais foram medidas a partir de conhecimento relevante anterior e a intensidade do esforço, operacionalizado por meio dos quatro modos de criação de conhecimento – socialização, externalização, combinação e internalização – de Nonaka e Takeuchi (1995). A capacidade absorptiva, para os autores mencionados, foi definida como sendo uma capacidade de criar conhecimento.

Seguindo a linha de autores que sustentam a necessidade de estudar a capacidade absorptiva a partir de uma perspectiva dinâmica ou orientada para o processo (ex.: Lane et al., 2006 e Zahra e George, 2002), e de acordo com a interpretação dos autores do construto, quatro diferentes dimensões foram interpretadas: *aquisição*, *assimilação*, *transformação* e *aplicação*. Essas dimensões foram subdivididas em potencial e realizada (Zahra; George, 2002), as quais cobrem exhaustivamente o domínio de conhecimento da capacidade absorptiva. A Tabela 6 apresenta as definições e componentes das dimensões.

Tabela 6 – Dimensões da Capacidade Absortiva

Dimensão	Definição	Referência
Aquisição	Capacidade de aquisição é a capacidade de	Lane e Lubatkin (1998),

	uma empresa para localizar, identificar, valorizar e adquirir conhecimento externo que é crítico para suas operações.	Zahra e George (2002), Liao et al., (2003)
Assimilação	Capacidade da empresa de absorver conhecimento. Essa capacidade também pode ser definida como os processos e rotinas que permitem a nova informação ou conhecimento adquirido para ser analisado, processado, interpretado, entendido, internalizado e classificado.	Szulanski (1996), Zahra e George (2002)
Transformação	Capacidade de transformação refere-se a desenvolver e aperfeiçoar rotinas internas que facilitam a transferência e combinação de conhecimento prévio com o recém conhecimento adquirido ou assimilado.	Kogut e Zander (1992), Jansen et al. (2005), Todorova e Durisin (2007)
Aplicação	Capacidade de aplicação refere-se à capacidade organizacional com base em rotinas que permitem às empresas incorporar a assimilação adquirida e assimilada e transformar o conhecimento em suas operações e rotinas não apenas para refinar, aperfeiçoar, expandir e alavancar rotinas, processos, competências e conhecimentos, mas também para criar novas operações, competências, rotinas, bens e formas organizacionais.	Lane e Lubatkin (1998), Zahra e George (2002)

Fonte: Adaptado de: (CAMISÓN e FORÉS, 2010).

2.3.4 Capacidade Absortiva em Implementações de *Analytics*

A capacidade absorptiva tem sido aplicada em diversas pesquisas, tais como gestão de conhecimento (Alavi; Leidner, 2001), governança de TI (Sambamurthy; Zmud, 1999), inovação de TI (Fichman; Kemerer, 1997) e valor de negócios de TI (BHATT; GROVER, 2005). As organizações aplicam seu conhecimento absorvido de várias maneiras, por exemplo, para reabastecer sua base de conhecimento (Van den

Bosch et al., 1999), para prever tendências tecnológicas (Cohen; Levinthal, 1994), para reconfigurar as capacidades existentes (Pavlou; El Sawy, 2006) e para criar produtos e serviços inovadores (ROBERTS et al., 2012). No entanto, apesar de uma massa crítica de pesquisas que se baseia na capacidade absorptiva, parece que não houve uma avaliação do papel desse construto no contexto de *analytics* (GAO et al., 2017; GROVER et al., 2018; RODRIGUEZ; CUNHA, 2018).

Ao definir Projeto como "*um esforço temporário empreendido para criar um produto, serviço ou resultado exclusivo*" (PMI, 2013, p. 3), as organizações o consideram sob algumas variáveis, especialmente em relação ao tamanho e à complexidade, podendo envolver um único indivíduo ou vários, assim como uma ou diversas organizações, assim como seus resultados podem ser tangíveis ou intangíveis (PMI, 2013). Sendo assim, entende-se que uma implementação de *analytics* envolve dedicação de indivíduos ou de equipes organizacionais ou multidisciplinares, que, em determinada faixa de tempo e com recursos distintos, busca a geração de conhecimentos novos e exclusivos.

No entanto, com o advento de novas formas de dados, tecnologia moderna e análise avançada de dados oferecem aos provedores de serviço oportunidades e riscos (LAM et al., 2017). Alguns autores associam a capacidade absorptiva como um recurso facilitador para o *analytics* (Wang et al., 2015; Wamba et al., 2016; Rodriguez; Cunha, 2018), dado a capacidade do *analytics* em fornecer informações críticas em tempo real e, assim, oferecer o destaque para a aquisição, assimilação, transformação e aplicação dessas informações e conhecimento para fins comerciais (RODRIGUEZ; CUNHA, 2018). Para outros autores, a capacidade absorptiva é um pré-requisito para que implementações de *analytics* sejam bem sucedidas (ex.: Kabir e Carayannis, 2013).

A transferência de conhecimento entre unidades organizacionais oferece oportunidades de aprendizado mútuo e cooperação interunidades que estimulam a criação de novos conhecimentos e, ao mesmo tempo, contribuem para a capacidade de inovação das unidades organizacionais (KOGUT; ZANDER, 1992). Pesquisas

anteriores sugeriram que as unidades organizacionais não apenas detenham conhecimento especializado, mas também tenham a oportunidade de aprender com outras unidades (Huber, 1991) e se beneficiarem de novos conhecimentos desenvolvidos por outras unidades (TSAI, 2001).

Porém, o conhecimento interno é muitas vezes difícil de compartilhar. Nem todas as unidades podem aprender com todas as outras unidades na mesma organização (SZULANSKI, 1996). Uma unidade pode querer obter conhecimento de outras unidades, mas pode não ser capaz de acessá-lo. Mesmo que o conhecimento esteja disponível, a unidade pode não ter a capacidade de absorver e aplicá-lo para seu próprio uso. Unidades organizacionais requerem acesso externo e capacitação interna para aprender com seus pares. Devido ao seu diferencial de acesso externo e capacidade interna, as unidades organizacionais diferem em suas habilidades de alavancar e se beneficiar do conhecimento desenvolvido por outras unidades (LANE, KOKA e PATHAK, 2006).

A relação entre a capacidade de assimilação individual e a capacidade de aplicação do conhecimento da equipe do projeto é complexa (NEMANICH et al., 2010). Indivíduos com maiores habilidades para assimilar informações externas trazem maior conhecimento para a equipe, oferecendo uma fonte mais rica para a sua exploração (LANE, KOKA e PATHAK, 2006). Por outro lado, indivíduos com fortes habilidades de assimilação serão mais eficazes na intuição e no início da interpretação da equipe (NEMANICH et al., 2010). A capacidade dos membros individuais da equipe de assimilar o conhecimento externo contribui para a capacidade da equipe de aplicar o conhecimento, porque a aplicação do conhecimento exige que as equipes recuperem e explorem o conhecimento que seus membros já possuem (ZAHRA; GEORGE, 2002).

Enquanto pesquisas descobrem que as relações entre as unidades de negócios em uma rede intraorganizacional impactam a capacidade absorptiva com a inovação (Tsai, 2001), baixa capacidade absorptiva dificulta a adoção de tecnologias inovadoras (EBNER, BUHNEN e URBACH, 2014). Para Tsai (2001), a rede e a

capacidade absorptiva de uma unidade organizacional representam sua capacidade de alavancar o conhecimento útil que reside em outras partes de sua organização. Enquanto a posição de uma unidade na rede revela sua força relativa em obter acesso a novos conhecimentos, a capacidade absorptiva de uma unidade revela sua capacidade de replicar ou aplicar esse novo conhecimento. Assim, quanto melhor uma unidade puder acessar o conhecimento de outras unidades, maior a capacidade absorptiva que a unidade deve ter, sugerindo o investimento significativo na capacidade absorptiva para expandir suas redes.

Para complementar esse debate, Konstantopoulos e Triantafyllopoulos (2015) consideraram a transferência de conhecimento no nível do indivíduo e no nível da equipe em sua pesquisa. Os resultados indicam que os funcionários podem transferir seus conhecimentos em alta tecnologia para outras partes da organização quando são designados sucessivamente para diferentes equipes de projeto. Por outro lado, Nemanich et al. (2010) salientam que a capacidade absorptiva não depende igualmente das capacidades de assimilação de todos os membros. Para eles, essas habilidades são críticas para os indivíduos que se relacionam diretamente com fontes externas de conhecimento. Os outros membros da equipe só precisam de competência técnica suficiente para entender as comunicações realizadas.

Além da capacidade de assimilação de membros individuais da equipe, a capacidade de cognição compartilhada da equipe também contribui para sua capacidade de aplicar conhecimento externo (NEMANICH et al., 2010). As descobertas de pesquisa desses autores demonstram que a capacidade de os membros da equipe avaliarem o conhecimento externo está relacionada à sua capacidade de assimilá-lo, e que tanto as capacidades de assimilação individual quanto a capacidade coletiva de assimilação, na forma de alcançar um entendimento compartilhado de conhecimento, são importantes para a capacidade da equipe de aplicar conhecimento (Nemanich et al., 2010), enfatizando a ideia de a capacidade absorptiva ser efetivada através das redes construídas como um mosaico de recursos individuais, que aumentam de acordo com as interações feitas pelos

indivíduos que possuem conhecimentos distintos e o compõem e podem gerar novas redes inovadoras (NELSON; WINTER, 1982).

Os resultados da pesquisa também foram importantes para os líderes de equipes de projeto, pois eles devem entender que a capacidade de cognição compartilhada da equipe depende da comunicação interna e do desenvolvimento de uma linguagem compartilhada, enquanto a capacidade de aplicação requer habilidades de experimentação eficazes. De forma prática, além de incentivar a coesão na equipe como forma de melhorar o compartilhamento e a difusão do conhecimento, os líderes precisam manter um equilíbrio entre esperar que essas habilidades estejam presentes em todos os membros da equipe e garantir que esses atributos sejam de fato reconhecidos pela equipe (NEMANICH et al., 2010).

Há evidências de que outros atributos devem ser considerados quando se trata de capacidade absorptiva ao nível da equipe, pois, estudos geralmente negligenciam os problemas distintos enfrentados pelas equipes em ambientes caracterizados por sobrecarga, ambiguidade e política. Mesmo que as equipes consigam reunir o conhecimento com sucesso, os benefícios de absorver esse conhecimento podem ser limitados por tais problemas, especialmente se as equipes não tiverem a capacidade de lidar com esses problemas de forma eficaz (HAAS, 2006). Nesses ambientes desafiadores, caracterizado na pesquisa por sobrecarga, ambiguidade e política, dependem de as equipes trabalharem sob condições que aprimorem ou limitem suas capacidades para utilizar esse conhecimento com sucesso, ou seja, as equipes de projeto se beneficiariam mais do conhecimento externo se tivessem mais tempo livres, experiência organizacional e autonomia para tomar decisões.

A capacidade absorptiva é a função do conhecimento e experiência prévia (Cohen; Levinthal, 1990; Lane, Koka e Pathak, 2006), e, por sua natureza, é heterogênea (KAMAL, 2013). Com base na revisão da literatura e discussão sobre a capacidade absorptiva em equipes, parece que há pouca consideração de processo, sobretudo em nível intraorganizacional, e em particular no contexto de *analytics*, como destacado anteriormente. Com essa revisão, infere-se que a capacidade

absortiva em implementações de *analytics* é complexa, devido as suas características, na medida em que é fragmentado com seu escopo e atributos de produção. Essas implementações lidam com itens de valor para a organização, únicos, sendo projetados e construídos por equipes muitas vezes temporárias. A capacidade absorptiva em equipes envolvidas pode ocorrer de variadas formas, desde o dinamismo para a idealização da implementação até a fase de colheita de resultados, pelas equipes de negócio. Nesse processo, há possibilidade de manifestação de conhecimento prévio associado ao conhecimento externo, que é assimilado, aprendido e aplicado (CARLO, LYYTINEN e ROSE, 2012). Essas combinações podem influenciar cada implementação de *analytics*. No entanto, até hoje, existe uma lacuna na compreensão de como ocorre a capacidade absorptiva nestas implementações, se o processo de aquisição, assimilação, transformação e exploração do conhecimento existe ou se existe uma maneira diferente de entender esse fenômeno.

Essa lacuna é apresentada por Grover et al., (2018), ao resumirem cinco lógicas teóricas subjacentes à criação de valor do *big data analytics*, em que uma delas é a capacidade absorptiva. Para os autores, a lógica da capacidade absorptiva indica que o valor do *big data analytics* ocorre quando há uma efetiva integração de dados para criar inovação. Os autores também ilustram possíveis valores que podem ser gerados com *analytics* a partir da capacidade absorptiva, estão apresentadas na Tabela 7.

Tabela 7 - Lógica teórica de criação de valor

Lógica	Explicação	Valor do <i>big data analytics</i>	Possíveis hipóteses
Capacidade absorptiva	O valor é baseado na capacidade de identificar conhecimento externo valioso, assimilar ou transformar esse conhecimento na base de conhecimento da empresa e aplicar esse novo conhecimento por meio de ações inovadoras e competitivas.	As capacidades do <i>big data analytics</i> e os recursos organizacionais que podem aumentar a capacidade absorptiva criarão maior valor para a empresa por meio da inovação.	<ul style="list-style-type: none"> ▪ A capacidade de integrar bancos de dados externos com bancos de dados internos está positivamente relacionada à criação de valor. ▪ A relação positiva entre as capacidades do <i>big data analytics</i> e a inovação de produtos é moderada pela extensão da integração entre os dados internos e os dados do cliente.

Fonte: Baseado em Grover et al., (2018).

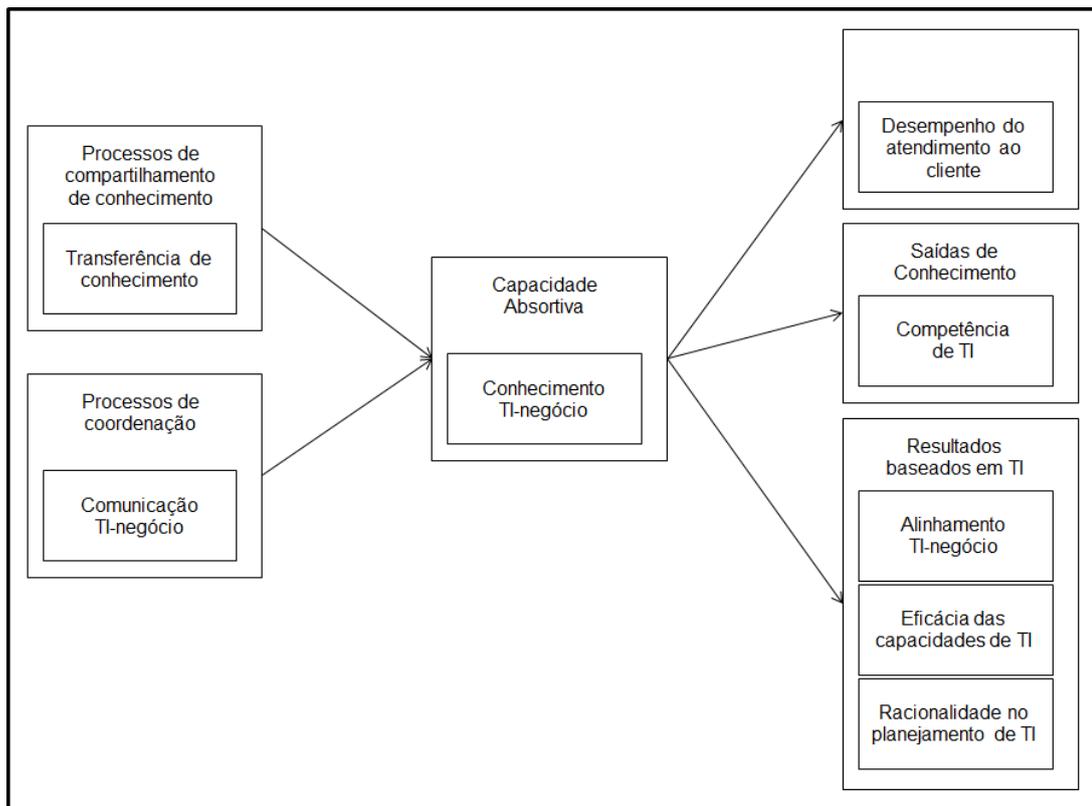
Ao considerar o objeto de estudo *analytics*, a capacidade absorptiva é particularmente importante para estudar os fenômenos de TI. A rápida convergência e difusão das tecnologias de computação, comunicações e conteúdo oferecem às empresas oportunidades significativas para aumentar a capacidade absorptiva (ROBERTS et al., 2012). Ao reconhecer a tecnologia da informação como um recurso estratégico (Wade; Hulland, 2004), as organizações estão combinando seus investimentos em TI com recursos complementares para criar recursos digitais que melhorem a capacidade absorptiva da empresa (GOLD et al. 2001). Por sua vez, a construção dessas capacidades de TI permite que as organizações aprendam no dia-a-dia, aumentando sua capacidade absorptiva para entender e reagir às novas tecnologias da informação (SAMBAMURTHY et al., (2003). No entanto, desenvolver capacidade absorptiva não é um processo trivial:

Uma organização pode absorver conhecimento de fora, mas só o fará se seus repositórios de conhecimento e os cérebros de seus membros individuais estiverem buscando e sendo receptivos àquele conhecimento com base no que já sabem. O conhecimento flui através da organização e esses fluxos de conhecimento podem ser facilitados pelas estruturas e processos apropriados. Além disso, essas estruturas e processos podem criar mecanismos eficientes para aplicar o conhecimento a propósitos úteis (ROBERTS et al., 2012, p. 626).

Várias pesquisas descobriram que a capacidade absorptiva reduz as barreiras de conhecimento, facilitando assim a assimilação de inovações complexas de TI, além de mostrar que os recursos de TI e a capacidade absorptiva criam sinergias que melhoram a vantagem competitiva e o desempenho da empresa (ARMSTRONG; SAMBAMURTHY, 1999; DENG et al., 2008; LIANG et al., 2007; PAVLOU; EL SAWY, 2006; TIWANA; MCLEAN, 2005; WANG et al., 2008; XU; MA, 2008).

A literatura predominante mostra que a capacidade absorptiva tem desempenhado um papel importante na pesquisa de adoção, implementação ou uso de TI, especificamente nos domínios técnicos de gerenciamento de conhecimento e sistemas corporativos (GAO et al., 2017). Ela tem sido investigada sob diversos temas: conhecimento de TI e negócio, transferência de conhecimento, assimilação de TI e valor ao negócio de TI (ROBERTS et al., 2012). A Figura 12 apresenta detalhes sobre os antecedentes, consequências e papel específico da capacidade absorptiva dentro de cada tema.

Figura 12 – Conhecimento de TI e de negócio



Fonte: adaptado de: Roberts et al., (2012).

O valor do negócio de TI é definido como “os impactos do desempenho organizacional da TI tanto no nível do processo intermediário quanto no nível da organização, e compreendendo os impactos da eficiência e os impactos da concorrência” (Melville et al., 2004, p. 287). Uma descoberta principal é que a TI é valiosa, mas sua extensão e dimensões dependem de recursos organizacionais complementares (Melville et al. 2004; Wade; Hulland, 2004; Nevo; Wade, 2010), um dos quais é a capacidade absorptiva (ROBERTS et al., 2012). Especificamente, a pesquisa nesse tema investiga como os negócios de TI valorizam os resultados de um relacionamento sinérgico entre os recursos de TI e a capacidade absorptiva de uma organização. Além disso, a pesquisa neste tema é conduzida em múltiplos níveis de análise, incluindo equipes, organizações e díades organizacionais (ROBERTS et al., 2012).

Uma linha de pesquisa investiga o impacto da TI na capacidade absorptiva organizacional em termos da base de conhecimento da empresa. A capacidade inovadora de uma organização é uma função da riqueza de suas estruturas de conhecimento (COHEN; LEVINTHAL, 1990; 1994). Uma vez que estruturas ricas de conhecimento são construídas através do compartilhamento de conhecimento inter e intraorganizacional, uma plataforma de TI com um alcance forte pode contribuir para a capacidade inovadora de uma organização (SRIVARDHANA; PAWLOWSKI, 2007). Por outro lado, no contexto do desenvolvimento de novos produtos, a capacidade de uma equipe de usar efetivamente as funcionalidades de TI para suportar atividades relacionadas à TI aumenta sua capacidade absorptiva, o que acaba afetando a vantagem competitiva da organização (PAVLOU; EL SAWY, 2006).

Melville et al. (2004) criaram um modelo do processo de geração de valor para o negócio a partir de investimentos em TI. Os autores discutem dois tipos básicos de recursos: recursos organizacionais complementares e recursos de TI, que, por sua vez, dividem-se em tecnológicos (TIR) e humanos (HIR). Para Melville et al. (2004), a geração de valor para o negócio a partir do uso de recursos de TI numa organização só ocorre quando esses recursos são complementados por recursos organizacionais para aprimorar processos de negócio e melhorar seu desempenho. Garantir a complementaridade entre recursos e capacidades deve, portanto, ser entendido como um requisito essencial para geração de valor para o negócio a partir de investimentos em TI (MORENO Jr.; SILVA, 2015).

Em outro modelo, Nevo e Wade (2010) explicam o desenvolvimento de novos recursos e capacidades com potencial de geração de vantagem competitiva. O modelo tem por foco a complementaridade entre recursos e capacidades de TI e organizacionais, a qual é influenciada pelo grau de compatibilidade inicial entre esses recursos e capacidades e os esforços de integração empreendidos pela empresa. Níveis mais altos de complementaridade devem gerar sinergias que se traduzem no desenvolvimento de novos recursos e capacidades únicas, amalgamando os recursos e capacidades de TI e organizacionais originais

(MORENO Jr.; SILVA, 2015). Na tese, essa complementaridade é tratada como sinergia analítica.

3. METODOLOGIA

3.1 Contextualização

Para atingir o objetivo principal da pesquisa, realizou-se um conjunto de procedimentos e técnicas propostos por (Charmaz, 1996; Goulding, 2002; Strauss; Corbin, 2008), com o uso da abordagem qualitativa (Creswell, 2014) e da metodologia *Grounded Theory* (Glaser; Strauss, 1967), com ênfase na corrente Straussiana (STRAUSS; CORBIN, 2008).

Como houve necessidade de um aprofundamento teórico em relação ao contexto científico, concluiu-se que o fenômeno é pouco estudado e, assim, as teorias formais existentes não seriam capazes de capturar toda a sua essência. Desta forma, este estudo tenciona a construção de uma teoria substantiva para explicar o fenômeno de acordo com uma área substantiva específica, cuja variação pode ampliar o conhecimento. Assim, o paradigma interpretativista (Burrell; Morgan, 1979) foi utilizado no estudo, possibilitando enfatizar a subjetividade do pesquisador.

A pesquisa classifica-se como exploratória e explicativa (GIL, 2002). Exploratória porque se busca compreender, por meio de entrevistas em profundidade (Mccracken, 1988) com questões abertas (Foddy, 1993; Seidman, 2006), as práticas de absorção do conhecimento em implementações de *analytics* em organizações públicas brasileiras, interpretando condições e fatores associados ao fenômeno. E explicativas, pois, diante dos elementos identificados como fatores-chave, busca-se explicar o processo por meio das inter-relações entre as categorias conceituais utilizadas e as propriedades encontradas.

Ao assumir uma pesquisa científica, deve-se partir de alguns pré-requisitos básicos: gostar do método científico escolhido; conhecer bem e ter competência no assunto a ser pesquisado; ter acesso e dominar a amostra; e depender o mínimo possível de terceiros para realizar a pesquisa (PITTA; CASTRO, 2006). Inevitavelmente, como parte inerente ao processo de investigação, a escolha do método científico passa a ser, então, relevante para o sucesso de todo o processo de pesquisa científica.

Não obstante às reflexões expostas, Bauer e Aarts (2006) salientam que toda pesquisa científica necessita definir seu objeto de estudo e, a partir daí, construir um processo de investigação, delimitando o universo e o *corpus*¹⁰ da pesquisa. Como o foco do estudo gira em torno de um universo específico, onde o pesquisador deve decidir sobre ele, então pesquisar significa fazer uma escolha, pois em cada caso concreto, deve-se definir um determinado nível de agregação (VENTURA, 2007).

Desta forma, presume-se que o pesquisador se aproximou das estratégias mais adequadas para a consecução dos objetivos da pesquisa. A seguir, encontram-se as justificativas pelas escolhas da abordagem e do método que delinearão a pesquisa, assim como os procedimentos relativos à produção e análise dos dados. Por fim, evidenciam-se as limitações do método escolhido para específica área substantiva.

3.2 Justificativa pela escolha da abordagem qualitativa

A pesquisa qualitativa consiste em um conjunto de práticas materiais interpretativas que tornam o mundo visível e o transformam, em que o pesquisador investiga coisas dentro de específicos contextos naturais, tentando entender ou interpretar os fenômenos em termos dos significados que os indivíduos atribuem (DENZIN; LINCOLN, 2011). Creswell (2014) a define pelo uso de estruturas interpretativas, abordando os significados que os indivíduos ou grupos atribuem a um problema

¹⁰ De acordo com Bauer e Aarts (2002, p. 2), *corpus de um tema é composto pelos materiais identificados como fontes importantes para que o pesquisador possa fundamentar seu texto.*

social, em que o resultado será composto pelas vozes dos participantes e a reflexão do pesquisador com uma interpretação do problema e a sua contribuição para a literatura. De forma complementar, Hatch (2002) considera que a pesquisa qualitativa tem seu foco nas perspectivas dos participantes, seus significados, suas múltiplas visões subjetivas. Ou seja, apresentando-se em um quadro holístico completo (MARSHALL; ROSSMAN, 2010).

Conduz-se uma pesquisa qualitativa quando um problema precisa ser explorado, quando se pretende dar poder aos indivíduos para compartilharem suas histórias e ouvir suas vozes sobre determinado contexto, ou, ainda, para desenvolver teorias quando existem teorias parciais ou inadequadas para certa população e amostras ou teorias existentes que não captam adequadamente a complexidade do problema que estamos examinando (CRESWELL, 2014).

Não exaustivas, porém essas características específicas da abordagem qualitativa pressupõem uma dinâmica e singular capacidade de planejamento e frequente imersão em processos de tomada de decisão por parte do pesquisador. Ao adotar uma postura qualitativa para a pesquisa, acredita-se aproximar o pesquisador da capacidade de incorporar novos conceitos e transformar a sua visão de mundo.

Desta forma, a Figura 8 evidencia as proposições teóricas que foram objeto do protocolo da pesquisa, não como forma da simples aplicação ou intuição dos conceitos aos dados produzidos no decorrer da investigação, mas para fornecer esses conceitos em um esquema lógico, sistemático e explanatório, em que a transformação deles em teoria exigiu que fossem explorados completamente e que fossem considerados de muitos ângulos ou perspectivas diferentes. Isso foi possível, pois o objeto da pesquisa é considerado complexo o bastante (detalhes em seção sobre revisão de literatura de *analytics*) para permitir tal avanço.

Tabela 8 – Protocolo da pesquisa

Parte I - Elementos da Pesquisa	Problema de pesquisa	Pág. 19	Falta compreensão sobre como ocorre a absorção do conhecimento em implementação de <i>analytics</i> .	
	Questão da pesquisa	Pág. 21	Como ocorre a absorção do conhecimento em implementações de <i>analytics</i> no âmbito das organizações públicas brasileiras, a partir da percepção das equipes técnicas de TI e de negócio?	
	Objetivo principal	Pág. 22	Criar teoria substantiva por meio da investigação de como ocorre a absorção do conhecimento em implementações de <i>analytics</i> nas organizações públicas brasileiras, a partir das equipes técnicas de TI e de negócio.	
	Aspectos metodológicos	Pág. 66	Trata-se de pesquisa exploratória e explicativa.	
	Suporte teórico	Pág. 65	Capacidade Absortiva	
	Unidade de análise	Pág. 22	Implementações de <i>analytics</i> .	
	Método da pesquisa	Pág. 65	Técnicas e procedimentos da <i>Grounded Theory</i>	
	Nível de Análise	Pág. 58	Intraorganizacional - Equipes técnicas de TI e de negócios.	
	Limites de tempo	Pág. 26	A partir dos anos 2010.	
	Fonte de dados	Pág. 81	Entrevistas em profundidade com questões abertas e documentos explicativos	
	Sujeitos da pesquisa	Pág. 24	Organizações públicas brasileiras.	
	Validade dos construtos	Pág. 33	Contraposição teórica-prática, com base nos principais conceitos.	
Questões elementares do estudo	Pág. 114	Qual é a participação das equipes nas iniciativas de <i>Analytics</i> ?		
		Como o conhecimento dos envolvidos foi utilizado?		
		Quais são as fontes (internas e externas) de conhecimento no desenvolvimento do projeto de TI ?		
		Quais os artefatos que propiciam a absorção do conhecimento ?		
		Quais as características do processo que favorecem a absorção do conhecimento ?		
Parte II - Investigação de Campo	Capacidade Absortiva	Abrangência da análise:	Pág. 50	<i>Categorias conceituais para explicar os fenômenos e construir teoria substantiva:</i>
			Aquisição de conhecimento em implementação de <i>analytics</i>	
			Assimilação de conhecimento em implementação de <i>analytics</i>	
			Transformação de conhecimento em implementação de <i>analytics</i>	
			Aplicação de conhecimento em implementação de <i>analytics</i>	

Fonte: preparado pelo autor

3.3 Características e justificativa pela escolha do método *Grounded Theory*

Desenvolvida em 1967 por Glaser e Strauss (1967), a Teoria Fundamentada, ou *Grounded Theory*, é um método de pesquisa qualitativo em que o pesquisador gera uma explicação geral (uma teoria) de um processo, uma ação ou uma interação moldada pelas visões de um grande número de participantes (Creswell, 2014). É um método indutivo cujo principal objetivo é gerar uma teoria conceitual através da coleta, codificação e análise de dados que expliquem um padrão de comportamento relevante e problemático para os envolvidos (Glaser, 2003) visando o desenvolvimento de teoria fundamentada em dados que são sistematicamente coletados e analisados (GOULDING, 2002).

Strauss e Corbin salientam que a *Grounded Theory* é:

[...] derivada dos dados, sistematicamente reunidos e analisados por meio de processo de pesquisa. Neste método, coleta de dados, análise e eventual teoria mantêm uma relação próxima entre si. Um pesquisador não começa um projeto com uma teoria preconcebida em mente (a não ser que seu objetivo seja elaborar ou estender a teoria existente). Ao contrário, o pesquisador começa com uma área de estudo e permite que a teoria surja a partir dos dados (STRAUSS; CORBIN, 2008, p. 25).

A *grounded theory* é uma teoria substantiva que tem o propósito de explicar um fenômeno em um contexto particular (FREITAS; BANDEIRA-DE-MELLO, 2012). Sendo assim, vale ressaltar a sua diferença em relação à teoria formal. Segundo Strauss e Corbin (2008, p. 35), teoria denota “*um conjunto de categorias bem desenvolvidas que são sistematicamente inter-relacionadas através de declarações de relação para formar uma estrutura teórica que explique alguns fenômenos sociais, psicológicos, educacionais, de enfermagem ou outros*”. De acordo com Glaser e Strauss (1967), existem dois tipos de teorias: formal e substantiva.

*As **teorias formais** são mais amplas, mais gerais e têm a pretensão de poderem ser generalizadas, ou seja, de se aplicarem a uma grande variedade de disciplinas, interesses e problemas. As **teorias***

substantivas, por sua vez, procuram refletir a complexidade da vida social. São específicas, limitadas em seu escopo, ricas em detalhes e aplicáveis apenas dentro dos limites de um dado contexto social, sem a preocupação de generalização estatística para além da área substantiva, procurando aprofundar a explicação de uma “realidade” local, particular, construída a partir das experiências vividas por um determinado grupo social (GLASER; STRAUS, 1967, p. 32).

Gerar teorias sobre fenômenos em vez de gerar apenas um conjunto de resultados é importante para o desenvolvimento de um campo de conhecimento (STRAUSS; CORBIN, 2008). Considerando que o resultado final do método *Grounded Theory* é derivar uma teoria a partir dos dados, do ponto de vista desta tese, a teoria resultante é:

[...] um conjunto de categorias bem desenvolvidas (ex.: temas, conceitos) que são sistematicamente inter-relacionadas através de declarações de relação para formar uma estrutura teórica que explique alguns fenômenos relevantes (STRAUSS; CORBIN, 2008, p. 35).

Ressalta-se que há duas correntes de pesquisa antagônicas quanto ao método. Uma delas foi elaborada por Glaser (1992), dando ênfase à característica emergente do método e aos processos indutivos desenvolvidos em pesquisas pioneiras, em que o pesquisador não deve trazer nenhum conhecimento *a priori* para o estudo de pesquisa (LOCKE, 1996). A segunda corrente, desenvolvida por Strauss (1987), permite a influência de preconceções do pesquisador.

Na tradição *Glaseriana*, tudo surge em uma teoria fundamentada e o pesquisador não sabe o que está procurando quando começa a sua pesquisa, sem ao menos poder dizer antes da coleta e análise de dados como será seu estudo (Glaser, 2001). De acordo com essa abordagem, o pesquisador entra em campo apenas com uma ampla área de tópico de interesse, sem uma leitura e compreensão detalhada da literatura (JONES; NOBLE, 2007). Para Glaser (1992), o pesquisador deveria simplesmente não saber como ele aborda os dados. A pesquisa é tratada como o mundo em estudo que deve moldar a teorização (LOCKE, 1996).

Por outro lado, tem-se a tradição *Straussiana*, a qual encoraja os pesquisadores a usar sua própria experiência pessoal e profissional e adquirirem conhecimento como uma vantagem positiva no processo da *grounded theory* para melhorar a sensibilidade teórica (Strauss, 1987). É evidente que a distinção entre as escolas, inclusive no que se refere aos procedimentos, propiciou uma série de discussões científicas. No Brasil, (Bandeira-de-Mello, 2002; Bandeira-de-Mello; Cunha, 2003) incentivaram essa discussão e proporcionaram a descrição lógica do método.

Diante dessas características, a escolha pela metodologia da *grounded theory* com ênfase na corrente *Straussiana* se deu com o intuito de o conjunto de técnicas que estruturam o processo de análise se aproximar da consistência teórica (Bryant, 2002; Locke, 2001), e, sobretudo, pela singularidade do estudo elaborado, pela lacuna na teoria existente que pode ser suprida de forma legítima e original a partir da subjetividade dos sujeitos e pela necessidade de focalizar um processo que tem fases distintas que ocorrem ao longo do tempo (STRAUSS; CORBIN, 20018).

Adicionalmente, a opção pelo método também se justifica pela natureza da pesquisa, o contexto e o nível de análise: organizações públicas brasileiras, implementações de *analytics* e nível de equipes técnicas de TI e equipes de negócio. Estas organizações podem apresentar idiossincrasias importantes que promovam discussões acadêmicas e gerenciais bastantes relevantes, que são apropriadas para pesquisadores individuais, dando-os a oportunidade para um problema ser estudado em profundidade, e também pode ser apropriado para investigação de fenômenos com grande variedade de fatores e relacionamentos (Yin, 2001), podendo ser úteis em pesquisas reveladoras de novas descobertas, convergindo para a função de construir ou ampliar teorias.

Em particular, ao se tratar de pesquisa que tem como suporte teórico a capacidade absorptiva, a *grounded theory* como método de pesquisa é justificável, devido a dois argumentos inter-relacionados: (a) que a experiência e os pontos de vista dos envolvidos com o processo vivido nas organizações podem fornecer a base do

desenvolvimento teórico de forma relevante, e (b) que os conceitos de absorção de conhecimento em implementações de TI, sobretudo em *analytics*, ainda são obscuros na literatura (Gao, 2017; Grover, 2018; Rodriguez; Cunha, 2018), possibilitando a imersão da capacidade absorptiva nas discussões acadêmicas, gerando assim relevância teórica, aplicabilidade e credibilidade.

O nível de análise – *equipes técnicas de TI e equipes de negócio* – expressa idiosincrasias importantes e promoção de discussões acadêmicas e gerenciais bastantes relevantes, dado a variedade de fatores e relacionamentos necessários no contexto das práticas relacionadas ao *analytics*. Argumenta-se que a experiência e os pontos de vista das equipes envolvidas são vitais para o desenvolvimento de teoria substantiva, pois se acredita que o conhecimento é inseparável dos indivíduos que conhecem as idiosincrasias desse contexto. Portanto, se a teoria deve ser relevante e útil tanto para a comunidade acadêmica quanto para a comunidade empresarial, a geração teórica deve estar intimamente relacionada com a produção dos dados, embora conceitualmente independentes.

Ainda assim, a natureza multifacetada, controversa, ambígua, dinâmica e socialmente construída do fenômeno faz com que o escape do enquadramento por um conjunto de construções mensuráveis ou verificáveis, tornando a capacidade absorptiva em implementações de *analytics* uma perspectiva teórica em desenvolvimento que diz respeito às organizações como sistemas de conhecimento, em vez de uma teoria robusta capaz de suportar teorização hipotética-dedutiva tradicional relacionadas ao conhecimento.

Associado a isso, a revisão de literatura concluiu que inexistente um sólido modelo e orientação teórica que domine a absorção do conhecimento em implementações de *analytics*, parecendo que o que há de disponível é insuficiente para apoiar a definição de hipóteses sensíveis para serem testadas. Portanto, acredita-se que pesquisas que consideram a *grounded theory* como o suporte conceitual necessário para estabelecer os blocos de construção mais relevantes de absorção do conhecimento em implementações de *analytics* podem aproveitar a riqueza

conceitual envolvida na natureza do conhecimento em projetos complexos e relevantes para as organizações, ao invés de limitá-la ou ser ditada por outros métodos científicos.

Com isso, a possibilidade real de geração de teoria, que tipifica a *grounded theory*, a torna especialmente atraente nos campos em que as estruturas teóricas existentes são muito remotas ou abstratas, pois apoia a teorização em novas áreas substantivas, relaciona-se bem com a prática e permite ao pesquisador capturar a complexidade vivida pelos pesquisados. Ademais, torna-se útil pela possibilidade de criar uma teoria substantiva que não significa consolidar os achados da pesquisa, mas, sobretudo, construir uma teoria sólida que possa servir de juízo e diretriz gerencial ou institucional em futuras implementações de *analytics*.

Por ser algo inédito e com aspectos específicos quanto aos procedimentos operacionais e características gerenciais distintas, faz-se justificada a sua utilização, para que o pesquisador tenha a possibilidade de proceder com uma investigação detalhada e direta, dirimindo sobre os variados fenômenos envolvidos na questão de pesquisa. Desta forma, as estratégias empregadas (escolha pela abordagem qualitativa, com método *grounded theory*) foram norteadas, especialmente, pelo tipo de questão apresentada pela pesquisa e pelo baixo grau de controle que o pesquisador tinha sobre os eventos. Acredita-se, assim, propiciar maior qualidade na teoria substantiva desenvolvida com os dados produzidos e elementos conceituais que emergiram.

3.4 Etapas e procedimentos da *Grounded Theory* na pesquisa

Antes mesmo de iniciar as etapas e procedimentos, ressalta-se que a prioridade dada pelo pesquisador foi desenvolver sensibilidade teórica, no intuito de angariar maior objetividade no desenvolvimento na pesquisa, pois, o método *grounded theory* possibilita o balanceamento entre sensibilidade e objetividade expressada por meio

da sensibilidade teórica (Glaser, 1978), em que o pesquisador procurou dar significado aos dados produzidos ao longo do estudo, separando e aproveitando o que é pertinente, valorizando a visão de mundo do sujeito e identificando nos dados o fenômeno relevante em detrimento de seu próprio julgamento. Portanto, sendo a sensibilidade teórica a capacidade de o pesquisador pensar sobre os dados em termos teóricos (Strauss; Corbin, 2008), o que requereu que ele interagisse continuamente com a coleta e análise de dados, isento de qualquer julgamento até que todos os dados tivessem sido analisados (PARKER; ROFFEY, 1996).

Strauss e Corbin salientam que possuir sensibilidade significa é ter discernimento e ser capaz de dar sentido aos fatos e acontecimentos dos dados. Isso significa ir além do óbvio para descobrir o novo, pois essa sensibilidade ocorre enquanto o pesquisador trabalha com os dados, faz comparações, elabora questões e vai a campo para coletar mais dados. Essa alternância de procedimentos é característica do método *grounded theory*, pois coleta e análise de dados ocorrem em sequências alternativas (STRAUSS; CORBIN, 2008). Desta forma, no estudo a análise começou com a primeira entrevista, seguida por mais análise, mais trabalho de campo, e assim por diante, de forma que a análise conduzisse a coleta de dados. Por conseguinte, houve uma interação constante entre pesquisador e pesquisa, a qual o exigiu a imersão nos dados. Através desse processo alternado de produção e análise de dados, significados que geralmente poderiam ser ilusórios se tornaram mais claros.

Sendo assim, para garantir maior sensibilidade teórica na pesquisa, o pesquisador não se divorciou completamente de sua experiência profissional, pois, à medida que avançou-se na análise, o seu conhecimento e a sua experiência profissional contribuiu para o reconhecimento de incidentes como conceitualmente similares ou diferentes para atribuir a eles nomes conceituais com mais facilidade. Portanto, acredita-se que “*a experiência profissional é uma potencial fonte de sensibilidade*” (STRAUSS; CORBIN, 2008, p. 57), pois permitiu ao pesquisador mover-se mais rapidamente entre um participante respondente e outro por não precisar gastar tanto tempo para se familiarizar com os fatos notadamente irrelevantes.

Nesse sentido, desde o início da pesquisa, o pesquisador preocupou-se em ampliar suas competências no assunto a ser investigado, ao participar de cursos de aprofundamento, imersão e gestão de projetos de *analytics*, ofertados ao longo do ano de 2018 pela *Fundação Getúlio Vargas*¹¹ e pela *Data Science Academy*¹². Além desses cursos, o pesquisador participou de alguns eventos do tipo *Meetup*¹³ tanto no Brasil como em Portugal, durante o doutorado sanduíche. Acredita-se que, através das publicações relacionadas à pesquisa, e as consequentes discussões, os diálogos e as críticas apresentadas nestes eventos permitiram a elevação da experiência pessoal do pesquisador e que “as ideias criassem raízes”, como discutido por Strauss e Corbin (2008, p. 232), pois, o que mais importa é a visão de mundo dos sujeitos que possam contribuir de alguma maneira para a pesquisa e como eles percebem os fatos e acontecimentos acerca do assunto investigado, em detrimento da percepção ou perspectiva única do pesquisador.

Em relação às etapas da *grounded theory*, Tarozzi (2011) as detalha da seguinte forma: identificação da área de investigação; definição da pergunta gerativa da pesquisa; decisão quanto aos métodos e instrumentos; coleta de dados e codificação aberta; amostragem teórica; coleta de dados e codificação axial; elaboração de memorandos; coleta de dados e codificação seletiva; elaboração de relatório e avaliação da pesquisa. No entanto, o método de pesquisa *grounded theory* não oferece um conjunto de passos lineares e estáticos a serem seguidos; diferentemente disso, fornece um conjunto de ferramentas e diretrizes que apoiam o trabalho do pesquisador (REZENDE, 2017).

¹¹ A Fundação Getúlio Vargas é uma instituição de ensino superior brasileira fundada em 20 de dezembro de 1944, com objetivo inicial de preparar pessoal qualificado para a administração pública e privada do país. Sua sede está localizada na cidade do Rio de Janeiro. Disponível em: <https://www.portal.fgv.br/>. Acesso em: 01 de novembro de 2018.

¹² A Data Science Academy é uma comunidade de especialistas em Ciência de Dados, levando treinamento e qualificação profissional em áreas de Data Science, Big Data, Analytics e Internet das Coisas. Disponível em: <https://www.datascienceacademy.com.br/>. Acesso em: 01 de novembro de 2018.

¹³ O Meetup é uma comunidade virtual que conecta pessoas com interesses em comum para que criem comunidades vibrantes e promovam o desenvolvimento de aprendizagem. Disponível em: <https://www.meetup.com/>. Acesso em: 01 de novembro de 2018.

Quanto aos procedimentos, Strauss (1987) enfatiza a importância da aplicação deles para se chegar a uma categoria central que integre a teoria e forneça alguma padronização e rigor ao processo do método. No entanto, com a evolução do método, autores enfatizam a sua flexibilidade ao afirmarem que estão oferecendo *“um conjunto de procedimentos muito úteis, essencialmente diretrizes e técnicas sugeridas, mas não mandamentos”* (STRAUSS; CORBIN, 1998, p. 4).

Strauss e Corbin declaram ainda que o papel proporcionado pelos seus procedimentos é *“ajudar a fornecer alguma padronização e rigor ao processo...No entanto, estes procedimentos foram concebidos para não serem seguidos dogmaticamente, mas, sim, para serem usados de forma criativa e flexível pelos pesquisadores conforme julguem apropriados”* (STRAUSS; CORBIN, 1998, p. 13). Complementando esse pensamento, os autores Jones e Noble (2007, p. 89) concluem que *“os pesquisadores podem escolher entre vários procedimentos, escolhendo alguns enquanto rejeitam outros, e até mesmo misturando alguns procedimentos próprios de acordo com seus próprios gostos”*.

Nesta pesquisa, considerou-se as etapas e os procedimentos do método *grounded theory* efetivados desde a concepção do estudo através da escolha do tema, cuja fase costuma ser recheada de indecisões, até o desenvolvimento de teoria substantiva capaz de explicar o processo investigado. Cada uma das etapas requereu um esforço demasiado do pesquisador, ao estabelecer os procedimentos associados e realizar constantes avaliações ao longo do desenvolvimento da pesquisa. Sendo assim, as etapas que balizaram a pesquisa podem ser classificadas em três tipos: planejamento, implementação e avaliação. A primeira etapa, planejamento, é composta da seguinte maneira:

Escolha do tema

A origem do interesse pelo tema foi a experiência e a sensibilidade do pesquisador em perceber a importância e a dificuldade que as áreas funcionais têm para implementar iniciativas que gerem *insights* por meio do *analytics*. A união desses

conhecimentos levou ao problema de pesquisa, que é investigar a gestão do conhecimento em implementações de *analytics*. A escolha do tema está explicitado no capítulo 1.

Formulação do problema de pesquisa

A escolha do tema levou à seguinte dúvida: que elementos teóricos baseados em dados podem nortear a ocorrência de absorção do conhecimento em implementações de *analytics* em organizações públicas? Essa dúvida se tornou, então, o problema de pesquisa, que está fundamentado no capítulo 1.

Construir fundamentação teórica

Foi realizado um levantamento bibliográfico. Os objetivos da busca na bibliografia foram: (a) demonstrar o ponto de vista de diferentes autores sobre os conceitos e as definições dos temas utilizados neste trabalho; (b) apresentar os conceitos e as definições adotados pelo autor deste trabalho; (c) servir como referência para verificação do ineditismo desta pesquisa; (d) contribuir para a definição da questão da pesquisa; e e) obter subsídios técnicos para a criação das perguntas das entrevistas realizadas na fase de produção de dados. A revisão da literatura está disponível no capítulo 2.

Definição da abordagem e método científicos

A escolha pela *grounded theory*, pela abordagem qualitativa e pelo paradigma interpretativista foram as estratégias definidas para garantir maiores possibilidades de formação de teoria substantiva com maior densidade e com maiores possibilidades de explicar o fenômeno. As justificativas das escolhas pelo método, pela abordagem e pelo paradigma estão descritas nas seções 3.2 e 3.3.

Definição dos instrumentos de pesquisa

Os instrumentos de pesquisa foram definidos, principalmente, com base no método científico escolhido. Este trabalho enfatizou investigar o fenômeno em variadas organizações públicas, em detrimento de verificá-lo em uma organização específica. Logo, foram escolhidos diferentes instrumentos de produção de dados, incluindo entrevistas presenciais em profundidade com questões abertas e documentos relevantes, conforme explicitado na seção 3.4.4.

Esboço de roteiro de pesquisa de campo

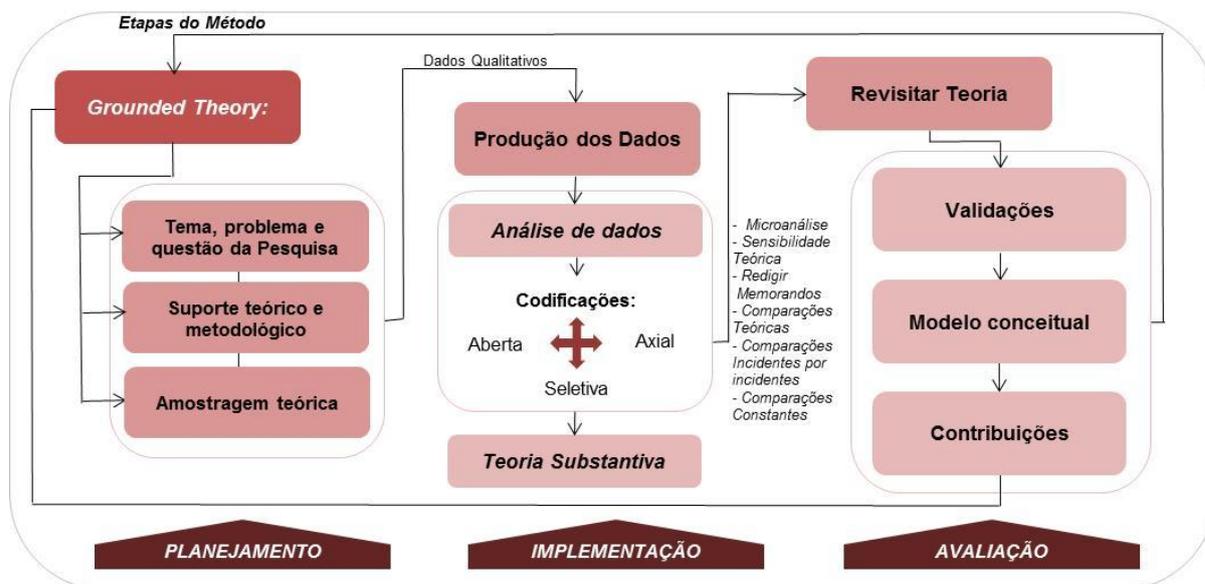
O primeiro roteiro de perguntas foi criado com base nas leituras técnicas realizadas para a fundamentação teórica, com base no conhecimento do pesquisador e com base em questões implementadas em pesquisas anteriores. A cada ciclo do método, variaram as perguntas e os entrevistados selecionados esclareceram os fatos novos gerados pelo ciclo anterior. Esse processo está melhor detalhado na seção 3.4.1.

Definição da amostragem teórica

Em consonância com o método de pesquisa, o pesquisador, com base na sua experiência e considerando o escopo das implementações analisadas, definiu que a amostra potencial seria composta por gestoras(es) ou colaboradoras(es) das equipes técnicas de TI ou de negócio envolvidas(os) em implementações de *analytics* no âmbito das organizações participantes, conforme explicitado na seção 3.4.3.

De forma complementar, as etapas de implementação e avaliação, que contemplam a produção e análise dos dados conforme o método *grounded theory* indica, ocorreram em ciclos até o atingimento da saturação teórica e a subsequente avaliação da teoria resultante por parte dos entrevistados. Os ciclos de produção e análise de dados são apresentados na Figura 13 e detalhados a seguir:

Figura 13 – Etapas do método *Grounded Theory* na pesquisa



Fonte: preparado pelo autor.

Produção de dados

As questões definidas no passo anterior foram aplicadas aos respondentes selecionados como parte da amostra do ciclo em questão. Essas entrevistas foram integralmente transcritas, e os entrevistados assinaram o termo de consentimento livre e aplicado para uso do material, conforme apêndice B deste trabalho. Todas as entrevistas foram presenciais. Sempre que necessário, documentos da organização participante foram utilizados para complementar as informações colhidas nas entrevistas, conforme explicitado na seção 3.4.4.

Análise dos dados

A cada ciclo, foram realizadas as análises dos dados produzidos. Embora as entrevistas tenham sido a principal fonte para análise, foram utilizados também documentos das organizações em todos os ciclos. As avaliações procederam através de codificações abertas, axiais e seletivas, e escolhidas de acordo com o grau de maturidade da teoria. Todas as análises de dados foram apoiadas pela construção de memorandos e diagramas de relação entre as categorias, conforme

seção 3.4.8, os quais auxiliaram o pesquisador na construção da teoria que é objeto desta tese. Os procedimentos estão detalhados nas seções 3.4.5.

Uso de software de análise qualitativa

O *software* ATLAS.ti foi utilizado em todas as fases da pesquisa como ferramenta de apoio, centralizando os dados produzidos e os memorandos e diagramas criados, conforme explicitado na seção 3.4.7.

Verificação da saturação teórica

Os resultados de cada análise foram comparados com a análise anterior para verificação da saturação teórica, a qual foi considerada como ponto de ruptura para a produção de novos dados, conforme explicitado na seção 3.4.6.

Desenvolvimento de teoria substantiva

Neste ponto, a preocupação estava em integrar os elementos teóricos derivados dos procedimentos científicos empregados na pesquisa. Os procedimentos estão elencados no capítulo 5.

Revisitação ao suporte teórico

Revisitar a teoria que embasou o estudo foi um passo importante para confirmar os achados e confrontá-los com os estudos anteriores, e perceber a convergência da teoria substantiva emergente. Os procedimentos estão elencados no capítulo 5.

Validação da pesquisa

Uma vez caracterizada a saturação teórica, procedeu-se a apresentação dos resultados aos participantes que fizeram parte da amostra para avaliação da teoria

substantiva. Os resultados dessa validação estão descritos em seção específica. Os procedimentos estão elencados no capítulo 5.

Demonstração do modelo conceitual

A teoria substantiva e modelo conceitual desenvolvidos a partir das produções e análises dos dados até o atingimento da saturação teórica está documentada no capítulo 5 - Resultados da pesquisa. Todas as etapas descritas anteriormente estão documentadas na presente tese. A Tabela 9 sintetiza as etapas e procedimentos da *grounded theory* adotados.

Tabela 9 - Etapas e procedimentos da *Grounded Theory* seguidos na pesquisa

Etapas	Descrição das etapas	Procedimentos efetivados
Planejamento	Escolher tema	Identificação de lacuna prática e teórica
	Formular problema de pesquisa	Definição do problema de pesquisa
	Construir fundamentação teórica	Definição da questão de pesquisa e questões iniciais
	Definir estratégia metodológica	Opção pela abordagem e método científico
	Definir instrumentos de pesquisa	Especificação das fontes de produção de dados
	Selecionar amostragem teórica	Amostragem teórica inicial
Implementação	Efetuar pesquisas de campo	Produção e análise de dados através de comparações constantes
	Efetuar comparações constantes	Emprego de codificações aberta, axial e seletiva
	Utilizar <i>Software</i> de análise qualitativa	Criação e utilização de elementos de apoio à análise
	Selecionar novos casos	Amostragem teórica complementar
	Entender saturação teórica	Percepção de anulação de ganhos marginais do poder explicativo do modelo
	Desenvolver teoria substantiva	Desenvolvimento de teoria substantiva emergente
Avaliação	Revisitar fundamentação teórica	Comparação do modelo com o suporte teórico
	Garantir validação interna e externa	Elaboração de procedimentos que confirmem a validação da pesquisa
	Demonstrar modelo conceitual	Demonstração das contribuições do modelo conceitual emergente

Fonte: preparado pelo autor

Esta seção teve o objetivo de demonstrar resumidamente as etapas e os procedimentos exigidos pelo método *grounded theory* e executados na pesquisa, com base nas valiosas contribuições apresentadas por: Pandit (1996); Parker e

Roffey (1996); Charmaz (1996); Strauss e Corbin (1998); Goulding (2002). As etapas e procedimentos elencados têm a finalidade de tornar os resultados os mais objetivos possíveis, tanto do ponto de vista teórico, para que tenham possibilidade de generalização do fenômeno explicado, como do ponto de vista metodológico, para comprovar rigorosidade no método utilizado (GODOI, SILVA e BANDEIRA-DE-MELLO, 2010). A partir de agora, cada etapa e procedimento do método são detalhados para melhor embasar sua aplicação na pesquisa.

3.4.1 Roteiro inicial de pesquisa de campo

O papel desempenhado pela absorção do conhecimento em implementações de *analytics* é um tema subjacente. Portanto, o roteiro foi elaborado na intenção de entender quais são as categorias conceituais de conhecimento relevantes, como suas propriedades e dimensões estão conectadas e em que condições são utilizadas efetivamente, além de quais estratégias de ação são tomadas pelos envolvidos. Estas são apenas algumas das questões sobre absorção do conhecimento colocadas pela literatura a serem aplicadas em fenômeno que envolve *analytics*, que são foco no instrumento de pesquisa.

Esses questionamentos remetem o pesquisador ao interesse em esclarecer as decisões e ações que foram tomadas com a absorção do conhecimento no contexto da implementação de *analytics*. Na revisão da literatura, foi confirmado que não há estudos prévios que se propuseram a discutir essa questão, pois a maioria das pesquisas se concentrava em pesquisas descritivas, embora haja evidências que as organizações estão tentando se beneficiar com o *analytics* na atualidade. Entretanto, nesse estudo, o interesse é nas percepções das equipes técnicas de TI e de negócios, especialmente aquelas que já estiveram ou estão envolvidas em implementações de *analytics* nas organizações.

A escolha dos profissionais das áreas técnicas de TI e de negócio se deu pela sua utilidade na pesquisa, pelo fato de serem testemunhas privilegiadas (Quivy; Campenhoudt, 1998), pois são pessoas que, pela sua posição, ação ou responsabilidades, têm um bom conhecimento do fenômeno que está sendo investigado. O roteiro foi estruturado com questões abertas, com o objetivo de obter uma maior abrangência de conceitos por parte dos entrevistados. Desta forma, espera-se entender a natureza de sua experiência e desvendar os fatores que contribuíram para a absorção do conhecimento nestas implementações.

O roteiro foi produzido a partir da revisão da literatura que dá suporte ao estudo em alinhamento com o protocolo de pesquisa, com o propósito de conduzir o pesquisador à obtenção de respostas que permitam o desenvolvimento de formulação teórica. A escolha pelo uso de questões *abertas* nesse estágio da pesquisa visa permitir que os respondentes digam o que realmente está em suas mentes sem serem influenciados por sugestões do pesquisador, indicar o nível de informação e conhecimento de cada respondente sobre o tema (Foddy, 1993), estabelecer o território a ser explorado, não presumir uma resposta direta e permitir que o respondente tome qualquer direção que ele queira (SEIDMAN, 2006). O roteiro inicial de entrevista foi estruturado da seguinte maneira:

I – Abertura:

As seguintes questões (gerais e demográficas) se relacionam com o processo de preparação da relação entrevistador-entrevistado, na qual alguns autores conceituam como “*quebra-gelo*” (Yin, 2014). Neste momento, a intenção é começar a comunicação com uma definição clara do tema e uma ideia clara das informações necessárias sobre o estudo. Portanto, procura-se explicar que a pesquisa é sobre os entendimentos e experiências que as equipes possuem acerca do seu conhecimento em implementação de *analytics*, e destaca-se a necessidade de fazer algumas perguntas sobre sua vida profissional, deixando-o à vontade para abordar todos os aspectos que considerar relevantes. Neste momento, formaliza-se a assinatura do termo de consentimento livre e esclarecido (Apêndice C), informa que todos os

dados do entrevistado serão mantidos sob confidencialidade exclusiva do pesquisador, que nenhum entrevistado será identificado sob nenhum aspecto, além de pedir permissão para gravar a entrevista para facilitar a retomada do conteúdo, posteriormente.

II – Produção de dados:

As seguintes questões do roteiro devem apresentar o fenômeno, as causas, as estratégias e as consequências para a equipe lidar com a implementação de *analytics*, abordando desde a descrição da história encontrada anteriormente, a experiência contemporânea e as reflexões sobre os significados percebidos pelos membros das equipes. As três primeiras questões podem ser melhor explicadas pelas(os) gestoras(es) ou colaboradoras(es) das equipes de TI envolvidas(os) em implementações de *analytics*, e as demais questões podem ser melhor explicadas pelas(os) gestoras(es) ou colaboradoras(es) das equipes de TI ou de negócio envolvidas. Em geral, as questões foram orientadas para levantar a descrição dos principais processos e ações acerca do fenômeno, o processo de transformação do conhecimento que facilitem a transferência e a incorporação do novo conhecimento adquirido ou assimilado durante a implementação de *analytics* pelas equipes envolvidas com a incorporação e transformação do novo conhecimento em novas rotinas, processos, competências e formas de trabalho. As questões estão ilustradas a seguir:

- a) Pode me descrever o seu entendimento sobre *Analytics*?
- b) Pode me descrever como são conduzidas as implementações de *Analytics* na empresa?
- c) Como a equipe (de TI ou de negócio) é capaz de identificar novas oportunidades de implementações de *Analytics* na empresa?
- d) Como ocorre a colaboração entre diferentes equipes (de TI e de negócio) durante implementações de *Analytics*?
- e) Como as ideias e informações sobre *Analytics* são comunicadas entre as diferentes equipes (de TI ou de negócio)?

- f) Como você (ou a equipe) faz para adequar novas ideias e informações adquiridas sobre *Analytics* ao contexto atual existente?
- g) Como você (ou a equipe) exerce sua habilidade de gerar novos negócios ou produtos por meio do *Analytics*?
- h) Como a empresa (ou o cliente) pode se beneficiar com novos conhecimentos de *Analytics* aprendidos pela equipe (de TI ou de negócio)?

III – Fechamento:

Na medida em que a entrevista se aproxima do fim, outros tipos de perguntas são sugeridas para realizar o fechamento e certificar o pesquisador quanto à capacidade de o entrevistado ratificar elementos revelados ou acrescentar elementos não elencados em respostas de questões anteriores. As questões de fechamento foram estruturadas da seguinte maneira:

Agora, eu gostaria de voltar um pouco e, a partir do que conversamos e dos exemplos que você deu, vou lhe pedir para pensar e me dizer, de uma forma reduzida (pergunta auxiliar):

- a) O que a absorção de conhecimento em implementações de *Analytics* significa para você?
- b) Você gostaria de acrescentar algo que não foi abordado anteriormente ou dizer alguma coisa sobre o assunto que não foi abordado em nossa conversa?

3.4.2 Teste piloto

Optou-se pela realização do teste piloto para verificação do instrumento de pesquisa de campo, pois, de acordo com Lakatos e Marconi (1991), a pesquisa-piloto tem como uma das principais funções testar o instrumento de produção de dados. A pesquisa piloto pode também proporcionar a evidenciação de: ambiguidade e

quantidade das questões, existência de perguntas supérfluas e adequação ou não da ordem de apresentação das questões. Uma vez constatadas as falhas, reformulase o instrumento, conservando, modificando, ampliando, desdobrando ou alterando itens (LAKATOS; MARCONI, 1991, p. 228).

A pesquisa-piloto teve início durante o Estágio Científico Avançado no âmbito do Programa Doutoral em Ciências Empresariais, realizado na Universidade do Minho, localizada na cidade de Braga – Portugal, entre os meses de dezembro de 2018 e março de 2019, sob a supervisão da Professora Dra. Ana Carvalho. A fase final foi realizada quando do retorno ao Brasil, sob a supervisão do orientador desta tese de doutorado, Professor Dr. Josir Simeone Gomes, durante o restante de todo o ano de 2019, na Escola de Ciências Sociais Aplicadas, da Universidade do Grande Rio, localizada na cidade do Rio de Janeiro – Brasil.

A escolha pela Universidade do Minho para a realização do estágio doutoral se deu pelo fato de Portugal, país da Europa que aplica e é regulado pela Lei Geral de Proteção de Dados Europeia¹⁴ desde o dia 25 de maio de 2018, deter empresas com profissionais que implementam soluções de *Analytics* de variadas empresas, o que foi fundamental para a aplicação do roteiro de entrevista, assim como do protocolo de pesquisa e da metodologia. Esta fase do estudo, apesar de único em seu contexto, permitiu validar as questões e reunir dados para comparar e enriquecer as conclusões do estudo com organizações brasileiras.

O protocolo do estudo desenvolvido em Portugal seguiu os pressupostos do protocolo desenvolvido para todo o estudo, incluindo: a) envio de carta-convite às potenciais empresas participantes da pesquisa; b) reuniões de explanação dos objetivos da pesquisa; c) agendamento de entrevista com os participantes; d) leitura e assinatura do Termo de Consentimento e Livre e Aplicado; e) gravação e transcrição das entrevistas; f) produção dos dados; e g) análise dos dados. Concluída a fase de análise dos dados, seu conteúdo foi submetido aos

¹⁴ O Regulamento Geral de Proteção de Dados na União Europeia, ou seja, “General Data Protection Regulation” (GDPR) trata-se de uma legislação que estipula uma série de regras sobre como empresas públicas e privadas devem lidar com os dados pessoais da população dentro do bloco europeu.

participantes, para validação das interpretações feitas pelo pesquisador. Em função do tipo de informações reveladas e pela não continuidade do pesquisador em território europeu, optou-se por manter a omissão nominal das empresas e dos participantes. Por esta razão, as duas empresas participantes deste teste-piloto foram denominadas: Empresa A e Empresa B.

A Empresa A foi uma escolha estratégica, pois, durante o estágio doutoral, algumas reuniões foram conduzidas com professores da Universidade do Minho. A partir destas reuniões, tomou-se conhecimento da existência de curso de Doutorado oferecido pela Universidade cujo Programa contém disciplinas relacionadas ao tema *big data & analytics*. Com isso, procurou-se identificar empresas com vínculos profissionais com este Programa de Doutorado, quando a Empresa A foi identificada e, posteriormente, realizou-se o primeiro contato com seus responsáveis através de condução de reunião para explanação dos objetivos da pesquisa, bem como a autorização para o início e a identificação do(s) participante(s) que melhor pudesse(m) contribuir com a fase de coleta de dados. A partir da experiência com o participante inicial, expandiu-se a amostra teórica para outros participantes, assim como se identificou potenciais concorrentes ou parceiras que poderiam também contribuir com o estudo.

Presente em Portugal desde o início do século XIX, a Empresa A é um dos maiores empregadores industriais e uma das empresas mais reconhecidas do país. Com uma presença consolidada, exporta quase a totalidade da sua produção para mercados internacionais e tem vindo a alargar as atividades de investigação e desenvolvimento em *hardware* e *software* para diferentes áreas de negócio.

A Empresa B, por sua vez, foi uma escolha não aleatória, pois, durante o estágio doutoral, foi possível participar de algumas reuniões, do tipo *Meetup*, conduzidas por profissionais de *Data Science* nas cidades de Braga e de Porto. Durante uma das reuniões que ocorreram neste evento, foi possível estabelecer contato com profissionais com experiência sobre *analytics*, e, um deles, posteriormente, foi convidado para participar da entrevista para esse teste piloto. Alocado na Empresa

B, ela é caracterizada como o melhor grupo de comunicações e líder no mercado de entretenimento em Portugal, a qual oferece uma gama de produtos e soluções fixas e móveis de última geração relativas à televisão, internet e telefone para quase a totalidade da população no país.

As características das duas empresas foram suficientes para comprovar a aderência aos propósitos do estudo, pois, são empresas de grande e médio porte respectivamente, detentora de milhares de empregados, situadas em mercado caracterizado por concorrência e exigência por constante atualização tecnológica e inovação em gestão e produtos.

Sobre as entrevistas, seguiram-se as orientações do protocolo de pesquisa, em que convém ressaltar que durante o teste piloto foi necessário esclarecer, antecipadamente ao início de cada entrevista, o entendimento dos conceitos de capacidade absorptiva entendidos pelos participantes e os conceitos utilizados nesta tese. Então, foi entrevistado o responsável por uma área de negócio que realiza *Analytics* com o objetivo de melhorar a eficiência organizacional através do meio produtivo. A primeira entrevista ocorreu em uma das filiais da empresa, no norte de Portugal, no mês de janeiro de 2019. A segunda entrevista ocorreu em um estabelecimento comercial com pouca circulação de pessoas. A coleta de dados também envolveu o recolhimento de informações do site Internet que pudessem evidenciar o uso de tecnologias emergentes no desenvolvimento de produtos e serviços pela empresa.

O roteiro para as entrevistas foi conduzido com questões abertas, para melhor captar impressões, percepções, experiências e pontos de vista dos entrevistados. A escolha dos profissionais das áreas de TI e de negócio se deu pela sua utilidade na pesquisa, pois são pessoas que, pela sua posição, ação ou responsabilidades, há o pressuposto da existência de satisfatório conhecimento do fenômeno que está sendo investigado.

Tabela 10 – Perfil dos entrevistados no teste piloto

Entrevistado	Área de atuação	Função	Experiência			Duração Entrevista
			Acadêmica	Profissional	em <i>Analytics</i>	
A	Negócio	<i>Analytics</i> de Produção	Doutorando	+ 10 anos	2 anos	00:36:51m
B	TI	<i>Analytics</i> em Geral	Graduação	+ 10 anos	5 anos	00:43:28m
C	Negócio	<i>Analytics</i> de Desempenho	Doutorado	+ 5 anos	- 5 anos	00:28:43m

Fonte: Elaborado pelo autor.

As duas primeiras pesquisas de campo feitas em Portugal relacionadas na Tabela 10 permitiram a validação do roteiro inicial de entrevista. No entanto, a sensibilidade do pesquisador o fez concluir ser conveniente proceder com a adequação do conteúdo e da ordem de apresentação das questões. Portanto, estas duas entrevistas foram úteis para a validação e adaptação do roteiro inicial.

Enquanto o entrevistado A evidenciou a necessidade de o pesquisador não se restringir apenas à realização de entrevistas com empresas localizadas na região Norte do país, onde o respectivo empregador do entrevistado está localizado, porém da oportunidade de coletar dados em outras regiões territoriais de Portugal, dado que na Região Norte contêm poucas empresas com investimentos significativos em tecnologia. Por outro lado, o entrevistado B manifestou evidências que as questões foram capazes de abordar o fenômeno em sua plenitude.

*“...Portanto, não se pode focar apenas aqui na zona Norte” (Entrevistado A), “Eu acho que as perguntas capturaram a essência do que se faz em *Analytics*” (Entrevistado B).*

No entanto, durante a evolução das questões com os entrevistados, algumas evidências foram percebidas pela sensibilidade do pesquisador, as quais, posteriormente, serviram de subsídios para adaptação do roteiro, das seguintes formas:

- a) Questão: *Como você (ou a equipe) faz para adequar novas ideias e informações adquiridas sobre *Analytics* ao contexto atual existente?* Procedeu-se com a alteração da expressão “*contexto atual existente*” para “*contexto da empresa*”. Essa alteração se deu pela possibilidade do entrevistado se confundir com a expressão, dado em que um dos entrevistados solicitou a releitura da questão

- pele pesquisador. No entanto, a possibilidade de existir ambiguidades tende a ser minimizada ou eliminada com a utilização da expressão “na empresa”;
- b) Questão: *Como você (ou a equipe) exerce sua habilidade de gerar novos negócios ou produtos por meio do Analytics?* Procedeu-se com a alteração da expressão “novos negócios ou produtos” para “novas oportunidades”. Essa alteração se deu pela possibilidade do entrevistado não estar designado à implementação de *Analytics* para fins de gerar novos produtos ou serviços, mas sim, para melhoria de capacidades internas;
- c) Questão: *Você gostaria de acrescentar algo que não foi abordado anteriormente ou dizer alguma coisa sobre o assunto que não foi abordado em nossa conversa?* Como a questão inicial apresentava-se longa, procedeu-se com a adequação do conteúdo da questão para a seguinte maneira: *Você gostaria de acrescentar algo sobre o assunto que não foi abordado em nossa conversa?* Assim, acredita-se que a questão fica mais simples e objetiva.

Embora o pesquisador tenha dado continuidade com a pesquisa de campo ao longo do estágio doutoral, as duas primeiras entrevistas foram suficientes para permitir a validação e adaptação do roteiro. As demais entrevistas realizadas no âmbito do estágio doutoral já contemplaram as adaptações.

No país de origem, a primeira participação em pesquisa de campo também serviu para ratificar e validar do roteiro de entrevista. Portanto, além das duas entrevistas realizadas em âmbito internacional, a primeira entrevista realizada em âmbito nacional também foi útil para a validação e adaptação do roteiro de entrevistas. O perfil do entrevistado no país de origem está identificado como entrevistado “C” na Tabela 10. O roteiro inicial com as questões da pesquisa de campo foi adaptado e está disponível no Apêndice B.

“Você escolheu uma metodologia mais qualitativa, eu entendi o roteiro de suas perguntas e onde você queria chegar. Eu acho que elas estão bem encadeadas” (Entrevistado C).

A partir desse momento, deu-se início mais efetivo pela busca da implementação da pesquisa, com a definição da amostragem teórica, efetivação da produção e análise

dos dados, além de outras etapas e procedimentos. Cada uma é detalhada em seção subsequente.

3.4.3 Amostragem teórica

Definida por Strauss e Corbin (1998, p. 176) como sendo a “*amostragem com base em conceitos que têm uma relevância teórica para a evolução da teoria*”, a amostragem teórica é “*o processo de coleta de dados para a geração de teoria segundo a qual o analista coleta, codifica e analisa os dados e decide quais dados coletar e onde encontrá-los para desenvolver a teoria*” (Glaser, 1978, p. 36), assim como decide quais dados serão os próximos a serem produzidos (PETRINI; POZZEBON, 2009). Para Bandeira de Mello e Cunha (2010, p. 251), a amostragem teórica é entendida como “*a escolha intencional de observações, eventos ou sujeitos a serem entrevistados com o objetivo de desenvolver as categorias conceituais da teoria substantiva*”.

O objetivo da amostragem teórica é maximizar oportunidades de comparar fatos, incidentes ou acontecimentos para determinar como uma categoria varia em termos de suas propriedades e dimensões (STRAUSS; CORBIN, 2008). Portanto, a maximização das oportunidades para comparar conceitos ao longo de suas propriedades em busca de similaridades e de diferenças permite ao pesquisador elencar categorias, fazer uma diferenciação entre elas e especificar seu leque de variabilidade. Nesta pesquisa, o tipo de amostragem teórica é cumulativa e específica. É cumulativa, pois, cada evento amostrado edifica e acrescenta algo à coleta e à análise de dados anteriores. É específica, pois, se volta para o desenvolvimento, a densificação e a saturação das categorias geradas durante a amostragem inicial (STRAUSS; CORBIN, 2008).

Seguindo um exemplo prático de amostragem teórica mencionado por Parker e Roffey (1996, p. 231), em que um estudo de construção de teoria fundamentada

sobre o efeito de novos sistemas de informação pode começar com entrevistas com o pessoal-chave responsável pela introdução do sistema, e depois selecionar "*amostras teóricas*" de outras áreas da organização com base nos conceitos desenvolvidos da codificação e da categorização das entrevistas iniciais, nesse estudo considera-se que a amostragem não é determinada, mas sim dirigida pela teoria emergente. Sendo assim, inicialmente buscou-se os lugares, as equipes e os documentos mais óbvios e prováveis em busca de informações. No entanto, à medida que os conceitos foram sendo identificados e a teoria começou a ser desenvolvida, mais lugares, mais equipes e mais documentos foram necessários ser incorporados para fortalecer os conceitos encontrados, conforme orienta Goulding (1999). Embora Strauss e Corbin (2008) explicam que a *Grounded Theory* não delimita o perfil ou a quantidade de pessoas que devem compor a amostra, o pesquisador utilizou-se de sua experiência e conhecimento sobre o objeto de análise para delinear alguns potenciais entrevistados.

No estudo, a amostragem teórica foi dirigida pela lógica e pelo objetivo dos três tipos de procedimentos de codificação escolhidos: codificação aberta, codificação axial e codificação seletiva (STRAUSS; CORBIN, 2008, p. 199). Portanto, durante a codificação aberta, a amostragem estava aberta a captação de dados de todas as pessoas, equipes e documentos que garantissem maiores oportunidades para descobertas. Durante a codificação axial, a amostragem foi feita com base em conceitos teoricamente relevantes (categorias) já identificados, porém, com o foco de verificar como as categorias se relacionavam às suas subcategorias e também de desenvolver melhor as categorias em termos de suas propriedades e de suas dimensões. Por fim, durante a codificação seletiva, a amostragem foi feita com a escolha de pessoas, equipes e documentos que poderiam maximizar as oportunidades de fazer análises comparativas. Essas três codificações serão detalhadas mais adiante.

Assim, pertencem à amostragem teórica desta pesquisa, gestoras(es) ou colaboradoras(es) das equipes de TI ou de negócio envolvidos em implementações de *analytics* no âmbito das organizações participantes. Os critérios utilizados na

escolha desses atores estão discriminados na seção subsequente. Considerou-se, para essa escolha, a experiência e o conhecimento que o pesquisador possui em relação ao fenômeno. No entanto, isso não significa que a totalidade das(os) gestoras(es) e da(os) colaboradoras(es) das equipes foram entrevistadas(os), pois o processo foi interrompido com o atingimento da saturação teórica, explicado em seção específica.

3.4.4 Produção de dados

Strauss e Corbin (1998) definem o termo *Grounded Theory* por teoria derivada dos dados sistematicamente coletados e analisados, pois os dados revelam o comportamento dos indivíduos em face de situações específicas. No entanto, os autores esclarecem que, da mesma maneira que em outros métodos qualitativos de pesquisa, os dados podem vir de diversas fontes. Segundo os autores, os dados podem ser obtidos a partir de entrevistas e observações, assim como de documentos, vídeos, áudios, jornais, ou seja, a partir de qualquer coisa que ilumine as questões estudadas.

Diante da definição de Strauss e Corbin, faz-se oportuno enfatizar que se optou pela utilização do termo produção ao invés de coleta de dados, pelo fato de os dados estarem disponíveis no “campo”, no caso deste estudo, na mente dos indivíduos participantes, necessitando da dedicação do pesquisador para transformá-los em elementos suficientes para compor a teoria substantiva, ou seja, nada aconteceria caso não houvesse a interação entre pesquisador e pesquisado, sobretudo na forma em que o roteiro de questões foi estruturado. Assim, os dados não foram simplesmente coletados, como se já estivessem prontos, à disposição. Ao contrário, foi necessário um processo científico exaustivo e permanente até a saturação teórica. Por isso, a essa ação de transformação dos dados denominou-se *produção de dados*.

Sendo assim, a produção de dados foi realizada por meio de múltiplas fontes: entrevistas em profundidade com questões abertas e documentos explicativos. A definição da área substantiva auxiliou na seleção dos indivíduos participantes do estudo, os quais elencam características de semelhanças e diferenças: as semelhanças referem-se à permanência deles à área substantiva; já as diferenças servem para maximizar a variabilidade dos dados, aumentar a variação da ocorrência do fenômeno explicado pela teoria e, como consequência, seu poder explicativo. Para atingir essas características, optou-se pela seleção das seguintes fontes de pesquisa:

(1) **Dados primários:** informações foram obtidas a partir de entrevistas em profundidade com questões abertas realizadas com indivíduos que tivessem mais condições de fornecer relevantes informações iniciais, ou seja, gestoras(es) ou colaboradoras(es) das equipes de TI ou das equipes de negócio envolvidas(os) em implementações de *analytics* nas organizações. No início, buscou-se por indivíduos que permitissem obter informações as mais completas possíveis sobre o seu envolvimento e percepções nestas implementações. Pelo fato de a pesquisa demandar entrevistas com indivíduos de equipes diferenciadas, foram buscados aqueles em que houve maior facilidade de acesso alocados nas áreas técnicas de TI e de negócio, através do(s) principal(is) responsável(is) pela(s) implementação(ões) de *analytics*, geralmente gestoras(es). Inicialmente, foram contatados indivíduos de respectivas áreas responsáveis e impactadas pelas implementações, com a estratégia de expandir as entrevistas com as(os) colaboradoras(es) das equipes por elas(es) indicadas(os), ou possivelmente através de *networking*, sobretudo, através de rede de relações dentro das organizações ou, até mesmo, através de documentos secundários, tais como: folderes e informativos sobre o assunto. Eventualmente, aplicativos de redes sociais também foram oportunamente utilizados para a identificação de indivíduos que pudessem contribuir para a pesquisa. Independente da forma de captação, a partir destas participações iniciais, expandiu-se a participação à medida que os conceitos forem sendo identificados e a teoria começou a ser desenvolvida, amostras teóricas complementares foram incorporadas para

fortalecer os conceitos encontrados no desenvolvimento da codificação e da categorização das entrevistas iniciais.

Ressalta-se que a identificação das organizações participantes antecedeu a identificação dos indivíduos. Para a identificação das organizações objeto da pesquisa, o que predominou nessa etapa foi a ativação da rede de relações dentro e fora da empresa empregadora do pesquisador, através de redes sociais derivadas de experiências acadêmicas, técnicas e profissionais. De forma estratégica, a participação em eventos científicos e técnicos sobre o tema de interesse da pesquisa, como o III Colóquio Contabilidade e Análise de Dados, ocorrido em 13 de junho de 2018 (<https://portal.fgv.br/eventos>) e o 4º Seminário Internacional de Análise de Dados, ocorrido entre os dias 24 e 26 de agosto de 2018 (<http://www.brasildigital.gov.br/brasil-digital/o-evento/>), também foram considerados para a identificação de organizações que pudessem aderir à pesquisa, como de fato foi efetivado com uma das organizações participantes. Para a seleção, considerou-se as classificadas como públicas pelos motivos já mencionados na seção 1.3.

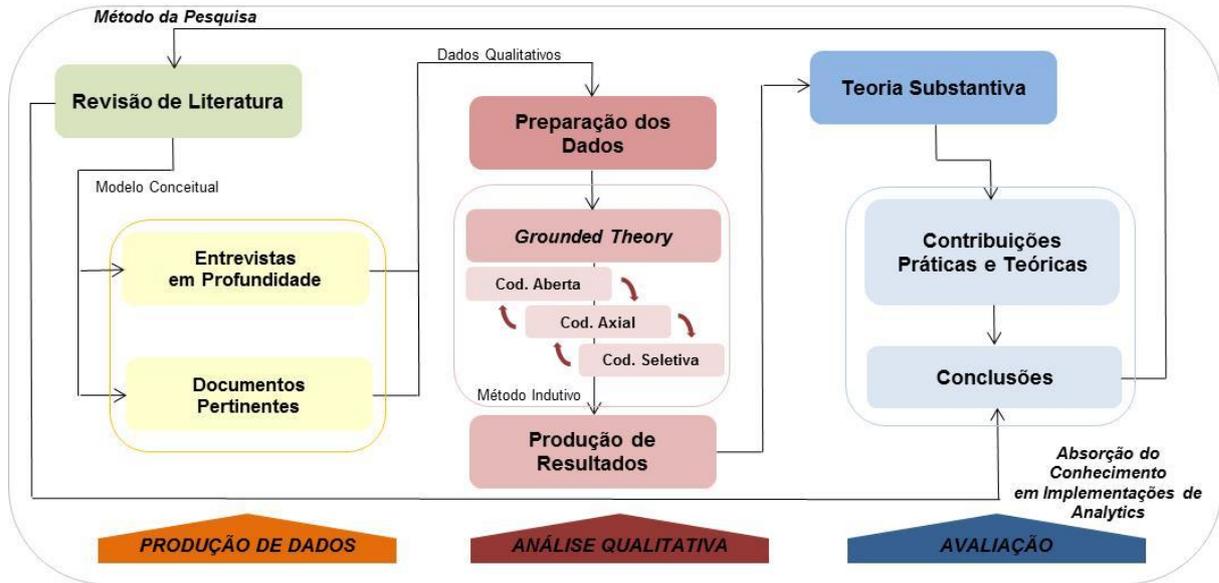
Como o propósito do estudo é “*construir teoria*”, adota-se as estratégias discriminadas nesta sessão para maximizar as possibilidades de sucesso. Por se tratar de uma pesquisa qualitativa, utiliza-se o conceito de *corpus de dados*, conforme definido por Barthes (2006, p. 104): “*coleção finita de materiais, determinada de antemão pelo analista com (inevitável) arbitrariedade e com a qual ele irá trabalhar*”. Dessa forma, os critérios de relevância referem-se à composição de materiais que, dado o conhecimento do pesquisador, são considerados pertinentes ao propósito da pesquisa. Assim, os materiais foram separados dentro de um ciclo natural dos fatos ocorridos sobre os fenômenos investigados e fazem parte dos dados secundários da pesquisa, explicitados a seguir:

(2) **Dados secundários:** além da utilização da literatura técnica usual, o pesquisador fez uso da literatura não técnica (Strauss; Corbin, 2008) para caracterizar as organizações participantes, para estimular questões durante o processo de análise, para complementar as entrevistas e para aumentar a

sensibilidade do pesquisador. Essa literatura não técnica inclui relatórios, correspondências, folderes, informativos, contratos de prestação de serviço, Plano Diretor de Tecnologia da Informação (PDTI) e demais documentos técnicos que demonstrassem pertinência e relevância para o objeto da investigação ou que contivessem conteúdos importantes sobre as implementações de *analytics* investigados e julgados necessários no decorrer da pesquisa para complementar a investigação. Esses materiais, em sua forma impressa ou digital, geralmente são descrições muito acuradas da realidade (Creswell, 2014), e ler esses materiais pode tornar o pesquisador sensível ao que procurar nos dados e pode ajudá-lo a gerar perguntas para fazer aos pesquisados, pois, com eles, aprende-se muito sobre a organização, sobre sua estrutura e como ela funciona. De fato, na pesquisa, esses documentos tiveram um papel importante.

Sendo o foco da investigação a absorção do conhecimento em implementação de *analytics*, foi preciso produzir dados de forma a evidenciar todo o escopo de práticas e significados contidos, assim como as características, as evidências e os traços distintivos que os indivíduos descrevem e definem as interações ocorridas nas variadas ações referentes à absorção do conhecimento, por meio das quais as categorias e demais elementos teóricos foram verificados. Para melhor esclarecimento do processo metodológico da pesquisa, as etapas fundamentais compostas pela revisão da literatura, preparação dos dados e elaboração da teoria substantiva estão demonstradas na Figura 14.

Figura 14 – Processo metodológico da pesquisa



Fonte: preparado pelo autor.

Sobre os sujeitos da pesquisa, utilizou-se o conceito de que as representações e narrativas de fenômenos não são exclusivas de indivíduos, mas sim, resultados de processos sociais e, portanto, compartilhadas entre as equipes (BAUER; GASKELL, 2000). Então, para entender profundamente de que forma os indivíduos constroem e se relacionam com a ideia de utilização de seu próprio conhecimento, justifica-se a inserção de grupo natural, no qual as pessoas interagem conjuntamente, resultando em experiências e interesses em comum.

Assim, para investigar como as equipes se relacionam com a ideia e práticas de absorção do conhecimento, este estudo confiou na *entrevista em profundidade* (Mccracken, 1988) *com questões abertas* (Foddy, 1993; Seidman, 2006) como instrumento de produção de dados. Optou-se por este instrumento com a principal razão de tentar “explicar” determinado fenômeno, na medida em que, apesar de existir um roteiro inicial definido (Apêndice B), este não é fechado, podendo o pesquisador adaptá-lo conforme sua interpretação e com o diálogo estabelecido com a realidade e com a sua experiência e desenrolar de cada entrevista.

Sendo assim, na medida do possível, as perguntas teve o anseio de endereçar esclarecimentos relacionados aos atributos *fenômeno*, *causas*, *estratégias* e *consequências* (Charmaz, 1996; Locke, 2001; Strauss; Corbin, 2008), de acordo com o seguinte exemplo de perguntas:

- Qual foi o processo? (*qual o fenômeno a ser descoberto*);
- O que influenciou para a ocorrência do processo? (*quais as causas relacionadas*);
- Quais ações foram tomadas em resposta ao processo? (*quais as estratégias seguidas*); e
- Quais foram os resultados das estratégias? (*quais as consequências*).

O meio de comunicação inicial utilizado com os possíveis participantes foi o correio eletrônico, enviando-os uma mensagem informando sobre a pesquisa e seus propósitos, convidando-o para participar, em hora e local de sua maior conveniência. No entanto, sempre que possível e com finalidade de diminuição de ruídos na comunicação, planejou-se que uma sala exclusiva fosse reservada para este fim.

Para aumentar as chances de captar a “verdade” dos sujeitos, antes de iniciar cada entrevista, os participantes eram informados sobre o objetivo e a natureza da pesquisa para que o entrevistado ficasse sabendo o que pretendia o entrevistador e porque estava fazendo a entrevista, fornecendo-o as instruções com clareza, assegurando o seu anonimato, o sigilo das respostas e que seus nomes não fossem revelados nos relatórios da mesma, deixando-o à vontade, criando, desde o primeiro momento, uma atmosfera de cordialidade e simpatia, de grande importância para o sucesso da entrevista. Gil (1999) salienta que o entrevistado deve sentir-se absolutamente livre de qualquer coerção, intimidação ou pressão. Desta forma, o pesquisador estabeleceu para cada entrevista a técnica “quebra gelo” entre entrevistador e entrevistado, antes de solicitar autorização para gravar a entrevista, explicando o motivo da gravação. Desta forma, todas as entrevistas foram gravadas e transcritas com o auxílio do programa *oTranscribe*.

A identificação dos participantes da pesquisa foi feita inicialmente por letras T ou N para rotular a sua área de atuação, sendo áreas técnicas de TI ou de negócio

respectivamente. Além disso, para rotular cada participante, foi feita uma classificação numeral simples. Assim, por exemplo, um código (T3) referenciado na pesquisa significa e revela as percepções do terceiro depoente pertencente à área técnica de TI.

3.4.5 Análise dos dados

Na fase inicial da pesquisa de campo, não havia uma ideia e conceitos pré-concebidos que poderiam direcionar ou encurtar esse processo, porém, era necessário buscar uma explicação clara de como se processam as ações/interações entre os atores sociais acerca do fenômeno investigado (GLASER; STRAUSS, 1967). Para clarear esse entendimento, o pesquisador se cercou apenas de alguns conceitos sobre absorção do conhecimento identificados no suporte teórico.

Por isso, a análise dos dados foi feita com o uso da capacidade absorptiva como suporte teórico, porém se considerou as cinco capacidades constantes nos modelos de Zahra e George (2002, p. 192) e Lane et al. (2006, p. 856) para o auxílio na identificação de categorias que explicassem o fenômeno: (i) *antecedentes*; (ii) *aquisição do conhecimento*; (iii) *assimilação do conhecimento*; (iv) *transformação do conhecimento*; e (v) *aplicação do conhecimento*. Baseado nessas capacidades, a interpretação dos dados constatou evidências de elementos relevantes.

3.4.5.1 Codificação aberta

Na sequência, considerou-se o processo de codificação de três tipos: aberta, axial e seletiva (STRAUSS, 1987; STRAUSS; CORBIN, 2008, p. 143). Para o estudo, confiou-se que o método utilizado se torna mais produtivo quando todas as três fases de codificação são empregadas, dada a conexão cíclica entre elas que

introduz uma dinâmica importante para o processo de codificação (Larossa, 2005), pois uma questão de pesquisa baseada em teoria inicial costuma ser bastante abrangente, mas pode ser estreitada durante o próprio processo de pesquisa (PARKER; ROFFEY, 1996). Diante disso, o pesquisador se fez ciente de que a primeira grande fase analítica da pesquisa consiste em codificar os dados, num processo cíclico e fluído (STRAUSS; CORBIN, 2008).

No estudo, a codificação é o resultado de "*fazer perguntas e dar respostas provisórias sobre categorias e suas relações*" (Strauss, 1987, p. 21). É o processo de definição de quais são os dados, à medida que são analisados pelo pesquisador. A natureza da pesquisa de teoria fundamentada não se limita à produção de dados, mas também inclui o trabalho analítico (Charmaz, 1996). Como resultado, o processo de codificação pode levar em áreas imprevistas e também a resolver as questões de pesquisa. No entanto, antes de explicar como foi executada, uma explicação mais detalhada desses tipos se faz necessária para ajudar na garantia de qualidade do processo de produção de dados, como é feito a seguir.

A codificação aberta é o processo analítico por meio do qual os conceitos são identificados e suas propriedades são descobertas nos dados (STRAUSS; CORBIN, 2008). Ela envolve a análise da observação dos dados, em cada linha e parágrafo das transcrições de entrevistas (PARKER; ROFFEY, 1996). Vários códigos provavelmente emergirão dessa primeira análise (Glaser; Strauss, 1967; Strauss; Corbin, 1998), ao atribuir um rótulo conceitual a diferentes incidentes, agrupar esses rótulos conceituais semelhantes a uma categoria conceitual e, em seguida, desenvolver cada categoria conceitual em termos de suas propriedades e dimensões. Ressalta-se, neste momento, a finalidade das propriedades e dimensões de permitir aos pesquisadores diferenciar itens entre e dentro das classes, mostrando, assim, uma variação em um determinado âmbito. Isso facilita a construção de "*ordenamento conceitual, elemento precursor da teorização*" (Strauss; Corbin, 2008, p. 33), que, quando bem desenvolvida, os conceitos são definidos segundo suas propriedades e dimensões específicas. Assim, o que se espera é uma

categoria que represente as propriedades específicas de um fenômeno sob um dado conjunto de condições (STRAUSS; CORBIN, 1990).

Strauss e Corbin (2008) corroboram com essa visão e salientam que, embora a codificação aberta pode ser feita de diferentes formas, sugerem a melhor maneira:

Há muitas maneiras diferentes de fazer codificação aberta. Uma maneira é a análise linha por linha. Essa forma de codificação envolve o exame detalhado de dados, frase por frase, e algumas vezes palavra por palavra [...]. Essa talvez seja a forma de codificação que consome mais tempo, mas sempre é a que dá melhor resultado (STRAUSS; CORBIN, 2008, p. 119).

Strauss e Corbin (2008, p. 143) sintetizam o processo da seguinte forma: “*Na codificação aberta, o pesquisador está preocupado em gerar categorias e suas propriedades e depois tentar determinar como as categorias variam entre si*”. À medida que os dados são produzidos, eles devem ser simultaneamente analisados, procurando por todas as interpretações possíveis. Isso envolve a utilização de procedimentos de codificação específicos que normalmente começam com a codificação aberta (Goulding, 1999). A codificação aberta é o processo de decompor os dados em unidades distintas de significado, geralmente com a transcrição completa de uma entrevista, após a qual o texto é analisado linha por linha, na tentativa de identificar palavras-chave ou frases que conectam a explicação do entrevistado à experiência sob investigação (Goulding, 1999). A codificação aberta tem o objetivo de dar sentido aos dados (GODOI, BANDEIRA-DE-MELLO e SILVA, 2010). Nessa fase, é importante incorporar o uso de memorandos, que são notas escritas imediatamente após a coleta de dados, como meio de documentar as impressões do pesquisador e descrever a situação para ajudá-lo a reorientar ao longo da pesquisa (Goulding, 1999).

De acordo com Bandeira de Mello e Cunha (2006), o método *Grounded Theory* tem como objetivo gerar explicações sobre um fenômeno social com a mínima interferência do pesquisador. Segundo os autores, “*a ênfase é na ação coletiva e nas interações entre os indivíduos e a sociedade, e não na explicação da ação*

individual” (BANDEIRA DE MELLO; CUNHA, 2006, p. 242). Logo, nesse estudo, foram realizadas entrevistas com o objetivo de capturar a visão dos indivíduos pertencentes às equipes técnicas de TI e de negócio envolvidas em implementações de *analytics*, além de suas interações. As entrevistas foram divididas em dois ciclos.

Ressalta-se que *analytics* ainda é um tema relativamente confundido no ambiente organizacional, pelas próprias denominações disparadas pelo mercado, tais como: *data science*, *machine learning*, *business intelligence* e *big data* (Russom, 2011), de forma que há organizações em que julgam possuírem iniciativas de *analytics*, porém, se limitam apenas às potencialidades do *big data* e/ou *business intelligence*. Muitas vezes, esse fato somente é descoberto quando o pesquisador está imerso nos dados. Por essas razões, desenvolveu-se a pesquisa com indivíduos de equipes técnicas de TI que possuem experiências comprovadas através de cursos de pós-graduação *latu e strictu sensu*, ou por desenvolverem e/ou terem desenvolvido iniciativas de *analytics*, e com indivíduos de equipes de negócio que participam ou tenham participado de iniciativas de *analytics*. Desta forma, garantiu maiores chances de emergirem conceitos e características que originassem variabilidade dos dados e garantissem o enriquecimento da teoria.

Portanto, o primeiro ciclo de entrevistas teve por objetivo explorar a visão que o indivíduo possui das implementações de *analytics* que tenha participado, além de servir como base para suportar o desenvolvimento do capítulo 4 deste estudo, que trata da caracterização do objeto de estudo. As questões, adaptadas após o teste piloto, estão descritas no Apêndice A e dispostas abaixo.

- *Pode me descrever seu entendimento sobre analytics?*
- *Pode me descrever como são conduzidas as implementações de analytics na empresa?*
- *Como você (ou a equipe) é capaz de identificar novas oportunidades de implementações de analytics na empresa?*
- *Como ocorre a colaboração entre diferentes equipes (de TI e de negócio) durante implementações de analytics?*

- *Como as ideias e informações sobre analytics são comunicadas entre as diferentes equipes (de TI ou de negócio)?*
- *Como você (ou a equipe) faz para adequar novas ideias e informações adquiridas sobre analytics ao contexto da empresa?*
- *Como você (ou a equipe) exerce sua habilidade de gerar novas oportunidades por meio do analytics?*
- *Como a empresa (ou o cliente) pode se beneficiar com novos conhecimentos de analytics aprendidos pela equipe (de TI ou de negócio)?*
- *O que a absorção de conhecimento em implementações de analytics significa para você?*
- *Você gostaria de acrescentar algo sobre o assunto que não foi abordado em nossa conversa?*

No estudo, as primeiras entrevistas foram compostas de perguntas abertas e genéricas para que cada participante descrevesse livremente o significado do processo para eles. Os primeiros dados coletados no campo serviram para não somente revalidar o roteiro de questões, mas, sobretudo, para permitir que o pesquisador iniciasse a captação de significados relevantes sobre o processo de implementação de *analytics*, para imediato início do processo de análise.

Seguindo o procedimento proposto pela *Grounded Theory*, o processo de codificação aberta foi iniciado logo após a primeira entrevista, buscando entender o que estava ocorrendo nas organizações em termos do objeto investigado. Desta forma, o primeiro ciclo de análise foi realizado ao longo de entrevistas presenciais realizadas com oito indivíduos (apresentados no capítulo 4) pertencentes às áreas técnicas de TI ou de negócio das organizações participantes, cujas entrevistas permitiram a identificação e registro de 69 códigos primários que representam as ações/interações relacionadas ao objeto de estudo, com as respectivas frequências de expressões vinculadas a cada um dos códigos.

Os códigos primários foram identificados e registrados a partir das expressões utilizadas pelos entrevistados através da codificação aberta, linha por linha, das

transcrições das entrevistas. As análises relacionadas ao registro desses códigos consideraram a sensibilidade e a experiência do pesquisador com o objeto de estudo investigado. Os códigos derivados dessa fase estão apresentados na Tabela 11:

Tabela 11 – Códigos primários identificados

Códigos Primários	Frequência Absoluta	Frequência Relativa	Códigos Primários (continuação)	Frequência Absoluta	Frequência Relativa
Aculturando analytics	35	6,49%	Entender o negócio	7	1,30%
Adaptação	2	0,37%	Entender os dados	10	1,86%
Analista de negocio como fonte de captação de oportunidades de analytics	12	2,23%	Equipe de negócio	9	1,67%
Analytics as a service	8	1,48%	Especialista x generalista em analytics	3	0,56%
Analytics em esteira de produção	5	0,93%	Estratégia organizacional	39	7,24%
Analytics por demanda	9	1,67%	Exequibilidade de oportunidades	1	0,19%
Analytics via planejamento estrategico de clientes	2	0,37%	Falta de pessoal	5	0,93%
Aplicabilidade do analytics	51	9,46%	Finalidade do analytics	13	2,41%
Aplicação do conhecimento	5	0,93%	Geração de hipótese	4	0,74%
Área de novas tecnologias	1	0,19%	Gestor de analytics	1	0,19%
Arte em analytics	8	1,48%	Governança	15	2,78%
Autonomia ao usuário	7	1,30%	Indicadores	6	1,11%
Benchmark interno	2	0,37%	Inovação	5	0,93%
Capacidade dinâmica	1	0,19%	Interação TI-negócio	57	10,58%
Cliente como fonte de oportunidade de analytics	11	2,04%	Ironia ao cientista de dados	1	0,19%
Comitê multidisciplinar	4	0,74%	Mapeamento de problemas	1	0,19%
Comunicação	5	0,93%	Metodologia agil e scrum	4	0,74%
Conceito de analytics	14	2,60%	Metodologia para assimilar conhecimento	5	0,93%
Confeção de paineis	2	0,37%	Modelagem	3	0,56%
Conhecimento individual	22	4,08%	Motivação pelo analytics	3	0,56%
Credibilidade da área de analytics	10	1,86%	Parcerias	9	1,67%
Custo x beneficio da implementação	6	1,11%	Práticas institucionais definidas	1	0,19%
Custos do analytics	2	0,37%	Prioridade do analytics	1	0,19%
Datalake	13	2,41%	Proatividade baixa	1	0,19%
Datalake privado ou compartilhado	1	0,19%	Qualidade dos dados	11	2,04%
Decisão facilitada	5	0,93%	Relacionamento com cliente	3	0,56%
Definição das bases de dados	1	0,19%	Segmentação do processo	13	2,41%
Definição do modelo analítico	1	0,19%	Segurança dos dados	12	2,23%
Definição dos objetivos	1	0,19%	Suporte Técnico	6	1,11%
Dependência analítica	1	0,19%	Sustentação do analytics	2	0,37%
Desafios para analytics	7	1,30%	Time técnico de TI	19	3,53%
Desenvolvedores de analytics como fonte de oportunidades	3	0,56%	Tipos de usuários	1	0,19%
Disponibilidade	1	0,19%	Transformação dos dados	1	0,19%
Disponibilização acesso qualificado	4	0,74%	Tratamento dos dados	3	0,56%
Eficiência operacional	2	0,37%	Total de 69 Códigos Primários	539	100,00%

Fonte: preparado pelo autor

3.4.5.2 Codificação axial

Da mesma forma que foi feito na seção sobre codificação aberta, julga-se apropriado tecer alguns comentários sobre conceitos da codificação axial, a qual ainda está preocupada com o desenvolvimento de uma categoria, mas além das propriedades e dimensões, que são sistematicamente desenvolvidas e associadas às subcategorias (STRAUSS; CORBIN, 2008, p. 143). O foco agora passa a ser especificar uma categoria em termos das condições que a originam, o contexto em que ela está

inserida, as estratégias pelas quais ela é tratada e as consequências dessas estratégias (JONES; NOBLE, 2007). Durante a codificação axial constitui-se o que se chama de “*modelo de paradigma*”, ao relacionar uma categoria às suas subcategorias (STRAUSS; CORBIN, 1990, p. 99).

A codificação axial é a apreciação de conceitos em termos de suas inter-relações dinâmicas, os quais devem formar a base para a construção da teoria (Goulding, 1999). Por sua vez, uma vez identificado um conceito, os dados são incluídos em uma categoria central, a qual deve ser rastreada pelos dados e reunir todos os elementos para oferecer uma explicação do comportamento em estudo (Goulding, 1999). Strauss e Corbin (2008) detalham os procedimentos a serem seguidos pelo pesquisador durante a codificação axial:

O objetivo da codificação axial é começar o processo de reagrupamento dos dados que foram divididos durante a codificação aberta. Na codificação axial, as categorias são relacionadas às suas subcategorias para gerar explicações mais precisas e complexas sobre os fenômenos. Embora a codificação axial tenha objetivo diferente da codificação aberta, esses passos não são necessariamente analíticos e sequenciais (STRAUSS; CORBIN, 2008, p. 119).

Uma vez em que o pesquisador descreve as propriedades de categorias iniciais (códigos abertos), como relatado na codificação aberta, a codificação axial identifica relações entre esses códigos abertos (Parker; Roffey, 1996), com o objetivo de desenvolver códigos principais, que emergem dos códigos abertos mais estreitamente interrelacionados (ou sobrepostos) para os quais as evidências de suporte são fortes (STRAUSS; CORBIN, 1998). Portanto, como mencionam Strauss e Corbin (2008, p. 123): “*codificação axial é o processo de relacionar categorias às suas subcategorias. É chamada de axial porque ocorre em torno do eixo de uma categoria, associando-as ao nível de propriedades e dimensões*”. Ela explicita causa e efeito, condições intervenientes e estratégias de ação, em proposições que devem ser testadas novamente nos dados (STRAUSS; CORBIN, 1998).

No estudo, o segundo ciclo de entrevistas contribuiu para a realização da codificação axial, quando se buscou entender melhor as relações entre as implementações de *analytics* e os elementos conceituais relevantes que foram sendo revelados no primeiro ciclo de entrevistas, tais como: condições das áreas de negócio envolvidas, estratégias por elas realizadas ao longo do processo e potencialidades de geração de valor com o objeto de estudo, emprego do conhecimento dos colaboradores, emprego do conhecimento de instituições parceiras, formas de interação entre as equipes e a relação entre *analytics* e estratégia organizacional. Doze pessoas participaram desse ciclo de entrevistas.

Neste segundo ciclo, após a identificação e registro dos códigos primários feitos durante a codificação aberta, foram agrupados os códigos com significados comuns e que representassem a mesma categoria nas expressões dos entrevistados, por exemplo: “aplicabilidade do *analytics*” e “decisão facilitada”. Nesse caso específico, o código “aplicabilidade do *analytics*” foi o escolhido para ser o agrupador. Portanto, com as categorias já estabelecidas, buscou-se a relação entre elas para formar a base para a construção teórica. Esse processo foi integralmente executado por meio do *software* Atlas.ti, explicado na seção 3.4.6.

Além desse novo ciclo, sete respondentes (apresentados no capítulo 4) identificados pelo pesquisador como indivíduos possuidores de conhecimento multidisciplinar nas organizações participantes, ou seja, que detêm conhecimentos tanto relacionados com as questões técnicas de *analytics* quanto relacionados com as questões de negócio também responderam as questões adicionais e específicas contemplando novas abordagens. Essas entrevistas contemplaram as seguintes questões:

- *Como as ideias sobre analytics que surgem no âmbito das equipes são transformadas em conhecimento?*
- *Como as equipes contribuem com o seu entendimento para implementar analytics dentro da organização?*
- *Como os resultados do analytics são aproveitados pela equipe?*
- *Como a equipe contribui para as implementações de analytics?*

- *Como o negócio é entendido?*
- *Como os dados são entendidos?*
- *Como você percebe a relação entre analytics e estratégia organizacional?*

Ressalta-se que, desde o processo de codificação aberta, o pesquisador já faz uso do atributo da microanálise, ou seja, durante o processo de codificação aberta e axial, a análise dos dados a cada ciclo foi iniciada através da microanálise, sendo esta definida por Strauss e Corbin da seguinte forma:

[...] é a análise detalhada linha por linha, necessária no começo de um estudo para gerar categorias iniciais (com suas propriedades e dimensões) e para sugerir relações entre categorias; uma combinação de codificação aberta e axial (STRAUSS; CORBIN, 2008, p. 37).

Strauss e Corbin destacam ainda que a microanálise compartilha características com a codificação aberta e axial, porém, embora ela seja importante no começo do estudo, os autores alertam que:

[...] a análise não é um processo estruturado, estático ou rígido. Ao contrário, é um processo de fluxo livre e criativo, no qual os analistas se movem rapidamente para frente entre os tipos de codificação, usando técnicas e procedimentos analíticos livremente e em resposta à tarefa analítica que têm em mãos (STRAUSS; CORBIN, 2008, p. 65).

Corroborando com a ideia introduzida por Bandeira de Mello e Cunha (2003), o emprego dos resultados da microanálise possibilitaram o fornecimento de categorias, propriedades e dimensões provisórias a serem verificadas e aperfeiçoadas ao longo da análise e através das três fases de codificação: aberta, axial e seletiva.

3.4.5.3 Codificação seletiva

Ao contextualizá-la, a codificação seletiva visa integrar as várias categorias para “*formar um esquema teórico maior*” (Strauss; Corbin, 1998, p. 143) em um processo emergente baseado na relação de todas as categorias com a categoria central através do dispositivo do modelo paradigmático, que representa as condições, o contexto, as estratégias e as consequências do fenômeno (STRAUSS; CORBIN, 1990). A codificação seletiva requer a seleção do código focal, o fenômeno central que emergiu do processo de codificação axial, ou seja, todos os códigos principais derivados da codificação axial devem estar relacionados, direta ou indiretamente, a um código focal (PARKER; ROFFEY, 1996).

Definida como o processo de integrar e de refinar a teoria, a codificação seletiva acontece depois que as principais categorias são finalmente integradas para formar um esquema teórico, assumindo a forma de teoria (STRAUSS; CORBIN, 2008). Strauss e Corbin (2008) afirmam ainda que, durante essa integração, as categorias são organizadas em torno de um conceito explanatório central, da seguinte forma:

[...] uma vez que se consiga um comprometimento com a ideia central, as principais categorias são relacionadas a ela por meio de declarações explanatórias das relações. [...] diversas técnicas podem ser utilizadas para facilitar o processo de integração: falar ou escrever o enredo, usar diagramas, classificar e revisar memorandos e usar programas de computador (STRAUSS; CORBIN, 2008, p. 159).

Ao longo da pesquisa, a codificação seletiva correspondeu ao momento em que os códigos primários evoluíram naturalmente, tornando-se categorias, subcategorias, propriedades e dimensões. No entanto, na medida em que o tema era aprofundado nas entrevistas subsequentes, alguns códigos se mostraram pouco relevantes e, por isso, foram revistos ou descartados. Além disso, o roteiro de questões utilizado na pesquisa de campo, assim como a amostra de entrevistados, foram alterados de acordo com a evolução de cada ciclo, de modo a representar e verificar claramente

um tema ainda pouco esclarecido e ratificar conceitos identificados no ciclo anterior. Esse processo propiciou à revelação de novas informações, que levaram a novos conceitos e, assim, o ciclo era reiniciado, num processo de vai e vem, ou *zigzag* (Creswell, 2007), realizando comparações constantes até que nenhum elemento conceitual fosse fundamentado. Sendo assim, foi possível ratificar categorias já estabelecidas, além de rever ou gerar novas categorias. A Tabela 12 sintetiza os resultados dos processos de codificação aberta, axial e seletiva empregados no estudo, as quais estão explicadas detalhadamente no capítulo 5.

Tabela 12 – Emprego das codificações aberta, axial e seletiva

Codificação aberta	Codificação axial		Codificação seletiva
69 Códigos	16 Subcategorias	26 Propriedades e dimensões	8 Categorias
69 códigos primários identificados no <i>software</i> de pesquisa qualitativa Atlas.ti	Entender o negócio	Entender o funcionamento do negócio	Identificação
	Detectar o problema	Levantamento das necessidades do cliente	
	Entender o problema	Compreensão das necessidades do cliente	Compreensão
	Coletar os dados	Estruturar dados suficientes	
	Entender os dados	Estruturar dados relevantes	
	Modelar os dados	Entender o funcionamento dos dados	Exploração
	Explorar os dados	Construir modelos por meio de técnicas estatísticas e de programação	
		Identificação de padrões ocultos de comportamento	
		Criação de inter-relações entre variáveis	
		Criação de hipóteses	
	Validação de hipóteses	Implementação	
	Gerar os <i>insights</i>	Criar oportunidades de implementação de <i>analytics</i>	Implementação
	Comunicar os <i>insights</i>	Comunicar oportunidades de implementação de <i>analytics</i>	
	Implementar <i>analytics</i>	Implementar <i>analytics</i> para geração de valor	Internalização
	Incentivar <i>insights</i> coletivos	Atuação de equipe multidisciplinar	
	Mudar o <i>Status quo</i>	Apoiar ideias e conhecimentos	Apropriação
		Atuação de equipe multidisciplinar	
	Disseminar <i>Analytics</i>	Registrar casos de sucesso	Emulação
		Disseminar casos de sucesso	
	Vivenciar <i>Analytics</i>	Vivenciar casos de sucesso	Institucionalização
Garantir credibilidade do <i>Analytics</i>			
Conceder autonomia analítica	Promover autonomia às equipes de negócio	Institucionalização	
	Gerir governança em <i>Analytics</i>		
Desenvolver maturidade analítica	Produtividade analítica	Institucionalização	
	Alinhamento com a estratégia		
	Implementar variadamente <i>analytics</i> avançados		

Fonte: preparado pelo autor

3.4.5.4 Comparações constantes

Considerado pelo pesquisador o coração do método, que combina codificação e análises sistemáticas com amostragem teórica para gerar uma teoria integrada e consistente através da codificação sistemática e de procedimentos de análise (Petrini; Pozzebon, 2009), o método de comparação constante é projetado para permitir certa flexibilidade que auxilia a geração criativa da teoria (CONRAD, 1978).

Existem quatro etapas no método de comparação constante: (1) comparação de incidentes aplicáveis a cada categoria; (2) integração de categorias e suas propriedades; (3) delimitação da teoria; e (4) escrever a teoria (GLASER; STRAUSS, 1967).

Na prática, o resultado da comparação é codificado, identificando categorias (equivalente a temas) e suas propriedades (sub-categorias) (PETRINI; POZZEBON, 2009). O pesquisador codifica cada incidente de dados em tantas categorias de análise quanto possível. À medida que emergem as categorias e os dados se encaixam nas categorias existentes, o pesquisador começa a pensar em termos das propriedades teóricas da categoria: suas dimensões; sua relação com outras categorias e; as condições sob as quais ela é pronunciada ou minimizada. Esse processo inclui um retorno contínuo aos dados até que as categorias se tornem teoricamente saturadas (CONRAD, 1978).

O pesquisador deve dar sentido aos dados, através de comparações entre os dados e um elenco de possibilidades de significados, fruto de sua sensibilidade teórica. As comparações evitam distorções e atenuam a imposição de preconceitos do pesquisador na interpretação dos dados (GODOI, BANDEIRA DE MELLO e SILVA, 2010). Há dois tipos de comparação: teóricas e incidente por incidente (STRAUSS; CORBIN, 2008). As comparações teóricas são feitas no início das análises ou sempre que algo novo surgir nos dados. Têm essa denominação, pois contribuem na identificação de categorias conceituais, suas propriedades e dimensões. Já as comparações incidente por incidente são feitas somente quando já existem possíveis categorias definidas em suas propriedades e dimensões. Elas avaliam se um dado novo, ou citação, tem as mesmas propriedades de alguma categoria já identificada. Em caso afirmativo, o dado novo torna-se associado a essa categoria, o que aumenta sua fundamentação empírica (STRAUSS; CORBIN, 2008).

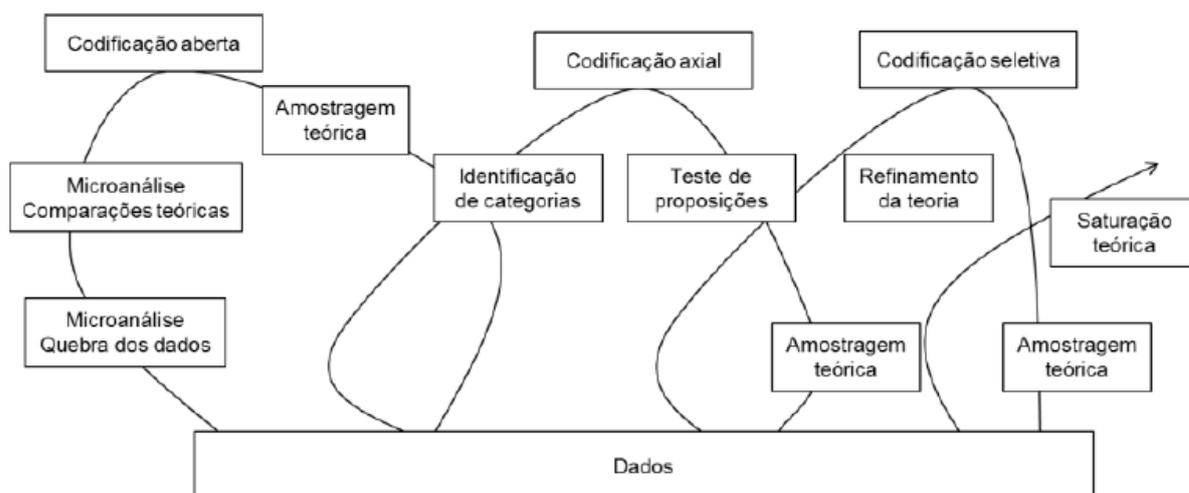
No estudo, os dados foram transformados em fragmentos menores que, chamados de incidentes, serviram para dar sentido aos próprios fragmentos e facilitar a interpretação por parte do pesquisador. Para a *Grounded Theory*, os incidentes

representam a unidade amostral que o pesquisador utiliza para dar sentido aos dados (STRAUSS; CORBIN, 2008). Portanto, a análise dos dados aconteceu através da comparação de incidente com incidente para comparação do incidente com as propriedades da categoria que resultaram das comparações iniciais de incidentes (CONRAD, 1978). O refinamento adicional das categorias e suas inter-relações levou gradualmente ao desenvolvimento da teoria. Finalmente, quando o pesquisador estava convencido de que a teoria apresentava-se satisfatoriamente integrada, ela foi apresentada em uma forma de discussão (CONRAD, 1978). A comparação constante de variáveis (incluindo suas propriedades e dimensões) resultou em um tipo de teoria em desenvolvimento, em que foi delimitada e modificada à luz dos fenômenos sob investigação.

A principal razão de ter sido utilizado o método de comparação constante é por ser uma metodologia particularmente bem adaptada à tarefa de gerar teoria, e não de simplesmente verificar (Conrad, 1978). Além disso, é possível fornecer modos diferentes de conhecimento que devem ser explicados e integrados teoricamente pela adição de fatias de dados para qualificar a teoria, estimulando uma investigação multifacetada em que não há limites para as técnicas de coleta de dados, a maneira como elas são utilizadas ou os tipos de dados adquiridos, exceto os requisitos de saturação teórica (CONRAD, 1978). Na seção de resultados é detalhado como o pesquisador tratou o processo de comparações contantes ao longo da pesquisa.

A Figura 15 ilustra a maneira como as fases de produção e análise de dados foram conduzidas, assim como os elementos que constituem essa fase no processo de desenvolvimento da teoria substantiva.

Figura 15 – Circularidade entre produção e análise de dados



Fonte: Bandeira de Mello e Cunha (2010).

A *grounded theory* também é, em última análise, um processo de descoberta. Para descobrir e propor explicações não triviais, o pesquisador deve ser capaz de evitar pressupostos e ser levado por eles durante o processo interpretativo (GODOI, BANDEIRA-DE-MELLO e SILVA, 2010). Sendo assim, o pesquisador procurou ser flexível e manteve a mente aberta a novos *insights*. Para tanto, na medida em que, durante a checagem, suas interpretações não foram sendo confirmadas, as variações encontradas foram sendo incorporadas à teoria em desenvolvimento. Assim, ao longo da análise, em havendo necessidade de esclarecimentos, dados adicionais foram obtidos por meio de novas entrevistas, por correio eletrônico ou outro meio de comunicação, junto aos participantes do estudo.

Então, como o método *grounded theory* prevê uma ida e vinda aos dados através do processo de comparações constantes, alguns participantes foram entrevistados mais de uma vez em períodos distintos. Inicialmente, ou seja, no primeiro ciclo de pesquisa de campo, foram realizadas oito entrevistas. O segundo ciclo de pesquisa de campo contemplou doze participantes. Alguns participantes foram acionados mais de uma vez. Todos estão identificados no capítulo 4. Ao considerar que poderiam ser produzidos dados considerados sigilosos, tais como estratégias de inovação, orçamentos, faturamento e satisfação de clientes, considerou-se importante promover a confiança dos participantes e, assim, aumentar a

credibilidade das informações prestadas. Optou-se, portanto, tratar no anonimato a identificação dos participantes e das organizações a qual pertencem.

3.4.6 Saturação teórica

Uma teoria geralmente só é considerada válida se o pesquisador atingir o ponto de saturação. Isso envolve permanecer no campo até que nenhuma nova evidência apareça nos dados subsequentes (Goulding, 1999). O critério para saturação é que nenhum dado adicional pode ser encontrado para embelezar ainda mais a teoria (Conrad, 1978), que nenhuma nova propriedade e dimensão surgem nos dados e que a análise responde por grande parte da variabilidade (Strauss; Corbin, 2008), podendo ocorrer da seguinte forma:

[...] uma categoria é considerada saturada quando parece não surgir nenhuma nova informação durante a codificação, ou seja, quando não se vê novas propriedades, dimensões, condições, ações/interações ou consequências nos dados (STRAUSS; CORBIN, 2008, p. 135).

No entanto, se os autores procurarem com afinco talvez encontrem propriedades e dimensões adicionais. Desta forma, a saturação é uma questão de encontrar um ponto na pesquisa no qual coletar dados adicionais parece contra produtivo, o “novo” que é revelado não acrescenta muita coisa à explicação naquele momento (STRAUSS; CORBIN, 2008, p. 135). Bandeira de Mello e Cunha (2010) complementam ao afirmarem que a saturação teórica ocorre quando os ganhos marginais no poder explicativo da teoria são aproximadamente nulos para mais evidências coletadas. Operacionalmente, ela é definida como a suspensão de inclusão de novos participantes quando os dados obtidos passam a apresentar, na avaliação do pesquisador, certa redundância ou repetição (DENZIN; LINCOLN, 1994).

Portanto, em atendimento ao método *Grounded Theory*, os ciclos foram repetidos até atingir a saturação teórica, definida como critério escolhido para cessar a permanência no campo. Isso aconteceu ao se realizar a vigésima entrevista, ou seja, em torno de oito meses após ter iniciado o processo de produção de dados, incluindo o teste piloto. Nesse momento, ficou claro que nenhuma nova evidência apareça nos dados subsequentes (Goulding, 1999), cujo ganho marginal no poder explicativo era praticamente nulo para mais evidências coletadas (Bandeira de Mello; Cunha, 2010) e que a análise respondia por grande parte da variabilidade (Strauss; Corbin, 2008). Portanto, o processo de investigação foi finalizado quando houve o convencimento de que a teoria estava satisfatoriamente integrada (CONRAD, 1978). Uma vez atingida a saturação teórica, procedeu-se com a relação das categorias, suas propriedades e os relacionamentos entre elas, gerando um modelo conceitual com as principais ideias e fatos sobre a investigação (PETRINI; POZZEBON, 2009), disponibilizando-os e demonstrando-os no capítulo 5.

3.4.7 *Software Atlas.ti*

O *software Atlas.ti*, desenvolvido pela *Scientific Software Development*, foi criado, principalmente, visando à construção de teorias (BANDEIRA-DE-MELLO; CUNHA, 2003). Ele oferece uma variedade de ferramentas para realizar as tarefas associadas a qualquer abordagem sistemática de dados não estruturados, por exemplo, dados que não podem ser significativamente analisados por abordagens formais e estatísticas (Friese, 2014). Acredita-se que a sua utilização facilita a memória e o registro da evolução da teoria (Petrini; Pozzebon, 2009), além de ajudar o pesquisador a gerenciar, extrair, comparar e explorar os dados dentro dos textos, o que tem um significado para a análise. Além disso, ajuda a construir redes e relacionamentos, resultando na criação de uma visão gráfica dos dados (NGALANDE e MKWINDA, 2014).

Um recente estudo conduzido para verificar como os pesquisadores estão usando o

software Atlas.ti e como estão aproveitando os recursos, a funcionalidade e as oportunidades metodológicas oferecidas pelo *software* em seus estudos empíricos, conclui que ele está sendo usados por pesquisadores ao redor do mundo em uma variedade ampla de disciplinas para, principalmente, analisar dados textuais de entrevistas, grupos focais, documentos, notas de campo e respostas de pesquisas abertas (WOODS et al., 2016). Adicionalmente, Tesch (1990) argumentou que os pesquisadores qualitativos ganhariam benefícios substanciais em termos de tempo, eficiência e análise mais completa ao adotar um *software* de análise qualitativa de dados porque o uso do computador incentiva potencialmente os pesquisadores a produzir análises explícitas, sistemáticas e transparentes.

Outras vantagens foram destacadas por Barry (1998) na utilização do *software* Atlas.ti: ajudar a automatizar e acelerar o processo de codificação; fornecer uma maneira mais complexa de analisar os relacionamentos nos dados; fornecer uma estrutura formal para escrever e armazenar memorandos para desenvolver a análise; e, auxiliar o pensamento mais conceitual e teórico sobre os dados. Ao relacionar o uso do *software* Atlas.ti com a *Grounded Theory*, autores salientaram a adequação no auxílio aos procedimentos do método, especificamente sobre as codificações aberta, axial e seletiva, possibilitando a organização, recuperação, cruzamento de dados e, sobretudo, permitindo a auditoria da validade dos resultados (COSTA; ITELVINO, 2018).

Ressalta-se que o uso do *software* Atlas.ti não executa a análise dos dados, ele apenas auxilia a sua organização (FREITAS, 2009). A tarefa de fazer as interpretações para dar sentido aos dados é exclusiva do pesquisador. No entanto, muitos autores defendem o uso de *software* de análise qualitativa de dados durante a pesquisa (ex.: Bandeira-de-Mello; Cunha, 2003; Costa; Itelvino, 2018; Freitas, 2009; Friese, 2014; Lee; Esterhuizen, 2000; Tesch, 1990) e outros argumentam que "o computador gerou o gerenciamento de dados em vez de transformar a prática analítica" (FIELDING; LEE, 1998, p. 84). Regularmente, esse tema se faz presente e gera discussões em eventos científicos.

No entanto, acreditando-se na justificativa de que o *software* facilita o gerenciamento de dados, foi incorporado a esse estudo o *software* Atlas.ti, versão 8.3.20 (Frieze, 2017), com o objetivo de auxiliar o pesquisador na obtenção de maior eficiência na coleta e análise dos dados de acordo com os procedimentos da *Grounded Theory*, com a utilização dos seguintes artefatos: unidade hermenêutica, documentos primários, citações, códigos, memorandos e redes (BANDEIRA-DE-MELLO; CUNHA, 2003; COSTA; ITELVINO, 2018; FREITAS, 2009; FRIESE, 2017). As Figuras derivadas do uso do *software* nesta pesquisa estão disponíveis em seção específica.

Na prática, conforme a produção dos dados evoluía, as transcrições das entrevistas e os dados secundários eram simultaneamente analisados com o auxílio do *software* Atlas.ti, onde os dados eram transformados em códigos em *unidade hermenêutica* criada. Em seguida, os códigos foram agrupados, gerando conceitos (BANDEIRA-DE-MELLO; CUNHA, 2003). Desta forma, pretendeu-se que o processo de codificação e análise dos dados que propiciassem a sua associação em conceitos que formaram a teoria substantiva. Nesse momento, cada incidente era vinculado ao respectivo código, e, conseqüentemente, ao grupo de código em que estava associado. Posteriormente, foram criados “esquemas em redes” para facilitar a visualização gráfica dos elementos que compunham cada categoria que se configurava. Esses “esquemas em redes”, ou diagramas, são explicados a seguir.

3.4.8 Memorandos e diagramas de conceitos e relações

Considerados como fundamentais nos procedimentos da *Grounded Theory*, redigir *memorandos* é o passo intermediário entre codificação e o primeiro rascunho da sua análise completa do estudo (Charmaz, 1996). Memorandos são registros escritos de análise (Strauss; Corbin, 2008), que pode ajudar a elaborar processos, premissas e ações que estão subordinadas aos códigos. Ao fazer anotações, inicia-se a análise da codificação como processos, pronto para serem explorados, além de permitir a

definição de como as categorias estão conectadas, ao invés de apenas classificar dados em tópicos. Os memorandos são usados para refletir e explicar os significados atribuídos aos códigos pelos atores e pesquisador; identificar relacionamentos entre códigos; para esclarecer, classificar e ampliar ideias; e para gravar citações ou frases cruciais (PARKER; ROFFEY, 1996).

Os diagramas, por sua vez, são úteis para separar as relações entre conceitos e para permitir que o pesquisador se distancie dos detalhes dos textos, exigindo que ele pense cuidadosamente sobre a lógica da relação entre as categorias (STRAUSS; CORBIN, 2008). Os autores os definem da seguinte maneira:

[...] são representações muito abstratas dos dados. Eles não precisam conter todos os conceitos que surgiram durante o processo de pesquisa, mas devem focar-se naqueles que alcançam o status de categorias importantes. Os diagramas devem fluir com uma lógica aparente (STRAUSS; CORBIN, 2008, p. 152).

Desde as primeiras análises de dados realizadas ao longo do primeiro ciclo de entrevistas, realizadas através do *software* de pesquisa qualitativa *Atlas.ti*, foram criados diagramas de relações entre as variáveis identificadas. Conforme Strauss e Corbin (2008), diagramas de pesquisa utilizados na *Grounded Theory* são representações visuais das relações entre os conceitos que ajudam o pesquisador no processo de construção da teoria. Além disso, os autores explicam que esse artefato apresenta uma versão gráfica dos principais conceitos envolvidos na teoria e suas conexões.

Esses diagramas foram importantes para fornecer ao pesquisador uma visão gráfica dos principais conceitos e suas relações quanto ao objeto de estudo, evidenciando os principais pontos que sustentam a teoria. No processo de confecção desses diagramas, foi possível evidenciar algumas lacunas que precisavam ser melhor exploradas, além de facilitar a construção do segundo roteiro de questões que orientou o novo ciclo de entrevistas para coleta de dados.

Os diagramas foram construídos separadamente, de acordo com cada perspectiva de *analytics* identificada no estudo. No decorrer das análises, os códigos foram agrupados para melhor representar os conceitos emergentes. As relações entre os conceitos foram classificadas em dois tipos, os quais são detalhados a seguir:

- *Relação do tipo: “é parte de”, para indicar que um determinado conceito compõe outro conceito ou pertence a ele;*
- *Relação do tipo: “é propriedade de”, para estabelecer uma metarelacão entre um conceito e seus atributos;*
- *Relação do tipo: “é um”, para vincular conceitos específicos a conceitos gerais;*
- *Relação do tipo: “está associado com”, para estabelecer uma relação recíproca entre conceitos.*

Os Apêndices F e G ilustram os principais diagramas construídos e agrupados através do *software* de pesquisa qualitativa *Atlas.ti*, a partir das duas perspectivas de *analytics* desenvolvidas no estudo. A apresentação é feita de forma hierárquica da esquerda para a direita ou de cima para baixo, o que for mais conveniente de acordo com a quantidade de elementos vinculados, ou seja, primeiro foram exibidas as categorias, seguidas de suas propriedades e dos incidentes a elas vinculados. Além disso, são apresentadas as magnitudes e densidades de cada propriedade, indicando a quantidade de incidentes a ela apropriado e agrupado, respectivamente.

3.4.9 Critérios de avaliação

Uma pesquisa do tipo qualitativa que utiliza a *Grounded Theory* como método deve seguir critérios bem definidos para caracterizar a sua validação, dado que seus resultados devem explicar o que pode acontecer em determinadas situações, ou seja, em que condições surgiram certos fenômenos, além de explicar quais consequências ocorrem como resultado dessas ações/interações (Strauss; Corbin, 2008).

Assim, o pesquisador deve demonstrar capacidade de reprodução sistemática em suas análises, pois, *“embora a teoria tenha surgido a partir dos dados, no momento da integração, ela representa uma interpretação abstrata desses dados brutos”* (STRAUSS; CORBIN, 2008, p. 157). Por isso, é preciso verificar se a interpretação do pesquisador se ajusta aos dados colhidos e também se algum aspecto importante não deixou de ser identificado no esquema teórico.

No estudo, optou-se por seguir os procedimentos de validação de pesquisas que utilizam o método *Grounded Theory* sugeridos por Strauss e Corbin (2008), sendo eles: a) voltar a comparar o esquema (diagrama de variáveis) com os dados brutos, fazendo, dessa forma, uma análise comparativa de alto nível de abstração; e b) apresentar a interpretação realizada aos entrevistados e pedir que eles comentem como ela se ajusta às suas realidades.

Quanto à primeira forma de validação, os autores ressaltam:

Durante um estudo, a validação é construída em cada passo da análise e da amostragem... Os analistas constantemente comparam os produtos de suas análises com os dados reais, fazendo modificações ou adições conforme o necessário, com base nessas comparações, e depois validando adicionalmente as modificações e as adições com os novos dados; dessa forma, os pesquisadores estão constantemente validando ou negando suas interpretações. (STRAUSS; CORBIN, 2008, pp. 204–205).

Desta forma, na última fase da *Grounded Theory*, confrontou-se o modelo que emergiu na fase de análise dos dados com os quadros referenciais e modelos já existentes na literatura, quando se pôde encontrar uma série de similaridades que auxiliem no refinamento de categorias e propriedades criadas, assim como conflitos, gerando questionamentos (Petrini; Pozzebon, 2009), o que passou a enriquecer ainda mais a teoria.

Quanto à segunda forma de validação, os autores ressaltam:

Outra forma de validar é contar a história real aos informantes ou pedir a eles que leia e depois comentem como ela parece se ajustar a seus casos. Naturalmente, a interpretação não vai se ajustar em todos os aspectos de todos os casos, pois a teoria é uma redução dos dados, mas, em um sentido mais amplo, os participantes devem ser capazes de reconhecer a si mesmos na história que está sendo contada. Devem conseguir percebê-la como uma explicação razoável do que está acontecendo, mesmo que nem todos os detalhes se ajustem a seus casos. (STRAUSS; CORBIN, 2008, pp. 157–158).

Ao considerar os dois critérios de avaliação, a cada ciclo de coleta e análise de dados e também após o atingimento da saturação teórica, o pesquisador realizou a comparação entre o diagrama de variáveis e os dados brutos coletados, aplicando, assim, a primeira forma de validação descrita por Strauss e Corbin (2008). Além disso, após o atingimento da saturação teórica, os resultados das análises foram apresentados aos entrevistados e seus comentários serão colhidos e analisados, constituindo-se na segunda forma de validação citada anteriormente. Essas validações são detalhadas mais adiante.

3.4.10 Limitações do método

Como qualquer pesquisa, nenhum conjunto de técnicas é capaz de capturar a totalidade dos aspectos relacionados a um dado fenômeno sob investigação. Analisar a literatura sobre as limitações do método que se propõe a ser utilizado torna-se um requisito importante para qualquer pesquisa, principalmente com o objetivo de o pesquisador criar estratégias para minimizar os seus efeitos. As técnicas empregadas ao próprio método podem sofrer limitações devido aos procedimentos inerentes a cada conjunto de técnicas.

No pesquisa, conforme descrito anteriormente, as fases de produção e de análise de dados ocorrem em sequências alternativas. A análise começa com a primeira entrevista, seguida por mais análise, mais trabalho de campo, e assim por diante. No

estudo, é a análise que conduz a produção de dados (STRAUSS; CORBIN, 2008). Por conseguinte, há uma interação constante entre pesquisador e a pesquisa, a qual exige a imersão nos dados. Essa imersão aos dados traz limitações quanto à manutenção do equilíbrio entre objetividade e sensibilidade por parte do pesquisador. Para minimizar os efeitos, o pesquisador procurou pensar comparativamente, ou seja, voltou-se para a literatura ou para experiências pessoais e profissionais em busca de exemplos de fenômenos similares para estimular seu pensamento sobre propriedades ou dimensões que pudessem usar para examinar os dados da pesquisa. Portanto, ao fazer comparações, o pesquisador foi forçado a examinar dados em um nível dimensional para ter alguma perspectiva ao examinar parte dos dados.

Outro ponto que prevaleceu para enriquecer a sensibilidade do pesquisador foi obter pontos de vista múltiplos sobre um fato, ou seja, tentou-se determinar como os vários atores em uma situação os veem. Ainda assim, procurou-se reunir dados sobre o mesmo evento ou fenômeno de diferentes maneiras, como por entrevistas ou por documentos relevantes. Ou seja, considerou-se o processo de variar técnicas e métodos de produção por meio da ferramenta de triangulação dos dados da pesquisa.

Outra estratégia utilizada para garantir eficiência em objetividade e sensibilidade foi verificar suposições e posteriormente hipóteses com os pesquisados e em relação aos dados recebidos. Desta forma, procurou-se explicar aos pesquisados os achados e perguntá-los se a interpretação do pesquisador estava de acordo com as experiências deles em relação ao fenômeno, perguntando o porquê caso a resposta fosse negativa. Esse processo está detalhado na seção de validação da pesquisa.

Como estratégia, procurou-se manter uma atitude de ceticismo. Todas as explicações teóricas, categorias, hipóteses e questões sobre os dados obtidas por meio de análises foram consideradas como provisionais. Desta forma, elas foram sempre comparadas com os dados em entrevistas subsequentes. Isso porque, mesmo utilizando pré-conceitos emprestados da literatura, esses conceitos são

oriundos de contextos específicos, que devem se ajustar aos estudos dos quais eles derivam mesmo tendo algum poder explanatório para o problema em investigação, porém suas propriedades e o modo como elas são expressas podem ser bem diferentes com um conjunto de dados diferente.

4. CARACTERIZAÇÃO DO OBJETO DE ESTUDO

4.1 Caracterização

Este capítulo apresenta uma caracterização das organizações públicas em que o processo de implementação de *analytics* foi estudado. Primeiramente, é demonstrado o contexto histórico e econômico em que as organizações se encontram, de forma a facilitar o entendimento da pesquisa por parte do leitor e justificar as escolhas das organizações como objeto de estudo.

Em sequência, são apresentados detalhes sobre a área de atuação das organizações, seus objetivos, suas origens e exemplos de práticas de implementações de *analytics* desenvolvidas para melhor entendimento do trabalho realizado pelas organizações e do seu perfil de uma forma geral.

4.2 Contexto e escolha das organizações

No período em que a pesquisa foi realizada, as organizações estavam inseridas em um cenário nacional de economia retraída (MEIRELLES, 2018). Porém, segundo a Fundação Getúlio Vargas (Meirelles, 2018), as tecnologias associadas ao *big data analytics* estavam sendo consideradas como um dos cinco principais projetos de investimentos das empresas brasileiras. As organizações públicas inseridas nesse cenário e participantes desse estudo possuem implementações de *analytics* em andamento, ou recentemente implementadas, as quais serão discutidas ao longo deste capítulo.

Em relação às organizações públicas pertencentes à amostra, participaram seis organizações no total, sendo que duas delas foram investigadas mais

detalhadamente, pois foi concedido ao pesquisador pleno acesso aos funcionários e à documentação relacionada à adoção e às implementações de *analytics*, ou seja, pela facilidade de acesso aos dados da pesquisa e por ter processos mais avançado em termos do fenômeno. As demais serviram de base para dar densidade aos resultados e à teoria substantiva emergente. As organizações localizam-se na cidade do Rio de Janeiro, porém, elas possuem unidades espalhadas por todo o país. De acordo com os critérios do Banco Nacional de Desenvolvimento [BNDES] (2010), todas seriam consideradas como grandes empresas, com volume de receita operacional bruta superior a 300 milhões de reais. No que tange a sua atuação, 67% das organizações atendem o mercado nacional, 17% o internacional e 17% o regional, em seus respectivos segmentos.

O método *Grounded Theory* permitiu construir uma teoria substantiva, que é o resultado esperado pelos estudos que utilizam as diretrizes da *Grounded Theory* em um contexto particular (CHARMAZ, 2006; FREITAS; BANDEIRA-DE-MELLO, 2012). Para tanto, a seleção de casos se deu por amostra teórica (Glaser; Strauss, 1967), não aleatória. Desta forma, a seleção visou garantir que uma área significativa para o objetivo de pesquisa fosse endereçada, ou seja, organizações com experiência em implementação de *analytics*. Sendo assim, a seleção obedeceu à estratégia de *criterion sampling* (Miles; Huberman, 1990), cuja lógica é identificar casos que atendam a alguns critérios de importância previamente definidos para garantir a qualidade dos dados coletados (PETRINI; POZZEBON, 2009).

Portanto, o foco em organizações públicas de variados setores do país considerou duas questões básicas. Primeiro, era fundamental que as organizações extraíssem *insights* de negócios através de um conjunto de dados altamente variáveis (WANG, 2015), ou que essa extração fosse feita por pelo menos um de seus clientes contratantes de prestação de serviço de análise preditiva ou prescritiva, desde que antecipadamente comprovada. Por conseguinte, era necessário disponibilizar colaboradores envolvidos com o desenvolvimento e/ou implementação de soluções de *analytics*, para garantir maior variabilidade dos dados.

Em segundo lugar, considerou-se que a inclusão de organizações no estudo que representassem adequadamente tais variações exigiria um grupo maior de participantes, situadas em variados setores de atuação do país, dada as diferenças consideráveis nas características de cada implementação de *analytics* realizadas pelas organizações de um modo geral. Sendo assim, optou-se por não limitar a quantidade de organizações participantes no estudo, uma vez que a coleta de dados envolvia uma complexidade razoável por requerer a participação de organizações que contivessem casos práticos de implementações de *analytics*, e, sobretudo, que pelo menos a maioria já estivessem experimentando resultados que servissem de referência. Por isso, foram consideradas implementações de *analytics* em seis organizações públicas. Seleccionadas as organizações, iniciou-se a produção dos dados primários com os indivíduos já mencionados no estudo.

Por meio de entrevistas em profundidade (Mccracken, 1988) com questões abertas (Foddy, 1993; Seidman, 2006), os dados foram produzidos entre dezembro de 2018 e julho de 2019 a partir das interações entre entrevistador e envolvidos em implementações de *analytics*. Como a intenção central do estudo diz respeito a forma de absorção do conhecimento pelas equipes ao longo das implementações, garantiu-se a participação de indivíduos mais amplamente informados sobre o objeto de estudo, e que, devido a suas funções, teriam uma visão abrangente do *analytics* e dos recursos e capacidades a ele associados, ou seja, era importante que os participantes tivessem uma visão transversal das atividades realizadas nas organizações. Ao final, foram entrevistados 20 indivíduos (sete respondentes identificados com asterisco na Tabela 11 participaram com questões adicionais e mais concentradas), perfazendo um total de 15 horas de produção de dados, com uma média de 47 minutos por entrevista. A identificação de cada participante foi feita por letras que identificam seu papel na empresa, sendo T por indivíduos lotados em áreas de tecnologia da informação ou N por indivíduos lotados em áreas de negócio, seguidas por ordem numérica simples. A Tabela 13 apresenta um resumo do perfil dos entrevistados, duração das entrevistas e outras informações relevantes.

Tabela 13 – Perfil dos entrevistados na pesquisa

Entrevistado	Organização	Duração	Data	Cargo	Experiência profissional	Experiência com analytics
N1	5	00:28:43	27.02.19	Pesquisador	+ de 5 anos	- de 5 anos
T2	2	00:25:35	12.03.19	Analista	+ de 5 anos	+ de 5 anos
T3	1	00:57:32	22.03.19	Estatístico	+ de 5 anos	+ de 5 anos
N4	1	01:04:21*	25.03.19	Analista	+ de 5 anos	- de 5 anos
T5	1	00:49:28	26.03.19	Estatístico	+ de 5 anos	+ de 5 anos
N6	1	00:45:10	29.03.19	Analista	+ de 25 anos	+ de 15 anos
N7	3	00:49:01	29.03.19	Analista	+ de 15 anos	- de 5 anos
T8	3	00:49:01	29.03.19	Analista	- de 5 anos	- de 1 ano
N9	1	00:24:11	03.05.19	Gestor	+ de 15 anos	+ de 1 ano
N10	1	00:41:24	13.05.19	Gestor	+ de 10 anos	+ de 1 ano
T11	6	00:41:58	21.05.19	Gestor	+ de 20 anos	+ de 5 anos
N12	6	01:22:19*	23.05.19	Gestor	+ de 10 anos	+ de 5 anos
T13	1	01:17:19*	30.05.19	Estatístico	+ de 25 anos	+ de 10 anos
T14	1	00:21:59	31.05.19	Estatístico	+ de 10 anos	+ de 5 anos
N15	1	00:22:12	04.06.19	Analista	+ de 20 anos	- de 5 anos
T16	6	00:45:18*	07.06.19	Analista	+ de 15 anos	+ de 5 anos
T17	4	00:39:32*	13.06.19	Gestor	+ de 35 anos	+ de 15 anos
T18	1	00:37:21*	18.06.19	Estatístico	+ de 10 anos	+ de 10 anos
T19	6	00:46:47	19.06.19	Analista	+ de 15 anos	+ de 5 anos
N20	6	01:33:22*	05.07.19	Analista	+ de 25 anos	+ de 15 anos

Fonte: preparado pelo autor

Ao longo das transcrições das entrevistas, as citações foram mantidas conforme sua origem, salvo pequenas correções gramaticais, prezando pela não alteração dos significados das expressões. Além disso, as expressões não-verbais, como tom de voz ou reações dos entrevistados foram registradas em memorandos e notas de análise para posterior utilização pelo pesquisador.

4.3 Visão geral das organizações participantes

Esta seção tem como objetivo descrever as características das seis organizações públicas participantes da pesquisa.

Organização pública 1

A primeira organização pública objeto deste estudo – a Dataprev¹⁵ – é uma empresa pública, com personalidade jurídica de direito privado, patrimônio próprio e autonomia administrativa e financeira, que fornece soluções de tecnologia da informação para a execução e o aprimoramento de políticas públicas. Com sede em Brasília e estrutura para atendimento em todo o Brasil, possui Unidades de Desenvolvimento de sistemas em cinco estados (CE, PB, RN, RJ, SC) e três Data Centers, localizados no Distrito Federal, Rio de Janeiro e São Paulo, projetados para promover a alta disponibilidade e a segurança dos sistemas.

A empresa está presente na vida do cidadão brasileiro, provendo a tecnologia necessária para os programas estratégicos e sociais do governo. Entre outros serviços, processa o pagamento mensal de cerca de 34,5 milhões de benefícios previdenciários e é responsável pela aplicação on-line que faz a liberação do seguro-desemprego. A Dataprev também processa as informações previdenciárias da Receita Federal do Brasil e responde pelas funcionalidades dos programas que rodam nas estações de trabalho da maior rede de atendimento público do país, somadas as Agências da Previdência Social aos postos do Sistema Nacional do Emprego (Sine).

A Dataprev se tornou uma referência de qualidade no processamento e no tratamento de grandes volumes de dados. Guarda e faz a gestão, por exemplo, do Cadastro Nacional de Informações Sociais (CNIS), que permite a concessão automática de vários direitos sociais, como aposentadorias ou salário-maternidade.

Com mais de 40 anos de experiência na gestão e no desenvolvimento de soluções de TIC, a Dataprev dispõe de capacidade computacional e logística para hospedar, manter, gerir e proteger informações e sistemas, e também para analisar e qualificar dados (incluindo-se o *analytics*), antecipar demandas de parceiros, prestar serviços de consultoria e apoiar a elaboração e a realização de projetos.

¹⁵ Disponível em: <http://portal.dataprev.gov.br/dataprev/quem-somos> Acesso em: 18 de abril de 2019.

Organização pública 2

A segunda organização, o Tribunal Regional do Trabalho da 1ª Região - TRT-RJ¹⁶ - foi criado em 9 de setembro de 1946, pelo Decreto-Lei nº 9.797, que regulamenta a transferência da Justiça do Trabalho para o Poder Judiciário, sendo mantidas as conquistas trabalhistas da Consolidação das Leis do Trabalho – CLT, que foi aprovada pelo Decreto-Lei nº 5.452, de 1º de Maio de 1943.

O TRT-RJ possui jurisdição em todo o Estado do Rio de Janeiro, tem em sua composição instaladas atualmente 146 (cento e quarenta e seis) Varas, sendo 82 (oitenta e duas) na capital e 64 (sessenta e quatro) no interior. Na segunda instância são 10 (dez) turmas, cada qual integrada por 05 (cinco) desembargadores. Das sessões, sempre presididas por um Desembargador, participa um Procurador do Trabalho, representante do Ministério Público do Trabalho.

O TRT-RJ tem como missão solucionar conflitos decorrentes das relações de trabalho; sua visão é ser uma instituição pública com padrão de excelência no cumprimento de sua missão; e os seus valores são comprometimento, acessibilidade, credibilidade, efetividade, ética, responsabilidade socioambiental, transparência, inovação e humanização.

Organização pública 3

A próxima organização pública, a Controladoria Geral do Município do Rio de Janeiro - CGM-Rio¹⁷ - criada em dezembro de 1993 pela Lei nº 2.068, sendo alterada pela Lei nº 4.015 e Lei nº 4.814, tem como funções principais exercer o controle contábil, financeiro, orçamentário, operacional e patrimonial das entidades da Administração Direta, Indireta e Fundacional quanto à legalidade, legitimidade, economicidade, razoabilidade, aplicação das subvenções e renúncias de receitas.

¹⁶ Disponível em: <https://www.trt1.jus.br/web/guest/gestao-estrategica> Acesso em: 19 de abril de 2019.

¹⁷ Disponível em: <http://www.rio.rj.gov.br/web/cgm/conheca-a-controladoria> Acesso em: 20 de abril de 2019.

Compete à Controladoria Geral do Município, órgão central do Sistema de Controle Interno do Poder Executivo Municipal, nos termos definidos pela Lei nº 2.068/1993, coordenar a elaboração da Prestação de Contas do Prefeito. Compete, também, à Controladoria Geral do Município a elaboração dos demonstrativos contábeis da Administração Direta e Fundos Especiais, bem como a consolidação de informações com os demonstrativos contábeis elaborados pelas entidades da Administração Indireta.

A CGM-Rio tem como missão promover o Controle Interno na PCRJ para a efetividade da Gestão Municipal; sua visão é consolidar-se como referência na aplicação de técnicas modernas e inovadoras de Controle Interno e de prevenção à corrupção para a efetividade da Gestão Pública Municipal; e seus valores são pautados no comprometimento, ética, qualidade dos serviços, cooperação, competência e inovação.

Organização pública 4

A próxima organização pública participante, o Serviço Federal de Processamento de Dados – Serpro¹⁸ – é uma empresa pública, vinculada ao Ministério da Economia, criada pela Lei nº 4.516, de 1º de dezembro de 1964, regida pelas Leis nº 5.615, de 13 de outubro de 1970, nº 6.404, de 15 de dezembro de 1976, nº 13.303 de 30 de junho de 2016, e Decreto nº 8.945, de 27 de dezembro de 2016, pelo presente Estatuto Social. O Serpro tem sede e foro em Brasília, Distrito Federal, e atuação em todo o território nacional, sendo indeterminado o prazo de sua duração.

O Serpro tem por objeto social desenvolver, prover, integrar, comercializar e licenciar soluções em tecnologia da informação, prestar assessoramento, consultoria e assistência técnica no campo de sua especialidade, bem como executar serviços de tratamento de dados e informações, inclusive mediante a disponibilização de acesso

¹⁸ Disponível em: <http://www.serpro.gov.br/menu/quem-somos/transparencia1/lei-de-acesso-a-informacao/institucional/estatuto-do-serpro>. Acesso em: 21 de abril de 2019.

a estes e a terceiros, desde que assim autorizado pelo proprietário. É considerada líder no mercado de TI para o setor público, o compromisso do Serpro é com a segurança, qualidade e confiabilidade.

O Serpro tem como missão conectar governo e sociedade com soluções digitais; sua visão é ser reconhecida como a empresa que viabiliza o governo digital; e seus valores são pautados na segurança, excelência, responsividade, proatividade, responsabilidade e orgulho.

Organização pública 5

A próxima organização pública é a Fundação Oswaldo Cruz - Fiocruz¹⁹ - cuja história começou em 25 de maio de 1900, com a criação do Instituto Soroterápico Federal, na bucólica Fazenda de Manguinhos, Zona Norte do Rio de Janeiro. Inaugurada originalmente para fabricar soros e vacinas contra a peste bubônica, a instituição experimentou, desde então, uma intensa trajetória.

Durante todo o século 20, a instituição vivenciou as muitas transformações políticas do Brasil. Perdeu autonomia com a Revolução de 1930 e foi foco de muitos debates nas décadas de 1950 e 1960. Com o golpe de 1964, foi atingida pelo chamado Massacre de Manguinhos: a cassação dos direitos políticos de alguns de seus cientistas. Mas, em 1980, conheceu de novo a democracia, e de forma ampliada. Na gestão do sanitarista Sergio Arouca, teve programas e estruturas recriados, e realizou seu 1º Congresso Interno, marco da moderna Fiocruz. Nos anos seguintes, foi palco de grandes avanços, como o isolamento do vírus HIV pela primeira vez na América Latina.

A Fiocruz ampliou suas instalações e, em 2003, teve seu estatuto enfim publicado. Com uma trajetória de expansão, a qual ganhou novos passos nesta segunda década, com a criação de escritórios como o de Mato Grosso do Sul e o de Moçambique, na África.

¹⁹ Disponível em: <https://portal.fiocruz.br/historia> Acesso em: 22 de abril de 2019.

A Fiocruz tem como missão produzir, disseminar e compartilhar conhecimentos e tecnologias voltados para o fortalecimento e a consolidação do Sistema Único de Saúde (SUS) e que contribuam para a promoção da saúde e da qualidade de vida da população brasileira, para a redução das desigualdades sociais e para a dinâmica nacional de inovação, tendo a defesa do direito à saúde e da cidadania ampla como valores centrais; e sua visão é ser instituição pública e estratégica de saúde, reconhecida pela sociedade brasileira e de outros países por sua capacidade de colocar a ciência, a tecnologia, a inovação, a educação e a produção tecnológica de serviços e insumos estratégicos para a promoção da saúde da população, a redução das desigualdades e iniquidades sociais, a consolidação e o fortalecimento do SUS, a elaboração e o aperfeiçoamento de políticas públicas de saúde.

Organização pública 6

A próxima organização pública foi fundada em 1952, sendo o Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social - BNDES²⁰ - um dos maiores bancos de desenvolvimento do mundo e, hoje, o principal instrumento do Governo Federal para o financiamento de longo prazo e investimento em todos os segmentos da economia brasileira.

Ele é considerado o principal instrumento de implementação da política de investimentos do Governo Federal brasileiro (MORENO, V. et al., 2019), o Banco apoia empreendedores de todos os portes, inclusive pessoas físicas, na realização de seus planos de modernização, de expansão e na concretização de novos negócios, tendo sempre em vista o potencial de geração de empregos, renda e de inclusão social para o Brasil.

Esse apoio ocorre por meio de financiamento a investimentos, subscrição de valores mobiliários, prestação de garantia e concessão de recursos não reembolsáveis a

²⁰ Disponível em: <https://www.bndes.gov.br/wps/portal/site/home/quem-somos> Acesso em: 23 de abril de 2019.

projetos de caráter social, cultural e tecnológico. O Banco atua por meio de produtos, programas e fundos, conforme a modalidade e a característica das operações. Por ser uma empresa pública e não um banco comercial, o BNDES avalia a concessão do apoio com foco no impacto socioambiental e econômico no Brasil. Incentivar a inovação, o desenvolvimento regional e o desenvolvimento socioambiental são prioridades para a instituição.

Além disso, oferece condições especiais para micro, pequenas e médias empresas, aquelas que faturam anualmente até R\$ 300 milhões, assim como linhas de investimentos sociais, direcionadas para educação e saúde, agricultura familiar, saneamento básico e transporte urbano.

A Tabela 14 sumariza as principais características das organizações participantes da pesquisa.

Tabela 14 – Perfil das organizações participantes

Organização	Tamanho	Setor	Abrangência de atuação	Foco principal do <i>analytics</i>	Escopo da iniciativa <i>analytics</i>
Dataprev	Grande Empresa	Tecnologia da informação	Nacional	Democratizar a previdência	Interno e externo
TRT-RJ	Grande Empresa	Justiça	Regional	Eficiência operacional	Interno
CGM-RJ	Grande Empresa	Controle	Regional	Eficiência operacional	Interno
Serpro	Grande Empresa	Tecnologia da informação	Nacional	Melhorar a produtividade	Interno e externo
Fiocruz	Grande Empresa	Saúde	Nacional	Democratizar dados de saúde	Interno e externo
BNDES	Grande Empresa	Financeiro	Nacional	Expansão de clientes	Interno

Fonte: preparado pelo autor

4.4 Práticas de implementação de *analytics* nas organizações participantes

Com o objetivo de caracterizar as implementações de *analytics* nas organizações participantes, esta seção apresenta uma análise baseada nas práticas levantadas durante a pesquisa, ou seja, nas entrevistas com os indivíduos e nos documentos das organizações.

Práticas de analytics na organização Dataprev

De acordo com a análise em documentos secundários, a Dataprev tem buscado ampliar o leque de soluções digitais para seus clientes e para a população brasileira. Com vastas pesquisas no mercado de TI, a empresa desenvolve no setor público o que há de mais moderno²¹. Entre os mais recentes exemplos, pode-se destacar os serviços e estudos de *Analytics*, Computação Cognitiva, Inteligência Artificial, Internet das Coisas (*IoT*) e *Blockchain*.

Para acompanhar as transformações dessa nova era digital, a Dataprev dispõe atualmente de diversas tecnologias que aumentam sua capacidade de analisar grandes volumes de dados, que são as soluções analíticas. A empresa executa estudos que geram economia aos cofres públicos por meio da indicação de benefícios indevidos. *Analytics* é solução que gera informação em tempo real, segura e objetiva para apoiar o processo de tomada de decisão nas políticas públicas do governo brasileiro.

Essas soluções foram iniciadas com a entrega de sistemas de informação com acesso às bases transacionais internas e, com o avanço da internet, o aumento excessivo de dados e a evolução das tecnologias. Hoje a empresa fornece soluções analíticas baseadas em integração de dados, sistemas e painéis, análises preditivas, projeção de cenários, identificação de tendências, indícios de problemas, simulação

²¹ Disponível em: <http://www.youblisher.com/p/1903606-Revista-Dataprev-Resultados-N-o-14/> Acesso em: 26 de abril de 2019.

de impactos em decisões estratégicas e identificação de aspectos novos e úteis aos clientes a partir do cruzamento e da associação de dados. Com essa oferta, a Dataprev aumentou o seu portfólio, incluindo e potencializando serviços de Mineração de Dados, *Big Data*, Descoberta de Dados, Qualificação de Dados, Dados Mestres e Apuração Especial.

Práticas de analytics na organização TRT-RJ

Embora *analytics* não seja atividade principal da organização, porém, sob o lema do desenvolvimento contínuo, o Tribunal Regional do Trabalho da 1ª Região investiu, nos últimos dois anos, em projetos com o objetivo de automatizar diversos procedimentos, com isso, implementa soluções de *analytics* como alternativa para gerar valor e auxiliar a organização no atendimento a sua missão.

Portanto, diferentemente das soluções de *analytics* desenvolvidas pela organização 1, que possui o foco de desenvolvimento para os clientes, as soluções de *analytics* desenvolvidas no TRT-RJ possuem as características de desenvolvimento para aplicação interna. As equipes envolvidas em implementações de *analytics* são oriundas da Secretaria de Desenvolvimento Institucional, da Secretaria de Tecnologia, Informação e Comunicação, além de vários servidores de diversas secretarias que contribuem no desenvolvimento ou utilizam-se de resultados das soluções desenvolvidas.

Práticas de analytics na organização CGM-Rio

Embora *analytics* também não seja atividade principal da CGM-Rio, ela instituiu, por meio da Resolução CMG n° 1364, o Laboratório de Ciência de Dados Aplicados ao Controle Governamental²². O objetivo do Laboratório é buscar novas tecnologias relacionadas à ciência de dados que possam contribuir para o aprimoramento das ações de controle interno exercidas pela CGM-Rio.

²² Disponível em:

http://www.rio.rj.gov.br/dlstatic/10112/7753001/4212101/ResCGM1364_2018_NTFC_CGMind.pdf

Acesso em: 01 de maio de 2019.

O foco é para aplicação interna, com a realização estudos, simulações, testes, ensaios, medições e análises preditivas utilizando dados estruturados e não estruturados, visando a geração de informações qualificadas, estruturadas e visuais. A CGM-Rio visa conduzir estudos sobre técnicas e ferramentas de inteligência artificial, *machine learning*, *deep learning*, monitoramento de redes sociais, *big data*, e outras afins, que possam ser utilizadas pela CGM-Rio no tratamento, análise e apresentação de dados estruturados e não estruturados. De acordo com os documentos secundários, as equipes envolvidas no âmbito do Laboratório poderão fazer intercâmbios e parcerias com meios acadêmicos e entidades de controle para absorção de novos conhecimentos que auxiliarão os trabalhos da Controladoria.

Práticas de analytics na organização Serpro

O Serpro possui uma Coordenação de Tecnologia (Cetec)²³, que está ligada diretamente às inovações no ramo em que a organização opera. Um dos desafios do Centro de Informações Serpro é armazenar um grande volume de dados. A tecnologia de *big data* serve para fazer análises e obter informações a partir desses dados e um desafio para todas as empresas é trabalhar na redução de custos de armazenamento.

Um dos objetivos da Cetec nesses próximos dois anos é construir um *Data Lake* para o Serpro, como forma de armazenar grandes volumes de dados em formatos sem nenhuma agregação. Dados esses que estão no *mainframe*, nos bancos de dados relacionais de diversos fabricantes, que estão em sistemas de arquivos como *Hadoop*. Com isso, a organização criou um laboratório na sua regional em Belo Horizonte para trabalhar *Big Data & Analytics* dentro da organização e construir o arcabouço desse grande *Data Lake*, para fazer parte do centro de informações da organização. Nesse contexto, o desenvolvimento das soluções de *analytics* visa a aplicação para o ambiente interno e externo.

²³ Disponível em: <http://intra.serpro.gov.br/tema/entrevistas/tecnologia-do-serpro-inova-para-gestao-de-governo> Acesso em: 27 de abril de 2019.

Práticas de analytics na organização Fiocruz

A Fiocruz possui um Laboratório de Ciência de Dados²⁴ que tem como objetivo principal desenvolver e disponibilizar Plataforma de Ciência de Dados (PaaS – *Platform as a Service*) para armazenamento, gestão e análise de grandes quantidades de dados para pesquisadores, docentes e discentes de instituições de ensino e pesquisa.

Nesse sentido, o foco das soluções desenvolvidas no âmbito do Laboratório de Ciência de Dados da Fiocruz é de aplicação interna e externa, em que visa coletar, processar e analisar informações por meio da ciência de dados que permitirá planejar, monitorar e avaliar políticas públicas e serviços de saúde em tempo real, gerando indicadores de alerta e painéis de monitoramento bastante específicos, além de proporcionar aos pesquisadores, docentes e discentes do Icict e de outras instituições, acesso facilitado e qualificado a grandes quantidades de microdados. Formar quadros estratégicos que contribuam para o alcance da missão do Instituto, objetivando atender às demandas sociais do SUS.

Práticas de analytics na organização BNDES

O BNDES desenvolve soluções de *analytics* há alguns anos. No entanto, o Banco se prepara para investir em novas tecnologias de *analytics* à medida que o escopo e o nível de sofisticação das necessidades dos usuários crescem (MORENO, V. et al., 2019). Uma pesquisa feita por Valter Moreno, et al., com usuários de 22 áreas de negócio do Banco revelou contribuições significativas da adoção do *Business Intelligence* e *Analytics* pelo banco:

(i) melhor capacidade para cumprir os requisitos de compliance e as necessidades da sociedade brasileira; (ii) maior produtividade e capacidade de análise; (iii) melhor acesso e comunicação de informações gerenciais; (iv) maior capacidade de responder a questões críticas de negócios; (v) melhor monitoramento do

²⁴ Disponível em: <https://bigdata.icict.fiocruz.br/data-science-lab> Acesso em: 28 de abril de 2019.

desempenho dos negócios e indicadores estratégicos; (vi) aumento da capacidade de identificar oportunidades de negócios; e (vii) redução de custos e melhoria do desempenho financeiro (MORENO, V. et al., 2019).

Com isso, o foco das soluções desenvolvidas no âmbito do BNDES é de aplicação interna, com indivíduos oriundos de equipes das áreas de TI e de negócio.

5. RESULTADOS DA PESQUISA

5.1 Introdução

Este capítulo discute as categorias, subcategorias, propriedades e dimensões desenvolvidas a partir das percepções dos participantes envolvidos com o fenômeno, e que servirão de base para desenvolver a teoria substantiva que explica o processo de absorção de conhecimento em implementação de *analytics* nas organizações públicas brasileiras sob a ótica das equipes de TI e de negócio, apontada como questão central da investigação. Nesse sentido, os próximos tópicos desse capítulo pretendem satisfazer três objetivos específicos:

- a) Descrever a percepção das equipes envolvidas em implementações de *analytics* no que diz respeito às práticas de absorção do conhecimento;
- b) Identificar as condições em que estão associadas as implementações de *analytics* no âmbito das organizações públicas participantes;
- c) Identificar as estratégias de ação em que as equipes utilizam ao longo das implementações de *analytics*;

A utilização da *Grounded Theory* como método estratégico para analisar o processo de implementação de *analytics* nas organizações públicas permitiu identificar fatores que influenciaram a forma como o processo está ocorrendo, bem como os intra-relacionamentos com as equipes envolvidas, constituindo-se, assim, na fundamentação empírica dos elementos constitutivos da teoria substantiva que serão apresentados ao longo deste capítulo, cujos elementos emergiram exclusivamente dos dados e serão descritos e fundamentados na medida em que forem sendo apresentados ao longo do texto, com os incidentes que serviram de base para a fundamentação empírica.

5.1.1 Antecedentes da capacidade absorptiva identificadas

Sobre os antecedentes da capacidade absorptiva em *analytics*, manifestações *bottom-up* ou iniciativas *bottom-up* e parcerias estratégicas foram as propriedades identificadas. De acordo com os dados, as manifestações ou iniciativas que emergem das camadas operacionais evidenciam a importância do conhecimento individual complementar como um dos antecedentes da capacidade absorptiva capaz de lidar com o dinamismo do ambiente que envolve o *analytics*. O conhecimento individual funciona como gatilho de ativação de iniciativas relacionadas ao *analytics*, amplificando a capacidade absorptiva intraorganizacional, ao enfatizar a ideia de a capacidade absorptiva ser acionada através das redes construídas a partir de recursos individuais, que aumentam de acordo com as interações feitas pelos indivíduos que possuem conhecimentos privilegiados e distintos sobre *analytics* e, com isso, geram novas redes inovadoras.

“A gente tem algumas pessoas que podem trabalhar com analítica, são as que têm formação, mestrado ou doutorado na área, ou pelo menos uma pós-graduação e estudam sozinhas e tem interesse grande na área, Então, são essas pessoas que discutem analítica hoje em dia no [nome da organização]” (Entrevistado T2).

“A gente trabalha com linha de capacitação também, justamente porque alguns são mais heróicos, lê o tema, aprendem por vontade própria ou até fazem capacitação por iniciativa própria no mercado, mas aqui dentro do [nome da organização] a gente tem uma trilha que capacita novas pessoas nestes nossos ferramentais, então a gente é responsável por organizar essa linha de capacitação...” (Entrevistado T19).

“A gente faz um trabalho de casa, falando assim: vamos pensar hoje, o que você conseguiria resolver com analytics dentro do [nome da organização], tem alguma área de negócio que você conheça, algum processo de negócio que você conhece, o que você faria ? Aqui dentro de casa na nossa gerência a gente faz esse trabalho tempo inteiro. A gente se pergunta o tempo inteiro, é uma prática que a

gente tem, é uma rotina que a gente tem. E aí a gente entra em contato com pessoas de negócio, e isso começa a criar outros ecos, as pessoas de negócio então começam a ligar pra gente. Poxa: e se eu fizesse isso? Dá pra fazer com analytics?...” (Entrevistado T19).

“A gente já tinha pessoas capacitadas em analytics, só que elas estavam trabalhando cada uma na área de seu concurso. Então você tinha pessoas com conhecimento enorme de analytics na área de estatística, então tem um grupo de estatística na secretaria de [nome de uma unidade da organização]. Você tem uma quantidade grande de pessoas com mestrado e doutorado, ou doutorandos, em ciência de dados na [nome de uma unidade da organização], mas estavam, por exemplo, desenvolvendo sistema, trabalhando com requisitos, trabalhando com banco de dados. Então a gente basicamente não teve que absorver novos conhecimentos, o que a gente fez, já tinha uma graaaaaande quantidade de pessoas interessadas no tema e muito bem capacitada pra trabalhar no tema, a gente juntou todo mundo, escolheu alguns problemas, e a gente ainda não exauriu essa lista. Então...o que a gente fez era usar o que a gente já tinha na casa. A gente tinha tanta coisa na casa que foi uma surpresa, a quantidade de pessoas que estava por fora sem ninguém saber, fazendo mestrado ou doutorado na área” (Entrevistado T2).

“...A gente tem um time de analítica eficiente e rodando, e a gente tenta trazer coisas novas pra melhorar esse time. O que eu acredito é que cada um que, tem muita gente interessada no tema estudando muito por fora, então o cara chega em casa estuda isso, o cara chega final de semana estuda isso, o cara faz curso online, são pessoas envolvidas...” (Entrevistado T2).

“Na [nome da organização]... São esforços pontuais. É alguém que despertou para aquilo, e o outro que olhou também. E ali começa a fomentar, começa a discutir, e se essa pessoa tem acesso ao superior você consegue levar, seu superior compra e já consegue fazer alguma implementação” (Entrevistado T8)

“A iniciativa de analytics foi um esforço que partiu da área de planejamento, ou seja, da área de negócio. Isso a gente fez um

movimento dentro do [nome da empresa]. A gente pegou aquela linha, teve um buzz de inovação dentro das instituições públicas, e um desses movimentos o pessoal divulgou muito a ideia de data science, o que acabou gerando um movimento específico só de dados...” (Entrevistado T19).

Na prática, os dados evidenciam que, em algumas das organizações participantes, as informações eram tratadas através de ferramentas de *business intelligence*, porém de uma maneira bastante incipiente, pouco explorado, com inúmeras distorções que dificultavam o processo de tomadas de decisões. Além disso, os resultados forneciam informações focadas no ambiente operacional, com pouco foco em informação gerencial. Até certo momento, não havia se pensado em *analytics*.

Com o alcance de conhecimento analítico por parte de alguns indivíduos, esses detentores de conhecimento começaram a perceber que o que estava sendo explorado no ambiente era insuficiente quando comparado ao que a organização deveria possuir de conhecimento para tomar decisões baseadas em dados, ou seja, percebia-se que as ações eram mínimas para a organização atingir seus objetivos.

A [nome da organização] tem uma área que trabalhava com informação, mas nunca se pensou em ciência de dados. Essa área tinha uma estrutura de BI aqui dentro há muito tempo, então tem ferramentas de BI, tinha cubos, tem o sistema de fatores gerenciais, mas tudo acaba acontecendo distorções, o sistema de fatores gerenciais acabava fornecendo muitas informação operacional, e pouca informação gerencial. E o BI que existia era muito pouco explorado, mas de qualquer forma era tinha essa estrutura, mas eu percebia que isso era muito pouco para [função da empresa]” (Entrevistado N7).

“Então, qual foi a motivação: a pulverização dos dados. As áreas das empresas têm dados pulverizados, e pra ela gerar um relatório, ela tem que fazer uma força-tarefa entre seus colaboradores pra chegar a uma conclusão” (Entrevistado N4).

Ao mesmo tempo, as organizações encontravam-se ricas em dados importantes para o seu negócio. Esses dados eram muitas vezes organizados, produzidos internamente ou através de seus sistemas transacionais, porém, estavam dispersos em variadas áreas funcionais. Com isso, surgiam iniciativas involuntárias de tentar usar melhor os dados existentes e direcionar as ações internas para o uso desses dados. Neste momento, havia certa indignação para a forma como os processos eram feitos ou decisões eram tomadas, com reflexões sobre a existência de ferramentas melhores e mais inteligentes que pudesse indicar caminhos a serem seguidos com maior segurança e menores possibilidades de erros ou desvios.

Portanto, pode-se inferir que a principal motivação de as organizações públicas participantes iniciarem sua jornada em *analytics* é o desafio de as equipes lidarem com grandes volumes de dados e informações, ao ponto de gerar conhecimento com rapidez. No entanto, ficou evidente que existe uma demanda crescente pelo uso do *analytics* nas organizações que, até certo ponto, serve como motivador capaz de acionar forças e talentos em busca de resultados.

“...Qual foi a motivação: a pulverização dos dados. As áreas das empresas têm dados pulverizados, e pra ela gerar um relatório, ela tem que fazer uma força-tarefa entre seus colaboradores pra chegar a uma conclusão” (Entrevistado N4).

“A gente tem um ambiente riquíssimo de dados, informação estruturados, organizados, a [nome da organização] precisa usar isso melhor e precisa começar a direcionar suas ações a partir dos dados. Você pega, por exemplo, você faz um processo de seleção, você pega uma matriz de risco, define quantas horas você vai gastar em cada órgão, mas o que você vai olhar em cada órgão, que processo você vai olhar, porque você escolhe o processo A ou o processo B? Ah, por materialidade. Mas será que não tem mais nada inteligente que possa lhe indicar alguma coisa mais... Aí surgiu essa ideia de ciência de dados” (Entrevistado N7).

“Então, a motivação foi a pulverização dos dados. As áreas das empresas têm dados pulverizados, e pra ela gerar um relatório, ela

tem que fazer uma força-tarefa entre seus colaboradores pra chegar a uma conclusão” (Entrevistado N4).

“Com a saída do [nome do funcionário], ele não está atualizado, está atualizado até 2018. Depois nós acabamos não atualizando. A gente tem até que fazer um trabalho, um esforço, pra tentar atualizar ele...” (Entrevistado N9).

Paralelamente, os indivíduos percebiam que a organização estava perdendo eficiência quando comparado aos *benchmarks*. A defasagem no tempo de respostas era tal que ficava evidente a emergência por mudanças tecnológicas radicais, que poderiam de fato corresponder às demandas da organização.

...E o que acontecia: os órgãos de [nome da organização] começam a perder a eficiência, a partir do momento em que eles começam a se distanciar do fato gerador. Quando se começa a demorar 2,3, 6 meses, 1 ano pra ver uma coisa que aconteceu tempos atrás, você começa a perder importância (Entrevistado N7).

Diante desse cenário, alguns indivíduos começaram a se incomodar com a situação atual e começaram a perceber o que está acontecendo no mercado, e que caminhos seus *benchmarks* estavam traçando. Então, em um momento particular dentro de cada uma das organizações participantes, perceberam que o grande mote era ciência de dados. Muitas dessas percepções eram originadas em cursos ou experiências acadêmicas. O foco era conseguir mudar a forma de gestão e de tratamento dos dados nas organizações.

“A gente não está nesse nível de maturidade ainda que a gente tem um time de analítica eficiente e rodando, e a gente tenta trazer coisas novas pra melhorar esse time. O que eu acredito é que cada um que, tem muita gente interessada no tema estudando muito por fora, então o cara chega em casa estuda isso, o cara chega final de semana estuda isso, o cara faz curso online, são pessoas envolvidas... Tudo o que elas estão aprendendo elas estão aplicando nos projetos que elas fazem parte...” (Entrevistado T2).

Entretanto, a partir dessas manifestações individualizadas, o passo seguinte era conseguir transmitir a importância do uso de ferramentas inovadoras para as equipes internas. Dentro das organizações, a maioria dos indivíduos estava acostumada com suas rotinas, de forma que a mudança para o uso de ferramentas ou tecnologias emergentes era demasiadamente evitado. Além da necessidade de mostrar a importância e como as ferramentas e tecnologias relacionadas à ciência de dados poderiam contribuir para o sucesso do negócio para seus pares, idêntico esforço acontece quando se trata de demonstrar a necessidade e importância para os superiores hierárquicos. Desta forma, o esforço caracteriza-se por ser individual, silencioso e, às vezes, utópico.

*...E quando você fala de ciências de dados na organização, você parece um “ET”, as pessoas não conhecem, não sabem o que é isso, mas, ciência de dados ? pra que serve ?! E parece que é só uma teoria, mas não é teoria isso está acontecendo aí fora, isso é o mundo aí fora, não tem pra onde fugir! Se não fizer isso não vai ter como!
(Entrevistado N7).*

O nível de aquisição de conhecimento evidenciado nos dados pressupõe as propensões dos próprios funcionários quanto ao acesso ao aprendizado contínuo, independente se esse acesso será ou não patrocinado pela empresa a qual está vinculado, ou seja, de maneira particular, o indivíduo percebe a importância da utilização do *analytics* como instrumento de geração de valor ao negócio, e, partir daí, recorrer às Universidades e às instituições educacionais para obter conhecimento acerca dessas tecnologias.

“O movimento de baixo pra cima ocorreu por heroísmo mesmo, uma pessoa que é o Breno que já tinha experiência de mercado e acreditava muito nisso. Eu sempre também advoguei a favor mas acho que não tive espaço pra estar fazendo isso, mas o [nome do colega] conseguiu. Então, a gente aproveitou o fio da meada que ele foi ouvido em algum momento por alguém que aquilo era importante. E ele já estava fazendo isso no [nome da organização], e ele começou a fazer algumas demandas no [nome da organização] e pagou o risco, então ele negociou com o pessoal que estava fazendo o sistema transacional, que poderia estar fazendo alguma coisa em R bem simples e que ajudaria o próprio transacional a ter uma

informação parecida com o credit score, a partir do machine learning...” (Entrevistado T19).

“...Aí eu falo que é o analytics: é um campo abrangente multidimensional que utiliza dados matemáticos, estatísticos, modelagem preditiva, prescritiva e machine learning, que é a minha especialidade, pra identificar padrões e conhecimentos ocultos em aglomerados de dados históricos” (Entrevistado N4).

De forma complementar, evidencia-se que um fator externo que impulsiona os antecedentes da capacidade absorptiva em *analytics* pode ser explicado pelo satisfatório acesso às tecnologias relacionadas à solução, fundamentado nos dados pelas parcerias praticadas entre as empresas e as principais Universidades do país, inclusive mediante convênios de reciprocidade educacional e tecnológica. Portanto, as parcerias estratégicas também revelam-se como um dos pontos de partida para ser incorporada no modelo de pesquisa.

“Estamos também tentando firmar parceria com uma Universidade americana, a gente ainda está em negociação. A gente está tentando fazer uma parceria pra tentar trazer conhecimento. A gente tem um campo de batalha, que muitas vezes essas Universidades precisam. Mas tem que ser parceria sem repasse financeiro, a gente não tem nem condições de bancar a equipe dele pra vir pra cá e ficar um mês aqui com a gente. Se vai ser por skype, por videoconferência... É parceria que estamos buscando” (Entrevistado N7).

“Recentemente a [nome da presidente da organização] lançou um programa que ela abre a [nome da organização] pra quem quiser vir trabalhar com a gente. É um programa que fala o seguinte: quem quiser trabalhar com a [nome da organização], se candidata que a porta está aberta. Mas tudo sem conseguir repasse de recurso. Então a gente está tentando ver na parte de parceria o que a gente pode fazer” (Entrevistado T8).

No estudo, as organizações utilizam-se das parcerias com outras organizações públicas de seu ramo de atuação para alavancar ações ou oportunidades de desenvolvimento e implementações de *analytics*, além de buscarem parcerias com

universidades e públicos em geral, que tenham interesses antagônicos. Desta forma, ficou evidente que as organizações conseguem informações acerca do assunto para iniciar o ciclo de aprendizagem com tecnologias e formas de atuação relacionadas ao *analytics*.

...Eu acho que as parcerias podem ajudar muito a gente, porque vindo gente de fora a gente vai aprender muito, mas a gente propriamente dentro da [nome da organização] ter muito pouca coisa que a gente consegue fazer. Então eu acho que essa parceria vai gerar bons frutos, acho que essa parceria com a Universidade vai gerar bons frutos se a gente conseguir (Entrevistado T8).

“Outras áreas são parceiros nossos. Outras áreas podem até não ser parceiros nossos, mas tem pessoas ali dentro que individualmente acabam sendo parceiros porque acabando gostando do tema, e a gente acaba “usando” essas pessoas como pontos focais para tentar fazer o tema crescer. E outras áreas são afetadas pra gente de nossas tentativas de fazer uma gestão do conhecimento disso no [nome da organização]” (Entrevistado N9).

Portanto, ficou evidente que os antecedentes identificados são condições fundamentais para que as organizações consigam identificar o conhecimento sobre *analytics* que o mercado, especialmente as empresas privadas ou *benchmarks* estão explorando, assim como as consultorias ou empresas especializadas que geram tendências sobre tecnologia da informação, por exemplo: Gartner.

Os indivíduos pertencentes às equipes técnicas e TI, por sua vez, conhecedores de iniciativas inovadoras de *analytics* em seu rol de amigos ou redes sociais, estes muitas vezes alocados em organizações parceiras, na maioria das vezes começam a explorar esse novo mercado por conta própria, atentando-se para a necessidade de chamar a atenção da sua organização empregadora quanto à necessidade de adaptações e rearranjos internos, indicando para a gestão a necessidade de adaptações que permitam a aquisição desses conhecimentos que vão além de suas fronteiras. Portanto, no estudo, “*parcerias*” e “*conhecimento individual*” são

identificados como fatores externos e internos, respectivamente, que propiciam antecedentes da capacidade absorptiva em *analytics*.

5.1.2 Abordagens do *Analytics* identificadas

Uma segunda questão que surgiu a partir dos dados foi relacionado à abordagem das implementações de *analytics* utilizadas pelas organizações participantes do estudo. Os dados evidenciam que as preocupações voltam-se para o oferecimento de soluções de *analytics* para resolver problemas dos clientes externos ou o seu desenvolvimento é encarado como meio para lidar com os próprios problemas internos.

“Aqui a gente tem três tipos de usuários, a gente tem o usuário interno, que somos nós, nosso grupo de pesquisa. Nós usamos os dados para publicação de artigos científicos. Tem os usuários parceiros da plataforma, que eles não estão aqui nesse grupo de desenvolvimento mais de alguma forma se conectam à plataforma e utilizam dados dessa plataforma para os seus projetos de pesquisa. Eles, em geral, também produzem relatórios técnicos e artigos científicos. A gente tem o terceiro tipo de usuários, que a gente chama de usuário padrão, que é qualquer cidadão...” (Entrevistado N1).

“A gente vai fazer um trabalho agora para o [nome do cliente externo] que é o seguinte: existe o [nome de sistema de tecnologia de informação], que é o programa de geração de emprego, basicamente é a Caixa Econômica Federal, pra micro e pequeno empresa, a CEF dá empréstimos a juros bem baixo, você tem uma carência, pode demorar 6 meses pra começar a pagar, você pega lá 10.000 reais e paga basicamente os 10.000 reais...” (Entrevistado T5).

“...Você começa a fazer uma parte bem exploratória dos dados pra adquirir esse conhecimento do próprio negócio que você está analisando e aí sim você parte para: qual a questão de negócio? Normalmente a gente tem a questão de negócio relacionada a algum

cliente específico que vem trazendo essa informação: Ahahahh, eu quero investigar algo sobre isso! Eu quero ter um conhecimento maior sobre determinado tipo de característica. Aí começa o trabalho...” (Entrevistado T13).

“Na verdade, o analytics é muito pra fora. Qualquer cruzamento e batimento de informação, qualquer forma diferente que você vai trabalhando seja em grandes volumes e novos painéis com insights, com descobertas, isso agrega muito valor normalmente ao usuário. Internamente eu não vejo muito o conhecimento interno, é mais o valor externo para o cliente...” (Entrevistado T17).

Nessa primeira fase da pesquisa, os dados evidenciam dois padrões de uso do *analytics* nas organizações participantes: um padrão de uso do *analytics* focado na resolução de problemas da própria organização e um padrão de uso do *analytics* focado na resolução de problemas do cliente externo. Portanto, além dos códigos iniciais, foram reveladas duas abordagens: “*analytics com abordagem comercial*” e “*analytics com abordagem interna*”.

O futuro está presente. Na [nome da organização], existe uma demanda reprimida nas áreas meio, que a TI da [nome da organização] está focada nos clientes externos. Não tem ninguém na área meio pra tratar da área meio: logística, financeiro, pessoas, jurídico, pra aplicar inteligência nos processos deles. Então, os dados ficam pulverizados (Entrevistado N4).

A partir desse ponto, buscou-se compreender as nuances existentes nestas duas abordagens, pois, sabendo-se que os dados são considerados a matéria-prima de uma solução analítica, a ênfase também passou a ser como as organizações públicas conseguem desenvolver *analytics* utilizando os dados dos clientes, os quais podem possuir uma série de elementos estratégicos ou que podem revelar fraquezas ou forças ocultas desses clientes. Da mesma forma, passa a fazer sentido explorar melhor as condições e as estratégias que emergem nessas duas situações, ou seja, desenvolver *analytics* para cliente externo ou interno.

Na medida em que o estudo foi se desenvolvendo, ficou evidente que a tendência real não é a tecnologia associada, mas a forma como as equipes lidam com os recursos e capacidades organizacionais para atender às demandas externas e internas, além de como as equipes interagem entre si na tentativa de desenvolver *analytics* para propiciar melhores decisões e, na verdade, mudar a forma como as organizações fazem negócios. Para elas, o *analytics* sempre tratou de transformar os negócios, mas as grandes mudanças recentes na tecnologia analítica criaram novas oportunidades interessantes para a inovação. Com esses achados, a questão central da absorção do conhecimento pelas equipes nas duas abordagens do uso de *analytics* passa a ser enfatizada.

5.1.3 Equipes envolvidas identificadas

Diante do discurso dos entrevistados, também ficou evidente a distinção entre o papel das equipes denominadas no estudo como técnicas de TI e de negócio, assim como suas segmentações apresentadas no contexto das implementações de *analytics* analisadas. A equipe técnica de TI é caracterizada por indivíduos que possuem perfil especialista que aplica seu conhecimento em ciência de dados e constrói modelos de aprendizado de máquina para fazer previsões e responder a questões-chaves de negócio. Indivíduos de equipes técnicas de TI têm habilidades oriundas das áreas de negócio, porém possui mais profundidade e conhecimento nas habilidades técnicas necessárias para o desenvolvimento de soluções oriundas do *analytics*. De acordo com os dados da pesquisa, esses indivíduos são responsáveis por compreender o problema de negócio, resolvê-lo usando dados e apresentar os resultados para os usuários das equipes de negócio ou tomadores de decisão.

“Por exemplo, um cliente que tem uma propensão grande para crescer ou para gerar emprego. Eu quero identificar, o Brasil tem essa característica, algumas empresas têm, outras não. Eu gostaria de atuar em cima das empresas que tem essas características. Essa coisa a gente faz utilizando inteligência artificial, data science,

analytics... E a gerencia que eu trabalho desenvolve algoritmos para resolver esse tipo de problema. Tem outros tipo de problemas, mas esses especificamente se resolve por algoritmos. Esse tipo de problema que gera valor para o negócio, que tenta atender a uma necessidade de negócio usando data science/analytics que a gente desenvolve, a minha gerencia faz isso...” (Entrevistado N12).

“Então a minha equipe foi criada justamente para tentar dar suporte corporativo em iniciativas de analytics. Aí suporte corporativo significa um monte de coisas: significa gestão do conhecimento, apesar de eu estar na TI, a gente dá treinamento sobre analytics dentro do [nome da organização], a gente participa de projetos de modelos de classificação estatísticos, de recomendação, de machine learning, além disso a parte de governança de informações e curadoria, somos nós que estamos tentando organizar dentro do [nome da organização]” (Entrevistado T16).

“Nós temos uma área específica na empresa que tem 4 departamentos com diversas divisões: uma que pensa somente em integração de dados, uma que pensa em arquitetura, uma que é a engenharia dos dados é o cara do ETL é o que constrói que dá vida pra isso e que constrói painel, e temos uma área de data mining, ou seja, a gente tem uma esteira completa dentro de uma área pra estar sempre se falando, é muito tempo e movimento, e o mais importante: como nosso órgão é órgão de governo, estamos até tentando abrir pra vender pro mercado pra arrumar novos clientes e novas oportunidades de negócio, mas ainda estamos com 80% do nosso cliente o governo, então essas evoluções depende do tamanho do dinheiro que o governo tem pra poder evoluir” (Entrevistado T17).

“Tem a turma da tecnologia que, por exemplo, você hoje quando pensa em analytics, diferente de alguns anos atrás, a grande dificuldade que a gente tinha era a atualização das bases porque você tem um ETL, e por mais que você tenha volumes pequenos, você tem que tirar de um lugar, tem que tratar, limpar e trazer para outro lugar, então hoje a pessoa de tecnologia vem com ideias novas de você pegar um dado em tempo real” (Entrevistado T17).

Por outro lado, a equipe de negócio é caracterizada por indivíduos que possuem perfil generalista que pode se encaixar em muitos papéis para colaborar nas fases de implementação de *analytics*, principalmente fornecendo valor usando dados, analisando-os para esclarecer perguntas sobre o negócio, comunicando resultados para ajudar a tomar decisões de negócios e garantindo a integridade corporativa por meio do cumprimento de diretrizes de segurança da informação.

“São as três áreas de conhecimento que se tem dentro de uma empresa de TI, o mais forte é de negócio. Eu tenho informações gerenciais que eu trabalho isso desde sempre nos meus sistemas que hoje são sistemas legados do mainframe. Aquela pessoa só domina aquela tecnologia, então a gente quando tem uma necessidade daquele assunto de negócio ser implementado numa outra plataforma, no analytics, cruzamento de dados, a gente adiciona essa pessoa como participante da equipe com seu conhecimento de negócio. Então, o desenvolvedor ao longo do tempo, que conhece o negócio, participa seja na construção de um modelo conceitual ou em ideias de cruzamentos ou em ideias de painéis que já foi pensando em algum momento” (Entrevistado T17).

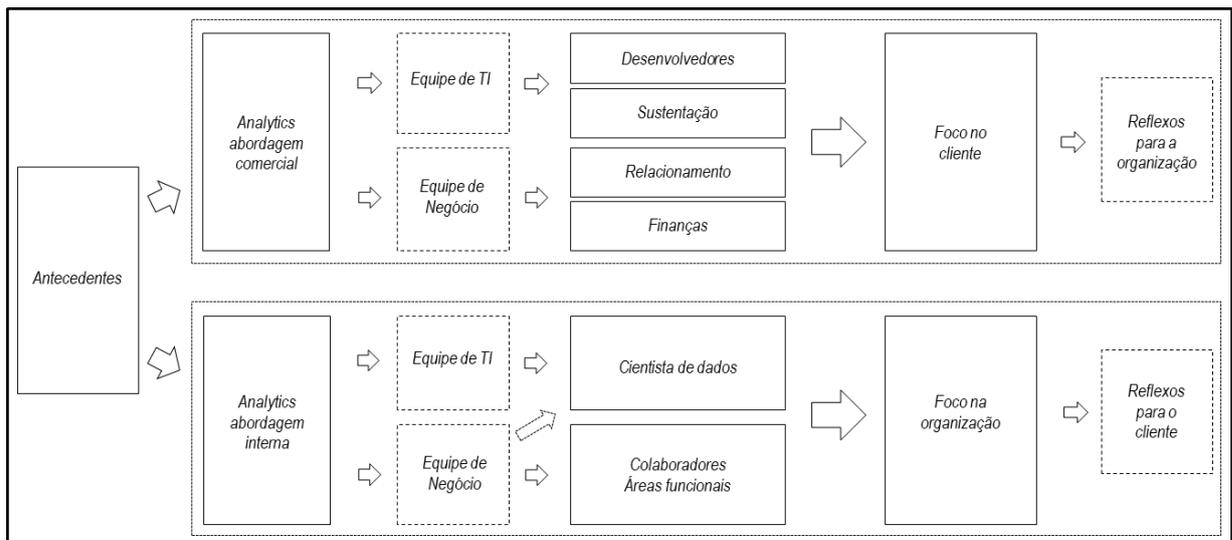
No entanto, o estudo evidenciou que as equipes técnicas de TI e de negócio sofrem alterações em sua composição dependendo da abordagem do uso de *analytics* que a organização enfatiza em seu ambiente e modelo de negócio. Sendo a abordagem com foco nos clientes externos, as equipes técnicas de TI e de negócio são maiores e mais segmentadas quando comparadas às equipes envolvidas em *analytics* com abordagem interna.

“...A área de negócio cuida basicamente do relacionamento com o cliente e da parte comercial disso, pra isso ser efetivo, a gente precisa de uma comunicação de desenvolvimento de sistema, de negócio, e um patrocínio e um contrato que atenda as duas partes, e normalmente na falta de dinheiro, essa parte de analytics se não for no nível estratégico, se não sentir na pele, ele pode ficar para um segundo momento. Então tem a parte de integração de sistemas, de processos, e a parte comercial que tem que estar bem alinhada” (Entrevistado T17).

“O papel de nossa área é entender o que o cliente precisa, entender a demanda dele, além de mantê-lo informado sobre a demanda” (Entrevistado N6).

A Figura 16 ilustra a composição das equipes identificadas nessa primeira fase da pesquisa.

Figura 16 – Abordagens e equipes de *analytics* identificadas



Fonte: preparado pelo autor

Em se tratando de implementação de *analytics* com abordagem externa, ou seja, cujo desenvolvimento se dá para atendimento ao cliente externo, a equipe técnica de TI é formada principalmente pelas equipes de desenvolvedores e de sustentação da solução. A equipe de desenvolvedores é responsável por operacionalizar os *softwares* que darão origem à solução analítica, desde o entendimento do problema até a construção da visualização de dados (explicados mais adiante). A equipe de sustentação, por sua vez, é responsável pela disponibilidade de infraestrutura e por manter a segurança da informação.

“A gente tem uma equipe de desenvolvimento, que estão ligadas mais aos *softwares* da plataforma, e a plataforma na verdade é um ecossistema de diversos *softwares*, quando o usuário se loga nessa plataforma ele não sabe que está consumindo diversos *softwares* diferentes...” (Entrevistado N1).

“Um time é o de infraestrutura, que nossa infraestrutura fica lá no LNCC, em Petrópolis. As nossas máquinas ficam lá com essa equipe de infraestrutura, que cuida mais de hardware, segurança e de manter o desempenho da Plataforma...” (Entrevistado N1).

Em se tratando de implementação de *analytics* com abordagem externa, a equipe de negócio se revela concentrada numa área que cuida do relacionamento com o cliente, que interage diretamente com o cliente, além de, na maioria das vezes, concentrar o recebimento de variadas demandas, inclusive sobre *analytics*. Essa área de relacionamento possui conhecimento sobre o negócio do cliente, sendo importante a interação com a equipe técnica de TI para o repasse desse conhecimento. Ainda assim, a equipe de relacionamento aborda questões relacionadas aos custos e demais questões comerciais.

“O outro time é o time de análise de dados, que depois que esse dado já foi para a infraestrutura, já está disponível, a gente analisa os dados e ajuda as equipes que estão conectadas conosco a analisar os dados, tanto em R quanto em Python...” (Entrevistado N1).

“Você ter esse conhecimento negócio foi o que justificou a empresa bastante, você trabalhava muito em cima desse conhecimento de negócio, que ainda justifica muito a empresa. O [nome do cliente externo] manda uma demanda quadrada e você é que arruma aquilo ali” (Entrevistado N6).

“Basicamente, o [nome do cliente externo] acaba tendo uma demanda e passando pra área do [gestor da equipe]. O conhecimento que passa não volta muita coisa pra gente não, dali vai pro cliente, mas basicamente o conhecimento que a gente passa é o conhecimento de negócio” (Entrevistado N6).

“...Custo de pessoal é muito grande quando comparado com o restante. ao invés de fazer o desenvolvimento, você coloca o dado as a service, e você cobra consultoria, mas a plataforma está lá na mão do usuário e você trabalha os dados aqui. Então todo o custo de desenvolvimento some, ou se reduz drasticamente. por que você não tem que desenvolver nada, você só deixa o dado disponível, o

usuário é quem trabalha com a ferramenta de painel, de automação e faz pesquisa” (Entrevistado N15).

“Basicamente, tem a área de relacionamento que fica em Brasília, e a área de relacionamento tem um grupo por transacional e tem um grupo que é pra informações gerenciais e analytics. As coisas as vezes entram por um e as vezes entram por outro” (Entrevistado N6).

Em se tratando de implementação de *analytics* com abordagem interna, a equipe técnica de TI é formada por indivíduos responsáveis pelo desenvolvimento e implementação da solução analítica. No entanto, em algumas situações, como ficou evidenciado no estudo, esses indivíduos possuem conhecimentos tanto da parte técnica quanto da parte de negócio. No mercado em geral, esses profissionais são recorrentemente denominados como cientistas de dados (DAVENPORT; PATIL, 2012).

“Eu sou meio cientista de dados, porque eu conheço o processo, eu conheço de matemática, conheço de programação, conheço de negócio. O que eu faço, a primeira coisa que eu fiz foi conhecer o processo, quero entender como funciona dos dados...” (Entrevistado N4).

“Então, tirando a colaboração da equipe de negócio com o time de ciência de dados montado para aquele problema, a gente não precisa ter uma colaboração porque a gente não tem uma divisão muito por silos” (Entrevistado T2).

Em se tratando de implementação de *analytics* com abordagem interna, a equipe de negócio é compreendida por áreas funcionais, diretamente impactadas pelos problemas de negócio. As áreas de negócio ajudam as áreas técnicas de TI na implementação da solução analítica e se beneficiam com os resultados.

“A colaboração é com a área de negócio que vai ajudar a formular o problema, a formular como validar do ponto de vista do negócio, a solução, e depois vai talvez implementar a solução, colocar a solução de fato na praça...” (Entrevistado T2).

“Então, tirando a colaboração da equipe de negócio com o time de ciência de dados montado para aquele problema, a gente não precisa ter uma colaboração porque a gente não tem uma divisão muito por silos” (Entrevistado T2).

5.1.4 Perspectivas *pré-analytics* e *pós-analytics* identificadas

Ao longo do processo de análise dos dados, percebeu-se que a absorção do conhecimento em *analytics* não estava associada somente a maneira como as equipes se associam para implementar *analytics*, mas, sobretudo, como a operacionalização de soluções desse tipo no contexto das áreas envolvidas ou impactadas pode contribuir para a formação de capacidade absorptiva das organizações.

Parece que a revelação mais importante do estudo se tratava da geração de valor que uma implementação de *analytics* pode oferecer para as equipes quando elas percebem o que podem fazer com os *insights* sobre o negócio que são gerados por meio da solução. O que se evidenciava é que, resolver problemas por meio do *analytics* é o início do processo, pois o meio se resulta na transformação que os resultados podem proporcionar, e o fim se resulta no valor trazido para a organização. Ressalta-se que, no processo de comparações constantes, a sensibilidade do pesquisador foi importante para que essas perspectivas fossem identificadas, dado as revelações teóricas não serem diretas.

O estudo mostrou que a maioria dos indivíduos pertencentes às equipes envolvidas em *analytics* sabe que desenvolvê-lo não é uma tarefa fácil, porém, se apropriar dos resultados que a solução oferece, de uma maneira em que gere valores para a organização, nem sempre fica visível para as equipes ou tomadores de decisão. Portanto, em certo ponto, a amostragem teórica e as comparações constantes passaram a preocupar-se em responder tais questionamentos.

Sendo assim, o estudo foi conduzido sob duas perspectivas, que representam os elementos envolvidos na vivência social ocorrida antes do desenvolvimento de *analytics* e os elementos envolvidos na vivência social após o desenvolvimento do *analytics*. Desta forma, essas perspectivas foram denominadas de: *pré-analytics* e *pós-analytics*, cujos elementos conceituais foram identificados separadamente.

5.2 Categorias *pré-analytics* identificadas

A partir das análises iniciais, a preocupação se deu no sentido de buscar novos significados ou significados adicionais que permitissem maior variabilidade dos conceitos e densidade da teoria a ser desenvolvida. Desta forma, novas organizações e participantes foram selecionados, expandindo a amostragem teórica do estudo. Neste momento, deu-se início ao segundo ciclo de produção e análise de dados.

Os motivos que levaram a busca de novos participantes e organizações se deram pela dificuldade em encontrar uma quantidade satisfatória de casos práticos de implementações bem sucedidas em *analytics* nas organizações que participaram no primeiro ciclo de análise dos dados; pelo fato de a maioria das organizações proponentes ainda não experimentar muitos resultados de implementações de *analytics* anteriores que sirvam de referência; e pela dificuldade em encontrar indivíduos qualificados e em quantidades suficientes trabalhando em implementações de *analytics*.

Portanto, a expansão da amostragem teórica foi garantida através da contribuição dos participantes iniciais, os quais indicaram novos participantes que pudessem fazer parte da pesquisa dentro da própria organização, assim como através da sensibilidade do pesquisador, ao identificar novas pessoas, equipes ou áreas funcionais nestas organizações que pudessem contribuir com novos significados acerca do fenômeno. A contribuição dos participantes iniciais ocorria durante as

próprias entrevistas, quando eventualmente mencionavam ações/interações com outros atores ou áreas funcionais cuja participação se mostrava importante. Além disso, em caso de identificação de novas pessoas, equipes ou áreas por parte do pesquisador, fruto da sua própria sensibilidade, a abordagem era feita por aplicativo de rede social, contato telefônico ou através de pessoas que pudessem intermediar um contato inicial com o(a) potencial gestor(a) ou colaborador(a) identificada(o).

Além de novas pessoas, equipes ou áreas, a sensibilidade do pesquisador também ajudou a constatar a necessidade de buscar novas organizações, especialmente aquelas com um processo de implementação de *analytics* mais avançado, ou com maturidade mais elevada no desenvolvimento de soluções analíticas, com o intuito de ampliar a variabilidade dos conceitos e significados. A Tabela 15 ilustra a expansão da amostragem teórica relacionando os doze participantes adicionais.

Tabela 15 – Perfil dos entrevistados adicionais

Entrevistado	Organização	Duração	Data	Cargo	Experiência profissional	Experiência com analytics
N9	1	00:24:11	03.05.19	Gestor	+ de 15 anos	+ de 1 ano
N10	1	00:41:24	13.05.19	Gestor	+ de 10 anos	+ de 1 ano
T11	6	00:41:58	21.05.19	Gestor	+ de 20 anos	+ de 5 anos
N12	6	01:22:19*	23.05.19	Gestor	+ de 10 anos	+ de 5 anos
T13	1	01:17:19*	30.05.19	Estatístico	+ de 25 anos	+ de 10 anos
T14	1	00:21:59	31.05.19	Estatístico	+ de 10 anos	+ de 5 anos
N15	1	00:22:12	04.06.19	Analista	+ de 20 anos	- de 5 anos
T16	6	00:45:18*	07.06.19	Analista	+ de 15 anos	+ de 5 anos
T17	4	00:39:32*	13.06.19	Gestor	+ de 35 anos	+ de 15 anos
T18	1	00:37:21*	18.06.19	Estatístico	+ de 10 anos	+ de 10 anos
T19	6	00:46:47	19.06.19	Analista	+ de 15 anos	+ de 5 anos
N20	7	01:33:22*	05.07.19	Analista	+ de 25 anos	+ de 15 anos

Fonte: preparado pelo autor

Nesta fase, utilizou-se roteiro de questões híbrido, contendo questões do roteiro inicial, assim como novas questões. Nessa altura, a sensibilidade do pesquisador no processo de comparações constantes se preocupava não somente em esclarecer como a absorção do conhecimento se dava antes e depois das implementações, mas, também, com o duplo desafio de esclarecer como ela ocorria nas diferentes

abordagens inicialmente identificadas (*analytics* com abordagem comercial e interna), pois, essas questões revelaram-se importantes para esclarecer possíveis distintas condições e estratégias adotadas pelas equipes.

5.3 Os elementos constitutivos da teoria substantiva

Esta seção está dividida em duas partes. A primeira trata dos elementos teóricos identificados na perspectiva *pré-analytics* e a segunda parte trata dos elementos teóricos identificados na perspectiva *pós-analytics*. Ambas contribuem para a formação da teoria substantiva.

5.3.1 Os elementos constitutivos da abordagem *pré-analytics*

O conhecimento prévio é descrito por Cohen e Levinthal (1990) como sendo o acúmulo de conhecimento diversificado dominado pela organização ao longo de sua história. Sendo assim, o que se deseja destacar nessa sessão são as características das ações sociais ocorridas entre as equipes que lidam diretamente com *analytics* nas organizações participantes, as quais estão relacionadas com a qualificação e *expertise* dos indivíduos pertencentes a elas, bem como com a experiência em processos de implementação de *analytics*.

A análise dos dados nos levou a inferir que a aquisição de conhecimento em implementação de *analytics* nos ambientes organizacionais analisados ocorre e é incentivada pela categoria denominada *identificação*. Ficou evidente que essa habilidade é condição fundamental para que os conhecimentos individuais existentes sejam aproveitados pelas equipes para viabilizar iniciativas de *analytics* através da identificação de oportunidades. No entanto, essa categoria não é exaustiva, sendo

necessário que as equipes progredam por outras capacidades (Zahra; George, 2002) da capacidade absorviva para que ela se concretize integral e eficientemente.

5.3.1.1 Categoria *identificação* identificada

A partir das manifestações ou iniciativas onde emergem os conhecimentos individuais, identificado no estudo como um dos antecedentes da capacidade absorviva em *analytics*, o que ficou claro é que as organizações começam a perceber o potencial interno em forma de iniciativas incipientes de indivíduos ou pequenas equipes trabalharem com os dados para facilitar o processo de tomada de decisão. Portanto, a categoria *identificação* representa a habilidade de a organização identificar estruturas de conhecimento para implementação de *analytics*. Essa estruturas podem ser internas ou externas.

“A TI tem especialistas em diversas áreas, inclusive em science, então a gente reuniu esses grupos de especialistas pra formar uma unidade específica pra atendimento às demandas de analytics, e organizando como uma área de negócio demanda e a gente atende essa demanda. Na verdade, teve um movimento de baixo pra cima, e de repente ele começou a vir de cima pra baixo” (Entrevistado T19).

“Então, qual foi a motivação: a pulverização dos dados. As áreas das empresas têm dados pulverizados, e pra ela gerar um relatório, ela tem que fazer uma força-tarefa entre seus colaboradores pra chegar a uma conclusão” (Entrevistado T19).

Sendo assim, os dados demonstram que a categoria *identificação* está relacionada com a subcategoria denominada “*detectar o problema*”, a qual é desdobrada na propriedade “*levantamento das necessidades dos clientes*”. Para o estudo, fica evidente que esses elementos identificados são condições fundamentais para que as organizações consigam conectar suas demandas reais para que sejam utilizados pelas equipes em casos práticos de *analytics*.

“Quando a gente estava com [nome de executivo], professor da PUC, a gente tinha demandas claras, porque ele sabia data science, ele conhecia, era doutor, professor da PUC, então ele sabia. Ele dizia: eu quero que você analise isso! E vinham demandas claras pra gente! Depois que ele saiu, não é tão claro pra alta administração qual o potencial do que a gente faz, então essa importância de você conseguir identificar o que eles realmente querem, traduzir isso num problema de analytics e dar a solução se torna mais importante e mais desafiador”. (Entrevistado N12).

A categoria *identificação* serve como gatilho (Walsh, 1991) para ativar novas oportunidades e desafios de *analytics* no contexto organizacional. Elas são consideradas internas quando os estímulos são originados por parte do ambiente interno, individualmente (Cohen; Levinthal, 1990), ou externas quando os estímulos são originados pelo ambiente externo (Zahra; George, 2002).

Nos dados analisados, a categoria *identificação* se preocupa com as estruturas internas de conhecimento, que começam a existir por meio da propensão à colaboração das equipes internas e a partir das aptidões individuais às descobertas do potencial que o *analytics* pode oferecer ao negócio, ou seja, as equipes técnicas de TI, uma vez identificada determinada demanda como candidata a ser resolvida por meio do *analytics*, estabelece um acordo de trabalho com a área de negócio como mecanismo de interação e formalização.

“É meio uma contratação com o cara, eu faço um contrato com ele, obviamente verbal, onde eu pergunto: você quer? trabalhar nesse esquema! Vai render muito mais rápido e ao invés de 6 meses eu vou lhe entregar em 1 mês. E se seu escopo mudar no meio do caminho não importa, você tem um mês para trabalhar, você pode ir mudando o escopo. O problema é você mudar o escopo num projeto de 6 meses, aí o custo desse negócio. Então a gente vai trabalhando junto. Aí não, vamos mais pra cá, vamos mais pra lá! Não é escopo fechado!” (Entrevistado T11).

Por outro lado, estruturas externas de conhecimento começam a existir a partir das demandas identificadas nos clientes ou recebidas por eles, que se originam como

uma demanda de *analytics*, através de aptidões individuais ou interações entre equipes técnicas de TI e de negócio, que percebem a possibilidade de resolvê-la por meio de *analytics*.

“Você tem várias modalidades: o cliente pode chegar pra gente e falar, gente, verifica isso pra mim! Por exemplo, esse caso do [nome do sistema de tecnologia de informação] que eu estava lhe falando. Então a gente tem os dados aqui dentro, a base das concessões dos empréstimos [nome do sistema de tecnologia de informação], então existe uma base de gestão que tem os dados. Então a gente vai pegar os dados que estão conosco, vamos analisar, vamos fazer um relatório e vamos entregar o resultado. Isso é uma forma de implementação de analytics onde o cliente solicita um resultado, que ele explica qual ele quer e a gente entrega o resultado...”
(Entrevistado T5).

Portanto, o que se pode concluir é que, em havendo baixo acesso ao conhecimento externo e baixa propensão quanto às estruturas internas de conhecimento, o modelo mental da equipe tende a permanecer desfavorável quanto à perspectiva de acompanhar o avanço das tecnologias relacionadas ao *analytics*, o que evidencia baixa ou quase nula oportunidade de identificação dessas estruturas e, conseqüentemente, da não ativação da categoria identificação de conhecimento.

Por outro lado, existindo alto ou moderado acesso ao conhecimento externo, além de alta ou moderada propensão quanto às estruturas internas de conhecimento, o modelo mental da equipe tende a apresentar-se favoravelmente aos avanços das tecnologias emergentes e, desta forma, proporciona positiva ou negativa variação dimensional e define ou não a existência de oportunidade de identificação de conhecimento sobre os conceitos e tecnologias associadas ao *analytics*.

De acordo com as evidências dos dados, a categoria identificação pressupõe as propensões dos próprios funcionários à detecção de problemas candidatos, independente se esses problemas serão ou não objetos de implementação de *analytics*, ou seja, de maneira específica, as equipes internas percebem a importância da utilização do *analytics* como instrumento de geração de valor ao

negócio a partir de problemas detectados, e, como consequência, exercem suas habilidades de tratar essas demandas por meio do *analytics*.

“A gente adotou uma governança conjunta entre duas unidades da área de planejamento e uma unidade de TI, que fornece infraestrutura mais também faz analytics. Tem uma unidade especializada em data science, que faz modelos, testa modelos, testa teoria, gera bases de dados para que outras unidades consomem essas informações e coloquem em prática...” (Entrevistado T11).

Assim, a variação entre um baixo acesso ou baixa propensão às estruturas de conhecimento ocasiona baixa oportunidade de identificação de conhecimento e estagnação da equipe quanto às tecnologias usuais do *analytics*. Parece que essa estagnação pode gerar um ciclo vicioso na empresa, em que oportunidades de geração de valor ao negócio são negligenciadas pela não aplicabilidade das tecnologias que poderiam resolver problemas por meio do *analytics*. Em caso de existência de acesso ou satisfatória propensão às estruturas de conhecimento, há evidências de geração de oportunidade de aquisição de conhecimento.

Subcategoria entender o negócio

A primeira subcategoria que emergiu dos dados é denominada *entender o negócio*. Ela representa o grau de compreensão dos fatores que impactam o negócio, em termos de processos que tenham relação com o negócio. Antes de iniciarem sua jornada em *analytics*, as equipes precisam entender o funcionamento do negócio para, no momento seguinte, estarem preparadas para lidarem com as questões que mereçam a atenção e esforços de implementação. No estudo, esse preparo ocorre quando uma demanda é identificada, então, as equipes procuram entender o negócio antes de iniciar os trabalhos. De forma dimensional, a propriedade “*entender o funcionamento do negócio*” pode variar entre baixa ou alta compreensão dos fatores que impactam o negócio.

“...A parte de analytics começa sempre com uma parte exploratória, é o grande inicial, depois que você tem, você começa a fazer uma parte bem exploratória dos dados pra adquirir esse conhecimento do próprio negócio que você está analisando e aí sim você parte para: qual a questão do negócio?” (Entrevistado T13).

“...A gente tem uma metodologia própria que a gente utiliza aqui em todos os trabalhos de analytics que é um tipo de PDCA, mas basicamente é entender o negócio do cliente, depois a gente entende os dados que a gente vai utilizar, depois a gente define as bases, define os objetivos, extrai as informações, pega a base de dados, a gente analisa a base de dados...” (Entrevistado T3).

“...Tem todo um processo que a gente usa aqui, a gente faz o entendimento do negócio, a gente traz as pessoas pra debater sobre o tema, traz quem tem conhecimento do assunto porque normalmente a gente não tem tanto domínio assim...” (Entrevistado T13).

“Nesse caminho de conhecer o negócio é pra poder usar o dado com inteligência também...” (Entrevistado T13).

“...Essa questão do negócio serve exatamente disso pra conectar o negócio ao resultado e o dado aqui no meio. Então a gente tem as entradas (negócio), o dado e a saída...Montar esse aspecto, fazer esse reconhecimento do dado porém com inteligência...” (Entrevistado T13).

“...Todas essas questões que eu estou falando de relacionamento entre o negócio e o dado, que as vezes eu não preciso trabalhar com todos os dados, eu posso trabalhar com dados específicos e já fazer esse levantamento...” (Entrevistado T13).

“...O que a gente faz? Suspende o pagamento durante um tempo. Se a pessoa não reclamar, e aí o [nome do produto] vai ser cancelado dentro de 6 meses. Então, você usa os mecanismos de transação sabendo todos os processos que eu possa fazer. Essas coisas estão sendo feitas dentro do Laboratório. Com o negócio mudado e gera um resultado. Aí é impactante, pois tem a questão de quanto traz de

retorno, pois mostra como a empresa tem ajudado ao cliente e ao governo ao não desperdiçar tanto dinheiro. Isso é um desperdício de dinheiro. É dinheiro público pago pra alguém que não deveria estar recebendo...” (Entrevistado T13).

A mesma subcategoria se apresenta quando a implementação de *analytics* tiver uma abordagem externa, quando a organização proponente deve se preocupar em entender o negócio do seu cliente, como antecedente à implementação, para melhor facilitar a compreensão dos problemas de negócio e indicar os melhores dados a serem coletados nas fases posteriores.

“Na parte pública a gente tem uma contrapartida, é positiva, troca a diretoria, mas às vezes é um diretor que tem um fôlego maior pra entender esse analytics e outros nem tanto. Aí o objetivo principal da [nome da organização] é atender o [nome do cliente externo], mas o que é que o [nome do cliente externo] está buscando. As vezes essa questão é muito difícil de você perceber rapidamente. Nós temos os sistemas do [nome do cliente externo], mas a demanda do cliente é cada vez mais entender o negócio dele” (Entrevistado T13).

Subcategoria detectar o problema

A segunda subcategoria que emergiu dos dados é denominada *detectar o problema* de negócio a ser resolvido por meio do *analytics*. Essa subcategoria representa o grau de detecção dos problemas de negócio, sendo um indício de que há comunicação e interação entre as equipes técnicas de TI e de negócio. De forma dimensional, pode variar entre baixa ou alta comunicação e interação entre as equipes, potencializando ou não o grau de detecção de problemas.

As implementações de *analytics* têm pouca chance de sucesso se não tiverem uma pergunta clara a ser respondida no “coração” do negócio. Além disso, é de fundamental importância ter uma ideia bem definida de como os dados gerados responderão as perguntas chaves. Sem essas análises feitas, ficou evidente que as

chances de insucesso na implementação aumentam significativamente. Por isso, a comunicação e interação entre as equipes mostram-se no estudo como atributos importantes.

“...O gestor que tem um problema na área de negócio não sabe muitas vezes que o problema dele pode ser resolvido com analytics ou data science, porque ele não sabe o que é ou não entende, ele só sabe que tem que fazer alguma análise de dados mas não sabe o que. Ahh, eu preciso ver o que impacta, me dá aí umas duas ou três variáveis que impactam e eu vou fazer uma tabela. E aí você tem que entende isso daí e fala: escuta, uma tabela?! Dá pra fazer melhor do que isso, uma tabela vai lhe dar 4 células muito agregadas. Eu gostaria de prever exatamente no nível da operação qual a probabilidade desse fulano dar default nesse mês, e a gente consegue fazer isso usando analytics, mas o cara não tem a menor ideia disso! Então, quando vem essa demanda, você tem que meio perceber, que na verdade o que ele quer não é o que ele está dizendo, na verdade o que ele quer é analytics” (Entrevistado T13).

“A gente tem uma governança definida, a gente tem um grupo de comunicação que permitem que pessoas troquem ideias quanto os resultados” (Entrevistado T16).

“...Eu preciso conhecer as bases de dados, se eu não conheço a base eu não consigo trabalhar aqui se eu não conheço, então, eu acho que tem uma ajustes que são necessários nesse ferramental todo aí, nos processos, dentro da casa, e arrumar gente, e se estruturar, porque se a gente não se arrumar dentro da casa e se conhecer, aí essa troca é essencial. Para o analista de negócio para entender o negócio do cara, pra entender exatamente o que ele está falando, fazer essa transferência pro que o cara está querendo para o que a gente tem de base, então o analista de negócio é extremamente necessário pra fazer essa. E outra com a gente, com o cara da base, pra entender como está a informação lá, como ela está guardada dentro da casa” (Entrevistado 3).

“...Hoje a gente mais interage com negócio, com o cara da base, e tem uma outra parte de interação importante que é a segurança...” (Entrevistado 3).

Analisou-se que, para que as demandas sejam detectadas no ambiente organizacional, é necessário realizar o levantamento das necessidades dos clientes, que, dependendo do grau de comunicação, pode ser feito pela própria área demandante, ou essa detecção vai depender da equipe técnica de TI. No estudo, a detecção de problemas refere-se à descoberta de uma questão organizacional que poder ser objeto de prática de *analytics* pelas equipes da organização. Sendo assim, quanto maior o nível de comunicação parece que há mais chances de detecção de problemas de negócio.

“...É mostrar pra ele o potencial da ferramenta, da técnica, o que dá pra ser feito. Pra mim isso tem muito daquele lado não concreto da gestão, tem o lado daquela coisa quase que profissional visionário, de você entender o contexto da organização e dizer: opa, isso poderia ser útil, entender a demanda do cara e dizer: opa, eu acho que na verdade o que ele quer é outra coisa! Há um lado comercial de você conseguir convencer de que o que ele quer não é o que ele acha que quer, é outra coisa, e essa coisa é frequentemente mais demorada do que ele estava pensando, então você tem que convencer também de que vale a pena” (Entrevistado T13).

“Temos várias iniciativas de analytics. Não é algo muito antigo dentro da empresa, estamos a poucos anos, e nós nos fortalecemos muito nos últimos oito meses, mas existem várias iniciativas utilizando métodos de analytics. A gente fala de tudo, desde data visualization até analytics puro: R, Python” (Entrevistado T11).

De forma complementar, ficou claro que é importante que também se assegure a interação entre as equipes técnicas de TI e de negócio para que o levantamento das necessidades aconteça de forma fluída e permanente, pois os problemas de negócio com potencial de serem solucionados com *analytics* surgem a todo o momento e em qualquer área da organização. Portanto, torna-se necessário conhecer características presentes na demanda que a classifica como um problema de negócio a ser resolvido por meio de uma solução analítica.

“...A gente está tentando resolver os problemas que a gente conhece, que nunca foram resolvidos” (Entrevistado T2).

“...São iniciativas pontuais que eu acho que deveria ter um pouco mais de cuidado que quando a gente entra no processo, o negócio já foi feito e decisões são tomadas erradas. Por exemplo: o cara tem 1% de fraude e 99% não é fraude. Se eu pegar todo mundo que não é fraude, eu vou falar pra você que meu modelo pegou 100%, mas na verdade, o modelo está errado porque a intenção era pegar a parte de 1% de fraude. O modelo está horrível, ele erra quase tudo onde eu queria acertar, onde eu queria descobrir a fraude! Um detalhe besta pequeno, que precisa de um cara que conhece sobre aquilo, pois o cara aprendeu que o que mostra o acerto do modelo é isso, mas o modelo não está acertando. Se não tem essa interação, tem um cara que entende do negócio e outro cara que entende de estatística. A não ser que seja um cientista de dados, um milagreiro, que conhece de tudo. Mas eu acho que analytics é um caminho sem volta, pra qualquer empresa, no futebol, no volei, etc.” (Entrevistado T3).

Um problema de *analytics* vivenciado pela organização poder ser o aumento de receita ou a redução de custo, por exemplo. Nessa fase inicial de detecção de um problema com foco em *analytics*, fica evidente a necessidade de garantir a compreensão dos objetivos e requisitos da implementação a partir de uma perspectiva de negócios, convertendo esse conhecimento em uma definição de problema de mineração de dados e um plano preliminar projetado para alcançar os objetivos da área organizacional específica.

“Quando o projeto está muito vinculado com a estratégia, ele vai precisar de muita hora de trabalho e eu quero que o grupo saia especialista nesse negócio, na ferramentas, domínio, e toque a vida, aí a gente aloca direto: tem um cara de TI, tem um cara de infraestrutura, tem um cara de programação, então eles estarão full time nesse projeto. Então a metade do tempo ele fica aqui e outra metade do tempo ele fica nesse espaço físico trabalhando junto, numa parada aberta, todo mundo conversa” (Entrevistado T11).

No entanto, os dados revelam que muitas vezes as equipes não sabem que determinados problemas podem ser resolvidos por meio de *analytics*, ou seja, problemas se eternizam caso a organização não tome providências para captar ou

detectar esses problemas em suas origens. Para isso, torna-se mais fácil fazê-lo em conjunto com as equipes de negócio, as quais vivenciam esses problemas ocultos, e que futuramente serão agraciadas pelos resultados do *analytics*.

“...E isso, como vai fazer isso? Analytics ! Isso daí quando chegou, a demanda chegou da seguinte forma: ah, eu quero saber duas ou três variáveis que afeta o default !!! E isso evoluiu para um mega-projeto de realmente estruturar uma operação de seguro com modelos de estatística pesada, modelos de data science presados pra prever default” (Entrevistado N12).

“...A gente resolve os problemas que a gente mapeou, que a gente entende quanto a gente está gerando pro [nome da organização] em cada um desses problemas. A gente está sufocado com os problemas originais, como eu disse tem mais problemas mapeados do que times dispostos a trabalhar com isso ou que possam ser designados” (Entrevistado T2).

Por outro lado, também fica evidente que nem sempre os problemas são detectados de uma só vez. Muitas vezes, quando as equipes navegam em fases mais avançadas da implementação de *analytics*, como entendimento dos dados, por exemplo, descobrem-se novos problemas ou questões mais aperfeiçoadas quando comparadas às inicialmente colocadas. Isso revela uma oportunidade que pode surgir, mas também revela o cuidado ao limitar o escopo da implementação acreditando que aquele problema é único e inalterável.

“...A ideia surgiu do cliente, quando ele fala a necessidade e a gente começa a vasculhar aquilo ali a gente encontra N outras situações, e a gente começa a dar esses inputs pra ele, e a gente também começa a propor algumas... Por exemplo: hoje a gente tem lá um sistema que se chama sistema de conformidade da folha de pagamento que é apresentada via painel, painel do [nome do produto]. Então, ele chegou aqui e tinha umas 13 inconsistências, hoje está quase 30 porque daquelas surgiram várias outras. O cliente veio com uma proposta levantada, com prioridade, mais quando a gente começou a pegar aquelas inconsistências a gente viu novas inconsistências, então com certeza ele vem mapeada, mas quando começamos a trabalhar aqui começamos a ver outras que ele não

tinha visto, não tinha sido apontado por algum órgão de controle (TCU, CGU)” (Entrevistado T18).

Para que esses entendimentos sejam concretizados e novos problemas sejam evidenciados, infere-se a necessidade de interação entre as equipes técnicas de TI e de negócio. Isso foi evidenciado no estudo, e demonstra a importância e pertinência da variação dimensional identificada para a propriedade denominada “*Levantamento das necessidades do cliente*”.

“...Dado o tema, a área de negócio era chamada pra vir conversar. Tanto dessa informação que o pessoal passava pra gente quanto realmente a gente ter a base e aí, pelo perfil que a gente é de estatístico, a gente começa a virar a base de cabeça pra baixo e começa a apontar novas perspectivas que não foram contempladas. Os inputs da área de negócio são essenciais, a extração do módulo do modo que é feita, mas com certeza, os inputs de negócio junto com a ferramenta. Levantada a questão do cliente, era chamada a área de negócio N vezes, e aí a área de negócio participou assim” (Entrevistado T18).

“A gente tem um outro tipo de influencia que é a influencia na relação mais desenvolver/cliente, ou seja, determinada área chega dizendo: eu tenho uma demanda, eu tenho um problema! Como eu resolvo? Aí a gente provê suporte para resolver esse problema !!! (Entrevistado N12).

“...Então a gente está influenciando como outra área vai fazer porque a gente está dando suporte pra ela pra ela responder uma questão de negócio dela...” (Entrevistado N12).

“...Hoje em dia hoje em dia eu acho que tem um movimento também na direção contrária: de negócio ser mais parceira de TI” (Entrevistado T16).

“...Tem várias formas que a gente influencia as áreas, algumas são clientes nossos, elas vem com um problema de negócio, a gente dá a solução pra eles.” (Entrevistado N12).

No estudo, a subcategoria detecção de problemas tem uma vinculação muito intensa com outras subcategorias identificadas. Na medida em que um problema é detectado, isso pode revelar inconsistências em diferentes sistemas de informação utilizados, que de alguma forma tem relação com o problema, além de um problema com relativa importância se transformar em algo com demasiada notoriedade, além de ampliar possibilidades de comercialização de novos produtos derivados do problema inicialmente considerado como objeto do escopo.

“E acho que isso é interessante para a [nome da organização], pois quando você pega benefício com CPF zerado, rodou a [nome do produto] e pegamos, já conseguimos saber que foi o [nome do produto], então há vantagem para o cliente e para a [nome da organização]. Acho que isso é entender um pouco” (Entrevistado T18).

“A gente está fazendo esse trabalho levantamento inconsistências na [nome do produto], o problema era olhar a folha de pagamento e traçar inconsistências. Só que, olhando mais para as inconsistências, a gente começou a ver indícios de irregularidades, que é diferente de inconsistência. Então nessa a gente olhando e fazendo uns testes, a gente chegou pro cliente e mostramos nossos achados e hoje, só pra você ter noção, esse sistema que era pra ser só pra levantamento de inconsistência, hoje é levantamento de inconsistência e indícios de irregularidades. Então, foi uma nova visão do trabalho, uma oportunidade, mas pra gente aqui é tudo num bolo” (Entrevistado T18).

“E o processo modifica, se eu tenho alguma irregularidade, normalmente eu acerto aquela irregularidade e criam-se outras. E aí se tiver algum agente envolvido, esse agente está pensando em tudo o que pode fazer para burlar, se você descobriu aqui, ele vai pensar outra maneira de burlar de outra maneira. Então, esses dados são difíceis de você controlar, pois você não pode deixar o sistema tão engessado a ponto de não poder fazer nada” (Entrevistado T13).

“O mesmo ocorre para acumulação indevida. Isso ajuda os dois porque você ajuda o cliente a acertar o pagamento e muitas vezes é problema aqui na gente. Como: podem existir críticas de acumulação

indevida, saiu uma IN dizendo que agora a pensão não acumula mais se a relação do constituidor for uma relação conjugê/companheiro. Isso pode não estar implementado aqui no código da [nome do produto]... O que eu estou querendo dizer com isso: eu tinha um benefício e aí por algum motivo ele foi suspenso, aí eu pedi um outro benefício que é incompatível com esse e o [nome do cliente] me concedeu, porque o outro não está ativo. Quando eu reativei esse benefício por algum motivo, a reativação não olha mais o outro, e concede o benefício. Então, o [nome do cliente] fala para a [nome da organização]: esse programa não pode só olhar para a [nome do produto] e para revisão de benefício, ele tem que olhar a reativação de benefício também. Então ajuda a gente assim” (Entrevistado T18).

Portanto, as evidências demonstram a importância dessa propriedade (*levantamento das necessidades dos clientes*), pois, muitas vezes, os esforços dedicados não se limitam à comunicação do problema e interação entre as equipes através de reuniões, encontros informais, *workshops* ou eventos correlatos. Quando as demandas são apresentadas pelas áreas requisitantes, evidencia-se que frequentemente faz-se necessário que a equipe técnica de TI exerça a habilidade de traduzir essas demandas específicas em conjunto com as áreas de negócio. Desta forma, o que se pode inferir é que não basta detectar o problema, ficou claro que algo mais precisa acontecer, daí a origem da próxima categoria.

5.3.1.2 Categoria *compreensão* identificada

À medida que a pesquisa avançou na análise dos dados, buscou-se os incidentes que pudessem caracterizar a capacidade de assimilação de conhecimento associado à introdução do *analytics* no ambiente, ou seja, procurou-se evidenciar diferenças em como as organizações avaliam e apropriam as estruturas de conhecimento adquiridas sobre *analytics*, o que configura consequentes implicações para o processo de implementação.

As evidências demonstram que, uma vez identificadas as estruturas de conhecimento, as organizações devem processar e apropriar essas estruturas de conhecimento em seu contexto. Para que esse processamento e essa apropriação ocorram, é necessário que os problemas a serem resolvidos por meio de *analytics* identificados sejam compreendidos pelas equipes. Ficou claro que não basta apenas a detecção, mas compreender o problema de negócio pode reduzir esforços e recursos, além de minimizar riscos de os problemas não serem completamente entendidos antes de implementar soluções analíticas.

No momento da detecção, na categoria anterior, a captura da informação se encarrega de estabelecer o aspecto geral do problema, sem se preocupar com os detalhes. Agora, ao compreender o problema, o que se pretende é especificar os detalhes. Neste sentido, pretende-se construir um objetivo concreto e específico acordado pelas partes interessadas, definindo metas esperadas, questões comerciais e requisitos de negócio. A seguir apresentam-se os elementos teóricos evidenciados nessa parte do estudo.

Subcategoria entender o problema

Uma vez identificada a subcategoria *detectar o problema*, avançou-se na análise dos dados para buscar os incidentes que pudessem caracterizar a subcategoria entender o problema, ou seja, quais complexidades existentes que permitem classificar o problema nos critérios de agilidade e amplitude. Os dados evidenciam que não basta apenas levantar os problemas existentes, mas, sobretudo, compreendê-los. Essa compreensão gera esforços por parte das equipes técnicas de TI e de negócio, que, frequentemente consomem recursos organizacionais nessa fase da implementação.

Ficou evidente que quando as demandas são apresentadas pelas áreas requisitantes, frequentemente é necessário que a equipe técnica de TI exerça a

habilidade de traduzir essas demandas específicas em conjunto com as áreas de negócio, pois, muitas vezes, são originalmente apresentadas de forma pouco estruturadas ou isentas de elementos que a configuram como demandas a serem resolvidas por meio do *analytics*, o que, conseqüentemente, não é recebida de forma efetiva, necessitando de esforços das equipes para alinhar as necessidades e compreender o problema de forma plena.

“...E isso, como vai fazer isso? Analytics ! Isso daí quando chegou, a demanda chegou da seguinte forma: ah, eu quero saber duas ou três variáveis que afeta o default !!! E isso evoluiu para um mega-projeto de realmente estruturar uma operação de seguro com modelos de estatística pesada, modelos de data science presados pra prever default” (Entrevistado N12).

“...Há um lado negocial de você conseguir convencer de que o que ele quer não é o que ele acha que quer, é outra coisa, e essa coisa é frequentemente mais demorada do que ele estava pensando, então você tem que convencer também de que vale a pena” (Entrevistado T13).

No estudo, problemas podem ser originalmente gerados a partir de um simples pedido da área de negócio para criação de planilha de seu interesse com dados específicos, mas que se transformam em soluções mais sofisticadas de *analytics*, devido à amplitude e características dos dados utilizados ou da própria demanda. Portanto, a demanda pode ser originada sem a efetiva clareza, necessitando da comunicação e interação com a área técnica de TI para esmiuçar as causas da demanda, possivelmente até o ponto em que ela seja percebida como uma oportunidade de aplicação de *analytics*.

“...E isso, como vai fazer isso? Analytics ! Isso daí quando chegou, a demanda chegou da seguinte forma: ah, eu quero saber duas ou três variáveis que afeta o default !!! E isso evoluiu para um mega-projeto de realmente estruturar uma operação de seguro com modelos de estatística pesada, modelos de data science presados pra prever default” (Entrevistado N12).

“Você ter esse conhecimento negócio foi o que justificou a empresa bastante, você trabalhava muito em cima desse conhecimento de negócio, que ainda justifica muito a empresa. O cliente manda uma demanda quadrada e você é que arruma aquilo ali” (Entrevistado N6).

“...Você chama um estatístico, o estatístico é o cara que ama estatística, poxa que bom! Mas ele não está interessado propriamente no negócio. Eu acho que essa figura do data science, do analista de negócio, ele é mais meio do caminho, faz parte da competência dele ter um pouco dessa visão de negócio também, dessa coisa pouco profética” (Entrevistado N12).

Sendo assim, faz-se necessário que se realize o mapeamento dos critérios de agilidade e amplitude entre as equipes técnicas de TI e de negócio para que haja a revelação dos atributos a serem perseguidos durante a implementação. Desta forma, as subcategorias *detectar e entender o problema* são evidenciadas como as trilhas de aprendizagem necessárias para as organizações conseguirem êxito na etapa inicial das implementações de *analytics*.

“Eu vou responder essa pergunta por várias faces desse cubo. A primeira e assim: Tem o problema, chegou o problema, como a gente resolve: esse problema pode chegar pelo planejamento aqui, pode chegar direto pelo grupo lá de data science, pode chegar direto pela TI ou um outro camarada que começa e ele esbarra num problema de infraestrutura que vai acabar em TI...” (Entrevistado T11).

Há evidências de que a equipe técnica de TI responsável pelo desenvolvimento do *analytics* precisa interagir com as áreas de negócio da organização, para também fazer um mapeamento de influências e relações das demandas que se originam com outros processos organizacionais, isto é, devem-se fazer as perguntas necessárias para entender as raízes do problema e desenhar as interações matriciais com outros processos internos, antes de seguir para a próxima etapa. Assim, tanto a propriedade *levantamento das necessidades dos clientes* quanto a propriedade *compreensão das necessidades dos clientes* podem ser efetivadas através de reuniões internas com diferentes atores-chaves, análises de documentos, consultas a processos e métodos usados ou mapeamento de processos.

“Só que ao invés de fazer só isso: ele dá a demanda e a gente faz! Hoje a gente está fazendo algo mais matricial: eu aloco pessoas do cliente responsáveis num grupo específico que trabalha um mês, um semana, dependendo do projeto, full time, às vezes a gente sai até da área do demandante, a gente tem um espaço físico fora do demandante, pra trabalhar exclusivamente na missão...” (Entrevistado T11).

“...Numa empresa pública, talvez a maior dificuldade é você romper, trabalhar matricialmente, rompendo os feudos...A maior dificuldade é essa, trabalhar de forma matricial” (Entrevistado T11).

“A outra coisa a gente tenta colocar alguma matéria na intranet falando olha, estamos agora atacando esse, esse e esse problema. Estamos trabalhando de forma matricial, você quer trabalhar de forma matricial com a gente que tem um problema de data science/analytics, vem aqui e procura essa equipe aqui pra conversar ” (Entrevistado T11).

A conjugação dessas duas propriedades define o grau de entendimento do problema a ser resolvido por meio do *analytics*. Portanto, conceitualmente, a subcategoria *entender o problema* consiste em definir e compreender objetivos dos clientes que possam ser resolvidos por meio do *analytics*. É reflexo do mapeamento dos critérios de agilidade e amplitude das oportunidades de aplicação de *analytics*, cujos critérios fazem parte da variação dimensional da propriedade *compreensão das necessidades dos clientes*.

Subcategoria coletar os dados

A terceira subcategoria evidenciada no estudo é denominada *coletar os dados*. No estudo, uma vez detectado e entendido o problema pelas equipes, chega-se a hora de coletar os dados iniciais que permitem a familiarização das equipes técnicas de TI com os dados considerados capazes de proporcionar *insights* relacionados ao problema que se deseja atacar e resolver.

Nessa fase, as análises indicaram que realiza-se mais do que uma simples extração de uma enorme massa de dados, mais sim, constrói-se a sua coleta a partir da definição das causas do problema de acordo com os requisitos técnicos de negócio. Essa fase envolve uma análise mais detalhada dos dados disponíveis para a implementação de *analytics*. Sendo assim, evidencia-se a importância de entender quais ferramentas e arquitetura que são usadas, como se encontra a infraestrutura atual e o inventário de todas as ferramentas usadas atualmente, além de considerar se as fontes de dados são suficientes para atender a demanda, que podem ser do tipo internas ou externas.

No estudo, os dados são identificados com base nas necessidades da definição do problema, ou seja, é necessário que a coleta de dados abranja um conjunto de dados internos ou externos com todas as variáveis necessárias para que o problema em questão seja resolvido. Dados internos são dados coletados dentro da própria organização, gerados diariamente pelos profissionais, gestores, sistemas e rotinas internas. Dados externos são os dados gerados pelo mercado e por *stakeholders* em geral. A coleta pode conter dados de fontes internas, externas ou ambas.

Ficou evidenciado que fontes de dados internas inclui uma grande variedade de dados, como dados transacionais, dados de pesquisa, *logs* de servidores, dados de redes sociais, arquivos diversos, entre outros. Fontes de dados externas são dados suplementares que podem ser relevantes para a implementação de *analytics*, como

dados demográficos por exemplo. É importante possuir fontes de dados confiáveis e que tragam benefícios para o resultado final da implementação.

“Você conhecer todo um arcabouço de dado que vem anterior para o resultado. Essa questão do negócio serve exatamente pra conectar o negócio ao resultado e o dado ficando aqui no meio. Então a gente tem as entradas (negócio), o dado e a saída” (Entrevistado T13).

“Qual o primeiro passo: montar e estruturar a base, depois que eu estruturei eu analisar os dados, faço machine learning, depois eu vou evoluindo até o ponto que começo a conhecer muito bem os dados e quando olhar para o gráfico ver que existe uma dispersão, que ele está fora da curva, que está fora do padrão. Como está fora do padrão, aciona uma atuação” (Entrevistado N4).

“...Por que a gente vai ter que saber que fonte de dados a gente vai usar pra isso. Na verdade a estatística vai usar dado, mas quais são as fontes de dados que eu vou precisar usar pra chegar ao resultado. É mais ou menos isso o que a gente faz no início” (Entrevistado T13).

“A gente tem dois passos fundamentais: primeiro é a obtenção de dados. É importante pra usar analytics. Então a gente obtêm dados de diversas fontes, principalmente oriundo de nossos sistemas transacionais, já existia esse processo de ingestão e um repositório...” (Entrevistado T19).

No entanto, evidencia-se também que a coleta de dados pode revelar problemas de qualidade de dados. Caso isso ocorra, as análises do estudo demonstram ser necessário realizar os acertos antes de prosseguir com as análises. Nesse ponto, evidencia-se a necessidade de identificar estruturas de conhecimento, pois dados e/ou processos podem ser melhorados a partir do conhecimento que se está tendo sobre as características dos dados e funcionamento dos processos da organização. Por exemplo, caso a equipe técnica de TI perceba que há ausência de dado relacionado ao documento de identificação de um consumidor num campo onde ele deveria estar preenchido, percebe-se então a oportunidade de melhoria relevada.

“Então a gente fazia basicamente por amostragem, o pessoal de estatística está cuidando disso, e a gente vai avaliar a qualidade de

nossa base, se a gente perceber que a base está suficientemente boa, a gente vai recomendar que a gente se mova para um outro projeto” (Entrevistado T2).

“...O critério pra seguir com esse projeto é a qualidade dos dados” (Entrevistado T2).

“...A gente tem um outro grupo que está interessado na mortalidade materna, então, as análises desses usuários são mais temáticos, e as nossas análises são mais de consistência e qualidade de dados” (Entrevistado N1).

“...Então acho que isso está muito ligado a nossa missão, que é disseminar os dados com qualidade...” (Entrevistado N1).

Basicamente, percebem-se dois tipos de variação em relação a essa subcategoria: o volume e a relevância dos dados coletados para análise. No estudo, o volume é definido pela quantidade suficiente de dados que permitam mapeá-los e processá-los a fim de resolver os problemas elencados. A relevância é definida pelas variáveis que os dados apresentam capazes de contribuir para a geração de hipóteses, tais como: tipo e facilidade de captura. Assim, a subcategoria *coletar os dados* é definida como a quantidade e as características de dados coletados. Duas propriedades caracterizam essa subcategoria: *estruturar dados suficientes* e *estruturar dados relevantes*. Volume e relevância dos dados são as variações dimensionais que definem as propriedades e, por sua vez, é caracterizada em tipo e facilidade de captura.

“O importante é a acurácia desses dados. Eles precisam estar certinhos, pra não ter nenhum tipo de falha, porque o painel vai gerar aquilo que está na informação, na informação que você faz, se tiver algum registro equivocado, a informação será equivocada” (Entrevistado N8).

“Tinha gente em determinados campos que colocava o participante foi aprovado no curso de Segurança da Informação: uns colocavam Sim e outros colocavam S, correndo o risco de colocar o S em outro grupo diferente do grupo do Sim. Aí ficavam duas informações, então é

importante você depurar esses dados para que você possa padronizá-lo e facilitar no momento em que for gerado dentro do sistema” (Entrevistado N8).

Subcategoria entender os dados

No estudo, ficou evidente que *entender os dados* é importante para saber como os dados são gerados nas bases de dados transacionais ao longo da execução de processos funcionais. Ao adquirir esse conhecimento, minimizam-se as chances de se analisar os dados de forma incorreta, acarretando conclusões equivocadas. Sem esse entendimento prévio dos dados, dificilmente as implementações de *analytics* têm êxito, pois as etapas subsequentes resultam de atuação efetiva das equipes técnicas de TI e de negócio nessa fase. Há evidências de que entender os dados pressupõe conhecer detalhadamente os processos relacionados ao problema que se pretende resolver, por isso é importante as duas subcategorias inicialmente identificadas: *entender o negócio* e *entender o problema*. Na verdade, no estudo ficou claro que todas as categorias e subcategorias funcionam como um mosaico, que analogamente faz parte do alicerce de uma construção, sendo o mosaico os elementos teóricos e a construção os modelos analíticos. Nesta parte da pesquisa, a subcategoria *entender os dados* representa a garantia de que diretrizes e regras de negócio sejam compreendidas pela equipe técnica de TI, em conjunto com a equipe de negócio.

“Eu acho que a gente tem um problema que... Qualquer trabalho de analytics, eu vejo a gente vendendo e eu tenho críticas em relação a isso é que, se a gente não conhece bem a base e dados que a gente vai trabalhar, a gente analisa errado, por isso que a gente tem uma parte de entendimento dos dados, porque se você enxerga aqueles dados de uma forma que ele não deveria ter sido enxergado, ele tem alguma coisa, você chega a uma conclusão errada” (Entrevistado T3).

“Qual o primeiro passo: montar e estruturar a base, depois que eu estruturei eu analisar os dados, faço machine learning, depois eu vou

evoluindo até o ponto que começo a conhecer muito bem os dados e quando olhar para o gráfico ver que existe uma dispersão, que ele está fora da curva, que está fora do padrão. Como está fora do padrão, aciona uma atuação” (Entrevistado N4).

“...Eu acho que o conhecimento da base é extremamente importante...” (Entrevistado T3).

“...A identificação de padrão acontece com os dados. Sempre você vai ver numa curva, que ela sempre tem um calombo naqueles pedaços...” (Entrevistado N4).

Ficou evidente no estudo que entender os dados é um ponto de atenção para as equipes ou líderes. De forma prática, as equipes precisam interagir entre si para garantir o entendimento dos dados que foram coletados e podem servir de base para a construção de modelos analíticos. Para os líderes dessas equipes, eles precisam manter um equilíbrio entre esperar que essas habilidades estejam presentes em todos os membros da equipe e garantir que esses atributos sejam de fato reconhecidos e repassados pelos membros das equipes.

“A gente ajuda muito com o conhecimento do negócio. Basicamente entendendo as bases de dados que o pessoal do [nome do profissional] vai usar. Entendimento do negócio também” (Entrevistado N6).

Em implementações feitas para clientes externos, as análises mostram que as equipes desenvolvedoras de *analytics* precisam interagir com as equipes de negócio para receber informações acerca do funcionamento dos processos impactados pelo iminente problema do cliente a ser resolvido. Em implementações que acontecem para o próprio ambiente organizacional, ou seja, internamente, essas interações ocorrem entre profissionais das equipes técnicas de TI (desenvolvedores) e profissionais das equipes de negócio que possuem domínio dos dados relacionados ao problema, ou seja, estão em contato com profissionais que atendem e vivem continuamente com questões que demandam solução. Na prática, significa dizer que se o profissional da equipe técnica de TI precisa resolver, por exemplo, um problema de evasão de clientes, então ele buscará os profissionais da área de finanças e/ou

marketing, que farão parte da implementação de *analytics*, a fim de solucionar a gestão de clientes.

“...Então eu acho que esse é um grande problema, então, a nossa interação entre as áreas precisa ser muito grande porque quem entende como a base está montada e todas as definições de cada um dos campos e das restrições de cada um deles são as pessoas responsáveis por cada uma dessas bases transacionais (Entrevistado T3).

Portanto, em havendo baixo entendimento dos dados, o modelo mental da equipe tende a permanecer desfavorável quanto à perspectiva de explorar esses mesmos dados e facilitar o avanço da implementação de *analytics*, o que evidencia baixa ou quase nula oportunidade de concretizar as oportunidades analíticas elencadas e, conseqüentemente, da não ativação da categoria compreensão. Por outro lado, existindo alto ou moderado entendimento dos dados, o modelo mental da equipe tende a apresentar-se favoravelmente à perspectiva de explorar os dados e facilitar o avanço da implementação de *analytics*, o que proporciona a positiva variação dimensional e define a existência de oportunidade de ativação da categoria compreensão, o que pode contribuir para efetivar a implementação de *analytics*.

“E aí, se a gente não tem um conhecimento forte disso [entendimento dos dados] dificilmente a gente consegue fazer, então a gente precisa toda vez fazer essa interação” (Entrevistado T3).

“O que eu faço, a primeira coisa que eu fiz foi conhecer o processo, quero entender como funciona dos dados. Eu perguntei à cúpula, o que você quer? O que você quer resolver? Então, eu estudei os dados, a origem, onde está. Vi onde estava, peguei, provavelmente os dados já existem, só não estão estruturados, mas estão pulverizados. Aí eu compile” (Entrevistado N4).

Assim, a variação entre um baixo ou alto entendimento dos dados ocasiona baixa ou alta capacidade de identificação de oportunidades e estagnação ou não da equipe quanto à geração de oportunidades de implementação de *analytics*. Essa estagnação pode gerar um ciclo vicioso na organização, em que oportunidades de

geração de valor ao negócio são negligenciadas pelo não entendimento dos dados que poderiam resolver problemas por meio do *analytics*.

5.3.1.3 Categoria exploração identificada

No estudo, o próximo passo é traduzido na habilidade de as equipes envolvidas em implementação de *analytics* transformar os dados capturados e compreendidos em *insights* relevantes para o negócio, ou em transformar os dados capturados e compreendidos em respostas para o problema que está sendo explorado com dados. Desta forma, ficou evidenciada a categoria *exploração*, que representa a habilidade de a organização interpretar estruturas de conhecimento, a qual é explicada a seguir.

Nesse ponto, os dados do estudo evidenciam que, a partir da construção do conhecimento em *analytics*, que envolve a identificação e compreensão dos problemas e dos dados que possibilitarão a criação de resultados de *analytics*, espera-se que a equipe técnica de TI seja capaz de explorar os dados capturados para geração de *insights* de negócio que possibilitem a resolução de problemas identificados, conduzidos continuamente sob a supervisão de uma equipe multidisciplinar até que os resultados do *analytics* comecem a emergir e gerar valor para a organização.

Os dados do estudo demonstram que, geralmente, essa exploração é feita por meio de técnicas de modelagem de dados. Essa modelagem de dados utiliza soluções tecnológicas capazes de envolver a inferência de algoritmos para explorar os dados, desenvolver o modelo de *analytics* e descobrir padrões desconhecidos. A modelagem é utilizada para compreender fenômenos a partir dos dados, analisá-los e realizar previsões.

Subcategoria modelar os dados

No estudo, evidencia-se que para a descoberta, a interpretação e a comunicação de padrões significativos em dados sejam aplicadas na tomada de decisão efetiva, torna-se necessário o emprego de técnicas estatísticas e de programação de dados. Para chegar nesse ponto, é necessário ter a base de dados modelada, ou seja, é necessário saber quais as tabelas serão usadas, além dos atributos e dos relacionamentos ideais para compor essas tabelas. Modelar dados é uma tarefa complexa. Em se tratando de tabelas, por exemplo, o simples fato de não limpá-las extraindo dados da maneira correta pode gerar redundâncias e causar interpretações equivocadas.

“Quando eu falo sobre o modelo robusto é mais sobre o ajuste do modelo. Então quando a gente desenvolve toda essa parte de modelo estatístico e técnicas de estatística a gente está aplicando sobre os dados que a gente está colhendo, e procura fazer uma predição para o que vem a frente, se os dados novos, se aquele modelo está ainda válido. Então, se o modelo estiver ainda bem ajustado e robusto esse modelo vai continuar legal para os novos dados que apareçam. Para qualquer conjunto de dados que estão aparecendo, ele vai fornecer as estimativas e todo o arcabouço de resultados estatísticos semelhantes ao que ele tinha nos dados anteriores, então, eu tenho um modelo mais robusto. Caso necessário, e isso é uma prática da própria metodologia que a gente usa, se esse modelo foge um pouco daquilo que a gente tinha que estar dando de resultado, a gente aplica um reprocessamento dessa modelagem toda, desses dados novo que estou imputando e forneço novo modelo...” (Entrevistado T13).

“Predições e prescrições é comportamento. então e em janeiro, fevereiro e março ele faltou, provavelmente em abril vai faltar. Já estou prevendo. E prescrição é falar assim: o que eu vou fazer, vou marcar reuniões nesse dia. Afim de gerar conhecimento... O dado sempre esteve aqui mas quando você cria modelos, você pode conseguiu a galinha dos ovos de ouro”. (Entrevistado N4).

“...Ahh, a gente quer uma companhia que vai atingir empresas assim, assim, assim, Esse assim, assim, assim às vezes não é uma coisa tão trivial, esse assim, assim, assim pode ser empresas com potencial para inovação, empresas que tem restrição a crédito, eles não conseguem créditos no mercado. São coisas que você não consegue identificar tão facilmente. Então a gente vai lá e desenvolve um modelo de data science/analytics para identificar essas empresas, e dá uma lista para a área de [nome da área da organização], dizendo: essas são as empresas que você tem que atuar”. (Entrevistado N12).

“Na minha gerência a gente formula o problema matematicamente, entende o que a gente quer... ahh, tá bom, esse é meu problema, essa é minha formulação matemática, essas são as minhas premissas, isso é o que vou assumir e o que não vou assumir, isso eu não preciso testar então eu preciso de um modelo pra calcular isso...” (Entrevistado N12).

Nesse ponto, evidencia-se que várias técnicas de modelagem são selecionadas e aplicadas, e seus parâmetros são calibrados para valores ótimos. No estudo, as equipes utilizam-se de várias técnicas para o mesmo tipo de problema de mineração de dados. Porém, algumas técnicas possuem requisitos específicos na forma de dados. Portanto, voltar à fase de preparação de dados pode ser necessário.

“O modelo robusto (ajustado) é o modelo está bem alinhado aos dados, que a gente chama de ajuste do modelo. Quando desenvolvemos o modelo, a princípio o dado nos revela aquilo, eu desenvolvi um modelo para aquele tipo de dados que eu poli e ele está representando o que eu tenho agora, eu quero que ele estime o futuro também”. (Entrevistado T13).

“Para desenvolver esses modelos, a gente precisa de um ambiente um pouco mais robusto, com mais capacidade de processamento do que um computador normal”. (Entrevistado N12).

De acordo com as análises, a modelagem de dados é feita antes de começar o desenvolvimento do banco de dados que vai proporcionar os *insights* sobre o negócio ou o problema investigado. Nela, devem-se incluir as tabelas necessárias e

seus devidos relacionamentos. Caso contrário, qualquer alteração futura no código do banco de dados pode complicar a edição de tudo o que já foi feito, além de perder um tempo que pode ser precioso para as equipes.

“...Dependendo do problema que você quer resolver, você vai modelar a sua equação de acordo com o problema que você quer resolver, você não vai sair atirando pra qualquer lado...” (Entrevistado N4).

“Tem dois tipos de resultados que a gente pode apresentar. A gente tem um modelo onde eu vou classificar alguma coisa... O modelo diz: investiga isso aqui que isso pode ser uma irregularidade que pode estar afetando tal coisa. Estou classificando, estou dizendo: cliente, isso aqui está normal! Aqui ataca por que tem esses 10% aqui que estou lhe dando mais certeza ainda, vai nesses daqui. E o outro não, o cliente quer apenas entender como se passa... Então eu tenho uma coisa que eu chamo de modelo supervisionado, em que eu classifico, eu já tenho alguma informação que o cliente me passou dizendo que isso aqui foi uma irregularidade, etc. Baseado no que ele me informou aqui que já existe, eu faço uma classificação, eu digo assim: investiga esses daqui, não investiga aqueles não que não tem problema ali não, esquece. Por exemplo: você tem 20.000 mas eu lhe digo que esses 5.000 aqui tem maiores probabilidades. Por que, o cliente não tem essa capacidade de olhar 20.000, ele tem capacidade pra 5.000. Então eu dou uma prioridade pra aqueles. Eu tenho que deixar ele ganhar fôlego e fornecer mais informação. É um fluxo, se a gente consegue fazer isso, pra rotina e ganho da empresa é excelente. Eu faço uma rotina com o cliente e mensalmente você vai me pagando isso só pra manter. E não é armação, eu mantenho uma rotina de entregas ao cliente falando assim: tem mais esses pra investigar, que é o fôlego dele” (Entrevistado T13).

Portanto, as técnicas de modelagem de dados são importantes e fazem parte das implementações de *analytics*, como evidenciado nos dados. Por isso, a subcategoria *modelar os dados* foi identificada. Modelar significa construir modelos, e esses modelos precisam representar muito bem a realidade. Por isso, essa subcategoria foi relacionada à propriedade *representatividade da realidade*, com variação dimensional entre baixa e alta.

Subcategoria explorar os dados

Outra subcategoria identificada é denominada *explorar os dados*. A análise que fez emergir essa subcategoria contribuiu para a compreensão da dinâmica de cruzamento de variáveis e a confirmação de hipóteses estabelecidas como relevantes para a resolução do problema elencado. A subcategoria explorar os dados é definida como aquela responsável pela fase de execução de análises estatísticas com o intuito de evidenciar descobertas relevantes que gerem *insights* para a resolução do problema.

No estudo, essa exploração de dados abrange todas as atividades necessárias para construir o conjunto de dados final (dados que serão inseridos na ferramenta de modelagem a partir dos dados brutos iniciais coletados), incluindo a seleção de tabela, registro e atributo, bem como transformação e limpeza de dados para ferramentas de modelagem.

“Qual o primeiro passo: montar e estruturar a base, depois que eu estruturei eu analisar os dados, faço machine learning, depois eu vou evoluindo até o ponto que começo a conhecer muito bem os dados e quando olhar para o gráfico ver que existe uma dispersão, que ele está fora da curva, que está fora do padrão. Como está fora do padrão, aciona uma atuação” (Entrevistado N4).

“A minha gerencia tem a parte da inteligência algoritma das coisas, ou seja, como analisar os dados, como extrair valor dos dados, quais são as diferentes formas que eu tenho de entender o que os dados estão me dizendo pra eu poder gerar valor para o negócio, é isso que fazemos em minha gerencia” (Entrevistado N12).

“...Quando a gente tem uma variável repostada a gente usa um modelo, mas basicamente é esse mesmo ciclo: entende o negócio, entende os dados, faz a modelagem, vai e volta o feedback pra gente pra gente tentar aprimorar o modelo. Esse é o ciclo que a gente costuma fazer em todos os trabalhos daqui da área” (Entrevistado T3).

A subcategoria explorar os dados possibilitou a identificação de quatro propriedades que esclarecem como os dados são explorados: *identificação de padrões ocultos de comportamento, criação de inter-relações entre as variáveis, criação de hipóteses e validação de hipóteses*. O resultado dessas propriedades revelam o grau de exploração dos dados a serem utilizados para apoiar as ações a serem efetivadas na implementação de *analytics*.

“O homem é previsível, o comportamento dele é previsível, então ele repete. Acho que não só homem, mas em tudo, a natureza é previsível. Então você consegue identificar padrões. Isso aqui é um grande sistema. Não estou filosofando não, mas quando você consegue trabalhar com dados você vai ver que existem padrões, e essa é a grande chave do cara inteligente, que ele vai identificar esses padrões e vai trabalhar em cima disso” (Entrevistado N4).

“Eu vou saber exatamente saber quando Rodrigo vai se aposentar. Se eu conseguir prever isso eu vou prever exatamente o que eu terei de gasto previdenciário. Hoje eu faço estimativas, mas se eu consigo entender, eu passo a entender gerações. Mas o processo é complicado, só que, usando os dados, ter as GEFIPs melhor arrumadas, eu acho que a gente caminha pra esse cenário. Aí eu previa exatamente o que o governo gastaria. Então, eu tenho um estudo supervisionado, onde eu tenho uma resposta dada, e tenho esse aqui de entendimento que pode encontrar irregularidades aqui, qualquer um cara que é muito parecido e desvia (outliers), esse cara você precisa saber o que aconteceu com ele, pode ser que ele esteja ferindo algum processo dentro da Previdência e ajustando a vida dele. São essas coisas que a gente vai capturando no dia-a-dia, por isso a importância de trabalhar com estatística. São os parecidos, e tem outros caras que estão um pouco diferente dos parecidos.” (Entrevistado T13).

No estudo, a propriedade *identificação de padrões ocultos de comportamento* serve para ativar novas oportunidades de geração de *insights* sobre o negócio através do problema que se propõe resolver e a partir de dados brutos capturados. Refere-se a um processo organizado de identificação de padrões válidos, úteis e compreensíveis a partir de conjuntos de dados grandes e complexos. Essa *identificação de padrões*

ocultos de comportamento é feita a partir de um conjunto de dados “brutos”, o qual é analisado com a utilização de várias ferramentas, algoritmos e princípios de *machine learning*, com o intuito de constatar e explicar padrões de comportamento sobre a realidade que se analisa. Esses padrões de comportamento, por sua vez, ativam uma série de indícios e hipóteses que precisam ser exploradas e validadas numa etapa posterior.

“Como acontece a identificação de padrão? Com os dados. Sempre você vai ver numa curva, que ela sempre tem um calombo naqueles pedaços. Se você pegar um ano, você tem 3 meses, aí sempre no dia 9 do mês um, entre 9 e 12 do mês dois, entre 9 e 12 do mês 3, entre 9 e 12 do mês n... Aí você vem aqui, Tuum sobe, você vem aqui, tuum sobe! Aí você vai pegar isso aqui e vai investigar, porque esse fenômeno acontece, vai trabalhar em cima dele, isso aqui é um padrão de comportamento, dependendo do problema que você quer resolver, você vai modelar a sua equação de acordo com o problema que você quer resolver, você não vai sair atirando pra qualquer lado. A partir daí, você vai traçar um plano de ação pra minimizar ou maximizar a ocorrência. Se for uma coisa boa você maximiza, se for uma coisa ruim você minimiza. Você cria instrumentos para que você...” (Entrevistado N4).

A propriedade *inter-relações entre as variáveis* serve como gatilho (Walsh, 1991) para a criação de hipóteses que possibilitam soluções para o problema que se analisa. As *inter-relações entre as variáveis* são feitas a partir de um conjunto de dados “tratados”, com o intuito de identificar possíveis variáveis que influenciam o problema elencado. Essas *inter-relações entre as variáveis*, por sua vez, podem ativar uma série de hipóteses que precisam ser exploradas e validadas posteriormente.

“Agora vamos pra cereja do bolo: Eu fiz esse indicador aqui. Eu cruzei duas variáveis, quantidade de pessoas x consumo de energia. Esse é um gráfico de dispersão... Olha a mágica: Estado Alagoas, tem 33 pessoas, a um custo de energia de 1.300. Dois pontos, no outro extremo, Estado Amazonas, tem 23 pessoas, a um custo de energia de 9.500. Ou seja, existe uma relação entre quantidade de pessoas e consumo de energia. Isso em qualquer lugar, na sua casa, se você tiver duas pessoas você vai ter um consumo X, se você tiver "...”

vai ter X+Y. Então, alguma coisa está errada porque você tem 23 e gasta muito mais daquele que tem 33, salta os olhos, aí eu vou investigar” (Entrevistado N4).

“É muito uso da estatística, identificar o que é normal. Eu tenho que descobrir as variáveis e como elas se relacionam. É exatamente um viés de característica de relacionamento entre as variáveis que pode estar distorcendo o processo. Se a gente deixar de considerar uma variável, o meu modelo não vai explicar nada.” (Entrevistado T13).

“Esse é o grande X de analytics, você saber identificar as variáveis. Ao longo do tempo, você vai fazendo experimentos e vai incluindo, mas, se você consegue cruzar, você consegue matar. É a mina de ouro” (Entrevistado N4).

A propriedade *criação de hipóteses* é acionada com a propriedade anterior com a finalidade de gerar indícios de algo que pode (ou não) ser verossímil, que seja possível de ser verificável e colocado em prática no mundo real, a partir da qual se extrai uma conclusão. Nessa fase, a intenção é de especular possíveis soluções para o problema identificado. A *criação de hipóteses* é feita a partir da análise das inter-relações entre as variáveis, que, por sua vez, necessitam de serem validadas.

“As pessoas dizem que os dados são muito ruins e que os advogados marcam mal. Isso é uma hipótese que isso acontece. A gente antes de começar o projeto a gente vai ter certeza de que a base está tão furada quanto a hipótese diz. Se a hipótese não for validada a gente para um novo trabalho” (Entrevistado T2).

Por último, as análises identificam a propriedade *validação de hipóteses*, que é uma forma de testar os componentes do *analytics*. Obviamente, antes de validar a ideia, é necessário ter criado a hipótese na propriedade anterior. Nessa fase, é importante comprovar tudo o que é necessário ser verdade para que os *insights* originados se confirmem. Essa validação pode ser rica para o aprendizado da equipe, pois pode gerar inúmeros entendimentos que podem transformar a maneira como os processos ocorrem ou como as estratégias para o negócio são motivadas. A *validação de hipóteses* é feita a partir das hipóteses criadas.

“A outra coisa é que você traz inteligência ao negócio, você toma decisões mais assertivas, e o melhor de tudo, você toma decisões em cima de fatos, não de teses. (hipóteses - grifo nosso), por que? Eu estou vendo números. São decisões em cima de fato, não de tese. Diferente de eu falar assim: ah! Eu acho que vou investigar o prédio de Alagoas porque eu acho que lá... Com analytics é diferente, o fato é!” (Entrevistado N4).

“Eu acho que o conhecimento em analytics vem quando você começa a raciocinar com números, entender o que o número significa e o que ele não significa. Expectativa de vida aumentar não significa que as pessoas estão vivendo mais. Pode significar que crianças tem parado de morrer” (Entrevistado N12).

Essa parte do estudo tem por objetivo descrever a capacidade de transformação de conhecimento em implementação de *analytics* nas organizações participantes e apresentar os elementos que irão integrar a teoria substantiva juntamente com as categorias anteriormente discriminadas. Considerou-se, portanto, os significados trazidos pelos indivíduos participantes, enfatizando cada realidade específica. A seguir será explicada como se configura a capacidade de aplicação do conhecimento, assim como os elementos teóricos que emergiram dos dados com suas respectivas propriedades e variações dimensionais.

5.3.1.4 Categoria implementação identificada

No estudo, o processo de comparações constantes demonstra que as implementações de *analytics* seguem um processo semelhante nas organizações participantes, em que os problemas são identificados e compreendidos, os dados relacionados a estes problemas são capturados, entendidos, modelados, explorados e, por fim, os resultados são gerados e disponibilizados para as equipes usuárias.

A geração de resultados se dá pelos *insights* originados dos dados utilizados, ou seja, os dados se transformam em *insights* apenas quando são analisados e explorados. Essa geração de *insights* representa a habilidade de a organização transformar massas de dados em *insights* capazes de acionar uma tomada de decisão sobre um problema de negócio específico.

Subcategoria gerar os insights

Evidenciou-se que os resultados da exploração dos dados, mais especificamente da modelagem, geram os *insights* de causa e efeito específicos do problema de negócio que está sendo analisado, ou seja, geram os resultados dos *insights* de natureza interna dos problemas. Os efeitos dessa geração de *insights* podem chegar ao ponto de alterar o rumo da organização.

“...Como a gente não pode depender dos advogados, o que a gente tá fazendo agora é começando um projeto pra fazer uma análise de texto, ou seja, minerar o texto da petição, analisar e tentar inferir a partir do texto que a gente encontra, quais seriam os assuntos que deveriam ter sido marcado pelo advogado...” (Entrevistado N4).

“...Mas essa outra linha de analytics a gente entende e vê que as pessoas conseguem chegar na informação mais mastigadas sozinhas, elas hoje com conhecimento, correndo atrás, com interesse, muita gente já consegue fazer isso aqui dentro, então a gente tem um trabalho menor de mastigamento desses dados, disponibiliza eles um pouco mais nativos ali das fontes e o pessoal consegue rapidamente chegar nos insights de negócio que eles querem com aquela informação não tão mastigada, então a gente diminuiu um gap pro acesso e processamento dessas informações que eram no mínimo 6 meses...” (Entrevistado T19).

No estudo, a geração de resultado se configura em forma de análises do tipo preditivas ou prescritivas. Como descritas anteriormente, enquanto as preditivas referem-se às probabilidades da ocorrência de um evento, dado um conjunto de

características, as previsões referem-se às projeções do futuro (SHARDA, ASAMOAH e PONNA, 2013). Segundo as análises do estudo, essas duas formas são as que possuem maiores chances de gerar valor para a organização. Os resultados também podem ser gerados em forma de caracterização, quando diz respeito à identificação de conjunto de dados, caracterizando os similares, ou em forma de criação de cenários ao identificar grupos que podem impactar positiva ou negativamente uma variável do problema.

“...Que a gente pensa muitas vezes em decisão a gente pensa em termos corporativos, gerenciais... Mas é o médico prestando um atendimento, é um pesquisador falando que um método que ele desenvolveu realmente, então analytics pra mim é isso, é com base em informação mesmo, quantitativa, ajudava a tomar decisão...”
(Entrevistado T5).

As análises dos dados evidenciam que as organizações estão gerando *insights* dos dados para os seguintes fins: entender informações com rapidez; identificar tendências; e identificar relações e padrões. Ao usar representações gráficas de informações de negócio, as organizações podem se tornar capazes de enxergar grandes quantidades de dados de modo compreensível e coeso, e tirar conclusões dessas informações. E, uma vez que é significativamente mais rápido analisar dados de forma gráfica, quando comparados em analisá-los por planilhas por exemplo, as organizações podem resolver problemas ou responder perguntas mais rápida e oportunamente.

“...O benefício é que o gestor tem mais visão do que está acontecendo em sua área, ele conhece. Antes, com certeza não sabia, o dado estava ali mas não tinha essa percepção. A outra coisa é que você traz inteligência ao negócio, você toma decisões mais assertivas, e o melhor de tudo, você toma decisões em cima de fatos, não de teses...” (Entrevistado N4).

“...O ganho foi mais no sentido da gente conseguir obter informação de forma mais ágil, para levantar alguma informação de treinamento, ou quantidade de funções de confiança, você busca critérios por meio do painel...” (Entrevistado N9).

Evidências indicam que a geração de *insights* pode revelar tendências, tanto corporativas quanto de mercado, que, por sua vez, pode proporcionar aos negócios uma vantagem competitiva sobre a concorrência. É fácil encontrar valores atípicos que afetam qualidade de produto ou rotatividade de clientes e ajustar o equívoco antes que ele se torne um problema. Por último e não menos importante, grandes quantidades de dados complicados podem começar a fazer sentido quando os *insights* são gerados e apresentados graficamente, pois as organizações podem reconhecer parâmetros que são altamente correlacionados. No entanto, identificar as relações as auxiliam a focarem nas áreas ou processos mais prováveis de influenciar seus objetivos mais importantes.

“Por exemplo, Amazonas eu tenho 2 pavimentos, eu tenho 1200 metros quadrados, pra 23 pessoas. Está aí o problema! Fecha a metade, aluga, etc. No Pará, eu tenho 7 pavimentos, está aqui outro problema, eu tenho um prédio com 7 pavimentos pra 28 pessoas. Poxa, 28 pessoas cabem em dois andares! Então eu falei com [nome do colega da equipe], vamos fazer um plano de ação!!!. Ou seja, percebeu, isso é inteligência, eu olhei os dados, e extraí conhecimento dos dados. Esses dados estão aqui há mil anos, só que os caras nunca perceberam isso porque eles não tinham inteligência. Eles viam os dados em uma porção de planilha. Não cruzavam, não tinham essa percepção” (Entrevistado N4).

Portanto, ficou claro que esses resultados têm um grande potencial quando devidamente comunicados às equipes de negócio, desde que sejam exequíveis, para que a geração de valor efetivamente aconteça no ambiente organizacional. Essa exequibilidade dos *insights* representa a possibilidade dos mesmos serem objeto de execução ou ação operacional pelas equipes, e define a variação dimensional dessa subcategoria.

Subcategoria comunicar os insights

Ficou evidente que uma vez que a organização descobre novos *insights* com análises visuais, o próximo passo é comunicar esses *insights* para as equipes envolvidas. Usar diagramas, gráficos ou outras representações visualmente impactantes é importante nesta etapa, porque é envolvente e transmite a mensagem rapidamente para as equipes.

Contar histórias foi evidenciada como uma opção influente, pois histórias são memoráveis e conectam seres humanos a nível emocional, além de inspirar ações. Elaborar e disseminar histórias cativantes baseadas em dados e de maneira eficaz para líderes de organizações, potenciais clientes, parceiros, investidores e membros da equipe são habilidades que podem gerar resultados de sucesso. Histórias analíticas expõem de maneira visual medidas, proporções, comparações, tendências e associações e fornecem contexto para a equipe impactada ou tomadores de decisão através de narrativas.

“O que eu vendo no storytelling é o seguinte: cara, a hora de quem está acima de você, quem é teu chefe, é muito mais cara que a sua, quando você está num fórum aprendendo alguma coisa, uma reunião daquela custa 100 mil, 150 mil, você tem que tornar e contar sua história da forma mais objetiva e levando e conduzindo as pessoas ao ponto que você quer chegar o mais rápido possível, sem ficar contando a história de como você fez o modelo, eles não estão nem aí pra isso, eles querem o resultado, como você chega a isso, como você faz a captura dele, como você prende a atenção pra contar a história com dados pra eles, e mostrando resultado. Na verdade, o que você está fazendo é economizando o tempo das pessoas” (Entrevistado T11).

“Sempre que a gente faz qualquer trabalho, na hora do resultado, o resultado não é enviado ao cliente, a gente faz uma apresentação para o cliente dizendo: nós trabalhamos com essas variáveis e elas falam o seguinte: fulano de tal, aquele tal agente ou aquele tal processo funciona dessa maneira. Tem gente que realmente

concorda, ele vê que aquilo ali ele achava que era assim mesmo, e isso aí eu não conheço. O nosso bom é quando: "esse aqui eu não conheço" (Entrevistado T13).

"...Olha, se você quiser tem um serviço aqui, que é inteiramente gratuito, Ahh, você não sabe fazer alguma coisa eu vou lá e te ajudo, você não sabe contar história eu vou lá e te ajudo..." (Entrevistado T11).

"Então, eu vou lá e apresento o resultado do que eu estou trazendo pra você. Eu não mando um relatório pra ele, a gente faz uma apresentação do dado mostrando como funciona, mostrando quais dados foram usados, com quais características, os quais geraram tal conhecimento. O trabalha não para na entrega de um relatório, de um arquivo, a gente faz uma apresentação o que aconteceu. Normalmente ele já conhece o processo dele, mas o que está fora do padrão pode surpreendê-lo. Aí talvez seja o ponto que esteja desviando muito do que ele enxerga como processo. Esse é o grande lema. Conhecer o normal não adianta, a gente tem que enxergar o que está fora do padrão. Isso é o que a gente busca mostrar para o cliente, é o diamante, é o que a gente quer." (Entrevistado T13).

Para que essa comunicação ocorra com fluidez, é importante garantir a interação entre as equipes para que os resultados gerados sejam comunicados. O esforço imediato é da equipe técnica de TI de compartilhar os achados com a equipe de negócio. O esforço atribuído pelas equipes nessa fase pode ser percebido pela eficiência na comunicação dos resultados, ou seja, a equipe envolvida na implementação do *analytics* deve garantir que as ideias e os resultados originados pelo *analytics* podem resolver os problemas relacionados ao negócio. No estudo, essa garantia se dá através da comunicação, que é caracterizada pela forma de apresentação a ser feita e pelo nível de discussões a ser estimuladas. Para isso, deve-se considerar o perfil do cliente receptor e os objetivos da comunicação.

"...Então a gente está influenciando como outra área vai fazer porque a gente está dando suporte pra ela responder uma questão de negócio dela. Previsão de quais empresas a gente deve tentar fomentar, quais empresas devem ter determinadas características, eu

poderia fomentar aleatoriamente, uma das formas que a gente influencia a área de fomento é dizer: escuta, não faz aleatoriamente, essas empresas aqui tem as características que a gente quer, vai nelas!!! (Entrevistado N12).

“...O que a gente quer desenvolver, Ahh, a gente quer uma companhia que vai atingir empresas assim, assim, assim, Esse assim, assim, assim às vezes não é uma coisa tão trivial, esse assim assim, assim pode ser empresas com potencial para inovação, empresas que tem restrição a crédito, eles não conseguem créditos no mercado. São coisas que você não consegue identificar tão facilmente. Então a gente vai lá e desenvolve um modelo de data science/analytics para identificar essas empresas, e dá uma lista para a área de fomento, dizendo: essas são as empresas que você tem que atuar... Então tem várias formas que a gente influencia as áreas, algumas são clientes nossos, elas vem com um problema de negócio, a gente dá a solução pra eles” (Entrevistado N12).

Evidenciou-se que, se o cliente demandante pertencer à Diretoria da empresa, por exemplo, pode-se melhor preparar uma comunicação predominantemente sintética. Por outro lado, se o cliente pertencer à própria equipe de negócio que operacionalizará os artefatos produzidos pelo *analytics*, a comunicação pode ser predominantemente analítica, em que permita a troca de ideias e informações aprofundadas entre a equipe técnica de TI e o seu cliente. Uma comunicação eficaz induz à legitimidade quanto à aplicabilidade do *analytics*. Para ambos os perfis de clientes, ficou evidente que devem ser priorizados os critérios visual e objetividade. Esses critérios definem as variações dimensionais da propriedade *comunicar oportunidades de implementação de analytics*.

“...Quanto mais informação nós conseguimos dar ao negócio, maior o pessoal de analytics está a influenciar positivamente a empresa” (Entrevistado N10).

“...Com o analytics mostramos que de facto existe potencial, temos problemas, e podemos melhorar isso, podemos ir além e portanto o analytics tem nos mostrado que é possível ser melhor e o que é preciso fazer até lá” (Entrevistado N9).

“...Ou seja, passar os resultados para "baixo" pra garantir que as pessoas acolhem o trabalho de *analytics* e garantir que tenham sua implementação "viva" nos seus processos e sistemas” (Entrevistado N7).

O avanço da tecnologia promoveu a visualização de dados que facilita a geração de *insights* para tomada de decisão. Nessa fase, ambas as equipes têm a prerrogativa de compreender as possíveis melhorias que os resultados do *analytics* podem gerar para a organização. No entanto, ficou evidente que é a equipe de negócio que possui a incumbência de, sendo possível, fazer com que os entendimentos gerados pelos resultados do *analytics* sejam implementados.

Subcategoria implementar analytics

Com o *analytics*, existem um potencial para grandes oportunidades. Alguns exemplos de sua aplicação podem ser destacados, tais como: uso do *analytics* no esporte para melhorar o desempenho dos atletas possibilitando *feedbacks* sobre seus treinos e os critérios que estão bons e que precisam ser melhorados; uso do *analytics* na saúde para acompanhar e identificar padrões prevenindo infecções em maternidades e em probabilidades de se contrair doenças ajudando na prevenção; e o uso do *analytics* na prevenção do crime, ao identificar e prever atividades criminais, inclusive fraudes.

É possível destacar outros exemplos, como as áreas que recorrem ao *analytics* para aperfeiçoar a vida das pessoas, como muitas empresas que procuram direcionar seus esforços de *marketing* por meio de análise de dados de compra, assim como os varejistas que podem usar *analytics* para aperfeiçoar suas decisões. Tradicionalmente, as lojas analisam os itens que mais vendem para armazenar uma quantidade maior, evitando que façam investimentos ruins e que foquem em produtos com pouca saída. Além disso, muitos bancos usam *analytics* para

aprimorar o relacionamento com o cliente e conseguir retorno sobre seus investimentos.

Hoje, a entrega dos resultados através da visualização de dados tornou-se uma mistura de evolução rápida entre ciência e arte que está mudando o panorama corporativo. Além da grande quantidade de dados, a capacidade de as organizações aplicar e analisar esses dados melhorou consideravelmente nos últimos anos. Por causa da maneira como o cérebro humano processa informações, usar gráficos e diagramas para visualizar grandes quantidades de dados complexos podem ser mais úteis do que colocar informações em relatórios e planilhas. Portanto, no estudo, ficou evidente que a predominância é que os resultados sejam incrementados em forma de painéis de informações a serem visualizados pelas equipes usuárias ou pelos tomadores de decisão.

“Quando as pessoas são da área de negócio elas fazem algumas coisas mais simples, mas fazem. a gente tem muitos exemplos hoje de atividades, nossos data scientist plugging nesses repositórios e dashboards com produção de bons insights não só olhando pro passado, com algumas fórmulas de simulação de futuro, com previsões já em dashboard, que a gente vê hoje com painéis executivos sendo apresentados para diretorias e superintendências, o pessoal já anda bastante com processamento da informação” (Entrevistado T19).

Ressalta-se o conhecido ditado que já dizia: uma imagem vale mais que mil palavras, especialmente quando se está tentando encontrar relacionamentos e entender os dados, que pode incluir milhares ou até milhões de variáveis. Portanto, para esse estudo, implementar *analytics* representa a entrega para a equipe usuária (cliente) de painéis de informação interativos, originados pela captura, análise e modelagem de dados, com a finalidade de facilitar a tomada de decisão sobre problemas de negócio. Essa entrega permite que as equipes e tomadores de decisão vejam os resultados do *analytics* visualmente, para que possam compreender conceitos difíceis sobre o negócio.

A visualização de dados é feita em várias etapas da implementação de *analytics*, especialmente na entrega dos resultados do *analytics*, em que o atributo visualização de dados é mais valioso, pois esses resultados serão úteis para as equipes de negócio que se beneficiarão com os *insights* contidos nessa visualização. Para criar visuais significativos de seus dados, o potencial de interatividade do usuário com esses dados desempenham um papel importante ao selecionar gráficos para representar os dados, que podem ajudar até mesmo os usuários inexperientes a criar e interagir com gráficos que podem ajudá-los a entender e extrair o máximo valor de seus dados. Portanto, no estudo, essa capacidade de geração de valor com os resultados do *analytics* define a variação dimensional da propriedade.

“...Muitas vezes as pessoas não conversam entre elas devido as hierarquias que existem, mas os dados permitem. As áreas conseguem entrar no negócio pra usar aquela informação de alguma forma, que antes não tinha. A gente percebe um bom ponto de compartilhamento de informações. O compartilhamento eu acho que nós temos mais trabalhado na parte do analytics nesse primeiro momento...” (Entrevistado T19).

Com a visualização de forma interativa, a equipe usuária pode levar conceitos um passo à frente ao usar a tecnologia para detalhar diagramas e gráficos, alterando interativamente quais dados gostaria de visualizar em determinado momento. A visualização de dados pode mudar a maneira como as equipes trabalham com os dados. Desta forma, espera-se que elas respondam aos problemas mais rapidamente e que busquem por mais *insights*, que olhem para os dados de maneira diferente, com mais imaginação. A visualização de dados vai promover uma exploração criativa dos dados.

“...Os inputs da área de negócio são essenciais, a extração do módulo do modo que é feita, mas com certeza, os inputs de negócio junto com a ferramenta. Levantada a questão do cliente, era chamada a área de negócio N vezes, e aí a área de negócio participou assim” (Entrevistado T18).

Embora seja fácil entender a ideia de que a visualização de dados te ajuda a compreender grandes quantidades de dados, não é tão fácil entender o que acontece depois. Por isso, as categorias, subcategorias, propriedades e dimensões não se esgotam nessa parte do estudo. Os elementos conceituais identificados na perspectiva denominada *pré-analytics* estão apresentados na Figura 17 e no apêndice D, embora haja a continuação das explicações sobre os demais elementos conceituais identificados na perspectiva denominada *pós-analytics*.

Figura 17 – elementos constitutivos da teoria substantiva na perspectiva *pré-analytics*

Categoria	subcategorias	Propriedades	Delta tempo dimensional	Variação dimensional	
Identificação	Entender o negócio	Entender o funcionamento do negócio	Baixa compreensão: dificuldade de compreender os fatores e variáveis que impactam o negócio	Compreensão: baixa ----- alta	
			Alta compreensão: não dificuldade de compreender os fatores e variáveis que impactam o negócio		
	Detectar o problema	Levantamento das necessidades do cliente	Baixa comunicação: dificuldade de comunicar o problema	Comunicação: baixa ----- alta	
			Alta comunicação: facilidade de comunicar o problema		
Compreensão	Entender o problema	Compreensão das necessidades do cliente	Baixa compreensão: mapeamento dos critérios de agilidade e amplitude do problema	Compreensão: baixa ----- alta	
			Alta compreensão: mapeamento dos critérios de agilidade e amplitude do problema		
	Coletar os dados	Estruturar dados suficientes	Baixa quantidade de dados: capturar dados insuficientes para mapear os processos a fim de resolver problemas elencados	Quantidade: baixa ----- alta	
			Alta quantidade de dados: capturar dados suficientes para mapear os processos a fim de resolver problemas elencados		
		Estruturar dados relevantes	Inadequada relevância de dados: capturar dados que não contêm variáveis que contribuem para a geração de hipóteses	Relevância: inadequada ----- adequada	
			Adequada relevância de dados: capturar dados que contêm variáveis que contribuem para a geração de hipóteses		
	Exploração	Entender os dados	Entender o funcionamento dos dados	Baixa identificação de oportunidades: modelo mental das equipes sem expectativa de geração de insights	Expectativa: baixa ----- alta
				Alta identificação de oportunidades: modelo mental das equipes com expectativa de geração de insights	
		Modelar os dados	Construir modelos por meio de técnicas estatísticas e de programação	Baixa representatividade: modelo analítico representa baixo a representatividade da realidade	Representatividade: baixa ----- alta
				Alta representatividade: modelo analítico representa alta a representatividade da realidade	
Explorar os dados		Identificação de padrões ocultos e comportamento	Baixa identificação de oportunidades: modelo mental das equipes sem expectativa de criação de hipóteses	Padrões: não identificados ----- identificados	
			Alta identificação de oportunidades: modelo mental das equipes com expectativa de criação de hipóteses		
		Criação de inter-relações entre variáveis	Inter-relações não criadas: não direciona a implementação de analytics para a criação de hipóteses	Inter-relações: não criadas ----- criadas	
			Inter-relações criadas: direciona a implementação de analytics para a criação de hipóteses		
		Criação de hipóteses	Hipóteses não criadas: não direciona a implementação de analytics para a resolução do problema	Hipóteses: não criadas ----- criadas	
			Hipóteses criadas: direciona a implementação de analytics para a resolução do problema		
Validação de hipóteses	Hipóteses não validadas: não direciona a implementação de analytics para a resolução do problema	Hipóteses: não validadas ----- validadas			
	Hipóteses validadas: direciona a implementação de analytics para a resolução do problema				
Implementação	Gerar os insights	Criar oportunidades de implementação de analytics	Baixa escopabilidade: entendimentos oriundos do analytics não são escopáveis no ambiente da organização	Escopabilidade: baixa ----- alta	
			Alta escopabilidade: entendimentos oriundos do analytics são escopáveis no ambiente da organização		
	Comunicar os insights	Comunicar oportunidades de implementação de analytics	Baixa objetividade de comunicação: não permite que os clientes entendam e adotem os insights	Objetividade: baixa ----- alta	
			Alta objetividade de comunicação: permite que os clientes entendam e adotem os insights		
Implementar analytics	Implementar analytics para geração de valor	Visualização com baixa interatividade dos insights: não permite que as equipes impactadas visualizem os insights	Interatividade: baixa ----- alta		
				Alta interatividade dos insights: permite que as equipes impactadas visualizem os insights	
			Baixa finalidade do analytics: não permite que os clientes usuários tomem decisões por meio do analytics	Valor: não gerado ----- gerado	
			Alta finalidade do analytics: permite que os clientes usuários tomem decisões por meio do analytics		

Fonte: preparado pelo autor.

5.3.2 Os elementos constitutivos da abordagem *pós-analytics*

Ao longo do processo de análise dos dados, percebeu-se indícios de que a descoberta de conhecimento em *analytics* não estava associada somente a maneira

como a capacidade absorptiva ocorre ao longo das implementações de *analytics*, mas, sobretudo, como a operacionalização dessas soluções no contexto das áreas envolvidas contribui para a formação de capacidade absorptiva das organizações. Portanto, mais uma vez, buscou-se uma amostragem teórica incremental com base em conceitos teoricamente relevantes (categorias) já identificados, que pudesse maximizar as oportunidades de fazer análises comparativas e detalhar um pouco melhor como essa capacidade de absorção do conhecimento acontece após realizada a implementação de *analytics* no contexto das organizações.

Para este ciclo de entrevistas, compreendido no estudo pelo segundo ciclo, também utilizou-se o segundo roteiro de questões (já apresentado), com respondentes oriundos das áreas técnicas de TI e de negócio. As produções e análises de dados feitas até este momento apresentavam evidências de que o resultado do compartilhamento do conhecimento entre as equipes, dado o resultado da solução analítica, geravam importantes questões a serem mais esclarecidas. Ao finalizar as entrevistas neste ciclo, foram identificadas ou confirmadas novas propriedades, as quais contemplam o mosaico de habilidades identificadas. No entanto, nessa altura do estudo, o foco é identificar propriedades que sejam capazes de destacar a absorção do conhecimento pelas equipes após efetivadas as implementações de *analytics*, dado a significativa geração de valor.

Além dos elementos teóricos já discriminados, o avanço na análise possibilitou o surgimento ou a confirmação de novas categorias, subcategorias, propriedades e dimensões, as quais são derivadas dos resultados do *analytics* e foram denominadas “*pós analytics*”, ou seja, formam evidências de ações/interações após efetivadas as implementações. Sendo assim, a organização tende a receber *insights* que originam uma série de discussões internas. Essas discussões tendem a gerar entendimentos e um novo olhar sobre o que se faz em relação a produtos, processos e ao próprio *analytics*. A seguir, destacam-se os elementos teóricos resultantes dessa fase da pesquisa.

5.3.2.1 Categoria internalização identificada

A análise dos dados evidencia que a partir dos *insights* gerados por meio do *analytics*, as equipes podem ser capazes de identificar “*estruturas internas de conhecimento*”, e, além disso, perceber que algo precisa ser feito para que a organização se beneficie com o conhecimento que está disperso internamente, ou seja, as “*estruturas internas de conhecimento*” provocam as primeiras percepções para a necessidade de incentivar a ocorrência de *insights* coletivos. Com isso, as *estruturas de conhecimento* formam uma força motriz que antecede toda a mudança do *status quo*, migrando-o para um viés de gestão dos problemas organizacionais de forma predominantemente analítica.

Subcategoria incentivar e promover insights coletivos

As análises do estudo demonstram que os *insights* originados pelas implementações de *analytics* podem acionar ações internas relacionadas às pessoas, processos ou às próprias soluções analíticas desenvolvidas pelas equipes. Essas ações internas são discussões realizadas a partir dos resultados do *analytics*. No entanto, para que isso aconteça, as equipes precisam ativar a habilidade de identificar estruturas de conhecimento para promover as discussões internas e buscar as mudanças necessárias. Essa ativação das discussões internas estão identificadas no estudo como a subcategoria denominada incentivar e promover *insights* coletivos.

“...Isso depois coloca em andamento conversas dentro da organização, seja para mudar políticas, seja para mudar a forma como funcionamos, seja para provocar discussões e no fundo também para, nós quando pensamos num problema, agora temos mais informação que estamos pensando melhor... Portanto, acho que esse segundo bloco de insights coletivo também é muito importante” (Entrevistado N6).

“Qual o primeiro passo: montar e estruturar a base, depois que eu estruturei eu analisar os dados, faço machine learning, depois eu vou evoluindo até o ponto que começo a conhecer muito bem os dados e quando olhar para o gráfico ver que existe uma dispersão, que ele está fora da curva, que está fora do padrão. Como está fora do padrão, aciona uma atuação” (Entrevistado N4).

“...Eu acho que a gente tem muita informação, hoje tudo é gravado, então analisar aquilo que está sendo feito é essencial pra gente conseguir melhorar. O que eu vejo hoje: a gente tem muita preocupação em processar e guardar, mas ainda falta a capacidade de analisar isso, tem pouca gente que analisa tudo isso de informação...” (Entrevistado T3).

“...O trabalho é muito bom e a gente tem que explodir isso. Só pra você saber: hoje está num painel num servidor uma [nome da unidade do cliente externo] acessa, consegue ver as NB's inconsistentes da [nome da unidade do cliente externo] dele e essas NB's estão indo pro [nome do produto] pra serem tratadas. Aí falamos: poxa, isso não pode ficar só no âmbito da [nome da unidade do cliente externo], isso tem que ser explodido para todo o Brasil, porque os gerentes e agências precisam saber quantos benefícios ele mantém, quantos estão irregulares, quantos estão inconsistentes, para o serviço ser feito. Se não a gente só vai ficar mostrando todo mês, todo mês e nada.... Tem que ter efetividade no que você está mostrando” (Entrevistado T18).

Com essa nova subcategoria, *incentivar e promover insights coletivos*, evidenciada nos dados, inicia-se o ciclo virtuoso da capacidade absorptiva em *analytics*, em que a organização tem a oportunidade de adquirir novas ideias e conhecimento acerca de seu negócio através de alinhamentos coletivos, originados pelos resultados do *analytics*. Os *insights* coletivos são impulsionados pelos resultados do *analytics*, em que as áreas envolvidas recebem *inputs* que podem servir para melhoria de processos e produtos. Neste momento, parece que os *insights* coletivos provocam adaptações e melhorias com inclusão de novos dados ou fontes de dados a serem

considerados no resultado do *analytics*, além de os *insights* coletivos servirem de instrumento para melhorar processos e produtos. Daí o ciclo virtuoso.

“Trabalhar numa equipe dessas que, digamos, que é uma coisa em que todos os dias aprendemos algo novo, mas todos os dias pode ser uma batalha nova que não estávamos a espera. Nesse ponto, é uma coisa muito dinâmica, e que tem muito a ver com união da equipe. As pessoas se comunicarem, saber que é capaz de se comunicarem com negócio, tudo isso. É aprendizagem muito rápida” (Entrevistado N10).

*“O que nós temos que pensar é fazer algumas formações para as pessoas saberem o que é o *analytics*” (Entrevistado N9).*

Por exemplo: estimulado pela situação econômico-financeira, define-se no planejamento institucional que a implementação de *analytics* para a área de marketing deve se preocupar com três processos básicos: a captação, a gestão e a saída de clientes. Portanto, todos os esforços das equipes serão dispostos para o levantamento de respostas que esclareçam falhas ou resolvam problemas relativos a esses três grandes blocos de atuação. A partir daí, as equipes se encarregam de implementar *analytics* que garanta a criação de valor incremental nesses processos. Esse ponto é rico em geração de *insights* coletivos, pois, uma vez constatado conjuntamente que a questão central a ser melhorada é de captação de clientes, todo o trabalho de *analytics* será orientado nesse norte, gerando novos *insights* coletivos sobre como as equipes resolverão o problema identificado, provocando o intercâmbio de novas ideias e informações no âmbito organizacional.

Diante desses *insights* coletivos, as ideias e conhecimentos trazidos pelos resultados do *analytics* são assimilados ou não pelas equipes envolvidas. Novamente, o devido apoio à integração das equipes por parte dos tomadores de decisão é preponderante nesse momento, sendo o *incentivo e promoção aos insights coletivos* e à *integração das equipes* identificadas como as propriedades que alicerçam a dinâmica de resolução de problemas e propicia o fôlego necessário para as equipes ajustarem a realidade às novas ideias e conhecimentos advindos do *analytics*.

“A gente faz meio incremental com um pouco de contato contínuo entre área de TI e negócio em espaço co-work, pois o espaço não é de ninguém, o cara de TI e negócio sai daqui e vai para o espaço neutro” (Entrevistado T19).

A subcategoria *incentivar e promover insights coletivos* é caracterizada pelo apoio à integração das equipes envolvidas com as implementações de *analytics*. Conhecedoras do potencial dos resultados positivos que o uso do *analytics* pode proporcionar ao negócio, aliado aos papéis tradicionais que as equipes técnica de TI e de negócio desempenham, as organizações percebem a importância da complementaridade do conhecimento (Zahra; George, 2002) entre essas áreas, de forma que a equipe técnica de TI auxiliem as equipes de negócio na superação de eventuais limitações com a tecnologia, e a equipe de negócio consiga melhor perceber que a troca de informações sobre os problemas do dia-a-dia pode melhorar a maneira como as tarefas são realizadas, por exemplo.

“Digamos que é uma sinergia, se houver separação, como em algumas indústrias em que pegam a melhor equipe de analytics, colocam a melhor equipe de analytics e engenharia ali totalmente separada da equipe de negócio. Digamos, a equipe de analytics vai funcionar dentro dos processos de engenharia, vai conseguir, mas depois vai chegar a um ponto em que: ou ela trás pra fora da engenharia ou não vai ter conhecimento de negócio pra saber atuar, principalmente quando for pra fazer analytics mais estratégico” (Entrevistado T2).

Ademais, no estudo ficou evidente que implementações de *analytics* são dinâmicas, ou seja, em muitos casos, os profissionais cientistas de dados encaram desafios que nem sempre sabem ao certo se trará resultados no final, pois, mesmo sabendo o caminho a ser seguido, nem sempre se sabe o que será encontrado nele que impedirá o sucesso da implementação. Portanto, para que as dificuldades práticas sejam minimamente suavizadas, há evidências de que o estímulo ao engajamento das equipes praticado pelos tomadores de decisão é fundamental.

“Em analytics nós estamos tentando reduzir a incerteza que a empresa tem, em relação a muitas coisas. Começar a descobrir maneiras de saber coisas que tradicionalmente são difíceis de saber,

seja por relação a comportamentos ou por técnicas mais avançadas que tradicionalmente o profissional tem que pensar, porque senão o negócio realmente não tem os conhecimentos” (Entrevistado T8).

A combinação dessas duas propriedades define o padrão de apropriação das estruturas de conhecimento provenientes dos resultados do *analytics*, aprendidas pelas equipes, caracterizados no estudo por dois padrões. O primeiro refere-se ao nível de incentivo quanto aos questionamentos dos resultados provenientes do *analytics*. Isso acontece quando as equipes se unem para questionar ou discutir os impactos dos *insights* gerados no contexto do negócio. Nesse caso, a dimensão varia entre baixo e alto e caracteriza o incentivo às equipes envolvidas, gerando um ambiente de reciprocidade na resolução de problemas por meio do *analytics*. O segundo padrão é definido pelo nível de apoio à integração das equipes, que varia entre baixo e alto, gerando ou não a premissa de um ambiente recíproco ao uso das tecnologias associadas, funcionando de forma integrada, tendo o *analytics* como a ferramenta capaz de resolver variados problemas associados ao negócio.

5.3.2.2 Categoria apropriação identificada

Na medida em que avançou-se na análise dos dados, buscou-se os incidentes que pudessem caracterizar a capacidade de assimilação de conhecimento associado à incorporação do *analytics* no ambiente, ou seja, procurou-se evidenciar diferenças em como as equipes se apropriam dos resultados do *analytics*, reconfigura processos ou rotinas internas.

Basicamente, identificaram-se dois tipos de variação: como as equipes que tratam diretamente do *analytics* conseguem adaptar o *status quo* e como o *analytics* é disseminado e vivenciado no âmbito das equipes. Assim, a categoria *apropriação* foi identificada. Para o estudo, essa habilidade representa o potencial de a equipe processar e apropriar a nova informação ou o novo conhecimento adquirido do

analytics, sendo subdivididas em três subcategorias: a) mudar o *status quo*; b) disseminar *analytics*; e b) vivenciar *analytics*.

Subcategoria mudar o status quo

De acordo com os dados, a maneira como o ambiente se apresenta precisa ser ajustado para a nova realidade analítica, ou seja, as organizações precisam promover adaptações em pessoas, processos e tecnologias com a finalidade de suportar a dinâmica do desenvolvimento dessas soluções. Assim, quanto mais esforços de adaptação, parece que maiores são as chances de assimilação do conhecimento adquirido após a implementação de *analytics*.

No estudo, ficou claro que o emprego de critérios bem definidos para a escolha de problemas candidatos a serem resolvidos por meio do *analytics* é importante. Com o passar do tempo, a tendência de aumento de visibilidade das soluções de *analytics*, acarretando um aumento da quantidade de problemas, com demandas sendo originadas de variados órgãos da estrutura organizacional, além de, muitas vezes, a resolução requerer recursos escassos por um tempo razoável. Por esses motivos, faz-se necessário a priorização desses problemas.

As análises indicam que tal realidade traz a necessidade de a equipe técnica de TI trabalhar em conjunto com a equipe de negócio, formando uma equipe multidisciplinar, a qual deliberará a priorização a ser concebida aos diferentes problemas a serem resolvidos por meio do *analytics*. Dessa forma, uma nova propriedade – *atuação da equipe multidisciplinar* – é evidenciada nos dados. Nesse ponto, iniciam-se a elaboração de critérios que definirão a priorização a ser concedida aos problemas, por exemplo: custo x benefício da implementação.

“...A gente faz um estudo preliminar pra entender: esse projeto parece que vai render, vai ter um bom retorno para o [nome da organização], mais ou menos ou não” (Entrevistado T2).

“...A gente juntou uma série de pessoas pra criar um comitê de analítica, e essas pessoas tem mestrado e doutorado em estatística ou ciência da computação com foco em inteligência artificial, já que a gente ainda não tem a linha de ciência de dados... Então a gente já tinha um pool de problemas, a gente analisou, vários grupos analisaram, a gente separou alguns dos problemas pra tratar com analítica, porque o pessoal do comitê que a gente tinha que acabado de ter criado falou: eu acho que esses aqui a gente dá conta, a gente pode resolver” (Entrevistado T2).

“...Todo mundo que tem interesse nessa área se juntou num comitê, num grupo, e a gente resolve esses problemas de analítica dentro do [nome da organização], então a gente conversa abertamente, a gente conversa do café à reuniões, é o tempo todo que a gente se mantém em contato, é um time coeso” (Entrevistado T2).

“O ganho direto que a gente tem no [nome da organização] sempre a gente mede como eu disse com o dinheiro do contribuinte, então a gente quer diminuir orçamento ou fazer mais com menos... Então a gente vislumbra bons ganhos pra população como um todo, mas primeiro a gente está focado na eficiência operacional, que estava baixa e a gente precisa melhorar” (Entrevistado T2).

O interesse por custos da implementação é evidenciada pelas equipes. Os custos incluem a infraestrutura do centro de dados (piso, *racks*, energia, conectividade), *hardware* (computação, armazenamento e rede), *software* (*software* de monitoramento, *software* de segurança, *software* de análise), custos de pessoal (gerenciamento de sistemas, desenvolvimento, consultoria). Isso revela uma mudança do *status quo*, quando as equipes começam a demonstrar o interesse por desenvolver *analytics* de forma eficiente.

A definição de critérios representa o grau de aderência da implementação do *analytics* às peculiaridades do ambiente, caracterizada pela relação de custo x benefício, ou outros critérios definidos, inerentes à aplicabilidade dos resultados provenientes do *analytics*. No estudo, o critério de custo x benefício é usado em resultados do *analytics*, pois, na maioria das vezes, requerem ajustes significativos

em processos e em ativos organizacionais, os quais podem gerar gastos ou ações que não foram previstos. Desta forma, procede-se com a análise de critérios estabelecidos pela equipe multidisciplinar, em que a implementação pode ser operacionalizada quando essa relação for satisfatória.

“Quando a gente tem uma iniciativa, o quanto que a gente perde se os processos estão classificados erradamente. Isso a gente sabe que quando um processo está classificado pelo advogado de forma errada, isso impacta todo o trâmite do processo até a sentença, então a gente consegue precificar isso. Então se a gente entender que X% dos nossos processos estão mal classificados, a gente tem o volume mensal de processos, a gente tem um custo pra cada um e a gente consegue colocar na ponta do lápis o prejuízo que o [nome da organização] tem para aquele problema. Se a gente achar que é significativo a gente encara o problema. Senão a gente parte para um próximo” (Entrevistado T2).

“...Entre os custos que vamos ter e os benefícios que vamos recolher pela implementação do projeto” (Entrevistado T8).

Neste ponto, ressalta-se que parte da capacidade aquisição do conhecimento pode não ser efetivada e a capacidade absorptiva pode não ser completamente desenvolvida e sistematizada caso a relação custo x benefício não seja favorável e os resultados do *analytics* não forem operacionalizados pela organização. Entretanto, os dados revelam que essa relação também considera o ganho com a experiência que a equipe possuirá após a implementação do *analytics*, a partir do acúmulo de conhecimento que os seus resultados poderão proporcionar, permitindo a internalização do aprendizado e melhoria dos resultados em implementações futuras.

“...Então primeiro a gente vai avaliar o ganho, se de fato a base que a gente tem está tão errada quanto a gente imagina pra usar os recursos que a gente está usando pra esse projeto...” (Entrevistado T2).

“...Segundo, é pra gente tratar, mas é um problema que dá um retorno bom para o [nome da organização] ou é melhor ir para um

outro? Qual o retorno esperado pra solucionar aquele problema de negócio?” (Entrevistado T2).

Além disso, enquanto as equipes de negócio têm papéis normalmente bem definidos, as equipes técnicas de TI que desenvolvem *analytics* objetivam reduzir a incerteza que a organização possui em relação a uma série de problemas (Costa; Santos, 2017), que tradicionalmente são difíceis de descobrir (Verma, 2017). Portanto, na medida em que esses profissionais são posicionados de forma transversal na estrutura, parece que isso gera um ambiente de reciprocidade na resolução de problemas por meio do *analytics*, facilitando a troca de informações acerca dos processos, atividades ou artefatos relacionados à finalidade do que está sendo implementado.

“Ainda tem muitas indústrias que as equipes de data Science são TI, mas creio que em muitas delas já estão num terceiro nível, não é nem TI, nem é negócio” (Entrevistado T18).

A propriedade – *atuação da equipe multidisciplinar* – também prevê outra forma de *apropriação do conhecimento* adotado pelas organizações durante a implementação do *analytics*. Os dados evidenciam diferenças em como as organizações se apropriam das estruturas de conhecimento existentes, trazendo implicações para o gerenciamento do processo de implementação. Então, focou-se a análise para compreender como a forma de *apropriação do conhecimento* em torno do *analytics* é tratada pelas organizações e como afeta a implementação.

Basicamente, identificou-se a variação de como as equipes que tratam diretamente do *analytics* são posicionadas nas estruturas das organizações. De acordo com os dados, o modo como as equipes que tratam diretamente do *analytics* e contenham cientistas de dados são posicionadas na estrutura organizacional indica a transversalidade dessas equipes. Assim, quanto mais transversais, parece que maiores são as chances de integração entre as equipes de TI e de negócio. Evidências mostram que, em alguns casos, as equipes de cientistas de dados são rotuladas à parte, distintamente às equipes técnicas de TI e de negócio, parecendo

que isso dificulta a geração de um ambiente de reciprocidade na resolução de problemas por meio do *analytics*.

“Na verdade todos esses projetos são tocados numa estrutura matricial, eu tenho as pessoas aqui que trabalham comigo, e quando um projeto é selecionado pra ser tocado, pois é um projeto de alto impacto, a gente aloca uma equipe pra ele e a equipe normalmente fica alocada separada das equipes originais” (Entrevistado T16).

Evidências também mostram que, na maioria das vezes, as equipes técnicas de TI são carentes de pessoal qualificado para lidar com as diversas ferramentas analíticas disponíveis no mercado, assim como o processo de atendimento às demandas analíticas precisam ser resolvidas com certa rapidez, o que exige adaptação na forma de condução dessas demandas dentro do ambiente organizacional, especialmente com o emprego de metodologia *Scrum*.

“...Eles ficam fisicamente separada das equipes originais trabalhando num esquema de método ágil pra conseguir dar celeridade, dar agilidade ao processo” (Entrevistado T16).

“A gente trabalha com metodologia SCRUM, aquele desenvolvimento ágil de software, a gente mantém um desenvolvimento que a gente chama de manutenção evolutiva da plataforma constante, a gente tem uma reunião semanal que é de retrospectiva SCRUM, a gente retrospectiva das tarefas que foram realizadas nessa semana, que teve de impedimento nessa tarefa e o que teve de impedimento dessas tarefas e planeja o próximo Scrum, o próximo Sprint que é mais sete dias. Aí na próxima semana a gente faz essa retrospectiva dessas tarefas desse sprint e programa o mesmo” (Entrevistado N1).

Ficou evidente que no desenvolvimento de *analytics*, é bem difícil manter o ritmo e a produtividade por muito tempo. Além de não haver uma definição clara de quando ele está concluído, também pode ser que não haja uma rotina muito sólida de trabalho. Pensando nisso, as organizações podem adotar a metodologia *Scrum* para utilizar métodos ágeis e guiar as implementações de *analytics*, como em alguns casos ficou evidenciado. No estudo, o *Scrum* é visto como uma metodologia de desenvolvimento de sistemas e *softwares* baseada em ciclos, estes chamados *sprints*. Cada ciclo tem um

prazo delimitado, e o objetivo é agregar mais valor ao produto a cada *sprint*. Dessa forma, sempre haverá um produto a ser entregue no final de cada interação.

“Só que ao invés de fazer só isso: ele dá a demanda e a gente faz! Hoje a gente está fazendo algo mais matricial: eu aloco pessoas do cliente responsáveis num grupo específico que trabalha um mês, um semana, dependendo do projeto, full time, às vezes a gente sai até da área do demandante, a gente tem um espaço físico fora do demandante, pra trabalhar exclusivamente na missão, pra que ela tenha começo, meio e fim, rápido e vai fazendo entregas sucessivas, utilizando scrum, utilizando métodos ágeis” (Entrevistado T11).

Começa pequeno, faz um negocinho pequenininho, e entrega rápido também. Esse quadro é um quadro de método ágil, e o que a gente tenta fazer sempre é: como eu lhe entrego rapidamente algo que gere valor? (Entrevistado T11).

“Toda semana a gente tá conversando sobre o que está acontecendo. Quais são as demandas que estão ocorrendo, o que nós vamos priorizar, como a gente vai atacar, o que está tendo problema, onde está tendo gargalo, é quase como se fosse uma cerimônia de scrum, mas a gente não está colocando a mão na massa a gente está na gestão. Então, toda semana a gente conversa, essa é a primeira coisa” (Entrevistado T11).

No estudo, as operacionalizações feitas de acordo com a metodologia *Scrum*, caracterizam-se pelas equipes buscarem entregar um produto mínimo viável a cada *sprint*, fazendo com que no final de cada prazo a equipe de negócio tenha algo, mesmo faltando ajustes. Essas entregas permite a minimização de riscos, sendo melhor todos saberem o que está sendo entregue regularmente, sabendo dos avanços conquistados pelas equipes através das reuniões regulares que a metodologia exige com a finalidade de discutir o que tem sido feito e deixar tudo transparente para todos os envolvidos, priorizando entregas com qualidade e o máximo de produtividade com o mínimo de custos.

“Porque demora muito, porque ele vai começar a programar, aí ele tem uma dúvida no modelo, se está indo no caminho certo. Aí ele tem que marcar uma reunião com o outro lado, o outro lado tem

disponibilidade de agenda, aí tem que voltar, aí marca de novo... No método ágil, esses tempos de parada a gente tem que diminuir. Aí o cara para, aí ele pega uma outra coisa, aí depois tem que voltar pra aquilo lá, cara assim, é fazer uma coisa do começo ao fim, e com entregas intermediárias” (Entrevistado T11).

“Uma coisa que eu tenho pensando muito... Tentar fazer coisas pequenas, mas que tenham utilidade. Quando a gente está tentando fazer uma coisa muito grande, nunca consegue terminar, nunca consegue fazer. Então todas as nossas ações setoriais são coisas rápidas, que você consegue entregar um produto, consegue dá algum ganho ali, chamar um pouco a atenção” (Entrevistado N7).

A adoção de metodologia *scrum*, ou outra, define a dimensão da propriedade atuação da equipe multidisciplinar que contribui para mudança do *status quo*. A partir do momento em que as implementações de *analytics* são geridas através desse método, parece que as equipes conseguem realizar entregas mais consistentes e regulares, o que pode potencializar o seu uso no ambiente organizacional.

Subcategoria disseminar analytics

A próxima subcategoria evidenciada nos dados – *disseminar analytics* – refere-se à maneira como o *analytics* é disseminado e representa como a comunicação de uma inovação é *adotada e assimilada pelos membros da organização ao longo do tempo* (Freitas, A. S. 2009, p. 180). Disseminar o conhecimento em *analytics* é o ato de fazer a experiência que as equipes possuem se propagar por diferentes áreas da organização, espalhando essa aprendizagem com diversos outros indivíduos.

“A gente tenta no plano de capacitação solicitar treinamentos que possam evoluir um pouco, amadurecer um pouco a minha equipe, mas é difícil. A gente vive um dilema, se você dá um desafio muito grande a gente desanima. Então também não pode assustar, você tem que ir aos poucos” (Entrevistado N7).

“É parte da gente identificar esses pontos de padrão comum pra ver o que a gente conseguir corporativizar, pra que todo mundo conheça” (Entrevistado T19).

“A gente trabalha ainda em duas frentes de capacitação, a gente tem também não só pra data scientist, mas agora também para empoderamento, a gente tem um workshop para executivo, é assim: se o seu funcionário quer fazer alguma coisa de data science, você deveria prestar mais atenção nele porque? Aí o que o data science por te dar, o que o data science pode fazer pela sua gerência, pela ótica do seu negócio do que você conduz... Então a gente meio que dissemina essa cultura de que você pode fazer muita coisa com data science, e que seu técnico que é entusiasta ou foi formado numa das trilhas de capacitação técnica tem muito a contribuir...” (Entrevistado T19).

“A gente criou trilhas junto com a área de RH, trilhas de desenvolvimento em analytics. Então o cara passa por R, python, Storytelling, ferramentas de visualização de dados, ferramentas de dashboards, ferramentas de extração de dados, passa por tudo isso pra ter o ferramental e poder fazer suas próprias análises na unidade. Se ele precisa de ajuda, ele procura uma mentoria dessa unidade mais especializada de data science que a gente tem dentro da área de planejamento” (Entrevistado T11).

“...Tentar falar para os funcionários do [nome da organização] o quanto eles conseguem entregar e fazerem analytics e terem insights a partir dos dados não só do que eles tem de experiência, mas mais utilizando realmente o que está acontecendo pra conseguir saber o que pode acontecer pra melhorar “como pode acontecer”...” (Entrevistado T19).

No estudo, o ato de disseminar a experiência das equipes com *analytics* também contribui para ele se tornar popular e conhecido, através da divulgação de casos de sucesso já vivenciados por equipes da organização. Ao disseminar esse conhecimento, a equipe está compartilhando com outras equipes aquilo que sabe

sobre as potencialidades do *analytics*, fazendo com que ele seja amplamente divulgado.

“...Ou seja, passar os resultados para "baixo" pra garantir que as pessoas acolham o trabalho de analytics e garantir que tenham sua implementação "viva" nos seus processos e sistemas” (Entrevistado N7).

“O treinando é de qualquer unidade do [nome da organização]. Tem várias ondas de treinamento, não requer um ordenamento, tem um bloco de 7 cursos, que o próprio funcionário do [nome da organização] que dão aula. Está disponível pra qualquer um fazer” (Entrevistado T11).

“O analytics, você tem N coisas, é um lego, hoje o conhecimento estava implícito, só X pessoas sabiam. E no indicador estratégico, está avaliar o índice de processo de negócio chave que estão com processo mapeado e que pelo menos, de 5% a 10% pessoas lotadas na área tem o conhecimento. Ou seja, eu reduzi o risco de um cara que sabe muito sair e levar o conhecimento com ele. Então, eu tenho um painel de processo, eu quero saber como executa a progressão funcional, ou seja, o cara que não sabe como faz, ele vem aqui e terá uma noção, os pormenores ele vai pegando aos poucos. Então, isso é gestão do conhecimento” (Entrevistado N4).

“Quanto mais informação nós conseguimos dar ao negócio, maior o pessoal de analytics está a influenciar positivamente a empresa” (Entrevistado T8).

As evidências mostram que ação de disseminação é feita para todos os níveis da organização, desde os membros das equipes que ainda não utilizam o *analytics*, assim como a alta administração, para que todos saibam o seu significado e suas potencialidades. A intenção é envolver todos os membros da organização. O objetivo da disseminação para a alta administração é garantir apoio e qualidade nas futuras demandas.

“E agora a gente iniciou recentemente uma outra trilha pra explicar o que é data science e analytics para executivos. Por que o executivo ele não sabe pedir, ele não sabe o que ele quer exatamente. Ele ouviu

isso: Ahhh, inteligência artificial, rede neural, data science, analytics, eu quero!!! Dois: um pra passar no cabelo e outro pra comer!!! Então, o que a gente está fazendo agora, vai iniciar essa semana, é o treinamento pra executivo” (Entrevistado T11).

“...Então a gente entendeu que a gente precisa conscientizar também o nível executivo, esse curso que a gente vai dar agora "data science para executivos", é o workshop para conscientizar os executivos dessa importância...” (Entrevistado N12).

“Além disso, em uma iniciativa que é um pouco mais tradicional, que é uma trilha, primeiro que nós temos alguns treinamentos contratados aqui tipo treinamentos online em engenharia de dados, machine learning, etc. Normalmente quem se interessa por isso são equipes mais especializadas, o público alvo não é o público em geral no [nome da organização]. Só que para alguns treinamentos a gente pega e replica o treinamento como uma trilha de conhecimento aqui dentro, que é ministrada pelas equipes especializadas, pela minha equipe, pela equipe do [nome do membro da equipe], e qualquer um do [nome da organização] pode fazer. O cara da área jurídica ou qualquer outro lugar, o cara se inscreve na sequência de treinamento, a gente ensina pra ele: SQL, Python pra data science, como estão formatados os dados do [nome da organização], como é a arquitetura de disponibilização de dados do [nome da organização], como ele faz pra executar um projeto, etc. Mas aí é uma iniciativa mais tradicional” (Entrevistado T16).

“...A gente está fazendo um curso agora de data science pra executivo, o objetivo é justamente sensibilizar o executivo do potencial de analytics pra quando ele tiver um subordinado com uma ideia dizendo que gostaria de fazer isso, ele sabendo o potencial diga: vai meu filho! Vai! Que a força esteja com você ! Sensibilização... No meio técnico há muita vontade de fazer, muita. No meio executivo há certa preocupação e fazer alguma coisa que não é o core do trabalho dele” (Entrevistado N12).

“A gente também tem contato com essas pessoas, a gente tem até um curso pra rolar de data science para executivos. É o nosso

entendimento de que para que essa coisa de analytics "pegue", não basta o técnico só, a gente tem muitos técnicos que gostam da ideia, querem implementar data science, curtem isso, alguns sabem fazer muito bem, mas não adianta ele ter todas essas características se o chefe dele não valoriza o manda ele fazer o trabalho de rotina como sempre fez" (Entrevistado N12).

"A gente realiza eventos de treinamentos, de divulgação desse conhecimento, fazendo uma espécie de multiplicação de conhecimento mesmo, a gente faz isso com parceria da gerência do [nome do colega da equipe]" (Entrevistado N12).

"Por exemplo com esse treinamento de "data science para executivos". Eu quero conscientizar os executivos de como viver no mundo mais calcado em dados e analytics. Conscientizar os executivos do valor dos dados que estão à disposição da gente" (Entrevistado N12).

"A gente já percebeu a vontade, mas é muito mais difícil perceber o produto. Por que a pessoa tem a vontade, mas também tem o trabalho pra fazer, e o chefe quer esse trabalho entregue. O chefe precisa estar comprado na ideia de que isso é uma coisa boa pra dizer pra ele o seguinte: olha, tira aí um dia por semana, meio dia por semana e trabalha nesse projeto. Em algumas áreas isso aconteceu, em TI isso aconteceu" (Entrevistado N12).

Ao se avançar nas análises do estudo, cada vez fica mais evidente que o conhecimento em *analytics* é o principal ativo de uma organização, e constitui o segredo da vantagem competitiva sustentável. O conhecimento é obtido por meio da informação que, por sua vez, deriva de dados provenientes de processos, práticas e observações. Os dados mostram que as organizações devem concentrar-se em seu capital intelectual, ou seja, na imaginação e na capacidade humana de agregar valor e transformar as informações em conhecimento.

Subcategoria vivenciar analytics

Conforme se avançava no estudo, mais ficava evidente que o verdadeiro desafio não está apenas na capacidade de disseminar o conhecimento em *analytics*, mas de colocá-lo em prática e vivenciá-lo e, à medida que for gerando resultados, incorporá-los definitivamente aos processos e rotinas, já que o conhecimento é, hoje, o maior bem das organizações.

“A segunda coisa, a gente tem um grupo de whatsapp que tem 120 pessoas especializadas em algum nível em analytics, que estão sempre conversando trazendo uma ideia, trazendo um desafio. Além disso, a gente tem alguns eventos por ano pra falar sobre analytics. O que está acontecendo, que tecnologia nós estamos colocando no ar, qual desafio que a gente está resolvendo” (Entrevistado T11).

Por outro lado, ficava nítido que a organização precisa buscar soluções para enfrentar seus desafios e se conscientizar de que o único caminho para desenvolver *analytics* com sucesso é o exercício da imaginação humana. A ideia de que os benefícios do conhecimento elevam a moral e o talento dos colaboradores que, certamente, apresentarão resultados cada vez melhores para ajudar a organização em oferecer produtos com melhor qualidade e aumento na produtividade se fazia presente nas evidências.

“O programa de trainee é uma iniciativa mais inovadora pra gente tentar aproveitar talentos enquanto a gente treina pessoas pra serem independentes da gente” (Entrevistado T16).

“O programa de trainee como funciona: a gente tem um determinado projeto pra começar, vai começar o projeto, aí a gente pega alguém de uma área de negócio que esteja interessado em fazer um treinamento de data science, só que esse treinamento é hands on, então o cara vem, a gente instrui o cara, sento junto com ele, mostra pra ele o que precisa ser feito, passa alguma tarefa pequena do projeto e o cara participa fazendo tarefas do projeto. Com isso ele já tem o know-how necessário pra tocar um projeto de data science, ou pelo menos um pedaço. Essa é uma das iniciativas, além do datalab,

que também teve bastante tutoria, esse programa de trainee também empodera muito as pessoas” (Entrevistado T16).

“Teve agora no ano passado um programa de pós-graduação em ciência de dados também, o [nome da organização] patrocina, algumas pessoas ficam cedidas fazendo mestrado doutorado. Nesse programa especificamente ficou definido que por três anos a partir do ano passado, só seriam elegíveis para esse programa, carreiras e cursos que fossem de ciência de dados. Então, o suporte institucional para que as pessoas se especializem fora do [nome da organização]. Dentre os selecionados, tem gente que vai pra fora do Brasil” (Entrevistado T16).

“O datalab foi um exemplo bom porque as pessoas que participaram do desafio de dados eram pessoas de diversas áreas do [nome da organização]. Pessoas que eram da área de energia estavam explorando dados operacionais das operações de financiamento para tentar gerar insights daqueles dados” (Entrevistado T16).

“A gente vai lançar agora um programa de trainee interno, que é o seguinte: você tem uma pessoa que está numa área, ele não quer mudar de área porque mudar de área sempre é possível mas mudar de área gera mais complicações. Não é mudar de área, mas ele vai passar uma ou duas semanas trabalhando num projeto de analytics longe de suas atividades principais rotineiras mas trabalhando numa atividade de data science. Nossa eu tive gente de me parar no elevador pedindo, e eu tenho que falar a verdade, gente que nunca me parou no elevador pra me dar bom dia, mas que chegaram e: ahah, eu gostaria muito!” (Entrevistado N12).

As equipes envolvidas precisam encontrar, rapidamente, caminhos para apropriação do conhecimento e para o compartilhamento eficiente dessa *expertise*, já que isto gera mais conhecimento sobre *analytics*, o que faz abrir um enorme abismo entre as organizações. O estudo aponta alguns caminhos seguidos pelas equipes para estimular a criatividade e desenvolver inovações nesse sentido: absorver todas as informações possíveis; conhecer todas as novidades tecnológicas, todas as

tendências e macetes técnicos; conhecer o mercado; ler; pesquisar; fazer cursos; perguntar; navegar; e transformar a informação em algo atrativo e vendável.

“No final do ano passado, aconteceu o primeiro Hackaton de dados, a gente chamou de Datalab na época, que a gente propôs alguns desafios de dados, juntamos as áreas de negócio, eles propuseram uns desafios de dados, a gente publicou isso pro [nome da organização], o [nome da organização] tentou resolver, teve gente trabalhando aqui até meia noite, foi bem motivador. Aparecem 18 ou 20 soluções de exploração de dados, modelos, e algumas foram pra frente depois disso e outras morreram naturalmente, é como se fosse um Hackatonzinho” (Entrevistado T16).

Esta parte do estudo tem por objetivo descrever o processo de implementação de *analytics* nas organizações participantes e apresentar os elementos da capacidade de apropriar conhecimento que irão integrar a teoria substantiva a ser apresentada no próximo capítulo. A seguir serão discutidos os demais elementos identificados no estudo.

5.3.2.3 Categoria emulação identificada

Nessa altura, os dados do estudo evidenciam que as organizações querem colocar em prática o conhecimento adquirido e assimilado sobre *analytics*, ou seja, agora todo o esforço é fazer acontecer novas implementações de *analytics* como forma de gerar novos *insights* e valores para o negócio. Com todo o investimento feito, chega a hora de as equipes facilitarem a transferência e combinação de conhecimento existente com a nova maneira de a organização resolver seus problemas.

Nesse sentido, é evidenciado o estímulo à criação de ação analítica empreendedora pelas equipes, garantindo a credibilidade da equipe quanto ao *analytics* como alternativa para resolução de problemas, garantindo autonomia para as equipes atuarem de forma evolutiva em implementações de *analytics* e garantindo a uniformidade das implementações por meio de uma governança permanente. Sendo

assim, foi identificada a categoria *emulação*, cuja subcategoria representa a concessão de autonomia analítica como forma de as equipes esforçarem-se para a realização de um mesmo objetivo, ou seja, de facilitar a transferência do conhecimento em *analytics*.

Nas organizações participantes, fica evidente que a estratégia de transformar o conhecimento em *analytics* consiste em delegar às equipes, poderes de decisão e liberdade para implementarem ações analíticas, concedendo a elas autonomia, governança e credibilidade. Essa concessão de autonomia tem a finalidade de criar um sentimento que faz com que as equipes consigam implementar *analytics* que superem as anteriores.

Isso fica evidente no estudo, pois as organizações procuram profissionalizar as ações sobre *analytics* através da concessão de autonomia para as equipes agirem, porém com a devida governança. Esse movimento é conquistado pelos casos práticos vivenciados sobre *analytics* que, sendo corretamente divulgados, garantem credibilidade suficiente para as equipes abraçarem a ideia de incluir a temática como forma de trazer melhorias para a organização. Portanto, nessa parte do estudo, três propriedades foram identificadas: *garantir credibilidade do analytics*, *promover autonomia às equipes* e *gerir governança em analytics*.

Subcategoria conceder autonomia analítica

Nesse ponto, os dados do estudo evidenciam que, a partir do momento em que as equipes começam a experimentar e vivenciar *analytics* em seus processos, sobretudo quando as equipes percebem o valor que ele pode trazer para melhoria das operações do dia-a-dia, podem ser suficientes para garantir a legitimidade capaz de fortalecer as equipes no uso do *analytics*, intensificando fortes mecanismos de cooperação e criando bancos de conhecimento com as oportunidades de melhorias

efetivadas. Esse banco de conhecimento permite que as equipes envolvidas com o *analytics* resolvam problemas futuros mais facilmente pela experiência acumulada.

“Por outro lado, isso permite fornecer mais coisas a empresa, ser capaz dele próprio identificar novas coisas para a empresa, e digamos até que as implementações antigas podem ser melhoradas” (Entrevistado T8).

“Quanto mais informação nós conseguimos dar ao negócio, maior o pessoal de analytics está a influenciar positivamente a empresa” (Entrevistado T13).

O que se procura fazer, nessa altura da experiência acumulada, é transmitir para as demais equipes, os casos de sucesso e a experiência das equipes envolvidas com implementação de *analytics*, com a finalidade de estimular novos casos. A pretensão é garantir legitimidade para as próximas implementações de *analytics*, de forma que as equipes técnicas de TI possam ser vistas como parceiras e os problemas serem mais facilmente revelados.

“Mas existe ideias vindo de outras áreas de dentro da empresa. O [nome do membro da equipe], superintendente, demandava muitas coisas pra gente. Até porque a gente entregava as coisas muito rápidas pra ele. A demora em a gente conseguir as coisas em outras áreas, e como a gente entrega muito rápido... Ahh não, não vou por ali, vem aqui que é mais rápido! Então acaba vindo muita demanda” (Entrevistado T3).

No estudo, a conquista dessa legitimidade se dá por meio da percepção de que *analytics* é uma boa alternativa para a resolução de problemas internos. No estudo, a divulgação da experiência adquirida pelas equipes que implementam *analytics* é evidenciada como uma fonte de conquista dessa legitimidade, caracterizando a variação dimensional entre obter ou não a conquista dessa legitimidade.

“O [nome do membro da equipe] é um cara que está próximo ao cliente então ele consegue enxergar muita coisa que a gente acaba ficando um pouco distante então enxerga, e ele enxergava bem a nossa área. E ele enxergava bem a nossa área, porque pede, recebe, pede, recebe! Quando você tem isso, você continua, poxa tá beleza, o jogo tá andando! Então vamos tocar!. Então ele é um cara que

enxergava bem a nossa área. Então ele conseguia vender, porque ele tinha confiança que podia vender esse trabalho pro cliente, e demandava pra gente” (Entrevistado T3).

Com a experiência acumulada pelas implementações bem sucedidas, as equipes começam a considerar o *analytics* como uma boa alternativa para melhorar seus processos ou produtos. Com isso, diminuem a resistência quanto ao tema e se aproximam das equipes técnicas de TI em busca de oportunidades, ou seja, o tema *analytics* começa a fazer parte da organização numa abrangência maior, sendo legitimado como uma boa oportunidade.

“O primeiro grande benefício é dar credibilidade, de você poder acertar mais. Você identificar se está mais perto daquele fato gerador, de começar com mais certeza como você está, e ganhar mais em eficiência, você vai ser mais eficiente, porque você vai começar a fazer as coisas mais rápidas, você vai fazer mais coisas” (Entrevistado N7).

“Eu estou lhe entregando valor, não estou lhe entregando power point, não estou lhe entregando relatório, estou lhe entregando algo que você possa interagir, que você possa fazer a segunda, terceira e quarta pergunta, entendeu!” (Entrevistado T11).

Portanto, no estudo a transformação do conhecimento em *analytics* está relacionada à legitimidade depositada pelas equipes receptoras dos produtos do *analytics* e pelos tomadores de decisão das empresas. Há evidências de que o produto do *analytics* desenvolvido apenas começa a ser efetivamente utilizado pelas equipes quando são aceitos os critérios utilizados para se verificar se ele se adequa ao contexto ao qual alega que faz parte. Existindo alta legitimidade, o produto tende a ser efetivamente operacionalizado pelas equipes. Caso contrário, parece que os resultados desejados não são eficientemente alcançados. Portanto, a aplicabilidade dos resultados do *analytics* pelos membros da organização está intrinsecamente ligada à legitimidade atribuída a eles.

“A outra forma é: Ahh, preciso localizar as empresas médias, como eu faço? Cara, eu vou lhe dar algo que você vai ter o maior sucesso, se antes você tinha 3% de sucesso, agora você vai ter 15% ao abordar

essa empresa. Estou lhe mostrando um ganho direto, aí você vai ganhando patrocínio. Consegue colocar mais computadores, consegue colocar mais memória, consegue comprar ferramenta, consegue: olha: o cara ali está fazendo um negócio matricial, poxa eu gostei disso aqui, como o cara conseguiu? Eu também quero! E vai indo, mas é uma construção. Você ganha entregando, tem que entregar valor, não adianta ficar entregando promessa, tentando otimizar elevador, porque às vezes o mundo de analytics você pode fazer tudo: você pode desde automatizar o acendimento das lâmpadas que vou economizar 350 mil reais por ano, ou eu posso gerar 70 bilhões de ativos por ano” (Entrevistado T11).

A legitimidade atribuída pelas equipes e pelos tomadores de decisão pode ser percebida pela eficiência no *analytics* de unir várias bases de dados da organização, e essa união pode servir como fonte para tomada de decisão de variadas áreas. Muitas vezes, isso não acontece sem o *analytics*, fazendo com que as demandas não sejam amplamente respondidas por falta de capacidade de capturar dados de diversas fontes.

“...As pessoas começam a pensar: é eu tenho que ter mais cuidado com o que eu falo, porque eu estou usando o meu universo de dados, das minhas experiências” (Entrevistado T11).

O estudo revela que, com a legitimidade do *analytics* conquistada, deve-se tomar providências para conceder autonomia aos membros das equipes no que tange as suas atuações em iniciativas analíticas. Estando o *analytics* disseminado e com efetiva credibilidade, é hora de as equipes receberem autonomia suficiente para realizar suas implementações de *analytics* por conta própria, sem necessariamente do acompanhamento da equipe técnica de TI. Com o conhecimento adquirido e assimilado, as equipes de negócio podem iniciar suas iniciativas de forma espontânea.

Para isso, é necessário que o ambiente tecnológico esteja disponível para que todos utilizem quando necessitarem. A ideia é de fato deixar que as áreas de negócio

consigam promover suas ações de *analytics* sozinhas, solicitando a ajuda da equipe técnica de TI apenas se for necessário.

“Nós previmos alguns tipos de dashboards padronizados, que é o que a gente entende que os usuários gostariam de ver dos nossos dados, mas a gente sabe que isso é impossível porque a gente quer dar autonomia para o usuário construir suas próprias análises e construir seus próprios painéis” (Entrevistado N1).

“Então, eu sou forte defensor desse modelo mais descentralizado conosco dando uma certa uniformidade. Isso aconteceu um pouco em algumas áreas por livre e espontânea vontade independente da gente” (Entrevistado N12).

“Mas essa outra linha de analytics a gente entende e vê que as pessoas conseguem chegar na informação mais mastigadas sozinhas, elas hoje com conhecimento, correndo atrás, com interesse, muita gente já consegue fazer isso aqui dentro, então a gente tem um trabalho menor de mastigamento desses dados, disponibiliza eles um pouco mais nativos ali das fontes e o pessoal consegue rapidamente chegar nos insights de negócio que eles querem com aquela informação não tão mastigada, então a gente diminuiu um gap pro acesso e processamento dessas informações que eram no mínimo 6 meses” (Entrevistado T19).

“Então eu acho que é uma via de mão dupla, pois acontece não só de cima pra baixo mas, dependendo da liberdade e comunicação que o quadro tenha embaixo, você também pode alimentar...” (Entrevistado T11).

“O termo analytics, o que a gente entende de analytics é essa autonomia” (Entrevistado N1).

Com isso, foi identificado a propriedade *promover autonomia às equipes de negócio*, que trata da criação de geração de oportunidades através de *analytics* por essas equipes. Para que essa propriedade funcione com efetividade, é necessário que o conhecimento adquirido e assimilado com *analytics* seja transformado em ação empreendedora em todos os cantos da organização, com variadas áreas de negócio

desenvolvendo *analytics* para resolver problemas relacionados a sua realidade específica.

“Não tem uma área pensando só em inovação, pelo menos nessa área específica de atendimento, você faz uma vez, monta um processo e dentro dessa capacidade você vai repassando esse conhecimento para as outras áreas, ou seja, o caso de sucesso de um a gente acaba replicando para o outro porque no fundo, no fundo, quando a gente pensa em solução de analytics, a área financeira tem uma necessidade, a área administrativa, a área de gestão de pessoas...” (Entrevistado T14).

“...Não é tão claro pra alta administração qual o potencial do que a gente faz, então essa importância de você conseguir identificar o que eles realmente querem, traduzir isso num problema de analytics e dar a solução s torna mais importante e mais desafiador” (Entrevistado N12).

Na prática, essa autonomia promovida às equipes está diretamente relacionada as habilidades e conhecimentos. Em *analytics*, quanto mais colaboradores puderem contribuir de maneira determinante, melhor para as equipes envolvidas. Nesse sentido, conceder autonomia é uma ação providencial, ou seja, essa mudança na cultura organizacional é capaz de conceder às equipes o que elas precisam. Basicamente, a autonomia em *analytics* descentraliza o poder de decisão, comumente centralizada na equipe técnica de TI, delegando novas tarefas e responsabilidades a colaboradores de outras equipes, tornando suas implementações auto gerenciáveis.

“Então, ele pode construir seus próprios dashboards, seus painéis, para análises no campo dele de estudo” (Entrevistado N1).

“A gente tem esse Comitê de Governança que a gente chama de Conselhinho, que são a nossa gerência, mais duas gerência de negócio. Discutimos muito ideias e projetos lá também. A gente ouve as pessoas que tem contribuição, a gente fala: poxa, apresenta lá no Conselhinho que a gente conversa sobre isso”. (Entrevistado T19).

“A gente, fruto dos eventos passados, a gente tem pessoas em sua respectivas áreas tentando implementar alguma coisa de analytics e de data Science” (Entrevistado N12).

Fica claro que a concessão de autonomia faz com que colaboradores pertencentes as áreas distintas tenham propensão à criação de oportunidades de implementação de *analytics* e, ao mesmo tempo, trabalhem em conjunto para o sucesso desta implementação. Por exemplo, não há como implementar *analytics* sem o apoio da equipe técnica de TI sem que os colaboradores tenham a devida autonomia para tomar decisões quando à captura de dados e uso da tecnologia que seja mais conveniente. A confiança, por parte da equipe, é considerada fator elementar para promover tais mudanças. Portanto, a baixa ou alta autonomia define a variação dimensional.

De acordo com os dados, com as equipes confiantes nos valores em que o *analytics* pode gerar e com a devida autonomia, isso tende a gerar uma quantidade maior de casos práticos de *analytics* na organização, demandando a uniformidade de padrões a serem atendidos. As equipes implementam *analytics* por variados motivos. Em alguns casos, até para demonstrar domínio no assunto que está no auge de audiência do próprio ambiente organizacional ou do mercado. No entanto, muitas implementações podem não apresentar o cumprimento do retorno esperado. Por isso, fica claro que as organizações passam a valorizar as reais condições dos seus dados e a realizar investimentos em ações de governança. Portanto, identificou-se a propriedade *gerir governança do analytics* como forma de uniformizar as implementações.

“A primeira coisa que a gente fez aqui foi tentar identificar os gaps pra gente tá mais próximo do estado da arte, ou seja, o que eu preciso pra fazer isso funcionar bem no [nome da organização], aí a gente identificou que não tínhamos uma governança de dados bem estruturada. Então foi essa a primeira coisa, e tecnicamente isso vem na figura do datalake” (Entrevistado T16).

“A gente adotou uma governança conjunta entre duas unidades da área de planejamento e uma unidade de TI, que fornece infraestrutura mais também faz analytics. Tem uma unidade especializada em

analytics, que faz modelos, testa modelos, testa teoria, gera bases de dados para que outras unidades consomem essas informações e coloquem em prática” (Entrevistado T11).

“A gente percebeu que precisava de uma governança que também tinha um papel importante, que poderia estar ajudando com especialistas” (Entrevistado T19).

“A gente está testando vários modelos, essa governança é responsável por testar esses modelos, modelos de gestão. O último que a gente testou foi de alocação da parte técnica. Ah, esse aqui é o demandante, ele quer um modelo para identificar quais são as empresas prósperas para financiamento. Beleza, então ele encomendou! Aí a gente vai pegar umas bases que a gente tem, base de Serasa, bases que a gente comprou, vamos rodar o modelo e falar: olha, aqui tem esse universo pra você atuar!” (Entrevistado T11).

“A gerencia do Emerson trabalha mais com governança, com data science porque tem outras unidades no [nome da organização] que também trabalham com data science/analytics” (Entrevistado N12).

“A gente tem esse grupo de governança que reúne essas três pernas, que se reúnem toda semana. Toda semana a gente tá conversando sobre o que está acontecendo. Quais são as demandas que estão ocorrendo, o que nós vamos priorizar, como a gente vai atacar, o que está tendo problema, onde está tendo gargalo, é quase como se fosse uma cerimônia de scrum, mas a gente não está colocando a mão na massa a gente está na gestão” (Entrevistado T11).

“Ano passado a TI reconheceu a necessidade de ter uma unidade de analytics, de governança de dados, juntou as duas gerências e criou a [nome de uma unidade da organização], que é a minha gerência. A primeira coisa era tentar atuar em parceria com negócio nesses projetos de modelagem para ajudar, pra tentar alavancar o assunto e tentar fazer mais pessoas conseguirem, tentar espalhar melhor o conhecimento” (Entrevistado T16).

Ficou evidente também que nem sempre se conseguem extrair o real valor dos dados. Isso porque, muitas vezes, as organizações ignoram as condições reais dos dados e continuam a alimentar seus repositórios com dados desconhecidos, conflitantes, duplicados e com grau muito baixo de confiabilidade. Em alguns casos, as organizações possuem dados de má qualidade em excesso sem ter a consciência dos prejuízos que tais comportamentos podem causar. O resultado é que, após os primeiros meses de iniciada a implementação, as iniciativas passam a ser questionadas pelas próprias equipes. Para evitar esse tipo de descuido, a governança pode atuar.

“A gente tem uma governança definida, a gente tem um grupo de comunicação que permitem que pessoas troquem ideias quanto os resultados” (Entrevistado T16).

Em vez de descobrirem *insights* relevantes para o negócio, as equipes podem passar boa parte do tempo atuando em atividades pouco analíticas, identificando regras, efetuando cargas e corrigindo dados inconsistentes. Desta forma, com o passar do tempo, essas implementações podem se tornar caras para o trabalho realizado. No entanto, o estudo revela que não há como ter sucesso em implementação de *analytics* sem um programa de governança para apoiar a transformação dos dados em sabedoria corporativa. Porém, evidencia-se que essa governança deve atuar dentro de um ambiente cultural favorável à inovação analítica e cuidar da orquestração das pessoas e ações necessárias para que os dados estejam aptos às necessidades estratégicas de cada organização.

“Então eu tenho uma vinculação total ou quase total com a estratégia. Isso porque no núcleo de governança de analytics tem alguém específico do planejamento que sou eu. Tem os caras específicos da técnica de analytics, tem o pessoal específico de infraestrutura de TI” (Entrevistado T11).

No estudo, quando os papéis e responsabilidades ficam bem definidos, a governança traz benefícios que podem potencializar os casos de sucesso e seus resultados. No entanto, a capacidade de gerir essas unidades para entregar a uniformidade esperada define a variação dimensional.

5.3.2.4 Categoria institucionalização identificada

A análise dos dados nos levou a inferir que a aplicação de conhecimento após a implementação de *analytics* se dá quando as equipes estão suficientemente maduras quanto ao tema, ou seja, quando as equipes absorvem completamente os conhecimentos para implementar *analytics*, não somente pelas questões tecnológicas, mas, sobretudo, pela capacidade de as unidades organizacionais tomarem decisões baseadas em dados e definirem o rumo da organização por meio das iniciativas do *analytics*. Neste momento, as equipes terão incorporado os conhecimentos que foram adquiridos, assimilados e transformados em suas iniciativas de *analytics*, aperfeiçoando produtos, processos, sistemas e competências organizacionais.

As evidências indicam que os elementos conceituais podem ser representados pela categoria *institucionalização*, a qual representa a capacidade de a organização aplicar os conhecimentos de *analytics* como forma de promover sua estratégia organizacional e tomar decisões baseadas em dados.

As organizações exploram o conhecimento através da incorporação do conhecimento obtido e compreendido na trajetória de uso do *analytics* em seu ambiente, fazendo com que as operações organizacionais se modifiquem por meio da junção entre as novas informações e as experiências já existentes. Nesse ponto, o estudo ressalta que a organização consegue enxergar o *analytics* como uma solução importante para alcance de desempenho superior.

No estudo, a habilidade de aplicar conhecimento analítico após as implementações de *analytics* é evidenciada pela subcategoria *desenvolver maturidade analítica*, sendo aquela que representa o nível mais avançado de utilização de *analytics* pelas equipes, abrangendo três propriedades: a primeira relacionadas ao uso de indicadores para avaliar o desempenho das implementações; a segunda que trata da inclusão do *analytics* como base de definição do planejamento estratégico; e, a

terceira, que representa a complexidade e variedade do uso do *analytics* no contexto organizacional.

Subcategoria desenvolver maturidade analítica

De acordo com os dados do estudo, a partir da conquista de devida relevância interna, promove-se a busca pela *produtividade analítica* (primeira propriedade identificada), ou seja, as equipes começam a utilizar indicadores para mensurar a eficiência das implementações de *analytics*. Nesse ponto, as equipes não somente implementam *analytics* mais robustos, como também se preocupam em avaliar os resultados dessas iniciativas de maneira processual e transparente.

“Então, quando você está analisando alguma coisa, uma área técnica ou gerencial, você diz: Eu acho que o último mês aumentou muito! O que é aumentou muito? Não é aumentou muito, aumentou 30 reais. Qual é a sua escala, qual o seu valor, é você fazer as coisas bem menos qualitativamente e mais quantitativamente. Então analytics é isso, é você fazer tudo o que você faz, todas as áreas, o médico que acha que um tratamento melhora! Ah não, eu estou tratando as pessoas aqui e elas melhoraram. Meu amigo, você tem que colocar um indicador de qualidade de vida do cara, faz uma pesquisa, pode ser qualitativa, mas você mede, pra mim melhorou em tanto! E aí você mede quantas pessoas no grupo que você está tratando, melhoraram de vida com determinado tratamento em relação a quem não tratou, é isso! Então, analytics significa a preocupação de ter dados, e em cima do dado você analisar e ter a informação quantitativa pra fazer afirmações mais assertivas, que é no processo decisório” (Entrevistado T5).

“...Faz todo o processo de transformação das informações que a gente sabe, define os indicadores” (Entrevistado T3).

Por exemplo: se a implementação foi feita com a intenção de resolver problemas de captação de clientes, então, pode-se estabelecer a quantidade de clientes

conquistados como indicador, a ser calculado no período desejado. No estudo, a utilização de indicadores parece que potencializa a percepção de importância do *analytics* pelas equipes internas, fazendo com que o mesmo comece a fornecer direcionadores para o planejamento institucional, de forma que a organização começa a utilizar-se dos resultados do *analytics* para orientar a sua estratégia.

“...Se eu estou fazendo um projeto de combater o abandono dos clientes, no final do dia, possivelmente o meu indicador de processo é quantos clientes salvei depois que eu implementei isso” (Entrevistado T18).

“Na verdade a gente já tinha os indicadores de gestão e de execução dos processos, então a gente foi só organizando, a gente tem hoje uma base, não temos nada no Protheus, a gente tem uma base em excel com todos esses registros de treinamento” (Entrevistado N9).

“Então, quando a gente joga pra poder carregar, a gente trabalha com uma memória de cálculo por trás passando a ideia pra que saia essa informação demonstrada através dos gráficos. Então tem um trabalho por trás de você criar uma regra pra que essas informações possam ser disponibilizadas graficamente. Mas são indicadores igual ao Desempenho também” (Entrevistado N9).

“Por exemplo: pra eu saber qual o percentual de execução do plano, você tem que pegar todos os assuntos que estão contemplados no plano e verificar daqueles assuntos que estão contemplados, quais já foram executados e quais não foram executados. Você chega num percentual de execução do plano de capacitação. Você começa a cruzar os dados, e aí sinalizar pra ele. Aí ele vai fazer uma programação com essa ideia, com essa regra de negócio. Essa é a cereja do bolo” (Entrevistado N9).

Uma vez garantida a legitimidade do *analytics*, autonomia aos usuários para incrementar suas rotinas e processos por meio do *analytics* e com uma governança que obtenha uniformidade das implementações, os resultados começam a gerar valor para a organização de forma que ela perceba o quanto esses resultados gerados pelo *analytics* podem influenciar a estratégia organizacional, ao detectar

uma nova região geográfica para captação de clientes, nível de aceitação de um novo produto por parte dos clientes atuais, ameaça de novos entrantes ou perda financeira por detecção de fraudes, por exemplo.

“Então eu acho que é uma via de mão dupla, pois acontece não só de cima pra baixo mas, dependendo da liberdade e comunicação que o quadro tenha embaixo, você também pode alimentar. Por isso que é importante sempre ter um canal do planejamento estratégico em qualquer ação de analytics, tem que ter um canal de ligação de TI e de estratégia junto com a equipe que é musculosa (experiente) em analytics” (Entrevistado T11).

“...Os meus processos estão mapeados, eu tenho domínio de como exercem os processos em minha área. Transparência total. A implementação do analytics veio antes e o indicador estratégico veio depois. O analytics é operacional, tem haver porque eu juntei uma coisa com a outra” (Entrevistado N4).

“Algumas coisas vem. Normalmente meio quadradas e você tem que descobrir. Há um pouco de arte aí, tem um pouco do lado visionário dos executivos especialmente, de conseguir enxergar o que a organização está precisando e ofertar um produto que obviamente a gerência dele vai fazer pra satisfazer a necessidade da organização...” (Entrevistado N12).

As iniciativas de *analytics*, quando bem sucedidas, potencializam novos investimentos ou evitam gastos significativos. Esses resultados influenciam muitas ações dentro da organização, traçando novos rumos quanto aos seus produtos ou processos. No estudo, a maturidade analítica é caracterizada como o estágio em que a organização atingiu completo desenvolvimento em relação ao *analytics*, de modo que seus resultados são o que definem as estratégias em que a organização irá seguir no período subsequente ou como a própria estratégia define futuras implementações de *analytics*.

“As vezes as pessoas pensam que o analytics só serve para aumentar as receitas, mas o potencial está mesmo é ao contrário, que é reduzir os custos inicialmente, depois podemos falar em aumentar receitas” (Entrevistado N6).

“Um dos objetivos do [nome da organização] em 2035 é IDH em determinado patamar. Como eu consigo prever a influência que determinado projeto vai ter no IDH, isso é um problema de informação... então a intenção é que o [nome da organização] consiga atacar esse tipo de problema sobre efetividade, isso é o que o [nome da organização] vem fazendo sobre data science há muito tempo, sobre efetividade, sobre avaliação de desempenho do real desembolado, isso é um negócio que os dados podem trazer e que a cultura de analytics podem trazer pro [nome da organização]” (Entrevistado T16).

Nesse ponto, os *insights* coletivos são impulsionados pelos resultados do *analytics*, em que as áreas envolvidas recebem *inputs* que podem servir para melhoria de processos e produtos. Neste momento, parece que os *insights* coletivos provocam adaptações e melhorias com inclusão de novos dados ou fontes de dados a serem considerados no resultado do *analytics*, melhorando seus resultados ainda mais. Diante desses *insights* coletivos, as ideias e conhecimentos trazidos pelos resultados do *analytics* são considerados ou não pela organização, podendo redefinir suas estratégias.

“Na parte pública a gente tem uma contrapartida, é positiva, troca a diretoria, mas as vezes é um diretor que tem um fôlego maior pra entender esse analytics e outros nem tanto...” (Entrevistado T13).

“Quando o projeto está muito vinculado com a estratégia, ele vai precisar de muita hora de trabalho e eu quero que o grupo saia especialista nesse negócio, na ferramentas, domínio, e toque a vida, aí a gente aloca direto: tem um cara de TI, tem um cara de infraestrutura, tem um cara de programação, então eles estarão full time nesse projeto. Então a metade do tempo ele fica aqui e outra metade do tempo ele fica nesse espaço físico trabalhando junto, numa parada aberta, todo mundo conversa”. (Entrevistado T11).

“...As gestões que estamos tendo nos últimos anos são muito relacionadas com esse conceito de analytics então há uma presença da gestão mais alta da empresa compreendendo essa necessidade de ter analytics. Com certeza, desde que eu estou aqui eu vejo que

analytics vem crescendo e há um desenvolvimento de cima pra baixo fazendo com que o analytics e desenvolva também dentro da [nome da organização], está bem positivo nessa questão” (Entrevistado T13).

Portanto, a segunda questão observada nos dados que define a categoria *institucionalização* é a inclusão ou não do tema *analytics* no planejamento institucional. Isso demonstra a trajetória e a incorporação do tema pelas equipes, que configura de maneira em que a solução ajuda na elaboração do planejamento institucional, sendo “*alinhamento com a estratégia*” a propriedade identificada.

“Como é o vínculo com a estratégia: a estratégia tem seus desafios, que a área de planejamento tem os desafios. Quando chega uma demanda de analytics, na hora a gente vincula à estratégia. Se não tiver alinhado, ele vai cair de prioridade. Se tiver alinhado, full power...” (Entrevistado T11).

“A governança de analytics ainda é um pouco insipiente, mas acho que o recado, o interessante é que o [nome da organização] vem fazendo isso há bastante tempo. O que a gente está tentando fazer é institucionalizar e tentar dar mais suporte pra conseguir alavancar as iniciativas, é mais ou menos por aí. Essas iniciativas novas tem um pouco esse propósito” (Entrevistado T16).

Há evidências de que esse alinhamento com a estratégia impulsiona a implementação de *analytics* com complexidade elevada. Ao definir a estratégia organizacional, novos rumos são traçados considerando a organização de uma forma global, incluindo novos problemas holísticos a serem solucionados, não somente problemas pontuais de específicas áreas de negócio. Portanto, novas fontes de dados são necessárias, assim como aumenta o volume de dados a serem captados, inclusive com uso de dados externos.

“As ferramentas de analytics no caso são o norte para termos consciência que estamos com mais controle sobre nosso negócio” (Entrevistado T18).

“Vou dar um exemplo: a gente tem que aumentar a quantidade de ativos do [nome da organização], tem que atacar as médias

empresas. A gente está perdendo espaço com as médias empresas tem que ganhar espaço com as medias empresas. Então isso já é um desafio claro da estratégia, a gente vai lá, vai pegar um projeto pra identificar quais são as médias empresas no Brasil que podem ser clientes ou não do [nome da organização]” (Entrevistado T11).

“A gente foi criado já com uma demanda clara que foi o seguinte...: mostrar que quando a gente faz um financiamento pra gerar emprego, a gente realmente gera emprego. Mostrar que quando a gente faz um investimento pra inovação, a gente realmente inova, causa inovação... A questão é: como você vê o que aconteceria sem o [produto da organização] do [nome da organização]? Isso é absolutamente não trivial de se fazer, tem métodos matemáticos e estatísticos pesados por trás disso aí, pra você tentar realmente isolar o efeito do [nome da organização] numa relação de causalidade...” (Entrevistado N12).

“Com o tempo a gente acabou percebendo que não fazia sentido ter duas gerências nisso, que existiam necessidades do [nome da organização] mais na ótica do analytics, do data science, não só avaliação de impacto...” (Entrevistado N12).

“...Por que a gente está sempre olhando a estratégia dizendo assim: ó, aqui cabe heim, isso aqui dá pra resolver! Vamos resolver isso aqui?! Aí eu conversei com a equipe (cliente interno) lá: vamos resolver isso aqui?! Então beleza” (Entrevistado T16).

A experiência em implementações de *analytics* com complexidade elevada amplia as possibilidades e exigências, ou seja, tornam-se necessários investimentos em robustas tecnologias e recursos de TI capazes de suportar esse novo perfil de implementação. Desta forma, as evidências indicam que as equipes experimentam variadas formas de implementar *analytics*, migrando de implementações pontuais e simples, para implementações estratégicas e complexas.

“Então como a gente já tem essa interface gerenciando mais de 1200 licenças, e como nós estamos sempre conversando com toda essa galera, eles já sabem que nós somos o ponto focal: esse pessoal

deve saber se isso aqui se transforma ou não em algo mais robusto de analytics” (Entrevistado T11).

“Obviamente que modelos mais pesados, desafios mais complexos, a gente utiliza um time mais parrudo pra resolver o problema” (Entrevistado T11).

Na abordagem da implementação de *analytics* para o cliente externo, pode-se tentar aproveitar as oportunidades do planejamento estratégico que estão disponíveis na internet, por exemplo. O importante é criar condições de a organização detectar novas oportunidades e propor ideias que gerem valor ao negócio do cliente.

“...A gente acaba olhando o planejamento estratégico de outros Ministérios, e aí você consegue enxergar, lendo o planejamento de algum potencial cliente, ou de um cliente atual, que entrou alguma coisa nova, então a gente percebe que dá pra encaixar o analytics...” (Entrevistado T3).

Nesse ponto, fica clara a trajetória tomada pelo *analytics* no contexto organizacional. Inicialmente, as iniciativas eram modestas, com muita restrição tecnológica e resistência das equipes. No decorrer da trajetória da capacidade absorviva intraorganizacional, migra-se para implementações robustas, impulsionadas pelas próprias equipes de negócio. Desta forma, fica evidenciado que esses atributos definem a maturidade analítica, sendo o caminho que propicia melhores resultados em *analytics* e propicia a geração de valor para a organização, definindo a próxima propriedade.

Alicerçadas pela experiência acumulada e pela legitimidade conquistada, as equipes de negócio naturalmente acionam novas implementações de *analytics* por meio de novos atributos definidos na estratégia e no planejamento institucional. Essa recorrência tende a propiciar maturidade analítica, até que as organizações começam a utilizar resultados do *analytics* como forma de orientar a sua estratégia e como forma de garantir vantagem competitiva.

“A gerencia do [nome do membro da equipe], uma das preocupações que a gente tem é de conscientizar o [nome da organização] da

importância de você ter analytics, de você tomar decisões baseadas em dados e de você utilizar algoritmos para dar suporte ao negócio” (Entrevistado N12).

“...Mas a gente ainda não tem uma estrutura de onde a gente possa ter as boas práticas institucionais marcadas, a gente ter processos definidos, porque a gente começou a menos de um ano, a gente resolveu poucos problemas, então o time está começando a crescer, tem gente chegando, mas a gente ainda não tem o momento de incorporar práticas do mercado nos times de analytics” (Entrevistado T2).

No estudo, a maturidade analítica é caracterizada como o estágio em que a organização atingiu completo desenvolvimento em relação ao *analytics*, de modo que a organização tome decisões por meio dos *insights* que são gerados pelo *analytics*, e seus resultados são o que definem as estratégias em que ela irá seguir no período subsequente ou como a própria estratégia define futuras implementações de *analytics*.

“A outra coisa é que você traz inteligência ao negócio, você toma decisões mais assertivas, e o melhor de tudo, você toma decisões em cima de fatos, não de teses. (hipóteses - grifo nosso), por que? Eu estou vendo números. São decisões em cima de fato, não de tese. Diferente de eu falar assim: ah! Eu acho que vou investigar o prédio de Alagoas porque eu acho que lá... Com analytics é diferente, o fato é!” (Entrevistado N4).

“...Há um alinhamento entre as áreas nesse aspecto entendendo que é um produto já bem direcionado, acho que o analytics cada vez mais é bem direcionado dentro da empresa, não era tanto assim no início, mas agora com todo esse arcabouço que a gente está tendo agora de analytics e vendo que o analytics é uma coisa importante para dentro da [nome da organização], as pessoas já estão com entendimento de como é o funcionamento” (Entrevistado T13).

“...Há um alinhamento entre as áreas nesse aspecto entendendo que é um produto já bem direcionado, acho que o analytics cada vez mais é bem direcionado dentro da empresa, não era tanto assim no início,

mas agora com todo esse arcabouço que a gente está tendo agora de analytics e vendo que o analytics é uma coisa importante para dentro da [nome da organização], as pessoas já estão com entendimento de como é o funcionamento” (Entrevistado T13).

“...A segurança também nos ajudou a formar como gerar isso. Eu não vou direto ao dado, então eu passo por cofre de senha, toda uma questão pra acessar um servidor de produção e ali não consigo copiar e não levo pra lugar nenhum. Então você vê a maturidade que a empresa está tomando. Uma coisa que era: pega uma tabela e analisa a tabela direto. Agora a gente já consegue ir ao dado mais cru, mais relacional, que eu consigo identificar uma linha de [nome de produto] mas com total segurança” (Entrevistado T13).

“Nós podemos fazer uma parceria, nós desenvolvemos o modelo, esse modelo que fica classificando o cara, você analisa diretamente nesse software que eu lhe passei, você vai vendo qual a curva que você está tendo de retorno, aí você acaba mostrando pro cliente uma informação que ele nunca iria lembrar que poderia fazer isso. Tem esse aspecto também. E quando nós estamos com o cliente nós podemos relatar problemas que o cliente não havia relatado, dizendo: será que não está no momento de nós vermos isso?” (Entrevistado T13).

Há evidência de que o desenvolvimento de maturidade analítica propicia às organizações implementações de *analytics* alinhada à estratégia, com produtos de *analytics* sendo desenvolvidos de variadas formas. Através da experiência acumulada, as organizações se sentem seguras para implementar *analytics* tanto para clientes internos quanto para clientes externos, gerando ainda mais valor ao negócio. Neste ponto, recorreremos às abordagens de *analytics* identificadas no início do estudo para ressaltar que, enquanto as implementações de *analytics* com abordagem interna tendem a gerar valor para as próprias organizações, os clientes externos também são beneficiados. Da mesma forma, as implementações de *analytics* com abordagem externa tendem a gerar valor para os clientes, porém as próprias organizações também são beneficiadas.

Há evidências de que a partir do momento em que as organizações focam suas implementações em *analytics* para o cliente externo ou recorrentemente para o cliente interno por meio de uma governança, a complexidade tecnológica aumenta e as implementações se configuram como *analytics* avançado, assim como outras questões sobre custos e comercial começam a se tornar relevantes na definição de prioridades. Todas essas questões foram consolidadas na propriedade *implementar variadamente analytics avançados*, a qual varia dimensionalmente entre complexidade baixa ou alta.

“...Eu falo que tem o analytics puro (que é só você identificar o dado, identificar alguns padrões) e tem o pesado (que é o data science, que é o cara ficar ali programando dois meses pra botar algo em produção), então tem vários níveis desse negócio ” (Entrevistado T11).

“...A segurança também nos ajudou a formar como gerar isso. Eu não vou direto ao dado, então eu passo por cofre de senha, toda uma questão pra acessar um servidor de produção e ali não consigo copiar e não levo pra lugar nenhum. Então você vê a maturidade que a empresa está tomando. Uma coisa que era: pega uma tabela e analisa a tabela direto. Agora a gente já consegue ir ao dado mais cru, mais relacional, que eu consiga identificar uma linha de [nome de produto] mas com total segurança” (Entrevistado T13).

“Essa cultura é muito importante pra deixar isso mais perene, mais enraizado na visão dos executivos táticos, o pessoal que cuida mais das unidades e precisam responder, e precisam de insights rápidos. Essa é nossa linha de como se formou” (Entrevistado T19).

A partir da experiência acumulada pelas equipes, há evidências de que essa experiência permite às organizações iniciarem sua jornada em *analytics* para o cliente externo, fazendo a mesma trajetória de conhecimento como se a implementação fosse para o cliente interno, ou seja, detectando e entendendo o problema do cliente, capturando, entendendo, modelando e explorando os dados que podem resolver tais problemas, gerando e comunicando os *insights* e disponibilizando a ferramenta de visualização de dados para o cliente. Porém,

evidencia-se que as organizações experientes em *analytics* começam a explorar ainda mais as oportunidades oferecidas pelo mercado, incrementando formas distintas de comercializar as implementações de *analytics* para o cliente, como *analytics as a service* por exemplo.

“Uma coisa é o serviço de analytics as a service, nós temos o datalake em que nós fizemos duas POC’s quando o cliente definiu o que ele queria que estivesse no Datalake dele” (Entrevistado N10).

“...No analytics as a service, eu não entrego resultado, eu entrego meios para o cara, e eu nem sei o que o cara está fazendo lá, tem até um termo de sigilo, é até mais proveitoso...” (Entrevistado T5).

“...A gente fornece o software pra fazer, o dado e o treinamento. E o cliente desenvolve. Isso é que o mercado faz, dá a possibilidade, dá a oportunidade. É o que nós estamos chamando de analytics as a service. Então, eu preparo o dado, dou o software de acesso, dou o acesso, [nome da organização] dá todo esse arcabouço de acesso com segurança e tudo envolvido, você vai receber o dado e vai desenvolver dentro de sua casa. Pode contratar a gente pra um treinamento, pra uma consultoria, e a [nome da organização] continua recebendo mensalmente, vai receber mensalmente um valor.” (Entrevistado T13).

“...A gente tem um ambiente super poderoso na empresa pro SaaS e não poderia deixar de atender o cliente” (Entrevistado N10).

“Em termos de TI e de acesso a dados, a gente tá migrando para um modelo mais self service possível, dada a provação ou não do gestor daquela informação, as pessoas possam ter acesso aqueles dados dentro do [nome da organização] e não depender de mais ninguém” (Entrevistado T16).

“Esse nível mais usuário que ele faz o self service BI, a gente tava fornecendo a consultoria pra ele pra manter o negócio dele de pé, eu tenho um monte de dado aqui, ele quer fazer um dashboard mas de repente ele pensa: poxa mais aqui eu tinha que fazer uma transformação, aqui eu tinha que colocar um dado, eu tinha que

enriquecer isso! Então esse é candidato para um projeto maior de analytics, no qual eu vou trazer um cara de TI” (Entrevistado T11).

De acordo com as análises, com o *analytics as a service* a organização que possuir os dados do negócio do cliente externo pode disponibilizá-los num local específico para que o cliente analise-os sempre que desejar. Geralmente, evidencia-se que é o cliente quem define os dados que precisam ser disponibilizados. Para que isso aconteça, os dados mostram que são necessários investimentos em tecnologia capaz de armazenar todos esses dados num único repositório denominado *datalake*. No entanto, o que se pretende destacar nessa parte do estudo, é a capacidade que a organização tem de aplicar o conhecimento analítico adquirido, assimilado e transformado em soluções analíticas com abordagem externa, gerando valor para o negócio do cliente, cabendo a ele analisar esses dados quando lhe for mais conveniente.

“Agora a gente está implementado uma modalidade um pouco diferente, que a gente chama as a service. Ao invés do cliente falar: olha, eu quero esse resultado, a [nome da organização] está oferecendo o seguinte: eu vou te dar o ambiente onde tem os dados que são de seu interesse, e uma ferramenta aqui que você vai acessar da sua máquina, do seu local de trabalho, da sua baia...” (Entrevistado T5).

“O que a gente está percebendo é que muita coisa que é feita, mesmo para um processo exclusivo, ainda consegue ser compartilhada entre si. Então, levando esses dados para o datalake, a gente está vendo cada vez mais o interesse das pessoas tentarem cruzar esses dados” (Entrevistado T19).

“Datalake é uma solução importante, não só pra estatística, mas pra outros trabalhos. Tem os painéis montados com resultados que o cliente queira olhar, e as vezes nem envolvendo muito estatística, ou com estatística descritiva que vem nos relatórios que a gente vem desenvolvendo há algum tempo. No plano de ação da empresa o analytics está sempre presente nos últimos 5 anos” (Entrevistado T13).

“...Mas hoje o que a gente está investindo muito e está bem robusto e acho que vai render bastante nos resultados é essa questão do Datalake. Isso vai contribuir com a questão do entendimento do negócio vai continuar a mesma, agora quando a gente vai para o entendimento do dado, eu passo a não necessitar de extração de dado dentro da empresa que é um processo muito difícil” (Entrevistado T13).

“...Hoje a gente ainda não tem organizado um grande local onde a gente possa capturar esse dado, que é algo que está acontecendo. Não tem, mas já que eu preciso, onde eu posso capturar isso? A empresa então de se desenvolve para o Datalake, que é um grande repositório de dados. Tudo aquilo que a gente tem relacionado ao [nome do cliente externo], a gente coloca dentro desse Datalake. Se eu tenho um Datalake onde eu possa fazer minhas observações diretas e capturar e fazer análises é melhor...” (Entrevistado T13).

“...A questão do entendimento do negócio vai continuar a mesma, agora quando a gente vai para o entendimento do dado, eu passo a não necessitar de extração de dado dentro da empresa que é um processo muito difícil. Eu peço uma extração de dados, alguém vai ao grande porte e faz uma extração de dados dentro do grande porte. Aí eu tenho janela de tempo pra fazer a extração porque ele não pode estar em funcionamento naquele período. Tem uma janela de tempo e tem muitas outras janelas de tempo a serem feitas, não só pra nossa área de estatística, o próprio cliente as vezes solicita. Há outros processos de sistemas dentro da empresa já existente fazendo extração de dados também. Então, se você tem um lugar a parte onde essa informação está lá com segurança, atualizada, e eu passo a fazer ligação direta a essas bases, eu tenho o dado mais rápido: eu vou lá, consumo, trago pra onde eu queira trazer essa análise e continuo fazendo a minha análise a partir dali” (Entrevistado T13).

“A empresa então de se desenvolve para o Datalake, que é um grande repositório de dados. Tudo aquilo que a gente tem relacionado ao [nome do cliente], a gente coloca dentro desse Datalake. Se eu tenho um Datalake onde eu possa fazer minhas observações diretas e capturar e fazer análises é melhor” (Entrevistado T13).

Outra característica apresentada no estudo é que, com o *analytics as a service*, a organização não se responsabiliza por detectar e entender problemas, assim como por modelar e analisar os dados, passando essas atividades para o cliente. Este, por sua vez, terá acesso aos dados com mais agilidade, porém com a mesma segurança caso o *datalake* permaneça no ambiente físico da organização. No entanto, esse *datalake* também pode ser disponibilizado no ambiente físico do próprio cliente, o qual terá que prezar pela segurança dos dados.

“...A gente fornece o software pra fazer, o dado e o treinamento. E o cliente desenvolve. Isso é que o mercado faz, dá a possibilidade, dá a oportunidade. É o que nós estamos chamando de analytics as a service. Então, eu preparo o dado, dou o software de acesso, dou o acesso, [nome da organização] dá todo esse arcabouço de acesso com segurança e tudo envolvido, você vai receber o dado e vai desenvolver dentro de sua casa” (Entrevistado T13).

Como o dado é capturado e disponibilizado no *datalake* pela organização detentora desses dados, possivelmente o cliente pode não ter conhecimento suficiente em *analytics* que possibilite a geração de *insights*. Com isso, pode ocorrer a necessidade de treinamentos ou consultorias, o que pode originar uma nova relação comercial, além de possibilidades de novas absorções de conhecimento.

“...Pode contratar a gente pra um treinamento, pra uma consultoria, e a [nome da organização] continua recebendo mensalmente, vai receber mensalmente um valor. Tem esse analytics as a service” (Entrevistado T13).

“...Quando a gente começa hoje a trabalhar na empresa querendo vender, ahhhh, eu te alugo um software que vai acessar essa base pra você fazer analytics. Aí ficam preocupados, a gente vai perder os nossos empregos, a gente vai deixar de fazer analytics, eu falo: gente não vai! Sabem porque: porque o tempo que o cliente vai demorar pra descobrir como funciona a base, é mais fácil ele pedir pra gente fazer, porque a gente já conhece, a gente já sabe o que tem que fazer, a gente já sabe como modela, como junta as variáveis...” (Entrevistado T3).

“Se a gente consegue com esse Datalake, já separa (essas são as suas bases), o que é comum aqui, o negócio do cara é esse, você não precisa fazer workshop. A questão passa a ser trabalhar só no específico, que está dentro do que é "comum". Assim, a gente passaria adiante da fase do entendimento do negócio, não precisaria. É a resposta que eu quero na especificidade, que é um resultado único. Pra chegar nesse cenário, há de ter confiança da alta administração de que analytics é o futuro da empresa mesmo” (Entrevistado T13).

Ficou evidente que outro valor que pode surgir pela maturidade analítica trata-se dos *insights* gerados de forma espontânea, ou seja, a partir do momento em que as equipes dominam os dados sobre o negócio da organização, parece que isso contribui para a identificação natural de oportunidades de melhorias na qualidade dos dados ou de geração de novos *insights* sobre o negócio, sem a necessidade de as equipes receberem estímulos para encontrar tais oportunidades.

“A gente trabalha com linha de capacitação também, justamente porque alguns são mais heroicos, lê o tema, aprendem por vontade própria ou até fazem capacitação por iniciativa própria no mercado, mas aqui dentro do [nome da organização] a gente tem uma trilha que capacita novas pessoas nestes nossos ferramentais, então a gente é responsável por organizar essa linha de capacitação, como que usa um datalake do [nome da organização] pra de repente eu ter uma informação e eu conseguir fazer uma previsão de operações” (Entrevistado T19).

“Então, levando esses dados para o datalake, a gente está vendo cada vez mais o interesse das pessoas tentarem cruzar esses dados” (Entrevistado T19).

De acordo com as evidências do estudo, a capacidade de identificar novas oportunidades de *analytics* através dos dados é conquistada pela construção da capacidade absorptiva, desde a aquisição e assimilação do conhecimento relacionado ao *analytics* pelas equipes até a transformação e aplicação desse conhecimento. Em se tratando de oportunidades geradas através de dados, isso pode ocorrer tanto

para *analytics* com abordagem interna quanto para *analytics* com abordagens externas.

“A gente também faz algumas ingestões desses dados pra Datalake, como se fosse repositório que não estão nesse formato de datawarehouse tradicional, e onde o usuário pode cruzar com mais liberdade informações de vários sistemas transacionais, lógico com autorização correta da informação, que a gente tem tanto na visão tradicional quanto nessa visão um pouco mais nova, a gente tem um controle de acesso à informação grande dado a sensibilidade de cada repositório de dados” (Entrevistado T19).

Com mais conhecimento e experiência acumulada, infere-se que as equipes enfrentam desafios cada vez mais complexos ao implementar *analytics* mais avançados. *Analytics* avançado é caracterizado por problemas que abrangem a totalidade da organização, com diretrizes provenientes de estratégias definidas pela alta administração. Geralmente, esses problemas requerem uma capacidade de processamento e armazenamento de dados superior, assim como robustas técnicas e ferramentas de modelagem de dados.

“...Obviamente que modelos mais pesados, desafios mais complexos, a gente utiliza um time mais parrudo pra resolver o problema” (Entrevistado T11).

“Há uma questão de análise de dados, há uma questão que eu preciso prever o "default", que é o nome bonito para calote, pras pessoas não pagarem. Algumas operações que eu vou segurar eu sei que a pessoa não vai pagar, por isso que ela está comprando um seguro. Eu preciso prever esse "calote", para eu poder saber quanto eu cobro pra proteger isso aí. Como eu prevejo quanto vai haver de "default", então tudo isso é uma questão de analytics, tudo isso é uma questão de data Science” (Entrevistado N12).

“...São coisas que você não consegue identificar tão facilmente. Então a gente vai lá e desenvolve um modelo de data science/analytics para identificar essas empresas, e dá uma lista para a área de fomento, dizendo: essas são as empresas que você tem que atuar” (Entrevistado N12).

Ao identificar novas oportunidades de *analytics* com abordagem interna, os novos *insights* podem gerar valor ao negócio da organização, melhorando seus processos, produtos ou as próprias implementações de *analytics*. Quando a equipe identifica e corrige problemas de qualidade dos dados, tratando as inconsistências, por exemplo, isso pode acarretar melhorias em processos internos, deixando-os menos vulneráveis a erros. Algo semelhante acontece quando a equipe identifica uma nova região geográfica para expandir a comercialização dos produtos da organização, potencializando os ganhos com os mesmos. Na medida em que as equipes exploram e experimentam novas oportunidades através do *analytics*, a tendência é que esse conhecimento absorvido seja aproveitado em futuras iniciativas pela experiência acumulada.

Assim, a categoria *institucionalização*, que representa a habilidade de aplicar conhecimento analítico, propicia um desempenho superior diretamente para as organizações em relação aos seus processos, produtos e *analytics*, porém, ela também pode propiciar um desempenho superior de forma indireta, ao refletir em melhores produtos ou prestação de serviços ofertados aos clientes. Com isso, fica evidente que a maturidade analítica gera valor para as implementações em *analytics* com abordagem interna, refletindo positivamente para a organização e para o seu cliente.

“E acho que isso é interessante para a [nome da organização], pois quando você pega benefício com CPF zerado, rodou a [nome da implementação] e pegamos, já conseguimos saber que foi o [nome da implementação], então há vantagem para o cliente e para a [nome da organização]” (Entrevistado T18).

Por outro lado, em se tratando de abordagem para o cliente externo, a organização proponente deve se aproveitar do ponto forte de ter posse dos dados, para viabilizar a comercialização de suporte, consultoria, treinamento ou horas de desenvolvimento para modelagem de dados, entre outros serviços, desde que consiga ofertar *analytics as a service* para o cliente. Estando as equipes técnicas de TI prontas para

oferecerem esse produto, há diversas possibilidades de a organização efetivar essa comercialização.

“...Eu sou o dono do dado, o dado é meu tesouro, o dado tem poder gravitacional sob as aplicações, então os caras estão fazendo as aplicações lá fora mas eles não tem acesso aos dados, eles vão vir pra cá!!! porque eles vão vir onde os dados estiverem, eu vendo o dado!!! O máximo que eu vou fazer, é investir alguma coisa em fazer essas indexações, ou nem fazer porra nenhuma, deixa o dado bruto, o cara pega, leva lá pra baixo e trabalha como ele quiser, aí se o cara me chama pra fazer uma modelagem pra ele, eu vou lá e modelo informação pra ele. Cobro dinheiro pra isso!!! Mas repara que aí é sob demanda: seria HH as a service, como os dados são dados as a servisse” (Entrevistado N15).

Há evidência de que as soluções analíticas possibilitam que as organizações ofereçam produtos relacionados à transformação digital. Para isso, as organizações precisarão implementar processos e soluções tecnológicas que acompanhem as demandas de negócios orientados a dados. As organizações que forem capazes de aproveitar o fluxo constante de dados recebidos para a tomada de decisão imediata, vão conseguir oferecer outro nível de serviço, melhorar a experiência dos clientes e reduzir atividades fraudulentas.

“A gente tem duas iniciativas aqui, que são dois projetos estratégicos, onde a gente já está influenciando em dois projetos estratégicos específicos, eles têm temas específicos. Um é o próprio de transformação digital, quando você fala em transformação digital, você fala muito em analytics, em dados e machine learning como ferramentas para alcançar essa transformação digital, como cultura de dados, data driven, aparecem muito nessa linha. Então, é um projeto estratégico dentre vários que a gente tem, onde a gente consegue uma influência de analytics...” (Entrevistado T19).

“Já o projeto de transformação digital, ele teve analytics na sua concepção, ainda numa forma muito embrionária, a gente acredita que a gente pode influenciar mais para que todos os projetos estratégicos sejam pensados com capacitação analítica, com o que o analytics está dando de valor pra empresa: geração de novos

*produtos, aproximação com o cliente, até mesmo corte de custos”
(Entrevistado T19).*

É nítido que, independentemente do nível de maturidade e desafios, todos os segmentos do mercado caminham para que, cada vez mais, haja uma melhor gestão e utilização de dados. O que o futuro nos reserva é uma melhor interação com os clientes, por meio da combinação dos dados que ele mesmo disponibiliza, por exemplo, nas mídias sociais e nos *insights* gerados a partir dessas informações. Dessa forma, será possível entregar melhores e mais qualificados conteúdos, em formatos que conversem com a audiência e, assim, obter melhores resultados de negócio.

Esta parte do estudo tem por objetivo descrever o processo de absorção de conhecimento após as implementações de *analytics* nas organizações participantes e apresentar os elementos que irão integrar a teoria substantiva a ser apresentada no próximo capítulo. Ressalta-se que as análises foram feitas com base em critérios minuciosos descritos por autores que utilizaram a metodologia *grounded theory* em suas pesquisas. No entanto, por ser uma pesquisa de abordagem interpretativista, cujas interpretações consideram os significados trazidos pelos próprios indivíduos participantes, enfatizando cada realidade específica, a ênfase foi tratar a parte descritiva da implementações de *analytics* vividas pelas equipes, ressaltando as condições inerentes ao processo de absorção de conhecimento por parte das equipes envolvidas. O uso das técnicas da *grounded theory* permitiu identificar duas perspectivas.

Para a perspectiva *pré-analytics*, foram identificadas quatro categorias, nove subcategorias e treze propriedades com suas respectivas variações dimensionais. Para a perspectiva *pós-analytics*, foram identificadas quatro categorias, seis subcategorias e doze propriedades com suas respectivas variações dimensionais. Todas estão fundamentadas empiricamente de acordo com os trechos de sentenças trazidas pelos indivíduos participantes, garantindo, desta forma, a validade e densidade da descrição do processo.

Os elementos teóricos sobre capacidade absorptiva que emergiram dos dados com suas respectivas categorias, subcategorias, propriedades e variações dimensionais foram apresentados nas Figuras 17 e 18 e também estão disponíveis nos apêndices D e E, para melhor visualização dos elementos constitutivos. No próximo item, será feita a integração dos elementos identificados, propondo um modelo conceitual que represente a teoria substantiva e explique o processo de implementação de *analytics* nas organizações públicas brasileiras, sob o ponto de vista das equipes técnicas de TI e de negócio.

Figura 18 – elementos constitutivos da teoria substantiva na perspectiva *pós-analytics*

Categoria	subcategorias	Propriedades	Definição dimensional	Varição dimensional
Internalização	Incentivar e promover <i>insights</i> coletivos	Atuação de equipe multidisciplinar	Baixo incentivo: quanto à geração de questionamentos aos resultados proporcionados pelo <i>analytics</i> Alto incentivo: quanto à geração de questionamentos aos resultados proporcionados pelo <i>analytics</i>	Incentivo: baixo alto
		Apoiar ideias e conhecimentos	Não suficiente apoio à integração das equipes: não proporcionando a evolução no uso das tecnologias associadas ao <i>analytics</i> Suficiente apoio à integração das equipes: proporcionando a evolução no uso das tecnologias associadas ao <i>analytics</i>	Apoio: não suficiente suficiente
Apropriação	Mudar o <i>Status quo</i>	Atuação de equipe multidisciplinar	Críticos dinâmicos definidos: problemas a serem resolvidos por meio de <i>analytics</i> sem critérios previamente definidos Críticos dinâmicos definidos: problemas a serem resolvidos por meio de <i>analytics</i> são selecionados por meio de critérios	Críticos: não existe existe
			Baixa transversalidades das equipes de TI: equipes de cientistas de dados não se posicionam de forma transversal Alta transversalidades das equipes de TI: equipes de cientistas de dados posicionam-se de forma transversal	Estrutura: não transversal transversal
			Adoção de metodologias ágeis: mantêm foco e celeridade nos processos para viabilizar recursos e capacidade analíticas Adoção de metodologias ágeis: não mantêm foco e celeridade nos processos para viabilizar recursos e capacidade analíticas	Metodologia: não existe existe
			Registrar casos de sucesso: modelo mental das equipes apoiada por banco de conhecimento Registrar casos de sucesso: modelo mental das equipes não apoiada por banco de conhecimento	Banco de conhecimento: não existe existe
Disseminar <i>Analytics</i>	Disseminar casos de sucesso	Disseminar casos de sucesso: como forma de promover a confiança do <i>analytics</i> nas equipes Disseminar casos de sucesso: como forma de não promover a confiança do <i>analytics</i> nas equipes	Disseminação: não realizada realizada	
				Vivenciar <i>Analytics</i>
	Emulação	Conceder autonomia analítica	Garantir credibilidade do <i>Analytics</i>	Baixa legitimidade: equipes e tomadores de decisão não percebem que o <i>analytics</i> ajuda a empresa Alta legitimidade: equipes e tomadores de decisão percebem que o <i>analytics</i> ajuda a empresa
Promover autonomia às equipes de negócio			Baixa autonomia: não possibilitando a criação de oportunidades através de <i>analytics</i> pelas equipes Alta autonomia: possibilitando a criação de oportunidades através de <i>analytics</i> pelas equipes	Autonomia: baixa alta
Gerir governança em <i>Analytics</i>			Gestão de governança: não adequada como forma de garantir uniformidade nas implementações de <i>analytics</i> Gestão de governança: adequada como forma de garantir uniformidade nas implementações de <i>analytics</i>	Governança: não adequada adequada
Produtividade analítica			Utilização de indicadores para avaliar implementações de <i>analytics</i> Não utilização de indicadores para avaliar implementações de <i>analytics</i>	Indicadores: não utilizado utilizado
Institucionalização	Desenvolver maturidade analítica	Alinhamento com a estratégia	Não inclusão da temática no planejamento institucional Inclusão da temática no planejamento institucional	Alinhamento: baixa alta
		Implementar variadamente <i>analytics</i> avançados	Baixa eficiência em produtos, processos ou <i>analytics</i> Alta eficiência em produtos, processos ou <i>analytics</i>	Complexidade: baixa alta

Fonte: preparado pelo autor.

6. A TEORIA SUBSTANTIVA EMERGENTE

6.1 Introdução

A preocupação do estudo se concentra no desenvolvimento de uma teoria substantiva a partir de dados sistematicamente produzidos. No entanto, no contexto do método *Grounded Theory* a definição de teoria utilizada nesta tese é:

“Um conjunto de categorias bem desenvolvidas que são sistematicamente inter-relacionadas através de declarações de relação para formar uma estrutura teórica que explique alguns fenômenos relevantes” (Strauss; Corbin, 2008).

Considerando o conceito acima, esta seção apresenta a teoria substantiva que explica como ocorre a absorção do conhecimento em implementação do *analytics*, integrando as categorias identificadas e explicadas no capítulo anterior. Essa identificação das categorias permite inferir que a capacidade absorptiva em *analytics* está relacionada à maneira como as equipes transformam a realidade organizacional a partir dos *insights* gerados pelo *analytics*. Nesse contexto, a teoria substantiva representa uma interpretação teórica que busca explicar a ação das equipes ao longo das implementações, focando não apenas a entrega ou o uso do *analytics* através da sua implementação (última categoria do pré-*analytics*), mas, sobretudo, nas ações realizadas que expliquem a transformação de *insights* gerados em resultados para o negócio. Desta forma, procura-se contemplar o quarto objetivo discriminado no início do estudo e descrito abaixo, como forma de atingir o objetivo principal do estudo.

- *Desenvolver, a partir das informações levantadas na pesquisa bibliográfica e empírica, uma teoria substantiva que demonstre os elementos conceituais existentes na absorção do conhecimento em implementações de analytics em organizações públicas brasileiras, sob a ótica das equipes técnicas de TI e de negócio.*

A integração dessas oito categorias é importante para elucidar como as condições e estratégias ocorrem para criar um contexto capaz de explicar as ações/interações dos envolvidos com o fenômeno. No entanto, o objetivo de explicar o processo através da *Grounded Theory* não tem a premissa de identificar situações determinísticas (FREITAS, A. S. de, 2009).

Sendo assim, a explicação que se propõe é no sentido de apresentar um modelo conceitual que demonstre a absorção do conhecimento ao longo das implementações, sob o ponto de vista das equipes técnicas de TI e de negócio, que possa ser compreendida de acordo com as condições apresentadas. Assim, a associação entre categorias, subcategorias e suas propriedades tem a finalidade de demonstrar a forma em que o fenômeno ocorreu, isentando-se do objetivo de apresentar um modelo determinístico do processo.

A forma de apresentação da teoria pode ser feita em forma de discurso teórico ou em forma de proposições (Glaser; Strauss, 1967). Sendo assim, opta-se pelo uso do discurso teórico, pela oportunidade de melhor demonstrar o encadeamento das ideias por parte do pesquisador.

6.2 Identificação da categoria central

Um aspecto importante para a construção de uma teoria substantiva usando a metodologia da *Grounded Theory* é a identificação de uma categoria central nas quais todas as outras se relacionam e, sobretudo, sendo aquela que representa integralmente a ênfase teórica concedida pelo pesquisador através de sua abstração criativa. O processo de identificação da categoria central nem sempre é simples e rápido, podendo ocorrer inclusive nas escritas finais do estudo.

Strauss e Corbin (2008) afirmam que a decisão sobre o tema principal da pesquisa, ou seja, a categoria central é imprescindível. Essa categoria surge não só da análise dos dados, uma vez que reúne outras categorias para formar um construto de explicações, como também da abstração do pesquisador, que deve entender a categoria central como fonte de esclarecimentos e variações entre as demais categorias.

Ao longo do processo de análise, percebeu-se que a absorção do conhecimento em *analytics* não estava associada somente a maneira como a capacidade absorptiva ocorre ao longo das implementações de *analytics*, mas, sobretudo, como a operacionalização de tecnologias associadas no contexto das áreas envolvidas podem contribuir para a formação de capacidade absorptiva das organizações. Ademais, foi evidenciado que *analytics* pode ser considerado pelos modelos de negócio como o *core competence* (Nelson; Winter, 1982), que, muitas vezes, é a fonte de vantagem competitiva, quando empregado numa perspectiva institucional.

Por isso, à medida que houve o avanço da análise dos dados, percebeu-se que a categoria principal é definida pela maneira como as equipes conduzem as implementações de *analytics* nos ambientes organizacionais. Essa condução pode se apresentar como remotas tentativas de aplicar *analytics* por poucos indivíduos em alguns casos práticos, assim como pode se apresentar como uma fonte de vantagem competitiva, em que organizações criam valor a partir das implementações bem sucedidas. De acordo com os dados, a adoção dessas perspectivas pode fazer a diferença na geração de resultados ao negócio e na transformação da organização para lidar com o fenômeno sob uma ótica estratégica e institucional. Como diferenciar essas perspectivas é o que define a categoria central.

Portanto, a principal questão observada nos dados sobre o fenômeno da capacidade absorptiva neste tipo de implementação se configura na trajetória em que o tema *analytics* é conduzido no contexto organizacional, mediante as decisões que são tomadas pelos tomadores de decisão e das ações que são efetivadas, sendo “*endoanalytics*” o conceito criado e a categoria central identificada. Desta forma, o

que se pretende esclarecer é que as organizações se esforçam para implementar soluções efetivas de *analytics* no intuito de desenvolver maturidade analítica como o caminho que conduz *analytics* como fonte de geração de valor, desempenho superior e conquista de vantagem competitiva.

A categoria central “*endoanalytics*” é definida pelo conjunto de ações voltadas para o desenvolvimento multidisciplinar de *insights* de negócio por meio de sinergia analítica. *Endoanalytics* representa a absorção de conhecimento intraorganizacional que ocorre durante a implementação de *analytics*. No estudo, fica evidente que o emprego do conceito *endoanalytics* pode gerar uma força motriz capaz de permitir a geração de inteligência ao negócio. Portanto, *endoanalytics* é caracterizado por essa força motriz, cuja denominação é sinergia analítica. Essa sinergia analítica é composta por *incentivos e promoções de insights coletivos, mudança do status quo, disseminação e vivencia em analytics e concessão de autonomia analítica empreendedora*. Assim, no modelo conceitual, *endoanalytics* pode ser um meio para desenvolvimento de maturidade analítica.

No estudo, “*maturidade analítica*” representa o estágio em que a organização atinge completo desenvolvimento em relação ao *analytics*, de modo que a organização tome decisões por meio de *insights* que são gerados pelo *analytics*, e seus resultados são o que definem as estratégias em que ela irá seguir no período subsequente ou como a própria estratégia define futuras implementações de *analytics*. A maturidade analítica, da forma em que se apresenta no estudo, é caracterizada pela fase da colheita, em que o conhecimento é satisfatoriamente absorvido internamente e as perspectivas de uso e aplicação do *analytics* são efetivas e abrangentes. Portanto, a categoria central integra todas as categorias e subcategorias identificadas ao longo das análises e apresenta as seguintes características definidas por Strauss e Corbin (2008):

- *Permite que todas as outras categorias importantes da pesquisa possam ser relacionadas a ela;*
- *Aparece com frequência nos dados coletados;*

- *A explicação que resulta da relação das categorias é lógica e consistente;*
- *A expressão usada para descrever a categoria central é suficientemente abstrata, de forma que ela possa ser utilizada para fazer pesquisa em outras áreas substanciais, levando ao desenvolvimento de uma teoria mais geral;*
- *Tem seu conceito refinado através da integração com outros conceitos, assim a teoria ganha mais profundidade e mais poder explanatório;*
- *Consegue explicar variações e também o assunto principal dos dados.*

Deste modo, independente de todas as outras responsabilidades e atribuições do cargo, a atuação da equipe (seja ela técnica de TI ou de negócio), em uma implementação de *analytics*, está prioritariamente relacionada a como elas são capazes de absorver o conhecimento e fazer com que mais indivíduos sejam capazes de implementar soluções analíticas para clientes que operam dentro e fora da organização. Neste sentido, associada à categoria central, o seu papel na implementação de boas práticas de *analytics* é definir quais estratégias são adequadas para produzir resultados positivos em cada etapa da implementação de *analytics* que apoiem a organização. Assim, a teoria substantiva proposta é uma teoria da ação da gestão do *analytics* pelas equipes, com a finalidade de desenvolver maturidade orientada a dados. Acredita-se que o resultado dessa conquista influencia e é influenciada pela efetivação de boas práticas de *analytics* pelas equipes.

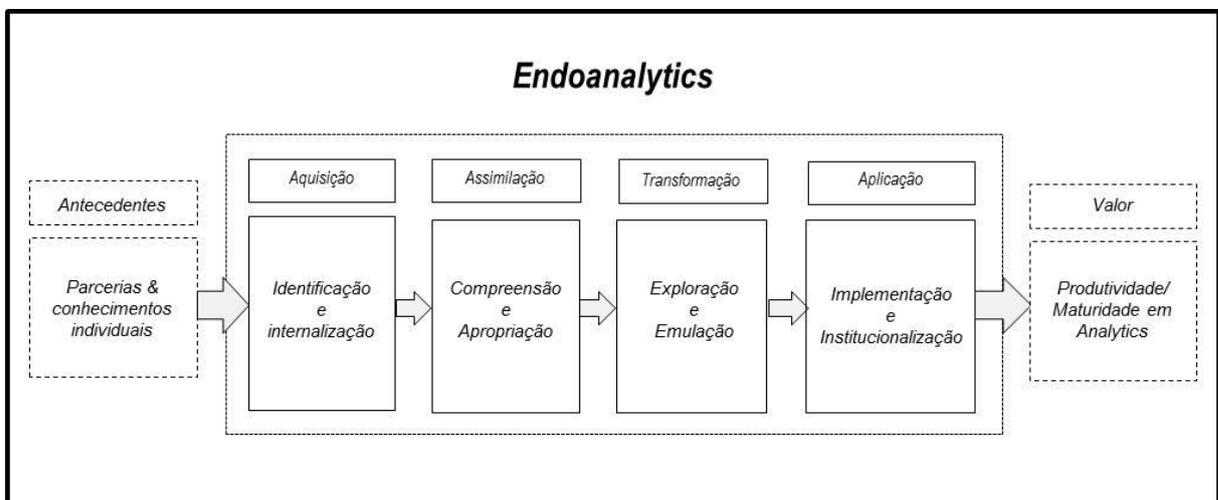
6.3 A integração das categorias

Os indícios de ter encontrado a categoria central se deu nas fases finais da análise dos dados, porém a sua consolidação se deu a partir do segundo ciclo de análises dos dados, quando ficou mais esclarecido que as intenções das equipes se voltavam não apenas para o saber-fazer, mas, principalmente, para o desejo que multiplicar esse conhecimento para equipes internas, dado as inúmeras soluções analíticas que podem surgir diante de cada problema que pode se originar, caracterizando um

ambiente em que poucas pessoas especializadas tenham possibilidade técnica e de tempo para lidar. Sendo assim, ficou claro que, aumentando a quantidade de pessoas com conhecimento absorvido de *analytics*, equipes são fortalecidas e maiores são as chances de mais problemas organizacionais serem transformados em inteligência para o negócio.

Isso se deve às características de cada problema, em que áreas de negócio específicas têm o real domínio do conhecimento inerente à gestão de seus recursos, processos, atividades e artefatos. Portanto, pessoas alocadas nestas áreas são ideais para desenvolverem soluções de *analytics* e resolverem problemas específicos relacionados aos recursos, processos, atividades e artefatos que elas possuem domínio. A ideia da categoria central é fazer com que essas pessoas sejam cada vez mais capazes de resolver os problemas por meio de *analytics*, porém, sem o apoio integral da equipe técnica de TI. A Figura 19 ilustra a relação entre as categorias para formar a teoria substantiva.

Figura 19 – Relação entre as categorias para formar a teoria substantiva



Fonte: preparado pelo autor.

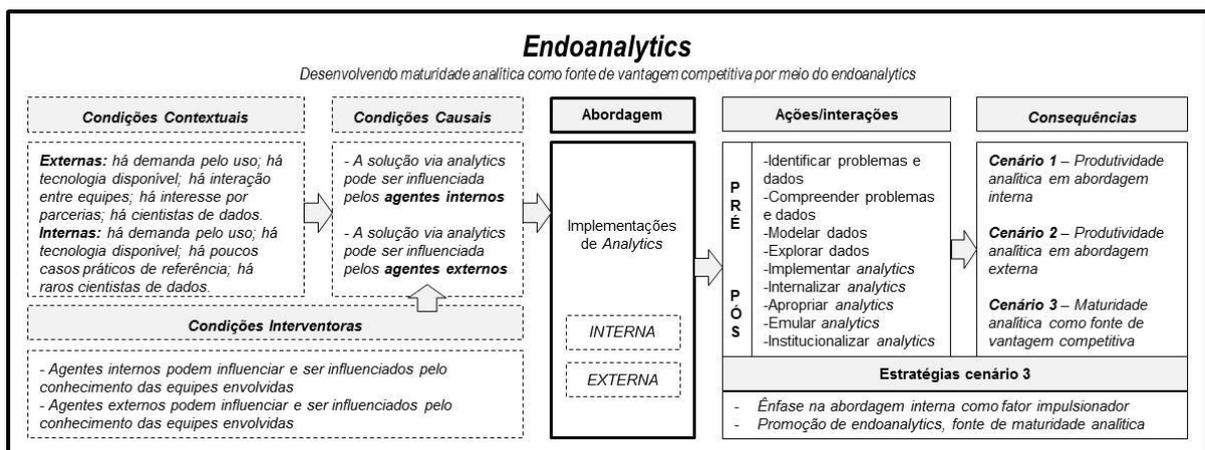
Ao longo do processo de comparações constantes, percebeu-se que a maior amplitude de resultados é garantida quando a empresa consegue criar mecanismos internos capazes de incentivar o uso do *analytics* como instrumento que define a sua estratégia. Por isso, à medida que houve o avanço da análise dos dados, percebeu-

se que a categoria central era influenciada de acordo com a condução do *analytics* pelos ambientes organizacionais. Ficou claro que o valor incremental criado com as iniciativas de *analytics* pode ser potencializado quando a organização garante que as equipes constroem o futuro da organização sob a orientação dos resultados provenientes do *analytics*.

Com isso, o foco migrou da resolução de problemas diários para o foco estratégico, ou seja, além da exigência pela capacidade absorptiva *a priori*, evidencia-se a possibilidade de a organização conquistar capacidade absorptiva *a posteriori*. Portanto, a principal questão observada nos dados sobre a ocorrência da capacidade absorptiva em iniciativas de *analytics* se configura de maneira em que ele ajuda no desenvolvimento de maturidade analítica organizacional por meio do conceito *endoanalytics*.

A Figura 20 ilustra a relação entre os componentes que formam a teoria substantiva: *Desenvolvendo maturidade analítica como fonte de vantagem competitiva por meio do endoanalytics*. Em seguida, descreve-se a lógica da integração entre as categorias identificadas no estudo.

Figura 20 – Componentes teóricos do paradigma da teoria substantiva



Fonte: preparado pelo autor.

6.4 A descrição dos componentes da teoria substantiva

- a) Antecedente da capacidade absorptiva em *analytics* é identificado e explorado.
- b) A organização inicia sua jornada em implementação em *analytics*.
- c) Condição contextual: são os aspectos relacionados, tais como: existência de demanda e recursos associados, dinâmicas intraorganizacionais, possibilidades de construção de parcerias e do uso de conhecimento interno.
- d) Condição causal: é o tipo de abordagem da implementação em *analytics*, que pode ser com abordagem interna (desenvolver *analytics* para as áreas de negócio) ou abordagem externa (desenvolver *analytics* para os clientes).
- e) Condições interventoras: são as relações entre os atores internos e externos que caracterizam as condições e potencializam ou não as estratégias efetivadas.
- f) Categoria central: maturidade em *analytics*. Além de integrar todas as categorias, a abordagem interna permite a conquista de maturidade analítica, enquanto a abordagem externa não permite a maturidade analítica na maneira como a tese a define. No entanto, mesmo na abordagem interna, a maturidade analítica só pode ser conquistada caso as equipes explorem o conhecimento após a implementação do *analytics*.
- g) Interveniência: é a incongruência entre o discurso e a prática. As equipes, querendo resolver problemas por meio do *analytics*, fazem isso no contexto de seu ambiente. Resultado: essa capacidade absorptiva intraorganizacional pode não ser capaz de acionar a capacidade absorptiva organizacional. Ou seja, problemas são resolvidos por meio do *analytics*, porém, infere-se que a ideia do desenvolvimento de maturidade em *analytics* recebe influência da capacidade de a organização institucionalizar o conhecimento em *analytics*.
- h) Estratégia: para lidar com a interveniência entre o discurso e a prática e conquistar maturidade analítica, conclui-se que a melhor estratégia a ser adotada é não somente a opção pela abordagem interna de implementação de *analytics*, mas, sobretudo, a institucionalização do *analytics* por meio de internalização, apropriação e emulação dos conhecimentos ou *insights* de negócio produzidos pelas equipes. Essa estratégia de internalização, apropriação e emulação dos

resultados pode resultar em *endoanalytics*, que promove a geração de *insights* coletivos, impulsiona a mudança do *status quo* e estimula a ação analítica empreendedora através da concessão de autonomia analítica.

- i) Consequência: quanto maior a internalização, apropriação e emulação, parece que maiores são as chances de conquistar maturidade analítica por meio de *endoanalytics*, ou seja, a organização que opta pela abordagem interna e consegue incentivar e promover a geração de *insights* coletivos, realizar mudanças no *status quo* e estimular a ação analítica empreendedora através da concessão de autonomia analítica, ela pode ter sua capacidade absorptiva organizacional acionada pela capacidade absorptiva intraorganizacional. Quanto mais favorável for esse acionamento, ou seja, quanto mais efetivo for o *endoanalytics*, parece que mais efetivas são as sinergias analíticas promovidas, maiores são as chances de institucionalizar o *analytics* e, conseqüentemente, de desenvolver maturidade analítica.

6.5 A descrição do modelo conceitual da teoria substantiva

As implementações de *analytics* são iniciadas a partir de mentes existentes nas equipes técnicas de TI ou de negócio, que, ao utilizarem seus conhecimentos individuais acerca das tecnologias associadas, geram soluções de *analytics* e conseqüentes *insights* relevantes sobre o negócio capazes de resolverem problemas organizacionais. De modo geral, inicialmente essas iniciativas não recebem incentivos da organização, e os indivíduos contam apenas com suas aptidões e habilidades técnicas para alavancar seus conhecimentos sobre *analytics*.

Na ausência de formalização sobre o assunto e de conhecimento dos demais membros das equipes, as iniciativas de *analytics* são iniciadas de forma elementar, sem metodologia definida, governança estruturada e tecnologias oficializadas. Mesmo assim, raros indivíduos possuidores de conhecimento individual se esforçam na tentativa de estabelecer uma forma de resolver problemas de negócio por meio

de *analytics*. Salvo raras exceções, esses indivíduos não recebem incentivos, potencializados pela falta de conhecimento dos próprios gestores e da alta administração, que desconhecem o potencial do *analytics* como alternativa de solução para resolver problemas organizacionais.

O nível de aquisição de conhecimento evidenciado nos dados pressupõe as propensões dos próprios funcionários quanto ao acesso ao aprendizado contínuo, independente se esse acesso será ou não patrocinado pela organização a qual está vinculado, ou seja, de maneira particular, o indivíduo percebe a importância da utilização do *analytics* como instrumento de geração de valor ao negócio, e, partir daí, recorre às Universidades e às instituições educacionais para obter conhecimento acerca das tecnologias associadas. Por outro lado, o nível de aquisição de conhecimento também pode ser explicado pelo satisfatório acesso às tecnologias relacionadas ao fenômeno, fundamentado nos dados pelas parcerias praticadas entre as organizações e as principais Universidades do país, inclusive mediante convênios de reciprocidade educacional e tecnológica. Sendo assim, algumas organizações recorrem às instituições acadêmicas como forma de criar parcerias com foco no desenvolvimento de soluções analíticas.

Independente da forma que se configura os antecedentes da capacidade absorptiva em *analytics* nas organizações participantes, as implementações são efetivadas pelas equipes internas. As ações/interações entre as equipes possuem características do processo de desenvolvimento de soluções analíticas, identificadas no estudo por subcategorias, sejam elas: detecção do problema, compreensão do problema, captura dos dados, entendimento dos dados, modelagem dos dados, exploração dos dados, geração e comunicação de *insights* e implementação de *analytics* em forma predominante de recursos de visualização de dados.

Sendo assim, a *grounded theory* proposta no estudo considera o incentivo e promoção de *insights* coletivos proporcionados aos resultados derivados da implementação de *analytics*, quando a perspectiva do *analytics* for de abordagem interna. Isso porque se observou que, quando não há plena gestão sob as

implementações que promova sinergia analítica, a tendência é que elas simplesmente resolvam momentaneamente os problemas de negócio, mas logo esses problemas tendem a se transformar em novos obstáculos, candidatos a novas implementações de *analytics*. O primeiro ciclo de análise dos dados revelou esses resultados. No entanto, ficou claro que o valor não estava em apenas resolver problemas, mas sim, a forma como as equipes geram soluções a partir do *analytics*.

Sendo assim, a partir do segundo ciclo de análise dos dados, a ênfase do estudo passa a ser investigar as ações efetivadas pelas organizações que visam disseminar o potencial do *analytics* entre seus colaboradores e internalizar melhorias em processos e produtos. Essa atuação conjunta contribui para integrar a relação dos colaboradores ao longo das iniciativas de *analytics*, através de *incentivos e promoções de insights coletivos, mudança do status quo, disseminação e vivência em analytics e concessão de autonomia analítica empreendedora*.

Impulsionados pelos benefícios reais das iniciativas de *analytics*, amparados pelo apoio dos gestores, a tendência é que os colaboradores passam a ter uma percepção diferente, ou seja, começam a enxergá-lo de uma forma mais carismática, disseminando as vantagens e benefícios para as demais equipes e aproximando a organização de um ambiente propício ao desenvolvimento de maturidade analítica. Portanto, a importância do investimento nessa estratégia gira em torno da influência dos profissionais conhecidos como cientistas de dados dentro da própria empresa, pois, eles possuem facilidade de obter contato diário com variados processos e isso os tornam mais aptos para opinar e influenciar pessoas a respeito do potencial do *analytics* de modo geral.

Quando as equipes de negócio são orientadas a resolver os problemas por meio do *analytics*, com pouco ou nenhum incentivo e promoção à geração de *insights* pelos resultados que são gerados, os processos tendem a ser atualizados de forma automática, ou o ganho incremental nos produtos acontecem de forma pontual, sem a devida internalização das melhorias do *analytics* no saber-fazer das equipes, e conseqüentemente da institucionalização do *analytics*. Com isso, o foco permanece

prioritariamente na resolução de problemas diários, ou seja, a ênfase é colocada no desenvolvimento da capacidade absorptiva *a priori* (*pré-analytics*), sem a possibilidade de a organização conquistar capacidade absorptiva *a posteriori* (*pós-analytics*).

Como a ênfase é a resolução de problemas, as equipes realizam iniciativas de *analytics* cada vez mais ágeis, porém, o grau de amadurecimento da organização tende a ser minimamente alterado, pois a predominância permanece na capacidade absorptiva *a priori*, em que produtos e processos são melhorados e os resultados das iniciativas de *analytics* são cada vez melhores, gerando produtividade em *analytics*, ou seja, as equipes conseguem gerar resultados por meio de soluções analíticas mais frequente e rapidamente. Essa evidência ocorre tanto na abordagem interna quanto na abordagem externa de implementações de *analytics*.

Na perspectiva de abordagem externa, as implementações de *analytics* possuem ênfase no cliente externo, e os resultados são determinados pela satisfação do cliente e em geração de valor para o seu negócio. Porém, parece que a capacidade absorptiva nesse tipo de perspectiva privilegia apenas a produtividade analítica, pois o foco dado pelas equipes é de incrementar produtos já comercializados. As evidências mostram que as soluções de *analytics* são melhoradas pela experiência acumulada, mas as unidades têm poucas chances de absorver o conhecimento pelas questões confidenciais dos dados de seus clientes, ou seja, cada implementação de *analytics* é única, uma vez que os dados são exclusivos de cada cliente.

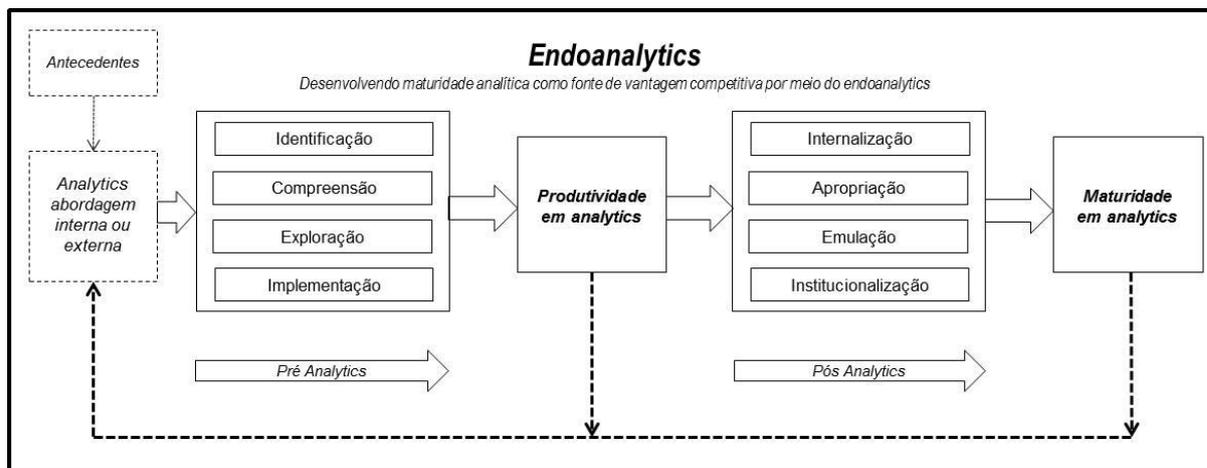
Desta forma, o foco é resolver problemas dos clientes externos como forma de garantir apenas qualidade dos dados e retenção dos clientes pela entrega de uma parte do produto, não necessariamente revelado contratualmente como uma solução de *analytics*. Com isso, infere-se que a existência é de capacidade absorptiva extraorganizacional, com pouca geração de capacidade absorptiva intraorganizacional. O conhecimento das soluções desenvolvidas, implementadas e entregues geralmente não fica retido nas equipes da organização implementadora,

apenas nas equipes técnicas de TI. Muitas vezes, esse conhecimento não é disseminado pelas equipes, principalmente pela falta de conhecimento das equipes de negócio, e poucos indivíduos dessas equipes conhecem as práticas de *analytics* feitas para os clientes externos. Ficou claro no estudo que essa perspectiva traz valores em forma de retenção do cliente externo, porém, os benefícios de disseminar esse conhecimento internamente tendem a ser minimizados. Apesar disso, na perspectiva de abordagem externa, as melhorias acontecem na organização cliente, podendo contribuir para a capacidade absorptiva extraorganizacional.

Por outro lado, ao se pensar em maturidade analítica, parece que a perspectiva de abordagem interna oferece maiores chances de a organização conseguir desenvolvê-la, pois, ao enfatizar essa perspectiva, além de os gestores, colaboradores ou cientistas de dados terem a chance de incentivar e promover a geração de *insights* coletivos, reconhecidos no estudo como propriedades pertencentes à capacidade absorptiva em *analytics*, parece que as equipes têm maiores chances de internalizar melhorias internas, dado aos fatos acontecerem no próprio ambiente organizacional. Quando essa internalização propicia mudanças no *status quo*, disseminação e vivência do *analytics* e concessão de autonomia analítica, configura-se o que se denominou de *sinergia analítica*, que leva ao *endoanalytics*. No estudo, *endoanalytics*, portanto, é explicado pela sinergia analítica que ocorre no ambiente organizacional.

As relações entre as categorias compõem o arcabouço teórico da teoria substantiva, que objetiva explicar o processo de implementação de *analytics* nas organizações públicas brasileiras, sob a ótica das equipes técnicas de TI e de negócio. A Figura 21 ilustra a relação entre as categorias que forma a teoria substantiva: *Desenvolvendo maturidade analítica como fonte de vantagem competitiva por meio do endoanalytics*.

Figura 21 – Modelo conceitual da teoria substantiva emergente



Fonte: preparado pelo autor.

6.6 Validação empírica da teoria substantiva

Esta seção tem por objetivo testar a validade da teoria substantiva proposta, analisando a sua aplicabilidade dentro dos casos escolhidos. Nas pesquisas que adotam a *Grounded Theory*, Strauss e Corbin (2008) argumentam que a validação não pode ser confundida com as validações realizadas em pesquisas quantitativas. Os autores defendem que, embora a teoria tenha surgido dos dados, ela representa uma interpretação abstrata desses dados "brutos". Por isso, é necessário verificar se a interpretação do pesquisador se ajusta aos dados coletados e também se algum aspecto importante não deixou de ser considerado no esquema teórico. Strauss e Corbin (2008, p. 157) sugerem duas formas de validação das pesquisas que utilizam o método por eles apresentados, sendo elas:

- Voltar a comparar o esquema (diagrama de variáveis) com os dados brutos, fazendo uma análise comparativa de alto nível de abstração;
- Apresentar a interpretação realizada aos entrevistados e pedir que eles comentem como ela se ajusta às suas realidades.

A primeira forma de validação (comparar diagrama de variáveis com dados brutos) foi feita a cada ciclo de análise dos dados. Após cada entrevista, durante a análise de dados, o pesquisador buscou avaliar se o modelo conceitual precisava de ajustes ou inclusões de informações, de forma a contemplar as informações remanescentes obtidas na coleta de dados.

A segunda forma de validação, realizada após o atingimento da saturação teórica, foi composta de novas entrevistas com participantes com maior tempo de experiência em *analytics* e que continham papéis matriciais, ou seja, continham conhecimentos tanto da área técnica de TI quanto de áreas de negócio. Seis participantes participaram dessa fase de entrevistas. As questões foram precedidas de leituras, por parte dos entrevistados, do relatório descrito neste capítulo. Após a leitura, pediu-se que cada uma comentasse como a teoria parece se ajustar a seus casos. O que se pretendia revelar era a capacidade de os participantes reconhecerem a si mesmos na explicação que estava sendo feita, assim como revelar eventuais detalhes relevantes. As questões presentes nessas entrevistas foram:

- *Qual a sua visão sobre os resultados apresentados quando comparados com a realidade da(s) implementação(ões) de analytics vividas pelas equipes na qual você participa?*
- *O que você acha que deixou de ser considerado pelo estudo?*

Em relação à primeira questão, os seis participantes destacaram aderência à realidade pesquisada:

“Você apresenta um conjunto representativo do que acontece na empresa. Acho interessante como conseguiu juntar tudo o que falei em nossa conversa e sintetizar nesse conjunto de conceitos bem abrangentes” (Entrevistado T16).

“Os resultados apresentados estão coerentes com nossas ações aqui dentro da casa. O conjunto de caixinhas criadas representam a visão que se tem sobre o processo que faz as equipes aproveitarem o

conhecimento criando analytics. Eu concordo em dizer que o modelo criado reflete o nosso contexto de equipe” (Entrevistado T11).

“Eu percebo que os resultados são bem consistentes com a realidade. Eu gostei da abordagem que você criou, realmente maturidade é o que estamos sempre buscando, até porque nosso trabalho de analytics está cada vez mais importante na empresa, e precisamos de muita ajuda para manter a qualidade. Seu estudo vai nos ajudar, com certeza conversaremos sobre ele” (Entrevistado T3).

“Parabéns por demonstrar a capacidade de compilar as informações. Analytics é um mundo sombrio, mas seu trabalho considerou vários aspectos que qualquer empresa pode aproveitar e criar boas coisas. Eu estou de acordo, principalmente considerando as peculiaridades do analytics” (Entrevistado N12).

“Gostei do trabalho e acho que ele vai conseguir mudar um pouco a mente de alguns aqui na empresa. Tem pessoas que ainda não enxergam o que fazemos e o que entregamos para a empresa. Por mais que falamos, estamos sem força para chamar a atenção da importância dessa chave virar o mais rápido possível” (Entrevistado N4).

“Por mim está legal, o seu trabalho me deu até uma ideia de falar sobre ele em nosso próximo evento que vai rolar em breve, ainda estamos pensando como vai ser, mas não vai demorar muito. Talvez eu lhe convide para falar um pouco do seu trabalho. Precisamos disso! Não podemos parar, e quanto mais divulgarmos melhor” (Entrevistado T19).

Em relação à segunda questão, que verifica se o estudo deixou de identificar algo relevante na pesquisa, os participantes reforçaram a ideia de que o escopo está contemplando os elementos conceituais de forma satisfatória:

“Achei que não faltou nada. O trabalho ficou legal, meus parabéns, a pesquisa considerou bastante coisa que conversamos e que é o nosso foco no dia-a-dia” (Entrevistado T16).

“Quando eu estava lendo, percebi muitas coisas que acontece com a equipe e que facilita bastante nosso dia-a-dia com a área de negócio. Vários conceitos são discutidos por nós a toda hora, porque eles ilustram bem como as empresas devem conduzir analytics” (Entrevistado T11).

“O interessante é que o trabalho foi construído numa pegada bem interessante de teoria do conhecimento. Isso é importante, porque os nerds que tem nessa área só falam em tecnologia. As empresas vão achar muito bacana o seu trabalho, acho que vale a pena mostrar no site da empresa” (Entrevistado T3).

“Está tudo muito bem feito, dando uma sintetizada legal nos processos de analytics. Mostrou até a parte de maturidade de uma forma que eu nunca tinha me atentado para isso” (Entrevistado N12).

“Você abordou as técnicas e a questão da comunicação muito bem, e consolidou isso tudo de uma forma bem transparente e fácil de entender” (Entrevistado N4).

“Acho que o trabalho captou tudo o que é importante destacar em analytics, pois o que manda são as equipes e as tecnologias quando se fala de problemas de negócio. O seu trabalho permite identificar até as deficiências e melhorias que nós temos que ficar atentos. Tudo em analytics requer muito cuidado. Fico feliz em poder ajudar” (Entrevistado T19).

Finalmente, as duas formas de validação da pesquisa propostas por Strauss e Corbin (2008) foram realizadas e demonstraram o atingimento do objetivo da construção de uma teoria substantiva que explica como ocorre a absorção do conhecimento em implementações de *analytics* nas organizações públicas brasileiras, sob a ótica das equipes técnicas de TI e de negócio.

7. DIÁLOGO COM A LITERATURA

7.1 Introdução

Neste capítulo, a teoria substantiva desenvolvida é contrastada com a literatura geral. Realiza-se uma discussão teórica contrastando a explicação do processo de implementação de *analytics* sob a ótica da teoria desenvolvida com outras perspectivas teóricas. O processo de comparação com a literatura é uma importante etapa do método da *Grounded Theory*, pois ajuda a construir a confiabilidade e aumentar o poder explicativo da teoria (BANDEIRA DE MELLO, 2002).

Strauss e Corbin (2008) salientam sobre a importância de confrontar a teoria desenvolvida com a literatura existente como forma de confirmar os resultados, além de demonstrar eventuais convergências e divergências que possam ser úteis para sugerir avanços no conhecimento pelas lacunas ainda não suficientemente exploradas. Para Eisenhard (1989), ao comparar os resultados da pesquisa com a literatura, pode contribuir para a qualidade da teoria, dado o aumento do poder explanatório e a sua validade interna, além da possibilidade de explicar o fenômeno de forma distinta, contribuindo, desta forma, para o avanço do conhecimento.

Nesse sentido, esta seção retoma conceitos e perspectivas teóricas, revisados no capítulo “Revisão da literatura”, além do emprego de outros estudos recentes, e contrasta-os com os principais elementos teóricos identificados e com a teoria substantiva desenvolvida. De forma complementar, também são utilizados nesta discussão artigos internacionais que se mostraram relevantes para o estudo à medida que a análise foi se desenvolvendo.

7.2 Sobre os elementos teóricos identificados e a literatura

Antecedentes da capacidade absorptiva em analytics

Em relação aos fatores que influenciam a capacidade absorptiva, um dos estudos que fornece uma visão geral é o trabalho de Daghfous (2004) que, com base nos trabalhos de Cohen e Levinthal (1989, 1990), categorizou-os em dois grupos: (1) fatores internos, sendo considerado o conhecimento prévio, o nível de educação e experiência dos empregados, a presença de *gatekeepers*, a dimensão organizacional, idade da organização e investimentos em Inovação & Desenvolvimento; e (2) fatores externos, sendo os mais apontados pela literatura o conhecimento externo e a interação com outras organizações. Cohen e Levinthal (1990) assinalam que a base de conhecimento prévio da empresa influencia de forma positiva a sua capacidade absorptiva na medida em que irá determinar o nível de capacidade para realizar três atividades principais: reconhecer o valor do novo conhecimento, assimilá-lo e aplicá-lo para fins comerciais.

De acordo com Cohen e Levinthal (1990), outro elemento interno importante são os chamados "*gatekeepers*", que são profissionais experientes responsáveis pela triagem de informações provenientes do ambiente externo. O principal papel desses profissionais assenta no fato de projetarem o conhecimento relevante do ambiente externo, e transformá-lo de modo que os membros da organização possam compreender, reduzindo assim possíveis barreiras de comunicação ou linguagem (DAGHFOUS, 2004). Entretanto, os autores salientam que a capacidade absorptiva da organização não pode ser somente compreendida como uma função de recursos de *gatekeepers*, mas também do conhecimento dos indivíduos a quem esses irão transmitir a informação.

No estudo, ficou evidente que o conhecimento individual de alguns indivíduos alavancou práticas de *analytics* no ambiente das organizações, os quais podem ser caracterizados como *gatekeepers*, pois, sendo indivíduos detentores de

conhecimento próprio sobre *analytics*, começaram a impulsionar ações internas para aproveitar o potencial da solução. Ficou claro que o conhecimento desses *gatekeepers* fazem a diferença, especialmente quando se refere ao uso de tecnologias inovadoras ainda pouco disseminadas.

Em relação aos fatores externos, o conhecimento externo adquirido através da interação com outros atores organizacionais, sejam esses públicos ou privados, é considerado crucial para a capacidade absorptiva (DAGHFOUS, 2004; ZAHRA; GEORGE, 2002). Uma vez que uma organização não existe sozinha, ela interage com o seu ambiente externo, como seus fornecedores e seus compradores, dentre outros (NONAKA; TAKEUCHI, 1995). A interação com fontes de informação externas pode trazer à empresa significativas contribuições. Para Cohen e Levinthal (1990), a empresa pode acessar e explorar o conhecimento gerado tanto pelos fornecedores e concorrentes, como através dos clientes com certa facilidade, visto esse não requerer um alto nível de competências tecnológicas internas. Do mesmo modo, dentre as possibilidades de interação para a aquisição de informações relevantes também encontram-se as universidades e institutos de pesquisa, apontados por autores como tendo um importante impacto na economia (ROSA; RUFFONI, 2014). Esse tipo de interações ficou evidente no estudo.

Perspectivas de abordagem interna e externa do analytics

Na literatura, diversas tendências globais de negócios e TI ajudaram a moldar as direções de pesquisa que contemplam o tema *analytics* e relacionados. Chen, Chiang e Storey (2012) salientam que os bancos de dados e os sistemas de informações facilitaram muito a criação e a utilização de dados, assim como o desenvolvimento da internet na década de 1970 aumentaram exponencialmente as velocidades de geração e coleta de dados corporativos. Com uma enorme quantidade de dados baseados na *web* e em sistemas internos, novas ciências, descobertas e *insights* podem ser obtidos a partir de dados ricos de relevância para qualquer empresa ou organização (CHEN, CHIANG e STOREY, 2012).

Além de ser orientado por dados, *analytics* pode aproveitar as oportunidades apresentadas pelos dados em muitas áreas de aplicação críticas e de alto impacto. Chen, Chiang e Storey (2012) apresentam e discutem algumas dessas aplicações de *analytics*: *e-commerce* e inteligência de mercado; governo eletrônico e política; ciência e tecnologia; saúde e bem-estar; e segurança pública. Por ser um leque de opções, as organizações possuem a oportunidade de explorá-las de acordo com o seu contexto de atuação, ou seja, casos em que a organização possua dados de seus clientes torna-se oportuna a exploração comercial desses dados. Autores salientam que *analytics* pode desempenhar um papel importante na melhoria do serviço e no aumento do valor do cliente (SHAN et al., 2019). Por outro lado, caso a organização não possua dados de seus clientes, talvez a opção mais sensata, ou única, seja explorar *analytics* internamente.

Convergingo com essas perspectivas, estudos demonstram que o conhecimento em *analytics* pode ser absorvido em diversos campos de atuação, assim como em disciplinas tradicionais de administração de negócios, tais como: marketing, recursos humanos, estratégia de negócios, comportamento organizacional, operações, sistemas de cadeia de suprimentos, sistemas de informação e finanças (HOLSAPPLE, LEE-POST e PAKATH, 2014). Holsapple, Lee-Post e Pakath orientam que *analytics* pode ser aplicado a um tópico dentro de qualquer uma dessas disciplinas e indicam distintos domínios, orientações e técnicas de atuação do *analytics*. Cada um desses campos e disciplinas revela uma gama de oportunidades de absorção de conhecimento pelas equipes internas, que pode resultar em geração de valor.

De forma complementar, Davenport (2006) indica que há valor a ser obtido a partir da análise dos dados que podem ser obtidos por meio de *analytics*, pois ele fornece benefícios que as empresas podem obter através da análise de dados. As empresas que usam *analytics* aproveitam a liderança em seus campos de atuação, evidenciando a possibilidade de elas criarem seus próprios negócios sobre a capacidade de coletar, analisar e agir sobre dados. Claramente, a adoção de uma estratégia de *analytics* aumentará a competitividade de uma empresa e, portanto,

também sua lucratividade (DAVENPORT, 2006). Embora esses estudos raramente utilizam duas abordagens, focando apenas uma delas, Davenport ajuda a demonstrar a amplitude de atuação das organizações em operações que contemplam *analytics*.

Em outro estudo, Davenport et al. (2001) discute que o uso de dados do cliente externo também pode fornecer evidências de uma falta de capacidades analíticas. Embora possam ser usados para apoiar iniciativas de gerenciamento de conhecimento, como resolução de problemas do cliente, eles geralmente são usados apenas para suportar transações de serviços simples. Mesmo quando as empresas conseguem transformar os dados dos clientes em conhecimento, essa transformação geralmente acontece dentro de uma área específica do cliente (por exemplo, vendas ou atendimento ao cliente), em vez de toda a organização (DAVENPORT et al., 2001).

No entanto, a construção teórica desenvolvida sob a égide dessas duas perspectivas, oferece maior variabilidade dos dados, além de maior densidade da teoria. Argumenta-se, neste sentido, o fato de as perspectivas de abordagem interna e externa em *analytics* terem sido reveladas no início do estudo, permite a identificação de características de cada uma dessas perspectivas que explica (ou não) o avanço do conhecimento pelas equipes. Desse modo, a inferência é que os resultados encontrados na implementação de *analytics* nessas perspectivas podem ser influenciados pela limitação de absorção do conhecimento pelos contextos vividos pelas equipes.

Desse modo, a identificação dessas perspectivas traz um maior entendimento de como se manifestam os fatores associados ao processo de implementação analisado sob a ótica das ações/interações vivenciadas pelas equipes, e que influenciam a absorção do conhecimento pelas limitações em suas formas de atuação.

Categoria Identificação do analytics

Em se tratando de ações/interações de *analytics*, as equipes revelam um processo composto por várias etapas, cujo início se dá pelo entendimento dos objetivos da implementação de uma perspectiva de negócios para, em seguida, converter esse conhecimento em uma definição de problema de mineração de dados e em um plano preliminar projetado para identificar lacunas de oportunidades dentro da organização. Essa prática de identificação agrupa uma série de ações e estratégias usadas pelas equipes para lidar com a fase inicial da implementação no ambiente, e representa o esforço da(s) equipe(s) em detectar possíveis objetos de implementação de *analytics*, num universo corporativo extenso de possibilidades, traduzidos na propriedade levantamento das necessidades do cliente, identificada no estudo.

Esse levantamento requer esforços de convencimento, de arte de interpretação, de atitude e ousadia interpessoal, de persuasão e negociação entre as equipes. Em primeiro lugar, as equipes de negócio desejam que seus problemas sejam resolvidos, independente se com a utilização ou não de *analytics*, o que importa é a resolução ágil de seus problemas. Nesse ponto, iniciam-se os esforços para detectar se o problema é mesmo um candidato a ser resolvido por meio do *analytics*. Caso afirmativo, os esforços são migrados para a garantia de recursos necessários para a atuação da equipe técnica de TI, ou das duas equipes caso a implementação seja multidisciplinar.

A literatura é bastante extensa no que diz respeito aos problemas de *analytics*. Algumas empresas criaram seus próprios negócios em sua capacidade de coletar, analisar e agir sobre dados (DAVENPORT, 2006). A existência de tal fundamento fornece uma base para avanços sistemáticos em pesquisa sobre business *analytics*. Holsapple, Lee-Post e Pakath (2014) articulam três dimensões e seis classes de perspectivas de *analytics*, as quais são discutidas a seguir.

Organizações que privilegiam *business analytics* como instrumento de gestão, incluem mecanismos cada vez mais poderosos para adquirir, gerar, assimilar,

selecionar e emitir decisões importantes sobre o conhecimento. Dada a sua herança de apoio à decisão, *business analytics* participa e explora esses mecanismos, pois, a sua importância reflete as situações complexas em que as organizações se encontram: as decisões precisam ser tomadas em face de uma mudança implacável e rápida, de um conhecimento que pode ser vivo e eclético, de algumas variáveis que são pouco conhecidas ou pouco compreendidas e da competição que é feroz e global (HOLSAPPLE, LEE-POST e PAKATH, 2014).

Business analytics tem o objetivo final de extrair valor dos dados no sentido de apoiar a aquisição de conhecimento, a geração de *insights*, a descoberta e a solução de problemas para auxiliar na tomada de decisões (HOLSAPPLE, LEE-POST e PAKATH, 2014). Ele fornece informações e conhecimentos valiosos que podem ser explorados para a tomada de decisões. Portanto, os dados são amplamente considerados como um fator de melhor tomada de decisão e maior lucratividade (WALLER; FAWCETT, 2013). O conhecimento decorrente da análise de dados levará a decisões que aumentem a capacidade de inovação das empresas que contribuem para o aumento do desempenho dos negócios (KOPANAKIS, VASSAKIS e MASTORAKIS, 2016).

Vários autores discutem as fases relacionadas ao *analytics*. No entanto, o processo de desenvolvimento de *insights* a partir de dados consideram dois elementos fundamentais: dados e informação. Mais especificamente, autores distinguem as fases em dois grandes grupos: gestão de dados e análise de dados (KOPANAKIS, VASSAKIS e MASTORAKIS, 2016). No entanto, o processo que envolve *analytics* possui denominações distintas entre os autores, tais como: operações analíticas (Grossman, 2018), por exemplo. Para o autor, as operações analíticas referem-se aos vários processos que resultam nos produtos derivados dos modelos analíticos que são usados para tomar decisões e tomar ações relevantes para o negócio ou empresa. Essas operações analíticas asseguram que os resultados dos modelos analíticos estejam se integrando nos produtos, serviços e operações de uma organização (GROSSMAN, 2018). Essa operação analítica passa, obrigatoriamente, pela identificação do que fazer, como propõe a categoria identificada no estudo.

Outro estudo que aborda semelhanças com a categoria identificada no estudo é a metodologia CRISP-DM, a qual será discutida a seguir. No entanto, a segunda fase dessa metodologia aborda o entendimento dos dados, ou *data understanding*, que consiste desde a captura dos dados até a identificação de problemas relacionados à qualidade. Nesta fase é também onde se formam hipóteses em cima do que se aprendeu com os dados. Nota-se que, além de conter outros elementos, a ordem das fases na metodologia CRISP-DM é distinta do processo identificado no estudo.

Categoria Compreensão do analytics

A capacidade de assimilação é definida como a capacidade de uma organização desenvolver processos e rotinas que permitam a análise, classificação, interpretação e internalização do conhecimento de fora trazido para dentro do contexto organizacional (Flatten et al., 2011; Zahra; George, 2002). Alguns autores exemplificam algumas estruturas de conhecimento que contribuem para a capacidade de assimilação, tais como: estrutura de comunicação que a organização utiliza para disseminar o conhecimento e incorporar em sua base de conhecimento (Camisón; Forés, 2010), assim como a riqueza da estrutura de conhecimento pré-existente, ou seja, o desempenho será maior quando o objeto de aprendizagem está relacionado com algo que já é conhecido (Cohen; Levinthal, 1990).

Para essa categoria, novamente há necessidade de esforço entre as equipes, agora para compreender os problemas que foram detectados na ação anterior. Muitas vezes, problemas são detectados superficialmente, sem detalhamento e profundidade de suas características. Portanto, essa segunda categoria, representa o esforço de compreensão dos problemas previamente identificados pelas equipes.

As maiores barreiras enfrentadas pelas organizações na extração de valor a partir de dados são organizacionais; muitas lutam para incorporar *insights* orientados a dados nos processos de negócios do dia-a-dia. Com isso, a maioria das empresas está capturando apenas uma fração do valor potencial dos dados e da análise (HENKE et

al., 2016). Nesse sentido, entender claramente os problemas é uma importante revelação do estudo, pois contribui para a capacidade absorptiva intraorganizacional na medida em que as equipes interagem entre si. Essa interação pode resultar em implementações ambiciosas, dado a magnitude do problema e importância dos seus impactos no âmbito organizacional.

Esse elemento converge com a primeira fase da metodologia CRISP-DM. A metodologia CRISP-DM ou *Cross-Industry Standard Process of Data Mining* (*Processo Padrão Inter-Indústrias para Mineração de Dados*) foi criada durante a década de 90 e sua origem se deve principalmente à necessidade da elaboração de modelos com foco na qualidade através da padronização de conceitos e técnicas, busca de informações e tomada de decisões. A metodologia é descrita em termos de um modelo de processo hierárquico, e apresenta uma visão geral do ciclo de vida de um projeto de *data mining*, contendo as fases e as tarefas relacionadas ao projeto, porém sem um alto nível de identificação dos relacionamentos entre as tarefas.

Segundo Chapman (2000), a metodologia CRISP-DM é composta por 6 fases, organizadas de maneira cíclica, cujo fluxo é não unidirecional, possibilitando ir e voltar entre as suas fases e tarefas. As fases da metodologia CRISP-DM são:

- a) *Business Understanding* (Entendimento do Negócio)
- b) *Data Understanding* (Entendimento dos Dados)
- c) *Data Preparation* (Preparação dos Dados)
- d) *Modeling* (Modelagem)
- e) *Evaluation* (Avaliação)
- f) *Deployment* (Implementação do Modelo).

Neste sentido, a fase inicial da metodologia concentra-se no entendimento dos objetivos e requisitos do projeto de uma perspectiva de negócio, convertendo esse conhecimento em uma definição de problema de mineração de dados e um plano preliminar projetado para atingir os objetivos. Nota-se que a metodologia CRISP-DM

não contempla a fase de identificação do problema, como o presente estudo se propõe.

Categoria Exploração do analytics

A capacidade de transformação é definida como a capacidade de uma organização aprimorar rotinas que facilitam a combinação do conhecimento existente na organização com o conhecimento adquirido e assimilado para uso futuro (Flatten et al., 2011; Zahra; George, 2002). Essa capacidade envolve a adição ou exclusão de conhecimento, bem como uma nova interpretação e, desta forma, a combinação do novo conhecimento com o conhecimento antigo de uma maneira diferente (FERREIRA, 2017).

Ao considerar o ecossistema do processo do *analytics* apresentado por Gandomi e Haider (2014), percebe-se que o presente estudo incrementa elementos consideráveis, pois, os autores apresentam o processo dividido em cinco fases, no qual *analytics* está representado num subprocesso denominado *analytics* com apenas dois itens: *modelar e analisar* e *interpretar*. No entanto, esse estudo propõe outros elementos que podem compor esse subprocesso, ao ter definido as categorias e subcategorias já mencionadas.

Em se tratando da metodologia CRISP-DM, a fase que demonstra convergência com a capacidade exploração identificada no estudo é denominada modelagem, ou *modeling*, que consiste em aplicar técnicas de modelagem diferenciadas de acordo com o problema a ser resolvido. Porém, ao seguir a metodologia CRISP-DM, esta etapa pode ser executada várias vezes, inclusive permite voltar a etapas anteriores para ajustar os dados de acordo com os requisitos da técnica a ser utilizada. No estudo, a exploração do *analytics* compreende as subcategorias de modelagem e exploração de dados, que consistem em criar modelos, identificar padrões, criar inter-relações entre variáveis, criar e validar hipóteses. Todos esses elementos valorizam a tomada de decisão baseada em evidências para gerar valor ao negócio.

Ao envolver a introdução de “*evidências*” como um elemento de business *analytics* (Pfeffer; Sutton, 2006), a ideia é avançar na chamada “gestão baseada em evidências”. Os autores adotaram uma cultura ou filosofia na qual uma mudança proposta é feita a partir de: evidência sobre sua necessidade e eficácia; descrição clara da lógica; e explicação das fontes por trás das evidências; isso permite que ele seja examinado quanto à relevância, raciocínio incorreto e falta de confiabilidade. Além disso, os autores defendem a experimentação e encorajamento para a aprendizagem contínua como aspectos importantes de uma cultura baseada em evidências.

O processo de implementação de *analytics* possui dados e requisitos comerciais como insumos e produz um modelo analítico como saída. Esse conjunto de processos adota um modelo analítico desenvolvido e o integra aos produtos, serviços e operações de uma organização, de modo a fornecer valor comercial desejado (GROSSMAN, 2018). Para fornecer o valor desejado, é importante desenvolver uma estratégia analítica e usar a estratégia analítica para selecionar oportunidades analíticas apropriadas. Quase todas as organizações têm mais oportunidades analíticas do que os recursos exigidos pelas oportunidades, e o primeiro conjunto de processos envolve a seleção de quais oportunidades analíticas seguir com base nos requisitos e oportunidades de curto e longo prazos da organização (GROSSMAN, 2018).

Categoria Implementação do analytics

A capacidade de aplicação do conhecimento representa a capacidade de uma organização incorporar os conhecimentos adquiridos, assimilados e transformados em suas operações e rotinas para aplicação e uso (Flatten et al., 2011; Zahra; George, 2002). Essa aplicação e uso são explicados pela criação/aperfeiçoamento de produtos, processos, estruturas e competências da organização (Flatten et al., 2011; Zahra; George, 2002). Em contexto de *analytics*, pode-se dizer que essa capacidade de aplicação do conhecimento representa a capacidade de uma organização incorporar os conhecimentos sobre *analytics* adquiridos, assimilados e

transformados em suas operações e rotinas para tomada de decisão. No estudo, foi identificada a categoria denominada *implementação*, cujos elementos conceituais estão apresentados a seguir.

A metodologia CRISP-DM define a fase de avaliação (Evaluation) responsável por realizar testes com o modelo gerado para validar se atendem às necessidades do negócio. Nessa altura, ainda é possível avaliar se algum objetivo de negócio não tenha sido contemplado com a modelagem proposta. Para o estudo, a categoria *implementação* engloba três subcategorias (gerar os *insights*, comunicar os *insights* e implementar *analytics*) capazes de realizar os entendimentos oriundos do *analytics* pelas equipes, além de efetivar a visualização de dados contendo os insights definidos pelas equipes técnicas de TI e de negócio.

Convergindo com a subcategoria implementar *analytics* identificada no estudo, a metodologia CRISP-DM utiliza a fase denominada aplicação (Deployment), quando permite que a organização faz uso de toda a análise desenvolvida. Essa fase contempla a apresentação dos resultados da modelagem para a tomada de decisão dentro empresa.

Categoria Internalização do analytics

Esse elemento é considerado uma das maiores contribuições do estudo, pois, a capacidade absorptiva pode ser amplamente aplicada caso a organização consiga fazer com que as equipes transformem os *insights* gerados em ações internas, na medida em que são observadas as possibilidades de melhorias de processos e produtos.

O ecossistema do processo do *analytics* apresentado por Gandomi e Haider (2014) não distingue as perspectivas do analytics como esse estudo propõe. Os autores apenas apresentam o subprocesso denominado *analytics* com os itens *modelar e analisar* e *interpretar*. Sendo assim, acredita-se que o presente estudo contribua no sentido de propor outros elementos que podem incrementar o subprocesso

apresentado por Gandomi e Haider, propiciando o avanço esperado ao contruir teorias.

A própria metodologia CRISP-DM finaliza o processo na fase de implementação do *analytics*. Ela não contempla outros elementos subsequentes, que podem aparecer no âmbito organizacional e refletir ações derivadas dos resultados do *analytics*. Com isso, o estudo avança nesse sentido, ao propor elementos de internalização, apropriação e institucionalização, os quais servem para reconhecer a importância de ações a serem providenciadas pelas equipes, baseadas nos resultados do *analytics*, que podem alterar o *status quo* e trazer benefícios para a organização. Caso esses elementos não sejam explorados após a implementação de *analytics*, a organização pode deixar de ter a capacidade em *analytics* totalmente absorviva, dado a não criação das alterações nos processos e produtos da organização.

Além da metodologia CRISP-DM, recorre-se a outra metodologia denominada *Microsoft Team Data Science Process* (TDSP), ou Processo de Ciência de Dados de Equipe, para encontrar elementos de convergência com os resultados apresentados no estudo. A metodologia TDSP é uma metodologia de Ciência de Dados ágil e iterativa para fornecer soluções de análise preditiva e aplicativos inteligentes de maneira eficiente. Ela ajuda a melhorar a colaboração e o aprendizado da equipe de Data Science e contém uma destilação das melhores práticas e estruturas da Microsoft e de outras empresas do setor que facilitam a implementação bem-sucedida de iniciativas de Ciência de Dados. O objetivo é ajudar as empresas a perceber plenamente os benefícios de seu programa de análise.

A metodologia TDSP fornece um ciclo de vida para estruturar o desenvolvimento de projetos de Ciência de Dados, e descreve as fases que os projetos geralmente seguem quando são executados. Embora as metodologias CRISP-DM e TDSP possuem características distintas. Porém, em alto nível, essas diferentes metodologias têm muito em comum. O ciclo de vida da metodologia TDSP descreve as principais fases que os projetos de Data Science normalmente executam, sendo elas:

Compreensão do problema de negócio: consiste em definir objetivos e identificar fontes de dados. A definição de objetivos é uma série de processos voltados ao negócio para identificar as principais variáveis de negócios que precisam ser previstas e definir questões não ambíguas; *aquisição e compreensão de dados*: consiste em produzir um conjunto de dados limpo e de alta qualidade, além de desenvolver uma arquitetura de solução através da ingestão, exploração e configuração de um *pipeline* de dados; *modelagem*: consiste em identificar recursos ideais de dados e criar um modelo de aprendizado de máquina que seja preciso e adequado para a produção; *deployment (implantação)*: consistem em implantar modelos em um ambiente de produção para a aceitação final do usuário”; e *aceitação do cliente*: consiste em verificar se as necessidades das partes interessadas estão satisfeitas. As duas tarefas principais incluem a validação do sistema e a transferência do projeto.

Para contribuir ainda mais, pode-se destacar algumas convergências e divergências utilizando-se de outro processo de extração de conhecimento conhecido como *knowledge discovery in databases*, ou simplesmente KDD, é um processo de extração de informações de base de dados e auxilia a validação de conhecimento extraído. A extração de conhecimento refere-se às etapas que produzem conhecimentos a partir de dados relacionados, e sua principal característica é a extração não-trivial de informações implicitamente contidas em uma base de dados. Essas informações são de difícil detecção por métodos tradicionais de análise e devem ser potencialmente úteis para tomada de decisão. Enquanto os métodos tradicionais são capazes de tratar apenas as informações explícitas, a extração de conhecimento é capaz de detectar informações implícitas armazenadas nos bancos de dados. O KDD aborda as seguintes fases: seleção, pré-processamento, transformação, mineração de dados e interpretação/validação.

Nota-se que, enquanto a metodologia CRISP-DM inclui a implementação como a última fase de um projeto de *data science*, a metodologia TDSP finaliza o processo quando o cliente verifica o projeto de data Science atende as suas necessidades, o

processo KDD possui como produto esperado da extração de conhecimento uma informação relevante para ser utilizada pelos tomadores de decisão (FAYYAD et al., 1996). Com isso, nenhuma delas aborda as questões posteriores às implementações, principalmente da maneira em que o estudo aborda. Demonstrar convergências e divergências com essas três metodologias é importante, pois elas são práticas criadas por principais *players* do mercado de ciências de dados ou *analytics*, e servem de modelo de processo de mineração de dados que descreve abordagens comumente usadas por especialistas em mineração de dados para atacar problemas de empresas em nível mundial.

Davenport et al. (2001) apresenta um estudo que converge com a categoria internalização identificada. No estudo, o autor apresenta um modelo com elementos necessários para as empresas transformarem dados em conhecimento e depois em resultados de negócios. O modelo consiste em três elementos principais: contexto, transformação e resultados. Juntos, esses elementos produzem valor para uma organização. O contexto inclui os fatores estratégicos, relacionados a habilidades, organizacionais e culturais e de tecnologia e dados que devem estar presentes para um esforço analítico para obter sucesso. O elemento de transformação é onde os dados são realmente analisados e usados para dar suporte a uma decisão de negócios. Finalmente, os resultados são os eventos que mudam como resultado da análise e tomada de decisões. Eles incluem mudanças nos comportamentos, processos e programas e condições financeiras (DAVENPORT et al., 2001).

Categoria Apropriação do analytics

No estudo, as evidências demonstram que a vivência em casos práticos das equipes com *analytics* pode potencializar a *expertise* nas equipes. Essa vivência pode garantir que as equipes de negócio sejam sensibilizadas para a possibilidade real de transformar ideias promissoras em uma solução viável de *analytics* que atenda a um problema específico.

Grossman (2018) enfatiza em seu estudo que o processo de *analytics* é dividido em cinco áreas funcionais: modelagem, operações, infraestrutura, estratégia, governança e segurança. Percebe-se que algumas áreas funcionais denominadas pelos autores se confundem com as categorias identificadas no presente estudo, sobretudo em relação à modelagem e governança. No entanto, quando Grossman cita operações, ele está englobando uma série de processos ou atividades que estão identificadas no estudo de forma separada, pois esses processos ou atividades são importantes para a consecução dos objetivos de um processo de *analytics*. Sendo assim, entende-se que o estudo incrementa a pesquisa de Grossman, ao detalhar processos e atividades relevantes que fazem parte da operação do *analytics*.

Ressalta-se que a vivência analítica não é sobre os dados ou *analytics* em si, mas sim como esses *insights* são usados para direcionar os negócios para onde precisam e permitir que os gestores tomem decisões inteligentes. Desta forma, faz-se necessário dedicar tempo e dinheiro ao longo de vários anos para melhoria contínua e aprimoramento de recursos analíticos para resultados perspicazes e confiáveis.

Categoria Emulação do analytics

Um elemento importante identificado no estudo é a necessidade de governança analítica. Embora haja vasta literatura sobre governança de TI, não há uma definição comumente aceita de governança analítica (GROSSMAN, 2018). Uma definição comumente utilizada de governança de TI é garantir que os investimentos em TI gerem valor de negócios e mitigar os riscos associados à TI (BROWN; GRANT, 2005). Em se tratando de governança em *analytics*, autores salientam que ela deve assegurar que boas decisões de longo prazo sobre *analytics* sejam alcançadas e que investimentos em *analytics* gerem valor de negócios; operar de forma que os dados e produtos analíticos sejam protegidos e gerenciados de maneira segura e em conformidade capaz de garantir a prestação de contas e transparência; e fornecer uma estrutura organizacional para garantir que os recursos analíticos necessários estejam disponíveis; que os dados estão disponíveis para aqueles que

constroem modelos analíticos; que modelos analíticos podem ser implantados; que o impacto dos modelos analíticos seja quantificado e rastreado (BROWN; GRANT, 2005).

Uma empresa analiticamente madura investe tempo no gerenciamento de dados para garantir a integridade e a qualidade dos dados, mas também precisa haver governança sobre como os dados são usados, disseminados e compartilhados em toda a organização (GROSSMAN, 2018). É importante determinar onde os aplicativos analíticos devem ser armazenados e fornecer aos interessados o treinamento e o plano de fundo para aprender sobre análise e realizar análises em um ambiente compartilhado e espaço que é monitorado e controlado.

Categoria Institucionalização do analytics

Embora recentes estudos considerem que as empresas estão atualmente ansiosas para criar suas iniciativas e estratégias de *analytics* porque não querem enfrentar as consequências potencialmente negativas de não fazê-lo, autores também sugerem que as implicações estratégicas deste tipo de implementação ainda não são bem compreendidas e, sobretudo, chamam a atenção para a falta de estudos que demonstram como o *analytics* pode levar a uma vantagem competitiva e valor estratégico de negócios, enfatizando-o como um recurso valioso, raro e inimitável (GROVER et al., 2018).

Em ambientes complexos do setor público ou privado, aqueles que tomam decisões não estão lidando apenas com grandes volumes de dados, mas também com questões mais complexas. A capacidade de usar *analytics* na análise de conjuntos de dados permite melhores e mais informadas tomadas de decisões (ITTMANN, 2015). Alguns estudos enfatizam a importância da estratégia analítica, definindo-a como as decisões de longo prazo que uma organização toma sobre como ela usa seus dados para executar ações que satisfaçam sua visão e missão organizacionais; especificamente, a seleção de oportunidades analíticas por uma organização e a

integração de suas operações analíticas, infraestrutura analítica e modelos analíticos para alcançar sua missão e visão (GROSSMAN, 2018).

Nesse sentido, o sucesso das estratégias de *analytics* requer mais do que apenas o ativo de dados, as técnicas de coleta e gerenciamento, além do conhecimento e experiência de implementação de métodos e ferramentas de *analytics*. Na verdade, requer uma compreensão do processo de mediação e mecanismos para que o *analytics* possa servir como um recurso para aproveitar o valor estratégico dos negócios e manter as empresas competitivas (GROVER et al., 2018). A questão-chave do valor dos dados se baseia no fato de o *analytics* poder fornecer *insights* novos e valiosos para explorar novas oportunidades de negócios ou defender as ameaças da concorrência. Se a resposta for sim, o que muitas vezes é difícil determinar a priori, então o *analytics* pode se tornar um recurso valioso para os negócios (GROVER et al., 2018).

O *analytics* pode ser considerado raro, quando poucos concorrentes podem adquirir ou possuir a mesma capacidade, pois, outras empresas podem encontrar dificuldades de obter os dados relacionados ao negócio e que são gerados interna e externamente, por meio das interações com os *stakeholders*. A integração desses dados gerados internamente com dados obtidos externamente pode tornar o *analytics* um recurso raro. Por outro lado, a capacidade de análise, o conhecimento analítico, o talento humano e a experiência com ferramentas avançadas de *analytics* podem ser raros e exclusivos para um contexto de negócios (GROVER et al., 2018).

Ao associá-lo à dimensão inimitável da teoria baseada em recursos, os autores indicam que os concorrentes que não o possuem não podem imitá-lo, comprá-lo ou substituí-lo a um preço razoável, pelo simples fato de o *analytics* requerer para ser desenvolvido. Porém, ao desenvolver seus próprios algoritmos e métodos analíticos, torna a capacidade de análise proprietária e inimitável. Além disso, o desenvolvimento e a implementação da capacidade do *analytics* estão sujeitos à maturidade de TI de uma empresa, à cultura de tomada de decisões e à liderança de TI, tornando-o caro para ser imitado (GROVER et al., 2018).

Os autores também salientam que o *analytics* pode ser incorporado organizacionalmente, ao enfatizar que o sucesso do *analytics* depende de sua inclusão na estratégia de negócios de longo prazo de uma empresa e dos mecanismos em vigor para facilitar o alinhamento dos negócios com essa estratégia. Esse alinhamento envolve processos, políticas, procedimentos, estrutura organizacional, governança e cultura corporativa para alavancar dados para a competitividade (GROVER et al., 2018).

Para os autores, sem *analytics*, uma empresa pode sofrer desvantagem competitiva. A combinação do *analytics* com outros recursos e capacidades organizacionais fornece uma nova maneira de sustentar a vantagem competitiva. As empresas podem tirar proveito do que é aprendido através da implementação do *analytics* ao gerar decisões aprimoradas, produtos inovadores ou processos automatizados, além de as empresas aprimorarem suas capacidades de gerar valor comercial estratégico através do desenvolvimento e implementação do *analytics* (GROVER et al., 2018).

Os *insights* gerados a partir dele podem ser usados para criar valor comercial em muitas áreas, como melhoria de processos de negócios, inovação de produtos e serviços, experiência do cliente e aprimoramento do mercado, melhoria do desempenho da organização e criação de valor simbólico, como imagem e reputação de negócios (GROVER et al., 2018). Esses *insights* também podem ser usados para melhorar a eficiência, produtividade, acessibilidade e disponibilidade, e até mesmo para transformar os fluxos de informações dos processos de negócios podem ser aproveitados para criar vantagem competitiva e reduzir a concorrência (CLEMONS et al., 2017).

Alguns autores associam a capacidade absorptiva como um recurso facilitador para o *analytics* (Rodriguez; Cunha, 2018; Wamba et al., 2016; Wang et al., 2015), dado a capacidade dele fornecer informações críticas em tempo real e, assim, oferecer o destaque para a aquisição, assimilação, transformação e aplicação dessas informações e conhecimento para fins comerciais (Rodriguez; Cunha, 2018). Para

alguns autores, a capacidade absorptiva é um pré-requisito para que implementações de *analytics* sejam bem sucedidas (por exemplo: Kabir e Carayannis, 2013). Para Grover et al., (2018) a lógica teórica subjacente à criação de valor do *analytics*. Para os autores, a lógica da capacidade absorptiva indica que o valor do *analytics* ocorre quando há uma efetiva integração de dados para criar inovação. O valor é baseado na capacidade de identificar conhecimento externo valioso, assimilá-lo ou transformá-lo na base de conhecimento da empresa e aplica-lo por meio de ações inovadoras e competitivas.

Os desafios de naturezas distintas no contexto de *analytics* não devem ser considerados apenas como entraves, mas também como oportunidades para as organizações reposicionarem seus modelos de negócio priorizando iniciativas analíticas como forma de acumular experiência para conquistar maturidade analítica. A maturidade analítica se torna particularmente importante por várias razões. Primeiro, à medida que o volume, a velocidade e a variedade dos dados aumentam, a importância da infraestrutura analítica apropriada aumenta. Em segundo lugar, à medida que o número de modelos analíticos crescem, torna-se importante ter uma infraestrutura analítica que possa criar, gerenciar e implantar esses modelos. Em terceiro lugar, se o *analytics* tiver valor para a organização, é porque os modelos construídos a partir dele podem ser implantados em produtos, serviços e operações para aumentar as receitas, reduzir custos, reduzir riscos e otimizar operações. Portanto, quanto maior a maturidade analítica de uma organização, mais provável é que isso ocorra (GROSSMAN, 2018). Quanto maior a maturidade analítica de uma organização, maior a probabilidade de uma organização enfrentar esses desafios (GROSSMAN, 2018).

Uma organização possui maturidade analítica quando os tomadores de decisão procuram novas oportunidades de usar o *analytics* da forma mais avançada para dar suporte às decisões de negócios (SAS, 2014). Maturidade analítica geralmente está associada à quando a organização reconhece a relevância do *analytics* e pode ganhar vantagem competitiva caso aproveite os dados que possui (Davenport et al., 2001; Kiron, Prentice e Ferguson, 2012; Kiron; Shockley, 2011; Lavelle et al., 2011;

Waber, 2013). O conjunto de resultados disponibilizadas pelo *analytics* é uma ajuda fundamental para a elaboração de diagnósticos, antecipação de tendências e formação de prognósticos, apoiando a ação preventiva sobre os fatores críticos de sucesso (EVANS, 2016).

A mudança de paradigmas para o atingimento do sucesso com os dados passa a ser fundamental. Uma organização com maturidade analítica poderá se beneficiar com os dados para resolver problemas internos e de seus clientes. O desafio está em mover a organização de um modelo tradicional de gestão de dados para um modelo voltado ao *analytics*. A reconstrução do ambiente associado à conquista de maturidade analítica é fundamental para que as empresas possam efetivamente extrair o máximo de informações relevantes e decifrá-las com velocidade para transformar dados em *insights* para novos negócios (TSAI, 2001).

Na pesquisa, como maturidade analítica está intrinsicamente relacionada à implementação variada de *analytics* avançados, ressalta-se a oportunidade de discutir *analytics as a service*. Considerado a próxima etapa de evolução que pode representar um driver adequado para organizações e empresas sem competência interna suficiente, *analytics as a service* consiste em um conjunto de ferramentas e metodologias automáticas que permite aos clientes que não possuem conhecimento em *analytics* gerenciá-lo e implementá-lo (ARDAGNA, CERAVOLO e DAMIANI, 2016).

O *analytics as a service* pode ser visto como uma função que toma como metas e preferências do *big data* dos usuários de entrada e retorna como saída um pipeline de *big data* pronto para ser executado. Desta forma, usuários com diferentes habilidades e conhecimentos podem se beneficiar usando um paradigma de *analytics as a service*. Os usuários que não possuem conhecimento adequado dos cientistas de dados (por exemplo: modelagem, análise, resolução de problemas) podem usar uma solução de *analytics as a service* para preparar uma análise real, usar dados para descobrir padrões e informações ocultas e resolver problemas de negócios (ARDAGNA, CERAVOLO e DAMIANI, 2016).

Por fim, outros estudos identificam várias razões para usar *analytics voltado ao negócio*, tais como: obter vantagem competitiva, apoiar os objetivos estratégicos e táticos de uma organização, melhorar o desempenho organizacional, melhorar os resultados de decisão, melhorar os processos decisórios, produzir conhecimento e obter valor dos dados (HOLSAPPLE, LEE-POST e PAKATH, 2014). As equipes passam a estar então, munidas de melhores evidências e das melhores ferramentas quantitativas que baseiam *analytics*. Como resultado, elas estão prontas para tomar as melhores decisões (DAVENPORT, 2006).

O confronto dos resultados da pesquisa com a literatura reforça credibilidade e validade interna à teoria substantiva desenvolvida, dado grande parte dos resultados desta tese estar consistente com a literatura existente (EISENHARD, 1989). Ressalta-se, portanto, que a teoria desenvolvida nesta pesquisa apresenta as categorias de forma integrada, evidenciando a trajetória da absorção do conhecimento pelas equipes no ambiente organizacional. De forma contrária, a literatura trata de conceitos semelhantes e de forma individualizada.

Espera-se que este capítulo tenha revelado pontos convergentes e divergentes entre a literatura e a teoria desenvolvida para explicar o fenômeno da absorção do conhecimento para o desenvolvimento de maturidade analítica nas organizações. O próximo capítulo sintetiza todos os resultados e implicações e fornece contribuições e recomendações para trabalhos futuros.

8. CONCLUSÕES E CONSIDERAÇÕES FINAIS

Retomando o percurso realizado para o desenvolvimento do presente estudo, o objetivo final foi construir uma teoria substantiva por meio da investigação de como ocorre a absorção do conhecimento em implementações de *analytics* nas organizações públicas brasileiras, a partir da percepção das equipes técnicas de TI e de negócio. Na trajetória, buscou-se entender as complexidades dos fatores envolvidos com o fenômeno e propor um modelo conceitual para explicar as inter-relações das categorias identificadas a partir do significado que as equipes atribuem às suas experiências. Pretendeu-se, com base no suporte teórico da *capacidade absorptiva*, investigar a percepção dos envolvidos e, a partir dos resultados das análises, revelar elementos teóricos que servissem de base para a construção de uma teoria substantiva do processo.

8.1 Estratégias metodológicas

A *Grounded Theory* (Charmaz, 2006; Corbin; Strauss, 1990; Goulding, 1999, 2002; Strauss; Corbin, 1998, 2008) foi a escolha metodológica para esse intento, cuja busca pelas ações/interações e estratégias efetivadas pelas equipes nos modos de conceber o fenômeno propiciou a descoberta de oito concepções relativas ao fenômeno de absorção do conhecimento em *analytics*, a saber: Identificação, Compreensão, Exploração, Implementação, Internalização, Apropriação, Emulação e Institucionalização. Essas categorias são o resultado das 20 entrevistas em profundidade conduzidas com profissionais das equipes técnicas de TI e de negócio, em 06 organizações públicas brasileiras pertencentes a 05 setores da indústria, com respondentes gestoras(res) ou colaboradoras(res), com experiências de trabalho variando entre 05 a 35 anos, e formação acadêmica em especialidades diversas. Assim, as práticas organizacionais foram abordadas pela perspectiva das equipes diretamente envolvidas com o fenômeno.

A *grounded theory* permitiu revelar as ações/interações sociais e estratégias seguidas acerca da absorção do conhecimento em *analytics* diante da efetivação dos procedimentos metodológicos e da sensibilidade do pesquisador, por meio da produção das narrativas das vivências acessadas pelos entrevistados.

Outro aspecto relevante da pesquisa recai sobre a escolha estratégica pela metodologia *Grounded Theory* com ênfase na corrente Straussiana como instrumento de pesquisa. A não trivialidade do estudo pôde ser integralmente suprida de forma legítima a partir da subjetividade das equipes, cuja participação se deu através da circularidade entre as fases de produção e análise dos dados. A partir desse atributo do método, a forma em que novas produções de dados foram sendo realizadas mediante os resultados das análises prévias não caracteriza essa investigação como trivial. Pelo contrário, na medida em que as equipes envolvidas nas implementações de *analytics* forneceram suas observações em relação às situações e eventos por elas julgados, categorias conceituais da teoria substantiva foram desenvolvidas e aprimoradas juntamente as novas interações entre pesquisador e pesquisados. Portanto, essa estrutura de produção e análise corrobora com o método que, em tese, propõe modelos com grande poder explanatório, não por ganhos em generalização por vias estatísticas, mas por serem capazes de capturar maior variabilidade dos dados, permitindo ao pesquisador maior abrangência da teoria substantiva proposta em relação ao fenômeno investigado.

Além disso, a interação entre pesquisador e realidade dos pesquisados foi fundamental para a consecução da pesquisa que trata de um processo de múltiplas participações – equipes técnicas de TI e equipes de negócio – fazendo com que o pesquisador não tivesse um papel inerte na pesquisa, mas, a constante interação com os dados garantiu que a *Grounded Theory* fosse compreendida como uma metodologia coerente que contribuiu com a possibilidade de compreender as experiências dos indivíduos por meio de um método flexível e aberto às descobertas, que resultou no consenso de interpretações a partir dos dados fornecidos pelos envolvidos nas implementações de *analytics*.

Como uma das características do método, o ganho pode ter sido facilitado pela conveniência de o pesquisador ter planejado potencializar a sua sensibilidade teórica quanto ao objeto investigado na pesquisa, seja aprimorando seu conhecimento sobre *analytics* através de cursos especializados de alta qualidade ao participar de eventos técnicos e científicos no Brasil e no exterior, seja permanecendo em pesquisa de campo durante o estágio científico avançado, mesmo com a limitação que o ambiente e as condições se apresentavam. Mesmo assim, realizar uma pesquisa prévia na Europa propiciou ao pesquisador a constatação de que organizações em ambos os países possuem práticas de *analytics* que variam entre restritas ou abrangentes, porém, foi possível perceber que o maior desafio está em encontrar ou reter profissionais que somam o domínio técnico e de negócio, nos dois países. Ficou claro que isso é o que as organizações efetivamente precisam e procuram. Entretanto, talvez pelo fato de a Lei de Proteção de Dados ter vigorado antes na Europa, ficou evidente que o número de Universidades que possuem cursos de pós-graduação que tratam de temas relacionados ao *big data analytics* é superior ao do Brasil, o que, conseqüentemente, pressupõe-se que a tendência é de gerar maiores níveis de qualificação no assunto para os profissionais e melhores ganhos para as organizações em curto e médio prazo. Por outro lado, parece que as organizações públicas brasileiras estão mais bem preparadas para lidar com os desafios relacionados à implementação de *analytics* quando comparadas às organizações públicas portuguesas, isso porque durante a etapa de produção de dados, não foi possível encontrar organizações públicas naquele país que lidavam com o objeto que se propunha investigar. Assim, de forma estratégica, optou-se por migrar o sujeito do estudo unicamente para empresas privadas, conseguindo, com relativa dificuldade, evidências em empresas de variados tamanhos e setores, inclusive em consultorias exclusivas de *analytics*. Enfim, neste momento, o que se pretende destacar é a importância de o pesquisador ter seguido os procedimentos enumerados por autores consagrados no método escolhido, Strauss e Corbin no caso desse estudo, desde o prévio preparo de sensibilidade teórica.

8.2 Principais resultados

Elaborou-se um modelo de pesquisa que integra capacidade de absorção e *analytics* e demonstra como o construto ocorre no contexto de implementações de *analytics*. Os resultados apresentam os elementos teóricos presentes em diferentes padrões de apropriação de conhecimento em *analytics*, resultantes da apropriação de específicas estruturas internas e externas de conhecimento, assim como a navegação sistêmica em categorias e subcategorias identificadas no estudo.

Nesta tese, a capacidade absorptiva não é vista como um ativo (Roberts et al., 2012), mas como uma capacidade (LANE; LUBATKIN, 1998; SZULANSKI, 1996). Ela é considerada uma capacidade porque as organizações utilizam-se de seus processos internos como instrumentos para balizar a absorção do conhecimento e potencializar competências acerca do *analytics*. A lógica dominante é a geração de valor no percurso percorrido pelas equipes no desafio de transformar problemas organizacionais em oportunidades de negócio, desde a descoberta de *inputs* relevantes e assertivos até o envio de *outputs* para sistemas e canais de alto impacto na experiência das equipes de negócio ou do cliente externo, incluindo processos centrados com automações e monitoramento, políticas que privilegiem inovações disruptivas, efetivas experimentações por meio de métodos ágeis para superar expectativas internas e dos clientes e uso de plataformas tecnológicas líderes de mercado.

No estudo, os resultados demonstram que as organizações devem criar mecanismos que sejam capazes de revelar, reter, reconhecer e aproveitar o conhecimento de talentos internos que se manifestam individualmente, muitas vezes pouco estimulados e aproveitados, mas que são potenciais oportunidades tanto para captarem o conhecimento relevante sobre *analytics* do ambiente externo e transformarem o modo como os problemas organizacionais são resolvidos, quanto para disseminar boas práticas de *analytics* para os demais membros internos, desde que esses indivíduos com conhecimento diferenciado sobre *analytics* sejam

acessados de forma efetiva pela organização. Assim, esse conhecimento individual pode funcionar como antecedentes de capacidade absorptiva intraorganizacional. No entanto, parece que indivíduos com esse conhecimento agem de forma isolada, muitas vezes, sem o apoio do próprio gestor. Mesmo assim, as iniciativas *bottom-up* emergem em algumas unidades, podendo evoluir conforme a aderência e trajetória da capacidade absorptiva intraorganizacional.

Essas iniciativas podem acionar interações entre equipes vinculadas às implementações de *analytics*, que podem ser propulsoras de ativação de capacidade absorptiva intraorganizacional, dado as ações/condições que permitem a identificação e compreensão de potenciais problemas de negócio a serem resolvidos por meio de *analytics*, bem como a captura, entendimento e exploração dos dados capazes de proporcionar *insights* de negócio a partir da construção de modelos de ciência de dados que possibilitem a identificação de padrões e forneçam hipóteses que ajudem a tomada de decisão por parte dos gestores. Portanto, esses resultados são influenciados pela ativação de capacidade absorptiva intraorganizacional *a priori*, ou seja, emergem durante a fase da implementação denominada *pré-analytics*.

Por outro lado, os resultados das análises mostram como os *insights* de negócio derivados das implementações de *analytics* também podem ser propulsores de formação de capacidade absorptiva organizacional, dado os mecanismos estratégicos que podem servir para incentivar e promover a geração de *insights* coletivos que efetivem práticas internas acerca dos resultados do *analytics*, que, por sua vez, podem ativar ações/interações entre as equipes que promovam mudanças no *status quo* e contribuir com melhorias em processos e produtos da organização, garantidos pela credibilidade adquirida no ambiente pela disseminação de casos práticos de sucesso e pela vivência das equipes de negócio em *analytics*, cujas experimentações são potencializadas pela concessão de autonomia analítica formal atribuída por uma governança estruturada. Parece que essas ações, denominadas *endoanalytics*, exercem efeito positivo no desenvolvimento de maturidade analítica e, portanto, influenciam na formação de capacidade absorptiva organizacional a

posteriori, ou seja, emergem durante a fase da implementação denominada *pós-analytics*.

No entanto, percebe-se que é distinta a forma como ocorre a absorção do conhecimento pelas equipes, dado dois padrões de alternativas estratégicas identificados no estudo que as organizações podem viabilizar por meio da perspectiva de abordagem escolhida para o *analytics*, sendo elas: explorá-lo para resolver problemas de clientes externos ou para resolver seus próprios problemas de negócio. O primeiro padrão parece promover o desenvolvimento de capacidade absorptiva apenas ao longo das implementações, enquanto o segundo padrão parece promovê-la ao longo, assim como contribui para a capacidade absorptiva da organização após o término da implementação. Isso ocorre porque diferentes elementos teóricos de interação social exercem distintas influências sobre as concepções acerca da absorção do conhecimento em *analytics*, em função de sua perspectiva de abordagem focal na organização e da consequente estratégia adotada pelos gestores e demais envolvidos para a construção social do fenômeno. Em decorrência, o conhecimento absorvido pelas equipes, notadamente equipes técnica de TI e de negócio, as quais exercem mais ou menos influência dependendo da perspectiva de abordagem escolhida no processo de absorção do conhecimento da organização.

Em se tratando de perspectiva de abordagem externa, parece que as equipes técnicas de TI são privilegiadas com maior interação com as tecnologias associadas ao *analytics* para a resolução de problemas, o que pode resultar em implementações que incrementam transações simples de *analytics*, pois, o domínio de conhecimento geralmente está detido na organização proprietária do domínio do conhecimento sobre o negócio, que pode ser de difícil assimilação, mesmo quando se garante a interação com as equipes de negócio. Como consequência, implementações com perspectivas externas correm o risco de não contemplarem suficientemente *insights* de negócio para a organização. Isso revela um risco a ser considerado ao assumir essa perspectiva, cujos efeitos podem ser minimizados com distintas soluções

comerciais, geralmente negociadas apenas quando se avança na capacidade absorptiva associada ao *analytics*, a ser discutida mais adiante.

Apesar disso, outro aspecto relevante deve ser considerado em implementações de *analytics* para clientes externos. Em regra geral, assim como ficou evidente neste estudo, as equipes técnicas de TI têm os maiores níveis de assimilação de conhecimento e acesso às tecnologias associadas ao *analytics*, devido ao fato de elas serem seu principal instrumento de trabalho. Portanto, essa perspectiva de abordagem contribui para a acumulação de experiência da equipe técnica de TI. Essa experiência é refletida na ativação de capacidade absorptiva sobre os problemas e dados do cliente. No entanto, o que ficou evidenciado no estudo é a possibilidade de garantir melhores níveis de produtividade analítica, dado que as equipes técnicas de TI podem garantir mais rapidez e efetividade na captura e entendimento de problemas e de dados, na construção de modelos analíticos e desenvolvimento de visualização de dados, assim como em maiores potenciais de inovação por descobertas de oportunidades a serem exploradas com *analytics*, derivado da experiência acumulada.

Por outro lado, quando o foco é na perspectiva de abordagem interna, além de a organização dever se preocupar em estimular os antecedentes que facilitam o desenvolvimento de capacidade absorptiva em *analytics*, ela deve criar mecanismos de apropriação dos conhecimentos que emergem a partir desses antecedentes. Com essas apropriações, pode-se transformar *insights* em resultados que sirvam de referências para futuras iniciativas e que sirvam para legitimar a utilização do *analytics* no ambiente, fazendo com que as áreas de negócio o percebam como a ferramenta que pode cooperar na resolução de problemas das unidades. A aplicação dessas ações complementa o ciclo da capacidade absorptiva *pré-analytics*, até que novas iniciativas sejam criadas para resolverem novos problemas de negócio, reativando a capacidade absorptiva em *analytics*.

No entanto, ao utilizar *analytics* como instrumento para resolver problemas de negócio, a experiência acumulada pelas equipes nas implementações pode propiciar

ações internas que gerem valores relevantes ao negócio, a ponto de readequar eixos temáticos do planejamento estratégico e desenvolvimento de maturidade analítica. Para isso, os gestores devem se preocupar em criar mecanismos que incentivem e promovam a prática de *insights* coletivos que qualifiquem os resultados do *analytics*, após as implementações terem sido finalizadas. Afinal, os *outputs* oferecidos por esses resultados podem apontar melhorias que serão conquistadas somente a partir da interação das equipes envolvidas em problemas específicos. Nesse processo, a organização pode adquirir formas inovadoras e mais eficientes de operar seus produtos e processos, aproximando-se da revelação de que iniciativas de *analytics* possibilitam a formação da capacidade absorptiva *a posteriori*. Sendo assim, acredita-se que a geração de valor só ocorre quando toda a cadeia é percorrida, ou seja, quando as equipes percorrem de forma plena as categorias de absorção de conhecimento em *analytics* identificadas no estudo.

Ao longo do processo de comparações constantes, implementou-se dois ciclos de entrevistas. No primeiro, contemplando entrevistas de profundidade com questões abertas, considerou-se como participantes-alvo indivíduos que tivessem mais condições de fornecer relevantes informações iniciais, ou seja, profissionais das áreas técnicas de TI e das áreas de negócio que tivessem participado da implementação e que fossem apoiadas pelos resultados do *analytics*, respectivamente. Esse ciclo de entrevistas serviu para revelar elementos teóricos ao longo do processo de comparações constantes, tais como: *detectar o problema, entender o problema, coletar os dados, entender os dados, modelar os dados, explorar os dados, gerar os insights, comunicar os insights e implementar analytics*. Essas evidências fazem parte da capacidade absorptiva *a priori*. Para esse conjunto de elementos, a codificação aberta, axial e seletiva permitiu identificar quatro categorias: *identificação, compreensão, exploração e implementação*.

No segundo ciclo de entrevistas, também foram consideradas questões abertas. Nessa fase, considerou-se os mesmos participantes-alvo, porém de organizações públicas distintas. A ideia foi obter maior abrangência da amostragem teórica. Este segundo ciclo de entrevistas serviu para revelar novos ou reforçar elementos

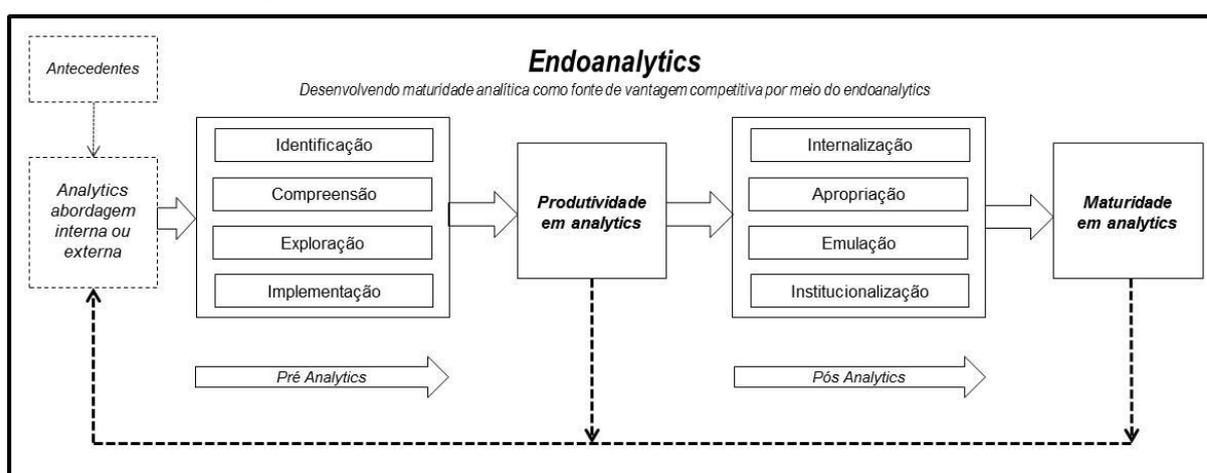
teóricos pouco esclarecidos ao longo do processo de comparações constantes, tais como: *incentivar insights coletivos, mudar o status quo, disseminar analytics, vivenciar analytics, conceder autonomia analítica e desenvolver maturidade analítica*. Essas evidências fazem parte da capacidade absorptiva *a posteriori*. Para esse conjunto de elementos, a codificação aberta, axial e seletiva permitiu identificar quatro categorias: *internalização, apropriação, emulação e institucionalização*.

Além dos dois ciclos de entrevistas, questões adicionais e específicas foram respondidas por indivíduos que participam ou tenham participado ativamente de implementações de *analytics* de forma matricial, ou seja, indivíduos que demonstraram evidências tanto de conhecimento técnico de *analytics* quanto conhecimento sobre o negócio. Para isso, a sensibilidade do pesquisador foi importante para identificar, durante o primeiro e segundo ciclos de entrevistas, indivíduos com características de cientistas de dados, com a finalidade de aproximar o estudo das recentes pesquisas que salientam a importância da presença desses profissionais para o sucesso de iniciativas de *analytics*.

A integração dos elementos teóricos evidenciados explica a categoria central identificada no estudo, denominada *endoanalytics*, que representa o conjunto de ações voltadas para o desenvolvimento multidisciplinar de *insights* de negócio por meio de sinergia analítica. Por sinergia analítica entende-se a força motriz composta por *incentivos e promoções de insights coletivos, mudança do status quo, disseminação e vivência em analytics e concessão de autonomia analítica empreendedora*. No estudo, quanto mais efetivo for o *endoanalytics* no ambiente organizacional, parece que mais efetivas são as sinergias analíticas promovidas e maiores são as chances de institucionalizar o *analytics* e, conseqüentemente, de desenvolver maturidade analítica. Ou seja, quando o conhecimento em *analytics* tende a ser mais absorvido pelas equipes, parece que a sinergia analítica entre as áreas técnicas de TI e de negócio intensifica-se. Sendo assim, infere-se que é importante estimular a adoção de práticas gerenciais que mobilizem uma maior integração entre essas áreas, de forma a promover sinergia analítica capaz de levar a organização à maturidade analítica.

A *maturidade analítica* representa o estágio em que a organização atinge completo desenvolvimento em relação ao *analytics*, de modo que ela tome decisões por meio dos *insights* que são gerados pelo *analytics*, e seus resultados são o que definem as estratégias em que a organização irá seguir no período subsequente ou como a própria estratégia define futuras implementações de *analytics*. O modelo conceitual da teoria substantiva desenvolvida considera duas perspectivas: *pré-analytics* e *pós-analytics*. No estudo, argumenta-se que a ativação de capacidade absorptiva *a priori* representa a absorção do conhecimento pelas equipes que ocorrem antes que as implementações sejam entregues e finalizadas, denominada de fase *pré-analytics*. Por outro lado, argumenta-se que a formação de capacidade absorptiva *a posteriori* representa a absorção do conhecimento pelas equipes que ocorre após a efetivação das implementações, denominada de fase *pós-analytics*. Nesse contexto, a teoria substantiva proposta salienta que a absorção do conhecimento em implementações de *analytics* pode navegar entre conquistar produtividade analítica ou desenvolver maturidade analítica. O que vai determinar os limites da atuação de capacidade absorptiva é a presença de sinergia analítica entre as equipes, o que explica a teoria substantiva “*desenvolvendo maturidade analítica como fonte de vantagem competitiva por meio do endoanalytics*” desenvolvida, a qual integra capacidade de absorção e *analytics*, ou seja, *endoanalytics*, tal como a Figura 22 apresenta.

Figura 22 – Modelo conceitual da teoria substantiva emergente



Fonte: preparado pelo autor.

8.3 Contribuição teórica

A compreensão de como o significado em torno do *analytics* é construído dentro das organizações é decorrente de como elas são capazes de transformar resultados originados da ferramenta em fonte de oxigenação entre as equipes, o que contribui para o entendimento da formação de dois padrões diferentes de atuação da capacidade absorptiva em contextos de *analytics* nas organizações participantes: um padrão de atuação antes da efetivação das iniciativas de *analytics* e um padrão de atuação após a efetivação das iniciativas de *analytics*. O primeiro padrão desenvolve capacidade absorptiva voltada para a consecução das iniciativas de forma efetiva, evidenciando maior produtividade analítica pela experiência acumulada. O segundo padrão permite desenvolvê-la não somente para a consecução das iniciativas, mas contribui também para a formação de maturidade analítica. **Desta forma, entendemos que a principal contribuição deste estudo é a sua demonstração empírica de como iniciativas de *analytics* são suscetíveis à maneira como o conhecimento é absorvido pelas equipes ao longo do processo, levando a diferentes alternativas de geração de valor para as organizações.**

De forma sintética, o estudo enfatiza três principais contribuições: primeiro, ao oferecer uma síntese das pesquisas sobre implementação de *analytics*, amplia-se as possibilidades de práticas e pesquisas no âmbito do fenômeno; segundo, propõe-se a adoção de alternativas práticas de ativação de capacidade absorptiva *a priori* que possam minimizar desafios inerentes à implementação de *analytics* ao apresentar elementos teóricos que possam fazer parte do processo de descoberta de *insights* de negócio através dos dados, o que pode levar a desempenho superior de produtividade analítica por meio de detecção e entendimento de problemas e dados, construção de modelos de ciência de dados, exploração de dados, geração e comunicação de *insights* sobre o negócio e implementação de *analytics*; e, terceiro, propõe-se a adoção de alternativas práticas de formação de capacidade absorptiva *a posteriori* que possam maximizar impactos inerentes à implementação de *analytics* ao sinalizar oportunidades que possam surgir com o reposicionamento do modelo de negócio das organizações públicas para o desenvolvimento de maturidade analítica

por meio de geração de *insights* coletivos, transformação do *status quo*, disseminação e vivência de *analytics* pelas equipes e concessão de autonomia analítica.

8.4 Contribuição prática

Esses resultados fornecem várias implicações diretas para as organizações. Ou seja, os gestores que desejam extrair ganhos do *analytics* em um ambiente organizacional bem conectado as tendências do mercado precisam levar em conta a experiência prática que as equipes internas possuem com as tecnologias associadas. A experiência acumulada das equipes facilita a capacidade de a organização pública identificar, assimilar, transformar e aplicar conhecimento interno e externo valioso em ambientes estáveis ou dinâmicos. Além disso, as parcerias inteorganizacionais aumentam a capacidade de uma organização potencializar estruturas de conhecimento que facilitem a absorção de conhecimento em *analytics*. No entanto, é preciso criar mecanismos de apropriação do conhecimento gerado pela experiência das equipes e pelas parcerias orquestradas para que os resultados com a solução sejam reconhecidos e legitimados internamente, funcionando como gatilho para geração de *insights* coletivos, ganhos de produtividade e desenvolvimento de maturidade analítica como forma de absorver conhecimento externo valioso em setores da indústria que vivenciam permanentes transformações tecnológicas.

No entanto, o uso de *analytics* para impulsionar a eficiência tem sido problemático para muitas organizações, pois elas lutam para criar uma cultura baseada em *insights* e melhorar processos para gerenciar seus dados. A necessidade de criar melhores *insights* de dados é relativamente nova para o governo. Para participar dessa competição, o estudo contribui no sentido de esclarecer como as organizações públicas podem embarcar em uma jornada rumo à maturidade analítica. Isso significa desenvolver capacidades analíticas que sejam capazes de permitir que os tomadores de decisões aderam cada vez mais as percepções baseadas em fatos. Embora os resultados das análises não privilegiem os

tomadores de decisão como únicos que tenham alguma vantagem, eles podem ser os principais componentes dentro da organização que se beneficiem com tomada de decisões bem informada. Organizações que incorporam *insights* analíticos podem estar em uma posição melhor para alocar recursos para realizar investimentos mais valiosos e contribuir para a vantagem comercial, por exemplo, ao gastar menos em promoções pouco efetivas que forneçam o mesmo resultado. As economias podem ser reinvestidas para melhorar outras estratégias comerciais.

Entretanto, outras contribuições podem ser destacadas. Ao examinarmos o processo usando uma perspectiva que leve em consideração a interpretação da solução pelas equipes, podemos melhor compreender como o *analytics* tem sido apropriado e usado nas organizações. Essa abordagem sugere um novo paradigma para análise da implementação do *analytics* em contraste com as pesquisas descritivas ou normativas. O modelo conceitual emergente permite explicar a absorção do conhecimento em *analytics* antes e depois das implementações, o que têm deixado de ser discutido na literatura (Gao et al., 2017; Grover et al., 2018; Rodriguez; Cunha, 2018). Adicionalmente, a internalização por meio de geração de *insights* coletivos funciona como um fator crítico que influencia a formação de capacidade absorptiva *a posteriori*. Essas descobertas indicam que o modo como as equipes internalizam, se apropriam e emulam os resultados gerados pelo *analytics* influencia a sua institucionalização nas organizações.

8.5 Contribuição social

A compreensão das categorias, subcategorias, dimensões e propriedades desenvolvidas podem contribuir para as organizações definirem políticas e diretrizes que orientem unidades de negócio na busca de soluções que privilegiem a aplicação de princípios gerais que norteiam as organizações públicas brasileiras, ao focar em soluções analíticas que garantam plenos resultados em efetividade e economicidade que beneficiem o cidadão brasileiro. O estudo pode também oferecer uma visão teórica de como investimentos e esforços podem ser alavancados mediante o emprego efetivo da capacidade absorptiva empregada às soluções analíticas, que

possam gerar valor e alavancar ganhos, fazendo com que investimentos empregados nestas implementações se revertam, inclusive, para benefícios sociais.

8.6 Lacunas de oportunidades

Ainda assim, o estudo serviu também para evidenciar algumas lacunas de oportunidades sobre capacidade absorviva em *analytics* que devem ser consideradas em qualquer ambiente organizacional que deseja realizar análises preditivas e prescritivas a partir de dados, sendo eles: a existência de silos intraorganizacionais, a falta de pessoal qualificados, a limitação da tecnologia e a importância da comunicação no processo de implementação de *analytics*.

Em primeiro lugar, ressalta-se que a falta de entendimento sobre conceitos, potencial e importância do *analytics* dentro das equipes vinculadas aos órgãos componentes da estrutura organizacional é geralmente alta, o que pode significar que, enquanto o *analytics* é uma prioridade para um conjunto de líderes de equipe, outros podem valorizá-lo numa menor proporção. Sem a disciplina organizacional em torno do *analytics*, é difícil garantir que as equipes absorvam o conhecimento suficiente para obter os resultados desejados. A menos que as organizações adotem uma abordagem disciplinada e rigorosa, existe o risco de as equipes criarem grupos de resistência (silos intraorganizacionais) e paralisia de compartilhamento de dados e informações sobre o negócio com as equipes analíticas, gastando seu tempo sem conseguirem progredir suficientemente através da detecção ou entendimento de problemas que são suportados por meio de iniciativas de *analytics*. Para isso, as categorias que caracterizam a perspectiva denominada *pós-analytics* identificadas no estudo são fundamentais, pois elas indicam o caminho a ser seguido pelas organizações que desejam obter valor a partir da absorção do conhecimento oriundas das iniciativas de *analytics*. No estudo, ficou evidente que a governança analítica pode resolver essas questões. Porém, ela deve atuar dentro de um ambiente cultural favorável à inovação analítica, zelando pela uniformidade das implementações e cuidando da orquestração das pessoas envolvidas e das

ações necessárias para que os dados estejam aptos às necessidades estratégicas de cada organização.

Outro ponto a ser ressaltado é a falta de pessoal qualificado, tanto nas equipes técnicas de TI quanto nas equipes de negócio. É importante, portanto, equilibrar e manter uma equipe com pessoas qualificadas em ciências de dados junto com pessoas com experiência em negócio, incluindo gestores táticos e de alto nível. Ao fazer isso, a organização não apenas cria uma equipe com experiência em *analytics* capaz de determinar quais *insights* são úteis versus simplesmente um ponto de interesse, mas também aumenta as chances de conscientizar os executivos quanto à importância do *analytics* para a geração de valor organizacional. Ao considerar a falta de pessoal qualificado como um entrave, é preciso que os gestores pensem em mecanismos de retenção de pessoal, especialmente das equipes de negócio, em caso de existir pessoas que possuam o domínio de processos prioritários e críticos. Para evitar a fuga dessa *expertise*, áreas responsáveis por pessoas e/ou gestão de conhecimento podem desenvolver ações que não apenas identifiquem essas pessoas-chaves, mas que construam formas de seus pares absorverem o conhecimento que é importante para o sucesso das implementações de *analytics*.

Para a equipe técnica, uma possível solução para resolver a carência de pessoal qualificado é terceirizar essa mão-de-obra, contratando empresas de consultoria através de processos licitatórios, ou contratar uma empresa especializada que consiga garantir a efetividade das implementações de *analytics*, ou realizar parcerias com universidades ou empresas que possam garantir recursos que ajudem às organizações no desenvolvimento de soluções analíticas. Porém, isso pode refletir outra limitação, como falta de orçamento, pois, para poder investir em equipamentos, servidores com boa capacidade de processamento e armazenamento, banco de dados *SQL service*, banco de dados *Oracle*, ou seja, em *hardware* e *software* capazes de garantir que os resultados sejam alcançados, são necessários atos investimentos que nem sempre estão disponíveis. Esse fator de risco é potencializado para organizações que estão iniciando sua trajetória em *analytics*.

Para essas organizações, o caminho mais viável pode ser iniciar suas modelagens de dados por meio de *software* livre, como *R* ou *Python*, por exemplo.

Vinculado à falta de pessoal, a priorização do tema e das implementações de *analytics* no âmbito das organizações devem ser considerados como estratégicos. Garantir apoio e qualidade nas futuras demandas passa necessariamente pela noção de que as equipes envolvidas com *analytics* devem ter dedicação plena no assunto, sobretudo pelas equipes técnicas de TI. É preciso garantir que as implementações ocorram de maneira sustentável, e que não percam seu lugar na fila de prioridades da organização. Para isso, é importante manter a equipe de *analytics* coesa, para que sigam um raciocínio lógico no tratamento dos problemas relacionados ao negócio diante das inúmeras possibilidades que o *analytics* pode oferecer.

A formação de uma equipe multidisciplinar com foco em *analytics* dentro do ambiente organizacional pode facilitar o avanço nas fases da implementação, na medida em que essas equipes podem unir esforços para pensar nos problemas de negócios que elas estão tentando resolver para garantir que a implementação não seja grande o suficiente a ponto de não ser gerenciável, dado que o escopo de uma implementação poder ser crítica para a gestão de tempo e recursos. Com isso, a capacidade absorptiva intraorganizacional pode ser ativada de acordo com as ideias e conhecimentos individuais sobre os conceitos e casos práticos de sucesso que podem ser aproveitados ao longo do processo, o que pode servir para evidenciar novos talentos internos.

No entanto, a conscientização dos executivos deve ser um fator priorizado pelas equipes responsáveis pelo *analytics*, que precisam pensar em meios para envolvê-los na jornada para a competição ajudando-os a construir uma mentalidade estratégica em *analytics* quando não se recebe estímulos do tipo *top-down*, ou seja, partindo dos executivos para as unidades ou equipes. Essa mentalidade analítica pode garantir que os executivos conheçam em profundidade os problemas de negócio que possam ser resolvidos por meio de *analytics*, para, assim, fazer com

que eles sirvam de combustível para fomentar a ação analítica empreendedora através da concessão de autonomia analítica das equipes. Os executivos precisam ser suficientemente empreendedores e seguros para estimular ou potencializar as mudanças internas de um paradigma baseado em intuições para um paradigma baseado em evidências, porém, devem estar cientes de que esses avanços carecem de tempo e esforços de todos os membros da organização.

As pessoas que desenvolvem e implementam *analytics* devem ser constantemente estimuladas a terem pensamentos não convencionais, ao observar os problemas de negócio de perto e com olhar novo, com visão ampla, com imaginação não ortodoxa, realizar experimentos de forma ágil e inteligente, além de navegar em ambientes potencialmente hostis dentro e fora de suas unidades, isso porque essas pessoas precisam munir-se de características de cientistas de dados, os quais detêm simplesmente a missão de descobrir “petróleo” dentro das organizações. Para isso, os executivos devem tentar ativar conexões reunindo pessoas com perspectivas e conhecimentos diversos e reconhecer que, para criar inovações engenhosas em *analytics*, precisam quebrar paradigmas e mudar a forma de pensar das pessoas, que, quando se trata de *analytics*, todos precisam estar unidos no propósito da adoção de formas não padronizadas de pensamento.

O terceiro ponto a ser destacado pelas evidências do estudo é que a abundância de tecnologia tornou mais fácil entender o que o *analytics* pode fazer por uma organização, mas é importante perceber que a tecnologia não soluciona os problemas. Ela é a ferramenta de apoio, não a ferramenta de solução. O que a tecnologia pode fazer é possibilitar que os usuários de negócios acessem dados, implementem e interpretem os *insights* que o *analytics* permite, e não apenas confiar em cientistas de dados para fazer isso no lugar dos usuários de negócio. O que a tecnologia vai proporcionar são maneiras mais fáceis e amigáveis de perceber uma lacuna de oportunidade sobre o negócio, mas elas não trarão as respostas, estas continuam sendo detectadas, criadas, vasculhadas e orientadas pelas equipes envolvidas em *analytics*.

Por último, evidencia-se a importância da comunicação intraorganizacional como forma de garantir a apropriação do conhecimento em *analytics*, pois as equipes precisam conversar constantemente sobre seus pontos fortes e limitações para poder superar obstáculos com o uso do *analytics*. Para isso, novamente destaca-se a necessidade de perseguir modelos multifuncionais para discutir preocupações comuns relacionadas às implementações que estão ativas considerando o tipo e a frequência da comunicação que será necessária para manter as equipes focadas nas soluções. Sendo assim, enquanto que para os executivos pode favorecer a prática de uma comunicação sintética sobre o andamento ou os resultados das implementações, a comunicação entre as equipes envolvidas pode prevalecer a prática na forma analítica, em que as causas dos problemas e possíveis soluções possam ser discutidas e reveladas com mais detalhes. De qualquer forma, a comunicação não deve ser negligenciada, mas garantida com reuniões regulares para apresentar onde a organização está no processo de implementação, onde estão as barreiras potenciais ou existentes e como elas devem ser superadas.

8.7 Sugestões para pesquisas futuras

Considerando as potencialidades das contribuições do estudo, apresenta-se algumas sugestões para pesquisas: primeiro, pesquisar, comparativamente, desafios enfrentados em implementações de *analytics* por empresas de variados setores da indústria; segundo, pesquisar as articulações ocorridas entre os atores envolvidos, utilizando respondentes com características distintas, de diferentes áreas e níveis organizacionais; terceiro, considerar a investigação de capacidade absorptiva em *analytics* em organizações privadas, cujas idiosincrasias possam gerar questões gerenciais, técnicas e sociais relevantes; e quarto, pesquisar mecanismos de incentivos que otimizem o uso do *analytics*.

8.8 Limitações do estudo

Após discutir as implicações, observamos algumas limitações do estudo. Primeiro, contou-se com um único informante em duas organizações participantes, gerando,

assim, potencial de viés de método comum. O método *Grounded Theory* utilizado é baseado na ideia de que os eventos e os objetos não têm significado intrínseco separado dos significados que indivíduos atribuem a eles no curso de suas interações sociais. Embora, viés de método comum não parece ameaçar a validade dos resultados, dado o emprego de técnicas de abordagem qualitativa para inibir declarações demasiadas positivas, em detrimento de revelar demais idiosincrasias sofridas pelas organizações no contexto das implementações em que os respondentes participaram. Embora a abordagem de um único informante tenha sido amplamente aplicada em pesquisa organizacional empírica (Cycyota; Harrison, 2006), ela é limitada à visão de um indivíduo sobre sua organização e ambiente. Para minimizar esses efeitos, essas participações serviram para aumentar a variabilidade dos dados do estudo.

Em segundo lugar, contamos com a participação de indivíduos oriundos de equipes técnicas de TI e de negócio, os quais podem maximizar declarações demasiadas positivas sobre as implementações de *analytics*, sobretudo aquelas em que estiveram responsáveis ou que possivelmente continham interesses pessoais de revelação de fatores positivos ocorridos ao longo das implementações. Desta forma, para minimizar esses efeitos, uma vez adquirida a relação prévia dos indivíduos que poderiam contribuir com a pesquisa, esses participantes foram contatados diretamente pelo pesquisador, de forma aleatória, sem a interveniência de seus gestores e sem a revelação antecipada de questões a serem utilizadas no roteiro de entrevistas. Além disso, por opção estratégica do pesquisador, forneceu-se a garantia de não revelar lista nominal de participantes em qualquer parte do estudo, com a prerrogativa de, assim, garantir maiores chances desses participantes revelarem conteúdos desprovidos de quaisquer vícios ou juízos de valor que pudessem ser feitos antecipadamente.

De forma a garantir maior confiabilidade, optou-se pela utilização da triangulação dos resultados com dados de outras fontes de pesquisa, principalmente pela possibilidade de poder ocorrer esquecimentos de fatos importantes por parte dos participantes, tendo em vista o tempo disponibilizado pelo entrevistado para a

entrevista, pela pressão eventualmente vivida pelo entrevistado ou, até mesmo, pelo intervalo de tempo entre a ocorrência do fato e a execução da entrevista. Para evitar, as entrevistas foram previamente agendadas de acordo com a data e horário de melhor conveniência do entrevistado, e ainda, foi confirmada com um dia de antecedência do dia de realização da entrevista, prevendo o seu reagendamento caso surtisse algum imprevisto.

Ademais, o estudo concentrou-se em organizações públicas brasileiras, o que pode prejudicar a sua variabilidade ou causar alguma redução pelos efeitos do setor e outras explicações alternativas que poderiam complementar os conceitos e relacionamentos que emergiram na investigação. Para superar essa questão, optou-se por selecionar organizações oriundas não apenas de um setor da indústria, como tecnologia da informação, por exemplo, mas de outros setores distintos, onde se buscou, por meio dos dados, uma compreensão mais detalhada do processo. No entanto, apesar das condições associadas a esse estudo, os resultados podem ser totalmente generalizáveis para outros setores. Pesquisas futuras devem investigar setores privados brasileiros, por exemplo, para nos ajudar a entender melhor o valor do importante construto da capacidade absorptiva em contextos de *analytics*. Pesquisas podem contemplar o estudo de variações dimensionais das propriedades identificadas nesta pesquisa com a aplicação do mesmo método em organizações públicas de outros países. Ainda assim, podem-se aplicar técnicas quantitativas para mensurar relações entre diferentes aspectos identificados nesta pesquisa. Sugere-se, por fim, que sejam feitas outras pesquisas em outros contextos semelhantes (ou não) para verificar se ocorre a repetição dos padrões aqui encontrados com a intenção de buscar uma maior generalização dos resultados.

Por fim, discute-se sobre a generalização dos dados. Para minimizar os efeitos de uma possível não generalização dos resultados, destaca-se que foram seguidos os procedimentos do método de forma fluida, habilidosa e original com o método da pesquisa, de forma a garantir que o principal objetivo – *de obter uma compreensão profunda de como ocorre a absorção do conhecimento em implementações de analytics no Brasil* – fosse realizado. Embora Strauss e Corbin deixassem claro de

que o pesquisador pudesse escolher as técnicas analíticas a serem seguidas, entende-se que os procedimentos de fazer comparações de forma constante, formular questões iniciais e adicionais, de definir amostragem baseada nos conceitos teóricos derivados são características essenciais da metodologia, e que foram seguidas em sua essência. Além disso, a abordagem epistemológica interpretativista adotada nesta pesquisa preocupa-se em demonstrar a forma como o conhecimento é absorvido e como são interpretados determinados acontecimentos e situações pelos indivíduos. Desta forma, é intenção do estudo fornecer previsões generalizáveis, ao fornecer elementos teóricos que podem ajudar a transferir estes resultados para outros contextos. Portanto, essa adesão aos procedimentos permitiu não somente validação com base em conceitos emergentes, mas também validação de conceitos e proposições à medida que foram desenvolvidos. Aqueles conceitos e proposições considerados como “*não-ajustáveis*” foram então descartados ou revisados durante o processo de pesquisa. Sendo assim, a busca pela compreensão dos fenômenos pelas vozes das equipes envolvidas sobre o processo e a produção de uma teoria substantiva tem a convicção de superar ou minimizar essas limitações, ao responder com qualidade a questão problema do estudo.

Desta forma, finaliza-se aqui essa pesquisa!

REFERÊNCIAS:

- ABBOTT, Dean. Applied Predictive Analytics: Principles and Techniques for the Professional Data Analyst. 2014.
- ABECASSIS-MOEDAS, Celine e MAHMOUD-JOUINI, Sihem B. Absorptive Capacity and Source-Recipient Complementarity in Designing New Products: An Empirical Derived Framework. *The Journal of Product Conclusion Innovation Management*, v. 25, p. 473–490, 2008.
- ABREU, Ana Cláudia D. Capacidade de Absorção de Conhecimento na Administração Pública. 2016. 182 f. Tese (Doutorado em Engenharia e Gestão do Conhecimento) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia e Gestão do Conhecimento da Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2016.
- ADDORISIO, Michael, GAO, Shijia, YEOH, William e WONG, Siew F. Critical Analysis of the Use of Absorptive Capacity Theory in IS Research. in Proceedings of the *Thirty Fifth International Conference on Information Systems (ICIS 2014)*, Association for Information Systems (AIS), Auckland, New Zealand, p. 1-15, 2014.
- ADLER, John H. Absorptive Capacity: The Concept and Its Determinants. Washington D.C., 1995.
- AGRAWAL, Kalyan P. Investigating the determinants of Big Data Analytics (BDA) adoption in emerging economies. *Academy of Management Proceedings*, v. 2015, n. 1, p. 11290–11290, 2015.
- ALAVI, Maryam e LEIDNER, Dorothy E. Review: Knowledge Management and Knowledge Management Systems: conceptual foundations and research issues. *MIS Quarterly*, v. 25, n. 1, p. 107–137, 2001.
- ALLEN, Thomas. Managing the flow of technology. Cambridge, M. A., 1984.
- ARDAGNA, Claudio A., CERAVOLO, Paolo e DAMIANI, Ernesto. Big data analytics as-a-service: Issues and challenges. *IEEE International Conference on Big Data*, p. 3638–3644, 2016.
- ARIELY, Gil. Knowledge Management As A Methodology Towards Intellectual Capital. 3rd European Knowledge Management Summer School, p. 7–12, 2003.
- ARMSTRONG, Curtis P. e SAMBAMURTHY, V. Information Technology Assimilation in Firms: The Influence of Senior Leadership and IT Infrastructures.

- Information Systems Research, v. 10, n.4, p. 304-327, 1999.
- AYDINER, Arafat Salih; TATOGLU, Ekrem; BAYRAKTAR, Erkan; ZAIM, Selim; DELEN, Dursun (2019). Business analytics and firm performance: The mediating role of business process performance. *Journal of Business Research*, 96, 228–237. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.11.028>
- BALLARD, Chuck, COMPERT, Cindy, JESIONOWSKI, Tom, MILMAN, Ivan, PLANTS, Bill, ROSEN, Barry e SMITH, Harald. Information governance principles and practices for a big data landscape. IBM Redbooks, 2014.
- BANCO NACIONAL DE DESENVOLVIMENTO. Classificação de Porte de Empresa, Recuperado em 22 de junho de 2010, de https://www.bndes.gov.br/wps/portal/site/home/imprensa/noticias/conteudo/20100622_modificacao_porte_empresa, 2010.
- BANDEIRA-DE-MELLO, Rodrigo. Uma Teoria Substantiva da Adaptação Estratégica a Ambientes Turbulentos e com forte influência governamental: o caso das pequenas construtoras de edificações. 241 f. Tese (Doutorado em Engenharia da Produção) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia da Produção da Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2002.
- BANDEIRA-DE-MELLO, Rodrigo, e CUNHA, Cristiano J. C. de A. Operacionalizando o método da Grounded Theory nas Pesquisas em Estratégia: Técnicas e Procedimentos de Análise com apoio do Software Atlas/TI. *Anais do Encontro de Estudos em Estratégias da Anpad*, v. 1–18, p. 18, 2003.
- BANDEIRA-DE-MELLO, Rodrigo., e CUNHA, Cristiano J. C. de A. Grounded Theory. In: GODOI, Christiane K.; BANDEIRA DE MELLO, Rodrigo, e SILVA, Anielson B. *Pesquisa qualitativa em estudos organizacionais: paradigmas, estratégias e métodos*. 2ª ed. São Paulo: Saraiva, 2010.
- BANKER, Rajiv D.; BARDHAN, Indranil R.; CHANG, Hsihui e LIN, Shu. Plant information systems, manufacturing capabilities, and plant performance. *MIS Quarterly*, v. 30, n. 2, p. 315–337, 2006.
- BARNEY, Jay B. Firm Resources and Sustained Competitive Advantage. *Journal of Management*, v. 17, n. 1, p. 99, 1991.
- _____. Is the Resource-Based “View” a Useful Perspective for Strategic Management Research? Yes. *Academy of Management Review*, v. 26, n. 1, p.

- 41–56, 2001.
- BARRY, Christine A. Choosing Qualitative Data Analysis Software: Atlas/ti and Nudist compared. *Sociological Research Online*, v. 3, n. 3, 1998.
- BARTHES, Roland. *Elementos de Semiologia*. 16. ed. São Paulo: Cultrix, 2006.
- BARTLETT, Randy. *A Practitioner's Guide to Business Analytics: Using Data Analysis Tools to Improve Your Organization's Decision Making and Strategy*. McGraw Hill Professional, 2013.
- BASU, Atanu. Five Pillars of Prescriptive Analytics Success. *Analytics Magazine*, p. 8–12, 2013.
- BATISTA, Fábio F. *Gestão do Conhecimento na Administração Pública – relato completo da pesquisa*. Brasília: Ipea, 2005.
- _____. *Modelo de Gestão do Conhecimento para a Administração Pública Brasileira*. Brasília: Ipea, 2012.
- _____. *Gestão do Conhecimento na Administração Pública: resultados da pesquisa IPEA 2014 - Níveis de Maturidade*. Rio de Janeiro: Ipea, 2015.
- BAUER, Martin. W. e AARTS, Bas. *A construção do corpus: um princípio para a coleta de dados qualitativos*. Petrópolis, R.J.: Vozes, 2006.
- BAUER, Martin. W.; GASKELL, George. *Pesquisa Qualitativa com Texto, Imagem e Som*. Petrópolis, R.J.: Vozes, 2002.
- BAYRAK, Tuncay. A Review of Business Analytics: A Business Enabler or Another Passing Fad. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, v. 195, p. 230–239, 2015.
- BERGH, Donald. D. e LIM, Elizabeth Ngah-Kiing. Learning how to restructure: absorptive capacity and improvisational views of restructuring actions and performance. *Strategic Management Journal*, v. 29, n. 6, p. 593–616, 2008.
- BHATT, Ganesh D. e GROVER, Varun. Types of Information Technology Capabilities and Their Role in Competitive Advantage: An Empirical Study. *Journal of Management Information Systems*, v. 22, n. 2, p. 253–277, 2005.
- BOSCH-SIJTSEMA, Petra e POSTMA, Theo J. B. M. A knowledge-based approach to innovation: An application for project-based firms. *European conference on Organizational Knowledge, Learning and Capabilities 2004 (OKLC04)* in Innsbruck, p. 1–27, 2004.

- BRONSTEIN, Michelle M. Governança no terceiro setor brasileiro: uma explicação à luz da teoria dos stakeholders. 2016. 268 f. Tese (Doutorado em Administração) - Programa de Pós-Graduação em Administração de Empresas da Universidade do Grande Rio, Rio de Janeiro, 2016.
- BROWN, Malcolm. Learning Analytics: moving from conception to practice. Educause Learning Initiative, 2012.
- BRYANT, Antony. Re-grounding grounded theory. *Journal of Information Technology Theory and Application*, v. 4, n. 1, 2002.
- BRYMAN, Alan e BELL, Emma. *Business Research Methods*. 2^a ed. Oxford: Oxford University Press, 2007.
- BURRELL, Gibson e MORGAN, Gareth. Sociological Paradigms and organisational Analysis - Elements of the Sociology of Corporate Life. *Sociological Paradigms and organisational analysis*, p. 448, 1979.
- CADIZ, David; SAWYER, John E.; GRIFFITH, Terri L. Developing and Validating Field Measurement Scales for Absorptive Capacity and Experienced Community of Practice. *Educational & Psychological Measurement*, v. 69, n. 6, p. 1035–1058, 2009.
- CAIA, Flavia. Business Intelligence Adoption in Large Romanian Companies. *SEA - Practical Application of Science*, v. 2, n. 3, p. 159–166, 2014.
- CAMISÓN, César.; FORÉS, Beatriz. Knowledge absorptive capacity: New insights for its conceptualization and measurement. *Journal of Business Research*, v. 63, n. 7, p. 707–715, 2010.
- CARLO, Jessica L.; LYYTINEN, Kalle e ROSE, Gregory M. A knowledge-based model of radical innovation in small software firms. *MIS Quarterly: Management Information Systems*, v. 36, n. 3, p. 865–894, 2012.
- CARVALHO, André S. de e FRANCISCO, Eduardo de R. *Analytics* como Ferramenta para Insight de Negócio com Dados Não Estruturados. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO (EnANPAD). Anais... São Paulo, 2017.
- CASTANEDO, Federico. *Data Preparation in the Big Data Era*. Gravenstein Highway North, Sebastopol, C.A., 2015.
- CHARMAZ, Kathy. The search for Meanings - Grounded theory. In: SMITH, J. A.,

- HARRÉ, Rom e LANGENHOVE, Van L. Rethinking methods in psychology. London, Sage Publications. *Rethinking Methods in Psychology*, p. 27–49, London: Sage Publications, 1996.
- CHEGUS, M. Big Data and Analytics Applications in Government: current practices and future opportunities. In: GREGORY RICHARDS. Auerbach Publications, p. 219, 2017.
- CHEN, Chung-Jeg e HUANG, Jing-Wen. Strategic human resource practices and innovation performance – the mediating role of knowledge management capacity. *Journal of Business Research*, v. 62, n. 1, p. 104–114, 2009.
- CHEN, Hsinchun; CHIANG, Roger H. L. e STOREY, Veda C. Business Intelligence and Analytics : From Big Data to Big Impact. *Mis Quarterly*, v. 36, n. 4, p. 1165–1188, 2012.
- CHOU, Shih-Wei. Knowledge creation: Absorptive capacity, organizational mechanisms, and knowledge storage/retrieval capabilities. *Journal of Information Science*, v. 31, n. 6, p. 453–465, 2005.
- COHEN, Wesley M.; LEVINTHAL, Daniel A. Innovation and Learning: The Two Faces of R&D. *Economic Journal*, v. 99, n. 397, p. 569–596, 1989.
- _____. Absorptive Capacity: A New Perspective on Learning and Innovation. *Administrative Science Quarterly*, v. 35, n. 1, p. 128–152, 1990.
- _____. Fortune Favors the Prepared Firm. *Management Science*, v. 40, n. 2, p. 227–251, 1994.
- COLE, Robert E. Introduction. *California Management Review*, v. 45, n. 3, p. 15–21, 1998.
- CONRAD, Clifton F. A Grounded Theory of Academic Change. *Sociology of Education*, v. 51, p. 101–112, 1978.
- COOPER, Adam. What is Analytics? Definitions and essential characteristics. *CETIS Analytics series*, v. 1, n. 5, p. 1–10, 2012.
- CORDEIRO, Alexander M.; OLIVEIRA, Glória M. de.; RENTÉRIA, Juan M. e GUIMARÃES, Carlos A. Revisão sistemática: uma revisão narrativa. *Revista do Colégio Brasileiro de Cirurgiões*, v. 34, n. 6, p. 428–431, 2007.
- CÔRTE-REAL, Nadine; RUIVO, Pedro e OLIVEIRA, Tiago. The Diffusion Stages of Business Intelligence & Analytics (BI&A): A Systematic Mapping Study. *Procedia*

- Technology, v. 16, p. 172–179, 2014.
- COSER, Adriano. Modelo para análise da influência do capital intelectual sobre a performance dos projetos de software. 2012. 220 f. Tese (Doutorado em Engenharia e Gestão do Conhecimento) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia e Gestão do Conhecimento da Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2012.
- COSIC, Ranko; SHANKS, Graeme e MAYNARD, Sean. Towards a business analytics capability maturity model. Proceedings of the 23rd Australasian Conference on Information Systems (ACIS 2012), Geelong, p. 1–11, 2012.
- COSTA, Juliana. N. da C. Capacidade Absortiva e Desempenho Organizacional: a Influência Mediadora das Capacidades de Marketing e dos Desempenhos Operacionais. 2018. 187 f. Tese (Doutorado em Administração) - Programa de Pós-Graduação em Administração de Empresas da Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2018.
- COSTA, Priscila R. da Costa e ITELVINO, Lucimar da Silva. Grounded Theory com Utilização do Software Atlas.ti: um Exemplo Empírico de Estudo sobre Estratégia de Ascensão do Empreendedorismo Inovador em Negócios Sociais. Iberoamerican Journal of Strategic Management, v. 17, n. 3, p. 17–40, 2018.
- COX, Michael; ELLSWORTH, David. Application-controlled demand paging for out-of-core visualization. Proceedings of the 8th IEEE Visualization '97 Conference. Anais...1997.
- CRAWFORD, Kate; MILTNER, Kate e GRAY, Mary L. Big Data Critiquing Big Data: Politics, Ethics, Epistemology Special Section Introduction. International Journal of Communication, v. 8, p. 1663–1672, 2014.
- CRESWELL, John W. Investigação qualitativa e projeto de pesquisa: escolhendo entre cinco abordagens. 3. ed. Porto Alegre: Penso, 2014.
- CROSSAN, Mary M.; LANE, Henry W. e WHITE, Roderick E. An Organizational Learning Framework: From Intuition to Institution. Academy of Management Review, v. 24, n. 3, p. 522–537, 1999.
- DAGHFOUS, Abdelkader. Absorptive capacity and the implementation of knowledge-intensive best practices. SAM Advanced Management Journal, v. 69, n. 2, p. 21–27, 2004.

- DAVENPORT, Thomas H. e PRUSAK, Laurence. Working Knowledge: how organizations manage what they know. Boston: Harward Business School Press, 1998.
- DAVENPORT, Thomas H. Competing on Analytics. Harvard Business Review, v. 84, n. 1, p. 98–107., 2006.
- DAVENPORT, Thomas H. e HARRIS, Jeanne G. Competing on analytics: The new science of winning. Boston: M. A., 2007.
- DAVENPORT, Thomas. H. e KIM, Jinho. Keeping up with the quants: your guide to understanding and using analytics. Boston: M. A., 2013.
- DAVENPORT, Thomas H.; HARRIS, Jeanne G. e MORISON, Robert. Analytics at work – smarter decisions, better results. Harvard Business Press, 2010.
- DAVENPORT, Thomas H. e DYCHÉ, Jill. Big Data in Big Companies. international Institute for analytics, n. May, p. 1–31, 2013.
- DÁVILA, Guilherme A. Relações entre Práticas de Gestão do Conhecimento, Capacidade Absortiva e Desempenho: Evidências do Sul do Brasil. 2016. 217 f. Tese (Doutorado em Engenharia e Gestão do Conhecimento) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia e Gestão do Conhecimento da Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2016.
- DAY, George S. The capabilities of market-driven organizations. Journal of Marketing, v. 58, n. 4, p. 37–52, 1994.
- DECAROLIS, D. The Role of Social Capital and Organizational Knowledge in Enhacing Entrepreneurial Opportunities in High-Technology Environments. The Strategic Management of Intellectual Capital and Organizational Knowledge, v. Press, p. 699–709, 2002.
- DECAROLIS, Donna M. e DEEDS, David L. The impact of stocks and flows of organizational knowledge on firm performance: an empirical investigation of the biotechnology industry. Strategic Management Journal, v. 20, n. 10, p. 953–968, 1999.
- DENG, Xiaodong, DOLL, William J. e CAO, Mei. Exploring the absorptive capacity to innovation/productivity link for individual engineers engaged in IT enabled work. Information & Management, v. 45, n. 2, p. 75–87, 2008.
- DENZIN, Norman K. e LINCOLN, Yvonna S. Introduction: The discipline and practice

- of qualitative research. In: N. K. Denzin e Y. S. Lincoln (Eds.), *The Sage handbook of qualitative research* (p. 1-32). Thousand Oaks, CA: Sage Publications Ltda., 2011.
- _____. Handbook of qualitative research. Thousand Oaks, CA: Sage Publications Ltda., 1994.
- DRUCKER, Peter F. The rise of the knowledge society. *Wilson Quarterly*, v. 17, n. 2, p. 52–70, 1993.
- EARL, Michael J. Knowledge Management Strategies : Toward a Taxonomy. *Journal of Management Information Systems*, v. 18, n. 1, p. 215–233, 2001.
- EASTERBY-SMITH, Mark; GRAÇA, Manuel; ANTONACOPOULOU, Elena e FERDINAND, Jason. Absorptive capacity: A process perspective. *Management Learning*, v. 39, n. 5, p. 483–501, 2008.
- EBNER, Katharina; BÜHNEN, Thilo; URBACH, Nils. Think big with big data: Identifying suitable big data strategies in corporate environments. *Proceedings of the Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, p. 3748–3757, 2014.
- ECKERSON, Wayne. Analytic architectures: Approaches to supporting analytics users and workloads. Disponível em: [http://www.b-eye-network.com/blogs/eckerson/archives/2011/10/.](http://www.b-eye-network.com/blogs/eckerson/archives/2011/10/), Acesso em: 19 de julho de 2018, 2011.
- EISENHARDT, Kathleen M. e SANTOS, Filipe M. Knowledge-based view: a new theory of strategy. London: Sage Publications, 2002.
- EL MALLAKH, R. e ATTA, J. K. Absorptive capacity of Kuwait: domestic and international perspectives. United States: N. p., 1981.
- ELBASHIR, Mohamed Z.; COLLIER, Philip A. e SUTTON, Steve G. The role of organizational absorptive capacity in strategic use of business intelligence to support integrated management control systems. *Accounting Review*, v. 86, n. 1, p. 155–184, 2011.
- EUSTACE, Clark. The Intangible Economy Impact and Policy Issues: Report of the High Level Expert Group on the Intangible Economy. Reproduction, 2000.
- EVANS, James R. Business Analytics: methods, models and decisions. (2.ed.) Pearson Education Limited., 2016.

- FATHY, John e HOOLEY, Graham. Sustainable competitive advantage in electronic business: towards a contingency perspective on the resource-based view. *Journal of Strategic Marketing*, v. 10, n. 4, p. 241–253, 2002.
- FERREIRA, Gloria C. Capacidade de absorção e desempenho em inovação em empresas familiares brasileiras. 2017. 122 f. Tese (Doutorado em Gestão) - Programa de Ciências Sociais e Humanas da Universidade da Beira Interior, Covilhã, 2017.
- FICHMAN, Robert G. e KEMERER, Chris F. The Assimilation of Software Process Innovations: An Organizational Learning Perspective. *Management Science*, v. 43, n. 10, p. 1345–1362, 1997.
- FIELDING, Nigel G. e LEE, Raymond M. *Computer Analysis and Qualitative Research*. London: Sage, 1998.
- FLATTEN, Tessa C.; ENGELEN, Andreas; ZAHRA, Shaker A. e BRETTEL, Malte. A measure of absorptive capacity: Scale development and validation. *European Management Journal*, v. 29, p. 98–116, 2011.
- FLEMING, Lee e SORENSON, Olav. Science as a map in technological search. *Strategic Management*, v. 25, n. 8, p. 909–928, 2004.
- FODDY, William. *Constructing questions for interviews and questionnaires: theory and practice in social research*. Cambridge University Press. New York, NY 10011-4211, USA., 1993.
- FRANCISCO, Eduardo de R. Big Data ou Big Problems? *Revista ESPM*, v. 95, n. 5, 2014.
- _____. A Tendência do Big Data. *GVExecutivo*, v. 14, n. 2, p. 2015, 2015.
- FREITAS, Angilberto S. de. A implementação do e-learning nas escolas de gestão: um modelo integrado para o processo de alinhamento ambiental. 2009. 330 f. Tese (Doutorado em Administração) - Programa de Pós-Graduação em Administração de Empresas da Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2009.
- FREITAS, Angilberto S. de; BANDEIRA-DE-MELLO, Rodrigo. Uma Grounded Theory para a ação gerencial no processo de implementação do e-learning nas escolas de negócios do Brasil. *BASE - Revista de Administração e Contabilidade da Unisinos*, v. 10, n. 2, p. 100–116, 2012.

- FRIESE, Susanne. *Qualitative Data Analysis with ATLAS.ti*. 2 ed. London: Sage, p. 274, 2014.
- _____. *ATLAS . ti 8 Windows Quick Tour*. Atlas.ti Scientific Software Development GmbH, Berlin, 2017.
- GANDOMI, Amir e HAIDER, Murtaza. Big data concepts, methods and analytics. *International Journal of Information Management*, v. 35, p. 137–144, 2014.
- GAO, Shijia; YEOH, William; WONG, Siew F. e SCHEEPERS, Rens. A literature analysis of the use of Absorptive Capacity construct in IS research. *International Journal of Information Management*, v. 37, n. 2, p. 36–42, 2017.
- GARTNER Inc. Gartner Says Solving “Big Data” Challenge Involves More Than Just Managing Volumes of Data. Gartner Group, 2011.
- _____. *Flipping to Digital Leadership: Insights from the 2015 CIO Agenda Report*. Gartner Group, 2015.
- _____. Gartner predicts business intelligence and analytics will remain top focus for CIOs through 2017. Gartner Newsroom, 2016.
- GASSMANN, Oliver e KEUPP, Marcus M. The competitive advantage of early and rapidly internationalising SMEs in the biotechnology industry : A knowledge-based view. v. 42, p. 350–366, 2007.
- GEORGE Gerard; HAAS Martine R. e PENTLAND Alex. Big data and management. *Academy of Management Journal*, v. 57, n. 2, p. 321–326, 2014.
- GIL, Antonio C. *Como elaborar projetos de pesquisa*. 4. ed. - São Paulo: Atlas, 2002.
- GIL, Antonio C. *Métodos e técnicas de pesquisa social*. 5. ed. São Paulo: Atlas, 1999.
- GILLON Kirstin; BRYNJOLFSSON Erik; GRIFFIN Jane; GUPTA, Manish e MITHAS, Sunil. Panel–business analytics: radical shift or incremental change? *Proceedings of the 32nd International Conference on Information Systems*. Anais...Orlando, Florida: Association for Information Systems, 2012.
- GLASER, Barney e STRAUSS, Anselm. *The discovery of grounded theory: strategies for qualitative research*. Chicago, New York, Aldine Transaction, 1967.
- GLASER, Barney. *Theoretical sensitivity*. Mill Valley, CA, Sociology Press, 1978.
- _____. *Basics of grounded theory analysis*. Mill Valley, CA, Sociology Press, 1992.

- _____. The Grounded Theory Perspective: Conceptualization Contrasted with Description. Mill Valley, CA, Sociology Press, 2001.
- _____. The Grounded Theory Perspective II: Description's Remodelling of Grounded Theory Methodology. Mill Valley, CA, Sociology Press, 2003.
- GOES, Paulo B. Big Data and IS Research. *Mis Quarterly*, v. 38, n. 3, p. 3-8, 2014.
- GOLD, Andrew H.; MALHOTRA, Arvind e SEGARS, Albert H. Knowledge management: An organizational capabilities perspective. *Journal of Management Information Systems*, v. 18, n. 1, p. 185–214, 2001.
- GONZALEZ, Patricia M. e MUIÑA, Garcia F. E. Absorptive capacity and smart companies. *Intangible Capital*, v. 10, n. 5, p. 922–947, 2014.
- GOULDING, Christina. Consumer Research, Interpretative Paradigms and Methodological Ambiguities. *European Journal of Marketing*, v. 33, n. 9/10, p. 859–873, 1999.
- _____. Grounded Theory: A Practical Guide for Management, Business and Market Researchers. Thousand Oak, CA: Sage, 2002.
- GRANT, Robert M. Toward a knowledge theory of the firm. *Strategic Management Journal*, v. 17, p. 109–122, 1996.
- GROSSMAN, Robert L. A framework for evaluating the analytic maturity of an organization. *International Journal of Information Management*, v. 38, n. 1, p. 45–51, 2018.
- GROVER, Varun; CHIANG, H. L.; LIANG, Ting-Peng e ZHANG, Dongsong. Creating Strategic Business Value from Big Data Analytics: A Research Framework. *Journal of Management Information Systems*, v. 35, n. 2, p. 388–423, 2018.
- GUEDES, Helton de P.; ZIVIANI, Fabrício; PAIVA, Ricardo V. Carvalho de; FERREIRA, Marta A. T. e HERZOG, Matheus de M. Mensuração da capacidade absorptiva: um estudo nas empresas brasileiras fabricantes de coletores solares. *Gestão da Produção*, 2016.
- GUPTA, Anil K. e GOVINDARAJAN, Vijay. Knowledge flows with in multinational corporations. *Strategic Management Journal*, v. 21, n. 4, p. 473–496, 2000.
- GUSZCZA, Jim. The last-mile problem. How data science and behavioral science can work together. *Deloitte Review*, n. 16, 2015.
- HAAS, Martine R. Knowledge Gathering, Team Capabilities, and Project

- Performance in Challenging Work Environments. *Management Science*, v. 52, n. 8, p. 1170–1184, 2006.
- HACKBARTH, G. The Impact of Organizational Memory on IT Systems. *Proceedings of the Fourth Americas Conference on Information Systems*. Anais...1998.
- HARTMAN, Max P.; ZAKI, Mohamed; FELDMANN, Niels e NEELY, Andy. *Big Data for big business? A taxonomy of data-driven business models used by startup firms*. Cambridge Service Alliance, 2014.
- HATCH, J. A. *Doing qualitative research in education settings*. Albany: Hardcover, 2002.
- HELFAT, Constance e LIEBERMAN, Marvin B. The birth of capabilities: Market entry and the importance of pre-history. *Industrial and Corporate Change*, v. 11, p. 725–760, 2002.
- HENKE, Nicolaus; BUGHIN, Jacques; CHUI, Michael; MANYIKA, James; SALEH, Tamim; WISEMAN, Bill e SETHUPATHY, Guru. *The Age of Analytics : Competing in a Data-Driven World*. McKinsey Global Institute, v. 12, n. January, p. 1–28, 2016.
- HITT, Michael A.; IRELAND, R. Duane; HOSKISSON, Robert E. *Administração Estratégica: competitividade e globalização*. São Paulo: Cengage Learning, 2002.
- HOLSAPPLE, Clyde; LEE-POST, Anita e PAKATH, Ram. A unified foundation for business analytics. *Decision Support Sciences*, v. 64, p. 130–141, 2014.
- HUBER, George P. Organizational learning: The contributing processes and the literatures. *Organization Science*, v. 2, p. 88–125, 1991.
- ISASI, N. K. G.; FRAZZON, E. M. e URIONA, M. Big Data and Business Analytics in the Supply Chain: A Review of the Literature. *IEEE Latin America Transactions*, v. 13, n. 10, p. 3382–3391, 2015.
- ITTMANN, Hans W. The impact of big data and business analytics on supply chain management. *Journal of Transport and Supply Chain Management*, v. 9, n. 1, p. 1–9, 2015.
- JANSEN, Justin P.; VAN DEN BOSCH, Frans A. J. e VOLBERDA, Henk W. Managing Potential and Realized Absorptive Capacity: How do Organizational Antecedents matter? *Academy of Management Journal*, v. 48, n. 6, p. 999–1015, 2005.

- JIMÉNEZ-BARRIONUEVO, M. M.; GARCÍA-MORALES, V. J. e MOLINA, L. M. Validation of an instrument to measure absorptive capacity. *Technovation*, v. 31, n. 5, p. 190–202, 2011.
- JONES, Robert e NOBLE, Gary. Grounded theory and management research: a lack of integrity? *Qualitative Research in Organizations and Management: An International Journal*, v. 2, n. 2, p. 84–103, 2007.
- KABIR, Nowshade e CARAYANNIS, Elias. Big data, Tacit Knowledge and Organizational Competitiveness. *Journal of Intelligence Studies in Business*, v. 3, n. 3, p. 54–62, 2013.
- KAMAL, Eernawati M. Absorptive capacity in construction SMEs: A literature synthesis. *World Applied Sciences Journal*, v. 21, n. 8, p. 1122–1127, 2013.
- KARKOULIAN, Silva; MESSARRA, Leila C. e MCCARTHY, Richard. The intriguing art of knowledge management and its relation to learning organizations. *Journal of Knowledge Management*, v. 17, n. 4, p. 511–526, 2013.
- KIM, Gimun; SHIN, Bongsik; KIM, Kyung Kyu e LEE, Ho Geun. IT Capabilities, Process-Oriented Dynamic Capabilities and Firm Financial Performance. *Journal of the Association for Information Systems*, v. 12, n. 7, p. 487–517, 2011.
- KIM, Gang-Hoon; TRIMI, Silvana e CHUNG, Ji-Htong. Big data applications in the government sector. *communications of the acm*, v. 57, n. 3, p. 78–85, 2014.
- KIM, Linsu. Crisis Construction and Organizational Learning: Capability Building in Catching-up at Hyundai Motor. *Organization Science*, p. 506–521, 1998.
- KIMBALL, Ralph; REEVES, Laura; ROSS, Margy e THORNTHWAITTE, Warren. *The Data Warehouse Lifecycle Toolkit – Expert Methods for Designing, Developing, and Deploying Data Warehouses*. Wiley, 1998.
- KIRK, Jeremy. Analytics: buzzword needs careful definition. *InfoWorld*, 2006.
- KIRSIMARJA, Blomqvist e AINO, Kianto. Knowledge-based view of the firm – Theoretical notions and implications for management. *Lappeenranta University of Technology*, n. 1996, p. 1–28, 2004.
- KLUYUER, Cornelis A. e PEARCE II, John A. *Estratégia: uma visão executiva*. 2. ed. São Paulo: Pearsom, 2007.
- KOGUT, Bruce e ZANDER, Udo. Knowledge of the firm, combinative capabilities, and the replication of technology. *Organization Science*, v. 3, p. 383–397, 1992.

_____. What firms do? Coordination, identity and learning. *Organization Science*, v. 7, n. 5, p. 502–518, 1996.

KONSTANTOPOULOS, Nikolaos e TRIANTAFYLLOPOULOS, Yiannis. Personnel's absorptive capacity as a guiding concept for effective performance in informative technology. *Advances on Information Processing and Management*, p. 337–340, 2015.

KOPANAKIS, Ioannis; VASSAKIS, Konstantinos e MASTORAKIS, George. Big Data in Data-driven Innovation: The Impact in Enterprises' Performance. *Proceedings of 11th Annual MIBES International Conference*, June, p. 257–263, 2016.

KRISHNAMOORTHY, Suryanarayanan e MATHEW, Saji K. Business analytics and business value: A comparative case study. *Information & Management*, 2018.

KUZNETSOV, Andrei e YAKAVENKA, Hanna. Barriers to the absorption of management knowledge in Belarus. *Journal of Managerial Psychology*, v. 20, n. 7, p. 566–577., 2005.

LAKATOS, E. M.; MARCONI, M. A. *Fundamentos de metodologia científica*. São Paulo: Atlas, 1991.

LAM, Son K.; SLEEP, Stefan; HENNIG-THURAU, Thorsten; SRIDHAR, Shrihari e SABOO, Alok R.. Leveraging Frontline Employees' Small Data and Firm-Level Big Data in Frontline Management: An Absorptive Capacity Perspective. *Journal of Service Research*, v. 20, n. 1, p. 12–28, 2017.

LANE, Peter J.; KOKA, Balaji R. e PATHAK, Seemantini. The Reification of Absorptive Capacity: A Critical Review and Rejuvenation of the Construct. *Academy of Management Review*, v. 31, n. 4, 2006.

LANE, Peter J. e LUBATKIN, Michael H. Relative absorptive capacity and interorganizational learning. *Strategic Management Journal*, v. 19, n. 5, p. 461–477, 1998.

LANEY, Doug. *Application Delivery Strategies*, META Delta Group., v. 949, n. February 2001, p. 4, 2001.

LAROSSA, Ralph. Grounded Theory Methods and Qualitative Family Research. *Journal of Marriage and Family*, v. 67, p. 837–857, 2005.

LAVALLE Steve; LESSER Eric; SHOCKLEY Rebecca; HOPKINS, Michael e KRUSCHWITZ, Nina. *Big data, analytics and the path from insights to value*. MIT

- Sloan Management Review, v. 52, n. 2, p. 21–32, 2011.
- LEE, Raymond M. e ESTERHUIZEN, Lea. Computer software and qualitative analysis: Trends, issues and resources. *International Journal of Social Research Methodology*, v. 3, n. 3, p. 231–243, 2000.
- LIANG, Huigang; SARAF, Nilesh; HU, Qing e XUE, Yajiong. Assimilation of Enterprise Systems: The Effect of Institutional Pressures and the Mediating Role of Top Management. *MIS Quarterly*, v. 31, n. 1, p. 59–87, 2007.
- LIAO, Jianwen; WELSCH, Harold e STOICA, Michael. Organizational absorptive capacity and responsiveness: an empirical investigation of growth-oriented SMEs. *Entrep Theory Pract*, v. 28, n. 1, p. 63–86, 2003.
- LIAO, Chechen; CHUANG, Shu-Hui e TO, Pui-Lai. How knowledge management mediates the relationship between environment and organizational structure. *Journal of Business Research*, v. 64, n. 7, p. 728–736, 2011.
- LIN, Chinho; TAN, B. e CHANG, S. The Critical for future research: Factors for Technology Absorptive Capacity. *Industrial Management and Data Systems*, v. 102, n. 6, p. 300–308, 2002.
- LOCKE, Karen. Rewriting the discovery of grounded theory after 25 years? *Journal of Management Inquiry*, v. 5, n. 3, p. 239–245, 1996.
- _____. *Grounded theory in management research*. London: Sage Publications, 2001.
- LOMOTÉY, Richard K. e DETERS, Ralph. Analytics-as-a-service framework for terms association mining in unstructured data. *International Journal of Business Process Integration and Management*, v. 7, n. 1, p. 49, 2014.
- LONGO, Antonella; GIACOVELLI, Sara e BOCHICCHIO, Mario. A. Fact – Centered ETL: A Proposal for Speeding Business Analytics up. *Procedia Technology*, v. 16, p. 471–480, 2014.
- LUSTIG, Irv; DIETRICH, Brenda; JOHNSON, Christer e DZIEKAN, Christopher. The Analytics Journey. *Analytics Magazine*, p. 11–18, 2010.
- MALHOTRA, Arvind; GOSAIN, Sanjay e EL SAWY, Omar A. Absorptive Capacity Configurations in Supply Chains: Gearing for Partner-Enabled Market Knowledge Creation. *MIS Quarterly*, v. 29, n. 1, p. 145–187, 2005.
- MANYIKA, James; CHUI, Michael; BROWN, Brad; BUGHIN, Jacques; DOBBS,

- Richard; Roxburgh, Charles e BYERS, Angela H. "Big Data: The Next Frontier for Innovation, Competition, and Productivity". McKinsey Global Institute, 2011.
- MARCOLIN, Carla B. Text analytics in business environments: a managerial and methodological approach. 2018. 127 f. Tese (Doutorado em Administração) – Programa de Pós-graduação em Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2018.
- MARSHALL, Catherine e ROSSMAN, Gretchen B. Designing qualitative research. Thousand Oaks, CA: Sage. 5^a ed., 2010.
- MATHEWS, John A. Competitive dynamics and economic learning: an extended resource-based view. *Industrial and Corporate Change*, v. 12, n. 1, p. 115–145, 2003.
- MATUSIK, Sharon F. e HEELEY, Michael B. Absorptive capacity in the software industry: identifying dimensions that affect knowledge and knowledge creation activities. *J Manage*, v. 31, p. 549–572, 2005.
- MCCRACKEN, Grant. The Long Interview. Sage University Series on Qualitative Research Methods. 13. ed. ed. Newbury Park, Calif.: 1988.
- MEDEIROS JUNIOR, Josué Vitor de. Construção das Capacidades Organizacionais de Tecnologia da Informação no contexto dos sistemas institucionais integrados de gestão da UFRN. Tese. 195 f. (Doutorado em Administração) - Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Norte, Natal, 2014.
- MEIRELLES, Fernando S. Pesquisa Anual do Uso de TI nas Empresas - GVcia. Rio de Janeiro: FGV-EAESP, 30^a edição, 2019.
- MELL, Peter e GRANCE, Timothy. The NIST Definition of Cloud Computing Recommendations of the National Institute of Standards and Technology. Nist Special Publication, v. 145, p. 7, 2011.
- MELVILLE, Nigel; KRAEMER, Kenneth e GURBAXANI, Vijay. Review: Information technology and organizational performance: na integrative model of IT business value. *MIS Quarterly*, v. 28, n. 2, p. 283–322, 2004.
- MIKALEF, Patrick; PAPPAS, Ilias; GIANNAKOS, Michail e KROGSTIE, John. Big Data and Strategy: a Research Framework. Tenth Mediterranean Conference on Information Systems (MCIS). Anais...Paphos, Cyprus: 2016.

- MILES, Matthew e HUBERMAN, A. Michael. *Qualitative Data Analysis: a sourcebook of new methods*. London: 1990.
- MITHAS, Sunil; LEE, Maria R.; EARLEY, Seth; MURUGESAN, San e DJAVANSHIR, Reza. Leveraging big data and business analytics. *IEEE IT Professional*, v. 15, n. 6, p. 18–20, 2013.
- MOREIRA, Daniel A. *Teoria e prática em gestão do conhecimento: pesquisa exploratória sobre consultoria em gestão do conhecimento no Brasil*. 2005. 174 f. Dissertação (Mestrado em Ciência da Informação) - Programa de Pós-Graduação em Ciência da Informação da Universidade Federal de Minas Gerais, Minas Gerais, 2005.
- MORENO Jr., Valter de Assis; CAVAZOTTE, Flavia de Souza C. N. e VALENTE, D. Strategic alignment and its antecedents: a critical analysis of constructs and relations in the international and Brazilian literatures. *Journal of Global Information Technology Management*, v. 12, n. 2, p. 33–60, 2009.
- MORENO Jr., Valter de Assis; CAVAZOTTE, Flavia de Souza C. N. e ARRUDA, Ricardo R. Conhecimento compartilhado, recursos de TI e desempenho de processos de negócios. *Revista de Administração de Empresas*, v. 54, n. 2, p. 170–186, 2014.
- MORENO Jr., Valter de Assis; PINHEIRO, José R. M. e JOIA, Luiz A. Resource-Based View, Knowledge-Based View and the performance of software development Companies: a study of Brazilian SMEs. *Journal of Global Information Management*, v. 20, n. 4, p. 27–53, 2012.
- MORENO Jr., Valter de Assis e SILVA, Rodrigo F. da. A importância da complementaridade de recursos na implantação de ERP. In: ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO (EnANPAD). Anais... Belo Horizonte, 2015.
- MORENO, Valter; SILVA, Felipe; FERREIRA, Rodrigo; FILARDI, Fernando. Complementarity as a Driver of Value in Business Intelligence and Analytics Adoption Processes. *Revista Ibero-Americana de Estratégia*, v. 18, n. 1, p. 57–70, 2019.
- MORGESON, Frederick P. e HOFMANN, David A. The Structure and Function of Collective Constructs: Implications for Multilevel Research and Theory

- Development. *Academy of Management Review*, v. 24, n. 2, p. 249–265, 1999.
- MOWERY, David C. e OXLEY, Joanne E. Inward technology transfer and competitiveness: the role of national innovation systems. *Cambridge Journal of Economics*, v. 19, n. 1, p. 67–93, 1995.
- MOWERY, David C.; OXLEY, Joanne E. e SILVERMAN, Brian S. Strategic Alliances and Interfirm Transfer. *Strategic Management Journal*, v. 17, n. Winter Special Issue, p. 77–91, 1996.
- NELSON, Richard R. e WINTER, Sidney G. *An evolutionary theory of economic change*. London: Harvard University Press, 1982.
- NEMANICH, Louise A; KELLER, Robert T.; VERA, Dusya e CHIN, Wynne W. Absorptive capacity in R&D project teams: A conceptualization and empirical test. *IEEE Transactions on Engineering Management*, v. 57, n. 4, p. 674–688, 2010.
- NETO, Roseli J. *A Capacidade Absortiva no Processo de Gestão da Inovação: análise em empresas consideradas inovadoras*. Tese. 225 f. (Doutorado em Engenharia e Gestão do Conhecimento) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia e Gestão do Conhecimento da Univesidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2016.
- NEVO, Saggi e WADE, Michael R. The formation and value of IT-enabled resources: antecedents and consequences of synergistic relationships. *MIS Quarterly*, v. 34, n. 1, p. 163–183, 2010.
- NGALANDE, Rebecca C. e MKWINDA, Esmey. Benefits And Challenges Of Using ATLAS.ti. n. LI, p. 1–7, 2014.
- NICKERSON, Jack A. e ZENGER, Todd R. A knowledge-based theory of the firm— The problem-solving perspective. *Organization Science*, v. 15, n. 6, p. 617–632, 2004.
- NONAKA, Ikujiro. A Dynamic Theory of Organizational Knowledge Creation. *Organization Science*, v. 5, n. 1, p. 14–37, 1994.
- NONAKA, Ikujiro e TAKEUCHI, Hirotaka. *The Knowledge-Creating Company: How Japanese Companies Create the Dynamics of Innovation*. New York: Oxford University Press, 1995.
- NONAKA, Ikujiro; VON KROGH, George e VOELPEL, Sven. Organizational knowledge creation theory: evolutionary paths and future advances. *Organization*

- Studies, v. 27, n. 8, p. 1179–2008, 2006.
- NORMANDEAU, Kevin. Beyond Volume, Variety and Velocity is the Issue of Big Data Veracity. 2013. Disponível em: <https://insidebigdata.com/2013/09/12/beyond-volume-variety-velocity-issue-big-data-veracity/>. Acesso em: 20 de junho de 2018.
- OLIVEIRA, Henrique P. G. de. A Importância da Simetria de Informações para o Sucesso dos Projetos de Tecnologia da Informação, por meio das Ações de Cooperação. 2017. 134 f. (Mestrado em Administração de Empresas) - Escola de Administração de Empresas da Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2017.
- OLIVEIRA, Júlio César E. de. Resistência a Mudança na Implantação de Sistemas de Informação: um Modelo Dinâmico Baseado na Percepção dos Usuários e no Papel dos Agentes de Mudança. Dissertação. 87 f. (Mestrado em Gestão Empresarial) - Escola Brasileira de Administração Pública e de Empresas da Fundação Getúlio Vargas, Rio de Janeiro, 2013a.
- OLIVEIRA, Claudio Luis C. de. Criação de valor estratégico a partir do digital Analytics. Tese. 187 f. (Doutorado em Engenharia) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2013b.
- PANDEY, Satyendra C. e DUTTA, Andrew. Role of knowledge infrastructure capabilities in knowledge management. *Journal of Knowledge Management*, v. 17, n. 3, p. 435–453, 2013.
- PANDIT, Naresh R. The creation of theory: A recent application of the grounded theory method. *The Qualitative Report*, v. 2, n. 4, p. 1–15, 1996.
- PARKER, Lee D. e ROFFEY, Bet H. Methodological themes - back to the drawing board: revisiting grounded theory and the everyday accountant's and manager's reality. *Accounting, Auditing & Accountability Journal*, v. 10, n. 2, p. 212–247, 1996.
- PAVLOU, Paul A. e EL SAWY, Omar A. From IT leveraging competence to competitive advantage in turbulent environments: The case of new product development. *Information Systems Research*, v. 17, n. 3, p. 198-227, 2006.
- PEARLSON, Kery E. e SAUNDERS, Carol S. *Strategic Management of Information Systems*. 5th ed. International Student Version, Paperback: Wiley, 2012.
- PENNINGS, J. M. e HARIANTO, F. The Diffusion of Technological Innovation in the Commercial Banking Industry. *Strategic Management Journal*, v. 13, n. 1, p. 29–

46, 1992.

- PEREIRA, Florys Fábila A. A utilização da Tecnologia da Informação como ação estratégica na administração pública: O caso FINEP. Dissertação. 112 f. (Mestrado em Administração Pública) - Escola Brasileira de Administração Pública, Fundação Getulio Vargas, Rio de Janeiro, 2000.
- PETRINI, Maira e POZZEBON, Marlei. Usando Grounded Theory Na Construção De Modelos Teóricos. *Revista Gestão e Planejamento*, v. 10, n. 1, p. 1–18, 2009.
- PHILLIPS-WREN, Gloria; IYER, Lakshmi; KULKARNI, Uday e ARIYACHANDRA, Thilini. Business Analytics in the Context of Big Data. *Commun Assoc Inf Syst*, v. 37, n. 23, p. 448–472, 2015.
- PITTA, Guilherme B. B. e CASTRO, Aldemar A. A pesquisa científica. *Scientific Research*, v. 5, n. 4, 2006.
- PROJECT MANAGEMENT INSTITUTE. Um guia do conhecimento em gerenciamento de projetos (5a ed). Newton Square, USA: PMI., 2013.
- PURVIS, Russell L.; SAMBAMURTHY, V. e ZMUD, Robert W. The Assimilation of Knowledge Platforms in Organizations: An Empirical Investigation. *Organization Science*, v. 12, n. 2, p. 117–135, 2001.
- QU, Wen G.; OH, Wonseok e PINSONNEAULT, Alain. The strategic value of IT insourcing: an IT-enabled business process perspective. *Journal of Strategic Information Systems*, v. 19, p. 96–108, 2010.
- QUIVY, Raymond e CAMPENHOUDT, Luc Van. Manual de investigação em ciências sociais. Lisboa: Gradiva, 1998.
- RASHMAN, Lyndsay; WITHERS, Erin e HARTLEY, Jean. Organizational learning and knowledge in public service organizations: A systematic review of the literature. *International Journal of Management Reviews*, v. 11, n. 4, p. 463–494, 2009.
- RAY, Gautam; MUHANNA, Waleed A. e BARNEY, Jay B. Information technology and the performance of the customer service process: a resource-based analysis. *MIS Quarterly*, v. 29, n. 4, p. 625–652, 2005.
- RENNIE, David L. Grounded theory methodology: the pressing need for a coherent logic of justification. *Theory and Psychology*, v. 8, n. 1, p. 101–119, 1998.
- REZENDE, Mauricio Seiji C. A Gestão do Conhecimento em uma Organização de

- Software: Construção de uma Teoria Substantiva. Tese. 261 f. (Doutorado em Engenharia e Gestão do Conhecimento) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia e Gestão do Conhecimento da Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2017.
- RIBEIRO, Claudio J. S. Big Data: os novos desafios para o profissional da informação. *Informação & Tecnologia*, v. 1, n. 1, p. 96–105, 2014.
- RIGGINS, Frederick J. e WAMBA, Samuel F. Research directions on the adoption, usage, and impact of the internet of things through the use of big data analytics. *Proceedings of the Annual Hawaii International Conference on System Sciences*, v. 2015–March, n. January, p. 1531–1540, 2015.
- ROBERTS, Nicholas; GALLUCH, Pamela S.; DINGER, Michael e GROVER, Varun. Absorptive capacity and information systems research: review, synthesis and directions for future research. *MIS Quarterly*, v. 36, n. 2, p. 625–648, 2012.
- RODRIGUEZ, Lineth e CUNHA, Catherine da. Impacts of Big Data Analytics and Absorptive Capacity on Sustainable Supply Chain Innovation: A Conceptual Framework. *Scientific Journal of Logistics*, v. 14, n. 2, p. 151–161, 2018.
- ROSA, Andreia. C.; RUFFONI, Janaina. Mensuração da capacidade absorptiva de Firms que possuem interação com universidades. *Revista Economia e Desenvolvimento*, v. 26, n. 1, p. 80–104, 2014.
- RUSSOM, Philip. Big Data Analytics. *TDWI Best Practices Report*, v. 58, n. 4, 2011.
- SAMBAMURTHY, V. e ZMUD, Robert W. Arrangements for Information Technology Governance: a Theory of Multiple Contingencies, v. 23, n. 2, p. 261–290, 1999.
- SAMBAMURTHY, V., BHARADWAJ, Anandhi e GROVER, Varun. Shaping agility through digital options: reconceptualizing the role of information technology in contemporary firms. *MIS Quarterly*, v. 27, n. 2, p. 237–263, 2003.
- SANTOS, Jane L. S. Relações entre capacidade de absorção de conhecimento, sistemas de memória organizacional e desempenho financeiro. Tese. 234 f. (Doutorado em Engenharia e Gestão do Conhecimento) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia e Gestão do Conhecimento da Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2013.
- SAS Inc. *Here and Now: the need for an analytics platform: Preparing for the future with the strategic and innovative use of analytics*. Disponível em:

- <https://www.sas.com/content/dam/SAS/documents/marketing-whitepapers-ebooks/ebooks/en/here-and-now-the-need-for-an-analytics-platform-110056.pdf>
- SCHOENNING, Aud. Absorptive Capacity in a Board Context A Quantitative Analysis
Aud Schoenning PhD Candidate and CEO of Value Creating Competence. p. 1–23, 2011.
- SEDDON, Peter B.; CALVERT, Cheryl e YANG, Song. A Multi-Project Model of Key Factors Affecting Organisational Benefits from Enterprise Systems. *MIS Quarterly*, v. 32, n. 2, p. 305–328, 2010.
- SEDDON, Peter B.; CONSTANTINIDIS, Dora e DOD, Harjot. How does business analytics contribute to business value? Thirty Third International Conference on Information Systems, p. 1–17, 2012.
- SEIDMAN, Irving. *Interviewing as qualitative research : a guide for researchers in education and the social sciences*. 3rd ed. New York, NY: Teachers College Press, 2006.
- SENGE, Peter M. *A Quinta Disciplina. A arte e prática da organização que aprende*. Best Seller ed. São Paulo: 2004.
- SHANKS, Graeme, SHARMA, Rajeev, SEDDON, Peter e REYNOLDS, Peter. The Impact of Strategy and Maturity on Business Analytics and Firm Performance: A Review and Research Agenda. *Proc. 21st Australasian Conference on Information Systems*, QUT, Brisbane, December. Anais... 2010.
- SHARDA, Ramesh; ASAMOAHA, Daniel A. e PONNA, Natraj. Research and pedagogy in business analytics: Opportunities and illustrative examples. *Journal of Computing and Information Technology*, v. 21, n. 3, p. 171–183, 2013.
- SHARMA, Sanjay e VREDENBURG, Harrie. Proactive corporate environmental strategy and the development of competitively valuable organizational capabilities. *Strategic Management Journal*, v. 19, p. 729–753, 1998.
- SHARMA, Rajeev; MITHAS, Sunil e KANKANHALLI, Atreyi. Transforming decision-making processes: A research agenda for understanding the impact of business analytics on organisations. *European Journal of Information Systems*, v. 23, n. 4, p. 433–441, 2014.
- SIEGEL, Eric. *Predictive Analytics: The Power to Predict Who Will Click, Buy, Lie, or Die*. Wiley, 2013.

- SOSA, Rodrigo de M. Compartilhamento de conhecimento entre e em equipes de projetos complexos: estudo de caso numa empresa pública brasileira. Dissertação. 125 f. (Mestrado Profissional em Administração) - Faculdades IBMEC, Rio de Janeiro, 2016.
- SOUSA, Leandro R. Analytics : Um Estudo Dos Fatores Críticos De Sucesso Em Implementações Organizacionais. Dissertação. 167 f. (Mestrado em Ciências) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2017.
- SPENDER, J.C. Making knowledge the basis of a dynamic theory of the firm. *Strategic Management Journal*, v. 17, p. 45–62, 1996.
- SRIVARDHANA, Thongchai e PAWLOWSKI, Suzanne D. ERP Systems as an Enabler of Sustained Business Process Innovation: A Knowledge-Based View. *Journal of Strategic Information Systems*, v. 16, n. 1, p. 51–69, 2007.
- STRAUSS, A. *Qualitative Analysis for Social Scientists*. Cambridge, UK.: Press, Cambridge University, 1987.
- STRAUSS, Anselm L. e CORBIN, Juliet. *Basics of qualitative research: Techniques and procedures for developing Grounded Theory*. Newbury Park, 1st ed. CA: Sage. 1990.
- _____. *Basics of qualitative research: Techniques and procedures for developing grounded theory*. Thousand Oaks, 2nd ed. CA: Sage. 1998.
- _____. *Basics of qualitative research: Techniques and procedures for developing Grounded Theory*. Newbury Park, 3rd ed. CA: Sage. 2008.
- _____. *Pesquisa Qualitativa: técnicas e procedimentos para o desenvolvimento de teoria fundamentada*. 2ª ed. Porto Alegre: Artmed, 2008.
- SUN, Peter Y. T. e ANDERSON, Marc H. An examination of the relationship between absorptive capacity and organizational learning, and a proposed integration. *International Journal of Management Reviews*, v. 12, n. 2, p. 130–150, 2010.
- SZULANSKI, Gabriel. Exploring stickiness: impediments to the transfer of best practice within the firm. *Strategic Management Journal*, v. 17, p. 27–43, 1996.
- TAKEUCHI, Hirotaka. Knowledge-Based View of Strategy. *Universia Business Review*, v. Cuarto Tri, n. 40, p. 68–79, 2013.
- TAROZZI, Massimiliano. *O que é grounded theory: metodologia de pesquisa e de teoria fundamentada nos dados*. Petrópolis: Vozes, 2011.

- TESCH, Renata. *Qualitative Research: Analysis Types and Software Tools*. New York: Falmer Press, 1990.
- TIWANA, Amrit e MCLEAN, Ephraim R. Expertise Integration and Creativity in Information Systems Development. *Journal of Management Information Systems*, v. 22, n. 1, p. 13–43, 2005.
- TODOROVA, Gergana e DURISIN, Boris. Absorptive capacity: Valuing a reconceptualization. *Academy of Management Review*, v. 32, n. 3, 2007.
- TONOLLI, Júnior, E. J.; BRODBECK, A. F; COSTA, C. A. Análise das relações dos elementos de alinhamento estratégico entre negócio e tecnologia da informação com o processo de desenvolvimento de produto. *Revista de Administração Mackenzie*, v. 13, n. 2, p. 135–170, 2012.
- TOURINHO, Ana Lucia de Q. BIA – Business Intelligence Analytics: Pesquisa e Análise da Literatura. *Anais do V Encontro de Administração da Informação (EnADI)*, p. 3–5, 2013.
- TROILO, Michael; BOUCHET, Adrien; URBAN, Timothy L. e SUTTON, William A. Perception, reality, and the adoption of business analytics: Evidence from North American professional sport organizations. *Omega (United Kingdom)*, v. 59, n. October 2017, p. 72–83, 2016.
- TSAI, Yuh-Yuan; CHEN, Chien-Nan e TSENG, Chin-Li. 3Rs absorptive capacity: responsive, realized and reconfigured. *Management Knowledge and Learning International Conference. Anais...2013*.
- TSAI, Wenpin. Knowledge Transfer in Intraorganizational Networks: Effects of Network Position and Absorptive Capacity on Business Unit Innovation and Performance. *Academy of Management Journal*, v. 44, n. 5, p. 996-1004, 2001.
- VAN DEN BOSCH, Frans A. J.; WIJK, Raumont Van e VOLBERDA, Henk W. Absorptive capacity: Antecedents, models and outcomes. *ERIM report series research in management ERS-2003-035-STR*, n. August, p. 1–54, 2003.
- VAN DEN BOSCH, Frans A. J.; VOLBERDA Henk W. e BOER, Michiel de. Coevolution of firm absorptive capacity and knowledge environment: organizational forms and combinative capabilities. *Organ Sci*, v. 10, p. 551–568, 1999.
- VARGA, Mladen e VUKOVIĆ, Miljenko. Feasibility of investment in business

- analytics. *Journal of Information and Organizational Sciences*, v. 31, n. 2, p. 61–74, 2007.
- VECCHIO, Pasquale Del; MININ, Alberto Di e PETRUZZELLI, Antonio M. Big Data for Open Innovation: Unveiling Challenges and Opportunities. *The Creativity and Innovation Management Journal*, p. 2013–2015, 2016.
- VENTURA, Magda M. O estudo de caso como modalidade de pesquisa. *Pedagogia Médica. Revista da Sociedade de Cardiologia do Estado do Rio de Janeiro*, Rio de Janeiro, v. 20, n. 5, p. 383–386, 2007.
- VERMA, Surabhi. the Adoption of Big Data Services By Manufacturing Firms: an Empirical Investigation in India. *Journal of Information Systems and Technology Management*, v. 14, n. 1, p. 39–68, 2017.
- VIAENE, Stijn e BUNDER, Annabel Van Den. The secrets to managing business analytics projects. *MIT Sloan Management Review*, v. 53, n. 1, p. 65–69, 2011.
- VILARES, António Alberto L. Big data analytics: predictive consumer behaviour analysis. 2016. 86 f. Dissertação (Mestrado em Gestão de Informação) – Instituto Superior de Estatística e Gestão de Informação da Universidade Nova de Lisboa, Lisboa, 2016.
- VINDING, Anker L. Absorptive capacity and innovative performance: A human capital approach. *Economics of Innovation and New Technology*, v. 15, n. 4–5, p. 507–517, 2006.
- VOLBERDA, Henk W., FOSS, Nicolai J. e LYLES, Marjorie A. Absorbing the Concept of Absorptive Capacity: How to Realize Its Potential in the Organization Field. *Organization Science*, v. 21, n. 4, p. 931–951, 2010.
- VON KROGH, Georg. Care in knowledge creation. *California Management Review*, v. 40, n. 3, p. 133–153, 1998.
- WADE, Michael e HULLAND, John. The Resource-Based View and Information Systems Research: Review, Extension and Suggestions for Future Research. *MIS Quarterly*, v. 28, n. 1, p. 107–142, 2004.
- WAMBA, Samuel F.; AKTER, Shahriar; EDWARDS, Andrew; CHOPIN, Geoffrey e GNANZOU, Denis. How “big data” can make big impact: Findings from a systematic review and a longitudinal case study. *International Journal of Production Economics*, v. 165, p. 234–246, 2015.

- WAMBA, Samuel F.; GUNASEKARAN, Angappa; AKTER, Shahriar; JI-FAN REN, Steven; DUBEY, Rameshwar e CHILDE, Stephen J. Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 2016.
- WANG, Catherine L. e AHMED, Pervaiz K. Dynamic capabilities: A review and research. *International Journal of Management Reviews*, p. 31–51, 2007.
- WANG, Eric T. G.; SHIH, Sheng-Pao; JIANG, James J. e KLEIN, Gary. The consistency among facilitating factors and ERP implementation success: A holistic view of fit. *The journal of Systems and software*, v. 81, n. 9, p. 609–621, 2008.
- WANG, Yichuan; KUNG LeeAnn e BYRD, Terry A. Big data analytics: Understanding its capabilities and potential benefits for healthcare organizations. *Technological Forecasting and Social Change.*, 2015.
- WANG, Yichuan. Business Intelligence and Analytics Education: Hermeneutic Literature Review and Future Directions in IS Education. *Twenty-first Americas Conference on Information Systems*. Anais...Porto Rico: 2015
- WATSON, Hugh J. e WIXOM, Barb H. The Current State of Business Intelligence. *Computer*, v. 40, n. 9, p. 96–99, 2007.
- WATSON, Hugh J. Business analytics insight: hype or here to stay? *Business Intelligence Journal*, v. 16, n. 1, p. 4–8, 2011.
- _____. Tutorial: Big data analytics: Concepts, technologies, and applications. *Communications of the Association for Information Systems*, v. 25, p. 487–510, 2014.
- _____. Tutorial: business intelligence–past, present, and future. *Communications of the Association for Information Systems*, v. 25, n. 1, p. 486–510, 2009.
- WICOM, Barbara; ARIYACHANDRA, Thilini; DOUGLAS, David; GOUL, Michael; GUPTA, Babita; IYER, Lakshmi; KULKARNI, Uday; MOONEY, John G.; PHILLIPS-WREN, Gloria e TURETKENM Ozgur. The Current State of Business Intelligence in Academia. *Communications of the Association for Information Systems*, v. 29, n. 16, p. 299–312, 2011.
- WIKLUND, Johan e SHEPHERD, Dean A. Knowledge-Based Resources, Entrepreneurial Orientation, and the Performance of Small and Mediumm-sized Businesses. *Strategic Management Journal*, v. 24, p. 1307–1314, 2003.

- WOODS, Megan; PAULUS, Trena; ATKINS, David P. e MACKLIN, Rob. Advancing Qualitative Research Using Qualitative Data Analysis Software (QDAS)? Reviewing Potential Versus Practice in Published Studies using ATLAS.ti and NVivo, 1994–2013. *Social Science Computer Review*, v. 34, n. 5, p. 597–617, 2016.
- XU, Qing e MA, Qingguo. Determinants of ERP Implementation Knowledge Transfer. *Information and Management*, v. 45, n. 8, p. 528–539, 2008.
- YIN, Robert K. *Case Study Research: Design and Methods*. 5th ed., Los Angeles, Calif. USA: Sage Publications, 2014.
- _____. *Estudo de caso: planejamento e métodos*. 2ª edição ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.
- ZAHRA, Shaker A. e GEORGE, Gerard. Absorptive Capacity: a review, reconceptualization and extension. *Academy of Management Review*, v. 27, n. 2, p. 185–203, 2002.
- ZHAO, Zheng J. e ANAND, Jaideep. A multilevel perspective on knowledge transfer: evidence from the Chinese automotive industry. *Strategic management journal*, v. 30, n. 9, p. 959–983, 2009.

APÊNDICE A:

Convite de participação para as empresas

Prezado(a) Senhor(a),

Como parte de um projeto de pesquisa definido junto ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade do Grande Rio, o Sr. Rodrigo Ferreira está desenvolvendo um estudo sobre a importância da conhecimento na geração de valor por meio de investimentos em atualização de Sistemas Integrados de Gestão (ERP).

O referido estudo será utilizado na elaboração da tese que o Sr. Rodrigo Ferreira está preparando, sob a orientação do Prof. Dr. Josir Simeone Gomes, para atender os requisitos do Doutorado em Administração da Faculdade do Grande Rio.

As informações analisadas na pesquisa serão coletadas através de entrevistas e documentos (ex., memorandos, brochuras, web sites, emails, etc.) fornecidos voluntariamente pelas empresas participantes.

Gostaríamos de ressaltar alguns pontos importantes sobre o modo como o estudo será conduzido, e formalizar nosso compromisso em seguir os procedimentos definidos abaixo.

Primeiramente, para que os resultados obtidos tenham validade científica, é imprescindível que o pesquisador adote uma posição neutra em relação à organização que está sendo estudada. Dessa forma:

1. o sigilo das informações fornecidas pelos participantes será mantido durante e após o término do projeto de pesquisa. Para isso:

a. os nomes e informações que possam identificar os participantes e suas empresas serão excluídos dos relatórios de pesquisa;

b. antes dos resultados da pesquisa serem divulgados, o relatório será enviado para cada participante, para que identifique informações que não possam ser publicadas. Tais informações serão prontamente eliminadas do material a ser divulgado.

2. as informações passadas pelos entrevistados não poderão ser divulgadas até mesmo para suas respectivas empresas, a menos que os entrevistados nos deem seu consentimento explícito para isso;

3. o pesquisador abster-se-á de interferir ou influenciar os procedimentos, interações, e decisões dos funcionários da empresa, durante o projeto de pesquisa. Assim:

a. o pesquisador não poderá fornecer informações a respeito de suas observações e conclusões, antes que a etapa de coleta de dados esteja finalizada;

b. embora possamos fornecer cópias do relatório final às empresas, seu conteúdo não poderá ser revelado antes que o estudo seja completado.

As entrevistas têm caráter informativo, não pretendendo de forma alguma avaliar o conhecimento ou experiência dos entrevistados nos temas abordados. Ressaltamos que:

1. a participação na pesquisa e no processo de entrevistas é totalmente voluntária;

2. as entrevistas podem ser presenciais, ou por telefone ou e-mail, de acordo com a preferência dos entrevistados e possibilidade do pesquisador de se deslocar ao local da entrevista;

3. ao longo das entrevistas, os participantes podem optar por responder ou não qualquer das perguntas feitas pelo pesquisador;

4. os participantes têm a liberdade de interromper a entrevista e sua participação na pesquisa a qualquer momento.

Agradecemos antecipadamente à sua empresa pelo interesse em participar de nosso projeto. Esperamos que o conhecimento adquirido através do estudo possa reverter em melhorias dos processos decisórios e projetos de TI, como atualização e operação de Sistemas Integrados de Gestão nas organizações brasileiras.

Coloco-me, desde já, ao seu dispor para sanar quaisquer dúvidas que porventura venham a surgir.

Atenciosamente,

Prof. Dr. Josir Simeone Gomes
Orientador

APÊNDICE B:

Roteiro inicial para pesquisa de campo

Fase	Descrição da Questão
Abertura	Perguntas gerais
	Perguntas demográficas
Produção	Podem me descrever o seu entendimento sobre <i>Analytics</i> ?
	Podem me descrever como são conduzidas as implementações de <i>Analytics</i> na empresa?
	Como você (ou a equipe) é capaz de identificar novas oportunidades de implementações de <i>Analytics</i> na empresa?
	Como ocorre a colaboração entre diferentes equipes (de TI e de negócio) durante implementações de <i>Analytics</i> ?
	Como as ideias e informações sobre <i>Analytics</i> são comunicadas entre as diferentes equipes (de TI ou de negócio)?
	Como você (ou a equipe) faz para adequar novas ideias e informações adquiridas sobre <i>Analytics</i> ao contexto da empresa?
	Como você (ou a equipe) exerce sua habilidade de gerar novas oportunidades por meio do <i>Analytics</i> ?
Fechamento	Como a empresa (ou o cliente) pode se beneficiar com novos conhecimentos de <i>Analytics</i> aprendidos pela equipe (de TI ou de negócio)?
	O que a absorção de conhecimento em implementação de <i>Analytics</i> significa para você?
	Você gostaria de acrescentar algo sobre o assunto que não foi abordado em nossa conversa?

APÊNDICE C:

Termo de Consentimento Livre e Esclarecido

Agradecemos antecipadamente à você pela disponibilidade em participar da pesquisa intitulada “*Absorção do Conhecimento em Implementações de Analytics*”. Esta entrevista tem como objetivo ajudar na criação de uma teoria que explique como as implementações de *Analytics* contribuem na definição de capacidade absorviva.

A sua participação é muito importante, porém, gostaríamos de ressaltar alguns pontos importantes sobre o modo como a entrevista será conduzida, e formalizar nosso compromisso em seguir os procedimentos definidos abaixo:

- a. o nome e informações que possa identificar o participante e sua empresa serão mantidos em sigilo durante e após o término da pesquisa;
- b. as informações passadas pelo entrevistado poderão ser divulgadas, desde que ele tenha fornecido seu consentimento explícito através desse documento;
- c. a participação na pesquisa e no processo de entrevistas é totalmente voluntária;
- d. ao longo da entrevista, o participante pode optar por responder ou não qualquer das perguntas feitas pelo pesquisador;
- e. o participante têm a liberdade de interromper a entrevista e sua participação na pesquisa a qualquer momento.

Se você necessitar de mais esclarecimentos, pode entrar em contato a qualquer momento com Rodrigo Ferreira através do email: rodrigoferreira.adm@bol.com.br ou com Josir Simeone através do email: josirsgomes@gmail.com. Declaro que fui devidamente esclarecido e concordo em participar voluntariamente da pesquisa.

Assinatura do entrevistado: _____

Assinatura do pesquisador: _____

APÊNDICE D:

Elementos constitutivos da teoria substantiva na perspectiva *pré-analytics*

Categoria	subcategorias	Propriedades	Definição dimensional	Varição dimensional			
Identificação	Entender o negócio	Entender o funcionamento do negócio	Baixa compreensão: dificuldade de compreender os fatores e variáveis que impactam o negócio	Compreensão: baixa alta			
			Alta compreensão: não dificuldade de compreender os fatores e variáveis que impactam o negócio				
	Detectar o problema	Levantamento das necessidades do cliente	Baixa comunicação: dificuldade de comunicar o problema	Comunicação: baixa alta			
			Alta comunicação: facilidade de comunicar o problema				
Compreensão	Entender o problema	Compreensão das necessidades do cliente	Baixa compreensão: mapeamento dos critérios de agilidade e amplitude do problema	Compreensão: baixa alta			
			Alta compreensão: mapeamento dos critérios de agilidade e amplitude do problema				
			Coletar os dados		Estruturar dados suficientes	Baixa quantidade de dados: capturar dados insuficientes para mapeá-los e processá-los a fim de resolver problemas elencados	Quantidade: baixa alta
					Alta quantidade de dados: capturar dados suficientes para mapeá-los e processá-los a fim de resolver problemas elencados		
	Estruturar dados relevantes		Inadequada relevância de dados: capturar dados que não contenham variáveis que contribuam para a geração de hipóteses	Relevância: inadequada adequada			
			Adequada relevância de dados: capturar dados que contenham variáveis que contribuam para a geração de hipóteses				
	Entender os dados	Entender o funcionamento dos dados	Baixa identificação de oportunidades: modelo mental das equipes sem expectativa de geração de insights	Expectativa: baixa alta			
			Alta identificação de oportunidades: modelo mental das equipes com expectativa de geração de insights				
	Exploração	Modelar os dados	Construir modelos por meio de técnicas estatísticas e de programação	Baixa representatividade: modelo analítico representa baixa representatividade da realidade	Representatividade: baixa alta		
				Alta representatividade: modelo analítico representa alta representatividade da realidade			
Explorar os dados		Identificação de padrões ocultos de comportamento		Baixa identificação de oportunidades: modelo mental das equipes sem expectativa de criação de hipóteses	Padrões: não identificados identificados		
				Alta identificação de oportunidades: modelo mental das equipes com expectativa de criação de hipóteses			
		Criação de inter-relações entre variáveis		Inter-relações não criadas: não direciona a implementação de <i>analytics</i> para a criação de hipóteses	Inter-relações: não criadas criadas		
				Inter-relações criadas: direciona a implementação de <i>analytics</i> para a criação de hipóteses			
		Criação de hipóteses		Hipótese não criada: não direciona a implementação de <i>analytics</i> para a resolução do problema	Hipótese: não criada criada		
				Hipótese criada: direciona a implementação de <i>analytics</i> para a resolução do problema			
Validação de hipóteses		Hipótese não validada: não direciona a implementação de <i>analytics</i> para a resolução do problema	Hipótese: não validada validada				
		Hipótese validada: direciona a implementação de <i>analytics</i> para a resolução do problema					
Implementação	Gerar os <i>insights</i>	Criar oportunidades de implementação de <i>analytics</i>	Baixa exequibilidade: entendimentos oriundos do <i>analytics</i> não são exequíveis no ambiente da organização	Exequibilidade: baixa alta			
			Alta exequibilidade: entendimentos oriundos do <i>analytics</i> são exequíveis no ambiente da organização				
	Comunicar os <i>insights</i>	Comunicar oportunidades de implementação de <i>analytics</i>		Baixa objetividade da comunicação: não permite que os clientes entendam e aderem os <i>insights</i>	Objetividade: baixa alta		
				Alta objetividade da comunicação: permite que os clientes entendam e aderem os <i>insights</i>			
				Visualização com baixa interatividade dos <i>insights</i> : não permite que as equipes impactadas visualizem os <i>insights</i>		Interatividade: baixa alta	
							Visualização com alta interatividade dos <i>insights</i> : permite que as equipes impactadas visualizem os <i>insights</i>
Implementar <i>analytics</i>	Implementar <i>analytics</i> para geração de valor		Baixa finalidade do <i>analytics</i> : não permite que os clientes usuários tomem decisões por meio do <i>analytics</i>	Valor: não gerado gerado			
			Alta finalidade do <i>analytics</i> : permite que os clientes usuários tomem decisões por meio do <i>analytics</i>				

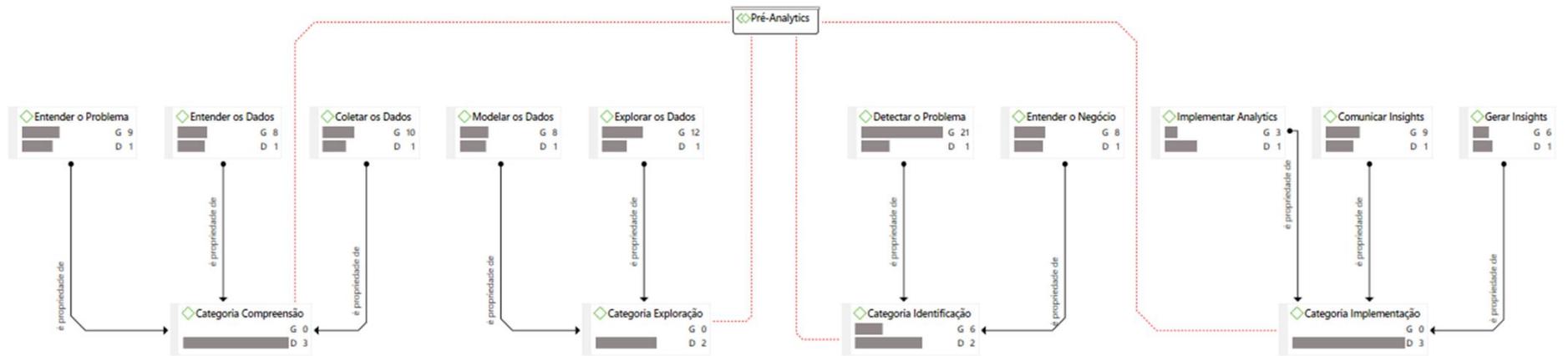
APÊNDICE E:

Elementos constitutivos da teoria substantiva na perspectiva *pós-analytics*

Categoria	subcategorias	Propriedades	Definição dimensional	Varição dimensional		
Internalização	Incentivar e promover <i>insights</i> coletivos	Atuação de equipe multidisciplinar	Baixo incentivo: quanto à geração de questionamentos aos resultados proporcionados pelo <i>analytics</i>	Incentivo: baixo - - - - - alto		
			Alto incentivo: quanto à geração de questionamentos aos resultados proporcionados pelo <i>analytics</i>			
		Apoiar ideias e conhecimentos	Não suficiente apoio à integração das equipes: não proporcionando a evolução no uso das tecnologias associadas ao <i>analytics</i>	Apoio: não suficiente - - - - - suficiente		
			Suficiente apoio à integração das equipes: proporcionando a evolução no uso das tecnologias associadas ao <i>analytics</i>			
Apropriação	Mudar o <i>Status quo</i>	Atuação de equipe multidisciplinar	Critérios dinâmicos definidos: problemas a serem resolvidos por meio de <i>analytics</i> sem critérios previamente definidos	Critérios: não existe - - - - - existe		
			Critérios dinâmicos definidos: problemas a serem resolvidos por meio de <i>analytics</i> são selecionados por meio de critérios			
			Baixa transversalidades das equipes de TI: equipes de cientistas de dados não se posicionam de forma transversal	Estrutura: não transversal - - - - - transversal		
			Alta transversalidades das equipes de TI: equipes de cientistas de dados posicionam-se de forma transversal			
			Adoção de metodologias ágeis: mantém foco e celeridade nos processos para viabilizar recursos e capacidade analíticas	Metodologia: não existe - - - - - existe		
			Adoção de metodologias ágeis: não mantém foco e celeridade nos processos para viabilizar recursos e capacidade analíticas			
			Disseminar <i>Analytics</i>	Registrar casos de sucesso	Registrar casos de sucesso: modelo mental das equipes apoiada por banco de conhecimento	Banco de conhecimento: não existe - - - - - existe
					Registrar casos de sucesso: modelo mental das equipes não apoiada por banco de conhecimento	
Disseminar casos de sucesso	Disseminar casos de sucesso: como forma de promover a confiança do <i>analytics</i> nas equipes	Disseminação: não realizada - - - - - realizada				
	Disseminar casos de sucesso: como forma de não promover a confiança do <i>analytics</i> nas equipes					
Vivenciar <i>Analytics</i>	Vivenciar casos de sucesso	Vivenciar casos práticos: como forma de não potencializar a expertise nas equipes sobre <i>analytics</i>	Vivência: não realizada - - - - - realizada			
		Vivenciar casos práticos: como forma de potencializar a expertise nas equipes sobre <i>analytics</i>				
Emulação	Conceder autonomia analítica	Garantir credibilidade do <i>Analytics</i>	Baixa legitimidade: equipes e tomadores de decisão não percebem que o <i>analytics</i> ajuda a empresa	Legitimidade: não conquistada - - - - - conquistada		
			Alta legitimidade: equipes e tomadores de decisão percebem que o <i>analytics</i> ajuda a empresa			
		Promover autonomia às equipes de negócio	Baixa autonomia: não possibilitando a criação de oportunidades através de <i>analytics</i> pelas equipes	Autonomia: baixa - - - - - alta		
			Alta autonomia: possibilitando a criação de oportunidades através de <i>analytics</i> pelas equipes			
Gerir governança em <i>Analytics</i>	Gestão de governança: não adequada como forma de garantir uniformidade nas implementações de <i>analytics</i>	Gestão de governança: adequada como forma de garantir uniformidade nas implementações de <i>analytics</i>	Governança: não adequada - - - - - adequada			
Institucionalização	Desenvolver maturidade analítica	Produtividade analítica	Utilização de indicadores para avaliar implementações de <i>analytics</i>	Indicadores: não utilizado - - - - - utilizado		
			Não utilização de indicadores para avaliar implementações de <i>analytics</i>			
		Alinhamento com a estratégia	Não inclusão da temática no planejamento institucional	Alinhamento: baixa - - - - - alta		
			Inclusão da temática no planejamento institucional			
		Implementar variadamente <i>analytics avançados</i>	Baixa eficiência em produtos, processos ou <i>analytics</i>	Complexidade: baixa - - - - - alta		
			Alta eficiência em produtos, processos ou <i>analytics</i>			

APÊNDICE F:

Diagrama de conceitos e relações na perspectiva *pré-analytics*



APÊNDICE G:

Diagrama de conceitos e relações na perspectiva *pós-analytics*

