



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
FACULDADE DE ECONOMIA, ADMINISTRAÇÃO, ATUÁRIA E CONTABILIDADE
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO E CONTROLADORIA

MARIANGELA ARAUJO PINTO BEZERRA

MATURIDADE DA ANALÍTICA DE DADOS: UM ESTUDO DAS PERCEPÇÕES
DOS EXECUTIVOS DE TECNOLOGIA DA INFORMAÇÃO DE EMPRESAS
CEARENSES

FORTALEZA

2024

MARIANGELA ARAUJO PINTO BEZERRA

MATURIDADE DA ANALÍTICA DE DADOS: UM ESTUDO DAS PERCEPÇÕES DOS
EXECUTIVOS DE TECNOLOGIA DA INFORMAÇÃO DE EMPRESAS CEARENSES

Dissertação de Mestrado apresentada à Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Administração e Controladoria da Faculdade de Economia, Administração, Atuária e Contabilidade da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Administração e Controladoria. Área de concentração: Gestão Organizacional.

Orientador: Prof. Dr. Érico Veras Marques

FORTALEZA

2024

MARIANGELA ARAUJO PINTO BEZERRA

MATURIDADE DA ANALÍTICA DE DADOS: UM ESTUDO DAS PERCEPÇÕES DOS
EXECUTIVOS DE TECNOLOGIA DA INFORMAÇÃO DE EMPRESAS CEARENSES

Dissertação de Mestrado apresentada a Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Administração e Controladoria da Faculdade de Economia, Administração, Atuária e Contabilidade da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Administração e Controladoria. Área de concentração: Gestão Organizacional.

Aprovado em: ____/____/____.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Érico Veras Marques (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dra. Alessandra Carvalho de Vasconcelos
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dra. Heloísa Benevides Pontes Aragão
Texas Wesleyan University

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Sistema de Bibliotecas
Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

B469m Bezerra, Mariangela Araujo Pinto.

Maturidade da analítica de dados: um estudo das percepções dos executivos de tecnologia da informação de empresas cearenses : Estudo descritivo / Mariangela Araujo Pinto Bezerra. – 2024.

122 f. : il. color. 124 f. : il. color.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Faculdade de Economia, Administração, Atuária e Contabilidade, Mestrado Profissional em Administração e Controladoria, Fortaleza, 2024.

Orientação: Prof. Dr. Érico Veras Marques.

1. Analítica de dados. 2. Maturidade da analítica de dados. 3. Tomada de decisão. I. Título.

CDD 658

AGRADECIMENTOS

Inicialmente, expresso minha profunda gratidão a Deus, fonte de toda força e sabedoria. Sua presença de luz foi meu guia e suporte em cada fase desta jornada, tanto nos momentos de alegria quanto nos de adversidade. Nos desafios, quando minhas próprias forças pareciam falhar, foi em Deus que encontrei o alicerce para persistir. Sou grata por cada bênção recebida, por todas as lições aprendidas e por cada singelo milagre que pavimentou meu caminho até aqui. Este trabalho é não apenas um reflexo do meu empenho, mas também uma celebração da graça divina que me acompanhou em cada passo.

À minha família, a base de tudo, meu eterno agradecimento. À minha mãe, Angélica, cuja memória permanece viva em meu coração, e que partiu durante este período do mestrado, deixando uma lacuna imensurável, mas também um legado de amor e força que continuam a me guiar. A meu pai, Aramir, agradeço pela paciência e orgulho que nunca vacilaram. Aos meus irmãos Almir e Aníbal, parte de mim, que desde sempre me ensinam a lutar pelos meus sonhos! Ao meu esposo, Rômulo, minha rocha de apoio e compreensão, cuja motivação foi crucial em todas as etapas deste trajeto. Aos meus filhos, Aramir e Arthur, minha fonte inesgotável de alegria e inspiração, vocês me incentivam a me superar a cada dia, provando que todo esforço é válido.

Expresso minha gratidão aos colegas da Secretaria Municipal das Finanças de Fortaleza - SEFIN, em especial ao Alexsandro e ao Jorge, pela parceria sem medida, e aos colegas gestores de TIC do Grupo de Gestores de Tecnologia da Informação e Comunicação do Ceará - GGTIC-CE, cujo entusiasmo nas pesquisas e entrevistas enriqueceu profundamente este estudo.

Um agradecimento especial às minhas amigas YOLO, sempre ao meu lado com palavras de incentivo e gestos de carinho, especialmente a Samantha, por sua orientação decisiva no início deste mestrado.

Aos amigos que fiz no curso de mestrado, em especial Daniele e Juliana, pelos inúmeros projetos em conjunto, Beatriz, Douglas, Gabriela, Leonardo, Padre Fernando e Tadeu, que transcenderam a relação de colegas para se tornarem verdadeiros amigos, meu sincero agradecimento. Foi um prazer ser a representante discente de uma turma tão fantástica.

Por fim, sou imensamente grata ao meu orientador, Érico Veras Marques, por sua sabedoria, apoio e paciência, e às professoras Alessandra Vasconcelos e Heloísa Aragão, por suas orientações preciosas e por uma amizade que extrapola o ambiente acadêmico. Vocês são verdadeiras fontes de inspiração e orientação!

Não chores, meu filho;
Não chores, que a vida
É luta renhida:
Viver é lutar.
A vida é combate,
Que os fracos abate,
Que os fortes, os bravos
Só pode exaltar.

Gonçalves Dias

RESUMO

O volume crescente de dados no cenário empresarial contemporâneo é determinante para o sucesso nos negócios, especialmente em um ambiente globalizado e competitivo. Nesse contexto, as organizações buscam aprimorar sua posição no mercado através da utilização estratégica de dados, reconhecendo-os como ativos primordiais. O surgimento de disciplinas como a analítica de dados é uma resposta à necessidade de se extrair conhecimento eficazmente desse vasto volume de informações. Destaca-se, oportunamente, que a maturidade da analítica de dados é essencial para colher benefícios substanciais. A vontade das organizações de se tornarem focadas em dados, juntamente com os desafios e obstáculos que surgem, reforça a questão central desta pesquisa, que investiga como está a maturidade da analítica de dados em empresas sediadas no estado do Ceará. O objetivo central é analisar a maturidade da analítica de dados em empresas, dada a crescente importância da análise de dados na tomada de decisões organizacionais. O estudo adota uma abordagem contextualizada, reconhecendo a relevância prática de transformar dados em informações e a sua influência em tendências de mercado, práticas industriais e estratégias competitivas. Para atingir esse objetivo, foram coletados dados primários através de questionário com 100 participantes e conduzidas entrevistas com 19 respondentes, ambos executivos de Tecnologia da Informação (TIC) de diversas organizações no estado do Ceará, abrangendo tanto entidades do setor público quanto empresas de pequeno, médio e grande porte no setor privado. O estudo versa sobre como está a maturidade analítica de dados em empresas situadas no estado do Ceará, o modelo de medição da analítica de dados utilizado foi do TDWI – *The Data Warehouse Institute* e os principais achados revelam que através da ótica dos executivos de TIC das empresas do Ceará, as organizações estão em diferentes estágios de incorporar a analítica de dados em seus processos decisórios. Constatou-se que, enquanto algumas organizações ainda estão na fase inicial de estruturar seus dados para análises simples, outras já se aventuram em análises mais complexas e preditivas, o que indica um avanço notável em direção à maturidade analítica. Os principais desafios estão associados à integração de sistemas legados, à escassez de talentos analíticos e questões de governança de dados, além da resistência à mudança e a adaptação à cultura orientada por dados. Por outro lado, dentre os principais benefícios se destacam uma tomada de decisão mais informada e fundamentada, otimização de processos, e melhor identificação de oportunidades de mercado. Assim, o objetivo geral da pesquisa que é investigar a maturidade da analítica de dados em empresas no estado do Ceará foi atingido, chegando à conclusão que a maior parte das empresas está no estágio Estabelecida, conforme modelo TDWI.

Palavras-chave: Analítica de dados, Maturidade da analítica de dados, Tomada de decisão.

ABSTRACT

The growing volume of data in the contemporary business scenario is crucial to business success, especially in a globalized and competitive environment. In this context, organizations seek to improve their position in the market through the strategic use of data, recognizing them as key assets. The emergence of disciplines such as data analytics is a response to the need to effectively extract knowledge from this vast volume of information. It is worth highlighting that the maturity of data analytics is essential to reap substantial benefits. The desire of organizations to become data-focused, together with the challenges and obstacles that arise, reinforces the central question of this research, which investigates the maturity of data analytics in companies based in the state of Ceará. The central objective is to analyze the maturity of data analytics in companies, given the growing importance of data analysis in organizational decision-making. The study adopts a contextualized approach, recognizing the practical relevance of transforming data into information and its influence on market trends, industrial practices and competitive strategies. To achieve this objective, primary data was collected through a questionnaire with 100 participants and interviews were conducted with 19 respondents, both Information Technology (IT) executives from various organizations in the state of Ceará, covering both public sector entities and small businesses, medium and large companies in the private sector. The study focuses on data analytics maturity in companies located in the state of Ceará, the data analytics measurement model used was from TDWI – The Data Warehouse Institute and the main findings reveal that through the eyes of ICT executives of companies in Ceará, organizations are at different stages of incorporating data analytics into their decision-making processes. It was found that, while some organizations are still in the initial phase of structuring their data for simple analyses, others are already venturing into more complex and predictive analyses, which indicates a notable advance towards analytical maturity. The main challenges are associated with the integration of legacy systems, the shortage of analytical talent and data governance issues, as well as resistance to change and adaptation to the data-driven culture. On the other hand, the main benefits include more informed and well-founded decision-making, process optimization, and better identification of market opportunities. Thus, the general objective of the research, which is to investigate the maturity of data analytics in companies in the state of Ceará, was achieved, reaching the conclusion that the majority of companies are in the Established stage, according to the TDWI model.

Keywords: Data analytics, Data analytics maturity, Decision Making.

LISTA DE QUADROS

| | |
|--|----|
| Quadro 1 – Tipos de Analítica de dados..... | 15 |
| Quadro 2 – Ciência de dados, Big data e Analítica de dados..... | 16 |
| Quadro 3 - Estudos empíricos sobre analítica de dados. | 33 |
| Quadro 4 – Objetivos da pesquisa, aspectos do modelo e questões de pesquisa/entrevista.... | 41 |
| Quadro 5 – Avaliação do pré-teste. | 45 |
| Quadro 6 - Sugestão de ajuste no instrumento de pesquisa..... | 45 |
| Quadro 7 – Avaliação do pré-teste da entrevista..... | 46 |
| Quadro 8 - Sugestão de ajuste no roteiro de entrevistas..... | 47 |
| Quadro 9 – Detalhamento da fórmula de cálculo da pontuação das respostas..... | 48 |
| Quadro 10 – Escore por dimensão..... | 49 |
| Quadro 11 – Escore total | 49 |
| Quadro 12 – Dados demográficos da pesquisa..... | 53 |

LISTA DE FIGURAS

| | |
|---|----|
| Figura 1 - Analytic Process Maturity Model (APMM) – Analytic Process Maturity Model (APMM) – cinco níveis de maturidade das organizações..... | 23 |
| Figura 2 – Estágios da maturidade analítica do modelo Blast..... | 24 |
| Figura 3 - A avaliação de maturidade analítica Blast..... | 24 |
| Figura 4 – Cinco estágios do DAMM | 25 |
| Figura 5 - Gartner's Maturity Model for Data and Analytics | 26 |
| Figura 6 – Cinco estágios do Logi Analytics Maturity Model..... | 26 |
| Figura 7 – Dimensões e subdimensões do TDWI Analytics Maturity Model. | 29 |
| Figura 8- Quadro com Estágios do TDWI Analytics Maturity Model..... | 29 |
| Figura 9 – Estágio nascente..... | 30 |
| Figura 10 – Estágio pré-adoção..... | 30 |
| Figura 11 – Estágio adoção antecipada/Estabelecida..... | 31 |
| Figura 12 – Abismo..... | 31 |
| Figura 13 – Adoção Corporativa/Madura | 31 |
| Figura 14 – Adoção Madura/Visionária..... | 32 |
| Figura 15 – Estágios de maturidade do modelo TDWI..... | 43 |
| Figura 16 - Modelo de maturidade para analytics TDWI..... | 50 |
| Figura 17 – Rede Uso dos dados..... | 74 |
| Figura 18 – Rede Benefícios do uso da analítica de dados | 75 |
| Figura 19 – Rede Desafios do uso da analítica de dados | 76 |
| Figura 20 – Visão geral do projeto – Atlas.ti. | 77 |
| Figura 21 – Rede uso de dados com relacionamentos..... | 79 |
| Figura 22 – Rede benefícios do uso da analítica de dados com relacionamentos | 81 |
| Figura 23 – Rede desafios do uso da analítica de dados com relacionamentos. | 84 |

LISTA DE TABELAS

| | | |
|-------------|---|----|
| Tabela 1 - | Análise descritiva da dimensão Organização: | 55 |
| Tabela 2 – | Quantidade de Empresas por Porte na Dimensão Organização..... | 56 |
| Tabela 3 – | Percentual de Distribuição de Empresas por Porte na Dimensão Organização | 57 |
| Tabela 4 - | Análise descritiva da dimensão Infraestrutura: | 58 |
| Tabela 5 – | Quantidade de Empresas por Porte na Dimensão Infraestrutura | 59 |
| Tabela 6 – | Percentual de Distribuição de Empresas por Porte na Dimensão Infraestrutura | 60 |
| Tabela 7 - | Análise descritiva da dimensão Gestão de dados: | 62 |
| Tabela 8 - | Quantidade de Empresas por Porte na Dimensão Gestão de Dados..... | 63 |
| Tabela 9 – | Percentual de Distribuição de Empresas por Porte na Dimensão Gestão de Dados | 64 |
| Tabela 10 - | Análise descritiva da dimensão Analytics: | 65 |
| Tabela 11 - | Quantidade de Empresas por Porte na Dimensão Analytics..... | 66 |
| Tabela 12 – | Percentual de Distribuição de Empresas por Porte na Dimensão Analytics..... | 67 |
| Tabela 13 - | Análise descritiva da dimensão Governança | 68 |
| Tabela 14 - | Quantidade de Empresas por Porte na Dimensão Governança..... | 69 |
| Tabela 15 - | Percentual de Distribuição de Empresas por Porte na Dimensão Governança. | 70 |
| Tabela 16 - | Quantidade de Empresas por Porte na Maturidade Total. | 72 |

LISTA DE GRÁFICOS

| | |
|--|----|
| Gráfico 1 - Nível de maturidade por dimensão. | 71 |
|--|----|

LISTA DE SIGLAS E ABREVIACÕES

| | |
|----------|---|
| AMMs | <i>Analytics Maturity Models</i> |
| APMM | <i>Analytic Processes Maturity Model</i> |
| BA | <i>Business Analytics</i> |
| BD | <i>Big Data</i> |
| BDA | <i>Big Data Analytics.</i> |
| BI | <i>Business Intelligence.</i> |
| BI&A | <i>Business Intelligence and Analytics.</i> |
| BPM | <i>Business Performance Management.</i> |
| CDS | <i>Citizen Data Science</i> |
| DAMM | <i>Data Analytics Maturity Model for Associations</i> |
| D&A | <i>Data Analytics</i> |
| DQ | <i>Data Quality</i> |
| GGTIC-CE | Grupo de Gestores de Tecnologia da Informação do Estado do Ceará. |
| MD | Mineração de dados. |
| OAMM | <i>Online Analytics Maturity Model</i> |
| PIB | Produto Interno Bruto. |
| SAS | <i>Analytics Maturity Scorecard</i> |
| SI | Sistemas de Informação |
| TDWI | <i>Transforming Data With Intelligence</i> |
| TIC | Tecnologia da Informação e Comunicação |
| WAMM | <i>Web Analytics Maturity Model</i> |

SUMÁRIO

| | | |
|-----------------|---|-----------|
| 1 | INTRODUÇÃO | 8 |
| 1.1 | Contextualização do tema | 8 |
| 1.2 | Problema de pesquisa | 10 |
| 1.3 | Objetivos | 11 |
| 1.4 | Justificativa | 11 |
| 2 | REVISÃO DE LITERATURA | 13 |
| 2.1 | Análítica de dados | 13 |
| 2.2 | O uso dos dados na tomada de decisão e como parte integrante na cultura organizacional | 17 |
| 2.2.1 | <i>Agilidade organizacional e democracia de dados</i> | 19 |
| 2.3 | Maturidade em análise de dados | 21 |
| 2.3.1 | <i>Modelos de maturidade analítica</i> | 22 |
| 2.3.1.1 | <i>Analytic Processes Maturity Model (APMM)</i> | 22 |
| 2.3.1.2 | <i>Analytic Maturity Quotient Framework</i> | 23 |
| 2.3.1.3 | <i>Blast Analytics Maturity Assessment Framework</i> | 24 |
| 2.3.1.4 | <i>DAMM - Data Analytics Maturity Model for Associations</i> | 24 |
| 2.3.1.5 | <i>Delta Plus Model</i> | 25 |
| 2.3.1.6 | <i>Gartner's Maturity Model for Data and Analytics</i> | 25 |
| 2.3.1.7 | <i>Logi Analytics Maturity Model</i> | 26 |
| 2.3.1.8 | <i>Online Analytics Maturity Model</i> | 27 |
| 2.3.1.9 | <i>SAS Analytics Maturity Scorecard</i> | 27 |
| 2.3.1.10 | <i>Web Analytics Maturity Model</i> | 27 |
| 2.3.1.11 | <i>TDWI Analytics Maturity Model</i> | 27 |
| 2.4 | Estudos empíricos sobre análise de dados | 32 |
| 3 | PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS | 38 |
| 3.1 | Tipologia de pesquisa | 38 |
| 3.2 | Sujeitos da pesquisa | 40 |
| 3.3 | Coleta dos dados | 40 |
| 3.3.1 | <i>Instrumento de coleta dos dados – questionário modelo de maturidade TDWI</i> ...42 | |
| 3.3.2 | <i>Instrumento de coleta dos dados - entrevista</i> | 43 |
| 3.3.3 | <i>Pré-teste</i> | 44 |
| 3.3.3.1 | <i>Pré-teste do instrumento de pesquisa</i> | 44 |

| | | |
|---------|---|-----|
| 3.3.3.2 | <i>Pré-teste do roteiro de entrevistas</i> | 46 |
| 3.4 | Análise de dados | 47 |
| 3.4.1 | <i>Questionário com executivos e estatística descritiva</i> | 47 |
| 3.4.2 | <i>Entrevistas com executivos e análise de conteúdo</i> | 50 |
| 4 | ANÁLISE DOS RESULTADOS | 53 |
| 4.1 | Análise da Pesquisa | 53 |
| 4.1.1 | <i>Perfil dos respondentes da pesquisa</i> | 53 |
| 4.2 | Nível de maturidade em analítica de dados das empresas cearenses | 54 |
| 4.2.1 | <i>Maturidade em analítica de dados da dimensão Organização</i> | 55 |
| 4.2.2 | <i>Maturidade em analítica de dados da dimensão Infraestrutura</i> | 58 |
| 4.2.3 | <i>Maturidade em analítica de dados da dimensão Gestão de dados:</i> | 61 |
| 4.2.4 | <i>Maturidade em analítica de dados da dimensão Analytics:</i> | 65 |
| 4.2.5 | <i>Maturidade em analítica de dados da dimensão Governança:</i> | 68 |
| 4.2.6 | <i>Maturidade em analítica de dados total</i> | 71 |
| 4.3 | Análise das entrevistas | 73 |
| 4.3.1 | <i>Percepção sobre o uso dos dados</i> | 78 |
| 4.3.2 | <i>Percepção sobre os benefícios do uso da analítica de dados</i> | 81 |
| 4.3.3 | <i>Percepção sobre os desafios do uso da analítica de dados</i> | 82 |
| 5 | CONSIDERAÇÕES FINAIS | 86 |
| | REFERÊNCIAS | 89 |
| | APÊNDICE A – QUESTIONÁRIO | 98 |
| | APÊNDICE B – TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO (TCLE) | 113 |
| | APÊNDICE C – ROTEIRO DE ENTREVISTA | 114 |

1 INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização do tema

Na atual conjuntura da nossa sociedade, a massa de informações resumida a dados computacionais, e o uso desses dados para a tomada de decisões, acabou se tornando uma prática muito valorizada (Oliveira, 2021).

A disponibilidade de dados acabou ocasionando um interesse geral da sociedade pelo uso dessas informações e, também, pelos métodos para extrair e produzir conhecimento a partir dos dados disponíveis (Provost; Fawcett, 2016). Nesse sentido, ferramentas foram sendo utilizadas para facilitar a análise dos dados armazenados (Favero; Belfiore, 2017), e observa-se que as técnicas de pesquisa e de manuseio de softwares modernos foram aprimoradas. Como reforçado por Jacobs e Silva (2023), este fato, em conjunto com a compreensão da importância da estatística e da modelagem de dados para fundamentar hipóteses de pesquisa e traçar objetivos, trouxe mudanças positivas. Favero e Belfiore (2017) explicam que essas são as principais razões que têm levado organizações atuantes nos mais diversos setores a investirem na estruturação e no desenvolvimento de áreas multidisciplinares conhecida por *Business Analytics*, que possuem o objetivo principal de analisar dados e de gerar informações, permitindo a criação de uma capacidade preditiva em tempo real da organização frente ao mercado e competidores.

Em todos os setores, em todas as partes do mundo, líderes seniores se perguntam se estão obtendo valor total das enormes quantidades de informações que já possuem em suas organizações. As novas tecnologias estão a recolher mais dados do que nunca, mas muitas organizações ainda buscam melhores maneiras de obter valor de seus dados e, com isso, competir no mercado (Lavalle *et al.*, 2011). Nesse cenário, os dados desempenham um papel fundamental nas empresas, passando a ter uma importância crescente na economia moderna, uma vez que estão em todo lugar, definindo mudanças de rumo nas organizações.

Ademais, a capacidade das organizações de produzir, coletar, gerenciar, analisar e transformar dados aumentou rapidamente na última década (Delen; Zolbanin, 2018). Somando-se a essa realidade, o crescente volume de dados amplamente disponíveis faz com que estes sejam considerados recursos organizacionais dos mais valiosos (Mikalef *et al.*, 2020). Nesse contexto, a capacidade de identificar oportunidades e ameaças, e a agilidade para tomar decisões assertivas, vão determinar o sucesso das organizações (Aydiner *et al.*, 2019).

O ambiente de negócios atual – globalizado e movido a rápidas e profundas mudanças tecnológicas – faz com que as organizações enfrentem maior concorrência diante da volatilidade do mercado (Bozic; Dimovski, 2019). Essas características fazem com que as organizações necessitem estar mais atentas aos dados e as suas utilizações. Novas aplicações digitais conduzem cada vez mais políticas, ações e assuntos de todos os aspectos das nossas vidas (Bailey *et al.*, 2019). Sendo assim, os profissionais de tecnologia da informação (TIC) têm acesso a uma quantidade cada vez maior de dados, e precisam de estratégias para fazer o melhor uso possível desses recursos.

Em resumo, fundamentando-se em autores como Aydiner *et al.* (2019), Bozic e Dimovski (2019), Guedes Junior *et al.* (2021) e Mikalef *et al.* (2020) consideram que os dados são um ativo valioso para as empresas, e a capacidade de coletar, gerenciar e analisar dados de maneira eficaz pode fazer a diferença entre o sucesso e o fracasso nos negócios modernos. Por consequência, nota-se que as empresas que reconhecem essa importância e que investem em estratégias de dados costumam estar em uma posição mais forte no mercado.

Naturalmente, o uso da analítica de dados nas organizações requer um certo nível de maturidade. Guedes Junior *et al.* (2022) explicam que ter um nível mais elevado de maturidade tende a trazer mais benefícios à organização, quando comparados aos usos mais superficiais dessas ferramentas tecnológicas. Faz-se importante esclarecer que a maturidade pode ser definida como um estado de desenvolvimento (ou de crescimento) avançado (ou completo), e que um modelo de maturidade “representa fases de aumento de capacidades quantitativas ou qualitativas de um elemento em maturação a fim de avaliar seus avanços em relação a áreas-foco” (Kohlegger; Maier; Thalmann, 2009, p. 59).

A maturidade de dados é uma medida que demonstra o nível em que uma empresa pode tirar o máximo proveito de seus dados. Para atingir um alto nível de maturidade, os dados devem estar firmemente incorporados em todo o negócio e totalmente integrados em todas as tomadas de decisão e atividades (Gaidargi, 2022).

Diante desse cenário, os modelos de avaliação do nível de maturidade em analítica de dados surgem como ferramenta para abordar essa situação. Eles que podem fornecer às empresas a orientação quanto ao desenvolvimento e ao aprimoramento de suas capacidades organizacionais, refletindo, inclusive, que a capacidade de absorver o valor gerado pelo sistema de analítica de dados está relacionada ao nível de maturidade de uma empresa (Cardozo, 2022). Entre os diversos modelos de maturidade analítica descritos neste estudo, para atingir os objetivos desta pesquisa, será utilizado como parâmetro o modelo *TDWI Analytics Maturity Model*.

Diante da relevância da temática, esta pesquisa utiliza questionário e entrevistas com executivos de TIC que atuam em organizações de diversos ramos no estado do Ceará, incluindo órgãos do setor público e pequenas, médias e grandes empresas do setor privado. Destaca-se que o Ceará foi selecionado para o presente estudo devido à grande representatividade do setor de TIC no estado: o crescimento desse segmento alcançou 20% nos últimos três anos, com 9,5 mil empresas operando, em um mercado que movimenta cerca de R\$ 1 bilhão por ano, e que é responsável pela geração de 43 mil empregos (O Povo, 2023). Ressalte-se que a TIC e comunicação é uma área meio e necessária para a grande maioria das atividades econômicas. Nesse sentido, o estado do Ceará se coloca em um diferencial competitivo, exatamente por possuir uma grande infraestrutura digital (Trends, 2020). Escolhida também para o estudo, a visão dos executivos do setor de TIC e comunicação reforça que, por ser uma das áreas mais dinâmicas no mundo, vem impondo, segundo Mazzucato (2013), uma onda de inovação que impactou de forma transversal quase todos os outros setores da Economia.

Através desse estudo, pretende-se examinar a perspectiva da função da maturidade em analítica de dados sobre a tomada de decisões baseada em dados dentro da empresa. Considera-se que, a partir dos achados da pesquisa, será identificado o quão madura a organização está, além de serem observados os benefícios e os desafios do uso de dados para os executivos de TIC interessados em ganhar agilidade e eficiência organizacional nas empresas que representam. Em outras palavras, o resultado desta avaliação tem o potencial de possibilitar o desenho de ações para que as organizações cresçam seu nível de maturidade analítica de dados e alcancem seus objetivos de maneira mais planejada.

1.2 Problema de pesquisa

O presente estudo tem a intenção de explorar a existência de um processo contínuo de planejamento, que envolve o uso dos dados dentro das organizações a partir da análise da maturidade em analítica de dados de empresas do estado do Ceará.

A vontade das organizações de se tornarem focadas em dados, juntamente com os desafios e os obstáculos que surgem, reforçam a questão central deste trabalho. Feitas essas considerações, formula-se a seguinte questão de pesquisa: Como está a maturidade analítica de dados em empresas situadas no estado do Ceará?

1.3 Objetivos

A presente pesquisa elegeu, como objetivo geral, investigar a maturidade analítica de dados em empresas no estado do Ceará. Dentre os objetivos específicos, destacam-se: (i) analisar o uso dos dados em empresas cearenses; (ii) identificar os benefícios do uso da analítica de dados em empresas no estado do Ceará; (iii) identificar os desafios do uso da analítica de dados em empresas no referido estado.

1.4 Justificativa

Para criar vantagens competitivas, as empresas estão recorrendo à análise de negócios e à analítica de dados para tomar decisões baseadas em dados. Inclusive, a utilização efetiva da analítica de dados é um elemento chave para o seu sucesso.

Ahmad *et al.* (2023) explicam que, mesmo sendo visível a adoção cada vez maior da analítica de dados nas organizações do mundo todo, há escassez de pesquisas empíricas sobre o exame dos motivadores da adoção de analítica de dados na literatura. Boyd e Crawford (2011) alertam para a escassez de estudos refletindo as implicações da utilização destas ferramentas em questões organizacionais, culturais e sociais mais abrangentes. Nam *et al.* (2019) também explicam que faltam estudos sobre por que a adoção de orientação analítica (*Business Analytics* – BA) é bem-sucedida ou falha.

Ao observar o crescente interesse pelo tema de analítica de dados na literatura, nota-se uma lacuna científica referente ao estudo dos fatores que envolvem o sucesso em seu processo de implementação, ou seja, a correspondência entre os resultados da solução adotada e os objetivos iniciais esperados (Sousa, 2017). Mesmo com a ascensão do *Big Data Analytics*, ou analítica de dados, a literatura apresenta diversos desafios para o aperfeiçoamento desta tecnologia (Pandove; Goel; Rani, 2018; Philipchen; Zhang, 2014).

Apesar da importância do tema e da existência de diversos estudos conceituais, as pesquisas empíricas sobre governança e gestão de dados são escassas e fragmentadas, conforme apontado na revisão de literatura realizada por Abraham *et al.* (2019), indicando, assim, uma necessidade de pesquisas empíricas que surgiram diretrizes para a adoção de '*Business Analytics*' (BA) para uma organização.

Nessa perspectiva, o presente estudo se justifica de forma empírica devido à relevância prática e teórica do tema, contribuindo para ajudar as empresas a identificar as possíveis movimentações que possam contribuir com o caminho da maturidade da analítica de

dados nas organizações públicas e privadas. Inclusive, espera-se que a realização da pesquisa nesse contexto possa beneficiar os executivos de TIC das organizações estudadas, bem como ajudar outras organizações governamentais, instituições financeiras, entidades reguladoras e o poder público a entender como as instituições lidam com a temática da maturidade da analítica de dados. Inclusive, pesquisas recentes apontam que a Inteligência Analítica é a grande aposta de investimento em TIC das empresas no Brasil, em decorrência da jornada de transformação digital (Meirelles, 2022).

Como principal contribuição, esta pesquisa trará evidências empíricas dos níveis de maturidade da analítica dos dados. Ademais, trará contribuições para as temáticas de sistemas de medição de desempenho e de analítica de dados e para o aperfeiçoamento da prática nas organizações, na medida em que identifica, inclusive abordando conceitos como a democratização dos dados e agilidade dentro das organizações.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Nesta seção, é apresentada a revisão de literatura acerca do tema proposto. Em um primeiro momento, serão abordados os conceitos da analítica de dados, uso de dados e maturidade analítica de dados. Finda-se descrevendo os estudos empíricos sobre a temática dos dados.

2.1 Analítica de dados

As origens da analítica de dados podem ser encontradas em exercícios de gerenciamento no final do século 19, muito antes de os primeiros computadores estarem disponíveis. No início dos anos 1900, o trabalho já era medido e otimizado com base na precisão do movimento de trabalho de um funcionário individual da fábrica (Taylor, 1914). Assim, mesmo sem maiores recursos e ferramentas, as análises já eram realizadas.

Analytics, de forma simples, pode ser entendida como a análise de dados e de estatísticas realizada de forma sistemática por meios computacionais, como definido por Oxford University (2020). O conceito é comumente relacionado à *big data*, pois, como dizem Gandomi e Haider, (2015, p. 4, *big data* não vale nada no vácuo; seu valor potencial é desbloqueado apenas quando aproveitado para impulsionar a tomada de decisões. Com a evolução tecnológica, atualmente, *Big Data Analytics* (BDA), ou analítica de dados, pode ser definido como “uma nova geração de tecnologias e arquiteturas projetadas para extrair valor econômico de volumes muito grandes de uma ampla variedade de dados, permitindo a captura, descoberta e/ou a análise de alta velocidade” (Milakef *et al.*, 2019, p. 2). O conceito BDA surgiu da necessidade de gerir eficazmente grandes volumes de dados para melhorar a visão do negócio.

Desta forma, o BDA surgiu como um campo de interesse relacionado à inteligência e à análise de negócios (Gupta *et al.*, 2018). Os termos ‘*Big Data*’ (BD), ‘*Big Data Analytics*’ (BDA) e ‘*Business Analytics*’ (BA) tornaram-se cada vez mais importantes para acadêmicos e para profissionais de negócios em áreas relacionadas a TIC e a outras disciplinas. ‘*Business Analytics*’ (BA) e *Business Intelligence* (BI) são frequentemente usados de forma intercambiável pelos profissionais. Buitelar (2018) explica que BA é um termo que vem ganhando popularidade com o passar dos anos. Além disso, os executivos reconhecem cada vez mais os benefícios potenciais associados ao uso dos dados (Thirathon *et al.*, 2017).

Além dos benefícios, também podem ser identificados alguns desafios com o uso da analítica de dados. Estes podem ser: éticos (como a privacidade dos dados), computacionais (como a quantidade de dados e sua variabilidade), qualitativos (como o processo de limpeza ou redução dos dados), dentre outros, tais como o processamento de dados em tempo real (Chen; Zhang, 2014; Soto, 2017). Apesar dessas dificuldades, seu uso é indispensável para o mercado, pois fornece ganho competitivo e fortalecimento estratégico.

Na era da transformação digital, a análise de dados tem um papel crucial na tomada de decisão nas organizações. McDougal (2023) ressalta que as empresas possuem uma grande quantidade de informações sobre o cliente, mas não as utilizam para realizar decisões informadas; elas tentam otimizar todas as experiências em todos os canais, o que é difícil e inviável pela perspectiva de custos.

As estratégias de negócios são cada vez mais dependentes de dados, e o BDA está redefinindo inovação, competição e produtividade (Côrte-Real *et al.*, 2019). O BDA suporta o conjunto de tecnologias, métodos e aplicativos avançados para armazenamento, gerenciamento e análise de dados, a fim de melhorar a tomada de decisão (Chen *et al.*, 2012). Ahmad *et al.* (2023) enfatizam que as empresas estão coletando uma série de dados para alcançar maior competitividade em todo o mundo, e que a BA fornece muitas ideias sobre os dados com a ajuda do conhecimento de negócios, o que é uma vantagem para apoiar os processos de tomada de decisão. Inclusive, de acordo com Ashraf *et al.* (2019), a BA melhora a qualidade da informação e as capacidades inovadoras.

Medeiros *et al.* (2021) explicam que, assim, o *Big Data* está mais relacionado à tecnologia, enquanto a *Business Analytics* suporta a tomada de decisões em vários níveis dentro da organização. Portanto, as organizações precisam, primeiro, coletar e armazenar dados e, em seguida, aplicar os processos de análise de negócios. A analítica de dados busca, entre seus desafios, transformar dados brutos em informação e analisá-los, de forma a contribuir substancialmente com o processo decisório, viabilizando a implementação de ações, através do uso de modelos quantitativos, que, em última análise, podem trazer benefícios à gestão (Correia Neto; Marques, 2020).

Em um contexto empresarial e tecnológico, BDA refere-se ao processo de coleta, transformação, análise e interpretação de dados para extrair ideias e informação valiosa que pode ser usada para tomar decisões e orientar ações estratégicas. Cada vez mais as empresas recorrem ao BDA como uma fonte potencial de vantagem competitiva no mercado volátil e em mudança de hoje (Cadden, 2023).

Para o presente estudo, fazemos uma análise geral, sem foco em um tipo específico da analítica de dados. Conforme Lima (2022), a analítica de dados se divide em quatro tipos, conforme exhibe o Quadro 1.

Quadro 1 – Tipos de Analítica de dados

| Análise preditiva | Análise prescritiva | Análise descritiva | Análise diagnóstica |
|---|--|--|---|
| Prediz o futuro, ou seja, traz à tona possibilidades futuras por meio da observação de padrões no banco de dados analisado. Também é conhecida como <i>Data Science</i> . Prognósticos confiáveis e sólidos. Usa tecnologias sofisticadas de mineração de dados, além de indicadores estatísticos e históricos. Esse tipo de análise antecipa tendências, possibilitando correções pontuais em estratégias empresariais em curso. | O objetivo é mostrar ao gestor quais serão as possíveis consequências de cada ação tomada na empresa. Dessa forma, esse tipo de análise auxilia na escolha da estratégia mais adequada aos objetivos predeterminados, o que permite potencializar os resultados. | O foco está no presente, fornece ao gestor uma compreensão completa e em tempo real dos acontecimentos. Seu objetivo é visualizar determinados cenários econômicos para que, com base em dados, as melhores decisões sejam tomadas e as ações sejam postas em prática. | Pode fornecer um relatório que revela os detalhes de cada desdobramento de ações que levaram a um determinado problema em processo. A partir disso, você pode alterar estratégias não funcionais e reforçar aquelas que estão sendo eficazes. |

Fonte: Elaborado pela autora, baseado em Machado (2018, p. 86-87).

Para o direcionamento de cada organização, um determinado tipo de análise pode ser mais adequado. Quando o objetivo da empresa for antecipar os efeitos de uma decisão, o uso da análise de dados preditiva é mais indicado (Lima, 2022). Nesse tipo de diagnóstico, são preparados modelos estatísticos com base em regressão, pelos quais se estabelecem relações de causa e efeito. Dessa forma, uma empresa pode antecipar os resultados das suas ações pela aplicação de fórmulas estatísticas (Machado, 2018). Contudo, ao buscar avaliar probabilidades diante de uma decisão específica, a aplicação da análise prescritiva é capaz de fornecer respostas às perguntas formuladas (Machado, 2018).

A análise descritiva se empenha em compreender o que está acontecendo agora, para evitar os temíveis gargalos de produção, muitos dos quais são aparentemente invisíveis (Lima, 2022). Nesse sentido, as análises desse tipo ajudam a responder a perguntas como “o que está acontecendo?” (Machado, 2018).

A análise diagnóstica está na mesma linha da descritiva e serve para entender o contexto atual (Lima, 2022). A diferença é que, nela, o objetivo é explicar o porquê do acontecimento e as razões por trás do acontecido. Logo, ela é indicada para as empresas que já passaram por uma turbulência e que, no futuro, desejam ter meios para lidar com os mesmos problemas caso eles venham a se repetir (Machado, 2018).

A analítica de dados, foco do presente estudo, confunde-se com outros conceitos correlatos, pois todos atuam no estudo e no tratamento de dados. Para facilitar o entendimento, convém esclarecer as diferenças entre Ciência de dados, *Big data* e Analítica de dados, conforme descrito no Quadro 2.

Quadro 2 – Ciência de dados, *Big data* e Analítica de dados

| Ciência de dados | <i>Big data</i> | Analítica de dados |
|---|---|---|
| <ul style="list-style-type: none"> - A partir de estatísticas, matemática e programação, atuam na captura de dados visando encontrar padrões, e combinam essa atividade com as de limpeza, preparação e organização dos dados. Usam como forma de captura a mineração de dados e de texto. - Atuam sobre dados estruturados, não estruturados e semiestruturados. - Faz-se importante conhecer linguagens como <i>Python</i>, <i>R</i>, <i>SAS</i>, <i>Java</i>, <i>Perl</i>, <i>C/C++</i>, além de plataformas como <i>Hadoop</i> e <i>SQL</i>. | <ul style="list-style-type: none"> - É a descrição dos imensos volumes, variedade, velocidade, veracidade e valor dos dados. - A tendência de crescimento do dado é exponencial. - Possui um conjunto de aplicações, <i>software</i> e ferramentas que auxiliam no armazenamento dessas informações. - Seu processamento se dá com dados brutos que não são agregados ou organizados – e, na maioria das vezes, é impossível armazenar na memória de um único computador. - Necessita de uma estratégia bem definida de armazenamento, organização e interpretação. Atua majoritariamente em dados não estruturados. | <ul style="list-style-type: none"> - É o exame de dados brutos que visa detectar padrões e tirar conclusões sobre os grupos de informação analisados a partir da análise, da organização e da interpretação dos dados acumulados. - É feito a partir da utilização de tecnologias e <i>softwares</i> específicos, e seu principal objetivo é o auxílio na tomada de decisões. - Obedece a uma sequência no seu processo de processamento, organização, análise, desdobramento de algoritmos, observação e tomada de decisões. - Desenvolvimento de produtos ou serviços a partir dos dados obtidos. |

Fonte: Elaborado pela autora, baseado em Lima (2022).

Castrounis (2016, n.p.) afirma que a Ciência de dados é “um termo que engloba todas as técnicas e ferramentas usadas durante os estágios do ciclo de vida de dados úteis”, isso porque ela tem como um dos seus objetivos o estudo do dado. Além disso, foi a partir dela que se iniciou o processo de descoberta de conhecimento que tem como uma das etapas a mineração de dados e texto.

O *Big data*, ou os ‘conjuntos de dados extremamente grandes’ que os tradicionais modelos não foram capazes de tratar, usa tecnologias de extração e captura de dados diferenciadas e de grande porte de processamento (Lima, 2022).

A analítica de dados emprega essas tecnologias especializadas e frequentemente inovadoras para “tratar” e mostrar os dados de maneira eficiente. Cabe a ele efetuar as análises e as combinações que foram extraídas pelas ferramentas (Lima, 2022).

Com a construção dessas tecnologias que impactaram o campo da informação, conforme visto previamente neste texto, essa relação será descrita na próxima seção.

2.2 O uso dos dados na tomada de decisão e como parte integrante na cultura organizacional

Foi dada uma ênfase significativa para compreender o impacto das diversas aplicações de analítica de dados no desempenho das empresas, e que atraiu considerável atenção dos pesquisadores (Elhoseny *et al.*, 2020). Tem-se observado um aumento representativo de organizações que tem acelerado a implementação de atividades de *big data* para desenvolver *insights* críticos que podem promover estratégias no meio organizacional (Li *et al.*, 2022).

Os dados são considerados um ativo crítico das empresas, e podem ser usados para tomar decisões estratégicas (Agarwal; Dhar, 2014; Shajalal *et al.*, 2023). Nam *et al.* (2019) explicam que, o uso dos dados através do BA tem recebido atenção considerável em vários setores para obter uma vantagem competitiva.

As organizações aderiram a esse movimento de usar volumes cada vez maiores de dados, muitas vezes em capacidade de armazenamento equivalente a *tera* ou *petabytes*, para prever melhor os resultados, com uma maior precisão. Por exemplo, o *Global Pulse* das Nações Unidas é um a iniciativa que utiliza novas fontes de dados digitais, como chamadas móveis ou pagamentos móveis, com tempo real de análise e mineração de dados para auxiliar no desenvolvimento de esforços de implementação e compreensão das vulnerabilidades emergentes (George; Haas; Pentland, 2014). Notoriamente, quanto mais as empresas se caracterizam como orientadas a dados, melhor desempenham medidas objetivas de resultados financeiros e operacionais (Oliveira, 2023).

Mangueira e Alves (2014) afirmam que os dados podem se transformar em poderosas ferramentas para identificar novas oportunidades, definir estratégias, minimizar os riscos e desenvolver novos produtos e/ou serviços que possam proporcionar vantagens competitivas para as organizações. Nesse contexto, a análise de dados aplicada à tomada de decisão aparece como ferramenta que envolve questões bem mais profundas do que apenas definir o tipo de análise e os requisitos de variáveis. A incorporação desse processo e, conseqüentemente, a geração de impacto nos negócios, exige o envolvimento de toda a empresa através da cultura empresarial (Díaz; Rowshankish; Saleh, 2018).

Capra (2017) defende que uma orientação a dados não deve ser apenas uma implementação técnica, mas sim uma implementação cultural. Uma cultura forte, e alinhada com a agilidade, promove a inovação, a colaboração e a capacidade de resposta rápida às mudanças.

A cultura de análise de dados fornece vantagens em relação aos métodos tradicionais de previsão. Nestes, parte da variação permanece inexplorada no modelo de previsão, quando na verdade pode haver padrões não descobertos (Kharfan; Chan; Efendigil, 2020). Passar de uma cultura tradicional para uma cultura analítica significa mais *insights* a partir de dados, e reforça a importância do fator humano no processo de uso dos dados.

Quando a cultura é levada em consideração, a organização se abre para que as tecnologias de *big data analytics* modifiquem a maneira como as organizações operam e auxiliem os gestores a tomarem decisões inteligentes (Li *et al.*, 2022). Com isso no radar, as empresas utilizam *big data analytics* para revolucionar a tecnologia de processamento de informações e os seus métodos de análise, melhorando a capacidade de coleta de informações, sendo amplamente utilizado em diversos aspectos de diferentes áreas (Lioutas; Charatsari, 2020).

Bean (2021) relata que os desafios culturais, e não os tecnológicos, representam o maior obstáculo em torno das iniciativas de dados na opinião de grandes executivos. Além disso, as capacidades de força de trabalho também são consideradas importantes, pois é necessário que os tomadores de decisão possuam habilidades e competências adequadas. Sendo assim, para melhorar a capacidade de tomada de decisão orientada por dados de qualidade, os tomadores de decisão precisam ter a capacidade de interpretar os resultados de *big data analytics*, entendendo suas devidas implicações (Mathoho; Pillay, 2021).

O tipo de valor possibilitado pela analítica de dados inclui a inovação de novos modelos de negócios, bem como de produtos e serviços, necessidades dos clientes, identificação, facilitação em lidar com desafios de negócios, gestão de riscos, gestão de qualidade e capacitação tomada de decisão através de maior visibilidade (Shahriar, 2016). Reforçando que valor é o impacto positivo que permeia a obtenção do resultado desejado depois de usar um sistema (Viswanath *et al.*, 2012); para tanto, as ferramentas de *big data analytics* podem fornecer resultados de análise científica para as organizações, mudando e melhorando a eficácia da tomada de decisão (Delgado *et al.*, 2019).

Nesse sentido, uma cultura organizacional que promove agilidade é um dos principais impulsionadores do sucesso de uma empresa, uma vez que a analítica de dados auxilia na parte técnica da construção dos modelos decisórios, comunicando os resultados de maneira compreensível.

Portanto, os tomadores de decisão devem ter conhecimento para poder solucionar problemas estratégicos e habilidades analíticas, afim de implementar decisões eficientes e eficazes (Mathoho; Pillay, 2021). A analítica de dados e a tomada de decisão nas organizações

geram outros produtos benéficos, como, por exemplo, uma maior agilidade organizacional e um envolvimento de toda a organização no uso dos dados.

2.2.1 Agilidade organizacional e democracia de dados

Hanssen (2010) vê agilidade como a capacidade de uma organização responder rápida e eficazmente a um ambiente de negócios em mudança imediata. Ossola *et al.* (2020), reforçam essa ideia, explicando que a agilidade organizacional está em responder as mudanças externas em tempo hábil. Tal agilidade é classificada como um tipo de capacidade dinâmica, gerencial, inerente ao indivíduo, condicionada à habilidade do líder em motivar sua equipe, com o intuito de construir, integrar pessoas de forma abrangente alinhando estratégia, estrutura, pessoas, processos e tecnologias. Conforme Crick e Chew (2020), evoluindo, pode-se ver que a capacidade de uma organização de rapidamente reconfigurar e implantar seus recursos – agilidade organizacional –, depende de suas rotinas organizacionais.

As organizações estão constantemente enfrentando mudanças e necessidade de adaptações, e esses constantes desafios, quando combinados com os riscos mais tradicionais dos ciclos de vida dos negócios e da economia, obrigam as organizações a se adaptarem ao novo ambiente com agilidade organizacional (Crick; Chew, 2020). No entanto, embora haja muitas promessas através das lentes do intangível desenvolvimento de capacidades em apoio à vantagem competitiva, para as empresas, a literatura sobre capacidades de inovação orientada por dados é atualmente inconclusiva, e uma área negligenciada de investigação acadêmica a esse respeito (Ciampi *et al.*, 2021).

Portanto, conforme explicado por Cardozo (2022), a agilidade organizacional é um componente importante da capacidade de uma organização de sobreviver e se desenvolver em um ambiente turbulento, e é proporcionada por capacidades organizacionais de baixo nível.

Assim, o uso de *big data* pode fornecer informações relevantes que contribuem para o aumento das vantagens competitivas das organizações (Adrian *et al.*, 2017). A agilidade organizacional é uma dessas vantagens, e pode auxiliar as organizações a ajustar rapidamente suas estruturas, a reconfigurar recursos e a responder às mudanças do mercado (Harsch; Festing, 2020).

Da mesma forma que a agilidade organizacional precisa responder rápido às mudanças, a transformação movida pela necessidade de inovação impulsionou as empresas na corrida pelos dados – que se intensificou, em 2019, com os dados de clientes passando a ser os mais valiosos (Busby, 2019). As empresas entendem que a utilização de *analytics* pode trazer

uma vantagem competitiva, mas muitas delas não sabem como alcançar esta vantagem (Mikalef *et al.*, 2018). Na intenção de acertar, as empresas vêm se estruturando e aperfeiçoando o acesso e análise dos dados. Assur e Rowshankish (2022) relatam que a utilização de dados em 2025 será tão integrada ao cotidiano, que as atividades dos funcionários serão otimizadas por meio dos dados, sendo incorporados em todas as decisões, as interações e os processos.

Com o foco na inovação e na evolução, aparece o movimento da democracia de dados, que busca democratizar o acesso a informações e tornar o processo de tomada de decisão mais inclusivo. Com a democracia dos dados, um papel que ganha visibilidade e importância é o do *Citizen Data Science* (CDS), que, segundo Gartner (2018), é uma pessoa que cria ou gera modelos que usam análises avançadas de diagnóstico ou recursos preditivos e prescritivos, mas cuja função principal está fora do campo de estatísticas e análises. Esse papel tem mais facilidade no entendimento do valor do dado utilizando ferramentas do que cientistas de dados, que, conseqüentemente, conseguem tomar decisões mais rápidas.

Importante destacar que, além de quebrar os “silos”, uma das principais razões pelas quais as empresas devem tornar os dados mais acessíveis está relacionada à habilidade dos funcionários de compreender as informações e realizar suas próprias análises de dados para embasar suas decisões (Lefebvre; Legner; Fadler, 2021). Um resultado importante do maior envolvimento dos usuários nos detalhes básicos dos dados é a crescente importância da alfabetização em dados em toda a organização, acrescenta Stodder (2023).

Segundo Giri e Mansi (2022), mudanças precisam ser feitas para que a reação e o aprendizado aconteçam de forma rápida e no momento apropriado; conseqüentemente, precisa ser criada uma agilidade estratégica. Mais do que nunca, as organizações precisam ter o controle de seus dados e a capacidade de agir rapidamente e de responder às mudanças com agilidade (Dehghani, 2021). Nesse sentido, a democratização dos dados é mais do que um acesso simplificado às informações. Ela representa a essência da transformação digital, por equipar, sejam as áreas de negócios ou os indivíduos, com as tecnologias modernas suficientes para superar os desafios cotidianos (Lopes, 2023). Quanto mais pessoas em uma organização têm acesso a dados e são capacitadas para usá-los, mais a agilidade organizacional é impulsionada, uma vez que as decisões podem ser tomadas de forma mais rápida e eficiente.

A partir desse cenário, entra a importância da maturidade analítica dos dados. Conforme Röglinger e Pöppelbuß (2011), maturidade é um estado em que, quando otimizado para um contexto organizacional específico, não é aconselhável prosseguir com qualquer ação adicional. Contudo, não é um fim, porque é uma “meta móvel e dinâmica”.

2.3 Maturidade em analítica de dados

Uma analítica de dados madura permite que as organizações usem efetivamente os dados nas decisões de negócios, e um número cada vez maior de entidades decide medir e avaliar a eficácia das medidas tomadas com base em dados coletados, e não na mera intuição ou especulação, através de um processo que incrementa gradualmente o conhecimento das pessoas e a assertividade dos processos (Król; Zdonek, 2020).

O modelo de maturidade é utilizado em diferentes áreas de conhecimento, a fim de indicar um roteiro de melhoria para as organizações (Freitas *et al.*, 2020). Permite-se, com isso, identificar as atividades-chave para incentivar uma organização a atingir níveis mais elevados de maturidade em seus processos (Freitas *et al.*, 2020b). Possibilita também medir e avaliar a situação atual de maturidade (Król; Zdonek, 2020), buscando alcançar níveis mais altos de maturidade de forma progressiva. Desse modo, é possível planejar e ampliar as ações de forma gradual, expandindo os benefícios alcançados (Freitas *et al.*, 2020).

Segundo a Red Innovation (2022), um modelo de maturidade analítica é uma sequência de etapas ou de estágios que representam a evolução da empresa na forma como ela utiliza os dados no contexto corporativo. Esses modelos avaliam e descrevem a eficiência com que as empresas usam seus recursos para obter valor a partir dos dados. Eles também servem como um guia no processo de transformação analítica. A maturidade analítica de uma empresa, por sua vez, está diretamente relacionada a como ela utiliza os dados coletados em sua rotina.

A maturidade analítica não consiste simplesmente em ter alguma tecnologia instalada; envolve tecnologias, recursos, gestão de dados, governança e componentes organizacionais. As perguntas apresentadas por esta ferramenta de avaliação indagam sobre a situação atual e os planos futuros da organização em áreas que afetariam o sucesso de um programa de análise (TDWI, 2023).

Para investigar como está a maturidade analítica de uma empresa, é preciso saber até que ponto se extrai o potencial encapsulado nas suas informações por meio do gerenciamento de dados, da análise estatística e quantitativa, e em como se aplicam essas informações nas suas tomadas de decisão (Red Innovation, 2022).

Dessa maneira, pode-se conceituar modelo de maturidade como um guia que, a partir de critérios e indicadores, define o estado atual para o desenvolvimento de um processo ou de uma atividade. Além disso, o modelo fornece critérios e características que precisam ser atendidos para se atingir um determinado nível de maturidade (Król; Zdonek, 2020).

Em síntese, as organizações empresariais atuam em ambientes cada vez mais competitivos. Assim, em um cenário global de competição acirrada e cheio de riscos, é preciso conduzir seus processos internos de maneira eficiente – ou seja, é essencial que as organizações tenham suporte para a tomada de decisões que alinhem seus processos a suas estratégias de negócio (Santos; Costa, 2019).

Outrossim, o grau de maturidade caracteriza um estado de desenvolvimento dentro de uma escala, determinada por um ponto inicial (menor grau de desenvolvimento) e por um ponto final (maior grau de desenvolvimento) (Becker *et al.*, 2009). Os mesmos autores também apontam que uma mudança para um grau maior pode ser vista como um percurso, e cada nível de maturidade possui suas respectivas características.

2.3.1 Modelos de maturidade analítica

Os modelos de maturidade são estruturados em níveis ou estágios, sendo que o caminho natural para atingir os estágios superiores de maturidade é o desenvolvimento gradativo, de estágio em estágio, indicando que capacidades organizacionais foram adquiridas ou aperfeiçoadas (Röglinger; Pöppelbuss; Becker, 2012).

Os onze principais modelos de maturidade em analítica de dados, segundo Krol e Zdonek (2020), são: *Analytic Processes Maturity Model (APMM)*, *Analytic Maturity Quotient Framework*, *Blast Analytics Maturity Assessment Framework*, *DAMM - Data Analytics Maturity Model for Associations*, *Delta Plus Model*, *Gartner's Maturity Model for Data and Analytics*, *Logi Analytics Maturity Model*, *Online Analytics Maturity Model*, *SAS Analytics Maturity Scorecard*, *TDWI Analytics Maturity Model* e *Web Analytics Maturity Model*.

2.3.1.1 Analytic Processes Maturity Model (APMM)

Krol e Zdonek (2020) apresentam que o Modelo de Maturidade de Processos Analíticos (APMM) é uma estrutura que avalia a maturidade do processo analítico de uma organização. A estrutura é baseada em alguns conceitos básicos: modelos analíticos, infraestrutura analítica e operações analíticas.

O APMM é amplamente baseado na Capacidade Modelo de Maturidade, que é a base para medir a maturidade dos processos de desenvolvimento de *software*, e identifica processos relacionados à análise em seis áreas de processos principais: (1) construção de modelos analíticos; (2) implantação de modelos analíticos; (3) gerenciamento e operação de

infraestrutura analítica; (4) proteção de ativos analíticos através de políticas e procedimentos apropriados; (5) operação de uma governança analítica estrutura; e (6) identificação de oportunidades analíticas, de tomadas de decisões e de alocação de recursos baseado em uma estratégia analítica (Figura 1).

Figura 1 - Analytic Process Maturity Model (APMM) – Analytic Process Maturity Model (APMM) – cinco níveis de maturidade das organizações



Fonte: Elaborada pela autora, baseado em Krol e Zdonek (2020).

Com base na maturidade desses processos, o APMM divide as organizações em cinco níveis de maturidade: (1) organizações que podem construir relatórios; (2) organizações que podem construir e implantar modelos; (3) organizações que possuem processos repetíveis para construir e implantar análises; (4) organizações que possuem processos consistentes em toda a empresa para análise; e (5) empresas cuja análise é orientada pela estratégia (Grossman, 2018).

2.3.1.2 Analytic Maturity Quotient Framework

O Quociente de Maturidade do *Analytics* é baseado em uma avaliação de: (1) qualidade dos dados (DQ) – a qualidade ruim dos dados pode prejudicar gravemente a capacidade de uma organização aprender sobre seus clientes e seus produtos através de dados; consequentemente, a qualidade dos dados é a base sobre a qual se baseia a análise; (2) dados liderança (L) – os líderes orientados por dados não apenas confiam nos dados para provar/refutar suas próprias crenças sobre oportunidades de negócios, mas também estão abertos a aprender com eles, independentemente das suas crenças; (3) pessoas com habilidades analíticas (P) – pessoas com as habilidades analíticas certas, bem como habilidades técnicas para analisar dados e habilidades interpessoais/comerciais para preencher a lacuna entre os dados e os negócios; (4) dados processo de tomada de decisão (D) – uma vez que a liderança e as pessoas estejam instaladas, os dados precisam ser inseridos no processo de tomada de decisão; e (5) infraestrutura ágil (I).

Em termos matemáticos,

$$AMQ = DQ (0,4 L + 0,3 P + 0,2 D + 0,1 I) (1)$$

2.3.1.3 *Blast Analytics Maturity Assessment Framework*

A avaliação de maturidade analítica *Blast* testa seis áreas de processos principais e fatores de sucesso nas seguintes dimensões: estratégia, governança, gerenciamento de dados, *insights*, evolução e recursos.

Em cada dimensão de avaliação, são atribuídos de 1 a 6 pontos, o que permite que uma organização seja colocada em um estágio de desenvolvimento selecionado (Figura 2). A estrutura de avaliação de maturidade do *Blast Analytics* é baseada no modelo de maturidade do *Online Analytics* desenvolvido por S. Ham.

Figura 2 – Estágios da maturidade analítica do modelo Blast



Fonte: Elaborado pela autora, baseado em Krol e Zdonek (2020).

Uma avaliação de maturidade analítica inclui uma pesquisa entre os funcionários realizada trimestralmente (Avaliação). Isso proporciona uma oportunidade para avaliar as circunstâncias e a implementação de análises (*Benchmark*). Os estudos fornecem a base para o desenvolvimento de uma estratégia de desenvolvimento analítico, levando em conta as condições atuais (Roteiro Estratégico).

Por sua vez, a estratégia fornece a base para um plano de ação que visa garantir o cumprimento dos objetivos definidos (Figura 3).

Figura 3 - A avaliação de maturidade analítica Blast



Fonte: Elaborada pela autora, baseado em Krol e Zdonek (2020).

2.3.1.4 *DAMM - Data Analytics Maturity Model for Associations*

Segundo a *Association Analytics*, na economia da informação, os dados são reis. Mas aproveitar os dados é um desafio, especialmente para associações. O modelo DAMM foi disponibilizado como uma ferramenta de apoio à avaliação de maturidade analítica para associações e organizações sem fins lucrativos (DAMM para Associações). É uma resposta à demanda por tais análises, notificadas por membros de diversas organizações da indústria (reunião da *Association Analytics Network*).

O modelo DAMM foi desenvolvido pela *Association Analytics (A2)*, e avalia os quatro elementos chave da análise de dados: organização e cultura, arquitetura/tecnologia, governança de dados e alinhamento estratégico. Uma avaliação de uma organização nessas dimensões permite que ela seja colocada em um dos cinco estágios de maturidade analítica (Figura 4).

Figura 4 – Cinco estágios do DAMM



Fonte: Elaborada pela autora, baseado em Krol e Zdonek (2020).

2.3.1.5 *Delta Plus Model*

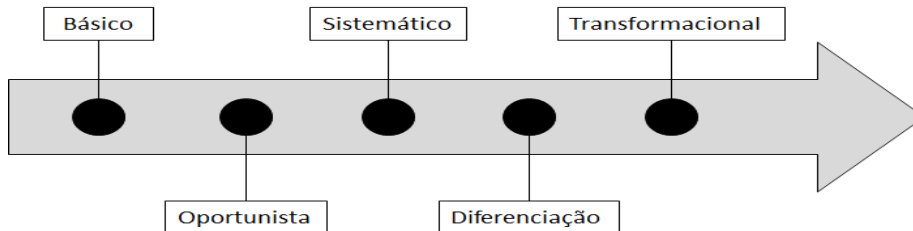
Analytics Maturity Assessment (AMA) é uma ferramenta desenvolvida pelo Instituto Internacional para Analytics (IIA), projetado para examinar uma organização e avaliar sua capacidade de aplicar análise. Esta avaliação é realizada com base no modelo DELTA Plus e traz cinco etapas de maturidades analíticas, conforme Davenport e Harris (2017).

No nome do modelo, a letra “D” representa os dados, que são relevantes para a obtenção de valor de negócio, “E” para “Empresa”, e a forma como está orientada para BA, “L” para “Liderança”, “T” para “Objetivos” (Target) estratégicos, que servem de base para a tomada de iniciativas analíticas e “A” para “analistas”. Adicionalmente foram acrescentadas duas novas vertentes: “T”, de “tecnologia” e “A”, de “técnicas analíticas”. Este modelo, para além de ser o que avalia mais dimensões nas empresas, é público e facilmente acessível.

2.3.1.6 *Gartner’s Maturity Model for Data and Analytics*

De acordo com o Modelo de Maturidade para Dados e Análise do *Gartner*, uma organização é colocada em um dos cinco estágios de maturidade analítica que são caracterizados por atributos selecionados (Figura 5).

Figura 5 - Gartner's Maturity Model for Data and Analytics



Fonte: Elaborada pela autora, baseado em Krol e Zdonek (2020).

Considerando o Modelo de Maturidade para Dados e Análise do *Gartner*, descrevem-se os seguintes níveis:

- a) Nível 1: Básico
- b) Nível 2: Oportunista
- c) Nível 3: Sistemático
- d) Nível 4: Diferenciação
- e) Nível 5: Transformacional.

2.3.1.7 Logi Analytics Maturity Model

A melhor maneira de tornar a análise uma parte natural do trabalho diário é integrá-la aos negócios formulários. No Modelo de Maturidade *Logi Analytics*, foi adotada a suposição de que, quanto mais oportunidades sofisticadas para análise de dados são implementadas na estrutura dos aplicativos usados diariamente, maior será o grau de utilização da análise no trabalho diário. O *Logi Analytics Maturity Model* (LAMM) tem cinco estágios de maturidade analítica, do *Standalone Analytics* (nível 0) para *Genius Analytics* (nível 4) (Figura 6).

Figura 6 – Cinco estágios do Logi Analytics Maturity Model



Fonte: Elaborada pela autora, baseado em Krol e Zdonek (2020).

O Logi também disponibiliza uma ferramenta de autoavaliação.

2.3.1.8 *Online Analytics Maturity Model*

Na era digital, a capacidade de processar grandes conjuntos de dados para extrair significado e *insights* é uma necessidade para vantagem competitiva. O *Online Analytics Maturity Model* (OAMM) ajuda as organizações a analisarem o espelho e entenderem quem eles são e do que são capazes. A OAMM oferece uma referência (com pesquisa de autoavaliação gratuita), para identificar onde a organização se situa, em comparação com outras organizações do setor. No Modelo de Maturidade do *Online Analytics*, a organização é avaliada em seis dimensões.

2.3.1.9 *SAS Analytics Maturity Scorecard*

SAS Analytics Maturity Scorecard de uma organização é elaborado com base em uma análise realizada em quatro dimensões: (1) Cultura: uso de dados e de análises pelos tomadores de decisão, (2) Prontidão do processo interno, (3) Capacidades Analíticas e (4) Ambiente de Dados: Infraestrutura e Software. De acordo com *SAS Analytics Maturity Scorecard*, uma organização pode ser colocada em uma das cinco análises de estágios de maturidade.

2.3.1.10 *Web Analytics Maturity Model*

Uma avaliação da extensão em que a análise da Web é usada em uma organização é possibilitada pelo chamado Modelo de Maturidade de *Web Analytics* (WAMM). O modelo WAMM inclui a pontuação de uma organização em seis dimensões, o que a coloca numa fase específica de desenvolvimento analítico: (1) gestão, governança e adoção; (2) definição de objetivos; (3) escopo; (4) a análise equipe e experiência; (5) processo de melhoria contínua e metodologia de análise; e (6) ferramentas, tecnologia e integração de dados – os tomadores de decisão confiam em percepções, decisões históricas e crenças não validadas.

2.3.1.11 *TDWI Analytics Maturity Model*

TDWI é a sigla para *The Data Warehouse Institute*, fundado em 1995 e que tem como missão educar e orientar profissionais de todo o mundo em como construir soluções com o uso inteligente de dados, e entender melhor os seus processos de dados (Pastori, 2012). Dessa forma, é possível identificar gargalos e possíveis pontos de melhoria. Entre os diversos modelos de maturidade analítica descritos neste estudo, para atingir os objetivos desta pesquisa, será utilizado como parâmetro o modelo *TDWI Analytics Maturity Model*. Segundo Halper e Stodder (2014), o *TDWI Analytics Maturity Model Guide* é um modelo amplamente usado para avaliar análises de maturidade, e possui uma abordagem centrada na organização com menos foco em tecnologia.

O modelo tem suas raízes no *TDWI Business Intelligence Maturity Model* (Eckerson, 2009), modelo com estágios baseados no desenvolvimento de uma criança até um adulto maduro. Freitas (2020) reforça que o modelo desenvolvido pela TDWI permite às organizações entenderem em que estágio estão com relação à análise de dados, e qual caminho devem seguir, a fim de alcançar maior maturidade na área.

Na visão de Krol e Zdonek (2020), o modelo de maturidade analítica TDWI (*Transforming Data With Intelligence*) fornece a metodologia para medir e monitorar o status da implementação analítica na organização, e indica as ações que devem ser tomadas para desenvolver a cultura analítica da instituição.

O modelo de maturidade analítica da TDWI consiste em cinco estágios: incipiente/nascente, pré-adoção, adoção inicial, adoção corporativa e maduro/visionário. À medida que as organizações passam por estas fases, deverão obter maior valor dos seus investimentos. O modelo avalia a empresa com base em cinco dimensões, que pontuam entre 0 e 20, conforme descrito na figura 7.

Figura 7 – Dimensões e subdimensões do TDWI Analytics Maturity Model.



Fonte: Elaborado pela autora, baseado em Halper e Stodder (2014)

A avaliação do Modelo de Maturidade Analítica TDWI, através da aplicação do instrumento de investigação, apresenta uma visão geral das descrições para possibilitar a interpretação e suas pontuações. A partir daí, define-se o estágio de maturidade de cada organização. Segue descrição dos estágios no Quadro 3.

Figura 8- Quadro com Estágios do TDWI *Analytics Maturity Model*

| # | Estágio | Descrição |
|---|---------------------|--|
| 1 | Nascente/incipiente | O estágio inicial representa um ambiente de pré-análise. Geralmente, a cultura não é analítica, ou seja, as decisões são tomadas com base no instinto e na experiência ao invés de fatos e evidências. |
| 2 | Pré adoção | As pessoas estão começando a entender o poder da análise de dados para melhorar as decisões e, em última análise, os resultados de negócios. |
| 3 | Adoção inicial | Neste estágio a empresa está implementando ferramentas e metodologias de análise. Já é considerado gerenciamento com base em dados e relatórios. |
| 4 | Adoção corporativa | Neste estágio são utilizados diferentes tipos de dados, big data semiestruturados ou não estruturados, por seus esforços de análise. |
| 5 | Maduro/visionário | Nesta fase, as organizações estão executando programas analíticos sem problemas, usando uma infraestrutura altamente sintonizada com programas bem estabelecidos e estratégias de governança de dados. |

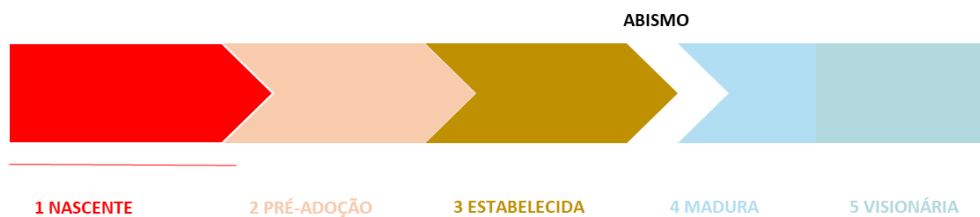
Fonte: Elaborado pela autora, baseado em Halper e Stodder (2014).

Detalhando cada fase mencionada, ao concluir a avaliação, essa descrição proporciona um contexto para a interpretação das pontuações. A avaliação objetivamente mensura a maturidade de um programa de análise em todas as dimensões fundamentais para extrair valor dos dados analíticos. Essas dimensões incluem organização, gestão de dados, infraestrutura, análise e governança.

a) Estágio 1: Nascente

Na figura 9, apresenta-se o estágio nascente, que representa um ambiente pré-analítico. Nesta fase, a maioria das empresas não está utilizando análises, exceto o uso de planilhas. Não há apoio real para o esforço, embora existam grupos de pessoas em toda a empresa que possam estar interessadas no valor potencial da análise e quem pode estar testando software de análise.

Figura 9 – Estágio nascente



Fonte: Halper e Stodder (2014).

b) Estágio 2: Pré-Adoção

À medida que a empresa sai do estágio inicial e entra no estágio de pré-adoção, ela começa a fazer seu dever de casa sobre análise. A equipe pode estar lendo sobre o assunto e talvez participando de treinamentos ou conferências. As pessoas estão começando a entender o poder da análise para melhorar as decisões e, em último caso, os resultados dos negócios, conforme figura 10.

Figura 10 – Estágio pré-adoção



Fonte: Halper e Stodder (2014).

c) Estágio 3: adoção antecipada/Estabelecida

Durante a fase de adoção inicial, a empresa está implementando ferramentas e metodologias analíticas. É pensar em gerenciamento de dados e em relatórios ou painéis. Os usuários geralmente passam muito tempo passando pela fase de adoção inicial, conforme figura 11.

Figura 11 – Estágio adoção antecipada/Estabelecida



Fonte: Halper e Stodder (2014).

d) O abismo

À medida em que as organizações tentam passar da adoção antecipada para a adoção corporativa, e ampliar o valor das análises para mais usuários e departamentos, as empresas devem superar uma série de obstáculos. Isto é, muitas vezes, por que eles passam muito tempo nesta fase, conforme figura 12.

Figura 12 – Abismo



Fonte: Halper e Stodder (2014).

e) Estágio 4: Adoção Corporativa/Madura

A adoção corporativa é a principal fase de cruzamento na jornada analítica de qualquer organização. Durante sua execução, os usuários finais normalmente se envolvem, e a análise transforma a forma como eles fazem negócios, conforme figura 13.

Figura 13 – Adoção Corporativa/Madura



Fonte: Halper e Stodder (2014).

f) Estágio 5: Madura/Visionária

Atualmente, apenas algumas empresas podem ser consideradas visionárias em termos de análise. Nesta fase, as organizações estão executando programas de análise sem problemas, usando uma infraestrutura altamente ajustada, com programas bem estabelecidos e estratégias de governança de dados. O acesso aos dados é bem governado, mas flexível, e está disponível para que os usuários possam explorar dados e desenvolver visualizações em um estilo de autoatendimento, que não depende completamente de TI (figura 14).

Figura 14 – Adoção Madura/Visionária



Fonte: Halper e Stodder (2014).

Diante dos modelos apresentados, a escolha do TDWI *Analytics Maturity Model* como o modelo adotado na presente pesquisa reflete uma decisão metodológica estratégica, focada em explorar e avaliar a maturidade analítica nas organizações científicas com um framework reconhecido e robusto. Esse modelo, desenvolvido pelo *The Data Warehousing Institute* (TDWI), oferece um arcabouço abrangente para avaliar as capacidades analíticas de uma empresa em diferentes estágios, desde o mais básico, focado em operações de relatório e análise de dados simples, até o mais avançado, caracterização pela inovação e pela diferenciação competitiva através de análises preditivas e prescritivas.

2.4 Estudos empíricos sobre analítica de dados

A análise de dados tem se destacado como uma disciplina fundamental nas últimas décadas, impulsionada pela crescente disponibilidade de dados em grande escala em diversas áreas do conhecimento e pela necessidade de extrair *insights* valiosos a partir desses dados. Para apresentar uma visão abrangente das práticas em uso, a revisão da literatura aborda tópicos que incluem analítica de dados, tomada de decisão, cultura organizacional, agilidade organizacional, democracia de dados e modelos de maturidade em analítica de dados.

Dos trabalhos científicos pesquisados, foram considerados para compor a base dos estudos empíricos os que efetivamente tratavam de analítica de dados ou *Analytics e maturidade analítica de dados*.

Seguindo com a boa prática de que o pesquisador deve responder a algumas perguntas quando do momento da pesquisa de estudos empíricos anteriores, Pagliarussi (2020) reforça que, como falar é mais fácil do que fazer, o pesquisador ou pesquisadora pode se beneficiar das sugestões de Brennan (2019b), que apresenta algumas perguntas que o autor pode fazer a si mesmo para definir de forma mais precisa as contribuições de seu artigo: (i) quais aspectos da pesquisa anterior o seu estudo está ampliando ou revisando? (ii) o que é único na sua argumentação ou contribuição? (iii) como sua contribuição adiciona valor ao conhecimento existente? (iv) em quais aspectos o conhecimento a respeito do seu fenômeno de interesse está subdesenvolvido? Após a avaliação dos trabalhos coletados, considerando-se objetivo deste trabalho, palavras-chave e os critérios de seleção, foram elencados os trabalhos apresentados no Quadro 4.

Quadro 3 - Estudos empíricos sobre analítica de dados.

| Autores | Objetivo | Metodologia | Resultado |
|----------------------------|--|---|--|
| Ahmad <i>et al.</i> (2023) | O objetivo deste estudo é examinar a continuidade da Analítica de dados no contexto de projetos de desenvolvimento de software e sistemas a partir da perspectiva dos profissionais de software paquistaneses. | Foi desenvolvido um instrumento de levantamento de navios baseado em um modelo bem estabelecido – ECM. O modelo adotado é investigado empiricamente por Bawack e Ahmad (2021) no contexto da análise de negócios. | O estudo examina as expectativas de bacharelado dos profissionais de software paquistaneses em projetos de desenvolvimento de software e sistemas, bem como suas intenções de continuar usando tecnologias de bacharelado adotadas por suas respectivas organizações. No fluxo de pesquisa de informação, estabelece-se que a continuidade dos sistemas de informação depende das expectativas de confirmação dos seus utilizadores. No entanto, não é avaliado no contexto dos profissionais de software do Paquistão e de sua continuidade de bacharelado em projetos de desenvolvimento de software e sistemas. O estudo utiliza o ECM como modelo teórico, o que destacou que a confirmação é um fator decisivo das intenções de continuidade da analítica de dados em projetos de desenvolvimento de software e sistemas. Ao contrário do modelo ECM, as descobertas mostram que a utilidade percebida e os fatores de compatibilidade tecnológica não contribuem para a intenção de continuidade do BA em projetos |

| Autores | Objetivo | Metodologia | Resultado |
|----------------------|--|---|---|
| | | | de software e sistemas no Paquistão. Os gerentes de projeto precisam estar atentos para que os indivíduos utilizem as ferramentas BA quando sua experiência real de uso confirmar sua expectativa inicial. Essa atenção cederá à maximização do valor dos investimentos da BA. Em resumo, este estudo contribuiu para a compreensão do uso da BA em projetos de desenvolvimento de software e sistemas e espera-se que estimule novas pesquisas na mesma linha. |
| Guedes Júnior (2020) | O objetivo deste trabalho é analisar como a ciência de dados pode contribuir no apoio à gestão em uma operadora de saúde. | Fundamentou-se no estudo de relatórios de gestão e de documentos das áreas impactadas pelos projetos estudados, além de dados colhidos da Unimed Brasil e da Agência Nacional de Saúde. Foram realizadas entrevistas a respeito dos projetos analisados, cuja realização foi feita em ambiente virtual, de forma pré-agendada e seguindo um roteiro pré-definido. | Com relação ao Sistema de Saúde Suplementar, não há dúvidas de que é preciso rever processos e investir em tecnologias capazes de aumentar o controle de custos e melhorar a qualidade da assistência ao cliente. O progresso em tecnologias da informação em saúde oferece novas oportunidades, traz benefícios em qualidade dos serviços médicos e amplia o resultado das operadoras de saúde. A ciência de dados, como ferramenta de gestão, tende cada vez mais a ser utilizada na obtenção e na análise de dados, compondo o arsenal estratégico para o setor. |
| Buitelaar (2018) | O objetivo geral desta tese é ajudar as organizações a se tornarem orientadas por dados, fornecendo o conjunto certo de conhecimento e ferramentas. Dividimos este objetivo em três componentes de pesquisa: Teoria, artefato e prática. | Para desenvolver o modelo de maturidade, utiliza revisão da literatura. | Aplicar melhores decisões aos desafios empresariais tem um enorme valor econômico. As organizações já estão colhendo todos os benefícios ao aplicar mecanismos de decisão baseados em dados, em todos os níveis e em toda a organização. |
| Król e Zdonek (2020) | Este artigo tem como objetivo revisar, caracterizar e analisar comparativamente modelos de maturidade analítica das organizações. Onze modelos de maturidade analítica de diversas | Este artigo descreve e analisa onze modelos de maturidade diferentes que podem ser usados para a avaliação da maturidade analítica das organizações. As | No mercado de serviços analíticos, cada vez mais modelos de maturidade analítica das organizações são desenvolvidos, e o número de entidades interessadas em realizar tal avaliação aumenta de forma crescente. Os modelos |

| Autores | Objetivo | Metodologia | Resultado |
|-------------------------|---|---|--|
| | organizações (AMMs) foram caracterizados. As características dos modelos foram desenvolvidas com base em uma pesquisa acadêmica revisão da literatura, bem como relatórios e publicações compartilhadas por operadores do setor analítico. | características dos modelos foram desenvolvidas com base em revisão de literatura acadêmica, bem como relatórios e publicações compartilhadas por operadores do setor analítico. | selecionados assumem um formato dedicado e personalizado e são preparados de forma a avaliar a maturidade analítica de entidades com perfil de negócio específico. |
| Freitas (2020) | Desenvolver um Modelo de Maturidade para adoção de Learning Analytics em Instituições de Ensino Superior. | Foi baseada na proposta por Becker et al. (2009). Ainda, a disposição da esquematização da pesquisa facilita a visualização de cada uma das etapas do trabalho e seus respectivos resultados. | <i>Learning Analytics</i> é um campo de pesquisa recente e sua utilização permite compreender e melhorar o processo de ensino e aprendizagem. No entanto, a adoção de LA é um desafio que compreende diferentes áreas e pessoas da instituição de ensino, exigindo uma ação planejada e coordenada a fim de ampliar as chances de sucesso e os benefícios obtidos. Nesta tese, apresentou-se uma proposta para apoiar as Instituições de Ensino Superior nessa tarefa, o MMALA - Modelo de Maturidade para Adoção de <i>Learning Analytics</i> . |
| Xavier e Martins (2016) | Apresentar uma análise comparativa entre os modelos de maturidade de Analytics com vistas a auxiliar os tomadores de decisão numa implantação. Foram utilizados critérios de projeto e de uso possibilitando a identificação de pontos fortes e fracos de cada um dos modelos analisados. | A análise dos modelos de maturidade de Analytics foram realizadas três etapas: a) Levantamento bibliográfico dos modelos de maturidade analítica; b) Classificação dos modelos de maturidade analítica; c) Análise dos modelos de maturidade analítica. | Os modelos de maturidade de Analytics estão ainda um pouco distantes de um modelo padrão do nível de informações do CMM, desenvolvimento de sistemas, na gestão de projetos e na TI. Nenhum dos modelos se tornou padrão de mercado ou é aplicado por profissionais certificados. |
| Estêvão (2022) | Identificar o panorama da maturidade analítica de empresas do setor da construção, em Portugal, com recurso a um modelo de maturidade analítica. | O modelo aplicado neste trabalho foi adaptado a partido do TDWI (Halper & Stodder, 2014), por ser dos únicos disponíveis abertamente online. | A maturidade analítica das empresas em estudo é baixa: um valor médio de 48,38 pontos, que corresponde ao nível de maturidade “Estabelecida”, o terceiro de cinco níveis do modelo da TDWI. Neste estado, a empresa já começou a pôr em prática algumas metodologias e ferramentas, assim como a |

| Autores | Objetivo | Metodologia | Resultado |
|---------|----------|-------------|--|
| | | | investir para atingir patamares mais elevados. |

Fonte: elaborado pela autora.

Como parte da ideação da presente pesquisa, é possível citar, como destaques dos estudos empíricos descritos no Quadro 4, o de Ahmad *et al.* (2023), quando examinam a continuidade da analítica de negócios no contexto de projetos de desenvolvimento de software e sistemas, a partir da perspectiva dos profissionais de software paquistaneses.

Guedes Júnior (2020) analisa como a ciência de dados pode contribuir no apoio à gestão em uma operadora de saúde.

Buitelaar (2018) se propõe a ajudar as organizações a se tornarem orientadas por dados, fornecendo o conjunto certo de conhecimento e ferramentas. Dividimos este objetivo em três componentes de pesquisa: Teoria, artefato e prática.

Król e Zdonek (2020) organizaram o estudo para revisar, caracterizar e analisar comparativamente modelos de maturidade analítica das organizações. Onze modelos de maturidade analítica de diversas organizações (AMMs) foram caracterizados. As características dos modelos foram desenvolvidas com base em uma pesquisa acadêmica do tipo revisão da literatura, bem como relatórios e publicações compartilhadas por operadores do setor analítico.

Freitas (2020) se propõe a desenvolver um Modelo de Maturidade para adoção de *Learning Analytics* em Instituições de Ensino Superior.

Xavier e Martins (2016) apresentam uma análise comparativa entre os modelos de maturidade de *Analytics* com vistas a auxiliar os tomadores de decisão numa implantação. Foram utilizados critérios de projeto e de uso possibilitando a identificação de pontos fortes e fracos de cada um dos modelos analisados.

Estêvão (2022) identifica o panorama da maturidade analítica de empresas do setor da construção, em Portugal, com recurso a um modelo de maturidade analítica.

Devido às mudanças tecnológicas constantes, e à necessidade das organizações de entenderem os movimentos necessários para se manterem competitivas, através dos trabalhos científicos estudados, aqueles aqui elencados se destacaram na busca de entendimentos relacionados ao uso dos dados e à respectiva maturidade analítica envolvida.

À luz do Quadro 4 de estudos correlatos, foi selecionado o modelo de maturidade de analítica de dados do TDWI, no qual se ressalta o seu diferencial em ser um modelo de mercado, com confiabilidade verificada, com razoável nível de detalhamento, e com propósito

comparativo e descritivo – conforme Xavier e Martins (2016) –, o que se adequa ao objetivo da presente pesquisa, inclusive trazendo benefícios mais claros para o grupo de respondentes.

Ressalte-se que esta pesquisa se baseia, primeiramente, nos estudos realizados por Buitelar (2018), quanto à escolha, relevância e definição do tema, e nos estudos de Król e Zdonek (2020), que embasaram a escolha do modelo de maturidade analítica escolhido para a pesquisa.

O estudo de Estêvão (2022) foi importante, pois implementa o instrumento do modelo de maturidade do TDWI utilizando as empresas do setor de construção de Portugal. No entanto, esta pesquisa distingue-se desses estudos anteriores, em face de alguns aspectos, a seguir:

1. Além do instrumento de pesquisa (questionário), utiliza-se também mais uma fase qualitativa com entrevistas para a análise de outros assuntos que orbitam em torno da analítica de dados;

2. O estudo foca na percepção de executivos de TIC de empresas com diversidade quanto à natureza (públicas e privadas) seus setores de atuação e no porte.

3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

A presente seção tem como finalidade descrever os procedimentos metodológicos adotados para o alcance dos objetivos, geral e específicos, que delimitam o presente projeto.

Westerman (2011) defende que a escolha do método, ou caminho metodológico, dependerá da forma como a pergunta de pesquisa precisa ser respondida. Neste contexto, o problema de pesquisa orientará a sua estratégia, de tal forma que os instrumentos de coleta e análise serão escolhidos coerentemente com os objetivos da pesquisa (Silva; Russo; Oliveira, 2018). Dessa forma, apresenta-se aqui tipologia de pesquisa, sujeitos da pesquisa, explanação sobre a coleta de dados e sobre a análise de dados que será empregada.

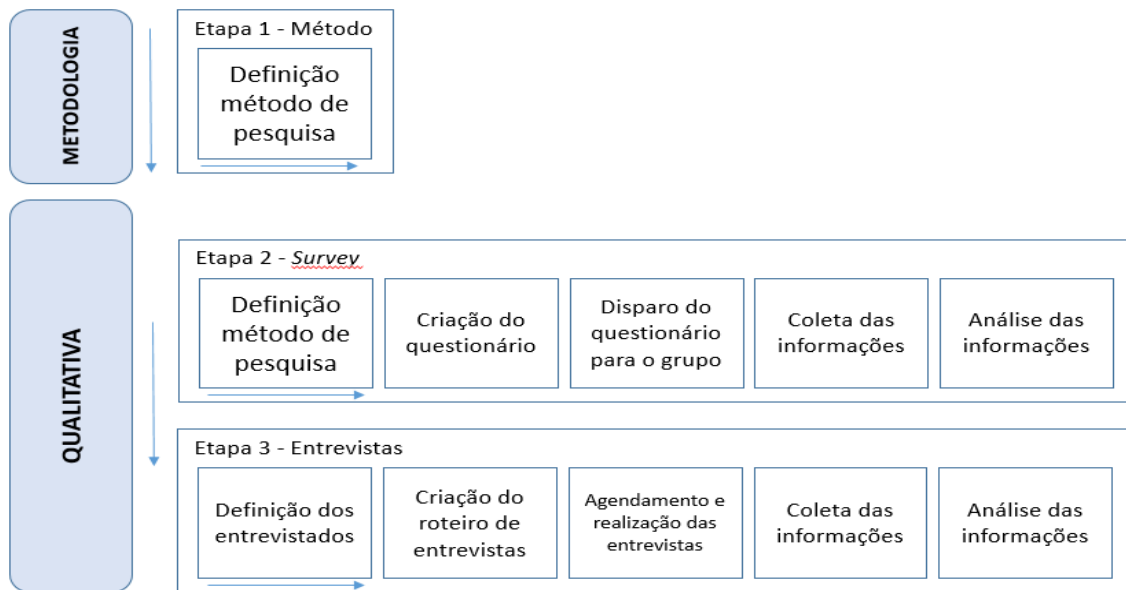
3.1 Tipologia de pesquisa

Quanto aos objetivos, trata-se de uma pesquisa descritiva, que tem como objetivo primordial a descrição das características de determinada população ou fenômeno ou, então, o estabelecimento de relações entre variáveis (Evêncio *et al.*, 2019).

Quanto à abordagem do problema, a pesquisa é qualitativa. De acordo Mineiro, Silva e Ferreira (2022), a pesquisa qualitativa consiste em uma abordagem de investigação que considera a conexão do sujeito com o mundo e com suas relações, não desconsiderando a subjetividade dos participantes do estudo nem do pesquisador, entendendo que não é possível o desenvolvimento de um trabalho asséptico. Minayo (2010) reforça que a função da pesquisa qualitativa é a de buscar significados, motivos, aspirações, crenças, valores e atitudes.

A pesquisa se caracteriza por duas fases. Na primeira, quanto aos procedimentos, classifica-se como estatística descritiva, e a segunda fase, como análise de conteúdo. Sendo assim, o planejamento da metodologia seguirá alguns passos, conforme ilustrado na Figura 15.

Figura 15 – Planejamento da metodologia



Fonte: Elaborada pela autora.

Conforme a Figura 15, a primeira fase envolve a etapa 1, que consiste na definição do modelo teórico e método de pesquisa. A etapa 2 representa a fase qualitativa, em que um questionário que foi enviado para os 134 executivos de TIC associados ao grupo de gestores de TIC do Ceará – GGTIC-CE.

Nessa fase, através da aplicação do primeiro instrumento de pesquisa, questionário adaptado de Estêvão (2022), teremos um retrato do cenário de cada organização, e, ao consolidar o estudo, chegaremos ao nível de maturidade encontrado, tendo assim atingido o objetivo geral de investigar a maturidade analítica de dados em empresas no estado do Ceará.

Na etapa 3, se tratou a segunda fase qualitativa, que foi uma espécie de análise confirmatória, na qual, através da aplicação da entrevista, tem-se a intenção de responder aos objetivos específicos da pesquisa: (i) analisar o uso dos dados em empresas no estado do Ceará; (ii) identificar os benefícios do uso da analítica de dados em empresas no estado do Ceará; (iii) identificar as desafios do uso da analítica de dados em empresas no estado do Ceará. Foi definida uma agenda de entrevistas e, para elas, foi elaborado o instrumento (roteiro). As entrevistas foram realizadas de forma *online* com os executivos de TIC associados ao Grupo de Gestores de TIC do Ceará, concluindo-se com a análise dos resultados.

3.2 Sujeitos da pesquisa

A pesquisa tem como foco os líderes de TIC que são membros do GGTIC-CE - Grupo de Gestores de Tecnologia da Informação e Comunicação do Ceará. O GGTIC-CE é uma associação civil de direito privado, sem fins econômicos e com sede e foro no município de Fortaleza, capital do estado do Ceará, sendo regida pelas leis do país e por estatuto próprio. Estes gestores de TIC representam diversas empresas privadas cearenses, inseridas nos mais diversos setores da economia. No setor industrial, destacam-se Têxtil, Alimentício, Metal Mecânico, Químico e Gás. Também fazem parte desse grupo empresas do ramo comercial e de serviços, tais como Imobiliárias, Construção Civil, Educação, Distribuidores, Entretenimento, Educação e Saúde. A associação é composta por empresas privadas e públicas. Desde a sua fundação, em 2005, o GGTIC-CE vem crescendo e se fortalecendo e já possui, em dezembro de 2023, 134 executivos de TIC associados. Vale ressaltar, que tais executivos representam as empresas que possuem estruturas de TIC bem estabelecidas, excluindo empresas fornecedoras de serviços de TIC.

Para garantir a participação de executivos de alto escalão, foi estabelecido como critério que o respondente ocupasse uma posição de liderança na área de TIC e tivesse subordinados sob sua responsabilidade. A coleta de dados foi realizada por meio de questionários e de entrevistas direcionadas aos executivos de TIC de várias empresas cearenses.

3.3 Coleta dos dados

A estratégia neste trabalho foi uma coleta de dados utilizando na primeira fase questionário e, em segunda fase, entrevistas. Na primeira fase, o instrumento de coleta de dados foi traduzido e adaptado à realidade e às necessidades do grupo de executivos analisado. A coleta de dados se deu a partir de dados primários, sendo estes oriundos da aplicação de um instrumento utilizando o modelo de análise de maturidade analítica do TDWI, adaptado de Estêvão (2022). Entre as principais adaptações, o ajuste de termos técnicos, inclusão do item de resposta “Não Sei” em alguns itens, quando cabíveis e adaptação de conteúdo, de modo a refletir a realidade brasileira.

Após o ajuste final do instrumento, ele foi disponibilizado na plataforma eletrônica *Google Forms* onde a solicitação para participação e o endereço eletrônico do instrumento foram enviados através da ferramenta *WhatsApp* no grupo do GGTIC-CE para 134 indivíduos das diferentes empresas que estão presentes como associadas ao Grupo de Gestores de

Tecnologia da Informação e Comunicação do Ceará – GGTIC-CE. A escolha facilita o envio, pois permite gerar um *link* para o compartilhamento do questionário, bem como, as suas próprias estatísticas, mostrando a quantidade de participantes, o percentual de respostas para cada questão e posterior exportação dos dados em formato de planilha.

O modelo adaptado a partir do TDWI (Halper; Stodder, 2014), foi escolhido por fornecer a metodologia para medir e monitorar o *status* da implementação analítica na organização. Este modelo de medição da adoção de *analytics*, em forma de questionário, é composto por 54 questões, divididas em cinco grupos.

Para além das questões agrupadas em cinco módulos, que foram traduzidas para português, foram acrescentadas cinco questões introdutórias para melhor delineamento da pesquisa. Estas questões adicionais não atribuem pontuações.

Os dados foram coletados entre os dias 20 de dezembro de 2023 e 01 de fevereiro de 2024. Após a coleta, foram realizados o processamento e a análise preliminar.

Na segunda fase, o instrumento de coleta de dados utilizado, foi baseado em um roteiro elaborado pela autora, partir do TDWI (Halper; Stodder, 2014).

A coleta de dados busca atender ao objetivo desta pesquisa; sendo assim, o Quadro 4 mostra a relação entre os objetivos, sua relação com os aspectos cobertos pelo modelo e as questões utilizadas para atendimento dos objetivos.

Quadro 4 – Objetivos da pesquisa, aspectos do modelo e questões de pesquisa/entrevista.

| Instrumento | Objetivos da pesquisa | Aspecto do estudo utilizado como modelo | Questões de pesquisa/entrevista |
|-------------|---|--|--|
| Pesquisa | Dados socio-econômicos | Informações que caracterizam as organizações e os executivos de tecnologia da informação participantes da pesquisa | Q1 - Qual é a sua identidade de gênero? Q2 - Qual faixa etária? Q3 - Qual o tamanho da organização onde você atua, baseado no faturamento? Q4 - Em qual setor da economia, a organização onde você atua se enquadra? Q5 - Como executivo de tecnologia da informação, em qual dos níveis experiência você se enquadra? |
| | Investigar a maturidade analítica de dados em empresas no estado do Ceará | Organização, infraestrutura de dados, governança, análise, gestão de dados | Q6 a Q59 |
| Entrevista | Analisar o uso dos dados em empresas no estado do Ceará | | Q1 - Como é a estrutura de dados na sua empresa, existe uma área de dados? Q2 - Sua empresa possui uma estratégia sólida para analítica de dados? Pode descrevê-la? Q3 - Analítica de dados é uma |

| Instrumento | Objetivos da pesquisa | Aspecto do estudo utilizado como modelo | Questões de pesquisa/entrevista |
|-------------|---|---|--|
| | | | <p>parte importante na estratégia de transformação digital da sua empresa? Existe um claro apoio da alta administração?</p> <p>Q4 - Atualmente, sua organização coleta e gerencia quais tipos de dados?</p> <p>Q5 - Sua organização possui uma base de dados confiável para análise?</p> <p>Q6 - Sua organização utiliza quais tecnologias para gerenciamento de dados?</p> <p>Q7 - Sua empresa contratou cientistas de dados como parte da equipe? Existem outros papéis?</p> <p>Q8 - A análise de dados é usada pelas equipes de toda a organização quando necessário?</p> <p>Q9 - O conceito de democracia de dados faz parte do cotidiano da empresa??</p> |
| | Identificar os benefícios do uso da analítica de dados em empresas no estado do Ceará | | Q10 - Quais os maiores benefícios que envolvem a analítica de dados na sua organização? |
| | Identificar os desafios do uso da analítica de dados em empresas no estado do Ceará | | Q11 Quais os maiores desafios que envolvem a analítica de dados na sua organização? |

Fonte: elaborado pela autora (2023).

Conforme exposto no Quadro 4, serão utilizados dois instrumentos para a coleta dos dados. O primeiro instrumento é um questionário composto de 59 questões, sendo cinco de caracterização da organização e do participante, e o restante, de questões relacionadas diretamente ao instrumento da TDWI, adaptado de Estêvão (2022). O segundo, é um roteiro de entrevista inspirado no instrumento da TDWI e contém 11 questões.

3.3.1 Instrumento de coleta dos dados – questionário modelo de maturidade TDWI

O modelo de questionário aplicado neste trabalho foi adaptado a partir do TDWI (Halper & Stodder, 2014), e baseado nos estudos de Estêvão (2022). A avaliação do Modelo de Maturidade do TDWI faz 54 perguntas nas cinco categorias que formam as dimensões do Modelo de Maturidade Analítica TDWI (ver Figura 7). São elas:

- Organização: Até que ponto estratégia organizacional, cultura, liderança, habilidades e financiamento apoiam um programa de análise de sucesso? Além disso, a empresa

está organizada para sucesso em análise? A estratégia está difundida e usada nas decisões cotidianas?

- **Infraestrutura:** quão avançada e coerente é a arquitetura no suporte de uma análise iniciativa? Até que ponto a infraestrutura suporta análises para todas as partes da empresa e para seus potenciais usuários? Quais tecnologias estão em vigor para apoiar uma iniciativa de análise, e como eles estão integrados ao ambiente existente?

- **Gestão de dados:** quão extensos são a variedade, o volume e a velocidade dos dados usados em análises, e como a empresa gerencia seus dados para dar suporte à análise? Qualidade e processamento de dados, bem como questões de integração e acesso de dados, são questões que devem ser consideradas.

- **Analytics:** Quão avançada está a empresa no uso de análises? Isso inclui os tipos utilizados e como são fornecidos na organização. Também inclui a cultura analítica, isto é, como a análise contribui para as decisões tomadas em toda a empresa.

- **Governança:** quão coerente é a estratégia de governança de dados da empresa em apoio a sua análise programa? A empresa é capaz de gerenciar a descoberta de dados e a exploração analítica dos usuários de forma efetiva, sem aplicar muitas restrições ou atrapalhar sua busca por entendimento?

O modelo de maturidade analítica do TDWI consiste em cinco estágios: nascente, pré-adoção, adoção inicial/estabelecida, adoção corporativa/madura e madura/visionária. À medida que as organizações passam por esses estágios, elas devem obter maior valor com seus investimentos. A Figura 16 ilustra essas etapas.

Figura 15 – Estágios de maturidade do modelo TDWI.



Fonte: Elaborado pela autora, baseado em Halper e Stodder (2023).

3.3.2 Instrumento de coleta dos dados - entrevista

Na segunda fase qualitativa, as entrevistas foram semiestruturadas, onde, nessa técnica, segundo Sampaio (2022), existe um roteiro que deve seguir de guia, porém, não há a obrigatoriedade de se manter dentro da sequência pré-estabelecida. Assim, é possível realizar

uma conversa com o entrevistado, na qual os elementos do roteiro vão sendo abordados naturalmente. No que diz respeito aos dados obtidos a partir da entrevista semiestruturada, esta abre um leque para interpretar o fenômeno objetivado e, para tanto, citando Triviños (1987), sugere a análise de conteúdo de cunho qualitativo como um instrumento de inferência de conhecimentos nesse processo. Participaram das entrevistas 19 indivíduos, divididos em empresas públicas e privadas, de pequeno, médio e grande porte. As entrevistas foram realizadas em fevereiro de 2024.

O horizonte temporal a ser considerado, e que foi proposto aos respondentes das duas fases do estudo, compreenderá o ano de 2023. Ainda, baseado na metodologia do modelo, foi norteado o roteiro da entrevista para os executivos de TIC das empresas do Ceará.

3.3.3 *Pré-teste*

A avaliação preliminar de instrumentos e procedimentos, conhecida como pré-teste, é uma prática padrão em pesquisas de campo, sendo considerada essencial. Fazer o pré-teste consiste em aplicar os instrumentos da pesquisa em uma parcela da amostra, a fim de verificar a validade ou a relevância dos quesitos, a adequação do vocabulário empregado, o número e a ordem das perguntas formuladas (Andrade, 2010). Além de avaliar os instrumentos, o pesquisador realiza testes nos procedimentos, abrangendo desde o início e a condução de entrevistas, até a abordagem de informantes que responderão a formulários. Caso seja observada alguma falha, seja nos instrumentos ou na sua aplicação, faz-se uma reformulação para torná-los mais adequados, a fim de garantir o êxito da coleta de dados (Andrade, 2010).

3.3.3.1 *Pré-teste do instrumento de pesquisa*

O tópico atual aborda a metodologia empregada no pré-teste, com o objetivo de avaliar, identificar os ajustes necessários e considerar a adaptação do instrumento concebido pelo TDWI. Nesse sentido,

É importante a realização de um pré-teste porque é provável que não se consiga prever todos os problemas e/ou dúvidas que podem surgir durante a aplicação do questionário. Sem o pré-teste, pode haver grande perda de tempo, dinheiro e credibilidade, caso se constate algum problema grave com o questionário já na fase de aplicação. Nesse caso o questionário terá de ser refeito e estarão perdidas todas as informações já colhidas (CHAGAS, 2000, p. 12).

Fora apresentado ao participante do pré-teste, na página inicial do instrumento de coleta, explicações sobre o objetivo geral da pesquisa, o público selecionado, e uma perspectiva

do período de realização dos projetos por parte do executivo, permitindo, assim, um encaixe temporal das informações a serem prestadas e uma expectativa do tempo necessário para o preenchimento integral do instrumento.

O pré-teste de avaliação do questionário foi realizado em novembro de 2023, contando com a participação de quatro executivos de TIC, colaborando efetivamente com o objetivo deste estudo. Ao final do questionário, foi solicitada um relato sobre possíveis dificuldades encontradas, bem como sugestões de alteração e de melhorias. Baseado no exposto, o Quadro 5 apresenta os resultados preliminares.

Quadro 5 – Avaliação do pré-teste.

| Respondente | Observações | Status |
|-------------|--|-------------------|
| E1 | Questão 25, na primeira opção, a frase está incompleta; questão 40 poderia ter a opção "Não Sei"; questão 41 está permitindo escolher mais de uma opção de forma equivocada; | Aceito e ajustado |
| E2 | Questão 07, alterar a última opção tem por temos; questão 29, a acentuação na palavra análise. | Aceito e ajustado |
| E3 | Sem comentários | Não se aplica |
| E4 | Questão 16, ajustar na pergunta análise para <i>analytics</i> ; na questão 17, foi questionada se existe a possibilidade de uma empresa trabalhar apenas com dados não estruturados; na questão 35, retirar a opção outro como resposta, pois não se adequa à pergunta; que se existir, não está contemplada como resposta; questão 54, ajustar a pontuação, trocando ponto final por interrogação após a palavra organização; | Aceito e ajustado |

Fonte: elaborada pela autora (2023).

Os respondentes consideraram que o questionário está simples e de fácil compreensão, e que o tempo estimado de 10 minutos foi adequado para o preenchimento do instrumento.

Considerando-se o que fora ponderado pelos respondentes e explicitado no Quadro 5, os devidos ajustes foram realizados no instrumento de coleta, tendo o cuidado de não descaracterizar o questionário de origem. Alguns ajustes foram erros de digitação, e outros conforme descritos na Quadro 6.

Quadro 6 - Sugestão de ajuste no instrumento de pesquisa.

| Sugestão de Ajuste | Formato anterior da questão | Questão ajustada |
|---|--|--|
| Questão 07, alterar a última opção, tem, por temos. | Sim, tem um diretor de análise. | Sim, temos um diretor de análise. |
| Questão 16, ajustar na pergunta análise para <i>analytics</i> . | 16 - Existe uma base ética sólida em sua organização que se estende à análise? | 16 - Existe uma base ética sólida em sua organização que se estende à <i>analytics</i> ? |

| Sugestão de Ajuste | Formato anterior da questão | Questão ajustada |
|---|--|--|
| Questão 26, na primeira opção, a frase está incompleta. | 26 - Sua organização planejou uma arquitetura para integrar diversos dados de fontes distintas para acesso e análise? a) na verdade. | 26 - Sua organização planejou uma arquitetura para integrar diversos dados de fontes distintas para acesso e análise? a) na verdade, não pensamos nisso. |
| Questão 29, observar a acentuação na palavra análise. | 29 - A estratégia analítica da sua organização inclui um componente organizacional que permite executar análises? | 29 - A estratégia analítica da sua organização inclui um componente organizacional que permite executar análises? |
| Questão 41 poderia ter a opção "Não Sei". | 41 - Quantos modelos de análise preditiva sua empresa tem em produção? a) nenhum; b) 1; c) 2 a 10; d) Dezenas; e) Centenas. | 41 - Quantos modelos de análise preditiva sua empresa tem em produção? a) Nenhum; b) 1; c) 2 a 10; d) Dezenas; e) Centenas; f) Não sei. |

Fonte: elaborada pela autora (2023).

3.3.3.2 Pré-teste do roteiro de entrevistas

O pré-teste de avaliação da entrevista foi realizado em dezembro de 2023, contando com a participação de um executivo de TIC, colaborando efetivamente com o objetivo deste estudo. Ao final da entrevista, foi solicitado um relato sobre possíveis dificuldades encontradas, bem como sugestões de alteração e de melhorias. Baseado no exposto, a Quadro 7 apresenta os resultados preliminares.

Quadro 7 – Avaliação do pré-teste da entrevista

| Respondente | Observações | Status |
|-------------|--|-------------------|
| E1 | Alta administração e gestão imediata como papéis semelhantes. Gerenciamento fica muito genérico, já que o foco são ferramentas de gestão técnica de dados. O uso dos dados está bem disseminado na organização, mas “toda a organização” limita um pouco o a resposta. As pessoas não têm muito cuidado com os dados. O pensamento crítico do todo não é característica. | Aceito e ajustado |

Fonte: elaborada pela autora (2023).

Baseado nas ponderações dos entrevistados e explicitado no quadro 7, os devidos ajustes foram realizados no roteiro de entrevistas, conforme descritos na Quadro 8.

Quadro 8 - Sugestão de ajuste no roteiro de entrevistas.

| Sugestão de Ajuste | Formato anterior da questão | Questão ajustada |
|---|--|---|
| Questão 06, alterar Gerenciamento para gestão técnica de dados. | Q06 - Sua organização utiliza quais tecnologias para gerenciamento de dados? | Q06 - Sua organização utiliza quais tecnologias para gestão técnica de dados? |

Fonte: elaborada pela autora (2023).

3.4 Análise de dados

Este trabalho utiliza técnicas qualitativas, conforme descrito na Figura 8. A primeira fase com a utilização estatísticas descritivas dos dados obtidos na pesquisa. E a segunda, com entrevistas semiestruturadas e análise de conteúdo. As seções 3.4.1 e 3.4.2 a seguir, descrevem em detalhes cada uma delas.

3.4.1 *Questionário com executivos e estatística descritiva*

Na primeira fase, foi feita uma pesquisa-questionário (Neuman, 2000) com um pré-teste e, em seguida, após ajustes no instrumento, foi realizado questionário final. Ambas serão realizadas exclusivamente no Ceará. O instrumento do modelo de Maturidade Analítica da TDWI apresenta um guia detalhado para avaliar e classificar a maturidade analítica das organizações. A maturidade é avaliada em cinco dimensões: Organizacional, Recursos, Infraestrutura de Dados, Analítica e Governança. Cada dimensão é avaliada separadamente, com um escore máximo de 20 pontos por dimensão, e a maturidade total é a soma dessa pontuação. Para determinar o nível de maturidade analítica das empresas em que os 100 executivos de TIC trabalham, foram seguidos os seguintes passos:

- a) Coleta de Dados: coleta dos dados relevantes dos 100 respondentes, com base nos critérios das cinco dimensões do modelo (Organizacional, Recursos, Infraestrutura de Dados, Analítica e Governança).
- b) Avaliação Individual por Dimensão: avaliação de cada empresa, em cada uma das cinco dimensões, utilizando um conjunto de perguntas ou de critérios adaptados do guia de maturidade da TDWI. Cada resposta será pontuada e somada para obter um escore em cada dimensão.
- c) Cálculo do Escore Total: soma de todos os escores de todas as dimensões para obter o escore total de maturidade para cada empresa.

Após o recebimento das respostas, os dados foram submetidos a alguns tratamentos, com o objetivo de facilitar a análise das respostas e dos resultados. Em primeiro lugar, as respostas às questões do modelo de maturidade, que eram variáveis qualitativas ordinais, foram recodificadas de modo a obter a pontuação de cada questão. Tendo em vista que as respostas seguem uma escala de Likert, a pontuação foi obtida da seguinte forma, conforme quadro 9:

Quadro 9 – Detalhamento da fórmula de cálculo da pontuação das respostas.

| Itens da fórmula | Detalhamento |
|------------------|--|
| p | Pontuação de cada questão. |
| R | Resposta da questão escolhida pelo entrevistado. |
| T | Quantidade de opções da questão (3,4 ou 5). |
| P | Nota máxima / Quantidade de questões |

Fonte: elaborada pela autora (2024).

$$p = R/T \times P \quad (1)$$

Onde p é a pontuação da questão, R é a resposta na escala de Likert, T é o número total de opções para essa pergunta, e P é o peso dessa questão na pontuação total. Nos casos em que a resposta foi “Não compreendo esta questão”, a pontuação atribuída foi de 0.

Em seguida, foram realizadas as seguintes etapas:

- (1) Posteriormente, as pontuações de cada questão foram agregadas por grupos (Organização, Estrutura de Dados, Gestão de Dados, *Analytics* e Governança,) e por Total, e foram classificadas pelos níveis de maturidade do modelo TDWI.
- (2) As variáveis “TotalA” e “TotalG”, que resumem as pontuações totais dos grupos de questões *Analytics* e Governança, respectivamente, foram normalizadas para que pudessem ser comparadas com as pontuações dos grupos restantes, cuja escala é de 0 a 20 – ao contrário das duas em questão, que podem ser pontuadas entre 0 e 22 (*Analytics*) e 0 e 18 (Governança). A pontuação total da maturidade analítica permaneceu inalterada, já que estes grupos têm pesos diferentes no resultado.
- (3) Para cada dimensão, efetuamos o cálculo da maturidade da seguinte forma: Nas dimensões Organização, Infraestrutura e Gestão de dados, foi usado o cálculo $p = R/T * 1,81$. No caso da dimensão *Analytics*, a fórmula é $p = R/T * 1,83$, e, para a dimensão Governança, a fórmula de $p = R/T * 2$.
- (4) Por fim, de modo a melhor compreender os resultados, os nomes dos níveis de maturidade foram substituídos por algumas expressões utilizadas no modelo DELTA, que melhor espelham o estágio de maturidade. Assim, a etapa

“nascente” manteve o nome, assim como “adoção intermédia” foi alterado para “Estabelecida”; “adoção corporativa” foi alterado para “Madura”; e “madura/visionária” para “Visionária”. Essa abordagem estruturada, e baseada em dados, proporciona uma visão clara do estágio de maturidade analítica de cada empresa, e orienta o desenvolvimento de estratégias direcionadas para a melhoria e o avanço na maturidade analítica.

O Quadro 10 descreve a correspondência entre a pontuação por dimensão e o estágio que a empresa se encaixa naquela dimensão.

Quadro 10 – Escore por dimensão.

| Escore por dimensão | Estágio |
|----------------------------|----------------|
| <= 5 | Nascente |
| 6-10 | Pré-adoção |
| 11-15 | Estabelecida |
| 16-19 | Madura |
| 20 | Visionária |

Fonte: elaborado pela autora (2023).

Conforme estudo correlato de Estevão (2022), as questões são em formato de escolha múltipla, entre 3 e 6 opções por pergunta, e diferem quanto às respostas: em alguns casos, são pré-definidas pelos criadores do questionário, enquanto em outras questões, as respostas são em formato escala de Likert, i.e., de “Discordo totalmente” a “Concordo totalmente”, de modo a perceber a opinião do respondente quanto ao tópico em questão. O maior grupo é o *Analytics*, com 12 perguntas, e o menor é o de Governança, com 9 questões. Os restantes têm 11 quesitos cada.

No final a pontuação de cada dimensão, ou do global, é classificada em níveis de maturidade, numa escala de 0-100. O primeiro nível, “Nascente”, refere-se à pontuação entre 0 e 20 pontos, inclusive; o segundo, “Pré-adoção”, cobre o intervalo dos 20 (exclusive) a 40 pontos, inclusive; o terceiro, “Estabelecida”, de 40 a 60; o quarto, “Madura”, de 60 a 80 pontos; e o último, que classifica a empresa como “Visionária”, inclui o patamar máximo, de 80 a 100 pontos, conforme Quadro 11.

Quadro 11 – Escore total

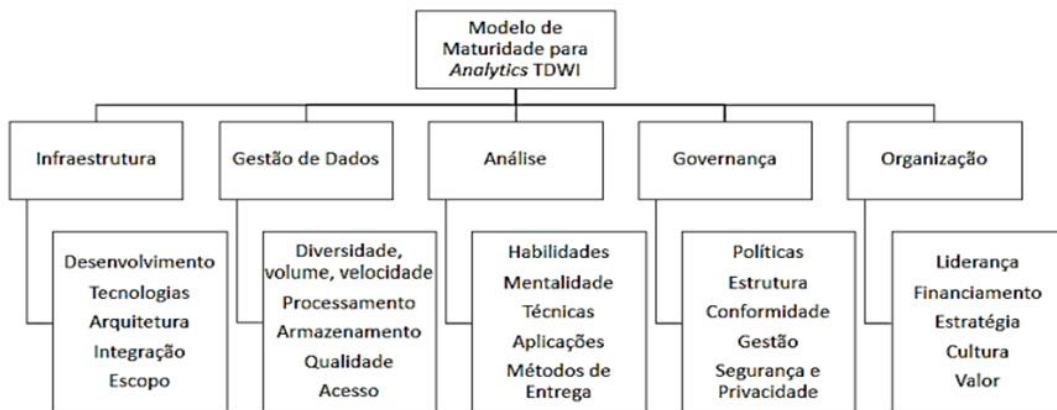
| Escore total | Estágio |
|---------------------|----------------|
| 0 - 20 | Nascente |
| 20 – 40 | Pré adoção |
| 40 – 60 | Estabelecida |
| 60 – 80 | Madura |
| 80 – 100 | Visionária |

Fonte: elaborado pela autora (2023)

Como referido por Chuah e Wong (2011), um dos problemas do modelo TDWI é a ênfase dada à dimensão da infraestrutura de dados, e, mais concretamente, a existência de *datawarehouses*.

Na Figura 16 é apresentada a visão geral do modelo de maturidade para *analytics* do TDWI:

Figura 16 - Modelo de maturidade para analytics TDWI



Fonte: Adaptada de Halper e Stodder (2014)

3.4.2 Entrevistas com executivos e análise de conteúdo

Para a segunda fase da pesquisa, na análise dos dados, foram utilizadas técnicas de análise de conteúdo. Segundo Sampaio (2021), trata-se de uma técnica de pesquisa científica baseada em procedimentos sistemáticos, intersubjetivamente validados e públicos, para criar inferências válidas sobre determinados conteúdos verbais, visuais ou escritos, buscando descrever, quantificar ou interpretar certo fenômeno em termos de seus significados, intenções, consequências ou contextos. O método utilizado na fase qualitativa da pesquisa consistiu em entrevistas semiestruturadas para a coleta de dados.

Para a apuração dos resultados, foi utilizada a análise de conteúdo. Conforme Bardin (2011), esse significado técnico está associado à exploração de múltiplos temas e métodos encontrados nos textos, podendo ser segmentado em três fases distintas:

- I. Pré-análise, que envolve a organização das primeiras semanas;
- II. Exploração do material, fase na qual ocorre a acomodação, classificação e categorização do conteúdo; e

III. Tratamento, inferência e interpretação, momento em que se realiza uma análise crítica e reflexiva do material compilado.

Conforme Gerhardt e Silveira (2009) explicam, a análise dos dados obtidos requer sua organização através da formação de categorias, as quais podem variar dependendo do objeto de estudo em análise.

Para tratamento e análise dos dados, optou-se por realizar uma análise de conteúdo por meio do software *Atlas-ti* versão 24 que, segundo Silva e Leão (2018), é uma importante ferramenta para pesquisadores de diversas áreas, pois possui uma gama de recursos que permite seu uso em inúmeras áreas do conhecimento. O trabalho de *softwares* como este visa simplificar, acelerar e conferir validade às análises dos dados encontrados, além de permitir ao pesquisador uma compreensão mais detalhada e ampla dos resultados obtidos, conforme destacado por Silva e Leão (2018).

Algumas táticas listadas por Yin (2010), que foram utilizadas na presente pesquisa, devem ser registradas em relação ao critério da validade, à análise comparativa dos conteúdos das diferentes empresas e ao uso da replicação em todas as entrevistas. Em relação à questão da confiabilidade, o uso do mesmo protocolo (previamente aprovado e validado por especialistas) foi observado em todas as entrevistas.

Para a condução das entrevistas, os aspectos mais importantes considerados e descritos na pesquisa foram: critério para escolha dos entrevistados, utilização ou não de roteiro de entrevista, pré-teste e validação de conteúdo do roteiro de entrevista, número de entrevistados, meio para registro da entrevista (anotações, gravação etc.) (Oliveira; Maçada; Goldoni, 2009). Explicando melhor, cada um dos entrevistados recebeu um e-mail solicitando a entrevista e introduzindo o tema da pesquisa. Este mesmo documento garantiu a confidencialidade das informações, com o compromisso de não identificação das instituições e dos executivos de TIC.

O número dos entrevistados foi definido previamente ao início da bateria de entrevistas. Os entrevistados foram escolhidos para esta investigação de forma planejada, para garantir uma compreensão abrangente das práticas e perspectivas de analítica de dados nas organizações cearenses, e, dessa forma, refletir significativamente a diversidade e a riqueza do tema no estado do Ceará. A seleção criteriosa de 19 executivos de TIC, provenientes de 19 organizações distintas, foi guiada pelo objetivo de abarcar as entidades mais influentes e representativas da economia cearense. Essa amostragem intencional buscou não apenas a representatividade em termos de volume e impacto econômico, mas também uma balanceada

inclusão de entidades dos setores público e privado, reconhecendo as peculiaridades e contribuições únicas de cada segmento para o tecido econômico e social do estado.

Essa escolha estratégica dos entrevistados é fundamental para entender não apenas o estado atual da maturidade em analítica de dados entre as empresas cearenses, mas também para identificar desafios, barreiras e oportunidades que moldam a trajetória de desenvolvimento dessa capacidade crítica.

Os executivos de TIC, em sua posição estratégica, detêm uma visão privilegiada sobre como as tecnologias de dados são integradas e gerenciadas para suportar a tomada de decisão, a inovação e a criação de valor nas suas organizações. Em sua totalidade, as entrevistas aconteceram de forma *online*, através da plataforma *Google Meet*, e foi utilizada a ferramenta *Tactic* para transcrição das falas. A autorização de transcrição das entrevistas e a obtenção de consentimento por todos os entrevistados foi feita mediante o compromisso de confidencialidade.

Por fim, em relação aos requisitos legais e éticos, ficou claro, no início dos encontros, que eles não seriam obrigados a responder a todas as questões, que se trata de um trabalho acadêmico, e que ficassem à vontade para interromper a entrevista caso necessário.

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Esta seção apresenta os principais achados da pesquisa obtidos pelos métodos qualitativos contextualizados anteriormente. A análise dos resultados revela uma compreensão aprofundada da atuação analítica de dados em empresas no estado do Ceará, evidenciando um cenário diversificado, com variações significativas entre setores e tamanhos de empresas.

4.1 Análise da Pesquisa

4.1.1 Perfil dos respondentes da pesquisa

Os dados demográficos das empresas pesquisadas incluem os seguintes aspectos:

1. Identidade de gênero dos respondentes;
2. Faixa etária dos respondentes;
3. Tamanho da organização onde o respondente atua, baseado no faturamento;
4. Setor da economia em que a organização do respondente se enquadra;
5. Nível de experiência do executivo de TIC.

Observando os dados coletados, e fazendo uso de estatísticas descritivas, sugerem-se algumas interpretações que podem ser úteis para a análise dos resultados da pesquisa. A observação se dá a partir de aspectos como distribuição de gênero, faixa etária, tamanho das empresas (baseado no faturamento), setores da economia representados e nível de experiência dos executivos em TIC. A análise dos dados demográficos das empresas pesquisadas revela informações relevantes, conforme descrito no quadro 12:

Quadro 12 – Dados demográficos da pesquisa.

| Categoria | Descrição |
|---|---|
| Distribuição de Gênero | Homens: 90%, Mulheres: 10% |
| Distribuição de Faixa Etária | 35-44 anos: 49%, 45-54 anos: 34%, 55-64 anos: 10%, 25-34 anos: 5%, +65 anos: 2% |
| Tamanho da Organização (Baseado no Faturamento) | Grandes empresas (> R\$ 300 milhões): 56%, médias empresas (R\$ 4,8 milhões - R\$ 300 milhões): 38%, Pequena Empresa (faturamento maior que R\$ 360 mil e menor ou igual a R\$4,8 milhões): 6%. |
| Setor da Economia | Serviços: 43%, Manufatura:21%, Varejo: 17%, Outros: 19% |
| Nível de Experiência dos Executivos de TIC | Júnior, considerando até 5 anos de Experiência: 9%, Pleno, considerando de 6 a 9 anos de experiência: 15%, Executivos sêniores (> 10 anos de experiência): 76%. |

Fonte: elaborado pela autora (2024).

À luz das informações coletadas, se observa um melhor entendimento do contexto das empresas participantes da pesquisa, e como isso pode influenciar a maturidade da analítica de dados nessas organizações. Por exemplo, a predominância de executivos experientes em grandes empresas pode indicar uma maior probabilidade de estruturas mais complexas e avançadas em analítica de dados. Além disso, a diversidade de setores permite uma análise mais ampla sobre como diferentes tipos de organizações estão adotando práticas de analítica de dados.

4.2 Nível de maturidade em analítica de dados das empresas cearenses

Para calcular o nível de maturidade de cada empresa, foi necessário primeiramente entender a pontuação atribuída a cada resposta. Como algumas perguntas possuem quantidades variadas de opções de respostas, foi realizada uma normalização das respostas para trabalharmos com uma escala adaptada. As pontuações são, então, agregadas por grupos de questões e classificadas em níveis de maturidade, conforme a regra de cálculo fornecida pelo modelo e pelo estudo correlato.

O cálculo do nível de maturidade das empresas é feito com base nas informações fornecidas. Foi necessário processar os dados para converter as respostas em pontuações, agrupá-las por dimensão, normalizar as pontuações conforme necessário, e classificá-las nos estágios de maturidade definidos pelo modelo TDWI.

A avaliação começou com a investigação da maturidade em cada dimensão específica; em seguida, procedeu-se à análise da maturidade Total, que consistiu na agregação das pontuações das dimensões estudadas.

Na dimensão Organização, Infraestrutura e Gestão de dados, o cálculo de $p = R/T * 1,81$, ou seja, como o valor máximo de R/T é 1, a nota máxima possível para os itens dessa dimensão é 1,81. Na dimensão *Analytics*, o cálculo de $p = R/T * 1,83$, ou seja, como o valor máximo de R/T é 1, a nota máxima possível para os itens dessa dimensão é 1,83. Na dimensão Governança, o cálculo de $p = R/T * 2,00$, ou seja, como o valor máximo de R/T é 1, a nota máxima possível para os itens dessa dimensão é 2,00.

Após o cálculo de cada questão em cada dimensão, realizou-se uma nova normalização da dimensão *Analytics* e Governança, de forma a equiparar os valores máximos de cada dimensão para 20.

4.2.1 Maturidade em analítica de dados da dimensão Organização

Conforme descrito anteriormente, nos procedimentos metodológicos, para a dimensão, efetuamos o cálculo da maturidade da seguinte forma:

A síntese dos resultados da dimensão Organização nos mostra como as empresas estruturam seus processos, suas equipes e sua cultura em torno da análise de dados. As pontuações variam significativamente, indicando diferenças na priorização da analítica de dados no planejamento estratégico das empresas. Instituições com pontuações mais altas nessa dimensão provavelmente possuem estruturas organizacionais que facilitam a comunicação e colaboração entre departamentos para iniciativas de análise de dados. A Tabela 1 mostra as estatísticas da dimensão Organização.

Tabela 1 -Análise descritiva da dimensão Organização:

| Questões - Dimensão Organização | Me | Md | DP |
|--|------|------|------|
| Sua liderança apoia e dissemina a analítica de dados em toda a empresa? | 1,42 | 1,35 | 0,34 |
| Sua empresa tem um <i>Chief Analytics Officer</i> (CAO)? | 0,85 | 0,9 | 0,36 |
| Sua empresa possui uma estratégia sólida para analítica de dados? | 1,28 | 1,35 | 0,42 |
| <i>Analytics</i> é uma parte importante na estratégia de transformação digital da sua empresa? | 1,38 | 1,2 | 0,39 |
| Qual o percentual de uso de <i>analytics</i> para tomada de decisão na sua empresa? | 0,98 | 1,08 | 0,48 |
| Sua organização já utilizou medição para o impacto do uso de <i>analytics</i> ? | 1,2 | 1,2 | 0,43 |
| Sua empresa usa <i>analytics</i> para tomar decisões? | 1,38 | 1,44 | 0,36 |
| Existe uma cultura de confiança em <i>analytics</i> em toda a organização? | 1,31 | 1,44 | 0,35 |
| Existe uma forte colaboração em torno de <i>analytics</i> na sua empresa? | 1,32 | 1,44 | 0,34 |
| Existe uma cultura de inovação na sua empresa que envolva <i>analytics</i> ? | 1,25 | 1,44 | 0,34 |
| Existe uma base ética sólida em sua organização que se estende à análise? | 1,21 | 1,08 | 0,32 |

Fonte: dados da pesquisa. * Me = Média, Md = Mediana, DP = desvio padrão.

Conforme ressalta McDougal (2023), as empresas possuem uma grande quantidade de informações sobre o cliente, mas não as utilizam para realizar decisões informadas. O presente estudo confirma essa ideia: média de 0,98, mediana de 1,08, e desvio padrão de 0,48 indicam uma adesão generalizada ao uso de *analytics* para informar decisões estratégicas, embora com variações na extensão desse uso.

Na dimensão organização, as respostas indicam que as empresas cearenses possuem uma forte adesão e apoio à analítica de dados, refletindo a importância dada à análise na tomada

de decisões estratégicas e na cultura organizacional. A Tabela 2 apresenta, na ótica da dimensão Organização, como estão encaixadas as empresas conforme o nível de maturidade e por porte das mesmas.

Tabela 2 – Quantidade de Empresas por Porte na Dimensão Organização

| Maturidade | Pequena | Média | Grande | Total Geral |
|---------------------|----------------|--------------|---------------|--------------------|
| Nascente | 0 | 0 | 1 | 1 |
| Pré-adoção | 2 | 12 | 8 | 22 |
| Estabelecida | 4 | 16 | 29 | 49 |
| Madura | 0 | 10 | 18 | 28 |
| Visionária | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Total Geral | 6 | 38 | 56 | 100 |

Fonte: dados da pesquisa

A Tabela 2 proporciona um panorama da distribuição das empresas por porte na dimensão organização, permitindo as seguintes análises:

a) A dimensão organizacional mostra uma predominância de empresas de grande porte, totalizando 56, o que representa mais da metade das empresas avaliadas em todos os níveis de maturidade.

b) A categoria "Estabelecida" tem a maior quantidade de empresas, com um destaque para as de grande porte, que somam 29. Isso indica que empresas maiores tendem a ter práticas organizacionais mais consolidadas.

c) Não há empresas pequenas categorizadas como "Maturas", e a maioria das empresas neste nível são de médio e grande porte, com 10 e 18 respectivamente. Isso pode sugerir que o porte da empresa influencia a capacidade de maturar práticas organizacionais, talvez devido a recursos e investimentos mais substanciais.

d) Não há empresas classificadas como "Visionárias", independente do porte. Isso implica que ainda existem desafios significativos que impedem as empresas de alcançar o nível mais alto de maturidade organizacional.

e) Observa-se que as empresas de pequeno porte, totalizando 6, estão distribuídas entre "Pré-adoção" e "Estabelecida", com nenhuma nas fases "Nascente" ou "Madura". Pode indicar que empresas menores têm capacidade de atingir um nível intermediário de maturidade organizacional, mas podem enfrentar dificuldades para avançar além disso.

f) Apenas uma empresa está na fase "Nascente", e é uma empresa de grande porte. Isso pode refletir que novas empresas de grande porte estão emergindo com práticas organizacionais ainda em desenvolvimento.

g) A fase de "Pré-adoção" é mais diversificada em termos de porte, com a presença de empresas pequenas, médias e grandes. Isso indica que empresas de diferentes tamanhos estão começando a adotar práticas organizacionais estruturadas.

A tabela revela que as empresas de maior porte estão mais avançadas na maturidade organizacional e que o porte pode ser um fator determinante na capacidade de uma empresa de desenvolver e estabelecer práticas organizacionais avançadas. A ausência completa de empresas "Visionárias" sugere um campo aberto para inovação e crescimento. A Tabela 3 apresenta, na ótica da dimensão Organização, como estão encaixadas as empresas conforme o nível de maturidade e o percentual de distribuição por seu respectivo porte.

Tabela 3 – Percentual de Distribuição de Empresas por Porte na Dimensão Organização

| Maturidade | Pequena | Média | Grande | Total Geral |
|---------------------|----------------|--------------|---------------|--------------------|
| Nascente | 0% | 0% | 2% | 1% |
| Pré-adoção | 33% | 32% | 14% | 22% |
| Estabelecida | 67% | 42% | 52% | 49% |
| Madura | 0% | 26% | 32% | 28% |
| Visionária | 0% | 0% | 0% | 0% |
| Total Geral | 100% | 100% | 100% | 100% |

Fonte: dados da pesquisa

A Tabela 3 oferece um perfil percentual da maturidade organizacional das empresas segmentado por porte, com as seguintes análises:

- a) A categoria "Nascente" tem uma representatividade mínima, com apenas 2% das grandes empresas e 1% do total geral, sugerindo que praticamente todas as empresas já avançaram além do estágio inicial de maturidade organizacional.
- b) A fase de "Pré-adoção" mostra uma distribuição interessante: as empresas pequenas e médias possuem uma porcentagem similar (33% e 32%, respectivamente), enquanto as grandes empresas representam apenas 14%. Isto pode indicar que empresas menores e médias estão mais engajadas na fase inicial de adotar práticas organizacionais do que as grandes.
- c) Nota-se que a maioria das empresas pequenas (67%) está na fase "Estabelecida", o que pode refletir um foco em consolidar práticas antes de avançar para níveis superiores de maturidade.
- d) A ausência de empresas na categoria "Visionária" em todos os portes reafirma que alcançar o nível mais alto de maturidade organizacional é um desafio ainda não superado pelas empresas.

Essas informações permitem concluir que as empresas, independentemente do tamanho, estão concentradas nas fases intermediárias de maturidade organizacional, com uma tendência maior para as empresas de menor porte se concentrarem na fase "Estabelecida" e para as de maior porte se distribuírem mais uniformemente através dos níveis de maturidade. A tabela também ressalta que existe um potencial significativo para o avanço na maturidade organizacional em todas as categorias de tamanho de empresa. Esses resultados ressaltam um compromisso significativo com a análise de dados em várias dimensões organizacionais, desde o apoio da liderança até a integração da análise nas estratégias de negócios e na cultura organizacional.

4.2.2 Maturidade em analítica de dados da dimensão Infraestrutura

Conforme descrito anteriormente nos procedimentos metodológicos, para cada dimensão, efetuamos o cálculo da maturidade da seguinte forma:

A síntese dos resultados da dimensão Infraestrutura diz respeito às tecnologias e ferramentas disponíveis para coleta, armazenamento e processamento de dados. As pontuações sugerem que algumas empresas investiram mais em tecnologias de ponta e em plataformas de dados, enquanto outras ainda estão em fases iniciais de construção de sua infraestrutura de TIC. Uma infraestrutura robusta é fundamental para suportar atividades analíticas avançadas. A Tabela 4 mostra as estatísticas da dimensão Infraestrutura.

Tabela 4 - Análise descritiva da dimensão Infraestrutura

| Questões - Dimensão infraestrutura | Me | Md | DP |
|--|------|------|------|
| Atualmente, sua organização coleta e gerencia quais tipos de dados? | 0,81 | 0,72 | 0,38 |
| Os funcionários podem acessar os dados conforme necessário, incluindo dados estruturados e não estruturados por meio de uma plataforma de acesso unificado e de um processo de governança bem definidos? | 0,94 | 1,08 | 0,34 |
| Sua organização possui um amplo modelo de compartilhamento de dados e uma ampla variedade de fontes disponíveis para análise? | 1,19 | 1,2 | 0,55 |
| Sua organização costuma usar diversas fontes de dados para um esforço analítico? | 0,98 | 0,72 | 0,43 |
| Sua organização possui uma base de dados de qualidade confiável para análise? | 1,41 | 1,44 | 0,31 |
| Sua organização utiliza quais tecnologias para gerenciamento de dados? | 0,99 | 0,9 | 0,45 |
| Sua organização é capaz de orquestrar <i>pipeline</i> de dados? | 1,16 | 1,26 | 0,44 |

(continua)

(conclusão)

Tabela 4 - Análise descritiva da dimensão Infraestrutura

| Questões - Dimensão infraestrutura | Me | Md | DP |
|--|------|------|------|
| Sua organização possui uma arquitetura de dados em toda a empresa para análise e que consegue lidar com a democracia de dados? | 1,06 | 1,08 | 0,42 |
| Sua organização planejou uma arquitetura para integrar diversos dados de fontes distintas para acesso e análise? | 1,2 | 1,2 | 0,49 |
| Sua arquitetura foi projetada para ser dimensionada conforme o caso de uso? | 1,19 | 1,2 | 0,49 |
| Sua arquitetura de dados pode ser dimensionada sob demanda? | 1,39 | 1,2 | 0,42 |

Fonte: dados da pesquisa. * Me = Média, Md = Mediana, DP = desvio padrão.

Na dimensão de infraestrutura, as respostas indicam que as organizações cearenses estão avançando na construção de uma infraestrutura robusta de dados, capaz de suportar análises complexas e diversificadas.

Importante observar que, na integração de dados de fontes diversas, a média de 1,2 e mediana igual, com desvio padrão de 0,49, refletem um planejamento sólido para integrar dados de diversas fontes, crucial para uma análise abrangente.

No dimensionamento da arquitetura de dados, com médias de 1,19 para *design* e 1,39 para escalabilidade sob demanda, e desvios padrão de 0,49 e 0,42, respectivamente, destacam a preparação das organizações para escalar a arquitetura de dados conforme necessário.

A Tabela 5 apresenta, na ótica da dimensão Infraestrutura, como estão encaixadas as empresas conforme seu porte e o nível de maturidade.

Tabela 5 – Quantidade de Empresas por Porte na Dimensão Infraestrutura

| Maturidade | Pequena | Média | Grande | Total Geral |
|--------------------|----------|-----------|-----------|-------------|
| Nascente | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Pré-adoção | 4 | 15 | 17 | 36 |
| Estabelecida | 2 | 20 | 24 | 46 |
| Madura | 0 | 3 | 15 | 18 |
| Visionária | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Total Geral | 6 | 38 | 56 | 100 |

Fonte: dados da pesquisa

A Tabela 5, que detalha a quantidade de empresas por porte na dimensão de Infraestrutura, permite elaborar as seguintes observações:

- a) Nenhuma empresa está classificada como "Nascente", indicando que todas as empresas participantes da pesquisa possuem pelo menos um nível básico de infraestrutura estabelecida.
- b) A maioria das empresas se encontra nas categorias "Pré-adoção" (36 empresas) e "Estabelecida" (46 empresas). Isso reflete que a maior parte das empresas já começou a adotar uma infraestrutura para gestão de dados, com um número significativo tendo já estabelecido essa infraestrutura.
- c) Observa-se que apenas as empresas de médio e grande porte alcançaram a categoria "Madura", com 3 e 15 empresas respectivamente, sugerindo que o porte da empresa pode ser um fator facilitador para alcançar um estágio mais avançado de infraestrutura, inclusive pela necessidade de maiores investimentos financeiros.
- d) Não há representação na categoria "Visionária" em nenhum porte de empresa, o que implica um campo ainda inexplorado para desenvolvimento de infraestrutura de ponta em gestão de dados.
- e) Predominância de Médias e Grandes Empresas: Empresas de médio e grande porte compõem a maioria das empresas em todas as categorias de maturidade em infraestrutura, exceto "Nascente", onde não há empresas. Isso pode apontar para uma correlação entre o tamanho da empresa e a maturidade de sua infraestrutura de gestão de dados.

A ausência de empresas na fase "Nascente" e "Visionária" sugere que as empresas que participaram da pesquisa já estão em um caminho de desenvolvimento de infraestrutura, mas ainda têm um potencial significativo para avançar na maturidade desta dimensão. A tabela aponta também para uma potencial associação entre o porte da empresa e a sua capacidade de desenvolver uma infraestrutura de gestão de dados mais madura. A Tabela 6 apresenta, na ótica da dimensão infraestrutura, como estão encaixadas as empresas conforme o nível de maturidade e o percentual de distribuição por seu respectivo porte.

Tabela 6 – Percentual de Distribuição de Empresas por Porte na Dimensão Infraestrutura

| Maturidade | Pequena | Média | Grande | Total Geral |
|---------------------|----------------|--------------|---------------|--------------------|
| Nascente | 0% | 0% | 0% | 0% |
| Pré-adoção | 67% | 39% | 30% | 36% |
| Estabelecida | 33% | 53% | 43% | 46% |
| Madura | 0% | 8% | 27% | 18% |
| Visionária | 0% | 0% | 0% | 0% |
| Total Geral | 100% | 100% | 100% | 100% |

Fonte: dados da pesquisa

Esses resultados evidenciam que as empresas cearenses estão comprometidas em desenvolver uma infraestrutura de dados avançada e adaptável, que não apenas suporta a análise de grandes volumes e variedades de dados, mas também é flexível para se adaptar às necessidades em evolução. A capacidade de integrar e analisar dados de diversas fontes, juntamente com uma base de dados de qualidade confiável, e o investimento em tecnologias avançadas, colocam as organizações em uma posição forte para alavancar a analítica de dados de forma eficaz. Observando os percentuais da Tabela 6 sobre a distribuição das empresas por porte na dimensão Infraestrutura, identifica-se o seguinte:

- a) A ausência de empresas na categoria "Nascente" em todos os portes ressalta que as empresas participantes já estão engajadas em níveis mais avançados de infraestrutura.
- b) As pequenas empresas têm o maior percentual (67%) na categoria "Pré-adoção", indicando que a maioria delas está começando a adotar infraestruturas relevantes para a gestão de dados.
- c) A maioria das médias empresas (53%) encontra-se na fase "Estabelecida", o que pode refletir um compromisso com o desenvolvimento de uma infraestrutura sólida de gestão de dados.
- d) As grandes empresas têm uma porcentagem significativa na categoria "Madura" (27%), mostrando que elas tendem a ter infraestruturas de gestão de dados mais avançadas quando comparadas com as pequenas e médias empresas.
- e) Nenhum percentual é atribuído à categoria "Visionária" em qualquer porte de empresa, evidenciando que o nível mais alto de maturidade em infraestrutura é um estágio que ainda não foi alcançado.
- f) Predominância de Infraestruturas Estabelecidas: A maior porcentagem geral se encontra na fase "Estabelecida" (46%), indicando que quase a metade das empresas analisadas já tem uma infraestrutura de gestão de dados estabelecida.

Esses percentuais indicam um cenário em que as empresas, em geral, estão progredindo em direção à consolidação de suas infraestruturas de gestão de dados, com as grandes empresas liderando em maturidade. Contudo, o caminho até o estágio "Visionário" é inexistente, mostrando que há espaço para inovação e avanços significativos nessa área.

4.2.3 Maturidade em analítica de dados da dimensão Gestão de dados:

Conforme descrito anteriormente nos procedimentos metodológicos, para cada dimensão efetuamos o cálculo da maturidade da seguinte forma:

A síntese dos resultados da dimensão Gestão de dados avalia a eficácia com que as empresas gerenciam seus ativos de dados, incluindo qualidade, acessibilidade e segurança dos dados. As variações nas pontuações indicam diferentes níveis de maturidade na implementação de políticas e de práticas de gestão de dados. Empresas com pontuações mais altas nesta dimensão provavelmente têm processos bem definidos para garantir a integridade e a confiabilidade dos dados. A Tabela 7 mostra as estatísticas da dimensão Gestão de dados.

Tabela 7 - Análise descritiva da dimensão Gestão de dados:

| Questões - Dimensão Gestão de Dados | Me | Md | DP |
|--|------|------|------|
| Sua organização possui um processo de financiamento bem estabelecido para tecnologia para analítica de dados, e orientada tanto para negócios como para TIC? | 1,14 | 1,08 | 1,15 |
| A estratégia analítica da sua organização inclui um componente organizacional que permite executar analítica de dados? | 0,95 | 0,72 | 0,45 |
| Sua empresa investe em iniciativas de gestão de mudanças? | 1,02 | 1,08 | 0,48 |
| Sua equipe está lutando para manter sua infraestrutura de dados para suportar a analítica de dados? | 0,69 | 0,72 | 0,27 |
| Sua empresa contratou cientistas de dados como parte da equipe? | 0,86 | 0,72 | 0,51 |
| Além dos cientistas de dados, sua empresa possui outros papéis associados ao processo de analítica de dados? Isso inclui engenheiros de dados e equipe de operações? | 0,79 | 0,72 | 0,49 |
| Sua organização possui uma equipe talentosa para executar a gestão de dados para analítica de dados? | 1,19 | 1,44 | 0,41 |
| Sua organização possui uma equipe talentosa para executar análises? | 1,24 | 1,44 | 0,38 |
| Sua empresa acredita que pode capacitar seus analistas de negócios para serem cientistas de dados? | 0,78 | 0,72 | 0,32 |
| Sua organização é alfabetizada em dados? Ou seja, seus analistas de negócios e usuários de negócios podem usar dados para obter <i>insights</i> ? | 1,14 | 1,08 | 0,37 |
| Sua organização investe em treinamento para análise? | 1 | 1,08 | 0,41 |

Fonte: dados da pesquisa. * Me = Média, Md = Mediana, DP = desvio padrão.

Na dimensão de gestão de dados, as empresas cearenses demonstram um comprometimento variável com desenvolvimento e sustentação de capacidades analíticas. Os dados evidenciam que a maioria das organizações inclui componentes organizacionais em suas estratégias analíticas, mas ainda existem desafios a serem superados, conforme componente organizacional na estratégia analítica, com média de 0,95 e mediana de 0,72, e um desvio padrão de 0,45.

Quando olhamos para a manutenção da infraestrutura de dados, com média de 0,69 e mediana de 0,72, e um desvio padrão de 0,27, notamos o reflexo de certa dificuldade na manutenção da infraestrutura de dados para suportar a analítica, indicando um potencial espaço

para melhoria. Em relação à contratação de cientistas de dados, a média de 0,86 e a mediana de 0,72, com desvio padrão de 0,51, mostram uma adesão moderada à contratação de cientistas de dados, com uma variação considerável nas respostas. Por outro lado, percebe-se a existência de equipe talentosa para gestão de dados, com a média de 1,19 e mediana de 1,44, com um desvio padrão de 0,41, assim, destacam uma forte presença de equipes talentosas para a gestão de dados, sugerindo um bom nível de maturidade nesse aspecto.

A Tabela 8 apresenta, na ótica da dimensão gestão de dados, como estão encaixadas as empresas conforme o nível de maturidade e seu respectivo porte.

Tabela 8 - Quantidade de Empresas por Porte na Dimensão Gestão de Dados

| Maturidade | Pequena | Média | Grande | Total Geral |
|---------------------|----------------|--------------|---------------|--------------------|
| Nascente | 2 | 8 | 1 | 11 |
| Pré-adoção | 3 | 18 | 21 | 42 |
| Estabelecida | 1 | 12 | 29 | 42 |
| Madura | 0 | 0 | 5 | 5 |
| Visionária | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Total Geral | 6 | 38 | 56 | 100 |

Fonte: dados da pesquisa.

A Tabela 8, que representa a quantidade de empresas por porte na dimensão de Gestão de Dados, fornece as seguintes informações:

- a) Existe uma distribuição notável de empresas nas fases "Nascente" e "Pré-adoção", com 11 e 42 empresas, respectivamente. Isso sugere que um número significativo de empresas está nas etapas iniciais de implementação de práticas de gestão de dados.
- b) Com 29 empresas grandes na fase "Estabelecida", verifica-se que as empresas de maior porte são as que mais avançaram na implementação de práticas de gestão de dados.
- c) Apenas 5 empresas, todas de grande porte, estão classificadas como "Maduras". Isso pode indicar que práticas avançadas de gestão de dados exigem recursos e capacidades que geralmente são mais acessíveis a empresas de grande porte.
- d) A falta de empresas na categoria "Visionária" reflete uma oportunidade de desenvolvimento para que as empresas atinjam o mais alto nível de maturidade em gestão de dados.
- e) As pequenas e médias empresas mostram uma tendência a estar nas fases "Nascente" e "Pré-adoção". Isso pode demonstrar limitações em recursos ou expertise para evoluir para estágios mais avançados de gestão de dados.

- f) A ausência de empresas pequenas e médias na categoria "Madura" sugere que alcançar um nível avançado de maturidade em gestão de dados pode ser um desafio para empresas com menos recursos.
- g) A concentração da maturidade em empresas grandes, especialmente nas categorias "Estabelecida" e "Madura", indica que o porte da empresa pode ser um fator determinante para a capacidade de implementar e sustentar práticas eficazes de gestão de dados.

A Tabela 8 destaca que as empresas de grande porte estão liderando em maturidade de gestão de dados, enquanto empresas menores ainda estão lutando para estabelecer e amadurecer suas práticas de gestão de dados. A oportunidade para crescimento e evolução é particularmente evidente nas fases mais avançadas de maturidade. A Tabela 9 apresenta, na ótica da dimensão gestão de dados, como estão encaixadas as empresas conforme o nível de maturidade e o percentual de distribuição por seu respectivo porte.

Tabela 9 – Percentual de Distribuição de Empresas por Porte na Dimensão Gestão de Dados

| Maturidade | Pequena | Média | Grande | Total Geral |
|---------------------|----------------|--------------|---------------|--------------------|
| Nascente | 33% | 21% | 2% | 11% |
| Pré-adoção | 50% | 47% | 38% | 42% |
| Estabelecida | 17% | 32% | 52% | 42% |
| Madura | 0% | 0% | 9% | 5% |
| Visionária | 0% | 0% | 0% | 0% |
| Total Geral | 100% | 100% | 100% | 100% |

Fonte: dados da pesquisa.

A Tabela 9 fornece uma visão percentual sobre a maturidade das empresas na dimensão de Gestão de Dados, permitindo as seguintes interpretações:

- a) Uma proporção significativa das empresas pequenas (33%) está na fase "Nascente", indicando que um terço delas está no estágio inicial de desenvolver práticas de gestão de dados.
- b) A fase de "Pré-adoção" compreende a maior parte das empresas de todos os portes, com percentuais de 50% para pequenas, 47% para médias e 38% para grandes. Isso demonstra que a maioria das empresas ainda está em fases iniciais de maturidade.
- c) Empresas grandes apresentam uma maior porcentagem na fase "Estabelecida" (52%), o que sugere que mais da metade dessas empresas tem práticas de gestão de dados bem estabelecidas.
- d) Nenhuma empresa pequena ou média alcançou a fase "Madura", enquanto as grandes empresas mostram um percentual de 9% nesta categoria, reforçando que o

porte pode influenciar a capacidade de implementar práticas de gestão de dados avançadas.

- e) A completa ausência de empresas na categoria "Visionária" revela que nenhuma empresa, independente do porte, atingiu o nível mais alto de maturidade em gestão de dados.

Esses percentuais ressaltam que, enquanto as empresas de grande porte estão avançando em direção a estágios mais maduros de gestão de dados, as pequenas e médias empresas ainda têm caminho a percorrer para alcançar níveis mais elevados de maturidade nesta dimensão.

4.2.4 Maturidade em analítica de dados da dimensão *Analytics*:

Conforme descrito anteriormente nos procedimentos metodológicos, para cada dimensão efetuamos o cálculo da maturidade da seguinte forma:

A síntese dos resultados da dimensão *Analytics* reflete o nível de sofisticação e a abrangência do uso de técnicas analíticas nas empresas. As pontuações, nessa dimensão, mostram que algumas empresas estão mais avançadas na aplicação de *analytics* para suportar a tomada de decisão e a inovação. Isso pode incluir desde análises descritivas básicas, até técnicas mais complexas, como aprendizado de máquina e inteligência artificial. A Tabela 10 mostra as estatísticas da dimensão *Analytics*.

Tabela 10 - Análise descritiva da dimensão *Analytics*

| Questões - Dimensão <i>Analytics</i> | Me | Md | DP |
|--|------|------|------|
| Quais tecnologias sua organização usa para analisar seus dados? (Planilhas, relatórios, análise preditiva, PNL, aprendizado profundo, IOT, IA) | 0,98 | 0,73 | 0,42 |
| Sua organização analisa grandes volumes de dados? (Acima de 10 TB) | 0,86 | 0,91 | 0,4 |
| Quantos modelos de análise preditiva sua empresa tem em produção? | 0,75 | 0,36 | 0,51 |
| Qual porcentagem de pessoas de sua empresa tem acesso a análises? | 0,54 | 0,36 | 0,36 |
| Sua organização consegue articular problemas de negócios que exigem análise? | 1,22 | 1,46 | 0,4 |
| A analítica de dados é usada pelas equipes de toda a organização quando necessário? | 0,91 | 0,91 | 0,31 |
| Suas soluções de análise são projetadas para fornecer a melhor UI para a pessoa certa? | 0,76 | 0,73 | 0,42 |
| Sua organização utiliza análises automatizadas? | 0,75 | 0,73 | 0,36 |
| Sua organização utiliza tecnologias de código aberto para analítica de dados? | 0,66 | 0,36 | 0,37 |

(continua)

(conclusão)

Tabela 10 - Análise descritiva da dimensão *Analytics*

| Questões - Dimensão <i>Analytics</i> | Me | Md | DP |
|---|------|------|------|
| As análises são implantadas em sistemas de negócio ou aplicativos em sua organização? | 1,16 | 1,09 | 0,38 |
| Os resultados dos modelos construídos com inteligência aumentada possuem recursos de explicação para aumentar a transparência para todos? | 0,98 | 0,61 | 0,61 |
| Sua organização monitora seus modelos quanto à decadência? | 0,66 | 0,73 | 0,46 |

Fonte: dados da pesquisa. * Me = Média, Md = Mediana, DP = Desvio padrão

A análise da dimensão de *analytics* nas empresas cearenses aponta para uma adesão variada às tecnologias e práticas de análise de dados, refletindo diferentes níveis de maturidade analítica. A média de 0,98 e mediana de 0,73, com desvio padrão de 0,42, indicam uma adesão relativamente alta às tecnologias de análise, embora haja variação nas tecnologias adotadas pelas organizações. A Tabela 11 apresenta, na ótica da dimensão *analytics*, como estão encaixadas as empresas conforme o nível de maturidade.

Tabela 11 - Quantidade de Empresas por Porte na Dimensão *Analytics*

| Maturidade | Pequena | Média | Grande | Total Geral |
|--------------------|----------|-----------|-----------|-------------|
| Nascente | 1 | 4 | 2 | 7 |
| Pré-adoção | 4 | 28 | 28 | 60 |
| Estabelecida | 1 | 6 | 18 | 25 |
| Madura | 0 | 0 | 8 | 8 |
| Visionária | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Total Geral | 6 | 38 | 56 | 100 |

Fonte: dados da pesquisa.

Analisando os valores apresentados na Tabela 11, que mostra a quantidade de empresas por porte na dimensão *Analytics*, várias constatações podem ser feitas:

- Há uma presença expressiva de empresas nas categorias "Nascente" e "Pré-adoção", com 7 e 60 empresas respectivamente. Isto sugere que um grande número de empresas ainda está desenvolvendo suas capacidades analíticas ou começando a adotá-las.
- Observa-se um predomínio na fase "Pré-adoção", tanto para médias quanto para grandes empresas, cada uma com 28 empresas. Isso indica que a maioria das empresas está no estágio inicial de integração de práticas analíticas mais estruturadas.

- c) Há 25 empresas na fase "Estabelecida", com uma distribuição que favorece as grandes empresas (18). Isso mostra que as grandes empresas têm maior probabilidade de ter práticas analíticas mais consolidadas.
- d) A categoria "Madura" é exclusiva para empresas de grande porte, com 8 representantes, sugerindo que somente as empresas maiores alcançaram um estágio avançado em *Analytics*.
- e) Não há empresas listadas na categoria "Visionária", o que implica uma oportunidade de crescimento e um patamar de excelência em *Analytics* ainda não alcançado por nenhuma das empresas estudadas.

A Tabela 12 apresenta, na ótica da dimensão *analytics*, como estão encaixadas as empresas conforme o nível de maturidade e o percentual de distribuição por seu respectivo porte.

Tabela 12 – Percentual de Distribuição de Empresas por Porte na Dimensão Analytics

| Maturidade | Pequena | Média | Grande | Total Geral |
|---------------------|----------------|--------------|---------------|--------------------|
| Nascente | 17% | 11% | 4% | 7% |
| Pré-adoção | 67% | 74% | 50% | 60% |
| Estabelecida | 17% | 16% | 32% | 25% |
| Madura | 0% | 0% | 14% | 8% |
| Visionária | 0% | 0% | 0% | 0% |
| Total Geral | 100% | 100% | 100% | 100% |

Fonte: dados da pesquisa.

A pesquisa nos mostra uma predominância da categoria Pré-adoção e estabelecida, indicando que a maioria das empresas avaliadas possui um nível de maturidade intermediário em *Analytics*. A concentração de empresas nessas categorias sugere que há espaço significativo para o desenvolvimento e amadurecimento das capacidades analíticas. Presença de empresas nascentes, demonstrando que um número menor está nos estágios iniciais de desenvolvimento de competências analíticas. A categoria "Visionária" não têm representantes, o que revela a inexistência de empresas com práticas avançadas ou de vanguarda em *Analytics*.

Este gráfico ressalta um cenário onde as práticas de *Analytics* estão estabelecidas na maioria das empresas, mas há uma margem considerável para evolução, especialmente para atingir níveis de maturidade mais avançados.

Em resumo, as empresas cearenses apresentam uma trajetória positiva no uso da analítica de dados, com forte articulação de problemas de negócios e integração de análises em sistemas. Contudo, há espaço para melhorias na democratização do acesso às análises, na adoção de análises automatizadas e na transparência e monitoramento dos modelos. A

variabilidade nas práticas sugere que, enquanto algumas empresas estão à frente na maturidade analítica, outras ainda estão em estágios iniciais de desenvolvimento.

4.2.5 Maturidade em analítica de dados da dimensão Governança:

Conforme descrito anteriormente nos procedimentos metodológicos, para cada dimensão efetuamos o cálculo da maturidade da seguinte forma:

A síntese dos resultados da dimensão Governança avalia a existência de estruturas de governança para guiar e controlar as iniciativas de análise de dados. Pontuações mais baixas nesta dimensão podem indicar uma falta de direção estratégica e de políticas claras para o uso de dados, enquanto pontuações mais altas sugerem a presença de um *framework* sólido de governança, assegurando que as práticas de análise de dados estejam alinhadas com os objetivos empresariais. A Tabela 13 mostra as estatísticas da dimensão Governança.

Tabela 13 - Análise descritiva da dimensão Governança

| Questões - Dimensão Governança | Me | Md | DP |
|---|------|------|------|
| Os dados são confiáveis para análise em todas as plataformas da sua organização? | 0,87 | 0,80 | 0,38 |
| Sua organização entende a origem dos dados e possui as políticas corretas para lidar com diferentes tipos de dados? | 1,25 | 1,20 | 0,45 |
| Os usuários aceitam e respondem à necessidade de aderir às políticas de governança de dados? | 1,29 | 1,20 | 0,43 |
| Sua organização usa ferramentas como catálogo de dados para ajudar os usuários e acessar dados confiáveis? | 0,94 | 0,08 | 0,49 |
| Os processos de implantação de modelos estão em vigor na sua organização. Por exemplo, os modelos devem ser verificados para não serem incorretos ou antiéticos antes de serem colocados em produção. | 0,74 | 0,40 | 0,47 |
| As políticas de gerenciamento de modelos estão em vigor na sua organização. Os modelos devem ser controlados por versão e os metadados capturados para cada modelo colocado em produção. | 0,81 | 0,50 | 0,52 |
| Sua empresa possui equipe de governança e analítica de dados com representantes de toda a empresa, incluindo as principais partes interessadas do negócio? | 0,96 | 0,80 | 0,48 |
| A função do administrador de dados está em vigor? As responsabilidades dessa pessoa são claramente identificadas? | 0,99 | 0,80 | 0,49 |
| As políticas de segurança estão em vigor e são aplicadas para todas as formas de dados para a sua empresa? | 1,06 | 1,20 | 0,46 |

Fonte: dados da pesquisa. * Me = Média, Md = Mediana, DP = Desvio padrão

Resultados com média de 1,25 e mediana de 1,2, acompanhadas de um desvio padrão de 0,45, demonstram que as organizações têm um entendimento relativamente alto sobre a origem dos dados, e que possuem políticas para lidar com diferentes tipos de dados. No

entanto, a variação sugere que ainda existem desafios a serem superados para algumas organizações.

Para aceitação e adesão às políticas de governança de dados, a média de 1,29 e mediana de 1,2, com um desvio padrão de 0,43, indicam aceitação e resposta positivas às políticas de governança de dados. Isso sugere uma cultura organizacional que valoriza e segue as diretrizes de governança de dados, embora ainda existam variações nas respostas. Já para equipe de Governança e Analítica de Dados, a média de 0,96 e mediana de 0,8, com um desvio padrão de 0,48, sinalizam um nível razoável de implementação de equipes de governança com representação ampla, porém com espaço para maior uniformidade na prática. A Tabela 14 apresenta, na ótica da dimensão Governança, como estão encaixadas as empresas conforme o nível de maturidade.

Tabela 14 - Quantidade de Empresas por Porte na Dimensão Governança

| Maturidade | Pequena | Média | Grande | Total Geral |
|---------------------|----------------|--------------|---------------|--------------------|
| Nascente | 1 | 8 | 6 | 15 |
| Pré-adoção | 5 | 25 | 29 | 59 |
| Estabelecida | 0 | 5 | 18 | 23 |
| Madura | 0 | 0 | 3 | 3 |
| Visionária | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Total Geral | 6 | 38 | 56 | 100 |

Fonte: dados da pesquisa.

A análise da Tabela 14, que detalha a quantidade de empresas por porte na dimensão de Governança, permite identificar vários aspectos importantes sobre a maturidade das empresas em termos de governança de dados:

- a) Com 15 empresas distribuídas entre pequenas, médias e grandes (1, 8, e 6, respectivamente), a fase "Nascente" mostra uma presença variada, indicando que empresas de todos os portes estão no início do desenvolvimento de práticas de governança.
- b) A categoria "Pré-adoção" é a mais representativa, com 59 empresas no total. Nota-se que as grandes empresas são as mais numerosas nesta fase (29), seguidas de perto pelas médias (25) e pequenas (5). Isto sugere que muitas empresas estão ativamente envolvidas na fase inicial de estabelecer governança de dados.
- c) Apenas empresas médias e grandes alcançaram a fase "Estabelecida", com 5 e 18 empresas, respectivamente. Isso pode indicar que as práticas de governança

mais consolidadas tendem a ser encontradas em empresas com maiores recursos e capacidades estruturais.

- d) Apenas três empresas, todas grandes, estão classificadas como "Maduras". Isso destaca que apenas empresas de grande porte conseguiram alcançar um nível avançado de governança de dados, sugerindo que tal maturidade exige recursos e uma infraestrutura que pode estar fora do alcance das empresas menores.
- e) Ausência de Empresas Visionárias: Nenhuma empresa alcançou a categoria "Visionária", refletindo um desafio generalizado entre todas as empresas em atingir o nível mais alto de governança de dados.

Observa-se uma tendência de que quanto maior a empresa, mais avançada é sua maturidade em governança de dados, com as grandes empresas predominantemente mais avançadas em relação às pequenas e médias. A Tabela 15 apresenta, na ótica da dimensão governança, como estão encaixadas as empresas conforme o nível de maturidade e o percentual de distribuição por seu respectivo porte.

Tabela 15 - Percentual de Distribuição de Empresas por Porte na Dimensão Governança

| Maturidade | Pequena | Média | Grande | Total Geral |
|---------------------|----------------|--------------|---------------|--------------------|
| Nascente | 17% | 21% | 11% | 15% |
| Pré-adoção | 83% | 66% | 52% | 59% |
| Estabelecida | 0% | 13% | 32% | 23% |
| Madura | 0% | 0% | 5% | 3% |
| Visionária | 0% | 0% | 0% | 0% |
| Total Geral | 100% | 100% | 100% | 100% |

Fonte: dados da pesquisa.

A categoria "Pré-adoção" compreende 59% das empresas, indicando que muitas empresas estão começando a adotar práticas de governança de dados. Seguida pela categoria estabelecida, mostrando que a maior parte das empresas já implementou práticas de governança de dados de forma substancial. Apenas 3 empresas são categorizadas como "Maduras", o que aponta para uma presença limitada de organizações com práticas de governança de dados avançadas e bem estabelecidas. Nenhuma empresa é classificada como "Visionária", o que sugere que práticas de governança de dados altamente inovadoras e de ponta não foram alcançadas por nenhuma das empresas analisadas. Por outro lado, a categoria "Nascente" inclui representa um grupo menor no estágio inicial de desenvolvimento de governança de dados.

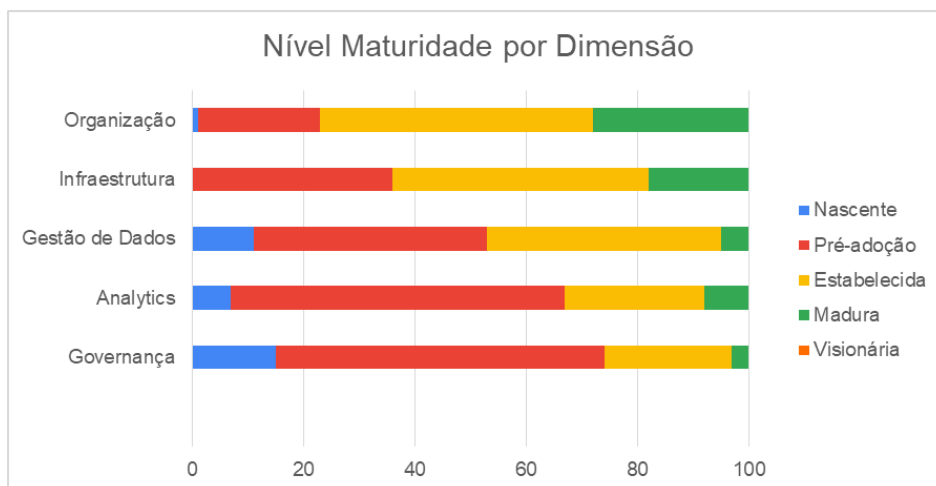
A distribuição encontrada sugere que, enquanto muitas empresas desenvolveram uma governança de dados básica, há espaço para avanços significativos para alcançar níveis mais sofisticados de maturidade.

Em geral, essas constatações indicam uma trajetória positiva na governança de dados entre as organizações cearenses, com áreas de forte desempenho e outras que requerem desenvolvimento adicional. A variação nos resultados sugere que, enquanto algumas organizações estão avançadas na maturidade da analítica de dados, outras estão em estágios mais iniciais, destacando a necessidade de esforços contínuos para fortalecer as práticas de governança de dados em todo o setor.

4.2.6 Maturidade em analítica de dados total

Depois da análise de cada dimensão, uma outra percepção, esclarecedora para o entendimento de como está a maturidade de analítica de dados nas empresas do Ceará através da visão dos executivos de TIC do GGTIC-CE, está no Gráfico 6, que apresenta uma síntese do nível de maturidade da analítica de dados por dimensão.

Gráfico 1 - Nível de maturidade por dimensão.



Fonte: dados da pesquisa.

Esse gráfico traz uma visão geral de como as empresas estão distribuídas em seus níveis de maturidade. As organizações apresentam uma distribuição relativamente equilibrada de maturidade através das diferentes dimensões, indicando que têm um foco diversificado em várias áreas de desenvolvimento.

O nível "Visionária" é menos prevalente em todas as dimensões, o que é esperado, pois indica um estado de vanguarda em termos de práticas e inovação. No entanto, a presença em algumas dimensões indica que a organização está fazendo investimentos futurísticos ou inovadores nesses campos.

Cada uma dessas dimensões é crucial para a construção e o desenvolvimento da maturidade analítica em uma organização. A soma das pontuações dessas dimensões resulta no "Escore de Maturidade Total", que classifica as empresas em estágios de maturidade, indicando um caminho percorrido em direção à adoção plena de práticas analíticas avançadas. As empresas com pontuações mais altas demonstram um compromisso mais forte com a cultura de dados, possuindo as capacidades necessárias para extrair *insights* valiosos dos dados e impulsionar a inovação e o crescimento sustentável. A Tabela 16 mostra o cenário consolidado das 100 respostas da pesquisa.

Tabela 16 - Quantidade de Empresas por Porte na Maturidade Total.

| MATURIDADE | Pequena | Média | Grande | Total Geral |
|---------------------|----------------|--------------|---------------|--------------------|
| Nascente | 0% | 0% | 0% | 0% |
| Pré-adoção | 1% | 8% | 5% | 14% |
| Estabelecida | 4% | 23% | 23% | 50% |
| Madura | 1% | 7% | 22% | 30% |
| Visionária | 0% | 0% | 6% | 6% |
| Total Geral | 6% | 38% | 56% | 100% |

Fonte: dados da pesquisa.

A Tabela 16 apresenta, na visão completa, ou seja, todas as dimensões somadas, como estão encaixadas as empresas conforme o nível de maturidade e o percentual de distribuição por seu respectivo porte. Na tabela 16, é descrita a distribuição das respostas categorizadas nos cinco estágios de maturidade: "Nascente", "Pré-adoção", "Estabelecida", "Madura" e "Visionária". Vale ressaltar que não foi classificada nenhuma empresa como "Nascente". Podemos observar uma maior concentração no estágio "Estabelecida", onde 50 empresas cearenses se reconheceram. O estágio "Visionária" possui o menor número de ocorrências, sugerindo que poucas organizações consideram ter alcançado o nível mais alto de maturidade em analítica de dados. Uma quantidade considerável de organizações classificou-se no estágio "Madura".

Conclui-se, a partir do estudo, que as empresas cearenses, através da percepção dos executivos de TIC, estão em média no estágio "Estabelecida", demonstrando que já reconhecem a importância da análise de dados e possuem algumas práticas e estruturas em

lugar. Existe uma necessidade clara de melhoria contínua, especialmente no aprofundamento das capacidades analíticas e na implementação de uma governança de dados mais forte.

Pequenas e Médias Empresas (PMEs), ou organizações com receitas anuais menores, apresentam um espectro variado de maturidade analítica. Algumas podem estar em estágios iniciais de adoção de práticas analíticas devido a limitações de recursos ou priorização de investimentos em outras áreas. No entanto, às vezes, empresas menores adotam uma abordagem mais ágil e inovadora na utilização de dados, devido à necessidade de competir efetivamente com organizações maiores, e à presença de uma menor complexidade organizacional, que permite mudanças mais rápidas.

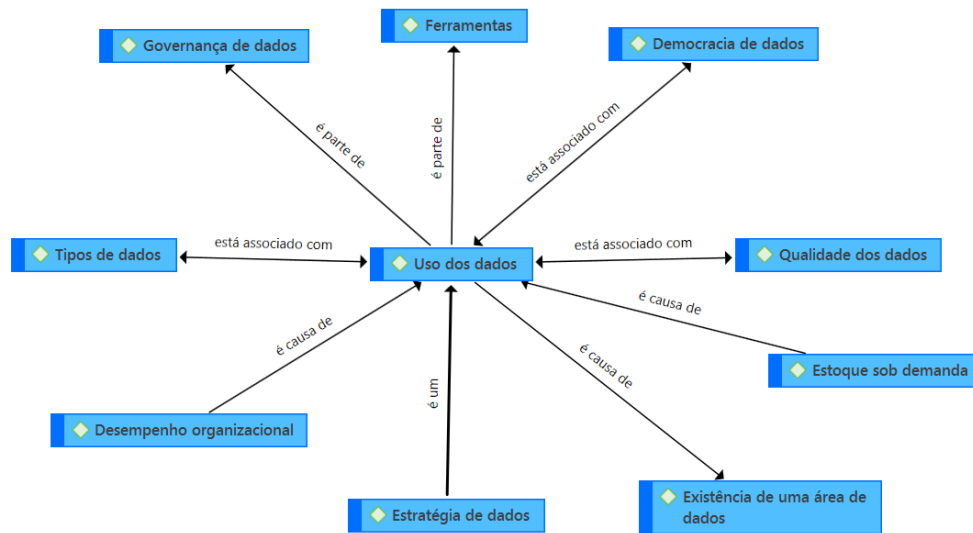
4.3 Análise das entrevistas

Através dos achados resultantes das entrevistas realizadas, a principal entrega dessa fase foi atender os objetivos específicos do estudo. Percebe-se que as vivências diárias dos executivos de TIC são extremamente valiosas para o melhor entendimento do cenário da analítica de dados nas empresas cearenses, bem como para confirmar alguns achados da revisão de literatura.

A Análise de Conteúdo é uma técnica que tem como objetivo analisar os fenômenos simbólicos da mensagem. Ela consiste em interpretar o conteúdo textual, adotando-se normas sistemáticas definidas para extrair os significados (Gonçalves, 2016).

Três categorias foram analisadas: uso dos dados, benefícios do uso da analítica de dados e desafios do uso da analítica de dados. Assim, realizou-se uma codificação livre dos principais temas emergentes, de acordo com o que foi exposto pelos executivos e estudos até o momento realizados, sendo construído as redes de códigos para análise das Figuras 17, 18 e 19.

Figura 17 – Rede Uso dos dados.



Fonte: elaborado pela autora (2024).

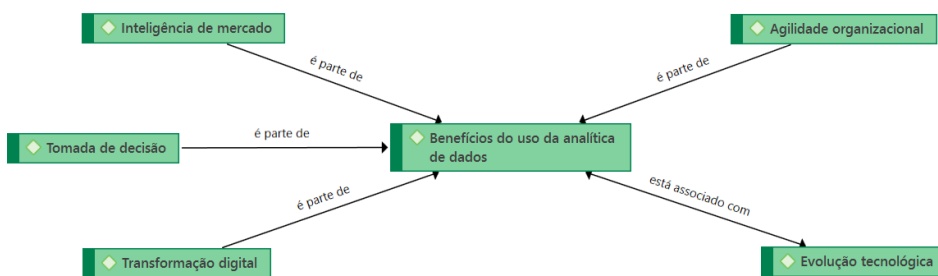
O gráfico de rede da figura 17 apresenta uma representação visual das conexões entre diferentes conceitos relacionados ao uso e à gestão de dados em uma organização, baseado em respostas de entrevistas. As conexões são as seguintes:

- "Governança de dados" está conectada a "Ferramentas", indicando que a governança eficaz é fundamental para a seleção e implementação de ferramentas de gestão de dados.
- "Ferramentas" leva a "Democracia de dados", sugerindo que as ferramentas adequadas promovem o acesso democrático aos dados dentro da organização.
- "Democracia de dados" está associada a "Qualidade dos dados", o que pode indicar que o acesso democratizado aos dados requer a manutenção de altos padrões de qualidade de dados.
- "Qualidade dos dados" está vinculada a "Uso dos dados", implicando que a qualidade dos dados é essencial para o seu uso eficaz.
- "Uso dos dados" está conectado a "Estratégia de dados" e "Desempenho organizacional", significando que um uso estratégico dos dados pode ser uma causa direta da melhoria do desempenho da organização.

- f) "Uso dos dados" também está relacionado a "Estoque sob demanda", indicando que o uso estratégico de dados pode facilitar a implementação de sistemas de estoque *just-in-time* ou sob demanda.
- g) "Estratégia de dados" está ligada a "Existência de uma área de dados", o que sugere que a estratégia de dados de uma organização pode estar condicionada à existência de uma área específica dedicada ao gerenciamento de dados.
- h) "Desempenho organizacional" e "Tipos de dados" estão associados a "Uso dos dados", demonstrando que o desempenho organizacional pode ser influenciado pelo uso de diferentes tipos de dados.
- i) "Governança de dados" também se conecta a "Tipos de dados", enfatizando que uma boa governança deve abranger diversos tipos de dados.

Em resumo, a Figura 17 demonstra que a governança, a qualidade e a estratégia de dados, assim como a existência de ferramentas adequadas e de áreas dedicadas a dados, são todos elementos interconectados que influenciam o uso dos dados e, por consequência, o desempenho organizacional. A Figura 18 traz os benefícios mais citados pelos executivos entrevistados.

Figura 18 – Rede Benefícios do uso da analítica de dados



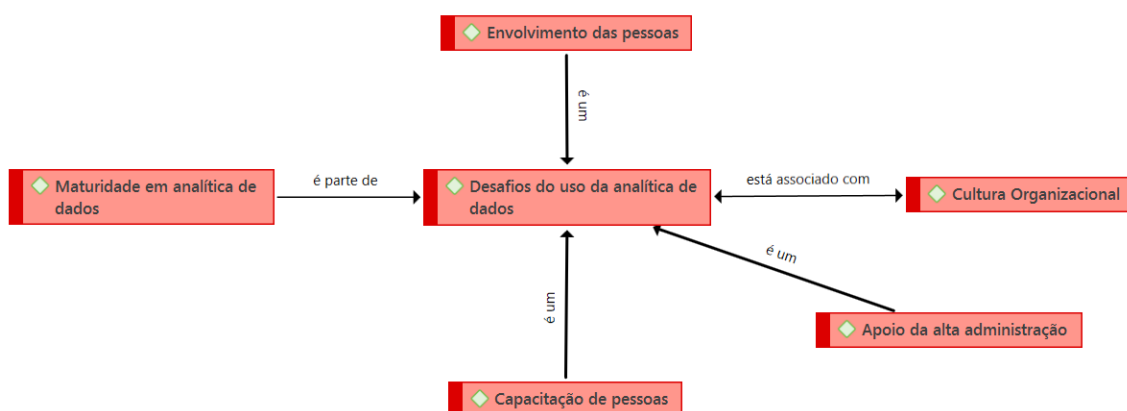
Fonte: elaborado pela autora (2024).

O gráfico de rede da Figura 18 representa como diferentes elementos se relacionam com os "Benefícios do uso da analítica de dados" dentro de uma organização, baseado em respostas de entrevistas. As conexões são as seguintes:

- a) "Inteligência de mercado" é parte dos benefícios da analítica de dados, indicando que o uso da análise de dados contribui para uma melhor compreensão do mercado.
- b) "Tomada de decisão" também é listada como parte dos benefícios, sugerindo que a analítica de dados aprimora a capacidade decisória na organização.
- c) "Transformação digital" é apresentada como outro elemento que é parte dos benefícios da analítica de dados, implicando que a transformação digital é impulsionada ou complementada pelo uso efetivo da análise de dados.
- d) Por fim, os "Benefícios do uso da analítica de dados" estão associados com "Agilidade organizacional", o que significa que as organizações que aproveitam a analítica de dados podem responder mais rapidamente às mudanças do mercado e às necessidades internas.
- e) A "Agilidade organizacional" é conectada à "Evolução tecnológica", denotando que a capacidade de uma organização em ser ágil é fortalecida através da evolução e da adoção de novas tecnologias.

Em resumo, o gráfico da Figura 18 destaca a importância da analítica de dados como catalisador para a inteligência de mercado, a tomada de decisão informada e a transformação digital, e estabelece uma relação entre agilidade organizacional e evolução tecnológica. A Figura 19 evidencia as conexões quando o olhar se volta para os desafios descritos pelos executivos de TIC.

Figura 19 – Rede Desafios do uso da analítica de dados



Fonte: elaborado pela autora (2024).

O gráfico de rede da Figura 19 apresenta os desafios associados ao uso da analítica de dados em uma organização, e como diferentes fatores contribuem ou respondem a esses desafios, baseado em respostas de entrevistas. As conexões estabelecidas são as seguintes:

- a) "Maturidade em analítica de dados" é apresentada como parte dos "Desafios do uso da analítica de dados", sugerindo que alcançar um nível avançado de maturidade em analítica é um desafio em si.
- b) "Envolvimento das pessoas" também é indicado como parte desses desafios, destacando a importância da participação ativa dos colaboradores no processo de analítica de dados.
- c) "Capacitação de pessoas" é um elemento que é simultaneamente parte dos desafios e está associado ao "Apoio da alta administração". Isso implica que capacitar as pessoas é essencial para superar os desafios da analítica de dados, e que o envolvimento e o apoio dos líderes de alto nível são cruciais para essa capacitação.
- d) Por fim, os "Desafios do uso da analítica de dados" estão associados à "Cultura Organizacional", significando que a maneira como a organização aborda a analítica de dados está profundamente ligada a sua cultura empresarial.

Em resumo, o gráfico sugere que a maturidade em analítica de dados, o envolvimento e a capacitação das pessoas, assim como o apoio da alta administração, são fatores interligados que, juntos, formam a base para enfrentar os desafios do uso efetivo da analítica de dados, o que está intrinsecamente relacionado à cultura organizacional. A descrição do projeto realizado no Atlas.ti, é apresentada na Figura 20.

Figura 20 – Visão geral do projeto – Atlas.ti.



Fonte: Elaborado pela autora (2024).

O panorama encontrado ao final da consolidação dos dados da pesquisa sugere que, para as empresas cearenses, há um caminho promissor a ser percorrido na jornada de maturidade analítica.

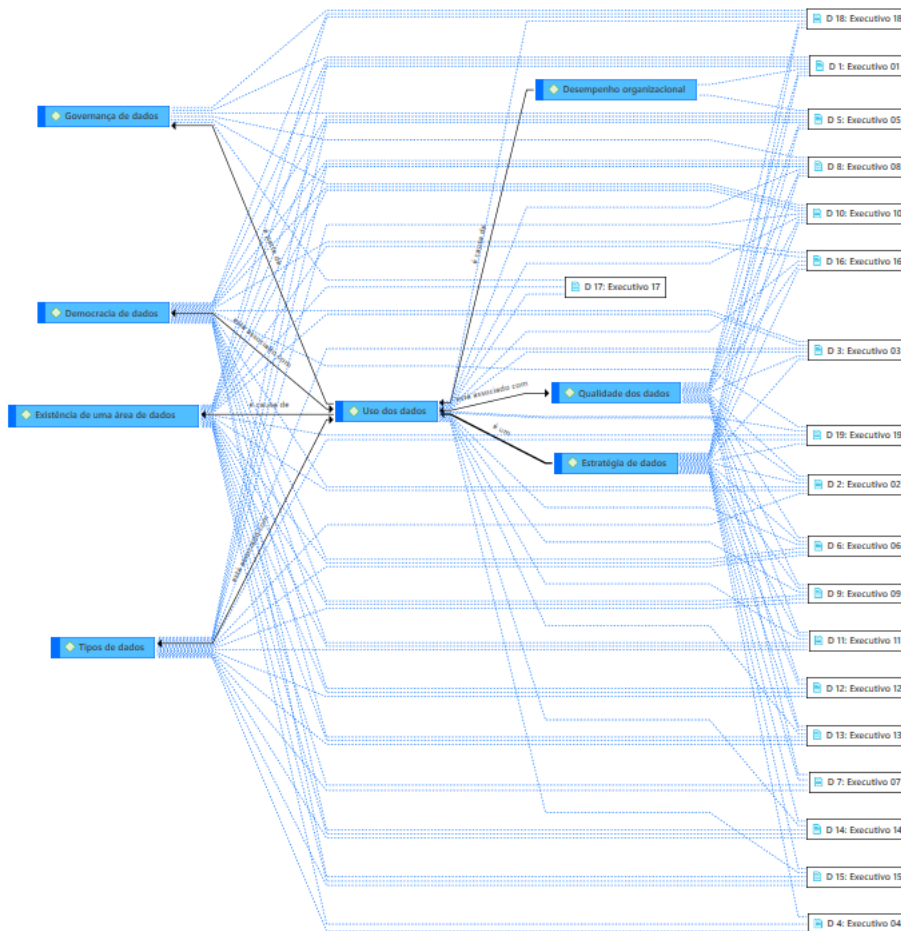
O investimento em infraestrutura, o aprimoramento das práticas de gestão de dados, desenvolvimento de competências analíticas e a implementação de sólidas estruturas de governança podem impulsionar significativamente a capacidade das organizações de se tornarem verdadeiramente orientadas a dados. Através destes esforços, as empresas não só aprimoram suas operações internas, mas também fortalecem sua posição competitiva no mercado globalizado. As entrevistas com executivos de diversas empresas do Ceará oferecem uma visão ampla sobre a importância, a implementação, os benefícios e os desafios da análise de dados nas organizações.

4.3.1 Percepção sobre o uso dos dados

O primeiro objetivo específico é atendido quando se constata que as organizações apresentam uma variedade de estruturas para gerenciamento de dados, desde equipes dedicadas a *Business Intelligence* e analítica de dados, até funções integradas em departamentos de TIC e Controladoria.

Algumas empresas estão em estágios iniciais de desenvolvimento estratégico, enquanto outras têm programas bem estabelecidos. A maioria das empresas reconhece a analítica de dados como essencial para a tomada de decisões, com estratégias que variam de inicial a avançada. A transformação digital é frequentemente mencionada como um vetor crucial nesse processo. Existe um forte apoio da alta administração em quase todas as organizações, sublinhando a análise de dados como uma prioridade estratégica. Esse apoio é crucial para avançar na maturidade analítica e na transformação digital das empresas. Na figura 21, visualizamos a rede e seus relacionamentos com cada entrevistado.

Figura 21 – Rede uso de dados com relacionamentos.



Fonte: Elaborado pela autora (2024).

A partir dessa análise, destacam-se as seguintes tendências e observações relevantes:

- Estrutura de Dados Variada:** Algumas empresas não têm uma área específica de dados (Executivo 1), enquanto outras possuem departamentos dedicados à gestão de dados (Executivo 2), indicando uma variedade na estrutura organizacional em torno dos dados.
- Estratégia de Dados em Desenvolvimento:** Existe uma percepção de que, embora algumas empresas tenham interesse em desenvolver estratégias de dados, muitas ainda estão na fase inicial ou em processo de melhoria (Executivo 2).

Citações Relevantes:

- Executivo 1: "A empresa não tem uma área específica de dados. Os dados são geridos de forma descentralizada."
- Executivo 2: "A área responsável pela gestão de dados na minha organização está em constante evolução."

- c) Executivo 18: “A gente tem uma área específica para dados dentro da área de tecnologia e isso é disseminado por todas as áreas. Temos a parte de *analytics* em todas as estruturas. Toda análise decisória a gente tem hoje bem disseminada em toda a companhia. A gente até brinca que aqui é biscoitos e massas com dados!! Hoje é uma cultura muito forte”.
- d) Executivo 19: “Nós temos um setor específico para análise de dados. Não fica dentro de TIC, e sim na área de controladoria”.

A análise de dados permite decisões baseadas em evidências, otimizando processos e estratégias. Sobre o primeiro pilar – o uso dos dados nas organizações a partir do olhar dos executivos TIC –, os entrevistados concordaram quanto à existência e à importância do uso analítico de dados.

Os executivos 1 e 16 afirmam que a estratégia de dados não é apoiada pela alta administração. Atualmente, essa abordagem orientada por dados não é considerada uma estratégia chave dentro das organizações. O executivo 16 afirma: “Alta administração ainda não percebeu. Isso é uma missão minha”. Já o executivo 1 explica: “A gente tinha um projeto para 2024 de criação de uma área de dados corporativa. Esse projeto não foi aprovado para 2024 e deve acontecer em 2025”.

Por outro lado, os executivos 3 e 10 demonstram em suas falas um substancial apoio da alta administração, inclusive com uma área de analítica de dados madura nas organizações.

O executivo 3 explica:

Esta abordagem faz parte de uma jornada mais ampla de transformação digital, na qual a integração e análise de dados são fundamentais para melhorar a tomada de decisões, otimizar processos e criar novas oportunidades de negócios. Ao priorizar a capacitação e a integração da gestão de dados em toda a organização, se busca um caminho para se tornarem uma empresa verdadeiramente orientada por dados, capaz de enfrentar os desafios e aproveitar as oportunidades da era digital.

O entrevistado 10, por sua vez, reforça: “A Analítica de dados existe não só no planejamento estratégico da empresa, como também no planejamento estratégico da área responsável pelo tratamento dos dados”.

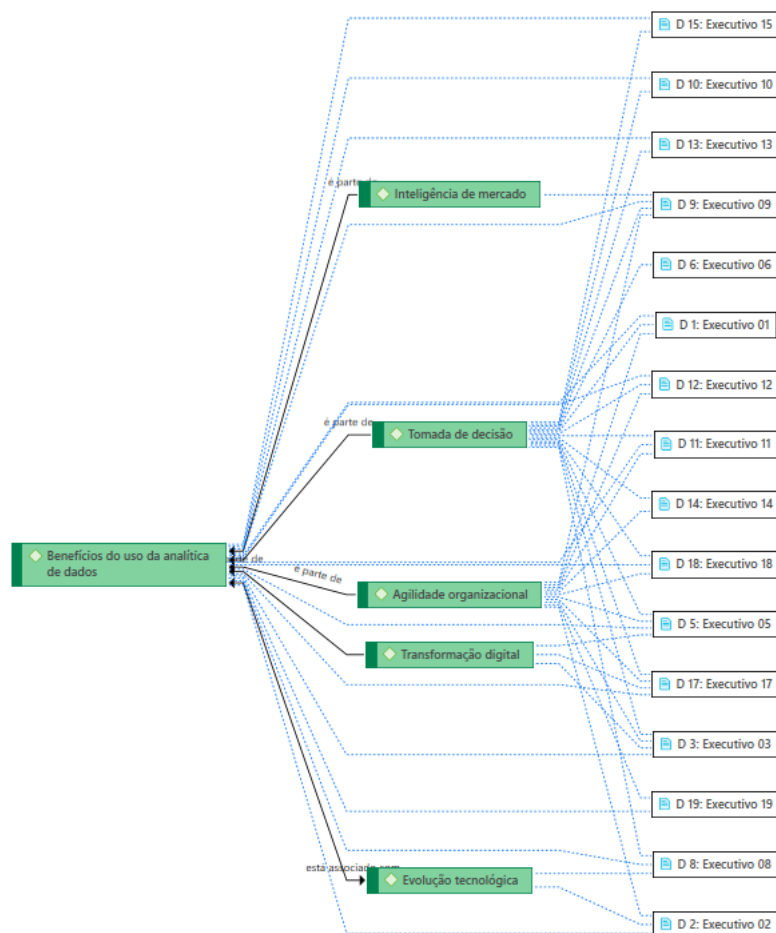
A ideia de Côte-Real et al. (2019), de que as estratégias de negócios são cada vez mais dependentes de dados, e estão redefinindo inovação, competição e produtividade, é corroborada pela fala do executivo 12:

Para transformação digital e para processo de decisão, ela é extremamente estratégica. Para que a empresa possa identificar como vai se posicionar no mercado, quais são as próximas ações a fazer, em qual segmento vai expandir, aonde *[sic]* vai dar continuidade no trabalho de expansão realmente de investimento. São informações extremamente importantes nesse processo decisório para alta gestão da empresa.

4.3.2 Percepção sobre os benefícios do uso da analítica de dados

Atendendo ao segundo objetivo específico, os principais benefícios estão associados à melhoria na tomada de decisões, eficiência operacional e identificação de novas oportunidades de negócios. A análise de dados permite decisões baseadas em evidências, otimizando processos e estratégias. Na figura 22, visualizamos a rede e seus relacionamentos com cada entrevistado.

Figura 22 – Rede benefícios do uso da analítica de dados com relacionamentos



Fonte: Elaborado pela autora (2024).

A seguir, destacamos algumas tendências e observações relevantes:

- a) Impacto na Tomada de Decisão: A analítica de dados é vista como uma parte importante da estratégia empresarial, influenciando a tomada de decisões (Executivo 1).

- b) Expectativa de Evolução: Há uma expectativa positiva em relação à evolução e ao aprimoramento do uso da analítica de dados para alcançar melhores resultados empresariais (Executivo 2).

Citações Relevantes:

- a) Executivo 1: "Atualmente, essa abordagem orientada por dados tem ajudado a guiar as decisões estratégicas."
 b) Executivo 2: "Espero que a evolução na gestão e no uso da analítica de dados contribua significativamente para o sucesso da organização."

O executivo 4 afirma:

Os benefícios de padronizar e correlacionar dados na organização são significativos, principalmente no controle de fraudes e na compreensão aprofundada da gestão de contratos. Antes dessa padronização, a comparação efetiva dos dados era um desafio devido às diferentes métricas utilizadas. No entanto, ao uniformizar esses dados, tornou-se possível realizar comparações mais precisas e obter insights valiosos.

O executivo 6, por sua vez, traz importante visão sobre os benefícios: "O ganho é extremamente perceptível para a tomada de decisões mais assertivas. Então o ganho é extremamente perceptível e isso acaba envolvendo e as lideranças a utilizarem a análise de dados para tomada de decisão."

Já o executivo 11 traz um termo repetido algumas vezes nas entrevistas:

Primeiro é ter uma agilidade na tomada decisão, porque é muito importante tomar uma decisão rápido para alguns segmentos. Então com a informação preparada e pronta, você pode consultar e terá uma decisão assertiva. Decidir rápido mas decidir certo, porque com a informação você não vai decidir baseado em sentimento, mas em dado concreto.

Um benefício apontado pelos executivos como necessário para o processo de desenvolvimento da analítica de dados é o ganho de agilidade e assertividade, corroborando com Manguiera e Alves (2014), que afirmam que os dados podem se transformar em poderosas ferramentas para identificar novas oportunidades, definir estratégias, minimizar os riscos e desenvolver novos produtos e/ou serviços que possam proporcionar vantagens competitivas para as organizações. Os benefícios estão associados a melhoria na tomada de decisões, eficiência operacional e identificação de novas oportunidades de negócios. A análise de dados permite decisões baseadas em evidências, otimizando processos e estratégias.

4.3.3 Percepção sobre os desafios do uso da analítica de dados

O terceiro objetivo específico é evidenciado quando verificamos que os desafios incluem superar a resistência cultural à análise de dados, desenvolver infraestrutura e competências analíticas, e garantir a qualidade e a confiabilidade dos dados. A mudança cultural e a capacitação das equipes são aspectos frequentemente destacados.

Destacam-se as seguintes tendências e observações:

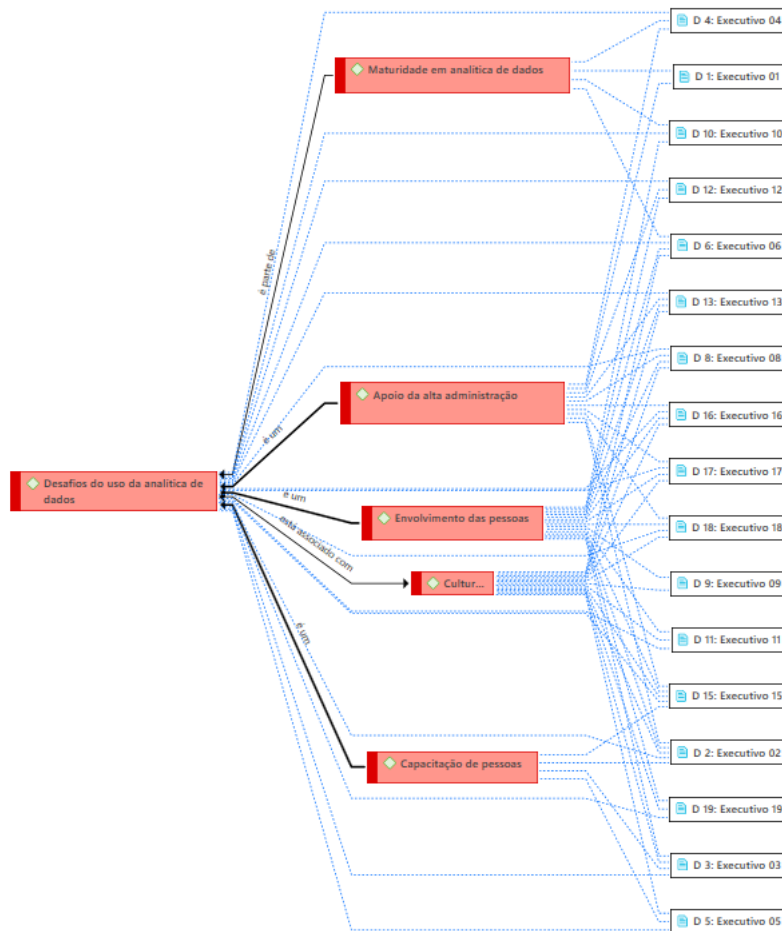
- a) **Desafios de Gestão e Cultura:** Um dos principais desafios mencionados envolve a gestão e a cultura organizacional, sugerindo a necessidade de um maior entendimento e valorização da analítica de dados no nível de gestão (Executivo 1).
- b) **Obstáculos Técnicos e de Implementação:** Desafios técnicos, incluindo a qualidade dos dados e a infraestrutura tecnológica, são barreiras mencionadas que impactam a eficácia da analítica de dados (Executivo 2).

Algumas citações Relevantes:

- a) Executivo 1: "Hoje é o de que a gestão entenda isso como é importante."
- b) Executivo 2: "Enfrentamos desafios constantes devido à qualidade dos dados e às limitações tecnológicas."

Na figura 23, visualizamos a rede e seus relacionamentos com cada entrevistado:

Figura 23 – Rede desafios do uso da analítica de dados com relacionamentos.



Fonte: Elaborado pela autora (2024).

Esse processo de identificação dos desafios mostrou que as características para as dificuldades encontradas são muito semelhantes. Como foi apresentado por Li et al. (2022), quando a cultura é levada em consideração, a organização se abre para que as tecnologias de *big data analytics* modifiquem a maneira como as organizações operam e auxiliem os gestores a tomarem decisões inteligentes. O executivo 11 descreve um pouco do principal desafio para a implementação da análise de dados na sua organização:

O que foi mais difícil, foi a gente extrair para o nosso usuário da parte de negócio realmente o que eles precisavam com clareza! Foi difícil a gente conseguir provocar neles a avaliação, o pensar criativo, e saber o que eles precisam. Identificar quais são as perguntas e respostas que vão agregar mais ao seu dia a dia, e não ter painéis que apenas tem informações, mas que não vão ter nenhuma utilização. Essa foi a parte mais difícil!

O entrevistado 8 reforça o impacto de que a ausência de uma cultura organizacional orientada a dados traz, e confirma a ideia de Díaz; Rowshankish e Saleh (2018) de que a incorporação desse processo e, conseqüentemente, a geração de impacto nos negócios, exige o envolvimento de toda a empresa através da cultura empresarial.

O desafio primordial era, e ainda é, a existência de uma cultura avessa ao uso de dados para tomada de decisões. Prevalencia, e em certa medida ainda prevalece, uma preferência pelo "achismo" e intuição, o que evidencia que o principal problema reside na cultura organizacional.

Bean (2021) relata que os desafios culturais, e não os tecnológicos, representam o maior obstáculo em torno das iniciativas de dados na opinião de grandes executivos, e essa visão foi relatada por muitos entrevistados, conforme relato do Executivo 5:

A dificuldade encontrada no entanto, não foi convencer o conselho de administração ou os gestores da importância e eficácia dessa abordagem, mas sim os analistas e outros usuários habituados a trabalhar com suas próprias ferramentas, como o Excel. Mudar essa mentalidade e encorajar a adoção da fonte única de dados requer um esforço contínuo de comunicação, demonstração de valor e treinamento, assegurando que todos na organização compreendam os benefícios de trabalhar com dados consistentes e centralizados.

De modo geral, o nível de maturidade total das organizações que os executivos de TIC do GGTIC-CE respondentes representam, é em sua maioria, o nível intermediário do modelo TDWI, ou seja, "Estabelecida". Quando analisamos o uso dos dados, desafios e benefícios da analítica de dados, encontramos respectivamente organizações focadas em seu amadurecimento em analítica de dados, algumas onde os benefícios são inúmeros e tangíveis e outras com grandes desafios a superar.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta pesquisa buscou atender a uma lacuna baseada na pouca base de estudos empíricos nacionais que analisam o processo de maturidade no uso da analítica de dados nas organizações do Ceará que possuem executivos associados ao Grupo de Gestores de TIC do Ceará. Para atender a este fim, foi realizada uma pesquisa com os executivos de TIC do GGTC-CE, e foram realizadas entrevistas semiestruturadas com uma amostra do grupo de respondentes. Os achados foram significativos trazem implicações relevantes para a análise do cenário das empresas cearenses.

Um destaque do estudo é o significativo volume de entrevistas realizadas, ressaltando a importância da inclusão de uma expressiva representatividade do PIB do Ceará entre os respondentes. Essa abordagem amplia a relevância dos dados coletados, pois captura as perspectivas de agentes economicamente significativos que estão imersos no contexto local de uso dos dados. Com 100 respostas ao questionário e entrevistas com executivos de TIC de 19 empresas significativas situadas no Ceará, o estudo se beneficia enormemente dessa rica diversidade, proporcionando uma base de dados robusta para a análise do panorama atual e das tendências futuras em várias indústrias quanto ao uso e maturidade da analítica de dados.

O estudo utilizou o instrumento do TDWI aplicado em um questionário para avaliar o nível de maturidade das empresas do Ceará em relação à aplicação da analítica de dados, conforme percebido pelos seus executivos de TIC. A análise foi realizada inicialmente por cada dimensão e, posteriormente, de maneira integral. Os resultados classificam o nível de maturidade da maioria dessas empresas como "Estabelecida", indicando um estágio intermediário na incorporação da analítica de dados nas rotinas empresariais. Esta conclusão atende ao objetivo principal da pesquisa.

Fatores como a natureza do setor, a cultura organizacional, a estratégia de negócios e a infraestrutura tecnológica desempenham papéis cruciais na determinação da trajetória e da velocidade de adoção da análise de dados. Observar essas tendências e comparações entre os setores pode oferecer orientações estratégicas para empresas que buscam aprimorar suas capacidades analíticas.

As entrevistas refletem um reconhecimento crescente da análise de dados como um componente estratégico essencial nas organizações. Embora os estágios de implementação e os desafios enfrentados variem, a direção é claramente para uma integração mais profunda da

análise de dados nas operações e estratégias empresariais, com um foco contínuo em superar barreiras culturais e tecnológicas.

A cultura organizacional e a visão dos líderes podem influenciar a maturidade analítica tanto quanto o tamanho da empresa. Organizações lideradas por gestores que valorizam a tomada de decisão baseada em dados, e estão dispostos a investir em capacidades analíticas, tendem a mostrar maior maturidade, independentemente do seu faturamento.

Respondendo ao primeiro objetivo específico, as investigações empreendidas acerca do uso dos dados em empresas cearenses mostram um cenário em crescimento no estado do Ceará. A pesquisa evidenciou que as empresas estão em diferentes estágios de incorporar a analítica de dados em seus processos decisórios, com uma tendência clara de reconhecimento do valor dos dados como ativos estratégicos. Constatou-se que, enquanto algumas organizações ainda estão na fase inicial de estruturar seus dados para análises simples, outras já se aventuram em análises mais complexas e preditivas, o que indica um avanço notável em direção à maturidade analítica. Este cenário aponta para uma crescente capacitação analítica que deverá impulsionar o dinamismo econômico e a inovação no Ceará.

Quando se trata do segundo objetivo específico, os benefícios da analítica de dados para as empresas no Ceará, eles são múltiplos e significativos. A pesquisa revelou que as organizações que efetivamente integram a analítica de dados em suas operações desfrutam de uma tomada de decisão mais informada e fundamentada, otimização de processos, e melhor identificação de oportunidades de mercado. A capacidade de antecipar tendências e responder com agilidade às demandas de mercado emergiu como um diferencial competitivo notável. Já a tendência de promover a democracia de dados, permitindo que mais colaboradores acessem e utilizem dados para a tomada de decisões, é mencionada em diversos setores, refletindo um movimento geral em direção à inclusão e ao empoderamento baseado em dados. Esses benefícios refletem uma maturidade analítica que está sendo construída sobre a capacitação técnica e uma visão estratégica voltada para o futuro.

Por fim, em relação ao terceiro objetivo específico, os achados do reconhecimento dos desafios inerentes ao uso da analítica de dados em empresas no Ceará forneceram insights valiosos para superar barreiras e pavimentar o caminho para uma adoção mais ampla da analítica de dados. As empresas enfrentam desafios como a integração de sistemas legados, a escassez de talentos analíticos e questões de governança de dados. No entanto, a resiliência e a inovação demonstradas pelas organizações cearenses sugerem que estão sendo tomadas medidas estratégicas para transpor essas dificuldades, promovendo uma cultura de dados que favorece uma trajetória contínua e a maturidade analítica no estado. A resistência à mudança e

a adaptação à cultura orientada por dados são desafios comuns em todos os setores, mas com variações na intensidade e nas estratégias de superação dessas barreiras.

Como limitações deste estudo, o fato de ser qualitativo, e, portanto, não-generalizável, também sujeito à limitação da memória dos entrevistados quanto ao estágio de maturidade das empresas estudadas. Esta pesquisa apresentou a importância de se medir a maturidade da analítica de dados nas organizações, trazendo capacidade de verificar os benefícios que podem ser medidos com tal uso, e tendo a visão dos desafios no percurso para colher os benefícios.

Outro limitador, como referido por Chuah e Wong (2011), um dos problemas do modelo TDWI é a ênfase dada à dimensão da infraestrutura de dados, e, mais concretamente, a existência de *datawarehouses*.

Novos estudos podem ser efetuados trazendo uma visão mais ampla e abrangente sobre o processo de uso da analítica de dados nas organizações cearenses, através da ótica da alta administração das referidas organizações, bem como em organizações em todo Brasil. Pode-se ainda, realizar um estudo comparativo sobre o tema em diferentes empresas de um mesmo segmento, de modo a identificar consonâncias e oportunidades de melhor desenvolvimento do processo.

REFERÊNCIAS

- ALVES, P. S. R.; MONTEIRO, S. B. S; GRUBISIC, V. V. F. Gestão de riscos e fatores de sucesso em projetos de TI em uma instituição pública: teoria e prática. **Revista de Gestão e Secretariado (Management and Administrative Professional Review)**, v. 14, n. 5, p. 7626-7646, 2023.
- ABRAHAM, R.; SCHNEIDER, J.; VON BROCKE, J. Data governance: A conceptual framework, structured review, and research agenda. **International Journal of Information Management**, 49, 424–438, 2019.
- ADRIAN, C. *et al.* Factors influencing to the implementation success of big data analytics: A systematic literature review. **International Conference on Research and Innovation in Information Systems (ICRIIS)**, IEEE, 2017, p. 1-6.
- AGARWAL, R.; DHAR, V.; 2014. Big data, data science, and analytics: the opportunity and challenge for IS research. **Inf. Syst., Res.**, v. 25, n. 3, p. 443–448.
- AHMAD, M. O.; AHMAD, I.; RANA, N. P. *et al.* An Empirical Investigation on Business Analytics in Software and Systems Development Projects. **Inf. Syst.**, Front, v. 25, p. 917–927, 2023. <https://doi.org/10.1007/s10796-022-10253-w>.
- ANDRADE, M. M. **Introdução à Metodologia do Trabalho Científico**. 10 ed. São Paulo: Editora Atlas, 2010.
- ASHRAF, A.; RAVASAN, A.Z.; TRKMAN, P.; AFSHARI, S. The role of business analytics capabilities in bolstering firms’ agility and performance. **International Journal of Information Management**, v. 47, 1–15, 98’, 2019.
- ASSUR, N.; ROWSHANKISH, K. The data-driven enterprise of 2025. **McKinsey Digital**, [s. l.], n. January, p. 10, 2022.
- AYDINER, A. S.; TATOGLU, E.; BAYRAKTAR, E.; ZAIM, S.; Delen, D. Business analytics and firm performance: The mediating role of business process performance. **Journal of Business Research**, 96, v. (November 2018), p. 228–237, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.11.028>.
- BAESENS, B.; ROESCH, D.; SCHEULE, H. **Credit Risk Analytics: Measurement Techniques, Applications, and Examples in SAS**. John Wiley & Sons, Hoboken, 2016. Disponível em: <http://www.creditriskanalytics.net/>. Acesso em: 11 dez. 2023.
- BAILEY, D.; FARAJ, S.; HINDS, P.; VON KROGH, G.; LEONARDI, P. Special issue of organization science: emerging technologies and organizing. **Organ. Sci.**, v. 30, n. 3, p. 642–646, 2019. <https://doi.org/10.1287/orsc.2019.1299>.
- BARDIN, L. **Análise de conteúdo**. São Paulo: Ed. 70, 2011.
- BEAN, R. Why Is It So Hard to Become a Data-Driven Company? **Harvard Business Review**, 5 fev 2021. Disponível em: <https://hbr.org/2021/02/why-is-it-so-hard-to-become-a-datadriven-company>. Acesso em: 11 dez. 2023.

BLAST. **Analytics Maturity Assessment**. Blast Analytics & Marketing, online. Disponível em: <https://goo.gl/v13P5r>. Acesso em: 06 set 2023.

BOYD, D.; CRAWFORD, K. Critical Questions for Big Data: Provocations for a Cultural, Technological, and Scholarly Phenomenon. *Information, Communication & Society*, v. 15, n. 5, p. 662-679, 2012.

BOZIC, K.; DIMIMOVSKI, V. Business intelligence and analytics use, innovation ambidexterity, and firm performance: A dynamic capabilities perspective. *The Journal of Strategic Information Systems*, v. 28, n. 4, p. 101578, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2019.101578>.

BRENNAN, N. M. 100 PhD rules of the game to successfully complete a doctoral dissertation. *Accounting, Auditing & Accountability Journal*, v. 32, n. 1, p. 364–376, 2019b. DOI: <https://doi.org/10.1108/AAAJ-01-2019-030>

BUIBELAAR, R. Building the Data-Driven Organization: a Maturity Model and Assessment. 2018.

BUSBY, A. New PwC Survey Reveals Consumer Data Is The Most Highly Valued. *Forbes*, [s. l.], 2019. Disponível em: <https://www.forbes.com/sites/andrewbusby/2019/03/04/new-pwc-survey-reveals-consumer-data-is-the-most-highly-valued/?sh=465d241f640c>. Acesso em: 06 set. 2023.

CADDEN, T. An SME data driven innovation capabilities model: the role of knowledge integration. *Journal of Business Research*, v. 168, p. 114225, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2023.114225>.

CAPPRA, R. **Data-driven precisa ser cultura e não um projeto**. 2017. Disponível em: <https://cappra.com.br/2017/10/17/data-driven-precisa-ser-cultura-e-nao-um-projeto>. Acesso em: 11 dez. 2023.

CARDOZO, E. A. A. Maturidade de Business Intelligence & Analytics Capability como determinante do Desempenho e da Agilidade Organizacional. **Encontro da ANPAD – EnANPAD, XLVI**, 2022, on-line. *Anais [...]* Versão online, 21 a 23 de set de 2022, p. 2177-2576, 2022.

CHEN, H.; CHIANG, R. H.; STOREY, V. C. Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS quarterly*, 2012, p. 1165-1188.

CIAMPI, F., et al. Exploring the impact of big data analytics capabilities on business model innovation: The mediating role of entrepreneurial orientation. *Journal of Business Research*, v. 123, p. 1–13, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.09.023>.

CRESWELL, J. W.; CRESWELL, J. D. **Projeto de pesquisa: métodos qualitativo, quantitativo e misto**. São Paulo: Penso, 2021.

CRICK, C.; CHEW, E. K. Microfoundations of organizational agility: A socio-technical perspective. *Communications of the Association for Information Systems*, v., n., p. xx-xx, 2020.

DAMM—Data Analytics Maturity Model. **Association Analytics**. Available online: <https://docplayer.net/37704650-The-analytics-maturity-quotient-fram5%20Areas%20to%20Assess%20Using%20the%20DAMM%E2%80%94Data%20Analytics%20Maturity%20Model.%20Association%20Analytics.%20Availableework.html>. Acesso em: 06 set 2023.

DANTAS JR, A. Tecnologia e inovação redesenham economia cearense. **Portal TRENDS**, Inovação, 31 dez. 2020. Disponível em: <https://www.trendsce.com.br/2020/12/31/tecnologia-e-inovacao-redesenham-economia-cearense/>. Acesso em: 11 dez. 2023

DAVENPORT, T. H.; HARRISARRIS, J. G. **Competing on Analytics**: Updated, with a New Introduction: The New Science of Winning; Harvard Business Review Press: Brighton, MA, USA, 2017.

DAVENPORT, T. H.; HARRIS, J. G.; MORISON, R. **Analytics at Work**: Smarter Decisions, Better Results. Harvard Business School Publishing: Brighton, MA, USA, 2010.

DEGHANI, Z. **Data Mesh Delivering Data-Driven Value at Scale**. 1º ed. Sebastopol: O'Reilly, 2021.

DELEN, D.; ZOLBANIN, H. M. The analytics paradigm in business research. **Journal of Business Research**, v. 90, p. 186-195, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.0>.

DELGADO, J. A. *et al.* Big data analysis for sustainable agriculture on a geospatial cloud framework. **Frontiers in Sustainable Food Systems**, v. 3, p. 54, 2019.

DÍAZ, A.; ROWSHANKISH, K.; SALEH, T. Why data culture matters. **Portal QuantumBlack**, interview, 6 set. 2018. Disponível em: <https://www.mckinsey.com/business-functions/mckinsey-analytics/our-insights/why-data-culture-matters>. Acesso em: 11 dez. 2023.

ECKERSON, W. W. **TDWI's business intelligence maturity model**. The Data Warehousing Institute, 2009.

ELHOSENY, M.; HASSAN, K.; SINGH, A. K. Special issue on cognitive big data analytics for business intelligence applications: Towards performance improvement. **International Journal of Information Management**, v. 50, p. 413-415, 2020. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0268401219310837>. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.004>.

ESTÊVÃO, J. G. D. R. **Maturidade analítica das empresas do setor da construção em Portugal**. 2022. X f. [Dissertação de mestrado, Iscte - Instituto Universitário de Lisboa]. Repositório Iscte. <http://hdl.handle.net/10071/27378>, 2022.

EVÊNCIO, K. M. M et al. Dos Tipos de Conhecimento às Pesquisas Qualitativas em Educação; Id on Line. **Rev. Mult. Psic.**, v.13, n. 47, p. 440-452, out. 2019.

FIELDING, N.; SCHREIER, M. Introduction: On the Compatibility between Qualitative and Quantitative Research Methods. **Forum Qualitative Sozialforschung / Forum: Qualitative Social Research**, v. 2, n. 1, p. 1-21, fev. 2001.

FREITAS, E. L. S. X. **MMALA**: um modelo de maturidade para adoção de Learning Analytics. 2020.

GAIDARGI, J. 2022. Tudo sobre maturidade de dados e como subir na escala. **Portal Infonova**, Gestão de TI, 17 nov. 20. Disponível em: <https://infonova.com.br/tudo-sobre-maturidade-de-dados-e-como-subir-na-escala/>. Acesso em: 11 dez. 2023.

GANDOMI, A.; HAIDER, M. Beyond the hype: Big data concepts, methods, and analytics. **International Journal of Information Management**, Elsevier Ltd, v. 35, n. 2, p. 137–144, 2015. ISSN 02684012. p. 14.

GARTNER. Survey Shows Organizations Are Slow to Advance in Data and Analytics. **Gartner Newsroom**. Disponível em: <https://goo.gl/pAhfbt> Acesso em 06 Set 2023.

GEORGE, G., HAAS, M. R., PENTLAND, A. Big data and management. **The Academy of Management Journal**, v. 57, n. 2, pp. 321–326 Abr. 2014. Disponível em: <https://www.jstor.org/stable/43589260>. Acesso em: 11 dez. 2023.

GERHARDT, T. E.; SILVEIRA, D. T. Métodos de pesquisa. Porto Alegre: Editora da UFRGS, 2009.

GIRI GOSWAMI, T.; MANSI. Defining and Practicing Organizational Agility. **IUP Journal of Knowledge Management**, [s. l.], v. 20, n. 2, p. 7–21, 2022.

GONÇALVES, A. T. P. Análise de conteúdo, análise do discurso e análise de conversão: Estudo preliminar sobre diferenças conceituais e teórico-metodológicas. **Administração: Ensino e pesquisa**, 17, agosto 2016. 275–300.

GROSSMAN, R. L. A framework for evaluating the analytic maturity of an organization. **Int. J. Inf. Manag.**, v. 38, p. 45–51, 2018.

GUEDES JÚNIOR, E. O. **Ciência de Dados no Apoio à Gestão em uma Operadora de Saúde**. 2021. **Xx f**. Dissertação (Mestrado Profissional do Programa de Pós-Graduação em Administração e Controladoria - MPAC) Fortaleza: Universidade Federal do Ceará, 2021.

GUEDES Jr., E. O.; MARQUES, E. V.; CORREIA NETO, J. F.; BARRETO, P. N. G. Ciência de Dados no Apoio à Gestão em uma Operadora de Saúde. **Gestão.Org. Revista Eletrônica de Gestão Organizacional**, v. 20, p. 1-32, 2022. <https://doi.org/10.51359/1679-1827.2022.252805>

GUPTA, A.; DEOKAR, A.; IYER, L.; SHARDA, R.; SCHRANDER, D. Big data & analytics for societal impact: Recent research and trends. **Information Systems Frontiers**, v. 20, n. 2, p. 185–194, 2018. <https://doi.org/10.1007/s10796-018-9846-7>.

HANSSSEN, M. H. J. Organizational agility in an institutional context. **Master diss.**, Tilburg University, v.x, n.x p. xx-xx, 2010.

HALPER, F.; STODDER, D. **TDWI Analytics Maturity Model Guide**. Interpreting Your Assessment Score; TDWI Research; the Data Warehousing Institute: Renton, WA, USA, 2014.

HALPER, F. **Guia de avaliação do modelo de maturidade do TDWI Analytics**; TDWI Research; the Data Warehousing Institute: Renton, WA, USA, 2023.
<https://tdwi.org/research/2023/03/ppm-all-tdwi-analytics-maturity-model-guide.aspx> Acesso em 16 jan 2024

HARSCH, K.; FESTING, M. (2020). Dynamic talent management capabilities and organizational agility—A qualitative exploration. **Human Resource Management**, v. 59, n. 1, p. 43–61. <https://doi.org/10.1002/hrm.21972>.

HAZEN, B. T.; SKIPPER, J. B.; BOONE, C. A.; HILL, R. R. Back in business: Operations research in support of big data analytics for operations and supply chain management. **Annals of Operations Research**, Springer, v. 270, n. 1, p. 201-211, 2018.

JANSSEN et al. Factors influencing big data decision-making quality. **Journal of business research**, v. 70, p. 338-345, 2017.

KHARFAN, M.; CHAN, V. W. K.; EFENDIGIL, T. F. A data-driven forecasting approach for newly launched seasonal products by leveraging machine learning approaches. **Annals Of Operations Research**, Springer Science and Business Media LLC, [S.L.], v. 289, n. 1, p. 1-1, 23 jun. 2020. <http://dx.doi.org/10.1007/s10479-020-03666-w>.

KOHLEGGER, M.; MAIER, R.; THALMANN, S. Understanding maturity models results of a structured content analysis. **Proceedings of IKNOW '09 and ISEMANTICS '09**, p. 51–61, 2009.

KROL, K.; ZDONEK, D. Analytics Maturity Models: An Overview. **Information**, v. 11, n. 142, 2020. Disponível em: www.mdpi.com/journal/information. Acesso em: 11 dez. 2023. doi: 10.3390/info11030142

LAVALLE, S.; LESSER, E.; SHOCKLEY, R.; HOPKINS, M. S.; KRUSCHWITZ, N. Big Data, Analytics and the Path From Insights to Value, **MIT Sloan Management Review**. v. 52, n. 2, p. 30, 2011.

LEFEBVRE, H.; LEGNER, C.; FADLER, M. Data democratization: toward a deeper understanding. **ICIS 2021 Proceedings**. V. 7, [s. l.], n. September, p. 1–17, 2021. Disponível em: https://aisel.aisnet.org/icis2021/gen_topics/gen_topics/7/. Acesso em: 11 dez. 2023.

LI et al. Evaluating the impact of big data analytics usage on the decision-making quality of organizations. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 175, p. 121355, 2022.

LIMA, C. M. O. Big data e a ciência de dados na produção bibliográfica brasileira da biblioteconomia e da ciência da informação. 2022

LIOUTAS, E. D.; CHARATSARI, C. Big data in agriculture: Does the new oil lead to sustainability?. **Geoforum**, v. 109, p. 1-3, 2020.

LOPES, D. Democratização dos dados: capacitando pessoas além da TI. ESS Brasil, 2023. **Portal Linked in**, 15 ago. 2023. Disponível em: <https://www.linkedin.com/pulse/democratiza%C3%A7%C3%A3o-dos-dados-capacitando-pessoas-al%C3%A9m-da-ti-1f/?originalSubdomain=pt>. Acesso em 12 set 2023.

MACHADO, F. N. R. **Big Data: O futuro dos dados aplicações**. São Paulo: ética, Saraiva, 2018.

MARQUESONE, R. d. F. P.; CARVALHO, T. C. M. B. (2022a). Modelo de implementação de big data como apoio na transição para a economia circular na indústria têxtil. PhD thesis.

MARQUESONE, R. d. F. P.; CARVALHO, T. C. M. d. B. (2022b). Examining the nexus between the vs of big data and the sustainable challenges in the textile industry. **Sustainability**, v. 14, n. 8, p. 4638.

MANGUEIRA, L.; ALVES, A. Análise comparativa dos principais modelos de maturidade destinados à gestão de dados. In: **X CONGRESSO NACIONAL DE EXCELÊNCIA EM GESTÃO**, 2014. UFF – LATEC;Esalq/USP: Cidade, 2014.

MATHOHO, S.; PILLAY, K. The Potential of Big Data Analytics to replace Managerial Decision-Making: Findings of a Systematic Review. In: **2021 IST-Africa Conference (IST-Africa)**. IEEE, 2021. p. 1-12.

MCDUGAL, T. Uso de dados na jornada do cliente. **Deloitte Digital**, Análise, 2023. Disponível em: <https://www2.deloitte.com/br/pt/pages/strategy-operations/articles/uso-dados-jornada-cliente.html>. acesso em: 18 set 2023.

MEDEIROS, M. M.; MAÇADA, A. C. G.; HOPPEN, N. O papel da administração e análise de big data como habilitadoras da gestão do desempenho corporativo. **Revista de Administração Mackenzie**, v. 22, n. 6, p. 1–32, 2021. doi: 10.1590/1678-6971/eRAMD210063.

MEIRELLES, F. 33ª edição da pesquisa Uso da TI em empresas, conduzida pelo FGVcia, Centro de Tecnologia de Informação Aplicada da Escola de Administração de Empresas de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas (FGV-EAESP). 2022.

MICROSTRATEGY. (2020). **Global State of Enterprise Analytics : minding the data-drive gap**. 2020. Virginia. Disponível em: <https://www.microstrategy.com/us/resources/library/reports/the-global-state-of-enterprise-analytics-2020?CID=7012R0000016a9RQAQ>. Acesso em: 11 dez. 2023.

MIKALEF, P. et al. Big data analytics capabilities: a systematic literature review and research Agenda. **Information Systems and e-Business Management**, [s. l.], v. 16, n. 3, p. 547–578, 2018.

MIKALEF, P.; PAPPAS, I. O.; KROGSTIE, J.; PAVLOU, P. A. Big data and business analytics: A research agenda for realizing business value. **Information & Management**, v. 57, n. 1, p. 103237, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.im.2019.103237>.

MINAYO, M.C. De S. **O desafio do conhecimento: pesquisa qualitativa em saúde**. 12. ed. São Paulo: Hucitec, 2010.

MINEIRO, M.; DA SILVA, M.; FERREIRA, L. G. Pesquisa qualitativa e quantitativa: imbricação de múltiplos e complexos fatores das abordagens investigativas. **Momento - Diálogos em Educação**, [S. l.], v. 31, n. 03, p. 201–218, 2022. DOI: 10.14295/momento.v31i03.14538. Disponível em: <https://periodicos.furg.br/momento/article/view/14538>. Acesso em: 18 set. 2023.

NAM, D.; LEE, J.; LEE, H. Business analytics adoption process: An innovation diffusion perspective. **International Journal of Information Management**, v. 49, p. 411–423, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.07.017>

OLIVEIRA, D. F. **Proteção de privacidade de dados em ambiente de big data analytics: um estudo da realidade brasileira**. 2023. 136 f. Dissertação (Mestrado em Ciências) – Escola das Artes, Ciências e Humanidades, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2023.

OLIVEIRA, M.; MAÇADA, A. C. G.; GOLDONI, V. Forças e fraquezas na aplicação do estudo de caso na área de sistemas de informação. **REGE Revista de Gestão**, v. 16, n. 1, p. 33-49, 2009.

CAVALCANTE, I. Mercado de TI movimentou R\$ 1 bilhão no Ceará. **PORTAL O POVO**, Notícias, Economia, maio 2023. Disponível em: <https://www.opovo.com.br/noticias/economia/2023/05/25/mercado-de-ti-movimentou-rs-1-bilhao-no-ceara.html>. Acesso em: 11 dez. 2023.

OSSOLA, L. N.; DA SILVA, A. P. B.; DE CARVALHO JANUÁRIO, E.; CALVOSA, M. V. D. Cultura e Agilidade Organizacional: Apresentação de um modelo de gestão aplicado a ambientes dinâmicos. In: SEGET, XVII, 2020. **Anais [...]** Rio de Janeiro: Faculdades DomBosco, 2020.

OXFORD UNIVERSITY. Oxford English Dictionary. 2020. Disponível em: <https://en.oxforddictionaries.com/definition/analytics>. Acesso em: 11 dez. 2023.

PASTORI, Eduardo. Nível de maturidade em business intelligence. 2012. **Dissertação (MBA) - Controladoria e Finanças**, Universidade do Vale do Rio dos Sinos, Porto Alegre, 2012.

PAGLIARUSSI, M. S. A organização temática da seção de estudos anteriores em artigos científicos. **Revista de Contabilidade e Organizações**, v. 14, n. e169787, 2020. DOI: <http://dx.doi.org/10.11606/issn.1982-6486.rco.2020.169787>

PIYANKA, J. **The Analytics Maturity Quotient Framework**. Aryng LLC. Available online: <https://docplayer.net/37704650-The-analytics-maturity-quotient-framework.html>. Acesso em: 06 Set 2023.

RED INNOVATIONS. Assessment de Maturidade Analítica. **RED Data News**, 2022. Disponível em: <https://www.linkedin.com/pulse/assessment-de-maturidade-anal%25C3%25ADtica-red->

[innovations/?trackingId=rr7v2mRhTb%2B%2Ftp%2BETR9gPA%3D%3D.](#) Acesso em: 08 set 23.

RÖLINGER, M.; PÖPPELBUß, J. “What makes a useful maturity model? A framework for general design principles for maturity models and its demonstration in business process management” *In: EUROPEAN CONFERENCE ON INFORMATION SYSTEMS*, 19th, Finland, June. 2011. **Anais [...]** Hel-sinki, Finland, June. 2011.

RÖGLINGER, M.; PÖPPELBUSS, J.; BECKER, J. Maturity Models in Business Process Management. *Process Management*, v. 18, p. 1–18, 2012.

SAMPAIO, T. B. **Metodologia da pesquisa**. 1. ed. – Santa Maria, RS: UFSM, CTE, UAB, 2022. 1 e-book: il.

SAMPAIO, R. C.; LYCARIÃO, D. **Análise de conteúdo categorial: Manual de aplicação**. [S. l.: s. n.], 2021. *E-book*. Disponível em: https://repositorio.enap.gov.br/bitstream/1/6542/1/Analise_de_conteudo_categorial_final.pdf Acesso em: 23 set 2023.

SHAHRIAR, AKTER, WAMBA, S. F., ANGAPPA, GUNASEKARAN, RAMESHWAR, DUBEY and CHILDEE, S. (2016) “How to improve firm performance using big data analytics capability and business strategy alignment?” **International Journal of Production Economics**, v. 182, p. 113–131.

SHAJALAL, M.; HAJEK, P.; ABEDIN, M. Z. Product backorder prediction using deep neural network on imbalanced data. **International Journal of Production Research**, Taylor & Francis Journals, v. 61, n. 1, p. 302-319, January 2023.

SILVA, L. F. da; RUSSO, R. de F. S. M.; OLIVEIRA, P. S. G. Quantitativa ou qualitativa? Um alinhamento entre pesquisa, pesquisador e achados em pesquisas sociais. **PRETEXTO** (BELO HORIZONTE. ONLINE). v. 19, p. 30-45, 2018.

SILVA, L. A.; LEÃO, M. B. C. O software Atlas. ti como recurso para a análise de conteúdo: analisando a robótica no Ensino de Ciências em teses brasileiras. *Ciência & Educação* (Bauru), v. 24, p. 715-728, 2018.

SOUSA, L. R. **Analytics: Fatores críticos de sucesso em implementações organizacionais**. São Paulo, 2017.

STODDER, D. Impacto da democratização de dados nos usuários e Na governança. **Portal tdwi, artigos**, 2023. Disponível em: https://tdwi.org/articles/2023/08/03/BI-ALL-Data-Democratizations-Impact-on-Users-and-Governance.aspx?utm_source=nl&utm_medium=email&utm_campaign=nl423&share=&mkt_tok=Nji2LUVNQy01NTcAAAGN4XLjo2_sU5nztnQJvC108aNCPQP4wrTyj8GA6fIwZJsMVBfGBslD4_fngqs8hnh1q5FOXp2dM0-wDDg5wGLmr3dnAGZOVPDfmfXsAkIP-vIg. Acesso em: 12 set 2023.

TAYLOR, F. W. **The principles of scientific management**. 1914.

THIRATHON, U.; WIEDER, B.; MATOLCSY, Z.; OSSIMITZ, M. L. Big Data, Analytic Culture and Analytic-Based Decision Making Evidence from Australia, **Procedia Computer Science**, v. 121, 2017, p. 775-783, ISSN 1877-0509. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050917323025https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.11.100>. Acesso em: 11 dez. 2023.

TRIVIÑOS, A. N. S. **Introdução à Pesquisa em Ciências Sociais: A Pesquisa Qualitativa em Educação. O Positivismo. A Fenomenologia. O Marxismo.** São Paulo: Ed. Atlas, 1987.

VISWANTH, VENKATESH, JAMES Y. L. Thong and Xin, Xu. (2012). “Consumer acceptance and use of information technology: extending the Unified theory of acceptance and use of technology.” **MIS Quarterly**, v. 36, n. 1, p. 157-178.

WESTERMAN, M. A. Conversation analysis and interpretive quantitative research on psychotherapy process and problematic interpersonal behavior. **Theory & Psychology**, v. 21, n. 2, p. 155-178, 2011.

APÊNDICE A – QUESTIONÁRIO

A presente pesquisa elegeu como objetivo geral, investigar a maturidade analítica de dados em empresas no estado do Ceará. Através do instrumento apresentado, teremos um retrato do cenário de cada organização, e ao consolidar o estudo, chegaremos ao nível de maturidade encontrado. Adaptado de Estêvão (2022).

Prezado(a) Participante,

Você foi convidado(a) a participar de uma pesquisa de dissertação de mestrado, intitulada "Maturidade em analítica de dados: um estudo das percepções dos executivos de tecnologia da informação de empresas cearenses", que tem por objetivo investigar a maturidade analítica de dados em empresas no estado do Ceará.

Os participantes selecionados são executivos de tecnologia da informação, membros do Grupo de Gestores de TI do Ceará no ano de 2023.

A avaliação faz perguntas sobre a maturidade da sua organização em análise em diversas dimensões, incluindo maturidade organizacional, maturidade da infraestrutura de dados, maturidade analítica e maturidade de governança. Ele examina se sua organização tem os recursos para avançar ao longo de sua jornada. Através da participação nesta avaliação, você poderá avaliar onde está em sua jornada analítica em relação aos seus pares. Isso pode ajudá-lo a planejar o futuro com eficácia.

Para o alcance do objetivo proposto, solicito-lhe proceder ao preenchimento do questionário a seguir, com o intuito de identificar as práticas utilizadas em analítica de dados nas empresas participantes da pesquisa.

Declaro que este questionário é ANÔNIMO, que os dados fornecidos terão a confidencialidade assegurada e que suas informações serão utilizadas em conjunto e exclusivamente para a realização da pesquisa de mestrado em Administração e Controladoria, da Universidade Federal do Ceará (UFC).

O preenchimento do questionário requer, no máximo, 10 minutos de seu tempo, e sua participação é fundamental. Desde já, agradeço pela colaboração, e me coloco à disposição para outros esclarecimentos que julgue necessários.

Ao final da pesquisa, será disponibilizado um sumário executivo com as conclusões para todos os participantes.

Mariangela Araujo Pinto Bezerra – e-mail: mariangelapinto@gmail.com

Bloco 1: Perfil da organização e o executivo de tecnologia da informação.

01 - Qual é a sua identidade de gênero?

- Feminino.
- Masculino.
- Outro.

02 - Qual faixa etária?

- 18-24 anos de idade.
- 25-34 anos de idade.
- 35-44 anos de idade.
- 45-54 anos de idade.
- 55-64 anos de idade.
- Acima de 65 anos de idade.

03 - Qual o tamanho da organização onde você atua, baseado no faturamento?

- Microempresa – faturamento menor ou igual R\$ 360 mil.
- Pequena Empresa – faturamento maior que R\$ 360 mil e menor ou igual a R\$ 4,8 milhões.
- Média Empresa – faturamento maior que R\$ 4,8 milhões e menor ou igual a R\$ 300 milhões.
- Grande Empresa – faturamento maior que R\$ 300 milhões.

04 - Em qual setor da economia, a organização onde você atua se enquadra?

- Serviços financeiros.
- Seguro.
- Setor público.
- Educação.
- Energia/Utilidades.
- Varejo.
- Fabricação.
- Transporte.
- Serviços.
- Assistência médica.
- Construção de Engenharia.

05 - Como executivo de tecnologia da informação, em qual dos níveis experiência você se enquadra?

- Júnior, considerando até 5 anos de experiência.
- Pleno, considerando de 6 a 9 anos de experiência.
- Sênior, considerando mais de 10 anos de experiência.

Bloco 2: Organização

Liderança:

- 1) Sua liderança apoia e dissemina a analítica de dados em toda a empresa?
 - a. De forma alguma
 - b. Eles parecem ambivalentes em relação à análise e não disseminam realmente.
 - c. Eles apoiam os esforços de análise e estão começando a disseminá-los.
 - d. Eles apoiam firmemente os esforços de análise, usam a análise para tomar decisões e a difundem isso em toda a empresa.
- 2) Sua empresa tem um *Chief Analytics Officer (CAO)*?
 - a. Não temos ninguém responsável pela análise na organização.
 - b. A análise é controlada pela TI da minha empresa.
 - c. Temos um vice-presidente ou diretor responsável pela análise na minha empresa.
 - d. Sim, tem um diretor de análise.

Estratégia:

- 3) Sua empresa possui uma estratégia sólida para analítica de dados?
 - a. Não e não temos planos de ter.
 - b. Não, mas planejamos ter no próximo ano.
 - c. Sim, estamos no processo de montar uma estratégia.
 - d. Sim, temos uma estratégia em vigor para análise.
- 4) *Analytics* é uma parte importante na estratégia de transformação digital da sua empresa?
 - a. Não, não temos uma estratégia para transformação digital.
 - b. Sim, estamos no processo de implementar a transformação digital e a análise tem um papel importante.
 - c. Sim, a análise é uma parte importante da estratégia de transformação da minha empresa.

Impacto:

- 5) Qual o percentual de uso de *analytics* para tomada de decisão na sua empresa?
- Menos de 25%.
 - De 26-40%.
 - De 41-55%
 - De 56-70%
 - Mais de 71%
- 6) Sua empresa já utilizou medição para o uso de *analytics*?
- Não.
 - Não, mas acho que ganhamos valor.
 - Sim, medimos o impacto nos resultados financeiros.

Cultura:

- 7) Sua empresa usa *analytics* para agir?
- Discordo fortemente.
 - Discordo.
 - Neutro.
 - Concordo.
 - Concordo plenamente.
- 8) Existe uma cultura de confiança em *analytics* na empresa?
- Não, não realizamos análises.
 - Não, não colaboramos em análises - a TI está no comando.
 - Ainda não, mas estamos caminhando nessa direção.
 - Sim, negócios e TI trabalham juntos, regularmente conforme o necessário.
 - Sim, negócios e TI trabalham juntos, porque querem e consideram sua colaboração útil.
- 9) Existe uma forte colaboração em todo de *analytics* na sua empresa?
- Discordo fortemente.
 - Discordo.
 - Neutro.
 - Concordo.
 - Concordo plenamente.
- 10) Existe uma cultura de inovação na sua empresa que envolva *analytics*?
- Discordo fortemente.
 - Discordo.

- c. Neutro.
- d. Concordo.
- e. Concordo plenamente.

11) Existe uma base ética sólida em sua organização que se estende à análise?

- a. Discordo fortemente.
- b. Discordo.
- c. Neutro.
- d. Concordo.
- e. Concordo plenamente.

Bloco 3: Infraestrutura de dados

Diversidade, Volume, velocidade:

1) Atualmente, sua organização coleta e gerencia quais tipos de dados?

- a. Dados estruturados
- b. Dados estruturados, bem como dados demográficos, como idade, localização, etc.
- c. Todos os itens acima, incluindo dados semiestruturados (XML, similares).
- d. Todos os itens acima, incluindo um ou dois dos seguintes: dados de textos gerados internamente, dados de mídia social, dados geoespaciais, dados em tempo real, áudio, vídeo, *weblogs*, dados científicos, dados demográficos.
- e. Todos os dados acima.

Acesso de dados:

2) Os funcionários podem acessar os dados conforme necessário, incluindo dados estruturados e não estruturados por meio de uma plataforma de acesso unificado e de um processo de governança bem definidos?

- a. De jeito nenhum
- b. Somente se eles passarem por TI.
- c. Sim, se atenderem a determinados critérios de acesso.
- d. Sim, a maioria dos analistas de negócio e cientistas de dados podem acessar, e utilizar os dados, embora às vezes seja difícil
- e. Sim, utilizamos tecnologia como um catálogo de dados para organizar e acessar os dados.

3) Sua organização possui um amplo modelo de compartilhamento de dados e uma ampla variedade de fontes disponíveis para análise?

- a. O acesso aos dados é limitado ao armazém empresarial e ao compartilhamento ad hoc por meio de planilhas.
- b. Além disso os dados são compartilhados entre departamentos em um *data lake*.
- c. Além disso, os dados são coletados de parceiros externos por meio de APIs de serviços da web e colocados em um *data warehouse* em nuvem ou equivalente.

Integração de dados:

- 4) Sua organização costuma usar diversas fontes de dados para um esforço analítico?
 - a. Não.
 - b. Sim, com dados estruturados.
 - c. Sim, com diferentes tipos de dados, incluindo dados não estruturados e outros dados não tradicionais.
 - d. Sim, com diferentes tipos de dados, e fazemos um bom trabalho, integrando-os.
 - e. Sim, tanto com dados estruturados, como com dados não estruturados- são apenas dados para nós e é essencial que os utilizemos para ter uma visão completa.
- 5) Sua organização possui uma base de dados confiável para análise?
 - a. Discordo fortemente.
 - b. Discordo.
 - c. Neutro.
 - d. Concordo.
 - e. Concordo plenamente.
- 6) Sua organização utiliza quais tecnologias para gerenciamento de dados?
 - a. Usamos arquivos simples ou planilhas.
 - b. Temos um *data warehouse* ou *data mart*.
 - c. Usamos o nosso *data warehouse* junto com um *data lake* ou outra plataforma, mas eles ficam isolados.
 - d. Usamos uma variedade de tecnologias, incluindo nosso *data warehouse*, nuvem ou outros, e as arquiteturas juntas como um ecossistema.
 - e. Usando uma variedade de abordagens que formam um ambiente bem arquitetado para acesso a dados.
- 7) Sua organização é capaz de orquestrar pipeline de dados?

- a. Discordo fortemente.
- b. Discordo.
- c. Neutro.
- d. Concordo.
- e. Concordo plenamente.

Arquitetura de dados:

- 8) Sua organização possui uma arquitetura de dados em toda a empresa para análise?
- a. Discordo fortemente.
 - b. Discordo.
 - c. Neutro.
 - d. Concordo.
 - e. Concordo plenamente.
- 9) Sua organização planejou uma arquitetura para integrar diversos dados de fontes distintas para acesso e análise?
- a. Ainda não.
 - b. Usamos várias fontes, mas todas as análises integradas, utilizam dados estruturais.
 - c. Sim e integramos dados estruturados e não estruturados, pois são todos os dados necessários para nos dar uma visão mais completa e tomar as melhores decisões ou automatizar as melhores ações.
- 10) Sua arquitetura foi projetada para ser dimensionada conforme o caso de uso?
- a. Na verdade
 - b. Ainda não, mas estamos migrando para uma arquitetura mais flexível e escalável.
 - c. Sim, estamos confiantes na capacidade da empresa de escalar por caso de uso, incluindo flutuações sazonais.
- 11) Sua arquitetura de dados pode ser dimensionada sob demanda?
- a. Não.
 - b. Estamos caminhando nessa direção.
 - c. Sim.

Bloco 4: Gestão de dados

Financiamento:

- 1) Sua organização possui um processo de financiamento bem estabelecido para tecnologia para análise?

- a. Discordo fortemente.
 - b. Discordo.
 - c. Neutro.
 - d. Concordo.
 - e. Concordo plenamente.
- 2) A estratégia analítica da sua organização inclui um componente organizacional que permite executar análises?
- a. Não e não temos certeza se sabemos o que é isso.
 - b. Não, mas percebemos que isso é importante e alguns de nós queremos isso.
 - c. Sim, estamos no processo de implementar isso.
 - d. Sim, temos um instalado e estamos trabalhando para expandi-lo.
 - e. Sim, temos um programa significativo em vigor, que inclui treinamento e suporte para iniciativas de análise.
- 3) Sua empresa investe em iniciativas de gestão de mudanças?
- a. Não e não temos planos de fazê-lo.
 - b. Não, mas planejamos fazer no próximo ano.
 - c. Sim, estamos no processo de fazer isso agora.
 - d. Sim, temos isso em vigor para fornecer treinamento em gestão de mudanças – mas é apenas para executivos.
 - e. Sim, temos isso em vigor em toda a organização.

Papéis e responsabilidades:

- 4) Sua equipe está lutando para manter sua infraestrutura de dados?
- a. Sim, é uma luta. Temos poucos recursos.
 - b. Estamos tentando trabalhar de maneira mais inteligente e usar a tecnologia para ajudar a aumentar a produtividade, além de contratar mais pessoas.
 - c. Estamos trabalhando de maneira mais inteligente e temos os recursos que precisamos.
- 5) Sua empresa contratou cientistas de dados como parte da equipe?
- a. Não.
 - b. Não, mas planejamos fazer isso em breve.
 - c. Sim, temos alguns cientistas de dados.
 - d. Sim, nossos cientistas de dados fazem parte da equipe de análise.
 - e. Sim, nossos cientistas de dados fazem parte da equipe de análise, e colaboram com o negócio.

- 6) Além dos cientistas de dados, sua empresa possui outros papéis associados ao processo de analítica de dados? Isso inclui engenheiros de dados e equipe de operações?
- Não e não temos certeza se precisamos de engenheiro de dados
 - Não, mas percebemos que isso é importante.
 - Estamos desenvolvendo um grupo de funcionários dedicados responsáveis por isso.

Talento e habilidades:

- 7) Sua organização possui uma equipe talentosa para executar o gerenciamento de dados?
- Discordo fortemente.
 - Discordo.
 - Neutro.
 - Concordo.
 - Concordo plenamente.
- 8) Sua organização possui uma equipe talentosa para executar análises?
- Discordo fortemente.
 - Discordo.
 - Neutro.
 - Concordo.
 - Concordo plenamente
- 9) Sua empresa acredita que pode capacitar seus analistas de negócios para serem cientistas de dados?
- Não, não estamos no ponto que precisamos de cientistas de dados.
 - Sim, mas eles precisarão de ajuda de outras pessoas.
 - Sim, eles podem construir modelos, especialmente com algumas ferramentas fáceis de usar do mercado.
 - Não, temo os cientistas de dados que precisamos.
- 10) Sua organização é alfabetizada em dados? Ou seja, seus analistas de negócios e usuários de negócios podem usar dados para obter insights?
- Discordo fortemente.
 - Discordo.
 - Neutro.
 - Concordo.

- e. Concordo plenamente

Treinamento:

- 11) Sua organização investe em treinamento para análise?
- a. Não e não temos pretensão de fazê-lo.
 - b. Não, mas sugerimos que os funcionários leiam e se eduquem.
 - c. Sim, financiamos treinamento interno.
 - d. Sim, financiamos treinamento interno e externo para funcionários que precisam desenvolver habilidades ou crescer profissionalmente.
 - e. Sim, agendamos regularmente treinamentos financiados e incentivamos os funcionários a participarem para garantir que estejamos bem equipados com o que há de mais moderno em análise.

Bloco 5: Análise

Escopo:

- 1) Quais tecnologias sua organização usa para analisar seus dados? (Planilhas, relatórios, análise preditiva, PNL, aprendizado profundo, IOT, IA)
- a. Usamos planilhas.
 - b. Usamos relatórios, painéis e visualizações.
 - c. Usamos a descoberta de autoatendimento acima e estamos começando com análise preditiva/ML.
 - d. Usamos a análise ML acima e preditiva em várias fontes de dados.
 - e. Usamos as técnicas acima, bem como técnicas PNL, aprendizado profundo, análise de IOT e outras facetas da IA.
- 2) Sua organização analisa grandes volumes de dados? (Acima de 10 TB)
- a. Não.
 - b. Ainda não, mas estamos avançando rapidamente nessa direção.
 - c. Sim, utilizamos análises de grandes volumes de dados.
- 3) Quantos modelos de análise preditiva sua empresa tem em produção?
- a. Nenhum.
 - b. 1.
 - c. 2-10.
 - d. Dezenas.
 - e. Centenas.
- 4) Qual porcentagem de pessoas de sua empresa tem acesso a análises?

- a. Menos de 25%
- b. 26 a 40%
- c. 41 a 55%
- d. 56 a 70%
- e. Maior que 70%

Maturidade analítica:

- 5) Sua organização consegue articular problemas de negócios que exigem análise?
 - a. Discordo fortemente.
 - b. Discordo.
 - c. Neutro.
 - d. Concordo.
 - e. Concordo plenamente
- 6) A análise é usada pelas equipes de toda a organização quando necessário?
 - a. Não.
 - b. Atualmente não, mas mais áreas estão se interessando por isso.
 - c. Sim, usamos análise em toda a organização.
- 7) Suas soluções de análise são projetadas para fornecer a melhor UI para a pessoa certa?
 - a. Não, só temos uma ferramenta e todos reclamam dela, pois não é adequada para ninguém.
 - b. Estamos pensando ou planejando implementar ferramentas que possam ser usadas por diferentes personas.
 - c. Sim, utilizamos múltiplas ferramentas, para que cada uma de nossas personas tenha um ambiente que funciona para isso.
 - d. Sim, utilizamos diversas ferramentas para que cada pessoa tenha um ambiente que maximize a eficiência e haja processos claros para impulsionar o trabalho entre elas.
 - e. O mesmo que a letra d e também nossas ferramentas estão vinculadas para tornar a movimentação entre elas, o mais simples possível.
- 8) Sua organização utiliza análises automatizadas?
 - a. Não.
 - b. Não, mas estamos analisando esse tipo de ferramenta.
 - c. Sim, nós as usamos para ajudar a democratizar a análise e aumentar a produtividade.

- d. Sim, usamos uma plataforma de dados para ajudar a aumentar a produtividade e implementamos controles em torno dessas ferramentas para garantir que elas estão funcionando corretamente.

Métodos de entrega:

- 9) As análises são implantadas em sistemas de negócio ou aplicativos em sua organização?
 - a. Não e não temos planos de fazê-lo.
 - b. Não, mas estamos pensando nisso.
 - c. Sim, estamos tentando implantar isso agora.
 - d. Sim, operacionalizamos isso.
 - e. Sim, fazemos isso rotineiramente com nossos modelos e isso geralmente é automatizado.
- 10) Os resultados dos modelos construídos com inteligência aumentada possuem recursos de explicação para aumentar a transparência para todos?
 - a. Não aplicável, não estamos usando essas ferramentas.
 - b. Não, não que tenhamos visto.
 - c. Sim, usamos apenas pacotes que possuem esse recurso.

Gerenciamento de modelos:

- 11) Sua organização monitora seus modelos quanto à decadência?
 - a. Não e não temos planos de fazê-lo.
 - b. Ainda não, mas estamos pensando nisso.
 - c. Sim, estamos tentando fazer isso agora.
 - d. Sim, fazemos isso regularmente.
 - e. Sim, fazemos isso rotineiramente com verificações automatizadas e reservamos o tempo necessário para que a nossa equipe resolva isso.

Bloco 6: Governança

Gestão de dados:

- 1) Os dados são confiáveis para análise em todas as plataformas da sua organização?
 - a. Não, temos vários silos de dados que não são governados.
 - b. Confiamos nos dados que usamos para relatórios provenientes do nosso DW, mas não muito mais.
 - c. Estamos começando a implementar processos para a governança de dados além do DW e de outras fontes de dados que precisam estar em

conformidade, (por exemplo: RIPAA) para que possamos confiar em outras fontes de dados importantes.

- d. Temos um ponto sólido de governança de dados que descreve os principais políticas e processos. Estes são seguidos pela organização.
- 2) Sua organização entende a origem dos dados e possui as políticas corretas para lidar com diferentes tipos de dados?
 - a. Discordo fortemente.
 - b. Discordo.
 - c. Neutro.
 - d. Concordo.
 - e. Concordo plenamente
 - 3) Os usuários aceitam e respondem a necessidade de aderir às políticas de governança de dados?
 - a. Discordo fortemente.
 - b. Discordo.
 - c. Neutro.
 - d. Concordo.
 - e. Concordo plenamente
 - 4) Sua organização usa ferramentas como catálogo de dados para ajudar os usuários e acessar dados confiáveis?
 - a. Não e não temos planos de instalar um catálogo de dados.
 - b. Não, mas estamos pensando nisso.
 - c. Estamos no processo de seleção de fornecedor de um catálogo agora.
 - d. Sim, temos um catálogo de dados e as pessoas decidiram usá-lo.
 - e. Sim, temos um catálogo de dados, mas nem todo mundo utiliza.

Governança modelo:

- 5) Os processos de implantação de modelos estão em vigor na sua organização. Por exemplo, os modelos devem ser verificados para não serem incorretos ou antiéticos antes de serem colocados em produção.
 - a. N/A, não temos modelos em produção que precisamos gerenciar.
 - b. Temos modelos aplicados, mas não verificamos se estão incorretos.
 - c. Estamos implementando controles sobre os nossos modelos.
 - d. Temos um forte processo de modelos em vigor.

- 6) As políticas de gerenciamento de modelos estão em vigor na sua organização. Os modelos devem ser controlados por versão e os metadados capturados para cada modelo colocado em produção.
- N/A, não temos modelos em produção que precisamos gerenciar.
 - Temos apenas alguns modelos, então os cientistas de dados tomam conta deles.
 - Temos uma abordagem de sistemas de arquivos para gerenciar várias versões e modelos.
 - Estamos começando a usar registro de modelos e outras tecnologias para ajudar a capturar meta dados sobre modelos.

Funções da governança:

- 7) Sua empresa possui equipe de governança de dados e análises com representantes de toda a empresa, incluindo as principais partes interessadas do negócio?
- Discordo fortemente.
 - Discordo.
 - Neutro.
 - Concordo.
 - Concordo plenamente
- 8) A função do administrador de dados está em vigor? As responsabilidades dessa pessoa são claramente identificadas?
- Discordo fortemente.
 - Discordo.
 - Neutro.
 - Concordo.
 - Concordo plenamente

Segurança e privacidade:

- 9) As políticas de segurança estão em vigor e são aplicadas para todas as formas de dados para a sua empresa?
- Não.
 - Os dados no armazém são protegidos e controlados, mas não necessariamente em fontes externas ou data lakes, etc.
 - Sim, existem políticas de segurança para todos os dados confidenciais.
 - Sim, pensamos cuidadosamente em como lidamos com diferentes tipos de dados em nossa equipe de governança.

- e. Sim, pensamos cuidadosamente e operacionalizamos como lidamos com diferentes tipos de dados em nossa equipe de governança.

APÊNDICE C – ROTEIRO DE ENTREVISTA

Pesquisa: Maturidade analítica de dados: um estudo das percepções dos executivos de tecnologia da informação de empresas cearenses. Criado pela autora a partir de Estêvão (2022).

Bloco 1: Perguntas introdutórias:

01. Qual a empresa que você representa? Qual cargo ocupa?
02. Em qual indústria você trabalha?
03. Qual a receita anual da sua organização?

Bloco 2: Perguntas exploratórias:

- 01) Como é a estrutura de dados na sua empresa, existe uma área de dados?
- 02) Sua empresa possui uma estratégia sólida para analítica de dados? Pode descrevê-la?
- 03) Analítica de dados é uma parte importante na estratégia de transformação digital da sua empresa? Existe um claro apoio da alta administração?
- 04) Atualmente, sua organização coleta e gerencia quais tipos de dados?
- 05) Sua organização possui uma base de dados confiável para análise?
- 06) Sua organização utiliza quais tecnologias para gerenciamento de dados?
- 07) Sua empresa contratou cientistas de dados como parte da equipe? Existem outros papéis?
- 08) A análise de dados é usada pelas equipes de toda a organização quando necessário?
- 09) O conceito de democracia de dados faz parte do cotidiano da empresa?
- 10) Quais os maiores benefícios percebidos com o uso da analítica de dados na sua organização?
- 11) Quais os maiores desafios que envolvem a analítica de dados na sua organização?