

FUNDAÇÃO DOM CABRAL  
Mestrado Profissional em Administração

Dimitri Rodrigues de Oliveira

**A RELAÇÃO ENTRE CONFIANÇA E MATURIDADE NO USO DE DADOS:  
um estudo de caso em escola de negócios brasileira**

Nova Lima

2023

Dimitri Rodrigues de Oliveira

**A RELAÇÃO ENTRE CONFIANÇA E MATURIDADE NO USO DE DADOS:  
um estudo de caso em escola de negócios brasileira**

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado Profissional em Administração da Fundação Dom Cabral como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Administração.

Área de concentração: Gestão Contemporânea das Organizações

Linha de Pesquisa: Estratégia

Orientador: Prof. Dr. Hugo Ferreira Braga Tadeu

Nova Lima

2023

FICHA CATALOGRÁFICA  
Elaborada pela Biblioteca Walther Moreira Salles  
Fundação Dom Cabral

Oliveira, Dimitri Rodrigues de  
O48r A relação entre confiança e maturidade no uso de dados: um estudo de caso em escola de negócios brasileira. / Dimitri Rodrigues de Oliveira. - Nova Lima, 2023. [Documento Eletrônico]

Orientador: Prof. Dr. Hugo Ferreira Braga Tadeu  
Dissertação (Mestrado) – Fundação Dom Cabral. Programa de Mestrado Profissional em Administração.

1. Gerenciamento de Recursos de Informação. 2. Confiança. 3. Maturidade. 4. Estudo de Caso. 5. Estratégia. I. Tadeu, Hugo Ferreira Braga. II. Fundação Dom Cabral. Programa de Mestrado Profissional em Administração. III. Título.

CDU: 005.94:004.9

Bibliotecária: Sandra Maria Vinhal – CRB 6/003845/0



## ATA DE DEFESA PÚBLICA DE DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

No dia 27 de fevereiro de 2023 às 17h30, realizou-se a sessão pública virtual de defesa de dissertação, intitulada **A RELAÇÃO ENTRE CONFIANÇA E MATURIDADE NO USO DE DADOS: UM ESTUDO DE CASO**, de autoria do mestrando **Dimitri Rodrigues de Oliveira**, discente do **Programa de Mestrado Profissional em Administração – Gestão Contemporânea das Organizações**.

Concluído os trabalhos de apresentação e arguição, a dissertação foi:

APROVADO<sup>1</sup>

APROVADO COM RESTRIÇÕES<sup>2</sup>

REPROVADO

DocuSigned by:

Orientador: Prof Dr. Hugo Ferreira Braga Tadeu - FDC

DocuSigned by:

Prof. Dr. Jersone Tasso Moreira Silva – UNIHORIZONTES

DocuSigned by:

Prof. Dr. Paulo Tarso Vilela de Resende

<sup>1</sup> Aprovado sem restrições. O candidato deverá realizar a submissão da versão final da dissertação de Mestrado no prazo máximo de 30 (trinta) dias, na versão em PDF, juntamente com o formulário de autorização para sua disponibilização no site do Programa e na Biblioteca virtual da FDC.

<sup>2</sup> Aprovado com restrições. O candidato deverá realizar a submissão da versão final da dissertação de Mestrado no prazo máximo de 45 (quarenta e cinco) dias, na versão em PDF, juntamente com o formulário de autorização para sua disponibilização no site do Programa e na Biblioteca virtual da FDC.

Dimitri Rodrigues de Oliveira

**A RELAÇÃO ENTRE CONFIANÇA E MATURIDADE NO USO DE DADOS:  
um estudo de caso em escola de negócios brasileira**

Dissertação apresentada ao Programa de Mestrado Profissional em Administração da Fundação Dom Cabral como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Administração.

Área de concentração: Gestão Contemporânea das Organizações

Linha de Pesquisa: Estratégia

Orientador: Prof. Dr. Hugo Ferreira Braga Tadeu

Banca examinadora:

---

Prof. Dr. Hugo Ferreira Braga Tadeu (Orientador)

---

Prof. Dr. Jersone Tasso Moreira Silva

---

Prof. Dr. Paulo Tarso Vilela de Resende

Nova Lima, 22 de março de 2023.

Ao meu filho, João, minha razão de ter ficado em pé.

A minha mãe, Valéria, minha inspiração.

A minha irmã, Talita, minha eterna gratidão pelo amor quando o chão desabou.

Ao meu irmão, Klaus, meu maior exemplo de resiliência e senso de jornada.

Ao meu irmão, Sânzio, meu exemplo de abstração e disciplina.

A minha avó, Cleonice (*in memorian*) e meu avô, Rubens (*in memorian*), pelo exemplo e legado de vida.

Aos meus filhos de alma Antônio (Tõe), Rui, Bento e João.

## **AGRADECIMENTOS**

Ao meu orientador, Hugo Ferreira Braga Tadeu, pela disponibilidade e paciência no processo de construção do trabalho. Também, na mesma medida, aos professores Samir Vaz, Ana Burchat, Rosileia Milagres e Paulo Renato, que agregaram e contribuíram em toda a construção da pesquisa e nesta jornada de aprendizado.

A minha família e amigos, em especial à minha mãe, Dra. Valéria, pelo incentivo e exemplo de continuar estudando, mesmo diante de todas as adversidades da vida. Agradeço, em especial, à Fundação Dom Cabral e seus colaboradores que contribuíram para a pesquisa, em especial, ao André Proença e Daniel Aguado que permitiram que o estudo de caso fosse feito na organização.

Um homem precisa viajar. Por sua conta, não por meio de histórias, imagens, livros ou TV. Precisa viajar por si, com seus olhos e pés, para entender o que é seu. Para um dia plantar as suas próprias árvores e dar-lhes valor. Conhecer o frio para desfrutar o calor. E o oposto. Sentir a distância e o desabrigo para estar bem sob o próprio teto. Um homem precisa viajar para lugares que não conhece para quebrar essa arrogância que nos faz ver o mundo como o imaginamos, e não simplesmente como é ou pode ser. Que nos faz professores e doutores do que não vimos, quando deveríamos ser alunos, e simplesmente ir ver.

(Amyr Klink)

## RESUMO

Dados representam fatos sobre o mundo e seus fenômenos. As organizações sempre tiveram que gerenciar o uso de seus dados, mas as tecnologias expandiram o escopo dessa gestão, assim como mudaram o entendimento sobre o que o dado realmente é. Essas mudanças permitiram que as organizações usassem os dados de uma nova maneira: criar produtos, compartilhar informação, desenvolver conhecimento e incrementar o sucesso organizacional. Os estudos sobre os efeitos da sua prática movimentam grande interesse acadêmico e corporativo tendo, recentemente, encontrado suporte de que o seu uso profissional influencia positivamente em tomadas de decisão mais assertivas e até na inovação das empresas. Entretanto, a literatura indica que para que essa influência positiva se torne efetivamente em ação e diferencial competitivo das organizações, é necessário um ambiente de confiança nos ativos e estudos gerados pelos departamentos de dados. Os estudos referenciados indicam que a maturidade estrutural, ou seja, os componentes estruturais de um departamento de dados (equipe qualificada, ferramentas de análise, bases estruturadas de dados, governança de dados) podem impactar no incremento da confiança. No mesmo espectro, a maturidade técnica dos profissionais da organização é apontada como fator modificador da confiança no uso de dados das organizações. Por meio de um estudo de caso em uma escola de negócios, conduzido por formulários estruturados enviados por meio eletrônico, respondidos por 65 colaboradores imersos no contexto organizacional, este trabalho buscou como objetivo avançar na compreensão do uso de dados no ambiente organizacional e sua relação confiança e maturidade ao comparar a bibliografia com a perspectiva dos executivos e colaboradores entrevistados. Ao seu fim, sob a ótica dos respondentes, pode-se concluir que a confiança no uso de dados está associada, positivamente, à percepção da maturidade estrutural operacional capaz de entregar excelência aos estudos e análises feitas pela área técnica. Mesmo que a confiança geral no uso de dados da organização estudada tenha sido diagnosticada como frágil, os resultados da pesquisa sugeriram que não há associação entre confiança e maturidade técnica dos entrevistados no uso de dados dentro da organização. Em uma menor medida, também foi analisada uma possível associação entre confiança no uso de dados e o nível de maturidade profissional (nível hierárquico). A conclusão, nesse escopo, é que também não há relação entre nível de hierarquia e confiança no uso de dados na organização estudada.

**Palavras-chave:** Dados; Confiança; Maturidade.

## ABSTRACT

Data represents facts about the world and its phenomena. Organizations have always had to manage the use of their data, but technologies have expanded the scope of this management, as well as changed the understanding of what data really is. These changes have allowed organizations to use data in new ways: create products, share information, develop knowledge, and increase organizational success. Studies on the effects of its practice generate great academic and corporate interest, having recently found support that its professional use positively influences more assertive decision-making and even the innovation of companies. However, the literature indicates that for this positive influence to effectively become an action and competitive advantage of organizations, an environment of trust in the assets and studies generated by the data departments is necessary. The referenced studies indicate that the structural maturity, that is, the structural components of a data department (qualified staff, analysis tools, structured databases, data governance) can impact on the increase of trust. On the same spectrum, the technical maturity of the organization's professionals is identified as a factor that generates confidence in the use of data by organizations. Through a case study at a business school, conducted by structured forms sent electronically, answered by 65 employees immersed in the organizational context, this work sought to advance in understanding the use of data in the organizational environment and its relationship with trust and maturity when comparing the bibliography with the perspective of the executives and collaborators interviewed. In the end, from the perspective of the respondents, it can be concluded that confidence in the use of data is positively associated with the maturity of the operational structure capable of delivering excellence in studies and statistical modeling. Even though the overall confidence in the studied organization's use of data was diagnosed as fragile, the survey results suggested that there is no association between respondents' confidence and technical maturity in the use of data within the organization. To a lesser extent, a possible association between confidence in the use of data and the level of professional maturity (hierarchical level) was also analyzed. The conclusion, in this scope, is that there is also no relationship between the level of hierarchy and trust in the use of data in the studied organization.

**Keywords:** Data; Confidence; Maturity.

## LISTA DE FIGURAS

<b>Figura 1</b> - Falta de confiança.....	17
<b>Figura 2</b> - As dimensões da orientação a dados .....	33
<b>Figura 3</b> - Modelo de Excelência da Gestão da FNQ (MEG) .....	44
<b>Figura 4</b> - Análise de correspondência entre Confiança e Maturidade na escola de negócios.....	47

## LISTA DE TABELAS

<b>Tabela 1</b> - Busca em periódicos sobre dados e suas variações .....	20
<b>Tabela 2</b> - Número e percentual de respondentes por nível de conhecimento técnico.....	40
<b>Tabela 3</b> - Número e percentual de respondentes por nível de confiança .....	41
<b>Tabela 4</b> - Número e percentual de respondentes por percepção de risco reputacional no uso de dados.....	42
<b>Tabela 5</b> - Número e percentual de respondentes por percepção de excelência no uso de dados .....	44
<b>Tabela 6</b> - Número e percentual de respondentes por pontuação de confiança.....	45
<b>Tabela 7</b> - Número e percentual de respondentes por nível de confiança .....	45
<b>Tabela 8</b> - Número e percentual de respondentes por nível de maturidade (conhecimento técnico) por nível de confiança.....	46

## LISTA DE ABREVIATURAS

BA	<i>Business Analytics</i>
DAMA	<i>Data Management Association</i>
E-MEC	Sistema Eletrônico do Ministério da Educação
Esalq	Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz
KDD	<i>Knowledge Discovery in Databases</i>
KPMG	<i>Klynveld Peat Marwick Goerdeler (Consultoria)</i>
MSI	<i>Marketing Science Institute</i>
USP	Universidade de São Paulo

## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO</b> .....	15
1.1 Problema de pesquisa .....	15
1.2 Justificativa de pesquisa .....	19
1.3 Objetivo geral .....	21
1.4 Objetivos específicos.....	21
1.5 Estrutura proposta para a dissertação .....	22
<b>2 REFERENCIAL TEÓRICO</b> .....	<b>23</b>
2.1 Histórico da gestão baseada em dados .....	24
2.2. As escolas de negócios e os desafios competitivos globais .....	26
2.3. O uso e análise de dados nas organizações.....	28
<b>3 METODOLOGIA</b> .....	<b>35</b>
3.1. Tipo e estratégia de pesquisa.....	35
3.2 Coleta de dados.....	35
3.3 Universo e relevância da amostra.....	36
3.4 Metodologia estatística.....	37
<b>4 RESULTADOS</b> .....	<b>39</b>
4.1 Qualificação dos respondentes .....	39
<b>5 CONCLUSÕES</b> .....	<b>49</b>
<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>52</b>
<b>ANEXO A - Evidências sobre a importância do tema para a FDC</b> .....	<b>60</b>
<b>APÊNDICE A – Questionário elaborado e aplicado por meio da ferramenta Google Forms</b> .....	<b>61</b>

## 1 INTRODUÇÃO

De acordo com a Associação Internacional de Gestão de Dados (DAMA - *Data Management Association*), dados representam fatos sobre o mundo e seus fenômenos. Nesse contexto, as organizações precisam gerenciar seus dados por meio de um amplo sistema de governança e suas verticais (Arquitetura de Dados, Modelagem de Dados, Metadata, Gestão da Qualidade, *Data Science & Analytics* etc.), todos eles com o objetivo de ajudar as pessoas a entenderem e usar os dados para amparar suas atividades profissionais. As organizações sempre tiveram que analisar seus dados, mas as tecnologias de manejo expandiram o escopo dessa gestão, assim como mudaram o entendimento sobre o que o dado realmente é. Essas mudanças permitiram que as organizações usassem os dados de uma nova maneira, para criar produtos, compartilhar informação, desenvolver conhecimento e incrementar o sucesso organizacional.

Entretanto, devido ao rápido crescimento da tecnologia e da capacidade do ser humano produzir, capturar e minerar dados para seu entendimento, intensificou-se a necessidade de analisá-los com maior eficiência (Favero, Belfiore, 2017).

Nesse contexto, o campo de Organizações Orientadas a Dados ou “*Data Driven Organizations*”, como é conhecida mundialmente, ganha importância e complexidade (West, Hume 2020). Organizações Orientadas a Dados são aquelas que têm como prática a análise sistemática, coordenada e habitual de dados brutos para tirar conclusões sobre essas informações, utilizando técnicas e ferramentas automatizadas em processos mecânicos e algoritmos que colaboram para a transformação de dados brutos em informação relevante para tomada de decisão.

### 1. 1 Problema de pesquisa

Um estudo publicado “Confiança do Usuário na Administração de Dados da Dataprev” (Granja, Ribas, Vieira, 2011) explora como ponto central a avaliação em como a qualidade e o valor percebido das informações geradas impactam positivamente na confiança dos usuários da área de Administração de Dados. Nesse estudo, os resultados dos testes empíricos conduzidos indicaram haver relação entre tais construtos.

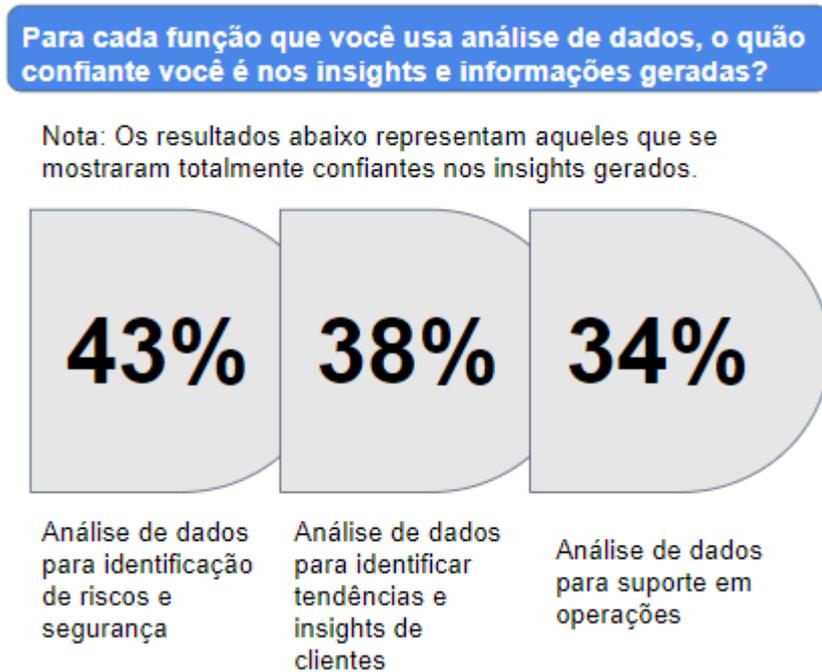
A confiança é construída a partir das experiências bem-sucedidas que impactam positivamente na qualidade percebida da informação. Do mesmo modo, tal relação de “causalidade” é complementada por meio da mediação do valor percebido, decorrente dos benefícios intrínsecos e extrínsecos construídos no decorrer do processo de relacionamento.

Tais resultados, que acabam por criar indícios teóricos de traços atitudinais de comportamento do usuário, foram verificados no teste de validação empírica conduzido pelo referido estudo. Nesse caso, informações geradas no ambiente da Dataprev, foram testadas quanto ao grau de confiança manifestado pelo usuário. Constatou-se que a qualidade e o valor percebido representaram fortes elementos de “causalidade” na construção de vínculos de confiança. O trabalho empírico demonstrou ser a qualidade da informação, o construto antecedente que exerce a maior influência sobre o valor percebido, sendo que este último atuou como constructo mediador para com a confiança relativa ao uso da informação.

Passi e Jackson (2018), em um artigo sobre a confiabilidade dos sistemas de ciência de dados, estudaram dados críticos, história e sociologia da ciência em seis meses de trabalho de campo etnográfico imersivo com uma equipe corporativa de ciência de dados. Esses autores descreveram quatro tensões comuns no trabalho de ciência de dados aplicada: números (in) equívocos, conhecimento intuitivo, dados (in)críveis e modelos (in)escrutáveis. Mostraram como os atores organizacionais estabelecem e renegociam a confiança sob condições analíticas confusas e incertas por meio de práticas de ceticismo, avaliação e credibilidade. Passi e Jackson (2018) destacaram a natureza colaborativa e heterogênea da ciência de dados do mundo real, mostrando como a gestão da confiança em configurações de ciência de dados corporativa aplicada depende não apenas do pré-processamento e da quantificação, mas também da negociação e tradução.

Outra recente pesquisa patrocinada pela consultoria KPMG intitulada “*Building trust in Data Science*” sugere que, apesar dos investimentos significativos em uma ampla gama de ferramentas para uso e análise de dados, os usuários das organizações não têm confiança em sua capacidade de usá-los em seus negócios, processos e experiências do cliente. Nessa pesquisa (FIGURA 1), apenas 34% dos entrevistados dizem ter um alto nível de confiança em suas atividades envolvendo dados no campo operacional. Cerca de 38% expressam um alto nível de confiança em suas atividades no campo relativo aos *insights* de seus clientes. A confiança é ligeiramente maior em atividades relacionadas à segurança da informação, entretanto, ainda assim, apenas 43% expressam um alto nível de confiança nessa área.

**Figura 1** - Falta de confiança



**Fonte:** KPMG.

Os pesquisadores da KPMG, nesse estudo, apontam que os gestores e colaboradores entendem que não sabem o suficiente sobre dados para se sentirem confiantes em seu uso. Eles podem, subconscientemente, sentir que seu sucesso nas decisões do passado justificam o uso continuado de antigas fontes de dados e *insights*, uma forma de viés cognitivo.

Com os recentes avanços da tecnologia, a maioria das organizações está habilitada a coletar grandes volumes de dados com relativa facilidade. À luz dessa tecnologia e cenário de *data expansion*, o papel da estatística para o uso de dados tem ganhado enorme importância e, claramente, tem se tornado a fonte de grande vantagem nas organizações (Favero, Belfiore, 2017).

Em muitos contextos de negócio, compreender o uso de dados é o primeiro passo para a solução de problemas. Atuar com informações e evidências deve ser o próximo passo estratégico das organizações, ajudando-as a tomar melhores decisões, apesar de a intuição (*gut feeling*) ainda ser a maior fonte de evidências para guiar as estratégias e movimentos do mercado (West, Hume 2020).

À medida que a revolução dos dados continua a mudar cada faceta da sociedade, empresas estão entendendo que significativos benefícios emergem na adoção de estratégias de decisão orientadas a dados para gerenciar suas operações (West, Hume, 2020).

Os primeiros estudos que buscam a compreensão do uso de dados nas organizações datam do final do século XIX e início do século XX, em especial quando Taylor (1911) descreve os princípios da Administração Científica (*Scientific Management*) em sua clássica obra “*The Principles of Scientific Management*” com descrição de vantagens no desenvolvimento da indústria americana. Taylor (1911) aponta, em seu prefácio, o problema levantado pelo presidente Roosevelt que indicava a ineficiência de gestão das organizações e profissionais americanos como um cenário perfeito de catástrofe e escassez de recursos em curto/médio prazo (Taylor, 1911): “A conservação dos nossos recursos nacionais é somente preliminar à grande questão chamada eficiência nacional” (Presidente Franklin Roosevelt, 1933).

Provar que a melhor gestão é baseada na verdadeira ciência, guiada por dados, regras claras e princípios científicos como fundamento foi um dos objetivos da obra de Taylor (1911). Taylor, ainda, disserta que os princípios de gestão por ciência elencados em sua obra são plenamente aplicáveis em todos os tipos de organizações, não importando o tamanho nem a complexidade das tarefas.

Ainda que se possa compreender como um fenômeno recente, em especial em organizações brasileiras, há evidências (Ratnayake, 2009) de que, no final do século XVIII, as empresas globais já se orientavam pelo uso de dados. Segundo Kuhn (1977), esse período foi importante para o surgimento da prática embrionária das organizações orientada a dados, quando, impulsionada pela revolução industrial/tecnológica com alta competitividade, as organizações se viram pressionadas a melhorar o desempenho operacional, qualidade de produtos, redução de preços e ganho de escala (Kuhn, 1997 e Taylor, 1911). Um caso emblemático e prático ocorreu na indústria automobilística, na qual o empreendedor Henry Ford desenvolveu pesquisas de tempos e movimentos, em 1914, que forneceram dados fundamentais para o desenvolvimento de práticas e processos de produção que revolucionaram o conceito de desempenho empresarial/industrial global (Wood, 1993).

Atualmente, gestão por dados apresenta um amplo suporte e consenso entre autores. Em consolidação dessa visão, pode-se afirmar que se trata da prática de comportamento reiterado de se organizar, manipular e analisar dados para suporte na resolução de problemas e tomada de decisão (Akter, 2021). As empresas orientadas a dados buscam obter ganhos estratégicos, principalmente, vantagens operacionais, processuais e antecipação de tendências (Favero e Belfiore, 2011).

Diante da importância do uso eficiente de dados como uma relevante ferramenta estratégica das grandes empresas, é razoável a construção de evidências empíricas da relação

entre a confiança e maturidade e seus efeitos na prática dentro das organizações, explorando, assim, uma lacuna atual de estudos.

Por fim, o problema que direciona esta pesquisa é: **A relação entre confiança e maturidade influencia o uso eficiente de dados nas organizações.**

## 1.2 Justificativa de pesquisa

Neste momento, escolas de negócios, definidas como instituições de ensino especializadas em cursos e programas relacionados a negócios e/ou gestão, enfrentam grandes desafios, que resultam de uma série de grandes mudanças no cenário da educação empresarial, incluindo a crescente importância dos rankings e creditações, o aumento do peso colocado na tomada de decisões éticas, o debate em andamento sobre o rigor *versus* relevância na pesquisa, além da revolução digital em curso, entre outros (Kaplan, 2018).

Diante da importância da matéria nas organizações e instituições de ensino gerencial, como um relevante promotor de vantagens aos praticantes, é razoável a construção de evidências empíricas da relação entre confiança e maturidade na prática para a construção de atributos que levem a melhores resultados, longevidade e inovação das escolas de negócios e empresas brasileiras, explorando, assim, uma lacuna atual de estudos.

O uso de dados faz parte da realidade dos ecossistemas empresariais no mundo e tem sua prática em expansão no Brasil (Ferreira, 2019). Apesar do movimento de disseminação, as pesquisas acadêmicas nessa região ainda apresentam uma importante lacuna na compreensão do fenômeno. Esse estudo contribui para a compreensão do movimento do uso de dados no ecossistema empresarial brasileiro, bem como para a confiança no seu uso para suporte nas tomadas de decisão dos colaboradores, ao promover um estudo de caso entre esses profissionais atuantes em uma escola de negócios do Brasil, a partir de uma base de descobertas na construção do referencial bibliográfico.

A pesquisa bibliográfica revelou um recente crescimento de autores e pesquisas sobre os temas Dados (*Data*), Organizações Orientadas a Dados (*Data Driven Organization*) e Orientação a Dados (*Data Driven*). Porém, uma vez pesquisados em conjunto, percebe-se uma queda em publicações, ficando, assim, evidente a lacuna destacada. Em pesquisa realizada em agosto de 2022, como descrito na Tabela 1, foram consultados os três principais construtos evidenciados no problema de pesquisa, como Dados, Organizações Orientadas a Dados e Orientação a Dados, em três das mais relevantes ferramentas de busca de artigos acadêmicos

conhecidos por Google Scholar, EBSCO e CAPES. As pesquisas foram realizadas, primeiramente, por cada termo isolado, em seguida uma combinação de duplas e finalizada com os trios de forma conjunta, restringindo os resultados apenas ao título dos artigos. Os resultados encontrados demonstram uma lacuna de estudos relacionada ao uso dados pelas organizações, a gestão orientada por evidências nos países de língua portuguesa.

**Tabela 1** - Busca em periódicos sobre dados e suas variações

<b>CRITÉRIOS DE PESQUISA</b>	<b>GOOGLE SCHOLAR</b>	<b>EBSCO</b>	<b>CAPES</b>
<b>Data (Qualquer idioma)</b>	10.700.000	12.198.265	30.598.586
<b>Dados (português)</b>	1.260.000	54.886	292.082
<b>Data Driven (Qualquer idioma)</b>	6.470.000	71.111	543.527
<b>Orientação a dados (português)</b>	1.440.000	123	3.187
<b>Data Driven Organizations (Qualquer idioma)</b>	6.330.000	183	24.764
<b>Organizações orientadas a dados (português)</b>	217.000	1	286

Fonte: Elaboração própria.

Ao expandir o olhar para além dos limites acadêmicos, percebe-se um movimento do ecossistema empresarial brasileiro no desenvolvimento da prática da gestão orientada a dados. De acordo com o INEP, nos últimos anos, foram lançados importantes cursos de graduação e pós-graduação com base em *Data Science*, Estatística, Big Data e temas correlatos. Destaca-se a parceria realizada pela Microsoft e IBMEC que lançaram, em colaboração, dois cursos Lato Sensu (MBA) em Big Data e *Data Science* no ano de 2021. A Universidade de São Paulo (USP) / Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz (Esalq) se destaca como uma autoridade na capacitação dos profissionais brasileiros, tendo uma importante oferta de pós-graduação em

*Data Science & Analytics* com mais de mil alunos por turma, de acordo com a tabela de egressos de pós-graduação *latu sensu* do Sistema Eletrônico do Ministério da Educação (E-MEC).

Conforme previsto por Markow et al. (2017), existem, agora, mais de 250 programas de ciência de dados, apenas em escolas de pós-graduação nos Estados Unidos (North Carolina State University, 2019).

Pode-se afirmar, mediante a avaliação dos números, portanto, que o tema do uso de dados nas organizações se apresenta como um fator crucial para o desempenho operacional e estratégico das organizações, tendo um crescente interesse e uso por parte das organizações globais e locais que buscam por vantagens (Favero, 2013).

Demonstrada a sua importância para as organizações, em geral, sua representatividade, bem como as lacunas de publicações, sob o prisma do mercado brasileiro, entende-se que a pesquisa proposta é relevante para os campos profissional e acadêmico na área de Administração de Empresas. A relevância do estudo é ampla:

- identificar fatores ambientais (confiança, maturidade etc.) que impactam no uso de dados de forma eficiente nas organizações;
- fomentar a adaptação curricular das instituições de ensino executivo no Brasil;
- e propor trilhas de conhecimento aos profissionais justificando o estudo.

Por fim, a pergunta que direciona esta pesquisa é: **Como a relação entre confiança e maturidade influencia o uso eficiente de dados eficiente nas organizações?**

### **1.3 Objetivo geral**

O objetivo geral desta pesquisa é compreender como a relação entre confiança e maturidade interfere no uso eficiente de dados em uma escola de negócios brasileira.

### **1.4 Objetivos específicos**

O trabalho pretende, ainda, entender os seguintes objetivos específicos:

- a) diagnosticar o nível de confiança do uso de dados entre os colaboradores da escola de negócios;
- b) medir o nível de maturidade técnica dos colaboradores da escola de negócios;
- c) medir a percepção da excelência da estrutura de análises de dados instalada na escola de negócios pesquisada.

### **1.5 Estrutura proposta para a dissertação**

Esta dissertação está organizada em cinco capítulos. O primeiro, a Introdução, com apresentação do tema de pesquisa proposto e sua justificativa.

Após essa etapa inicial, o Capítulo 2 é dedicado ao levantamento do referencial teórico, obtido por meio da revisão de literatura, que dá suporte a esta pesquisa; estudos e autores relevantes em *Scientific Management* e *Data Science*, como foco nos grupos de análise nos quais as práticas demonstram como o ecossistema organizacional interfere na confiança no uso de dados para suporte na gestão. Os principais constructos identificados foram organizados de forma que a definição acadêmica da prática fosse destacada, seguido das principais características das organizações que se dedicam à prática, como caminho à compreensão de seus principais *outputs* para desempenho e qualidade nas tomadas de decisão, complementado com os constructos que recortam o fenômeno do mercado brasileiro e finalizando com uma análise que relaciona os temas apresentados.

No Terceiro Capítulo é realizada uma apresentação da metodologia da pesquisa proposta para o presente trabalho, com as premissas a serem adotadas na análise exploratória e suas especificações.

Em seguida, o Capítulo 4 trata da análise dos dados coletados em documentos, entrevistas e outras fontes primárias e secundárias.

Finalmente, a discussão das contribuições e limitações do trabalho são realizadas no Capítulo 5, no qual se encontra a conclusão deste estudo. As últimas seções trazem as referências e os anexos.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

Organizações de todo o mundo têm empenhado esforços para que as decisões sejam, cada vez mais, embasadas em evidências e dados confiáveis, com o objetivo de aumentar a efetividade das atividades e impulsionar a eficiência de suas atividades relacionadas ao uso de dados. Isso refere-se à prática de manipular, organizar e aplicar técnicas matemáticas a dados disponíveis para suportar a gestão, fundamentando as decisões por meio da ciência de dados, em vez de, puramente, na intuição (Fawcett e Provost, 2013).

A economia mundial está envolvida em uma economia baseada no conhecimento, na qual o sucesso das organizações depende, cada vez mais, de ativos intelectuais eficientes na gestão dessa produção. Trata-se, portanto, de um processo de aquisição, geração, distribuição e aplicação desse conhecimento nas organizações. O tema corrobora com o constructo de que o progresso na atividade empresarial é alcançado por dados, mais do que por intuição ou experiência pessoal (Adamczewski, 2018). O redesenho dos modelos organizacionais, por meio de novas tecnologias, requer uma gestão estratégica da análise dos dados, a fim de se melhorar os processos de tomada de decisão e fornecer *insights* novos. Nesse campo, as organizações orientadas a dados sugerem uma revisão e reimaginação dos processos de negócio (La Valee et al. 2011 e Brynjolfsson et al., 2011). Isso implica que dados são vistos como a força motriz que sustenta as mais efetivas tomadas de decisão, para desafiar a complexidade do contexto no qual as empresas estão operando (Malik et al., 2021).

Dessa forma, este capítulo apresenta as referências bibliográficas sobre: seus antecedentes e temas correlatos; o ecossistema do uso de dados, desafios competitivos das escolas de negócio, a confiança que a ciência de dados promove nas empresas e as melhores práticas aplicadas no contexto organizacional mundial, com recorte nacional. Esse conhecimento se propõe a construir a base para correlacionar os temas e compará-los em campo, de acordo com a metodologia proposta para a pesquisa, descrita no Capítulo 3.

O primeiro módulo será dedicado aos antecedentes históricos da administração científica (*Science Management*) que dá o contexto evolutivo da orientação a dados das empresas desde a era industrial. O segundo módulo se refere aos desafios competitivos das escolas de negócio e como o uso eficiente dos dados pode ajudar no desenvolvimento desta indústria. O terceiro módulo aborda o aprofundamento do uso e análise de dados (*Data Science*), como tema central do estudo. Por fim, o encerramento com sinopse de dados, pesquisas e estudos sobre o caso estudado.

## 2.1 Histórico da gestão baseada em dados

Para reflexão sobre as relações atuais no uso de dados proposto por este estudo, é plausível o resgate do contexto histórico da construção dessa corrente de pensamento.

Entende-se que o movimento começou com Taylor (1911), que publicou estudos envolvendo soldadores e cortadores da indústria têxtil do século XX, tendo sido estes os primeiros passos para o desenvolvimento dos métodos e dos princípios, os quais, certos ou errados, se tornaram o que é conhecido como Administração Científica (*Scientific Management*). O primeiro passo foi dado em um precoce esforço para remediar os problemas de soldagem nas indústrias. Para o autor a administração científica não é uma nova composição de teorias, mas sim uma evolução de cada passo dado nesse sentido. Não uma teoria. Em cada caso, uma medida após a outra foi tentada, até que a solução apropriada fosse encontrada. Essa série de eliminações próprias, essa evolução, é chamada de administração científica. Cada elemento teve que lutar contra os que os precederam e tiveram que provar, por eles mesmos, que eram melhores, sob o risco de não haver amanhã (Taylor, 1961). Não há administração científica que seja fixa. Não há homem ou grupo de homens que inventou a gestão científica.

De longe, o fato mais importante que enfrentam as indústrias do mundo civilizado é que não somente o trabalhador médio, mas sim dezenove de vinte colaboradores do mundo civilizado acreditam, fielmente, que, para seus melhores interesses, é melhor ir devagar do que acelerar. Eles acreditam que é mais conveniente dar um pequeno trabalho em retorno ao pequeno dinheiro que recebem (Taylor, 1911).

Para Taylor (1911) empresas após empresas assumem sua condição de administração por ciência. Isso tem aumentado, significativamente, as entregas por indivíduo, resultados e, é claro, reduzido os custos de produção. Os resultados, portanto, aumentam os lucros e diminuem o preço de revenda da ponta ao público final. No final, o público sai ganhando (Taylor, 1911). De longe, o maior bem que a administração científica traz é, de fato, ao trabalhador. Desde que a administração científica foi introduzida, um aumento considerável de salário aconteceu na faixa de 33% a 100%, mas esse não é o maior benefício. O grande benefício, embaixo da administração científica, vem do fato que os gestores olham para os trabalhadores como os melhores amigos do planeta. O velho paradigma que caracterizava a antiga gestão e o completo antagonismo entre gestor e trabalhador foi suprimido, dando lugar a um legítimo e genuíno relacionamento no sistema de ganha-ganha (Taylor, 1911).

A crítica ao construto proposto por Taylor (1911) recai sobre os fatores humanos da

gestão. Derksen (2014) disserta que a introdução do pensamento tecnológico na gestão por Frederick W. Taylor estimulou a articulação do que, às vezes, era chamado de “fator humano”. A inclusão de Taylor dos trabalhadores no âmbito de sua gestão científica - a maneira exata como eles realizavam suas tarefas; como eles trabalhavam juntos e com suas máquinas; como, quando e quanto foram pagos - levantou a questão: alguém poderia tratar as pessoas em pé de igualdade com as máquinas, como Taylor parecia estar fazendo? Para reforçar sua posição, tanto os proponentes quanto os críticos da administração científica formularam ideias sobre o fator humano e, em particular, sobre o que torna as pessoas diferentes ou semelhantes às máquinas (Derksen, 2014).

Teece (2007) esboçou um ensaio de como a ciência social e comportamental empenhou esforços para especificar a natureza e microfundamentos das capacidades necessárias para sustentar uma performance superior em uma economia aberta com rápida inovação e, globalmente, dispersa em invenções, inovações e capacidade manufatureira. As capacidades dinâmicas permitem que os negócios criem, implementem e protejam os ativos intangíveis para suportar a performance de longo prazo das organizações, bem como os microfundamentos das capacidades dinâmicas (capacidades distintivas, processos, procedimentos, estruturas organizacionais, regras de decisão e disciplinas). Empresas com capacidades dinâmicas fortes são extremamente empreendedoras. Elas não se adaptam aos ecossistemas de negócio, mas as moldam por meio de inovação e colaboração com outras empresas, entidades e instituições (Teece, 2007).

Estudos recentes de Teece (2007) afirmam que negócios consistem em portfólios de idiosincrasias e ativos/competências difíceis de serem negociados (recursos). Com esse quadro, a vantagem competitiva pode caminhar do domínio da escassez para ativos relevantes e difíceis de serem imitados, especialmente o saber fazer (*know-how*). Entretanto, em ambientes de negócios altamente velozes, abertos à competição global, caracterizados pela dispersão geográfica e organizacional das fontes de inovação e manufatura, as vantagens competitivas sustentáveis requerem mais do que o domínio “difícil de replicar” (conhecimento) de seus ativos. Isso, também, requer capacidades dinâmicas únicas e difíceis de replicar. Essas capacidades podem ser aproveitadas como uma contínua capacidade de criação, extensão, evolução, proteção e podem manter-se relevantes como ativos únicos da organização. Para propósitos analíticos, capacidades dinâmicas podem ser dissecadas como: capacidade 1 (sentir e modelar as oportunidades e ameaças); capacidade 2 (dimensionar as oportunidades); e capacidade 3 (manter a competitividade, realçando, combinando, protegendo e, quando necessário, reconfigurando os ativos tangíveis e intangíveis). Capacidades dinâmicas incluem

“dificuldades de replicar” as capacidades das empresas em adaptar as mudanças dos clientes e tecnologias. Isso também engloba a capacidade que as organizações têm de moldar aos ecossistemas que ocupam, desenvolvendo novos produtos e processos, desenhando e implementando novos modelos de negócios viáveis (Teece, 2007).

No Brasil, pesquisadores locais se deparam com os desafios de entender as práticas organizacionais, gestão e liderança praticadas no país, exercidas em contextos e ambientes totalmente diversos dos que se constituíram as teorias e modelos de gestão aqui adotados. Diante desse paradigma, se verifica a necessidade de analisar a trajetória histórica do *scientific management* neste país, bem como a análise das referências sociais, econômicas e políticas que condicionam esse processo (Vizeu, 2017).

Observa-se que a forma como se estabeleceram os processos de modernização no Brasil foi, significativamente, diversa daquela que condicionou a emergência do *scientific management* nos Estados Unidos durante a virada do século XIX para o XX. Lá, a emergência e a disseminação do *Scientific Management* ocorrem a partir de uma conjuntura econômica e social favorecida pelo rápido desenvolvimento capitalista e tecnológico, característico na segunda metade do século XX e que condicionou a fase mais avançada de industrialização (Chandler, 1977 e Vizeu, 2011). No Brasil, a introdução do capitalismo industrial e dos primeiros esforços de sistematização da gestão profissional ocorrem em um momento político conturbado, em que ainda persistem, na realidade brasileira, elementos característicos das instituições tradicionais de um passado pré-industrial (Pinheiro, 1977).

Esse fato fez com que a introdução do *Management* no Brasil fosse marcada pelo anacronismo, criando condições muito específicas para a consolidação dessa instituição em nossa realidade (Vizeu, 2011). No Brasil, o fato de a industrialização ter iniciado tardiamente, em comparação às outras grandes nações, gerou um sistema periférico e dependente, além de ter condicionado o ritmo do desenvolvimento tecnológico e a capacidade competitiva do país (Cardoso, 1972). Isso posto, a compreensão da Administração moderna no país passa, necessariamente, pelo entendimento do contexto histórico que circundou a introdução e as primeiras tentativas de difusão do *Scientific Management* neste país.

## **2.2. As escolas de negócios e os desafios competitivos globais**

Para Hawawini (2005) Desde meados da década de 1990, a demanda por educação em negócios aumentou em todo o mundo, para benefício óbvio das escolas de negócios. Em

resposta a essa demanda, e devido ao custo relativamente baixo de entrada no setor de educação empresarial, muitos programas de negócios – para não mencionar escolas de negócios inteiras – foram estabelecidos em todo o mundo. Se esse crescimento vai continuar, desacelerar ou mesmo se reverter em um futuro próximo é uma questão que confronta administradores de escolas de negócios. Independentemente da variabilidade de médio prazo, no entanto, a tendência de longo prazo na demanda por educação empresarial em todo o mundo deve permanecer em um caminho ascendente, assumindo que a economia mundial continue a se expandir, impulsionada por países em desenvolvimento de crescimento mais rápido (Hawawini, 2005).

Ainda Hawawini (2005), esse ambiente global favorável oferece uma grande oportunidade para escolas de negócios, especialmente aquelas localizadas em economias de alto crescimento. Mas também levanta uma série de questões desafiadoras, especialmente para aqueles localizados em países maduros. O autor revisa os desafios e examina as oportunidades, argumentando que, em mercados em rápido desenvolvimento, o modelo tradicional de escola de negócios provavelmente sobreviverá, assumindo que pode ser ampliado com sucesso para atender à demanda forte, mas padrão, por educação gerencial. Em países maduros, terá que evoluir para satisfazer um ambiente mais complexo com demandas peculiares tanto de estudantes quanto de seus empregadores. A implicação é clara: em mercados maduros, as melhores escolas de negócios vão se transformar para atender a essas demandas ou ceder parte do terreno para provedores alternativos de educação em negócios.

Em complemento, Dover, Manwani and Munn (2018) apontam que a educação executiva é uma indústria crescente e cada vez mais competitiva, mas Lorange (2005) alerta que a tradicional escola de negócios, outrora uma protagonista dominante nesse espaço, agora enfrenta a concorrência de consultores sofisticados e de especialistas em treinamento com fins lucrativos, que oferecem uma variedade de veículos instrucionais presenciais e on-line (Dover et al., 2018). Assim, as escolas de negócios tradicionais devem focar a manutenção da sua relevância atual e futura, desenvolvendo uma gama de recursos novos ou modificados para responder aos desafios colocados (Dover et al., 2018), necessitando de decisões mais assertivas e ágeis se quiserem ter sucesso em um mercado cada vez mais competitivo (Unicon, 2016).

O panorama de escolas de negócios com gestão orientada a dados nos países emergentes é um fenômeno mais recente, porém segue em plena expansão (Akter, 2021). Ferreira (2019) identificou que importantes empresas, em atuação no Brasil, adotaram a prática, especialmente na indústria da educação como grupos Kroton, Somos e outros. Os estudos mais relevantes que têm como unidade de análise o mercado brasileiro surgem após a década de 2010 e, em geral,

buscam comparar a prática em empresas atuantes no Brasil com modelos mais pragmáticos do uso de dados nas organizações, abordando-o como uma aplicação prática de seus conceitos (Ferreira, 2019).

Apesar do amplo suporte bibliográfico demonstrado, o olhar sobre o efeito competitivo gerado pela prática recorrente nas escolas de negócio é propositivo e, por essa razão, desperta grande interesse da comunidade. Estudos recentes apontam evidências de que as escolas de negócio que se orientam por dados apresentam desempenho superior, com maior lucratividade, longevidade e arrecadação, quando comparado às organizações de ensino que não o pratica (Ferreira, 2019).

### **2.3. O uso e análise de dados nas organizações**

Para os autores Visvizi, Grimaldi e Loia (2021), para que o uso de dados seja realmente fator promotor de aumento de desempenho, é necessário seguir os passos: primeiro passo - organizações devem estruturar seu foco em seus objetivos estratégicos, para conceber dados como alavanca para tomadas de decisões eficientes; segundo passo - a implementação de infraestrutura tecnológica (Jarvinen and Karjaluoto, 2015) baseada em tecnologias ágeis que possam proporcionar e promover a gestão com a extração de informações que melhorem o desempenho (Chaffey and Patron, 2012). Depois, para encontrar informação relevante, a habilidade para integrar, analisar e interpretar dados em linha com os objetivos estratégicos é requisito fundamental. Como resultado, as oportunidades que derivam das tecnologias ágeis requerem ativos e capacidades humanas para extrair valor dos dados (Chen et al, 2015). Na sequência, as diversas fontes de dados devem ser otimizadas para harmonizar *inputs* e *outputs* que intercedam com diferentes funções para a cadeia de valor. Por último, informações computadas devem ser supervisionadas por gerentes para permitir a transformação de informação em conhecimento (Troisi et al, 2019).

Debates acadêmicos afirmam que o uso eficiente de dados pode fomentar a extração de conhecimento a partir de manuseio correto e suas análises e, então, promover a transformação dos dados em vantagens e inovação. Sendo assim, há relação entre pessoas que ativam a tecnologia em direção ao uso eficiente nas organizações contemporâneas (Lepri et al., 2017) em uma mão, e em outra as capacidades orientadas à gestão e governança desses ativos (Carayannis et al., 2018) permanecem sob pesquisa. Por isso, o entendimento de como as dimensões do uso de dados podem ser integradas e harmonizadas às práticas de negócio pode

contribuir para conceitualizar os processos complexos e redefinir os modelos de negócio, estratégias e processos que endereçam melhor os emergentes desafios da digitalização (Carayannis et al., 2018).

Para Fávero, Belfiore (2017) em muitos contextos de negócios, a ciência de dados é o primeiro passo para a solução de problemas. As organizações podem tomar melhores decisões atuando na solução e na informação como o próximo passo crítico. Quando o conhecimento obtido é usado para decisões futuras, em um ecossistema de negócios, um conceito mais amplo é necessário, por exemplo, *Business Analytics* (BA). Esse termo implica na análise de um número muito grande de bases de dados, utilizando métodos quantitativos para descobrir padrões nos dados e, assim, tomar ações baseadas em informações, resultando em vantagens para as companhias, se comparadas aos seus competidores. No universo acadêmico e nos ecossistemas de negócio, a evolução do uso de técnicas de pesquisa e conscientização dos pesquisadores sobre a importância da estatística e modelagem de dados na definição de seus trabalhos têm produzido, cada vez mais, consistentes e rigorosas publicações, do ponto de vista metodológico e científico (Favero, Belfiore, 2019).

Para Botezatu (2020), as maneiras com as quais as organizações estão encontrando informação, comparada com os meios e a velocidade desses processos hoje, são muito diferentes. Na verdade, a diferença é surpreendente (Botezatu, 2020). Todas essas mudanças afetam os negócios direta e indiretamente, enquanto a ciência de dados se tornou um dos conhecimentos principais no objetivo de se manter as vantagens competitivas nos principais mercados. Entretanto, decisões não podem mais ser tomadas baseadas na intuição ou objetivos vazios, cada meta e ação deve ser argumentada e baseada em dados, substituindo a intuição (*gut feelings*) (Botezatu, 2020). Esta autora reforça que a evolução digital forçou os executivos a desenvolverem atividades mais complexas de um lado e, de outro, entregar uma série de novas possibilidades para um alcance mais fácil aos consumidores e atividades orientadas a dados para negócios de todos os tamanhos.

Numerosos trabalhos tentaram definir a ciência envolvida no uso de dados. As discussões sobre o tema são abundantes, em artigos acadêmicos, postagens em blogs e livros. Até onde sabe-se, a primeira menção ao termo data da década de 1960 (Naur, 1966). Irizarry (2020) aponta que, embora o termo cientista de dados seja reivindicado como sendo cunhado pela indústria, o termo foi sugerido para renomear a disciplina de estatística por Jeff Wu em 1997 (Irizarry, 2020). Em 2015, a American Statistical Association publicou um “Statement on the Role of Statistics in Data Science” (Van Dyk et al., 2015), onde cita-se diretamente:

Ainda não há consenso sobre o que constitui ciência de dados. Três comunidades profissionais, todas dentro da ciência da computação e/ou estatística, estão surgindo como fundamentais para a ciência de dados:

- a. O gerenciamento de banco de dados permite a transformação, o conglomerado e a organização de recursos de dados;
- b. Estatística e Machine Learning convertem dados em conhecimento; e
- c. Os Sistemas Distribuídos e Paralelos fornecem a infraestrutura computacional para realizar a análise dos dados (p.). (Van Dyk et al., 2015, pg.56)

O problema da falta de uma definição clara de ciência de dados é exacerbado pelo fato de que o termo parece ter surgido em títulos e descrições de cargos da indústria de tecnologia, independentemente de seus usos anteriores como ciência estatística ou como um novo paradigma científico. Cunhado por D. J. Patil do LinkedIn e Jeff Hammerbacher do Facebook, o título de cientista de dados foi usado para encapsular um conjunto de atividades ao lidar com dados em escala de internet (Davenport & Patil, 2012).

Peter Naur descreveu a ciência de dados de forma bastante restrita e escreveu em 1974: “A ciência de lidar com dados, uma vez estabelecidos, enquanto a relação dos dados com o que eles representam é delegada a outros campos e ciências” (Naur, 1974, p.88). Até o termo entrar no *mainstream*, no final dos anos 2000, ele fez várias outras aparições na comunidade estatística, referida como uma proposta de “mudança de paradigma” no campo (Cleveland, 2001; Hayashi, 1998; National Science Foundation, 2005; Wu, 1997). Como Donoho (2017) observou posteriormente, essas tentativas visavam abordar um conjunto de desafios “intelectuais, em vez de comerciais”. Isso implicou que os estatísticos aplicados tivessem que adotar, cada vez mais, a abordagem de “ciência de dados”, como Tukey (1962) havia delineado. No entanto, nesse uso da ciência de dados, os desafios computacionais e as necessidades de negócios eram secundários aos desafios “intelectuais”. Enquanto isso, muitas tarefas e funções atribuídas aos cientistas de dados modernos foram associadas às comunidades de mineração de dados e descoberta de conhecimento em bancos de dados (*Knowledge Discovery in Databases - KDD*). (Fayyad et al., 1996).

Antes de descrever o que faz um bom cientista de dados, Patil (2011) oferece uma visão sobre o desenvolvimento do termo. Ele destaca que “analista de dados” foi percebido como uma descrição limitante das primeiras funções de ciência de dados no LinkedIn. O título de “cientista-pesquisador” parecia adequado às habilidades exigidas, no entanto, implicava trabalhar em projetos muito “futuristas e abstratos”, em comparação aos projetos de impacto imediato nos quais a equipe trabalhou.

Da mesma forma, Hammerbacher (2009) escreve que títulos tradicionais como

“Estatístico e Analista de Negócios” não capturavam com precisão o que a equipe do Facebook fazia. O que definiu a função recém-batizada foi que ela combinou uma ampla gama de atividades, desde plataformas de dados de engenharia até o projeto e execução de análises quantitativas rápidas, a implantação de modelos e a comunicação de descobertas. Em ambos os casos, os cientistas de dados, geralmente, tinham treinamento em nível de pós-graduação e a maioria deles possuía doutorado em ciências naturais.

Em artigo da Harvard Business Review, Davenport e Patil (2012) descrevem o termo cientista de dados como o trabalho mais sexy do século XXI. Eles observam que os cientistas de dados trazem uma combinação única de habilidades para “subjugar” grandes quantidades de dados, aplicar análises quantitativas e interagir com as partes interessadas nos negócios. A esse respeito, eles destacam como os cientistas de dados se diferem da geração anterior de profissionais de análise e analistas de negócios. Isso diz que o desafio computacional e as habilidades de engenharia que os cientistas de dados carregam são essenciais para o uso do termo. Pode-se contrastar isso com o artigo recente de Davenport (2020), conforme discutido anteriormente, em termos de busca de um “unicórnio”, que acredita-se capturar o ambiente de mercado atual com mais precisão.

Provost e Fawcett (2013) apresentam discussões separadas sobre ciência de dados – eles a descrevem como um campo e como uma profissão. Os autores caracterizam a ciência de dados como a interface entre engenharia de dados e tecnologias de processamento e “tomada de decisão orientada por dados”. Como resultado, ainda estabeleceram um conjunto de princípios fundamentais compartilhados na prática da ciência de dados.

O “moniker” de ciência de dados, de acordo com Blei e Smyth (2017), refere-se a uma disciplina infantil de ciência da computação e estatística. A ciência de dados combina essas duas disciplinas e as “reorienta” para atender às necessidades da ciência de dados moderna. Nesse sentido, a ciência de dados reflete a perspectiva da “ciência de dados” de Tukey (1962).

Donoho (2017) debate a conexão inerente da disciplina com ‘big data’ e argumenta que a dependência de qualquer tecnologia específica é “transitória”. Citando o famoso ensaio de Breiman (2001) sobre “as duas culturas” na modelagem estatística, Donoho postula que uma propriedade definidora da moderna “ciência de dados de consenso” tem seu foco na modelagem preditiva, em vez de inferência. Por fim, ele aponta para uma definição ampla de ciência de dados que é “a ciência de aprender com os dados”, com todas as tecnologias, aspectos computacionais e humanos que ela compreende. A questão de uma definição precisa para ciência de dados também foi levantada por Cao (2017), Dhar (2013), Song e Zhu (2016), Wing (2019) e Van der Aalst (2014), cada um com diferentes pontos de vista sobre as

responsabilidades, habilidades, tarefas e atividades.

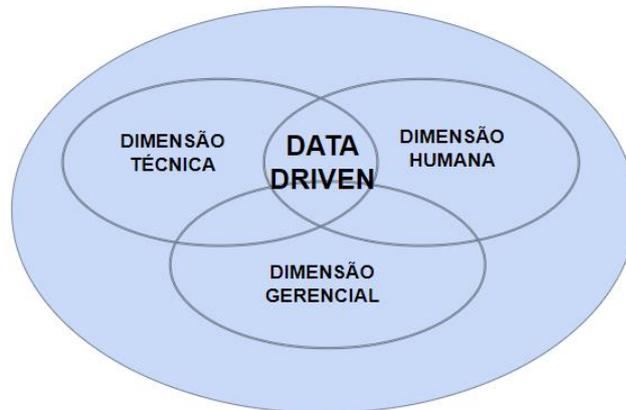
Com grandes quantidades de dados agora disponíveis, as empresas, em quase todos os setores, estão focadas na exploração de dados para a melhoria de processos e gestão (Fawcett e Provost, 2013). O volume e a variedade de dados ultrapassaram, em muito, a capacidade de análise manual e, em alguns casos, ultrapassaram a capacidade dos bancos de dados convencionais. Ao mesmo tempo, os computadores tornaram-se muito mais poderosos, a rede é onipresente, e foram desenvolvidos algoritmos que podem conectar conjuntos de dados para permitir análises do que antes era impossível. A convergência desses fenômenos tem dado origem à crescente aplicação de negócios da ciência de dados (Fawcett e Provost, 2013). Para esses autores, empresas de todos os setores perceberam que precisam contratar mais cientistas de dados. As instituições acadêmicas estão se esforçando para montar programas para treinar cientistas de dados. As publicações estão divulgando a ciência de dados como uma escolha de carreira atraente. No momento, tentar definir os limites da ciência de dados com precisão não é de suma importância. Programas acadêmicos estão sendo desenvolvidos, e em nenhum pode se debater seus limites. No entanto, para que a ciência de dados sirva os negócios de forma eficaz, é importante: (i) compreender suas relações com outros importantes conceitos intimamente relacionados; e (ii) começar a entender quais são os princípios fundamentais subjacentes à ciência de dados. Uma vez que abraça-se (ii), pode-se entender muito melhor e explicar exatamente o que a ciência de dados tem a oferecer. Além disso, apenas uma vez que abraça-se (ii) deve-se sentir à vontade para chamá-lo de ciência de dados (Fawcett e Provost, 2013).

Para Winer e Neslin (2014), o campo de *data science* tem uma rica história de modelagem dos fenômenos organizacionais, usando as disciplinas de economia, estatística, pesquisas operacionais e outros campos relacionados.

Em muitos contextos de negócio, a ciência de dados é o primeiro passo para a solução de problemas. Atuar na solução e na informação como o próximo passo crítico pode fazer com que as organizações possam tomar melhores decisões. Quando o conhecimento obtido é usado para decisões futuras em um ecossistema de negócios, um conceito mais amplo é necessário, por exemplo: *Business Analytics* (BA). Esse termo implica na análise de um número muito grande de bases de dados, utilizando métodos qualitativos para descobrir padrões nos dados e, assim, tomar ações baseadas em informações, resultando em vantagens competitivas para as companhias, se comparadas aos seus competidores (Favero, Belfiore, 2017).

Para Visvizi, Grimaldi e Loia (2021), as dimensões de uma organização orientada a dados deve integrar os 3 campos, conforme Figura 2, abaixo:

**Figura 2** - As dimensões da orientação a dados



Fonte: Visvizi, Grimaldi e Loia (2021).

A Figura 2 apresenta um diagrama com as três dimensões essenciais que Visvizi, Grimaldi e Loia (2021) consideram essenciais para que uma organização seja orientada a dados: Dimensão Técnica, Dimensão Humana e Dimensão Gerencial. De acordo com os autores, o campo técnico é a estrutura integrada de tecnologias para acessibilidade, integração e análise de dados. A dimensão humana é o conjunto de habilidades analíticas e interpretativas para extrair valor significativo dos dados. A dimensão gerencial são aquelas decisões baseadas em dados e a interpretação proativa de dados para endereçar soluções de problemas. É na confluência dessas três dimensões que as organizações alcançam a orientação a dados ideal, capaz de promover vantagens competitivas.

Para Wu (2021), a orientação a dados de uma organização, nos campos estratégicos, processuais e outras capacidades, é amplamente fomentada se extraindo valor dos dados. Sinergias, em forma de novos *insights* e inovação, somente podem ser obtidas se as capacidades dos seres humanos, tomadores de decisão, forem alinhadas aos processos (Wu, et al., 2021).

Para Visvizi, Grimaldi, Loia (2021), as tecnologias e os métodos de utilização de dados devem ser considerados como meios de desenvolvimento e não o seu fim. Nesse escopo, La Valle et al. (2011) e Mcaffé and Brynjolfsson (2012) conceituam que para a exploração dos departamentos de negócio, deve-se harmonizar o objetivo de integrar a orientação digital e gestão dos recursos humanos, e seu caminho, para redefinir inovação e vantagens à luz de um combinado olhar humano/digital.

Assim como o conceito de Big Data evoluiu (Chen et al., 2012) estudos em análise de dados moveram-se de uma perspectiva tecnológica (Kusiak, 2009) para uma perspectiva gerencial (Chen et al.2015 e Gupta and George, 2016). Aqui a necessidade de extrair significados relevantes e criar valor dos dados passa pela transformação de como os ativos

(dados) são tratados como *drivers* estratégicos da organização (Trabucchi and Buganza, 2019 e Troisi et al., 2019).

Em um mundo governado por dados, a novidade desse conceito se baseia no foco e na mentalidade que as organizações precisam ter para a adoção estratégica do gerenciamento das tecnologias, para sobreviver e lutar, para se manter inovativa em um ecossistema de negócios tão competitivo (Visvizi, Grimaldi, Loia, 2021). A própria adoção de estruturas organizacionais para análise de dados pode revelar como a implementação da arquitetura tecnológica é uma condição necessária, mas não suficiente, para promover vantagens e inovação (Medina, Borja, 2019). Os gestores devem integrar a gestão de dados com o processo de transformação desses ativos em informação e conhecimento (Spender et al., 2017 e Visvizi et al., 2018).

### **3 METODOLOGIA**

Este capítulo apresenta a metodologia proposta para o presente projeto de pesquisa, ancorado, principalmente, em autores como Gil (2002), Yin (2018) e Malhotra (2019).

#### **3.1. Tipo e estratégia de pesquisa**

O presente trabalho tem como escopo compreender a relação entre confiança e maturidade para o uso eficiente de dados nas organizações. Por se tratar de um fenômeno de interesse dos mais diversos tipos de organizações (pequenas, médias, grandes, públicas, privadas etc.), em um contexto nacional, ainda incipiente no tema, a estratégia de pesquisa visa entender um cenário por meio de um estudo de caso.

A pesquisa é um procedimento racional e sistemático e objetiva respostas a problemas propostos (Gil, 2002), sendo necessário definir critérios de seleção da técnica mais adequada para seu desenvolvimento (Creswell, 2007). Com base nessas afirmações, a pesquisa quantitativa, de caráter exploratório, na forma de um estudo de caso único, foi utilizada como técnica de investigação, para responder à pergunta principal deste estudo.

Tal escolha parece mais apropriada no desenvolvimento da pesquisa como resultante da somatória da relação do problema de pesquisa, das experiências pessoais do pesquisador e do público-alvo a quem se direciona esse projeto, ação descrita por Creswell (2007) como uma consideração a se fazer no momento de se definir os critérios.

Enquanto este estudo é produzido, a escola está debruçada sobre o tema, por meio do desenvolvimento de uma área de análise de dados e inteligência de mercado, projeto voltado para organização da estrutura (ferramentas e pessoas) para que a organização se torne “Data Driven” ou “orientada a dados”.

Outro fator positivo ao estudo de caso é a facilidade de acesso a documentos internos, diretoria, gerentes e colaboradores diversos da escola de negócios.

#### **3.2 Coleta de dados**

No que se refere aos procedimentos ou meios de investigação, este estudo foi realizado por intermédio de um levantamento (*survey*) on-line. Essa pesquisa eletrônica foi feita por meio

da aplicação de um questionário construído no Google Forms, enviado aos participantes da amostra por meio da ferramenta de e-mail. Os levantamentos, de acordo com Hair Jr., Babion, Samoel e Money (2005), podem ocorrer em duas amplas categorias: por meio de entrevistas, que podem ser feitas pessoalmente, com o uso de um computador ou por telefone, ou pela administração de questionários, para que o próprio respondente faça o preenchimento por meio eletrônico ou por correio, processo denominado por Cooper e Schindler (2003) *survey* autoadministrado, meio de coleta de dados escolhido para este estudo. Malhotra (2006) esclarece que levantamentos envolvem pesquisas com grande número de pessoas acerca do problema estudado para, em seguida, mediante análise quantitativa, obter-se as conclusões correspondentes aos dados coletados (Gil, 2018).

O questionário, que está disponível no Apêndice A desta dissertação, foi construído com base na revisão de literatura e nas dimensões sugeridas como essenciais para a avaliação dos principais atributos do ecossistema de uma organização orientada a dados. O instrumento contemplou 19 (dezenove) perguntas, distribuídas em 3 (três) sessões, segundo a estrutura e nomenclatura utilizados pela ferramenta Google Forms. A primeira sessão, chamada de “qualificação”, é composta por 2 (duas) perguntas e levanta informações sobre os respondentes, com a finalidade de auxiliar a análise estatística das respostas coletadas. A segunda sessão, chamada de “conhecimento técnico” é composta por 9 (nove) perguntas e levanta informações sobre a maturidade e nível de conhecimento técnico dos respondentes, com a finalidade de auxiliar a análise estatística das respostas coletadas. A terceira sessão, chamada de “confiança” é composta por 8 (oito) perguntas e levanta informações sobre o nível de confiança no uso e na estrutura de dados, na perspectiva dos respondentes, com a finalidade de auxiliar a análise estatística das respostas coletadas. As sessões 2 e 3 são diretamente relacionadas ao constructo do uso de dados nas organizações, nas dimensões apontadas no referencial teórico.

### **3.3 Universo e relevância da amostra**

O questionário foi enviado via on-line para 100 colaboradores e foram obtidas 65 respostas válidas. A coleta de dados foi realizada pela aplicação de um questionário (*e-survey*) junto a grupos de profissionais atuantes na escola de negócios. Esses profissionais foram escolhidos pela importância estratégica/tática ou por exercerem funções ligadas ao uso de dados na organização. O critério utilizado para a escolha dos 100 (cem) entrevistados foi:

- a) Tomadores de decisão de qualquer natureza (Alta administração, média gerência e coordenação)
- b) Corpo técnico de áreas que manipulam e analisam dados (Tecnologia da Informação, Finanças e Marketing)

Em relação ao cálculo do tamanho amostral mínimo, foi utilizada a ferramenta de cálculo estatístico para a estimação do número mínimo de respondentes. Assim, considerando uma margem de confiança de 90% e um erro amostral de 6% para uma população de 100 funcionários no perfil proposto para a pesquisa, o tamanho mínimo de uma amostra representativa seria de 65 respondentes. O total de respostas válidas nessa pesquisa foi de 65, o que é compatível com a amostra mínima.

### **3.4 Metodologia estatística**

Análise de correspondência:

Uma metodologia estatística utilizada no presente estudo é a Análise de Correspondência, que permite analisar relações entre variáveis categóricas em uma tabela de contingência. De acordo com Hair et al. (2017, p. 331), "A análise de correspondência é uma técnica de análise multivariada que permite explorar as associações entre duas ou mais variáveis categóricas".

A técnica consiste em reduzir a dimensionalidade dos dados por meio da construção de uma tabela de contingência e, em seguida, buscar relações entre as categorias das variáveis através de uma análise gráfica. Segundo Greenacre (2007), a análise de correspondência é uma técnica eficaz para análise de dados categóricos, pois permite uma análise simultânea de várias variáveis.

De acordo com Boulanger e Ménard (2014), a análise de correspondência pode ser usada para investigar a relação entre variáveis como renda, nível educacional, idade, gênero e preferências de consumo, por exemplo. Os autores destacam que essa técnica é particularmente útil em estudos de marketing e comportamento do consumidor, pois permite analisar a relação entre diferentes variáveis em um mesmo gráfico.

Para realizar uma análise de correspondência, é necessário seguir alguns passos metodológicos. Segundo Hennig-Thurau e Hansen (2000), os passos básicos são: a construção da tabela de contingência, a análise da qualidade dos dados, a análise gráfica dos resultados e a

interpretação dos resultados. Os autores afirmam que a análise de correspondência é uma técnica exploratória, que permite ao pesquisador identificar possíveis relações entre as variáveis estudadas, mas que, para uma análise mais aprofundada, é necessário realizar testes estatísticos adicionais.

Teste qui-quadrado:

Outra metodologia estatística utilizada é o teste qui-quadrado, que permite avaliar a relação entre variáveis categóricas em uma tabela de contingência. De acordo com Triola (2017, p. 517), "O teste qui-quadrado é um teste de hipóteses que determina se existe uma relação entre duas variáveis categóricas em uma tabela de contingência". Essa técnica pode ser utilizada para avaliar a independência entre variáveis, ou seja, se as variáveis são independentes ou se há uma relação significativa entre elas.

O teste qui-quadrado é uma técnica estatística amplamente utilizada para avaliar a independência entre variáveis categóricas. Segundo Agresti (2018), o teste qui-quadrado é uma medida da discrepância entre a distribuição observada dos dados e a distribuição que seria esperada caso as variáveis fossem independentes. Em outras palavras, o teste qui-quadrado avalia se há ou não uma associação entre as variáveis estudadas.

Para realizar o teste qui-quadrado, é necessário construir uma tabela de contingência com as frequências observadas de cada categoria das variáveis estudadas. Em seguida, é possível calcular o valor qui-quadrado e compará-lo com um valor crítico, a fim de avaliar se há ou não uma associação entre as variáveis. Segundo Agresti (2018), quando o valor qui-quadrado é maior que o valor crítico, há evidências de que as variáveis não são independentes, enquanto quando o valor qui-quadrado é menor que o valor crítico, não há evidências de que as variáveis sejam dependentes.

## **4 RESULTADOS**

### **4.1 Qualificação dos respondentes**

Ao analisar a qualificação dos respondentes buscou-se entender sobre a posição desses dentro da organização e sobre a área e função que exercem.

Em relação à posição dos respondentes na organização, observa-se que a maioria (44,6%) pertence ao quadro de colaboradores operacionais, o qual inclui as posições de analista, assistente e estagiário. Destaca-se que entre os colaboradores operacionais tem-se participação majoritária, cerca de 90%, dos profissionais cuja posição é de analista. Em seguida, tem-se maior número de respondentes, cerca de 31%, com posições de média gerência, isto é, gerentes ou coordenadores. E, por último, com cerca de 25% dos respondentes, tem-se a participação da alta gerência a qual engloba as posições de presidente, vice-presidente e diretores.

Vale destacar que, a alta gerência apesar de apresentar uma menor participação, considerando o número total de respondentes, foi a única em que todos os membros participaram, isto é, todos os presidentes, vice-presidentes e diretores da organização responderam a pesquisa.

### **Conhecimento técnico dos respondentes**

Após entender sobre a qualificação dos respondentes, buscou-se analisar o conhecimento técnico desses. Observa-se que os respondentes apresentaram baixo nível de conhecimento técnico em análise e manipulação dos dados, sendo que cerca de 60% descreveram não ter conhecimento técnico na área ou tê-lo em nível de iniciante (Tabela 2). Apesar de a maioria dos respondentes apresentar baixo nível de conhecimento técnico, destaca-se que, cerca de 25% informaram ter nível de conhecimento intermediário e cerca de 5% nível de conhecimento avançado na área (Tabela 2).

**Tabela 2** - Número e percentual de respondentes por nível de conhecimento técnico

	n	%
Tenho conhecimento técnico em nível iniciante	23	35,4
Tenho conhecimento técnico em nível intermediário	23	35,4
Não tenho conhecimento técnico	16	24,6
Tenho conhecimento técnico avançado	3	4,6
Total	65	100,0

**Fonte:** Resultados originais da pesquisa

Desde os estudos seminais de Penrose (1959), diversos autores vêm contribuindo para a compreensão de que conhecimento é um dos recursos mais importantes a serem gerenciados pelas empresas (NELSON e WINTER, 1982; WERNERFELT, 1984; DRUCKER, 1993; SPENDER, 1996; NONAKA e TAKEUCHI, 1997; DAVENPORT e PRUSAK, 1998; BARNEY, 1991; CASTELLS, 2000; DALKIR, 2005; BARNEY e CLARK, 2007).

Ao se propor contribuições ao estudo do conhecimento, é sempre oportuno resgatar a dimensão epistemológica proposta por Polanyi (1967), que é assertivo ao distinguir duas importantes formas de conhecimento, o tácito e o explícito. O autor afirma que conhecimento tácito é de ordem pessoal, específico ao contexto em que se encontra e, dessa forma, difícil de ser formulado e comunicado. Por outro lado, o conhecimento explícito se refere ao conhecimento passível de ser transmitido em linguagem formal e de forma sistemática. Ancorados em tais pressupostos, Nonaka e Takeuchi (1997) defendem que o conhecimento é criado e expandido pela interação social entre o conhecimento tácito e o conhecimento explícito. Os autores denominam tal interação como conversão do conhecimento a partir dos níveis individual, grupal, organizacional e interorganizacional. Apesar de expandir-se do nível individual, é consenso que o conhecimento reside em grande parte no ser humano e está fortemente relacionado às suas crenças e experiências. Da mesma forma, relaciona-se ao saber fazer e à materialização desse saber fazer em ações (NONAKA e TAKEUCHI, 1997; DAVENPORT e PRUSAK, 1998), ou seja, execução de algo.

Tal acepção permite considerar o conhecimento como um ativo estratégico para a sobrevivência e competitividade de empresas, tanto pela sua importância como recurso de capital humano, quanto pela importância como recurso intangível capaz de gerar tecnologias e inovações (PENROSE, 1959; WERNERFELT, 1984; BARNEY e CLARK, 2007).

A partir dos fundamentos da visão baseada em recursos (VBR) inicialmente descritos na teoria econômica por meio de contribuições de Penrose (1959), o conhecimento vem ganhando notoriedade como um recurso capaz de aumentar a capacidade de as empresas explorarem oportunidades (PENROSE, 1959; SPENDER, 1996) e desenvolverem aplicações inovadoras que suportem as necessidades do negócio em termos de competitividade (BARNEY, 1991; CHUANG, 2004; HOE, 2006).

Dessa forma, já é consenso na literatura que o conhecimento não é apenas mais um recurso ao lado de fatores de produção tradicionais, e sim, o recurso mais importante e verdadeiramente significativo para as empresas, que agora operam na chamada sociedade do conhecimento (DRUCKER, 1993; SPENDER, 1996; CASTELS, 2000; DALIKIR, 2005).

### Nível de confiança dos respondentes

Na pergunta sobre o nível de confiança sobre o uso de dados na organização, a distribuição foi a descrita na Tabela 3 abaixo:

**Tabela 3** - Número e percentual de respondentes por nível de confiança

	n	%
Não confio	7	10,8
Confio parcialmente	44	67,7
Confio totalmente	14	21,5
Total	65	100,0

**Fonte: Resultados originais da pesquisa**

Em relação à confiabilidade, nota-se um baixo nível de confiança no uso de dados da organização. Apenas 21,5% dos respondentes confiam totalmente e 78,5% não confiam ou confiam parcialmente no tema dentro da organização.

Na pergunta relativa a “entendimento de processos de negócio” o uso de dados é mais associado à condução de mudanças e *drivers* estratégicos na organização, sinalizando o entendimento de que o uso de dados tem importância estratégica para os *stakeholders*.

Para Rosenberg (1956), a confiança relaciona-se com a fé nas pessoas, que está provavelmente ligada ao fato de que alguém manterá sua palavra (Robinson & Jackson, 2001). Mas no artigo de Deutsch (1958, p.265), a definição de confiança compreende tanto a noção de “relevância motivacional” como a de “previsibilidade”. Esse conceito de confiança é um

pouco mais sofisticado, na medida em que envolve expectativas de eventos que ocorrerão no futuro e a possibilidade de sofrer algum tipo de perda se a confiança não for correspondida. Em outras palavras, há um elemento de risco envolvido. Sua definição de um indivíduo com confiança em um determinado evento é “se ele espera sua ocorrência e sua expectativa conduz a um comportamento que ele percebe ter consequências motivacionais maiores se a expectativa não for confirmada do que consequências motivacionais positivas se for confirmada” (Deutsch, 1958, p.266).

A variável “confiança” ganhou ultimamente largo uso nas pesquisas em ciências sociais e poucos conceitos parecem ter atraído tanta atenção de uma ampla variedade de disciplinas acadêmicas. Na ciência política, nas teorias sobre capital social e cultura política, a confiança tem sido considerada uma variável essencial para a compreensão das sociedades. Com frequência, uma única questão sobre confiança é considerada suficiente para avaliar a confiança generalizada. (LUNDASEN, 2022).

### **Risco Reputacional**

No entendimento dos respondentes, o risco reputacional no uso de dados é percebido. Apenas 16,9% discordam que exista um risco reputacional no uso de dados, enquanto 83,1% concordam totalmente ou parcialmente com a afirmação.

**Tabela 4** - Número e percentual de respondentes por percepção de risco reputacional no uso de dados

	n	%
Discordo	11	16,9
Concordo parcialmente	31	47,7
Concordo totalmente	23	35,4
Total	65	100,0

**Fonte:** Resultados originais da pesquisa.

Em artigo que propõe avaliar de forma crítica as diferentes propostas de mensuração da reputação, Wartick (2002) realiza uma revisão da evolução desse conceito, visto que considera a definição de um constructo um prerequisite para qualquer discussão sobre o tema. O autor observa que, a partir da década de 90, termos como “identidade, imagem, prestígio, goodwill, estima e status” foram utilizados como sinônimos de reputação ou como fortemente

relacionados a ela. Essa variedade de termos é atribuída, muitas vezes, aos estudos desse conceito por pesquisadores de diferentes áreas, como: economistas, contadores, sociólogos, profissionais de marketing, advogados (SHENKAR e YUCHTMAN-YAAR apud WARTICK, 2002; GOTSI e WILSON, 2001).

Ao analisarem a relação entre reputação e estratégia, Weigelt e Camerer (1988:443) baseiam-se na seguinte definição de Reputação: “um conjunto de atributos imputados a uma firma ou pessoa, inferido das ações passadas”. A definição mais frequentemente utilizada, no entanto, é a de Fombrun (apud WARTICK, 2002). De acordo com Fombrun (apud WARTICK, 2002:374), a reputação corresponde a: [...] uma representação perceptual das ações passadas e das perspectivas futuras de uma empresa ou pessoa que descrevem a sua atratividade para todos os seus públicos-chaves em comparação com os principais concorrentes. Dowling (2001) argumenta que a reputação é um constructo baseado em valores decorrentes das percepções dos diferentes públicos (stakeholders) que se relacionam com a empresa ou pessoa. Os stakeholders correspondem a “qualquer grupo ou indivíduo que pode influenciar ou é influenciado pela concretização dos objetivos das organizações” (FREEMAN apud NEVILLE et al., 2005:1186). Davies, Chun e Silva (2001) ressaltam que “reputação é um fenômeno complexo”. Esses autores definem a reputação como “um termo coletivo que se refere às visões de todos stakeholders sobre a reputação corporativa, incluindo identidade e imagem”, onde a identidade representa a percepção dos empregados da empresa e a imagem, a percepção dos agentes externos à empresa.

### **Excelência no uso de dados**

Os resultados apontam que 10,8% dos respondentes concordam que a organização pesquisada tem excelência no uso de dados, enquanto 89,2% discordam totalmente ou parcialmente da afirmação. Tal resultado pode sinalizar uma falta de estrutura operacional que suporte de forma profissional o uso de dados da organização, gerando assim, maior desconfiança no uso e na governança desses ativos.

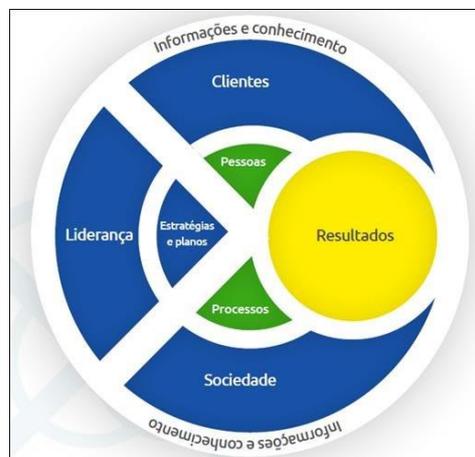
**Tabela 5** - Número e percentual de respondentes por percepção de excelência no uso de dados

	n	%
Discordo	34	52,3
Concordo parcialmente	24	36,9
Concordo totalmente	7	10,8
Total	65	100,0

Fonte: Resultados originais da pesquisa.

Buscando entender a relação entre confiança e percepção de excelência da estrutura operacional, conclui-se que há uma associação positiva entre as variáveis ( $p=0,047$ ). Do total de pessoas que entende que o uso de dados na organização tem excelência, 71,4% confiam parcialmente no uso de dados da organização, 28,6% confiam totalmente e 0% não confia, ou seja, 100% dos que avaliam como excelente, a estrutura operacional, confiam totalmente ou parcialmente no uso de dados da organização. Por outro lado, 20,6% dos que não entendem como serviço de qualidade e excelência não confiam no uso de dados da empresa. A confiança na assertividade dos estudos também é prejudicada, tendo 36,5% discordando totalmente da excelência, 84,1% discordando totalmente ou parcialmente, enquanto 15,9% concordam totalmente.

Miguel e Salomi (2004) destacam o Modelo de Excelência da Gestão (MEG) da Fundação Nacional da Qualidade, estruturado em um sistema composto por oito critérios de excelência: liderança, estratégias e planos, clientes, sociedade, informações e conhecimento, pessoas, processos e resultados (Figura 3).

**Figura 3** - Modelo de Excelência da Gestão da FNQ (MEG)

Fonte: Fundação Nacional da Qualidade - (FNQ, 2014)

### Análise de correspondência

Foram utilizadas as questões 4, 13, 14 e 15 do questionário aplicado. A soma das 3 variáveis (confio, confio parcialmente e confio totalmente) permite concluir que quanto maior o valor, maior confiança o indivíduo tem, uma vez que foi atribuído valor 1 para “não confio”, 2 para “confio parcialmente” e 3 para “confio totalmente”. O valor mínimo possível é de 4 e o máximo de 16.

**Tabela 6** - Número e percentual de respondentes por pontuação de confiança

	Pontuação de confiança	
	n	%
4	3	4,6
5	3	4,6
6	5	7,7
7	9	13,8
8	22	33,8
9	8	12,3
10	6	9,2
11	3	4,6
12	6	9,2
Total	65	100,0

Fonte: Resultados originais da pesquisa.

Para a utilização desses dados numa análise de correspondência, estabeleceu-se classes: pontuação de 1 até 5 (não confio), de 6 a 11 (confio parcialmente) e 12 ou mais (confio totalmente).

**Tabela 7** - Número e percentual de respondentes por nível de confiança

	n	%
Não confio	6	9,2
Confio parcialmente	53	81,5
Confio totalmente	6	9,2
Total	65	100,0

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Foram utilizadas as duas variáveis descritas nos dois tópicos anteriores para o cálculo da associação de maturidade com confiança.

O modelo estatístico mais adequado para responder à pergunta é o teste de Qui Quadrado e seu resultado indicou não haver associação entre confiança e maturidade técnica ( $p = 0,602$ ).

**Tabela 8** - Número e percentual de respondentes por nível de maturidade (conhecimento técnico) por nível de confiança.

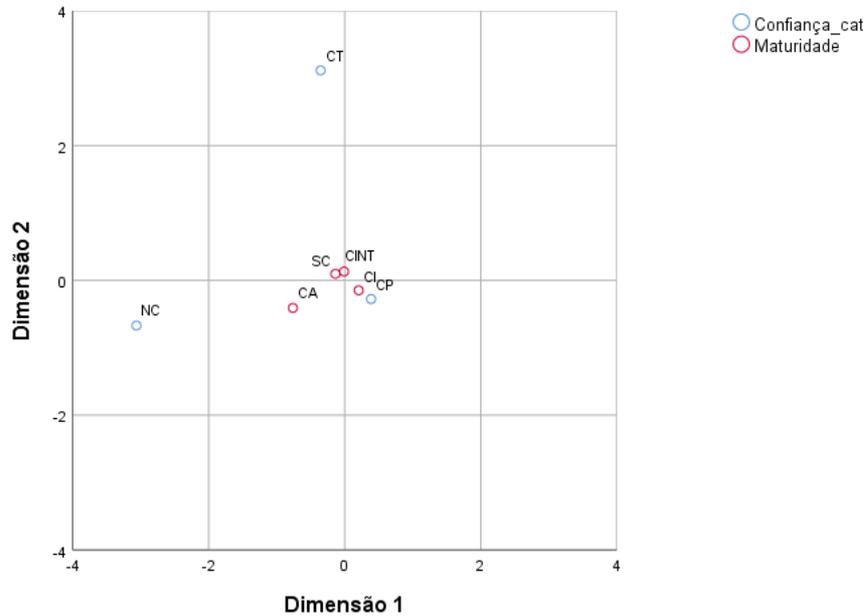
Confiança	Nível de maturidade				valor p
	Não tenho conhecimento técnico	Tenho conhecimento técnico em nível iniciante	Tenho conhecimento técnico em nível intermediário	Tenho conhecimento técnico avançado	
Não confio	2 (12,5%)	1 (4,3%)	2 (8,7%)	1 (33,3%)	0,602
Confio parcialmente	12 (75%)	21 (91,3%)	18 (78,3%)	2 (66,7%)	
Confio totalmente	2 (12,5%)	1 (4,3%)	3 (13%)	0 (0%)	
Total	16 (100%)	23 (100%)	23 (100%)	3 (100%)	

\*Teste Qui Quadrado

**Fonte:** Resultados originais da pesquisa

No teste de análise de correspondência, foram analisadas seis diferentes combinações de resposta de confiança e maturidade.

**Figura 4** - Análise de correspondência entre Confiança e Maturidade na escola de negócios



**Fonte:** Pesquisa aplicada pelo autor.

O teste de análise de correspondência não identificou associação entre confiança e maturidade técnica dos respondentes. No entanto, quando não é identificada associação entre duas variáveis, como no caso da confiança e maturidade técnica no uso de dados em uma organização, é importante considerar outras variáveis que podem influenciar essa relação. Uma possível explicação para essa falta de associação pode ser a influência de outras variáveis na relação entre confiança e maturidade técnica.

Uma possível variável que pode estar influenciando a relação entre confiança e maturidade técnica no uso de dados em uma organização é a cultura organizacional. De acordo com Schein (2010), a cultura organizacional é um conjunto de pressupostos básicos compartilhados que guiam o comportamento dos membros da organização. Assim, é possível que a cultura organizacional esteja influenciando a relação entre confiança e maturidade técnica, uma vez que pode influenciar a forma como os dados são valorizados e utilizados na tomada de decisões.

Além disso, outra variável que pode influenciar a relação entre confiança e maturidade técnica no uso de dados em uma organização é a qualidade dos dados. De acordo com Beldarrain (2006), a qualidade dos dados é um fator crítico para o sucesso do uso de dados na tomada de decisões, e pode afetar a confiança dos usuários nos dados. Portanto, é possível que a falta de associação entre confiança e maturidade técnica identificada pela análise de correspondência possa ser explicada por diferenças na qualidade dos dados na organização.

Em resumo, a falta de associação entre confiança e maturidade técnica no uso de dados em uma organização identificada pela análise de correspondência pode ser explicada por outras variáveis que influenciam essa relação, como a cultura organizacional e a qualidade dos dados. Essas variáveis devem ser consideradas em futuras pesquisas para uma melhor compreensão da relação entre confiança e maturidade técnica no uso de dados em uma organização.

## 5 CONCLUSÕES

O estudo de caso e a análise documental realizada sugerem que o uso de dados é assunto presente no mapa estratégico e nas discussões estratégicas da escola de negócios no plano 2020/2025 (Anexo A), com atividades relacionadas a essa temática em andamento desde então. Segundo o Relatório Anual da empresa (ciclo estratégico 2020/2025), o Mapa Estratégico é composto por 9 objetivos estratégicos. São nove iniciativas estabelecidas como diretrizes que compreendem todas as áreas da instituição. Uma delas (compromisso nº3), está relacionada à “Transformação Digital” e compreende os esforços no sentido de avançar no seu processo de maturidade no uso de dados para melhoria de processos decisórios: “3 -TRANSFORMAÇÃO DIGITAL: Acelerar a transformação digital em 2023, com foco em Inteligência de Dados”.

A literatura sugere que empresas de qualquer segmento não estão competindo apenas com empresas que se orientam apenas por *feeling* ou nas habilidades empreendedoras/intuitivas de seus criadores, mas com organizações ágeis e orientadas por dados para suas tomadas de decisões, que estão antecipando tendências e atendendo melhor os clientes em uma velocidade jamais vista (Rogers, 2016). Nesse sentido o tema corrobora com o constructo de que o progresso na atividade empresarial é alcançado por dados, mais do que por intuição ou experiência pessoal (Adamczewski, 2018).

Nesse ambiente, o redesenho dos modelos organizacionais, por meio de novas tecnologias, requer uma gestão estratégica da análise dos dados, a fim de se melhorar os processos de tomada de decisão e fornecer *insights* novos. Nesse campo, as organizações orientadas a dados sugerem uma revisão e reimaginação dos processos de negócio (La Valee et al. 2011 e Brynjolfsson et al., 2011). Isso implica que dados são vistos como a força motriz que sustenta as mais efetivas tomadas de decisão, para desafiar a complexidade do contexto no qual as empresas estão operando (Malik et al., 2021).

Assim, com base nas argumentações apresentadas, esta dissertação teve como objetivo principal responder à seguinte pergunta de pesquisa: Quais são os fatores ambientais ou estruturais de uma organização (confiança, maturidade, estrutura instalada etc.) que impactam no uso eficiente de dados?

Secundariamente, esta dissertação buscou atender aos seguintes objetivos específicos:

- a) diagnosticar o nível de confiança ao uso de dados pela escola de negócios estudada;
- b) medir a relação entre o nível de conhecimento técnico no uso de dados, maturidade profissional, nível hierárquico e percepção da estrutura de análises instalada, buscando

compreender as associações entre as variáveis.

Para atender aos objetivos propostos, foi realizado um estudo de caso único de natureza quantitativa, tendo como unidade de análise o caso da escola de negócios. O questionário aplicado foi construído com base na revisão de literatura, que sugere três dimensões consideradas essenciais para a maturação do uso de dados de uma organização. A coleta de dados foi realizada pela aplicação de um questionário on-line (*e-survey*) junto a grupos de profissionais atuantes na escola, os quais foram escolhidos por sua importância estratégica e por exercerem funções ligadas a posições de liderança ou a atividades *core*. Em resposta à pergunta de pesquisa, foram identificadas associações entre grupos de três dimensões, consideradas essenciais para a maturação no uso de dados de uma organização. São elas: Conhecimento Técnico, Maturidade profissional (hierarquia) e Percepção de infraestrutura operacional.

A identificação das diferenças de relação entre as variáveis foi feita por meio da aplicação do teste de Qui-quadrado e análise de correspondência. Tratam-se de testes não paramétricos, isso é, que não fazem suposição de distribuição como normalidade dos dados e é utilizado na comparação de três ou mais amostras independentes. Ele é usado para testar o nível de associação entre as variáveis estudadas. O objetivo da aplicação desse teste foi determinar quais e como as variáveis se relacionam com a confiança no uso de dados da organização.

Como resultado do primeiro objetivo específico, foi possível identificar que os respondentes têm baixa confiança no uso e nos métodos utilizados para a análise de dados na organização; que um modelo de maturidade é um método por meio do qual as empresas podem obter uma compreensão do seu estágio de maturidade no uso de tecnologia e dados, e com base nisso, podem determinar as habilidades e recursos necessários para a condução da sua jornada de transformação da melhor maneira possível (Back & Barghaus, 2014); que o uso da ciência na gestão é um processo evolutivo e contínuo, por meio do qual as empresas se preparam, sistematicamente, para se adaptarem de maneira consistente às mudanças em curso, em um ambiente de negócios progressivo e continuamente influenciado pela aplicação de novas tecnologias (Kane, 2017); que a infraestrutura operacional e organizacional é a dimensões que tem associação matemática comprovada com o nível de confiança, e pode ser considerada como essencial para o processo de confiança e orientação a dados das organizações (Malik et al., 2021).

Como resultado do segundo objetivo específico, foi possível identificar, na literatura,

que a confiança no uso de dados em uma organização é um processo que vai muito além do conhecimento técnico ou domínio prático da matéria. Os testes resultaram que não há associação matemática entre domínio técnico ou maturidade profissional na confiança do uso de dados na organização, sinalizando que outros atributos são importantes na construção de um ambiente favorável à prática (Fawcett e Provost, 2013); que a infraestrutura operacional/ organizacional é a dimensão que tem associação matemática comprovada com o nível de confiança, e pode ser considerada como essencial para o processo de confiança e orientação a dados das organizações (Malik et al., 2021).

Esta pesquisa buscou trazer uma contribuição de ordem teórica para a escola de negócios, ao avaliar a percepção de variados grupos de colaboradores dessa Instituição quanto ao seu estágio de maturidade e confiança no uso de dados, por meio da aplicação de uma *survey* eletrônica, identificando pontos de divergência entre os grupos nas dimensões do processo de confiança e maturidade de orientação a dados.

De forma mais ampla, buscou-se outra contribuição de ordem prática ao disponibilizar um instrumento de pesquisa que pode ser utilizado na avaliação da maturidade e confiança de outras escolas de negócios ou organizações, contribuindo para que aquelas que o utilizem possam avançar na construção de uma organização “*data driven*”.

Sugere-se, portanto, que no futuro seja feita uma nova pesquisa de caráter misto, quantitativa e qualitativa, para que os dados coletados quantitativamente possam ser aprofundados e confirmados por meio de entrevistas qualitativas com os respondentes. As respostas de questões do questionário que não tiveram caráter ordinal não foram utilizadas neste estudo, podendo ser utilizadas quando da adoção de um método misto, que combina, harmoniosamente, procedimentos quantitativos e qualitativos com a utilização e o aproveitamento dos pontos fortes de cada um desses métodos.

## REFERÊNCIAS

- Aggarwal, C. C. (2015). *Data mining: The textbook*. Springer.
- Akter, Shahriar et al. *Big data-driven strategic orientation in international marketing*. *International Marketing Review*, 2021.
- Barney, J. B. Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of management*, v. 17, n. 1, p. 99-120, 1991.
- Barney, J. B.; Clark, D. N. *Resource-based theory: creating and sustaining competitive advantage*. Nova Iorque: Oxford university Press, 2007
- Blei, D. M., & Smyth, P. (2017). Science and data science. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 114(33), 8689–8692.
- Bourque, P., & Fairley, R. (2014). *Guide to the software engineering body of knowledge (SWEBOK (R))*: Version 3.0. IEEE Computer Society Press.
- Bowne-Anderson, H. (2018). What Data Scientists Really Do, According to 35 Data Scientists. *Harvard Business Review*. Retrieved May 30, 2020, from <https://hbr.org/2018/08/what-data-scientists-really-do-according-to-35-data-scientists>
- Breiman, L. (2001). Statistical modeling: The two cultures. *Statistical Science*, 16(3), 199–231. <https://doi.org/10.1214/ss/1009213726>
- Cao, Guangming; Duan, Yanqing. *A path model linking business Data Science, data-driven culture, and competitive advantage*.
- Cao, L. (2017). Data Science: Challenges and Directions. *Communications of the ACM*, 60(8), 59–68. <https://doi.org/10.1145/3015456>
- Cegielski, C. G., & Jones-Farmer, L. A. (2016). Knowledge, skills, and abilities for entry-level business Data Science positions: A multi-method study. *Decision Sciences Journal of Innovative Education*, 14(1), 91–118. <https://doi.org/10.1111/dsji.12086>
- Centers for Disease Control and Prevention. (n.d.) *The Importance of KSAs*. Retrieved June 24, 2020, from <https://www.cdc.gov/hrmo/ksahowto.htm>
- Cleveland, W. S. (2001). Data science: An action plan for expanding the technical areas of the field of statistics. *International Statistical Review*, 69(1), 21–26. <https://doi.org/10.2307/1403527>
- Conway, D. (2010). *The data science Venn diagram*. Retrieved June 24, 2020, from <http://drewconway.com/zia/2013/3/26/the-data-science-venn-diagram>
- Corrocher, N.; Cusmano, L.; Morrison, A. Modes of innovation in knowledge-intensive business. *Journal of Evolutionary Economics*, v. 19, n. 2, p. 173-196, 2009.

- Dalkir, K. Knowledge management in theory and practice. Boston: Elsevier, 2005.
- Dare Project. (2017). Recommended APEC Data Science & Data Science (DSA) competencies.
- Davenport, T. H. (2020). Beyond unicorns: Educating, classifying, and certifying business data scientists. *Harvard Data Science Review* 2(2). <https://doi.org/10.1162/99608f92.55546b4a>
- Davenport, T. H., & Patil, D. J. (2012). Data scientist. *Harvard Business Review*, 90(5), 70-76.
- Davenport, T.; Prusak, L. Conhecimento empresarial: Como as organizações gerenciam o seu capital intelectual. Rio de Janeiro: Campus, 1998.
- Davenport, Thomas H. et al. Competing on Data Science. *Harvard business review*, v. 84, n. 1, p. 98, 2006.
- De Mauro, A., Greco, M., Grimaldi, M., & Ritala, P. (2018). Human resources for Big Data professions: A systematic classification of job roles and required skill sets. *Information Processing & Management*, 54(5), 807–817. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2017.05.004>
- De Veaux, R. D., Agarwal, M., Averett, M., Baumer, B. S., Bray, A., Bressoud, T. C., Bryant, L., Cheng, L. Z., Francis, A., Gould, R., Kim, A. Y., Kretchmar, M., Lu, Q., Moskol, A., Nolan, D., Pelayo, R., Raleigh, S., Sethi, R. J., Sondjaja, M., Ye, P. (2017). Curriculum guidelines for undergraduate programs in data science. *Annual Review of Statistics and Its Application*, 4(1), 15–30. <https://doi.org/10.1146/annurev-statistics-060116-053930>
- Demchenko, Y., Belloum, A., Los, W., Wiktorski, T., Manieri, A., Brocks, H., Becker, J., Heutelbeck, D., Hemmje, M., & Brewer, S. (2016). EDISON data science framework: A foundation for building data science profession for research and industry. *2016 IEEE International Conference on Cloud Computing Technology and Science CloudCom*, 620–626. <https://doi.org/10.1109/CloudCom.2016.0107>
- Derksen, Maarten. *Turning men into machines?* Scientific management, industrial psychology, and the “human factor”. *Journal of the History of the Behavioral Sciences*, v. 50, n. 2, p. 148-165, 2014.
- Deutsch, M. (1958) Trust and Suspicion. *Journal of Conflict Resolution*, 2(4): 265-279.
- Dhar, V. (2013). Data science and prediction. *Communications of the ACM*, 56(12), 64–73. <https://doi.org/10.1145/2500499>
- Donoho, D. (2017). 50 Years of Data Science. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 26(4), 745–766. <https://doi.org/10.1080/10618600.2017.1384734>
- Drazin, R.; Rao, H. Harnessing managerial knowledge to implement product-line extensions: how do mutual fund families allocate portfolio managers to old and new funds? *Academy of Management Journal*, v. 45, n. 3, p. 609-619, 2002
- Drucker, P. F. Post-capitalist society. Nova Iorque: Harper Business, 1993.
- Du, Yufan. Application of the Data-Driven Educational Decision-Making System to

Curriculum Optimization of Higher Education. *Wireless Communications and Mobile Computing*, v. 2022, 2022.

- Dubey, R., & Gunasekaran, A. (2015). Education and training for successful career in big data and business Data Science. *Industrial and Commercial Training*, 47(4), 174–181. <https://doi.org/10.1108/ICT-08-2014-0059>
- Edison Community Initiative. (2018a). EDISON data science framework Part 1. *Data science competence framework (CF-DS)* (Rev. 3).
- Edison Community Initiative. (2018b). EDISON data science framework Part 2. *Data science body of knowledge (DS-BoK)* (Rev. 3). Retrieved May 30, 2020, from [https://github.com/EDISONcommunity/EDSF/blob/master/EDISON\\_DS-BoK-release3-v06.pdf](https://github.com/EDISONcommunity/EDSF/blob/master/EDISON_DS-BoK-release3-v06.pdf)
- Eisenhardt, Kathleen M.; Martin, Jeffrey A. Dynamic capabilities: what are they? *Strategic management journal*, v. 21, n. 10-11, p. 1105-1121, 2000.
- Eisenhardt, Kathleen M.; Martin, Jeffrey A. Dynamic capabilities: what are they? *Strategic management journal*, v. 21, n. 10-11, p. 1105-1121, 2000.
- Fávero, Luiz Paulo; Belfiore, Patricia. *Data science for business and decision making*. Academic Press, 2019.
- Fávero, Luiz Paulo; Belfiore, Patrícia. *Manual de ciência de dados: estatística e modelagem multivariada com Excel®, SPSS® e Stata®*. Elsevier Brasil, 2017.
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). From data mining to knowledge discovery in databases. *AI Magazine*, 17(3), 37–37. <https://doi.org/10.1609/aimag.v17i3.1230>
- Fayyad, Usama M. *Data Mining and Knowledge Discovery in Databases: Implications*. In: Ninth International Conference on Scientific and Statistical. IEEE Computer Society. p. 2-11.
- Ferreira, Giselle Martins dos Santos et al. Metaphors we're colonised by? The case of data driven educational technologies in Brazil. *Learning, Media and Technology*, v. 45, n. 1, p. 46-60, 2020.
- Firmani, D.; Mecella, M.; Scannapieco, M.; Batini, C. 2016. On the meaningfulness of “big data quality”. *Data Science and Engineering*, 1(1): 6-20.
- Generation Computer Systems, 63(1): 123-130. More, R.; Goudar, R.H.; More, R. 2017. DataViz model: a novel approach towards big Data Science and visualization. *International Journal of Engineering and Manufacturing (IJEM)*, 7(6): 43-49.
- Gil, Antonio Carlos. *Como elaborar projetos de pesquisa*. 6. ed. Rio de Janeiro: Atlas, 2017. E-book. (1 recurso online). ITEM 4.8 e 11
- Gorman, M. F., & Klimberg, R. K. (2014). Benchmarking academic programs in business Data

Science. *INFORMS Journal on Applied Data Science*, 44(3), 329–341.  
<https://doi.org/10.1287/inte.2014.0739>

Grady, N., and Chang, W. (2015). National Institute of Standards and Technology (NIST) big data interoperability: *2015 NIST Big Data Public Working Group Definitions and Taxonomies Subgroup. Framework: Vol. 1, Definitions*, NIST Special Publication, 1500-1.

Granja Coutinho, M., Ribas, J. R., & da Costa Vieira, P. R. (2011). A Confiança do Usuário na Administração de Dados da Dataprev. *Revista de Ciências da Administração*, 13(30), 198-219.

Gray, J. (2007). *Jim Gray on eScience: A transformed scientific method*. Microsoft Research.

Grunig, J. E. (2013). What is excellence in management?. In *Excellence in public relations and communication management* (pp. 219-250). Routledge.

Hammerbacher, J. (2009). Information platforms and the rise of the data scientist. *Beautiful data: Stories behind elegant data solutions*, 73–84. O’Reilly Media.

Harris, H. D. (2011). *Data science, Moore’s Law, and Moneyball*.  
<http://www.harlan.harris.name/2011/09/data-science-moore-s-law-and-moneyball/>

Harris, H. D., Vaisman, M., & Murphy, S. (2012). *Data scientists survey results teaser*. Data Community DC <http://www.datacommunitydc.org/blog/2012/08/data-scientists-survey-results-teaser>

Hawawini, G. (2005), "The future of business schools", *Journal of Management Development*, Vol. 24 No. 9, pp. 770-782.

Hayashi, C. (1998). What is data science? Fundamental concepts and a heuristic example. In C. Hayashi, K. Yajima, H.-H. Bock, N. Ohsumi, Y. Tanaka, & Y. Baba (Eds.), *Data science, classification, and related methods* (pp. 40–51). Springer Japan.  
[https://doi.org/10.1007/978-4-431-65950-1\\_3](https://doi.org/10.1007/978-4-431-65950-1_3)

Hume, Elite; West, Amy. Becoming a Data-Driven Decision Making Organization. *The CPA Journal*, v. 90, n. 4, p. 32-35, 2020.

International Data Science in Schools Project. (2019). *Curriculum frameworks for Introductory Data Science IDSSP Curriculum Team*.  
[http://www.idssp.org/files/IDSSP\\_Frameworks\\_1.0.pdf](http://www.idssp.org/files/IDSSP_Frameworks_1.0.pdf)

Irizarry, R. A. (2020). The role of academia in data science education. *Harvard Data Science Review*, 2(1). <https://doi.org/10.1162/99608f92.dd363929>

Kovacova, M.; Kliestik, T.; Pera, A.; Grecu, I.; Grecu, G. 2019. Big data governance of automated algorithmic decision-making processes. *Review of Contemporary Philosophy*, 18(1): 126-132.

Kuhn, T (1970), *The Structure of Scientific Revolutions*, 2nd Ed., Univ. of Chicago Press,

- Chicago & London. KUHN, T. (1977), *The Essential Tension*, Chicago, IL: The University of Chicago Press.
- Lundâsen, S.. (2002). Podemos confiar nas medidas de confiança?. *Opinião Pública*, 8(Opin. Publica, 2002 8(2)). <https://doi.org/10.1590/S0104-62762002000200007>
- LV, Zongming. *The Design of Mathematics Teaching Optimization Scheme Based on Data Driven Decision-Making Technology*. Scientific Programming, v. 2021, 2021.
- Malhotra, Naresh K. *Pesquisa de marketing: uma orientação aplicada*. 7. ed. Porto Alegre: Bookman, 2019. E-book. (1 recurso online). CAPÍTULOS 11 e 12.
- Markow, W., Braganza, S., Taska, B., Miller, S. M., & Hughes, D. (2017). *The quant crunch: How the demand for data science skills is disrupting the job market*. Retrieved May 30, 2020, from <https://www.ibm.com/downloads/cas/3RL3VXGA>
- Menezes, D. (2011). gestão de Riscos Reputacionais: práticas e desafios. *Diálogo-Revista ESPM de Comunicação Corporativa*, 1(1), 16-20.
- Merino, J.; Caballero, I.; Rivas, B.; Serrano, M.; Piattini, M. 2016. *A data quality in use model for big data*.
- Mills, R. J., Chudoba, K. M., & Olsen, D. H. (2016). IS programs responding to industry demands for data scientists: A comparison between 2011–2016. *Journal of Information Systems Education*, 27(2), 131–140.
- Mulvenna, Maurice; Norwood, Marian; Büchner, Alex. *Data-driven marketing*. Electronic Markets, v. 8, n. 3, p. 32-35, 1998.
- National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine. (2018). *Data science for undergraduates: Opportunities and options*. National Academies Press. <https://doi.org/10.17226/25104>
- National Research Council (U.S.), Pellegrino, J. W., Hilton, M. L., National Research Council (U.S.), National Research Council (U.S.), & National Research Council (U.S.) (Eds.). (2012). *Education for life and work: Developing transferable knowledge and skills in the 21st century*. National Academies Press. <https://doi.org/10.17226/13398>
- National Science Foundation. (2005). *Long-lived digital data collections: Enabling research and education in the 21st century*.
- Naur, P. (1966). The science of datalogy. *Communications of the ACM*, 9(7), 485. <https://doi.org/10.1145/365719.366510>
- Naur, P. (1974). *Concise survey of computer methods*. Lund: Studentlitteratur.
- Nelson, Richard R. Why do firms differ, and how does it matter?. *Strategic management journal*, v. 12, n. S2, p. 61-74, 1991.
- Nelson, S. (2018). *4 types of data science jobs*. Udacity. <https://blog.udacity.com/2018/01/4->

types-data-science-jobs.html

- Nonaka, I.; Takeuchi, H. Criação de conhecimento na empresa: como as empresas japonesas geram a dinâmica da inovação. 14. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 1997
- North Carolina State University. (2019). *Graduate degree programs in Data Science and data science*. [https://Data Science.ncsu.edu/?page\\_id=4184](https://Data Science.ncsu.edu/?page_id=4184)
- Office of Personnel Management. (2007). *Delegated examining operations handbook: A guide for federal agency examining offices*.
- Office of Personnel Management. (2013). *Office of Personnel Management's multipurpose occupational systems analysis inventory—Close-Ended (MOSAIC) Competencies*.
- O'Neil, C., & Schutt, R. (2013). *Doing data science*. O'Reilly.
- Organisation for Economic Co-operation and Development. (2018). *Skills for jobs*. OECD Publishing.
- Patil, D. J. (2011). *Building data science teams*. O'Reilly Media.
- Penrose, E. T. *The Theory of the Growth of the Firm*. New York: John Wiley, 1959
- Pfeffer, Jeffrey. *Understanding the role of power in decision making*. *Classics of organization theory*, v. 3, p. 404-423, 1981.
- Polanyi M. *The Tacit Dimension*. Londres: Routledge & K. Paul, 1967.
- Project Management Institute. (2017). *PMBOK® guide* (6th ed.).
- Provost, F., & Fawcett, T. (2013). Data science and its relationship to big data and data-driven decision making. *Big Data*, 1(1), 51–59. <https://doi.org/10.1089/big.2013.1508>
- Provost, Foster; Fawcett, Tom. Data science and its relationship to big data and data-driven decision making. *Big data*, v. 1, n. 1, p. 51-59, 2013.
- Radovilsky, Z., Hegde, V., Acharya, A., & Uma, U. (2018). Skills requirements of business Data Science and data science jobs: A comparative analysis. *Journal of Supply Chain and Operations Management*, 16(1), 82–110.
- Robinson, R. & Jackson, E. (2001) Is Trust in Others Declining in America?: An Age-PeriodCohort Analysis. *Social Science Research*, 30: 117-145.
- Rosenberg, M. (1956) Misanthropy and political ideology. *American Sociological Review*, 21: 690- 95.
- Ryngelblum, Arnaldo L. and Fábio Vizeu. “*Idort and Management Diffusion in 1930 s Brazil.*” (2018).
- Samir Passi and Steven J. Jackson. 2018. *Trust in Data Science: Collaboration, Translation, and*

- Accountability in Corporate Data Science Projects. *Proc. ACM Hum.-Comput. Interact.* 2, CSCW, Article 136 (November 2018), 28 pages.
- Schoenherr, T., & Speier-Pero, C. (2015). Data science, predictive Data Science, and big data in supply chain management: Current state and future potential. *Journal of Business Logistics*, 36(1), 120–132. <https://doi.org/10.1111/jbl.12082>
- Song, I.-Y., & Zhu, Y. (2016). Big data and data science: What should we teach? *Expert Systems*, 33(4), 364–373. <https://doi.org/10.1111/exsy.12130>
- Taylor, Frederick W. *The Principles of Scientific Management*. New York: Harper & Brothers, 1911. Print.
- Teece, David J. Explicating dynamic capabilities: the nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance. *Strategic management journal*, v. 28, n. 13, p. 1319-1350, 2007.
- Teece, David J.; Pisano, Gary; Shuen, Amy. Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic management journal*, v. 18, n. 7, p. 509-533, 1997.
- Tukey, J. W. (1962). The future of data analysis. *The Annals of Mathematical Statistics*, 33(1), 1-67.
- Van der Aalst, W. M. P. (2014). Data scientist: The engineer of the future. In K. Mertins, F. Bénaben, R. Poler, & J.-P. Bourrières (Eds.), *Enterprise Interoperability VI. Proceedings of the I-ESA Conferences*, 7 (pp. 13–26). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-04948-9\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-319-04948-9_2)
- Van Dyk, D., Fuentes, M., Jordan, M. I., Newton, M., Ray, B. K., Lang, D. T., & Wickham, H. (2015). *ASA statement on the role of statistics in data science*, AMSTAT News, 1 October 2015, <https://magazine.amstat.org/blog/2015/10/01/asa-statement-on-the-role-of-statistics-in-data-science/>
- Walker, Kristen L.; Moran, Nora. Consumer information for data-driven decision making: Teaching socially responsible use of data. *Journal of Marketing Education*, v. 41, n. 2, p. 109-126, 2019.
- Willems, K. (2015). *The data science industry: Who does what (Infographic)*. <https://www.datacamp.com/community/tutorials/data-science-industry-infographic>
- Wing, J. M. (2019). The data life cycle. *Harvard Data Science Review*, 1(1). <https://doi.org/10.1162/99608f92.e26845b4>
- Wirth, R. (2000). CRISP-DM: Towards a standard process model for data mining. *Proceedings of the Fourth International Conference on the Practical Application of Knowledge Discovery and Data Mining*, 29–39.
- Wood, Stephen. *The japanization of fordism. Economic and Industrial Democracy*, v. 14, n. 4, p. 535-555, 1993.

- Wu, C. F. J. (1997). *Statistics = data science?*  
<https://www2.isye.gatech.edu/~jeffwu/presentations/datascience.pdf>
- Yu, B., & Kumbier, K. (2020). Veridical data science. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *117*(8), 3920–3929.

## ANEXO A - Evidências sobre a importância do tema para a FDC

1. Mapa estratégico da organização com objetivo definido relacionado à inteligência de dados.



2. Detalhamento do objetivo estratégico relacionado à inteligência de dados na organização.

INICIATIVAS E METAS - EGTD	
<b>GERÊNCIA:</b>	EGTD
<b>RESPONSÁVEL:</b>	
<b>COMPROMISSO:</b>	(3) Implementar a transformação digital nas dimensões de eficiência, experiência do cliente e inovação.
<b>INICIATIVA</b>	
Acelerar a transformação digital em 2023, com foco em digitalização do backoffice, desenvolvimento, comercialização e entrega de ofertas digitais e <b>inteligência de dados</b>	
<b>ÁREAS ENVOLVIDAS</b>	
Marketing, RH, Administrativo/Financeiro, Áreas de Negócio, Educação e Inovação	
<b>METAS</b>	
<b>META</b>	<b>PRAZO</b>
1) Alcançar 80% dos resultados esperados nos projetos estratégicos, gerenciados pelo escritório de projetos (indicadores dos projetos).	31/07/2023
2) Alcançar 70% de maturidade no diagnóstico de transformação digital para a FDC.	31/03/2023
3) Alcançar 90% das práticas de gestão de portfólio de produtos digitais.	30/12/2023
<b>4) Entregar 80% do processo/metodologia para "inteligência de dados" da FDC</b>	30/09/2023

Fonte: Dados da reunião da Equipe de Gestão em set./2022.

## APÊNDICE A – Questionário elaborado e aplicado por meio da ferramenta Google Forms

24/09/2022 10:37 (PESQUISA) - O USO DE DADOS NAS ORGANIZAÇÕES BRASILEIRAS: UM ESTUDO DE CASO EM UMA ESCOLA DE ...

# (PESQUISA) - O USO DE DADOS NAS ORGANIZAÇÕES BRASILEIRAS: UM ESTUDO DE CASO EM UMA ESCOLA DE NEGÓCIOS

Olá, Colaborador(a)!

A FDC tem construído ao longo da sua história uma cultura de vanguarda. Agora, mais do que nunca, as vantagens competitivas estão intimamente ligadas a um processo decisório pautado por uma eficiente gestão e análise de dados.

Recente estudo patrocinado pela consultoria KPMG (Building trust in Data Science) sugere que, apesar dos investimentos significativos em uma ampla gama de ferramentas, as organizações e seus colaboradores não têm confiança em sua capacidade de usar dados em seus negócios, processos e experiências do cliente.

Como parte deste cenário de transformação, contamos com a sua colaboração para diagnosticarmos a maturidade e nível de confiança na utilização de dados da FDC.

Caso opte em contribuir com essas informações, vamos usá-las para:

- Embasar trabalhos acadêmicos (estudo de caso): "O uso de dados nas organizações brasileiras: Um estudo de caso em uma escola de negócios".
- Diagnosticar o nível de confiança na ciência de dados da FDC.
- Explorar padrões comportamentais em relação à ciência de dados da organização.
- Melhorar nossas iniciativas de governança e análise de dados.
- Ajudar a FDC a ampliar a competitividade no mercado;

Não se preocupe! Você não precisa se identificar e os dados serão tratados de forma confidencial.

---

**\*Obrigatório**

1. Clique em "aceito" para participar.

Marcar apenas uma oval.

Aceito

<https://docs.google.com/forms/d/1XkpiLA976pLVwAUeLRVgMk2OZGL1etmaADnOJ8iwiedt> 1/8

**QUALIFICAÇÃO**

2. Qual título melhor descreve sua posição na organização? \*

Marcar apenas uma oval.

- Gerente (Gerencia coordenadores ou analistas)
- Diretor (Gerencia uma equipe de gerentes)
- Vice-presidente (Responsável por uma das grandes áreas)
- Presidente (Responsável pela gestão geral da organização)
- Analista (executa processos e projetos da organização)
- Estagiário
- Coordenador executivo
- Assistente

3. Qual das opções a seguir melhor descreve a área a qual sua função pertence? \*

Marque todas que se aplicam.

- Marketing/Comunicação
- Finanças/Contabilidade
- Vendas
- Desenvolvimento de produtos
- Recursos Humanos
- Inovação
- Tecnologia da Informação
- Operações (Prestação dos serviços de fato)

**CONHECIMENTO TÉCNICO**

24/09/2022 10:37

(PESQUISA) - O USO DE DADOS NAS ORGANIZAÇÕES BRASILEIRAS: UM ESTUDO DE CASO EM UMA ESCOLA DE ...

4. Qual das afirmativas abaixo melhor descreve seu conhecimento técnico em análise e manipulação de dados? \*

Marcar apenas uma oval.

- Não tenho conhecimento técnico
- Tenho conhecimento técnico em nível iniciante
- Tenho conhecimento técnico em nível intermediário
- Tenho conhecimento técnico avançado

5. Na sua opinião, o uso de dados suporta qual tipo de vantagem no campo "conhecer melhor os clientes"? \*

Marque todas que se aplicam.

- Entender como os produtos/serviços são usados
- Entender o perfil dos clientes existentes
- Entender sobre novos produtos e serviços a serem desenvolvidos

6. Na sua opinião, o uso de dados suporta qual tipo de vantagem no campo "controle de riscos e compliance"? \*

Marque todas que se aplicam.

- Prevenir e identificar fraudes
- Identificar riscos do negócio e projetos
- Compliance aos regulamentos

7. Na sua opinião, o uso de dados suporta qual tipo de vantagem no campo "melhorar os processos de negócio"? \*

Marque todas que se aplicam.

- Entender a performance do negócio
- Como conduzir processos e eficiência de custos
- Como conduzir drives estratégicos e mudanças

24/09/2022 10:37

(PESQUISA) - O USO DE DADOS NAS ORGANIZAÇÕES BRASILEIRAS: UM ESTUDO DE CASO EM UMA ESCOLA DE ...

8. Até que ponto os dados e as análises são essenciais para ajudar sua organização a tomar decisões nas seguintes áreas? \*

Marque todas que se aplicam.

- Para monitorar o desempenho do negócio por meio de relatórios financeiros
- Para detectar fraudes
- Para guiar a estratégia e mudanças
- Para entender como produtos e serviços são usados
- Para cumprir requisitos regulatórios
- Para aumentar o ROI em gastos com treinamento
- Para entender os clientes atuais
- Para guiar processos e custos com eficiência
- Para monitorar mudanças no mercado e ameaças
- Para identificar e monitorar outros riscos de negócio
- Para desenvolver novos produtos e serviços
- Para dar suporte aos Recursos Humanos (RH)
- Para monitorar o "branding" através das redes sociais
- Para achar novos clientes
- Para ajudar na manutenção de bens e serviços
- Para prever/gerenciar escassez de habilidades
- Para direcionar campanhas de marketing

9. Indique quais das seguintes afirmações descrevem a utilidade dos dados atuais \* da sua organização e seus processos analíticos.

Marque todas que se aplicam.

- Avaliamos e monitoramos a eficácia do nosso modelos de dados no suporte decisões de negócios.
- Os ativos gerados pela ciência de dados são comunicados por toda a organização.
- Nosso uso de dados otimizou e melhorou a eficácia dos principais processos de negócios em toda a organização.
- Funcionários em toda a organização usam dados e analisam adequadamente para completar tarefas e tomar decisões.

24/09/2022 10:37

(PESQUISA) - O USO DE DADOS NAS ORGANIZAÇÕES BRASILEIRAS: UM ESTUDO DE CASO EM UMA ESCOLA DE ...

10. Indique quais das seguintes declarações descrevem a abordagem atual da sua organização quanto à privacidade e ao uso ético de dados e análises. \*

Marque todas que se aplicam.

- Revisamos periodicamente as ações tomadas com base em dados para garantir que essas ações cumpram nossa ética e padrões.
- Os clientes podem desistir facilmente de qualquer publicação de dado que não queira compartilhar com a organização.
- Nós somos totalmente transparentes com nossos clientes sobre os dados que coletamos e como usamos esses dados.
- Os executivos "C-level" entendem e apoiam totalmente a estratégia de ética para uso dos dados.
- Nossa organização possui um código de ética, cobrindo todo o campo de dados, com responsabilidades claras para execução e compliance.
- Antes de aplicar dados do cliente para análises e modelos, avaliamos como os clientes vão perceber nosso uso de seus dados (por exemplo, para evitar percepções negativas de intenção ou estranheza).

11. Indique quais das seguintes afirmações descrevem a abordagem atual da sua organização para desenvolver e gerenciar dados e análises. \*

Marque todas que se aplicam.

- Nossa análise e construção de modelos/técnicas aspiram a atender a indústria nas melhores práticas e padrões.
- Usamos consistentemente qualidade rigorosa de verificações para garantir a precisão modelos e saídas de dados e análises.
- Nós sempre selecionamos a melhor fonte de dados para realizar análises para garantir que as entradas reflitam fielmente a questão de negócios que queremos abordar.

12. Indique até que ponto as seguintes afirmações descrevem a abordagem atual da sua organização para segurança de dados e análises. \*

Marque todas que se aplicam.

- Acredito que nossa organização possui profissionais com as habilidades e maturidade certas para o uso avançado de ciência de dados.
- Acredito que nossa organização utiliza diferentes bases de dados (primárias e secundárias) para produzir inteligência e identificar ameaças.
- Em nossa organização, apenas pessoas autorizadas podem alterar e manipular dados de fontes primárias.

24/09/2022 10:37

(PESQUISA) - O USO DE DADOS NAS ORGANIZAÇÕES BRASILEIRAS: UM ESTUDO DE CASO EM UMA ESCOLA DE ...

**CONFIANÇA**

13. Qual é o seu nível de confiança no uso de dados em sua organização? \*

Marcar apenas uma oval.

- Não confio  
 Confio parcialmente  
 Confio totalmente

14. Você concorda que o uso de dados pode resultar em algum risco reputacional \*  
(exposição de performance, falhas, etc.) em sua organização?

Marcar apenas uma oval.

- Discordo  
 Concordo parcialmente  
 Concordo totalmente

15. Você entende que o uso de dados em sua organização alcança a excelência \*  
em métodos, qualidade dos dados e ferramentas?

Marcar apenas uma oval.

- Discordo  
 Concordo parcialmente  
 Concordo totalmente

16. Você entende que o uso de dados em sua organização alcança a excelência \*  
em privacidade e uso ético dos dados?

Marcar apenas uma oval.

- Discordo  
 Concordo parcialmente  
 Concordo totalmente

24/09/2022 10:37

(PESQUISA) - O USO DE DADOS NAS ORGANIZAÇÕES BRASILEIRAS: UM ESTUDO DE CASO EM UMA ESCOLA DE ...

17. Você entende que o uso de dados em sua organização alcança a excelência em confiança/assertividade de seus modelos e estudos? \*

Marcar apenas uma oval.

- Discordo  
 Concordo parcialmente  
 Concordo totalmente

Para cada uma das funções abaixo para as quais você usa dados o quanto confiante você está nos insights obtidos?

18. Análise de dados para identificação de riscos e segurança: \*

Marcar apenas uma oval.

- Não confio  
 Confio Parcialmente  
 Confio Totalmente

19. Análise de dados para identificação necessidades dos clientes: \*

Marcar apenas uma oval.

- Não confio  
 Confio Parcialmente  
 Confio Totalmente

20. Análise de dados para identificação necessidades operacionais do negócio: \*

Marcar apenas uma oval.

- Não confio  
 Confio Parcialmente  
 Confio Totalmente