

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO  
DEPARTAMENTO DE CIÊNCIAS ADMINISTRATIVAS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO**

**CLÁUDIA RODRIGUES MAIA**

**O PAPEL DA CAPACIDADE DE GESTÃO DA INFORMAÇÃO E DA  
MONETIZAÇÃO DE DADOS NO DESEMPENHO CORPORATIVO**

**Orientador: Prof. Dr. Antônio Carlos Gastaud Maçada  
Coorientador: Guilherme Lerch Lunardi**

Porto Alegre, 2023

Cláudia Rodrigues Maia

**O PAPEL DA CAPACIDADE DE GESTÃO DA INFORMAÇÃO E DA  
MONETIZAÇÃO DE DADOS NO DESEMPENHO CORPORATIVO**

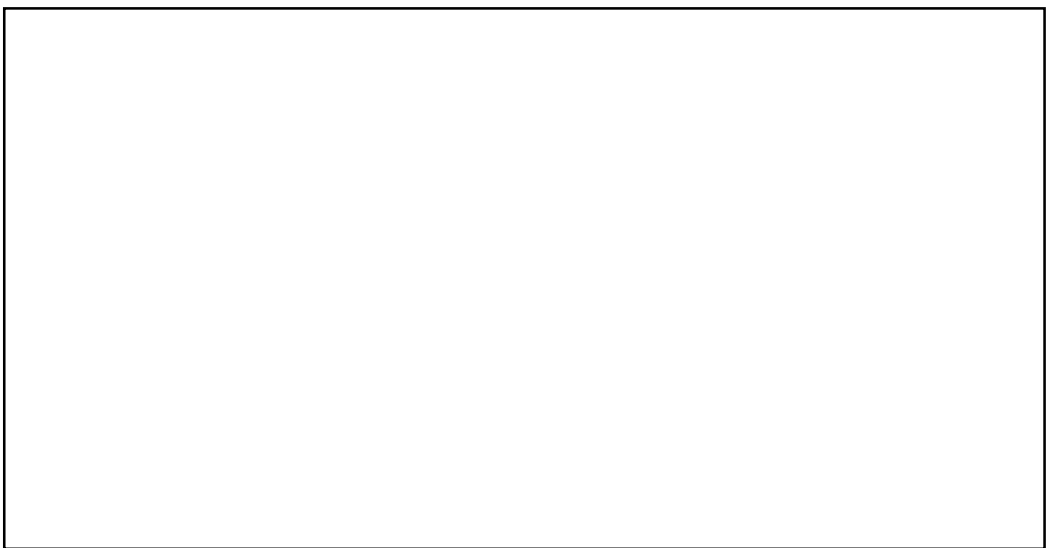
Tese de Doutorado submetida ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Escola de Administração (PPGA) da Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), como requisito parcial para a obtenção do título de Doutor em Administração.

Orientador: Prof. Antônio Carlos Gastaud  
Maçada

Coorientador: Guilherme Lerch Lunardi  
Linha de Pesquisa: Gestão de Sistemas e  
Tecnologia da Informação

Porto Alegre, 2023

FICHA CATALOGRÁFICA

A large, empty rectangular box with a thin black border, occupying the lower half of the page. It is intended for a catalog card.

Cláudia Rodrigues Maia

**PAPEL DA CAPACIDADE DE GESTÃO DA INFORMAÇÃO E DA  
MONETIZAÇÃO DE DADOS NO DESEMPENHO CORPORATIVO**

Tese de Doutorado submetida ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Escola de Administração (PPGA) da Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), como requisito parcial para a obtenção do título de Doutor em Administração.

Orientador: Prof. Antônio Carlos Gastaud Maçada

Coorientador: Guilherme Lerch Lunardi

Linha de Pesquisa: Gestão de Sistemas e Tecnologia da Informação

**BANCA EXAMINADORA:**

---

**Dr. Antônio Carlos Gastaud Maçada**  
PPGA/UFRGS (Orientador)

---

**Dr. Guilherme Lerch Lunardi**  
PPGA/FURG (Coorientador)

---

**Dr. Rafael Alfonso Brinkhues**  
IFRS (Avaliador)

---

**Dra. Elaine Maria Tavares Rodrigues,**  
Instituto COPPEAD de Administração UFRJ (Avaliadora)

---

**Dr. Gilberto Perez**  
Universidade Presbiteriana Mackenzie (Avaliador)

---

**Dr. Marcirio Chaves**  
PPGAd PUCRS (Avaliador)

Porto Alegre, 2023

## AGRADECIMENTOS

Dedico essa conquista aos meus pais, José Luiz e Ivonne, que sempre foram meus exemplos de vida, cujo apoio, incentivo e compreensão foram fundamentais durante toda essa caminhada. Tudo o que alcancei é resultado da educação sólida e do amor incondicional que sempre recebi deles. Não existem palavras suficientes para expressar minha profunda gratidão. Agradeço também aos meus irmãos, Maurício e Guilherme, assim como às minhas cunhadas e sobrinhos, por sempre torcerem pelo meu sucesso.

Expresso minha gratidão a Deus por me conceder força, determinação, saúde e integridade física, mental e emocional. Agradeço pela paz de espírito, coragem e resiliência que me permitiram enfrentar os desafios desta jornada.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Antônio Carlos Maçada, expresso meu profundo agradecimento por ter aceitado a responsabilidade de me orientar. Sua paciência, confiança depositada em meu trabalho e constante estímulo à excelência acadêmica foram essenciais para o meu desenvolvimento ao longo desta jornada.

Agradeço aos professores e doutores que, de diversas formas, compartilharam ensinamentos e atenção em suas aulas e avaliações. Ao meu coorientador, Prof. Dr. Guilherme Lunardi, agradeço pela colaboração desde o início deste trabalho e pela parceria desenvolvida desde a graduação. Agradeço também ao Prof. Dr. Rafael Brinkhues pela sua disponibilidade, orientação e contribuições significativas que enriqueceram a pesquisa. Ao Prof. Dr. Luiz Antonio Slongo, minha sincera gratidão pelas palavras de apoio e incentivo que recebi em um momento desafiador, impulsionando-me e proporcionando conforto para seguir adiante.

À Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), agradeço pela oportunidade de realizar este doutorado em uma instituição de ensino pública, respeitada e admirada globalmente.

Expresso minha profunda gratidão aos colegas de PPGA que se tornaram grandes amigos ao longo dessa jornada: Alina e Felipe. O apoio de vocês foi fundamental ao longo destes anos. Às amigas de Porto Alegre, Luciana e Gisele, que sempre me acolheram com alegria e amor nas tantas idas e vindas entre Rio Grande e Porto Alegre. A todos os amigos que compartilharam este caminho comigo, oferecendo compreensão, companheirismo, incentivo e apoio emocional, destaco minha grande amiga irmã Carol.

Agradeço a todos os participantes desta pesquisa, incluindo especialistas, entrevistados e respondentes da Survey, por terem dedicado seu tempo e contribuído com o estudo.

Por fim, à todos que, de alguma forma, contribuíram, direta ou indiretamente, para a concretização desta jornada acadêmica, compartilho esta conquista com cada um de vocês. Cada contribuição foi peça fundamental na construção desta tese.

# PAPEL DA CAPACIDADE DE GESTÃO DA INFORMAÇÃO E DA MONETIZAÇÃO DE DADOS NO DESEMPENHO CORPORATIVO

## Resumo

A maioria das organizações tem encontrado dificuldades para medir o valor gerado pelos dados, sendo a monetização – definida como o processo de converter dados e suas análises (*analytics*) em retorno financeiro – uma oportunidade ainda pouco explorada. Neste sentido, as organizações estão desenvolvendo capacidades de preparação de dados e analíticas visando a conversão do valor dos dados extraídos em *insights* que promovam benefícios econômicos (tangíveis) ou valor (intangível). Apesar das organizações estarem cada vez mais interessadas em extrair conhecimento de modo a monetizá-lo, a capacidade de criar valor e monetizar dados ainda é relativamente pouco explorada na literatura de SI. Com base nessa lacuna, avaliou-se relevante analisar, neste trabalho, as capacidades necessárias para desenvolver a capacidade de gestão da informação (CGI) e da monetização de dados para melhorar o desempenho dos negócios. Portanto, o objetivo desta tese é investigar o papel da capacidade de gestão da informação e da monetização de dados no desempenho corporativo. Valendo-se da perspectiva teórica das Capacidades Dinâmicas (CD) e da Visão Baseada em Recursos (RBV), esse trabalho propôs um modelo pelo qual a CGI e a capacidade de monetização articulam-se com outras capacidades (nomeadamente Enriquecimento dos dados, Capacidade Técnica, Capacidade Analítica, Governança dos Dados, *Insights* e Agilidade Organizacional) para melhorar o desempenho corporativo. Esse modelo, baseado na literatura existente, foi avaliado em uma perspectiva de Métodos Mistos, preliminarmente fundamentado em uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL), que mapeou como os estudos científicos relacionam os termos monetização de dados, valor dos dados, capacidades, *insights* e desempenho no contexto de negócios e identificou as capacidades necessárias para monetização de dados. Após a RSL, o modelo desenvolvido foi validado em uma etapa qualitativa confirmatória, que analisou as relações existentes entre a capacidade de gestão da informação, a capacidade de monetização dos dados e o desempenho corporativo, por meio de entrevistas semiestruturadas, realizadas com 29 executivos da área de dados. A etapa qualitativa foi analisada utilizando-se o software N-VIVO para categorização das evidências. A essa etapa, seguiu-se uma pesquisa *survey* com 251 profissionais da área de dados e negócios, através da qual foi possível propor um modelo multidimensional para auxiliar as organizações a analisar que tipos de capacidades de TI devem ser combinadas para monetização de dados e ganho de desempenho, além de quantificar os efeitos da capacidade de gestão da informação na capacidade de monetização de dados e, conseqüentemente, no desempenho corporativo. A etapa quantitativa foi efetuada utilizando-se da análise de modelagem de equações estruturais baseada em *Partial Least Square-Path Modeling* (PLS-SEM). Identificaram-se os constructos Enriquecimentos dos Dados, Capacidade Analítica, Capacidade Técnica e Governança dos Dados como importantes antecedentes da geração de *insights* de dados para Monetização, constituindo um conjunto de Capacidades de Gestão da Informação. Além disso, o estudo apontou os constructos *Insights* e Agilidade Organizacional como uma combinação de capacidades essenciais

para monetização de dados e ganhos de desempenho corporativo. As descobertas aqui obtidas trazem contribuições teóricas e gerenciais ao fornecer um modelo conceitual baseado nas Teorias Visão Baseada em Recursos (RBV) e Capacidades Dinâmicas (CD) e ao fornecer ao gestores elementos-chave que podem ser utilizados para melhorar o desempenho de suas empresas neste novo mercado de monetização de dados, ao testar um conjunto de capacidades necessárias para geração de valor.

**Palavras-chave:** monetização dos dados; valor dos dados; capacidade de monetização; capacidade de gestão da informação; *insights*; desempenho corporativo.

## THE ROLE OF INFORMATION MANAGEMENT CAPABILITY AND DATA MONETIZATION IN FIRM PERFORMANCE

### **Abstract**

Most organizations have faced difficulties in measuring the value generated by data, and monetization - defined as the process of converting data and its analytics into financial returns - remains an underexplored opportunity. Consequently, organizations are developing data preparation and analytics capabilities to convert extracted data value into tangible economic benefits or intangible value. Despite growing interest in extracting knowledge for monetization, the ability to create value and monetize data remains relatively unexplored in the Information Systems literature. To address this gap, this study aims to investigate the role of Information Management Capabilities (IMC) and Data Monetization in Corporate Performance. The theoretical perspectives of Dynamic Capabilities (DC) and Resource-Based View (RBV) are adopted to propose a model in which IMC and data monetization are integrated with other capabilities (Data Enrichment, Technical Capability, Analytical Capability, Data Governance, Insights, and Organizational Agility) to enhance Corporate Performance. This model, based on existing literature, was evaluated using a Mixed Methods approach, initially grounded in a Systematic Literature Review (SLR), which mapped how scientific studies relate terms such as data monetization, data value, capabilities, insights, and performance in a business context, and identified the necessary capabilities for data monetization. Following the SLR, the developed model was validated in a confirmatory qualitative stage, which analyzed the existing relationships between information management capability, data monetization capability, and organizational performance through semi-structured interviews with 29 data executives. The qualitative stage was analyzed using N-VIVO software for evidence categorization. Subsequently, a survey was conducted with 251 data and business professionals, leading to the proposal of a multidimensional model to help organizations analyze which types of IT capabilities should be combined for data monetization and performance improvement, as well as quantify the effects of information management capability on data monetization and, consequently, on corporate performance. The quantitative stage was performed using Partial Least Squares-Path Modeling (PLS-SEM) for structural equation modeling. Data Enrichment, Analytical Capability, Technical Capability, and Data Governance were identified as important antecedents to generating data insights for Monetization, forming a set of Information Management Capabilities. Additionally, the study identified Insights and Organizational Agility as a combination of essential capabilities for data monetization and corporate performance gains. The findings provide theoretical and managerial contributions by offering a conceptual model based on Resource-Based View (RBV) and Dynamic Capabilities (DC) theories and providing key elements for managers to improve their companies' performance in this new data monetization market, by testing a set of capabilities necessary for value generation.

**Keywords:** Data Monetization; Data Value; Monetization Capability; Information Management Capacity; Insights; Firm Performance.



## LISTA DE FIGURAS

### 1. INTRODUÇÃO DA TESE

**Figura 1:** Projeto Portal Claro *Insights*

**Figura 2:** Desenho da Pesquisa da Tese – Métodos Mistos.

### 2. ARTIGO 1.

**Figura 1.** Processo de seleção dos artigos.

**Figura 2.** Evolução Temporal dos estudos do portfólio bibliográfico

**Figura 3.** Crescimento de palavras-chave

**Figura 4.** Tópicos de tendência de palavras-chave

**Figura 5.** Rede de co-ocorrência de palavras-chave nos títulos

**Figura 6.** Evolução temática das palavras-chave indexadas por período de tempo

**Figura 7.** Mapa temático das palavras-chave dos autores

**Figura 8.** Modelo multidimensional proposto a partir da RSL

### 3. ARTIGO 2.

**Figura 1.** Modelo teórico multidimensional

### 4. ARTIGO 3.

**Figura 1.** Modelo conceitual de pesquisa

**Figura 2.** Modelo Estrutural

**Figura 3.** Modelo de Mediação Simples

**Figura 4.** Modelo conceitual de pesquisa envolvendo as organizações de Grande Porte

**Figura 5.** Modelo conceitual de pesquisa envolvendo as organizações de Pequeno e Médio Porte

## LISTA DE TABELAS

### 2. ARTIGO 1.

**Tabela 1.** Principais Constructos e Definições

**Tabela 2.** Estratégia de busca utilizada na revisão sistemática

**Tabela 3.** Definições de Monetização de dados

**Tabela 4.** Síntese dos elementos relacionados às definições de monetização de dados

**Tabela 5.** Constructos e definições de Capacidade de Gestão da Informação

**Tabela 6.** Constructos e definições de Capacidade de Monetização de Dados

**Tabela 7.** Proposições do modelo multidimensional proposto

### 3. ARTIGO 2.

**Tabela 1.** Constructos e definições de Capacidade de Gestão da Informação

**Tabela 2.** Constructos e definições de Capacidade de Monetização de Dados

**Tabela 3.** Características dos entrevistados

**Tabela 4.** Evidências de Enriquecimento dos Dados

**Tabela 5.** Evidências de Capacidade Analítica

**Tabela 6.** Evidências de Capacidade Técnica

**Tabela 7.** Evidências de Governança dos dados

**Tabela 8.** Evidências de Capacidade para gerar *insights* e agilidade organizacional

**Tabela 9.** Evidências de Capacidade para gerar *insights* e Desempenho Corporativo

**Tabela 10.** Evidências de Agilidade Organizacional no Desempenho Corporativo

**Tabela 11.** Evidências da relação entre CGI e Capacidade de Monetização de Dados

**Tabela 12.** Evidências da relação entre Capacidade de Monetização de Dados e Desempenho Corporativo

**Tabela 13.** Resumo da codificação dos respondentes com maior cobertura por constructo

### 4. ARTIGO 3.

**Tabela 1.** Hipóteses a serem testadas na Etapa 3

**Tabela 2.** Perfil dos Especialistas

**Tabela 3.** Perfil dos respondentes

**Tabela 4.** Perfil das Organizações

**Tabela 5.** Cargas fatoriais dos itens nos construtos

**Tabela 6.** Variância compartilhada, correlações e confiabilidade dos construtos

**Tabela 7.** Resultado das Equações Estruturais

**Tabela 8.** Teste de Mediação Simples

**Tabela 9.** Análise Multigrupo Tipo de Organização (PLS-MGA)

**Tabela 10.** Análise Multigrupo Porte da Organização (PLS-MGA)

## **5. CONSIDERAÇÕES FINAIS DA TESE**

**Tabela 1.** Resultados obtidos

## SUMÁRIO

<b>Resumo .....</b>	<b>6</b>
<b>Abstract.....</b>	<b>8</b>
<b>1. INTRODUÇÃO DA TESE.....</b>	<b>15</b>
1.1 OBJETIVOS DA PESQUISA.....	18
1.2 JUSTIFICATIVA.....	19
1.3 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO.....	26
<b>2. ARTIGO 1: CAPACIDADE DE MONETIZAÇÃO DE DADOS: DA REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA À PROPOSIÇÃO DE UM MODELO MULTIDIMENSIONAL .....</b>	<b>29</b>
2.1 INTRODUÇÃO .....	29
2.2 A MONETIZAÇÃO DE DADOS PARA OS NEGÓCIOS .....	32
2.2.1 Capacidades para Monetização De Dados .....	33
2.3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS.....	35
2.4 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....	39
2.4.1 Análise bibliométrica do portfólio bibliográfico.....	39
2.4.2 Principais definições relacionadas à monetização de dados .....	48
2.4.3 Capacidade de Gestão da Informação e Capacidade de Monetização de Dados.....	51
2.5 PROPOSIÇÃO DO MODELO MULTIDIMENSIONAL .....	56
2.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS .....	59
REFERÊNCIAS.....	61
Apêndice A – Portfólio Bibliográfico .....	63
<b>3. Artigo 2: O PAPEL DA CAPACIDADE DE GESTÃO DA INFORMAÇÃO E DA MONETIZAÇÃO DE DADOS NO DESEMPENHO CORPORATIVO .....</b>	<b>74</b>
3.1 INTRODUÇÃO .....	74
3.2 REVISÃO DA LITERATURA .....	76
3.2.1 Visão Baseada em Recursos e Capacidades Dinâmicas.....	76
3.2.2 Capacidade de Gestão da Informação (CGI) .....	78
3.2.3 Capacidade de Monetização de Dados.....	80

3.3 Modelo Multidimensional e Desenvolvimento das Proposições .....	82
3.3.1 Enriquecimento dos Dados .....	83
3.3.2 Capacidade Analítica .....	84
3.3.3 Capacidade Técnica.....	85
3.3.4 Governança de Dados .....	85
3.3.5 <i>Insights</i> .....	87
3.3.6 Agilidade Organizacional.....	88
3.4 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS.....	89
3.5.1 Coleta e análise dos dados .....	90
3.5 ANÁLISE DOS DADOS E RESULTADOS .....	93
3.5.1 Capacidade de Gestão da Informação (CGI) .....	93
3.5.2 Capacidade de Monetização de Dados.....	100
3.5.3 Relação entre CGI e Capacidade de Monetização de Dados .....	105
3.5.4 Relação entre Capacidade de Monetização de Dados e Desempenho.....	106
3.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS .....	110
REFERÊNCIAS .....	115
Apêndice B - Roteiro de Entrevista Semiestruturada .....	125
<b>4. Artigo 3: OS EFEITOS DA CAPACIDADE DE GESTÃO DA INFORMAÇÃO E DE MONETIZAÇÃO DE DADOS NO DESEMPENHO CORPORATIVO ...</b>	<b>127</b>
4.1 INTRODUÇÃO .....	127
4.2 REVISÃO DA LITERATURA .....	131
4.2.1 Visão Baseada em Recursos (RBV) e Capacidades Dinâmicas (CD) .....	131
4.2.2 Capacidade de Gestão da Informação e Capacidade de Monetização de Dados.....	133
4.3 MODELO DE PESQUISA E HIPÓTESES.....	137
4.4 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS.....	138
4.4.1 Instrumento de Coleta da <i>Survey</i> .....	139
4.4.2 População e amostra .....	141
4.4.4 Procedimento de coleta e tratamento de dados.....	145
4.4.5 Testes de controle de viés sistemático da amostra.....	145
4.4.6 Análise descritiva da amostra .....	146
4.5 ANÁLISE DOS DADOS E RESULTADOS .....	149
4.5.1 Modelo de Mensuração.....	149

4.5.2 Modelo Estrutural .....	153
4.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS .....	169
REFERÊNCIAS .....	173
Apêndice C - Estrutura do Questionário Quantitativo .....	185
Apêndice D - Constructos, definições e fonte.....	189
Apêndice E – Test-t.....	190
<b>5. CONSIDERAÇÕES FINAIS DA TESE.....</b>	<b>191</b>
5.1 CONTRIBUIÇÕES TEÓRICAS E IMPLICAÇÕES PRÁTICAS.....	194
5.2 LIMITAÇÕES E SUGESTÕES DE ESTUDOS FUTUROS.....	199
REFERÊNCIAS .....	202

## 1. INTRODUÇÃO DA TESE

O termo "monetização de dados" tem sido amplamente empregado por empresas de consultoria e publicações comerciais, como a Accenture, Deloitte, KPMG, Ernst & Young e Gartner (Deloitte, 2015; KPMG, 2015; Mulhall et al., 2017; Gartner, 2019; Ernst & Young, 2019), e também tem ganhado destaque tanto na teoria quanto na prática no campo da Tecnologia da Informação (Zhang et al., 2023; Hanafizadeh et al., 2021). A monetização de dados, que envolve a transformação direta ou indireta de dados e análises em retornos financeiros, emerge como uma fonte crucial de valor econômico para as empresas no contexto da economia digital (Zhang et al., 2023; Wixom & Farrell, 2019). Essa proposição encontra respaldo nas conclusões de um estudo sobre monetização de dados realizado pelo MIT CISR, no qual 315 executivos participaram, compartilhando suas percepções sobre os recursos de monetização de dados e sua influência no desempenho organizacional (Wixom & Farrell, 2019). Diante disso, surge a indagação: qual é o valor real desses dados? Quais são os recursos que amplificam o valor dos dados e de que maneira o fazem?

Nos últimos anos, muitas questões sobre monetização de dados têm sido debatidas entre acadêmicos e profissionais, especialmente em relação à venda direta de dados pelas organizações (Zhang et al. 2023; Firouzi et al. 2022; Najjar & Kettinger, 2013; Alfaro et al. 2019; Wixom & Ross, 2017). Esse debate ressalta a busca por compreender não apenas como os dados podem ser comercializados, mas também como diferentes recursos podem ser aproveitados em conjunto com os dados, por meio da monetização indireta, para aprimorar a agilidade e o desempenho dos negócios (Faroukhi et al., 2020a; Parvinen et al., 2020),

Hoje, a monetização indireta de dados permite que os líderes combinem diferentes recursos com dados de várias fontes para obter *insights* sobre como melhorar a agilidade e o desempenho dos negócios (Faroukhi et al., 2020a; Parvinen et al., 2020). Isso se manifesta na redução de custos, prevenção de fraudes, minimização de desperdícios e riscos, bem como no aprimoramento de receitas, parcerias na cadeia de suprimentos, atendimento ao cliente, participação de mercado e fidelidade do cliente (Laney, 2020; Alfaro et al., 2019; Hanafizadeh & Harati Nik, 2020; Mukte et al., 2021).

Nesse sentido, a obtenção de *insights* de negócios por meio da análise de grandes volumes de dados está se consolidando como uma estratégia para empresas que almejam obter vantagem competitiva (Zhang et al., 2022; Yu et al., 2022; Gunasekaran et al., 2017). À medida que os dados se tornam mais valiosos, muitas organizações buscam adaptar seus processos para lidar com as especificidades do *big data*, visando torná-los mais lucrativos. Esse interesse está relacionado à cadeia de valor, pois permite a extração eficiente de conhecimento e a monetização eficaz dos ativos de dados (Kaiser et al., 2021; Faroukhi et al., 2020a).

Nesse contexto de aumento contínuo do valor dos dados, que proporciona *insights* mais abrangentes para os ecossistemas de negócios, seja por meio do compartilhamento de dados com terceiros ou pelo enriquecimento desses dados, surge a necessidade de uma compreensão aprofundada sobre o impacto do *big data* na geração de *insights* orientados por dados. No entanto, estudos apontam que há espaço para melhorar a compreensão desse impacto (Chen, Schütz, Kazman & Matthes, 2017; Ghasemaghahi & Calic, 2019). Na era do *big data*, a geração de *insights* valiosos para os negócios tornou-se o principal objetivo da análise de dados (Hossain et al. 2023; Ghasemaghahi, Ebrahimi, & Hassanein, 2016; Tan et al., 2015; Ghasemaghahi, 2019a; Wamba et al., 2017). Esse objetivo tornou-se crucial para as organizações que buscam inovação.

É amplamente reconhecido que várias empresas adotaram a monetização de dados como estratégia, resultando na geração de receita por meio de diversos canais, incluindo bancos digitais e plataformas de transações, publicidade (como evidenciado pelo Facebook e Google), comércio eletrônico (exemplificado pela Amazon e eBay), serviços (entre eles Uber, Airbnb e Spotify) e plataformas de nuvem (incluindo AWS, Google Cloud Platform e Microsoft Azure). O crescimento das empresas que operam neste ambiente indica a necessidade de se buscar novas formas de avaliar a criação de valor no atual ecossistema digital (Suseno et al., 2018). À medida que as empresas evoluem de um foco na venda de produtos para uma abordagem centrada na venda ou aluguel de serviços, o valor dos dados assume um papel exponencialmente crucial (Zhang et al., 2023; Kaiser et al., 2021; Parvinen et al., 2020). Essa mudança de paradigma não apenas reforça a necessidade de uma visão ampliada da monetização de dados,



mas também conduz a um contexto que demanda a exploração de novas possibilidades e métodos para a negociação de dados como ativos comerciais (Lawrenz & Rausch, 2021).

A literatura de SI têm mostrado que as organizações que desejam monetizar dados com sucesso precisam construir e consolidar capacidades e habilidades de ciência de dados (Hossain et al. 2023; Faroukhi et al., 2020a). Uma delas é a Capacidade de Gestão da Informação, que segundo Grover et al. (2018), envolve a gestão e análise de dados e a criação de novos *insights* que permitem às empresas obter vantagens competitivas e melhorar seu desempenho combinando recursos para gerar capacidades organizacionais, bem como lidar com ambientes de negócios turbulentos (Jung et al., 2007; Mithas et al. 2011; Kettinger et al., 2021).

Mikalef et al. (2020a) apontam que um grande número de estudos publicados enfatiza a importância da capacidade de uma organização de usar *big data analytics*, indicando que capacidades bem estruturadas resultarão em níveis mais altos de competitividade (Côrte-Real et al., 2020; Mikalef, Krogstie, Pappas & Pavlou, 2020). Esses recursos são suportados por uma infraestrutura tecnológica que permite que as empresas armazenem e processem dados e desenvolvam as habilidades e conhecimentos necessários para converter seus dados em *insights* valiosos (Gupta & George, 2016).

Conforme apontado pelo Estudo de Liderança em Tecnologia Global (Deloitte Insights, 2023), as organizações estão atualmente concentrando seus investimentos em três áreas-chave de capacidades de dados e *insights*: análises avançadas (*analytics*) (62%), modernização da infraestrutura de dados (60%) e gestão de dados (governança de dados, gerenciamento de dados, qualidade de dados) (59%). Destaca-se que a monetização de dados ainda se encontra na parte inferior dessa lista, indicando que a prioridade de investimentos nessa área é relativamente menor que nas demais.

De acordo com pesquisas e relatórios, 17% das organizações já estabeleceram projetos de monetização de dados, enquanto 12% estão nas fases iniciais de exploração dessa área. Isso destaca que, apesar do reconhecido valor da monetização de dados e da conversão do conhecimento

em *insights* de negócios, a adoção desse conceito ainda está em um estágio inicial e em crescimento (*BI SURVEY*, 2021; Mukte et al., 2021).

Além disso, a lacuna de modelos empíricos de monetização de dados ressalta a necessidade de uma abordagem que possa sistematizar e orientar a compreensão e implementação de capacidades que buscam explorar o potencial econômico dos ativos de dados das organizações. Para suprir essa lacuna de pesquisa, pretende-se investigar o papel da capacidade de gestão da informação e da monetização de dados no desempenho corporativo, além de propor um modelo multidimensional projetado para ajudar as empresas a desenvolver recursos de gerenciamento de informações e *insights* de dados, capazes de melhorar a agilidade e o desempenho dos negócios.

Para isso, a Visão Baseada em Recursos (RBV) e as Capacidades Dinâmicas (CD) são adotadas como as lentes teóricas que guiarão a análise e a formulação do modelo proposto. Essas abordagens teóricas fornecerão uma estrutura sólida para a compreensão das interações complexas entre as capacidades de gestão da informação, a monetização de dados e o desempenho corporativo, contribuindo para o avanço do conhecimento nessa área vital para as estratégias empresariais contemporâneas.

A seguir, apresentam-se os objetivos geral e específicos delineados para o estudo.

## 1.1 OBJETIVOS DA PESQUISA

O objetivo geral deste estudo é investigar o papel da capacidade de gestão da informação e da monetização de dados no desempenho corporativo. Para atingir este objetivo, propõem-se os seguintes objetivos específicos:

- a) Mapear como os estudos científicos relacionam os termos monetização de dados, valor dos dados, capacidades, *insights* e desempenho no contexto de negócios para identificar as capacidades necessárias para monetização de dados;

- b) Analisar empiricamente o papel das relações entre capacidade de gestão da informação, capacidade de monetização e desempenho corporativo;
- c) Medir os efeitos das capacidades de gestão da informação na capacidade de monetização de dados e, conseqüentemente, no desempenho corporativo; e
- d) Propor um modelo que auxilie as organizações a analisar que tipos de capacidades de TI devem ser combinadas para monetização de dados e ganho de desempenho.

O primeiro objetivo específico definido nesta tese foi atingido por meio da realização de uma revisão sistemática da literatura. O segundo objetivo foi abordado por meio de uma pesquisa qualitativa, realizada por meio de entrevistas com executivos da área de dados. Por fim, para alcançar o terceiro e quarto objetivos específicos foi realizada uma pesquisa *survey*, com profissionais da área de dados de diferentes organizações.

## 1.2 JUSTIFICATIVA

A relevância da elaboração e execução do presente estudo se justifica pelo fato de oportunizar importantes contribuições, tanto teóricas quanto práticas, para gestores e pesquisadores interessados no tema monetização de dados. O estudo procura ampliar o conhecimento da produção científica acerca do valor dos dados e sua monetização ao explorar oportunidades de criação de valor para os negócios, por meio das interações entre as partes interessadas, além de aumentar a conscientização das comunidades acadêmicas quanto ao potencial de pesquisa sobre o tema (Liu & Chen, 2015), já que a monetização de dados ainda é uma oportunidade desconhecida ou pouco explorada por muitas organizações (Parvinen et al., 2020).

Uma pesquisa recente da Gartner com líderes de dados e *analytics* revelou que menos da metade deles considera suas equipes eficazes na entrega de valor para suas organizações (CIO, 2023). Com relação às empresas varejista, embora a monetização de dados se mostre um mercado em rápido

crescimento, muitos varejistas têm encontrado dificuldade para aproveitar os dados que coletam todos os dias sobre seus clientes e ainda têm um longo caminho a percorrer para perceber o valor potencial que esses dados e suas análises podem trazer para a organização (EY Americas, 2021). A década anterior viu um crescimento de quase 5.000% no volume de dados criados, capturados, copiados e consumidos no mundo, o que fez com que as organizações percebessem os dados como um ativo fundamental nos dias de hoje, uma vez que podem gerar receita, otimizar processos de negócios e inovar produtos digitais (Forbes, 2021). De acordo com um estudo realizado pela Forrester Consulting, 85% dos varejistas do setor de alimentos carecem de recursos, tecnologia e experiência para usar *insights* de modo a monetizar seus dados e impulsionar a experiência do cliente (Business Wire, 2019).

Em 2022, o *Internet of Things Journal* publicou um *Special Issue* sobre a monetização de dados e IoT impulsionada pela Inteligência Artificial (IA). O artigo destaca que a IA pode superar desafios como falta de padronização e alto custo na coleta e processamento de dados do IoT. Também sugere que a IA pode criar novos ecossistemas de valor. A discussão enfoca a capacidade da IA de combinar dados de diversas fontes, proporcionando *insights* mais profundos sobre os clientes. Além disso, a IA pode impulsionar a criação de novos produtos e serviços. O artigo enfatiza que a IA é uma ferramenta poderosa para a monetização eficaz dos dados do IoT (Firouzi et al. 2022a).

Esta chamada enfatiza a significativa relevância da temática tanto para a comunidade acadêmica quanto para a prática gerencial. O mercado contemporâneo está cada vez mais dependente de profissionais dotados de habilidades e capacidades específicas, capazes de efetivamente utilizar tecnologia para extrair valor dos dados disponíveis. Esses profissionais têm a responsabilidade de converter dados brutos em *insights* acionáveis que possam impulsionar a tomada de decisões estratégicas nas organizações.

Essa demanda por profissionais que compreendam as nuances da IA e que saibam explorar suas potencialidades para interpretar e analisar dados é um reflexo do cenário atual, no qual a tecnologia tem um papel integral em quase todos os aspectos do mundo dos negócios. A IA, em particular, é uma ferramenta poderosa que pode ajudar a desvendar padrões complexos e identificar

oportunidades de mercado, melhorando a eficiência operacional e a vantagem competitiva das empresas.

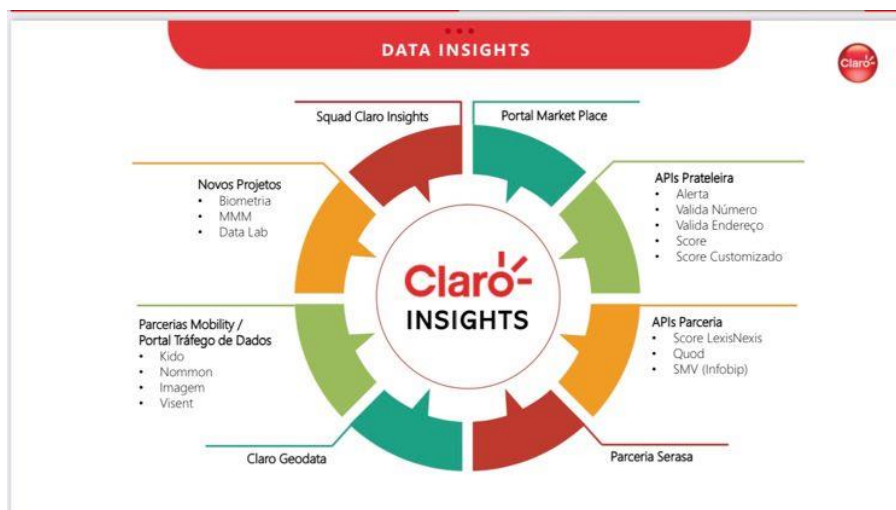
Esse contexto se alinha diretamente com o enfoque abordado pelo artigo em questão, que trata da monetização de dados e da aplicação da IA no âmbito da Internet das Coisas (IoT). O uso da IA para superar os desafios relacionados à monetização de dados do IoT, como a falta de padronização e os altos custos de coleta e processamento, mostra a interseção crucial entre a tecnologia e a gestão de negócios. A IA não apenas viabiliza a otimização dos processos, mas também possibilita a criação de novos ecossistemas de valor, gerando impactos significativos na maneira como as organizações operam e se posicionam no mercado.

Portanto, a capacidade de compreender e aplicar eficazmente a IA para extrair valor dos dados é uma competência vital para os profissionais que buscam se destacar no ambiente empresarial moderno. Isso não apenas aprimora a monetização de dados, como também impulsiona a inovação, a tomada de decisões embasadas em dados e o desempenho corporativo. O artigo contribui para essa discussão, demonstrando como a IA pode ser uma ferramenta fundamental para otimizar a monetização de dados no contexto da IoT, abrindo portas para a criação de novas oportunidades e possibilidades de negócios.

Na rede social LinkedIn, por exemplo, frequentemente surgem oportunidades buscando profissionais com capacidades para monetização de dados e geração de *insights*. Novas vagas, como: *Business insights*, *Business insights omni*, Analista de *insights*, Coordenador de *insights*, Analista de *digital insights*, Analista de *customer insights*, *Data Product Manager*, *Head of Monetization*, Superintendente de Agilidade de Negócios e *Data Insights Analyst* estão sendo criadas em organizações *data-driven*; inclusive algumas já estão investindo no seu próprio departamento de monetização de dados (Mobiletime, 2021).

Recentemente, o projeto Portal Claro *Insight* foi vencedor do prêmio Executivo de TI do Ano 2022 na categoria “Aumento de Receita”. O Portal Claro *Insight* nasceu a partir de uma nova área dentro da Claro, voltada para o

desenvolvimento de novos negócios. O projeto facilitou o acesso de clientes do mercado B2B a dados anonimizados, através de APIs para gerar negócios, fomentar o desenvolvimento de serviços inteligentes e criar novas avenidas de receita (ITForum, 2022) (Figura 1).



**Figura 1:** Projeto Portal Claro *Insights*

Fonte: <https://www.linkedin.com/feed/update/urn:li:activity:6934683030850560000/>

De acordo com Liu e Chen (2015), ainda não existe na literatura acadêmica uma abordagem universalmente aceita sobre como iniciar estratégias de monetização de dados. Essa lacuna na pesquisa cria importantes oportunidades de investigação no campo dos SI, incentivando os estudiosos a explorarem os sistemas de informação e as estratégias associadas a esse tema. Nesse sentido, Jimenez-Marquez et al. (2019) enfatizam que novas estratégias são necessárias para lidar com grandes volumes de informações, de modo a encontrar o valor dos dados. No entanto, para que tais estratégias sejam atingidas, percebe-se que as empresas precisam explorar com maior profundidade as capacidades necessárias para o processo de monetização de seus dados.

No artigo *What Great Data Analysts Do — and Why Every Organization Needs Them*, publicado na *Harvard Business Review* (2018), Cassie Koryrkov - Cientista Chefe na Google - escreveu sobre o papel do analista de dados quando comparado com profissionais mais técnicos - como engenheiros de *machine learning* e estatísticos/matemáticos. A autora destacou a importância dos analistas de dados estarem ligados ao negócio, para conseguirem rapidamente

encontrar e apresentar *insights* relevantes de forma ágil. No entanto, esse é um debate contínuo dentro das organizações que estão buscando criar valor a partir de seus dados. Afinal: Quais capacidades devem buscar para obter *insights* e monetizar seus dados? Como as organizações devem buscar uma interface direta entre áreas de negócio e área técnica? O grupo Gartner chama de "*self-service analytics*", quando os próprios profissionais de negócio fazem as análises, uma vez que uma função tão importante e que exige agilidade, ter intermediários nesse processo pode ser uma barreira (Gartner, 2022).

Assim, dentre as contribuições teóricas esperadas a partir da realização desse estudo, tem-se o desenvolvimento de um modelo de pesquisa que busca auxiliar as organizações a analisar que tipos de capacidades devem ser combinadas no processo de monetização de dados. Nesse sentido, pretende-se auxiliar as organizações de diferentes portes e segmentos a monetizar seus dados de maneira eficaz, a fim de melhorarem sua agilidade organizacional e, conseqüentemente, seu desempenho corporativo.

Complementarmente, pode-se considerar a realização deste estudo como outra contribuição científica para o campo de Tecnologia da Informação, em especial, para as organizações inseridas no ecossistema de negócios digitais, onde as pesquisas são ainda mais incipientes e a capacidade de criar valor e monetizar os dados ainda é relativamente pouco explorada na literatura de SI.

No que tange aos aspectos metodológicos, justifica-se a adoção de métodos mistos, por este viabilizar simultaneamente a integração de inferências quantitativas e qualitativas, oportunizando efeitos de desenvolvimento, complementaridade, expansão e confirmação (Venkatesh, Brown & Bala, 2013). Métodos mistos de pesquisa referem-se a estudos que abrangem a coleta, análise e interpretação de dados tanto quantitativos quanto qualitativos, seja em um único estudo ou em uma sequência de estudos que exploram o mesmo fenômeno subjacente (Leech & Onwuegbuzie, 2009).

A disciplina de SI tem uma longa história de combinação dos dois paradigmas e esta abordagem pode contribuir consideravelmente para a literatura de SI sobre o assunto (Venkatesh et al., 2016, Venkatesh et al., 2013), sendo utilizada e recomendada por estudos na área de SI (Cheng, Fu, & de

Vreede, 2018; Srivastava & Chandra, 2018), além de também ser aplicada especificamente em estudos empíricos que tratam sobre *big data* (Mikalef et al., 2019). Suseno et al. (2018) afirmam que estudos empíricos ainda são limitados nessa temática, porém necessários para examinar práticas de criação de valor como resultado das interações entre as partes interessadas. Métodos mistos de pesquisa referem-se a estudos que abrangem a coleta, análise e interpretação de dados tanto quantitativos quanto qualitativos, seja em um único estudo ou em uma sequência de estudos que exploram o mesmo fenômeno subjacente.

Além das contribuições teóricas para o conhecimento científico, esta tese pretende fornecer uma importante contribuição prática para as empresas inseridas no ecossistema de negócios digitais, já que o novo tipo de vantagem competitiva dos negócios online é a criação de valor a partir de dados (Buff et al. 2015; Gupta & Suri 2018; Hanafizadeh & Harati Nik, 2020). Portanto, faz-se necessário o entendimento sobre o processo de monetização de dados com base em *insights* analíticos que poderão resultar em maior eficácia e utilidade para as organizações (Hanafizadeh & Harati Nik, 2020). Conseqüentemente, a monetização de dados pode desencadear uma mudança de paradigma para que as empresas forneçam melhores serviços, com maior qualidade, diversidade, eficiência e flexibilidade (Hanafizadeh & Harati Nik, 2020). Por outro lado, ainda faltam orientações e *know-how* para que as empresas comecem a explorar as oportunidades de criação de valor a partir de seus ativos de dados (Liu & Chen, 2015).

Ainda, o mercado global de *big data & Analytics* tem apresentado um crescimento significativo nos últimos anos. De acordo com estimativas, o tamanho desse mercado foi de US\$ 82,99 bilhões em 2021, passando para US\$ 91,11 bilhões em 2022 e projeta-se que cresça a uma taxa composta anual de 9,96% até atingir US\$ 146,71 bilhões em 2027 (Business Wire, 2022). Esse crescimento pode ser atribuído ao aumento do volume de dados gerados e à crescente demanda por *insights* baseados em dados em diversos setores, como saúde, varejo, financeiro e outros.

Já com relação à monetização de dados, está é uma das maneiras pelas quais as empresas podem gerar receitas a partir do grande volume de dados disponíveis, o que a tem tornado cada vez mais relevante no cenário atual de



negócios. De acordo com um relatório recente, o tamanho global do mercado de monetização de dados foi avaliado em US\$ 2,60 bilhões em 2022 e projeta-se que cresça para US\$ 9,10 bilhões até 2030 (Fortune Business Insights, 2022), mostrando-se como uma importante oportunidade tanto para as empresas como para os profissionais que atuam nessa área.

Portanto, dada a importância do tema e de diferentes habilidades para a geração de recursos de monetização de dados, este estudo pretende responder a seguinte questão de pesquisa: *Qual o papel da capacidade de gestão da informação e da monetização dos dados no desempenho corporativo?*

Assim, esta tese pretende oferecer orientações úteis que possam ajudar as empresas a compreenderem o papel importante que os dados têm para os negócios e as capacidades necessárias para melhoria de seus resultados. Do ponto de vista prático, o modelo proposto fornece aos profissionais um guia sobre as capacidades necessárias para planejar a monetização de dados em suas organizações. O estudo oferece contribuições relevantes para a construção da Capacidade de Gestão da Informação, destacando os fatores de Enriquecimento de Dados, Capacidade Analítica, Capacidade Técnica e Governança de Dados. Assim, as organizações que possuem uma capacidade eficiente de Gestão da Informação serão capazes de tomar decisões mais assertivas e embasadas em informações confiáveis.

Uma outra contribuição prática do estudo está relacionada à facilidade de análise e transformação das informações. A combinação dos constructos que foram a Capacidade de Gestão da Informação irá facilitar a análise das informações coletadas e sua transformação em valor tangível para os negócios. Isso permitirá que as organizações obtenham *insights* relevantes e ágeis para o processo de monetização de dados, proporcionando uma vantagem competitiva no mercado.

Além disso, o estudo identifica fatores importantes para a construção da Capacidade de Monetização, sendo eles *insights* de dados e agilidade organizacional, e ressalta a importância do conhecimento do negócio para a geração de *insights* de dados. Por fim, o modelo proposto neste estudo oferece importantes contribuições para as organizações, pois valida a combinação de

diferentes fatores que contribuem para a monetização de dados e ganho de desempenho. Isso permite que as organizações projetem estratégias eficazes de monetização, facilitando a análise das informações coletadas e transformando-as em valor real para os negócios. Dessa forma, o estudo auxilia as organizações na otimização de seus processos e no alcance de resultados mais efetivos no contexto de monetização indireta dos dados.

### 1.3 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Esta pesquisa está estruturada em três artigos que, em conjunto, investigam o papel da capacidade de gestão da informação e da capacidade de monetização de dados no desempenho corporativo. Cada artigo apresenta um objeto de estudo com base em cada objetivo específico proposto, apresentando métodos e análises de dados distintas.

O artigo 1 teve por objetivo mapear os estudos científicos realizados sobre monetização de dados, valor dos dados, capacidades, *insights* e desempenho, e sobre como a literatura relaciona estes termos no contexto de negócios, além de identificar quais as capacidades necessárias para monetização de dados. Foi realizada uma revisão sistemática da literatura com 148 artigos selecionados, propondo um modelo de pesquisa.

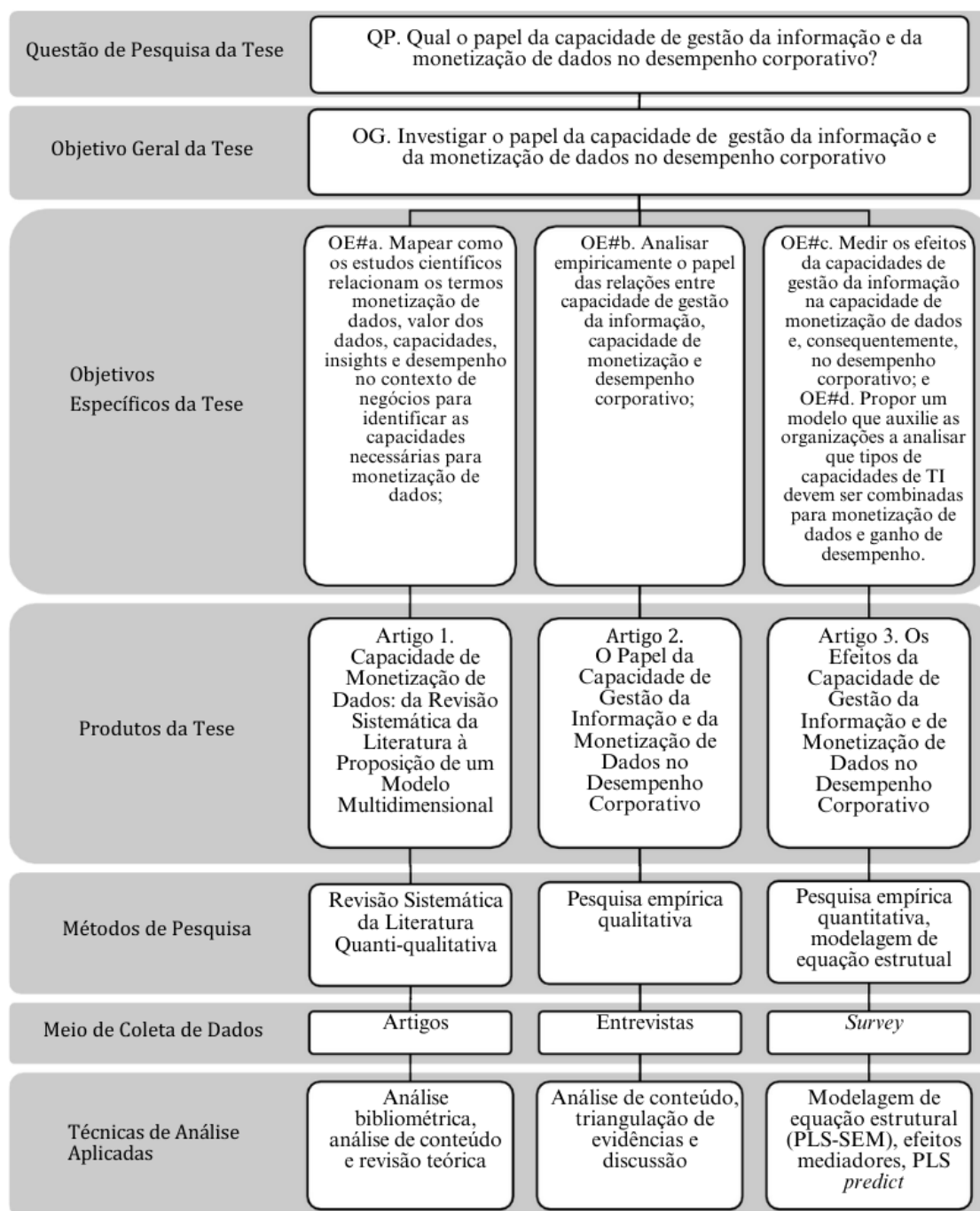
O artigo 2 teve como objetivo analisar o papel das relações entre capacidade de gestão da informação, capacidade de monetização e desempenho corporativo. Foi realizado um estudo qualitativo através de entrevistas em profundidade com 29 executivos da área de dados, buscando validar o modelo de pesquisa proposto no artigo 1. O artigo final apresentado aqui foi traduzido para a língua inglesa e submetido ao periódico *Journal of Enterprise Information Management*.

O artigo 3 teve por objetivo propor um modelo para auxiliar as organizações a analisar que tipos de capacidades de TI devem ser combinadas para monetização de dados e ganho de desempenho; e medir os efeitos das relações do modelo de pesquisa. Para tanto, desenvolveu-se uma pesquisa

survey, junto a 251 respondentes, em que foi testado o modelo conceitual de pesquisa proposto no artigo 2.

De modo geral, a tese buscou triangular três métodos de pesquisa distintos - revisão de literatura, entrevistas e pesquisa *survey* – os quais enfocaram diferentes aspectos do estudo, o que permite uma compreensão mais rica da realidade, por meio da combinação de vários métodos em uma única pesquisa (Mingers, 2001). Foi adotada uma estratégia sequencial, na qual os resultados de uma abordagem informam a outra com o propósito de complementaridade, isto é, para obter visões complementares sobre as mesmas variáveis e relações entre elas (Venkatesh, Brown & Bala, 2013). De acordo com Leech & Onwuegbuzie (2009), um desenho de pesquisa sequencial parcialmente misto de igualdade de status implica conduzir um estudo em fases que ocorrem em sequência, com as fases quantitativa e qualitativa tendo importância equivalente.

A seguir, apresenta-se o desenho de pesquisa ilustrando a relação dos 3 artigos que compõem a respectiva pesquisa de métodos mistos (Figura 2).



**Figura 2:** Desenho da Pesquisa da Tese – Métodos Mistos.

A seção a seguir apresenta o artigo 1, uma Revisão Sistemática da Literatura que teve como objetivo mapear os estudos científicos realizados sobre monetização de dados, valor dos dados, capacidades, *insights* e desempenho, e sobre como a literatura relaciona estes termos no contexto de negócios, além de identificar quais as capacidades necessárias para monetização de dados.

## 2. ARTIGO 1: CAPACIDADE DE MONETIZAÇÃO DE DADOS: DA REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA À PROPOSIÇÃO DE UM MODELO MULTIDIMENSIONAL

### RESUMO

Apesar das organizações estarem cada vez mais interessadas em como os dados podem ser usados no dia a dia para reduzir custos e aumentar receitas, a capacidade de criar valor e monetizar os dados ainda é relativamente pouco explorada na literatura de Sistemas de Informação. Assim, objetivou-se nesta pesquisa mapear como os estudos científicos relacionam os termos monetização de dados, valor dos dados, capacidades, *insights* e desempenho no contexto de negócios. Nessa Revisão Sistemática da Literatura, foram identificados 148 artigos publicados na base de dados Scopus. Utilizou-se as diretrizes PRISMA para operacionalização desta RSL e o pacote *bibliometrix*, do *software* R, para análise dos dados. A pesquisa identificou as tendências mais influentes dos estudos publicados nas principais revistas da área de SI; além disso, os resultados mostram os desafios enfrentados pelas organizações na busca por criar valor e monetizar seus dados. Este estudo busca contribuir com a ampliação do conhecimento da produção científica sobre monetização de dados e capacidades, ao propor um modelo teórico multidimensional que combina as capacidades de gestão da informação com as capacidades de monetização de dados.

**Palavras-chave:** Monetização de dados. Valor dos dados. Capacidades. Desempenho Corporativo.

### 2.1 INTRODUÇÃO

A monetização de dados é um fenômeno emergente impulsionado pelas tendências tecnológicas atuais no contexto de *big data* e que vem crescendo em nível de importância, tanto na área acadêmica quanto na prática (Zhang et al., 2023; Hanafizadeh et al., 2021), uma vez que é um problema crítico enfrentado por muitas organizações nos dias atuais (Visconti et al., 2017). O grupo Gartner (2019) se refere à monetização de dados como uma forma de usar os dados para alcançar um benefício econômico quantificável. Najjar e Kettinger (2013) sugerem que as empresas podem se beneficiar monetariamente com os dados,

vendendo-os, trocando-os ou otimizando suas operações e, com isso, reduzindo seus custos. Nesse contexto, o uso e a monetização de dados podem ser uma verdadeira fonte de vantagem competitiva para os negócios na economia digital (Zhang et al. 2023; Firouzi et al. 2022; Baecker et al., 2020; Wixom & Ross, 2017).

Entretanto, muitas empresas têm encontrado dificuldades para valorar seus dados (Parvinen, Pöyry, Gustafsson, Laitila, & Rossi, 2020) e compreender o quão úteis esses dados podem ser para os seus negócios (Hossain et al. 2023; Ray, Menon & Mookerjee, 2020). De acordo com uma pesquisa da *McKinsey Analytics* (2017), as empresas monetizam seus dados de forma limitada, indicando que muitas têm dificuldades para extrair valor econômico a partir de seus dados. Na verdade, um passo em direção à monetização de dados pode ser, na prática, muito desafiador para as organizações, já que sua adoção geralmente requer mudanças organizacionais e atualizações tecnológicas (Wixom & Ross, 2017).

Considerando que o mercado global de monetização de dados deve apresentar uma expansão em um futuro próximo (Allied Market Research, 2018), dado que os líderes empresariais vêm atribuindo uma prioridade mais alta à monetização de dados em comparação às questões de viabilidade técnica (Kart et al., 2013), as organizações para se manterem competitivas nesse cenário, precisam adotar estratégias, avaliar e preparar seus modelos de negócios existentes no que diz respeito ao uso de dados (Schüritz & Satzger, 2016). Desse modo, torna-se essencial que as organizações identifiquem as oportunidades e estratégias mais promissoras, bem como seus benefícios, para então iniciar seus esforços de monetização de dados (Wixom et al., 2023; Baecker et al., 2020; Wixom & Ross, 2017). Além disso, as organizações precisam buscar desenvolver capacidades de preparação de dados e analíticas visando a conversão do valor dos dados extraídos em *insights* que promovam benefícios econômicos (tangíveis) ou valor (intangível). Em outras palavras, as organizações podem se beneficiar ao adotar modelos para monetizar os dados, de forma eficiente e no momento certo.

Apesar das organizações estarem cada vez mais interessadas em como os dados podem ser usados no dia a dia para reduzir custos e aumentar receitas,

a capacidade de criar valor e monetizá-los ainda é relativamente pouco explorada na literatura de Sistemas de Informação (SI). Os conceitos e processos para monetização ainda são difusos e ainda faltam orientações e *know-how* para que as organizações comecem a explorar as oportunidades de criação de valor a partir de seus ativos de dados (Liu & Chen, 2015), criando-se uma lacuna de pesquisa.

No levantamento bibliográfico, foram identificadas sete revisões da literatura, sendo que apenas duas delas estão diretamente relacionadas ao tema de monetização de dados (Faroukhi et al., 2020; Hanafizadeh et al., 2020). No estudo de Faroukhi et al. (2020), destaca-se a necessidade de adotar modelos específicos para atender às particularidades do big data. A pesquisa oferece uma análise abrangente sobre a geração de valor, a importância dos dados e as sequências de valor do Big Data, abordando diversas fases. A revisão sistemática conduziu à elaboração de uma Cadeia de Valor de Big Data abrangente, destacando quatro eixos principais para a criação de modelos de negócios de monetização: (i) dados extraídos das atividades dos clientes, (ii) provedores de dados, (iii) agregadores de dados e (iv) plataformas técnicas. Por outro lado, Hanafizadeh e Harati Nik (2020) desenvolveram uma configuração de monetização de dados com base em temas identificados na revisão sistemática, como camadas de monetização, refinamento, base e acesso e processamento de restrições. Os estudos aprofundam-se nas etapas e caminhos para a monetização, mas omitem a exploração das capacidades necessárias para que as organizações efetivamente monetizem seus dados. Essa lacuna ressalta a necessidade de investigações futuras para compreender as capacidades essenciais nesse contexto.

Com base nessa lacuna, este artigo apresenta uma Revisão Sistemática da Literatura que teve por objetivo mapear como os estudos científicos relacionam os termos monetização de dados, valor dos dados, capacidades, *insights* e desempenho no contexto de negócios, visando identificar as capacidades necessárias para monetização de dados para, então, propor um modelo teórico multidimensional. Para isso, o objetivo do estudo foi desdobrado nas seguintes questões de pesquisa:

Q1 - Quais as principais características das publicações sobre monetização de dados, valor dos dados, *insights*, desempenho e capacidades, e como a literatura relaciona estes termos no contexto de negócios digitais?;

Q2 - Quais os principais conceitos e elementos relacionados à definição de monetização encontrados na literatura?; e

Q3 - Quais as capacidades necessárias para monetização de dados?

Assim, o estudo busca contribuir com a ampliação do conhecimento da produção científica sobre monetização de dados e capacidades, ao propor um modelo teórico multidimensional que combina as capacidades de gestão da informação com as capacidades de monetização de dados. O artigo está estruturado da seguinte forma: na seção 2.2, apresenta-se uma breve revisão da literatura sobre o tema Monetização de dados; a seção 2.3 destaca os procedimentos metodológicos seguidos no desenvolvimento da pesquisa; a seção 2.4 apresenta os principais resultados obtidos no estudo, enquanto a seção 2.5 apresenta o modelo teórico multidimensional proposto. Por fim, na seção 2.6, são destacadas as considerações finais da pesquisa.

## 2.2 A MONETIZAÇÃO DE DADOS PARA OS NEGÓCIOS

Moore (2015), no Instituto Gartner, introduziu dois tipos possíveis de monetização de dados: a monetização direta e a monetização indireta. No método direto, os dados são vendidos, enquanto no método indireto, o produto ou serviço baseado em informações é vendido. Recentemente, Hanafizadeh e Harati Nik (2020) apontaram três abordagens de monetização de dados que as empresas podem adotar, que são: (i) vender soluções de informação, (ii) melhorar as decisões e os processos das organizações com dados (para criar retornos por meio de eficiências operacionais), e (iii) estruturar as informações e envolvê-las em torno dos produtos e serviços organizacionais (para aumentar o preço de um produto, participação na carteira, participação no mercado ou fidelidade do cliente) (Alfaro et al., 2019).

Visando gerar benefícios econômicos mensuráveis de dados brutos e recursos extraídos, as opções de monetização apresentadas por Hanafizadeh & Harati Nik (2020) podem ser divididas, de forma que a venda de dados seja conhecida como direta, e o uso de dados para melhorias no desempenho de



processos e de produtos, como indireta. De acordo com Hanafizadeh e Harati Nik (2020), faz-se necessário um melhor entendimento sobre o processo de monetização de dados com base em *insights* analíticos que poderão resultar em maior eficácia e utilidade para as organizações, capaz de gerar vantagem competitiva e estratégica.

### 2.2.1 Capacidades para Monetização De Dados

A geração de *insights* valiosos para os negócios tornou-se o principal objetivo da análise de dados (Ghasemaghahi, Ebrahimi, & Hassanein, 2016; Tan et al., 2015; Ghasemaghahi, 2019a; Wamba et al., 2017), tornando-se cruciais para organizações que buscam inovação. A literatura de Sistemas de Informação aponta que as organizações que desejam monetizar dados com sucesso precisam construir e consolidar capacidades de ciência de dados (Faroukhi et al. 2020a). Uma delas é a Gestão da Informação, que é considerada uma importante capacidade organizacional que indica a habilidade de usar recursos informacionais valiosos combinados (Jarvenpaa & Leidner, 1998).

Kettinger et al. (2021) definem Capacidade de Gestão da Informação (CGI) como a capacidade de uma empresa melhorar os comportamentos de uso de TI, dados e informações buscando fornecer informações precisas e valiosas para as organizações melhorarem seu desempenho. Assim, a CGI de uma empresa pode levar ao desenvolvimento de capacidades organizacionais que aumentarão o desempenho do negócio (Kettinger et al., 2021; Mithas et al. 2011).

Um grande número de estudos enfatizam a importância da capacidade de uma organização de usar *big data analytics*, indicando que capacidades bem estruturadas resultarão em desempenhos melhores e níveis mais altos de competitividade (Mikalef et al. 2020a; Côte-Real et al. 2020; Mikalef, Krogstie, Pappas & Pavlou, 2020). Esses recursos são suportados por uma infraestrutura tecnológica que permite que as empresas armazenem e processem dados, além de desenvolver as habilidades e conhecimentos necessários para converter os dados em *insights* valiosos (Gupta & George, 2016). Apesar da reconhecida importância de converter os dados e conhecimento em *insights* de negócios, não

existem modelos empíricos relacionados à capacidade de monetização de dados na literatura acadêmica (Kettinger et al. 2021).

Ghasemaghaei et al. (2018) afirmam que as empresas precisam aprimorar sua competência em análise de dados para tomar decisões melhores, mais informadas e mais rápidas, sendo cada vez mais necessário o desenvolvimento de capacidades para integrar, montar e implantar recursos valiosos (Prahalad & Hamel, 2006). Assim, este estudo adota o termo Capacidade de Monetização como a capacidade de criar valor para as organizações, capaz de gerar algum tipo de benefício por meio do desenvolvimento de competências que possibilitem melhorias de desempenho corporativo, como: o aumento de receita, a redução de custos, a melhoria de processos internos e externos, a melhoria no relacionamento com clientes e *stakeholders*, e a personalização e desenvolvimento de novos produtos e serviços. As definições de capacidade de gestão da informação e capacidade de monetização são apresentadas na Tabela 1.

Tabela 1  
**Principais Constructos e Definições**

<b>Constructo</b>	<b>Definição</b>	<b>Referências</b>
<b>Capacidade de Gestão da Informação</b>	Conjunto de habilidades da empresa que conectam pessoas e arquitetura de informações, infraestrutura, acesso e extensão, a fim de permitir mudanças na organização em resposta à imposição do ambiente competitivo.	Kettinger et al. 2021; Mithas et al. 2011; Maçada et al., 2020; Grover et al., 2018
<b>Capacidade de Monetização</b>	Capacidade de criar valor para as organizações, capaz de gerar algum tipo de benefício por meio do desenvolvimento de competências que possibilitem melhorias de desempenho corporativo, como: aumento de receita, redução de custos, melhoria de processos internos e externos, melhoria no relacionamento com clientes e <i>stakeholders</i> , e personalização e desenvolvimento de novos produtos e serviços.	Elaborado pela autora

A seguir, apresentam-se os procedimentos metodológicos empregados no desenvolvimento desse estudo.

## 2.3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

A pesquisa foi desenvolvida com base nos princípios metodológicos da Revisão Sistemática da Literatura (RSL). As Revisões Sistemáticas de Literatura têm como finalidade resumir evidências sobre pesquisas já existentes, identificar gaps na literatura, construir quadros teóricos para embasar novas atividades de pesquisa, além de coletar evidências empíricas para suportar, contradizer ou gerar novas hipóteses de pesquisa (Kitchenham, 2004).

Snyder (2019) afirma que as revisões sistemáticas da literatura têm uma grande capacidade de abordar questões de pesquisa porque integram descobertas e perspectivas de muitas evidências empíricas, o que nenhum estudo isolado pode oferecer. Dessa forma, as revisões sistemáticas da literatura são uma ferramenta valiosa para compilar e sintetizar o conhecimento existente sobre um determinado tópico de pesquisa, minimizando o risco de viés e aumentando a validade das conclusões tiradas a partir dos estudos incluídos.

Em termos de objetivos, esta pesquisa é caracterizada como uma revisão descritiva de escopo (Paré et al., 2015), uma vez que busca descrever aspectos relacionados às características, ao tamanho potencial e à natureza da literatura existente sobre um tópico emergente. As revisões de escopo podem identificar os limites conceituais de um campo, o tamanho do conjunto de pesquisas, os tipos de evidências disponíveis e lacunas na literatura existente (Paré et al., 2015; Xiao & Watson, 2019).

Portanto, “uma revisão sistemática de literatura é mais do que apenas resumir uma literatura, é acima de tudo estruturar pesquisas” (JENNEX, 2015, p. 141). Como forma de operacionalizar essa revisão, optou-se por seguir as diretrizes PRISMA (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*), conforme sugerido por Moher et al. (2009).

Na fase de identificação, para atender os objetivos do estudo de mapear como os estudos científicos relacionam os termos monetização de dados, valor dos dados, capacidades, *insights* e desempenho no contexto de negócios, este foi desdobrado nas seguintes questões de pesquisa:

Q1: Quais as principais características das publicações sobre monetização de dados, valor dos dados, insights, desempenho e capacidades e como a literatura relaciona estes termos no contexto de negócios digitais?

Q2: Quais os principais conceitos e elementos relacionados à definição de monetização encontrados na literatura? e

Q3: Quais as capacidades necessárias para monetização de dados?

Em seguida, foi definida a estratégia de busca. Utilizaram-se os seguintes termos “data monetization” AND “capabilit\*” em títulos, resumos e palavras-chave, retornando apenas sete (07) publicações, sendo seis (06) artigos de congressos. Portanto, para ampliar a seleção do portfólio de publicações foram definidos outros termos e critérios de filtros para busca: (i) o documento deveria conter as palavras ("data monetization") OR ("data value") OR ("big data analytic\* capabilit\*") OR ("Dynamic Capabilit\*") OR ("Information Management capabilit\*") OR ("data management capabilit\*") AND ("capabilit\*") OR ("big data analytic\*") OR ("insight") OR ("firm performance") OR ("analytic\*") OR ("monetizing data"); e (ii) o documento deveria ser artigo ou revisão publicada nos principais periódicos de Sistemas de Informação (SI) indicados pela Association for Information Systems (AIS).

Foram selecionados os oito principais periódicos de SI indicados pela AIS em 2022 (*AIS Basket of eight Top Journals*), uma vez que os pesquisadores da área os apontam como os melhores periódicos da disciplina com base em dados bibliométricos (Lowry et al., 2013). São eles: *European Journal of Information Systems*, *Information Systems Journal*, *Information Systems Research*, *Journal of Information Technology*, *Journal of Management Information Systems*, *Journal of Strategic Information Systems*, *Journal of the Association for Information Systems* e *MIS Quarterly*. Além destes, foram selecionados outros periódicos indicados pela AIS: *Information and Management*, *Decision Support Systems*, *Decision Sciences*, *MIS Quarterly Executive*, *International Journal of Information Management* e *Communications of the Association for Information Systems*. Os periódicos *Journal of Big Data* e *Global Journal of Flexible Systems Management* também foram adicionados ao filtro por estarem relacionados ao tema da pesquisa e atenderem aos critérios de qualidade definidos para o estudo (H-

index 31 e H-index 35). A Tabela 2 mostra a estratégia de busca utilizada na revisão sistemática da literatura.

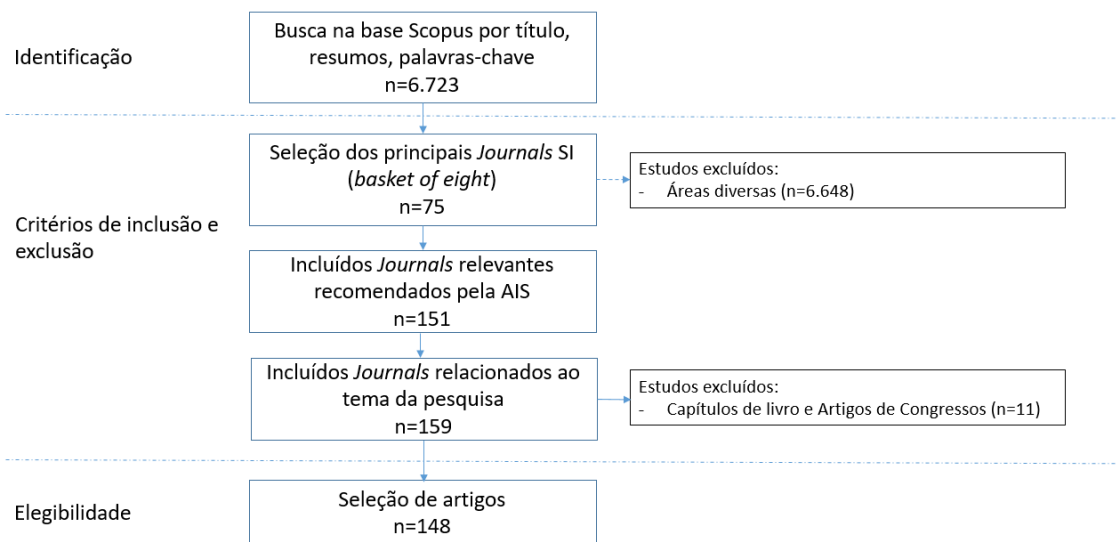
Tabela 2

**Estratégia de busca utilizada na revisão sistemática**

Scopus	<p>( TITLE-ABS-KEY ( "data monetization" ) OR TITLE-ABS-KEY ( "data value" ) OR TITLE-ABS-KEY ( "big data analytic* capabilit*" ) OR TITLE-ABS-KEY ( "Dynamic Capabilit*" ) OR TITLE-ABS-KEY ( "Information Management capabilit*" ) OR TITLE-ABS-KEY ( "data management capabilit*" ) AND TITLE-ABS-KEY ( "capabilit*" ) OR TITLE-ABS-KEY ( "big data analytic*" ) OR TITLE-ABS-KEY ( "insight" ) OR TITLE-ABS-KEY ( "firm performance" ) OR TITLE-ABS-KEY ( "analytic*" ) OR TITLE-ABS-KEY ( "monetizing data" ) AND SRCTITLE ( "European Journal Of Information Systems" ) OR SRCTITLE ( "Information Systems Journal" ) OR SRCTITLE ( "Information Systems Research" ) OR SRCTITLE ( "Journal of Information Technology" ) OR SRCTITLE ( "Journal of Management Information Systems" ) OR SRCTITLE ( "Journal Of Strategic Information Systems" ) OR SRCTITLE ( "Journal of the Association for Information Systems" ) OR SRCTITLE ( "MIS Quarterly Management Information Systems" ) OR SRCTITLE ( "Information and Management" ) OR SRCTITLE ( "Decision Support Systems" ) OR SRCTITLE ( "Decision Science" ) OR SRCTITLE ( "Mis Quarterly executive" ) OR SRCTITLE ( "International Journal of Information Management" ) OR SRCTITLE ( "Communications of the Association for Information Systems" ) OR SRCTITLE ( "Journal of Big Data" ) OR SRCTITLE ( "Global Journal of Flexible Systems Management" ) ) AND ( LIMIT-TO ( DOCTYPE,"ar" ) OR LIMIT-TO ( DOCTYPE,"re" ) )</p>
--------	---

A busca inicial foi realizada no mês de abril/2022, utilizando-se a base de dados Scopus. Assim como no estudo de Dwivedi, Ismagilova, Rana e Raman (2021), a base de dados Scopus foi escolhida para garantir a inclusão apenas de estudos de alta qualidade. O uso de bancos de dados online para a realização de uma revisão sistemática da literatura tornou-se uma cultura emergente usada por uma série de estudos de pesquisa em SI (Dwivedi et al., 2021).

Conforme proposto por Okoli (2015), o processo de revisão sistemática foi composto por 4 fases: planejamento (objetivo do estudo e criação do protocolo), seleção de *journals* relevantes, extração e execução (análise dos resultados). Como a busca na literatura pode resultar em muitos estudos, o uso de critérios de exclusão, sugerido por Okoli (2015), serviu para eliminar estudos desnecessários. Após a execução dos critérios de seleção das publicações, foram identificados 148 artigos com as devidas especificações, os quais compõem o portfólio final desta pesquisa (Figura 1).



**Figura 1.** Processo de seleção dos artigos.

O procedimento de análise iniciou-se por uma análise bibliométrica destacando os temas e as palavras-chave dos documentos que compõem o portfólio bibliográfico deste estudo. Para Abedin et al. (2020), a bibliometria se refere ao uso de métodos estatísticos para analisar publicações com o objetivo de medir os resultados de estudos, instituições e países, e identificar redes entre eles.

Neste estudo, isto foi feito por meio de uma análise de correlação de palavras-chave, palavras-chave mais relevantes, tópicos de tendência, evolução temática e mapa temático com tendências de pesquisa em TI/SI, apoiados por análises visuais. Utilizou-se o software R, mais especificamente o *package bibliometrix* e o aplicativo *biblioshiny* que fornece uma interface *web* para *bibliometrix*. O *package* em questão tem por finalidade auxiliar na realização de mapeamentos científicos abrangentes e complexos envolvendo *big data*, tornando-se uma ferramenta útil na contemporaneidade, no qual o volume de produção científica aumenta gradativamente e a ciência encontra-se em constante mudança. Além disso, o *bibliometrix* apresenta como vantagem ser uma ferramenta de código aberto que executa uma abrangente análise de mapeamento da literatura científica e foi programado em R para ser flexível e facilitar a integração com outros pacotes estatísticos e gráficos (Aria & Cuccurullo, 2017; Derviş, 2019; Song et al., 2019). Complementarmente, verificaram-se as co-citações dos artigos do portfólio bibliográfico, através da

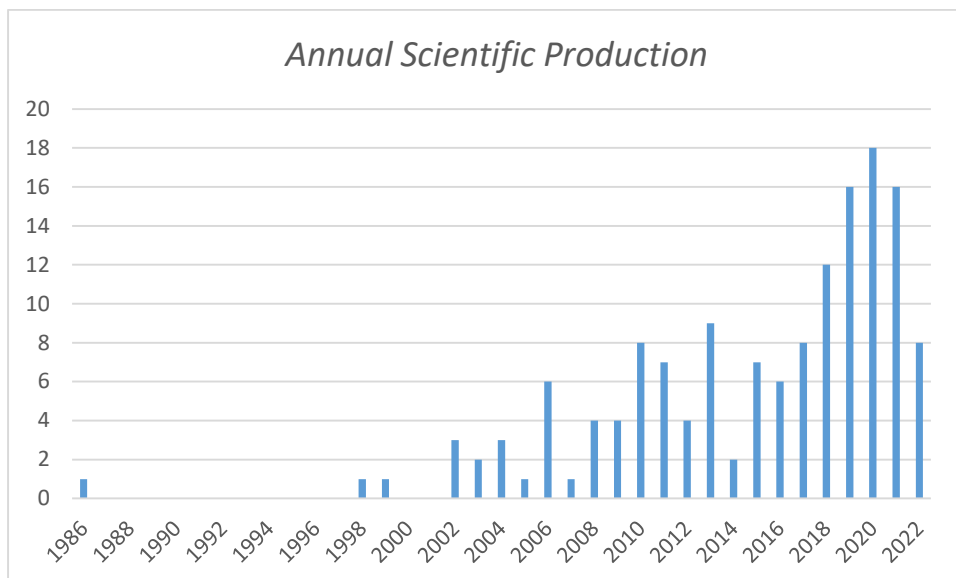
técnica de *snowballing* (Wohlin et al., 2020), para complementar o mapeamento dos elementos relacionados aos conceitos de monetização de dados. Após a análise bibliométrica, foram identificados os constructos relacionados ao tema, de acordo com os objetivos do estudo. A seguir, apresentam-se os resultados obtidos.

## 2.4 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Essa seção divide-se em três tópicos: o primeiro apresenta as características dos estudos do portfólio bibliográfico, o segundo as principais definições relacionadas à monetização de dados e o terceiro apresenta o modelo multidimensional que combina as capacidades de gestão da informação com as capacidades de monetização de dados.

### 2.4.1 Análise bibliométrica do portfólio bibliográfico

O estudo permitiu identificar as principais características das pesquisas relacionadas aos temas a) monetização de dados, b) valor dos dados e c) capacidades (Apêndice A). Analisando-se a Figura 2, percebe-se que a primeira publicação relacionada aos temas de pesquisa ocorreu em 1986, tratando dos temas “*capabilities*” e “*data management capabilities*”. Os temas de busca receberam maior atenção a partir de 2006 (6 artigos). É a partir de 2016, quando a produção científica anual estava em apenas seis artigos, que houve crescimento no número de publicações, chegando a dezoito artigos em 2020 e dezesseis artigos publicados em 2021. Ressalta-se que, para o ano de 2022 foram considerados apenas quatro meses de busca, o que justifica a identificação de apenas oito artigos (taxa de crescimento anual: 5,95%). Diante desse crescimento, percebe-se a contemporaneidade e pertinência do tema no meio acadêmico.



**Figura 2.** Evolução Temporal dos estudos do portfólio bibliográfico

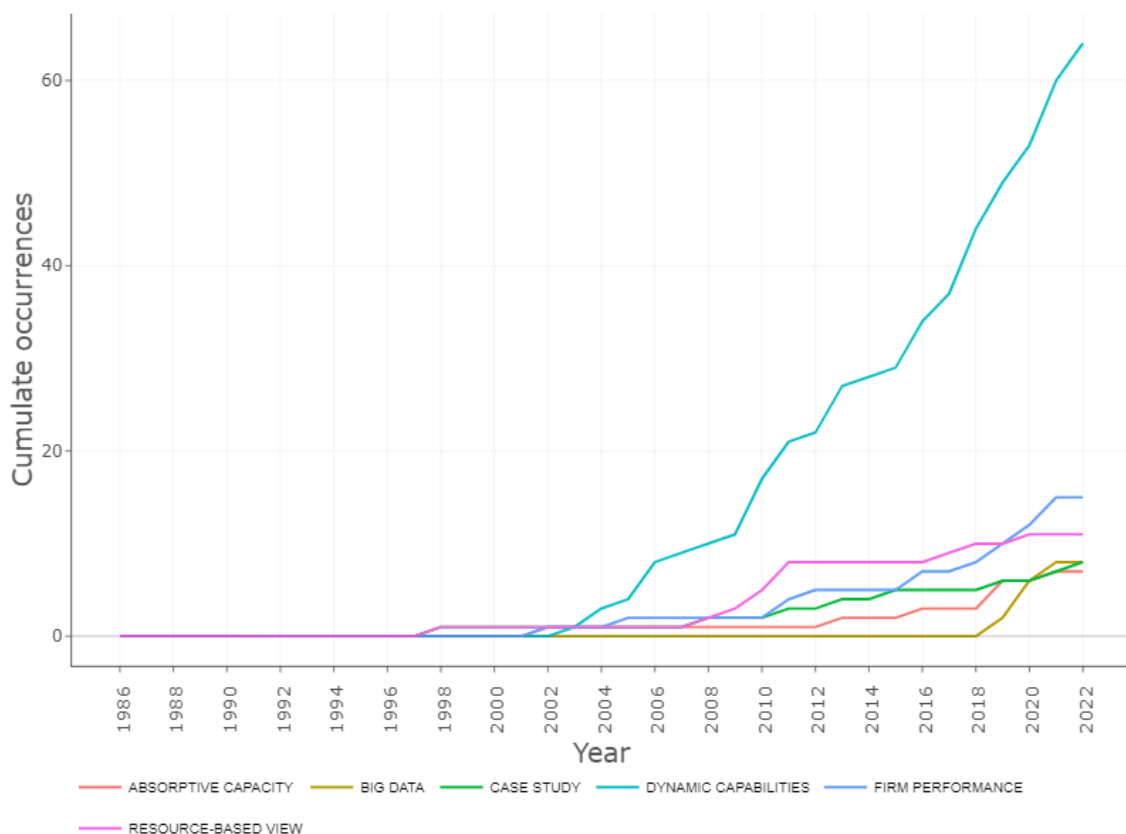
Com o objetivo de verificar a qualidade dos artigos, realizou-se a análise dos documentos mais citados sobre o tema e os periódicos mais relevantes. As publicações estão concentradas principalmente em quatro periódicos, o *International Journal of Information Management* (22 artigos), o *Information and Management* (18 artigos), o *Journal of Strategic Information Systems* (14 artigos) e o *European Journal of Information Systems* (13 artigos). Os artigos mais citados foram os de Sambamurthy et al. (2003), publicado no *MIS Quarterly* (com 1.974 citações), o de Pavlou et al. (2006), publicado no *Information Systems Research* (com 976 citações) e o de Baht e Grover (2005), publicado no *Journal of Management Information Systems* (com 746 citações) (Apêndice A).

Na sequência, procurou-se aplicar diferentes técnicas de análise de palavras-chave para mapear o crescimento dos termos ao longo dos anos (Figura 3) e tendências de publicação (Figura 4). A Figura 3 apresenta os seis termos com maior destaque nas ocorrências por ano. Todas elas tiveram um aumento ao longo do tempo. Conforme mostrado na Figura 3, a maioria dessas palavras-chave começou a aparecer no cenário de pesquisa por volta de 2010 e continuou a crescer depois. No entanto, alguns termos tiveram um crescimento mais dinâmico em relação a outros. O termo com maior aumento de ocorrências foi o “*Dynamic Capabilities*”, chegando a 64 ocorrências acumuladas em 2022. Outro termo que recebeu atenção ao longo dos anos foi o “*Firm Performance*”,



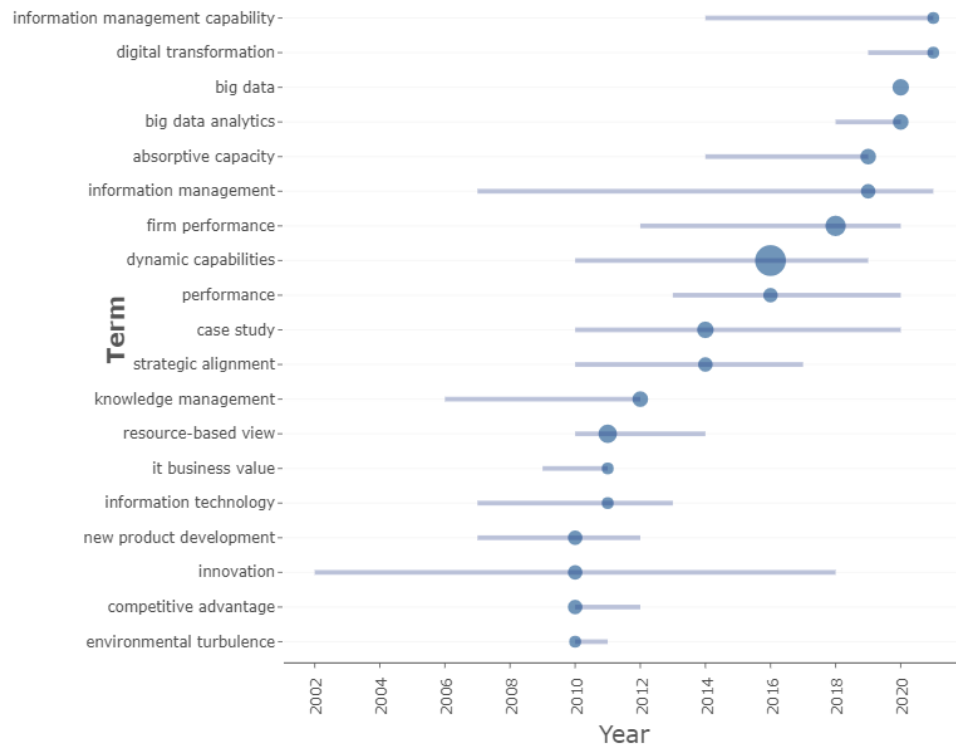
com 15 ocorrências acumuladas em 2022. E, ainda, a “*Resource Based View-RBV*” também se destacou, com 11 ocorrências acumuladas em 2022. O aumento significativo dos termos capacidades dinâmicas e visão baseada em recursos destaca a importância do estudo destas duas teorias pelos principais *Journals* de SI.

Para Teece, Pisano e Shuen (1997) existe uma relação positiva entre as capacidades dinâmicas de uma organização e seu desempenho. Complementarmente, Sherehiy, Karwowski e Layer (2007) afirmam que a agilidade organizacional é uma forma de melhorar o desempenho. A Teoria das Capacidades Dinâmicas começou a ganhar atenção no domínio dos sistemas de informação devido à sua alta relevância nos ambientes de negócios contemporâneos, que são caracterizados por altos níveis de turbulência e dinamismo. Nesse sentido, a análise de dados pode fortalecer as capacidades dinâmicas de uma empresa (Mikalef et al., 2021).



**Figura 3.** Crescimento de palavras-chave

Para completar a análise anterior, a Figura 4 exibe uma análise dos tópicos de tendência com base nas palavras-chave dos autores. Durante a realização da análise, foram configurados os seguintes parâmetros: (i) o intervalo de tempo foi definido de 1986 a 2022, (ii) a frequência mínima de palavras foi definida como 5 e (iii) o número de palavras por ano foi definido como 5. As palavras-chave dos artigos que os autores definem, geralmente, estão conectadas ao conteúdo de publicação e são suficientes para derivar tópicos de um campo (Song et al., 2019). Essa análise fornece mais informações sobre os tópicos de tendência em termos de ocorrências de palavras-chave na literatura ao longo dos anos. Embora as palavras-chave dos autores sejam mostradas na Figura 3, a análise na Figura 4 apresenta o arranjo hierárquico de tópicos discutidos por acadêmicos por ano. Esses tópicos podem estar relacionados ao campo de monetização de dados e valor dos dados de várias maneiras. Por exemplo, em 2021, a capacidade de gestão da informação foi o tema mais discutido e é um constructo que está relacionado à geração de valor e monetização dos dados. Da mesma forma, em 2020, *big data analytics* e *big data* foram os temas principais, que são recursos-chave para geração de valor e monetização. O construto Capacidade de Gestão da Informação tem como premissa fornecer os *insights* necessários para que as estratégias de *Big Data* sejam bem-sucedidas (Maçada, Brinkhues, & Freitas, 2020) e pode ser operacionalizada como a habilidade para: (i) entregar dados e informações aos usuários com precisão, pontualidade, confiabilidade, segurança e confidencialidade, (ii) fornecer conectividade universal e de acesso com alcance suficiente e (iii) adequar a infraestrutura às necessidades de negócios emergentes (Marchand, Kettinger, & Rollins, 2000). Em 2016, as capacidades dinâmicas estavam no topo da lista, o que demonstra a importância desta teoria no contexto de análise de dados e geração de valor.

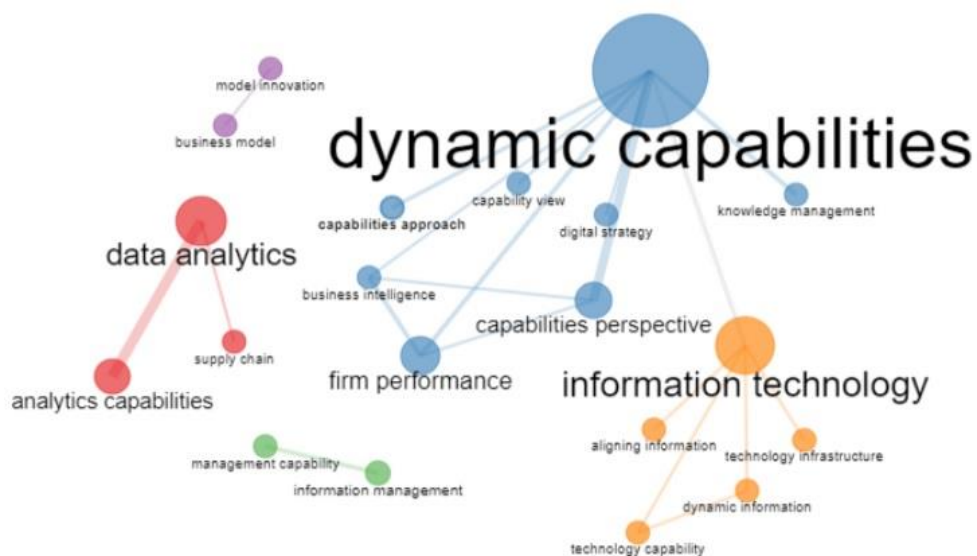


**Figura 4.** Tópicos de tendência de palavras-chave

A Figura 5 exibe a rede de co-ocorrência usando uma escala multidimensional, a fim de se obter mais *insights* sobre as tendências do campo e sobre como a literatura relaciona os termos de busca. As redes foram desenhadas selecionando-se os vértices com maior grau. Nesta análise foi utilizada a co-ocorrência de palavras-chave dos títulos, a fim de medir as palavras mais comuns e aquelas que aparecem mais frequentemente nos títulos dos documentos (Laengle et al., 2017). Na rede, o tamanho das bolhas mostra a frequência das palavras-chave no conjunto de dados, e a espessura das linhas indica a frequência da co-ocorrência das palavras-chave em um mesmo documento. A linha mais grossa indica uma forte associação entre essas palavras-chave; linhas mais finas representam associação fraca e palavras-chave sem linhas de conexão indicam que nenhuma relação foi estabelecida.

A distância entre os nós não implica um significado específico e é decidido em favor do melhor layout do diagrama. Assim, a rede de co-ocorrência apresenta a ligação entre palavras-chave na literatura, o que dá uma visão da estrutura de conhecimento do campo (Esfahani, Tavasoli, & Jabbarzadeh, 2019). Portanto, o resultado mostra que, além de identificar as palavras-chave

frequentes dos autores, o crescimento e os tópicos de tendência, a rede de co-ocorrência de palavras-chave de títulos revela as conexões entre elas. Gupta e George (2016) argumentam que as empresas que desenvolvem uma capacidade de análise de *big data* estarão mais sintonizadas com as respostas do mercado e, como tal, terão uma capacidade mais forte de detectar oportunidades nos dados (Mikalef et al., 2021). Complementarmente, Côté-Real, Ruivo e Oliveira (2020), argumentam que a análise de *big data* pode permitir que as organizações gerem *insights* de negócios.

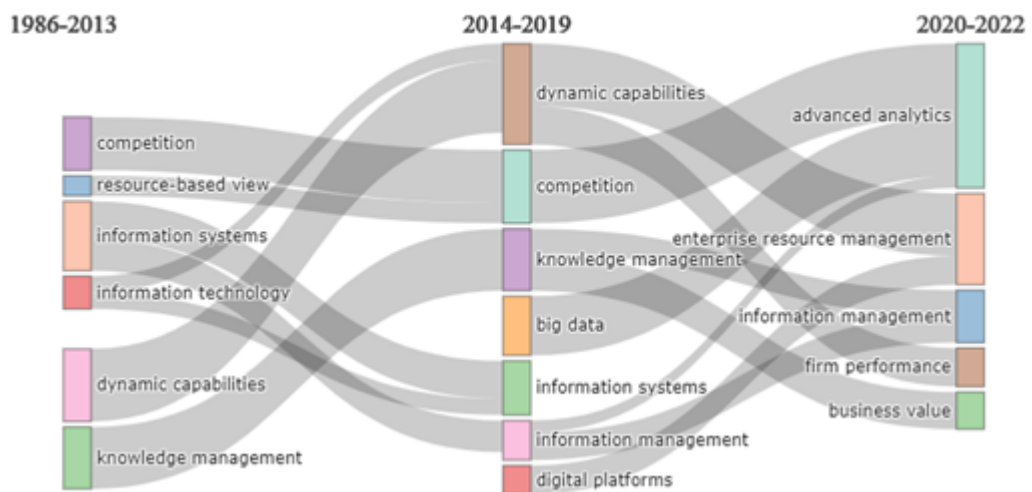


**Figura 5.** Rede de co-ocorrência de palavras-chave nos títulos

Notavelmente, foram identificados cinco clusters e algumas palavras-chave parecem ter um impacto maior na rede. Por exemplo, “*Dynamic Capabilities*” se conecta à *firm performance*, *business intelligence*, *capabilities approach*, *digital strategy*, *capabilities perspective* e *knowledge management*. Da mesma forma, *Information technology* está intimamente conectado à *technology capability*, *dynamic information*, *aligning information* e *technology infrastructure* e o termo *data analytics* se conecta à *analytics capabilities* e *supply chain*. Segundo Laguir, Gupta, Bose, Stekelorum e Laguir (2022), com capacidades analíticas as empresas têm a habilidade de coletar, salvar e analisar volumes consideráveis de dados, muitas vezes alcançando *insights* valiosos que podem criar valor e gerar competitividade organizacional.

Complementarmente, a evolução temática das palavras-chave durante as últimas décadas mostrou uma clara mudança nos campos científicos. O

surgimento de temas amplos e centrais é capturado usando a evolução temática (Figura 6). Um olhar mais atento sobre as interligações entre os temas separados por três momentos, o período de 1986-2013, 2014-2019 e 2020–2022 ressalta a evolução temática. Os seis principais temas do primeiro período foram *competition*, *resource-based view*, *information systems*, *information technology*, *dynamic capabilities* e *knowledge management*. No segundo período (2014-2019) surgiram os temas *information management*, *big data*, *information systems* e *digital platforms*. Enquanto, no terceiro período (2020-2022) surgiram os temas *advanced analytics*, *enterprise resource management*, *firm performance* and *business value*. Nota-se que o termo *dynamic capabilities* se manteve relevante ao longo dos anos apoiando a gestão de recursos empresariais, assim como os termos *information management* e *information systems*.



**Figura 6.** Evolução temática das palavras-chave indexadas por período de tempo

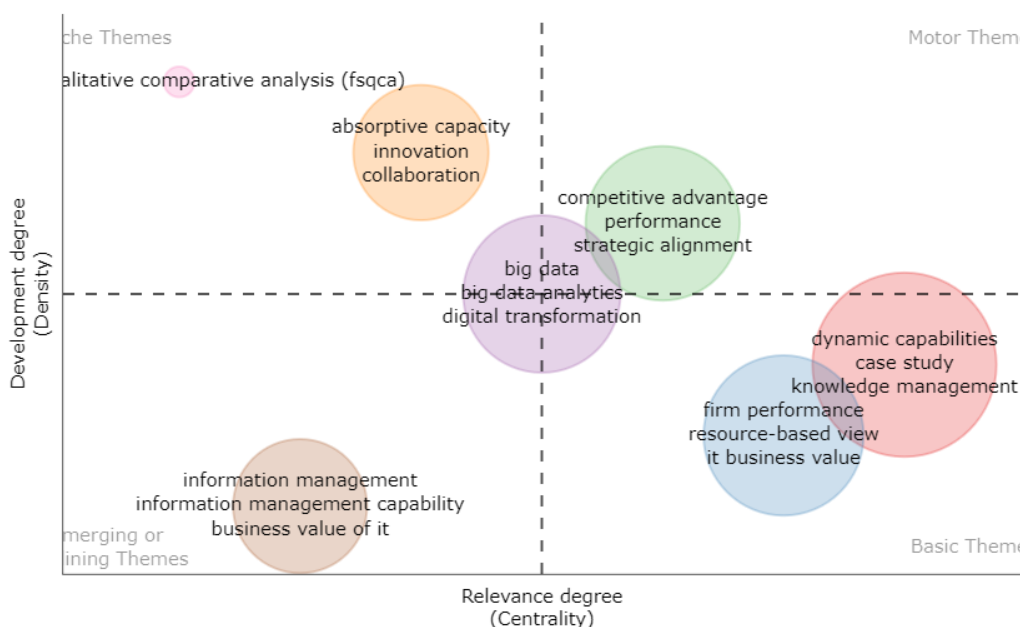
A fim de se obter uma visão comparativa da centralidade e relevância das palavras-chave, foi utilizada a função de mapa temático. Esta função cria um mapa baseado na análise de rede de co-palavras e *clustering* (Cobo, López-Herrera, Herrera-Viedma, & Herrera, 2011). O mapa temático ilustrado na Figura 7 incorpora mais palavras-chave do que as figuras anteriores e mostra a rede dos seis principais *clusters* de ocorrências de co-palavras, considerando o número máximo de 100 palavras-chave e o número máximo de três palavras-chave para cada *cluster*. O objetivo de realizar um mapa temático é obter informações sobre o status atual do campo e o que sua sustentabilidade futura

reserva. Esta análise é útil para fornecer conhecimento aos pesquisadores e interessados sobre os potenciais de desenvolvimento de pesquisas futuras de áreas temáticas dentro de um campo. O mapa temático apresenta um design visual capaz de analisar os temas e em que quadrantes estão localizados: Quadrante superior direito (Q1): Temas motores - Bons temas por descoberta e importantes para a estrutura da pesquisa; Quadrante superior esquerdo (Q2): Temas emergentes e pouco desenvolvidos, marginais; Quadrante inferior esquerdo (Q3): Temas especiais e importantes para o objeto da pesquisa, mas não desenvolvidos; Quadrante inferior direito (Q4): Temas principais – representam temas bem desenvolvidos com relações internas, mas com relações externas triviais (Tayebi et al., 2019).

Os *clusters* dos temas são caracterizados por propriedades (densidade e centralidade). A densidade é representada no eixo vertical, enquanto a centralidade toma o eixo horizontal. Centralidade é o grau de correlação entre diferentes tópicos, enquanto a densidade mede a coesão entre os nós (Esfahani et al., 2019). Essas duas propriedades medem se determinados tópicos são bem desenvolvidos ou não, assim como se são importantes ou não. Quanto maior o número de relações que um nó tem com outros na rede temática, maior a centralidade e importância, e está dentro da posição essencial na rede. Da mesma forma, a coesão entre um nó, que representa a densidade de um campo de pesquisa, delinea sua capacidade de se desenvolver e se sustentar.

A Figura 7 mostra que o *cluster* maior compreende as capacidades dinâmicas, estudo de caso e gestão do conhecimento, enquanto o segundo *cluster* mais significativo está relacionado à performance da firma, visão baseada em recursos e valor dos negócios de TI – enquadrados como temas principais. O terceiro maior *cluster*, enquadrado como tema motor, está relacionado à vantagem competitiva, performance e alinhamento estratégico. O quarto maior *cluster* e central compreende os temas *big data*, *big data analytics* e *digital transformation*, indicados como temas altamente relevantes e com alto nível de importância (densidade). Já o quinto *cluster* compreende *information management*, *information management capability* e *business value of IT* – enquadrados como temas emergentes; enquanto o sexto *cluster* compreende capacidade de absorção, inovação e colaboração, indicados como temas

emergentes e pouco desenvolvidos. Assim, percebe-se a relevância e importância de novos estudos sobre os temas *big data*, *big data analytics*, *information management* e *information management capability* que estão destacados como especiais, relevantes e emergentes.



**Figura 7.** Mapa temático das palavras-chave dos autores

Por meio do mapa temático é possível visualizar que os temas *big data*, *analytics*, gestão da informação, capacidade de absorção, performance da firma e capacidades dinâmicas ainda estão pouco associados na literatura de SI, destacando-se assim a relevância deste trabalho para o meio acadêmico. De acordo com Božič e Dimovski (2019), as empresas enfrentam uma sobrecarga de informações devido à quantidade cada vez maior de dados (*big data*) que estão sendo gerados. A capacidade de processamento dos dados é limitada, podendo influenciar negativamente o desempenho da empresa. Nesse sentido, as organizações estão cada vez mais confiando em *Business Intelligence & Analytics* para expandir sua capacidade de absorção por meio do aumento da capacidade de aquisição e processamento de informações (Božič & Dimovski, 2019).

Após a análise bibliométrica apontar as principais características das pesquisas científicas relacionadas ao tema e como a literatura relaciona estes termos no contexto de negócios digitais, apresenta-se, a seguir, os principais

conceitos e elementos relacionados à monetização de dados identificados nos artigos do portfólio bibliográfico, assim como as capacidades necessárias para monetização.

#### 2.4.2 Principais definições relacionadas à monetização de dados

Najjar e Kettinger (2013) definem a monetização de dados como a conversão do valor intangível dos dados em valor real, geralmente com a venda ou outros benefícios tangíveis. Mais recentemente, Parvinen et al. (2020) definiram monetização como a conversão direta ou indireta de dados em capital financeiro. A monetização aborda os dados como um ativo intangível que proporciona oportunidades para criar e capturar valor por meio de novas maneiras de explorar os dados coletados e organizados (Parvinen et al., 2020).

Para Hanafizadeh e Harati Nik (2020), a monetização é um processo de transformar uma entrada (representações de dados brutos) em uma saída valiosa, semelhante ao que é feito no refino de petróleo bruto, utilizando, assim, algo de valor como fonte de realização monetária ou não monetária. Do ponto de vista analítico, antes que os dados possam ser monetizados, eles precisam ser processados e descobertos para posteriormente passarem pelo processo de criação de valor que envolve diferentes tecnologias e *know-how* de negócios (Najjar & Kettinger, 2013). Destaca-se que nesta revisão sistemática foram encontrados poucos artigos relacionados à definição de monetização de dados nos *journals* de SI. Os demais artigos do portfólio concentram temas relacionados a valor dos dados e dados de mídias sociais. A seguir, apresenta-se, na Tabela 3, as definições de monetização de dados encontradas nos estudos que compõem o portfólio dessa revisão.



Tabela 3  
**Definições de Monetização de dados**

Ano	Definições	Autores
2013	Ocorre quando o valor intangível dos dados é convertido em valor real, geralmente com a venda ou outros benefícios tangíveis. A monetização de dados é um ato de converter dados em um produto ou serviço valioso ou informação que resultará em um benefício monetário ou não monetário.	Najjar & Kettinger
2020	Processo de transformar uma entrada (representações de dados brutos) em uma saída valiosa, semelhante ao que é feito no refino de petróleo bruto	Hanafizadeh & Harati Nik
	Usar dados de uma organização para gerar lucro por meio da venda direta ou indiretamente a partir da criação de valor.	Faroukhi et al.
	A monetização de dados aborda os dados como um ativo intangível que proporciona oportunidades para criar e capturar valor por meio de novas maneiras de explorar os dados coletados e organizados	Parvinen et al.

A ideia de monetização, criando novo valor e receita a partir de dados, não é nova, ainda que o conceito não tenha sido estudado amplamente na área de SI. Com base na literatura encontrada, pode-se concluir que ainda são poucos os *journals* da área tratando do tema. A fim de buscar um melhor entendimento sobre os conceitos de monetização de dados e identificar os principais elementos relacionados às definições de monetização, utilizaram-se as co-citações dos artigos do portfólio bibliográfico, já que a monetização se trata de um tema generalista, aplicado a outras áreas do conhecimento. De acordo com as recomendações de Webster e Watson (2002), ao revisar e desenvolver teoria é necessário consultar artigos de fora da área afim. Assim, o Tabela 4 apresenta o mapeamento completo dos elementos relacionados às definições de monetização de dados, incluindo neste quadro *journals* não inseridos nos critérios iniciais de seleção.

Elementos como criação de valor, conversão direta e indireta dos dados, competitividade, geração de receita, dados internos e externos, geração de *insights*, *Business Intelligence & Analytics*, entre outros, são essenciais para as empresas se manterem competitivas e devem ser melhor explorados na academia para auxiliar as empresas a monetizar seus ativos de dados. Tais elementos reforçam a importância de variáveis relacionadas ao desempenho,

*insights*, agilidade organizacional, enriquecimentos dos dados, capacidade técnica e analítica serem combinadas no modelo para monetização de dados.

Tabela 4

**Síntese dos elementos relacionados às definições de monetização de dados**

<b>Autores/Elementos relacionados às definições de Monetização</b>	<b>Competitividade</b>	<b>Venda de dados</b>	<b>Descoberta dos Dados</b>	<b>Processamento dos dados</b>	<b>Criação de valor</b>	<b>Geração de receita</b>	<b>Dados internos e externos</b>	<b>Geração de <i>insights</i></b>	<b>Conversão direta e indireta dos dados</b>	<b>Benefício monetário/não monetário</b>	<b><i>Business intelligence &amp; Analytics</i></b>
Najjar & Kettinger, 2013		x	x		x	x				x	
Mohasseb, 2014			x	x		x				x	
Prakash, 2014				x		x	x	x			
Shukla & Dubey, 2014			x	x	x			x			
Liu & Chen, 2015		x			x	x				x	
Thenuan & Raina, 2016					x	x					x
Wixom, 2014; Wixom & Ross, 2017	x		x	x	x					x	
Teece & Linden, 2017					x						
Visconti et al., 2017					x	x					x
Fred, 2017			x			x					
Gartner, 2015, 2019										x	
Alfaro et al., 2019		x							x	x	
Faroukhi et al., 2020a		x			x				x		
Hanafizadeh & Harati Nik, 2020	x	x			x			x	x		
Parvinen et al, 2020		x		x	x						
Hanafizadeh et al., 2021			x	x	x			x	x	x	x

As definições de monetização encontradas na literatura resultaram em um foco nos negócios baseados em dados e envolveram vários setores econômicos, como telecomunicações, varejo, comércio eletrônico, serviços bancários, entre outros (Liu & Chen, 2015). As mudanças no ambiente de negócios têm criado novas oportunidades para a utilização dos dados, possibilitando às empresas novas formas de uso e geração de valor que a literatura acadêmica não cobre. Para Suseno, Laurell e Sick (2018), os estudos empíricos são limitados e necessários para examinar práticas de criação de valor como resultado das interações entre as partes interessadas. Nesse sentido, apresenta-se na seção

seguinte as capacidades de gestão da informação mencionadas na literatura, capazes de auxiliar na geração de *insights* e monetização de dados.

#### 2.4.3 Capacidade de Gestão da Informação e Capacidade de Monetização de Dados

Possuir os dados e ser capaz de monetizá-los é certamente um fator de sucesso dos líderes de mercado de amanhã, permitindo inovações e criações de novos modelos de negócios. Apesar da importância da monetização de dados, apenas três artigos do portfólio identificaram capacidades relacionadas à monetização de dados (Hanafizadeh & Harati Nik, 2020; Najjar & Kettinger, 2013; Parvinen et al., 2020). Então, após identificar os conceitos e os principais elementos relacionados à monetização de dados, percebeu-se a necessidade de um claro entendimento sobre as capacidades necessárias para monetizar os dados disponíveis.

Na revisão sistemática de Hanafizadeh e Harati Nik (2020), os autores buscaram esclarecer a configuração de monetização de dados. Foram identificados quatro temas globais que constituem os aspectos principais de *big data*: a camada de monetização, a camada de refinamento de dados, a camada de base e a camada de acesso e restrições de processamento, fornecendo às organizações uma abordagem prática para garantir um processo de monetização de dados. Na camada de monetização, os temas relacionados à venda direta, análises, *insights* e consumidor final foram identificados. Em relação ao processo de refinamento de dados, os temas ativos, modelos, operações baseadas em dados e valor foram identificados e, dentro do terceiro aspecto, que fornece uma base para o sucesso da realização da monetização de dados, foram identificados os temas relacionados a pessoas, percepção, capacidades analíticas, técnicas e plataformas. Na última camada, que afeta todas as outras camadas, estão as questões legais, éticas e de privacidade.

Para Najjar e Kettinger (2013), é importante avaliar as capacidades técnicas (infraestrutura de dados) e analíticas (humanas) da empresa para determinar qual caminho estratégico uma empresa deve escolher para monetizar seus dados. A capacidade técnica inclui *hardware*, *software* e recursos de rede que permitem coletar, armazenar e recuperar seus dados. Já a capacidade

analítica está relacionada à construção de alta capacidade analítica baseada em conhecimento matemático e analítico de negócios (Najjar & Kettinger, 2013) e pode ser definida como a capacidade de implantar e combinar recursos para uma análise rigorosa de dados e orientadas para a ação, sendo formada pela associação da grandeza de dados, qualidade de dados, habilidades analíticas, conhecimento e sofisticação de ferramentas (Ghasemaghaei et al., 2018).

O estudo de Parvinen et al. (2020) aponta que as empresas precisam investir em sua infraestrutura de dados para que possam entregar dados seguros e que possam ser acessados facilmente. Nesse sentido, são essenciais profissionais com habilidades para refinar, explorar os dados e vendê-los. Complementarmente, os autores indicam que os crescentes recursos de dados permitem que as empresas comecem a integrar os dados internos aos dados externos, considerando novas maneiras de uso, através do enriquecimento dos dados (Parvinen et al., 2020).

Assim, os resultados desta RSL mostraram que mais pesquisas devem ser realizadas para identificar a lacuna das capacidades que desempenham um papel importante para a monetização de dados. Para Ghasemaghaei et al. (2018), as empresas precisam melhorar sua competência de análise de dados para tomar decisões melhores, mais informadas e mais rápidas. É necessário que as empresas tenham fortes capacidades de integração, gerenciamento, compartilhamento e análise de *big data* para criar valor (Grover et al., 2018; Prahalad & Hamel, 2006).

Neste sentido, identificou-se a necessidade de novas abordagens com base na construção e consolidação de capacidades em ciência de dados, aquisição de infraestruturas de TI, capacidades analíticas, talentos e profissionais qualificados, para o desenvolvimento da monetização indireta (Faroukhi, El Alaoui, Gahi, & Amine, 2020). Assim, um claro entendimento sobre as capacidades que devem ser combinadas no processo de monetização de dados poderá auxiliar muitas organizações no ganho de desempenho.

Com base no portfólio bibliográfico desta RSL, agruparam-se quatro habilidades que formam a capacidade de gestão da informação e duas habilidades necessárias para a monetização dos dados. Assim, apresentam-se as habilidades que irão compor a capacidade de gestão da informação e a

capacidade para monetização dos dados, suportado pelos artigos do portfólio bibliográfico deste estudo.

#### 2.4.3.1 Capacidade de Gestão da Informação

As empresas criam vantagem competitiva ao reunir seus recursos para trabalharem em conjunto para gerar capacidades organizacionais. De acordo com Grover et al. (2018), as capacidades são habilidades para gerenciar, analisar dados e criar novos *insights*. Para Mithas et al. (2020), as empresas precisam desenvolver capacidades para aproveitar o valor estratégico da informação. Nesse sentido, várias capacidades organizacionais habilitadas em TI têm sido amplamente estudadas na literatura (Kettinger et al., 2021; Yasmin et al., 2020) com uma lente teórica centrada na capacidade de TI (Yasmin et al., 2020). Embora os recursos habilitados por TI possam ser lançados com tecnologias digitais (Nwankpa & Roumani, 2016), ainda há uma compreensão limitada de como as empresas podem traduzir o potencial dessas tecnologias digitais em mudanças nas operações de negócios e no valor do negócio (Hanelt et al., 2021).

Assim, gerenciar informações significa empregar um recurso em combinação com outros recursos e capacidades organizacionais para desenvolvimento das tarefas (Kettinger & Marchand, 2011). Nesse sentido, este estudo apresenta quatro importantes variáveis identificadas na literatura de SI, denominadas como Capacidade de Gestão da Informação, sendo elas: Enriquecimento de Dados, Capacidade Analítica, Capacidade Técnica e Governança de Dados (Tabela 5).

Essas capacidades, que incluem o uso e a combinação de diferentes fontes de dados, permitem que as empresas gerem insights úteis para monetização dos dados e, conseqüentemente, melhorias de desempenho. As empresas tendem a usar a capacidade analítica e técnica para lidar com fontes de dados não estruturados e variados em um curto período de tempo, que irão promover a velocidade, eficácia e eficiência de insights gerados por dados que podem ser usados para novas oportunidades de negócio (Laguir et al., 2022).

Tabela 5

**Constructos e definições de Capacidade de Gestão da Informação**

<b>Definição</b>	<b>Autores</b>
<b>Enriquecimento dos dados</b> – capacidade para criar valor a partir de várias fontes de dados (internos/externos), seja pelo tratamento, transformação, limpeza ou organização dos dados	Elaborado pela autora, com base em: Kettinger & Marchand (2011) Baecker et al. (2020)
<b>Capacidade Analítica</b> – capacidade para analisar e interpretar grandes volumes de dados para extrair informações que gerem valor à organização	Najjar e Kettinger (2013) Grover et al. (2018) Ghasemaghahi et al. (2018) Mikalef et al. (2017) Laguir et al. (2022)
<b>Capacidade Técnica</b> – capacidade que se refere ao <i>know-how</i> necessário para utilizar novas tecnologias para coleta, armazenamento, recuperação e análise dos vários tipos de dados disponíveis	Najjar e Kettinger (2013) Ghasemaghahi et al. (2018) Mikalef et al. (2017) Gupta e George (2016)
<b>Governança de Dados</b> – capacidade de definir estruturas, procedimentos e funções para permitir o fluxo de dados necessário, levando em consideração os aspectos de segurança, privacidade, ética e qualidade dos dados.	Khatri & Brow (2010); Tallon et al. (2013); Mikalef et al. (2020) Parvinen et al. (2020)

Para Srinivasan e Swink (2018), a capacidade analítica pode ser entendida como um conjunto de “ferramentas, técnicas e processos que permitem a uma empresa processar, organizar, visualizar e analisar dados, produzindo insights que permitem planejamento, tomada de decisão e execução” (SRINIVASAN & SWINK, 2018, p. 1853). No entanto, neste estudo a capacidade analítica de Srinivasan e Swink (2018) foi desmembrada nas quatro variáveis apresentadas (Tabela 5) denominadas como Capacidade de Gestão da Informação.

#### 2.4.3.2 Capacidade de Monetização de Dados

De acordo com Mikalef et al. (2020), as empresas devem planejar e executar estrategicamente projetos de análise de dados e reunir os recursos necessários para transformar dados em *insights*. Dessa forma, as organizações estarão desenvolvendo capacidades organizacionais para identificar áreas dentro de seus negócios que podem se beneficiar de *insights* orientados por dados (Gupta & George, 2016), pois obter *insights* orientados por dados tornou-se cada vez mais importante, especialmente para organizações que operam em ambientes de negócios dinâmicos onde tomar decisões informadas é essencial (Mikalef et al., 2019; Wamba et al., 2017).

Apesar da importância de obter *insights*, a literatura não é clara sobre como as práticas de geração de *insights* podem ser definidas e desenvolvidas (Schulte & Hovorka, 2017). Jiang e Gallupe (2015) apontam que existe uma lacuna significativa entre as análises fornecidas por especialistas ou ferramentas utilizadas e as reais necessidades do negócio, e que a simples implementação de ferramentas analíticas não trará *insights* valiosos para as organizações. Portanto, a capacidade para gerar *insights* foi identificada como uma capacidade dinâmica importante que pode ajudar as organizações a ajustar suas atividades e recursos quando confrontadas com mercados em mudança (Jiang & Gallupe, 2015).

Nesse contexto, a agilidade organizacional oferece oportunidades para as empresas responderem rapidamente às mudanças, serem flexíveis e implementarem ações que controlem os riscos e incertezas do mercado (Sherehiy et al., 2007). Para Kale et al. (2019), uma organização ágil adapta sua cultura organizacional às mudanças do mercado, aprende sobre essas mudanças rapidamente, beneficia-se delas e molda seus produtos/serviços de acordo com as preferências de seus clientes, gerando oportunidade e reorganizando sua estratégia em resposta às mudanças ambientais (Shin et al., 2015).

Al-Azzam et al. (2017) apontam que a capacidade de ser ágil está diretamente relacionada ao desempenho humano, processos e tecnologias da organização. Além disso, a agilidade pode melhorar a qualidade das atividades competitivas de uma empresa e as respostas do mercado, melhorando o desempenho estratégico (Kale et al., 2019; Tallon & Pinsonneault, 2011). No entanto, os ambientes internos e externos devem ser constantemente examinados, as informações devem ser coletadas e utilizadas rapidamente, e as mudanças do mercado devem ser respondidas rapidamente (Kumkale, 2016).

Nesse sentido, o conceito de Agilidade Organizacional é definido como a capacidade de responder rapidamente às mudanças, utilizando os dados disponíveis e sendo estrategicamente ágil na implementação de ações para melhoria de desempenho (Tallon & Pinsonneault, 2011). A ligação entre agilidade e o desempenho da empresa destaca a necessidade das empresas se adaptarem rapidamente às novas condições do mercado e os riscos de não

reagir a tempo (Queiroz, Tallon, Sharma, & Coltman, 2018; Sambamurthy et al., 2003).

Outros estudos demonstraram que a agilidade é uma capacidade importante, através da qual as capacidades de TI afetam o desempenho da empresa (Chen et al., 2014; Ravichandran, 2018). Baseando-se em estudos que argumentam que a agilidade afeta o desempenho das organizações (Chen et al., 2014; Tallon & Pinsonneault, 2011), também identificamos que a capacidade de gerar *insights* pode melhorar indiretamente o desempenho por meio da agilidade organizacional. Assim, as duas habilidades relacionadas à capacidade de monetização de dados propostas são: Habilidade para gerar *insights* e Agilidade Organizacional (Tabela 6), sendo ambas essenciais para a melhoria do desempenho corporativo.

Tabela 6

**Constructos e definições de Capacidade de Monetização de Dados**

Definição	Autores
<b>Insights</b> - capacidade de obter e gerar ideias orientadas por dados que poderão beneficiar os negócios e potencializar o resultado da organização ao explorar oportunidades de mercado	Jiang e Gallupe (2015) Schulte e Hovorka (2017) Ghasemaghahi e Calic (2019) Ghasemaghahi (2019b)
<b>Agilidade Organizacional</b> - capacidade da organização para responder rapidamente às mudanças, sendo estrategicamente ágil na implementação de ações para criação de vantagem competitiva e melhoria de desempenho	Kale et al. (2019) Tallon e Pinsonneault (2011) Kumkale (2016) Sherehiy et al. (2007) Queiroz et al. (2018)

Na próxima seção, apresenta-se o desenvolvimento do modelo conceitual e a formulação das proposições de pesquisa.

## 2.5 PROPOSIÇÃO DO MODELO MULTIDIMENSIONAL

O desenvolvimento do modelo preliminar da presente pesquisa foi fundamentado a partir das principais definições apresentadas na seção 2.4.2. A Capacidade de Gestão da Informação (que inclui enriquecimento de dados, habilidades analíticas, habilidades técnicas e governança de dados) representa a combinação de fatores humanos, tecnológicos e analíticos que facilitam a conversão de dados em *insights* e conhecimentos úteis para a tomada de decisões, favorecendo a geração de valor a partir dos dados. No entanto, o



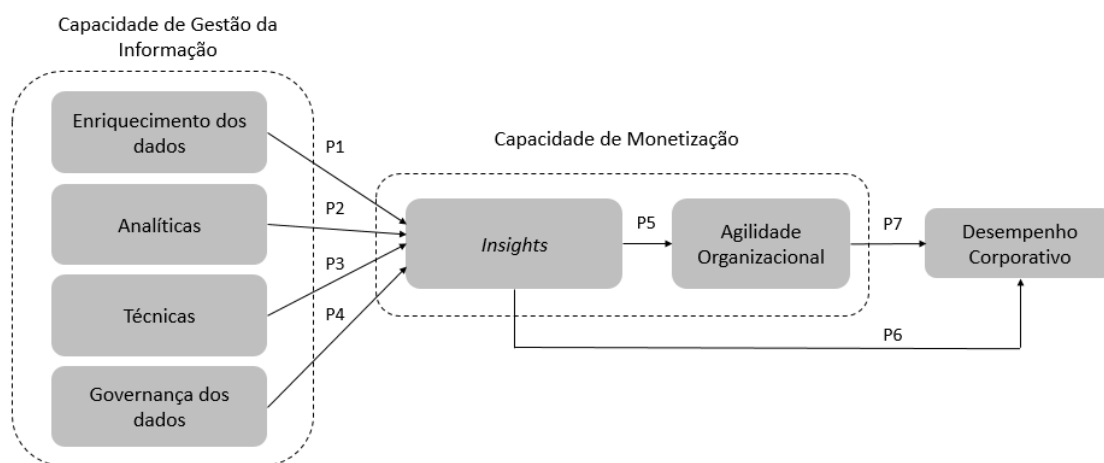
sucesso da monetização de dados depende do alinhamento adequado entre as habilidades de gerenciamento de informações relacionadas à geração de *insights*. Conseqüentemente, a Capacidade de Monetização (que contempla a geração de *insights* e agilidade do negócio) representa a combinação de fatores que influenciarão o desempenho do negócio. Sendo assim, busca-se investigar os efeitos da Capacidade de Gestão da Informação na Capacidade de Monetização de Dados e, conseqüentemente, no Desempenho Corporativo.

A definição de Capacidade de Monetização de dados deste estudo se ajusta ao termo “capacidades” ou *capabilities*, presente na Teoria das Capacidades Dinâmicas, que descreve as habilidades que as organizações devem ter para integrar, construir e reconfigurar competências internas e externas, em resposta a ambientes em rápidas mudanças (Laguir et al., 2022; Teece et al., 1997). A Teoria das Capacidades Dinâmicas busca compreender como as organizações alcançam vantagens competitivas sustentáveis em ambientes de constantes mudanças tecnológicas e mercados em rápida mudança (Teece et al., 1997).

No ambiente de negócios hipercompetitivo de hoje, as empresas devem atualizar e reconfigurar constantemente seus recursos, respondendo às mudanças no ambiente externo para desenvolver uma vantagem competitiva sustentável (Lin & Wu, 2014). A capacidade de uma empresa de responder à mudança (Capacidade Dinâmica) incorpora habilidades e conhecimentos embutidos na organização para alterar os recursos existentes e criar valor (Teece, 2007), o que pode resultar em uma vantagem competitiva sustentável (Ambrosini & Bowman, 2009).

Mais especificamente, para este trabalho, as três categorias de capacidades dinâmicas propostas por Teece (2007) foram adaptadas: (i) *Sensing*: detectar oportunidades nos dados, (ii) *Seizing*: aproveitar oportunidades criando produtos, processos ou negócios através dos dados disponíveis e (iii) *Transforming*: gerenciar ameaças e, sempre que necessário, reconfigurar recursos tangíveis e intangíveis para se adaptar às condições de mudanças do mercado (Laguir et al., 2022).

Com base no exposto acima, o modelo conceitual foi construído conforme ilustrado na Figura 8, sendo composto por sete construtos e sete proposições envolvendo as relações entre eles (Tabela 7).



**Figura 8.** Modelo multidimensional proposto a partir da RSL

Tabela 7

**Proposições do modelo multidimensional proposto**

Proposições		Fundamentação Teórica
<b>P1</b>	O enriquecimento dos dados está relacionado à capacidade de gerar <i>insights</i>	Najjar & Kettinger, 2013; Negash, 2004; Parvinen et al., 2020; Baecker et al., 2020; Parvinen et al., 2020
<b>P2</b>	A capacidade analítica está relacionada à capacidade de gerar <i>insights</i>	Najjar & Kettinger, 2013; Faroukhi et al., 2020a; Grover et al., 2018; Ghasemaghahi et al., 2018; Günther et al., 2017; Mikalef et al., 2017; Hanafizadeh et al., 2021; Jiang 2015; Constantiou & Kallinikos, 2015
<b>P3</b>	A capacidade técnica está relacionada à capacidade de gerar <i>insights</i>	Najjar & Kettinger, 2013; Faroukhi et al., 2020a; Ghasemaghahi et al., 2018; Mikalef et al., 2017; Gupta & George, 2016; Hanafizadeh et al., 2021; Petrini & Pozzebon, 2009; Cao & Duan, 2015; Gillon et al. 2012.
<b>P4</b>	A governança de dados está relacionada à capacidade de gerar <i>insights</i>	Mikalef et al., 2020; Parvinen et al., 2020; Tallon et al., 2013; Günther et al., 2017; Tambe, 2014
<b>P5</b>	A capacidade de gerar <i>insights</i> está relacionada à agilidade organizacional	Ashrafi et al., 2019; Kale et al., 2019; Kumkale, 2016; Al-Azzam et al., 2017; Jiang & Gallupe, 2015; Lam et al, 2017
<b>P6</b>	A capacidade de gerar <i>insights</i> está relacionada ao desempenho corporativo	Kale et al., 2019; Tallon & Pinsonneault, 2011
<b>P7</b>	A agilidade organizacional está relacionada ao desempenho corporativo	Kumkale, 2016; Kale et al., 2019

De acordo com a literatura, conclui-se que a Capacidade de Gestão da Informação - que contempla a combinação do enriquecimento dos dados,

capacidade analítica, técnica e governança de dados - representa a combinação de fatores humanos, tecnológicos e analíticos que facilitam a capacidade de monetização através da conversão de dados em *insights* e conhecimento útil para a tomada de decisão ágil e estratégica, favorecendo a inovação e ganho de desempenho, por meio da criação de valor para as organizações. Espera-se que modelo proposto possa ajudar as organizações a monetizar seus dados ao identificar as capacidades necessárias para extrair *insights* valiosos dos dados e obter agilidade organizacional para melhoria de desempenho.

## 2.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A maioria das organizações tem encontrado dificuldades para medir o valor gerado pelos dados, sendo a monetização – definida como o processo de converter dados e suas análises (*analytics*) em retorno financeiro – uma oportunidade ainda desconhecida. Neste sentido, as organizações têm procurado desenvolver capacidades de preparação de dados e analíticas visando à conversão do valor dos dados extraídos em *insights* que promovam benefícios econômicos (tangíveis) ou valor (intangível). Apesar das organizações estarem cada vez mais interessadas em extrair conhecimento de modo a monetizá-lo, a capacidade de criar valor e monetizar os dados ainda é relativamente pouco explorada na literatura de SI. Assim, o objetivo do estudo consistiu em mapear como os estudos científicos relacionam os termos monetização de dados, valor dos dados, capacidades, *insights* e desempenho no contexto de negócios através da análise das palavras-chave dos artigos para descobrir as tendências mais influentes dos estudos publicados nos principais *Journals* da área de SI que estejam na base de dados da plataforma Scopus<sup>12</sup>. Além disso, com base nos artigos selecionados foi possível mapear as principais definições relacionadas à monetização de dados.

---

<sup>1</sup>: Este artigo foi publicado nos anais do Congresso ENANPAD e encontra-se atualmente em processo de submissão.

<sup>2</sup> Uma nova busca foi realizada na base de dados Scopus em maio de 2023, utilizando-se a mesma estratégia de busca descrita no artigo. No entanto, foi constatado que, embora tenham sido encontrados 15 novos artigos, nenhum deles estava diretamente relacionado à monetização de dados. Os artigos encontrados abordavam outros termos e temas dentro do campo de estudo.

O estudo busca contribuir para a ampliação do conhecimento da produção científica sobre monetização de dados e capacidades, ao propor um modelo teórico multidimensional que combina as capacidades de gestão da informação com as capacidades de monetização de dados para garantir um melhor desempenho corporativo. Assim, com base na revisão da literatura e no mapeamento das principais definições relacionadas à monetização de dados, este estudo propõe sete proposições cruciais que abrangem um conjunto de variáveis essenciais.

Estas proposições englobam as variáveis relacionadas ao enriquecimento dos dados, capacidade analítica, capacidade técnica e governança de dados, representando coletivamente a capacidade de gestão da informação. Além disso, as variáveis associadas à geração de *insights* e agilidade organizacional, representando a capacidade de monetização de dados, também estão contempladas. A interconexão harmoniosa destes elementos é fundamental para promover a inovação e impulsionar o ganho de desempenho nas organizações, através da criação de valor substancial no contexto do crescente mercado de monetização de dados.

Entende-se que o agrupamento dos seis constructos (enriquecimento dos dados, capacidade analítica, capacidade técnica e governança de dados, representando coletivamente a capacidade de gestão da informação, insights e agilidade organizacional) em duas grandes capacidades representa a identificação de recursos valiosos, raros e de difícil imitação que as organizações devem ativamente desenvolver dentro de suas equipes. Essas capacidades, representadas pela capacidade de gestão da informação e pela capacidade de monetização de dados, são os pilares essenciais que podem conferir às organizações uma vantagem competitiva significativa no ambiente de negócios orientado por dados de hoje. Ao reconhecer a importância estratégica dessas capacidades, as organizações podem direcionar seus esforços para cultivar e fortalecer esses recursos vitais, capacitando-se para inovar e alcançar um desempenho excepcional no mercado.

Dada a lacuna existente na literatura em relação à falta de modelos teóricos que explorem as capacidades necessárias para efetuar a monetização dos dados, este estudo proporciona uma contribuição ao estabelecer conexões

e definir conceitos fundamentados na teoria das Capacidades Dinâmicas e RBV, empregando-as como lentes teóricas. Ao analisar as capacidades de gestão da informação e monetização como recursos valiosos, raros, difíceis de imitar e não substituíveis, este estudo preenche essa carência. Adicionalmente, o modelo teórico multidimensional de pesquisa proposto traz uma contribuição gerencial ao identificar quais tipos de habilidades devem ser combinadas para assegurar uma monetização efetiva.

Este estudo não apenas fornece evidências que apoiam mudanças significativas na maneira como os dados são utilizados nos negócios, visando capacitar as organizações orientadas a dados para efetivamente monetizarem seus ativos de dados, mas também busca aprimorar a agilidade dos negócios e, por consequência, o desempenho coprorativo. Como sugestão para pesquisas futuras, propõe-se a aplicação de uma abordagem de métodos mistos, combinando entrevistas qualitativas com especialistas e pesquisas quantitativas com profissionais da área de dados nas organizações, a fim de validar e empiricamente medir o modelo proposto.

Esses resultados têm o potencial de auxiliar as organizações a analisarem quais tipos de capacidades de TI devem ser combinadas visando à monetização de dados e ao aprimoramento do desempenho.

## REFERÊNCIAS

- Al-Azzam, Z. F., Irtaimeh, H. J. A., & Khaddam, A. A. H. (2017). Examining the mediating effect of strategic agility in the relationship between intellectual capital and introduction organizational excellence in Jordan Service Sector. *Journal of Business*, 6(1), 7-15.
- Alfaro, E., Bressan, M., Girardin, F., Murillo, J., Someh, I., & Wixom, B. H. (2019). BBVA's Data Monetization Journey. *MIS Quarterly Executive*, 18(2).
- Allied Market Research. (2018). *Global Data Monetization Market Expected to Reach \$370,969 Million by 2023*. Disponível em: <https://www.prnewswire.com/in/news-releases/global-data-monetization-market-expected-to-reach-370969-million-by-2023---allied-market-research-678756413.html>
- Ambrosini, V., & Bowman, C. (2009). What are dynamic capabilities and are they a useful construct in strategic management? *International Journal of Management reviews*, 11(1), 29-49.

- Aria, M., & Cuccurullo, C. (2017). Bibliometrix: An R-tool for comprehensive science mapping analysis. *Journal of Informetrics*, 11(4), 959–975.
- Baecker, J., Engert, M., Pfaff, M., & Krcmar, H. (2020). Business Strategies for Data Monetization: Deriving Insights from Practice. In *Wirtschaftsinformatik (Zentrale Tracks)* (pp. 972-987).
- Bhatt, G. D., & Grover, V. (2005). Types of information technology capabilities and their role in competitive advantage: An empirical study. *Journal of Management Information Systems*, 22(2), 253-277.
- Božič, K., & Dimovski, V. (2019). Business intelligence and analytics use, innovation ambidexterity, and firm performance: A dynamic capabilities perspective. *The Journal of Strategic Information Systems*, 28(4), 101578.
- Chen, Y., Wang, Y., Nevo, S., Jin, J., Wang, L., & Chow, W. S. (2014). IT capability and organizational performance: the roles of business process agility and environmental factors. *European Journal of Information Systems*, 23(3), 326-342.
- Cobo, M. J., López-Herrera, A. G., Herrera-Viedma, E., & Herrera, F. (2011). Science mapping software tools: Review, analysis, and cooperative study among tools. *Journal of the American Society for information Science and Technology*, 62(7), 1382–1402.
- Côrte-Real, N., Ruivo, P., & Oliveira, T. (2020). Leveraging internet of things and big data analytics initiatives in European and American firms: Is data quality a way to extract business value? *Information & Management*, 57(1), 103141.
- Derviş, H. (2019). Bibliometric analysis using Bibliometrix an R Package. *Journal of Scientometric Research*, 8(3), 156-160.
- Dwivedi, Y. K., Ismagilova, E., Rana, N. P., & Raman, R. (2021). Social media adoption, usage and impact in business-to-business (B2B) context: A state-of-the-art literature review. *Information Systems Frontiers*, 1–23.
- Esfahani, H., Tavasoli, K., & Jabbarzadeh, A. (2019). Big data and social media: A scientometrics analysis. *International Journal of Data and Network Science*, 3(3), 145–164.
- Faroukhi, A. Z., El Alaoui, I., Gahi, Y., & Amine, A. (2020). Big data monetization throughout Big Data Value Chain: A comprehensive review. *Journal of Big Data*, 7(1), 3.
- Gartner. (2019). *Gartner IT Glossary: Data Monetization*. Disponível em: <https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/data-monetization>.
- Ghasemaghaei, M. (2019a). Does data analytics use improve firm decision making quality? The role of knowledge sharing and data analytics competency. *Decision Support Systems*, 120, 14–24

- Ghasemaghaei, M., Ebrahimi, M., & Hassanein, K. (2016). A comprehensive review of big data analytics and its applications in E-commerce. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 32, 171-181.
- Ghasemaghaei, M., Ebrahimi, S., & Hassanein, K. (2018). Data analytics competency for improving firm decision making performance. *The Journal of Strategic Information Systems*, 27(1), 101-113.
- Grover, V., Chiang, R. H., Liang, T. P., & Zhang, D. (2018). Creating strategic business value from big data analytics: A research framework. *Journal of Management Information Systems*, 35(2), 388-423.
- Gupta, M., & George, J. F. (2016). Toward the development of a big data analytics capability. *Information & Management*, 53(8), 1049-1064.
- Hanafizadeh, P., & Harati Nik, M. (2020). Configuration of Data Monetization: A Review of Literature with Thematic Analysis. *Global Journal of Flexible Systems Management*, 21(1), 17-34.
- Hanafizadeh, P., Barkhordari Firouzabadi, M., & Vu, K. M. (2021). Insight monetization intermediary platform using recommender systems. *Electronic Markets*, 31(2), 269-293.
- Hanelt, A., Bohnsack, R., Marz, D., & Antunes Marante, C. (2021). A systematic review of the literature on digital transformation: Insights and implications for strategy and organizational change. *Journal of Management Studies*, 58(5), 1159-1197.
- Jarvenpaa, S. L., & Leidner, D. E. (1998). An information company in Mexico: Extending the resource-based view of the firm to a developing country context. *Information Systems Research*, 9(4), 342-361.
- Jennex, M. E. (2015). Literature reviews and the review process: an editor-in-chief's perspective. *CAIS*, 36(1), 8.
- Jiang, J., & Gallupe, R. B. (2015). Environmental scanning and business insight capability: the role of business analytics and knowledge integration. In *Proceedings of Americas Conference on Information Systems, Puerto Rico, August* (pp. 13-15).
- Kale, E., Aknar, A., & Başar, Ö. (2019). Absorptive capacity and firm performance: The mediating role of strategic agility. *International Journal of Hospitality Management*, 78, 276-283.
- Kart, L., Heudecker, N., & Buytendijk, F. (2013). Survey analysis: Big data adoption in 2013 shows substance behind the hype. *Gartner Report GG0255160*, 13.
- Kettinger, W. J., & Marchand, D. A. (2011). Information management practices (IMP) from the senior manager's perspective: an investigation of the IMP construct and its measurement. *Information Systems Journal*, 21(5), 385-406.

- Kettinger, W. J., Ryoo, S. Y., & Marchand, D. A. (2021). We're engaged! Following the path to a successful information management capability. *The Journal of Strategic Information Systems*, 30(3), 101681.
- Khatri, V., & Brown, C. V. (2010). Designing data governance. *Communications of the ACM*, 53(1), 148-152.
- Kitchenham, B. (2004). Procedures for undertaking systematic reviews: Joint technical report. *Computer Science Department, Keele University and National ICT Australia Technology*, 127, 106366
- Kumkale, I. (2016). Organization's tool for creating competitive advantage: Strategic agility. *Balkan and Near Eastern Journal of Social Sciences*, 2(3), 118-124.
- Laengle, S., Merigó, J. M., Miranda, J., Słowiński, R., Bomze, I., Borgonovo, E., ... & Teunter, R. (2017). Forty years of the European Journal of Operational Research: A bibliometric overview. *European Journal of Operational Research*, 262(3), 803-816.
- Laguir, I., Gupta, S., Bose, I., Stekelorum, R., & Laguir, L. (2022). Analytics capabilities and organizational competitiveness: Unveiling the impact of management control systems and environmental uncertainty. *Decision Support Systems*, 113744.
- Lin, Y., & Wu, L. Y. (2014). Exploring the role of dynamic capabilities in firm performance under the resource-based view framework. *Journal of Business Research*, 67(3), 407–413.
- Liu, C.-H., & Chen, C.-L. (2015). A review of data monetization: Strategic use of Big Data. *The fifteenth international conference on electronic business (ICEB 2015)*, 7.
- Lowry, P. B., Gaskin, J., Humpherys, S. L., Moody, G. D., Galletta, D. F., Barlow, J. B., & Wilson, D. W. (2013). Evaluating journal quality and the association for information systems senior scholars' journal basket via bibliometric measures: Do expert journal assessments add value? *MIS Quarterly*, 993-1012.
- Maçada, A. C. G., Brinkhues, R. A., & Freitas, J. C. D. S. (2020). "The influence of Information Management Capability on Companies' Sustainable Competitive Advantage: A Multiple-Case Study of Brazilian Market-Leading Companies," *Revista Brasileira de Gestão de Negócios*, 22, 876-899.
- Marchand, D. A., Kettinger, W. J., and Rollins, J. D. (2000). Information orientation: people, technology and the bottom line. *MIT Sloan Management Review*, 41(4), 69.
- McKinsey Analytics. (2017). *Fueling growth through data monetization*. Disponível em: <https://www.mckinsey.com/business-functions/mckinsey-analytics/our-insights/fueling-growth-through-data-monetization>.



- Mikalef, P., & Pateli, A. (2017). Information technology-enabled dynamic capabilities and their indirect effect on competitive performance: Findings from pls-SEM and fsQCA. *Journal of Business Research*, 70, 1-16
- Mikalef, P., Boura, M., Lekakos, G., & Krogstie, J. (2019). Big data analytics and firm performance: Findings from a mixed-method approach. *Journal of Business Research*, 98, 261-276.
- Mikalef, P., Pappas, I., Krogstie, J., & Pavlou, P. A. (Eds.). (2020). *Big data and business analytics: A research agenda for realizing business value*. Norway: Elsevier.
- Mikalef, P., van de Wetering, R., & Krogstie, J. (2021). Building dynamic capabilities by leveraging big data analytics: The role of organizational inertia. *Information & Management*, 58(6), 103412.
- Mithas, S., Liu, C., Kimbrough, M., & Tafti, A. (2020). Information Technology Investments and Management Forecasts: Theory and Evidence. *Information Systems Research*, 31(3), 740-760
- Mithas, S., Ramasubbu, N., & Sambamurthy, V. (2011). How information management capability influences firm performance. *MIS Quarterly*, 237-256.
- Moher, D., Liberati, A., Tetzlaff, J., Altman, D. G., & PRISMA Group\*. (2009). Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses: the PRISMA statement. *Annals of internal medicine*, 151(4), 264-269.
- Moore, S. (2015). *How to Monetize Your Customer Data. Smarter With Gartner*. Disponível em: <https://www.gartner.com/smarterwithgartner/how-to-monetize-your-customer-data/>
- Najjar, M. S., & Kettinger, W. J. (2013). Data Monetization: Lessons from a Retailer's Journey. *MIS Quarterly Executive*, 12(4).
- Nwankpa, J. K., & Roumani, Y. (2016). IT capability and digital transformation: A firm performance perspective. *Journal of Enterprise Information Management*, 29(5), 663-684.
- Okoli, C. (2015). A guide to conducting a standalone systematic literature review. *Communications of the Association for Information Systems*, 37.
- Paré, G., Trudel, M. C., Jaana, M., & Kitsiou, S. (2015). Synthesizing information systems knowledge: A typology of literature reviews. *Information & Management*, 52(2), 183-199.
- Parvinen, P., Pöyry, E., Gustafsson, R., Laitila, M., Rossi, M. (2020). Advancing data monetization and the creation of data-based business models. *Communications of the Association for Information Systems*, 47(1), 2.
- Pavlou, P. A., & El Sawy, O. A. (2006). From IT leveraging competence to competitive advantage in turbulent environments: The case of new product development. *Information Systems Research*, 17(3), 198-227.

- Prahalad, C.K., Hamel, G. (2006). The core competence of the corporation. In: *Strategische unternehmensplanung—strategische unternehmensführung* (pp. 275–292). Springer Berlin Heidelberg
- Queiroz, M., Tallon, P. P., Sharma, R., & Coltman, T. (2018). The role of IT application orchestration capability in improving agility and performance. *The Journal of Strategic Information Systems*, 27(1), 4-21.
- Ravichandran, T. (2018). Exploring the relationships between IT competence, innovation capacity and organizational agility. *The Journal of Strategic Information Systems*, 27(1), 22-42.
- Ray, J., Menon, S., & Mookerjee, V. (2020). Bargaining over Data: When Does Making the Buyer More Informed Help? *Information Systems Research*, 31(1), 1–15.
- Sambamurthy, V., Bharadwaj, A., & Grover, V. (2003). Shaping agility through digital options: Reconceptualizing the role of information technology in contemporary firms. *MIS Quarterly*, 237-263.
- Schulte, C., & Hovorka, D. (2017). Heuristics for Gaining Project Insights. In: *ACIS 2017 Proceedings*. 100.
- Schüritz, R., & Satzger, G. (2016). Patterns of data-infused business model innovation. In: *IEEE 18th Conference on Business Informatics (CBI)*, 1, 133–142.
- Sherehiy, B., Karwowski, W., & Layer, J. K. (2007). A review of enterprise agility: Concepts, frameworks, and attributes. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 37(5), 445–460.
- Shin, H., Lee, J. N., Kim, D., & Rhim, H. (2015). Strategic agility of Korean small and medium enterprises and its influence on operational and firm performance. *International Journal of Production Economics*, 168, 181-196.
- Song, Y., et al. (2019). Exploring two decades of research on classroom dialogue by using bibliometric analysis. *Computers in Education*, 137, 12–31.
- Srinivasan, R., & Swink, M. (2018). An investigation of visibility and flexibility as complements to supply chain analytics: An organizational information processing theory perspective. *Production and Operations Management*, 27(10), 1849-1867.
- Suseno, Y., Laurell, C., & Sick, N. (2018). Assessing value creation in digital innovation ecosystems: A Social Media Analytics approach. *The Journal of Strategic Information Systems*, 27(4), 335–349.
- Tallon, P. P., & Pinsonneault, A. (2011). Competing perspectives on the link between strategic information technology alignment and organizational agility: insights from a mediation model. *MIS Quarterly*, 463-486.

- Tallon, P. P., Ramirez, R. V., & Short, J. E. (2013). The information artifact in IT governance: toward a theory of Information governance. *Journal of Management Information Systems*, 30(3), 141-178.
- Tan, K. H., Zhan, Y., Ji, G., Ye, F., & Chang, C. (2015). Harvesting big data to enhance supply chain innovation capabilities: An analytic infrastructure based on deduction graph. *International Journal of Production Economics*, 165, 223–233.
- Tayebi, S., Manesh, S., Khalili, M., & Sadi-Nezhad, S. (2019). The role of information systems in communication through social media. *International Journal of Data and Network Science*, 3(3), 245-268.
- Teece, D. J. (2007). Explicating dynamic capabilities: The nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance. *Strategic Management Journal*, 28(13), 1319–1350.
- Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, 18(7), 509–533.
- Visconti, R. M., Larocca, A., & Marconi, M. (2017). Big data-driven value chains and digital platforms: From value co-creation to monetization. *Big Data Analytics: Tools and Technology for Effective Planning*, 355–371.
- Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S. J. F., Dubey, R., & Childe, S. J. (2017). Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 70, 356-365.
- Webster, J., & Watson, R. T. (2002). Analyzing the past to prepare for the future: Writing a literature review. *MIS Quarterly*, xiii–xxiii.
- Wixom, B. H., & Ross, J. W. (2017). How to monetize your data. *MIT Sloan Management Review*, 58(3), n/a-13. Disponível em: <https://sloanreview.mit.edu/article/how-to-monetize-your-data/>.
- Wohlin, C., Mendes, E., Felizardo, K. R., & Kalinowski, M. (2020). Guidelines for the search strategy to update systematic literature reviews in software engineering. *Information and Software Technology*, 127, 106366.
- Xiao, Y., & Watson, M. (2019). Guidance on conducting a systematic literature review. *Journal of Planning Education and Research*, 39(1), 93-112.
- Yasmin, M., Tatoglu, E., Kilic, H. S., Zaim, S., & Delen, D. (2020). Big data analytics capabilities and firm performance: An integrated MCDM approach. *Journal of Business Research*, 114, 1-15.

## Apêndice A – Portfólio Bibliográfico

Authors	Title	Year	Source title	Cited by
Xie, X., Han, Y., Anderson, A., Ribeiro-Navarrete, S.	Digital platforms and SMEs' business model innovation: Exploring the mediating mechanisms of capability reconfiguration	2022	International Journal of Information Management	
Laguir, I., Gupta, S., Bose, I., Stekelorum, R., Laguir, L.	Analytics capabilities and organizational competitiveness: Unveiling the impact of management control systems and environmental uncertainty	2022	Decision Support Systems	
Bendig, D., Wagner, R., Jung, C., Nüesch, S.	When and why technology leadership enters the C-suite: An antecedents perspective on CIO presence	2022	Journal of Strategic Information Systems	
Steininger, D.M., Mikalef, P., Pateli, A., Ortiz-De-guinea, A.	Dynamic Capabilities in Information Systems Research: A Critical Review, Synthesis of Current Knowledge, and Recommendations for Future Research	2022	Journal of the Association for Information Systems	
Mohammadian, A., Vares, S.H., Hajihedari, N., Khajeheian, D., Shouraki, M.K.	Analyzing the interaction of key factors of Sustainable Business Model Innovation in the Digital Age Based on Dynamic Capabilities Using An integrative meta-synthesis and interpretive structural modeling (ISM) approach	2022	Journal of Information Technology Management	
Levallet, N., Chan, Y.	Uncovering a new form of digitally-enabled agility: an improvisational perspective	2022	European Journal of Information Systems	
Chen, L., Liu, H., Zhou, Z., Chen, M., Chen, Y.	IT-business alignment, big data analytics capability, and strategic decision-making: Moderating roles of event criticality and disruption of COVID-19	2022	Decision Support Systems	
Chakrabarti, D., Mukherjee, A.	A case study on dynamic capabilities developed by a product start-up to grow at the time of pandemic	2022	Journal of Information Technology Case and Application Research	
Sabharwal, R., Miah, S.J.	A new theoretical understanding of big data analytics capabilities in organizations: a thematic analysis	2021	Journal of Big Data	
Noshad, M., Choi, J., Sun, Y., Hero, A., Dinov, I.D.	A data value metric for quantifying information content and utility	2021	Journal of Big Data	
Kozak, J., Kania, K., Juszczuk, P., Mitreğa, M.	Swarm intelligence goal-oriented approach to data-driven innovation in customer churn management	2021	International Journal of Information Management	2

Canhoto, A.I., Quinton, S., Pera, R., Molinillo, S., Simkin, L.	Digital strategy aligning in SMEs: A dynamic capabilities perspective	2021	Journal of Strategic Information Systems	3
Kettinger, W.J., Ryoo, S.Y., Marchand, D.A.	We're engaged! Following the path to a successful information management capability	2021	Journal of Strategic Information Systems	
Mikalef, P., van de Wetering, R., Krogstie, J.	Building dynamic capabilities by leveraging big data analytics: The role of organizational inertia	2021	Information and Management	15
Huang, P.-Y., Niu, B., Pan, S.L.	Platform-based customer agility: An integrated framework of information management structure, capability, and culture	2021	International Journal of Information Management	3
Mazumder, S., Garg, S.	Decoding digital transformational outsourcing: The role of service providers' capabilities	2021	International Journal of Information Management	1
Chen, Y., Lin, Z.	Business Intelligence Capabilities and Firm Performance: A Study in China	2021	International Journal of Information Management	20
Ghasemaghaei, M.	Understanding the impact of big data on firm performance: The necessity of conceptually differentiating among big data characteristics	2021	International Journal of Information Management	12
van de Wetering, R.	Understanding the Impact of Enterprise Architecture Driven Dynamic Capabilities on Agility: A Variance and fsQCA Study	2021	Pacific Asia Journal of the Association for Information Systems	
Andrade-Rojas, M.G., Kathuria, A., Konsynski, B.R.	Competitive Brokerage: How Information Management Capability And Collaboration Networks Act As Substitutes	2021	Journal of Management Information Systems	
Rana, N.P., Chatterjee, S., Dwivedi, Y.K., Akter, S.	Understanding dark side of artificial intelligence (AI) integrated business analytics: assessing firm's operational inefficiency and competitiveness	2021	European Journal of Information Systems	13
Soluk, J., Kammerlander, N.	Digital transformation in family-owned Mittelstand firms: A dynamic capabilities perspective	2021	European Journal of Information Systems	10
Mikalef, P., Pateli, A., van de Wetering, R.	IT architecture flexibility and IT governance decentralisation as drivers of IT-enabled dynamic capabilities and competitive performance: The moderating effect of the external environment	2021	European Journal of Information Systems	14
Lee, J.-C., Chou, I.-C., Chen, C.-Y.	The effect of process tailoring on software project performance: The role of team absorptive capacity and its knowledge-based enablers	2021	Information Systems Journal	8

Saldanha, T.J.V., Lee, D., Mithas, S.	Aligning information technology and business: The differential effects of alignment during investment planning, delivery, and change	2020	Information Systems Research	4
Kodama, M.	Digitally transforming work styles in an era of infectious disease	2020	International Journal of Information Management	30
Faroukhi, A.Z., El Alaoui, I., Gahi, Y., Amine, A.	Big data monetization throughout Big Data Value Chain: a comprehensive review	2020	Journal of Big Data	24
Mikalef, P., Boura, M., Lekakos, G., Krogstie, J.	The role of information governance in big data analytics driven innovation	2020	Information and Management	31
Jha, A.K., Agi, M.A.N., Ngai, E.W.T.	A note on big data analytics capability development in supply chain	2020	Decision Support Systems	29
Motamarri, S., Akter, S., Yanamandram, V.	Frontline employee empowerment: Scale development and validation using Confirmatory Composite Analysis	2020	International Journal of Information Management	13
Harrigan, P., Miles, M.P., Fang, Y., Roy, S.K.	The role of social media in the engagement and information processes of social CRM	2020	International Journal of Information Management	19
Parvinen, P., Pöyry, E., Gustafsson, R., Laitila, M., Rossi, M.	Advancing data monetization and the creation of data-based business models	2020	Communications of the Association for Information Systems	4
Evans, S., Bahrami, H.	Super-Flexibility in Practice: Insights from a Crisis	2020	Global Journal of Flexible Systems Management	34
Upadhyay, P., Kumar, A.	The intermediating role of organizational culture and internal analytical knowledge between the capability of big data analytics and a firm's performance	2020	International Journal of Information Management	30
Gupta, S., Meissonier, R., Drave, V.A., Roubaud, D.	Examining the impact of Cloud ERP on sustainable performance: A dynamic capability view	2020	International Journal of Information Management	27
Zhang, H., Gupta, S., Sun, W., Zou, Y.	How social-media-enabled co-creation between customers and the firm drives business value? The perspective of organizational learning and social Capital	2020	Information and Management	43
Karimi-Alagheband, F., Rivard, S.	IT outsourcing success: A dynamic capability-based model	2020	Journal of Strategic Information Systems	14
Hanafizadeh, P., Harati Nik, M.R.	Configuration of Data Monetization: A Review of Literature with Thematic Analysis	2020	Global Journal of Flexible Systems Management	8

Mikalef, P., Krogstie, J., Pappas, I.O., Pavlou, P.	Exploring the relationship between big data analytics capability and competitive performance: The mediating roles of dynamic and operational capabilities	2020	Information and Management	152
Ortiz de Guinea, A., Raymond, L.	Enabling innovation in the face of uncertainty through IT ambidexterity: A fuzzy set qualitative comparative analysis of industrial service SMEs	2020	International Journal of Information Management	24
Oleary, D., Storey, V.C.	Discovering and transforming exhaust data to realize managerial value	2020	Communications of the Association for Information Systems	2
Salisu, Y., Bakar, L.J.A.	The mediating role of innovation strategy on the relationship between relational capability and the performance of small and medium enterprises (SMEs) in developing economies of Africa	2020	International Journal of Information and Management Sciences	1
Božič, K., Dimovski, V.	Business intelligence and analytics use, innovation ambidexterity, and firm performance: A dynamic capabilities perspective	2019	Journal of Strategic Information Systems	33
Gupta, A.K., Gupta, N.	Innovation and Culture as a Dynamic Capability for Firm Performance: A Study from Emerging Markets	2019	Global Journal of Flexible Systems Management	18
Li, T.C., Chan, Y.E.	Dynamic information technology capability: Concept definition and framework development	2019	Journal of Strategic Information Systems	34
Abbady, M.A.S., Akkaya, M., Sari, A.	Big data governance, dynamic capability and decision-making effectiveness: Fuzzy sets approach	2019	Decision Science Letters	9
Shamim, S., Zeng, J., Shariq, S.M., Khan, Z.	Role of big data management in enhancing big data decision-making capability and quality among Chinese firms: A dynamic capabilities view	2019	Information and Management	68
Wang, J., Shan, Z., Gupta, M., Raghav Rao, H.	A longitudinal study of unauthorized access attempts on information systems: The role of opportunity contexts <sup>1</sup>	2019	MIS Quarterly: Management Information Systems	10
Vial, G.	Understanding digital transformation: A review and a research agenda	2019	Journal of Strategic Information Systems	660
Karimi-Alaghehband, F., Rivard, S.	Information technology outsourcing and architecture dynamic capabilities as enablers of organizational agility	2019	Journal of Information Technology	7
Nam, D., Lee, J., Lee, H.	Business analytics use in CRM: A nomological net from IT competence to CRM performance	2019	International Journal of Information Management	36

Sheng, M.L.	Foreign tacit knowledge and a capabilities perspective on MNEs' product innovativeness: Examining source-recipient knowledge absorption platforms	2019	International Journal of Information Management	15
von Briel, F., Schneider, C., Lowry, P.B.	Absorbing Knowledge from and with External Partners: The Role of Social Integration Mechanisms	2019	Decision Sciences	13
Jafari, S.M., Pour, M.J., Esfandiarpour, R.	Identifying the determinant factors of e-service innovations: A qualitative meta-synthesis	2019	Journal of Information Technology Management	
Zhang, D., Pan, S.L., Yu, J., Liu, W.	Orchestrating big data analytics capability for sustainability: A study of air pollution management in China	2019	Information and Management	16
Albergaria, M., Chiappetta Jabbour, C.J.	The role of big data analytics capabilities (BDAC) in understanding the challenges of service information and operations management in the sharing economy: Evidence of peer effects in libraries	2019	International Journal of Information Management	7
Alfaro, E., Bressan, M., Girardin, F., Murillo, J., Someh, I., Wixom, B.H.	BBVA's data monetization journey	2019	MIS Quarterly Executive	17
Tai, J.C.F., Wang, E.T.G., Yeh, H.-Y.	A study of IS assets, IS ambidexterity, and IS alignment: the dynamic managerial capability perspective	2019	Information and Management	18
Khari, C., Sinha, S.	Organizational Spirituality and Knowledge Sharing: A Model of Multiple Mediation	2018	Global Journal of Flexible Systems Management	9
Alabdul Razzak, M., Al-Kwafi, O.S., Ahmed, Z.U.	Rapid Alignment of Resources and Capabilities in Time-Bound Networks: A Theoretical Proposition	2018	Global Journal of Flexible Systems Management	6
Torres, R., Sidorova, A., Jones, M.C.	Enabling firm performance through business intelligence and analytics: A dynamic capabilities perspective	2018	Information and Management	66
Kathuria, A., Mann, A., Khuntia, J., Saldanha, T.J.V., Kauffman, R.J.	A Strategic Value Appropriation Path for Cloud Computing	2018	Journal of Management Information Systems	40
Shanks, G., Gloet, M., Asadi Someh, I., Frampton, K., Tamm, T.	Achieving benefits with enterprise architecture	2018	Journal of Strategic Information Systems	54
Ghoshal, S., Roy, R.K.	Anatomy of an innovation in IT service	2018	Journal of Information Technology Teaching Cases	



Benitez, J., Ray, G., Henseler, J.	Impact of information technology infrastructure flexibility on mergers and acquisitions	2018	MIS Quarterly: Management Information Systems	94
Queiroz, M., Tallon, P.P., Sharma, R., Coltman, T.	The role of IT application orchestration capability in improving agility and performance	2018	Journal of Strategic Information Systems	77
Yeow, A., Soh, C., Hansen, R.	Aligning with new digital strategy: A dynamic capabilities approach	2018	Journal of Strategic Information Systems	158
Davis, J.M., Agrawal, D.	Understanding the role of interpersonal identification in online review evaluation: An information processing perspective	2018	International Journal of Information Management	33
Levallet, N., Chan, Y.E.	Role of digital capabilities in unleashing the power of managerial improvisation	2018	MIS Quarterly Executive	27
Wang, Y., Kung, L., Wang, W.Y.C., Cegielski, C.G.	An integrated big data analytics-enabled transformation model: Application to health care	2018	Information and Management	170
Park, Y., El Sawy, O.A., Fiss, P.C.	The role of business intelligence and communication technologies in organizational agility: A configurational approach	2017	Journal of the Association for Information Systems	108
Ghasemaghaei, M., Hassanein, K., Turel, O.	Increasing firm agility through the use of data analytics: The role of fit	2017	Decision Support Systems	81
Street, C., Gallupe, B., Baker, J.	Strategic alignment in SMEs: Strengthening theoretical foundations	2017	Communications of the Association for Information Systems	30
Hallin, C.A., Andersen, T.J., Tveterås, S.	Harnessing the frontline employee sensing of capabilities for decision support	2017	Decision Support Systems	6
Luftman, J., Lyytinen, K., Zvi, T.B.	Enhancing the measurement of information technology (IT) business alignment and its influence on company performance	2017	Journal of Information Technology	95
Frost, R.B., Choo, C.W.	Revisiting the information audit: A systematic literature review and synthesis	2017	International Journal of Information Management	13
Rehm, S.-V., Goel, L., Junglas, I.	Using information systems in innovation networks: Uncovering network resources	2017	Journal of the Association for Information Systems	16
Dremel, C., Herterich, M.M., Wulf, J., Waizmann, J.-C., Brenner, W.	How AUDI AG established big data analytics in its digital transformation	2017	MIS Quarterly Executive	110

Gupta, M., George, J.F.	Toward the development of a big data analytics capability	2016	Information and Management	392
Su, H.-C., Linderman, K.	An Empirical Investigation in Sustaining High-Quality Performance	2016	Decision Sciences	23
Battleson, D.A., West, B.C., Kim, J., Ramesh, B., Robinson, P.S.	Achieving dynamic capabilities with cloud computing: An empirical investigation	2016	European Journal of Information Systems	46
Limaj, E., Bernroider, E.W.N., Choudrie, J.	The impact of social information system governance, utilization, and capabilities on absorptive capacity and innovation: A case of Austrian SMEs	2016	Information and Management	47
Prasad, A., Peter, P.	On information technology competencies for collaborative organizational structures	2016	Communications of the Association for Information Systems	1
Adeniran, T.V., Johnston, K.A.	The impacts of ICT utilisation and dynamic capabilities on the competitive advantage of South African SMEs	2016	International Journal of Information Technology and Management	20
Hwang, Y., Kettinger, W.J., Yi, M.Y.	Personal information management effectiveness of knowledge workers: Conceptual development and empirical validation	2015	European Journal of Information Systems	29
Chen, D.Q., Preston, D.S., Swink, M.	How the use of big data analytics affects value creation in supply chain management	2015	Journal of Management Information Systems	298
Dong, J.Q., Wu, W.	Business value of social media technologies: Evidence from online user innovation communities	2015	Journal of Strategic Information Systems	116
Pan, G., Pan, S.-L., Lim, C.-Y.	Examining how firms leverage IT to achieve firm productivity: RBV and dynamic capabilities perspectives	2015	Information and Management	38
Kettinger, W.J., Li, Y., Davis, J.M., Kettinger, L.	The roles of psychological climate, information management capabilities, and IT support on knowledge-sharing: An MOA perspective	2015	European Journal of Information Systems	35
Karimi, J., Walter, Z.	The role of dynamic capabilities in responding to digital disruption: A factor-based study of the newspaper industry	2015	Journal of Management Information Systems	238
Chuang, S.-H., Lin, H.-N.	Co-creating e-service innovations: Theory, practice, and impact on firm performance	2015	International Journal of Information Management	59
Habjan, A., Andriopoulos, C., Gotsi, M.	The role of GPS-enabled information in transforming operational decision making: An exploratory study	2014	European Journal of Information Systems	21

Daniel, E.M., Ward, J.M., Franken, A.	A dynamic capabilities perspective of IS project portfolio management	2014	Journal of Strategic Information Systems	64
Najjar, M.S., Kettinger, W.J.	Data Monetization: Lessons from a retailer's journey	2013	MIS Quarterly Executive	39
Wang, E.T.G., Hu, H.-F., Hu, P.J.-H.	Examining the role of information technology in cultivating firms' dynamic marketing capabilities	2013	Information and Management	54
Li, Y.-H., Huang, J.-W.	Exploitative and exploratory learning in transactive memory systems and project performance	2013	Information and Management	45
Wakefield, R.	The influence of user affect in online information disclosure	2013	Journal of Strategic Information Systems	97
Leung, R.	Determinants of telemedicine utilization in rural america: Application of the dynamic capability theory	2013	Journal of Information Technology Research	2
Liu, H., Ke, W., Wei, K.K., Hua, Z.	The impact of IT capabilities on firm performance: The mediating roles of absorptive capacity and supply chain agility	2013	Decision Support Systems	406
Drnevich, P.L., Croson, D.C.	Information technology and business-level strategy: Toward an integrated theoretical perspective	2013	MIS Quarterly: Management Information Systems	186
Chae, B.K., Olson, D.L.	Business analytics for supply chain: A dynamic-capabilities framework	2013	International Journal of Information Technology and Decision Making	84
Ravishankar, M.N., Pan, S.L.	Examining the influence of modularity and knowledge management (KM) on dynamic capabilities: Insights from a call center	2013	International Journal of Information Management	26
Trinh-Phuong, T., Molla, A., Peszynski, K.	Enterprise systems and organizational agility: A review of the literature and conceptual framework	2012	Communications of the Association for Information Systems	63
Wolf, M., Beck, R., Pahlke, I.	Mindfully resisting the bandwagon: Reconceptualising IT innovation assimilation in highly turbulent environments	2012	Journal of Information Technology	24
Hsu, I.-C., Sabherwal, R.	Relationship between Intellectual Capital and Knowledge Management: An Empirical Investigation	2012	Decision Sciences	149
Wu, I.-L., Hu, Y.-P.	Examining knowledge management enabled performance for hospital professionals: A dynamic capability view and the mediating role of process capability	2012	Journal of the Association for Information Systems	53

Allred, C.R., Fawcett, S.E., Wallin, C., Magnan, G.M.	A Dynamic Collaboration Capability as a Source of Competitive Advantage	2011	Decision Sciences	169
Pavlou, P.A., El Sawy, O.A.	Understanding the Elusive Black Box of Dynamic Capabilities	2011	Decision Sciences	526
Lim, J.-H., Stratopoulos, T., Wirjanto, T.	Path dependence of dynamic information technology capability: An empirical investigation	2011	Journal of Management Information Systems	51
Kim, G., Shin, B., Kim, K.K., Lee, H.G.	IT capabilities, process-oriented dynamic capabilities, and firm financial performance	2011	Journal of the Association for Information Systems	263
Baker, J., Jones, D.R., Cao, Q., Song, J.	Conceptualizing the dynamic strategic alignment competency	2011	Journal of the Association for Information Systems	92
Singh, R., Mathiassen, L., Stachura, M.E., Astapova, E.V.	Dynamic capabilities in home health: IT-enabled transformation of post-acute care	2011	Journal of the Association for Information Systems	62
Mithas, S., Ramasubbu, N., Sambamurthy, V.	How information management capability influences firm performance	2011	MIS Quarterly: Management Information Systems	540
Wu, S.J., Melnyk, S.A., Flynn, B.B.	Operational Capabilities: The Secret Ingredient	2010	Decision Sciences	142
Koch, H.	Developing dynamic capabilities in electronic marketplaces: A cross-case study	2010	Journal of Strategic Information Systems	36
El Sawy, O.A., Malhotra, A., Park, Y., Pavlou, P.A.	Seeking the configurations of digital ecodynamics: It takes three to tango	2010	Information Systems Research	290
Pavlou, P.A., Sawy, O.A.E.	The "third hand": IT-enabled competitive advantage in turbulence through improvisational capabilities	2010	Information Systems Research	350
Lu, Y., Ramamurthy, K.	Proactive or reactive IT leaders? A test of two competing hypotheses of IT innovation and environment alignment	2010	European Journal of Information Systems	24
Schwarz, A., Kalika, M., Keffi, H., Schwarz, C.	A dynamic capabilities approach to understanding the impact of IT-enabled businesses processes and IT-business alignment on the strategic and operational performance of the firm	2010	Communications of the Association for Information Systems	55
Wei, H.-L., Wang, E.T.G.	The strategic value of supply chain visibility: Increasing the ability to reconfigure	2010	European Journal of Information Systems	81

Trkman, P.	The critical success factors of business process management	2010	International Journal of Information Management	545
Fink, L., Neumann, S.	Exploring the perceived business value of the flexibility enabled by information technology infrastructure	2009	Information and Management	129
Harris, M.L., Collins, R.W., Hevner, A.R.	Control of flexible software development under uncertainty	2009	Information Systems Research	101
Agarwal, R., Selen, W.	Dynamic capability building in service value networks for achieving service innovation	2009	Decision Sciences	227
Mäkelä, M.M., Oza, N.V., Kontio, J.	Dynamic capabilities in the software process	2009	International Journal of Information Technology and Management	
Fink, L., Markovich, S.	Generic verticalization strategies in enterprise system markets: An exploratory framework	2008	Journal of Information Technology	16
Newell, S., Edelman, L.F.	Developing a dynamic project learning and cross-project learning capability: Synthesizing two perspectives	2008	Information Systems Journal	69
Butler, T., Murphy, C.	An exploratory study on IS capabilities and assets in a small-to-medium software enterprise	2008	Journal of Information Technology	24
Chen, R.-S., Sun, C.-M., Helms, M.M., (Kenny) Jih, W.-J.	Aligning information technology and business strategy with a dynamic capabilities perspective: A longitudinal study of a Taiwanese Semiconductor Company	2008	International Journal of Information Management	70
Melville, N., Gurbaxani, V., Kraemer, K.	The productivity impact of information technology across competitive regimes: The role of industry concentration and dynamism	2007	Decision Support Systems	123
Banker, R.D., Bardhan, I.R., Hsihui, C., Shu, L.	Plant information systems, manufacturing capabilities, and plant performance	2006	MIS Quarterly: Management Information Systems	250
Wu, L.-Y.	Resources, dynamic capabilities and performance in a dynamic environment: Perceptions in Taiwanese IT enterprises	2006	Information and Management	92
Ettlie, J.E., Pavlou, P.A.	Technology-based new product development partnerships	2006	Decision Sciences	212
Mitchell, V.L.	Knowledge integration and information technology project performance	2006	MIS Quarterly: Management Information Systems	220

Prieto, I.M., Easterby-Smith, M.	Dynamic capabilities and the role of organizational knowledge: An exploration	2006	European Journal of Information Systems	74
Pavlou, P.A., El Sawy, O.A.	From IT leveraging competence to competitive advantage in turbulent environments: The case of new product development	2006	Information Systems Research	976
Bhatt, G.D., Grover, V.	Types of information technology capabilities and their role in competitive advantage: An empirical study	2005	Journal of Management Information Systems	746
Sher, P.J., Lee, V.C.	Information technology as a facilitator for enhancing dynamic capabilities through knowledge management	2004	Information and Management	396
Vrechopoulos, A.P.	Mass customisation challenges in Internet retailing through information management	2004	International Journal of Information Management	28
Hackbarth, G., Kettinger, W.J.	Strategic aspirations for net-enabled business	2004	European Journal of Information Systems	35
Daniel, E.M., Wilson, H.N.	The role of dynamic capabilities in e-business transformation	2003	European Journal of Information Systems	160
Sambamurthy, V., Bharadwaj, A., Grover, V.	Shaping agility through digital options: Reconceptualizing the role of information technology in contemporary firms	2003	MIS Quarterly: Management Information Systems	1974
Zhu, K., Kraemer, K.L.	e-commerce metrics for net-enhanced organizations: Assessing the value of e-commerce to firm performance in the manufacturing sector	2002	Information Systems Research	526
Wheeler, B.C.	NEBIC: A dynamic capabilities theory for assessing net-enablement	2002	Information Systems Research	307
Zahra, S.A., George, G.	The net-enabled business innovation cycle and the evolution of dynamic capabilities	2002	Information Systems Research	194
Seltsikas, P.	Information management in process-based organizations: A case study at Xerox Ltd	1999	Information Systems Journal	12
Jarvenpaa, S.L., Leidner, D.E.	An Information Company in Mexico: Extending the Resource-Based View of the Firm to a Developing Country Context	1998	Information Systems Research	230
Saxena, K.B.C., Kaul, M.	A conceptual architecture for DSS generators	1986	Information and Management	5

### 3. Artigo 2: O PAPEL DA CAPACIDADE DE GESTÃO DA INFORMAÇÃO E DA MONETIZAÇÃO DE DADOS NO DESEMPENHO CORPORATIVO

#### RESUMO

Para monetizar dados com sucesso, as organizações precisam criar e consolidar recursos e habilidades para explorar seus dados. A pesquisa em capacidade de criar valor e monetizar dados ainda é incipiente na literatura de SI. A partir da perspectiva de recursos e habilidades para a geração de capacidades para monetização de dados, identificou-se a necessidade de uma pesquisa para examinar as capacidades envolvidas nesse processo, necessárias para melhorar o desempenho corporativo. Nesse sentido, objetivou-se neste estudo analisar o papel das relações entre a capacidade de gestão da informação, a capacidade de monetização dos dados e o desempenho corporativo. Para isso, foram realizadas 29 entrevistas semiestruturadas com profissionais da área de dados e negócios. O artigo fornece uma compreensão dos elementos que ainda são incipientes na literatura de monetização de dados, sendo recomendado tanto para acadêmicos quanto para praticantes de SI. Os resultados do estudo podem ajudar as organizações a identificar e analisar quais tipos de capacidades devem ser combinadas para o processo de monetização e, também, ajudá-las a desenvolver a capacidade de gestão da informação e monetização de dados, levando as organizações a monetizar efetivamente seus dados para melhorar seu desempenho corporativo.

**Palavras-chave:** Capacidade de Gestão da Informação. Capacidade de Monetização de Dados. *Insights*. Desempenho Corporativo.

#### 3.1 INTRODUÇÃO

Quanto valem seus dados? Quais recursos aumentam o valor dos dados e como? O termo monetização de dados tem sido usado por empresas de consultoria e revistas comerciais, como Accenture, Deloitte, KPMG, Ernst & Young e Gartner, e vem se destacando na teoria e na prática na área de TI (Hanafizadeh et al., 2021) por representar uma fonte importante de valor econômico para empresas na economia digital (Wixom & Farrell, 2019). Questões sobre monetização de dados têm sido

debatidas em relação à venda direta de dados por organizações (Najjar & Kettinger, 2013; Alfaro et al. 2019; Wixom & Ross, 2017). No entanto, a monetização indireta de dados permite que os líderes combinem recursos de dados com dados de várias fontes para obter *insights* sobre como melhorar a agilidade e o desempenho dos negócios (Faroukhi et al. 2020a; Parvinen et al. 2020), por exemplo, reduzindo custos, fraudes, desperdícios e riscos, melhorando as receitas, parcerias na cadeia de suprimentos, atendimento ao cliente, participação de mercado e fidelidade do cliente (Laney, 2020; Alfaro et al., 2019; Hanafizadeh & Harati Nik, 2020).

O valor dos dados pode ser constantemente aumentado, garantindo maiores *insights* sobre os ecossistemas de negócios, compartilhando dados com terceiros ou enriquecendo os dados. Os recursos de dados são suportados por uma infraestrutura tecnológica que permite que as empresas armazenem e processem seus dados e desenvolvam as habilidades e conhecimentos necessários para convertê-los em *insights* valiosos (Gupta & George, 2016).

Assim, as organizações que desejam monetizar dados com sucesso precisam construir e consolidar capacidades e habilidades de ciência de dados (Faroukhi et al. 2020a). Mikalef et al. (2020a) apontam que um grande número de estudos publicados enfatiza a importância das organizações desenvolverem capacidades para usar *big data analytics*, indicando que capacidades bem estruturadas resultarão em níveis mais altos de competitividade (Côrte-Real et al. 2020; Mikalef, Krogstie, Pappas & Pavlou, 2020). Uma delas é a Capacidade de Gestão da Informação (CGI), que envolve gerenciar e analisar os dados e criar novos *insights* que permitem às empresas obter vantagens competitivas e melhorar seu desempenho, combinando recursos para gerar capacidades organizacionais e lidar com ambientes de negócios dinâmicos (Grover et al. 2018; Jung et al. 2007; Kettinger et al., 2021).

Apesar da importância de converter os dados e o conhecimento em *insights* de negócios, não foram encontrados modelos empíricos relacionados à capacidade de monetização de dados na literatura acadêmica (Kettinger et al. 2021). Assim, para suprir essa lacuna de pesquisa, o objetivo do estudo consiste em analisar o papel das relações entre capacidade de gestão da informação, capacidade de monetização e desempenho corporativo.



Para isso, as teorias da Visão Baseada em Recursos (RBV) e das Capacidades Dinâmicas (CD) foram adotadas para esclarecer os recursos necessários para a monetização de dados. Do ponto de vista prático, elas fornecem aos profissionais um guia sobre os recursos e habilidades que eles precisam considerar ao planejar a monetização de dados.

Na próxima seção são apresentadas as teorias da Visão Baseada em Recursos (*Resource Based View* - RBV) e das Capacidades Dinâmicas (CD), seguidas de uma revisão da literatura sobre Capacidade de Gestão da Informação e Capacidade de Monetização de Dados. Na seção 3.3, apresenta-se o modelo multidimensional utilizado como base do estudo, seguido pelo desenvolvimento das proposições a serem testadas. A seguir, na seção 3.4, descrevem-se os procedimentos metodológicos utilizados, enquanto, na seção 3.5, são descritos os resultados do estudo e sua discussão. Por fim, na seção 3.6, apresentam-se as considerações finais, contribuições e limitações da pesquisa.

## 3.2 REVISÃO DA LITERATURA

Nesta seção apresentam-se as teorias de base do estudo, o referencial teórico, contextualizando as capacidades de gestão da informação e capacidades de monetização, bem como as proposições e o modelo multidimensional proposto.

### 3.2.1 Visão Baseada em Recursos e Capacidades Dinâmicas

Os recursos consistem em ativos e capacidades organizacionais (Wade & Hulland, 2004) e são frequentemente usados de forma intercambiável (Brinkhues et al., 2014). Os recursos da empresa incluem todos os ativos (capacidades, processos organizacionais, atributos da empresa, informações, conhecimento e etc.) e permitem à empresa conceber e implementar estratégias que melhoram sua eficiência e eficácia (Barney, 1991; Brinkhues et al., 2014). Neste estudo, a abordagem dedutiva baseada na Visão Baseada em Recursos (*Resource-Based View* - RBV) foi empregada, bem como a Teoria das Capacidades Dinâmicas (CD). Esses fundamentos teóricos fornecem uma base sólida sobre a qual todos os recursos relevantes podem ser identificados e avaliados quanto à sua importância, enquanto a Teoria das

Capacidades Dinâmicas permite examinar as capacidades organizacionais para as quais esses recursos devem ser direcionados para obter ganhos de desempenho.

A RBV tenta explicar como as empresas alcançam e sustentam uma vantagem competitiva por meio dos recursos que possuem ou gerenciam (Mikalef et al., 2020) e é usada neste estudo para definir a Capacidade de Gestão da Informação e os recursos relevantes para aumentar a Capacidade de Monetização das organizações. A Teoria das Capacidades Dinâmicas complementa a RBV, fornecendo uma explicação das propriedades rentáveis das capacidades organizacionais que podem ser fortalecidas ou habilitadas por meio de análises de *big data* (Makadok, 2001). Esta abordagem vai além da RBV no sentido de considerar que atributos adicionais devem estar ligados a uma habilidade para criar uma vantagem competitiva em um ambiente dinâmico (Brinkhues et al., 2014). A Teoria das Capacidades Dinâmicas lida com as habilidades de uma empresa para responder a um ambiente em mudança (Teece et al. 1997; Eisenhardt & Martin, 2000) e descreve as habilidades que as organizações devem ter para integrar, construir e reconfigurar competências internas e externas, em resposta a ambientes em rápidas mudanças (Toigo et al., 2021; Teece, Pisano, & Shuen, 1997).

Nesse sentido, o dinamismo ambiental se refere à velocidade e imprevisibilidade das mudanças ambientais. Essas mudanças incluem mudanças tecnológicas, ações imprevisíveis de concorrentes e mudanças na demanda do cliente (Lin et al., 2020). Pesquisas anteriores de SI apontam que em um ambiente dinâmico, os recursos de TI são mais eficazes, pois permitem que as empresas percebam as mudanças do mercado e encontrem oportunidades competitivas, afetando positivamente o desempenho financeiro (Lin et al., 2020). A capacidade de uma empresa de responder à mudança (Capacidade Dinâmica) incorpora habilidades e conhecimentos embutidos na organização para alterar os recursos existentes e criar valor (Day, 2014; Teece, 2007), o que pode resultar em uma vantagem competitiva sustentável (Ambrosini & Bowman, 2009).

Neste estudo, as três categorias de capacidades dinâmicas propostas por Teece (2007) foram adaptadas para o contexto de dados: (1) *Sensing*: detectar oportunidades nos dados, (2) *Seizing*: aproveitar oportunidades criando produtos, processos ou negócios por meio dos dados disponíveis e (3) *Transforming*: gerenciar ameaças e, sempre que necessário, reconfigurar recursos tangíveis e intangíveis para

se adaptar às condições de mudanças do mercado. Assim, a Visão Baseada em Recursos e a Teoria das Capacidades Dinâmicas, serão, consideradas como a base teórica deste estudo sobre capacidade de gestão da informação e desempenho corporativo, mediado pela capacidade de monetização de dados.

### 3.2.2 Capacidade de Gestão da Informação (CGI)

A Gestão da Informação é considerada uma importante capacidade organizacional que indica a capacidade de usar recursos informacionais valiosos combinados (Jarvenpaa & Leidner, 1998). Kettinger et al. (2021) definem a Capacidade de Gestão da Informação (CGI) como a capacidade de uma empresa de melhorar os comportamentos de uso de TI, dados e informações, buscando fornecer informações precisas e valiosas para a empresa melhorar seu desempenho nos negócios. Esse construto também deve ser considerado nos contextos de *Big Data e Analytics* (Ali & Khan, 2019), pois indica uma relação entre habilidades e desempenho da empresa (Mikalef et al. 2018). Assim, o CGI de uma empresa pode levar ao desenvolvimento de capacidades organizacionais que aumentam o desempenho do negócio (Kettinger et al., 2021).

A CGI tem como premissa fornecer os *insights* necessários para que as estratégias de *Big Data* sejam bem-sucedidas (Maçada et al., 2020) e podem ser operacionalizadas como a capacidade de (1) entregar dados e informações aos usuários com precisão, pontualidade, confiabilidade, segurança e confidencialidade; (2) fornecer conectividade universal e de acesso com alcance suficiente; e (3) adaptar a infraestrutura às necessidades dos negócios (Marchand et al., 2000). No entanto, pouca pesquisa explorou os fatores que levam à melhoria da CGI (Kettinger et al. 2021). Mithas et al. (2020) indicam o papel da CGI habilitada para TI e apontam para a necessidade de pesquisas sobre impactos no desempenho. Além disso, Maçada et al. (2020) também mostraram que a CGI tem um efeito positivo no desempenho empresarial (Carmichael, Palacios-Marques & Gil-Pechuan, 2011; Mithas, Ramasubbu & Sambamurthy, 2011) que pode ser visto diretamente (Carmichael et al. 2011) ou mediado por habilidades organizacionais (Maçada et al. 2020; Ali & Khan, 2019; Mithas et al. 2011).

De acordo com Mithas et al. (2020), as empresas precisam desenvolver capacidades para aproveitar o valor estratégico da informação. Nesse sentido, várias capacidades organizacionais habilitadas por TI têm sido amplamente estudadas na literatura (Kettinger et al. 2021; Yasmin et al. 2020; Park & Mithas, 2020) com lentes teóricas centradas na capacidade de TI (Yasmin et al. 2020). Embora as capacidades habilitadas por TI possam ser lançadas com tecnologias digitais (Nwankpa & Roumani, 2016), ainda há uma compreensão limitada de como as empresas podem traduzir o potencial dessas tecnologias digitais em mudanças nas operações de negócios e no valor do negócio (Hanelt et al. 2021).

Para Kettinger & Marchand (2011), as práticas de gestão da informação são a capacidade de detectar, coletar, organizar, processar e manter informações para auxiliar a tomada de decisões. Complementarmente, o estudo de Laguir et al. (2022) identificou que as organizações investem em diferentes capacidades para gerar *insights*, aplicando técnicas avançadas de *analytics* (por exemplo: regressão, otimização e simulação), buscando várias fontes de dados e utilizando técnicas de visualização de dados (por exemplo, *dashboards*). Assim, gerenciar informações significa combinar um recurso com outros recursos e capacidades organizacionais para desenvolver tarefas (Kettinger & Marchand, 2011). Nesse sentido, este estudo apresenta quatro importantes variáveis identificadas na literatura de SI, denominadas como Capacidade de Gestão da Informação, sendo elas: Enriquecimento de Dados, Capacidade Analítica, Capacidade Técnica e Governança de Dados (Tabela 1).

Tabela 1

**Constructos e definições de Capacidade de Gestão da Informação**

<b>Definição</b>	<b>Autores</b>
<b>Enriquecimento dos dados</b> – capacidade para criar valor a partir de várias fontes de dados (internos/externos), seja pelo tratamento, transformação, limpeza ou organização dos dados	Elaborado pela autora, com base em: Kettinger & Marchand (2011) Baecker et al. (2020)
<b>Analítica</b> – capacidade para analisar e interpretar grandes volumes de dados para extrair informações que gerem valor à organização	Najjar & Kettinger (2013) Grover et al. (2018) Ghasemaghahi et al. (2018) Mikalef et al. (2017) Laquir et al. (2022)
<b>Técnica</b> – capacidade que se refere ao <i>know-how</i> necessário para utilizar novas tecnologias para coleta, armazenamento, recuperação e análise dos vários tipos de dados disponíveis	Najjar e Kettinger (2013) Ghasemaghahi et al. (2018) Mikalef et al. (2017) Gupta & George (2016)
<b>Governança de Dados</b> – capacidade de definir estruturas, procedimentos e funções para permitir o fluxo de dados necessário, levando em consideração os aspectos de segurança, privacidade, ética e qualidade dos dados.	Khatri & Brow (2010); Tallon et al. (2013); Mikalef et al. (2020) Parvinen et al. (2020)

## 3.2.3 Capacidade de Monetização de Dados

Ghasemaghahi et al. (2018) afirmam que as empresas precisam melhorar sua capacidade de análise de dados para tomar decisões melhores, mais informadas e mais rápidas, sendo cada vez mais necessário o desenvolvimento de capacidades para integrar, reunir e aplicar recursos valiosos (Pralhad & Hamel, 2006). Assim, este trabalho adota o termo Capacidade de Monetização como a capacidade de criar valor para as organizações, capaz de gerar algum tipo de benefício por meio do desenvolvimento de competências que possibilitem melhorias de desempenho corporativo como aumento de receita, redução de custos, melhoria de processos internos e externos, melhoria no relacionamento com clientes e *stakeholders*, personalização e desenvolvimento de novos produtos e serviços. Aqui, propõe-se duas habilidades ligadas à capacidade de monetização de dados, a saber, *insights* e agilidade de negócios, que são consideradas essenciais para melhorar o desempenho dos negócios.

De acordo com Mikalef et al. (2020a), as empresas devem planejar e executar estrategicamente projetos de análise de dados e reunir os recursos necessários para transformar dados em *insights*. Ao fazer isso, é possível identificar áreas dentro de seus negócios que podem se beneficiar de *insights* orientados por dados (Gupta &

George, 2016; Vidgen et al. 2017). Os *insights* orientados por dados (ou *data-driven insights*) estão se tornando cada vez mais importantes, principalmente para organizações em ambientes de negócios dinâmicos, onde tomar decisões informadas é essencial (Wamba et al. 2017; Mikalef et al. 2019a). Apesar da importância de obter *insights*, a literatura não é clara sobre como as práticas de geração de *insights* podem ser definidas e desenvolvidas (Schulte & Hovorka, 2017). Jiang e Gallupe (2015) apontam que existe uma lacuna significativa entre as análises fornecidas por especialistas ou ferramentas utilizadas e as reais necessidades do negócio, e que a simples implementação de ferramentas analíticas não trará *insights* valiosos para as organizações. Portanto, *insights* é definido como a capacidade de obter e gerar ideias orientadas por dados que poderão beneficiar os negócios e potencializar o resultado da organização ao explorar oportunidades de mercado. Neste estudo, identificou-se a capacidade para gerar *insights* como uma importante capacidade dinâmica que pode ajudar as organizações a ajustar suas atividades e recursos quando confrontadas com mercados em constante mudança (Jiang & Gallupe, 2015) (Tabela 2).

Nesse contexto, a agilidade nos negócios oferece oportunidades para as empresas responderem rapidamente às mudanças, serem flexíveis e implementarem ações que controlem os riscos e incertezas do mercado (Sherehiy et al. 2007). Para Kale et al. (2019), Braunscheidel e Suresh (2009), uma organização ágil adapta sua cultura organizacional às mudanças do mercado, aprende rapidamente sobre essas mudanças, beneficia-se delas e molda seus produtos/serviços de acordo com as preferências de seus clientes, gerando oportunidades e reorganizando sua estratégia em resposta às mudanças ambientais (Sharifi & Zhang, 1999; Shin et al., 2015). Al-Azzam et al. (2017) apontam que a capacidade de ser ágil está diretamente relacionada ao desempenho humano, processos e tecnologias da organização. Além disso, a agilidade pode melhorar a qualidade das atividades competitivas de uma empresa e as respostas do mercado, impactando o desempenho do negócio (Kale et al. 2019; Tallon & Pinsonneault, 2011). Nesse sentido, o conceito de Agilidade Organizacional é definido como a capacidade de responder rapidamente às mudanças, utilizando os dados disponíveis e sendo estrategicamente ágil na implementação de ações para melhoria de desempenho (Tabela 2).

Tabela 2

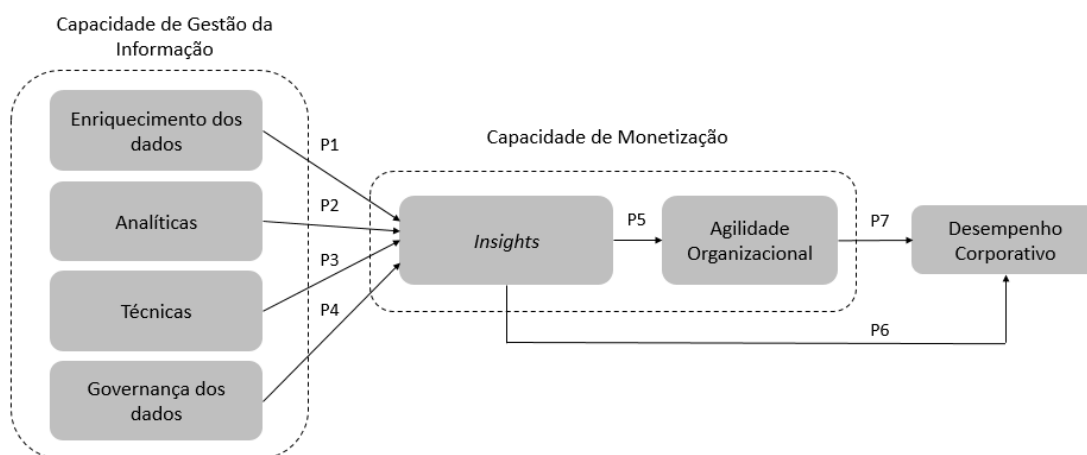
**Constructos e definições de Capacidade de Monetização de Dados**

Definição	Autores
<b>Insights</b> - capacidade de obter e gerar ideias orientadas por dados que poderão beneficiar os negócios e potencializar o resultado da organização ao explorar oportunidades de mercado	Ghasemaghahi & Calic (2019) Ghasemaghahi (2019b)
<b>Agilidade Organizacional</b> – capacidade da organização para responder rapidamente às mudanças, sendo estrategicamente ágil na implementação de ações para criação de vantagem competitiva e melhoria de desempenho	Kale et al. (2019) Tallon & Pinsonneault (2011) Kumkale (2016) Sherehiy et al. (2007) Queiroz et al. (2018)

Na próxima seção, parte-se para o desenvolvimento do modelo e das proposições de pesquisa.

3.3 Modelo Multidimensional e Desenvolvimento das Proposições

Com base em uma revisão da literatura de SI, o modelo Multidimensional foi construído conforme mostrado na Figura 1, sendo composto por sete construtos e sete proposições. A Capacidade de Gestão da Informação (que inclui enriquecimento de dados, capacidade analítica, capacidade técnica e governança de dados) representa a combinação de fatores humanos, tecnológicos e analíticos que facilitam a conversão de dados em *insights* e conhecimentos úteis para a tomada de decisões, favorecendo a geração de valor a partir dos dados. No entanto, o sucesso da monetização de dados depende do alinhamento adequado entre as capacidades para gestão das informações relacionadas à geração de *insights*. Conseqüentemente, a Capacidade de Monetização (que contempla *insights* e agilidade organizacional) representa a combinação de fatores que influenciarão o desempenho do negócio.



## Figura 1. Modelo teórico multidimensional

### 3.3.1 Enriquecimento dos Dados

O enriquecimento de dados é definido como a criação de valor a partir de várias fontes de dados (internas ou externas), bem como os processos de tratamento, processamento ou limpeza de dados para benefícios econômicos (Baecker et al. 2020). Em um contexto de criação de valor estratégico para o negócio, Grover et al. (2018) apontam que as empresas estão longe de fazer uma análise de dados eficiente, enfatizando que devem avaliar o papel estratégico do *Big Data* e analisar e investir em dados de qualidade, apesar dos desafios impostos por sua complexidade (Faroukhi et al. 2020a). Além disso, cada organização deve considerar seus diferentes tipos de dados e disponibilizá-los por meio da criação de processos de monetização (Faroukhi et al. 2020b).

Em uma perspectiva organizacional, os dados podem vir de várias fontes, internas ou externas (Günther et al. 2017; Negash, 2004). As empresas adquirem dados internos por meio de seus sistemas de TI existentes relacionados a pessoas (CRM, usuário ou dados de serviço) ou operações de negócios (dados ERP e dados transacionais) (Günther et al. 2017; Haddara & Elragal, 2015). Em contrapartida, as organizações também podem adquirir dados externos, como os dados oferecidos por terceiros ou por usuários, dados abertos e dados de sensores (Günther et al. 2017). No entanto, dependendo da variedade e granularidade, pode ser difícil prever quais *insights* podem ser extraídos (Günther et al. 2017; Constantiou & Kallinikos, 2015).

Najjar e Kettinger (2013) destacam que a etapa de consolidação de dados é especialmente importante para tornar os dados internos relevantes para as organizações e para disponibilizar as informações para outros departamentos da empresa. A integração de dados externos a dados internos, associados a uma infraestrutura de TI, permite que as empresas busquem formas alternativas de se beneficiar ao explorar novas oportunidades de negócios baseadas em dados (Parvinen et al. 2020). Nesse sentido, desenvolver habilidades para coletar, armazenar, combinar e manipular dados pode ser a chave para o sucesso no processo de geração de *insights* e monetização dos dados. Assim, apresenta-se a seguinte proposição:

**P1:** O enriquecimento de dados está relacionado à capacidade de gerar *insights*.



### 3.3.2 Capacidade Analítica

A maioria das empresas não possui os recursos de informação necessários para explorar as possibilidades de monetização indireta e obter *insights* valiosos de seus dados, pois exigem habilidades técnicas e analíticas (Najjar & Kettinger 2013; Hanafizadeh et al. 2021). A habilidade analítica pode ser definida como a capacidade de implantar e combinar recursos para uma análise rigorosa e orientada para a ação, sendo formada pela associação da grandeza dos dados, qualidade dos dados, habilidades analíticas, conhecimento e sofisticação das ferramentas (Ghasemaghaei et al. 2018). Assim, a habilidade ou capacidade analítica de dados é operacionalizada por meio de tecnologias da informação, como *Big Data Analytics* (BDA). Chen et al. (2012) criaram o termo *Big Data Analytics* (BDA) relacionando conceitos e ferramentas de *Big Data* com *Business Intelligence e Analytics*, especialmente no que diz respeito à mineração de dados e análise estatística.

Complementarmente, a literatura define BDA como uma tecnologia projetada para extrair valor econômico de grandes volumes e variedade de dados, estruturados e não estruturados, juntamente com suas ferramentas de coleta, análise e visualização (Côrte-Real, Oliveira & Ruivo, 2017; Duan & Cao, 2015). Essas ferramentas oferecem métodos que usam dados para valor e vantagem competitiva (Ferraris et al. 2019). A essência do BDA está na transformação de muitos dados em informação e conhecimento para tomada de decisão, tornando-se uma nova fonte para inovações e oportunidades habilitadas por tecnologia, impulsionada pela revolução da informação (Duan, Cao & Edwards, 2020).

Jiang e Gallupe (2015) sugerem que a análise de *big data* está relacionada a obter *insights* e inovações, promover e produzir melhores resultados para a organização. Nesse sentido, algumas empresas têm utilizado a análise de *big data* para obter *insights* sobre seu desempenho organizacional, o que enriquecerá o processo de tomada de decisão, desenvolverá uma estrutura organizacional dinâmica para responder ao mercado, melhorará a utilização da capacidade e aumentará o retorno sobre os ativos (Grover et al. 2018; Garmaki et al., 2023). Assim, a atenção às habilidades analíticas torna-se decisiva para a geração de *insights* que auxiliarão no processo de tomada de decisão. Por isso, faz-se a seguinte proposição:

**P2:** A capacidade analítica está relacionada à capacidade de gerar *insights*.

### 3.3.3 Capacidade Técnica

De acordo com Gupta e George (2016), as habilidades técnicas de *big data* referem-se ao conhecimento necessário para usar novas formas de tecnologia para extrair inteligência dos dados. Algumas dessas habilidades incluem aprendizado de máquina, extração de dados e limpeza de dados. Habilidades técnicas de TI, como programação, habilidades de bancos de dados, análise e projeto de sistemas, atualmente não são mais consideradas raras, uma vez que tais habilidades podem ser explicadas em procedimentos, documentos e manuais (Mata et al., 1995). No entanto, as organizações que desenvolvem habilidades e capacidades técnicas associadas ao *big data* e possuem funcionários altamente qualificados provavelmente terão vantagens em relação à concorrência (Gupta & George, 2016).

Chwelos et al. (2001) apontam que a sofisticação das ferramentas de TI está relacionada ao nível de conhecimento tecnológico da organização - e com base no quão sofisticadas essas ferramentas são, a profundidade da análise pode variar entre uma empresa e outra (Davenport, 2013). Assim, ferramentas sofisticadas oferecem mais possibilidades para as empresas gerarem *insights* de negócios e melhorarem o desempenho na tomada de decisão (Cao & Duan, 2015; Ghasemaghaei et al. 2018).

Os recursos de tecnologia de *big data* referem-se a novas tecnologias de informação que são necessárias para lidar com os vários formatos e tipos de dados (Najjar & Kettinger, 2013), incluindo armazenamento de dados e ferramentas que permitem a coleta e integração de *big data* em tempo real (Suoniemi et al. 2020). Sendo assim, as habilidades técnicas tornaram-se cada vez mais necessárias para lidar com as novas tecnologias disponíveis e auxiliar as organizações no processo de monetização e conversão de dados em *insights*. As organizações que possuem infraestrutura de dados e computacional, mas falta de habilidades analíticas e técnicas, não terão sucesso no processo de monetização de seus dados. Assim, apresenta-se a seguinte proposição:

**P3:** A capacidade técnica está relacionada à capacidade de gerar *insights*.

### 3.3.4 Governança de Dados

Além de desenvolver e utilizar recursos técnicos e humanos (Tambe, 2014; Brinkhues et al. 2015), as organizações também precisam buscar desenvolver estruturas, procedimentos e funções bem estabelecidas que permitam o fluxo de

dados, considerando aspectos de segurança, privacidade e ética (Mikalef et al. 2020). Tallon et al. (2013) apontaram a importância do papel da governança de dados na era do *big data* e indicaram que, embora alguns estudos tenham explorado as principais dimensões e componentes da governança da informação, ainda há pouca evidência empírica de seus efeitos e mecanismos de uso no ambiente organizacional.

O rápido crescimento dos dados tornou a governança da informação uma questão crítica para a alta gerência de TI ao planejar seus projetos de *big data* (Mikalef et al. 2020; Mikalef et al. 2017). Para Tallon et al. (2013), a governança da informação é um conjunto de capacidades ou práticas para criar, capturar, avaliar, armazenar, usar, monitorar, acessar, arquivar e excluir informações e recursos relacionados ao ciclo de vida dos dados. Mikalef et al. (2020) destacaram que os papéis organizacionais na utilização de recursos de dados ainda não estão claros, com processos indefinidos em torno do gerenciamento e transformação dos dados, bem como estruturas organizacionais que restringem o fluxo eficiente de dados, contribuindo para falhas de projetos de *big data* e *analytics* (Popovič et al. 2018; Tallon, 2013).

A maioria das pesquisas considera que as empresas, ao investirem em recursos analíticos de *big data*, serão capazes de melhorar o artefato da informação e transformá-lo em uma visão significativa e acionável (Tallon et al, 2013). No entanto, muitas organizações ainda operam com unidades de negócios isoladas, nas quais a informação não é acessível, não possuem regras claras sobre como os dados devem ser processados ou quais são os direitos de propriedade e como as informações podem ser manipuladas para geração de *insights* (Mikalef et al. 2020, Mikalef et al. 2019; Tallon et al. 2013).

Além disso, ao monetizar os dados, as organizações precisam considerar questões de privacidade e segurança, pois muitos dados incluem informações do usuário. Diversas empresas não monetizam dados devido a riscos de reputação e questões relacionadas à confiança e propriedade dos dados que podem fomentar muitos conflitos entre as partes interessadas em casos de comercialização de dados com vendedores e compradores (Thomas & Leiponen, 2016). Assim, entende-se que a governança de dados é importante no processo de monetização e na capacidade de geração de *insights* para a organização. Por isso, propõe-se a seguinte hipótese:

**P4:** A Governança de dados está relacionada à capacidade de gerar *insights*.

### 3.3.5 Insights

Os insights, conforme definido por Ghasemaghaei & Calic (2019), representam a habilidade de obter e gerar ideias orientadas por dados que têm o potencial de beneficiar os negócios e impulsionar os resultados de uma organização ao explorar oportunidades de mercado. Essa capacidade vai além da mera coleta de informações, envolvendo uma compreensão profunda dos dados para extrair conclusões valiosas. Conforme destacado por Ghasemaghaei (2019b), os insights são cruciais para informar estratégias eficazes, possibilitando que as organizações tomem decisões mais informadas e assertivas, contribuindo assim para o sucesso e a prosperidade no dinâmico ambiente de negócios atual.

Obter *insights* gerados por dados tornou-se extremamente relevante, especialmente para organizações que operam em ambientes de negócios dinâmicos - onde tomar decisões informadas é fundamental (Wamba et al. 2017). De acordo com Swanson e Ramiller (2004), as práticas para compreender e aumentar a conscientização para o reconhecimento de *insights* não são bem definidas. No entanto, identificou-se que o uso de *big data analytics* permite maior profundidade, velocidade e assertividade nos *insights* orientados por dados, obtendo maior valor para a organização e aumentando a competitividade (Tambe, 2014).

Os *Insights* gerados a partir do BDA podem ser usados para criar valor em muitas áreas, como melhoria de processos, inovação de produtos e serviços, experiência do cliente e melhoria do mercado, melhoria do desempenho da organização, criação de valor da imagem da marca e reputação da empresa. Além disso, é possível utilizá-los para melhorar a eficiência operacional, a produtividade, acessibilidade e disponibilidade, transformando as informações de processo em formas de se obter vantagem competitiva (Grover et al. 2018; Duan, Cao & Edwards, 2020).

Kitchin e McArdle (2016) argumentam que o BDA realmente se destaca quando se tem velocidade e exaustividade dos dados coletados, podendo ser uma ferramenta valiosa para gerar *insights*, permitindo melhores decisões a partir dos dados (Lam et al. 2017). No entanto, nem sempre é a quantidade, o volume e a variedade de dados que são importantes, mas o que as organizações fazem com seus dados, como os interpretam e os aplicam. Os *insights* não são exibidos automaticamente como resultado final das ferramentas. Eles decorrem de um processo humano e analítico de

criação de sentido, individual ou coletivo, executado por analistas e tomadores de decisão que utilizam dados processados e ferramentas analíticas para extraí-los (Constantiou & Kallinikos, 2015).

Nesse sentido, Al-Azzam et al. (2017) indicam que a capacidade de ser ágil está relacionada ao desempenho humano, processos e tecnologias presentes na organização, que podem melhorar a qualidade das atividades competitivas de uma empresa e suas respostas ao mercado, aumentando seu desempenho organizacional (Kale et al. 2019; Tallon & Pinsonneault, 2011). No entanto, os ambientes internos e externos devem ser constantemente examinados, as informações devem ser coletadas e utilizadas para que respondam rapidamente às mudanças do mercado (Kumkale, 2016). A partir desses argumentos, apresentam-se as seguintes proposições:

**P5:** Os *Insights* estão relacionados à agilidade organizacional.

**P6:** Os *Insights* estão relacionados ao desempenho corporativo

### 3.3.6 Agilidade Organizacional

Por fim, a agilidade organizacional oferece a oportunidade para as empresas responderem rapidamente às mudanças que enfrentam do mercado, utilizando os dados disponíveis (Tallon & Pinsonneault, 2011). Assim, as empresas se tornam mais flexíveis e podem implementar ações para controlar incertezas e riscos relacionados ao mercado (Sherehiy et al. 2007). Segundo Côte-Real, Oliveira e Ruivo (2017) e Chen et al. (2014), esse conceito está relacionado à flexibilidade operacional dos processos organizacionais e sistemas de TI para suportar mudanças no ambiente.

Complementarmente, o conceito de agilidade também corresponde à adaptação à mudança, alta qualidade, resposta à inovação, baixo custo e entrega a curto prazo para obter vantagens em um mercado cada vez mais competitivo (Sherehiy et al. 2007; Kale et al. 2019). No entanto, para se alcançar agilidade, também é necessário processar uma grande e variada quantidade de informações (Côte-Real, Oliveira e Ruivo, 2017; Goldman et al. 1995). Vários estudos destacam a importância da agilidade para melhorar o desempenho dos negócios, criando vantagem competitiva (Kumkale, 2016; Kale et al. 2019). Assim, propõe-se a seguinte proposição:

**P7:** A Agilidade organizacional está relacionada ao desempenho corporativo.

A seguir, apresentam-se os procedimentos metodológicos empregados para o desenvolvimento deste estudo.

### 3.4 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

O estudo caracteriza-se como uma pesquisa qualitativa de caráter confirmatório. De acordo com Sampieri, Collado e Lucio (2013), o estudo qualitativo é utilizado quando pretende-se descrever, compreender e interpretar os fenômenos por meio das percepções e dos significados produzidos pelas experiências dos participantes.

Nesta etapa qualitativa de caráter confirmatório, foram realizadas entrevistas semiestruturadas com 29 executivos da área de dados de empresas de diferentes setores. Para Sarker, Xiao e Beaulieu (2013), não há um número recomendado de entrevistas, mas o número de entrevistas deve ser informado e bem detalhado.

Foram selecionados respondentes de empresas de diferentes portes, segmentos e regiões, sendo elas nativas digitais ou tradicionais que passaram por processo de transformação digital. A amostra contendo organizações de setores distintos da indústria e de diferentes tamanhos contribui para a generalização analítica do estudo (Benbasat, Goldstein & Mead, 1987). Os entrevistados são executivos de destaque na área de dados, TI, negócios e estratégia, com representantes de empresas renomadas tanto no cenário nacional quanto internacional, incluindo algumas listadas na B3 (Brasil, Bolsa, Balcão - principal Bolsa de Valores do Brasil). Entre eles, encontram-se líderes de setores-chave, como telecomunicações, tecnologia, fintechs, varejo e plataformas de serviços, destacando a amplitude e a abrangência da experiência desses profissionais.

A definição da amostra classifica-se como não probabilística por acessibilidade, conveniência e bola de neve (*snowballing*) e se justifica pela facilidade de acesso aos respondentes (Aguinis & Solarino, 2019). A utilização da técnica de amostragem por bola de neve é bastante indicada em situações que se espera obter informações de uma população mais específica (no caso, profissionais da área de dados relacionados à monetização de dados e geração de *insights*). Assim, solicitou-se aos participantes

do estudo que indicassem colegas capazes de participar da pesquisa (Malhotra, 2010).

### 3.5.1 Coleta e análise dos dados

Os entrevistados responderam a uma série de perguntas com base em um instrumento semiestruturado (Apêndice B), desenvolvido conforme sugerem Myers e Newman (2007). A confecção do instrumento seguiu as orientações metodológicas pertinentes sugeridas, possuindo uma linguagem simples e direta, contendo questões abertas para possibilitar os respondentes ampliarem as respostas, acrescentando outras informações que pudessem não ter sido elencadas (Myers, 2019).

O roteiro de entrevistas foi revisado por três acadêmicos e um profissional do mercado com experiência no tema da pesquisa, a fim de identificar possíveis problemas de formatação e/ou compreensão das questões incluídas no questionário. Após pequenos ajustes, realizou-se um teste piloto com um profissional da área de dados de uma empresa digital de transações financeiras. Somente após todas essas etapas de validação serem concluídas, iniciou-se a coleta de dados.

As entrevistas foram realizadas por videoconferência, utilizando-se as plataformas Zoom e Google Meet e, para qualificação dos casos, foram solicitados dados dos informantes e da organização onde atuam, assim como de sua experiência na área de dados. Após, os informantes foram convidados a responder questões abertas. As entrevistas foram gravadas em áudio e vídeo, e transcritas para permitir um melhor tratamento dos dados, de acordo com sugestões de Walsham (2006). Com isso, buscou-se garantir a estabilidade dos dados e maximizar a confiabilidade da pesquisa. Para auxiliar na transcrição das entrevistas foi utilizada a função *Transcript* do *Microsoft Stream* (*Microsoft Office 365*).

Ao todo, foram realizadas 29 (vinte e nove) entrevistas de dezembro de 2021 a abril de 2022, que totalizaram 1.029 (mil e vinte e nove) minutos de gravações, uma média de 35 minutos por entrevistado, sendo a entrevista mais curta de 18 minutos e a mais longa de 60 minutos.

De acordo com a literatura, o ponto de saturação teórica, geralmente, é atingido entre 10 e 30 entrevistas (Thomson, 2010). Marshall, Cardon, Poddar e Fontenot (2013) recomendam que estudos qualitativos devam incluir de 20 a 30 entrevistas; e,

ainda, observam que outro indicador relevante é a quantidade de horas de contato, que em estudos qualitativos, varia de 16 a 70 horas (Marshall et al., 2013). Portanto, ao abordar 29 entrevistas, com tempo total de contato de aproximadamente 17 horas, demonstra que o presente estudo atende às prescrições previstas na literatura, a respeito do ponto de saturação. O ponto de saturação em pesquisas qualitativas refere-se ao momento em que novas entrevistas, observações ou análises não proporcionam informações significativamente novas ou diferentes em relação aos padrões e temas emergentes já identificados. Portanto, com as evidências coletadas das 29 entrevistas, todos os constructos atingiram um nível de profundidade e riqueza satisfatórios em relação aos objetivos da investigação.

Para preservar o anonimato de todos os participantes, os entrevistados são identificados – sequencialmente, em ordem de realização da entrevista – como E1, E2...E29. Assim, a caracterização dos entrevistados é fornecida na Tabela 3.

Na fase de análise dos dados de uma pesquisa qualitativa, o pesquisador organiza os resultados auferidos, estabelece palavras ou conceitos que os representam e interpreta-os, a fim de obter conclusões e relatar ao mundo a pesquisa e seus significados (Yin, 2016). Os dados foram analisados seguindo os conceitos da técnica de análise de conteúdo (Bardin, 1977). A análise de conteúdo tem como objetivo vincular os insights de pesquisa identificados durante a análise da literatura com os dados, suas categorias e contextos obtidos durante a pesquisa qualitativa (Bardin, 2009; Creswell & Clark, 2015).

O esquema de codificação emergiu do cruzamento dos elementos teóricos (constructos e proposições previstos no modelo de pesquisa) com os dados empíricos. Após a codificação, foi executada a categorização, que consiste na classificação e agrupamento do conteúdo de acordo com os critérios previamente definidos (Bardin, 2009). Foram estabelecidas categorias a priori relacionadas ao objetivo desta etapa, que é analisar o papel da capacidade de gestão da informação na capacidade de monetização de dados e a capacidade de monetização de dados no desempenho corporativo.

Portanto, a análise partiu das categorias relacionadas às variáveis desempenho corporativo; capacidades de monetização: 1) insights; 2) agilidade organizacional; e capacidade de gestão da informação: 1) enriquecimento dos dados; 2) capacidade



analítica; 3) capacidade técnica; e 4) governança dos dados. O software Nvivo1.5.1 foi utilizado para apoiar no processo de construção dos códigos, temas e categorias.

Tabela 3

**Características dos entrevistados**

#	Cargo	Tipo de Empresa/Setor	Origem	
			Nativa Digital	Tradicional
E1	Analista de Dados	Plataforma de Transações financeiras	X	
E2	Head of IT	Serviços		X
E3	Global Social Media Marketing Senior Strategist	Tecnologia		X
E4	Analista de Mídias Sociais	Varejo		X
E5	Head of Data and Strategy	Educação		X
E6	Gestor de produto sênior	Serviços	X	
E7	Engenheiro de dados	Alimentos e Agronegócio		X
E8	Global eComm Analytics & BI	Tecnologia		X
E9	Head of Data Laboratories	Consultoria de Dados	X	
E10	Analista em Núcleo de estatística	Judiciário		X
E11	Cientista de Dados	Consultoria de Dados	X	
E12	Head of customer success	Consultoria B2B	X	
E13	Head of Data Laboratories	Consultoria de Dados	X	
E14	CEO	Plataforma de Serviços	X	
E15	Head of sales excellence	Tecnologia	X	
E16	Product Manager	Plataforma de serviços	X	
E17	Especialista em Marketing e Experiência do cliente	Agronegócio		X
E18	Gerente de Marketing	Saúde		X
E19	Gestor de Estratégia e novos negócios	Varejo		X
E20	CEO	Plataforma de Serviços	X	
E21	Engenheiro de Software	Tecnologia	X	
E22	Diretora de Marketing	Plataforma Servicos Advertising	X	
E23	Diretora de Vendas	Fintech	X	
E24	Head of Advanced Analytics	Telecom		X
E25	Consultor de Monetização de dados e novos negócios	Telecom		X
E26	Head of Data	Tecnologia	X	
E27	CEO	Plataforma de serviços multicanal de big data	X	
E28	CEO	Plataforma de serviços	X	
E29	Diretor de Transformação Digital e Monetização	Telecom		X

Destaca-se que embora tenham surgido novas categorias, elas não se referiram a novas capacidades e para este estudo não foram consideradas, podendo ser melhor analisadas em estudos futuros, já que o objetivo deste artigo foi verificar as relações do modelo proposto, e os novos constructos, nesse sentido, não agregariam valor ao estudo. Foram selecionadas algumas evidências para ilustrar cada categoria de análise, cujos resultados são apresentados a seguir.

### 3.5 ANÁLISE DOS DADOS E RESULTADOS

Esta seção apresenta os resultados da análise das entrevistas. Para cada categoria, uma tabela é apresentada com as evidências que visam verificar as relações estabelecidas no modelo de pesquisa.

#### 3.5.1 Capacidade de Gestão da Informação (CGI)

##### **3.5.1.1 Enriquecimento dos Dados**

Os resultados das observações dos entrevistados sugerem que as organizações estão lidando cada vez mais com diferentes fontes de dados para geração de *insights* para os negócios. De acordo com Raffoni et al. (2018), reunir múltiplas e variadas fontes de dados pode promover o compartilhamento e a discussão de informações em toda a organização. As evidências apresentadas na Tabela 4 confirmam o enriquecimento dos dados como uma importante capacidade para tratar, transformar, limpar ou organizar os dados a partir de várias fontes (internas/externas). Assim, o enriquecimento de dados oportuniza às organizações obterem *insights* orientados por dados.

A relação entre enriquecimento dos dados e *insights* fica evidente nas declarações do Entrevistado 24 (*Head of Advanced Analytics*), ao mencionar que o dado precisa ser preparado de alguma forma para gerar o *insight*, e Entrevistado 2 (*Head of IT*), ao destacar que a combinação dos dados é uma etapa relevante para geração de *insights*. De acordo com o Entrevistado 21 (Engenheiro de Software), a qualidade da informação do *insight* está diretamente relacionada com a qualidade do dado e a quantidade de informação que você consegue correlacionar. Assim, os dados ruins, não qualificados e não estruturados adequadamente - irão

inevitavelmente gerar *insights* ineficientes. A Tabela 4 destaca evidências que dão suporte para a proposição P1.

Tabela 4  
Evidências de Enriquecimento dos Dados

Proposição	Entrevistado	Evidência
<p><b>P1:</b> O enriquecimento dos dados está relacionado à capacidade para gerar <i>insights</i></p>	<b>E23</b>	A gente trabalha com dados alternativos para desenvolver soluções, então é exatamente essa visão de complementar os dados, de ter outras fontes alternativas de dados para que a gente enriqueça a tomada de decisão [...] seja para fazer uma segmentação, seja para desenhar um produto, ou seja, para aprovar um crédito. [...] Hoje, eu tenho alguns clientes que trabalham com várias fontes de dados e um deles - um banco digital grande - para montar o modelo de decisão de crédito, ele usa mais de 15 fontes de dados - ainda que tenha redundância. Porque até a redundância é boa, porque então confirma, sabe? [...] Então, hoje, quando você vai fazer um pedido de crédito, já tem mais de 200 fontes de dados. [...] e as possibilidades de modular isso são diversas.
	<b>E16</b>	A gente tem os dados de oferta, demanda, localização, dados públicos, socioeconômicos, parceiros, fornecedores, onde nós juntamos com as áreas de economia, ciência de dados e com os dados de inteligência de mercado (especialistas do mercado). Aí junta com tecnologia, junta com o produto e a gente cria a visão da plataforma com os produtos. Então, essas são as nossas bases, os nossos dados, de onde se geram os produtos e os tipos de dados que são combinados.
	<b>E2</b>	Nós vinculamos os dados com informações que tem no ERP ou informações que tem no cadastro nacional de clientes, aí a gente combina [...] Então, essa parte de combinação dos dados é uma etapa relevante para geração de <i>insights</i> .
	<b>E21</b>	A qualidade da informação que você retira do <i>insight</i> , ela está diretamente relacionada, não só com a qualidade do dado, mas também com a quantidade de informação que você consegue correlacionar.
	<b>E24</b>	A gente tem, aqui, um processo que é dividido em três pilares. Dentro do enriquecimento, a gente tem a coleta do dado, que é super relevante, porque as vezes é mais difícil coletar esse dado e armazenar do que qualquer outra coisa, até mesmo do que fazer análise... em muitos negócios, o dado é pouco acessível ou não existe. A segunda coisa é a preparação do dado. Para o cara que vai gerar o <i>insight</i> , esse dado precisa estar preparado de alguma forma. E a terceira coisa é ter um dado produtivo.

### 3.5.1.2 Capacidade Analítica

A capacidade analítica tem chamado cada vez mais a atenção de profissionais e acadêmicos (Srinivasan & Swink, 2018). De fato, as empresas têm promovido cada vez mais o uso da capacidade analítica como forma de gerar os *insights* úteis que irão

proporcionar competitividade e ganho de desempenho organizacional (Laguir et al., 2022; Jha et al., 2020; Ghasemaghahi & Calic, 2019; Awan et al., 2020).

No entanto, embora o BDA seja capaz de extrair informações significativas sobre as atividades das organizações para alcançar a máxima utilização de recursos (Gupta et al., 2019), ainda não está claro na literatura como melhorar produtos e processos existentes por meio de *insights* analíticos orientados por dados (Ghasemaghahi & Calic, 2019; Garmaki et al., 2023). Nesse sentido, o Entrevistado 19 (Gestor de Estratégia e novos negócios) menciona que uma das competências em que sua empresa precisa evoluir é a analítica e, para isso, foi estruturada recentemente uma área de *analytics* com o objetivo de gerar valor e monetizar os dados externamente, gerando valor para a companhia e para o ecossistema.

Complementarmente, o Entrevistado E1 (Analista de Dados) destaca a importância do profissional com perfil analítico que irá conectar a área técnica com a área de negócios para geração do *insight* e evidencia que este perfil de profissional é muito valorizado no mercado de trabalho. Conforme aponta o Entrevistado 21 (Engenheiro de *Software*), é muito importante que a empresa consiga juntar perfis diferentes e formar um time heterogêneo de *analytics*. Para o Entrevistado E11 (Cientista de Dados), a cultura analítica nas organizações está relacionada a profissionais que saibam ler um dado, saibam consumir uma informação e saibam fazer cruzamentos de dados. Não está relacionada necessariamente a comprar ferramentas ou contratar profissionais super *seniors*. Desta forma, torna-se cada vez mais importante que todos os profissionais do negócio, independente da área (marketing, produção, logística) desenvolvam uma mentalidade mais analítica (E13 - *Head of Data Laboratories*). A Tabela 5 destaca evidências que dão suporte para a proposição P2.

Tabela 5  
Evidências de Capacidade Analítica

Proposição	Entrevistado	Evidência
<b>P2: A capacidade Analítica está relacionada à capacidade para gerar insights</b>	<b>E1</b>	O que a empresa faz é que ela tem pequenos <i>squads</i> dentro de cada BU ( <i>business unit</i> ) com pessoas que tem esses <i>skills</i> mais analíticos, <i>hard skills</i> que chamam. Então, eu busco traduzir esses dados mais para a linguagem do time de negócios para geração de <i>insights</i> . O cara técnico, ele pensa na ferramenta. Ele pensa em qual é o software, qual é a linguagem de programação. Um pensa muito em ferramenta e o outro pensa muito no negócio, né? Eles não se conversam e aí que acho que está o meu diferencial como profissional. [...] Eu consigo fazer esse <i>match</i> e falar tanto com o pessoal de negócios e entender o que eles precisam fazer, como também consigo ir lá no cara da TI - que é aquela imagem que o pessoal tem do nerdzinho - e eu consigo falar com esse cara também. Esse tipo de profissional, que conecta isso bem, que conhece da operação, do <i>business</i> , mas também tem esses <i>skills</i> mais analíticos e não somente técnico... esse cara, ele é muito valorizado hoje em dia no mercado; porque não adianta eu saber SQL, porque o SQL é só uma ferramenta. Eu preciso saber o que eu quero, o que eu quero medir.
	<b>E11</b>	A cultura analítica está relacionada a profissionais saberem ler um dado, saberem consumir uma informação, saberem fazer cruzamentos de dados. Não está relacionada necessariamente a comprar ferramentas, contratar profissionais super sênior.
	<b>E13</b>	É importante que todos os profissionais do negócio, independente da área (marketing, produção, Logística) tenham essa mentalidade mais analítica.
	<b>E19</b>	Uma das trilhas ou competências que a gente precisa evoluir é a analítica. Então, em um primeiro momento, não temos o objetivo de gerar valor ou de monetizar os dados externamente, porém gerar valor para a companhia e para o ecossistema. E, para isso, a gente estruturou aqui uma área de <i>analytics</i> .
	<b>E21</b>	É muito importante que a empresa que está desenvolvendo algo nesse caminho de <i>analytics</i> e de data, que ela consiga juntar perfis diferentes, com capacidades analíticas. Não necessariamente precisa ser na mesma pessoa, mas esse time precisa ser heterogêneo e compor esses papéis. É importante ter um tradutor de dados que é aquela pessoa que consegue traduzir o que é uma informação de negócio para dentro do time, então ela consegue traduzir o que o CIO, o que o diretor de vendas e marketing está propondo e traduzir isso para uma linguagem um pouco mais técnica.

### 3.5.1.3 Capacidade Técnica

De acordo com Gupta e George (2016), as habilidades técnicas de tratamento de *big data* referem-se ao *know-how* necessário para usar novas formas de tecnologia

para extrair inteligência dos dados. Para Najjar e Kettinger (2013), empresas que têm os dados e o *know-how* para usá-los corretamente, terão vantagem na era do *big data*.

Algumas dessas habilidades incluem aprendizado de máquina, extração e coleta de dados, armazenagem, recuperação e compreensão de paradigmas de programação (Davenport, 2014; Gupta & George, 2016; Najjar & Kettinger, 2013). O Entrevistado E1 (Analista de Dados) destacou a carência dos profissionais de negócios, seja do comercial, contábil, seja de produção, com *skills* mais técnicos, como por exemplo o SQL. O entrevistado relatou que faz uso da ferramenta no processo de busca e manipulação dos dados para auxiliar o time de negócios na geração de *insights*. Para o Entrevistado E15 (*Head of Sales Excellence*), as iniciativas de monetização não estão maduras em seus processos de monetização porque o grande gargalo das empresas, hoje, são os *skills* técnicos e analíticos.

No estudo de Mikalef et al. (2017), as habilidades técnicas foram consideradas como um dos recursos mais importantes e difíceis de serem adquiridos. Para o Entrevistado E23 (Diretora de Vendas), as organizações devem ter um bom time de cientistas de dados, capazes de minerar bem o dado e usar técnicas para tirar o maior valor, assim como um bom time técnico de engenharia, capaz de fazer o *streamline* [agilizar esse processo] e o *pipeline* de dados [série de etapas de processamento para preparar dados para análise] fluir (E13 *Head of Data Laboratories*). A Tabela 6 destaca evidências que dão suporte para a proposição P3.

Tabela 6  
Evidências de Capacidade Técnica

Proposição	Entrevistado	Evidência
P3: A capacidade técnica está relacionada à capacidade para gerar insights	E1	...eu percebo muito que o pessoal de negócios, seja das mais variadas áreas (comercial, contábil, pessoal de produção...), tem muita carência desses skills mais técnicos, de mexer com o SQL. Falando de habilidades mais técnicas, eu destaco como mais importante pelo fato de estar trabalhando com informações internas, o uso do SQL. O SQL é o principal. Mas a forma de visualização, falando mais para o usuário (que é o time de negócios), não é muito agradável e não é muito bom. Então, o que a gente faz é integrar esses dados, levar esses dados que a gente busca de um banco de dados com o SQL e levar para uma ferramenta que a gente chama de data visualization, por exemplo, Tableau, tem Power bi e tem o QlikView. Que daí já tem uma interface mais amigável para o pessoal de negócio. As informações que eu busco lá no banco de dados, faço toda manipulação que eu preciso e traduzo esses dados mais para a linguagem do time de negócios para geração de <i>insights</i> .
	E13	Quando a gente fala de monetização de dados, uma característica que precisa ser desenvolvida é a capacidade técnica. Tu precisas ter um time técnico de engenharia, capaz de fazer o <i>streamline</i> e o <i>pipeline</i> de dados fluir.
	E15	A gente vê que falta um pouco do conhecimento técnico para poder levar essas iniciativas adiante. Até, talvez, por isso que as iniciativas ainda não estão tão maduras. Então, realmente eu vejo como um grande gargalo, hoje, os <i>skills</i> técnico e analítico.
	E20	Você precisa do que o pessoal chama de engenheiro de dados, que é um cara que entende mais por ser da computação. Esse cara tende a ter mais experiência em bancos de dados, por exemplo, lidar com bases. Esse cara é super importante, porque ele entende de estruturar a informação, repará-la e conseguir lidar com os perrengues que têm na informação.
	E23	Então, sem dúvida, hoje, a gente tem mais da metade da empresa com cientistas de dados. Você tem que ter um time bom para fazer isso. Um time que vai saber minerar bem o dado, um time que vai saber usar as técnicas para tirar o maior valor, então, isso é <i>core</i> ... isso é a primeira parte.

### 3.5.1.4 Governança dos Dados

De acordo com Mikalef et al. (2020a), um componente importante do desenvolvimento da capacidade organizacional é poder acessar, utilizar e transformar os dados brutos em informações valiosas. No entanto, isso exige estruturas, procedimentos e funções bem estabelecidas, que permitam o fluxo dos dados, levando em consideração aspectos de segurança, privacidade e ética. Nesse sentido,

Tallon et al. (2013) enfatizam a importância do papel da governança na era do *big data*.

Para o Entrevistado E21 (Engenheiro de *Software*), se as organizações têm uma estrutura de governança, os dados serão melhor analisados e terão melhor qualidade. O entrevistado destacou que a falta de governança é motivo de muitos projetos de dados falharem nas organizações. De acordo com o Entrevistado E15 (*Head of Sales Excellence*), atualmente, poucas empresas estão bem estruturadas com processos bem claros de governança. As que estão são aquelas mais maduras digitalmente ou as que já nasceram no digital. As empresas tradicionais ainda estão imaturas e isso irá refletir na qualidade dos dados que serão usados para geração de *insights* para o negócio.

Complementarmente, o entendimento limitado da regulamentação sobre privacidade de dados torna-se uma barreira para a monetização (Mendonça, 2021). A segurança de dados impõe restrições e riscos significativos ao tipo de modelo de negócios que uma empresa pode usar no processo de monetização (Parvinen et al. 2020) e autorização, acesso, auditoria e criptografia tornam-se fatores relevantes quando uma empresa lida com dados confidenciais (Yousif, 2015). Embora as leis e regulamentações de privacidade de dados imponham limites aos dados que as empresas podem coletar e explorar, elas também esclarecem as regras de uso para todos (Parvinen et al. 2020). Para o entrevistado E12 (*Head of Customer Success*), a LGPD (Lei Geral de Proteção de Dados) coloca limites claros e tenta educar o mercado e as pessoas a refletirem sobre o uso ético dos dados, sejam eles sensíveis, ou não, no desenvolvimento de novas aplicações. Dessa forma, a lei precisa ser vista como um caminho para o uso ético e sustentável dos dados dos usuários e as organizações devem aproveitá-la para identificar como monetizar os dados por meio de seu uso adequado (Mendonça, 2021). A Tabela 7 destaca evidências que dão suporte para a proposição P4.



Tabela 7  
Evidências de Governança dos dados

Proposição	Entrevistado	Evidência
<p><b>P4:</b> A governança dos dados está relacionada à capacidade de gerar insights</p>	<b>E12</b>	A LGPD coloca limites claros e tenta educar o mercado, as pessoas a refletirem sobre como é ético ou não usar dados de redes sociais ou dados pessoais, sejam eles sensíveis ou não, em desenvolvimento de novas aplicações, especialmente quando você planeja usá-los de maneiras distintas das que foram consentidas.
	<b>E15</b>	Eu vejo poucas empresas realmente bem estruturadas com governança, com processos bem claros. As que estão são tipicamente aquelas mais maduras digitalmente ou as que já nasceram no digital. Então, essas sim mostram um pouco mais de maturidade nesse sentido. As tradicionais, a gente vê ainda bem imaturas. E isso irá refletir nos dados que as empresas vão usar para gerar seus <i>insights</i> , é o tal do lixo <i>in</i> , lixo <i>out</i> , tem muito disso.
	<b>E19</b>	Hoje, eu vejo que a LGPD não é uma barreira para o uso dos dados e monetização. Eu acho que é uma barreira para as empresas que querem encontrar atalhos. Quem quer fazer a coisa de forma estruturada, da maneira correta é até uma oportunidade. Com a LGPD, se for bem aplicado, porque a gente ainda não viu a total aplicação da LGPD, ela vai evitar que se tenha mau uso das informações.
	<b>E21</b>	Eu diria que não só é fundamental como o meu maior aprendizado, nesses últimos anos de engenharia de dados foi que se eu fosse começar uma nova plataforma hoje, eu não começaria construindo o armazenamento e o processamento do dado, mas eu começaria estruturando a informação; estruturando algo que pudesse fazer a gestão desse dado para mim. Esse foi um dos maiores aprendizados. [...] Quando a gente fala de prioridades, a gente fala que a empresa precisa gerar valor, ela precisa receita e muitas vezes a governança não implica em receita diretamente, então, eu precisava de alguma forma traduzir que aquele projeto que eu precisava executar de governança ia gerar receita lá no final. Porque se eu tenho uma governança melhor, eu tenho pessoas que conseguem analisar o dado de maneira mais adequada, elas conseguem vislumbrar o que está faltando, o que precisa ser feito e assim vou ter mais qualidade no meu dado e consigo fazer a validação da qualidade do meu dado. Enfim, esse é até um ponto interessante do porque muitos projetos de dados falham. Então, se eu fosse começar hoje o projeto, com certeza eu começaria já com algo minimamente estruturado para a governança. Já com relação à lei geral de proteção de dados (LGPD), GDPR...eu não acho que isso limita na análise. Eu acho que existem estratégias diversas para você conseguir fazer análises de uma forma tão boa quanto se não existissem essas leis.
	<b>E29</b>	Nós utilizamos a informação agregada, totalmente anonimizada, não existe a menor possibilidade de ter a reversão disso. Então, como eu falei, o primeiro requisito é a LGPD e a gente é compliance com isso. Então, a gente tem trabalhado muito com a TI nessa camada de governança e enriquecimento dos dados, e vamos fazer continuamente para conseguir gerar valor.

### 3.5.2 Capacidade de Monetização de Dados

### **3.5.2.1 Capacidade para gerar insights**

Obter *insights* de negócios por meio da análise de grandes volumes de dados está se tornando uma necessidade para as empresas (Gunasekaran et al., 2017). Estudos apontam que deve haver uma melhor compreensão do impacto do *big data* na geração de *insights* orientados por dados (Chen, Schütz, Kazman, & Matthes, 2017), já que a geração de *insights* é o objetivo final da análise de dados (Ghasemaghaei, Ebrahimi, & Hassanein, 2016; Tan et al., 2015).

A geração de *insights* é considerada uma capacidade da empresa que permite que os tomadores de decisão descubram deficiências na empresa e explorem oportunidades de mercado emergentes (Ghasemaghaei, 2019b; Ghasemaghaei & Calic, 2019). Nesse sentido, o Entrevistado E1, analista de dados em plataforma de serviços financeiros, afirma ser capaz de identificar oportunidades para a empresa olhando para os dados; corrigindo e impulsionando frentes de negócios. No contexto da análise de dados, as empresas podem obter *insights* orientados por dados descobrindo padrões em dados históricos, como variações nas vendas de diferentes produtos e preferências de compra dos clientes (Ghasemaghaei & Calic, 2019). No entanto, para o entrevistado E22 (Diretora de Marketing), a visão do negócio é essencial neste processo. O entrevistado E1 aponta que a habilidade de conhecer o negócio pode ser tão ou mais difícil que a capacidade técnica, já que exige vivência, conhecimento da operação e do negócio da empresa.

Os resultados das observações dos entrevistados sugerem que as organizações precisam cada vez mais de profissionais com capacidade para obter *insights* a partir dos dados, para que as organizações tenham agilidade nas suas ações e tomadas de decisões. De acordo com o Entrevistado E13 (Chefe de Laboratórios de cultura analítica), o mercado ainda está tratando como um problema técnico a falta de dados para monetização. No entanto, quando os dados estiverem estruturados, sem gerar *insights* e resultados, as empresas irão perceber a importância de aproximar os profissionais de dados das áreas de negócio para geração de insights para o negócio. A Tabela 8 destaca evidências que dão suporte para a proposição P5.

Tabela 8

**Evidências de Capacidade para gerar *insights* e agilidade organizacional**

Proposição	Entrevistado	Evidência
<p><b>P5:</b> A capacidade para gerar <i>insights</i> está relacionada à agilidade organizacional</p>	<b>E22</b>	Então, esse tipo de visão não era exatamente uma visão que meu engenheiro de dados tinha. Ele sabe muito de dados, ele conhece muito como conectar todas as bases, mas ele não sabia como mostrar esses dados para a gente tomar as decisões e aí para isso que vem esse casamento, sabe? Eu chego com a visão de negócio.
	<b>E1</b>	Eu trabalhei sempre extraíndo a informação, tanto interna quanto externa, e com esse viés de produzir valor para a empresa. Então, eu consigo identificar oportunidades para a empresa olhando os dados. Para ela corrigir algumas coisas ou impulsionar algumas frentes de negócios que não estão indo muito bem, que está indo aquém do esperado, para melhorar o resultado comercial. [...] Então, é um meio de traduzir para a linguagem do pessoal de negócios. E aí entra uma coisa muito importante que não é a habilidade técnica. Que é a habilidade de conhecer o negócio, sabe? E isso é tão ou mais difícil que o SQL, por exemplo. Porque isso tudo você não aprende fazendo um curso. Isso tu aprendes com a vivência, enfim, conhecendo a operação, conhecendo como são os produtos, como é o negócio da empresa, como é que a empresa opera, como é que ela gera receita. Enfim, isso é uma vivência que vai acumulando ao longo da carreira. [...] O trabalho que eu faço não aparece diretamente, mas é um impacto indireto.
	<b>E10</b>	...o meu desafio é justamente fazer esse link entre os dados brutos e gerar conhecimento, inteligência para a alta administração. É a grande dificuldade, na verdade, fazer esse link do dado de forma que ele gera inteligência, gere algum <i>insight</i> construtivo para quem toma a decisão. Então, essa comunicação entre os tomadores de decisão com os estatísticos é realmente muito desafiadora porque os tomadores de decisão não têm conhecimento, não têm afinidade, não têm esse dia a dia com os números.
	<b>E13</b>	Tem uma forma de monetização que é gerar valor para o negócio através da tomada de decisão; querer se tornar uma companhia mais <i>data driven</i> e, portanto, gera mais resultado, porque a tomada de decisão é mais apurada, tem mais sustentação para isso. [...] O mercado ainda está tratando como um problema técnico de falta de dados para monetização e no momento que os dados estiverem estruturados e não estiverem gerando resultado, porque não tem ninguém para olhar para isso, aí eles vão ter que revisar o processo de novo e começar a trazer isso mais para a área de negócio. A gente quer ter um processo melhor e com isso transformar essa questão de dados em uma moeda ou um conjunto que gere valor interno para a companhia.

Conforme aponta o Entrevistado E24 (*Head of advanced Analytics*) do setor de Telecom, nos projetos de *insights*, os profissionais de dados (*data translator*, engenheiro de dados) trabalham em parceria com a área de negócios para ter resultado. De acordo com o Entrevistado E18 (Gerente de Marketing) do setor de

saúde, os produtos de dados gerados para o mercado B2B (incorporadoras, imobiliárias, corretoras) geram receita para a empresa.

Para o Entrevistado E3 (*Global Social Media Marketing Senior Strategist*), os *insights* gerados a partir das análises de dados irão influenciar diretamente o desempenho da empresa e aquelas que hoje não consideram em sua estratégia a retroalimentação dos dados, é como se estivessem se colocando “em uma bolha com relação ao mercado”. Na visão do Entrevistado E17 (Especialista em Marketing e Experiência do cliente), a relação entre geração de *insights* com tomada de decisão e melhoria de desempenho deveria ser maior por parte das lideranças das empresas para geração de *insights* melhores, com maior retorno. A Tabela 9 destaca evidências que dão suporte para a proposição P6.

Tabela 9  
Evidências de Capacidade para gerar *insights* e Desempenho Corporativo

Proposição	Entrevistado	Evidência
<b>P6:</b> A capacidade para gerar <i>insights</i> está relacionada ao desempenho corporativo	E18	A gente consegue mensurar os ganhos; a gente consegue calcular o ROI das campanhas. Esses <i>insights</i> e as decisões que estão sendo tomadas baseadas em dados otimizam as campanhas e o marketing de performance.
	E16	Aí, a gente entrega para o mercado B2B (incorporadoras, imobiliárias, corretoras) os dados analíticos por web ou relatórios de consultoria. Qual é a troca de valor? Receita!
	E3	Sim, eu considero que os <i>insights</i> gerados a partir das análises de dados irão influenciar no final do dia. Na minha perspectiva, qualquer empresa que hoje não considera na sua estratégia esse tipo de informação e essa retroalimentação, é como se estivessem se colocando em uma bolha com relação ao mercado. Então, com certeza, é algo que influencia diretamente o desempenho da empresa
	E17	... a relação da geração de <i>insights</i> a partir dos dados com as tomadas de decisões e melhoria de desempenho poderia ser até maior. Poderia ter um pouco mais de procura da liderança para ter essas informações. Então, hoje, a empresa toma a decisão baseada em dados, mas poderia gerar <i>insights</i> melhores ou até ser um pouco mais complexas essas análises para ter um retorno maior.
	E21	A análise e o valor do <i>insight</i> está diretamente relacionado com o valor que você consegue tirar, porque você não consegue tirar o valor de um único silo. Você jamais vai conseguir isso. Você precisa trazer informação de outras fontes, de outros lugares para você compor um dado mais rico e, assim, aquele dado mais rico vai te trazer valor e vai te gerar <i>insight</i> .

### 3.5.2.2 Agilidade Organizacional

A Agilidade organizacional consiste em uma capacidade dinâmica que ajuda as organizações a reagirem rapidamente às mudanças do mercado (Mikalef & Pateli, 2017), tornando-se importante para a monetização e desempenho das organizações.

Conforme relatado pelo entrevistado E11 (Cientista de Dados), sua equipe de planejamento e estratégia do negócio já possuía visão clara de como os dados impactam na agilidade na tomada de decisões e no faturamento da organização. Na empresa do entrevistado E19 (Gestor de Estratégia e Novos Negócios), as novas estruturas baseadas em dados têm efeito direto na rentabilidade da empresa em função de novos negócios que são gerados ao transformar dados em ações. Segundo o entrevistado E1 (analista de dados), através dos *reports* gerados a partir dos dados, sua equipe de negócios direciona suas operações táticas. Nesse ambiente, o ciclo de projeto está mais curto em função da necessidade de responder rapidamente o mercado (entrevistado E23 - Diretora de Vendas em Fintech de Serviços Financeiros). Estas percepções estão alinhadas ao que a literatura destaca sobre agilidade, apontada por Medeiros e Maçada (2022) como a capacidade de empreender ações para perceber, aproveitar e responder às mudanças ambientais. Assim, os resultados deste estudo confirmam a relação existente entre agilidade e desempenho. Evidências são apresentadas na Tabela 10.

Tabela 10  
**Evidências de Agilidade Organizacional no Desempenho Corporativo**

Proposição	Entrevistado	Evidência
<b>P7:</b> <i>A agilidade organizacional está relacionada ao desempenho corporativo</i>	E15	As decisões nesse mercado são muito rápidas. Ele roda uma campanha e é coisa de uma semana, é coisa de um fim de semana, ou então ele tem que responder um negócio que apareceu no big Brother ontem e já faz uma campanha para amanhã. Então, eles têm que ser muito rápidos nesse meio e eles têm conseguido em função da ferramenta proporcionar isso.
	E1	Eu tenho lá um report onde eu mostro o desempenho de cada um dos nossos produtos. E eles pegam esse report e é o time de negócio que faz uma ação tática para recuperar isso. Esse pessoal de negócio não tem muito essa visão de dados, mas eles são bem orientados a dados. Eles sabem que eles têm um número lá, uma meta para bater e tudo mais, mas eles não conseguem visualizar isso, então, eu preciso dizer para eles que esse mês ele está mal ou esse mês tu tá bem, tá tranquilo. Eu preciso falar isso para eles, mostrar isso para eles através dos <i>reports</i> e aí eu influencio a operação tática, a ação tática deles (do pessoal de negócios) que desenvolvem e aplicam no mercado com base nas informações que eu forneço para eles.
	E11	O pessoal do planejamento, os estrategistas do negócio, eles já têm essa visão bem clara de como os dados irão impactar

		na agilidade na tomada de decisões e no faturamento da organização.
	E19	Um dos nossos pilares de atuação é o de inovação. Dentro dele, nós temos novas estruturas a serem desenvolvidas como o desenvolvimento da área de dados e criação da área de estratégia e novos negócios. Essas novas estruturas baseadas em dados irão ter um efeito direto na rentabilidade em função de novos negócios que serão gerados, transformando dados em ações.
	E23	Hoje, eu tenho um ciclo de projeto muito mais curto, muito pela questão de eu ter que responder rápido pela concorrência de cada um querendo ser mais rápido que o outro. Não existe mais um monopólio. Então, essa questão do tempo, da agilidade da resposta, as empresas precisam realmente se mexer. Então, eu vou ser fiel até onde aquela empresa tiver me dando resposta, tiver me atendendo e não tiver me enchendo mais do que eu preciso, porque senão, tchau. Então essa dinâmica precisa saber ler essas questões. Em que momento está indo para o <i>churn</i> (métrica que indica o número de clientes que cancelam em determinado período de tempo)? Tá, o cara sumiu, ele vai cancelar, deixa eu ver, deixa eu entender. Então, isso tudo é outra dinâmica, hoje a coisa é mais rápida.

### 3.5.3 Relação entre CGI e Capacidade de Monetização de Dados

A capacidade de gestão da informação é considerada uma capacidade organizacional de utilizar recursos valiosos em combinação com outros recursos para o desenvolvimento de tarefas (Javenpaa & Leidner, 1998; Kettinger & Marchand, 2011). Assim, verificou-se que as observações dos entrevistados confirmam a relação entre capacidade de gestão da informação e capacidade de monetização de dados. Isso fica destacado na fala do Entrevistado E19 - Gestor de Estratégia e novos negócios de uma grande rede de varejo - que mencionou que para geração de *insights* são necessárias três grandes competências: de negócio, *analytics* e de dados. Essas três competências destacadas pelo entrevistado estão relacionadas às capacidades de gestão da informação e capacidades de monetização descritas neste estudo.

A capacidade de gestão da informação permite que as empresas obtenham valor a partir de seus dados para melhoria do desempenho dos negócios (Mithas et al., 2020). Assim, as empresas que gerenciam suas informações efetivamente são capazes de converter seus dados em *insights* de negócios (Kettinger et al., 2021). No entanto, o entrevistado E5 (*Head of data and Strategy*) destaca que o processo de geração de *insights* para monetização não é um trabalho de uma única área, mas, sim, um trabalho interdisciplinar. O entrevistado E26 (*Head of Data*) sugere a união de engenheiros de dados e cientistas com as áreas de negócio, pois profissionais com

formações diferentes, culturas diferentes e diferentes ideias possibilitam a monetização de dados.

Neste processo, faz-se necessário identificar o que os dados podem gerar de inteligência e o que pode ser monetizado através de produtos de dados (entrevistado E16 - *Product Manager*). Atualmente, diversas empresas desenvolvem e comercializam serviços baseados em dados, como é o caso da indústria automotiva. Com a crescente conexão dos veículos, as empresas do setor estão aproveitando os dados coletados para gerar valor por meio de novos modelos de negócios, como sugestões de estilo de condução e soluções de gestão de frotas (Sterk et al., 2022). A Tabela 11 destaca evidências que dão suporte para a relação entre CGI e Capacidade de Monetização de Dados.

Tabela 11  
**Evidências da relação entre CGI e Capacidade de Monetização de Dados**

Relação	Entrevistado	Evidência
<b>CGI e Capacidade de Monetização de Dados</b>	E19	São três grandes competências: de negócio, analytics e de dados. E tem que fazê-las trabalharem em conjunto. Acho que essas são as três competências que estão fervendo e que irão emergir. E são formações diferentes, são perfis diferentes, formas de comunicação diversas também. Então, é muito interessante de ver funcionando para gerar <i>insights</i> .
	E13	Em um processo de monetização, por exemplo, tu podes pegar essa camada de dados que tem valor e utilizar isso e transformar em alguma coisa que pode atingir o mercado de alguma forma e essa camada que não tem um valor, tu podes transformar isso em uma transação de monetização direta.
	E16	A cultura com relação a dados aqui é muito madura. Aqui, o investimento é muito forte nesse sentido e eu nunca vi nada igual. Inclusive, para 2022, nós declaramos dados como um Pilar estratégico. Então, a gente busca identificar o que os dados podem gerar de inteligência para o próprio negócio, para reverter para o próprio <i>core</i> e o que que pode ser monetizado também, gerando produtos de dados.
	E26	Então, se tu pegares bons engenheiros de dados, bons cientistas, com pessoas com cabeça de negócio, aí tu consegues antecipar a decisão do dado e inclusive saber que dado tu precisas para antecipar a decisão de negócio. Então, esse é o enredo, é misturar pessoas de formações diferentes, com culturas diferentes, com ideias diferentes, mas com muito conhecimento sobre o que elas estão fazendo.
	E5	E há uma outra questão que eu quero trazer aqui, que isso não é um trabalho de uma área, mas sim um trabalho interdisciplinar.

### 3.5.4 Relação entre Capacidade de Monetização de Dados e Desempenho

De acordo com Ghasemaghaei (2021), os benefícios econômicos gerados pelo uso de *big data* podem melhorar o desempenho da empresa e a monetização de dados tem se mostrado um dos mais viáveis meios de obtenção de lucros em diversas indústrias (Sterk et al., 2022). Assim, os resultados das observações dos entrevistados confirmam a relação entre capacidade de monetização de dados e desempenho corporativo. Isso fica evidenciado na fala do entrevistado E15, *Head of sales excellence* de uma empresa multinacional de serviços online e software, que destacou que em um de seus projetos de monetização de dados, com um cliente do segmento de eletrônicos, conseguiram aumentar em 93% a base de clientes e reduziram o custo de aquisição de novos clientes em 30%. No entanto, é difícil mensurar todo o retorno que se tem dos dados.

Com base na RBV, a capacidade de uma empresa de gerar valor a partir dos dados pode ter um impacto positivo no desempenho da empresa (Wamba et al., 2017). Nesse sentido, o entrevistado E9 (*Head of Laboratories*) destaca que o objetivo principal é conseguir que as pessoas acessem os dados e consigam transformá-los em valor. Segundo ele, não necessariamente um valor financeiro de monetização direta, mas a melhoria de processos internos. O retorno normalmente não irá aparecer no DRE da empresa, por exemplo, mas irá gerar um impacto indireto no desempenho (entrevistado E1 – Analista de dados). Além disso, o entrevistado E9 (*Head of Laboratories*) destaca que existem três objetivos centrais no processo de monetização: trazer automação para o processo interno, melhorar a performance do negócio ou trazer inovação para a empresa. A Tabela 12 destaca evidências que dão suporte para a relação entre Capacidade de Monetização de Dados e Desempenho corporativo.



Tabela 12

### Evidências da relação entre Capacidade de Monetização de Dados e Desempenho Corporativo

Relação	Entrevistado	Evidência
Capacidade de Monetização de Dados e Desempenho	E15	A gente consegue perceber que teve ganhos bem interessantes em alguns clientes. Por exemplo, um cliente do segmento de eletrônicos aqui no Brasil que a gente fez esse projeto de <i>onboarding</i> de dados de CRM para eles, eles aumentaram em 93% a base de clientes e reduziram o custo de aquisição de novos clientes em 30%. Então, são resultados diretamente mensurados. Isso tem muito valor, mas é difícil de medir tudo. É possível, mas é muito difícil da gente mensurar os dados. Eu tenho uma área aqui que, vamos supor, tem 10 economistas, 10 cientistas de dados, mais gerentes de produto, então, tem uma estrutura e para saber quanto que essa área está gerando, você tem que medir como um todo. A gente sabe que tem o resultado para o negócio, mas medir toda essa área, o quanto ela está gerando constantemente é uma coisa difícil.
	E9	O nosso objetivo principal é conseguir que as pessoas realmente acessem os dados e consigam transformar ele em valor. Não é necessariamente um valor financeiro de conseguir monetizar aquilo, mas é a melhoria de processo que você vai trazer, é uma melhora na tomada de decisão, já que as pessoas estão se baseando nos dados e não no <i>feeling</i> para tomar uma decisão.
	E1	Então, eu consigo identificar oportunidades para a empresa olhando os dados. Para ela corrigir algumas coisas ou impulsionar alguma frente de negócios que não está indo muito bem, que está indo aquém do esperado, para melhorar o resultado comercial. Eu não chego a olhar assim, tanto o lado de DRE, despesas, receitas, custos. Eu auxilio na operação comercial. Eu digo para eles, dentro de todos os produtos que a gente tem, onde que a gente está bem, onde quem está indo mal e onde que a gente pode ir para alavancar o resultado e, isso, influencia diretamente no desempenho. Porque eles vão fazer uma ação comercial lá e isso vai trazer mais receita, vai trazer mais lucratividade, dependendo dos KPIs, pode trazer mais usuários ativos, mas isso não aparece lá no DRE, por exemplo. O trabalho que eu fiz não aparece diretamente, mas é um impacto indireto.
	E18	A gente consegue mensurar os ganhos; a gente consegue calcular o ROI das campanhas. Esses <i>insights</i> e as decisões que estão sendo tomadas, elas otimizam as campanhas e o marketing de performance e tudo isso baseado em dados. Então, acho que a gente está bem equipado, digamos assim, porque isso vai afetar diretamente a performance das campanhas.
	E9	A gente recebe muito perguntas de o quanto que esse projeto, ou quanto que esse produto vai me trazer de retorno, tipo um ROI da cultura analítica, da ciência de dados, mas é muito difícil falar isso porque não adianta implementar o melhor produto, a melhor solução se as pessoas dentro da sua empresa não estão usando aquilo. O resultado que a empresa quer alcançar é ter uma melhora de performance ou performar melhor o produto ou o processo, ou trazer inovação para a sua empresa... então, eu quero desenvolver um produto novo e tô captando ali um movimento do mercado ou

		uma demanda dos meus clientes que eu não estou conseguindo atender, ou eu consigo trazer automação para o meu processo. Então, ou eu estou melhorando a minha performance ou eu estou trazendo essa automação para o meu processo ou eu vou trazer uma inovação. [...] às vezes a empresa quer tudo, quer inovação, quer performance e quer melhorar ali o processo também, trazer automação.
--	--	---

Ao término do estudo, foi realizada uma análise do número de codificações dos respondentes por constructo (Tabela 13), e constatou-se que não houve uma predominância de um único setor nas evidências coletadas. Foi observado que tanto os respondentes de organizações nativas digitais quanto os de organizações tradicionais que passaram por transformações ao longo dos anos apresentaram um alto número de evidências relacionadas aos constructos analisados. Além disso, verificou-se que os cargos dos profissionais que mencionaram o maior número de evidências foram variados, incluindo analistas, gerentes, consultores e diretores. Esses resultados evidenciam a relevância e a abrangência dos constructos investigados, bem como a diversidade de perspectivas e experiências dos profissionais envolvidos no contexto organizacional.

Tabela 13

**Resumo da codificação dos respondentes com maior cobertura por constructo**

Constructos	nº de referências codificadas	nº de entrevistados codificados	respondentes com maior cobertura	Setor	Tipo
Enriquecimento dos Dados	97	26	17% E28 CEO	Plataforma de Serviços	Digital
			16% E2 Head of IT	Serviços	Tradicional
			15% E4 Analista de Mídias Sociais	Varejo	Tradicional
			28% E3 Global Social Media Marketing Senior Strategist	Tecnologia	Tradicional
Capacidade Analítica	119	27	21% E19 Gestor de Estratégia e novos negócios	Varejo	Tradicional
			19% E9 Head of Data Laboratories	Consultoria de Dados	Digital
Capacidade Técnica	114	24	19% E1 Analista de Dados	Plataforma Transações financeiras	Digital

			17% E15 <i>Head of sales excellence</i>	Tecnologia	Digital
			16% E5 <i>Head of Data and Strategy</i>	Educação	Tradicional
			31% E2 <i>Head of IT</i>	Serviços	Tradicional
<b>Governança dos Dados</b>	113	27	20% E25 Consultor de Monetização de dados e novos negócios	Telecom	Tradicional
			17% E9 <i>Head of Data Laboratories</i>	Consultoria de Dados	Digital
			26% E19 Gestor de Estratégia e novos negócios	Varejo	Tradicional
<b>Insights</b>	154	27	24% E24 <i>Head of Advanced Analytics</i>	Telecom	Tradicional
			22% E15 <i>Head of sales excellence</i>	Tecnologia	Digital
			14% E9 <i>Head of Data Laboratories</i>	Consultoria de Dados	Digital
<b>Agilidade Organizacional</b>	92	26	13% E24 <i>Head of Advanced Analytics</i>	Telecom	Tradicional
			12% E23 Diretora de Vendas	Fintech	Digital
			22% E8 <i>Global eComm Analytics &amp; BI</i>	Tecnologia	Tradicional
<b>Desempenho Corporativo</b>	58	22	19% E3 <i>Global Social Media Marketing Senior Strategist</i>	Tecnologia	Tradicional
			17% E7 Engenheiro de dados	Alimentos e Agronegócio	Tradicional

### 3.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A literatura de SI aponta que as organizações que desejam monetizar dados com sucesso precisam construir e consolidar capacidades e habilidades de ciência de dados. No entanto, apesar da importância de converter os dados e o conhecimento em *insights* de negócios, não foram encontrados modelos empíricos relacionados à

capacidade de monetização de dados na literatura acadêmica. Assim, este estudo buscou apresentar a importância das capacidades de monetização de dados para melhorar o desempenho dos negócios. A partir do modelo multidimensional desenvolvido com base em uma RSL, foi realizada uma análise qualitativa com 29 entrevistados com o objetivo de papel das relações entre capacidade de gestão da informação, capacidade de monetização e desempenho corporativo.<sup>3</sup>

Os resultados das análises realizadas pelos entrevistados destacaram a relevância da combinação de fatores como o Enriquecimento de Dados, a Capacidade Analítica, a Capacidade Técnica e a Governança de Dados na construção da Capacidade de Gestão da Informação. Essa evidência empírica solidifica o construto da "Capacidade de Gestão da Informação" e suas respectivas subdimensões, validando empiricamente a importância desses elementos na capacidade das organizações de gerir eficazmente suas informações. As declarações dos entrevistados destacaram de maneira consistente a importância da utilização de diversas fontes de dados, bem como questões relacionadas à segurança dos dados e ao entendimento tanto técnico quanto dos negócios. Eles enfatizaram que esses elementos são essenciais para gerar *insights* valiosos a partir dos dados coletados.

Além disso, de forma complementar, os entrevistados validaram o constructo "Capacidade de Monetização". Eles ressaltaram a relevância do conhecimento do negócio para a geração de *insights* e também destacaram a importância da agilidade para responder de forma rápida às mudanças do mercado. Isso reforça a importância desse constructo na capacidade das organizações de monetizar eficazmente seus dados. É fundamental agregar informações de diversas fontes e contextos para enriquecer os dados, resultando em *insights* mais valiosos. Essa abordagem reforça a importância da combinação de dados variados para gerar valor e *insights* que impulsionem o processo de monetização de dados e o aprimoramento do desempenho corporativo.

Por meio das percepções compartilhadas pelos entrevistados, foi possível identificar que a maioria das organizações enfrenta desafios ao tentar mensurar o valor dos dados e os resultados que esses dados podem gerar para a organização. Essa dificuldade em quantificar o impacto dos dados é evidenciada como um

---

<sup>3</sup>: Este artigo encontra-se atualmente em processo de revisão no periódico científico *Journal of Enterprise Information Management*.

problema recorrente. Além disso, ficou claro que existe uma significativa lacuna de comunicação e colaboração entre as áreas de dados e as áreas de negócio. Nas discussões entre profissionais de dados, a importância de gerar valor a partir das informações coletadas e a busca por maneiras de mensurar esse valor têm se tornado cada vez mais frequentes.

No entanto, também foi destacado pelos entrevistados que a agilidade organizacional desempenha um papel crucial na obtenção de valor a partir dos dados. A capacidade de responder rapidamente às mudanças do mercado e de adaptar estratégias com base nas percepções extraídas dos dados se mostrou vital para o sucesso da monetização dos ativos de dados. A agilidade permite que as organizações identifiquem oportunidades e antecipem desafios, tornando-se mais competitivas e orientadas para resultados. Essa ênfase na agilidade organizacional reforça a necessidade de um alinhamento contínuo entre as áreas de negócio e as equipes de dados, a fim de garantir que os *insights* gerados se transformem em ações efetivas que impulsionem o desempenho corporativo.

Nesse sentido, pode-se inferir que a combinação destes fatores é necessária para que ocorra o processo de monetização de dados dentro das organizações e, conseqüentemente, ganho de desempenho do negócio. Essa intersecção entre a capacidade de gestão da informação, a habilidade de monetização e a agilidade organizacional cria uma sinergia fundamental para que os dados se transformem em *insights* valiosos, impulsionando a tomada de decisões informadas e o desenvolvimento de estratégias eficazes. À medida que as organizações reconhecem e incorporam essas capacidades em sua abordagem de gestão de dados, estarão melhor preparadas para enfrentar os desafios e oportunidades da economia de dados em constante evolução.

Este estudo faz uma contribuição significativa ao desenvolver um modelo de pesquisa que preenche uma lacuna na literatura, ao abordar a escassez de modelos teóricos que tratam das capacidades necessárias para a monetização de dados. O modelo proposto estabelece uma conexão e definição de conceitos fundamentados nas teorias de RBV e CD, fornecendo um sólido arcabouço teórico para a compreensão dessas capacidades. Esse avanço no conhecimento é vital para a compreensão mais aprofundada das capacidades essenciais exigidas no processo de

monetização de dados, trazendo maior clareza e direção para a prática empresarial nesse contexto dinâmico e em constante evolução.

Além disso, o estudo oferece uma contribuição notável para o campo de SI, validando a combinação entre diversos construtos que impulsionam o desempenho corporativo. Além disso, possibilita aos pesquisadores o aprimoramento do modelo proposto. Dessa forma, a pesquisa enriquece a temática da monetização de dados, com foco na Capacidade de Gestão da Informação e na Capacidade de Monetização de Dados. Ao examinar variáveis cruciais, este trabalho capacita as organizações a delinearem estratégias de monetização, simplificando a análise de informações e transformando-as em valor tangível para os negócios. Essa contribuição amplia o entendimento e a aplicabilidade desses conceitos no contexto empresarial.

Do ponto de vista prático, o estudo fornece aos profissionais um guia sobre os recursos e habilidades que precisam ser considerados ao planejar a monetização de dados:

1. Capacidade de Gestão da Informação: Enriquecimento de Dados, Capacidade Analítica, Capacidade Técnica e Governança de Dados

A. Enriquecimento de Dados: Combinação de dados de diversas fontes e contextos. Importância de agregar informações variadas para enriquecer a qualidade dos dados.

B. Capacidade Analítica: Utilização de diversas fontes de dados para gerar *insights* valiosos. Ênfase na segurança dos dados e na compreensão técnica e de negócios.

C. Capacidade Técnica: Utilização eficaz de tecnologias para análise e processamento de dados. Foco na relevância do conhecimento técnico para extrair *insights* significativos.

D. Governança de Dados: Estabelecimento de práticas sólidas para garantir a integridade e segurança dos dados. Importância de normas e políticas para uma gestão eficaz da informação.

2. Capacidade para Monetização de Dados: *Insights* e Agilidade Organizacional

A. Conhecimento de Negócio:

Relevância do entendimento do negócio para a geração de *insights* valiosos. Destaque para a importância de alinhar a análise de dados com os objetivos estratégicos.

B. Agilidade Organizacional: Resposta rápida às mudanças de mercado é crucial.

Adaptação de estratégias com base nos insights extraídos dos dados.

### 3. Desafios e Oportunidades na Monetização de Dados

A. Dificuldades em Mensurar Valor: Desafios comuns na mensuração do impacto dos dados. Lacuna de comunicação entre as áreas de dados e de negócio.

B. Agilidade Organizacional como Diferencial: Importância de agilidade para a obtenção de valor a partir dos dados. Alinhamento contínuo entre áreas de negócio e equipes de dados.

### 4. Sinergia para Monetização Efetiva:

A. Combinação Essencial: Integração da capacidade de gestão da informação, monetização e agilidade. Criação de sinergia para transformar dados em *insights* valiosos.

B. Tomada de Decisões Informadas: *Insights* impulsionam decisões estratégicas e desenvolvimento de estratégias eficazes. Reconhecimento e incorporação contínua dessas capacidades são cruciais.

Desde as contribuições gerenciais, o estudo fornece evidências para auxiliar as organizações a monetizar seus dados de maneira eficaz, a fim de melhorar sua agilidade e, conseqüentemente, seu desempenho corporativo. As empresas que souberem analisar seus dados e gerar importantes *insights* certamente estarão à frente de seus concorrentes. Em conclusão, espera-se que o modelo de pesquisa proposto possa ajudar diferentes tipos de organizações a identificar e desenvolver tais capacidades e, também, combiná-las para garantir a monetização de dados. Essa abordagem abrangente pode ser um diferencial estratégico para as organizações que desejam se destacar no cenário de dados cada vez mais complexo e competitivo.

Os resultados apresentados enfatizam a importância de investigações futuras que possam avaliar de forma mais profunda a influência da Capacidade de Gestão da Informação e da Monetização de Dados no Desempenho Corporativo. Esse enfoque mais abrangente permitirá uma compreensão mais completa dos construtos e de como eles estão interconectados. Além disso, essa direção de pesquisa poderá enriquecer nossa compreensão das implicações práticas e teóricas dessas capacidades no contexto empresarial.

Para avançar nesse campo, sugere-se algumas direções para pesquisas futuras. Uma abordagem quantitativa poderia ser adotada para aplicar o modelo proposto junto a gestores e profissionais da área de dados, permitindo a mensuração

dos efeitos das relações propostas no modelo. Além disso, a expansão do modelo atual poderia ser explorada, incluindo outras variáveis relevantes e possíveis novas relações que possam contribuir para uma visão ainda mais completa da monetização de dados.

Em resumo, este estudo não apenas oferece insights valiosos sobre as capacidades essenciais para a monetização de dados, mas também aponta para novas direções de pesquisa que podem enriquecer ainda mais nosso entendimento nessa área. Ao explorar essas sugestões de pesquisa, a comunidade acadêmica e os profissionais do mercado poderão aprofundar seu conhecimento e aplicação das capacidades de Gestão da Informação e Monetização de Dados, impulsionando a eficácia das estratégias empresariais nesse contexto em constante evolução.

## REFERÊNCIAS

- Abedin, B., Jafarzadeh, H., & Olszak, C. M. (2021). Thirty six years of information systems management: A bibliometric and thematic analysis. *Information Systems Management, 38*(2), 151-164.
- Aguinis, H., & Solarino, A. M. (2019). Transparency and replicability in qualitative research: The case of interviews with elite informants. *Strategic Management Journal, 40*(8), 1291-1315..
- Al-Azzam, Z. F., Irtaimeh, H. J. A., and Khaddam, A. A. H. (2017). Examining the Mediating Effect of Strategic Agility in the Relationship between Intellectual Capital and Introduction Organizational Excellence in Jordan Service Sector. *Journal of Business, 6*(1), 7-15.
- Alfaro, E., Bressan, M., Girardin, F., Murillo, J., Someh, I., and Wixom, B. H. (2019). BBVA's Data Monetization Journey. *MIS Quarterly Executive, 18*(2).
- Ali, M. S., and Khan, S. (2019). Organizational capability readiness towards business intelligence implementation. *International Journal of Business Intelligence Research (IJBIR), 10*(1), 42-58.
- Ambrosini, V., and Bowman, C. (2009). What are dynamic capabilities and are they a useful construct in strategic management?. *International Journal of Management Reviews, 11*(1), 29-49.
- Awan, U., Shamim, S., Khan, Z., Zia, N. U., Shariq, S. M., & Khan, M. N. (2020). Big data analytics capability and decision-making: The role of data-driven insight on circular economy performance. *Resources, Conservation and Recycling, 162*, 105054.



- Baecker, J., Engert, M., Pfaff, M., and Krcmar, H. (2020). Business Strategies for Data Monetization: Deriving Insights from Practice. In: *Wirtschaftsinformatik (Zentrale Tracks)*, 972-987.
- Bardin, L. (1977). *Análise de Conteúdo*: Edições 70 Ltda. Lisboa Portugal.
- Bardin, L. (2009). *Analise de Conteúdo*. Lisboa: Edições 70.
- Barney, J. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99-120.
- Benbasat, I., Goldstein, D. K., & Mead, M. (1987). The case research strategy in studies of information systems. *MIS Quarterly*, 11(3), 369-386.
- Braunscheidel, M. J., and Suresh, N. C. (2009). The organizational antecedents of a firm's supply chain agility for risk mitigation and response. *Journal of Operations Management*, 27(2), 119-140.
- Brinkhues, R., Freitas, J. C., Jr., and Maçada, A. C. (2015). Information management capability as competitive imperfection in the strategic factor market of big data. In: *Proceedings of the Twenty-First Americas Conference on Information Systems*, Puerto Rico.
- Brinkhues, R., Maçada, A. C., and Casalinho, G. (2014). Information Management Capabilities: Antecedents and Consequences. In: *Americas Conference on Information Systems*, Savannah.
- Cao, G., Duan, Y., 2015. The affordances of business analytics for strategic decision-making and their impact on organisational performance. In: *Proceedings of the 19th Pacific Asia Conference on Information Systems (PACIS)*, Singapore.
- Carmichael, F., Palacios-Marques, D., and Gil-Pechuan, I. (2011). How to create information management capabilities through web 2.0. *The Service Industries Journal*, 31(10), 1613-1625.
- Chen, H., Chiang, R. H., and Storey, V. C. (2012). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS Quarterly*, 1165-1188.
- Chen, H.-M., Schütz, R., Kazman, R., & Matthes, F. (2017). How Lufthansa capitalized on big data for business model renovation. *MIS Quarterly Executive*, 16(1), 16.
- Chen, Y., Wang, Y., Nevo, S., Jin, J., Wang, L., and Chow, W. S. (2014). IT capability and organizational performance: the roles of business process agility and environmental factors. *European Journal of Information Systems*, 23(3), 326-342.
- Chwelos, P., Benbasat, I., and Dexter, A. S. (2001). Empirical test of an EDI adoption model. *Information Systems Research*, 12(3), 304-321.
- Constantiou, I. D., and Kallinikos, J. (2015). New games, new rules: big data and the changing context of strategy. *Journal of Information Technology*, 30(1), 44-57.

- Côrte-Real, N., Oliveira, T., and Ruivo, P. (2017). Assessing business value of Big Data Analytics in European firms. *Journal of Business Research*, 70, 379-390.
- Côrte-Real, N., Ruivo, P., and Oliveira, T. (2020). Leveraging internet of things and big data analytics initiatives in European and American firms: Is data quality a way to extract business value?. *Information & Management*, 57(1), 103141.
- Creswell, J. W., & Clark, V. L. P. (2015). *Pesquisade Métodos Mistos-: Série Métodos de Pesquisa*. Penso Editora.
- Davenport, T. (2014). Big Data at Work: Dispelling the Myths, Uncovering the Opportunities. *Harvard Business Review Press*.
- Davenport, T.H. (2013). Analytics 3.0. *Harvard Business Review*. 91 (12), 64.
- Day, G. S. (2014). An outside-in approach to resource-based theories. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 42(1), 27–28.
- Duan, Y. and Cao, G. (2015). An Analysis of the Impact of Business Analytics on Innovation. In: Twenty-Third *European Conference on Information Systems*, Münster, Germany.
- Duan, Y., Cao, G., and Edwards, J. S. (2020). Understanding the impact of business analytics on innovation. *European Journal of Operational Research*, 281(3), 673-686.
- Eisenhardt, K. M., & Martin, J. A. (2000). Dynamic capabilities: what are they?. *Strategic Management Journal*, 21(10-11), 1105-1121.
- Faroukhi, A. Z., El Alaoui, I., Gahi, Y., and Amine, A. (2020a). Big data monetization throughout Big Data Value Chain: a comprehensive review. *Journal of Big Data*, 7(1), 1-22.
- Faroukhi, A. Z., El Alaoui, I., Gahi, Y., and Amine, A. (2020b). An Adaptable Big Data Value Chain Framework for End-to-End Big Data Monetization. *Big Data and Cognitive Computing*, 4(4), 34.
- Ferraris, A., Mazzoleni, A., Devalle, A., and Couturier, J. (2019). Big data analytics capabilities and knowledge management: impact on firm performance. *Management Decision*, 57 (8), 1923-1936.
- Garmaki, M., Gharib, R. K., & Boughzala, I. (2023). Big data analytics capability and contribution to firm performance: the mediating effect of organizational learning on firm performance. *Journal of Enterprise Information Management*, 36 (5), 1161-1184
- Ghasemaghaei, M. (2019b). Are firms ready to use big data analytics to create value? The role of structural and psychological readiness. *Enterprise Information Systems*, 1–25

- Ghasemaghaei, M. (2021). Understanding the impact of big data on firm performance: The necessity of conceptually differentiating among big data characteristics. *International Journal of Information Management*, 57, 102055.
- Ghasemaghaei, M., & Calic, G. (2019). Can big data improve firm decision quality? The role of data quality and data diagnosticity. *Decision Support Systems*, 120, 38–49.
- Ghasemaghaei, M., & Calic, G. (2019). Does big data enhance firm innovation competency? The mediating role of data-driven insights. *Journal of Business Research*, 104, 69-84.
- Ghasemaghaei, M., Ebrahimi, M., & Hassanein, K. (2016). A comprehensive review of big data analytics and its applications in E-commerce. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 32, 171-181.
- Ghasemaghaei, M., Ebrahimi, S., and Hassanein, K. (2018). Data analytics competency for improving firm decision making performance. *The Journal of Strategic Information Systems*, 27(1), 101-113.
- Goldman, Steven L. (1995). Agile competitors and virtual organizations. *Strategies for enriching the customer*. Van Nostrand Reinhold.
- Grover, V., Chiang, R. H., Liang, T. P., and Zhang, D. (2018). Creating strategic business value from big data analytics: A research framework. *Journal of Management Information Systems*, 35(2), 388-423.
- Gunasekaran, A., Papadopoulos, T., Dubey, R., Wamba, S. F., Childe, S. J., Hazen, B., & Akter, S. (2017). Big data and predictive analytics for supply chain and organizational performance. *Journal of Business Research*, 70, 308–317
- Günther, W. A., Mehrizi, M. H. R., Huysman, M., and Feldberg, F. (2017). Debating big data: A literature review on realizing value from big data. *The Journal of Strategic Information Systems*, 26(3), 191-209.
- Gupta, M., and George, J. F. (2016). Toward the development of a big data analytics capability. *Information & Management*, 53(8), 1049-1064.
- Gupta, S., Chen, H., Hazen, B.T., Kaur, S., & Santibanez Gonzalez, E.D.R. (2019). Circular economy and big data analytics: a stakeholder perspective. *Technological Forecasting and Social Change*, 144, 466-474.
- Haddara, M., and Elragal, A. (2015). The readiness of ERP systems for the factory of the future. *Procedia Computer Science*, 64, 721-728.
- Hanafizadeh, P., and Harati Nik, M. (2020). Configuration of Data Monetization: A Review of Literature with Thematic Analysis. *Global Journal of Flexible Systems Management*, 21(1), 17–34.
- Hanafizadeh, P., Firouzabadi, M. B., and Vu, K. M. (2021). Insight monetization intermediary platform using recommender systems. *Electronic Markets*, 1-25.

- Hanelt, A., Bohnsack, R., Marz, D., and Antunes Marante, C. (2021). A systematic review of the literature on digital transformation: insights and implications for strategy and organizational change. *Journal of Management Studies*, 58(5), 1159-1197.
- Jarvenpaa, S. L., and Leidner, D. E. (1998). An information company in Mexico: Extending the resourcebased view of the firm to a developing country context. *Information Systems Research*, 9(4), 342-361.
- Jha, A. K., Agi, M. A. N., & Ngai, E. W. T. (2020). A note on big data analytics capability development in supply chain. *Decision Support Systems*, 131, 113211.
- Jiang, J., and Gallupe, R. B. (2015). Environmental scanning and business insight capability: the role of business analytics and knowledge integration. In: Proceedings of the Twenty-First *Americas Conference on Information Systems*, Puerto Rico.
- Jung, J. U., Kim, H. S., Choi, H. R., and Hong, S. G. (2007). Critical Success Factors of RTE Based on Policy Leverage of System Dynamics. *Journal of Information Systems*, 16 (4), 177–194.
- Kale, E., Aknar, A., and Başar, Ö. (2019). Absorptive capacity and firm performance: The mediating role of strategic agility. *International Journal of Hospitality Management*, 78, 276-283.
- Kettinger, W. J., and Marchand, D. A. (2011). Information management practices (IMP) from the senior manager's perspective: an investigation of the IMP construct and its measurement. *Information Systems Journal*, 21(5), 385-406.
- Kettinger, W. J., Ryoo, S. Y., and Marchand, D. A. (2021). We're engaged! Following the path to a successful information management capability. *The Journal of Strategic Information Systems*, 30(3), 101681.
- Khatri, V., & Brown, C. V. (2010). Designing data governance. *Communications of the ACM*, 53(1), 148-152.
- Kitchin, R., and McArdle, G. (2016). What makes Big Data, Big Data? Exploring the ontological characteristics of 26 datasets. *Big Data & Society*, 3(1).
- Kumkale, İ. (2016). "Organization's tool for creating competitive advantage: Strategic agility," *Balkan and Near Eastern Journal of Social Sciences*, 2(3), 118-124.
- Laguir, I., Gupta, S., Bose, I., Stekelorum, R., & Laguir, L. (2022). Analytics capabilities and organizational competitiveness: Unveiling the impact of management control systems and environmental uncertainty. *Decision Support Systems*, 113744.
- Lam, S. K., Sleep, S., Hennig-Thurau, T., Sridhar, S., and Saboo, A. R. (2017). Leveraging frontline employees' small data and firm-level big data in frontline management: An absorptive capacity perspective. *Journal of Service Research*, 20(1), 12-28.

- Laney, D. (2020). *Data Monetization: New Value Streams You Need Right Now*. Disponível em: <https://www.forbes.com/sites/douglaslaney/2020/06/09/data-monetization-new-value-streams-you-need-right-now/?sh=73b65a9d46ff>. Acesso em 02/05/2023.
- Lin, J., Li, L., Luo, X. R., and Benitez, J. (2020). How do agribusinesses thrive through complexity? The pivotal role of e-commerce capability and business agility. *Decision Support Systems*, 135, 113342.
- Maçada, A. C. G., Brinkhues, R. A., and Freitas, J. C. D. S. (2020). The influence of Information Management Capability on Companies' Sustainable Competitive Advantage: A Multiple-Case Study of Brazilian Market-Leading Companies. *Revista Brasileira de Gestão de Negócios*, 22, 876-899.
- Makadok, R. (2001). Toward a synthesis of the resource-based and dynamic-capability views of rent creation. *Strategic Management Journal*, 22(5), 387-401.
- Malhotra, N. K. (2010). *Marketing Research. An Applied Approach*, 6th Global Edition.
- Marchand, D. A., Kettinger, W. J., and Rollins, J. D. (2000). Information orientation: people, technology and the bottom line. *MIT Sloan Management Review*, 41(4), 69.
- Marshall, B., Cardon, P., Poddar, A., & Fontenot, R. (2013). Does sample size matter in qualitative research?: A reviews of qualitative interviews in IS research. *Journal of Computer Information Systems*, 54(1), 11-22
- Mata, F. J., Fuerst, W. L., and Barney, J. B. (1995). Information technology and sustained competitive advantage: A resource-based analysis. *MIS Quarterly*, 487-505.
- Medeiros, M.M.d., & Maçada, A.C.G. (2022). Competitive advantage of data-driven analytical capabilities: the role of big data visualization and of organizational agility. *Management Decision*, 60(4), 953-975
- Mendonça, D. (2021). *Vencendo os desafios para a monetização de dados*. Disponível em: [https://www.ey.com/pt\\_br/big-data-analytics/os-5-principais-desafios-das-organizacaoes](https://www.ey.com/pt_br/big-data-analytics/os-5-principais-desafios-das-organizacaoes). Acesso em 02/05/2023.
- Mikalef, P., & Pateli, A. (2017). Information technology-enabled dynamic capabilities and their indirect effect on competitive performance: Findings from PLS-SEM and fsQCA. *Journal of Business Research*, 70, 1-16
- Mikalef, P., Boura, M., Lekakos, G., and Krogstie, J. (2019). Big data analytics capabilities and innovation: the mediating role of dynamic capabilities and moderating effect of the environment. *British Journal of Management*, 30(2), 272-298.
- Mikalef, P., Boura, M., Lekakos, G., and Krogstie, J. (2019a). Big data analytics and firm performance: Findings from a mixed-method approach. *Journal of Business Research*, 98, 261-276.

- Mikalef, P., Boura, M., Lekakos, G., and Krogstie, J. (2020). The role of information governance in big data analytics driven innovation. *Information & Management*, 57(7), 103361.
- Mikalef, P., Framnes, V. A., Danielsen, F., Krogstie, J., and Olsen, D. (2017). Big data analytics capability: antecedents and business value. In: *PACIS 2017 Proceedings*. 136.
- Mikalef, P., Krogstie, J., Pappas, I. O., and Pavlou, P. (2020). Exploring the relationship between big data analytics capability and competitive performance: The mediating roles of dynamic and operational capabilities. *Information & Management*, 57(2), 103169.
- Mikalef, P., Pappas, I. O., Krogstie, J., and Giannakos, M. (2018). Big data analytics capabilities: a systematic literature review and research agenda. *Information Systems and e-Business Management*, 16(3), 547-578.
- Mikalef, P., Pappas, I., Krogstie, J., and Pavlou, P. A. (Eds.). (2020a). *Big data and business analytics: A research agenda for realizing business value*. Elsevier.
- Mithas, S., Lium C., Kimbrough, M., and Tafti, A. (2020). Information technology investments and management forecasts: theory and evidence. In: *Proceedings of the Fortyfirst International Conference on Information Systems (ICIS 2020)*.
- Mithas, S., Ramasubbu, N., and Sambamurthy, V. (2011). How information management capability influences firm performance. *MIS Quarterly*, 237-256.
- Myers, M. D. (2019). *Qualitative research in business and management*. Sage.
- Myers, M. D., & Newman, M. (2007). The qualitative interview in IS research: Examining the craft. *Information and Organization*, 17(1), 2-26.
- Najjar, M. S., and Kettinger, W. J. (2013). Data Monetization: Lessons from a Retailer's Journey. *MIS Quarterly Executive*, 12(4).
- Negash, S. (2004). Business intelligence. *Communications of the Association for Information Systems*, 13, 177-195.
- Nwankpa, J. K., and Roumani, Y. (2016). IT capability and digital transformation: A firm performance perspective. In: *International Conference on Information Systems*, Dublin.
- Park, Y., and Mithas, S. (2020). Organized Complexity of Digital Business Strategy: A Configurational Perspective. *MIS Quarterly*, 44(1).
- Parvinen, P. Pöyry, E. Gustafsson, R. Laitila, and M. Rossi, M. (2020). Advancing data monetization and the creation of data-based business models. In: *CAIS*, 47(1), 2.
- Popovič, A., Hackney, R., Tassabehji, R., and Castelli, M. (2018). The impact of big data analytics on firms' high value business performance. *Information Systems Frontiers*, 20(2), 209-222.

- Prahalad, C.K. and Hamel, G. (2006). The core competence of the corporation. In: *Strategische unternehmensplanung—strategische unternehmensführung*, 275–292. Springer Berlin Heidelberg
- Queiroz, M., Tallon, P. P., Sharma, R., & Coltman, T. (2018). The role of IT application orchestration capability in improving agility and performance. *The Journal of Strategic Information Systems*, 27(1), 4-21.
- Raffoni, A., Visani, F., Bartolini, M., & Silvi, R. (2018). Business performance analytics: exploring the potential for performance management systems. *Production Planning & Control*, 29(1), 51-67.
- Sampieri, C., & Collado, F. C. (2013). Lucio. *Metodología de la Investigación*, 4.
- Sarker, S., Xiao, X., & Beaulieu, T. (2013). Guest editorial: Qualitative studies in information systems: A critical review and some guiding principles. *MIS Quarterly*, 37(4), iii-xviii.
- Schulte, C. and Hovorka, D. (2017). Heuristics for Gaining Project Insights. In: *Australasian Conference on Information Systems*, Hobart, Australia.
- Sharifi, H., and Zhang, Z. (1999). A methodology for achieving agility in manufacturing organisations: An introduction. *International journal of production economics*, 62(1-2), 7-22.
- Sherehiy, B., Karwowski, W., and Layer, J. K. (2007). A review of enterprise agility: Concepts, frameworks, and attributes. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 37(5), 445-460.
- Shin, H., Lee, J. N., Kim, D., and Rhim, H. (2015). Strategic agility of Korean small and medium enterprises and its influence on operational and firm performance. *International Journal of Production Economics*, 168, 181-196.
- Snyder, H. (2019). Literature review as a research methodology: An overview and guidelines. *Journal of Business Research*, 104, 333-339.
- Srinivasan, R., & Swink, M. (2018). An investigation of visibility and flexibility as complements to supply chain analytics: An organizational information processing theory perspective. *Production and Operations Management*, 27(10), 1849-1867.
- Sterk, F., Peukert, C., Hunke, F., & Weinhardt, C. (2022). Understanding Car Data Monetization: A Taxonomy of Data-Driven Business Models in the Connected Car Domain. In *Proceedings of the 17th International Conference on Wirtschaftsinformatik*, Nürnberg, Germany, February 2022.
- Suoniemi, S., Meyer-Waarden, L., Munzel, A., Zablah, A. R., and Straub, D. (2020). Big data and firm performance: The roles of market-directed capabilities and business strategy. *Information & Management*, 57(7), 103365.
- Swanson, E. B., and Ramiller, N. C. (2004). Innovating mindfully with information technology. *MIS Quarterly*, 553-583.

- Tallon, P. P., and Pinsonneault, A. (2011). Competing perspectives on the link between strategic information technology alignment and organizational agility: insights from a mediation model. *MIS Quarterly*, 463-486.
- Tallon, P. P., Ramirez, R. V., and Short, J. E. (2013). The information artifact in IT governance: toward a theory of information governance. *Journal of Management Information Systems*, 30(3), 141-178
- Tambe, P. (2014). Big data investment, skills, and firm value. *Management Science*, 60(6), 1452-1469.
- Tan, K. H., Zhan, Y., Ji, G., Ye, F., & Chang, C. (2015). Harvesting big data to enhance supply chain innovation capabilities: An analytic infrastructure based on deduction graph. *International Journal of Production Economics*, 165, 223–233.
- Teece, D. J. (2007). Explicating dynamic capabilities: The nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance. *Strategic Management Journal*, 28(13), 1319–1350.
- Teece, D. J., Pisano, G., and Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, 18(7), 509–533.
- Thomas, L. D., and Leiponen, A. (2016). Big data commercialization. *IEEE Engineering Management Review*, 44(2), 74-90.
- Thomson, S. B. (2010). Sample size and grounded theory. *Journal of Administration and Governance*, 5(1), 45-52.
- Toigo, T., Wegner, D., da Silva, S. B., and de Mattos Zarpelon, F. (2021). Capabilities and skills to orchestrate innovation networks. *Innovation & Management Review*, v. 18 (2), 129-144.
- Vidgen, R., Shaw, S., and Grant, D. B. (2017). Management challenges in creating value from business analytics. *European Journal of Operational Research*, 261(2), 626-639.
- Wade, M., & Hulland, J. (2004). The resource-based view and information systems research: Review, extension, and suggestions for future research. *MIS Quarterly*, 107-142.
- Walsham, G. (2006). Doing interpretive research. *European Journal of Information Systems*, 15(3), 320-330.
- Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S. J. F., Dubey, R., and Childe, S. J. (2017). Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 70, 356-365.
- Wixom, B. H. and Ross, J. W. (2017). How to monetize your data. *MIT Sloan Management Review*, 58(3).
- Wixom, B. H., & Farrell, K. (2019). Building Data Monetization Capabilities that Pay Off. *MIT Sloan Management Review*, 60(1), 35-42.



Yasmin, M., Tatoglu, E., Kilic, H. S., Zaim, S., and Delen, D. (2020). Big data analytics capabilities and firm performance: An integrated MCDM approach. *Journal of Business Research*, 114, 1-15.

Yin, R. K. (2016). *Pesquisa qualitativa do início ao fim*. Penso Editora.

Yousif, M. A. (2015). A framework for securing big data using hybrid cryptography. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 6(1), 87-95.

## Apêndice B - Roteiro de Entrevista Semiestruturada

Prezado(a),

Meu nome é Cláudia Maia e sou aluna de doutorado no Programa de Pós-Graduação em Administração da UFRGS na área de concentração Gestão de Sistemas e Tecnologia da informação. Sob orientação do professor Dr. Antônio Carlos Maçada, estou realizando uma pesquisa para minha tese com o objetivo de **compreender o papel da capacidade de gestão da informação e da capacidade de monetização dos dados no desempenho corporativo.**

Sendo assim, gostaria de convidá-lo(a) a participar voluntariamente de uma entrevista sobre suas percepções acerca do tema **monetização de dados** que será registrada para fins de análise dos dados.

Ressalta-se o comprometimento da pesquisadora em preservar a privacidade e o anonimato de todos os participantes da entrevista e que as informações coletadas serão utilizadas única e exclusivamente para execução da presente investigação.

### Dados da Empresa

- Nome da empresa, Tipo de empresa (B2B, B2C, serviços financeiros...), Setor de atuação

### Dados do Entrevistado

- Área de formação do entrevistado, Tempo de trabalho na área do entrevistado, Cargo/função do entrevistado.

<b>MONETIZAÇÃO DE DADOS</b>	<b>SE</b>	<b>Sendo a monetização a conversão de dados em retorno financeiro, como os dados são convertidos em informações valiosas para sua organização? Quais capacidades você considera relevante para monetização de dados?</b>	
<b>CAPACIDADE DE GESTÃO DE DA INFORMAÇÃO</b>	<b>DE DA</b>	<b>Enriquecimento dos dados - capacidade para criar valor a partir de várias fontes de dados (internos/externos), seja pelo tratamento, transformação, limpeza ou organização dos dados.</b>	Como é feito o tratamento, limpeza e transformação dos dados? Como o enriquecimento dos dados gera valor a partir de várias fontes (internas e externas/estruturados e não estruturados)? Qual a relação você observa entre enriquecimentos dos dados e a capacidade para gerar <i>insights</i> para monetizar dados?
		<b>Analítica - capacidade para analisar e interpretar grandes volumes de dados para extrair</b>	Como são utilizadas as capacidades analíticas para converter os dados em informações úteis?

	<b>informações que gerem valor à organização.</b>	Qual a relação você observa entre capacidade analítica e processo de geração de <i>insights</i> para monetização de dados?
	<b>Técnica - capacidade que se refere ao <i>know-how</i> necessário para utilizar novas tecnologias para coleta, armazenamento, recuperação e análise dos vários tipos de dados disponíveis.</b>	Fale sobre as capacidades técnicas e ferramentas de análise de dados. Qual a relação entre as capacidades técnicas para tratamento dos dados e o processo de geração de <i>insights</i> para monetização de dados?
	<b>Governança dos dados - capacidade de definir estruturas, procedimentos e funções para permitir o fluxo de dados necessário, levando em consideração os aspectos de segurança, privacidade, ética e qualidade dos dados.</b>	Como as políticas de governança e gestão de dados tratam dos dados? São adotadas práticas para assegurar a qualidade e privacidade dos dados? Fale sobre as orientações existentes aos usuários de dados? Qual a relação entre governança de dados e geração de <i>insights</i> para monetização?
<b>CAPACIDADE DE MONETIZAÇÃO DE DADOS</b>	<b><i>Insights</i> - capacidade de obter e gerar ideias orientadas por dados que poderão beneficiar os negócios e potencializar o resultado da organização ao explorar oportunidades de mercado.</b>	Como os dados auxiliam a sua empresa na geração de <i>insights</i> ? Como os <i>insights</i> para monetização gerados a partir dos dados estão relacionados com o desempenho corporativo?
	<b>Agilidade Organizacional - capacidade da organização para responder rapidamente às mudanças, sendo estrategicamente ágil na implementação de ações para criação de vantagem competitiva e melhoria de desempenho</b>	Como os <i>insights</i> gerados a partir dos dados podem contribuir com a agilidade organizacional? Como você percebe a relação entre agilidade na implementação de ações e a melhoria de desempenho?
<b>DESEMPENHO CORPORATIVO</b>	Qual a relação entre a capacidade de monetização de dados ( <i>insights</i> e a agilidade organizacional) e performance da empresa? (Redução de custo, ganho de valor econômico e financeiro, ganho de eficiência e eficácia dos processos internos e melhoria no relacionamento com clientes, fornecedores e partes interessadas).	

## 4. Artigo 3: OS EFEITOS DA CAPACIDADE DE GESTÃO DA INFORMAÇÃO E DE MONETIZAÇÃO DE DADOS NO DESEMPENHO CORPORATIVO

### RESUMO

As organizações estão cada vez mais interessadas no potencial dos dados e buscam maneiras de aproveitá-los, de extrair valor e monetizá-los. No entanto, as capacidades necessárias para monetização de dados ainda são pouco exploradas na literatura de SI. A monetização de dados não se refere apenas à venda direta de dados da empresa, mas, sim, a aproveitá-los para uma variedade de propósitos benéficos, criando valor direto e indireto à organização. Mas quais capacidades são essenciais para o processo de monetização e ganho de desempenho? Com base nessa lacuna, objetivou-se neste estudo medir os efeitos da capacidade de gestão da informação na capacidade de monetização de dados e, conseqüentemente, no desempenho corporativo. Através de uma pesquisa realizada com 251 profissionais da área de dados e negócios, propôs-se um modelo causal, o qual identificou os constructos Enriquecimentos dos Dados, Capacidade Analítica, Capacidade Técnica e Governança dos Dados como importantes antecedentes da geração de *insights* de dados para Monetização, identificando-os como um conjunto de Capacidades de Gestão da Informação. Além disso, o estudo identificou os constructos *Insights* e Agilidade Organizacional como uma combinação de capacidades essenciais para monetização de dados e ganhos de desempenho corporativo. As descobertas aqui obtidas trazem contribuições teóricas e gerenciais ao fornecer um modelo conceitual baseado nas Teorias Visão Baseada em Recursos (RBV) e Capacidades Dinâmicas (CD), e ao fornecer ao gestores elementos-chave que podem ser utilizados para melhorar o desempenho de suas empresas.

**Palavras-chave:** Capacidade de Gestão da Informação. Capacidade de Monetização. *Insights*. Agilidade Organizacional. Desempenho Corporativo.

#### 4.1 INTRODUÇÃO

O conceito de monetização de dados é relativamente novo na literatura acadêmica (Ofulue & Benyoucef, 2022). Atualmente, as empresas mais ricas do

mundo não refinam petróleo, elas refinam dados em grande volume. Organizações como Amazon, Google, Meta e Apple, têm focado cada vez mais em modelos de negócios baseados em dados para desenvolver novos produtos e serviços e melhorar a experiência do cliente, gerando assim novos fluxos de receita (Marcinkowski & Gawin, 2020).

No entanto, a monetização de dados não se refere apenas à venda direta de dados da empresa, mas sim a aproveitá-los para uma variedade de propósitos benéficos, criando valor direto e indireto, tanto interno quanto externo, bem como o aprimoramento de processos e o uso de *insights* para os negócios (Prakash, 2014; Ofulue & Benyoucef, 2022).

Mas como as áreas de gestão de dados das organizações estão suportando todas as transformações que estão ocorrendo para monetização de dados? Será que as empresas estão realmente fazendo bom uso de seus dados? Alguns estudos têm mostrado que apenas 25% das organizações que fazem uso de *big data analytics* melhoraram significativamente seus resultados e a maioria das empresas que investiram em análises de *big data* ainda não conseguiram extrair *insights* para melhorar seus resultados (Ghasemaghahi et al., 2018. Colas et al., 2014). Além disso, uma pesquisa recente realizada pela Qlik Technologies Inc., empresa de software de análise de dados dos Estados Unidos, revelou que 89% das lideranças esperam que suas equipes usem dados para tomar decisões e consigam explicá-las a partir dos dados. Porém, apenas 11% dos funcionários declaram se sentir confiantes no uso de dados (Qlik Technologies Inc., 2022).

Uma solução encontrada pelas empresas que geram enormes quantidades de dados e lidam com dados históricos tem sido recorrer a empresas de consultoria para ajudá-las a entender como maximizar o valor de seus dados e monetizá-los. Empresas como Gartner, Ernst & Young, Deloitte, KPMG, além de instituições acadêmicas, como o MIT (Wixom & Ross, 2017; Wixom, 2014), já publicaram artigos e relatórios relacionados ao tema (Ofulue & Benyoucef, 2022). Assim, a busca por empresas atuantes nessa área demonstra a importância em identificar as capacidades necessárias para que as empresas desenvolvam equipes capazes de monetizar seus ativos de dados.

Mais especificamente, a monetização de dados ocorre quando as organizações trocam ativos de dados e informações por retorno financeiro ou algo de valor

equivalente (Buff et al. 2015). De acordo com Prakash (2014), a monetização de dados se refere à capacidade da organização de gerar receita adicional a partir de fontes de dados existentes (internas e externas), para criar informações, *insights* e informações úteis para os negócios (Ofulue & Benyoucef, 2022).

No entanto, a monetização de dados vai além da venda de dados brutos ou processados. Além da venda direta, a monetização de dados ocorre quando as organizações os utilizam para criar produtos de valor, converter dados e análises em *insights* que irão trazer retornos financeiros, além de outros benefícios tangíveis, como anúncios e descontos ou simplesmente evitando custos que poderiam surgir de ineficiências operacionais (Ofulue & Benyoucef, 2022). Desta forma, a monetização de dados visa tanto reduzir custos operacionais aproveitando dados internos, quanto gerar receitas através de novos negócios, como a venda de um produto ou serviço de dados. Este conceito se concentra nos dados como produto (Marcinkowski & Gawin, 2020).

No contexto de monetização de dados, estima-se que o mercado global deverá crescer de US\$ 2,1 bilhões em 2020 para US\$15,5 bilhões em 2030 (uma taxa de crescimento anual de 22,1%) (Kanhaiya et al., 2022). Tal crescimento é impulsionado pela crescente geração de dados pelas empresas, pela conscientização acerca da monetização de dados, bem com possíveis oportunidades e tendências tecnológicas emergentes (Moore 2015), como *Business Intelligence e Analytics (BI&A)*, computação em nuvem, *Blockchain*, Internet das Coisas (IoT), redes sociais e abordagens e estratégias de negócios pós-pandemia COVID-19 (Mordor Intelligence, 2022).

Uma pesquisa do grupo Gartner indicou que cerca de 97% dos dados permanecem intocados pelas empresas, sugerindo que poderiam render análises profundas e excelentes *insights* para decisões de negócios (Accenture, 2019). Além disso, 87% das organizações foram classificadas com baixo nível de maturidade em termos de *business intelligence* e capacidade analítica. Esse déficit de capacidade ocorre em um momento que pode afetar gravemente as organizações e restringir o seu crescimento ou até mesmo enfraquecer a sua viabilidade (Gartner, 2018).

As demandas por dados estão crescendo diariamente e, com base nessa tendência de mercado e potencial da temática monetização de dados, este artigo busca medir os efeitos das capacidades relacionadas à gestão da informação, à

monetização de dados e ao desempenho corporativo. Até o momento, não se tem conhecimento sobre qualquer outro estudo que tenha analisado os efeitos das capacidades relacionadas à monetização de dados e seu impacto no desempenho corporativo. Portanto, visando preencher essa lacuna na pesquisa, este estudo tem como objetivo medir os efeitos das capacidades de gestão da informação na capacidade de monetização de dados e, conseqüentemente, no desempenho corporativo. Além disso, propõe-se um modelo que auxilie as organizações a analisar quais capacidades de TI devem ser combinadas visando à monetização de dados e ao aprimoramento do desempenho corporativo.

O estudo partiu de uma revisão sistemática da literatura na qual foi possível identificar as principais capacidades relacionadas à monetização de dados que, posteriormente, foram confirmadas em uma etapa qualitativa realizada com 29 profissionais da área de dados atuantes em empresas de diferentes setores da economia. Assim, o artigo se propõe a validar empiricamente esse contexto com base nas teorias da Visão Baseada em Recursos (RBV) e das Capacidades Dinâmicas (CD) para esclarecer os efeitos das capacidades na monetização de dados.

Do ponto de vista prático, o modelo de pesquisa proposto fornece aos profissionais orientações sobre as capacidades que precisam ser desenvolvidas dentro das organizações para que as áreas de negócio e dados consigam tirar *insights* que gerem valor e, conseqüentemente, melhorem o desempenho das organizações. Do ponto de vista teórico, o artigo fornece um modelo conceitual baseado nas teorias citadas anteriormente - Visão Baseada em Recursos (*Resource Based View* - RBV) e Capacidades Dinâmicas (CD) - capaz de compreender as relações existentes entre as capacidades de gestão da informação, capacidade de monetização e desempenho.

Na próxima seção apresenta-se as teorias de base utilizadas na pesquisa, a RBV e as Capacidades Dinâmicas, seguidas de uma revisão da literatura sobre Capacidade de Gestão da Informação e Capacidade de Monetização de Dados, seguido pela apresentação do modelo multidimensional e das hipóteses a serem testadas. Na seção 4.4, descrevem-se os procedimentos metodológicos utilizados, enquanto, na seção 4.5, são descritos os resultados do estudo e sua discussão. Por fim, na seção 4.6, apresentam-se as considerações finais, contribuições e limitações da pesquisa.

## 4.2 REVISÃO DA LITERATURA

### 4.2.1 Visão Baseada em Recursos (RBV) e Capacidades Dinâmicas (CD)

Para estudar a associação entre capacidades, gestão da informação, monetização de dados e desempenho corporativo, o presente estudo apoia-se em duas perspectivas teóricas: a Visão Baseada em Recursos (*Resource Based View* - RBV) e as Capacidades Dinâmicas (CD).

A RBV (Barney, 1991; Wernerfelt, 1984) defende que os grandes volumes de dados das organizações podem ser recursos valiosos que não são facilmente imitados ou substituídos pelos concorrentes (Sena et al., 2019). Assim, empresas de vários setores estão cada vez mais buscando o uso de grandes volumes de dados para tomar melhores decisões de negócios e desenvolver melhores produtos e serviços (Batistič & van der Laken, 2019; Garg, Grande, Miranda, Christoph & Windhagen, 2018). As empresas podem extrair valor dos dados dedicando esforços internos para analisar, interpretar e gerar *insights* a partir deles (Cappa et al., 2021).

Além disso, a RBV auxilia a pesquisa em Sistemas de Informação (SI) a pensar sobre como a Tecnologia da Informação (TI) contribui para o desempenho corporativo e para a criação de valor. A literatura reconhece que alavancar recursos de TI, em combinação com outros recursos organizacionais, é uma fonte de vantagem competitiva e criação de valor. No entanto, a perspectiva da RBV não aborda como tais recursos e capacidades devem ser aproveitados para a obtenção de valor comercial, não levando em consideração o ambiente dinâmico e competitivo (Wetering et al., 2019) e a possibilidade de monetização.

Já a Teoria das Capacidades Dinâmicas, que é essencialmente uma extensão da RBV (Teece, Pisano & Shuen, 1997), investiga a competitividade organizacional em mercados turbulentos e ambientes altamente dinâmicos e incertos (Teece, 2012) e possibilita que as organizações modifiquem seus recursos para se adaptarem rapidamente às mudanças, mantendo sua vantagem competitiva (Teece, Pisano, & Shuen, 1997; Fiorini et al., 2018).

Na literatura, a Teoria das Capacidades Dinâmicas tem chamado a atenção de estudiosos que a consideram uma grande força motriz por trás do desempenho de uma organização (Mikalef & Pateli, 2017). Essa perspectiva tem sido usada em estudos de SI para compreender como os recursos de TI, combinados com outros



recursos organizacionais, podem auxiliar as organizações a reconfigurar suas capacidades e manter sua competitividade em ambientes dinâmicos (Wetering, Mikalef & Krogstie, 2019). Esta perspectiva enfatiza os processos pelos quais as empresas evoluem em ambientes dinâmicos e mantêm sua vantagem competitiva, ao mesmo tempo em que ajuda na análise das capacidades organizacionais para as quais os recursos da empresa devem ser direcionados para alcançar ganhos de desempenho.

As capacidades são competências requeridas para desenvolver recursos que contribuem para alcançar objetivos por meio de processos organizacionais (Peteraf, 1993). Para Teece (2007), é possível desagregar as capacidades dinâmicas em três categorias:

- (i) Sensoriamento (*sense*): sistema de análise e competências que busca conhecer, detectar, filtrar, formar e calibrar oportunidades; visa obter informações, explorar pesquisa e desenvolvimento de novos produtos, monitorar as necessidades dos clientes e atividade do concorrente, e detectar novas oportunidades;
- (ii) Apreensão (*seize*): representada por estruturas, procedimentos e projetos que incentivem o aproveitamento de oportunidades, o que envolve a estruturação do modelo de negócios, os processos e protocolos de tomada de decisão, a criação de um ambiente e de condições de trabalho propícios ao engajamento e ao aumento da produtividade;
- (iii) Reconfiguração (*shifting*): alinhamento e realinhamento contínuo de ativos tangíveis e intangíveis, sendo baseada na descentralização da tomada de decisões, na governança, e na gestão da informação e do conhecimento corporativos.

No contexto de monetização de dados, os dados podem ser usados para guiar decisões estratégicas e operações do dia-a-dia, assim como para otimizar orçamentos e campanhas de marketing. Além disso, eles também podem ser aproveitados para descobrir novas oportunidades de negócios e inovações (Accenture, 2016; Lavallo, Lesser, Shockley, Hopkins e Kruschwitz, 2011). O uso do *big data* tem se mostrado benéfico para empresas como Amazon, eBay e Target, que têm aproveitado dados de navegação dos clientes e cartões de fidelidade para melhorar as previsões de necessidades e tendências de compra (Chen, Chiang, Lindner, Storey & Robinson, 2012; Gandomi & Haider, 2015; Wamba et al., 2017). A General Electric, por exemplo,

usou o *big data* para aumentar a eficiência dos seus sistemas de gás e energia (Wamba et al., 2017), enquanto a Alibaba e a Tencent desenvolveram sistemas de pontuação de crédito baseados em *big data* para oferecer empréstimos mais eficientes do que os bancos tradicionais (Nonninger, 2018). No setor automobilístico, a Ford fez uso de seus dados sobre veículos para revolucionar seus processos de design de produtos (Erevelles et al., 2016; Cappa et al., 2021).

Esses exemplos destacam os benefícios do uso do *big data* para monetizar as práticas dos negócios. Usando a Teoria da RBV argumenta-se que o *big data* pode impactar positivamente o desempenho das empresas ao constituir um recurso diferenciado, pelo qual se pode criar e capturar valor em ambientes de negócios dinâmicos. A criação e captura de valor surge da exploração de *insights* provenientes do *big data*, que, por sua vez, são usados para desenvolver melhores produtos e serviços (Urbinati, Bogers Chiesa & Frattini, 2018).

A coleta e enriquecimento de dados é uma das principais formas de criar valor, pois grandes quantidades de dados podem ser armazenadas para uso próprio ou vendidos para terceiros. Além disso, as decisões baseadas em dados permitem a criação, integração e reconfiguração de recursos e capacidades (Augier & Teece, 2009). Assim, além da RBV, a Capacidade Dinâmica (CD) torna-se uma perspectiva importante para o estudo do campo de SI, ao explicar como os recursos de TI, associados a recursos organizacionais, podem ajudar a organização a reconfigurar suas capacidades e sustentar a sua competitividade, através da monetização (Wetering et al., 2019). Desta forma, esta pesquisa dedica atenção à importância das capacidades dinâmicas e dos recursos habilitados para dados, a fim de argumentar que eles podem auxiliar no desempenho corporativo das organizações, através da monetização de dados.

#### 4.2.2 Capacidade de Gestão da Informação e Capacidade de Monetização de Dados

Estudos prévios apontam que a **Capacidade de Gestão da Informação** pode resultar no desenvolvimento de capacidades organizacionais que conduzem a um desempenho empresarial superior. No entanto, poucas pesquisas têm explorado os fatores que levaram a uma melhora na capacidade de gestão da informação (Kettinger

et al. 2021). De acordo com Kettinger et al. (2021), um mecanismo que pode melhorar seu desenvolvimento é incentivar um maior engajamento entre as áreas de TI e negócios. Esse envolvimento é capaz de estabelecer a comunicação em torno de objetivos, projetos e conhecimento que irá incentivar o uso de *insights* precisos e valiosos para melhorar o desempenho das empresas. A capacidade de usar várias fontes de dados, a capacidade técnica, analítica e governança de dados podem auxiliar as organizações no processo de gestão da informação e monetização de seus dados, ao conectarem habilidades humanas e arquitetura de informações, infraestrutura, acesso e extensão em resposta a ambientes dinâmicos (Kettinger et al. 2021; Maçada et al.2020; Grover et al.,2018).

Assim, é fundamental que as organizações sejam capazes de enriquecer os dados que possuem. O **Enriquecimento dos Dados**, definido como a capacidade para coletar, combinar, tratar, transformar, limpar ou organizar os dados a partir de várias fontes (internas/externas), oportuniza às organizações obterem valor a partir dos *insights* orientados por dados (Parvinen et al. 2020; Baecker et al. 2020). Tal capacidade pode ajudar as organizações a melhorarem a qualidade de seus dados e obterem melhores *insights* ao complementar os dados existentes com dados demográficos, geográficos, de localização e de comportamento.

Como exemplo, uma empresa de transportes que coleta dados geográficos de veículos pode vender *insights* provenientes desses dados para organizações que lidam com manutenção de estradas para encontrar locais que precisam de reparos. Assim, os dados que foram coletados em um contexto podem ter um significado muito diferente quando são usados por organizações em outros contextos (Gunther et al. 2017). Portanto, a construção de capacidade para coletar, armazenar, combinar e manipular dados é considerada uma capacidade chave para monetização de dados (Baecker et al. 2020).

Complementarmente, as capacidades técnica e analítica também são necessárias no processo de monetização indireta dos dados (Najjar & Kettinger 2013; Hanafizadeh et al. 2021). A **Capacidade Técnica** refere-se ao conhecimento necessário para usar novas formas de tecnologia de *big data* para extrair inteligência dos dados, incluindo programação, habilidades de banco de dados, análise e projeto de sistemas (Gupta & George, 2016), enquanto a **Capacidade Analítica** está relacionada aos conceitos e ferramentas de *big data* com *business intelligence* e

*analytics*, especialmente no que diz respeito a análises estatísticas (Chen et al., 2012). A literatura indica que *big data analytics* é uma capacidade dinâmica capaz de fornecer vantagem competitiva às organizações em ambientes altamente dinâmicos e incertos, ajudando-as a responder às mudanças externas e internas, e conferindo agilidade organizacional por meio da transformação de ativos de dados em conhecimento organizacional (Mikalef & Pateli, 2017; Côrte-Real et al., 2017; Wamba et al., 2017; Garmaki et al., 2023).

No entanto, as estruturas organizacionais para utilização de recursos de dados ainda restringem o fluxo de dados em projetos de *big data* e *analytics* e, em muitas organizações, a utilização dos dados, seu gerenciamento e transformação ainda não é clara (Popovič et al. 2018). Nesse sentido, a **Governança da Informação** contribui no processo de monetização ao definir um conjunto de práticas para criação, captura, avaliação, armazenamento, uso, monitoramento, acesso, arquivamento e exclusão de informações e recursos relacionados aos dados (Tallon et al., 2013). A governança da informação envolve a criação de políticas, procedimentos e controles para garantir o uso apropriado de informações, a segurança de dados e o acesso restrito aos dados quando necessário (Salerno & Maçada, 2022; Mikalef et al. 2020; Parvinen et al. 2020). No contexto da monetização de dados, a governança deverá fornecer a estrutura necessária para garantir que as informações sejam usadas da maneira correta e que os dados sejam seguros e protegidos.

Nesse contexto, a **Capacidade de Monetização de Dados** tem se tornado cada vez mais importante para as organizações. De acordo com Mikalef et al. (2020a), as empresas devem planejar estrategicamente e executar projetos de análise de dados e reunir os recursos necessários para transformar os dados em *insights*. Nesse sentido, as organizações têm investido no desenvolvimento de capacidades para geração de *insights* (Laguir et al. 2022). A **Capacidade de gerar insights** é essencial para as empresas que desejam aproveitar ao máximo os dados que possuem. Recentemente, o *big data analytics* (BDA) emergiu como um dos fatores mais importantes para gerar *insights* significativos para a tomada de decisões (Dubey et al., 2019). A análise do impacto do *big data* se tornou uma prioridade para executivos na geração de *insights*, a partir de dados estruturados e não estruturados (Awan et al. 2021). Os *insights* gerados a partir de diversas fontes de dados podem ser utilizados

para entender tendências passadas e presentes, bem como prever tendências futuras e influenciar positivamente a qualidade da tomada de decisão (Vidgen et al., 2017).

Akter et al. (2016) examinaram a relação entre as capacidades de BDA e o desempenho organizacional, e Rialti et al. (2019) investigaram a relação direta entre as capacidades de BDA e a agilidade da empresa. Ao introduzir *insights* baseados em dados, uma organização pode melhorar a tomada de decisão, o que, por sua vez, reforça as atividades de valor do negócio. Recentemente, Ghasemaghahi e Calic (2019) estabeleceram uma ligação mediadora de *insights* baseados em dados entre as características do *big data* e a competência de inovação. Acharya et al. (2018) mostram que a BI&A ajuda a identificar práticas de gestão de conhecimento, além de produzir novos *insights* para a tomada de decisão. Esses *insights*, por sua vez, permitem às empresas tomar melhores decisões, criar modelos de negócios rentáveis e melhorar a satisfação do cliente (Acharya et al. 2018; Awan et al. 2021). Embora os efeitos positivos dos *insights* baseados em dados na tomada de decisão da empresa sejam amplamente reconhecidos (Ghasemaghahi & Calic, 2019), ainda há uma falta de compreensão sobre o processo através do qual a tomada de decisão é de fato implementada na organização (Joseph & Gaba, 2020; Awan et al. 2021).

O processamento de grandes quantidades de dados e de informações, por meio da aplicação de *business analytics*, é uma forma possível de as empresas alcançarem agilidade (Côrte-Real et al., 2017; Wanasida et al., 2021). O conceito de **Agilidade Organizacional** é amplamente discutido na literatura, com diferentes definições. Overby, Bharadwaj e Sambamurthy (2006) o descrevem como a capacidade de se adaptar e evoluir em ambientes voláteis. Roberts e Grover (2012) enfatizam a capacidade de perceber e responder a transformações relevantes em ambientes hipercompetitivos, enquanto Teece et al. (2016) destacam a necessidade de gerenciar incertezas, ajustar as estratégias e redirecionar os recursos para criar valor.

Desta forma, a agilidade organizacional é vista como uma estratégia essencial para empresas que precisam se adaptar às mudanças constantes do ambiente. É uma forma de equilíbrio entre inovação e conservação, permitindo que as organizações reajam rapidamente às transformações ao mesmo tempo em que desenvolvem suas próprias capacidades para explorar novas oportunidades (Awwad, Ababneh & Karasneh, 2022; Ashrafi & Zareravasan, 2022). Assim, a agilidade organizacional é

um reflexo da versatilidade da empresa, que a capacita a se mover de maneira ágil entre inovação e conservação.

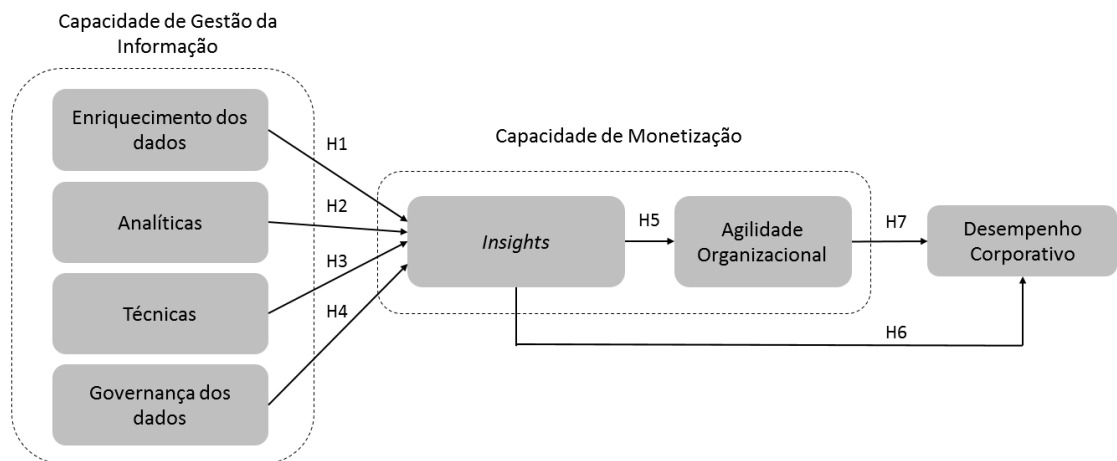
Estudos anteriores destacam a relação positiva de mediação da agilidade entre o *big data analytics* e o desempenho (Medeiros & Maçada, 2022; Rialti, Zollo, Ferraris, & Alon, 2019). Desta forma, observa-se que no contexto de monetização de dados a agilidade organizacional está relacionada aos constructos descritos anteriormente e possui um papel importante como consequente da capacidade de gerar *insights* e como antecedente do desempenho.

Com base nos constructos identificados a partir de uma Revisão Sistemática de Literatura (RSL) e confirmados em um estudo realizado junto a 29 profissionais das áreas de dados e negócios, desenvolveu-se um modelo conceitual multidimensional, o qual foi testado empiricamente neste estudo. Na próxima seção apresenta-se o modelo de pesquisa que reúne os constructos definidos e as hipóteses.

#### 4.3 MODELO DE PESQUISA E HIPÓTESES

O modelo empírico contendo as hipóteses propostas no estudo é ilustrado na Figura 4.1. O modelo foi formulado para representar a relação das variáveis conceituadas na seção anterior. O objetivo é medir os efeitos das capacidades de gestão da informação na capacidade de monetização de dados e, conseqüentemente, no desempenho corporativo. As hipóteses do modelo proposto foram analisadas previamente em uma etapa qualitativa, na qual foram realizadas 29 entrevistas com profissionais das áreas de dados e negócios. Para medir o efeito dos constructos, foram desenvolvidas as seguintes hipóteses, apresentadas na Tabela 1, juntamente com suas referências de base.

Assim, o modelo proposto visa contribuir para a academia ao responder algumas lacunas teóricas sobre as capacidades necessárias para monetização de dados, além de auxiliar as organizações a analisar que tipos de capacidades devem ser combinadas para geração de *insights* e para que as organizações obtenham agilidade ao extrair valor dos dados, e melhoria no seu desempenho.



**Figura 1.** Modelo conceitual de pesquisa

**Tabela 1**  
**Hipóteses a serem testadas na Etapa 3**

Hipóteses		Fundamentação Teórica
H1	O enriquecimento dos dados está relacionado à capacidade de gerar <i>insights</i>	Najjar & Kettinger, 2013; Negash, 2004; Parvinen et al., 2020; Baecker et al., 2020; Parvinen et al., 2020
H2	A capacidade analítica está relacionada à capacidade de gerar <i>insights</i>	Najjar & Kettinger, 2013; Faroukhi et al., 2020a; Grover et al., 2018; Ghasemaghahi et al., 2018; Günther et al., 2017; Mikalef et al., 2017; Hanafizadeh et al., 2021; Jiang 2015; Constantiou & Kallinikos, 2015
H3	A capacidade técnica está relacionada à capacidade de gerar <i>insights</i>	Najjar & Kettinger, 2013; Faroukhi et al., 2020a; Ghasemaghahi et al., 2018; Mikalef et al., 2017; Gupta & George, 2016; Hanafizadeh et al., 2021; Petrini & Pozzebon, 2009; Cao & Duan, 2015; Gillon et al. 2012.
H4	A governança de dados está relacionada à capacidade de gerar <i>insights</i>	Mikalef et al., 2020; Parvinen et al., 2020; Tallon et al., 2013; Günther et al., 2017; Tambe, 2014
H5	A capacidade de gerar <i>insights</i> está relacionada à agilidade organizacional	Ashrafi et al., 2019; Kale et al., 2019; Kumkale, 2016; Al-Azzam et al., 2017; Jiang & Gallupe, 2015; Lam et al, 2017
H6	A capacidade de gerar <i>insights</i> está relacionada ao desempenho corporativo	Kale et al., 2019; Tallon & Pinsonneault, 2011
H7	A agilidade organizacional está relacionada ao desempenho corporativo	Kumkale, 2016; Kale et al., 2019

#### 4.4 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Realizou-se um estudo quantitativo para a avaliação empírica do modelo de pesquisa. Para coletar os dados, foi aplicada uma pesquisa *survey*, com base em um questionário estruturado, pois o seu foco está na mensuração das percepções dos participantes sobre as relações entre os construtos analisados. Esta seção descreve o desenvolvimento do instrumento, a população e amostra do estudo, os procedimentos de coleta e a descrição dos testes de verificação de viés sistemática empregados, bem como a análise do perfil dos respondentes que integram o estudo.

#### 4.4.1 Instrumento de Coleta da *Survey*

Para operacionalizar a coleta de dados, foi elaborado um questionário composto por 7 construtos e 35 itens, adaptados de escalas existentes e validadas em estudos anteriores. As adaptações das escalas existentes consistem em combinações de itens utilizados em diferentes pesquisas e de modificações para adequá-los ao contexto da presente tese. O Apêndice C apresenta a estrutura do questionário aplicado, evidenciando os construtos, seus respectivos itens e referências.

O estudo caracteriza-se como uma pesquisa de caráter confirmatório às expectativas teoricamente fundamentadas sobre como e por que determinadas variáveis devem ser relacionadas e qual a intensidade dessas relações. Assim, o modelo conceitual desenvolvido foi testado quantitativamente para verificar se as sete hipóteses levantadas pelas evidências encontradas na teoria e na etapa qualitativa, conforme apresentadas na Tabela 4.1, são suportadas.

Os itens dos constructos foram traduzidos do inglês para o português, sendo posteriormente avaliados por três especialistas da área de Administração. Para a operacionalização dos itens, adotou-se uma escala tipo *Likert* de cinco pontos, variando de discordo totalmente (1) a concordo totalmente (5).

Para verificar a validade de conteúdo, uma série de rodadas de avaliação por especialistas foi realizada. Cinco pesquisadores da área de Sistemas de Informação (dois doutores e três doutorandos) e três profissionais da área de dados relacionados à monetização avaliaram cada uma das questões individualmente. O perfil dos especialistas consta na Tabela.2.

Tabela 2



## Perfil dos Especialistas (n=8)

#	Instrução	Área de Formação	Atuação Profissional	Sector
E1	Doutorado	Administração	Professor e Pesquisador	Educação
E2	Doutorado	Administração	Professor e Pesquisador	Educação
E3	Doutorado	Ciência da Computação	Analista de TI	Educação
E4	Doutorado	Estatística	Estatístico	Governo
E5	Doutorado	Tecnologia da Informação	<i>Head of IT</i>	Serviços
E6	Especialista	Sistemas de Informação	Engenheiro de Dados	Plataforma de Serviços
E7	Mestrado	Administração	Diretor de Produtos	Plataforma de Serviços
E8	Doutorado	Administração	Gerente de Projetos	Governo

O questionário inicialmente foi composto de 38 (trinta e oito) questões distribuídas entre as variáveis, da seguinte forma: Enriquecimento dos Dados – ED (5); Capacidade Analítica – CA (5); Capacidade Técnica – CT (4); Governança dos Dados – CG (5); Insights – IN (6); Agilidade Estratégica – AE (5) e Desempenho Corporativo – DC (8).

Na etapa de validação ou que antecedeu a coleta de dados, todos os itens foram analisados quanto à concordância do entrevistado com relação ao conceito do constructo e aos itens correspondentes. Foram realizados ajustes na estrutura do questionário, tais como a remoção de itens que continham algum nível de ambiguidade em sua definição, a integração de itens com definições semelhantes, ou, ainda, a adequação na sua descrição. Os especialistas foram convidados a informar o quanto concordavam com a suficiência dos indicadores propostos para cada constructo.

Ademais, por meio de um formulário eletrônico, solicitou-se a cada especialista que julgasse o quanto as medidas propostas (indicadores/variáveis observáveis) estavam adequadas para representar cada construto/dimensão (variável latente). Deixou-se os especialistas à vontade para classificar os itens de acordo com o seu conhecimento, expertise e opinião. Além da avaliação de adequação do conteúdo de cada item, em cada construto havia também um campo aberto para que os especialistas pudessem expressar suas sugestões de adequação dos itens, de modo a contribuir com a qualificação do instrumento.

Para cada item, o especialista julgou a adequação, clareza, relevância e representatividade do item, em uma escala de 4 pontos, de “1” - Indicador Inadequado (não está claro, irrelevante ou não é representativo) - a “4” - Indicador Adequado (muito claro, relevante e representativo). Como apoio nesse processo de validação do instrumento, utilizou-se o Indicador de Validade de Conteúdo (IVC). O IVC é um

procedimento que permite mensurar a proporção de que dois ou mais avaliadores concordam com a relevância de um conjunto de itens em um instrumento (Adrian, Abdullah, Jusoh & Atan, 2019; Yusoff, 2019). O valor de IVC para cada item (I-IVC) é determinado pela proporção de especialistas que o classifica como conteúdo válido (3 ou 4), ou de outra forma (1 ou 2). A proporção é calculada da seguinte forma: I-IVC = Número de especialistas que concordam com a relevância da questão pelo número total de especialistas (Polit, Beck & Owen, 2007; Yusoff, 2019).

Os oito especialistas avaliaram a relevância de cada item, em uma escala de 1 a 4. Cada um deles foi avaliado com base nos critérios IVC e Kappa Modificado. De acordo com Lynn (1986), de 06 a 08 especialistas o valor mínimo aceitável de IVC é de 0,83, valor obtido neste estudo (Yusoff, 2019).

Inicialmente, foram propostos de quatro a oito itens por dimensão, totalizando 38 itens na escala. Na etapa de validação junto aos especialistas, 3 itens foram eliminados, conforme justificativa apresentada anteriormente. Com isso, 35 itens foram validados e consolidados no instrumento final. O detalhamento dos itens e indicadores de validação, bem como o conteúdo inicial e final de cada item (variável) do instrumento utilizado na pesquisa *survey*, é apresentado no Apêndice “C”. Os itens eliminados não foram considerados em nenhuma etapa de coleta de dados, nem no pré-teste, nem na coleta completa.

Para a composição da validação de traço foram adotados os procedimentos de análise da confiabilidade e consistência interna, e validades convergente e discriminante. Na subseção sobre o pré-teste, realiza-se a validação de traço preliminar; e, na seção de análise dos resultados, o modelo de mensuração é avaliado por definitivo. Como forma de analisar o modelo proposto e testar as hipóteses do estudo, empregou-se a técnica de modelagem de equações estruturais (MEE) para tratamento dos dados com estimação pelo método *Partial Least Squares* (PLS – mínimos quadrados parciais), utilizando-se o *software SmartPLS 4*.

#### 4.4.2 População e amostra

Assim como na etapa qualitativa, foram selecionados profissionais da área de dados de empresas de diferentes setores. O público-alvo da pesquisa foi direcionado a contemplar executivos, gerentes, coordenadores, líderes, cientistas,

engenheiros, administradores e analistas de dados, de *analytics*, de inteligência de negócios, de estratégia, de monetização ou governança de dados, de *data science*, de marketing *analytics*, de transformação digital, entre outros gestores e profissionais que atuem com aplicação ou uso de dados para geração de valor em suas organizações/instituições.

O tamanho mínimo da amostra foi estimado com suporte do *software G\*Power 3.1.9.4*, disponível em <http://www.gpower.hhu.de/>, conforme sugerido em Ringle et al. (2014). De acordo com Faul et al. (2009), esse *software* calcula o tamanho da amostra necessária para uma pesquisa a partir de uma função entre o número máximo de preditores em uma variável latente, o tamanho do efeito estatístico a ser detectado, o nível de significância necessário e o poder estatístico desejado. Para isso, devem ser observados dois parâmetros sugeridos por Cohen (1988) e Hair et al. (2019): (a) o poder recomendado de 0,80 e (b) o tamanho do efeito ( $f^2 = 0,15$ ). A amostra mínima calculada foi estimada em 85 casos, indicando que o tamanho amostral deste estudo é adequado.

A amostra classifica-se como não probabilística por acessibilidade, conveniência e bola de neve, sendo os respondentes selecionados por acessibilidade ou conveniência. Como colocado por Black (2011), o processo de seleção dos participantes na amostragem por conveniência é realizado conforme julgamento do pesquisador. Desta forma, esta opção acaba por realizar a distribuição dos questionários entre indivíduos ao alcance do pesquisador, demandando menos tempo e recursos financeiros (Malhotra, 2010). No caso desta pesquisa, foram enviadas mensagens via redes sociais (ex: LinkedIn, Facebook, WhatsApp e Facebook), conforme adotado em estudos prévios como meio de coleta de dados (Chang, Liu & Shen, 2017), convidando os usuários a participarem do estudo e solicitando aos mesmos que acessem o link da pesquisa.

Cada convidado recebeu um link para acesso ao questionário por meio de um formulário eletrônico, configurado na plataforma *Google Forms*. A amostra final da pesquisa contou com 251 casos válidos. Como critérios de inclusão, definiu-se que o participante do estudo deveria ter experiência profissional na área de dados (por exemplo: analistas e cientistas de dados), TI (por exemplo: desenvolvedores, analistas de sistemas e etc.) ou atuar em áreas que trabalham diariamente com diversos dados

para gerar *insights* e realizar suas atividades laborais (por exemplo: marketing, P&D, estratégia e etc.).

Já a utilização da técnica de amostragem por bola de neve é bastante indicada em situações em que se espera obter informações de uma população mais específica (no caso, profissionais da área de dados). Assim, solicitou-se aos participantes do estudo que, se possível, compartilhassem o link da pesquisa com sua rede de amigos e conhecidos, capazes de responder ao questionário (Malhotra, 2010). Hair et al. (2005), ainda, ressaltam as vantagens desse tipo de amostragem, não somente pela facilidade de obter respondentes com perfis semelhantes, mas também dentro de um tempo reduzido, com baixo custo. A amostragem não probabilística foi escolhida, uma vez que não se obteve uma lista confiável de profissionais da área de dados que pudessem compor a amostra do estudo, tornando-se, portanto, inviável realizar uma amostragem probabilística.

#### 4.4.3 Survey Pré-Teste e Teste Piloto

Com o instrumento de coleta de dados previamente determinado, realizou-se primeiramente um pré-teste junto a quatro executivos, objetivando coletar sugestões de ajustes antes da sua aplicação. Esses respondentes sugeriram algumas mudanças nos termos e palavras utilizadas. As instruções foram avaliadas e os ajustes realizados antes do envio para o teste piloto.

Um pré-teste do instrumento foi aplicado ao público-alvo da pesquisa através da plataforma Google Forms. Uma amostra de 44 respondentes foi utilizada. Nesta primeira etapa da análise dos dados, utilizou-se o *software* estatístico SmartPLS (*Partial Least Squares*). A confiabilidade das escalas foi avaliada por meio do alfa de Cronbach e do Índice de Confiabilidade Composta - CR. Os escores excederam o limite mínimo de 0,70 em todos os construtos, conforme sugerido pela literatura, sendo estatisticamente significativas ao nível de 5%, atestando a confiabilidade dos itens (Hair Jr, Sarstedt, Ringle & Gudergan, 2017).

A validade convergente dos construtos foi avaliada utilizando-se o critério da Variância Média Extraída - AVE, cujos valores excederam o limite mínimo de 0,50, convergindo para um resultado satisfatório. Já a validade discriminante foi avaliada pelo critério de Fornell e Larcker, que pressupõe que a raiz quadrada da AVE deve

ser maior que as correlações entre os construtos do modelo. Neste caso, nem todas as raízes quadradas dos valores do AVE apresentaram valores superiores às correlações. Um terceiro critério para avaliar a validade discriminante foi a utilização do critério da razão multitraço-monotraço (HTMT), no qual se espera que a relação entre os constructos seja menor que 0,90, o que também não foi atendido nesta etapa do estudo (Hair Jr. et al., 2017). Os constructos **Capacidade Analítica** e **Capacidade Técnica** apresentaram uma correlação de 0,95. Isso pode ser justificado pelo baixo número de respondentes que compõem a amostra do pré-teste.

No que tange à análise fatorial, esta foi realizada mediante teste de *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO) no software *IBM SPSS Statistics 23*. Com relação à interpretação dos dados, através do teste KMO, observou-se que a amostra possui uma boa adequação ao apresentar índice de 0,85. A extração de fatores ocorreu a partir do método de componentes principais e o procedimento de rotação utilizado foi o *Varimax*. Quando analisados todos os itens do constructo “Capacidade de Gestão da Informação”, eles convergiram para 3 fatores - representando 71% da variância total- ou definindo a solução em 4 fatores (representando 76% da variância total). No geral, a análise do teste mostrou que o instrumento é uma ferramenta útil para coletar os dados e testar as hipóteses desta pesquisa.

Em seguida, realizou-se um estudo piloto com os mesmos procedimentos, aplicado a uma amostra de 127 respondentes para validar o instrumento de coleta dos dados. Como resultado, a respeito da confiabilidade do modelo de pesquisa, pode-se observar que todos os construtos demonstram Alfa de Cronbach ( $\alpha$ ) e Confiabilidade Composta (CR) superiores a 0,70 (Hair, Risher, Sarstedt & Ringle, 2019). Quanto à validade do modelo de pesquisa, essa é estabelecida pela validade convergente e validade discriminante: a validade convergente está presente quando a variância média extraída (AVE) para cada variável latente é 0,5 ou superior (Hair, Risher, Sarstedt & Ringle, 2019); a validade discriminante é determinada por dois requisitos: primeiro, o critério de Fornell-Larcker, no qual a raiz quadrada da AVE, de cada variável latente, deve ser maior que sua maior correlação com qualquer outra variável latente (Fornell & Larcker, 1981); segundo, os carregamentos cruzados, cujo carregamento externo de um indicador em uma variável latente deve ser maior do que todos os carregamentos cruzados com outras variáveis latentes (Chin, 1998).

No geral, a análise do pré-teste indicou que o instrumento elaborado é uma ferramenta útil para coletar os dados e testar as hipóteses de pesquisa. A seguir, detalha-se como foi realizado o processo completo de coleta do estudo.

#### 4.4.4 Procedimento de coleta e tratamento de dados

A coleta de dados foi realizada entre os meses de julho e outubro de 2022, via instrumento *Survey*, por meio de formulário eletrônico. Ao longo desse período foram administradas notificações de reforço à participação dos convidados. Como não se percebeu necessidade de modificação no instrumento de pesquisa, as respostas coletadas durante o pré-teste foram incorporadas à amostra geral da pesquisa. Com isso, conseguiu-se um total de 251 respostas (consideradas válidas) - tamanho próximo do triplo do valor mínimo recomendado.

#### 4.4.5 Testes de controle de viés sistemático da amostra

Algumas medidas para verificar a existência de um efeito negativo atribuído ao viés comum do método (do inglês *Common Method Bias* – CMB) foram tomadas, como sugerido pela literatura (Podsakoff, MacKenzie, Lee & Podsakoff, 2003). Com o intuito de evitar qualquer pressão aos respondentes, foi comunicado que não havia respostas certas ou erradas, que as respostas coletadas seriam analisadas de forma coletiva e não individual, não representando risco de que indivíduos pudessem ser reconhecidos pelo padrão de resposta. Para evitar o desinteresse com a pesquisa e a falta de sinceridade nas respostas, o questionário foi elaborado para ser atraente visualmente, fácil de ser preenchido, apresentando redação de fácil leitura e compreensão e, também, que não fosse muito extenso, de modo a não tornar o processo desgastante e aborrecedor.

No que se refere às influências ou desvios de interpretação que poderiam ser causados pelas propriedades ou características específicas dos itens adotados, estes foram amenizados pelo processo de avaliação do instrumento de coleta realizado por especialistas de diferentes áreas do conhecimento e, também, pelos pré-testes realizados com integrantes da amostra. Assim, foi evitada a incidência de questões tendenciosas, ambíguas ou distorcidas pela tradução e adaptação ao contexto do presente estudo. Por fim, foram tomadas precauções quanto à estrutura do

questionário, iniciando por questões mais fáceis de serem respondidas, objetivas e com apresentação agradável, seguido das perguntas contendo informações gerais sobre os participantes e a organização. Cabe ressaltar que estas ações não garantem a inexistência de algum viés de resposta, mas, sim, amenizam a incidência do mesmo sobre os dados coletados e analisados (Podsakoff et al., 2003).

Após, foram examinadas as correlações entre todos os construtos do modelo. Existe evidência de viés se algum dos construtos estiver altamente correlacionado entre si ( $r > 0,90$ ) (Podsakoff et al., 2003). Neste estudo, a maior correlação entre dois construtos foi de 0,68, o que indica que o CMB não é um problema. Como a amostra foi considerada grande, duas subamostras aleatórias foram divididas e o efeito multigrupo das variáveis latentes foi analisado (teste t). Como resultado, ambas as subamostras apresentaram comportamento equivalente, mantendo-se assim a amostra total (Apêndice E). Além disso, avaliou-se a multicolinearidade entre as variáveis independentes por meio dos escores do fator de inflação de variância (*Variance Inflation Factor* - VIF), que variou entre 1,00 e 3,165, estando abaixo de 5, como sugerido pela literatura, indicando que a multicolinearidade não é uma preocupação neste estudo (Hair et al., 2017).

Finalmente, realizou-se o teste de um fator de Harman (Harman, 1976; Podsakoff et al., 2003), incluindo todos os itens do instrumento em uma análise fatorial de componentes principais e examinando a solução fatorial não rotacionada para determinar o número de fatores necessários para explicar a variância nos itens. A evidência de CMB existe se surgir um único fator ou se um fator geral for responsável pela maior parte da covariância entre os itens. Neste estudo, surgiram cinco fatores (explicando 66% da variância), sendo o maior deles responsável por 46,71% da variância, inferior ao mínimo de 50%, o que indica que o CMB provavelmente não é um problema. Desta forma, não foi detectado qualquer viés comum do método aparente.

#### 4.4.6 Análise descritiva da amostra

A composição da amostra é coerente e representa o mercado da área de dados e negócios, pois, em sua maioria, são gestores, analistas e profissionais especializados com qualificação nas áreas de negócios, tecnologia da informação, estatística e ciência de dados, com elevada experiência profissional. Observou-se que grande parte dos respondentes é do sexo masculino (77%). Sobre o grau de instrução,

praticamente todos os profissionais possuem nível superior, sendo que 43% possuem alguma especialização ou MBA, 20% mestrado, e 5% doutorado.

A respeito das posições e cargos ocupados, nota-se que a amostra está bem distribuída entre os cargos considerados predominantemente tecnológicos (48%), e cargos de gestão que se caracterizam por funções de liderança, gerenciais e diretivas (43%). Entre as funções tecnológicas e analíticas (tech), predominam “analistas de dados” e “especialistas em dados” (14%), “cientistas de dados” (12%), “engenheiros de dados” (8%) e “analistas e especialistas de BI” (2%); já entre as funções de gestão predominam “gerentes” (25%), “executivos/diretores” (10%) e “coordenadores” (7%) O perfil dos respondentes é apresentado na Tabela 3.

Quanto ao perfil das organizações representadas pelos respondentes, e suas características demográficas, observa-se que quase 58% das organizações são de grande porte, 27% de médio porte, e 15% de pequeno porte; 79% dessas empresas possui um departamento/setor específico para tratamento de dados. As organizações pertencem, em sua maioria, ao setor de serviços (68%); indústria (13%); comércio (13%) e governo (6%), sendo 57% nativas digitais e 43% tradicionais. As estatísticas de perfil das organizações representadas pelos respondentes constam na Tabela 4.



Tabela 3  
**Perfil dos respondentes**

<b>Gênero</b>	<b>n</b>	<b>%</b>	<b>Grau de Instrução</b>	<b>n</b>	<b>%</b>
Masculino	194	77,3	Médio/Técnico	5	2,0
			Superior	76	30,3
Feminino	55	21,9	Especialista	10	42,6
				7	
Prefiro não dizer	2	0,8	Mestrado	50	19,9
			Doutorado	13	5,2
<b>Cargo ou função</b>	<b>%</b>	<b>Grupo<sup>1</sup></b>	<b>Detalhamento do Cargo</b>		
Analistas de dados	14	<i>Tech</i> (48%)	Analista de BI, de Dados, de Inovação Digital, de Inteligência de Dados, de Negócios de TI, Analista de Negócios e Dados, de Proteção e Privacidade de Dados, de risco, de TI, <i>Analytics</i> , Financeiro de Dados		
Especialistas em dados	14		Analytics Manager, Assessor de TI, Business <i>Analytics</i> , <i>Business Architect</i> , Cientista de dados, Cloud Architect, <i>Data Product Owner</i> , <i>Data Science Product Owner</i> , Desenvolvedor de BI, Designer de Produto, Estatístico, Operador de Dados		
Cientistas de dados	12		Engenheiro de dados, Engenheiro <i>Analytics</i> , Engenheiro de Software, <i>Machine Learning Engineer</i>		
Engenheiros de dados	8		Especialista de TI, em <i>BI &amp; Analytics</i> , em ciência de dados		
Analistas e Especialistas de BI	2				
Gerentes	25	Gestão (43%)	CDO, CEO, CFO, CTO, Co-fundador Diretor de Desenvolvimento de Negócios, de mídia, de Dados, de Projetos, de TI, Geral de RH, Diretor, de Customer Intelligence, de CRM e de <i>Analytics</i> Consultor <i>Data Science</i> , de Desenvolvimento de software, de Telecomunicações, Consultor Técnico (DevOps), de Telecom e Análise de Dados, de BI Coordenador Estratégico e Tático, de <i>Business Analytics</i> , de Marketing, de planejamento, de Processos, de TI, de Governança de TI, de Data Intelligence, de Análise de Dados, de <i>Analytics</i> . Gerente (ou <i>Head</i> ) Executivo, Comercial, de Tecnologia e Aplicação, de Dados, Data Strategy, de Projeto, de Auditoria de TI, de Ciência de Dados, de desenvolvimento, de equipe de desenvolvimento de software, de <i>Insights</i> de Negócios, de <i>Data Insights Technologies</i> , de <i>Insights</i> do Consumidor, de <i>Machine Learning</i> , de Negócios, de Produto, de Pessoas, de Riscos, de Vendas, de TI		
Executivo/Diretores	10		Líder de estratégia, de TI, de Cientista de Dados		
Coordenadores	7				
Outros Analistas	11	Outros (9%)	Administrador, Assistente, Engenheiro, Analista, Consultor, Pesquisadore, Docentes, Auditor		
Assistente	3				
Outros Especialistas e Engenheiros	2				

Nota<sup>1</sup>: cargos agrupados em funções tecnológicas e analíticas (*tech*) ou gerenciais e diretivas (gestão).

Tabela 4  
**Perfil das Organizações**

<b>Área de atuação da organização</b>	<b>n</b>	<b>%</b>	<b>Porte</b>	<b>N</b>	<b>%</b>
Indústria	33	13,1	Pequeno	38	15,1
Serviços	170	67,7	Médio	68	27,1
Comércio	32	12,7	Grande	145	57,8
Governo	16	6,4			
<b>Características Específicas da Organização</b>					
<b>Tipo de de Organização</b>				<b>n</b>	<b>%</b>
Tradicional				143	57,0
Nativa Digital				108	43,0
<b>Possui departamento/setor específico para tratamento de dados?</b>				<b>n</b>	<b>%</b>
Não				53	21,1
Sim				198	78,9

Na próxima seção, são apresentados os testes e análises para avaliação do modelo de mensuração e do modelo estrutural.

#### 4.5 ANÁLISE DOS DADOS E RESULTADOS

Para a análise quantitativa dos dados utilizou-se a técnica de modelagem de equações estruturais por mínimos quadrados parciais (PLS-SEM). A modelagem PLS-SEM tornou-se uma ferramenta padrão para analisar inter-relações complexas entre variáveis observáveis e latentes, em vários campos de investigação científica (Sarstedt, Ringle, Cheah, Ting, Moisescu, & Radomir, 2020; Guenther, Guenther, Ringle, Zaefarian & Cartwright, 2023; Rönkkö, Lee, Evermann, McIntosh, & Antonakis, 2023). Segundo Hair et al. (2005), a modelagem de equações estruturais caracteriza-se por dois componentes básicos: (a) o modelo estrutural, que se trata do modelo de caminhos, o qual que relaciona os construtos hipotetizados do modelo, representando as relações entre variáveis dependentes e independentes; e (b) o modelo de mensuração, o qual especifica os indicadores para cada construto e avalia a confiabilidade de cada construto para estimar as relações causais. Para as análises do ajuste do modelo, Henseler et al. (2009) sugerem avaliar primeiramente os modelos de mensuração, para, em seguida, avaliar o modelo de caminhos.

##### 4.5.1 Modelo de Mensuração

Através do modelo de mensuração, buscou-se analisar a relação entre os construtos latentes e os itens relacionados a cada um deles. Para isso, foi verificada a validade convergente e discriminante, e a confiabilidade dos itens e construtos.

Iniciou-se a avaliação do modelo de mensuração pela validade convergente, sendo, segundo Hair et al. (2009), “o quanto os indicadores de um construto específico convergem ou compartilham uma elevada proporção de variância em comum” (HAIR et al. 2009, p. 589). Um construto é considerado como tendo validade satisfatória quando os seus itens estão com cargas fatoriais maiores em seus respectivos construtos e cargas menores nos demais construtos. É recomendado que as cargas fatoriais de todos os itens sejam maiores do que 0,707 em seus respectivos construtos, indicando uma estrutura bem definida (Barclay; Higgins; Thompson, 1995; Hair et al., 2005). Para seguir essa recomendação, foram excluídos os itens CA4, CA5, ED5, AO4, IN4 e DC5, os quais apresentaram cargas fatoriais elevadas em mais de um fator. Após essas exclusões, como pode ser observado na Tabela 5, todas as cargas fatoriais mostraram-se acima deste valor, confirmando, assim, a validade e confiabilidade dos itens e construtos.

Em seguida, conforme sugerido por Ringle et al. (2014), deve proceder-se à análise da consistência interna (Alfa de Cronbach) e Confiabilidade composta (Composite Reliability - CR). A confiabilidade composta é calculada como forma de avaliar se a amostra está livre de viés, ou ainda, se as respostas, em seu conjunto, são confiáveis. O Alfa de Cronbach é o indicador mais tradicionalmente usado, porém a CR é mais adequada pois prioriza os itens de acordo com as suas confiabilidades, enquanto o Alfa de Cronbach é muito sensível ao número de itens em cada constructo (Hair et al., 2017). Assim, a literatura aponta a confiabilidade composta como um critério mais confiável que o alfa de Cronbach, pois os itens são ponderados com base nas cargas individuais dos seus respectivos construtos (Hair et al., 2019). Estes dois indicadores são usados para avaliar se as respostas da pesquisa são confiáveis em conjunto e se a amostra está livre de vieses. Neste estudo foram avaliados os dois índices, como se pode observar na Tabela 6.

Tabela 5  
Cargas fatoriais dos itens nos construtos

	Item	Agilidad e Org	Cap Analítica	Cap Técnica	Desemp enho	Enriquec imento	Governa ança	Insights
Agilidade Organizac ional	AO1	<b>0.876</b>	0.500	0.529	0.560	0.442	0.541	0.639
	AO2	<b>0.851</b>	0.431	0.471	0.567	0.379	0.451	0.572
	AO3	<b>0.819</b>	0.486	0.522	0.560	0.430	0.435	0.651
	AO5	<b>0.829</b>	0.473	0.518	0.512	0.350	0.499	0.584
Capacida de Analítica	CA1	0.533	<b>0.883</b>	0.672	0.544	0.673	0.591	0.617
	CA2	0.449	<b>0.860</b>	0.670	0.406	0.581	0.500	0.560
	CA3	0.503	<b>0.911</b>	0.680	0.528	0.676	0.531	0.635
Capacida de Técnica	CT1	0.521	0.650	<b>0.856</b>	0.390	0.593	0.518	0.555
	CT2	0.468	0.598	<b>0.782</b>	0.423	0.551	0.497	0.513
	CT3	0.489	0.613	<b>0.776</b>	0.311	0.471	0.625	0.486
	CT4	0.506	0.638	<b>0.863</b>	0.396	0.536	0.556	0.614
Desempe nho Corporati vo	DC1	0.618	0.524	0.429	<b>0.809</b>	0.439	0.441	0.588
	DC2	0.441	0.472	0.384	<b>0.774</b>	0.339	0.387	0.424
	DC3	0.528	0.390	0.324	<b>0.784</b>	0.365	0.394	0.526
	DC4	0.457	0.385	0.331	<b>0.812</b>	0.341	0.434	0.515
Enriqueci mento dos Dados	ED1	0.364	0.628	0.526	0.380	<b>0.749</b>	0.485	0.492
	ED2	0.395	0.599	0.591	0.416	<b>0.867</b>	0.395	0.542
	ED3	0.415	0.647	0.575	0.420	<b>0.892</b>	0.395	0.576
	ED4	0.378	0.489	0.431	0.309	<b>0.739</b>	0.337	0.430
Governan ça dos Dados	CG1	0.496	0.525	0.531	0.491	0.397	<b>0.867</b>	0.508
	CG2	0.542	0.590	0.621	0.438	0.447	<b>0.881</b>	0.563
	CG3	0.466	0.508	0.529	0.465	0.382	<b>0.826</b>	0.466
	CG4	0.440	0.502	0.583	0.396	0.434	<b>0.859</b>	0.460
	CG5	0.458	0.452	0.547	0.418	0.428	<b>0.792</b>	0.480
Insights	IN1	0.577	0.592	0.623	0.540	0.635	0.524	<b>0.848</b>
	IN2	0.598	0.605	0.625	0.544	0.588	0.474	<b>0.866</b>
	IN3	0.615	0.603	0.556	0.557	0.571	0.460	<b>0.850</b>
	IN5	0.675	0.559	0.526	0.591	0.467	0.532	<b>0.871</b>
	IN6	0.647	0.572	0.519	0.568	0.444	0.530	<b>0.852</b>

Todos os valores da confiabilidade composta apresentaram valores acima do sugerido por Nunnally e Bernstein (1994) e por Fornell e Larcker (1981) para estudos confirmatórios, que devem ser superiores a 0,70. Segundo Hair et al. (2014), valores de Alfa de Cronbach acima de 0,70 são considerados adequados. Observa-se na Tabela 6 que todos os valores para o Alfa de Cronbach estão acima do valor indicado, confirmando-se, assim, a confiabilidade das escalas utilizadas.

Tabela 6  
Variância compartilhada, correlações e confiabilidade dos construtos

Constructo	AC	CR	AVE	Agilid	Analit	Tecnic	Dese	Enriqu	Gov	Insight
Agilidade	0.865	0.908	0.712	<b>0.844</b>						
Cap Analítica	0.862	0.916	0.783	0.561	<b>0.885</b>					
Cap Técnica	0.837	0.891	0.672	0.605	0.761	<b>0.820</b>				
Desempenho	0.807	0.873	0.632	0.652	0.560	0.464	<b>0.795</b>			
Enriquecimento	0.828	0.887	0.663	0.476	0.729	0.656	0.472	<b>0.814</b>		
Governança	0.900	0.926	0.715	0.571	0.612	0.666	0.522	0.494	<b>0.846</b>	
Insights	0.910	0.933	0.735	0.726	0.684	0.664	0.653	0.631	0.588	<b>0.857</b>

AC: Alfa de Cronbach; CR: Confiabilidade Composta; AVE: Variância Média Extraída; os valores da diagonal em negrito indicam a Variância Média Extraída (AVE). Os valores abaixo da diagonal indicam as correlações entre os constructos do modelo.

Já a validade convergente foi analisada através das Variâncias Médias Extraídas (*Average Variance Extracted* – AVE) que, segundo o critério de Fornell e Larcker (Henseler et al., 2009), devem ser maiores que 0,50 ( $AVE > 0,50$ ) para o modelo convergir a um resultado satisfatório. Conforme a Tabela 6, pode-se notar que a menor AVE encontrada foi 0,632 para a variável Desempenho Corporativo, portanto pode-se dizer que o modelo converge a um resultado satisfatório. O resultado positivo da existência da validade convergente é ratificado pela incidência das cargas fatoriais dos itens estarem maiores em seus respectivos construtos (conforme já apresentado na Tabela 5).

A próxima etapa foi a avaliação da validade discriminante, que garante o quanto os conceitos medidos são suficientemente independentes uns dos outros, ou seja, o quanto um constructo é diferente de outro (Hair et al. 2005). Para essa análise, utilizam-se dois critérios: (a) as cargas fatoriais cruzadas (*cross loadings*) (Tabela 6); e (b) a raiz quadrada da AVE, que deve ser maior que as correlações entre as variáveis latentes, conforme o critério de Fornell e Larcker (1981). Para garantir a validade segundo as cargas fatoriais cruzadas, os indicadores devem possuir carga fatorial mais alta nas suas respectivas variáveis latentes, garantindo que um construto latente explique suas medidas de itens melhor do que outro construto (Chin, 1998; Hair et al. 2009). Já no critério de Fornell Larcker (1981), comparam-se as raízes quadradas das AVEs com as correlações entre os demais construtos, sendo que a raiz quadrada deve ser maior. Ao analisar-se a Tabela 6, é possível verificar que os valores (em negrito na diagonal) são maiores do que os valores absolutos de correlação com os elementos fora da diagonal em sua linha e coluna, indicando validade discriminante.

Além disso, um terceiro critério utilizado para avaliar a validade discriminante foi da razão multitraço-monotraço (HTMT), no qual se espera que a relação entre os constructos seja menor que 0,90, o que também foi atendido no estudo (Hair Jr. et al., 2017). De modo geral, os resultados da análise do modelo de mensuração indicam que os itens e construtos apresentam confiabilidade e validade, atendendo aos critérios sugeridos pela literatura. Isso indica que as medidas são aceitáveis para o

modelo estrutural e que a amostra de dados possui qualidade adequada para o teste de hipóteses.

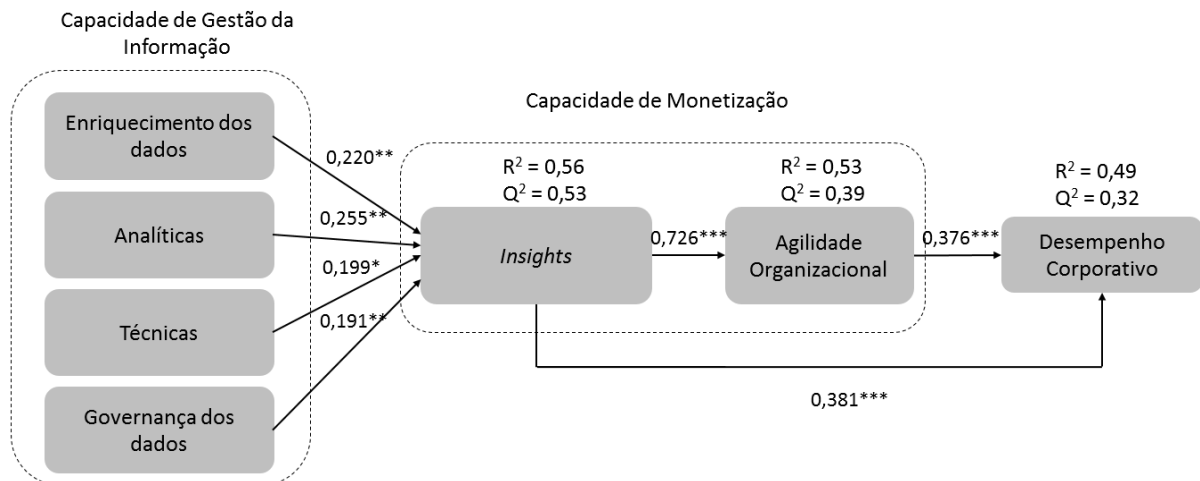
#### 4.5.2 Modelo Estrutural

Uma vez que a confiabilidade e a validade das medidas tenham sido estabelecidas, o próximo passo é avaliar o poder explicativo e preditivo do modelo estrutural, bem como a significância, relevância dos coeficientes de caminho e ajuste do modelo (Hair Jr et al., 2020). O modelo que indicou os coeficientes estruturais foi estimado pelo software *SmartPLS 4*. Através desta análise é possível avaliar o relacionamento preditivo e causal entre as variáveis do modelo. A primeira análise a se fazer é a avaliação dos coeficientes de determinação de Pearson ( $R^2$ ). O valor do  $R^2$  mostra o quanto as variáveis latentes independentes explicam a variável latente dependente. Indica a qualidade do modelo ajustado, o quanto ele é capaz de explicar, avaliando a porção da variância das variáveis endógenas (Ringle et al., 2014). Para a área de Ciências Sociais e Comportamentais, Cohen (1988) sugere que um  $R^2$  igual a 0,02 seja classificado como efeito pequeno, um  $R^2$  próximo a 0,13 como efeito médio, e um  $R^2$  igual ou superior a 0,26 como efeito grande.

Ademais, foi avaliada a relevância preditiva do modelo utilizando o Indicador Stone-Geisser ( $Q^2$ ) com a ajuda do software PLS Predict. Os resultados demonstram que a acurácia preditiva do modelo para as variáveis endógenas é satisfatória, uma vez que todas apresentam  $Q^2 > 0$ , conforme definido por Hair et al. (2022).

Ao final, para avaliar a qualidade do ajuste do modelo, o único critério recomendado para PLS-SEM é a *Standardized Root Mean Residual (SRMR)* (Hu & Bentler, 1999). O índice SRMR do modelo saturado é de 0.060, e atende ao parâmetro mais rigoroso da literatura, que é o valor inferior a 0.08. Além disso, o SRMR do modelo estimado também apresentou um valor inferior ao recomendado (0.071) (Hair et al., 2017; Hu & Bentler, 1999), portanto, o modelo possui um bom ajuste.

A Figura 2 apresenta o modelo estrutural proposto, os valores de  $R^2$  e  $Q^2$  das variáveis dependentes, assim como resume os resultados para cada uma das hipóteses.



**Figura 2. Modelo Estrutural**

Nota<sup>1</sup>:  $p > 0,05 = N. S.$  (Não Suportada);  $p < 0,05 = *$ ;  $p < 0,01 = **$ ;  $p < 0,001 = ***$ .

Nota<sup>2</sup>: **SRMR saturado = 0,060 / SRMR estimado 0,071.**

Em seguida, realizou-se o teste de *bootstrapping* com 5.000 amostras, também com a ajuda do *SmartPLS*, de modo a se avaliar a consistência do modelo de forma geral e a significância estatística das relações estabelecidas. Esse procedimento é um tipo de reamostragem aleatória, na qual os dados originais são repetidamente processados com substituição para estimação do modelo (Hair et al., 2005). Os resultados obtidos são os valores de  $t$  para cada relação, sendo que para ser considerado significativo este valor deve ser superior a 1,96 ( $p < 0,05$ ), o que representa um intervalo de confiança de 95%.

Além de avaliar os valores de  $R^2$  dos constructos, foi avaliado o tamanho do efeito ( $f^2$ ) dos coeficientes estruturais, considerando valores maiores do que 0,02, 0,15 e 0,35 para efeitos pequenos, médios e grandes, respectivamente (Hair Jr. et al., 2019). Assim, pesquisadores não deveriam indicar apenas se a relação entre as variáveis é significativa, mas, também, reportar o tamanho do efeito entre essas variáveis, dado que este os ajuda a avaliar a contribuição global da pesquisa.

Quando analisado o modelo de pesquisa, o  $f^2$  calculado foi de 0,13, 0,05, 0,03, 0,05, 0,04, 1,12 e 0,14, para Agilidade Organizacional e Desempenho, Capacidade Analítica, Capacidade Técnica, Enriquecimento dos Dados, Governança dos Dados, *Insights* e Agilidade e *Insights* e Desempenho, respectivamente. Assim, considerando que valores para  $f^2$  de 0,02, 0,15 e 0,35 indicam efeitos pequenos, médios e grandes, respectivamente (Hair Jr. et al., 2014), conclui-se que o constructo Agilidade Organizacional apresenta um efeito pequeno no Desempenho; Capacidade Analítica,

pequeno; Capacidade Técnica, pequeno; Enriquecimento dos Dados, pequeno; Governança dos Dados, pequeno; *Insights* e Agilidade, grande; e *Insights* e Desempenho, pequeno (Tabela 7).

Percebe-se, portanto, que o maior efeito foi o de *Insights* na Agilidade, indicando uma alta relação entre a geração de *insights* e a agilidade das organizações em responderem rapidamente às mudanças do mercado. Vale destacar que todas as relações testadas apresentaram efeitos significativos, a maioria em menor escala e uma delas com efeito grande, evidenciando o poder de predição do modelo e suas relações.

Tabela 7  
**Resultado das Equações Estruturais**

Caminho	Coefficiente de caminho	t-value	<sup>1</sup> p-values	<sup>2</sup> Tamanho do efeito	Análise do f <sup>2</sup> de Cohen	Evidência Empírica
H1. Enriquecimento → Insights	0,220	2,70	0,007	0,048	Pequeno	Suportada
H2. Analíticas → Insights	0,255	2,73	0,007	0,046	Pequeno	Suportada
H3. Técnicas → Insights	0,199	2,05	0,040	0,030	Pequeno	Suportada
H4. Governança → Insights	0,191	2,74	0,006	0,044	Pequeno	Suportada
H5. <i>Insights</i> → Agilidade	0,726	2,11	0,000	1,116	Grande	Suportada
H6. <i>Insights</i> → Desempenho	0,381	4,62	0,000	0,135	Pequeno	Suportada
H7. Agilidade → Desempenho	0,376	5,07	0,000	0,132	Pequeno	Suportada
<sup>3</sup> Variância explicada (R <sup>2</sup> )						
<b>Agilidade</b>	52,7%					
<b>Insights</b>	55,7%					
<b>Desempenho</b>	49,4%					

Nota <sup>1</sup>: p > 0,05 = ns (Não Suportada); p < 0,05 =\*; p < 0,01 = \*\*; p < 0,001 = \*\*\*.

Nota <sup>2</sup>: f<sup>2</sup>>0.02 (pequeno), f<sup>2</sup>>0.15 (médio), f<sup>2</sup>>0.35 (grande)

Nota <sup>3</sup>: R<sup>2</sup> > .26 (grande), R<sup>2</sup> > .13 (médio), R<sup>2</sup> < .02 (pequeno).

Conforme os resultados obtidos (Figura 2 e Tabela 7), constatou-se que as quatro variáveis que compõem a Capacidade de Gestão da Informação influenciam a Capacidade de Monetização de dados. As variáveis Enriquecimento dos dados ( $\beta=0,22$ ), Capacidade analítica ( $\beta = 0,26$ ), Capacidade Técnica ( $\beta = 0,20$ ) e Governança dos dados ( $\beta = 0,19$ ) impactam a geração de *Insights*, sendo o impacto maior da Capacidade Analítica ( $\beta = 0,26$ ). O impacto significativo da Capacidade Analítica na geração de *insights* se mostra consistente com uma série de outros estudos já realizados anteriormente envolvendo monetização de dados e *analytics* (Najjar & Kettinger, 2013; Grover et al. 2018; Ghasemaghahi et al. 2018; Mikalef et al. 2017),



demonstrando que a Capacidade Analítica é um importante fator que influencia diretamente a geração de *insights* dos dados.

A capacidade analítica é considerada uma fonte de vantagem competitiva para as empresas melhorarem seu desempenho, devido ao seu alto potencial operacional e estratégico (Falahat et al, 2023; Garmaki et al., 2023). Por exemplo, pode ajudar as empresas a rastrear os comportamentos de compra de seus clientes, permitindo que as empresas prevejam suas tendências de compra e apresentem recomendações de compra personalizadas (Cabrera-Sánchez & Villarejo-Ramos, 2020). O estudo de Chatterjee et. al (2021) também destacou que a aquisição de capacidades analíticas tem uma influência significativa no desempenho corporativo, assim como o estudo de Laguir et al. (2022) que investigou a relação entre os *insights* gerados pelas capacidades analíticas e a competitividade organizacional sob condições de incerteza ambiental. O estudo de Laguir et al. (2022) mostrou que a capacidade analítica afeta positivamente o desempenho organizacional e a competitividade, fornecendo assim suporte adicional para a teoria das capacidades dinâmicas.

Com relação ao constructo Enriquecimento dos dados, pode-se destacar a importância do processo de limpeza, tratamento, combinação e integração de dados, tanto internos quanto externos à organização, para aprimorar a qualidade das análises. É amplamente reconhecido que dados brutos, não qualificados e mal estruturados tendem a gerar *insights* ineficazes. De acordo com Faroukhi et al. (2020a), apesar dos desafios impostos pela complexidade do enriquecimento de dados, é imperativo que as organizações analisem e invistam em dados de alta qualidade, uma vez que isso contribuirá substancialmente para a qualidade dos *insights* obtidos.

À medida que o valor dos dados enriquecidos é reconhecido por organizações em todo o mundo, a demanda por capacidades de enriquecimento de dados está crescendo rapidamente. De acordo com projeções da Acumen Research and Consulting (2023), estima-se que o mercado de soluções de enriquecimento de dados alcance um valor de 3,5 bilhões de dólares até o ano de 2030, com uma taxa de crescimento anual composta significativa, atingindo 8,5%. Empresas estão, cada vez mais, alocando recursos para investir em estratégias de enriquecimento de dados, buscando assim melhorar a qualidade de suas informações, aumentar a eficiência operacional e embasar suas decisões em dados confiáveis. A prática de

enriquecimento de dados desempenha um papel fundamental ao capacitar as organizações a identificar tendências, prever comportamentos e, em última análise, tomar decisões mais informadas.

O mercado de soluções de enriquecimento de dados é notavelmente dinâmico e encontra-se em expansão, uma vez que as organizações enfrentam a crescente necessidade de acessar e analisar grandes volumes de dados a fim de embasar suas estratégias de negócios. Nesse contexto, existe uma vasta variedade de soluções disponíveis, abrangendo desde ferramentas de software especializadas até serviços e plataformas dedicadas, todas projetadas para auxiliar as organizações na tarefa de enriquecer seus conjuntos de dados e extrair *insights* valiosos (Acumen Research and Consulting, 2023).

O constructo Capacidade Técnica também foi identificado como um importante constructo para determinar qual caminho estratégico uma empresa deve escolher para gerar *insights* e monetizar seus dados, já que se refere ao *know-how* necessário para utilizar novas tecnologias para coleta, armazenamento, recuperação e análise dos vários tipos de dados disponíveis (Najjar & Kettinger, 2013; Ghasemaghahi et al. 2018; Mikalef et al. 2017; Gupta & George, 2016). Técnicas como Processamento de Linguagem Natural (*NLP Natural Language Processing*), análise de regressão, aprendizado de máquina, análise de cluster, mineração de texto (*Text mining*), análise de séries temporais, análise de conteúdo, análise de tendências (Jimenez-Marquez et al., 2019; He, Zha & Li, 2013; Suseno et al., 2018), entre outras, então sendo amplamente utilizadas para análise de dados. Ou seja, identificou-se neste estudo que é necessário ter conhecimento de técnicas e ferramentas de análise dos dados, desenvolver aplicações específicas, possuir recursos adequados para processamento de grandes volumes de dados e ter profissionais que saibam utilizar essas técnicas e ferramentas (Yeoh et al., 2013; Mikalef et al., 2020; Garmaki et al., 2023).

Alguns estudos argumentam que a análise de *big data* não se limita apenas à tecnologia, mas deve incorporar uma variedade de elementos para gerar *insights*, transformar o funcionamento das empresas e o cenário competitivo (Jha et al., 2020; McAfee & Brynjolfsson, 2012). Nesse contexto, é necessário considerar vários aspectos, como tecnologia, competências técnicas, recursos humanos, estratégia e gestão, que devem ser combinados para efetivamente gerenciar, analisar e interpretar grandes volumes de dados (Wamba et al., 2015; Garmaki et al., 2023).

Alinhado com estes achados, Parvinen et al. (2020) ressalta a importância de investir em uma infraestrutura de dados segura e acessível e sugere a necessidade de profissionais qualificados para tratar, analisar e comercializar os dados obtidos. Outro ponto destacado é que os recursos de dados cada vez mais avançados permitem que as empresas integrem seus dados internos aos externos, de forma a aproveitar melhor os dados, aumentando assim seu potencial de uso (Parvinen et al., 2020), consistente com o constructo enriquecimento dos dados testado e confirmado neste estudo.

Com relação ao constructo Governança de Dados, alinhado com Salerno & Maçada (2022), este estudo destaca a relevância deste constructo como um fator essencial a criação de uma cultura orientada por dados nas organizações. A governança de dados oferece uma estrutura que possibilita o gerenciamento efetivo dos dados, assegurando sua confiabilidade, precisão, oportunidade, ética e responsabilidade no uso. Adicionalmente, a governança auxilia as organizações no cumprimento de requisitos regulatórios, na proteção contra ameaças cibernéticas e uso indevido de dados, na melhoria da qualidade dos dados, na redução de custos e no aprimoramento das tomadas de decisões (Salerno & Maçada, 2022).

No entanto, apesar dos esforços em aprimorar a governança e segurança dos dados, a crescente incidência de ataques cibernéticos demonstra um desafio contínuo. O Índice Global de Proteção de Dados (GDPI) revelou um aumento de 10% no número de empresas atingidas por ataques em 2022 comparado ao ano anterior. O cenário brasileiro não difere, com um aumento de 1% nos ataques cibernéticos no primeiro trimestre de 2023 (TI Inside, 2023). Esses números destacam a necessidade de maior atenção à segurança dos dados e a inserção definitiva da governança nas operações e insights derivados dos dados das organizações.

Enquanto 86% das empresas globais enfrentaram impactos negativos decorrentes de ameaças cibernéticas, de acordo com a TI Inside (2022), a criação de uma infraestrutura robusta de segurança permanece um desafio. Para empresas de todos os portes e setores, é essencial estabelecer práticas de proteção abrangentes. Isso envolve a proteção de acesso, monitoramento online de sistemas e a mitigação de ameaças cibernéticas que podem prejudicar operações e reputação. A adoção de soluções confiáveis e certificadas se torna crucial, acrescentando camadas adicionais de proteção e dificultando as invasões de cibercriminosos. Além disso, uma

arquitetura de dados robusta deve identificar a origem, uso e responsabilidade pelos dados coletados, enquanto políticas de segurança e controles de acesso eficazes asseguram a integridade e confidencialidade dos sistemas e informações (Bhattacharjee, Limayem & Cheung, 2012).

Ao analisar o modelo estrutural, pode-se afirmar que os constructos Enriquecimento dos dados, Capacidade Analítica, Capacidade Técnica e Governança dos dados, de forma conjunta, conseguem explicar 56% da variância presente no constructo *Insights*, destacando-se, assim, como importantes variáveis no processo de Monetização de Dados. Esses resultados são consistentes com estudos prévios de Parvinen et al. (2020), Najjar e Kettinger (2013) e Mikalef et al. (2020), que também identificaram esses constructos como importantes para geração de valor e Monetização de Dados. No entanto, este estudo amplia essas pesquisas ao testar esses constructos em um novo contexto, contribuindo para um entendimento mais completo dessas variáveis no processo de Monetização de Dados.

O estudo de Mikalef et al. (2020) enfatizou o papel das capacidades de *big data analytics* e a importância da governança da informação. No contexto de monetização de dados, Najjar e Kettinger (2013) destacaram a relevância das capacidades técnicas e analíticas na formulação de estratégias de monetização. Além disso, Parvinen et al. (2020) propuseram abordagens para capacitar profissionais a tirar o máximo proveito dos dados, sugerindo que as empresas devem investir em infraestrutura de dados para oferecer serviços de alta qualidade, garantir a segurança dos dados e facilitar o acesso. No entanto, é importante observar que nenhum desses estudos conduziu empiricamente um teste de um modelo de capacidades necessárias para uma efetiva monetização de dados.

Conforme enfatizado por Ghasemaghaei et al. (2018), é crucial que as organizações melhorem suas capacidades de análise de dados, ou seja, suas habilidades de gestão da informação, para gerar *insights* mais rápidos e assertivos. Este estudo reforça essa necessidade, destacando a importância do desenvolvimento de capacidades sólidas de integração, gerenciamento, compartilhamento e análise de *big data*, a fim de criar valor (Grover et al., 2018; Prahalad & Hamel, 2006).

Ao mesmo tempo, Zhang et al. (2023) investigaram o impacto da monetização direta de dados nas estratégias competitivas das empresas em um cenário de

economia digital, considerando tanto a venda de produtos ou serviços quanto a venda de dados anonimizados a corretoras de dados. O estudo desenvolveu um modelo baseado em teoria dos jogos para analisar como empresas de alto e baixo valor podem se beneficiar da monetização direta de dados e como a presença de corretoras de dados com capacidade analítica afeta a competição no mercado. Os resultados revelaram que a monetização direta de dados pode influenciar as estratégias de precificação e a dinâmica da competição entre as empresas, destacando a importância da capacidade analítica das corretoras de dados nesse cenário.

Diante desses achados, a capacidade de gestão da informação torna-se ainda mais essencial, permitindo que as organizações gerem *insights* valiosos e tomem decisões estratégicas. A capacidade de integrar dados de diferentes fontes, analisá-los com eficácia e traduzi-los em ações concretas é o que pode diferenciar as empresas em um ambiente de concorrência acirrada. Portanto, tanto os estudos de Ghasemaghaei et al. (2018) quanto de Zhang et al. (2023) ressaltam a importância contínua do desenvolvimento de capacidades de gestão da informação e análise de dados para o sucesso e a adaptação das empresas na economia digital em constante transformação.

No entanto, Garmaki et al. (2023) destacam que, apesar da ênfase dada à análise de dados em larga escala, há pesquisadores que argumentam que a vantagem competitiva das empresas que empregam *big data analytics* está diminuindo (Bag et al., 2021; Inamdar et al., 2020). Diversos fatores, como obstáculos à adoção (Ghasemaghaei, 2020), a cultura organizacional (Lavalle et al., 2011), a complexidade na formulação de estratégias para aproveitar as informações do big data analytics (Gunther et al., 2017), questões relacionadas à governança de dados, segurança e confidencialidade (Nisar et al., 2020, p. 1062), bem como a lacuna no conhecimento associada à utilização da inteligência do *big data analytics* (McAfee e Brynjolfsson, 2012), têm sido amplamente debatidos como desafios significativos.

No contexto atual, as organizações que buscam tirar proveito do vasto volume de dados disponíveis enfrentam um desafio considerável: como extrair *insights* estratégicos de um cenário cada vez mais complexo de informações. Embora a inteligência artificial esteja sendo amplamente aplicada nos negócios, é crucial reconhecer a importância das capacidades de gestão da informação. Essas

capacidades englobam uma variedade de habilidades, como raciocínio lógico, compreensão de dados, habilidades de programação, pensamento estratégico, interpretação e apresentação de dados, tomada de decisões fundamentadas e aplicação de modelos matemáticos. Além disso, é fundamental ter um profundo conhecimento da área de negócios, incluindo os processos internos, o funcionamento da organização e o mercado em que atua. A sinergia entre essas habilidades e a capacidade de gerar *insights* e agilidade estratégica é essencial para a monetização eficaz de dados e para impulsionar o desempenho das organizações. Portanto, é imperativo estreitar a colaboração entre as áreas de negócios e a gestão de dados, possibilitando que as organizações se tornem mais ágeis e assertivas.

Uma iniciativa relevante nesse contexto é promovida pelo Cappra Instituto no Brasil, que está oferecendo treinamentos projetados para ajudar as organizações a desenvolverem espaços analíticos. Isso envolve o desenvolvimento da capacidade de utilizar dados para gerar *insights* e embasar decisões de forma mais sólida. Essa iniciativa surge da conscientização do gap existente entre as habilidades técnicas dos profissionais da área de dados e as crescentes demandas das áreas de negócios. O Cappra Instituto (2021) se destaca por seu compromisso em preencher essa lacuna por meio da oferta de treinamentos que aprimoram as habilidades dos profissionais de dados, ao mesmo tempo em que aproximam as áreas de negócios desse universo analítico.

Essa iniciativa está alinhada com uma tendência crescente no mercado de trabalho, onde a demanda por profissionais com habilidades analíticas está aumentando. As empresas estão cada vez mais interessadas em utilizar dados para melhorar seu desempenho e aprimorar sua estratégia de negócios. Portanto, o desenvolvimento de espaços analíticos dentro das organizações é uma questão relevante e necessária para se manter competitivo no mercado atual (McKinsey Global Institute, 2017; Deloitte, 2019; Davenport & Patil, 2012).

Outro destaque do estudo é que a variável *Insights* explica, sozinha, 53% da variância da Agilidade Organizacional. O impacto significativo dos *insights* na agilidade se mostra consistente com outros estudos já realizados anteriormente, que afirmam que tal capacidade é identificada como uma importante capacidade dinâmica que pode ajudar as organizações a ajustarem suas atividades e recursos quando

confrontadas com mercados em mudança que exigem agilidade (Jiang & Gallupe, 2015). Ou seja, a habilidade para gerar *insights* é considerada uma importante capacidade organizacional que influencia diretamente a agilidade na tomada de decisões para monetização, por estar diretamente relacionada com o desempenho humano, processos e tecnologias da organização (Al-Azzam et al. 2017).

Neste estudo, os constructos Agilidade e *Insights* conseguem, de forma conjunta, explicar 49,4% da variância do Desempenho Corporativo, o que está alinhado com os achados de Kale et al. (2019) e Tallon e Pinsonneault (2011), ao afirmarem que a agilidade pode melhorar a qualidade das atividades de uma empresa e as respostas ao mercado, aprimorando o desempenho dos negócios. Diante deste valor do coeficiente de determinação, pode-se considerar que o modelo possui um elevado poder de explicação.

Wixom, Beath & Owens (2023) enfatizam que a verdadeira criação de valor a partir de dados requer que as organizações capacitem uma pessoa ou um sistema, a realizar ações que não ocorreriam naturalmente. Este processo pode ser alcançado de três maneiras distintas. Inicialmente, a empresa pode disponibilizar seus dados a um terceiro (seja uma pessoa ou um sistema) que os utiliza para obter *insights* e tomar ações que gerem benefícios. Uma abordagem mais eficaz, no entanto, envolve fornecer diretamente informações valiosas ao consumidor, que posteriormente deve escolher a ação apropriada a ser tomada. Alternativamente, uma estratégia mais proativa permite que a empresa acione ou motive a ação, enquanto o consumidor vivencia os resultados desejados sem a necessidade de uma intervenção direta. No entanto, é vital que os líderes avaliem criteriosamente se possuem as capacidades, direitos e confiança necessários para implementar eficazmente tais ações (Wixom, Beath & Owens, 2023).

Como ilustração da aplicação da agilidade organizacional ou ações que as organizações realizam, pode-se mencionar o caso da empresa Nubank, que, durante seu período de crescimento, demonstrou uma notável capacidade de utilizar insights e dados dos consumidores para personalizar seus serviços de acordo com o histórico de cada usuário. Nos últimos dois anos, a empresa experimentou um notável crescimento, ampliando rapidamente sua oferta de serviços para incluir seguros,

opções de investimentos e uma variedade de produtos relacionados a dados (FastCompany, 2023).

O Nubank, juntamente com outras empresas de renome, como Uber, Airbnb e Amazon, é um exemplo notável de empresas que aplicaram a estratégia de *blitzscaling* para expandir rapidamente e alcançar proeminência em seus setores, gerando ganhos significativos de desempenho. O *blitzscaling* é uma estratégia de crescimento acelerado de uma empresa em um mercado em rápida evolução, priorizando a velocidade sobre a eficiência em ambientes de incerteza (Kuratko & Audretsch, 2022). Essa abordagem tem sido frequentemente adotada por empresas de tecnologia em mercados altamente competitivos e dinâmicos (Kuratko Holt & Neubert, 2020; Hoffman & Yeh, 2018). Mesmo que o *blitzscaling* permita um rápido crescimento, ele pode trazer alguns desafios, como a necessidade de rápida adaptação às mudanças no mercado e o risco de sacrificar a qualidade em favor da velocidade.

Nesse sentido, o conceito de *blitzscaling* está fortemente relacionado à geração de *insights* de dados e agilidade organizacional, pois ambas são essenciais para permitir que uma empresa cresça rapidamente e tenha ganhos de desempenho em um mercado em rápida evolução. Ao usar o *blitzscaling*, uma empresa precisa ser capaz de coletar, analisar e aplicar *insights* de dados em tempo real para tomar decisões rápidas e informadas sobre como ter resultados rápidos para seus negócios. Isso requer uma cultura de dados forte e uma infraestrutura tecnológica escalável que possa lidar com grandes volumes de dados (Hoffman & Yeh, 2018).

Além disso, a agilidade organizacional é fundamental para o *blitzscaling*, pois as empresas precisam ser capazes de se adaptar rapidamente a novas oportunidades e desafios à medida que surgem. Isso requer uma cultura de inovação e experimentação, bem como uma estrutura organizacional flexível que possa se ajustar rapidamente às mudanças no mercado (Eisenmann, 2018). Portanto, a geração de *insights* de dados e agilidade organizacional são fatores críticos para que as empresas obtenham ganhos de desempenho e *blitzscaling* e são frequentemente citados como práticas recomendadas para as empresas que desejam adotar a estratégia de *blitzscaling* para crescimento rápido, já que à medida que as empresas crescem, elas podem usar esses *insights* de dados para desenvolver novos produtos e serviços,



otimizar seus processos e operações e tomar decisões estratégicas informadas sobre como expandir seus negócios, e tudo isso irá refletir em ganhos de desempenho para os negócios. Sendo assim, confirma-se os constructos *Insights* e Agilidade como importantes capacidades para a monetização de dados.

Ao se analisar a significância das relações de influência, presentes na Figura 2, percebe-se que todas as hipóteses do modelo conceitual foram confirmadas, fornecendo, assim, suporte adicional para a teoria das Capacidades Dinâmicas e da RBV. Com base na RBV, foram identificados importantes recursos e capacidades que permitem que as organizações tomem decisões melhores e mais rápidas, além de ajudar a desenvolver novos produtos e serviços a partir dos dados. Os recursos de dados disponíveis podem ser considerados recursos vitais para as organizações, já que possibilitam a gestão da informação e a monetização, tornando-as mais competitivas e lucrativas. Já a Teoria das Capacidades Dinâmicas se baseia na ideia de que as organizações possuem capacidades como meio de atingir resultados estratégicos. Nesse sentido, a capacidade de monetização é importante por envolver a criação de novos modelos de negócios e o desenvolvimento de novos produtos ou serviços, incluindo o uso de *Big Data* para melhorar a eficiência de processos internos e a agilidade nas decisões. Assim, a capacidade de monetização pode ser considerada como um meio importante para que as empresas criem vantagens competitivas e se destaquem de seus concorrentes, uma vez que a monetização de dados impacta diretamente o desempenho dos negócios e outras decisões estratégicas de uma organização (Wixom & Ross, 2017. Mukte et al., 2021)

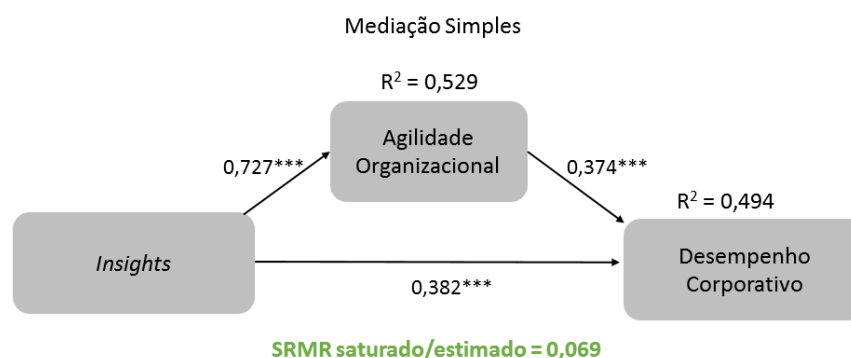
Portanto, quanto melhor forem tratadas as questões associadas à Capacidade de Gestão da Informação, ou seja, ao Enriquecimentos dos Dados, à Capacidade Técnica e Analítica e à Governança dos Dados, maior será a Capacidade de Monetização de dados através de *Insights* de dados e Agilidade Organizacional e, conseqüentemente, maior será o Desempenho Corporativo.

#### 4.5.3 Análise de Mediação

Complementarmente, percebeu-se a oportunidade de aprofundar a análise do efeito mediador do constructo “agilidade organizacional”, a fim de identificar essa afinidade e aperfeiçoar o ajuste do modelo estrutural. Conforme preconizado por

Baron e Kenny (1986), a confirmação da existência de mediação demanda a observância de pressupostos específicos. Um desses pressupostos é que a variável mediadora deve exercer um impacto estatisticamente significativo sobre a variável dependente. Assim, a inclusão da variável mediadora deve conduzir a uma diminuição do efeito direto da variável independente sobre a variável dependente. Para uma compreensão mais aprofundada da mediação proposta, uma análise específica foi conduzida, conforme ilustrado na Figura 3.

A fim de examinar o efeito mediador da agilidade organizacional, foi estabelecido um caminho direto a partir da variável "*insight*" para "desempenho" e um caminho indireto, passando pela variável "agilidade". O procedimento de *bootstrap* foi empregado, com 5.000 subamostras, para avaliar os efeitos de mediação (Tabela 8). Os resultados evidenciam que a agilidade atua como mediadora no relacionamento entre "*insight*" e "desempenho" (0,272); no entanto, seu efeito é menor em comparação com a relação direta entre "*insight*" e "desempenho" (0,382). Dessa maneira, foi possível identificar que o modelo de mediação simples apresenta níveis adequados de R<sup>2</sup> e SRMR.



**Figura 3.** Modelo de Mediação Simples

Nota<sup>1</sup>: p > 0,05 = N. S. (Não Significativa); p < 0,05 =\*; p < 0,01 = \*\*; p < 0,001 = \*\*\*.

A Tabela 8, exibe os resultados obtidos por meio dos procedimentos de análise de mediação, seguindo as diretrizes de Baron e Kenny (1986), Hair et al. (2017) e Nitzl et al. (2016). Para avaliar a extensão da mediação parcial, foi calculada a relação entre o efeito indireto e o efeito total, conhecida como valor de variância explicada (VAF). Este índice quantifica o quanto o processo de mediação explica a variação na variável dependente. Valores abaixo de 20% indicam a ausência de mediação, enquanto valores entre 20% e 80% sinalizam uma mediação parcial comum, e valores acima de 80% sugerem uma mediação completa, conforme estabelecido por Nitzl et al. (2016).

Os resultados obtidos confirmam a existência da mediação simples proposta. Eles indicam que o construto "Agilidade Organizacional" atua como mediador na relação entre "*Insights*" e "Desempenho Corporativo" com uma força de mediação moderada. Portanto, este estudo oferece uma contribuição teórica significativa ao explicar como a "Agilidade Organizacional" desempenha um papel fundamental na explicação, representando 42%, do efeito dos "*Insights*" sobre o "Desempenho Corporativo".

Tabela 8  
**Teste de Mediação Simples**

Caminho	Efeito direto	Efeito Indireto	Efeito Total	Estatística T	VAF <sup>2</sup>	Tipo Mediação <sup>3</sup>
<i>Insights</i> → Agilidade → Desempenho	0,382	0,272	0,654	4,854	42%	Parcial

Nota<sup>1</sup>:  $p > 0,05 = ns$  (Não Significativa);  $p < 0,05 = *$ ;  $p < 0,01 = **$ ;  $p < 0,001 = ***$ .

Nota<sup>2</sup>: VAF - Variance accounted for value é a proporção do efeito indireto em relação ao efeito total.

Nota<sup>3</sup>: VAF < 20%, nula; 20% < VAF < 80%, parcial; VAF > 80%, completa (Nitzl, Roldan, & Cepeda, 2016)

#### 4.5.4 Análise Multigrupo

Por fim, foi realizada uma Análise Multigrupo (MGA) para avaliar a igualdade dos coeficientes de caminho entre as amostras selecionadas, isto é, nativas digitais versus tradicionais e organizações de pequeno e médio porte versus organizações de grande porte. Os dados das amostras foram combinados e o MGA foi executado usando testes de permutação de múltiplos grupos no software SmartPLS, conforme detalhado por Hair et al. (2017).

Foi realizada uma análise separada com base no tipo de organização, dividindo as amostras em dois grupos: (a) Tradicionais ( $n = 143$ , representando 57% da amostra) e (b) Nativas Digitais ( $n = 108$ , representando 43% da amostra). A Tabela 9 apresenta as diferenças nas estimativas dos coeficientes de caminho entre esses grupos. Os resultados revelam que não há diferenças significativas entre os dois grupos.

A análise multigrupo demonstrou que não existem diferenças significativas em nenhuma das relações do modelo entre os dois grupos analisados, conforme indicado pelos valores de  $p$  (significância da diferença entre os grupos), todos maiores que 0,05. Em resumo, podemos concluir que o tipo de organização, seja digital ou tradicional, não exerce uma influência significativa nas hipóteses do modelo

Tabela 9

**Análise Multigrupo Tipo de Organização (PLS-MGA)**

Relação	Diferença no coeficiente estrutural ( DIGITAL vs TRADICIONAL )	P
Agilidade -> Desempenho	0.036	0.815
Cap Analítica -> <i>Insights</i>	-0.081	0.707
Cap Técnica -> <i>Insights</i>	0.189	0.323
Enriquecimento -> <i>Insights</i>	-0.084	0.618
Gov Dados -> <i>Insights</i>	-0.023	0.873
<i>Insights</i> -> Agilidade	-0.032	0.638
<i>Insights</i> -> Desempenho	-0.070	0.691

Nota<sup>1</sup>: A significância foi estimada por *bootstrapping* com 5.000 repetições no *SmartPLS 4*.

Nota<sup>2</sup>: As relações não possuem o coeficiente significante a 5% ( $p < 0,05$ ).

Em um segundo estágio, foi realizada uma análise com base no porte das organizações. O modelo foi estimado separadamente para dois grupos distintos: (a) organizações de pequeno e médio porte ( $n = 106$ , representando 42,2% da amostra) e (b) organizações de grande porte ( $n = 145$ , representando 57,8% da amostra), conforme detalhado na Tabela 10.

A Tabela 10 exibe as diferenças nas estimativas dos coeficientes de caminho entre esses dois grupos. A análise multigrupo revelou uma diferença significativa em apenas uma das relações investigadas: o tamanho das organizações influenciando a Governança dos Dados e *Insights*. Nas demais relações, não foram observadas diferenças significativas.

Para ilustrar de forma mais clara essas discrepâncias, apresenta-se a Figura 4, que destaca a influência significativa da governança dos dados sobre os insights ( $\beta = 0,41$ ). Notavelmente, essa influência é mais pronunciada nas organizações de grande porte em comparação com as empresas de pequeno e médio porte.

Observa-se que em empresas de grande porte, a governança de dados surge como uma variável fundamental para a geração de insights, seguida pela capacidade analítica. Isso está de acordo com as descobertas do estudo de Salerno e Maçada (2022), que destacam o papel crucial da governança na melhoria da qualidade dos dados e no aprimoramento das tomadas de decisões nas organizações. Por outro lado, nas organizações de pequeno e médio porte, é a capacidade de enriquecimento de dados que se destaca como a variável que amplifica a capacidade de gerar *insights*.

Tabela 10  
Análise Multigrupo Porte da Organização (PLS-MGA)

Relação	Diferença no coeficiente estrutural ( pequeno e médio porte vs grande porte )	P
Agilidade -> Desempenho	0.061	0.682
Cap Analítica -> <i>Insights</i>	-0.222	0.224
Cap Técnica -> <i>Insights</i>	0.154	0.445
Enriquecimento -> <i>Insights</i>	0.309	0.056
<b>Gov Dados -&gt; <i>Insights</i></b>	<b>-0.328</b>	<b>0.012</b>
<i>Insights</i> -> Agilidade	-0.006	0.950
<i>Insights</i> -> Desempenho	-0.136	0.419

Nota<sup>1</sup>: A significância foi estimada por *bootstrapping* com 5.000 repetições no *SmartPLS 4*.

Nota<sup>2</sup>: A linha em negrito mostra a relação que possui o coeficiente significativo a 5% ( $p < 0,05$ ).

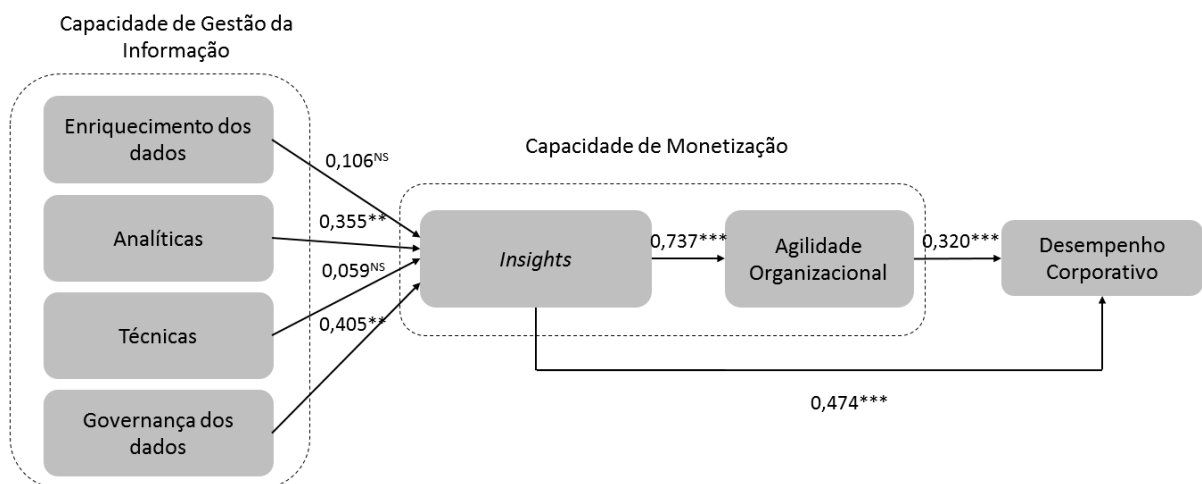
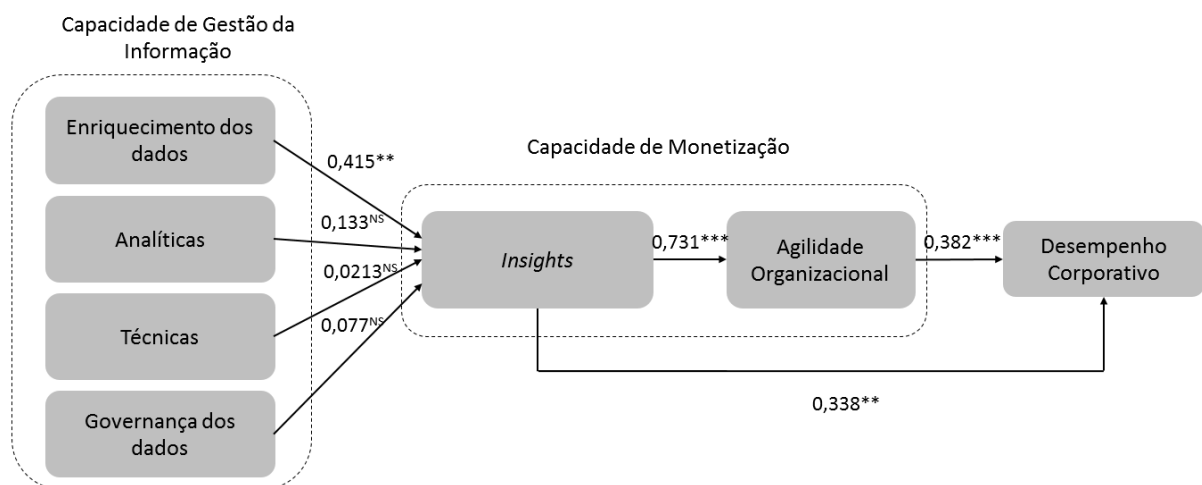


Figura 4. Modelo conceitual de pesquisa envolvendo as organizações de Grande Porte

Nota<sup>1</sup>:  $p > 0,05 = N. S.$  (Não Significativo);  $p < 0,05 = *$ ;  $p < 0,01 = **$ ;  $p < 0,001 = ***$ .



## **Figura 5.** Modelo conceitual de pesquisa envolvendo as organizações de Pequeno e Médio Porte

Nota<sup>1</sup>:  $p > 0,05 = N. S.$  (Não Significativo);  $p < 0,05 = *$ ;  $p < 0,01 = **$ ;  $p < 0,001 = ***$ .

### 4.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

As organizações estão cada vez mais reconhecendo a importância da capacidade de gestão da informação e da capacidade de monetização de dados para aprimorar seu desempenho corporativo. No entanto, as capacidades necessárias para monetização de dados ainda são pouco exploradas na literatura de SI.

Com base nessa lacuna, objetivou-se neste estudo medir os efeitos da capacidade de gestão da informação na capacidade de monetização de dados e, conseqüentemente, no desempenho corporativo. Por meio de uma pesquisa realizada com 251 profissionais da área de dados e negócios, propôs-se um modelo causal multidimensional, o qual identificou os constructos Enriquecimentos dos Dados, Capacidade Analítica, Capacidade Técnica e Governança dos Dados como importantes antecedentes da geração de *insights* de dados para Monetização, identificando-os como um conjunto de Capacidades de Gestão da Informação. Além disso, o estudo confirmou os constructos *Insights* e Agilidade Organizacional como uma combinação de capacidades essenciais para monetização de dados e ganhos de desempenho corporativo.

Assim, este estudo validou empiricamente esse contexto com base nas teorias da Visão Baseada em Recursos (RBV) e das Capacidades Dinâmicas (CD) para esclarecer os efeitos da Capacidade de Gestão da Informação e da Capacidade de Monetização de Dados no desempenho corporativo. Os resultados apontaram que a capacidade de gerenciar e utilizar dados de maneira eficiente pode levar a melhores tomadas de decisões, geração de *insights* e à criação de novas oportunidades de negócios. No entanto, também pode apresentar desafios éticos e de privacidade que devem ser abordados pelas organizações.

É importante que as empresas assegurem estar em conformidade com todas as regulamentações e padrões de privacidade pertinentes para resguardar os dados dos clientes e evitar possíveis questões legais. Dessa forma, foi possível identificar que o conjunto de capacidades de gestão da informação e a capacidade de monetização de dados – representada pelos constructos *insights* e agilidade

estratégica - tem um impacto significativo no desempenho corporativo, podendo ajudar as organizações a melhorar sua eficiência operacional, reduzir custos e aumentar a inovação. Além disso, a monetização de dados pode levar à criação de novas fontes de receita e aumentar a competitividade no mercado.

No entanto, a capacidade de gestão da informação e a capacidade de monetização de dados não são desenvolvidas rapidamente dentro das organizações. Requerem planejamento e investimentos adequados em tecnologia, treinamento e recursos humanos. As organizações precisam garantir que possuem a infraestrutura necessária para gerenciar e monetizar seus dados de maneira eficiente. Em resumo, as empresas precisam abordar os desafios éticos e de privacidade associados à monetização de dados e investir adequadamente em tecnologia e recursos humanos para garantir uma gestão eficiente dos dados. As organizações que conseguirem realizar essa tarefa estarão em uma posição vantajosa para se destacar em um mercado cada vez mais disputado e em constante transformação.

Em conclusão, a Capacidade de Gestão da Informação e a Capacidade de Monetização de Dados são fatores cruciais para o desempenho corporativo. Neste estudo, destaca-se que organizações que possuem uma capacidade eficiente de gestão da informação são capazes de tomar decisões mais assertivas e embasadas, além de possuírem uma visão mais clara de suas operações e do mercado em que atuam. Por outro lado, a capacidade de monetização de dados permite que a empresa explore o valor dos dados coletados, gerando novas oportunidades de negócio e aumentando sua rentabilidade.

Apesar disso, muitas empresas ainda não perceberam a importância dessas capacidades para o seu sucesso e continuam negligenciando a gestão e análise de dados. É importante que as organizações invistam em tecnologias e no desenvolvimento de profissionais capazes de criar estratégias para gerir e monetizar os dados, para se manterem competitivas no mercado. Além disso, é preciso que as empresas atuem com transparência e responsabilidade na gestão dos dados, respeitando a privacidade e a segurança dos dados de seus clientes. Por fim, é fundamental que as empresas estejam atentas às mudanças no mercado e às novas tecnologias que surgem constantemente, adaptando-se às novas demandas e oportunidades que surgem. A capacidade de gestão da informação e a capacidade de monetização de dados são fatores decisivos para o sucesso corporativo, e as

empresas que souberem explorá-las terão vantagem competitiva e maior probabilidade de alcançar os objetivos do negócio.

As implicações teóricas deste estudo se relacionam com o desenvolvimento do conhecimento na área de gestão de dados e informação. Ao identificar a relação entre a capacidade de gestão da informação e a capacidade de monetização de dados com o desempenho corporativo, este estudo contribui para a compreensão dos fatores que influenciam o sucesso das empresas *data-driven*. Além disso, este estudo destaca a importância do uso estratégico dos dados, pois a monetização de dados tem um impacto direto no desempenho dos negócios e em outras decisões estratégicas de uma organização, contribuindo para a tomada de decisões e a criação de valor para o negócio.

Outra contribuição teórica do estudo é a proposição de uma escala para mensurar o constructo “Enriquecimento de Dados” como uma Capacidade de Gestão da Informação, o que se mostrou uma novidade na literatura de SI. Embora seja considerada como uma habilidade importante para os processos de monetização e geração de *insights*, essa relação não havia sido testada e encontrada anteriormente na literatura por meio de uma escala validada. O constructo foi incluído no modelo para melhorar a qualidade e a utilidade dos dados, por meio da incorporação de informações adicionais ou complementares, que podem ser adquiridas de fontes externas ou geradas internamente, incluindo dados geográficos, socioeconômicos, demográficos, entre outros.

O enriquecimento de dados desempenha um papel crucial na melhoria da precisão e relevância das análises de dados, potencializando a capacidade de compreensão e tomada de decisões nas empresas. Como exemplo, ao enriquecer os dados dos clientes com informações socioeconômicas, é possível segmentá-los de maneira mais eficaz e personalizada, o que permite a oferta de produtos e serviços mais alinhados às necessidades e preferências individuais.

Além disso, este estudo destaca que nas organizações de pequeno e médio porte, a capacidade de enriquecimento de dados sobressai como a variável principal na geração de *insights*. Portanto, como contribuição teórica, o conceito de enriquecimento de dados pode ser visto como um processo importante para a melhoria da qualidade da informação e, por conseguinte, para o aprimoramento da capacidade de gestão da informação. Deve-se notar que o enriquecimento de dados



não se limita a um contexto específico; ele pode ser aplicado de maneira versátil em diversos setores, contribuindo para a criação de novas oportunidades de negócios e o aumento do valor da empresa.

Até o momento, não se tem conhecimento de outro estudo que tenha analisado os efeitos das capacidades relacionadas à monetização na melhora do desempenho corporativo. Este estudo testou empiricamente um conjunto de capacidades relacionadas à monetização de dados em uma perspectiva de capacidades dinâmicas e da RBV para analisar como a monetização de dados pode traduzir *insights* de dados de ambientes dinâmicos em desempenho corporativo. Embora essas perspectivas já tenham provado seu valor na literatura de SI, elas têm recebido menos atenção em relação à geração de valor e monetização indireta de dados dentro das organizações. O estudo, portanto, oferece *insights* únicos sobre capacidades para monetização de dados e amplia a literatura desta área ao fornecer suporte adicional para a teoria das capacidades dinâmicas e da RBV.

As implicações práticas deste estudo se relacionam com a gestão empresarial. A partir dos resultados obtidos, é possível identificar a importância de investimentos em tecnologias e estratégias para gerir e monetizar os dados. As empresas podem utilizar essas informações para desenvolver suas próprias capacidades de gestão da informação e monetização de dados, melhorando sua eficiência e eficácia operacional, bem como desenvolvendo novos produtos e serviços que atendam às necessidades dos clientes de forma mais personalizada e efetiva. Além disso, as empresas podem utilizar as informações obtidas neste estudo para avaliar e melhorar seu próprio desempenho corporativo, monitorando o uso dos dados e identificando oportunidades de melhoria contínua.

Apesar dos resultados obtidos, é importante ressaltar algumas limitações deste estudo. Uma delas é a possibilidade de que outras variáveis não incluídas no modelo possam influenciar os resultados. Por exemplo, fatores culturais, políticos e econômicos podem ter afetado o desempenho corporativo de forma significativa, mas não foram considerados no estudo.

Por fim, é importante ressaltar que o estudo foi realizado com base em dados de diferentes indústrias e setores, o que pode ter gerado heterogeneidade nos resultados obtidos. Isso significa que os efeitos da capacidade de gestão da informação e capacidade de monetização de dados podem variar em diferentes

contextos empresariais. Nesse sentido, como sugestões de pesquisas futuras, sugere-se a expansão do modelo atual, a fim de avaliar variáveis adicionais que possam ter impacto no desempenho corporativo, como a cultura organizacional, o tipo de empresa, setor de atuação, liderança e inovação.

Outra possibilidade interessante para futuras pesquisas na área de Capacidade de Gestão da Informação e Capacidade de Monetização seria realizar uma análise multigrupo entre empresas tradicionais e empresas nativas digitais. Isso porque as empresas nativas digitais são aquelas que surgiram no ambiente digital e têm uma cultura organizacional e uma estrutura operacional diferente das empresas tradicionais, que tiveram que se adaptar à transformação digital. Dessa forma, ao comparar esses dois grupos, seria possível identificar se as habilidades necessárias para gerir informações e monetizar negócios são diferentes entre estes dois tipos de empresas e quais características diferenciariam esses dois grupos.

Os resultados dessas análises poderiam fornecer *insights* valiosos sobre como as empresas tradicionais podem se adaptar às demandas do mercado digital e quais são as habilidades necessárias para se tornarem mais eficientes na gestão de dados e na monetização de seus negócios. Além disso, poderiam ser desenvolvidas estratégias específicas para cada grupo, visando melhorar seu desempenho no ambiente digital.

## REFERÊNCIAS

Accenture. (2019). The Power of the Data-Driven Enterprise. Disponível em: [https://www.accenture.com/\\_acnmedia/pdf-109/accenture-ao-dde-pov-v5.pdf](https://www.accenture.com/_acnmedia/pdf-109/accenture-ao-dde-pov-v5.pdf). Acesso em 02/05/2023.

Accenture. 2016. *Exploring next generation financial services: The big data revolution*. Dublin, Ireland: Accenture

Acharya, A., Singh, S.K., Pereira, V., Singh, P., 2018. Big data, knowledge co-creation and decision making in fashion industry. *Int. J. Inf. Manag.* 42, 90–101.

Acumen Research and Consulting. (2023). *Data Enrichment Solutions Market Size to Reach USD 3.5 Billion by 2030*. Disponível em: <https://www.acumenresearchandconsulting.com/press-releases/data-enrichment-solutions-market>. Acesso em 23/09/23

Adrian, C., Abdullah, R., Jusoh, Y. Y., & Atan, R. (2019, December). A Content Validity Study for Big Data Analytics Implementation Model. In *2019 6th International*

- Conference on Research and Innovation in Information Systems (ICRIIS)* (pp. 1-5). IEEE.
- Akter, S., Wamba, S.F., Gunasekaran, A., Dubey, R., Childe, S.J., 2016. How to improve firm performance using big data analytics capability and business strategy alignment? *Int. J. Prod. Econ.* 182, 113–131.
- Anderson, R. E., Tatham, R. L., Black, W. C., Hair, J., & Babin, J. (2005). Análise multivariada de dados. *Porto Alegre: Bookman*.
- Ashrafi, A., & Zareravasan, A. (2022). An ambidextrous approach on the business analytics-competitive advantage relationship: Exploring the moderating role of business analytics strategy. *Technological Forecasting and Social Change*, 179, 121665
- Augier, M., & Teece, D. J. (2009). Dynamic capabilities and the role of managers in business strategy and economic performance. *Organization Science*, 20(2), 410-421
- Awan, U., Shamim, S., Khan, Z., Zia, N. U., Shariq, S. M., & Khan, M. N. (2021). Big data analytics capability and decision-making: The role of data-driven insight on circular economy performance. *Technological Forecasting and Social Change*, 168, 120766.
- Awwad, A. S., Ababneh, O. M. A., & Karasneh, M. (2022). The Mediating Impact of IT Capabilities on the Association between Dynamic Capabilities and Organizational Agility: The Case of the Jordanian IT Sector. *Global Journal of Flexible Systems Management*, 1-16.
- Baecker, J., Engert, M., Pfaff, M., and Krcmar, H. (2020). Business Strategies for Data Monetization: Deriving Insights from Practice. In: *Wirtschaftsinformatik (Zentrale Tracks)*, 972-987.
- Bag, S., Luthra, S., Mangla, S.K. & Kazancoglu, Y. (2021). Leveraging big data analytics capabilities in making reverse logistics decisions and improving remanufacturing performance. *The International Journal of Logistics Management*, 32 (3), 742-765.
- Barclay, D., Higgins, C., & Thompson, R. (1995). *The partial least squares (PLS) approach to casual modeling: personal computer adoption ans use as an Illustration*.
- Barney, J. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99-120.
- Baron, R.M. and Kenny, D.A. (1986). The moderator–mediator variable distinction in social psychological research: conceptual, strategic, and statistical considerations. *Journal of Personality and Social Psychology*, 51(6), 1173.
- Batistič, S., and P. van der Laken. 2019. History, evolution and future of big data and analytics: A bibliometric analysis of its relationship to performance in organizations. *British Journal of Management* 30 (2): 229–51.

- Bhattacharjee, A., Limayem, M., & Cheung, C. M. K. (2012). Cybersecurity research in the information systems discipline: A view from the social cognitive lens. *Journal of Information Systems*, 26(2), 1-21.
- Black, K. (2011). Business statistics: for contemporary decision making. John Wiley & Sons.
- Buff, A., Wixom, B. H., & Tallon, P. (2015). Foundation for data monetization. *MIT Center for Information Systems Research*, 1–16. Disponível em: [https://cisr.mit.edu/publication/MIT\\_CISRwp402\\_FoundationsForDataMonetization\\_BuffWixomTallon](https://cisr.mit.edu/publication/MIT_CISRwp402_FoundationsForDataMonetization_BuffWixomTallon). Acesso em 02/05/2023.
- Cabrera-Sánchez, J. P., & Villarejo-Ramos, Á. F. (2020). Acceptance and use of big data techniques in services companies. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 52, 101888.
- Cappa, F., Oriani, R., Peruffo, E., & McCarthy, I. (2021). Big data for creating and capturing value in the digitalized environment: Unpacking the effects of volume, variety, and veracity on firm performance. *Journal of Product Innovation Management*, 38(1), 49-67.
- Cappra Instituto. (2021). Espaços Analíticos. Disponível em: <https://www.cappra.com.br/espacos-analiticos>
- Chang, H., Liu, Y., & Shen, Y. (2017). Exploring the effects of user characteristics and social factors on knowledge-sharing behavior in virtual communities. *Sustainability*, 9(12), 2185.
- Chatterjee, S., Rana, N. P., & Dwivedi, Y. K. (2021). How does business analytics contribute to organisational performance and business value? A resource-based view. *Information Technology & People*.
- Chen, H., R. H. L. Chiang, C. H. Lindner, V. C. Storey, and J. M. Robinson. 2012. Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS Quarterly* 36 (4): 1165–88.
- Chesbrough, H., C. Lettl, and T. Ritter. 2018. Value creation and value capture in open innovation. *Journal of Product Innovation Management* 35 (6): 930–8.
- Chin, W. W. (1998). The partial least squares approach to structural equation modeling. *Modern methods for business research*, 295(2), 295-336.
- Cohen, J. (1988). Statistical power analysis for the behavioral sciences. 482.
- Colas, M., Finck, I., Buvat, J., Nambiar, R., Singh, R.R., 2014. Cracking the data conundrum: How successful companies make big data operational. Technical report, Capgemini consulting, 2014. Disponível em: [https://www.capgemini.com/consulting/wp-content/uploads/sites/30/2017/07/big\\_data\\_pov\\_03-02-15.pdf](https://www.capgemini.com/consulting/wp-content/uploads/sites/30/2017/07/big_data_pov_03-02-15.pdf). Acesso em 18/06/2023

- Côrte-Real, N., Oliveira, T., and Ruivo, P. (2017). Assessing business value of Big Data Analytics in European firms. *Journal of Business Research*, 70, 379-390.
- Davenport, T. H., & Patil, D. J. (2012). Data scientist: The sexiest job of the 21st century. *Harvard Business Review*, 90(10), 70-76.
- Deloitte. (2019). Global Human Capital Trends. Disponível em: [https://www2.deloitte.com/content/dam/insights/us/articles/2019-human-capital-trends/DI\\_HC19\\_Global-Human-Capital-Trends.pdf](https://www2.deloitte.com/content/dam/insights/us/articles/2019-human-capital-trends/DI_HC19_Global-Human-Capital-Trends.pdf)
- Dubey, A., Gunasekaran, A., Childe, S. J., Papadopoulos, T., Hazen, B., & Roubaud, D. (2019). Big data analytics and organizational culture as complementary drivers for sustainable performance. *International Journal of Production Economics*, 219, 358-371.
- Eisenmann, T. R. (2018). Why Entrepreneurial Companies Need Organizational Flexibility. *Harvard Business Review*. Disponível em: <https://hbr.org/2018/09/why-entrepreneurial-companies-need-organizational-flexibility>. Acesso em: 02/05/2023
- Erevelles, S., N. Fukawa, and L. Swayne. 2016. Big Data consumer analytics and the transformation of marketing. *Journal of Business Research* 69 (2): 897–904
- Falahat, M., Cheah, P. K., Jayabalan, J., Lee, C. M. J., & Kai, S. B. (2023). Big Data Analytics Capability Ecosystem Model for SMEs. *Sustainability*, 15(1), 360.
- Faroukhi, A. Z., El Alaoui, I., Gahi, Y., & Amine, A. (2020a). Big data monetization throughout Big Data Value Chain: a comprehensive review. *Journal of Big Data*, 7(1), 1-22.
- FastCompany (2023). *Nubank changed how Brazil banks. Now it's helping users plan and grow their savings.* Disponível em: <https://www.fastcompany.com/90850243/nubank-caixinhas-savings-account>. Acesso em 02/05/2023
- Fiorini, P. D. C, Seles, B. M. R. P., Jabbour, C. J. C., Mariano, E. B., & de Sousa Jabbour, A. B. L.(2018). Management theory and big data literature: From a review to a research agenda. *International Journal of Information Management*, 43, 112-129
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of marketing research*, 18(1), 39-50.
- Gandomi, A., & Haider, M. (2015). Beyond the hype: Big data concepts, methods, and analytics. *International journal of information management*, 35(2), 137-144.
- Garg, A., D. Grande, G. M.-L. Miranda, S. Christoph, & E. Windhagen. (2018). Analytics in banking: Time to realize the value. *McKinsey & Company*. Disponível em: <https://www.mckinsey.com/industries/financial-services/our-insights/analytics-in-bankingtime-to-realize-the-value>. Acesso em 02/05/2023

- Garmaki, M., Gharib, R. K., & Boughzala, I. (2023). Big data analytics capability and contribution to firm performance: the mediating effect of organizational learning on firm performance. *Journal of Enterprise Information Management*, 36 (5), 1161-1184
- Gartner, Inc. (2018). *Gartner Data Shows 87 Percent of Organizations Have Low BI and Analytics Maturity*. Disponível em: <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2018-12-06-gartner-data-shows-87-percent-of-organizations-have-low-bi-and-analytics-maturity> Acesso em 02/05/2023
- Ghasemaghaei, M. (2020). The role of positive and negative valence factors on the impact of bigness of data on big data analytics usage. *International Journal of Information Management*, 50, 395-404
- Ghasemaghaei, M., & Calic, G. (2019). Does big data enhance firm innovation competency? The mediating role of data-driven insights. *Journal of Business Research*, 104, 69-84.
- Ghasemaghaei, M., Ebrahimi, S., & Hassanein, K. (2018). Data analytics competency for improving firm decision making performance. *The Journal of Strategic Information Systems*, 27(1), 101-113.
- Grover, V., Chiang, R. H., Liang, T. P., and Zhang, D. (2018). Creating strategic business value from big data analytics: A research framework. *Journal of Management Information Systems*, 35(2), 388-423.
- Guenther, P., Guenther, M., Ringle, C. M., Zaefarian, G., & Cartwright, S. (2023). Improving PLS-SEM use for business marketing research. *Industrial Marketing Management*, 111, 127-142.
- Günther, W. A., Mehrizi, M. H. R., Huysman, M., & Feldberg, F. (2017). Debating big data: A literature review on realizing value from big data. *The Journal of Strategic Information Systems*, 26(3), 191-209.
- Günther, W. A., Mehrizi, M. H. R., Huysman, M., & Feldberg, F. (2017). Debating big data: A literature review on realizing value from big data. *The Journal of Strategic Information Systems*, 26(3), 191-209.
- Gupta, M., and George, J. F. (2016). Toward the development of a big data analytics capability. *Information & Management*, 53(8), 1049-1064.
- Hair Jr, J. F., Howard, M. C., & Nitzl, C. (2020). Assessing measurement model quality in PLS-SEM using confirmatory composite analysis. *Journal of Business Research*, 109, 101-110.
- Hair Jr, J. F., Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Gudergan, S. P. (2017). *Advanced issues in partial least squares structural equation modeling*. saGe publications.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2009). *Multivariate Data Analysis*. Upper Saddle River: Prentice Hall.

- Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2019). When to use and how to report the results of PLSSEM. *European Business Review*, 31(1), 2-24
- Hair, J.F., Hult, G., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2017). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)*, 2thEdition”, Los Angeles: Sage.
- Hanafizadeh, P., Firouzabadi, M. B., and Vu, K. M. (2021). Insight monetization intermediary platform using recommender systems. *Electronic Markets*, 1-25.
- He, W., Zha, S., & Li, L. (2013). Social media competitive analysis and text mining: A case study in the pizza industry. *International journal of information management*, 33(3), 464–472.
- Henseler, J., Ringle, C. M., & Sinkovics, R. R. (2009). The use of partial least squares path modeling in international marketing, In *New challenges to international marketing* (pp. 277-319). Emerald Group Publishing Limited
- Hoffman, R. & Yeh, C.(2018). Blitzscaling: The lightning-fast path to building massively valuable companies. *Harvard Business Review*, 96(6), 44-60.
- Hu, L., & Bentler, P. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling*, 6(1), 1-55.
- Inamdar, Z., Raut, R., Narwane, V. S., Gardas, B., Narkhede, B., & Sagnak, M. (2020). A systematic literature review with bibliometric analysis of big data analytics adoption from period 2014 to 2018. *Journal of Enterprise Information Management*, 34(1), 101-139.
- Jha, A. K., Agi, M. A., & Ngai, E. W. (2020). A note on big data analytics capability development in supply chain. *Decision Support Systems*, 138, 113382.
- Jiang, J., and Gallupe, R. B. (2015). Environmental scanning and business insight capability: the role of business analytics and knowledge integration. In: Proceedings of the Twenty-First *Americas Conference on Information Systems*, Puerto Rico.
- Jimenez-Marquez, J. L., Gonzalez-Carrasco, I., Lopez-Cuadrado, J. L., & Ruiz-Mezcua, B. (2019). Towards a big data framework for analyzing social media content. *International Journal of Information Management*, 44, 1–12.
- Joseph, J., & Gaba, V. (2020). Organizational structure, information processing, and decision-making: A retrospective and road map for research. *Academy of Management Annals*, 14(1), 267-302.
- Kale, E., Aknar, A., and Başar, Ö. (2019). Absorptive capacity and firm performance: The mediating role of strategic agility. *International Journal of Hospitality Management*, 78, 276-283.
- Kanhaiya et al. (2022) Data monetization market research, 2030. *Allied Market Research*. Disponível em: <https://www.alliedmarketresearch.com/data-monetization-market> Acesso em 02/05/2023

- Kettinger, W. J., Ryoo, S. Y., and Marchand, D. A. (2021). We're engaged! Following the path to a successful information management capability. *The Journal of Strategic Information Systems*, 30(3), 101681.
- Kuratko, D. F., & Audretsch, D. B. (2022). The future of entrepreneurship: the few or the many?. *Small Business Economics*, 59(1), 269-278.
- Kuratko, D. F., Holt, H. L., & Neubert, E. (2020). Blitzscaling: The good, the bad, and the ugly. *Business Horizons*, 63(1), 109-119.
- Laguir, I., Gupta, S., Bose, I., Stekelorum, R., & Laguir, L. (2022). Analytics capabilities and organizational competitiveness: Unveiling the impact of management control systems and environmental uncertainty. *Decision Support Systems*, 113744.
- Lavalle, S., E. Lesser, R. Shockley, M. S. Hopkins, and N. Kruschwitz. 2011. Big data, analytics and the path from insights to value. *MIT Sloan Management Review* 52 (2): 21–32
- LaValle, S., Lesser, E., Shockley, R., Hopkins, M. S., & Kruschwitz, N. (2010). Big data, analytics and the path from insights to value. MIT sloan Management Review.
- Lynn, M.R. (1986). Determination and quantification of content validity. *Nursing Research*, 35, 382–385
- Maçada, A. C. G., Brinkhues, R. A., and Freitas, J. C. D. S. (2020). The influence of Information Management Capability on Companies' Sustainable Competitive Advantage: A Multiple-Case Study of Brazilian Market-Leading Companies. *Revista Brasileira de Gestão de Negócios*, 22, 876-899.
- Malhotra, N. K. (2010). *Marketing Research: An Applied Approach*, 6th Global Edition.
- Marcinkowski, B., & Gawin, B. (2020). Data-driven business model development—insights from the facility management industry. *Journal of Facilities Management*, 19(2), 129-149.
- McAfee, A., Brynjolfsson, E., Davenport, T. H., Patil, D. J., & Barton, D. (2012). Big data: the management revolution. *Harvard Business Review*, 90(10), 60-68.
- McAfee, A., Brynjolfsson, E., Davenport, T. H., Patil, D. J., & Barton, D. (2012). Big data: the management revolution. *Harvard Business Review*, 90(10), 60-68.
- McKinsey Global Institute. (2017). *Artificial Intelligence: The Next Digital Frontier?* Disponível em: <https://www.mckinsey.com/~/media/McKinsey/Industries/Advanced%20Electronics/Our%20Insights/How%20artificial%20intelligence%20can%20deliver%20real%20value%20to%20companies/MGI-Artificial-Intelligence-Discussion-paper.ashx>
- Medeiros, M.M.d., & Maçada, A.C.G. (2022). Competitive advantage of data-driven analytical capabilities: the role of big data visualization and of organizational agility. *Management Decision*, 60(4), 953-975



- Mikalef, P., & Pateli, A. (2017). Information technology-enabled dynamic capabilities and their indirect effect on competitive performance: Findings from PLS-SEM and fsQCA. *Journal of Business Research*, 70, 1-16
- Mikalef, P., Boura, M., Lekakos, G., & Krogstie, J. (2019). Big data analytics and firm performance: Findings from a mixed-method approach. *Journal of Business Research*, 98, 261-276.
- Mikalef, P., Boura, M., Lekakos, G., and Krogstie, J. (2020). The role of information governance in big data analytics driven innovation. *Information & Management*, 57(7), 103361.
- Mikalef, P., Framnes, V. A., Danielsen, F., Krogstie, J., & Olsen, D. (2017). Big data analytics capability: antecedents and business value. In: *Twenty First Pacific Asia Conference on Information Systems*, Langkawi.
- Mikalef, P., Giannakos, M. N., & Pappas, I. O. (2020). Big data and business analytics ecosystems: paving the way towards digital transformation and sustainable societies. *Journal of Business Research*, 116, 282-289.
- Mikalef, P., Krogstie, J., Pappas, I. O., & Pavlou, P. (2020). Exploring the relationship between big data analytics capability and competitive performance: The mediating roles of dynamic and operational capabilities. *Information & Management*, 57(2), 103169.
- Mikalef, P., Pappas, I., Krogstie, J., and Pavlou, P. A. (Eds.). (2020a). *Big data and business analytics: A research agenda for realizing business value*. Elsevier.
- Mordor Intelligence (2022). *Data monetization market - growth, trends, COVID-19 impact, and forecast (2022–2027)*. Disponível em: <https://www.mordorintelligence.com/industry-reports/data-monetization-market> Acesso em 02/05/2023
- Mukte, A. P., Jaiswal, R. P., Dambhare, S. A., Agrawal, U., & Agrawal, R. (2021). Smart Data Transfer for Data Monetization. In *2021 International Conference on Computational Intelligence and Computing Applications (ICCICA)* (pp. 1-6). IEEE.
- Najjar, M. S., and Kettinger, W. J. (2013). Data Monetization: Lessons from a Retailer's Journey. *MIS Quarterly Executive*, 12(4).
- Nisar, Q. A., Nasir, N., Jamshed, S., Naz, S., Ali, M., & Ali, S. (2020). Big data management and environmental performance: role of big data decision-making capabilities and decision-making quality. *Journal of Enterprise Information Management*, 34(4), 1061-1096.
- Nitzl, C., Roldan, J. L., & Cepeda, G. (2016). Mediation analysis in partial least squares path modeling: Helping researchers discuss more sophisticated models. *Industrial Management & Data Systems*, 116(9), 1849-1864.
- Nonninger, L. (2018). China Tencent and Alibaba's new credit scoring solution - Business Insider. *Business Insider*. Disponível em: <https://>

www.businessinsider.com/china-tencent-and-alibabas-new-cred  
solution-2018-2?IR=T

t-scoring-

- Nunnally, J., & Bernstein, I. (1994). *Psychometric Theory* 3rd edition (MacGraw-Hill, New York).
- Ofulue, J., & Benyoucef, M. (2022). Data monetization: insights from a technology-enabled literature review and research agenda. *Management Review Quarterly*, 1-45.
- Overby, E., Bharadwaj, A., & Sambamurthy, V. (2006). Enterprise agility and the enabling role of information technology. *European Journal of Information Systems*, 15(2), 120-131
- Parvinen, P., Pöyry, E., Gustafsson, R., Laitila, & M. Rossi, M. (2020). Advancing data monetization and the creation of data-based business models. In: *CAIS*, 47(1), 2.
- Parvinen, P., Tähtinen, J., & Törnroos, J. Å. (2020). Big data analytics and firm performance: Evidence from Finland. *Technological Forecasting and Social Change*, 150, 119748.
- Peteraf, M. A. (1993). The cornerstones of competitive advantage: a resource-based view. *Strategic management journal*, 14(3), 179-191
- Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., Lee, J. Y., & Podsakoff, N. P. (2003). Common method biases in behavioral research: a critical review of the literature and recommended remedies. *Journal of applied psychology*, 88(5), 879.
- Polit, D. F., Beck, C. T., & Owen, S. V. (2007). Is the CVI an acceptable indicator of content validity? Appraisal and recommendations. *Research in nursing & health*, 30(4), 459-467.
- Prahalad, C.K. and Hamel, G. (2006). The core competence of the corporation. In: *Strategische unternehmensplanung—strategische unternehmensführung*, 275–292. Springer Berlin Heidelberg
- Prakash, S. D. (2014). Big data led big monetization. *Vidwat*, 7(1), 6.
- Qlik Technologies Inc. (2022), *Data Literacy Global Studies and Insights. Data Literacy: The Upskilling Evolution Report*. Disponível em: [https://www.qlik.com/us/aw/data-literacy-reports?utm\\_campaign=7013z000001oTzHAAU&utm\\_content=UpskillingEvolutionRepPR&utm\\_medium=pressRelease&utm\\_source=QlikWeb&utm\\_team=COM&utm\\_mpt\\_id=CCQKJE](https://www.qlik.com/us/aw/data-literacy-reports?utm_campaign=7013z000001oTzHAAU&utm_content=UpskillingEvolutionRepPR&utm_medium=pressRelease&utm_source=QlikWeb&utm_team=COM&utm_mpt_id=CCQKJE). Acesso em 02/05/2023
- Rialti, R., Marzi, G., Ciappei, C., & Busso, D. (2019). Big data and dynamic capabilities: a bibliometric analysis and systematic literature review. *Management Decision*, 57(8), 2052-2068.

- Richards, G., Yeoh, W., Chong, A. Y. L., & Popovič, A. (2019). Business intelligence effectiveness and corporate performance management: an empirical analysis. *Journal of Computer Information Systems*, 59(2), 188-196.
- Ringle, C. M., Da Silva, D., & de Souza Bido, D. (2014). Modelagem de equações estruturais com utilização do SmartPLS. *REMark-Revista Brasileira de Marketing*, 13(2), 56-73.
- Roberts, N., & Grover, V. (2012). Leveraging information technology infrastructure to facilitate a firm's customer agility and competitive activity: An empirical investigation. *Journal of Management Information Systems*, 28(4), 231- 270
- Rönkkö, M., Lee, N., Evermann, J., McIntosh, C., & Antonakis, J. (2023). Marketing or methodology? Exposing the fallacies of PLS with simple demonstrations. *European Journal of Marketing*.
- Salerno, F., & Maçada, A. C. G. (2022). Fonesca, F., & Maçada, A. C. G. (2022). Analysis of the relationship between data governance and data-driven culture. In *ITAIS 2022 Proceedings*, 20. Disponível em: <https://aisel.aisnet.org/itais2022/20>. Acesso em 21/08/2023.
- Sarstedt, M., Ringle, C. M., Cheah, J. H., Ting, H., Moisescu, O. I., & Radomir, L. (2020). Structural model robustness checks in PLS-SEM. *Tourism Economics*, 26(4), 531-554.
- Sena, V., S. Bhaumik, A. Sengupta, and M. Demirbag. 2019. Big data and performance: What can management research tell us? *British Journal of Management* 30 (2): 219–28
- Suseno, Y., Laurell, C., & Sick, N. (2018). Assessing value creation in digital innovation ecosystems: A Social Media Analytics approach. *The Journal of Strategic Information Systems*, 27(4), 335–349.
- Tallon, P. P., and Pinsonneault, A. (2011). Competing perspectives on the link between strategic information technology alignment and organizational agility: insights from a mediation model. *MIS Quarterly*, 463-486.
- Tallon, P. P., Ramirez, R. V., and Short, J. E. (2013). The information artifact in IT governance: toward a theory of information governance. *Journal of Management Information Systems*, 30(3), 141-178
- Teece, D. J. (2007). Explicating dynamic capabilities: The nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance. *Strategic Management Journal*, 28(13), 1319–1350.
- Teece, D. J. (2012). Dynamic capabilities: Routines versus entrepreneurial action. *Journal of Management Studies*, 49(8), 1395-1401.
- Teece, D. J., Pisano, G., and Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, 18(7), 509–533.

- Teece, D.J., Peteraf, M., & Leih, S. (2016). Dynamic capabilities and organizational agility: Risk, uncertainty, and strategy in the innovation economy. *California Management Review*, 58(4), 13-35.
- TI INSIDE (2023). *Tecnologias que mudam o mundo: por que elas precisam ser recebidas com olhar crítico*. Disponível em: <https://tiinside.com.br/15/02/2023/tecnologias-que-mudam-o-mundo-por-que-elas-precisam-ser-recebidas-com-olhar-critico/>. Acesso em 02/05/2023
- TI Inside (2023). *Brasil teve aumento de 1% em ataques cibernéticos no primeiro trimestre de 2023*. Disponível em: <https://tiinside.com.br/27/04/2023/brasil-teve-aumento-de-1-em-ataques-ciberneticos-no-primeiro-trimestre-de-2023/#:~:text=Durante%20o%20primeiro%20trimestre%20de%202023%2C%20a%20proximadamente%20uma%20em%20cada,foi%20v%C3%ADtima%20de%20tais%20ataques>. Acesso em 13/05/2023
- Urbinati, A., M. Bogers, V. Chiesa, & F. Frattini. (2018). Creating and capturing value from Big Data: A multiple-case study analysis of provider companies. *Technovation* 84: 21–36.
- Vidgen, R., Shaw, S., & Grant, D. B. (2017). Management challenges in creating value from business analytics. *European Journal of Operational Research*, 261(2), 626-639.
- Wamba, S. F., Akter, S., Edwards, A., Chopin, G., & Gnanzou, D. (2015). How 'big data' can make big impact: Findings from a systematic review and a longitudinal case study. *International journal of production economics*, 165, 234-246.
- Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S. J. F., Dubey, R., & Childe, S. J. (2017). Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 70, 356-365.
- Wanasida, A. S., Bernarto, I., Sudibjo, N., & Purwanto, A. (2021). The role of business capabilities in supporting organization agility and performance during the COVID-19 pandemic: An empirical study in Indonesia. *The Journal of Asian Finance, Economics and Business*, 8(5), 897-911
- Wernerfelt, B. 1984. A resource-based view of the firm. *Strategic Management Journal* 5 (2): 171–80.
- Wetering, R.V.d., Mikalef, P., & Krogstie, J. (2019). Strategic Value Creation through Big Data Analytics Capabilities: A Configurational Approach. In *2019 IEEE 21st Conference on Business Informatics (CBI)* (Vol. 1, pp. 268-275). IEEE.
- Wixom, B. H. (2014). Cashing in on your data. *Center for Information Systems Research, Sloan School of Management, Cambridge, MA: Massachusetts Institute of Technology. Research Briefing*, 14(8).
- Wixom, B. H., & Ross, J. W. (2017). How to monetize your data. *MIT Sloan Management Review*, 58(3).

- Wixom, B. H., Beath, C. M., & Owens, L. (2023). How to Have Better Strategy Conversations About Monetizing Data. *MIT Sloan Management Review*, 65(1), 1-5.
- Yeoh, W., Richards, G., & Wang, S. (2013). Linking BI Competency and Assimilation through Absorptive Capacity: A Conceptual Framework. In *PACIS* (p. 17).
- Yusoff, M. S. B. (2019). ABC of content validation and content validity index calculation. *Education in Medicine Journal*, 11(2), 49-54.
- Zhang, X., Yue, W. T., Yu, Y., & Zhang, X. (2023). How to monetize data: An economic analysis of data monetization strategies under competition. *Decision Support Systems*, 114012.

## Apêndice C - Estrutura do Questionário Quantitativo

Prezado(a),

Meu nome é Cláudia Rodrigues Maia e sou aluna de doutorado no Programa de Pós-graduação em Administração da UFRGS, sob orientação do professor Dr. Antônio Carlos Maçada e Coorientação do professor Dr. Guilherme Lerch Lunardi.

Esta pesquisa faz parte da minha Tese de Doutorado que tem por objetivo investigar o papel da capacidade de gestão da informação e da monetização de dados no desempenho corporativo. Sendo assim, gostaria de convidá-lo(a) a responder voluntariamente um questionário composto por 35 itens a partir de sua experiência profissional, autopercepção de competências e ponto de vista acerca de aspectos relacionados ao seu trabalho com dados. Ademais, serão solicitadas algumas informações de perfil sociodemográfico e profissional para caracterização da amostra.

Cabe destacar que a pesquisa é direcionada aos profissionais de dados (por exemplo: analistas e cientistas de dados etc.), TI (por exemplo: desenvolvedores, analistas de sistemas etc.) e também aos profissionais de todas as áreas (por exemplo: marketing, P&D, estratégia etc.) que trabalham diariamente com diversos dados para gerar insights e realizar suas atividades laborais.

Ao responder as questões específicas da pesquisa, peço que se baseie em suas experiências na organização onde está atuando. Esta survey contempla apenas questões objetivas. O tempo estimado para respondê-la é de até 7 minutos.

Ressalto meu comprometimento em preservar a privacidade e o anonimato dos respondentes e de utilizar os dados coletados única e exclusivamente para fins acadêmicos.

Salienta-se também a inexistência de respostas certas ou erradas, assim como não será feito nenhum juízo de valor sobre elas. Nesse sentido, sua franqueza ao responder as questões é indispensável.

Me coloco a disposição para qualquer dúvida, consideração ou sugestão pelo

endereço de e-mail [claudiarmaia@hotmail.com](mailto:claudiarmaia@hotmail.com)

Desde já, agradeço a importante contribuição para a pesquisa.

Cláudia Rodrigues Maia, doutoranda, PPGA-UFRGS  
Antônio Carlos Gastaud Maçada, doutor, professor, PPGA-UFRGS  
Guilherme Lerch Lunardi, doutor, professor, PPGA-FURG

Estou ciente de que esta é uma pesquisa científica e autorizo os pesquisadores a publicarem as informações prestadas de maneira agregada, preservando o sigilo das informações individuais.

Por gentileza, indique em que medida você concorda com as afirmações a seguir.

**Enriquecimento dos dados** (Itens adaptados de Kettinger et al., 2021; Laguir et al., 2022; Mikalef et al., 2020; Mikalef et al., 2019)

No ambiente de negócios da organização que atuo...

ED1: acessamos grandes volumes de dados para enriquecer as análises

ED2: limpamos os dados para enriquecer as análises

ED3: tratamos os dados para enriquecer as análises

ED4. combinamos dados de várias fontes para melhorar as análises

ED5. integramos dados externos e/com internos da organização para enriquecer as análises

**Capacidade Analítica** (Itens adaptados de LaValle et al., 2010; Ghasemaghahi et al., 2018; Laguir et al., 2022; Mikalef et al., 2019; Ashrafi et al., 2019)

No ambiente de negócios da organização que atuo...

CA1: usamos técnicas e processos analíticos aplicados a grandes volumes de dados

CA2: utilizaremos técnicas analíticas avançadas (regressão, mineração de dados, machine learning, cluster, previsão, etc) para geração de valor

CA3: exploramos técnicas e processos analíticos para converter os dados em informações úteis

CA4: usamos técnicas de visualização (*dashboards*) que ajudam a interpretar as informações

CA5: temos profissionais com habilidades em analytics para geração de valor.

**Capacidade técnica** (Itens adaptados de Yeoh et al., 2013; Mikalef et al., 2020)

No ambiente de negócios da organização que atuo...

CT1: possuímos conhecimento para utilizar técnicas e ferramentas de análise dos dados

CT2: desenvolvemos aplicações específicas para análise de dados

CT3: possuímos recursos adequados para processamento de grandes volumes de dados

CT4: temos profissionais que utilizam técnicas e ferramentas de análise de dados

**Governança de Dados** (itens adaptados de Khatri & Brow, 2010; Tallon, Ramirez, & Short, 2013; Abraham et al., 2019; Mikalef et al., 2020)

Na organização que atuo...

CG1: temos políticas de governança e gestão de dados formalmente instituídas

CG2: contamos com uma arquitetura de dados que identifica os dados coletados, onde e por quem são usados

CG3: possuímos um comitê gestor que define diretrizes que auxiliem na qualidade dos dados

CG4: adotamos práticas para assegurar a proteção dos dados provenientes das diferentes fontes de dados utilizadas pela organização

CG5: controlamos o acesso aos dados da organização, monitorando seu uso e compartilhamento

**Insights** (Itens adaptados de Yeoh et al., 2013; Cadiz et al., 2009; Mikalef 2019; Mikalef et al., 2020).

No ambiente de negócios da organização que atuo...

IN1: obtemos insights valiosos a partir dos dados para a organização

IN2: geramos insights a partir dos dados para atingir resultados futuros

IN3: compreendemos a partir dos dados as necessidades de nossos clientes

IN4: identificamos a partir dos dados oportunidades de inovação para o negócio

IN5: geramos novas ideias a partir dos dados para personalização de produtos/serviços

IN6: obtemos insights a partir dos dados para criação de novos produtos/serviços

**Agilidade Organizacional** ((itens adaptados de CôteReal et al., 2017; Mikalef & Pateli, 2017; de Medeiros & Maçada, 2021)

De modo geral,

AO1: respondemos rapidamente às mudanças do mercado e dos consumidores

AO2: reagimos rapidamente às iniciativas dos concorrentes

AO3: tomamos decisões sobre a possibilidade de expansão do negócio

AO4: tornamos o processo decisório mais ágil na definição de produtos/serviços

AO5: adotamos rapidamente novas tecnologias para melhorar produtos/serviços.

**Desempenho Corporativo** (Itens adaptados de Mikalef et al., 2019; Wamba et al., 2017; Richards et al., 2017)

A “capacidade de monetização” da nossa organização, em termos de “geração de insights” e “agilidade estratégica”,

DC1: aumenta o faturamento, as vendas ou rentabilidade da organização

DC2: reduz os custos operacionais da organização

DC3: contribui para melhoria de processos internos da organização

DC4: melhora a integração da cadeia de suprimentos da organização

DC5: proporciona a personalização e o desenvolvimento de novos produtos e serviços

## CARACTERIZAÇÃO DA AMOSTRA

Área de atuação da organização:

( ) Comércio ( ) Serviço ( ) Indústria ( ) Governo



Tipo de organização: ( ) Nativa Digital ( ) Tradicional

Ramo de atuação da empresa:

Quando sua empresa iniciou as iniciativas de *big data*/monetização/ *analytics/insights* de dados (ano)?

A organização possui departamento/setor específico para tratamento de dados?

Porte da organização/instituição: \*Considere "FATURAMENTO ANUAL" para organização/empresa privada; ou "ORÇAMENTO ANUAL" para organização/instituição pública ou social.

( ) PEQUENO (Faturamento/Orçamento anual até R\$ 4,8 milhões)

( ) MÉDIO (Faturamento/Orçamento de R\$ 4,8 milhões até 300 milhões)

( ) GRANDE (Faturamento/Orçamento anual superior a R\$ 300 milhões)

INFORMAÇÕES DO RESPONDENTE

Gênero: Feminino, Masculino, Outro, Prefiro não dizer

Grau de instrução: Médio/Técnico, Superior, Especialização/MBA, Mestrado, Doutorado

Cargo, função ou papel que você desempenha na organização:

Muito obrigado pela sua participação!

Apêndice D - Constructos, definições e fonte

	<b>Constructo</b>	<b>Fonte</b>
<b>CAPACIDADE DE GESTÃO DA INFORMAÇÃO</b>	<b>Enriquecimentos dos dados</b> - Capacidade para criar valor a partir de várias fontes de dados (internos/externos), seja pelo tratamento, transformação, limpeza ou organização dos dados. (Itens adaptados de Kettinger et al., 2021; Laguir et al., 2022; Mikalef et al., 2020; Mikalef et al., 2019)	Elaborado pela autora, com base em: Kettinger & Marchand (2011) Baecker et al. (2020)
	<b>Capacidade Analítica</b> - Capacidade para analisar e interpretar grandes volumes de dados para extrair informações que gerem valor à organização. (Itens adaptados de LaValle et al., 2010; de Medeiros & Maçada, 2021; Ghasemaghæi et al., 2018)	Najjar & Kettinger (2013) Grover et al. (2018) Ghasemaghæi et al. (2018) Mikalef et al. (2017) Laguir et al. (2022)
	<b>Capacidade técnica</b> - Capacidade que se refere ao <i>know-how</i> necessário para utilizar novas tecnologias para coleta, armazenamento, recuperação e análise dos vários tipos de dados disponíveis (Itens adaptados de Yeoh et al., 2013; Mikalef et al., 2020)	Najjar e Kettinger (2013) Ghasemaghæi et al. (2018) Mikalef et al. (2017) Gupta & George (2016)
	<b>Governança dos dados</b> - Capacidade de definir estruturas, procedimentos e funções para permitir o fluxo de dados necessário, levando em consideração os aspectos de segurança, privacidade, ética e qualidade dos dados. (Itens adaptados de Fleckenstein & Fellows, 2018; Lillie & Eybers, 2019; Khatri & Brow, 2010; Surbakti et al., 2019; Tallon, Ramirez, & Short, 2013)	Khatri & Brow (2010) Tallon et al. (2013) Mikalef et al. (2020) Parvinen et al. (2020)
<b>CAPACIDADE DE MONETIZAÇÃO DE DADOS</b>	<b>Insights</b> - Capacidade de obter e gerar ideias orientadas por dados que poderão beneficiar os negócios e potencializar o resultado da organização ao explorar oportunidades de mercado. (Itens adaptados de Yeoh et al., 2013; Cadiz et al., 2009; Mikalef 2019; Mikalef et al., 2020).	Ghasemaghæi & Calic (2019) Ghasemaghæi (2019b)

	<b>Agilidade Organizacional</b> - Capacidade da organização para responder rapidamente às mudanças, sendo estrategicamente ágil na implementação de ações para criação de vantagem competitiva e melhoria de desempenho. (Itens adaptados de CôteReal et al., 2017; Mikalef & Pateli, 2017; de Medeiros & Maçada, 2021).	Kale et al. (2019) Tallon & Pinsonneault (2011) Kumkale (2016) Sherehiy et al. (2007) Queiroz et al. (2018)
	<b>Desempenho Corporativo</b> - Capacidade da organização de aumentar a receita, reduzir custos, melhorar processos internos e externos, melhorar os relacionamentos com clientes e stakeholders e personalizar e desenvolver novos produtos e serviços. (Itens adaptados de Mikalef et al., 2019; Wamba et al., 2017; Richards et al., 2017)	Mikalef et al., 2019 Wamba et al., 2017 Richards et al., 2017

#### Apêndice E – Test-t

	Grupos	n	Mean	dp	p-value
ED	,00	122	4,45	0,80	0,99
	1,00	129	4,44	0,76	
CA	,00	122	4,13	0,97	0,39
	1,00	129	4,02	1,11	
CT	,00	122	4,13	0,88	0,54
	1,00	129	4,06	1,00	
CG	,00	122	3,68	1,07	0,93
	1,00	129	3,69	1,12	
IN	,00	122	4,26	0,81	0,82
	1,00	129	4,24	0,92	
AO	,00	122	3,71	0,93	0,77
	1,00	129	3,74	0,97	
DC	,00	122	3,98	0,81	0,47
	1,00	129	4,05	0,83	

## 5. CONSIDERAÇÕES FINAIS DA TESE

As capacidades de preparação de dados e analíticas são essenciais para a conversão do valor dos dados em *insights* que promovam benefícios econômicos ou valor intangível. No entanto, a monetização de dados é uma oportunidade pouco explorada pelas organizações, que têm dificuldades para medir o valor gerado pelos dados. Acrescenta-se ainda, que a capacidade de criar valor e monetizar os dados também são temas pouco explorados na literatura de Sistemas de Informação. Nesse contexto, desenvolveu-se a seguinte questão de pesquisa - *Qual o papel da capacidade de gestão da informação e da monetização dos dados no desempenho corporativo?*, a qual norteou a condução de todas as etapas desta Tese.

A fim de tornar viável a execução desta Tese, optou-se pela utilização de métodos mistos de pesquisa para compreender e explicar fenômenos sociais e organizacionais complexos. Em estudos de métodos mistos, os pesquisadores geralmente coletam e analisam dados qualitativos e quantitativos separadamente. As meta-inferências surgem quando os pesquisadores buscam sintetizar e integrar esses dois tipos de dados para chegar a conclusões mais abrangentes e significativas sobre o fenômeno de estudo (Venkatesh, Brown & Bala, 2013).

Neste estudo, a pesquisa mista permitiu a triangulação analítica, ou seja, a combinação de dados qualitativos e quantitativos para aprofundar a compreensão do fenômeno investigado. A qualidade das meta-inferências, equivalente à validação do método misto de pesquisa, foi alcançada por meio de uma explicação sequencial e de convergência. Isso significa que os resultados obtidos com um método auxiliaram na compreensão dos resultados obtidos pelos demais métodos, tanto na fase conceitual quanto na etapa empírica da pesquisa. As meta-inferências são uma parte essencial da pesquisa de métodos mistos, pois permitem que os pesquisadores compreendam melhor a complexidade dos fenômenos estudados, obtendo uma visão mais completa e integrada a partir da combinação de abordagens qualitativas e quantitativas. Elas ajudam a responder a perguntas de pesquisa mais abrangentes e a fornecer *insights* mais profundos (Venkatesh, Brown & Bala, 2013). Assim, os resultados do método misto foram usados para responder à pergunta de pesquisa desta tese.

A revisão teórica possibilitou a identificação e conceitualização dos construtos. O estudo qualitativo expandiu a compreensão das dimensões de cada construto, enquanto o estudo empírico quantitativo permitiu compreender os relacionamentos

existentes entre os construtos, identificando relações significativas e testando as hipóteses propostas por meio do modelo multidimensional desenvolvido nesta pesquisa. A combinação de métodos qualitativos e quantitativos permitiu abordar questões exploratórias e confirmatórias nesta tese.

Os três estudos destacam a capacidade de gestão da informação e a capacidade de monetização de dados como fatores cruciais para o desempenho corporativo e a competitividade das empresas, além da importância da combinação de capacidades e habilidades de ciência de dados para que ocorra o processo de monetização de dados nas organizações e, conseqüentemente, ganho de desempenho do negócio.

A Tabela 1 apresenta uma síntese dos resultados de cada etapa da pesquisa.

Tabela 1  
Resultados obtidos

Etapa	Objetivo	Técnica de coleta e análise	Resultado	Contribuição Teórica	Contribuição Prática
<b>I – RSL</b> ○ <b>Conceitual</b> ○ <b>Misto:</b> ○ <b>quanti-</b> ○ <b>qualitativa</b>	Mapear os estudos científicos relacionados os termos monetização de dados, valor dos dados, capacidades, <i>insights</i> e desempenho no contexto de negócios para identificar as capacidades necessárias para monetização de dados.	<ul style="list-style-type: none"> <li>Fontes da Literatura (artigos científicos);</li> <li>Análise da produção bibliométrica e mapeamento temático – Bibliometrix R Studio</li> <li>Análise de conteúdo e revisão teórica.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Mapeamento do estado do conhecimento</li> <li>Modelo teórico de pesquisa.</li> </ul>	Conecta e define conceitos baseados na teoria das Capacidades Dinâmicas e na Visão Baseada em Recursos (RBV).	Define e traz referências da literatura para auxiliar as organizações a monetizar seus dados de maneira eficaz, a fim de melhorar sua agilidade e seu desempenho corporativo. Identifica quais tipos de capacidades que devem ser combinadas no processo de monetização.
<b>II – Pesquisa</b> ○ <b>Empírica</b> ○ <b>Qualitativa</b>	Analisar o papel das relações entre capacidade de gestão da informação, capacidade de monetização e desempenho corporativo.	<ul style="list-style-type: none"> <li>Entrevistas</li> <li>Software NVIVO – Análise de conteúdo</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Análise das evidências;</li> <li>Evidências discutidas à luz das teorias RBV e CD;</li> <li>Conjunto de informações para operacionaliz</li> </ul>	Desenvolve um modelo de pesquisa que preenche uma lacuna na literatura, ao abordar a escassez de modelos teóricos que tratam das	Apresenta evidências para auxiliar as organizações a monetizar seus dados de maneira eficaz.

			ação dos constructos.	capacidades necessárias para a monetização de dados.	
<b>III – Pesquisa</b> ○ <b>Empírica</b> ○ <b>Quantitativa</b>	Medir os efeitos da capacidade de gestão da informação na capacidade de monetização de dados e, consequentemente, no desempenho corporativo e propor um modelo que auxilie a analisar que tipos de capacidades de TI devem ser combinadas para monetização de dados e ganho de desempenho.	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Questionário Survey;</li> <li>• Análise descritiva da amostra;</li> <li>• Modelagem de equação estrutural (PLS); PLS Predict.</li> <li>• Consolidação dos resultados.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Modelo de pesquisa validado e testado;</li> <li>• Modelo conceitual robusto com elevado poder de explicação;</li> <li>• Todas as relações do modelo foram confirmadas.</li> </ul>	Proposição do modelo e de uma escala para mensurar o constructo “Enriquecimento de Dados” como uma Capacidade de Gestão da Informação, o que se mostrou uma novidade na literatura de SI.	Os resultados podem auxiliar as organizações a desenvolver suas próprias capacidades de gestão da informação e monetização de dados e para avaliar e melhorar seu próprio desempenho corporativo.

Os resultados obtidos em cada etapa realizada nessa pesquisa originaram três artigos que buscaram responder a questão de pesquisa, bem como de preencher a lacuna apontada na literatura, através da proposição de um modelo teórico multidimensional que combina a Capacidade de Gestão da Informação com a Capacidade de Monetização de dados, a fim de garantir um melhor Desempenho Corporativo.

O primeiro estudo da tese, intitulado “Capacidade de monetização de dados: da revisão sistemática da literatura à proposição de um modelo multidimensional”, mapeou os trabalhos científicos relacionados aos termos monetização de dados, valor dos dados, capacidades, *insights* e desempenho no contexto de negócios. A partir da Revisão Sistemática da Literatura, foi possível identificar quais tipos de habilidades devem ser combinadas para garantir uma monetização efetiva e apresentar um modelo teórico multidimensional que conecta e define conceitos baseados na teoria das Capacidades Dinâmicas e Visão Baseada em Recursos, contribuindo assim para a ampliação do conhecimento da produção científica sobre o tema monetização de dados e capacidades.

No segundo artigo, intitulado “O papel da capacidade de gestão da informação e da monetização de dados no desempenho corporativo”, o modelo desenvolvido na

primeira fase dessa tese foi validado em uma etapa qualitativa confirmatória que apresentou a importância da combinação do Enriquecimento de Dados, da Capacidade Analítica, da Capacidade Técnica e da Governança de dados para construção da Capacidade de Gestão da Informação. Complementarmente, o constructo Capacidade de Monetização também foi validado pelos entrevistados ao destacarem a importância do conhecimento do negócio para geração de *insights* e da agilidade para responder rapidamente às mudanças do mercado. Assim, foi possível inferir que a combinação destes fatores é necessária para que ocorra o processo de monetização de dados dentro das organizações e, conseqüentemente, ganho de desempenho do negócio.

Já no terceiro artigo, intitulado “Os efeitos da capacidade de gestão da informação e de monetização de dados no desempenho corporativo”, foi proposto um modelo causal multidimensional que identificou a governança dos dados, a capacidade técnica, a capacidade analítica e o enriquecimento dos dados como antecedentes importantes para a geração de *insights* de dados para monetização, além de confirmar os construtos *insights* e agilidade organizacional como uma combinação essencial para a monetização de dados e ganhos de desempenho corporativo. O modelo mostrou que a combinação de fatores humanos, tecnológicos e analíticos é essencial para a conversão de dados em *insights*, favorecendo a geração de valor e o ganho de desempenho. O estudo também destacou a importância de as organizações garantirem o cumprimento de todas as regulamentações e padrões de privacidade relevantes para proteger os dados dos clientes e evitar problemas legais. As organizações precisam investir adequadamente em tecnologia, treinamento e recursos humanos para garantir uma gestão eficiente dos dados e explorar as oportunidades de negócios associadas à monetização de dados.

## 5.1 CONTRIBUIÇÕES TEÓRICAS E IMPLICAÇÕES PRÁTICAS

Para consolidar os resultados e organizar as contribuições teóricas, implicações práticas e sugestões para estudos futuros, foi realizada uma análise integrativa dos achados dos estudos teóricos e empíricos, utilizando abordagens qualitativas e quantitativas robustas. A contribuição teórica desta tese é caracterizada

pela integração entre elementos teóricos e descobertas empíricas, alcançada por meio de uma abordagem metodológica mista. Cada etapa da execução da tese resultou em contribuições teóricas que foram apresentadas nos respectivos artigos. Ao relacionar as contribuições teóricas dos diferentes estudos, é possível concluir que cada um deles oferece *insights* valiosos para a compreensão e o avanço do conhecimento na área de monetização de dados e capacidades. Essa abordagem integrada ampliou o conhecimento existente, fornecendo uma base sólida para a compreensão aprofundada do fenômeno em estudo.

Resumidamente, a contribuição teórica do primeiro estudo realizado na fase conceitual dessa tese foi a proposição do modelo teórico multidimensional que combina as capacidades de gestão da informação e de monetização de dados, com base nas teorias de Capacidades Dinâmicas e *Resource-Based View* (RBV). Essa abordagem oferece um melhor entendimento das capacidades essenciais para garantir um desempenho corporativo superior com a monetização de dados. Além disso, a conceitualização dos construtos do modelo e suas respectivas dimensões (capacidade de gestão da informação e capacidade de monetização) possibilitou estabelecer a compreensão de seus relacionamentos e a proposição de um modelo de pesquisa inicial.

A contribuição teórica do segundo estudo está relacionada com o desenvolvimento do modelo de pesquisa que explora as capacidades necessárias para a monetização de dados, estabelecendo uma conexão entre os conceitos fundamentados nas teorias de RBV e Capacidades Dinâmicas, preenchendo assim a lacuna da literatura identificada nessa tese. Isso contribui para uma compreensão mais aprofundada das capacidades essenciais para o processo de monetização de dados e de como a capacidade de gestão da informação pode afetar o desempenho corporativo por meio da geração de *insights* de dados e da agilidade organizacional, e confirma que esses constructos formam a dimensão capacidade de monetização de dados.

Já, a contribuição teórica do terceiro estudo são os *insights* sobre os fatores que influenciam o sucesso das organizações no processo de monetização. Além disso, o estudo propõe uma escala para mensurar o constructo "Enriquecimento de Dados" como uma Capacidade de Gestão da Informação, contribuindo para a qualidade e a utilidade dos dados. Essa abordagem permite melhorar a precisão e a



relevância das análises de dados, impulsionando a capacidade de tomada de decisões e a criação de valor para as organizações.

Ademais, a tese contribui para a prática organizacional e informacional, uma vez que os resultados obtidos em cada etapa da pesquisa podem ser utilizados para direcionar a estratégia de monetização de dados das organizações e obter ganhos de desempenho. O modelo de pesquisa proposto contribui gerencialmente ao identificar quais tipos de capacidade e/ou habilidades devem ser combinadas para garantir uma monetização efetiva dos dados. Os resultados obtidos no estudo realizado na primeira etapa dessa tese contribuem para apoiar mudanças significativas na forma como os dados estão sendo usados nos negócios, permitindo que as organizações possam efetivamente monetizar seus dados, melhorar a agilidade dos negócios e, conseqüentemente, seu desempenho corporativo.

Já os resultados do estudo realizado na segunda etapa, fornecem evidências importantes para o processo de monetização. As evidências apresentadas podem auxiliar diferentes tipos de organizações a identificar e desenvolver capacidade analítica, capacidade técnica, governança de dados e capacidade de enriquecimento dos dados dentro de suas equipes de trabalho. Além disso, o estudo evidencia os constructos *insights* e agilidade organizacional como fundamentais para o processo de monetização de dados, formando a Capacidade de Monetização. Do ponto de vista prático, o estudo 2 fornece aos profissionais um guia sobre os recursos e habilidades que precisam ser considerados ao planejar a monetização de dados. Desta maneira, ao combinar essas habilidades e recursos, as organizações são capazes de gerar *insights* de dados e tomar decisões informadas, garantindo assim o sucesso da monetização de dados e obtendo ganhos de desempenho.

As contribuições práticas do estudo realizado na terceira etapa dessa tese estão relacionadas à gestão empresarial. Primeiramente, os resultados obtidos destacam a importância de investimentos em tecnologias e estratégias para gerir e monetizar os dados, assim como no aprimoramento das habilidades e qualificação dos profissionais na área de dados. Para 2023, 71% dos CEOs globais concordam que a escassez geral de talentos se manterá e 94% acreditam ainda que isso será ainda mais presente quando falamos de posições que demandam habilidades mais específicas (Deloitte, 2022). Assim, com base nas informações sobre as capacidades avaliadas no modelo de pesquisa, as organizações poderão desenvolver suas

próprias capacidades de gestão da informação e monetização de dados, o que resultará em melhorias na eficiência e eficácia operacional, além do desenvolvimento de novos produtos e serviços que atendam às necessidades dos clientes de forma mais personalizada e efetiva.

A segunda contribuição prática importante desse estudo é a abordagem estratégica para lidar com requisitos legais relacionados à governança dos dados e incorporar as melhores práticas na administração de dados. Com o aumento da rigidez dos requisitos legais e regulatórios de conformidade, privacidade e proteção de dados, as organizações precisam adotar uma postura proativa na adequação a esses requisitos. Os resultados apontam *insights* valiosos sobre a importância das organizações desenvolverem políticas e operações robustas para garantir a conformidade com as regulamentações vigentes. Ao lidar estrategicamente com esses requisitos, as organizações podem mitigar riscos legais, proteger a privacidade dos clientes e estabelecer uma base sólida para a confiança dos consumidores. A incorporação das melhores práticas de governança de dados nesse contexto é fundamental para garantir a segurança e a integridade dos dados, bem como para promover uma cultura de respeito à privacidade e à proteção dos dados dos clientes.

Uma terceira contribuição prática relevante do estudo é a orientação para o desenvolvimento de uma estrutura ética e legal para a coleta, armazenamento, limpeza, tratamento analítico e compartilhamento de dados, bem como dos resultados analíticos. Com o avanço tecnológico e o aumento da quantidade e variedade de dados disponíveis, é fundamental que as organizações estabeleçam diretrizes claras e respeitem princípios éticos e legais ao lidar com o enriquecimento dos dados. O modelo de pesquisa ressalta a importância de se adotar práticas responsáveis e transparentes, garantindo a privacidade, a confidencialidade e a proteção dos direitos dos indivíduos. Ao desenvolver uma estrutura ética e legal sólida, as organizações podem cultivar a confiança dos seus clientes, parceiros e *stakeholders*, além de evitar problemas legais e reputacionais. Essa abordagem ética e legal na gestão dos dados contribui para a construção de relacionamentos duradouros e sustentáveis, fortalecendo a posição competitiva e o valor percebido pela sociedade.

De modo geral, as informações obtidas nos três estudos desta tese contribuem para que as empresas avaliem e aprimorem seu próprio desempenho corporativo, por meio do monitoramento do uso dos dados e da identificação de oportunidades de

melhoria contínua. Essas contribuições práticas fornecem *insights* valiosos para orientar as organizações na gestão efetiva de seus recursos de dados, impulsionando o sucesso e a competitividade no ambiente empresarial atual.

Os constructos identificados e validados no modelo de pesquisa são importantes para a prática gerencial, pois representam um conjunto abrangente de elementos que as organizações devem desenvolver e administrar para obter valor a partir de seus dados. Esses constructos abordam habilidades essenciais, como a capacidade analítica, a capacidade técnica, a governança de dados e a capacidade de enriquecimento dos dados. Ao desenvolver e gerenciar esses constructos de forma adequada, as organizações podem potencializar a geração de *insights*, a tomada de decisão informada e, conseqüentemente, a monetização de dados. Essa abordagem permite que as organizações obtenham vantagem competitiva, impulsionem seu desempenho e alcancem melhores resultados no ambiente empresarial atual, cada vez mais orientado por dados. Portanto, compreender e aplicar esses constructos na prática gerencial é fundamental para aproveitar o potencial dos dados como um ativo estratégico e promover o sucesso organizacional.

De acordo com o Relatório "O impacto e o futuro da Inteligência Artificial no Brasil" (Google & ABSTARTUPS, 2022), a escassez de mão de obra qualificada é um dos principais obstáculos para o desenvolvimento tecnológico no país e a situação para a Inteligência Artificial apenas se intensifica. As empresas demonstram uma preferência por profissionais experientes, deixando pouco espaço para a contratação e desenvolvimento de talentos mais jovens. Nesse sentido, é importante que as organizações reconheçam a importância de investir no desenvolvimento de seus próprios profissionais, ao invés de buscar apenas por candidatos prontos. Essa abordagem não apenas permite a aquisição das competências necessárias, mas também contribui para a retenção de talentos, maior engajamento e um senso de pertencimento por parte dos colaboradores.

Assim, os estudos desta tese podem auxiliar no desenvolvimento de estratégias que orientem a aprendizagem e identifiquem oportunidades de alinhamento entre as necessidades corporativas e a realidade do mercado de trabalho. Por exemplo, parcerias entre instituições de ensino e empresas de tecnologia podem promover um maior entendimento das competências em demanda e auxiliar no preenchimento das lacunas de habilidades, aumentando, assim, a oferta de profissionais qualificados.

No geral, os estudos contribuem para o avanço teórico e prático da monetização de dados, fornecendo *insights* valiosos para o desenvolvimento de capacidades, estratégias e o aprimoramento do desempenho corporativo nesse contexto.

## 5.2 LIMITAÇÕES E SUGESTÕES DE ESTUDOS FUTUROS

Inicialmente, é importante revisar e comentar algumas das limitações específicas reconhecidas nos artigos que compõem esta tese. No estudo teórico, tanto o mapeamento da produção científica quanto a revisão teórica representam um recorte limitado e específico, focado no objetivo geral desta pesquisa. É importante destacar que essa abordagem resulta em uma visão restrita do fenômeno, apesar dos esforços para estabelecer uma compreensão abrangente das questões de monetização, capacidades, gestão da informação, desempenho e valor dos dados.

No estudo empírico qualitativo, os informantes foram selecionados por conveniência e, embora critérios de rigor tenham sido observados e o grupo de informantes represente uma variedade de setores, níveis, funções e ideias, é importante reconhecer a possibilidade de vieses metodológicos. Portanto, a generalização desses achados deve ser feita com cautela.

Outra limitação está relacionada ao modelo de pesquisa do estudo empírico quantitativo, que foi delineado com base na escolha moderada de alguns fatores relacionados à monetização, capacidades e gestão da informação, especificamente aqueles associados à visão corporativa de geração de valor a partir dos dados. No entanto, essa abordagem implica na limitação de que se trata de um recorte das dimensões dos constructos que não foram incluídas no modelo e que podem afetar a monetização de dados e o ganho de desempenho descritos na literatura. Por exemplo, fatores culturais, políticos e econômicos podem ter influenciado significativamente o desempenho corporativo, mas não foram considerados no estudo.

Além das limitações mencionadas anteriormente, é importante destacar que os respondentes da etapa quantitativa foram selecionados com base em acessibilidade ou conveniência. Essa abordagem de amostragem pode introduzir um viés na seleção dos participantes, uma vez que nem todos os profissionais da área de dados e negócios das organizações foram representados na amostra. Portanto, a generalização dos resultados para a população total de profissionais de dados e

negócios pode ser limitada. É importante considerar essa limitação ao interpretar e extrapolar os resultados obtidos na etapa quantitativa do estudo.

Por fim, é importante ressaltar que o estudo foi realizado com base em dados de diferentes indústrias e setores, o que pode ter gerado heterogeneidade nos resultados obtidos. Isso significa que os efeitos da capacidade de gestão da informação e da capacidade de monetização de dados podem variar em diferentes contextos empresariais.

Para estudos futuros, há algumas sugestões relevantes a considerar. Primeiramente, é recomendado ampliar a amostra quantitativa deste estudo, permitindo a obtenção de resultados mais robustos e generalizáveis. Além disso, é importante revisar, complementar e confirmar as relações previstas no modelo de pesquisa, a fim de aprimorar sua validade e aplicabilidade.

Outra sugestão é expandir o modelo atual e explorar outros constructos relevantes para a monetização de dados e ganho de desempenho corporativo, aprofundando ainda mais a compreensão dessas áreas. Isso pode envolver a inclusão de variáveis adicionais que influenciam a capacidade de monetização e o impacto nos resultados organizacionais, como fatores contextuais, tecnológicos e culturais. Por exemplo, a consideração de aspectos como a cultura organizacional, o tipo de empresa, o setor de atuação, a liderança e a inovação podem fornecer *insights* adicionais. Dessa forma, será possível obter uma visão mais abrangente e abordar lacunas importantes na literatura.

É importante destacar que, apesar dos dados coletados para caracterizar a amostra de respondentes e as organizações representadas, garantindo anonimato e confidencialidade, ainda existe uma dificuldade implícita e resistência das organizações em divulgar informações específicas sobre suas estratégias, gestão de dados e culturas relacionadas a dados. Em estudos futuros, uma abordagem alternativa seria obter múltiplos respondentes por organização, a fim de obter uma visão mais abrangente dos objetivos, mecanismos, processos e práticas de dados e análises em organizações ou setores econômicos específicos.

A realização de estudos longitudinais também seria útil para examinar a evolução da capacidade de gestão da informação e da capacidade de monetização ao longo do tempo e seu impacto nos resultados organizacionais. Outra possibilidade interessante para pesquisas futuras seria realizar uma análise multigrupo para

comparar diferentes setores, contextos organizacionais ou quando a empresa iniciou as iniciativas de *big data*. Comparar esses grupos permitiria identificar *insights* adicionais sobre a aplicabilidade e generalização do modelo em ambientes diversos.

Apresentadas as implicações, limitações e sugestões de estudos futuros, encerra-se a presente tese, partindo-se para indicação das referências bibliográficas.

## REFERÊNCIAS

- Accenture. (2019). *The Power of the Data-Driven Enterprise*. Disponível em: <https://www.accenture.com/acnmedia/pdf-109/accenture-ao-dde-pov-v5.pdf>. Acesso em 02/05/2023
- Alfaro, E., Bressan, M., Girardin, F., Murillo, J., Someh, I., & Wixom, B. H. (2019). BBVA's Data Monetization Journey. *MIS Quarterly Executive*, 18(2).
- Allied Market Research. (2018). *Global Data Monetization Market Expected to Reach \$370,969 Million by 2023*. Disponível em: <https://www.prnewswire.com/in/news-releases/global-data-monetization-market-expected-to-reach-370969-million-by-2023---allied-market-research-678756413.html>. Acesso em 02/05/2023
- BI SURVEY.com (2021). *How do companies monetize their data?* Disponível em: <https://bi-survey.com/data-monetization>. Acesso em 06/11/2023.
- Buff, A., Wixom, B. H., & Tallon, P. (2015). Foundation for data monetization. *MIT Center for Information Systems Research*, 1–16. Disponível em: [https://cisr.mit.edu/publication/MIT\\_CISRwp402\\_FoundationsForDataMonetization\\_BuffWixomTallon](https://cisr.mit.edu/publication/MIT_CISRwp402_FoundationsForDataMonetization_BuffWixomTallon). Acesso em 02/05/2023.
- Business Wire, 2022. *The Worldwide Big Data & Analytics Industry is Expected to Reach \$146 Billion by 2027 - ResearchAndMarkets.com* Disponível em: <https://www.businesswire.com/news/home/20220815005342/en/The-Worldwide-Big-Data-Analytics-Industry-is-Expected-to-Rreach-146-Billion-by-2027---ResearchAndMarkets.com>. Acesso em 13/05/2023
- Chen, H.-M., Schütz, R., Kazman, R., & Matthes, F. (2017). How Lufthansa capitalized on big data for business model renovation. *MIS Quarterly Executive*, 16(1), 16.
- Cheng, X., Fu, S., & de Vreede, G. J. (2018). A mixed method investigation of sharing economy driven car-hailing services: Online and offline perspectives. *International Journal of Information Management*, 41, 57-64.
- CIO (2023). *Why data leaders struggle to produce strategic result*. [Online] Disponível em: <https://www.cio.com/article/465451/why-data-leaders-struggle-to-produce-strategic-results.html>. Acesso em 17/08/2023.
- Côrte-Real, N., Ruivo, P., and Oliveira, T. (2020). Leveraging internet of things and big data analytics initiatives in European and American firms: Is data quality a way to extract business value? *Information & Management*, 57(1), 103141.
- Deloitte. (2015). *Analytics trends 2015: A below-the-surface look*. Disponível em: <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/tr/Documents/deloitte-analytics/tr-analytics-trends-2015.pdf>. Acesso em 04/07/2023.
- Deloitte. (2022). *Fall 2022 Fortune/Deloitte CEO Survey*. Disponível em: <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/us/Documents/us-ceo-survey-overview-fall-2022.pdf>. Acesso em 04/07/2023

- Deloitte. (2023). *Monetizing data and technology can help unlock future growth—here's how to take advantage of the opportunity*. Disponível em: <https://www2.deloitte.com/xe/en/insights/topics/leadership/monetizing-data-and-technology.html>. Acesso em 03/11/2023.
- Ernst and Young. (2019). *How the IoT and data monetization are changing business models*. Disponível em: [https://www.ey.com/en\\_us/advisory/how-the-iot-and-data-monetization-are-changingbusiness-models](https://www.ey.com/en_us/advisory/how-the-iot-and-data-monetization-are-changingbusiness-models).
- EY Americas (2021). *How retailers can leverage data as an alternative profit source*. Disponível em: [https://www.ey.com/en\\_us/consumer-products-retail/retailers-can-use-data-as-an-alternative-profit-source](https://www.ey.com/en_us/consumer-products-retail/retailers-can-use-data-as-an-alternative-profit-source). Acesso em 23/06/2023
- Faroukhi, A. Z., El Alaoui, I., Gahi, Y., & Amine, A. (2020a). Big data monetization throughout Big Data Value Chain: a comprehensive review. *Journal of Big Data*, 7(1), 1-22.
- Firouzi, F., Farahani, B., Barzegari, M., & Daneshmand, M. (2022). AI-driven data monetization: the other face of data in IoT-based smart and connected health. *IEEE Internet Things Journal*, 9 (8) (2022) 5581–5599.
- Firouzi, F., Farahani, B., Daneshmand, M., & Pautasso, C. (2022a). Guest Editorial Special Issue on AI-Driven IoT Data Monetization: A Transition From Value Islands to Value Ecosystems. *IEEE Internet of Things Journal*, 9(8), 5578-5580.
- Forbes. (2021). *The Ins And Outs Of A Data Marketplace*. Disponível em: <https://www.forbes.com/sites/forbestechcouncil/2021/05/12/the-ins-and-outs-of-a-data-marketplace/?sh=5b0fd9619ea5>. Acesso em 02/05/2023.
- Fortune Business Insights. (2022). *Data Monetization Market Size, Share & Industry Analysis, By Component (Platform, Services), By Data Type (Consumer Data, Financial Data, Technical Data, Others), By Industry Vertical (BFSI, Telecom & IT, Healthcare, Others), and Regional Forecast, 2023-2030*. Disponível em: <https://www.fortunebusinessinsights.com/data-monetization-market-106480>  
Acesso em 13/05/2023
- Business Wire. (2019). *Global Study Finds 85% of Grocery Retailers Lack Capabilities, Technology and Expertise to Use Insights to Monetize their Data and Drive Customer Experience*. Disponível em: <https://www.businesswire.com/news/home/20191119006170/en/Global-Study-Finds-85-of-Grocery-Retailers-Lack-Capabilities-Technology-and-Expertise-to-Use-Insights-to-Monetize-their-Data-and-Drive-Customer-Experience>. Acesso em 02/05/2023.
- Gartner. (2019). *Five strategies for the CIO building a business case for data monetization in asset management*. Disponível em: <https://www.gartner.com/en/documents/3903263>. Acesso em 02/05/2023.
- Gartner. (2022). *Self-Service Analytics*. Disponível em: <https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/self-service-analytics>. Acesso em 02/05/2023.



- Ghasemaghaei, M. (2019a). Does data analytics use improve firm decision making quality? The role of knowledge sharing and data analytics competency. *Decision Support Systems*, 120, 14–24
- Ghasemaghaei, M., & Calic, G. (2019). Does big data enhance firm innovation competency? The mediating role of data-driven insights. *Journal of Business Research*, 89, 424-434.
- Ghasemaghaei, M., Ebrahimi, M., & Hassanein, K. (2016). A comprehensive review of big data analytics and its applications in E-commerce. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 32, 171-181.
- Google & ABSTARTUPS (2022). *O impacto e o futuro da Inteligência Artificial no Brasil*. Disponível em: <https://drive.google.com/file/d/1ETBrrCfpnaviNY3z8eQX3cXHNe7iq7uF/view>. Acesso em 09/07/2023
- Grover, V., Chiang, R. H., Liang, T. P., & Zhang, D. (2018). Creating strategic business value from big data analytics: A research framework. *Journal of Management Information Systems*, 35(2), 388-423.
- Gunasekaran, A., Papadopoulos, T., Dubey, R., Wamba, S. F., Childe, S. J., Hazen, B., & Akter, S. (2017). Big data and predictive analytics for supply chain and organizational performance. *Journal of Business Research*, 70, 308–317
- Gupta, M., & George, J. F. (2016). Toward the development of a big data analytics capability. *Information & Management*, 53(8), 1049-1064.
- Gupta, P. J., & Suri, P. K. (2018). Analysing the influence of improved situation, capability level of actors and flexible process workflow on public value of e-governance projects in India. *Global Journal of Flexible Systems Management*, 19(4), 349–372.
- Hair Jr, J. F., Howard, M. C., & Nitzl, C. (2020). Assessing measurement model quality in PLS-SEM using confirmatory composite analysis. *Journal of Business Research*, 109, 101-110.
- Hanafizadeh, P., & Harati Nik, M. R. (2020). Configuration of Data Monetization: A Review of Literature with Thematic Analysis. *Global Journal of Flexible Systems Management*, 21(1), 17–34.
- Hanafizadeh, P., Barkhordari Firouzabadi, M., & Vu, K. M. (2021). Insight monetization intermediary platform using recommender systems. *Electronic Markets*, 31(2), 269-293.
- Hossain, M. A., Akter, S., Yanamandram, V., & Wamba, S. F. (2023). Data-driven market effectiveness: The role of a sustained customer analytics capability in business operations. *Technological Forecasting and Social Change*, 194, 122745.

- ITForum. (2022). *Claro expande receitas com portal de APIs para clientes B2B*. Disponível em: <https://itforum.com.br/noticias/claro-expande-receitas-com-portal-de-apis-para-clientes-b2b/>. Acesso em 02/05/2023
- Jimenez-Marquez, J. L., Gonzalez-Carrasco, I., Lopez-Cuadrado, J. L., & Ruiz-Mezcua, B. (2019). Towards a big data framework for analyzing social media content. *International Journal of Information Management*, 44, 1-12.
- Jung, J. U., Kim, H. S., Choi, H. R., and Hong, S. G. (2007). Critical Success Factors of RTE Based on Policy Leverage of System Dynamics. *Journal of Information Systems*, 16 (4), 177–194.
- Kaiser, C., Stocker, A., Viscusi, G., Fellmann, M., & Richter, A. (2021). Conceptualising value creation in data-driven services: the case of vehicle data. *Int. J. Inf. Manag.* 59 (2021), 102335.
- Kettinger, W. J., Ryoo, S. Y., and Marchand, D. A. (2021). We're engaged! Following the path to a successful information management capability. *The Journal of Strategic Information Systems*, 30(3), 101681.
- Kozyrkov, C. (2018). What Great Data Analysts Do — and Why Every Organization Needs Them. *Harvard Business Review*. Disponível em: <https://hbr.org/2018/12/what-great-data-analysts-do-and-why-every-organization-needs-them>. Acesso em 02/05/2023.
- KPMG. (2015). *Framing a winning data monetization strategy*. Disponível em: <https://assets.kpmg/content/dam/kpmg/pdf/2015/10/framing-a-winning-data.pdf>. Disponível em 02/05/2023.
- Laney, D. (2020). *Data Monetization: New Value Streams You Need Right Now*. Disponível em: <https://www.forbes.com/sites/douglaslaney/2020/06/09/data-monetization-new-value-streams-you-need-right-now/?sh=73b65a9d46ff>. Disponível em 02/05/2023.
- Lawrenz, S., & Rausch, A. (2021). Dont Buy A Pig In A Poke A Framework for Checking Consumer Requirements In A Data Marketplace. In: *Proceedings of the 54th Hawaii International Conference on System Sciences*, 4663.
- Leech, N. L., & Onwuegbuzie, A. J. (2009). A typology of mixed methods research designs. *Quality & Quantity*, 43, 265-275.
- Liu, C.-H., & Chen, C.-L. (2015). A review of data monetization: Strategic use of Big Data. In: *The fifteenth international conference on electronic business (ICEB 2015)*, 7.
- Liu, H., & Chen, H. (2015). Towards building a general framework for monetizing data. *Journal of Organizational Computing and Electronic Commerce*, 25(3), 233-251.
- Mikalef, P., Boura, M., Lekakos, G., & Krogstie, J. (2019). Big data analytics and firm performance: Findings from a mixed-method approach. *Journal of Business Research*, 98, 261-276.

- Mikalef, P., Krogstie, J., Pappas, I. O., and Pavlou, P. (2020). Exploring the relationship between big data analytics capability and competitive performance: The mediating roles of dynamic and operational capabilities. *Information & Management*, 57(2), 103169.
- Mikalef, P., Pappas, I. O., Krogstie, J., & Pavlou, P. A. (2020a). Big data and business analytics: A research agenda for realizing business value. *Information & Management*, 57(1), 103237.
- Mithas, S., Ramasubbu, N., & Sambamurthy, V. (2011). How information management capability influences firm performance. *MIS Quarterly*, 237-256.
- Mobiletime. (2021). *TIM terá área de monetização de dados*. Disponível em: <https://www.mobiletime.com.br/noticias/06/01/2021/tim-tera-area-de-monetizacao-de-dados/>. Acesso em 02/05/2023
- Mukte, A. P., Jaiswal, R. P., Dambhare, S. A., Agrawal, U., & Agrawal, R. (2021). Smart Data Transfer for Data Monetization. In *2021 International Conference on Computational Intelligence and Computing Applications (ICCICA)* (pp. 1-6). IEEE.
- Mulhall, J., de Jong, B., Weterings, I. (2017). Data rich, profit poor. *Accenture*. Disponível em: <https://financialservices.accenture.com/rs/368-RMC-681/images/accenture-data-rich-profit-poor-pov.pdf>.
- Najjar, M. S., & Kettinger, W. J. (2013). Data Monetization: Lessons from a Retailer's Journey. *MIS Quarterly Executive*, 12(4).
- Ossamu, C. (2021). *Gartner identifica cinco tendências de negócios em manufatura*. Disponível em: <https://inforchannel.com.br/2021/07/30/gartner-identifica-cinco-tendencias-de-negocios-em-manufatura/>. Acesso em 02/05/2023.
- Parvinen, P. Pöyry, E. Gustafsson, R. Laitila, M. Rossi, M. (2020). Advancing data monetization and the creation of data-based business models. *Communications of the Association for Information Systems*, 47(1), 2.
- Srivastava, S. C., & Chandra, S. (2018). Social presence in virtual world collaboration: An uncertainty reduction perspective using a mixed methods approach. *MIS Quarterly*, 42(3), 779-804
- Suseno, Y., Laurell, C., & Sick, N. (2018). Assessing value creation in digital innovation ecosystems: A Social Media Analytics approach. *The Journal of Strategic Information Systems*, 27(4), 335–349.
- Tan, K. H., Zhan, Y., Ji, G., Ye, F., & Chang, C. (2015). Harvesting big data to enhance supply chain innovation capabilities: An analytic infrastructure based on deduction graph. *International Journal of Production Economics*, 165, 223–233.
- UNCTAD. (2019). *Digital Economy Report 2019: Value Creation and Capture: Implications for Developing Countries*. United Nations Conference on Trade and Development. Geneva, Switzerland: United Nations.

- Venkatesh, V., Brown, S. A., & Bala, H. (2013). Bridging the qualitative-quantitative divide: Guidelines for conducting mixed methods research in information systems. *MIS Quarterly*, 21–54.
- Venkatesh, V., Brown, S. A., & Sullivan, Y. W. (2016). Guidelines for conducting mixed-methods research: An extension and illustration. *Journal of the Association for Information Systems*, 17(7), 2.
- Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S. J., Dubey, R., & Childe, S. J. (2017). Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 70, 356–365.
- Wixom, B. H. & Farrell, K. (2019). Building Data Monetization Capabilities That Pay Off. Research briefing XIX-11, MIT CISR. Disponível em: [https://cistr.mit.edu/publication/2019\\_1101\\_DataMonCapsPersist\\_WixomFarrell](https://cistr.mit.edu/publication/2019_1101_DataMonCapsPersist_WixomFarrell).
- Wixom, B. H., & Ross, J. W. (2017). How to monetize your data. *MIT Sloan Management Review*, 58(3).
- Yu, X., Zhang, X., Zhang, X., & Yue, W.T. (2022). Is smart the new green? The impact of consumer environmental awareness and data network effect. *Information Technology & People*, 35 (3), 1029–1053.
- Zhang, X., Guo, X., Yue, W.T., & Yu, Y. (2022). Servitization for the Environment? The Impact of Data-Centric Product-Service Models. *Journal of Management Information Systems*, 39 (4), 1146–1183.
- Zhang, X., Yue, W. T., Yu, Y., & Zhang, X. (2023). How to monetize data: An economic analysis of data monetization strategies under competition. *Decision Support Systems*, 114012.