

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO

MARIANA MOTTA FLECK

**LIDERANÇA DE DADOS, *DATA LITERACY* E SUCESSO DOS
PROJETOS DE DADOS**

Porto Alegre

2026

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO

MARIANA MOTTA FLECK

**LIDERANÇA DE DADOS, *DATA LITERACY* E SUCESSO DOS
PROJETOS DE DADOS**

Dissertação de Mestrado Acadêmico apresentada ao Programa de Pós-graduação em Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Área de Concentração: Gestão de Sistemas e Tecnologia da Informação.

Orientador: Prof. Dr. Antônio Carlos Gastaud Maçada

Porto Alegre

2026

CIP - Catalogação na Publicação

Motta Fleck, Mariana
LIDERANÇA DE DADOS, DATA LITERACY E SUCESSO DOS
PROJETOS DE DADOS / Mariana Motta Fleck. -- 2026.
105 f.
Orientador: Antonio Carlos Gastaud Maçada.

Dissertação (Mestrado) -- Universidade Federal do
Rio Grande do Sul, Escola de Administração, Programa
de Pós-Graduação em Administração, Porto Alegre,
BR-RS, 2026.

1. Data Leadership. 2. Data Literacy. 3. Data
Project Success. I. Gastaud Maçada, Antonio Carlos,
orient. II. Título.

AGRADECIMENTOS

Agradeço, em primeiro lugar, à minha mãe, *Maria Aparecida Ruffo Motta*, de onde vim e de quem herdei não apenas os genes e a educação, mas também a vontade, a independência e a autonomia. A formação que recebi foi determinante para que eu pudesse abrir muitas portas ao longo da minha trajetória.

À minha filha, *Maria Eduarda Fleck Villar*, que vai comigo por onde eu vou e que, desde que nasceu, deu sentido à ideia de futuros. Nossos dezesseis anos lado a lado me dão a certeza de um amor que atravessa o tempo, os projetos e a própria vida. Obrigada pela compreensão, pela presença constante e por todo o apoio ao longo desse caminho. Tua doçura acompanhada por uma firmeza admirável me inspira, me sustenta e me ensina todos os dias.

Agradeço ao *Thales Voltz*, à *Luana Mota Ferreira* e ao *Bruno Knevit Hammerschmitt*, pessoas que me instigaram a abraçar essa jornada, a me desafiar e a ampliar meus próprios limites. As contribuições, trocas e incentivos de vocês foram fundamentais para transformar este trabalho de um desejo em realidade.

Ao *Rodrigo Alves*, parceria que nasce na reta final desta dissertação e que me lembra da importância de permanecermos abertos ao diferente e à coragem de sonhar novos sonhos.

Aos colegas do grupo de pesquisa, *Mauricius Medeiros*, *Jaime Coelho* e *Felipe Salerno*, agradeço o olhar prático e experiente, que facilitou significativamente minha trajetória. Tê-los como referências qualificou este trabalho e enriqueceu o processo de pesquisa.

Agradeço às líderes mulheres *Izabella Bauer* e *Maria Barret*. Aonde uma mulher chega, todas as outras chegam também. Em diferentes momentos, a relação horizontal, sincera e afetuosa que construí com vocês foi combustível para fazer mais e seguir adiante.

Ao *Osiris Fagundes*, parceiro de evolução mental e de desenvolvimento físico, agradeço pelos treinos semanais que garantiram não apenas a endorfina, mas também o respiro, o equilíbrio e o acolhimento necessários em todas as etapas deste trabalho.

Às amigas e aos amigos *Mari Fraga*, *Lu Pereira*, *Fernando Guimarães*, *Leandro Zago* e *Israel Machado*, agradeço pelas histórias singulares que construí com cada um ao longo da minha vida. Embora distintas, todas essas trajetórias se cruzam por meio de trocas genuínas, aprendizados constantes e contribuições valiosas que me acompanharam e sustentaram ao longo do mestrado.

Agradeço à Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), instituição que me acolheu e proporcionou um ambiente acadêmico rigoroso, crítico e estimulante, fundamental para a realização deste trabalho.

Agradeço também ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) pelo apoio institucional à pesquisa científica no país, que viabiliza a formação acadêmica e o avanço do conhecimento.

Por fim, agradeço profundamente ao meu orientador, Professor *Antonio Carlos Gastaud Maçada*, pela sensibilidade ao me apresentar um tema que ressoou de forma genuína com minha trajetória profissional, transformando este trabalho em uma extensão coerente do que sou e do que já realizava. A disponibilidade constante, o diálogo qualificado e o apoio ao longo de todo o percurso foram decisivos para a qualidade e a maturidade deste estudo.

Liderança de Dados, *Data Literacy* e Sucesso dos Projetos de Dados

Resumo

A crescente adoção de iniciativas organizacionais orientadas por dados tem ampliado a relevância das lideranças como fator central para o sucesso dos projetos de dados. Apesar desse reconhecimento, a literatura ainda apresenta fragmentação conceitual e limitações empíricas quanto à definição dos tipos de liderança de dados e aos mecanismos por meio dos quais essas lideranças influenciam os resultados dos projetos. Argumenta-se que o impacto da liderança em projetos de dados não ocorre de forma direta e homogênea, mas depende do desenvolvimento de capacidades sociocognitivas que permitam às equipes interpretar, comunicar e aplicar dados de maneira consistente ao longo do ciclo de vida dos projetos. Nesse contexto, a *data literacy* emerge como um mecanismo fundamental na conversão das práticas de liderança em sucesso dos projetos de dados. Diante disso, o objetivo desta dissertação é discutir, teórica e empiricamente, como e em que medida diferentes tipos de liderança de dados influenciam o sucesso dos projetos de dados, considerando o papel mediador da *data literacy*. O presente estudo foi desenvolvido a partir de um desenho multimétodo, estruturado em três estudos interdependentes, organizados na forma de artigos. No primeiro estudo, o objetivo específico consiste em sintetizar os tipos, papéis e competências de liderança de dados identificados na literatura em Sistemas de Informação, liderança digital e liderança de dados, propondo, à luz de referenciais teóricos organizacionais, um modelo conceitual que relacione esses tipos ao sucesso dos projetos de dados. No segundo estudo, o objetivo específico é desenvolver e validar um instrumento psicométrico capaz de mensurar os tipos de liderança de dados, por meio de procedimentos de validade de face e conteúdo e análises estatísticas exploratórias. No terceiro estudo, o objetivo específico é testar empiricamente o efeito dos diferentes tipos de liderança de dados sobre o sucesso dos projetos de dados, considerando a mediação da *data literacy*, por meio de *survey* e modelagem de equações estruturais. Por fim, realiza-se uma análise integrativa dos resultados obtidos nos diferentes estudos, com o intuito de consolidar as contribuições teóricas e as implicações práticas desta dissertação, bem como propor um conjunto de sugestões para pesquisas futuras no campo da liderança de dados e dos projetos orientados por dados.

Palavras-Chave: Liderança de Dados. Tipos de Liderança. *Data literacy*. Sucesso dos Projetos de Dados. Multimétodo.

Data Leadership, Data Literacy, and Data Project Success

Abstract

The growing adoption of data-driven organizational initiatives has increased the relevance of leadership as a central factor in the success of data projects. Despite this recognition, the literature still presents conceptual fragmentation and empirical limitations regarding the definition of data leadership types and the mechanisms through which these leaders influence project outcomes. It is argued that the impact of leadership in data projects does not occur in a direct and homogeneous manner, but rather depends on the development of sociocognitive capabilities that enable teams to interpret, communicate, and apply data consistently throughout the project lifecycle. In this context, data literacy emerges as a fundamental mechanism in converting leadership practices into data project success. Accordingly, the objective of this dissertation is to examine, both theoretically and empirically, how and to what extent different types of data leadership influence data project success, considering the mediating role of data literacy. This study was developed using a multimethod research design, structured into three interdependent studies organized as articles. The first study aims to synthesize the types, roles, and competencies of data leadership identified in the literature on Information Systems, digital leadership, and data leadership, proposing, grounded in organizational theoretical frameworks, a conceptual model that relates these leadership types to data project success. The second study seeks to develop and psychometrically validate an instrument capable of measuring data leadership types, employing face and content validity procedures as well as exploratory statistical analyses. The third study tests empirically the effects of different data leadership types on data project success, considering the mediating role of data literacy, through survey data and structural equation modeling. Finally, an integrative analysis of the results obtained across the different studies is conducted in order to consolidate the theoretical contributions and practical implications of this dissertation, as well as to propose directions for future research in the field of data leadership and data-driven projects.

Keywords: *Data Leadership. Leadership Types. Data Literacy. Data Project Success. Multimethod.*

LISTA DE FIGURAS

CAPÍTULO I – INTRODUÇÃO DA DISSERTAÇÃO

Figura 1. Desenho de Pesquisa da Dissertação.	16
---	----

CAPÍTULO II - ARTIGO 1

Figura 1. Protocolo PRISMA.....	24
--	----

CAPÍTULO III - ARTIGO 2

Figura 1. Modelo de Pesquisa.....	43
Figura 2. Processos de trabalho analítico em projetos de dados mais frequentes na amostra (n=91).....	51
Figura 3. Modelo de mensuração e estrutural via PLS-SEM.....	54

CAPÍTULO IV – ARTIGO 3

Figura 1. Modelo de Quadrantes dos Papéis de Liderança de Dados.....	66
Figura 2. Modelo de Pesquisa.....	72
Figura 3. Distribuição das Atividades Associadas ao Trabalho com Dados.....	75
Figura 4. Modelo Estrutural.....	79

CAPÍTULO V – CONSIDERAÇÕES FINAIS DA DISSERTAÇÃO

Figura 1. Relação entre tipos de liderança de dados e o ciclo de vida de projetos analíticos.....	99
--	----

LISTA DE TABELAS

CAPÍTULO II - ARTIGO 1

Tabela 1. Tipos de Liderança em SI, Digital e Dados.....25

Tabela 2. Competências Associadas a Lideranças no Sucesso dos Projetos.....26

CAPÍTULO III - ARTIGO 2

Tabela 1. Definição dos Constructos.....42

Tabela 2. Perfil dos Especialistas (n = 07).....44

Tabela 3. Matriz de Similaridade Card Sorting (n = 7; itens = 20).....46

Tabela 4. Matriz de Proporção IVC (n = 7; Itens = 22).....47

Tabela 5. Ajustes no Instrumento de Pesquisa.....48

Tabela 6. Perfil da Amostra (n = 91).....49

Tabela 7. AFE – Dimensões da Liderança de Dados.....51

Tabela 8. AFE – Dimensões da Liderança de Dados: Validade Discriminante.....52

Tabela 9. Avaliação do Modelo de Mensuração.....52

CAPÍTULO IV – ARTIGO 3

Tabela 1. Relação entre os mecanismos explicativos e os tipos de liderança de dados.
.....68

Tabela 2. Níveis de DL e Resultados Associados.....71

Tabela 3. Formação Acadêmica e Tempo de Trabalho com Dados da Amostra.....74

Tabela 4. Cargo e Setor de Atuação dos Respondentes.....75

Tabela 5. Confiabilidade e validade convergente dos construtos.....77

Tabela 6. Matriz de Validade Discriminante (HTMT) entre os Construtos do Modelo.
.....77

Tabela 7. Coeficientes do Modelo Estrutural (PLS-SEM).....78

Tabela 8. Análise do VAF nas Relações Mediadas entre Liderança de Dados e Sucesso dos Projetos de Dados.....80

Tabela 9. Resultados do PLS-Predict: Comparação dos Erros de Previsão entre Modelos.....81

LISTA DE QUADROS

Quadro 1. Resumo da Dissertação.....	100
---	-----

SUMÁRIO

CAPÍTULO I – INTRODUÇÃO DA DISSERTAÇÃO	13
1 CONTEXTUALIZAÇÃO DO PROBLEMA DE PESQUISA	14
2 PROBLEMA DE PESQUISA	15
3 OBJETIVOS	15
4 MÉTODO E DESENHO DE PESQUISA	16
5 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	17
5.1 Artigo 1 – Revisão Sistemática da Literatura	18
5.2 Artigo 2 - Desenvolvimento e Validação de Escala	19
5.3 Artigo 3 – Modelo Teórico	20
CAPÍTULO II - ARTIGO 1. LIDERANÇA EM SISTEMA DE INFORMAÇÃO GERENCIAL: UMA REVISÃO SISTEMÁTICA	22
1 INTRODUÇÃO	23
2 MÉTODO DE PESQUISA	24
3 RESULTADOS	25
3.1 Tipos de Liderança	25
3.2 Competências-Chave	26
4 DISCUSSÃO	27
4.1 Liderança em Sistemas de Informação (SI)	27
4.2 Liderança Digital	28
4.3 Liderança de Dados	29
5 CONCLUSÕES E PESQUISAS FUTURAS	30
REFERÊNCIAS	31
APÊNDICE A – ESTUDOS INCLUÍDOS NA AMOSTRA FINAL DA RSL	34
APÊNDICE B – LISTA COMPLETA DOS TIPOS DE LIDERANÇA	38
CAPÍTULO III - ARTIGO 2. ESCALA DE LIDERANÇA DE DADOS: VALIDAÇÃO E ANÁLISE DE SUAS RELAÇÕES COM O SUCESSO DOS PROJETOS	39
1 INTRODUÇÃO	40
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	41
2.1 A Relação entre Liderança de Dados e o Sucesso do Projeto	41
2.2 Definição dos Constructos e Modelo de Pesquisa	43
3 MÉTODO	44

3.1 Desenvolvimento do Instrumento.....	44
3.2 Avaliação pelos Especialistas.....	45
3.3 Procedimentos de Análise	46
4 ANÁLISE DE DADOS.....	46
4.1 Validação de Face e Conteúdo	46
4.2 Análise da Amostra	49
4.3 Análise Fatorial Exploratória das Dimensões da Liderança de Dados.....	51
4.4 Avaliação do Modelo de Pesquisa.....	53
5 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....	54
5.1 Discussão sobre Desenvolvimento e Validação da Escala de Liderança de Dados	55
5.2 Explorando a Relação entre os Tipos de Liderança de Dados com Sucesso do Projeto.....	56
6 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	57
6.1 Implicações Teóricas Gerenciais	58
6.2 Limitações e Estudos Futuros.....	58
REFERÊNCIAS	58
APÊNDICE A – INSTRUMENTO DE PESQUISA VALIDADO.....	61

CAPÍTULO IV – ARTIGO 3. O EFEITO DA LIDERANÇA DE DADOS NO SUCESSO DO PROJETO DE DADOS: O PAPEL MEDIADOR DA *DATA LITERACY*.....

1 INTRODUÇÃO	64
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	65
2.1 Tipos de Liderança e Eixos de Atuação	66
3 HIPÓTESES E MODELO DE PESQUISA	68
3.1 Liderança de Dados e Sucesso dos Projetos de Dados.....	68
3.2 Liderança de Dados e <i>Data Literacy</i>	69
3.3 <i>Data Literacy</i> e Sucesso dos Projetos de Dados	71
3.4 <i>Data Literacy</i> como Mecanismo Mediador.....	71
3.5 Modelo de Pesquisa.....	72
4 MÉTODO.....	73
4.1 Procedimentos de Coleta e Amostra.....	73
4.2 Instrumento de Pesquisa	74
4.3 Procedimentos de Análise	74
5 ANÁLISE DOS RESULTADOS.....	75

5.1 Análise Descritiva da Amostra.....	75
5.2 Teste de Viés de Método Comum	77
5.3 Análise Fatorial Confirmatória.....	77
5.4 Avaliação do Modelo de Pesquisa.....	77
5.5 Análise do Efeito Mediador de <i>Data Literacy</i>	80
5.6 Avaliação Preditiva (PLS-Predict)	82
6 DISCUSSÃO DAS HIPÓTESES.....	82
7 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	86
7.1 Implicações Teóricas	87
7.2 Implicações Práticas e Gerenciais	87
7.3 Limitações e Estudos Futuros.....	88
REFERÊNCIAS	89
APÊNDICE A – INSTRUMENTO DE PESQUISA VALIDADO FINAL	94
CAPÍTULO V – CONSIDERAÇÕES FINAIS DA DISSERTAÇÃO.....	96
1 CONTRIBUIÇÕES METODOLÓGICAS E ARTICULAÇÃO MULTIMÉTODO	96
2 CONCLUSÃO SOBRE OS OBJETIVOS E RESULTADOS DA DISSERTAÇÃO	96
3 CONTRIBUIÇÕES TEÓRICAS E IMPLICAÇÕES PRÁTICAS	97
3.1 Contribuições teóricas	97
3.2 Implicações práticas	99
4 LIMITAÇÕES E SUGESTÕES DE ESTUDOS FUTUROS	103
REFERÊNCIAS	104

CAPÍTULO I – INTRODUÇÃO DA DISSERTAÇÃO

A expansão das tecnologias de dados tem transformado profundamente os processos organizacionais de tomada de decisão (Ahmed *et al.*, 2022; Koohang *et al.*, 2023; Norena-Chavez & Thalassinou, 2023). Estima-se que a receita do mercado global de dados tenha alcançado 31,8 bilhões de dólares em 2021 e que poderá chegar a 329 bilhões até 2030 (Acumen Research and Consulting, 2022). Esse crescimento reflete o impacto do processamento de grandes volumes de dados sobre indivíduos, processos e culturas organizacionais (Mikalef *et al.*, 2020), intensificando a dependência organizacional de decisões orientadas por dados.

Evidências recentes reforçam a centralidade crescente das competências associadas ao uso de dados e à liderança em contextos organizacionais. De acordo com o *Future of Jobs Report 2025* do *World Economic Forum*, habilidades relacionadas a inteligência artificial e big data apresentam o maior crescimento projetado entre todas as categorias de competências até 2030. Paralelamente, competências de natureza sócio-organizacional, como liderança e influência social, pensamento analítico, ensino e mentoria, também figuram entre as que mais aumentam em relevância no cenário global, indicando que a transformação orientada por dados demanda não apenas capacidades técnicas, mas também formas avançadas de coordenação, aprendizagem e liderança (World Economic Forum, 2025).

Nesse cenário, organizações capazes de orquestrar diferentes tipos de conhecimento tendem a alcançar níveis superiores de eficiência em seus projetos (Ferraris *et al.*, 2018). A DL tem se consolidado como um elemento crítico nesse processo, ao ampliar a capacidade de indivíduos e equipes de interpretar, comunicar e aplicar dados de forma significativa no contexto organizacional (Koloski *et al.*, 2025). Assim, a transformação digital tem ampliado não apenas a adoção de tecnologias, mas também as exigências cognitivas, interpretativas e organizacionais associadas ao uso de dados.

Com a intensificação desse contexto, líderes passaram a ser demandados não apenas para implementar tecnologias, mas para desenvolver capacidades que permitam transformar dados em insights e, posteriormente, em ação (Tabesh *et al.*, 2019). O papel das lideranças molda a prontidão organizacional para adotar tecnologias e sustenta processos decisórios orientados por dados (Shamim *et al.*, 2019). Evidências indicam que a atuação das lideranças é um dos principais elementos que distinguem organizações de alto e baixo desempenho (Koohang *et al.*, 2023; Shamim *et al.*, 2019).

Esse interesse acadêmico tem crescido em paralelo ao aumento da complexidade dos ecossistemas digitais, nos quais se exige a combinação de conhecimento técnico, visão estratégica e coordenação socio tecnológica por parte das lideranças (Alfaro *et al.*, 2019). Evidências empíricas indicam que 66,6% das lideranças atuam em escala global, ocupando posições com elevado potencial de influência e coordenação organizacional (Schmidt *et al.*, 2023). Ainda assim, uma parcela significativa dos próprios executivos (63%) avalia como insuficiente o ritmo da transformação tecnológica em suas organizações (Singh & Hess, 2017).

A coexistência desses achados sugere um desalinhamento entre alcance estrutural e efetividade estratégica da liderança. Quando atores que detêm poder decisório e atuação em escala global reconhecem a lentidão do avanço tecnológico, torna-se plausível interpretar essa lacuna como reflexo de limitações na capacidade das lideranças de traduzir visão, governança e coordenação em mudanças organizacionais concretas. Nesse sentido, embora estudos clássicos já tenham demonstrado ganhos substanciais de produtividade e lucratividade decorrentes da implementação bem-sucedida de projetos de dados (McAfee & Brynjolfsson, 2012), tais benefícios permanecem desigualmente

distribuídos entre organizações, reforçando a persistência de desafios de natureza gerencial e de liderança.

Em contrapartida, a ausência de uma liderança eficaz tem sido associada a perdas financeiras e falhas recorrentes em projetos de dados (Eom *et al.*, 2020). Organizações intensivas em tecnologia têm, portanto, investido no desenvolvimento de lideranças capazes de sustentar processos de transformação organizacional (Lee *et al.*, 2014). Pesquisas indicam que o envolvimento direto de líderes está associado a maior probabilidade de entrega de resultados e sucesso em projetos (Eom *et al.*, 2020; Kissi *et al.*, 2013; Suoniemi *et al.*, 2020), reforçando o papel estratégico da liderança na articulação entre dados, tecnologia e objetivos organizacionais.

1 CONTEXTUALIZAÇÃO DO PROBLEMA DE PESQUISA

Apesar da crescente demanda por iniciativas orientadas por dados, nem todas as lideranças estão comprometidas com o desenvolvimento das competências necessárias para gerir projetos dessa natureza. Segundo a consultoria global Gartner (2023), apenas 30% dos *Chief Analytics Officers* estão engajados em expandir as capacidades organizacionais que sustentam iniciativas de dados. De forma convergente, a McKinsey observou que somente 8% dos executivos entrevistados participaram diretamente desses projetos, o que resulta em baixos retornos e pressões de conselhos e acionistas (Fleming *et al.*, 2018). Bean (2020) corrobora esse cenário ao evidenciar que 90% das empresas enfrentam barreiras relacionadas a pessoas e processos, dificultando a transformação orientada por dados.

A indefinição do papel das lideranças de dados constitui um desafio central nesse contexto. Para 72,1% das empresas participantes da pesquisa da empresa NewVantage Partners Releases, as funções desses líderes não estão claramente estabelecidas (Bean (2020). Essa falta de clareza repercute diretamente nos resultados dos projetos: apenas 13% das iniciativas de dados chegam à produção, frequentemente devido à ausência de suporte e direcionamento das lideranças (O'Neill, 2019). Em alguns casos, a ausência de visão estratégica leva a decisões equivocadas de alocação de recursos, como no exemplo de uma empresa financeira norte-americana que investiu US\$ 250.000 em contratações desnecessárias por não compreender suas reais necessidades analíticas (Fleming *et al.*, 2018).

Esses achados ilustram uma tendência mais ampla observada em ambientes organizacionais voláteis, complexos e ambíguos. A Gartner projeta que, até 2027, cerca de 75% das iniciativas de dados se tornarão redundantes e sem valor comercial (James & Duncan, 2024), fenômeno associado à fragilidade de mecanismos de liderança, coordenação e aprendizagem organizacional. De modo convergente, pesquisas recentes indicam que a ausência de uma liderança de dados eficaz tem se consolidado como um fator crítico para o fracasso de projetos (Menukin *et al.*, 2023).

Em contrapartida, lideranças que se envolvem ativamente com iniciativas de dados conseguem gerar impactos expressivos nos resultados organizacionais. A McKinsey identificou que executivos diretamente engajados nesses projetos relatam melhorias substanciais em eficiência e retorno sobre investimento (Brown & Gottlieb, 2016). No contexto brasileiro, o caso do hospital Mater Dei ilustra esse efeito: a atuação estratégica da liderança foi determinante para o desenvolvimento de um sistema de gestão de escala que reduziu 85% das horas extras e gerou retorno financeiro de 22,5% no primeiro ano (Rosales, 2023). Evidências semelhantes são apontadas por Wu & Misra (2023), que destacam a criação de papéis dedicados à coordenação do ecossistema de projetos como diferencial competitivo.

Apesar desse consenso sobre a relevância das lideranças, a relação entre lideranças e sucesso dos projetos de dados revela-se mais complexa do que frequentemente assumido, podendo inclusive limitar a geração de valor (Shao, 2019). A literatura ainda negligencia desafios emergentes nas diferentes fases de implementação (Mikalef *et al.*, 2021) e as condições contingenciais que moldam esses resultados (Liao *et al.*, 2023). Além disso, os efeitos da liderança tendem a ser analisados sob uma ótica organizacional ampla, com menor atenção às práticas concretas no nível dos projetos (DeChurch *et al.*, 2010).

Diante desse cenário, observa-se a persistência de lacunas conceituais, empíricas e instrumentais. Primeiramente, há inconsistência na definição e delimitação dos papéis e tipos de liderança de dados. Em segundo lugar, os mecanismos por meio dos quais esses tipos de liderança influenciam capacidades analíticas e resultados de projetos permanecem pouco explorados. Por fim, são escassos os estudos que operacionalizam e mensuram empiricamente essas relações no contexto específico de projetos de dados. Essas lacunas reforçam a necessidade de compreender como diferentes tipos de liderança de dados são conceituados, operacionalizados e relacionados ao sucesso dos projetos de dados, considerando mecanismos sociocognitivos intermediários, como a *data literacy*.

Nesse contexto, emerge o conceito de liderança de dados, entendido como o conjunto de competências, papéis e práticas por meio dos quais líderes integram dados, pessoas e tecnologia para gerar valor organizacional e apoiar decisões baseadas em evidências (Schmidt *et al.*, 2023). Essa abordagem posiciona a liderança como um mecanismo sociotécnico que articula capacidades analíticas, aprendizagem organizacional e coordenação em projetos intensivos em dados (Haude *et al.*, 2024).

2 PROBLEMA DE PESQUISA

Diante das lacunas conceituais, metodológicas e empíricas sobre como as lideranças de dados atuam e de que modo influenciam os resultados organizacionais, este estudo busca responder à seguinte questão de pesquisa:

QP. *Como os tipos de liderança de dados podem ser identificados, operacionalizados e relacionados ao sucesso dos projetos de dados, considerando o papel mediador da data literacy?*

3 OBJETIVOS

O objetivo geral desta dissertação é **“investigar, teórica e empiricamente, como os diferentes tipos de liderança de dados se relacionam com o sucesso dos projetos de dados, considerando o papel mediador da *data literacy*”**.

Com o propósito de operacionalizar a condução da pesquisa, são definidos os seguintes objetivos específicos (OE):

- **OE#1.** Mapear e analisar, por meio de uma revisão sistemática da literatura em Sistemas de Informação, como os estudos conceituam tipos, papéis e competências de lideranças associadas ao uso de dados, analytics e tecnologias digitais;
- **OE#2.** Desenvolver e validar psicometricamente um instrumento multidimensional capaz de operacionalizar os tipos de liderança de dados identificados na literatura; e
- **OE#3.** Testar empiricamente as relações entre os tipos de liderança de dados, a *data literacy* e o sucesso dos projetos de dados, avaliando o efeito mediador da *data literacy* nessas relações.

Cada objetivo específico corresponde a uma etapa desta dissertação, cujo desenvolvimento é apresentado sob a forma de artigos científicos, de modo a atender à questão de pesquisa e ao objetivo geral propostos. A estrutura da pesquisa é apresentada ao final deste capítulo introdutório.

4 MÉTODO E DESENHO DE PESQUISA

Esta dissertação adota uma abordagem multimétodo, estruturada em três estudos interdependentes, organizados na forma de artigos. O percurso metodológico combina diferentes estratégias de investigação, revisão sistemática da literatura, desenvolvimento e validação instrumental e teste empírico por modelagem de equações estruturais, aplicadas de maneira articulada e progressiva para responder à questão de pesquisa.

O desenho da dissertação dialoga com tradições consolidadas na área de Sistemas de Informação que reconhecem a relevância do uso de múltiplos métodos dentro de um mesmo programa de pesquisa, especialmente quando o fenômeno investigado envolve construção conceitual, desenvolvimento instrumental e teste empírico de relações teóricas (Nunamaker, Chen & Purdin, 1990; Hevner *et al.*, 2004; Venkatesh *et al.*, 2013). Na tradição de pesquisa em SI, observa-se a adoção de desenhos cumulativos e progressivos, nos quais diferentes estratégias metodológicas são empregadas em etapas sucessivas para estruturar construtos, validar instrumentos e testar modelos explicativos (MacKenzie, Podsakoff & Podsakoff, 2011; Gregor & Hevner, 2013).

O primeiro estudo possui natureza predominantemente conceitual e qualitativa, sendo dedicado à síntese e estruturação teórica dos tipos de liderança de dados identificados na literatura. O segundo estudo concentra-se na operacionalização do construto por meio do desenvolvimento e validação psicométrica de uma escala multidimensional. O terceiro estudo assume caráter empírico-explicativo, testando as relações estruturais entre os tipos de liderança de dados, a *data literacy* e o sucesso dos projetos de dados.

A articulação entre os estudos ocorre no nível interpretativo e cumulativo: os resultados do primeiro estudo fundamentam teoricamente o instrumento desenvolvido no segundo; por sua vez, o instrumento validado sustenta o modelo estrutural testado no terceiro. Assim, o desenho multimétodo adotado permite avançar progressivamente do nível conceitual ao empírico, preservando coerência teórica e rigor metodológico ao longo de todo o percurso investigativo.

A análise integrativa desenvolvida no capítulo final consolida os achados obtidos nas diferentes etapas, articulando evidências conceituais, instrumentais e empíricas, com o objetivo de produzir uma compreensão abrangente do fenômeno investigado.

A **Figura 1** apresenta o desenho de pesquisa, evidenciando o percurso metodológico adotado e a sequência lógica que orienta o desenvolvimento do estudo e de suas respectivas etapas.

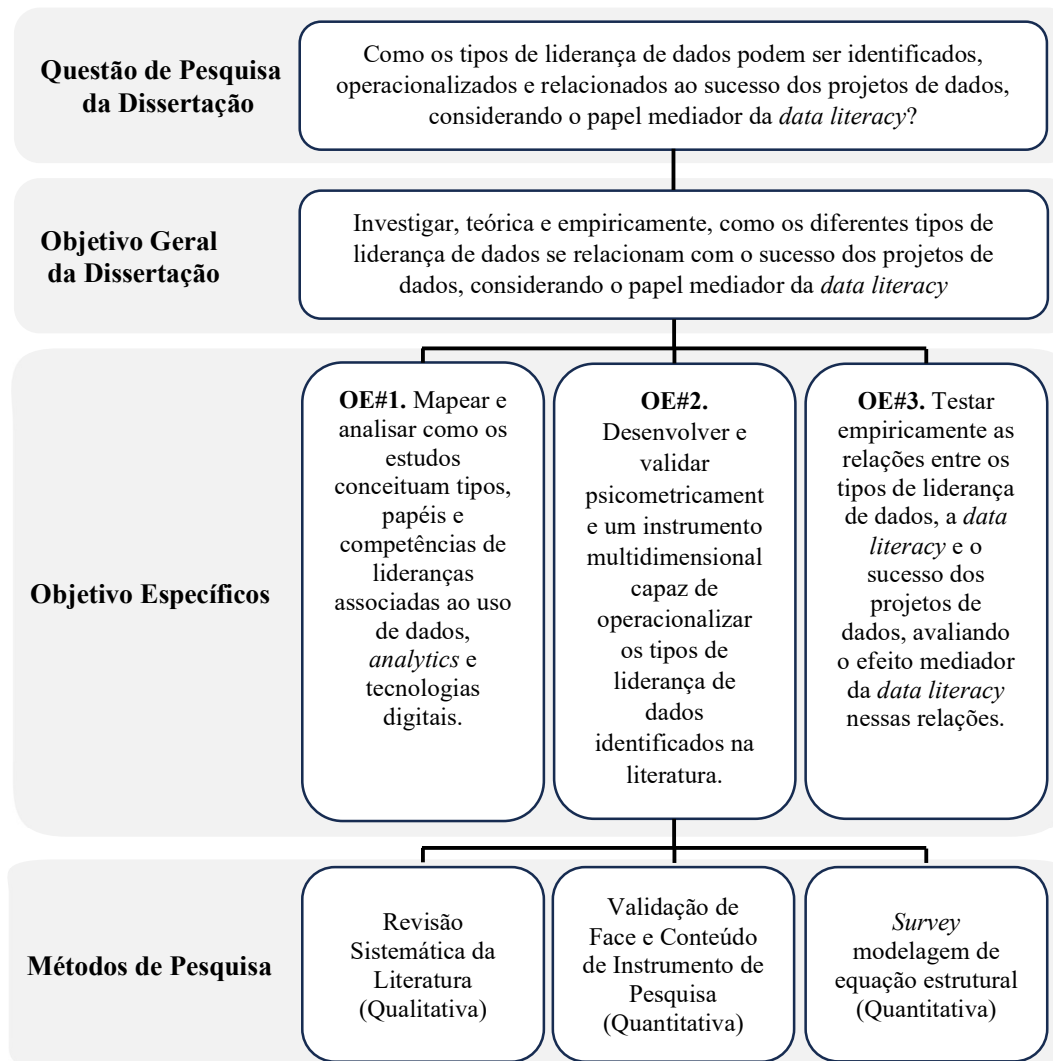


Figura 1. Desenho da Pesquisa da Dissertação.

5 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

A partir da abordagem metodológica apresentada na seção anterior, esta dissertação foi estruturada no formato de artigos, sendo composta por três estudos interdependentes que, de forma articulada, atendem ao objetivo geral e aos objetivos específicos da pesquisa. Cada estudo corresponde a uma etapa distinta do processo investigativo e adota métodos e análises complementares para compreender o fenômeno da liderança de dados em projetos de dados.

O Capítulo 2 apresenta o Artigo 1, que consiste em uma revisão sistemática da literatura, com o objetivo de mapear e analisar como os estudos em Sistemas de Informação conceituam tipos, papéis e competências de liderança de dados e tecnologias. O Capítulo 3 contempla o Artigo 2, dedicado ao desenvolvimento e à validação psicométrica de uma escala multidimensional de liderança de dados. Na sequência, o Capítulo 4 apresenta o Artigo 3, no qual são testadas empiricamente as relações entre os tipos de liderança de dados, a *data literacy* e o sucesso dos projetos de dados, com ênfase no papel mediador da *data literacy*.

Considerando que a pesquisa adota uma abordagem multimétodo, o Capítulo 5, que encerra a dissertação, retoma a questão e os objetivos de pesquisa por meio de uma análise dos resultados, visando à consolidação e interpretação conjunta dos achados qualitativos e quantitativos. Nesse capítulo, são discutidas as principais contribuições teóricas e gerenciais do estudo, bem como suas implicações, limitações e sugestões para pesquisas futuras.

Ao final de cada artigo são incluídas as respectivas referências e apêndices. O Capítulo 5 encerra-se com as referências e o apêndice final da dissertação, referentes aos Capítulos 1 e 5.

Na sequência, é apresentada uma síntese dos artigos que compõem a dissertação, acompanhada da explicitação das escolhas e justificativas que orientaram o desenvolvimento de cada estudo.

5.1 Artigo 1 – Revisão Sistemática da Literatura

O primeiro artigo tem como propósito realizar uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL) para mapear o estado da arte sobre liderança em contextos de dados. As buscas preliminares focadas exclusivamente em “data leadership” e termos correlatos resultaram em baixa recuperação de estudos, revelando que o tema permanecia emergente e pouco consolidado como categoria teórica autônoma. Em contrapartida, observou-se que discussões relevantes para a liderança de dados estavam dispersas em campos mais amplos, especialmente liderança em Sistemas de Informação (SI) e liderança digital.

A ampliação do escopo não foi arbitrária, mas fundamentada em pressupostos conceituais e históricos. O domínio de SI constitui o arcabouço tradicional no qual se estruturaram responsabilidades de liderança relacionadas à tecnologia, governança e integração entre TI e negócio (Mikalef *et al.*, 2018). A liderança digital, por sua vez, emergiu como resposta à intensificação da digitalização organizacional e por seu papel no impulso à produção e uso de dados nas organizações e na sociedade, o que a torna fundamental para entender as dinâmicas contemporâneas de liderança no contexto da era digital (Omol, 2024). Finalmente, a liderança de dados surgiu como uma especialização contemporânea desses mesmos papéis, orientada à criação de valor por meio de dados, analytics e inteligência artificial. Assim, SI, digital e dados configuraram um continuum evolutivo, dentro do qual papéis, competências e responsabilidades se sobrepunham estruturalmente. Nesse sentido, ampliar a RSL para esses três domínios permitiu capturar os fundamentos conceituais que sustentam a atuação de líderes de dados, mesmo quando não explicitados sob essa denominação.

Com esse escopo ampliado, o estudo identificou 42 tipos de liderança descritos na literatura, além de competências associadas e evidências sobre sua relação com o sucesso dos projetos e o desempenho organizacional. A síntese desses achados permitiu classificar cinco tipos centrais de liderança recorrentes nos três domínios analisados: **Visionário/Estrategista, Tomador de Decisão/Orquestrador, Impulsionador/Driver, Técnico/Digital, Educador/Facilitador**. Esses cinco tipos representaram macro funções para a liderança de iniciativas que integram tecnologia, digitalização e uso intensivo de dados, e formaram a base conceitual do instrumento desenvolvido nas etapas seguintes.

Entretanto, em consonância com o foco teórico desta pesquisa, optou-se por trabalhar apenas com quatro tipos de liderança. Essa decisão foi sustentada por critérios teóricos e empíricos. Do ponto de vista teórico, observou-se que o tipo técnico/digital descrevia predominantemente competências funcionais associadas à supervisão de infraestrutura, integração tecnológica, segurança da informação e domínio de ferramentas analíticas,

aproximando-se mais de papéis de gestão técnica ou coordenação operacional do que de um tipo sociocognitivo de liderança propriamente dito.

A literatura em Sistemas de Informação distingue responsabilidades técnicas, voltadas à eficiência, controle e confiabilidade dos sistemas, de práticas de liderança, que envolvem influência social, construção de sentido, alinhamento estratégico e desenvolvimento de capacidades coletivas (Eom *et al.*, 2020; Faraj & Sambamurthy, 2006; Preston *et al.*, 2008; Smaltz *et al.*, 2006). Enquanto os demais tipos identificados na RSL mobilizam mecanismos centrais de liderança, como articulação de visões, orquestração de decisões, estímulo à ação e aprendizagem organizacional, a liderança técnico/digital concentra-se na execução especializada e no domínio instrumental da tecnologia.

Estudos sobre liderança digital reforçam essa distinção ao argumentar que a liderança na era digital não se define pelo conhecimento técnico por si, mas pela capacidade de traduzir tecnologias em significado organizacional, orientar comportamentos e sustentar mudanças cognitivas e culturais (Kane *et al.*, 2019; Sawy *et al.*, 2020). De forma convergente, pesquisas em liderança de SI indicam que papéis excessivamente ancorados em expertise técnica tendem a gerar impacto indireto e contingente sobre o desempenho, dependendo de sua articulação com práticas de liderança relacional e estratégica (Leidner *et al.*, 2011; Preston & Karahanna, 2009).

Assim, a exclusão do tipo técnico/digital não implica a negação de sua relevância organizacional, mas reflete sua natureza conceitual distinta em relação ao modelo teórico adotado neste estudo, que compreende a liderança de dados como um fenômeno societécnico e sociocognitivo orientado à criação de sentido, ao desenvolvimento de *data literacy* e à sustentação do sucesso dos projetos de dados ao longo de seu ciclo de vida.

5.2 Artigo 2 - Desenvolvimento e Validação de Escala

O segundo artigo tem como objetivo avançar da síntese conceitual produzida pela revisão sistemática para a operacionalização empírica da liderança de dados, desenvolvendo e validando um instrumento capaz de medir seus tipos e sua relação com o sucesso dos projetos de dados. Para isso, os tipos identificados na RSL serviram de base para a formulação inicial dos itens que compuseram o instrumento.

O construto sucesso do projeto, por sua vez, não foi desenvolvido neste estudo, sendo operacionalizado a partir de escalas já consolidadas e empiricamente validadas na literatura de gestão de projetos, especialmente aquelas baseadas no modelo multidimensional de sucesso proposto por Shenhar *et al.* (2007, 2020) e Turner e Zolin (2012). Essa escolha assegura alinhamento teórico com uma concepção ampliada de sucesso que transcende a lógica do “triângulo de ferro” e reforça a validade do modelo ao combinar um construto dependente consolidado com a validação inédita dos construtos de liderança de dados.

O estudo adotou procedimentos psicométricos de validação, incluindo a Análise de Validade de Conteúdo (IVC) com especialistas e a realização de um *card sorting* estruturado. Os especialistas que participaram dessas etapas contribuíram diretamente para a avaliação da coerência conceitual dos itens, da clareza semântica e da pertinência entre indicadores e dimensões teóricas, o que resultou no refinamento do instrumento e na eliminação de itens redundantes, ambíguos ou mal distribuídos entre as categorias.

Essas etapas qualitativas e quantitativas preliminares foram fundamentais para consolidar a estrutura inicial do construto. Os resultados indicaram que quatro dimensões apresentavam robustez conceitual e coerência interna para prosseguir às etapas de teste empírico: Visionário, Tomador de Decisão, Impulsionador e Educador. Essa estrutura foi

avaliada por meio de análises fatoriais exploratórias, que forneceram evidências preliminares de validade e confiabilidade do instrumento.

Importa destacar que as conclusões do Artigo 2, embora essenciais para o avanço da pesquisa, foram classificadas como preliminares, pois a estrutura fatorial identificada baseou-se em uma amostra reduzida. Como consequência, algumas cargas fatoriais e correlações potenciais entre as dimensões não puderam ser avaliadas com o mesmo grau de precisão alcançado posteriormente no Artigo 3. Nesse artigo, o instrumento foi aplicado a uma amostra três vezes maior, permitindo análises mais robustas de validade discriminante, confiabilidade composta e modelagem estrutural. Assim, divergências entre a estrutura identificada no Artigo 2 e a versão final consolidada no Artigo 3 eram esperadas e metodologicamente justificadas.

5.3 Artigo 3 – Modelo Teórico

O terceiro artigo tem como objetivo testar empiricamente o modelo teórico desenvolvido ao longo da dissertação, examinando como os tipos de liderança de dados se relacionavam com o sucesso dos projetos de dados e qual o papel mediador desempenhado pela *data literacy* nesse processo. A formulação desse modelo foi diretamente informada pelos achados conceituais do Artigo 1 e pela validação preliminar do instrumento realizada no Artigo 2.

A adoção da *data literacy* como variável mediadora foi teórica e empiricamente fundamentada. Importa destacar que o construto *data literacy* não foi desenvolvido originalmente neste estudo, sendo operacionalizado a partir de definições e escalas previamente validadas na literatura, que conceituam a DL como um conjunto de capacidades cognitivas, interpretativas e comunicacionais necessárias para compreender, avaliar e aplicar dados de forma contextualizada e responsável (Cezar & Maçada, 2023; Koltay, 2015; Wolff *et al.*, 2016).

Os itens utilizados no instrumento foram adaptados desses estudos consolidados, preservando seu núcleo conceitual e ajustando a redação ao contexto específico de projetos de dados e analytics. Essa escolha metodológica assegura validade teórica ao construto mediador e permite que a contribuição do estudo se concentre na análise do papel explicativo da *data literacy* ao examinar como práticas de liderança se convertem em sucesso dos projetos de dados.

Para estimar esse modelo, o estudo adotou a técnica de Modelagem de Equações Estruturais via Mínimos Quadrados Parciais (PLS-SEM). Essa escolha foi justificada pelo foco preditivo do modelo, pela complexidade estrutural envolvendo múltiplas relações simultâneas e pelo fato de as variáveis latentes incluírem construtos formativos e reflexivos, condição na qual o PLS-SEM apresenta vantagens metodológicas. Além disso, a técnica mostrou-se adequada às características da amostra e à necessidade de avaliar efeitos indiretos, como mediações parciais e completas.

O instrumento utilizado para mensurar os quatro tipos de liderança corresponde ao instrumento desenvolvido no Artigo 2. A aplicação a uma amostra três vezes maior possibilitou reavaliar a estrutura fatorial, aprimorando a validade discriminante e a confiabilidade das medidas. Esse aumento substancial de tamanho amostral permitiu análises mais robustas, especialmente para identificar efeitos de mediação e testar a estabilidade das relações entre os construtos, o que naturalmente resultou em ajustes e exclusões de itens em relação à versão preliminar apresentada no Artigo 2. Assim, era esperado e metodologicamente consistente que a versão final do instrumento, consolidada no Artigo 3, divergisse parcialmente da estrutura exploratória anterior.

Em conjunto, essas escolhas metodológicas permitiram transformar os avanços conceituais dos Artigos 1 e 2 em evidência empírica, demonstrando como a liderança de dados opera em contextos organizacionais reais e quais mecanismos explicam seu impacto no sucesso dos projetos de dados.

Uso de Ferramentas de Inteligência Artificial (IA) no Processo de Redação

Durante a elaboração desta dissertação, ferramentas de IA generativa foram utilizadas como apoio à organização textual, revisão de linguagem e tradução e aprimoramento da clareza na redação. Essas ferramentas foram empregadas exclusivamente como suporte instrumental no processo de escrita. Todas as decisões conceituais, metodológicas, analíticas e interpretativas foram realizadas pela autora que também conduziu integralmente a análise dos dados e a elaboração dos resultados apresentados no estudo.

CAPÍTULO II - ARTIGO 1. LIDERANÇA EM SISTEMA DE INFORMAÇÃO GERENCIAL: UMA REVISÃO SISTEMÁTICA

Resumo

A liderança desempenha um papel fundamental no sucesso dos projetos e na integração entre tecnologia e negócios. No entanto, a literatura existente ainda carece de uma compreensão abrangente sobre como diferentes tipos de liderança impactam esses projetos. Esta revisão sistemática examina os principais tipos de liderança nos domínios de Sistemas de Informação (SI), digital e dados, analisando suas competências centrais e sua relação com o sucesso dos projetos. A análise abrange 54 estudos publicados entre 2020 e 2024 nas bases *Association for Information Systems* (AIS) e *Web of Science* (WoS). Os resultados categorizam a liderança em cinco tipos principais: visionários e estrategistas, tomadores de decisão, impulsionadores, técnicos e educadores/facilitadores. Adicionalmente, o estudo destaca a relevância de competências como pensamento estratégico, comunicação eficaz e a promoção de uma cultura de aprendizagem. Ao avançar a compreensão teórica sobre liderança em tecnologia, esta pesquisa oferece insights valiosos para o desenvolvimento de práticas de liderança mais adaptativas e inovadoras.

Palavras-chave: Liderança em Sistemas de Informação; Liderança Digital; Liderança de Dados; Sucesso dos Projetos; Revisão Sistemática da Literatura

LEADERSHIP IN MANAGEMENT INFORMATION SYSTEMS: A SYSTEMATIC REVIEW

Abstract

Leadership plays a pivotal role in project success and the integration of technology and business. However, the existing literature still lacks a comprehensive understanding of how different leadership types impact these projects. This systematic review examines key leadership types in the Information Systems (IS), digital, and data domains, analyzing their core competencies and their relationship to project success. The analysis includes 54 studies published between 2020 and 2024 in the Association for Information Systems (AIS) and Web of Science (WoS) databases. Findings categorize leadership into five main types: visionaries and strategists, decision-makers, drivers, technicians, and educators/facilitators. Additionally, the study highlights the significance of competencies such as strategic thinking, effective communication, and fostering a learning culture. By advancing the theoretical understanding of technology leadership, this research provides valuable insights for developing adaptive and innovative leadership practices.

Keywords: *Information Systems Leadership; Digital Leadership; Data Leadership; Project Success; Systematic Literature Review*

LIDERANÇA EM SISTEMA DE INFORMAÇÃO GERENCIAL: UMA REVISÃO SISTEMÁTICA

1 INTRODUÇÃO

A liderança tem sido amplamente estudada nos últimos anos devido à sua importância na combinação entre conhecimento técnico e visão estratégica para impulsionar projetos e iniciativas de tecnologia (Alfaro *et al.*, 2019). Muitas organizações, especialmente aquelas envolvidas em atividades digitais e tecnológicas, têm investido no desenvolvimento de lideranças capazes de sustentar a organização e alinhar as estratégias empresariais às demandas de inovação (Lee *et al.*, 2014). A crescente complexidade das organizações exige que seus líderes desenvolvam habilidades para promover a integração entre tecnologia e negócios, assegurando alinhamento estratégico e impacto positivo nos resultados organizacionais (Zivkovic, 2022). No entanto, a ausência de uma liderança eficaz continua sendo um fator crítico para falhas em projetos empresariais e perdas financeiras (Eom *et al.*, 2020).

A literatura apresenta diferentes abordagens sobre liderança, destacando múltiplas interpretações sobre seus papéis e responsabilidades. Alguns estudos enfatizam a importância da inteligência emocional, ressaltando a necessidade de autoconsciência, empatia e habilidades sociais para uma liderança eficaz (LI *et al.*, 2024). Outros enfatizam a flexibilidade e a adaptabilidade da liderança conforme as dinâmicas organizacionais (Dinibutun, 2020; Firk *et al.*, 2022). Enquanto abordagens comportamentais focam nas ações e competências individuais dos líderes, teorias situacionais sugerem que os tipos de liderança devem ser ajustados conforme o ambiente e o contexto organizacional (Benmira & Agboola, 2021; Yang *et al.*, 2011).

Apesar do crescente interesse acadêmico e corporativo no assunto, a literatura ainda carece de definições claras e amplamente aceitas de tipos de liderança em ambientes digitais e orientados a dados. Essa lacuna não apenas destaca a ausência de consenso acadêmico, mas também representa um desafio prático para a elaboração de programas de treinamento direcionados e estruturas de governança adequadas a contextos de alta tecnologia.

Neste estudo, o termo "tipos de liderança" foi adotado para se referir a categorizações baseadas em funções, enquanto "estilos" denota traços comportamentais, que não são o foco do estudo. "Competências" são entendidas como habilidades específicas e áreas de conhecimento, e "funções" dizem respeito às responsabilidades organizacionais. Essas distinções esclarecem a estrutura analítica empregada ao longo do artigo. Explorar essas áreas é importante para entender como os modelos de liderança estabelecidos podem contribuir para o desenvolvimento de novas tipologias de liderança em contextos orientados à tecnologia. Assim, este estudo busca responder às seguintes Questões de Pesquisa:

QP1. Que tipos de liderança em SI, digital e de dados foram explorados na literatura acadêmica recente?

QP2. Qual é a relação entre liderança, sucesso dos projetos e desempenho organizacional?

QP3. Quais competências e características de liderança são mais valorizadas no contexto dos domínios de SI, digital e de dados?

Ao abordar essas questões, a Revisão Sistemática da Literatura (RSL) visa mapear o estado atual do conhecimento sobre liderança, identificar lacunas de pesquisa e fornecer

insights para que pesquisadores e profissionais desenvolvam estratégias de liderança mais eficazes e adaptáveis. Os resultados podem apoiar as organizações no desenvolvimento de programas de treinamento para líderes, oferecendo uma visão abrangente dos principais modelos de liderança. Esse conhecimento facilita o desenvolvimento de habilidades e comportamentos para otimizar a gestão, fortalecer a tomada de decisões estratégicas e aprimorar a compreensão das pesquisas existentes, além de orientar estudos futuros na área.

O restante deste artigo está estruturado da seguinte forma: a Seção 2 descreve a metodologia e os protocolos de pesquisa utilizados nesta RSL. A Seção 3 apresenta os resultados preliminares do estudo, destacando as principais categorias e competências de liderança identificadas (**QP1** e **QP3**). A Seção 4 discute as implicações desses resultados e a associação entre liderança, sucesso do projeto e desempenho organizacional (**QP2**), enquanto a Seção 5 explora oportunidades para pesquisas futuras e apresenta as considerações finais.

2 MÉTODO DE PESQUISA

A fragmentação e a interdisciplinaridade da pesquisa em negócios dificultam a avaliação de evidências em áreas específicas, destacando a importância de revisões sistemáticas da literatura para integrar novos estudos ao conhecimento existente (Snyder, 2019). Esta revisão segue o protocolo de Denyer e Tranfield (2009), uma estrutura amplamente utilizada em estudos organizacionais. Além disso, as diretrizes PRISMA (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*) foram aplicadas para garantir transparência e rigor metodológico.

Esta pesquisa foi conduzida utilizando as bases de dados da *Association for Information Systems* (AIS) e da *Web of Science* (WoS), com foco em publicações de 2020 a 2024, um período marcado pela aceleração da transformação digital e pelo aumento da demanda por novas habilidades de liderança devido à pandemia de COVID-19 (Bellis et al., 2024). A seleção dessas bases de dados é justificada pela relevância da AIS para a área de SI (Bandara et al. 2011) e pela extensa indexação de estudos científicos da WoS (Walter et al. 2021). Embora o período principal abranja os últimos cinco anos, alguns estudos anteriores foram incluídos manualmente devido às suas significativas contribuições teóricas.

Como primeiro passo, o processo de identificação concentrou-se na definição dos termos de busca: diretor de informação, diretor digital, liderança digital, diretor de análise de dados e liderança de dados. Esses termos foram então aplicados a títulos, resumos e palavras-chave para recuperar estudos relevantes. Na fase de triagem, os estudos foram selecionados com base em critérios que abordassem explicitamente a liderança nos domínios de SI, digital ou de dados, com foco particular em como diferentes tipos de liderança influenciam o sucesso organizacional e de projetos. Na etapa seguinte, a avaliação de elegibilidade seguiu uma abordagem em etapas, começando com a revisão de títulos e resumos. Os artigos relevantes foram então examinados na íntegra, garantindo que apenas os estudos que abordassem diretamente os conceitos principais fossem mantidos. Por fim, aqueles que não exploraram os temas investigados foram excluídos, enquanto os estudos que discutiam tipos de liderança, competências-chave e suas associações com o sucesso do projeto foram incluídos na seleção final.

A **Figura 1** ilustra o processo de revisão estruturado de acordo com o protocolo PRISMA.

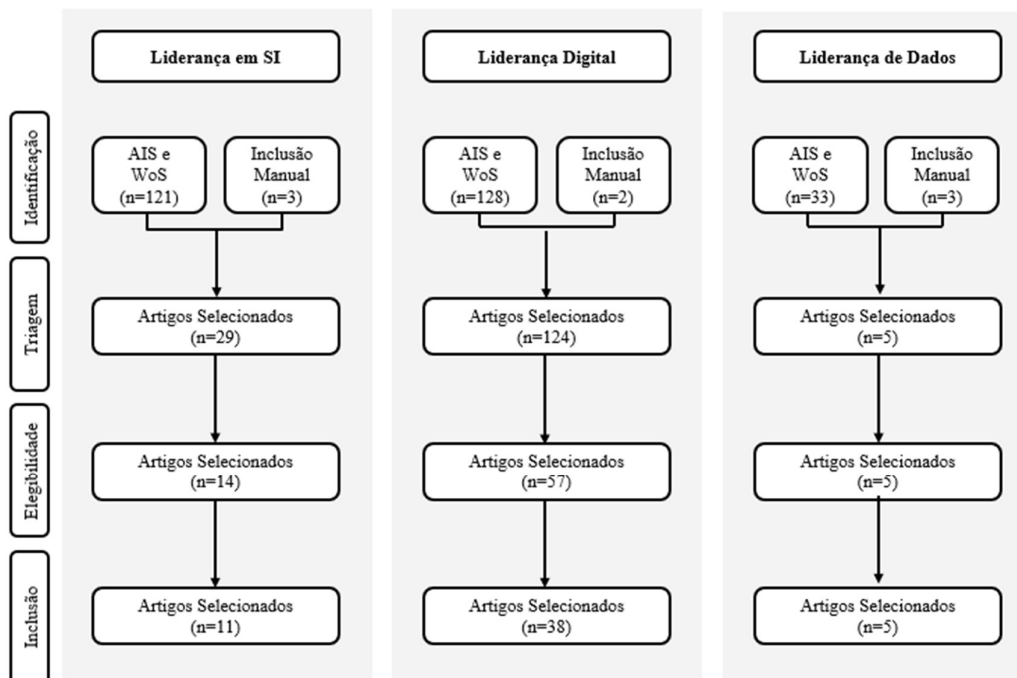


Figura 1. Protocolo PRISMA.

Apesar da abordagem sistemática adotada, esta revisão apresenta algumas limitações. Restringir a busca às bases de dados AIS e WoS pode ter excluído estudos relevantes da literatura voltada para a prática ou de disciplinas adjacentes. Além disso, o período selecionado (2020–2024), embora justificado pela aceleração digital impulsionada pela pandemia de COVID-19, pode limitar as perspectivas históricas sobre a evolução da liderança e introduzir um viés em relação às contribuições mais recentes. O **Apêndice A** apresenta a lista de estudos incluídos nesta revisão.

3 RESULTADOS

A busca inicial resultou em 290 artigos. Após a remoção de duplicatas e estudos irrelevantes, 158 artigos foram selecionados para triagem. A análise de títulos, resumos e textos completos reduziu esse número para 76 artigos, que foram lidos na íntegra. Posteriormente, 54 estudos foram considerados elegíveis para todos os critérios de inclusão e incluídos na análise final desta revisão sistemática da literatura. Os resultados são apresentados a seguir em formato consolidado para oferecer uma visão geral integrada das descobertas.

3.1 Tipos de Liderança

A revisão identificou quarenta e dois tipos de liderança que, embora surjam em contextos diferentes, compartilham características e competências comuns. Nesse sentido, e para responder à QP1, a **Tabela 1** resume os tipos de liderança mais frequentemente citados na literatura e sua distribuição pelas três áreas analisadas. A lista completa dos quarenta e dois tipos de liderança identificados na revisão encontra-se no **Apêndice B**.

Tabela 1. Tipos de Liderança em SI, Digital e Dados.

Tipos de Liderança	Descrição	Referencias	SI	Digital	Dados
Educador/ Facilitador	Promove uma cultura de aprendizagem e colaboração, capacitando as equipes a enfrentar os desafios organizacionais.	Haude <i>et al.</i> (2024); Kessel and Graf-Vlachy (2022); Rakovic <i>et al.</i> (2024); Schmidt <i>et al.</i> (2023)	-	X	X
Visionário/ Estrategista	Cria uma visão de longo prazo, inspira inovação e transforma a organização por meio de uma estratégia orientada para o futuro.	Eom <i>et al.</i> (2020); Gledson <i>et al.</i> (2024); Haude <i>et al.</i> (2024); Kokot <i>et al.</i> (2023); Milovich (2015); Schmidt <i>et al.</i> (2023); Shin <i>et al.</i> (2023); Türk (2023); Zentner <i>et al.</i> (2022)	X	X	X
Impulsionador/ Incentivador	Acelera a mudança e a inovação ao promover metodologias ágeis e incentivar a experimentação contínua.	Gledson <i>et al.</i> (2024); Haude <i>et al.</i> (2024); Lee <i>et al.</i> (2014); Tumbas <i>et al.</i> (2020)	X	X	X
Tecnico/ Digital	Lidera a adoção de tecnologias emergentes, garantindo sua integração eficaz na cultura organizacional.	Eom <i>et al.</i> (2020); Karakose <i>et al.</i> (2022); op 't Roodt <i>et al.</i> (2024); Shin <i>et al.</i> (2023); Wang <i>et al.</i> (2022); Zentner <i>et al.</i> (2022)	X	X	-
Tomador de Decisão/ Orquestrador/ Coordenador	Gerencia recursos e processos de forma estratégica para alinhar iniciativas aos objetivos organizacionais.	Haude <i>et al.</i> (2024); Lee <i>et al.</i> (2014); Preston <i>et al.</i> (2008); Rakovic <i>et al.</i> (2024)	X	X	X

Esses tipos de liderança representam as abordagens predominantes, abrangendo formulação de estratégia, desenvolvimento de governança, gestão de projetos, implementação de mudanças organizacionais e desenvolvimento de equipes. Essa abordagem adaptada e específica ao contexto diversifica ainda mais a compreensão dos tipos de liderança, visto que os líderes podem precisar assumir diferentes papéis dependendo das necessidades e da estrutura organizacional (Eom *et al.* 2020; Kessel and Graf-Vlachy 2022).

3.2 Competências-Chave

Além de identificar os tipos de liderança, os estudos analisados enfatizam as principais competências que impactam diretamente o sucesso do projeto e o desempenho organizacional. Com o objetivo de fornecer uma compreensão abrangente para a **QP3**, a **Tabela 2** descreve as competências mais frequentemente citadas e sua relevância em diferentes contextos de liderança.

As competências facilitam a integração de tecnologia e negócios, aprimoram a comunicação e impulsionam a inovação, promovendo a alfabetização digital e a adaptabilidade à mudança organizacional. Além disso, essas competências apoiam a liderança orientada por dados, permitindo a tomada de decisões com base em informações precisas e alinhadas aos objetivos corporativos.

Tabela 2. Competências Associadas aos Tipos de Liderança no Sucesso dos Projetos.

Competências	SI	Digital	Dados
Conhecimento Técnico	Eom <i>et al.</i> (2020); Kratzer <i>et al.</i> (2022); Milovich (2015); Niekerk and Marnewick (2024); Velinov <i>et al.</i> (2020)	Berbel-Vera <i>et al.</i> (2022); Mollah <i>et al.</i> (2023); op 't Roodt <i>et al.</i> (2024); Topçuoğlu <i>et al.</i> (2023b)	Haude <i>et al.</i> (2024); Menukin <i>et al.</i> (2023)
Comunicação	Gaffley and Pelser (2021); Hillebrand and Westner (2022); Milovich (2015); Preston <i>et al.</i> (2008); Velinov <i>et al.</i> (2020)	Bellis <i>et al.</i> (2024); Busco <i>et al.</i> (2023) Mollah <i>et al.</i> (2024); Öngel <i>et al.</i> (2024); Schachtner (2023); Topçuoğlu <i>et al.</i> (2023b); Türk (2023)	Haude <i>et al.</i> (2024); Schmidt <i>et al.</i> (2023)
Pensamento Visionário e Estratégico	Eom <i>et al.</i> (2020); Gaffley and Pelser (2021); Hillebrand and Westner (2022); Preston <i>et al.</i> (2008)	Busco <i>et al.</i> (2023); Karakose <i>et al.</i> (2022); Li <i>et al.</i> (2024); McCarthy <i>et al.</i> (2024); Mollah <i>et al.</i> (2024); Saddique <i>et al.</i> (2023); Wang <i>et al.</i> (2022)	Haude <i>et al.</i> (2024)
Gestão da Mudança e Capacidade de Resposta Rápida	Gaffley and Pelser (2021); Preston <i>et al.</i> (2008); Velinov <i>et al.</i> (2020)	Busco <i>et al.</i> (2023); Chen <i>et al.</i> (2024); Claassen <i>et al.</i> (2021); Li <i>et al.</i> (2024); Öztirak and Bayram (2023)	Gust <i>et al.</i> (2017); Haude <i>et al.</i> (2024); Schmidt <i>et al.</i> (2023);
Tomada de Decisão Baseada em Dados	Gaffley and Pelser (2021); Preston <i>et al.</i> (2008)	Alanazi (2022); Berbel-Vera <i>et al.</i> (2022); Faiz <i>et al.</i> (2024); Gledson <i>et al.</i> (2024); op 't Roodt <i>et al.</i> (2024)	Haude <i>et al.</i> (2024); Schmidt <i>et al.</i> (2023)
Alfabetização, Capacitação e Desenvolvimento de Equipe	Eom <i>et al.</i> (2020); Gaffley and Pelser (2021); Milovich (2015)	Bellis <i>et al.</i> (2024); Mollah <i>et al.</i> (2024); Öngel <i>et al.</i> (2024); Schachtner (2023); Topçuoğlu <i>et al.</i> (2023b); Türk (2023)	Haude <i>et al.</i> (2024); Menukin <i>et al.</i> (2023)

4 DISCUSSÃO

4.1 Liderança em Sistemas de Informação (SI)

O papel do *Chief Information Officer* (CIO) evoluiu de uma função puramente técnica para uma posição estratégica, tornando-se necessário para impulsionar a inovação e garantir o alinhamento entre TI e negócios (Bendig *et al.* 2022; Niekerk e Marnewick 2024). O sucesso de um CIO depende de sua capacidade de equilibrar gestão operacional, transformação digital e estratégia organizacional (Hillebrand e Westner 2022). Além disso, os estudos analisados abordam a QP2 e enfatizam que a liderança eficaz é um fator-chave para o sucesso dos projetos e iniciativas da empresa, influenciando diretamente o desempenho e a competitividade organizacional (Bendig *et al.*, 2023; Gaffley e Pelser 2021; Hillebrand e Westner 2022; Kratzer *et al.*, 2022; Liu e Preston 2021; Lorenz e Buchwald 2023; Niekerk e Marnewick 2024).

Eom *et al.* (2020) destacam a importância da liderança técnica, que é definida por profundo conhecimento em infraestrutura e tecnologias emergentes, permitindo a

integração de soluções digitais com as necessidades estratégicas de uma organização. Por outro lado, a liderança estratégica posiciona o CIO como um facilitador fundamental do alinhamento entre TI e objetivos de negócios de longo prazo, moldando diretamente a evolução do modelo de negócios da empresa (Milovich 2015).

Preston *et al.* (2008) identificaram quatro tipos adicionais de liderança em SI. A liderança orquestradora é marcada pela autonomia na tomada de decisões estratégicas e forte alinhamento com a alta administração. A liderança mecânica assume um papel mais operacional, com influência mínima sobre as decisões estratégicas e efeito limitado no desempenho organizacional. A liderança consultiva descreve os CIOs que servem à alta administração, oferecendo orientação estratégica sem necessariamente ter autoridade direta para tomada de decisões. Por fim, a liderança tardia refere-se aos CIOs que, apesar de possuírem autoridade formal sobre as decisões estratégicas, demonstram baixa eficácia de liderança, resultando em um impacto organizacional limitado.

As principais competências associadas à liderança em SI incluem gestão estratégica, comunicação, pensamento visionário e a capacidade de integrar a TI aos objetivos de negócios (Eom *et al.*, 2020; Gaffley e Pelser, 2021). Essas habilidades são importantes para o sucesso dos projetos organizacionais, permitindo que os CIOs alinhem as iniciativas tecnológicas às demandas do mercado (Bendig *et al.*, 2023; Lorenz e Buchwald, 2023). Além disso, a alfabetização digital se destaca como uma competência fundamental, visto que líderes capazes de interpretar tendências tecnológicas e disseminar esse conhecimento de forma eficaz dentro da organização são mais bem-sucedidos em capacitar equipes, mitigar riscos e fomentar uma cultura orientada por dados (Gaffley e Pelser, 2021).

4.2 Liderança Digital

O papel do Chief Digital Officer (CDO) surgiu em resposta à necessidade de integrar tecnologias digitais aos processos organizacionais, exigindo líderes capazes de gerenciar transformações e alinhar a tecnologia à estratégia (Oktaysoy *et al.* 2022). Além da implementação digital, os CDOs impulsionam a inovação, supervisionam a gestão de mudanças e modernizam os processos de negócios (Al Issa e Omar 2024; Kessel e Graf-Vlachy 2022; Sagbas *et al.* 2023).

A literatura sugere que restringir a liderança digital a um único modelo pode dificultar a adaptabilidade às rápidas mudanças tecnológicas e enfraquecer a integração estratégica da transformação digital (Kokot *et al.* 2023; Zhu *et al.* 2022). Para lidar com essa complexidade, os líderes digitais devem integrar diversos tipos e competências de liderança, fomentando a inovação e garantindo a implementação eficaz da mudança organizacional (Al Issa e Omar 2024; Elia *et al.* 2024; Mollah *et al.* 2024).

Além disso, a transformação digital exige adaptação contínua e colaboração interdisciplinar, exigindo que os líderes impulsionem estratégias ágeis que conectem tecnologia e negócios (Rakovic *et al.* 2024). Uma liderança digital eficaz fortalece uma cultura organizacional inovadora, garante a continuidade dos negócios e promove a criação de valor em um ambiente dinâmico (Mollah *et al.* 2024; Oktaysoy *et al.* 2022).

A literatura sobre liderança digital permanece conceitualmente fragmentada, particularmente em relação às tipologias de CDO e às competências essenciais desses líderes (Rakovic *et al.* 2024). Entre os tipos de liderança mais frequentemente citados, a liderança visionária se destaca por sua capacidade de antecipar tendências e definir uma direção estratégica para a digitalização, garantindo que a tecnologia esteja alinhada aos objetivos organizacionais (Gledson *et al.* 2024; Kokot *et al.* 2023; Zulu e Khosrowshahi 2021).

A liderança estratégica enfatiza a formulação de políticas digitais e garante o alinhamento da transformação tecnológica com os objetivos organizacionais (Elmatsani *et al.* 2024; Shin *et al.* 2023; Zentner *et al.* 2022). Em contraste, a liderança coordenadora concentra-se na integração de iniciativas digitais em diferentes unidades, promovendo sinergia e colaboração (Kessel e Graf-Vlachy 2022; Singh e Hess 2017).

No contexto da cultura organizacional, a liderança educacional e facilitadora aprimora a alfabetização digital, promove o aprendizado contínuo e cria um ambiente propício à inovação (Rakovic *et al.* 2024; Zentner *et al.* 2022). Além disso, a liderança evangelizadora impulsiona a disseminação da cultura digital e acelera a adoção de novas tecnologias por meio de treinamento e promoção da experimentação (Singh e Hess 2017).

Finalmente, para abordar a **QP2**, de acordo com Elia *et al.* (2024) e Philip *et al.* (2023) a liderança digital também influencia o sucesso do projeto e o desempenho organizacional, facilitando a gestão da mudança e promovendo uma forte cultura digital, sendo ambas responsáveis pela conquista de objetivos estratégicos. Ao alinhar as capacidades tecnológicas dos funcionários com as metas de negócios, a liderança digital aumenta o sucesso das iniciativas organizacionais e fortalece a competitividade (Al Issa e Omar 2024; Topçuoğlu *et al.* 2023a). Além disso, a liderança capaz de reconhecer o valor estratégico das tecnologias e tomar decisões baseadas em dados em ambientes incertos fortalece as iniciativas digitais e impulsiona a maturidade dos modelos de negócios digitais (Claassen *et al.* 2021; Zentner *et al.* 2022).

Assim, as descobertas confirmam o impacto da liderança digital no desempenho organizacional, enfatizando seu papel em impulsionar a inovação e a adaptação estratégica (Saddique *et al.* 2023; Türk 2023; Wang *et al.* 2022). O CDO garante o desenvolvimento e a comercialização eficazes de produtos, serviços e processos digitais (Kessel e Graf-Vlachy 2022), além de aprimorar a capacidade das organizações de integrar novas tecnologias e fomentar a colaboração entre equipes (Faiz *et al.* 2024; Gledson *et al.* 2024; Karakose *et al.* 2022; McCarthy *et al.* 2024).

4.3 Liderança de Dados

O crescimento exponencial de dados nas organizações levou ao surgimento do *Chief Data Analytics Officer* (CDAO), um cargo dedicado a tratar os dados como um ativo estratégico (Lee *et al.*, 2014). Além da governança de TI, o CDAO supervisiona a inteligência artificial, promove uma cultura orientada a dados e integra os dados à estratégia organizacional (Haude *et al.*, 2024). O sucesso dos projetos organizacionais depende cada vez mais de líderes que inspiram suas equipes e promovem o uso estratégico de dados (Haude *et al.*, 2024; Schmidt *et al.*, 2023).

Os resultados sugerem que as organizações com liderança em dados demonstram capacidades analíticas aprimoradas, tomada de decisão mais eficiente e desempenho de mercado superior (Haude *et al.*, 2024; Lee *et al.*, 2014). No entanto, estabelecer uma liderança estruturada em dados continua sendo um desafio, principalmente para empresas tradicionais que precisam desenvolver gradualmente capacidades analíticas (Gust *et al.*, 2017). Essa necessidade destaca tanto oportunidades quanto desafios relacionados à **QP2**.

A literatura destaca várias abordagens para a liderança em dados. Haude *et al.* (2024) identificam seis tipos distintos de liderança: o visionário, que define as direções estratégicas para o uso de dados; o transformador, que fornece liderança intelectual; o executor, focado na criação e implementação de casos de uso que geram valor para os negócios; o colaborador, que promove a troca de conhecimento entre departamentos e reduz os silos de dados; o educador, responsável por treinar equipes para usar dados de

forma eficaz; e o tomador de decisões, que garante a exploração estratégica dos ativos de dados para aumentar o valor organizacional.

Lee et al. (2014) distinguem dois focos para o papel de colaborador: interno, que se concentra nas operações e na gestão de stakeholders dentro da organização, e externo, que se concentra em parcerias e relacionamento com o cliente. Além disso, a liderança de tomada de decisões abrange aqueles que lidam com dados tradicionais baseados em transações estruturadas e aqueles especializados em big data, cuja complexidade exige um pensamento analítico mais sofisticado (*Lee et al., 2014*).

Schmidt et al. (2023) introduzem o tipo de liderança identificador de problemas, um líder habilidoso em antecipar desafios organizacionais por meio do monitoramento de dados e da análise de tendências. O tipo de influenciador também é significativo, pois utiliza habilidades de comunicação para traduzir insights de dados em narrativas estratégicas que ajudam a impulsionar a adoção entre os líderes organizacionais. Além disso, os autores descrevem o líder de equipe, que se concentra no desenvolvimento de talentos e na promoção de uma cultura organizacional orientada por dados.

Estudos importantes enfatizam a importância de diversas competências: comunicação eficaz para traduzir insights de dados em ações estratégicas (*Schmidt et al., 2023*), governança e conformidade para garantir segurança e geração de valor sustentável (*Menukin et al., 2023*) e capacidade analítica para desenvolver métricas alinhadas aos objetivos organizacionais (*Haude et al., 2024*). Além disso, estruturar equipes multidisciplinares e fortalecer a alfabetização em dados são importantes para superar as barreiras à adoção de soluções analíticas e maximizar o impacto estratégico dos dados (*Schmidt et al., 2023*).

A alfabetização em dados é uma competência emergente para a eficácia desses líderes. Os CDAOs que promovem a alfabetização de dados dentro da organização ajudam a disseminar o conhecimento e garantem que as decisões estratégicas sejam baseadas em percepções sólidas, em vez de intuição (*Haude et al. 2024; Schmidt et al., 2023*).

5 CONCLUSÕES E PESQUISAS FUTURAS

Nos domínios de SI, digital e de dados, a liderança foi identificada como um fator-chave para o sucesso do projeto e o desempenho organizacional (**QP2**). A forte ligação entre liderança e desempenho organizacional ressalta a necessidade de estratégias bem definidas para desenvolver líderes que possam impulsionar a transformação digital e a governança de dados de forma sustentável e impactante.

Esta revisão sistemática, conduzida seguindo as diretrizes PRISMA, destaca a necessidade de líderes nessas áreas integrarem competências técnicas e estratégicas para impulsionar a inovação e alinhar a tecnologia aos objetivos de negócios. Os resultados revelam cinco tipos principais de liderança, cada um desempenhando funções complementares, enfatizando a importância de abordagens híbridas e adaptáveis para navegar na crescente complexidade dos ambientes digitais e orientados a dados (**QP1**). Esses resultados sugerem que a formalização dos diferentes tipos de liderança discutidos pode servir como base para o desenvolvimento de estruturas teóricas e práticas, beneficiando tanto a pesquisa acadêmica quanto a gestão organizacional.

Em resposta à **QP3**, os resultados indicam que as organizações que cultivam liderança centrada em alfabetização, pensamento estratégico, conhecimento técnico, gestão de mudanças e comunicação eficaz demonstram maior adaptabilidade e competitividade. Além disso, a alfabetização emerge como uma competência importante,

permitindo que os líderes disseminem conhecimento, capacitem equipes e promovam uma cultura de disseminação do conhecimento.

Apesar dos avanços na literatura, lacunas significativas ainda precisam ser exploradas. Estudos futuros podem adotar uma abordagem interdisciplinar, conectando SI, liderança digital e de dados com áreas como gestão estratégica, filosofia da tecnologia, comportamento organizacional e psicologia.

Estudos futuros poderiam explorar como vários tipos de liderança influenciam empresas com alta maturidade digital e identificar as principais características de liderança que impulsionam esse progresso. Pesquisas futuras poderiam, por exemplo, testar empiricamente programas de desenvolvimento de liderança calibrados para diferentes níveis de maturidade digital, examinando como competências como alfabetização em dados e orquestração estratégica influenciam os principais indicadores de desempenho organizacional em vários contextos da indústria. Além disso, há uma oportunidade de examinar mais a fundo a relação entre tipos de liderança, retenção de talentos e motivação, particularmente em setores de rápida evolução moldados pela inovação tecnológica.

Finalmente, as descobertas podem orientar o design de iniciativas de desenvolvimento de liderança, oferecendo às organizações insights preliminares sobre os tipos de liderança que se alinham às necessidades de transformação digital e de dados.

Embora não sejam prescritivos, os tipos e competências de liderança podem apoiar o desenvolvimento de estruturas de treinamento e tomada de decisão sensíveis ao contexto. Uma exploração mais aprofundada deste tema não só preencherá lacunas teóricas, como também fornecerá orientação estratégica para empresas que buscam alinhar suas abordagens de liderança às demandas em constante evolução de um cenário corporativo orientado por tecnologia e dados.

REFERÊNCIAS

- Al Issa *et al.* (2024). Digital innovation drivers in retail banking: The role of leadership, culture, and technostress inhibitors. *International Journal of Organizational Analysis*, 32(11), 19–43.
- Alanazi, A. T. (2022). Digital Leadership: Attributes of Modern Healthcare Leaders. *Cureus*, 14(2), e21969.
- Alfaro, E. *et al.* (2019). BBVA's Data Monetization Journey. *MIS Quarterly Executive*, 18(2).
- Bandara, W. *et al.* (2011). A systematic, tool-supported method for conducting literature reviews in information systems. Em M. Rossi and J. Nandhakumar (Orgs.), *ECIS 2011 Proceedings [19th European Conference on Information Systems]* (p. 1–13).
- Bellis, P. *et al.* (2024). Mastering hybrid worlds through digital leadership: The role of agility in fostering innovation. *Business Horizons*, 67(4), 369–380.
- Bendig, D. *et al.* (2022). When and why technology leadership enters the C-suite: An antecedents perspective on CIO presence. *The Journal of Strategic Information Systems*, 31(1), 101705.
- Bendig, D. *et al.* (2023). Attention to Digital Innovation: Exploring the Impact of a Chief Information Officer in the Top Management Team. *Management Information Systems Quarterly*, 47(4), 1487–1516.
- Benmira, S., and Agboola, M. (2021). Evolution of leadership theory. *BMJ Leader*, 5(1).
- Berbel-Vera, J. *et al.* (2022). Key CDO functions for successful digital transformation: Insights from a Delphi study. *Technological Forecasting and Social Change*, 181, 121773.

- Busco, C. *et al.* (2023). Factors that favor or hinder the acquisition of a digital culture in large organizations in Chile. *Frontiers in Psychology*, 14.
- Chen, A. *et al.* (2024). Digital transformation as the driving force for sustainable business performance: A moderated mediation model of market-driven business model innovation and digital leadership capabilities. *Heliyon*, 10(8), e29509.
- Claassen, K. *et al.* (2021). How to evaluate digital leadership: A cross-sectional study. *Journal of Occupational Medicine and Toxicology*, 16(1).
- Denyer, D., and Tranfield, D. (2009). Producing a systematic review. Em *The Sage handbook of organizational research methods* (p. 671–689). Sage Publications Ltd.
- Dinibutun, S. R. (2020). *Leadership: A Comprehensive Review of Literature, Research and Theoretical Framework* (SSRN Scholarly Paper 3521205). Social Science Research Network.
- Elia, G. *et al.* (2024). The digital transformation canvas: A conceptual framework for leading the digital transformation process. *Business Horizons*, 67(4), 381–398.
- Elmatsani, H. M. *et al.* (2024). Exploring the evolution of leadership in government: A bibliometric study from e-government era into the digital age. *Cogent Social Sciences*, 10(1), 2414877.
- Eom, M. *et al.* (2020). Effective IT Project Leadership. *MIS Quarterly Executive*, 19(2).
- Faiz, M. *et al.* (2024). Mastering digital leadership capabilities for business model innovation: The role of managerial decision-making and grants. *Journal of Small Business and Enterprise Development*, 31(3), 574–597.
- Firk, S. *et al.* (2022). Top management team characteristics and digital innovation: Exploring digital knowledge and TMT interfaces. *Long Range Planning*, 55(3), 102166.
- Gaffley, G. *et al.* (2021). Developing a digital transformation model to enhance the strategy development process for leadership in the South African manufacturing sector. *South African Journal of Business Management*, 52(1).
- Gledson, B. *et al.* (2024). Digital leadership framework to support firm-level digital transformations for Construction 4.0. *Construction Innovation*, 24(1), 341–364.
- Gust, G. *et al.* (2017). How a Traditional Company Seeded New Analytics Capabilities. *MIS Quarterly Executive*, 16(3).
- Haude, C. *et al.* (2024). How Lufthansa Shapes DataDriven Transformation Leaders. *MIT SLOAN MANAGEMENT REVIEW*.
- Hillebrand, P., and Westner, M. (2022). Success factors of long-term CIOs. *Information Systems and E-Business Management*, 20(1), 79–122.
- Karakose, T. *et al.* (2022). The Development and Evolution of Digital Leadership: A Bibliometric Mapping Approach-Based Study. *Sustainability*, 14(23).
- Kessel, L., and Graf-Vlachy, L. (2022). Chief digital officers: The state of the art and the road ahead. *Management Review Quarterly*, 72(4), 1249–1286.
- Kokot, K. *et al.* (2023). Digital Leadership and Maturity as a Key to Successful Digital Transformation: Country Case Study of Croatia. *TEM Journal*, 192–199.
- Kratzer, S. *et al.* (2022). The Fractional CIO in SMEs: Conceptualization and research agenda. *Information Systems and E-Business Management*, 20(3), 581–611.
- Lee, Y. *et al.* (2014). A Cubic Framework for the Chief Data Officer: Succeeding in a World of Big Data. *MIS Quarterly Executive*, 13(1).
- Li, Z. *et al.* (2024). The impact of middle managers' digital leadership on employee work engagement. *Frontiers in Psychology*, 15.

- Liu, X. (Kelvin), and Preston, D. (2021). The Chief Information Officer: Impact on Organizational Forecasting Outcomes. *Journal of the Association for Information Systems*, 22(4).
- Lorenz, F., and Buchwald, A. (2023). A perfect match or an arranged marriage? How chief digital officers and chief information officers perceive their relationship: a dyadic research design. *European Journal of Information Systems*, 32(3), 372–389.
- McCarthy, P. *et al.* (2024). The characteristics of digital transformation leadership: Theorizing the practitioner voice. *Business Horizons*, 67(4), 411–423.
- Menukin, O. *et al.* (2023). Guiding the integration of analytics in business operations through a maturity framework. *ANNALS OF OPERATIONS RESEARCH*.
- Milovich, M. (2015). Keeping Up with IT Strategy in a World of Constant Business Change. *MIS Quarterly Executive*, 14, 125–135.
- Mollah, M. A. *et al.* (2024). Nexus among Digital Leadership, Digital Transformation, and Digital Innovation for Sustainable Financial Performance: Revealing the Influence of Environmental Dynamism. *Sustainability*, 16(18).
- Mollah, M. A. *et al.* (2023). Exploring a Pathway to Sustainable Organizational Performance of South Korea in the Digital Age: The Effect of Digital Leadership on IT Capabilities and Organizational Learning. *Sustainability*, 15(10).
- Niekerk, T. van, and Marnewick, C. (2024). Who’s who in the zoo? Clarifying the difference between the chief digital officer and chief information officer. *South African Journal of Information Management*, 26(1).
- Oktaysoy, O. *et al.* (2022). A Study on Digital Leadership Scale Adaptation. *International Journal of Organizational Leadership*, 11(4), 407–425.
- Öngel, V. *et al.* (2024). Digital Leadership’s Influence on Individual Creativity and Employee Performance: A View through the Generational Lens. *Behavioral Sciences*, 14(1).
- op ’t Roodt, H. *et al.* (2024). Navigating Through the Digital Workplace: Measuring Leader Digital Competence. *Journal of Business and Psychology*.
- Öztirak, M., and Bayram, V. (2023). The Mediator Role of Individual Motivation in The Relationship Between Digital Leadership and Organizational Agility. *Journal of Organizational Behavior Research*, 8(2–2023).
- Philip, J. *et al.* (2023). Identifying key leadership competencies for digital transformation: Evidence from a cross-sectoral Delphi study of global managers. *Leadership and Organization Development Journal*, 44(3), 392–406.
- Preston, D. *et al.* (2008). CIO Leadership Profiles: Implications of Matching CIO Authority and Leadership Capability on IT Impact. *MIS Quarterly Executive*, 7.
- Rakovic, L. *et al.* (2024). The role of leadership in managing digital transformation: A systematic literature review. *E+M Ekonomie a Management*, 27(2), 87–107.
- Saddique, F. *et al.* (2023). Role of digital leadership towards sustainable business performance: A parallel mediation model. *Journal of Infrastructure, Policy and Development*, 7(3).
- Sagbas, M. *et al.* (2023). The Mediating Role of Innovative Behavior on the Effect of Digital Leadership on Intrapreneurship Intention and Job Performance. *Behavioral Sciences*, 13(10).
- Schachtner, C. (2023). The Role “Chief Digital Officer (CDO)” in Public Municipalities—The Conceptual Effect of a Functional Profile for Successful Transformation. *Smart Cities*, 6(2).

- Schmidt, D. H. *et al.* (2023). The data-driven leader: Developing a big data analytics leadership competency framework. *Journal of Management Development*, 42(4), 297–326.
- Shin, J. *et al.* (2023). Sustainability and Organizational Performance in South Korea: The Effect of Digital Leadership on Digital Culture and Employees' Digital Capabilities. *Sustainability*, 15(3).
- Singh, A., and Hess, T. (2017). How Chief Digital Officers Promote the Digital Transformation of their Companies. *MIS Quarterly Executive*, 16(1).
- Snyder, H. (2019). Literature review as a research methodology: An overview and guidelines. *Journal of Business Research*, 104, 333–339.
- Topçuoğlu, E. *et al.* (2023a). The Mediating Role of Job Security in The Impact of Digital Leadership on Job Satisfaction and Life Satisfaction. *Marketing and Management of Innovations*, 14, 122–132.
- Topçuoğlu, E. *et al.* (2023b). The Improving Role of Digital Leadership in the Impact of Social Loafing on Job Performance. *International Journal of Organizational Leadership*, 12(1), 22–40.
- Tumbas, S. *et al.* (2020). Three Types of Chief Digital Officers and the Reasons Organizations Adopt the Role. Em *Strategic Information Management* (5^o ed). Routledge.
- Türk, A. (2023). Digital leadership role in developing business strategy suitable for digital transformation. *Frontiers in Psychology*, 13.
- Velinov, Eng. E. *et al.* (2020). The Role of Top Management Team Digitalization and Firm Internationalization for Sustainable Business. *Sustainability*, 12.
- Walter, C. *et al.* (2021). Big Data, European Data Strategy, And Innovation: A Systematic Review of The Literature. *Quality - Access to Success*, 22.
- Wang, T. *et al.* (2022). Digital leadership and exploratory innovation: From the dual perspectives of strategic orientation and organizational culture. *Frontiers in Psychology*, 13.
- Yang, L.-R. *et al.* (2011). The association among project manager's leadership style, teamwork and project success. *International Journal of Project Management*, 29(3), 258–267.
- Zentner, H. *et al.* (2022). Effect of Management's Competencies and Digital Skills on Digital Business Model Maturity for SMEs. *Interdisciplinary Description of Complex Systems*, 20(5), 514–532.
- Zhu, J. *et al.* (2022). Digital Leadership and Employee Creativity: The Role of Employee Job Crafting and Person-Organization Fit. *Frontiers in Psychology*, 13.
- Zivkovic, S. (2022). *Inspiring Digital Transformation: An Integrative Leadership Competency Framework*. 31, 237–254.
- Zulu, S. L., and Khosrowshahi, F. (2021). A taxonomy of digital leadership in the construction industry. *Construction Management and Economics*, 39(7), 565–578.

APÊNDICE A – ESTUDOS INCLUÍDOS NA AMOSTRA FINAL DA RSL

Autor(es)	Ano	Título	Área
David Preston, Dorothy Leidner, Daniel Chen	2008	CIO Leadership Profiles: Implications of Matching CIO Authority and Leadership Capability on IT Impact	SI

Hongyun Zhang, Richard Y. Wang, Stuart E. Madnick, Yang W. Lee.	2014	A Cubic Framework for the Chief Data Officer: Succeeding in a World of Big Data	Data
Michael Milovich	2015	Keeping Up with IT Strategy in a World of Constant Business Change	SI
Anna Singh, Thomas Hess	2017	How Chief Digital Officers Promote the Digital Transformation of their Companies	Digital
Gunther Gust, Christoph Flath, Tobias Brandt, Dirk Neumann, Philipp Ströhle.	2017	How a Traditional Company Seeded New Analytics Capabilities	Data
Emil Velinov, Milan Maly, Yelena Petrenko, Igor Denisov, Vasko Vassilev	2020	The Role of Top Management Team Digitalization and Firm Internationalization for Sustainable Business	SI
Mike Eom, Wilfred Wu, David Preston, Jerry Luftman	2020	Effective IT Project Leadership	SI
Tumbas Sanja, Nicholas Berente, Jan vom Brocke	2020	Three Types of Chief Digital Officers and the Reasons Organizations Adopt the Role	Digital
Sambo Lyson Zulu, Farzad Khosrowshahi	2021	A taxonomy of digital leadership in the construction industry	Digital
Garth Gaffley, Theuns G Pelsier	2021	Developing a digital transformation model to enhance the strategy development process for leadership in the South African manufacturing sector	SI
Kelvin Liu, David Preston	2021	The Chief Information Officer: Impact on Organizational Forecasting Outcomes	SI
Kevin Claassen, Dominique Rodil, Jan Anjos, Horst Ketttschau, Broding	2021	How to evaluate digital leadership: a cross-sectional study	Digital
Abdullah Alanazi	2022	Digital Leadership: Attributes of Modern Healthcare Leaders	Digital
David Bendig, Robin Wagner, Christopher Jung, Stephan Nüesch	2022	When and why technology leadership enters the C-suite: An antecedents perspective on CIO presence	SI
Helena Zentner, Mario Spremić, Radovan Zentner, Zenadian	2022	Effect of Management's Competencies and Digital Skills on Digital Business Model Maturity for SMEs	Digital
Jose Berbel-Vera, Mercedes Palanca, Maria Gonzalez-Sanchez	2022	Key CDO functions for successful digital transformation: Insights from a Delphi study	Digital
Lena Kessel, Lorenz Graf-Vlachy	2022	Chief digital officers: the state of the art and the road ahead	Digital
Onur Oktaysoy, Ethem Topcuoglu, Erdogan Kaygin	2022	A Study on Digital Leadership Scale Adaptation	Digital
Patrick Hillebrand, Markus Westner	2022	Success factors of long-term CIOs	SI
Roomi Rani, Qiuju Cao, Jian Zhu, Bin Zhang, Mingxing Xie	2022	Digital Leadership and Employee Creativity: The Role of Employee Job Crafting and Person-Organization Fit	Digital
Sandro Serpa, Maria Sá, Turgut Karakose, Ibrah Kocabas, Ramazan Yirci, Stamatios Papadakis, Tuncay Ozdemir, Murat Demirkol	2022	The Development and Evolution of Digital Leadership: A Bibliometric Mapping Approach-Based Study	Digital
Sebastian Firk, Yannik Gehrke, Andre Hanelt, Michael Wolff	2022	Top management team characteristics and digital innovation: Exploring digital knowledge and TMT interfaces	Digital
Simon Kratzer, Andreas Drechsler, Markus Westner, Susanne Strahringer	2022	The Fractional CIO in SMEs: conceptualization and research agenda	SI

Tiandong Wang, Xiaoyue Lin, Fan Sheng, Omar Itani, Umair Ahmed, Nazmul Islam	2022	Digital leadership and exploratory innovation: From the dual perspectives of strategic orientation and organizational culture	Digital
Abdullah Türk, Yashar Salamzadeh, Francesca Loia	2023	Digital leadership role in developing business strategy suitable for digital transformation	Digital
Azar Shahgholian, Olga Menukin, Catherine Mandungu, Nikolay Mehandjiev.	2023	Guiding the integration of analytics in business operations through a maturity framework	Data
Carolina Busco, Felipe González, Michelle Aránguiz, Thais Torres, Cristina Pérez, Miguel González-Mohino	2023	Factors that favor or hinder the acquisition of a digital culture in large organizations in Chile	Digital
David Bendig, Robin Wagner, Erk Piening, Johann Foegel	2023	Attention to Digital Innovation: Exploring the Impact of a Chief Information Officer in the Top Management Team	SI
David Schmidt, Dirk Van Dierendonck, Ulrike Weber.	2023	The data-driven leader: developing a big data analytics leadership competency framework	Data
Ethem Topcuoglu, Onur Oktaysoy, Selen Uygungil Erdogan, Erdogan Kaygin, Engin Karafakioglu	2023	The Mediating Role of Job Security in The Impact of Digital Leadership on Job Satisfaction and Life Satisfaction	Digital
Ethem Topcuoglu, Selman Kobanoglu, Erdogan Kaygin, Engin Karafakioglu, Selen Erdogan, Burcu Torun, Onur Oktaysoy	2023	The Improving Role of Digital Leadership in the Impact of Social Loafing on Job Performance	Digital
Fahad Saddique, Beenish Ramzan, Shouvik Sanyal, Jebreel Alamari	2023	Role of digital leadership towards sustainable business performance: A parallel mediation model	Digital
Felix Lorenz, Arne Buchwald	2023	A perfect match or an arranged marriage? How chief digital officers and chief information officers perceive their relationship: a dyadic research design	SI
Jestine Philip, Katharina Gilli, Michael Knappstein	2023	Identifying key leadership competencies for digital transformation: evidence from a cross-sectoral Delphi study of global managers	Digital
Jinkyoo Shin, Md Mollah, Jaehyeok Choi	2023	Sustainability and Organizational Performance in South Korea: The Effect of Digital Leadership on Digital Culture and Employees' Digital Capabilities	Digital
Karolina Kokot, Ivana Kokotec, Marina Čalopa	2023	Digital Leadership and Maturity as a Key to Successful Digital Transformation: Country Case Study of Croatia	Digital
Md Mollah, Jae-Hyeok Choi, Su-Jung Hwang, Jin-Kyo Shin	2023	Exploring a Pathway to Sustainable Organizational Performance of South Korea in the Digital Age: The Effect of Digital Leadership on IT Capabilities and Organizational Learning	Digital
Mesut Öztirak, Vildan Bayram	2023	The Mediator Role of Individual Motivation in The Relationship Between Digital Leadership and Organizational Agility	Digital
Murat Sagbas, Onur Oktaysoy, Ethem Topcuoglu, Erdogan Kaygin, Fahri Erdogan	2023	The Mediating Role of Innovative Behavior on the Effect of Digital Leadership on Intrapreneurship Intention and Job Performance	Digital
Teodora Bit, Diana-Camelia Iancu, Pierluigi Siano, Christian Schachtner	2023	The Role "Chief Digital Officer (CDO)" in Public Municipalities—The Conceptual Effect of a Functional Profile for Successful Transformation	Digital
Aixia Chen, Ling Li, Waseem Shahid	2024	Digital transformation as the driving force for sustainable business performance: A moderated	Digital

		mediation model of market-driven business model innovation and digital leadership capabilities	
Barry Gledson, Sambo Lyson Zulu, Ali M. Saad, Hazel Ponton	2024	Digital leadership framework to support firm-level digital transformations for Construction 4.0	Digital
Christian Haude, Ivo Blohm, Xavier Lagardère.	2024	How Lufthansa Shapes DataDriven Transformation Leaders	Data
Gianluca Elia, Gianluca Solazzo, Antonio Lerro, Federico Pigni, Christopher Tucci	2024	The digital transformation canvas: A conceptual framework for leading the digital transformation process	Digital
Helen Op't Roodt, Eva Bracht, Rolf Van Dick, Alina Hernandez Bark	2024	Navigating Through the Digital Workplace: Measuring Leader Digital Competence	Digital
Huda Elmatsani, I Widianingsih, Nurasa, Enjat Munajat, Supriana Suwanda	2024	Exploring the evolution of leadership in government: a bibliometric study from e-government era into the digital age	Digital
Hussein-Elhakim Al Issa, Mohammed Mispah, Said Omar	2024	Digital innovation drivers in retail banking: the role of leadership, culture, and technostress inhibitors	Digital
Lazar Rakovic, Slobodan Maric, Lena Milutinovic, Vuk Vukovic, Radmila Bjekic	2024	The role of leadership in managing digital transformation: A systematic literature review	Digital
Md Mollah, Mohammad Amin, Chandra Gouranga Debnath, Md Sajjad Hosain Rahaman, Masuk Abdullah	2024	Nexus among Digital Leadership, Digital Transformation, and Digital Innovation for Sustainable Financial Performance: Revealing the Influence of Environmental Dynamism	Digital
Misbah Faiz, Naukhez Sarwar, Adeel Tariq, Ali Mumtaz, Memon	2024	Mastering digital leadership capabilities for business model innovation: the role of managerial decision-making and grants	Digital
Paola Bellis, Matteo Cunial, Daniel Trabucchi	2024	Mastering hybrid worlds through digital leadership: The role of agility in fostering innovation	Digital
Pat McCarthy, David Sammon, Ibrahim Alhassan	2024	The characteristics of digital transformation leadership: Theorizing the practitioner voice	Digital
Volkan Öngel, Ayşe Günsel, Gülşah Çelik, Erkut Altın, Hasan Tatlı	2024	Digital Leadership's Influence on Individual Creativity and Employee Performance: A View through the Generational Lens	Digital
Zhenli Li, Cuibai Yang, Zhuohang Yang, Yunlu Zhao, Naval Garg, Shivangi Verma, Suhans Bansal	2024	The impact of middle managers' digital leadership on employee work engagement	Digital

APÊNDICE B – LISTA COMPLETA DOS TIPOS DE LIDERANÇA

Área	Autor	Tipos de Liderança
Sistema de Informação	Eom <i>et al.</i> , 2020	Transacional, Transformacional e Técnico
	Milovich, 2015	Técnico, Transformacional e Estratégico
	Preston; Leidner; Chen, 2008	Orquestrador, Mecânico, Consultor e Atrasado
Digital	Elmatsani <i>et al.</i> , 2024	Estratégico, Transformacional e Digital
	Gledson <i>et al.</i> , 2024	Visionário e Proativo, Incentivador, Descoordenado, Cauteloso, Resistente e Sem Visão e Motivação
	Karakose <i>et al.</i> , 2022	Tecnológico, Virtual, E-Liderança e Liderança 4.0
	Kessel; Graf-Vlachy, 2022	Evangelista, Coordenador e Empreendedor
	Kokot; Đundek Kokotec; Klačmer Čalopa, 2023	Visionário e Proativo, Incentivador, Descoordenado, Cauteloso, Sem Visão e Motivação e Desmotivado
	op 't Roodt <i>et al.</i> , 2024	Digital, Virtual e Estratégico
	Rakovic <i>et al.</i> , 2024	Administrativo, Adaptativo, Facilitador, Transformacional
	Shin; Mollah; Choi, 2023	Transformacional, Digital, Estratégico
	Singh; Hess, 2017	Empreendedor, Evangelista e Coordenador
	Tumbas; Berente; Brocke, 2020	Impulsionador, Marketeiro e Harmonizador
	Türk, 2023	Transacional, Transformacional e Autêntico
	Wang; Lin; Sheng, 2022	Técnico, Digital, Social e Iniciante
	Zentner; Spremić; Zentner, 2022	Educador, Tecnólogo e Estratégico
Zulu; Khosrowshahi, 2021	Visionário e Proativo, Incentivador, Descoordenado, Cauteloso, Resistente e Sem Visão e Motivação	
Dados	Haude; Blohm; Lagardère, 2024	Visionário, Transformador, Impulsionador, Colaborador, Educador, Tomador de Decisão
	Lee <i>et al.</i> , 2014	Colaborador, Tomador de Decisão e Impulsionador
	Schmidt; van Dierendonck; Weber, 2023	Identificador de Problemas, Influenciador, Educador, Visionário, Líder de Equipe

CAPÍTULO III - ARTIGO 2. ESCALA DE LIDERANÇA DE DADOS: VALIDAÇÃO E ANÁLISE DE SUAS RELAÇÕES COM O SUCESSO DOS PROJETOS

Resumo

Este estudo aborda uma lacuna metodológica na literatura, desenvolvendo e validando uma escala multidimensional para mensurar a liderança de dados e examinando sua relação com o sucesso dos projetos. Com base em uma revisão sistemática da literatura, a liderança de dados é conceituada como um construto multifacetado composto por quatro dimensões: visionário, tomador de decisão, executor e educador. Os dados foram coletados por meio de um questionário aplicado a 91 profissionais envolvidos em iniciativas de dados e análises em diferentes contextos organizacionais. A escala foi validada utilizando procedimentos de validade de face e conteúdo, análise fatorial exploratória e Modelagem de Equações Estruturais por Mínimos Quadrados Parciais (PLS-SEM). Os resultados confirmam a confiabilidade e a validade do instrumento proposto e fornecem evidências empíricas de que a liderança de dados visionária, executora e educadora está positivamente associada ao sucesso dos projetos, enquanto a liderança de dados tomadora de decisão não apresenta um efeito direto estatisticamente significativo. Este estudo contribui para a literatura ao oferecer a primeira escala validada para operacionalizar os tipos de liderança de dados e ao avançar a pesquisa empírica sobre o papel da liderança nos resultados de projetos orientados por dados. De uma perspectiva prática, a escala fornece às organizações uma ferramenta de diagnóstico para avaliar tipos de liderança e alinhar melhor as práticas de liderança de dados com o sucesso dos projetos.

Palavras-chave: Liderança de Dados, Validação de Escala, Sucesso do Projeto.

DATA LEADERSHIP SCALE: VALIDATION AND ANALYSIS OF ITS RELATIONSHIPS WITH PROJECT SUCCESS

Abstract

This study addresses a methodological gap in the literature by developing and validating a multidimensional scale to measure data leadership and examining its relationship with project success. Based on a systematic literature review, data leadership is conceptualized as a multifaceted construct comprising four dimensions: visionary, decision-maker, driver, and educator. Data were collected through a survey of 91 professionals involved in data and analytics initiatives across different organizational contexts. The scale was validated using face and content validity procedures, exploratory factor analysis, and Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM). The results confirm the reliability and validity of the proposed instrument and provide empirical evidence that visionary, driver, and educator data leadership are positively associated with project success, whereas decision-maker data leadership does not exhibit a statistically significant direct effect. This study contributes to the literature by offering the first validated scale to operationalize data leadership types and by advancing empirical research on the role of leadership in data-driven project outcomes. From a practical perspective, the scale provides organizations with a diagnostic tool to assess leadership profiles and better align data leadership practices with project success.

Keywords: *Data Leadership, Scalability Validation, Project Success.*

ESCALA DE LIDERANÇA DE DADOS: VALIDAÇÃO E ANÁLISE DE SUAS RELAÇÕES COM O SUCESSO DOS PROJETOS

1 INTRODUÇÃO

Em contextos organizacionais cada vez mais complexos e orientados por dados, a liderança tem se consolidado como um elemento central para o sucesso dos projetos (Fleck & Maçada, 2025; Jansen *et al.*, 2009; Mikalef *et al.*, 2021; Nisar *et al.*, 2020; Norena-Chavez & Thalassinou, 2023; Shamim *et al.*, 2019; Zhao *et al.*, 2024). Ademais, estruturas descentralizadas de gestão de dados têm se mostrado mais eficazes do que modelos centralizados, promovendo maior colaboração e impacto organizacional (Ahmed *et al.*, 2022; Saif, 2020). Assim, a forma como os recursos organizacionais são gerenciados influencia diretamente a eficácia dos projetos de dados, e lideranças eficazes desempenham um papel central no desenvolvimento de competências e práticas organizacionais (Nisar *et al.*, 2020; Shamim *et al.*, 2019).

No entanto, a ausência de conhecimentos e capacidades analíticas entre lideranças ainda representa um desafio recorrente para organizações que buscam decisões orientadas por dados (Haude *et al.*, 2024; Tabesh *et al.*, 2019). Em resposta, muitas empresas têm investido em programas de capacitação voltados ao desenvolvimento de liderança de dados, como exemplificado pela iniciativa da companhia aérea Lufthansa, descrita por Haude *et al.* (2024).

Uma revisão sistemática recente identificou quatro tipos principais de liderança de dados: visionária, tomadora de decisão, impulsionadora e educadora (Fleck e Maçada, 2025; Haude *et al.*, 2024). Cada tipo representa conjuntos específicos de responsabilidades, com implicações no sucesso dos projetos de dados e desempenho organizacional (Haude *et al.*, 2024; Schmidt *et al.*, 2023). Ainda que estudos anteriores tenham abordado a liderança de dados sob uma perspectiva multidimensional, a literatura revisada até o momento não identificou esforços empíricos que relacionem e mensurem quantitativamente esses constructos em associação ao sucesso dos projetos de dados. Essa lacuna metodológica compromete o avanço de pesquisas empíricas quantitativas sobre o tema e a formulação de planos e políticas organizacionais baseadas em evidências. Além disso, a ausência de escalas validadas limita a capacidade das organizações de diagnosticar diferentes perfis de liderança, acompanhar sua evolução e compreender sua contribuição efetiva para os resultados dos projetos orientados por dados.

Diante desse cenário, os objetivos deste estudo são desenvolver e validar uma escala para mensuração dos tipos de liderança de dados e analisar sua relação com o sucesso do projeto. Espera-se que o instrumento contribua para o avanço teórico no campo da gestão e liderança de dados, ao oferecer uma base empírica para investigações futuras, e para a prática organizacional, ao fornecer uma ferramenta diagnóstica aplicável em processos de desenvolvimento, capacitação e alinhamento estratégico de lideranças em ambientes orientados por dados.

A validação de escalas é uma etapa importante para garantir a qualidade das medidas utilizadas em pesquisas acadêmicas e organizacionais, sendo a validade de conteúdo e face especialmente relevantes nas fases iniciais de desenvolvimento (Hinkin, 1998; Hudson, 2014). A validade de conteúdo refere-se ao grau em que os itens de um instrumento representam adequadamente o domínio conceitual do construto, enquanto a validade de face diz respeito à clareza, à compreensão e à aparência de relevância dos itens, tal como percebidos por especialistas ou respondentes (Hinkin, 1998; Righi *et al.*, 2013). Para garantir essa adequação, recomenda-se que os itens sejam avaliados por especialistas, permitindo ajustes com base na convergência e análise das respostas (Righi

et al., 2013). Após a validação do instrumento de pesquisa pelos especialistas, realizou-se a coleta de dados empíricos que foram objeto da análise fatorial para identificar fatores latentes, explorar a dimensionalidade do instrumento e verificar se os itens se agrupam conforme a estrutura teórica esperada (Hair, 2019). Por fim, com a modelagem de equação estrutural foi avaliada a qualidade do modelo de mensuração e suas relações (Hair *et al.*, 2022).

O presente estudo está estruturado da seguinte forma: inicialmente, são apresentados os principais conceitos teóricos; a seguir detalha-se o método. Posteriormente, apresenta-se as análises realizadas. Por fim, os resultados são discutidos e as conclusões são apresentadas descrevendo-se as contribuições, limitações e sugestões para estudos futuros.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 A relação entre Liderança de Dados e o Sucesso do Projeto

O conceito de sucesso do projeto evoluiu significativamente nas últimas décadas. Inicialmente associado ao cumprimento de escopo, prazo e orçamento, o chamado “Triângulo de Ferro” (Atkinson, 1999), o sucesso passou a incorporar uma abordagem mais abrangente, considerando também o impacto estratégico, a geração de valor sustentável e a adaptação às mudanças organizacionais (Serrador & Rodney Turner, 2015; Turner & Zolin, 2012). Em projetos de alta complexidade, como os de tecnologia e dados, fatores como alinhamento estratégico, liderança qualificada e capacidade de adaptação têm se mostrado críticos para o êxito (Müller & Turner, 2007; A. Shenhar & Holzmann, 2017).

A ausência de liderança adequada é frequentemente apontada como causa de falhas em projetos, especialmente em contextos inovadores e dinâmicos (Afzal, 2014; Shenhar *et al.*, 2002). Por outro lado, líderes capazes de mobilizar equipes, tomar decisões estratégicas e promover práticas adaptativas influenciam positivamente os resultados dos projetos, especialmente quando ajustam seu estilo de gestão às características do projeto, como seu grau de inovação, complexidade e urgência (Müller & Turner, 2007; Shenhar *et al.*, 2020).

Nesse contexto, a liderança de dados tem emergido como um fator crítico para o sucesso dos projetos. Tradicionalmente associada a funções técnicas no âmbito de tecnologia da informação (TI), a liderança de dados passou a ocupar uma posição estratégica, refletida na crescente atuação do *Chief Data Officer* (CDO), cuja responsabilidade vai além da gestão técnica e abrange aspectos de transformação organizacional e governança (Lee *et al.*, 2014). Lideranças de dados eficazes são essenciais para articular visões estratégicas, alinhar dados aos objetivos organizacionais, promover a alfabetização em dados e fomentar uma cultura orientada à tomada de decisão baseada em dados (Menukin *et al.*, 2023; Schmidt *et al.*, 2023). Além disso, lideranças de dados também desempenham papel central ao facilitar a integração entre áreas e impulsionar capacidades dinâmicas organizacionais, como a detecção de oportunidades, a mobilização de recursos e a transformação contínua, elementos considerados críticos para o êxito de projetos em contextos complexos e dinâmicos (Mikalef *et al.*, 2021).

Entretanto, ainda há uma limitação significativa de conhecimento sobre dados entre os líderes, o que pode comprometer resultados de projetos e a maturidade analítica organizacional (Haude *et al.*, 2024; Tabesh *et al.*, 2019).

A seguir, discutem-se as principais características de cada tipo de liderança e suas possíveis relações com o sucesso dos projetos organizacionais

2.1.1 Liderança de Dados Visionária

A liderança visionária é responsável por estabelecer uma visão estratégica abrangente para o uso de dados, promovendo sua centralidade na organização e inspirando a transformação analítica (Shamim *et al.*, 2019). Esta liderança atua como uma força propulsora de inovação, articulando uma visão de futuro baseada em dados, capaz de mobilizar recursos e alinhar esforços organizacionais (Fernandes *et al.*, 2022; Jansen *et al.*, 2009). Líderes visionários possuem um papel central na formulação da estratégia organizacional, especialmente ao antecipar tendências e alinhar os dados à competitividade da empresa (Shao, 2019). Evidências sugerem que organizações que operam sob uma visão clara de dados conseguem otimizar recursos, reduzir riscos e ampliar o retorno sobre investimentos (Brocchi *et al.*, 2018). Em contrapartida, a ausência dessa visão reduz significativamente a eficácia da equipe na entrega de valor (Gartner, 2021). Assim, a liderança de dados visionária constitui uma condição essencial para orientar os projetos rumo ao sucesso.

2.1.2 Liderança de Dados Tomadora de Decisão

A liderança tomadora de decisão é caracterizada pela habilidade de demonstrar o valor dos dados para a tomada de decisões organizacionais, promovendo a democratização do acesso à informação, o uso responsável dos dados e a definição de uma governança robusta (Zhang *et al.*, 2022). Esse tipo de liderança contribui para a legitimação das iniciativas analíticas ao alinhar stakeholders às prioridades estratégicas e demonstrar valor tangível do uso dos dados, ao mesmo tempo em que estrutura mecanismos de governança que garantem acesso confiável, uso ético e coordenação entre áreas na jornada de transformação analítica (Brocchi *et al.*, 2018; Ferreira *et al.*, 2023). A presença de uma liderança engajada na governança de dados tem se mostrado fundamental para evitar falhas nos investimentos em projetos, garantir o cumprimento de regulamentos e assegurar a integridade das decisões (Abraham *et al.*, 2019; Janssen *et al.*, 2020). Evidências apontam que a ausência de uma governança eficaz compromete até 80% dos investimentos em dados (Gartner, 2024). Portanto, o papel da liderança tomadora de decisão é decisivo na legitimação e na sustentabilidade dos projetos baseados em dados.

2.1.3 Liderança de Dados Impulsionadora

A liderança impulsionadora de dados atua na operacionalização da estratégia de dados, conectando sistemas, bases e colaboradores, assegurando a integração das aplicações com as rotinas organizacionais (Tabesh *et al.*, 2019; Zhang *et al.*, 2022). Essa liderança é fundamental para evitar estruturas em silos e garantir que os dados gerem valor real para o negócio (Brocchi *et al.*, 2018; Saif, 2020). A atuação eficaz desse tipo de liderança depende da coordenação de ferramentas, arquitetura de dados e recursos humanos, permitindo a implementação de casos de uso com impacto direto no desempenho organizacional (Tabesh *et al.*, 2019). O impulsionador contribui também para a criação de vantagem competitiva ao alinhar os dados com os objetivos estratégicos (Fernandes *et al.*, 2022; Norena-Chavez & Thalassinis, 2023). Dessa forma, o papel da liderança impulsionadora se mostra central na execução dos projetos e na geração de valor tangível.

2.1.4 Liderança de Dados Educadora

A liderança educadora é responsável por promover a alfabetização analítica, atuando como facilitadora da aprendizagem organizacional orientada por dados (Sharma *et al.*, 2014). Sua principal função é aumentar o conhecimento e a confiança dos colaboradores no uso de dados, promovendo a troca de conhecimento entre áreas e a capacitação contínua (Kadarsah *et al.*, 2023). Para isso, lideranças eficazes atuam como facilitadoras da aprendizagem organizacional, incentivando o aprendizado prático e disseminando o uso responsável dos dados em todos os níveis da organização (Tabesh *et al.*, 2019). A baixa confiança no uso de dados é um desafio persistente em muitas organizações (Qlik & Accenture, 2022), enquanto evidências demonstram que apenas uma parcela pequena dos projetos analíticos gera *insights* acionáveis (Deloitte, 2020). Por outro lado, sabe-se que investimentos em alfabetização e cultura analítica podem elevar o valor de mercado de uma organização em até 5% (Qlik, 2018). Portanto, o papel da liderança educadora é fortalecer a cultura de dados e aumentar a maturidade analítica da organização, o que se traduz em maior sucesso do projeto.

2.2 Definição dos Constructos e Modelo de Pesquisa

Estudos recentes indicam que o sucesso dos projetos de dados está associado à atuação de diferentes tipos de liderança, que variam quanto ao foco, escopo e função desempenhada na cadeia de valor dos dados (Mikalef *et al.*, 2021; Nisar *et al.*, 2020; Zhao *et al.*, 2024). Este artigo adota os tipos de lideranças de dados propostas por Haude *et al.* (2024) e pesquisados em uma revisão sistemática da literatura (Fleck & Maçada, 2025), que classifica a liderança de dados em quatro perfis principais: Visionário, Tomador de Decisão, Impulsionador e Educador. A **Tabela 1** apresenta um resumo dos construtos investigados.

Tabela 1. Definição dos construtos.

Construto	Definição	Referências
Visionário de Dados	Capacidade de estabelecer uma visão estratégica e inspiradora para o uso de dados, promovendo inovação e transformações organizacionais.	Fernandes <i>et al.</i> (2022); Haude <i>et al.</i> (2024); Jansen <i>et al.</i> (2009); Mikalef <i>et al.</i> (2021); Shamim <i>et al.</i> (2019); Shao (2019)
Tomador de Decisão de Dados	Capacidade de demonstrar o valor dos dados na tomada de decisões, promovendo a democratização da informação e implementando governança de dados.	Abraham <i>et al.</i> (2019); Brocchi <i>et al.</i> (2018); Ferreira <i>et al.</i> (2023); Haude <i>et al.</i> (2024); Janssen <i>et al.</i> (2020); Saif (2020); Schmidt <i>et al.</i> (2023); Zhang <i>et al.</i> (2022)
Impulsionador de Dados	Responsável por operacionalizar a estratégia de dados, integrando recursos, ferramentas e pessoas para gerar valor nos projetos.	Brocchi <i>et al.</i> (2018); Fernandes <i>et al.</i> (2022); Haude <i>et al.</i> (2024); Mikalef <i>et al.</i> (2021); Saif (2020); Tabesh <i>et al.</i> (2019); Zhang <i>et al.</i> (2022)
Educador de Dados	Foco no desenvolvimento da cultura analítica e na capacitação dos colaboradores, promovendo alfabetização em dados e aprendizagem organizacional.	Ferraris <i>et al.</i> (2018); Haude <i>et al.</i> (2024); Kadarsah <i>et al.</i> (2023); Mikalef <i>et al.</i> (2021); Tabesh <i>et al.</i> (2019)
Sucesso do Projeto	Realização dos objetivos do projeto considerando escopo, tempo e custo, mas também impacto estratégico, valor sustentável e adaptação à complexidade.	Shenhar <i>et al.</i> (2020); Shenhar & Holzmann (2017); Shenhar (2007); Turner & Zolin (2012)

A proposição teórica é que as 4 (quatro) dimensões de liderança de dados estão relacionadas com o sucesso do projeto. Na **Figura 1** exibe-se o modelo de pesquisa com suas dimensões e indicadores.

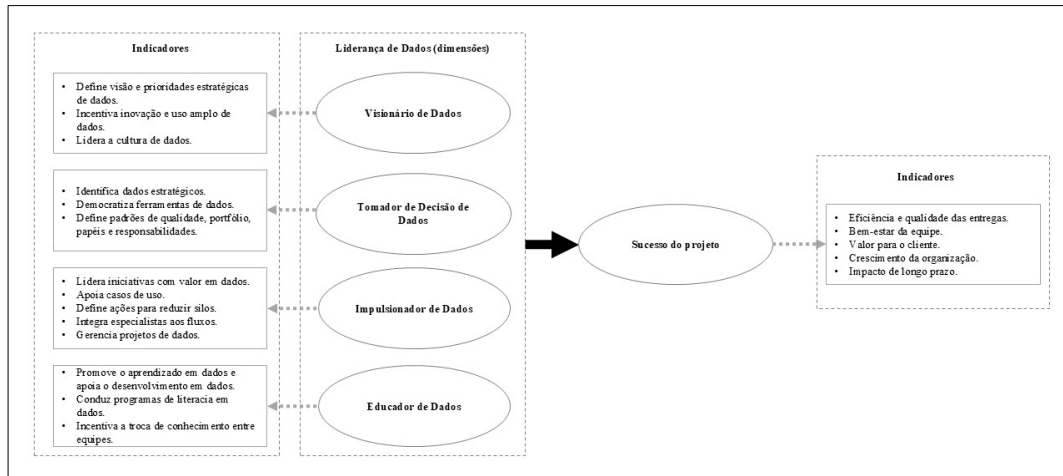


Figura 1. Modelo de Pesquisa.

Logo, a discussão conceitual e modelo de pesquisa desenvolvido sustentam as hipóteses a seguir:

H1. A liderança de dados é um fator multifacetado que se reflete em 4 (quatro) dimensões (visionária, tomadora de decisão, impulsionadora e educadora).

H2. A liderança de dados do tipo (visionária, H2a; tomadora de decisão, H2b; impulsionadora, H2c; educadora, H2d) está positivamente relacionada com o sucesso dos projetos de dados e analíticos.

Ainda que estudos anteriores (Fleck & Maçada, 2025; Haude *et al.*, 2024; Schmidt *et al.*, 2023) tenham abordado a liderança de dados sob uma perspectiva multidimensional, a literatura revisada até o momento não identificou esforços empíricos que relacionem e mensurem quantitativamente esses constructos em associação ao sucesso dos projetos de dados, o que justifica o carácter inovador, a originalidade e relevância teórica deste estudo.

3 MÉTODO

3.1 Desenvolvimento do Instrumento

O processo de construção da escala seguiu as diretrizes propostas por MacKenzie *et al.* (2011), e foi conduzido em múltiplas etapas, com foco na validade teórica e rigor metodológico. Primeiro, os constructos relacionados aos tipos de liderança de dados foram definidos com base em uma revisão sistemática da literatura recente sobre o tema (Fleck & Maçada, 2025). A partir dessa base teórica, foram gerados os itens correspondentes, adaptando dos papéis e responsabilidades descritos por Haude *et al.* (2024) e integrando evidências empíricas sobre o efeito da liderança no sucesso do projeto (Müller & Turner, 2007; Shamim *et al.*, 2019; Shenhar *et al.*, 2020; Tabesh *et al.*, 2019; Zhao *et al.*, 2024).

A versão inicial do instrumento continha 20 itens distribuídos em quatro constructos: Visionário de Dados, Tomador de Decisão de Dados, Impulsionador de Dados e Educador de Dados. Para garantir a validade de conteúdo e face, foi aplicada a técnica de *card sorting* com 7 especialistas atuantes em gestão da informação, estratégia e análise de dados. O teste foi conduzido no formato fechado, considerando uma estrutura teórica prévia bem definida (Faria, 2010), e seguiu as orientações de Wood & Wood (2008) quanto à apresentação prévia dos conceitos aos avaliadores. Os especialistas foram convidados a agrupar os itens de acordo com os constructos definidos. Os dados foram analisados por meio de uma matriz de similaridade, a fim de verificar o grau de convergência entre os especialistas na classificação.

Na etapa seguinte, os especialistas do processo de avaliação de face e conteúdo IVC. Os itens foram avaliados pelos participantes quanto à clareza, relevância e representatividade, utilizando uma escala ordinal de 4 pontos, conforme recomendação de Polit & Beck (2006), variando de “1 – item inadequado” a “4 – item muito adequado”. O IVC foi calculado com base na proporção de especialistas que atribuíram notas iguais ou superiores a 3. Seguindo o critério de adequação adotado por Adrian *et al.* (2019), valores totais de IVC iguais ou superiores a 0,80 foram considerados satisfatórios.

Como resultado do processo de validação de face, ajustes de redação, inclusões e exclusões foram realizados e o número total de itens para os 4 constructos de liderança de dados passou para 19 itens.

3.2 Avaliação pelos Especialistas

A validade de conteúdo e face do instrumento foi avaliada por um painel de especialistas selecionados com base em sua experiência acadêmica e profissional nas áreas de gestão da informação, estratégia e análise de dados. A seleção de especialistas seguiu a recomendação de Polit & Beck (2006), que indicam a utilização de ao menos três avaliadores. Os autores também destacam que, à medida que o número de especialistas aumenta, torna-se estatisticamente mais difícil alcançar níveis elevados de concordância, o que exige critérios mais rigorosos para aceitação dos itens. Neste estudo, participaram sete especialistas para os testes *card sorting* e IVC, sendo eles professores pesquisadores e líderes de times de dados atuantes em diferentes setores e segmentos de mercado.

Os especialistas apresentavam qualificações relevantes, incluindo atuação em pesquisa aplicada, experiência com liderança de times de dados e publicações acadêmicas na área. Os critérios para seleção também consideraram a familiaridade dos participantes com os constructos analisados: liderança de dados e sucesso do projeto.

A Tabela 2 resume o perfil dos especialistas que participaram no *card sorting* e IVC.

Tabela 2. Perfil dos Especialistas.

#	Formação	Cargo	Setor de Atuação	Experiência (anos)
E1	Doutorado em Administração	Gerente de Estratégia e Projetos	Setor Público	20
E2	Doutorado em Administração	Assessor de Governança e Gestão	Educação	5
E3	Mestrado	Analista de Suprimentos e Pesquisador	Agronegócio	2
E4	Pós-Graduação	Analista de Dados e Pesquisador	Educação	7
E5	Mestrado	Técnico em TI	Saúde	10
E6	Pós-Graduação	Diretor de Dados	Setor Público	8
E7	Doutorado em Administração	Cientista de Dados	Setor Público	10

Além da avaliação de conteúdo dos itens nos testes *card sorting* e IVC, os especialistas também forneceram avaliação de face, através de comentários qualitativos sobre a estrutura, clareza e pertinência geral da escala. Essas contribuições foram essenciais para o refinamento do instrumento e o alinhamento entre os itens e os construtos teóricos propostos (Polit & Beck, 2006; Righi *et al.*, 2013).

3.3 Procedimentos de Análise

Após a validação do instrumento de pesquisa pelos especialistas, realizou-se o teste do modelo de mensuração coletando-se dados empíricos que foram objeto de análise fatorial para se avaliar a qualidade dos construtos.

Essa etapa permite identificar fatores latentes, explorar a dimensionalidade do instrumento e verificar se os itens se agrupam conforme a estrutura teórica esperada (Hair, 2019). Polit & Beck (2006) destacam que a validade de conteúdo, embora essencial nas fases iniciais do desenvolvimento de escalas, é insuficiente para assegurar a robustez de um instrumento sem o suporte empírico oferecido por técnicas como a AFE. Além disso, análises fatoriais oferecem evidências objetivas de validade de construto ao revelar como os itens se relacionam entre si e com os fatores latentes, sendo recomendadas em protocolos rigorosos de desenvolvimento e refinamento de escalas (Hinkin, 1998). Os testes estatísticos preliminares para análise da amostra e para análise fatorial exploratória das dimensões da liderança de dados foram executados com o suporte dos softwares IBM SPSS v20.

Já a avaliação do modelo de pesquisa foi executada com suporte do software Smart PLS v4, empregando-se a técnica de modelagem de equações estruturais por mínimos quadrados parciais (PLS-SEM). A opção por PLS-SEM, em detrimento da baseada em covariância (CB-SEM), foi motivada principalmente pelas características da amostra disponível. O PLS-SEM é reconhecido por ser mais robusto com tamanhos de amostra menores, pois se concentra na predição e na identificação de relações entre os construtos, o que está totalmente alinhado aos objetivos deste estudo. Em suma, a escolha do PLS-SEM alinha-se à necessidade de um método que otimizasse a análise com a amostra disponível, garantindo a viabilidade da análise e a extração de *insights* a partir dos dados.

4 ANÁLISE DE DADOS

Para validação do instrumento de pesquisa foram analisados procedimentos de análise de similaridade com técnica de *card sorting* e análise do índice de validade de conteúdo. Após, executou-se a análise dos dados empíricos para validação do modelo de mensuração. Nas subseções a seguir tais procedimentos analíticos e seus resultados são apresentados.

4.1 Validação de Face e Conteúdo

4.1.1 Análise de Similaridade com *Card Sorting*

Entre os procedimentos de validação de conteúdo recomendados na literatura, destaca-se o uso da técnica de *card sorting*, especialmente em seu formato fechado, no qual os especialistas categorizam os itens de acordo com constructos previamente definidos (Wood & Wood, 2008). A **Tabela 3** apresenta a matriz de similaridade com os resultados desta etapa.

Tabela 3. Matriz de similaridade *card sorting* (n=7). 20 itens.

Itens	V	TD	I	E
Fornecer liderança de pensamento de construção de ideias e inovação	100			
Monitorar o progresso em direção à visão	86	14		
Desenvolver uma visão global para dados	72		28	
Definir a importância estratégica dos dados	58	28	14	
Inspirar o amplo uso de dados	58	14	14	14
Possibilitar a tomada de decisões baseadas em dados	14	72		14
Democratizar o uso de ferramentas de tomada de decisão baseadas em dados	14	72	14	
Escolher iniciativas de dados para implementar	14	72	14	
Definir padrões de qualidade de dados e responsabilidade pelos dados	14	44	28	14
Derrubar silos de dados	14	44	14	28
Determinar o valor de ativos de dados específicos	14	14	72	
Mostrar como transformar dados em valor comercial	14	14	72	
Integrar especialistas em dados nos fluxos de trabalho	14		72	14
Projetar e implementar casos de uso baseados em dados	14	28	58	
Demonstrar que os dados impulsionam o negócio	14	28	44	
Promover aprendizado em dados				100
Apoiar o desenvolvimento contínuo de especialização de dados				100
Empoderar as pessoas para desenvolverem novas habilidades			14	86
Conduzir programas para desenvolver a <i>data literacy</i>		14		86
Incentivar a troca de conhecimentos entre equipes multifuncionais			28	72

Legenda: Visionário (V), Tomador de Decisão (TD), Impulsionador (I), Educador (E).

Nota: Valores em percentual (%). Destacado em negrito maiores percentuais de similaridade.

Essa abordagem permite verificar o grau de alinhamento entre os itens e os domínios conceituais, contribuindo para a análise da representatividade e coerência teórica dos componentes da escala; e fornece subsídios **qualitativos** para o refinamento do instrumento, sendo utilizado para garantir a validade de conteúdo (Hudson, 2014; Righi *et al.*, 2013).

O teste foi aplicado em formato *online*, utilizando a plataforma *UXtweak*, em maio de 2024. O agrupamento dos 20 itens em categorias correspondentes foi orientado por uma estrutura teórica previamente definida, conforme recomendado para testes de *card sorting* fechado (Faria, 2010). A análise foi conduzida por meio da matriz de similaridade, que é reconhecida como uma técnica eficaz na análise de *card sorting* (Righi *et al.*, 2013); pois permite identificar padrões de convergência entre os especialistas e visualizar relações semânticas entre os itens. No geral, os itens foram classificados conforme o esperado, o que indica evidência satisfatória de validade de conteúdo. No entanto, os itens “definir padrões de qualidade de dados e responsabilidade pelos dados”, “derrubar silos de dados” e “demonstrar que os dados e a IA impulsionam o negócio” apresentaram menor concordância entre os especialistas, indicando a necessidade de revisão na formulação desses itens.

4.1.2 Análise de Validade e Conteúdo

Nesta etapa, participaram sete especialistas com experiência no tema. Para analisar os dados, utilizou-se o Índice de Validade de Conteúdo (IVC). Na **Tabela 4** consta a matriz.

Tabela 4. Matriz de proporção IVC (n=7; 22 itens)

Variáveis	Especialistas							Total de concordância	IVC Item
	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7		
VD1.	3	3	3	4	4	4	4	7	1,00
VD2.	4	3	4	3	4	4	4	7	1,00
VD3.	4	4	4	3	4	2	4	6	0,86
VD4.	3	3	3	2	4	2	3	5	0,71
VD5.	3	4	3	4	4	2	4	6	0,86
VD6.	1	3	2	4	4	4	4	5	0,71
VD7.	4	4	3	2	3	3	4	6	0,86
TD1.	4	3	3	3	3	4	3	7	1,00
TD2.	4	4	4	4	3	3	4	7	1,00
TD3.	4	3	3	3	4	4	1	6	0,86
TD4.	3	4	3	4	1	1	3	5	0,71
TD5.	4	4	3	4	4	4	4	7	1,00
TD6.	4	4	4	4	2	4	4	6	0,86
ID1.	3	1	3	3	2	2	3	4	0,57
ID2.	1	4	4	4	2	3	4	5	0,71
ID3.	1	2	3	4	3	2	4	4	0,57
ID4.	4	4	2	4	1	3	4	5	0,71
ID5.	4	4	3	3	4	4	4	7	1,00
ED1.	3	4	3	4	1	4	4	6	0,86
ED2.	3	4	4	4	2	4	4	6	0,86
ED3.	3	3	3	4	3	4	4	7	1,00
ED4.	4	4	3	3	4	4	4	7	1,00
Total	19	20	20	20	15	16	21	AVE-IVC²=	0,85
								UA-IVC³=	0,36
%	86,4	90,9	90,9	90,9	68,2	72,7	95,5	Média	0,86

Nota: Destacado em negrito escalas com concordância igual ou superior a 0,80.

O IVC é calculado com base na proporção de especialistas que atribuíram notas iguais ou superiores a 3, indicando julgamento favorável (Polit & Beck, 2006). Os especialistas avaliaram cada item quanto à clareza, relevância e representatividade, utilizando uma escala ordinal de 4 pontos, conforme recomendação metodológica de Davis (1992) e Lynn (1986), amplamente referenciada na literatura. Valores totais de IVC iguais ou superiores a 0,80 foram considerados satisfatórios, conforme critérios utilizados em estudos anteriores (Adrian *et al.*, 2019). Os resultados possibilitaram a verificação do nível de consistência entre os especialistas quanto à validade de conteúdo da escala.

4.1.3 Síntese dos Ajustes no Desenvolvimento do Instrumento de Pesquisa

Além da avaliação quantitativa, os especialistas também ofereceram contribuições qualitativas sobre a linguagem e a abrangência conceitual dos itens, o que se alinha às boas práticas recomendadas para a verificação da validade de face (Davis, 1992; Hudson, 2014; Righi *et al.*, 2013).

As principais sugestões incluíram ajustes de redação, simplificação de frases e exclusão de itens considerados redundantes. Essas observações não apenas contribuíram para aprimorar a clareza e inteligibilidade dos itens, mas também reforçaram a percepção

de que os constructos estavam bem definidos e cobriam adequadamente o domínio teórico proposto, elemento fundamental para a validade de conteúdo (Lynn, 1986; Polit & Beck, 2006). Houve ajustes no instrumento entre as etapas de *card sorting* e IVC, com acréscimos, remoções e reformulações de itens. O *card sorting* foi realizado com 20 itens, enquanto a etapa de IVC contou com 22 itens. Contudo, nenhum novo conceito emergente foi identificado, o que reforça a consistência e a representatividade teórica e prática da estrutura original.

Os ajustes realizados constam na **Tabela 5**.

Tabela 5. Ajustes no Instrumento de Pesquisa.

Descrição das variáveis	Ajuste
VD1. Lidera o desenvolvimento de uma visão corporativa para projetos de dados VD2. Lidera a priorização estratégica dos projetos de dados VD3. Incentiva o amplo uso de dados em projetos da organização VD4. Incentiva a construção de projetos de inovação com dados. VD5. Ajuda a demonstrar como os projetos de dados impulsionam o negócio TD1. Indica como monetizar projetos de dados em valor comercial. TD3. Define padrões de qualidade de dados. TD4. Define o(s) responsável(is) pelos dados. ID1. Lidera o processo de monetização de dados. ID2. Apoiar a implementação de casos de uso baseados em dados. ID3. Define medidas para reduzir silos de dados. ID5. Lidera a gestão de projetos de dados. ED1. Promove o aprendizado de novas habilidades em dados.	Itens cujo conteúdo foi ajustado - etapa <i>card sorting</i>
VD6. Incentiva a construção de projetos de inovação com dados VD7. Lidera o processo de desenvolvimento da cultura de dados TD6. Incentiva a tomada de decisões baseadas em dados.	Itens incluídos - etapa <i>card sorting</i>
ED3. Empoderar as pessoas para desenvolverem novas habilidades VD5. Ajuda a demonstrar como os projetos de dados impulsionam o negócio.	Item removido - etapa <i>card sorting</i>
VD6. Incentiva a construção de projetos de inovação com dados TD6. Incentiva a tomada de decisões baseadas em dados. TD1. Identifica quais dados tem valor estratégico para organização.	Itens removidos – etapa IVC
TD2. Democratiza o uso de ferramenta de dados. TD4. Define papéis e responsabilidades dos profissionais de dados. TD5. Define o portfólio de projetos de dados. ID1. Lidera iniciativas que transformam dados em resultados tangíveis para a organização. ID2. Apoiar a implementação de casos de uso baseados em dados. ID5. Gerencia o desenvolvimento de projetos de dados.	Itens cujo conteúdo foi ajustado – etapa IVC

Nota: demais itens permaneceram inalterados.

4.2 Análise da Amostra

4.2.1 Dimensionamento da amostra e procedimentos de coleta de dados

A população é composta de gestores que trabalham com analítica de dados em organizações que operam no Brasil, em vários setores econômicos. A unidade de análise deste estudo são “gestores”; logo, o público-alvo da pesquisa foi direcionado a contemplar profissionais, executivos e gestores que atuam com dados e utilizam a analítica de dados em suas organizações. Durante a especificação da coleta de dados, na apresentação do formulário de coleta de dados, os respondentes foram informados de que, ao prestarem suas respostas, deveriam se basear na sua percepção e experiência na organização onde atuam. Os respondentes foram cientificados que se tratava de uma pesquisa científica, e solicitados a manifestar sua autorização para que os pesquisadores

pudessem publicar as informações prestadas de maneira agregada, preservando o sigilo das informações individuais.

O tamanho mínimo da amostra foi estimado com suporte do *software G*Power V3.1.9.4* (Faul, Erdfelder, Buchner, & Lang, 2009). Atendendo-se às recomendações de Hair, Hult, Ringle e Sarstedt (2022), utilizaram-se como valores de poder do teste 0.80, tamanho do efeito (f^2) mediano (igual a 0.15), e, considerando-se que a variável independente possui 4 preditores (04 construtos das dimensões de liderança de dados), calculou-se a amostra mínima de 85 respondentes.

Os dados foram coletados via instrumento *Survey*, por meio de formulário eletrônico, configurado na plataforma *Google Forms*, durante o mês de junho de 2025. Não se observou comportamento automático dentre as respostas. Após essa triagem de qualificação, obteve-se uma amostra de 91 observações, superando valor recomendado para uma amostra mínima.

4.2.2 Teste de controle de viés sistemático da amostra

Como se trata de dados primários é preciso garantir que nenhum viés sistemático esteja influenciando as informações coletadas. Para isso foi realizado o teste de fator único de Harman (Podsakoff, MacKenzie, Lee, & Podsakoff, 2003), cujo resultado deve ser menor que o mínimo de 50%. A solução do teste evidenciou que um único fator explicou 42,7% da variância, o que é inferior ao limite de 50%. Assim, pode-se observar que o viés de método comum não é um problema significativo. Essa análise também evidencia que a solução em 4 fatores (componentes) pode explicar 65,9% da variância do fenômeno.

4.2.3 Análise descritiva da amostra

A composição da amostra é de maioria masculina (71,6%). E a formação acadêmica predominante entre os participantes é em negócios (administração, economia ou finanças), seguida por áreas de tecnologia ou sistemas de informação, engenharia e estatística.

Na **Tabela 6** detalha-se o perfil dos respondentes.

Tabela 6. Perfil da Amostra (n = 91).

G	N	(%)	Experiência (anos)	N	(%)	Formação	N	(%)	Dedicação (%)	N	(%)
F	26	28,6	≤1	2	2,2	Negócio	33	36,2	≤20	2	2,2
M	65	71,6	1<x≤3	17	18,6	SI/TI	24	26,4	20<x≤40	16	17,6
			3<x≤8	27	29,6	Engenharia	14	15,4	40<x≤60	19	20,9
			8<x≤15	26	28,6	Estatística	9	9,9	60<x≤80	29	31,9
			x>15	19	20,9	Ciências	4	4,4	x>80	25	27,4
						Direito	2	2,2			
						Outros	5	5,5			

Cargo	N	(%)	Setor econômico	N	(%)
Analista de Dados	17	17,6%	Tecnologia	26	28,6
Analista de Negócio	13	13,2%	Governo	15	16,4
Coordenador/ Supervisor de Dados	11	11,0%	Comércio, Varejo	9	9,9
Engenheiro de Dados	9	9,9%	Consultoria	9	9,9
Gerente de Dados	8	8,8%	Serviços financeiros	9	9,9

<i>C-Level</i> , Diretor de Dados	8	7,7%	Educação	7	7,7
Gerente de Projetos, Produtos, Inovação	4	1,1%	Saúde	6	6,6
Pesquisador	4	4,4%	Agronegócio	3	3,3
<i>Tech Leader</i>	4	4,4%	Construção, imobiliário	2	2,2
Cientista de Dados	4	4,4%	Indústria	2	2,2
<i>Data Product Manager</i>	3	3,3%	Transporte	2	2,2
Analista de Design	2	1,1%	Moda	1	1,1
Analista de Projetos, Inovação	2	1,1%			
Gerente de Negócio	2	1,1%			

Em relação ao tempo de experiência trabalhando com dados, a ampla maioria tem mais de 3 anos, sendo quase metade com mais de 8 anos, o que sugere um público com maturidade profissional consolidada na área. A maioria dos respondentes dedica mais da metade de seu tempo de trabalho relacionado a atividades envolvendo dados, o que reforça a especialização técnica da amostra. A função mais frequente é a de coordenador(a) ou supervisor(a) de dados, indicando uma amostra com expressiva presença de profissionais em posições de liderança intermediária. E o setor de atuação mais representado é o de Tecnologia, seguido por governo, serviços financeiros, comércio e consultoria, entre outros, o que reflete a relevância da área no contexto de profissões orientadas por dados.

Ademais, a fim de garantir a adequação da amostra, os respondentes foram solicitados a indicar em quais tipos de processos de trabalho analítico atuavam em projetos de dados. As categorias de processos foram inferidas a partir da literatura. No gráfico (**Figura 2**), demonstra-se a análise de frequência desses processos na amostra.

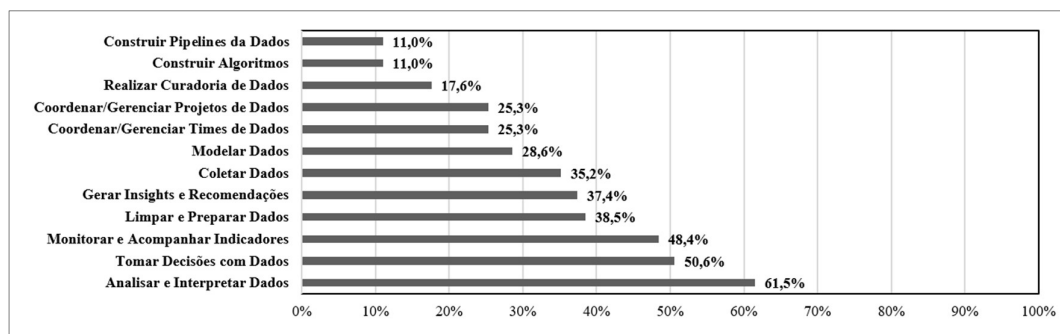


Figura 2. Processos de trabalho analítico em projetos de dados mais frequentes na amostra (n = 91).

Observa-se que os processos mais frequentes (~50% ou mais) na amostra são: analisar e interpretar dados, tomar decisões baseadas em dados e monitorar indicadores. Entre 35% e 38% observam-se processos de coletar dados, limpar dados e gerar *insights*. Entre 15% e 30% constam processos de modelar dados, gerenciar times e projetos de dados e de curadoria de dados. E os menos frequentes (15% ou menos) são: construir pipelines de dados e algoritmos. Portanto, conclui-se que a amostra é adequada ao objetivo do estudo.

4.3 Análise Fatorial Exploratória das Dimensões da Liderança de Dados

Os itens previstos na escala de mensuração da variável dependente Sucesso do Projeto já foram validados empiricamente em estudos anteriores (Shenhar & Dvir 2007). No

entanto, a escala de mensuração das 4 (quatro) dimensões de Liderança de Dados, embora previstas na literatura anterior, estão sendo mensuradas com dados empíricos de forma inédita nesse estudo; logo, é necessário analisar rigorosamente a dimensionalidade desses 4 fatores. Para isso, procedeu-se a Análise Fatorial Exploratória (AFE) conforme proposto por [Hair et al. \(2019\)](#). A **Tabela 7** apresenta os resultados da AFE.

Tabela 7. AFE - Dimensões da Liderança de Dados.

Item	Comunalidade	Cargas fatoriais por componente				Ajuste
		ED	VD	ID	TD	
VD2	.766	.091	.394	.053	.747	Dimensão alterada [VD>TD]
VD3	.664	.291	.654	.402	.061	
VD4	.692	.245	.768	.338	.071	
VD5	.695	.379	.629	.052	.437	Variável removida para ajuste da AVE.
TD1	.538	.184	.739	.019	.135	Dimensão alterada [TD>VD]
TD4	.639	.388	.011	.184	.656	
TD5	.732	.052	.056	.239	.837	
ID2	.677	.067	.302	.752	.045	
ID3	.670	.772	.227	.075	.203	Dimensão alterada [ID>ED]
ID4	.707	.393	.120	.738	.163	
ID5	.710	.101	.045	.774	.328	
ED1	.730	.721	.322	.307	.101	
ED2	.781	.760	.288	.353	.101	
ED3	.731	.850	.063	-.042	.207	
ED4	.728	.773	.318	.246	.011	
Qtd. Itens		5	3	3	3	Dimensões com 3 ou mais itens [OK]
AVE (%)		.603	.521	.570	.563	AVE > 0.5 [OK]
αC		.898	.754	.771	.737	$\alpha C > 0.7$ [OK]

De forma geral, não foram detectados problemas de normalidade com base nos coeficientes de assimetria e *kurtosis* ([Hair et al., 2019](#)). O conjunto de dados atendeu às condições de adequação para análise fatorial: o teste de esfericidade de Bartlett foi significativo ($p < .05$) e a medida Kaiser–Meyer–Olkin (KMO) foi superior a .60 (KMO = .863).

Todas as variáveis apresentaram correlações anti-imagem acima de .50 ([Hair et al., 2019](#)). Contudo, as variáveis TD2, TD3 e ID1 foram removidas por não atingirem comunalidades superiores a .50 ([Hair et al., 2019](#)), e VD1 foi excluída por apresentar cargas cruzadas (*cross-loading* > .50) tanto nos fatores VD quanto TD ([Hair et al., 2019](#)).

Após essas remoções, foi realizado um novo teste de redução de dimensionalidade no SPSS v20, utilizando rotação Varimax (autovalor = 1), que confirmou quatro fatores. Essa solução explicou 71,62% da variância total acumulada, superando o limiar recomendado de 60% ([Hair et al., 2019](#)).

Posteriormente, avaliou-se a confiabilidade da escala por meio do alfa de Cronbach (α) e a validade convergente por meio da Variância Média Extraída (AVE). Para alcançar um AVE satisfatório para o construto VD, o item VD5, cuja carga conflitou com o construto TD e foi excluído. Após esse ajuste, tanto a confiabilidade dos indicadores quanto a validade convergente atenderam aos limites recomendados: os valores de AVE

para todos os construtos excederam .50, e a consistência interna também atingiu níveis aceitáveis (Hair *et al.*, 2019).

Em seguida, procedeu-se à análise da validade discriminante utilizando o critério HTMT (Hair *et al.*, 2019). A Tabela 8 demonstra a validade discriminante, avaliada pelo critério HTMT < 0,85.

Tabela 8. AFE – Dimensões de Liderança de Dados: Validade Discriminante.

Constructo	Educador	Impulsionador	Tomador de Decisão	Visionário
Liderança de Dados Educadora	-			
Liderança de Dados Impulsionador	.590	-		
Liderança de Dados Tomador de Decisão	.533	.590	-	
Liderança de Dados Visionário	.722	.670	.538	-

Nota: Validade Discriminante avaliada pelo critério HTMT.

Assim o modelo de mensuração da liderança de dados atingiu os critérios de qualidade para mensuração, apresentando consistência interna e validade convergente em todos os construtos. Das 19 variáveis foram removidas apenas 4, restando um conjunto de 15 variáveis que refletem os 4 construtos, todos com ao menos 3 variáveis.

Concluída essa etapa de AFE das dimensões de Liderança de Dados partiu-se para a avaliação do modelo de mensuração de modo integral considerando relação das 4 dimensões da Liderança de Dados com a variável dependente Sucesso do Projeto, cujas análises são demonstradas na próxima seção.

4.4 Avaliação do Modelo de Pesquisa

Conforme justificado na seção de procedimentos analíticos deste estudo, optou-se pela técnica PLS-SEM para avaliação do modelo de mensuração dos construtos e do modelo estrutural para análise exploratória das relações teorizadas neste estudo.

Na análise do modelo de mensuração foram considerados os seguintes critérios de qualidade conforme preconizado por (Hair *et al.*, 2019; 2022): (i) *Outer loadings* das variáveis observáveis superiores a 0.7; (ii) *Alfa de Cronbach* (α C) e (iii) Confiabilidade Composta (CR) dos construtos, superiores a 0.7; (iv) Variância da Média Extraída (AVE), validade convergente dos construtos, superior a 0.50; (v) Validade Discriminante, HTMT <0.85; e (vi) indicador *Standardized Root Mean Residual* (SRMR) <0.08.

Na Tabela 9 apresenta-se os resultados dos critérios de qualidade e de validação.

Tabela 9. Avaliação do Modelo de Mensuração.

Construto	ED	ID	SP	TD	VD
Liderança de Dados – Educadora (ED)	-				
Liderança de Dados – Impulsionadora (ID)	.590	-			
Sucesso do Projeto (SP)	.666	.754	-		
Liderança de Dados – Tomadora de Decisão (TD)	.533	.590	.477	-	
Liderança de Dados – Visionária (VD)	.722	.670	.738	.538	-
α C	.902	.773	.817	.736	.763
CC	.923	.777	.837	.770	.788
AVE	.716	.687	.584	.652	.680

Legenda: Alfa de Cronbach (α); Confiabilidade Composta (CR); Variância Média Extraída (AVE).

Nota: Validade discriminante apurada pelo critério HTMT.

Nota-se um resultado satisfatório para o modelo em todos esses critérios de qualidade, indicando que o instrumento elaborado é uma ferramenta útil para coletar os dados e testar as hipóteses de pesquisa. Assim, **Figura 3**, apresenta-se os modelos de mensuração e estrutural.

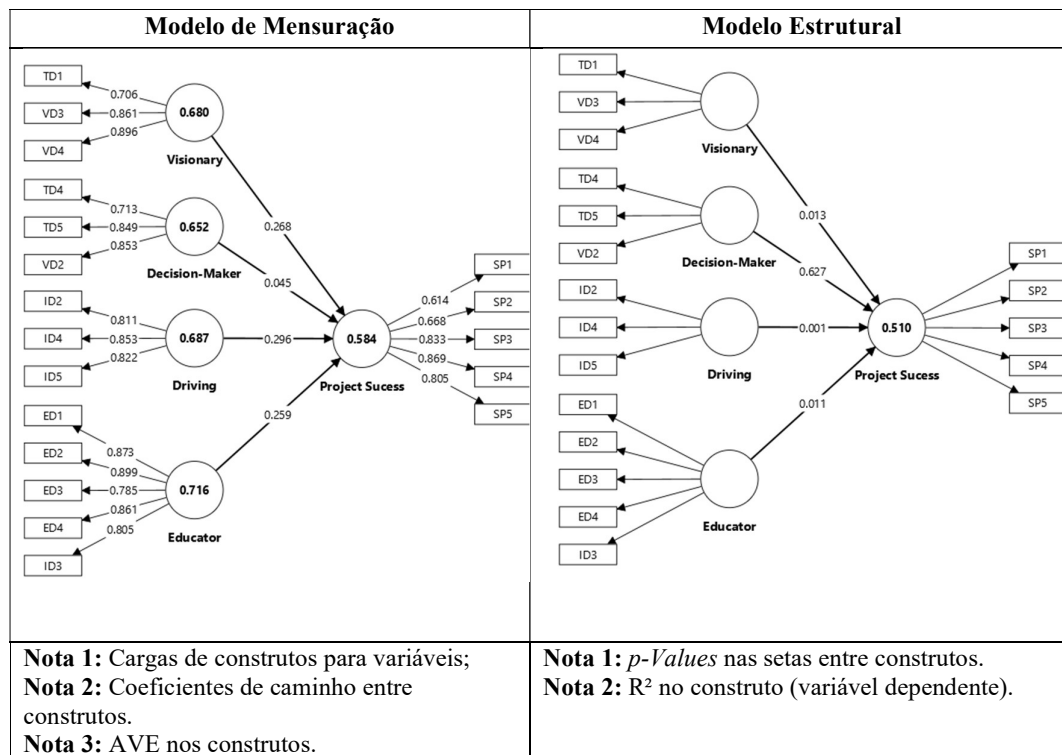


Figura 3. Modelo de mensuração e estrutural via PLS-SEM.

A avaliação do modelo estrutural foi realizada conforme recomendado por [Hair et al. \(2019, 2022\)](#). Desse modo, observa-se coeficiente de determinação de Pearson considerado grande ($R^2 = 0.510$) e coeficiente de relevância preditiva ($Q^2=0.44$). O modelo apresenta bom nível de ajuste ($SRMR=0.078$). E a análise dos caminhos do modelo estrutural evidência que há significância estatística com p -Value = 0.001 na relação ID → SP ($\beta = 0.296$; $f^2 = 0.112$); e com p -Value < 0,05 nas relações ED → SP ($\beta = 0.259$; $f^2 = 0.074$) e VD → SP ($\beta = 0.268$; $f^2 = 0.079$). Nos três caminhos o tamanho de efeito (f^2) é considerado pequeno. Contudo, não se observa relação com significância estatística na relação TD → SP ($\beta = 0.045$; $f^2 = 0.003$; p -Value > 0,05).

Tais resultados serão discutidos detalhadamente na próxima seção.

5 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Este estudo buscou preencher uma importante lacuna metodológica da literatura ao propor e validar uma escala multidimensional para mensurar tipos de liderança de dados e sua relação com o sucesso do projeto. O instrumento proposto para avaliar os tipos de liderança de dados e seu impacto no sucesso dos projetos de dados foi desenvolvido a partir de uma base teórica, ancorada em uma revisão sistemática da literatura ([Fleck & Maçada, 2025](#)) e em estudos recentes que abordam liderança de dados ([Haude et al., 2024](#); [Schmidt et al., 2023](#); [Tabesh et al., 2019](#)).

Durante o desenvolvimento dos itens de mensuração dos construtos procedeu-se a validação de face e de conteúdo. A validade de face e conteúdo reforça a importância de fundamentar a construção de instrumentos em itens representativos e claro, alinhados ao domínio conceitual específico que se pretende medir. Durante o processo de validação, especialistas foram convidados a agrupar itens e revisá-los quanto à sua clareza, relevância e representatividade. A aplicação combinada do *card sorting* e IVC permitiu verificar a consistência dos itens em relação aos constructos teóricos propostos. Os itens que atingiram $IVC \geq 0,80$ foram considerados validados, evidenciando a adequação em termos de validade inicial.

Além disso, foi realizada coleta de dados empíricos para o teste do instrumento. Os resultados da análise fatorial indicaram ajustes necessários para a validação de modelo de mensuração que serão discutidos detalhadamente nas subseções a seguir.

5.1 Discussão sobre Desenvolvimento e Validação da Escala de Liderança de Dados

Primeiramente, cabe destacar que, diferentemente de estudos anteriores sobre liderança de dados, que abordaram o tema de forma conceitual (Haude *et al.*, 2024; Schmidt *et al.*, 2023), esta pesquisa avançou na construção empírica de uma escala multidimensional. Os trabalhos de Fleck & Maçada (2025), Haude *et al.* (2024) e Schmidt *et al.* (2023) já haviam proposto a existência de diferentes tipos de liderança de dados, mas, até então, não se havia identificado instrumentos quantitativos validados capazes de mensurar simultaneamente essas dimensões e testá-las em relação ao sucesso do projeto. Ao operacionalizar os quatro perfis de liderança, este estudo oferece uma contribuição original ao permitir diagnósticos e análises comparativas baseadas em dados empíricos.

O teste com dados empíricos indicou a necessidade de remoção de 5 variáveis inicialmente previstas no instrumento por apresentarem baixos índices de comunalidade: **TD2**, **TD3** e **ID1**; ou por compartilhar carga entre construtos diferentes como no caso de **VD1** e **VD5** (lidera o processo de desenvolvimento da cultura de dados). A remoção dessas variáveis pode estar associada à sobreposição semântica observada já na etapa de *card sorting*, especialmente entre os construtos TD e ID. A análise de similaridade já indicava alguma dificuldade em separar claramente responsabilidades estratégicas (TD) das operacionais (ID) na categorização dos itens pelos especialistas. Isso sugere que, na prática organizacional, os papéis dessas lideranças podem se sobrepor, especialmente em ambientes menos estruturados em governança de dados. Além disso, os critérios utilizados no Índice de Validade de Conteúdo (IVC) mostraram que alguns itens estavam abaixo do esperado, o que já sinalizava problemas de representatividade.

Por exemplo, o conteúdo do item **ID3** (define medidas para reduzir silos de dados) pode ter se sobreposto ao do item **TD2** (democratiza o uso de ferramenta de dados), uma vez que ambos endereçam a um fenômeno comum que diz respeito a medidas para garantir ampla acessibilidade aos dados, quer seja por reduzir silos ou pela democratização de dados (Awasthi & George, 2020). E o conteúdo de **TD3** (define padrões de qualidade de dados) pode ter se confundido com de **TD4** (define papéis e responsabilidades dos profissionais de dados), uma vez que na prática a diferença entre definir padrões, papéis e responsabilidades é tênue, pois ambas endereçam à governança de dados (Medeiros & Maçada, 2022). Algo semelhante pode ter ocorrido com o conteúdo da variável **ID1** (lidera iniciativas que transformam dados em resultados tangíveis para a organização) em relação à **TD1** (identifica quais dados tem valor estratégico para organização) pois ambas dizem respeito a etapas específicas da transformação de dados em valor, cujas nuances no contexto de análise em relação ao sucesso do projeto no

contexto de dados podem não ser tão facilmente diferenciáveis na percepção empírica comum.

E **VD1** (lidera o desenvolvimento de uma visão corporativa para projetos de dados) pode ter se confundido com **TD5** (define o portfólio de projetos de dados), pois, ambas se referem a gestão da estratégia de projetos de dados da organização. E, por fim, a **VD5** (lidera o processo de desenvolvimento da cultura de dados) demonstra pouca especificidade para um fenômeno como a cultura *data-driven* que é amplo e multidimensional, e, logo, pode ter pouco se discriminado de diversos outros itens das demais dimensões que também endereçam aspectos culturais como mentalidade, alfabetização em dados, acessibilidade a dados e governança de dados (Javed & Akhlaq, 2024).

Os resultados conceituais e empíricos também confirmam a validade da estrutura multidimensional proposta, contribuindo diretamente para preencher a lacuna teórica identificada. O modelo final, com 20 itens e 5 variáveis, demonstra consistência interna e validade convergente em todas as dimensões, com AVE superiores a 0,50. Isso reforça a noção de que a liderança de dados não é um fenômeno unidimensional, mas multifacetado, envolvendo diferentes estilos de liderança com aspectos cognitivos, comportamentais, culturais, competências e ações específicos, conforme já sugerido por estudos qualitativos anteriores (Haude *et al.*, 2024; Mikalef *et al.*, 2021; Tabesh *et al.*, 2019). Ao operacionalizar essas dimensões de forma integrada, a presente escala permite análises mais sofisticadas sobre o papel da liderança em projetos analíticos.

Portanto, a evidência empírica suporta a hipótese H1, confirmando que a liderança de dados é um fator multifacetado que se reflete em 4 (quatro) dimensões (visionária, tomadora de decisão, impulsionadora e educadora).

5.2 Explorando a Relação entre os Tipos de Liderança de Dados com Sucesso do Projeto

A evidência empírica suporta as hipóteses H2a (visionária), H2c (impulsionadora) e H2c (educadora), confirmando que essas dimensões da liderança de dados estão positivamente relacionadas com o sucesso dos projetos de dados e analíticos. No entanto, surpreendentemente a hipótese H2b não foi suportada, isto é, não há confirmação empírica de que a liderança de dados tomadora de decisão afete o sucesso do projeto. Cada uma dessas descobertas será discutida a seguir.

(H2a) Liderança Visionária → Sucesso do Projeto [$\beta = 0.268$, p -Value > 0,05]

A evidência de significância estatística na relação de alta intensidade entre a liderança visionária e o sucesso do projeto confirma o papel reconhecido da visão estratégica no alinhamento organizacional (Fernandes *et al.*, 2022; Jansen *et al.*, 2009). Embora exerça influência em uma camada mais abstrata, a atuação visionária é essencial para definir rumos e inspirar transformações de longo prazo. Logo, quando o foco da análise recai sobre entregas específicas de projetos (como escopo, valor gerado ou alinhamento operacional) os efeitos da liderança visionária podem ser percebidos. Contudo, há se reconhecer que em muitas organizações a visão estratégica em dados ainda não está plenamente internalizada ou disseminada (Medeiros, Hoppen, & Maçada, 2020; Quach *et al.*, 2022), o que limita sua eficácia prática no ciclo de vida dos projetos.

(H2b) Liderança Tomadora de Decisão → sucesso do projeto [$\beta = 0.045$, p -Value > 0,05]

O achado mais surpreendente é a relação fraca entre a liderança tomadora de decisão e o sucesso do projeto, na qual não se observa significância estatística. Uma hipótese para explicar esse resultado está na possível confusão entre controle e confiança: líderes excessivamente centrados em governança e padronização podem, em certos contextos, engessar a fluidez dos projetos e dificultar a inovação. Além disso, as práticas de governança e decisão podem ser percebidas como distantes da execução e, por vezes, desconectadas da entrega de valor. Também é possível que a dificuldade prática de operacionalizar governança de dados em organizações com baixa maturidade gere frustração ou resistência, impactando negativamente os resultados dos projetos. Esses indícios merecem investigação aprofundada em estudos futuros.

(H2c) Liderança Impulsionadora → sucesso do projeto [$\beta = 0.296$, p -Value = 0.001]

A forte e significativa relação observada entre a liderança impulsionadora e o sucesso do projeto sugere que a capacidade de operacionalizar a estratégia de dados é um fator determinante na geração de resultados tangíveis (Baecker *et al.*, 2025; Medeiros, Maçada, & Freitas, 2020). Essa dimensão envolve ações como implementar casos de uso, gerenciar fluxos de trabalho e integrar especialistas, elementos que se conectam diretamente à execução eficaz dos projetos. A literatura já destaca que a ausência de integração entre tecnologia, processos e pessoas é uma das principais causas de falhas em iniciativas analíticas (Brocchi *et al.*, 2018; Saif, 2020), o que pode justificar o peso elevado dessa liderança no sucesso. É possível inferir que, em contextos organizacionais complexos, a atuação pragmática e coordenadora do líder impulsionador exerce papel crítico para transformar potencial analítico em valor real.

(H2d) Liderança Educadora → sucesso do projeto [$\beta = 0.259$, p -Value > 0,05]

A relação positiva de intensidade alta entre a liderança educadora e o sucesso do projeto corrobora a ideia de que o desenvolvimento de competências analíticas e a promoção de uma cultura orientada por dados são condições importantes, ainda que de efeitos mais difusos e de longo prazo na mudança para um *mindset data-driven* (Huynh, Veglio, & Gunkel, 2025; Javed & Akhlaq, 2024; Medeiros & Maçada, 2022). Investimentos em alfabetização em dados elevam a maturidade analítica da organização (Cezar & Maçada, 2021; Medeiros, Hoppen, & Maçada, 2020) e reduzem os riscos de insucesso dos projetos, mas seus efeitos podem não ser imediatos. Contudo, embora essa liderança fortaleça a base cultural e cognitiva para decisões orientadas por dados, sua contribuição direta ao sucesso dos projetos específicos tende a ser indireta e progressiva.

Em suma, os achados indicam relações com intensidades distintas entre as dimensões de liderança de dados e o sucesso do projeto. Essas evidências oferecem *insights* sobre em que medida os tipos de liderança podem influenciar no sucesso do projeto no contexto de dados.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O estudo atingiu plenamente seu objetivo de desenvolver e validar uma escala para mensuração dos tipos de liderança de dados e sua relação com o sucesso dos projetos de dados. Com base em evidências reunidas nos processos de validade de face e de conteúdo, bem como com a realização da análise fatorial, o instrumento de pesquisa foi desenvolvido e validado. Espera-se que o instrumento contribua para o avanço teórico no campo da gestão e liderança de dados, ao oferecer uma base empírica para investigações futuras, e para a prática organizacional, ao fornecer uma ferramenta diagnóstica aplicável

em processos de desenvolvimento, capacitação e alinhamento estratégico de lideranças em ambientes orientados por dados.

O **Apêndice A** apresenta a versão final da escala.

6.1 Implicações Teóricas Gerenciais

Este estudo se destaca em termos de originalidade e inovação ao desenvolver e validar empiricamente a primeira escala multidimensional de liderança de dados, estabelecendo a relação entre diferentes tipos de liderança e o sucesso dos projetos de dados. Além disso, a padronização dos perfis de liderança de dados, aliada à validação inicial de seus indicadores, constitui uma base para investigações empíricas, além de permitir comparações inter-organizacionais.

Do ponto de vista prático, a escala oferece uma ferramenta útil para gestores, consultores e profissionais de dados que desejam diagnosticar os perfis de liderança presentes em suas organizações. A identificação desses perfis pode subsidiar ações de desenvolvimento, programas de capacitação e estratégias para alinhar estilos de liderança aos objetivos de projetos orientados por dados. Além disso, o instrumento favorece a construção de uma cultura organizacional baseada em dados.

6.2 Limitações e Estudos Futuros

Apesar de a amostra de 91 participantes ter superado o requisito mínimo estabelecido de 85 respostas, é importante reconhecer que, para um maior poder estatístico e capacidade de generalização dos resultados, uma amostra de tamanho superior seria o cenário mais desejável. Essa limitação pode influenciar a extensão em que as descobertas deste estudo podem ser extrapoladas para populações mais amplas ou para diferentes contextos, sugerindo que futuras pesquisas com um número maior de participantes poderiam aprofundar e validar ainda mais os achados aqui apresentados.

As evidências de validade de face e conteúdo e análise fatorial aqui apresentadas fornecem sustentação para etapas futuras, como modelagens de equações estruturais para teste de hipóteses de modelos de pesquisa que possibilitem investigar o relacionamento dessas com outras variáveis (Hair *et al.*, 2022). Diversas são as possibilidades já que a liderança se interrelaciona com outros construtos correlatos à governança e gestão da cultura *data-driven*, como, por exemplo, *data literacy*, *mindset data-driven*, *data stewardship*, *data-driven decision-making*, agilidade ou desempenho organizacional, dentre outros.

Recomenda-se, ainda, que pesquisas futuras ampliem a amostra de respondentes e conduzam análises adicionais, incluindo a investigação da variação de desempenho dos projetos em função do setor organizacional e do nível de maturidade em gestão. Essas análises podem reforçar a robustez e a aplicabilidade da escala em diferentes contextos. A continuidade desse processo de validação poderá consolidar a escala como um instrumento confiável para a mensuração da liderança de dados e seu impacto no sucesso dos projetos de dados.

REFERÊNCIAS

- Abraham, R., Schneider, J., & vom Brocke, J. (2019). Data governance: A conceptual framework, structured review, and research agenda. *International Journal of Information Management*, 49, 424–438.
- Adrian, C., Abdullah, R., Jusoh, Y., & Atan, R. (2019). A Content Validity Study for Big Data Analytics Implementation Model (p. 5).

- Afzal, M. H. B. (2014). Large Scale IT Projects: Study and Analysis of Failures and Winning Factors. *IETE Technical Review*, 31(3), 214–219.
- Ahmed, R., Shaheen, S., & Philbin, S. P. (2022). The role of big data analytics and decision-making in achieving project success. *Journal of Engineering and Technology Management*, 65, 101697.
- Atkinson, R. (1999). Project management: Cost, time and quality, two best guesses and a phenomenon, its time to accept other success criteria. *International Journal of Project Management*, 17(6), 337–342.
- Awasthi, P., & George, J. J. (2020). A Case for Data Democratization, in Proceedings of the 26th *Americas Conference on Information Systems (AMCIS)* (Vol. 23), Virtual conference, August 10.
- Baecker, J., Weking, J., Hein, A., & Krcmar, H. (2025). Organizational data strategy: Unveiling key elements and strategic types. *Journal of Information Technology*, 0(0).
- Brocchi, C., Grande, D., Rowshankish, K., Saleh, T., & Weinberg, A. (2018). Designing a data transformation that delivers value right from the start. *McKinsey and Company*, October.
- Cezar, B. G.d.S, & Maçada, A. C. G. (2021). *Data literacy* and the cognitive challenges of a data-rich business environment: an analysis of perceived data overload, technostress and their relationship to individual performance. *Aslib Journal of Information Management*, 73(5), 618–638.
- Davis, L. L. (1992). Instrument review: Getting the most from a panel of experts. *Applied Nursing Research*, 5(4), 194–197.
- Deloitte. (2020). *Data literacy*, success, analytics. Deloitte, Belgium.
<https://www2.deloitte.com/be/en/pages/technology/articles/data-literacy.html>
- Faria, M. M. de. (2010). Card Sorting: Noções sobre a técnica para teste e desenvolvimento de categorizações e vocabulários. *RDBCI: Revista Digital de Biblioteconomia e Ciência da Informação*, 8(1), Artigo 1.
- Faul, F., Erdfelder, E., Buchner, A., & Lang, A. G. (2009). Statistical power analyses using G* Power 3.1: Tests for correlation and regression analyses. *Behavior research methods*, 41(4), 1149–1160.
- Fernandes, C. I., Veiga, P. M., Ferreira, J. J., Rammal, H. G., & Pereira, V. (2022). Assessing strategic leadership in organizations: Using bibliometric data to develop a holistic model. *Journal of Business Research*, 141, 646–655.
- Ferraris, A., Mazzoleni, A., Devalle, A., & Couturier, J. (2018). Big data analytics capabilities and knowledge management: Impact on firm performance. *Management Decision*, 57(8), 1923–1936.
- Ferreira, C., Merendino, A., & Meadows, M. (2023). Disruption and Legitimacy: Big Data in Society. *Information Systems Frontiers*, 25(3), 1081–1100.
- Fleck, M. M., & Maçada, A. C. G. (2025). Leadership in Management Information Systems: A Systematic Review. *AMCIS 2025 Proceedings*.
- Gartner. (2021). 3 Ways to Be an Influential Chief Data Officer. Gartner.
<https://www.gartner.com/en/publications/3-ways-for-chief-data-officers-to-grow-their-influence-and-business-impact>
- Gartner. (2024). *Gartner Predicts 80% of D&A Governance Initiatives Will Fail by 2027, Due to a Lack of a Real or Manufactured Crisis*. Gartner.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E., & Tatham, R. L. (2019). *Multivariate data analysis*. Cengage learning, Hampshire, United Kingdom, 633.
- Hair, J., Hult, G. T. M., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2022). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)*.
- Haude, C., Blohm, I., & Lagardère, X. (2024). *How Lufthansa Shapes Data-Driven Transformation Leaders*. MIT Sloan Management Review.
- Hinkin, T. R. (1998). A Brief Tutorial on the Development of Measures for Use in Survey Questionnaires. *Organizational Research Methods*, 1(1), 104–121.
- Hudson, W. (2014). Card Sorting. <https://www.interaction-design.org/literature/book/the-encyclopedia-of-human-computer-interaction-2nd-ed/card-sorting>
- Huynh, M. T., Veglio, V., & Gunkel, M. (2025). Conceptualizing the data-driven mindset: An application of the mindset theory of action phases. *Technovation*, 146, 103293.

- Jansen, J. J. P., Vera, D., & Crossan, M. (2009). Strategic leadership for exploration and exploitation: The moderating role of environmental dynamism. *The Leadership Quarterly*, 20(1), 5–18.
- Janssen, M., Brous, P., Estevez, E., Barbosa, L. S., & Janowski, T. (2020). Data governance: Organizing data for trustworthy Artificial Intelligence. *Government Information Quarterly*, 37(3), 101493.
- Javed, B., & Akhlaq, A. (2024). A Systematic Review of Exploring the Multiple Dimensions of Data-Driven Culture. *International Journal of Trends and Innovations in Business & Social Sciences*, 2(4), 522–536.
- Kadarsah, D. R. A. K., Govindaraju, R., & Prihartono, B. (2023). The Role of Knowledge-Oriented Leadership in Fostering Innovation Capabilities: The Mediating Role of Data Analytics Maturity. *IEEE Access*, 11, 129683–129702. *IEEE Access*.
- Lee, Y., Madnick, S., Wang, R., Zhang, H., & Wang, F. (2014). A Cubic Framework for the Chief Data Officer: Succeeding in a World of Big Data. *MIS Quarterly Executive*, 13(1).
- Lynn, M. R. (1986). Determination and quantification of content validity. *Nursing Research*, 35(6), 382–385.
- MacKenzie, S., Podsakoff, P., & Podsakoff, N. (2011). Construct Measurement and Validation Procedures in MIS and Behavioral Research: Integrating New and Existing Techniques. *MIS Quarterly*, 35, 293–334.
- Medeiros, M. M. D., Hoppen, N., & Maçada, A. C. G. (2020). Data science for business: benefits, challenges and opportunities. *The Bottom Line*, 33(2), 149-163.
- Medeiros, M.M.d., & Maçada, A.C.G. (2022). Competitive advantage of data-driven analytical capabilities: the role of big data visualization and of organizational agility. *Management Decision*, 60(4), 953-975.
- Medeiros, M.M.d., Maçada, A.C.G., & Freitas Júnior, J.C.d.S. (2020). The Effect of Data Strategy on Competitive Advantage. *The Bottom Line*, 33(2), 201-216.
- Menukin, O., Mandungu, C., Shahgholian, A., & Mehandjiev, N. (2023). Guiding the integration of analytics in business operations through a maturity framework. *Annals of Operations Research*.
- Mikalef, P., van de Wetering, R., & Krogstie, J. (2021). Building dynamic capabilities by leveraging big data analytics: The role of organizational inertia. *Information & Management*, 58(6), 103412.
- Müller, R., & Tumer, J. R. (2007). Matching the project manager's leadership style to project type. *International Journal of Project Management*, 25(1), 21–32.
- Nisar, Q. A., Nasir, N., Jamshed, S., Naz, S., Ali, M., & Ali, S. (2020). Big data management and environmental performance: Role of big data decision-making capabilities and decision-making quality. *Journal of Enterprise Information Management*, 34(4), 1061–1096.
- Norena-Chavez, D., & Thalassinou, E. (2023). Impact of big data analytics in project success: Mediating role of intellectual capital and knowledge sharing. *Journal of Infrastructure, Policy and Development*, 7(3), Artigo 3.
- Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., Lee, J. Y., & Podsakoff, N. P. (2003). Common method biases in behavioral research: a critical review of the literature and recommended remedies. *Journal of applied psychology*, 88(5), 879.
- Polit, D. F., & Beck, C. T. (2006). The content validity index: Are you sure you know what's being reported? Critique and recommendations. *Research in Nursing & Health*, 29(5), 489–497.
- Qlik, & Accenture. (2022). *The seven principles of data literacy*. The Data literacy Project.
- Quach, S., Thaichon, P., Martin, K. D., Weaven, S., & Palmatier, R. W. (2022). Digital technologies: tensions in privacy and data. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 1-25.
- Righi, C., James, J., Beasley, M., Day, D. L., Fox, J. E., Gieber, J., Howe, C., & Ruby, L. (2013, maio 7). Card Sort Analysis Best Practices—JUX. *JUX- The Journal of User Experience*.
- Saif, T. H. D., Nitin Mittal, and Irfan. (2020, fevereiro 3). *What Separates Analytical Leaders From Laggards?* MIT Sloan Management Review.
- Schmidt, D. H., van Dierendonck, D., & Weber, U. (2023). The data-driven leader: Developing a big data analytics leadership competency framework. *Journal of Management Development*, 42(4), 297–326.
- Serrador, P., & Tumer, R. (2015). The relationship between project success and project efficiency. *Project Management Journal*, 46(1), 30-39.

- Shamim, S., Zeng, J., Shariq, S. M., & Khan, Z. (2019). Role of big data management in enhancing big data decision-making capability and quality among Chinese firms: A dynamic capabilities view. *Information & Management*, 56(6), 103135.
- Shao, Z. (2019). Interaction effect of strategic leadership behaviors and organizational culture on IS-Business strategic alignment and Enterprise Systems assimilation. *International Journal of Information Management*, 44, 96–108.
- Sharma, R., Mithas, S., & Kankanhalli, A. (2014). Transforming decision-making processes: A research agenda for understanding the impact of business analytics on organisations. *European Journal of Information Systems*, 23(4), 433–441.
- Shenhar, A. J., & Dvir, D. (2007). *Reinventing project management: the diamond approach to successful growth and innovation*. Harvard Business Review Press.
- Shenhar, A. J., Tishler, A., Dvir, D., Lipovetsky, S., & Lechler, T. (2002). Refining the search for project success factors: A multivariate, typological approach. *R&D Management*, 32(2), 111–126.
- Shenhar, A., & Holzmann, V. (2017). The Three Secrets of Megaproject Success: Clear Strategic Vision, Total Alignment, and Adapting to Complexity. *Project Management Journal*, 48(6), 29–46.
- Shenhar, A., Holzmann, V., Dvir, D., Shabtai, M., Zonnenshain, A., & Orhof, O. (2020). If You Need Innovation Success, Make Sure You've Got the Right Project. *IEEE Engineering Management Review*, PP, 1–1.
- Tabesh, P., Mousavidin, E., & Hasani, S. (2019). Implementing big data strategies: A managerial perspective. *Business Horizons*, 62(3), 347–358.
- Turner, R., & Zolin, R. (2012). Forecasting Success on Large Projects: Developing Reliable Scales to Predict Multiple Perspectives by Multiple Stakeholders over Multiple Time Frames. *Project Management Journal*, 43(5), 87–99.
- Wood, J., & Wood, L. (2008, novembro 7). Card Sorting: Current Practices and Beyond - JUX. *JUX - The Journal of User Experience*, Volume 4, 1–6.
- Zhang, Q., Sun, X., & Zhang, M. (2022). Data Matters: A Strategic Action Framework for Data Governance. *Information & Management*, 59(4), 103642.
- Zhao, G., Xie, X., Wang, Y., Liu, S., Jones, P., & Lopez, C. (2024). Barrier analysis to improve big data analytics capability of the maritime industry: A mixed-method approach. *Technological Forecasting and Social Change*, 203, 123345.

APÊNDICE A – INSTRUMENTO DE PESQUISA VALIDADO

Constructo	Item
Visionário de Dados	VD3. Incentiva o amplo uso de dados em projetos da organização.
	VD4. Incentiva a construção de projetos de inovação com dados.
	TD1. Identifica quais dados tem valor estratégico para organização.
Tomador de Decisão de Dados	VD2. Lidera a priorização estratégica dos projetos de dados.
	TD4. Define papéis e responsabilidades dos profissionais de dados.
	TD5. Define o portfólio de projetos de dados.
Impulsionador de Dados	ID2. Apoia a implementação de casos de uso baseados em dados.
	ID4. Integra especialistas em dados nos fluxos de trabalho.
	ID5. Gerencia o desenvolvimento de projetos de dados.
Educador de Dados	ID3. Define medidas para reduzir silos de dados.
	ED1. Promove o aprendizado de novas habilidades em dados.
	ED2. Apoia o desenvolvimento contínuo de especialização em dados.
	ED3. Conduz programas para desenvolver a <i>data literacy</i> .
	ED4. Incentiva a troca de conhecimentos relacionados a dados entre equipes multifuncionais.
	SP1. Garante a eficiência do projeto, assegurando entregas dentro dos padrões estabelecidos.
	SP2. Fomenta o bem-estar da equipe no ambiente de trabalho.

Sucesso do Projetos	SP3. Garante que os projetos atendam às necessidades dos clientes e agreguem valor às suas operações.
	SP4. Certifica-se que os projetos estejam alinhados ao crescimento organizacional, gerando impacto positivo no desempenho financeiro.
	SP5. Promove os efeitos de longo prazo dos projetos, preparando a organização para desafios e oportunidades futuras.

Nota 1: Destaca-se itens cuja dimensão foi alterada na análise fatorial; demais itens permaneceram inalterados.

Nota 2: Variáveis removidas na fase empírica: VD1. Lidera o desenvolvimento de uma visão corporativa para projetos de dados; VD5. Lidera o processo de desenvolvimento da cultura de dados; TD2. Democratiza o uso de ferramenta de dados; TD3. Define padrões de qualidade de dados; ID1. Lidera iniciativas que transformam dados em resultados tangíveis para a organização.

CAPÍTULO IV – ARTIGO 3. O EFEITO DA LIDERANÇA DE DADOS NO SUCESSO DO PROJETO DE DADOS: O PAPEL MEDIADOR DA *DATA LITERACY*

Resumo

Este estudo investiga como diferentes tipos de liderança de dados influenciam o sucesso dos projetos de dados, considerando a *data literacy* como mecanismo mediador. Com base em um modelo teórico que integra quatro tipos de liderança de dados — visionária, tomadora de decisão, impulsionadora e educadora —, o estudo investiga como cada uma delas influencia a *data literacy* e, conseqüentemente, o sucesso dos projetos de dados. A partir de um *survey* com 311 profissionais atuantes em iniciativas de dados, os resultados obtidos por meio de modelagem de equações estruturais (PLS-SEM) demonstram que lideranças operacionais (impulsionadora e educadora) exercem efeitos diretos sobre o sucesso dos projetos, enquanto lideranças estratégicas (visionária e tomadora de decisão) atuam de forma indireta por meio da *data literacy*. Os achados evidenciam que a *data literacy* desempenha papel mediador robusto em todas as relações analisadas, consolidando-se como uma capacidade sociocognitiva central para transformar visão, governança e coordenação técnica em desempenho efetivo de projetos de dados. O estudo contribui para a literatura ao propor e testar um modelo integrador sobre liderança de dados, *data literacy* e sucesso dos projetos de dados, oferecendo implicações teóricas e gerenciais para organizações que buscam fortalecer sua maturidade analítica.

Palavras-chave: Liderança de Dados, *Data Literacy*, Sucesso do Projeto de Dados

THE EFFECT OF DATA LEADERSHIP ON DATA PROJECT SUCCESS: THE MEDIATING ROLE OF DATA LITERACY

Abstract

This study investigates how different types of data leadership influence the success of data projects, considering data literacy as a mediating mechanism. Based on a theoretical model that integrates four types of data leadership—visionary, decision-maker, driver, and educator—the study investigates how each of them influences data literacy and, consequently, the success of data projects. From a survey of 311 professionals working in data initiatives, the results obtained through structural equation modeling (PLS-SEM) demonstrate that operational leadership (driver and educator) exerts direct effects on the success of projects, while strategic leadership (visionary and decision-maker) acts indirectly through data literacy. The findings show that data literacy plays a robust mediating role in all the relationships analyzed, consolidating itself as a central socio-cognitive capacity to transform vision, governance, and technical coordination into effective performance of data projects. This study contributes to the literature by proposing and testing an integrative model of data leadership, data literacy, and the success of data projects, offering theoretical and managerial implications for organizations seeking to strengthen their analytical maturity.

Keywords: *Data Leadership, Data literacy, Data Project Success*

O EFEITO DA LIDERANÇA DE DADOS NO SUCESSO DO PROJETO DE DADOS: O PAPEL MEDIADOR DA *DATA LITERACY*

1 INTRODUÇÃO

A rápida evolução e complexidade dos ecossistemas digitais têm ampliado o valor dos dados e levado organizações a expandir suas capacidades de dados, business intelligence, analytics e inteligência artificial (IA), elementos centrais de processos contemporâneos de transformação orientada por dados (Kesari, 2025; Solanki *et al.*, 2024). Contudo, apesar desse investimento, muitas iniciativas falham em gerar impacto estratégico porque a capacidade de transformar dados em valor depende de fatores humanos, cognitivos e organizacionais, e não apenas de tecnologia (Rooijen *et al.*, 2025).

Evidências recentes de mercado indicam que apenas 5% das organizações afirmam possuir as capacidades necessárias para capturar valor de iniciativas digitais (Guggenberger *et al.*, 2023). De forma consistente, pesquisas acadêmicas demonstram que a adoção coordenada de processos, papéis, práticas analíticas e estruturas organizacionais é determinante para que capacidades digitais se traduzam em desempenho organizacional (Medeiros *et al.*, 2021). Nesse contexto, em um ambiente em que o conhecimento é distribuído entre pessoas, sistemas e algoritmos, a liderança emerge como mecanismo central de integração, conectando estratégia, tecnologia e cultura organizacional (Sacavém *et al.*, 2025).

Embora avanços em IA tenham intensificado o foco na adoção tecnológica, pesquisas mostram que na ausência da maturidade de dados e de competências humanas adequadas, o potencial analítico permanece subaproveitado (Bankins *et al.*, 2024; Batista *et al.*, 2025; Mikalef *et al.*, 2021). Nesse sentido, compreender como capacidades humanas e condições organizacionais moldam a transformação de dados em resultados torna-se decisivo para explicar o Sucesso dos Projetos de Dados (SP) (Gust *et al.*, 2017; Schmidt *et al.*, 2023).

A liderança de dados tem sido proposta como uma capacidade crítica para promover o alinhamento estratégico, garantir a governança e promover a adoção de práticas analíticas (Haude *et al.*, 2024; Lee *et al.*, 2014; Menukin *et al.*, 2023). A literatura identifica quatro dimensões centrais de lideranças de dados, Visionária (VD), Tomadora de Decisão (TD), Impulsionadora (ID) e Educadora (ED), que atuam de forma complementar para integrar pessoas, processos e tecnologia (Fleck & Maçada, 2025).

Paralelamente, a *Data Literacy* (DL) tem sido reconhecida como uma competência cognitiva essencial para interpretar, contextualizar e comunicar dados com clareza e responsabilidade (Cezar & Maçada, 2023; Koltay, 2016; Wolff *et al.*, 2016). No entanto, a relação entre lideranças, DL e SP permanece teoricamente fragmentada. Estudos reconhecem que lideranças estabelecem condições sociotécnicas que favorecem o desenvolvimento da DL, mas ainda há escassez de evidências empíricas que expliquem como essas capacidades interagem e influenciam o desempenho de projetos (Mikalef *et al.*, 2021; Shao, 2019).

Embora a literatura reconheça a relevância das lideranças em iniciativas analíticas, ainda é pouco compreendido por quais mecanismos essas práticas se convertem em desempenho. Os estudos tendem a assumir efeitos diretos da liderança, sem considerar o papel das capacidades cognitivas que permitem transformar orientação estratégica e governança em ação. A Knowledge-Based View (KBV) oferece uma explicação para esse mecanismo ao conceber a liderança como um arranjo social que gera impacto apenas quando mobiliza recursos baseados em conhecimento (Easterby-Smith & Prieto, 2008; Grant, 1996; Nonaka & Toyama, 2015). Nesse contexto, a DL funciona como a

capacidade sociocognitiva que integra, interpreta e aplica dados ao longo do ciclo de vida dos projetos (Cezar & Maçada, 2023; Ongena, 2022).

Portanto, o problema central abordado neste estudo é a falta de modelos integrados que expliquem os mecanismos pelos quais as lideranças de dados e a DL se combinam para influenciar o SP, um nível organizacional ainda pouco explorado na literatura de sistemas de informação.

Diante desse cenário, este estudo responde às seguintes Questões de Pesquisa:

QP1. *Como os diferentes tipos de liderança de dados influenciam o desenvolvimento da data literacy nas equipes?*

QP2. *Como os diferentes tipos de liderança de dados influenciam o sucesso dos projetos de dados?*

QP3. *Como a data literacy medeia a relação entre a liderança de dados e o sucesso dos projetos de dados?*

Este estudo contribui ao propor e testar um modelo teórico que posiciona a *data literacy* como mecanismo mediador entre a liderança de dados e o SP, explicando essa relação por meio de processos cognitivos e sociotécnicos. Do ponto de vista prático, os resultados orientam organizações interessadas em fortalecer suas capacidades analíticas por meio do desenvolvimento simultâneo de competências de liderança de dados e de *data literacy*.

A estrutura deste artigo está organizada em sete seções. A Seção 2 desenvolve a fundamentação teórica, apresentando os conceitos de liderança de dados, DL e SP, além dos mecanismos que sustentam o relacionamento entre esses constructos. A Seção 3 articula esses mecanismos para formular as hipóteses de pesquisa e introduz o modelo teórico que integra liderança de dados, DL e SP. A Seção 4 descreve o método, incluindo o desenho da pesquisa, os procedimentos de coleta, a amostra, o instrumento e as técnicas analíticas utilizadas. A Seção 5 apresenta os resultados obtidos por meio da modelagem PLS-SEM. A Seção 6 discute esses achados à luz da literatura, ressaltando suas implicações teóricas e práticas. Por fim, a Seção 7 sintetiza as contribuições finais, reconhece as limitações do estudo e propõe direções para pesquisas futuras.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A literatura recente em Sistemas de Informação destaca que a liderança desempenha papel central na coordenação de recursos, no alinhamento estratégico e na integração entre tecnologia e processos organizacionais (Fleck & Maçada, 2025). Em ambientes orientados por dados, essa liderança assume um caráter distintivo: além das competências tradicionais de gestão, requer habilidades relacionadas à interpretação, governança e tradução de evidências analíticas, mediando fronteiras entre tecnologia e negócio (Haude *et al.*, 2024; Schmidt *et al.*, 2023; Tabesh *et al.*, 2019).

Pesquisas sobre capacidades analíticas reforçam que o uso eficaz de dados depende da integração de elementos técnicos, humanos e organizacionais (Mikalef *et al.*, 2018). Sob essa perspectiva sociotécnica, a liderança de dados pode ser compreendida como uma capacidade que articula práticas, competências e estruturas para viabilizar decisões orientadas por dados (Sacavém *et al.*, 2025). Essa liderança opera coordenando processos, reduzindo incertezas e criando coerência interpretativa entre áreas, apoiada em mecanismos de governança que asseguram padronização, qualidade e consistência ao ciclo de vida dos dados, condições críticas para o desempenho organizacional em ecossistemas analíticos (Medeiros *et al.*, 2021; Schiuma *et al.*, 2024; Tigre *et al.*, 2025).

A partir de uma revisão sistemática da literatura, corroborada por achados de estudos de caso em organizações orientadas por dados, emergem quatro dimensões que estruturam o constructo liderança de dados (Fleck & Maçada, 2025; Haude *et al.*, 2024):

- i. **Visionário de Dados (VD)** estabelece direção estratégica e articula propósito para o uso de dados, reduzindo ambiguidade e orientando prioridades (Brocchi *et al.*, 2018; Fernandes *et al.*, 2022; Jansen *et al.*, 2009; Mikalef *et al.*, 2021; Shamim *et al.*, 2019; Shao, 2019).
- ii. **Tomador de Decisão de Dados (TD)** assegura governança, estrutura critérios e legitima o uso de evidências, fortalecendo a confiança no processo analítico (Abraham *et al.*, 2019; Brocchi *et al.*, 2018; Ferreira *et al.*, 2023; Haude *et al.*, 2024; Janssen *et al.*, 2020; Saif, 2020; Zhang *et al.*, 2022).
- iii. **Impulsionador de Dados (ID)** conecta processos e sistemas, promove a integração técnica e viabiliza a execução disciplinada (Brocchi *et al.*, 2018; Fernandes *et al.*, 2022; Haude *et al.*, 2024; Norena-Chavez & Thalassinou, 2023; Saif, 2020; Tabesh *et al.*, 2019; Zhang *et al.*, 2022).
- iv. **Educador de Dados (ED)** desenvolve capacidade analítica, estimula o aprendizado contínuo e consolida uma cultura orientada a dados (Ferraris *et al.*, 2018; Haude *et al.*, 2024; Kadarsah *et al.*, 2023; Mikalef *et al.*, 2021; Qlik & Accenture, 2022; Sharma *et al.*, 2014; Tabesh *et al.*, 2019).

2.1 Tipos de Liderança e Eixos de Atuação

A literatura em gestão de projetos e capacidades analíticas distingue papéis de liderança estratégicos, voltados ao direcionamento, governança e alinhamento organizacional, e papéis operacionais, orientados à execução, integração de processos e suporte cotidiano às equipes técnicas (Fleck & Maçada, 2025; Serrador & Rodney Turner, 2014; Shenhar *et al.*, 2002).

Nessa lógica, VD e TD aproximam-se de papéis estratégicos, pois atuam sobre visão, arquitetura decisória e condições organizacionais que sustentam o uso de dados (Haude *et al.*, 2024; Medeiros *et al.*, 2021; Shenhar *et al.*, 2020). Em contraste, ID e ED alinham-se a papéis operacionais ao desempenhar funções que incluem suporte técnico, integração entre equipes, tradução de conceitos analíticos e desenvolvimento contínuo de capacidades, práticas descritas por Haude *et al.* (2024) e Tabesh *et al.* (2019) como vinculadas ao andamento dos projetos e à entrega de resultados.

Além do nível de atuação, estudos recentes abordam competências que distinguem habilidades relacionadas a processos, sistemas e métodos de competências associadas à interpretação, comunicação e construção de sentido (Ongena, 2022; Ridsdale *et al.*, 2015; Tabesh *et al.*, 2019; Wolff *et al.*, 2016). Neste eixo de competências, a distinção desloca-se do domínio técnico, centrado em métodos, processos e operação de sistemas analíticos, para a capacidade de alfabetizar em dados e fortalecer a maturidade analítica da organização, ampliando a habilidade coletiva de interpretar, comunicar e aplicar evidências ao contexto decisório (Ongena, 2022; Ridsdale *et al.*, 2015; Tabesh *et al.*, 2019).

As lideranças VD e ED posicionam-se no extremo sociocognitivo por dependerem predominantemente de competências de interpretação, comunicação e construção de sentido (Ridsdale *et al.*, 2015; Wolff *et al.*, 2016). Em contraste, TD e ID situam-se no polo técnico, pois sua atuação demanda domínio de métodos, processos e critérios analíticos (Ongena, 2022; Tabesh *et al.*, 2019). No caso do TD, sua posição no polo técnico não se refere à execução operacional, mas à necessidade de rigor analítico e

aplicação de métodos estruturados para avaliar alternativas, riscos e critérios de decisão, conforme destacado por [Janssen et al. \(2020\)](#) e [Tabesh et al. \(2019\)](#). Assim, cada liderança se distribui ao longo desse eixo conforme a natureza das competências que ativa para produzir sentido, alinhamento e letramento, ou técnicas para sustentar execução, governança e qualidade analítica.

Importa destacar que a posição sociocognitiva da liderança VD não a aproxima do polo operacional. Os eixos da matriz representam dimensões distintas: enquanto o eixo estratégico–operacional descreve o nível de atuação das lideranças no ciclo do projeto, o eixo técnico–sociocognitivo refere-se ao tipo de competência mobilizada ([Ahmed et al., 2024](#); [Javed & Akhlaq, 2024](#)). A liderança visionária permanece estratégica porque opera na definição de direção, propósito e alinhamento organizacional, influenciando premissas de longo prazo ([Haude et al., 2024](#)). Simultaneamente, é sociocognitiva por atuar via construção de sentido, narrativa estratégica e interpretação compartilhada, mecanismos que reduzem ambiguidade e orientam prioridades coletivas ([Maran et al., 2021](#); [Ongena, 2022](#)). Portanto, sua natureza sociocognitiva não implica atuação tática, mas expressa seu papel simbólico e interpretativo dentro da função estratégica.

A combinação desses eixos, nível de atuação e competências, permite mapear as quatro dimensões da liderança de dados em uma matriz, apresentado na **Figura 1**.

	Operacional	Estratégico
Sociocognitivo	<p>Educador da Dados</p> <p>Ferraris et al. (2018); Haude et al. (2024); Kadarsah et al. (2023); Mikalef et al. (2021); Ongena (2022); Qlik & Accenture (2022); Sharma et al. (2014); Tabesh et al. (2019)</p>	<p>Visionário de Dados</p> <p>Brocchi et al. (2018); Fernandes et al. (2022); Haude et al. (2024); Jansen et al. (2009); Maran et al. (2021); Mikalef et al. (2021); Shamim et al. (2019); Shao (2019)</p>
Técnico	<p>Impulsionador de Dados</p> <p>Brocchi et al. (2018); Fernandes et al. (2022); Haude et al. (2024); Norena-Chavez & Thalassinis (2023); Saif (2020); Tabesh et al. (2019); Zhang et al. (2022)</p>	<p>Tomador de Decisão de Dados</p> <p>Abraham et al. (2019); Brocchi et al. (2018); Ferreira et al. (2023); Haude et al. (2024); Janssen et al. (2020); Saif (2020); Zhang et al. (2022)</p>

Figura 1. Modelo de Quadrantes dos Papéis de Liderança de Dados.

Essa estrutura evidencia que ID e ED representam tipos conectados ao cotidiano dos projetos, influenciando execução, integração entre equipes e processos de aprendizagem contínua. VD e TD, por sua vez, atuam sobre premissas organizacionais e mecanismos de decisão, cujos efeitos se manifestam ao moldar direção, prioridades e condições para o uso dos dados.

Essas quatro dimensões não operam de forma isolada: representam papéis interdependentes que, combinados, permitem à organização gerar valor a partir dos dados por meio da articulação entre visão, governança, execução e desenvolvimento humano ([Schiuma et al., 2024](#); [Tigre et al., 2025](#); [Uhl-Bien & Arena, 2018](#)). A pesquisa de [Fleck & Maçada \(2025\)](#) evidencia que cada tipo de liderança de dados mobiliza responsabilidades e competências específicas, adequadas a diferentes momentos e

desafios dos projetos de dados. Essa lógica é consistente com [Tabesh et al. \(2019\)](#), que mostram que diferentes fases do ciclo analítico, da geração de insights à execução e retroalimentação, mobilizam tarefas, atores e capacidades distintos, exigindo formas variadas de coordenação, comunicação e suporte gerencial.

A literatura clássica de gestão de projetos reforça essa orientação contingencial. [Shenhar & Dvir \(2007\)](#) demonstram que a eficácia do projeto depende da adaptação do estilo de liderança às mudanças de complexidade, incerteza e maturidade ao longo das fases. De modo semelhante, [Turner & Müller \(2005\)](#) destacam que o papel do líder evolui à medida que avançam as etapas do ciclo de vida, exigindo diferentes abordagens de orientação, de tomada de decisão e de integração entre as partes interessadas. Assim, tanto nos projetos tradicionais quanto nos de dados, a liderança opera como um mecanismo dinâmico, ajustando-se às demandas específicas de cada momento para garantir alinhamento, aprendizado e entrega de valor.

3 HIPÓTESES E MODELO DE PESQUISA

3.1 Liderança de Dados e Sucesso dos Projetos de Dados

Tradicionalmente, o sucesso em projetos era definido pelos critérios do “Triângulo de Ferro”, custo, tempo e escopo ([Atkinson, 1999](#)). Contudo, estudos mais recentes sugerem que, em iniciativas de tecnologia, como projetos de dados, essa definição é insuficiente, dada a incerteza técnica, a dependência de múltiplas áreas e a necessidade de alinhamento organizacional ([Shenhar et al., 2020](#)).

Projetos de dados exigem uma integração profunda entre tecnologia, processos e capacidades humanas ([Tabesh et al., 2019](#)). Assim, o sucesso de um projeto deve ser entendido de forma multidimensional, incorporando impacto no cliente, benefícios estratégicos e desenvolvimento de capacidades organizacionais ([Serrador & Turner, 2014](#)).

A literatura demonstra que falhas em projetos de dados frequentemente estão associadas não a problemas técnicos, mas a deficiências de liderança, comunicação, integração entre áreas e falta de clareza interpretativa ([Afzal, 2014](#); [Mikalef et al., 2018](#)). Lideranças capazes de ajustar práticas ao grau de inovação e de complexidade têm maior impacto sobre os resultados ([Shenhar & Holzmann, 2017](#); [Turner & Müller, 2005](#)).

[Fleck e Maçada \(2025\)](#) identificaram competências-chave associadas à liderança em projetos. Essas competências representam capacidades observadas na literatura que permitem aos líderes conduzir projetos complexos de tecnologia e dados. A partir dessa revisão, tais competências foram sintetizadas em mecanismos explicativos mais amplos que descrevem como a liderança influencia os resultados de projetos de dados.

(1) Direcionamento estratégico: líderes estabelecem uma visão clara, reduzem incertezas e orientam as prioridades e a alocação de recursos, elemento central para o desempenho em contextos de alta complexidade ([Shenhar & Holzmann, 2017](#); [Turner & Zolin, 2012](#)).

(2) Governança e tomada de decisão: ao definir critérios transparentes, padrões de uso de evidências e mecanismos de coordenação, a liderança fortalece a qualidade da tomada de decisão ao longo do ciclo analítico ([Tabesh et al., 2019](#)).

(3) Execução e cultura analítica: a liderança estimula práticas analíticas, o aprendizado contínuo e a integração técnica, criando condições organizacionais para que os dados sejam efetivamente incorporados aos processos ([Menukin et al., 2023](#); [Mikalef et al., 2018](#)).

A matriz apresentada na **Figura 1** não apenas diferencia as quatro dimensões de liderança de dados, mas também antecipa os mecanismos explicativos pelos quais cada liderança influencia o desempenho dos projetos. Tipos situados no quadrante estratégico, VD e TD, atuam sobre direcionamento, governança e alinhamento organizacional, mecanismos reconhecidos como determinantes para orientar prioridades e reduzir incertezas (Haude *et al.*, 2024; Müller & Turner, 2010; Turner & Müller, 2005). Já os tipos posicionados no quadrante operacional, ID e ED, conectam-se diretamente às rotinas de execução, integração técnica, aprendizagem e suporte cognitivo ao uso dos dados (Mikalef *et al.*, 2018; Sivarajah *et al.*, 2017; Tabesh *et al.*, 2019). Assim, a matriz fornece o fundamento conceitual que se desdobra na **Tabela 1**, onde esses mesmos quadrantes são traduzidos nos mecanismos que explicam como cada tipo de liderança contribui para o SP.

Tabela 1. Relação entre os mecanismos explicativos e os tipos de liderança de dados.

Mecanismo	Conexão	Tipo de Liderança de Dados	Referências
Direcionamento estratégico	Visão, Clareza, Redução de Incerteza	VD	Brocchi <i>et al.</i> (2018); Fernandes <i>et al.</i> (2022); Jansen <i>et al.</i> (2009); Shamim <i>et al.</i> (2019); Shao (2019)
Governança e tomada de decisão	Critérios, Padrões, Accountability	TD	Abraham <i>et al.</i> (2019); Ferreira <i>et al.</i> (2023); Janssen <i>et al.</i> (2020); Saif (2020); Zhang <i>et al.</i> (2022)
Execução e cultura analítica	Integração Técnica	ID	Brocchi <i>et al.</i> (2018); Fernandes <i>et al.</i> (2022); Mikalef <i>et al.</i> (2021); Saif (2020); Tabesh <i>et al.</i> (2019); Zhang <i>et al.</i> (2022)
	Aprendizado e Cultura	ED	Cezar & Maçada (2021); Kadarsah <i>et al.</i> (2023); Qlik & Accenture (2022); Sharma <i>et al.</i> (2014); Tabesh <i>et al.</i> (2019)

Esses três mecanismos podem ser diretamente associados às quatro dimensões de liderança de dados. O direcionamento estratégico é exercido principalmente pelo VD, responsável por estabelecer o propósito, reduzir incertezas e orientar as prioridades. A governança e a tomada de decisão se articulam com TD, que define critérios transparentes, estrutura padrões de uso de evidências e assegura consistência analítica. Já o mecanismo de execução e a cultura analítica se distribuem entre ID, que atua facilitando a integração de processos, tecnologias e fluxos operacionais, e ED, que desenvolve capacidades humanas, estimula o aprendizado contínuo e consolida uma cultura orientada por dados. Assim, os quatro tipos de liderança representam papéis complementares que operam de forma coordenada para viabilizar os mecanismos que conectam a liderança ao SP.

Com base nos elementos discutidos, as hipóteses que relacionam os tipos de liderança de dados ao SP são apresentadas a seguir:

H1. As tipologias de liderança de dados (a) visionária, (b) tomadora de decisão, (c) impulsionadora e (d) educadora influenciam positivamente o sucesso dos projetos de dados.

3.2 Liderança de Dados e *Data Literacy*

A DL tem sido amplamente reconhecida como uma competência essencial em ambientes organizacionais orientados por informação, especialmente diante do aumento da complexidade analítica e do volume de dados disponíveis (Abuzaid, 2024; Fleck & Maçada 2025; Koltay, 2015; Ridsdale *et al.*, 2015; Wolff *et al.*, 2016). Mais do que habilidades técnicas, a DL envolve a capacidade de interpretar, avaliar e comunicar dados de forma contextualizada e responsável (Cezar & Maçada, 2023). Evidências recentes sugerem que a DL atua como um mecanismo protetivo em ambientes ricos em dados, reduzindo a sobrecarga informacional e seus efeitos cognitivos e afetivos, como ansiedade, fadiga e comportamentos de evitação, ao mesmo tempo em que fortalece a capacidade de indivíduos e equipes transformarem dados em ações e em valor organizacional (Cezar & Maçada, 2021; Ongena, 2022).

Embora parte da literatura apresente DL como um conjunto de habilidades individuais, os estudos recentes mostram que sua formação e efetividade dependem fortemente das condições sociotécnicas e organizacionais, como infraestrutura, práticas de governança, cultura de dados e arranjos coletivos de uso e produção de dados (Cezar & Maçada, 2021; Gray *et al.*, 2018; Javed & Akhlaq, 2024; Koltay, 2016). Essa perspectiva é reforçada pela literatura de estratégia analítica, que demonstra que a capacidade de aprender com dados requer a presença simultânea de cultura orientada por evidências, governança clara e alinhamento estratégico, condições que moldam o desenvolvimento da competência analítica em nível coletivo (Medeiros *et al.*, 2021). De modo complementar, elementos como cultura analítica, clareza comunicacional, infraestrutura de dados e processos estruturados constituem ambientes que facilitam a aprendizagem e a prática analítica (Mikalef *et al.*, 2019; Ongena, 2022). Assim, a DL não emerge de maneira isolada, mas como resultado da interação entre capacidades humanas e contextos organizacionais que incentivam o uso de evidências (Gupta & George, 2016).

A partir dessa literatura, a DL pode ser compreendida como uma capacidade sociocognitiva que articula níveis individuais e organizacionais, manifestando-se em competências de interpretação, avaliação e comunicação de dados, sendo fortalecida por práticas coletivas de compartilhamento e discussão de evidências e sustentada por condições organizacionais como governança, infraestrutura, processos e cultura analítica (Javed & Akhlaq, 2024; Medeiros *et al.*, 2021; Ongena, 2022; Ridsdale *et al.*, 2015). Esses níveis interdependentes sustentam o uso consistente, responsável e orientado a resultados dos dados em contextos de projeto (Fattah *et al.*, 2025; Mikalef *et al.*, 2023).

Nesse processo, a liderança desempenha papel central. Mesmo que a literatura de DL seja predominantemente técnica e educacional, estudos sobre transformação digital e cultura analítica mostram que líderes influenciam diretamente as capacidades cognitivas e informacionais das equipes ao comunicar o propósito, estabelecer expectativas claras e promover ambientes de aprendizagem contínua (Sacavém *et al.*, 2025; Solanki *et al.*, 2024). Ao reduzir incertezas, orientar as prioridades e atribuir significado ao uso de dados, as lideranças fortalecem a confiança, a clareza interpretativa e o engajamento no processo analítico (Javed & Akhlaq, 2024). Assim, a liderança de dados pode ser compreendida como um mecanismo que molda as condições organizacionais necessárias ao fortalecimento da DL (Sacavém *et al.*, 2025).

A partir das quatro dimensões da liderança de dados discutidas na seção anterior, é possível compreender como esse constructo opera em relação à DL. Estudos mostram que líderes que articulam propósito e direção estratégica tendem a reduzir a ambiguidade e favorecem a ampliação da compreensão coletiva sobre o valor do uso de dados (Javed & Akhlaq, 2024; Sacavém *et al.*, 2025; Solanki *et al.*, 2024). Lideranças focadas em governança e critérios decisórios reforçam padrões de qualidade da informação e

sustentam práticas responsáveis de interpretação de evidências (Tabesh *et al.*, 2019). A atuação das lideranças operacionais pode favorecer a integração entre processos, sistemas e fluxos de informação, criando condições que reduzem barreiras sociotécnicas que dificultam o aprendizado analítico (Mikalef *et al.*, 2018; Ongena, 2022). Por fim, lideranças orientadas ao desenvolvimento humano promovem a aprendizagem contínua, a confiança e a autonomia cognitiva, elementos centrais para o fortalecimento da DL (Cezar & Maçada, 2023; Sacavém *et al.*, 2025). Dessa forma, a liderança de dados atua moldando as dimensões cognitivas, técnicas e organizacionais do ambiente de trabalho, configurando um contexto no qual a DL pode se desenvolver e ser efetivamente aplicada (Tabesh *et al.*, 2019).

A partir desse conjunto de evidências teóricas, formulam-se as seguintes hipóteses de pesquisa:

H2. As tipologias de liderança de dados (a) visionária, (b) tomadora de decisão, (c) impulsionadora e (d) educadora influenciam positivamente a data literacy.

3.3 Data Literacy e Sucesso dos Projetos de Dados

Pesquisas apontam que organizações mais alfabetizadas em dados apresentam maior precisão interpretativa, menor retrabalho decorrente de erros analíticos e maior coerência na comunicação de indicadores, fatores que contribuem para decisões mais informadas ao longo do ciclo de vida dos projetos (Ongena, 2022). Evidências de mercado reforçam essa relação: empresas posicionadas no terço superior do *Data Literacy Index* apresentam 3% a 5% mais enterprise value, alcançando até US\$ 534 milhões adicionais em valor de mercado entre grandes corporações (Qlik, 2018).

Práticas e estruturas que sustentam a DL contribuem para fortalecer a maturidade organizacional e a capacidade de transformação, elementos diretamente associados ao SP (Salerno & Maçada, 2025). De forma consistente, evidências recentes indicam que níveis mais elevados de prontidão e maturidade ampliam a capacidade das equipes de transformar dados e tecnologias em resultados práticos (Batista *et al.*, 2025).

Embora a maior parte das evidências ainda seja correlacional, há consistência entre estudos acadêmicos e relatórios de mercado indicando que a DL atua como um recurso que aumenta a confiabilidade analítica, qualifica a interpretação de evidências e melhora a execução informada, contribuindo para o desempenho e os resultados dos projetos de dados (Cezar & Maçada, 2021; Ongena, 2022; Qlik & Accenture, 2022; Ridsdale *et al.*, 2015; Wolff *et al.*, 2016). Assim, propõe-se a hipótese abaixo:

H3. A data literacy influencia positivamente o sucesso dos projetos de dados.

3.4 Data Literacy como Mecanismo Mediador

A DL manifesta-se em diferentes níveis analíticos, cada qual associado a capacidades específicas (Ongena, 2022). No nível individual, envolve habilidades de interpretação, julgamento e pensamento crítico; no nível coletivo, competências de comunicação, alinhamento e compartilhamento de conhecimento; e, no nível organizacional, estruturas, valores e processos que asseguram o uso ético e eficaz dos dados. Esses níveis e seus resultados associados são apresentados na **Tabela 2**.

Tabela 2. Níveis de DL e Resultados Associados

Tabela 2. Níveis de DL e Resultados Associados.

Nível de Atuação	Descrição	Resultados Esperados	Referências
Individual	Capacidade pessoal de compreender, avaliar e utilizar dados para embasar decisões e resolver problemas, reduzindo a sobrecarga cognitiva e a fadiga mental.	Aumenta o pensamento crítico, a autonomia e a confiança no uso de dados, favorecendo o julgamento analítico.	Cezar & Maçada, (2021;2023); Ridsdale <i>et al.</i> (2015); Wolff <i>et al.</i> (2016)
Coletivo	Capacidade compartilhada de interpretar, comunicar e discutir dados de forma colaborativa, promovendo entendimento comum e reduzindo assimetrias de conhecimento.	Favorece a aprendizagem cruzada, a coordenação e a criatividade analítica.	Cezar & Maçada (2023); Ongena (2022); Ridsdale <i>et al.</i> (2015)
Organizacional	Integração de estruturas, processos e valores que asseguram a qualidade, a acessibilidade e a ética no uso dos dados, consolidando uma cultura orientada por evidências.	Sustenta a maturidade analítica, a confiança e a capacidade de transformação organizacional.	Koltay (2015). Ongena, (2022); Ridsdale <i>et al.</i> (2015)

A progressão entre os níveis demonstra que o potencial transformador dos dados depende da integração entre competências humanas e condições organizacionais habilitadoras (Mikalef *et al.*, 2023). Assim, indivíduos com competências analíticas bem desenvolvidas que atuam em ambientes estruturados por processos, governança e clareza informacional tendem a utilizar dados de forma mais consistente, confiável e orientada a resultados (Sengik & Maçada, 2022). Nesse contexto, práticas de liderança que estabelecem prioridades, reduzem barreiras informacionais e promovem ambientes de aprendizagem contínua influenciam diretamente o desenvolvimento da DL (Kesari, 2025; Kofford, 2025).

É nesse ponto que se estabelece o papel mediador de DL. Ao orientar a visão, criar rotinas analíticas, promover a governança e estimular o aprendizado contínuo, a liderança de dados atua sobre condições que favorecem o desenvolvimento da DL, tanto no nível individual quanto no coletivo e no organizacional (Haude *et al.*, 2024; Kesari, 2025; Lee *et al.*, 2014; Menukin *et al.*, 2023; Ongena, 2022; Schmidt *et al.*, 2023). A DL, por sua vez, funciona como o mecanismo cognitivo, cultural e processual que permite que a orientação da liderança se traduza em execução qualificada, interpretação adequada dos indicadores, redução de erros, comunicação analítica eficaz e maior capacidade de transformar evidências em decisões ao longo do ciclo de vida e do SP (Cezar & Maçada, 2021;2023; Kesari, 2025; Ongena, 2022). Com base no exposto, propõem-se as hipóteses abaixo:

H4. *Data literacy* medeia a relação entre as tipologias de liderança de dados (a) visionária, (b) tomadora de decisão, (c) impulsionadora e (d) educadora e o sucesso dos projetos de dados.

3.5 Modelo de Pesquisa

A fundamentação teórica do modelo apoia-se na KBV, segundo a qual o desempenho organizacional emerge da capacidade de mobilizar, integrar e aplicar conhecimento em contextos complexos (Grant, 1996; Easterby-Smith & Prieto, 2008). Nesse enquadramento, as lideranças de dados atuam como mecanismos sociotécnicos que estruturam processos de interpretação, aprendizagem e uso de informações, influenciando

tanto a execução dos projetos quanto o desenvolvimento de capacidades analíticas das equipes (Haude *et al.*, 2024; Mikalef & Gupta, 2023). A DL, entendida como capacidade sociocognitiva, representa o recurso intermediário por meio do qual práticas de liderança se convertem em desempenho, consistente com estudos que descrevem capacidades cognitivas como mediadoras essenciais entre liderança, tecnologia e resultados (Cezar & Maçada, 2023; Medeiros *et al.*, 2021; Fattah *et al.*, 2025). Assim, o modelo proposto examina como as quatro dimensões da liderança de dados influenciam o SP, direta e indiretamente, por meio da DL.

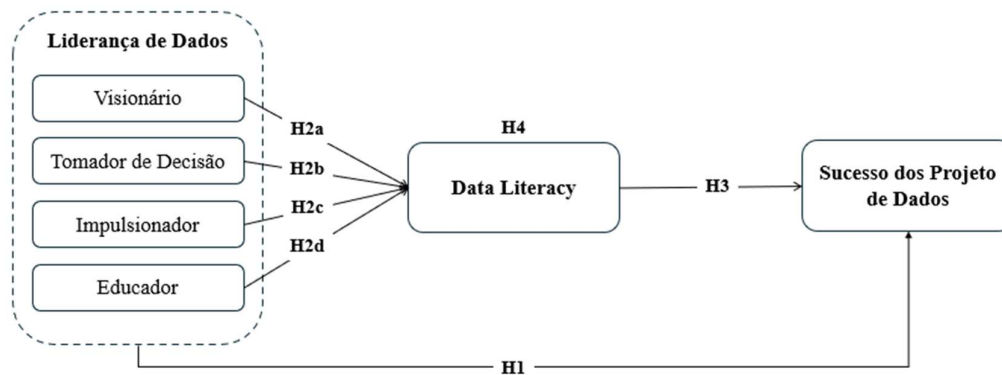


Figura 2. Modelo de Pesquisa.

De forma geral, o modelo teórico proposto sustenta que as quatro dimensões da liderança de dados influenciam o SP tanto por efeitos diretos quanto por meio da DL, que atua como mecanismo mediador. Assim, as lideranças moldam condições sociotécnicas que favorecem o desenvolvimento da DL, que, por sua vez, influencia positivamente o SP. A **Figura 2** apresenta o modelo teórico que integra essas relações.

4 MÉTODO

Este estudo adota uma abordagem quantitativa, de natureza explicativo–correlacional, com o objetivo de testar empiricamente o modelo teórico proposto e avaliar as relações entre liderança de dados, DL e SP. A pesquisa utiliza um *survey*, realizado por meio de questionário estruturado aplicado a profissionais que atuam em iniciativas de dados e analytics. A análise dos dados foi conduzida por meio de modelagem de equações estruturais via PLS-SEM, técnica apropriada para modelos complexos, variáveis latentes e avaliações preditivas, conforme recomendações de Hair *et al.*, (2019; 2022). As etapas metodológicas, incluindo procedimentos de coleta, amostragem, instrumentação e estratégias analíticas, são detalhadas nas subseções seguintes.

4.1 Procedimentos de Coleta e Amostra

A pesquisa utilizou um questionário eletrônico direcionado a profissionais atuantes em gestão, análise e ciência de dados, abrangendo diferentes setores econômicos e portes organizacionais. A estratégia de amostragem adotada foi não probabilística por conveniência, prática amplamente utilizada em estudos quantitativos aplicados a ambientes organizacionais complexos (Hair *et al.*, 2019).

Após as etapas de limpeza, verificação de consistência e exclusão de casos com missing data extensivo, obteve-se uma amostra final de 311 respondentes válidos. Esse tamanho amostral representa aproximadamente 10,7 respondentes por item (29 itens), superando as recomendações clássicas para análises fatoriais e modelagem por equações estruturais, que sugerem entre 5 e 10 observações por variável para garantir estabilidade e poder estatístico adequado (Hair *et al.*, 2019; Kline, 2016).

Os participantes ocupavam posições técnicas, de negócio ou de liderança intermediária, refletindo a heterogeneidade necessária para investigar fenômenos sociotécnicos associados à liderança de dados, à maturidade analítica e ao desempenho de projetos.

4.2 Instrumento de Pesquisa

O instrumento utilizado foi composto por três conjuntos de constructos, todos medidos em escala Likert de 5 pontos (1 = discordo totalmente; 5 = concordo totalmente).

(a) Data Literacy (5 itens) - Itens adaptados de estudos que conceituam DL em dados como um conjunto de capacidades cognitivas, comunicacionais e culturais necessárias para interpretar, avaliar e comunicar dados de forma responsável (Cezar & Maçada, 2023; Koltay, 2015; Wolff *et al.*, 2016). A seleção dos itens considerou evidências empíricas sobre o papel da DL como capacidade sociotécnica que influencia o desempenho analítico e a qualidade das decisões, conforme discutido em pesquisas sobre capacidades organizacionais baseadas em dados.

(b) Liderança de Dados (19 itens) - Os itens referentes aos quatro tipos de liderança VD, TD, ID e ED provêm do estudo Data Leadership Scale: Validation and Analysis of its Relationship with Project Success, de Fleck *et al.* (2025). Os autores desenvolvem e validam empiricamente o instrumento de pesquisa. Nesse artigo, a escala passou por: validação de conteúdo e face via card sorting com sete especialistas, critérios de IVC $\geq 0,80$, AFE com indicadores robustos (KMO = 0,863; variância explicada = 71,62%; HTMT < 0,85). A adoção desta escala validada atende às boas práticas recomendadas por MacKenzie *et al.* (2011), reduz o risco de erro de mensuração e assegura comparabilidade entre estudos, fortalecendo o caráter cumulativo da pesquisa.

(c) Sucesso do Projetos de Dados (5 itens) - O construto foi operacionalizado com itens baseados em modelos contemporâneos de avaliação de sucesso que ampliam o “triângulo de ferro” e incorporam impacto estratégico, geração de valor sustentável, adaptação à complexidade e benefícios organizacionais de longo prazo (Shenhar *et al.*, 2020; Shenhar & Holzmann, 2017; Shenhar, 2007; Turner & Zolin, 2012).

4.3 Procedimentos de Análise

A análise dos dados foi realizada no *SmartPLS 4* em duas etapas: avaliação do modelo de mensuração e estimação do modelo estrutural. Inicialmente, verificaram-se a confiabilidade e a validade das medidas, adotando-se o alfa de Cronbach e a confiabilidade composta para avaliar a consistência interna (valores $\geq 0,70$), bem como cargas fatoriais e AVE para estabelecer a validade convergente (cargas $\geq 0,70$ e AVE $\geq 0,50$). A validade discriminante foi avaliada pelos critérios de Fornell-Larcker e pelo índice HTMT (< 0,85), em consonância com os procedimentos adotados na validação de Fleck *et al.* (2025).

Após a confirmação da qualidade do modelo de mensuração, estimou-se o modelo estrutural por meio de PLS-SEM, com 5.000 reamostragens (bootstrapping), avaliando-se a significância dos coeficientes de caminho, o coeficiente de determinação (R^2), a

relevância preditiva (Q^2) obtida por blindfolding e o ajuste global pelo SRMR, considerando valores inferiores a 0,08 como adequados. Por fim, verificou-se a ausência de multicolinearidade por meio dos VIF ($< 5,0$) e avaliou-se o viés de método comum pelo teste de *full collinearity*, adotando-se o critério VIF $< 3,3$ conforme Kock (2015).

5 ANÁLISE DOS RESULTADOS

A análise dos resultados foi conduzida em duas etapas principais, conforme as diretrizes de Hair *et al.* (2019; 2022) para estudos baseados em PLS-SEM. Inicialmente, avaliou-se o modelo de mensuração, examinando a confiabilidade interna, validade convergente e validade discriminante dos construtos, a partir de indicadores como cargas fatoriais, Alfa de Cronbach, confiabilidade composta, AVE e HTMT. Em seguida, procedeu-se à avaliação do modelo estrutural, verificando colinearidade, significância dos coeficientes de caminho por meio de bootstrapping, tamanhos de efeito (f^2), coeficientes de determinação (R^2), relevância preditiva (Q^2) e ajuste global (SRMR). Também foram estimados os efeitos diretos, indiretos e totais, permitindo testar as hipóteses propostas e examinar o papel mediador da DL. As subseções a seguir apresentam detalhadamente os resultados obtidos em cada etapa.

5.1 Análise Descritiva da Amostra

A amostra foi majoritariamente masculina (75,5%). Quanto à formação acadêmica, identificou-se maior concentração em Administração, Economia ou Finanças (28,9%), seguida por Engenharia (21,3%), Análise e Desenvolvimento de Sistemas (14,1%) e Ciência da Computação (10%). Os participantes apresentam, em sua maioria, entre 4 e 8 anos de experiência no trabalho com dados, conforme detalhado na **Tabela 3**.

Tabela 3. Formação Acadêmica e Tempo de Trabalho com Dados da Amostra.

Formação			Tempo de Trabalho com Dados		
	N	(%)		N	(%)
Administração, Economia ou Finanças	84	27,0	Menos que 1 ano	15	4,8
Engenharia	62	19,9	De 1 a 3 anos	79	25,4
Análise e Desenvolvimento de Sistemas	41	13,2	De 4 a 8 anos	126	40,5
Ciência da Computação	29	9,3	De 9 a 15 anos	59	19,0
Estatística	20	6,4	Mais que 15 anos	32	10,3
Sistemas de Informação	8	2,6			
Física, Química ou Biologia Computacional	7	2,3			
Matemática	5	1,6			
Ciência de Dados	3	1,0			
Relações Internacionais	3	1,0			
Outro	49	15,8			

Quanto à experiência profissional, a amostra concentra-se majoritariamente em funções operacionais e técnicas. Destacam-se Analistas de Dados (30,9%), Engenheiros(as) de Dados (11,0%) e Cientistas de Dados (9%). Em cargos de liderança intermediária, identificaram-se Coordenadores(as) ou Supervisores(as) (8,7%) e Gerentes de Dados (8,4%). Os Analistas de Negócio representam 6,1% da amostra, enquanto as posições executivas, como C-levels ou Diretores(as) de Dados, correspondem a 4,5%.

A **Tabela 4** apresenta a distribuição completa dos cargos e dos setores de trabalho dos respondentes.

Tabela 4. Cargo e Setor de Atuação dos Respondentes.

Cargo	N	(%)	Setor	N	(%)
Analista de Dados	96	30,9	Tecnologia	75	24,1
Engenheiro(a) de Dados	37	11,9	Serviços Financeiros	44	14,1
Cientista de Dados	28	9,0	Comércio ou E-commerce	39	12,5
Coordenador(a)/Supervisor(a) de Dados	27	8,7	Consultoria ou Assessoria	27	8,7
Gerente de Dados	26	8,4	Saúde	26	8,4
Analista de Negócio	19	6,1	Indústria	25	8,0
C-level/ Diretor(a) de Dados	14	4,5	Governo	21	6,8
Pesquisador(a) de Dados	6	1,9	Agronegócio	11	3,5
Tech Lead	5	1,6	Educação	10	3,2
Data Product Manager	4	1,3	Transportes e Logística	6	1,9
Data Product Owner	3	1,0	Mídia	2	0,6
Assistente Administrativo	2	0,6	Varejo	2	0,6
Analytics Engineer	2	0,6	SaaS	2	0,6
Outro	42	13,5	Outro	21	6,8

Grande parte da amostra atua nas etapas centrais dos projetos de dados, sobretudo na análise e interpretação de informações (80,5%), no monitoramento de indicadores (70,6%) e na geração de insights (66,0%). Atividades operacionais de preparação também são frequentes, como limpeza e preparação de dados (63,4%), coleta (60,1%), modelagem (54,1%) e tomada de decisão baseada em dados (58,7%).

Em contraste, funções de maior especialização técnica ou ligadas à engenharia e à gestão apresentam menor participação, incluindo construção de pipelines (37,3%), coordenação de projetos (35,6%), gestão de times (32,0%), curadoria de dados (30,0%) e desenvolvimento de algoritmos (26,1%). O gráfico (**Figura 3**) sintetiza essa distribuição.

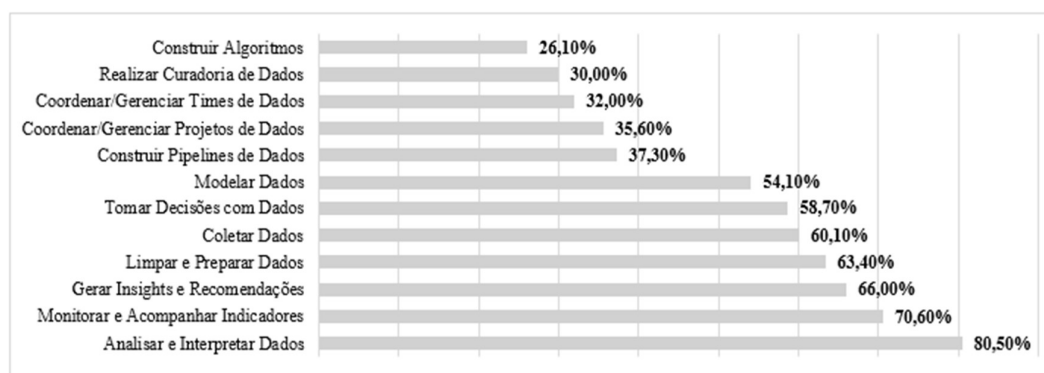


Figura 3. Distribuição das Atividades Associadas ao Trabalho com Dados.

De modo geral, os resultados indicam que a amostra é predominantemente composta por profissionais com atuação técnica e analítica, enquanto as atividades de gestão, coordenação e arquitetura são desempenhadas por uma parcela menor dos respondentes.

5.2 Teste de Viés de Método Comum

Como etapa preliminar, e considerando que os dados foram coletados por meio de autorrelato, avaliou-se a possibilidade de viés do método comum, (Common Method Bias – CMB), conforme as recomendações de Podsakoff *et al.* (2003). Aplicou-se o Teste de Fator Único de Harman, conduzindo-se uma análise fatorial exploratória sem rotação. Se o viés fosse substancial, um único fator dominante emergiria da solução fatorial.

Os resultados indicam que o primeiro fator explicou 40,9% da variância total, valor inferior ao limite de 50% usualmente adotado na literatura. Além disso, o teste de hipótese de fator único apresentou qui-quadrado $\chi^2(377) = 1574,12$; $p < 0,001$, rejeitando a hipótese de adequação de um modelo unifatorial. Esses achados sugerem que o viés do método comum não representa uma ameaça significativa à validade dos resultados.

5.3 Análise Fatorial Confirmatória

A Análise Fatorial Confirmatória (AFC) foi conduzida para examinar a estrutura preliminar dos construtos, conforme Hair *et al.* (2019, 2022). Foram verificadas a adequação da matriz de correlações (KMO e teste de Bartlett), a extração de fatores com autovalores superiores a 1, a rotação varimax e a qualidade dos itens por meio das cargas fatoriais, das comunalidades e da inspeção de cargas cruzadas.

Durante o processo, três itens (TD1, ID1 e VD3) foram removidos para aprimorar a validade discriminante, especialmente entre VD e ID. A análise inicial indicou valores de HTMT superiores a 0,90 entre esses fatores, sugerindo sobreposição conceitual. A retirada progressiva dos itens permitiu reduzir parte desta colinearidade. Essa decisão está alinhada às recomendações de Hair *et al.* (2019) para assegurar a clareza fatorial e a validade discriminante.

O Apêndice A apresenta a versão final da escala.

Concluída essa etapa, procedeu-se à avaliação completa dos modelos de mensuração e estrutural por meio de PLS-SEM.

5.4 Avaliação do Modelo de Pesquisa

5.4.1 Modelo de Mensuração

A técnica PLS-SEM foi utilizada para avaliar, inicialmente, o modelo de mensuração. Os critérios adotados seguiram Hair *et al.* (2019, 2022), incluindo cargas fatoriais acima de 0,70, confiabilidade interna adequada, AVE superior a 0,50, validade discriminante ($HTMT < 0,85$ – parâmetro conservador) e ajuste global do modelo por meio do SRMR ($< 0,08$).

Com a matriz ajustada, a estrutura fatorial obtida manteve coerência com o modelo teórico. Na sequência, foram avaliadas a confiabilidade interna e a validade convergente por meio do alfa de Cronbach, do rho_A, da Confiabilidade Composta (CR) e da Variância Média Extraída (AVE). Os resultados encontram-se na **Tabela 5**. Os indicadores apresentaram níveis adequados de confiabilidade interna (α e $CR > 0,70$) e de validade convergente ($AVE > 0,50$), confirmando a robustez dos construtos.

Tabela 5. Confiabilidade e validade convergente dos construtos.

Constructo	Cronbach's alpha	Composite reliability (rho_a)	Composite reliability (rho_c)	Average variance extracted (AVE)
DL	0.864	0.870	0.903	0.651
ED	0.866	0.874	0.909	0.716
ID	0.790	0.791	0.864	0.614
SP	0.832	0.849	0.882	0.603
TD	0.733	0.733	0.834	0.557
VD	0.808	0.812	0.875	0.637

A **Tabela 6** apresenta a matriz de HTMT entre os construtos. Observa-se validade discriminante satisfatória entre DL, SP e as dimensões de liderança de dados. Entretanto, três pares de construtos apresentaram valores acima do limite recomendado ($HTMT > 0,85$): ID–TD (0,881), ID–VD (0,897) e TD–VD (0,893). Esses resultados indicam que, embora os tipos de liderança de dados sejam definidos como teoricamente distintos, os resultados empíricos indicam que eles compartilham variância substancial. Fenômeno semelhante é documentado em estudos sobre capacidades analíticas em SI (Akter *et al.*, 2016), nos quais competências específicas tendem a emergir como configurações integradas de ordem superior, sustentadas por complementaridades entre recursos técnicos, cognitivos e organizacionais (Mikalef & Gupta, 2021; Schmidt *et al.*, 2023).

Nessa perspectiva, diferentes funções de liderança e capacidades analíticas não operam de forma isolada, mas como partes interdependentes de arranjos sociotécnicos mais amplos, que combinam recursos técnicos, práticas organizacionais e elementos culturais para viabilizar o uso de dados na tomada de decisão (Szukits & Móricz, 2024; Weber *et al.*, 2023).

Tabela 6. Matriz de Validade Discriminante (HTMT) entre os Construtos do Modelo.

Constructo	DL	ED	ID	SP	TD	VD
<i>Data literacy</i> (DL)	-	-	-	-	-	-
Educador de Dados (ED)	0.595	-	-	-	-	-
Impulsionador de Dados (ID)	0.631	0.842	-	-	-	-
Sucesso do Projeto de Dados (SP)	0.789	0.742	0.794	-	-	-
Tomador de Decisão de Dados (TD)	0.604	0.795	0.881	0.728	-	-
Visionário de Dados (VD)	0.613	0.797	0.897	0.736	0.893	-

À luz desses resultados, optou-se por manter o modelo de primeira ordem, uma vez que a exclusão adicional de itens comprometeria a validade de conteúdo dos construtos. A proximidade observada entre dimensões com HTMT alto, sugere a existência de complementaridades funcionais entre os tipos de liderança, coerentes com a natureza configuracional do construto.

5.4.2 Modelo Estrutural

O modelo estrutural apresentou ajuste global adequado ($SRMR = 0,06$) e ausência de multicolinearidade ($VIF < 3$). Os coeficientes de determinação indicam elevado poder explicativo: DL apresentou $R^2 = 0,651$ e SP apresentou $R^2 = 0,603$, evidenciando que as variáveis preditoras explicam uma parcela substancial da variância dos construtos

endógenos. A significância dos coeficientes estruturais foi avaliada por meio de bootstrapping com 5.000 subamostras (**Tabela 7**).

Tabela 7. Coeficientes do Modelo Estrutural (PLS-SEM).

Relação	β	p	Significância
ED → DL	0.203	0.009	significativo
ID → DL	0.183	0.039	significativo
VD → DL	0.173	0.041	significativo
TD → DL	0.110	0.152	não significativo
ED → SP	0.195	0.000	significativo
ID → SP	0.073	0.013	significativo
VD → SP	0.097	0.129	não significativo
TD → SP	0.073	0.227	não significativo
DL → SP	0.401	0.000	significativo

Os resultados mostram que as dimensões ED, ID e VD influenciam significativamente a DL, enquanto a dimensão TD não apresentou efeito estatisticamente significativo. Para o SP, os efeitos diretos significativos foram observados apenas nas dimensões ED e ID. Assim, os resultados indicam que ED e ID configuram os mecanismos de liderança mais diretamente associados ao desempenho dos projetos de dados no modelo proposto, afetando tanto DL quanto SP.

O efeito de DL sobre SP é positivo e robusto ($\beta = 0,401$; $p < 0,001$), reforçando seu papel como mecanismo explicativo central na relação entre liderança e resultados organizacionais.

Os valores de relevância preditiva (Q^2), obtidos por *blindfolding*, foram positivos para ambos os construtos endógenos (DL = 0,315; SP = 0,479), confirmando a capacidade preditiva do modelo. A **Figura 4** apresenta o modelo estrutural.

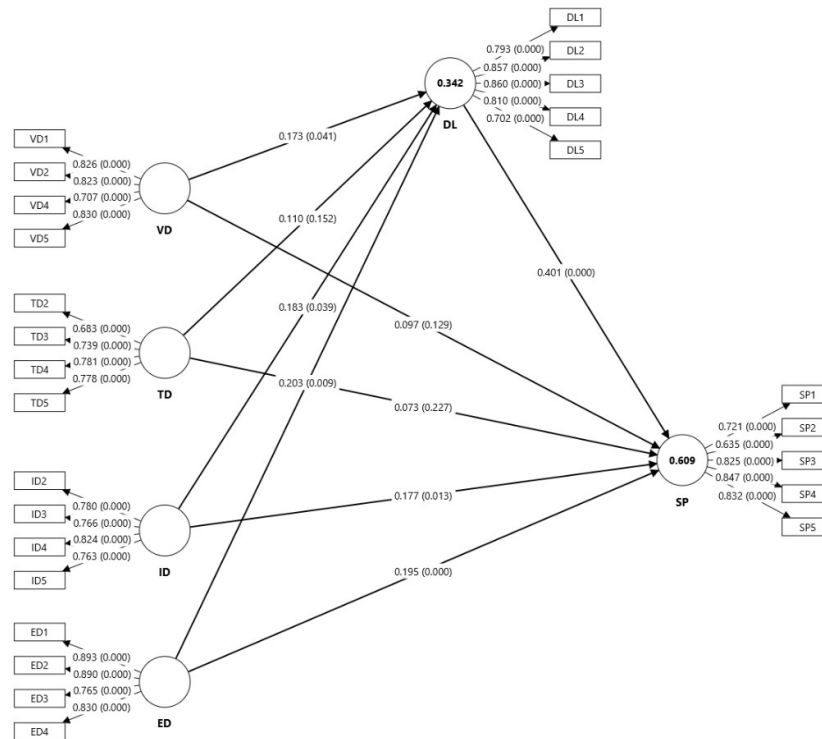


Figura 4. Modelo Estrutural.

Nota: Nos caminhos informa-se as cargas e os níveis de significância. Nos constructos os valores de R².

5.5 Análise do Efeito Mediador de *Data Literacy*

A mediação da DL nas relações entre as dimensões de liderança de dados e o SP foi estimada por meio de PLS-SEM com *bootstrapping*, conforme Hair *et al.* (2019; 2022). A análise considerou: (i) efeitos diretos; (ii) efeitos indiretos específicos via DL e (iii) efeitos totais (Tabela 7). Além disso, avaliou-se o Variance Accounted For (VAF) para determinar o tipo e a magnitude da mediação.

Os efeitos indiretos foram positivos e estatisticamente significativos para as dimensões ED, ID e VD. Para a dimensão TD, não foram observadas evidências estatísticas suficientes que sustentem a existência de um efeito mediado. Assim, a atuação da DL como mecanismo mediador não se mostrou homogênea entre as diferentes dimensões de liderança.

5.5.1 Cálculo do VAF e tipo de mediação

A análise de mediação foi conduzida em duas etapas, conforme recomendado por Hair *et al.* (2022). Inicialmente, avaliou-se a significância estatística dos efeitos diretos e indiretos por meio do procedimento de *bootstrapping*. A partir dessa análise, procedeu-se à classificação do tipo de mediação. O cálculo do Variance Accounted For (VAF) foi realizado apenas nos casos em que todos os caminhos envolvidos apresentaram significância estatística, a fim de avaliar a magnitude relativa do efeito indireto em relação ao efeito total.

No caso da dimensão Tomadora de Decisão (TD), a hipótese de mediação não foi suportada, uma vez que nem o efeito direto (TD → SP) nem o efeito indireto (TD → DL

→ SP) apresentaram significância estatística. Assim, não há evidência empírica de relação a ser mediada, não se aplicando o cálculo do VAF.

Para a dimensão Visionária (VD), verificou-se que o efeito indireto (VD → DL → SP) foi estatisticamente significativo, enquanto o efeito direto (VD → SP) deixou de ser significativo após a inclusão da variável mediadora (DL). Esse padrão caracteriza mediação completa, indicando que a influência da liderança visionária sobre o sucesso dos projetos de dados ocorre exclusivamente por meio da *data literacy*. Nesses casos, o cálculo do VAF não é necessário, uma vez que a significância dos caminhos já permite classificar o tipo de mediação.

Já nas dimensões Educadora de Dados (ED) e Impulsionadora de Dados (ID), tanto os efeitos diretos quanto os indiretos apresentaram significância estatística, configurando mediação parcial. Nesses casos, procedeu-se ao cálculo do VAF, definido como a razão entre o efeito indireto e o efeito total:

$$\text{VAF} = \beta_{\text{indireto}} / \beta_{\text{total}}$$

Os valores de referência amplamente utilizados na literatura indicam que valores inferiores a 20% sugerem ausência de mediação, valores entre 20% e 80% indicam mediação parcial, e valores superiores a 80% caracterizam mediação completa (Hair *et al.*, 2022).

A **Tabela 8** apresenta os resultados de cada dimensão.

Tabela 8. Análise do VAF nas Relações Mediadas entre Liderança de Dados e Sucesso dos Projetos de Dados.

Relação Medida	Efeito Indireto	Efeito Total	VAF	Interpretação
ED → DL → SP	0,081	0,276	0,293 (29,3%)	Mediação parcial
ID → DL → SP	0,073	0,25	0,292 (29,2%)	Mediação parcial

5.5.2 Interpretação geral das hipóteses de mediação

Os resultados confirmam parcialmente o conjunto de hipóteses teóricas propostas. Entre os efeitos diretos, as dimensões ID e ED apresentaram impacto positivo e estatisticamente significativo sobre o SP, corroborando as hipóteses H1c e H1d. Por outro lado, as dimensões VD e TD não demonstraram efeitos diretos significativos sobre SP na presença do mediador, levando à rejeição das hipóteses H1a e H1b no modelo final.

No que se refere aos efeitos das lideranças sobre a DL, os resultados indicam que três das quatro dimensões exercem influência positiva e significativa sobre esse construto. As hipóteses H2a (VD → DL), H2c (ID → DL) e H2d (ED → DL) foram suportadas, evidenciando que práticas de orientação formativa, coordenação técnica e construção de sentido estratégico contribuem para o desenvolvimento das competências analíticas coletivas. Em contraste, H2b (TD → DL) não foi suportada, uma vez que o efeito não apresentou significância estatística.

A DL, por sua vez, apresentou efeito direto positivo e robusto sobre o SP, confirmando a hipótese H3 e reforçando seu papel como capacidade intermediária no modelo estrutural.

No que diz respeito aos efeitos mediados, os resultados revelam padrões distintos entre as dimensões de liderança. Para as dimensões ED e ID, observou-se mediação parcial, caracterizada pela coexistência de efeitos diretos e indiretos estatisticamente

significativos. Nesses casos, a DL atua como mecanismo complementar, ampliando o impacto direto dessas lideranças sobre o sucesso dos projetos.

Para a dimensão VD, identificou-se mediação completa. Embora o efeito indireto (VD → DL → SP) tenha sido significativo, o efeito direto (VD → SP) deixou de apresentar significância na presença do mediador. Isso indica que a influência da liderança visionária sobre o sucesso dos projetos ocorre exclusivamente por meio do desenvolvimento da DL.

Por fim, não foram encontradas evidências de mediação para a dimensão TD, uma vez que nem os efeitos diretos nem os indiretos apresentaram significância estatística. Assim, a hipótese de mediação correspondente não foi suportada.

De forma geral, os resultados indicam que a DL atua como mecanismo explicativo central no modelo, porém sua função mediadora não é homogênea entre os diferentes tipos de liderança, variando conforme a natureza das práticas associadas a cada dimensão.

5.6 Avaliação Preditiva (PLS-Predict)

Para complementar o exame da capacidade preditiva, foi realizada a análise PLS-Predict (Shmueli *et al.*, 2019). A **Tabela 9** compara os erros de previsão (RMSE e MAE) do modelo PLS-SEM com os dos modelos de referência.

Tabela 9. Resultados do PLS-Predict: Comparação dos Erros de Previsão entre Modelos.

Indicador	Q ² predict	PLS-SEM_RMSE	PLS-SEM_MAE	LM_RMSE	LM_MAE	IA_RMSE	IA_MAE
DL1	0.171	1.037	0.830	1.050	0.827	1.139	0.941
DL2	0.232	0.953	0.761	0.991	0.784	1.088	0.879
DL3	0.246	0.910	0.704	0.953	0.720	1.048	0.802
DL4	0.191	0.964	0.766	1.014	0.777	1.073	0.818
DL5	0.177	1.009	0.816	1.037	0.843	1.112	0.892
SP1	0.263	0.859	0.693	0.892	0.719	1.000	0.773
SP2	0.192	0.924	0.734	0.924	0.743	1.028	0.785
SP3	0.286	0.766	0.583	0.804	0.597	0.906	0.718
SP4	0.329	0.835	0.639	0.868	0.656	1.019	0.807
SP5	0.359	0.907	0.707	0.943	0.725	1.133	0.920

Os resultados indicam que, para todos os indicadores de DL e SP, os erros de previsão do PLS-SEM são iguais ou inferiores aos dos modelos concorrentes, evidenciando uma boa capacidade preditiva fora da amostra.

6 DISCUSSÃO DAS HIPÓTESES

Os resultados confirmam parcialmente o modelo teórico proposto, revelando um padrão diferenciado de atuação das dimensões de liderança de dados sobre o SP e sobre a DL. Esse conjunto de achados sugere que as quatro dimensões se posicionam em níveis distintos de atuação os quais determinam a natureza de seus efeitos diretos e indiretos (Mikalef *et al.*, 2018; Turner & Müller, 2005).

(H1a–H1d) Efeitos diretos sobre o Sucesso dos Projetos de Dados

A liderança ID demonstrou efeito direto sobre SP, confirmando H1c. Esse tipo é caracterizado por atuação operacional, uma vez que intervém diretamente nos fluxos e artefatos que sustentam o ciclo técnico dos projetos: integração entre sistemas, padronização de processos, remoção de impedimentos, coordenação entre equipes e suporte técnico-operacional (Haude *et al.*, 2024; Norena-Chavez & Thalassinós, 2023; Saif, 2020; Zhang *et al.*, 2022). Essas práticas favorecem a redução de retrabalho, contribuem para mitigar falhas de integração, aumentam a previsibilidade e criam condições para a continuidade do pipeline analítico, elementos reconhecidos como críticos para o avanço consistente de iniciativas de big data, analytics e machine learning (Sivarajah *et al.*, 2017; Wamba *et al.*, 2017). Nessa perspectiva, o ID exerce influência direta porque atua sobre os mecanismos práticos que determinam o SP, interferindo imediatamente no andamento, na estabilidade e no desempenho das entregas técnicas.

De forma semelhante, a liderança ED também apresentou efeito direto sobre SP. Esse tipo é igualmente operacional, embora por uma via distinta: atua sobre o desenvolvimento das práticas de interpretação, aprendizagem e consolidação de uma cultura de uso aplicado dos dados (Gray *et al.*, 2018; Ongena, 2022; Ridsdale *et al.*, 2015). Ao dedicar tempo à capacitação, ao apoio na tomada de decisão e à tradução da linguagem analítica para diferentes públicos, o ED favorece a redução de erros de entendimento, contribui para maior consistência analítica e cria condições para fortalecer a capacidade das equipes de aplicar métodos e evidências de forma confiável (Cezar & Maçada, 2021; 2023; Imjai *et al.*, 2025; Irigaray & Stocker, 2023; Janssen *et al.*, 2020; Sengik & Maçada, 2022). Seu impacto direto sobre SP decorre, portanto, da consolidação de competências analíticas imediatas, essenciais para a execução informada dos projetos.

A rejeição de H1a e H1b não significa que os tipos VD e TD sejam irrelevantes, mas indica padrões distintos de atuação. No caso da VD, o impacto sobre o SP ocorre de forma indireta, mediado integralmente pela DL. Já para TD, não foram observadas evidências estatísticas que sustentem influência direta ou mediada no modelo testado. Esse resultado sugere que, embora a governança e a definição de direitos decisórios sejam elementos estruturantes do ambiente analítico, sua efetividade pode depender da articulação com outras capacidades não capturadas diretamente no modelo proposto. À luz da distinção clássica entre níveis de atuação na literatura de projetos (Turner & Müller, 2005), as lideranças VD e TD situam-se nos estratos superiores da arquitetura decisória, ao passo que ED e ID desempenham funções situadas no nível operacional, impactando a execução diária dos projetos (**Tabela 1**).

No caso da VD, a literatura mostra que esses líderes operam em uma temporalidade voltada ao futuro, articulando propósito, direção estratégica e ambidestria organizacional (Jansen *et al.*, 2009; Shao, 2019; Shao *et al.*, 2016; Uhl-Bien & Arena, 2018). Isso é consistente com estudos recentes de liderança digital que destacam o papel de visões integradas de transformação, IA e analytics para orientar a trajetória organizacional de longo prazo (Hossain *et al.*, 2025; Mikalef *et al.*, 2023; Sacavém *et al.*, 2025). Contudo, o SP depende fortemente de mecanismos operacionais, priorização tática, ajustes de escopo, solução de problemas técnicos (Turner & Müller, 2005), que raramente são conduzidos diretamente pela VD. Dessa forma, é teoricamente consistente que a hipótese referente ao VD não apresente efeito direto sobre SP, sendo seu impacto observado no modelo estimado exclusivamente via DL.

Já a liderança TD está associada à definição de critérios, políticas, direitos de decisão e mecanismos de governança (Abraham *et al.*, 2019; Brocchi *et al.*, 2018; Ferreira *et al.*, 2023; Haude *et al.*, 2024; Janssen *et al.*, 2020; Saif, 2020; Zhang *et al.*, 2022). Esses elementos moldam o ambiente analítico, mas não atuam diretamente sobre a execução das atividades que geram o SP (Janssen *et al.*, 2020; Mikalef *et al.*, 2023). Estudos sobre

de governança indicam que estruturas muito rígidas ou mal calibradas podem aumentar burocracia, reduzir agilidade e atrasar entregas (Mikalef *et al.*, 2018, 2021; Otto, 2011; Zhen *et al.*, 2021). Em paralelo, pesquisas sobre capacidades analíticas mostram que governança e cultura de dados impactam desempenho apenas quando articuladas a outras capacidades, como habilidades analíticas, integração técnica e aprendizagem coletiva (Gupta & George, 2016; Mikalef *et al.*, 2020). Tais elementos funcionam sobretudo como estruturas de possibilidade, não como motores imediatos de desempenho. Fattah *et al.* (2025) demonstram empiricamente que a governança de dados somente se converte em capacidade analítica e performance na presença de DL e *knowledge management* como mecanismos mediadores. Logo, a rejeição de H1b é coerente com uma visão em que governança molda o ambiente, mas não determina diretamente o SP.

Outro elemento relevante diz respeito à proximidade conceitual identificada entre as dimensões VD, TD e ID, refletida nos valores acima de 0,85 de HTMT observados no modelo de mensuração. Essa convergência não compromete a validade dos construtos, mas sugere que, na prática organizacional, diferentes tipos de liderança em dados tendem a operar de forma interdependente, compondo arranjos sociotécnicos integrados (Barbala *et al.*, 2024). Esse padrão é consistente com estudos que mostram que capacidades analíticas e funções de liderança emergem como *bundles* de competências complementares, cuja efetividade depende da combinação entre elementos técnicos, cognitivos e organizacionais (Mikalef & Gupta, 2021; Schmidt *et al.*, 2023; Weber *et al.*, 2023). Assim, a variância compartilhada entre essas dimensões ajuda a compreender por que determinados papéis, particularmente os situados nos níveis estratégicos da organização, exercem influência predominantemente indireta sobre o SP, manifestando-se por meio de mecanismos intermediários como a DL.

(H2a–H2d) Efeitos da Liderança sobre a *Data Literacy*

Os resultados mostram que três dimensões de liderança, ED, ID e VD, influenciam significativamente a DL, confirmando parcialmente as hipóteses H2a–H2d. Esses efeitos positivos indicam que a DL emerge de práticas de liderança que estruturam condições cognitivas, sociotécnicas e organizacionais para o uso de dados.

A liderança ED apresentou o efeito maior coeficiente entre as dimensões, reforçando que práticas de orientação, explicação e apoio interpretativo são centrais para o desenvolvimento de competências analíticas (Wolff *et al.*, 2016). Isso é consistente com estudos que descrevem a DL como dependente de processos de mediação cognitiva e comunicação estruturada de evidências (Ongena, 2022; Ridsdale *et al.*, 2015).

A liderança ID também exerceu impacto significativo, sugerindo que mecanismos proximais ao ciclo analítico, coordenação de fluxos, tratamento de impedimentos, integração técnica e padronização, favorecem a internalização de práticas de uso de dados (Mikalef *et al.*, 2018). A literatura mostra que a consolidação dessas rotinas reduz retrabalho, melhora a execução e fortalece capacidades analíticas coletivas (Sivarajah *et al.*, 2017; Tabesh *et al.*, 2019).

A liderança VD influenciou positivamente a DL, indicando que a articulação de visão, propósito e orientação estratégica legitima o uso de dados e engaja as equipes no desenvolvimento de novas competências (Ongena, 2022). Isso está alinhado à evidência de que capacidades organizacionais derivam de direcionamento simbólico e da construção de propósito compartilhado (Haude *et al.*, 2024; Mikalef *et al.*, 2018).

A ausência de efeito significativo de TD sobre a DL confirma que práticas de governança não apresentaram evidências estatísticas de influência necessários ao desenvolvimento da competência analítica, tais como orientação, interpretação e sensemaking (Ongena, 2022; Ridsdale *et al.*, 2015). Estudos mostram que práticas de

governança se concentram em controle, conformidade e avaliação de riscos (Sivarajah *et al.*, 2017), atuando em fases tardias do ciclo analítico que utilizam, mas não constroem competências analíticas (Tabesh *et al.*, 2019). Além disso, mecanismos de governança não ativam processos sociocognitivos de orientação, interpretação e sensemaking necessários ao desenvolvimento da DL (Ongena, 2022; Ridsdale *et al.*, 2015) e podem até restringir aprendizagem quando excessivamente rígidos (Fattah *et al.*, 2025). Isso reforça a distinção teórica de que TD tende a atuar predominantemente na regulação e uso de capacidades analíticas já existentes, não apresentando evidências estatísticas de contribuição direta para sua formação no modelo testado.

Em conjunto, os achados reforçam que a DL se forma principalmente quando a liderança atua sobre processos de aprendizagem ED, mecanismos de execução analítica ID e direcionamento estratégico VD, confirmando sua natureza sociocognitiva e sua dependência de múltiplos níveis de atuação da liderança. (Ongena, 2022; Sivarajah *et al.*, 2017).

(H3) Efeito da *Data Literacy* sobre o Sucesso dos Projetos de Dados

O suporte empírico a H3 reforça que a DL deve ser compreendida como uma capacidade sociocognitiva multinível, dependente da articulação entre habilidades humanas e estruturas organizacionais. Essa combinação, conforme indicado na **Tabela 2**, é o que torna a DL um mecanismo relevante para melhorar a coordenação, reduzir erros interpretativos e sustentar o SP (Koltay, 2016; Ongena, 2022; Ridsdale *et al.*, 2015).

Estudos empíricos baseados em competências também apontam que níveis mais elevados de DL se associam a melhorias em eficiência, agilidade, inovação e desempenho organizacional, especialmente quando estrategicamente desenvolvidos e mensurados de forma multidimensional (Abuzaid, 2024; Pörtner *et al.*, 2024). Isso converge com o achado deste artigo que sugere que equipes com maior nível de DL tendem a apresentar maior precisão interpretativa e melhor coordenação analítica, favorecendo o SP.

O resultado também converge com Imjai *et al.*, (2025), que evidenciam que a DL aprimora habilidades cognitivas essenciais, como pensamento analítico, avaliação crítica e resolução criativa de problemas, ampliando a capacidade dos indivíduos de lidar com tarefas complexas em ambientes ricos em dados. De forma complementar, Fattah *et al.*, (2025) demonstram que a DL atua como elo entre cultura orientada a dados e capacidade analítica na administração pública. Em conjunto, esses achados recentes reforçam que a DL funciona como uma capacidade sociocognitiva central para converter práticas de liderança e direcionamento organizacional em desempenho efetivo de projetos.

(H4a–H4d) Efeito Mediador da *Data Literacy*

Os resultados indicam que a DL atua como mecanismo mediador nas relações entre determinadas dimensões de liderança de dados e o SP, embora não de forma homogênea. Observou-se mediação parcial nas dimensões ED e ID, mediação completa na dimensão VD e ausência de mediação para TD. Esses achados indicam que a liderança de dados gera impacto no SP não apenas por meio de ações diretas, mas também pela criação de condições sociotécnicas e cognitivas que permitem interpretar, comunicar e aplicar dados de maneira consistente ao longo do ciclo de vida dos projetos, em linha com pesquisas que posicionam a DL como um recurso organizacional capaz de reduzir sobrecarga cognitiva, aprimorar precisão interpretativa e fortalecer processos analíticos em contextos de alta complexidade (Cezar & Maçada, 2023; Cezar & Maçada, 2021; Medeiros *et al.*, 2021; Ongena, 2022).

Sob a perspectiva da KBV, práticas de liderança tendem a gerar desempenho principalmente por meio da mobilização e integração de capacidades baseadas em

conhecimento, e não pela ação direta das lideranças em si (Easterby-Smith & Prieto, 2008; Li *et al.*, 2025). Esse enquadramento não exclui a possibilidade de efeitos diretos, especialmente em tipos mais próximos da execução, como ED e ID, cujas atividades envolvem coordenação operacional, suporte técnico e aprendizagem aplicada. No entanto, o mecanismo predominante previsto pela KBV é indireto, emergindo da construção de capacidades cognitivas, aqui representadas pela DL (Grant, 1996; Mikalef & Gupta, 2021; Nonaka & Takeuchi, 2019). O padrão observado no modelo empírico, caracterizado por mediações parciais e por uma mediação completa no caso da VD, é coerente com essa lógica teórica.

Nos tipos ED e ID, observou-se mediação parcial, o que sugere que esses tipos de liderança atuam simultaneamente sobre a execução e sobre o desenvolvimento de capacidades analíticas. A influência direta decorre de seu papel operacional na coordenação, no suporte técnico e na aprendizagem aplicada, enquanto o efeito indireto reflete como a DL funciona como mecanismo que facilita o fortalecimento de competências interpretativas e práticas de uso de dados (Mikalef *et al.*, 2018; Ridsdale *et al.*, 2015; Tabesh *et al.*, 2019). Esse padrão converge com evidências de que capacidades analíticas operacionais, como integração técnica, qualidade de dados e rotinas de aprendizado, constituem importantes vias pelas quais projetos baseados em dados alcançam desempenho (Haude *et al.*, 2024). Também dialoga com estudos que mostram que capacidades organizacionais voltadas ao uso de dados só se traduzem em inovação e resultados quando internalizadas cognitivamente pelas equipes (Imjai *et al.*, 2025; Pörtner *et al.*, 2024; Sarwar *et al.*, 2025).

No caso da liderança VD, identificou-se mediação completa. Embora o efeito direto (VD → SP) não tenha apresentado significância estatística, o efeito indireto via DL foi significativo, indicando que sua contribuição ao SP ocorre exclusivamente por meio do desenvolvimento da DL. Esse resultado é coerente com a literatura que caracteriza a liderança visionária como um papel predominantemente estratégico e distal, cujo impacto emerge pela construção de sentido, legitimação do uso de dados e orientação de longo prazo (Wang *et al.*, 2024; Farhan, 2024; Mikalef *et al.*, 2023; Ongena, 2022; Shenhar, 2007; Tabesh *et al.*, 2019). Assim, sua influência não se materializa diretamente nas rotinas operacionais, mas na formação de capacidades cognitivas que sustentam a execução analítica.

Por fim, não foram encontradas evidências de mediação para a dimensão TD. A ausência de efeitos diretos e indiretos significativos indica que mecanismos de governança, critérios e padrões decisórios, conforme operacionalizados neste modelo, não demonstraram influência estatisticamente suportada sobre o SP. Embora a literatura aponte que governança e estruturas decisórias moldam o ambiente analítico (Janssen *et al.*, 2020; Mikalef *et al.*, 2023; Tabesh *et al.*, 2019), os resultados sugerem que tais mecanismos, isoladamente, não foram suficientes para gerar impacto mensurável sobre o SP no modelo estimado. Esse achado é consistente com evidências de que governança tende a produzir resultados quando articulada a capacidades cognitivas e analíticas já desenvolvidas (Fattah *et al.*, 2025).

De modo geral, os achados reforçam que o valor gerado pela liderança de dados se materializa predominantemente pela ativação de capacidades cognitivas, em linha com a lógica da KBV. O papel da DL como elo central entre práticas de liderança e sucesso em projetos confirma que a maturidade analítica depende menos da direção isolada e mais da capacidade das equipes de transformar dados em ação.

7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo examinou empiricamente como diferentes tipos de liderança de dados influenciam o sucesso dos projetos de dados, considerando a *data literacy* como mecanismo mediador. Com base em uma amostra de 311 profissionais atuantes em iniciativas de dados, o modelo teórico proposto foi testado por meio de PLS-SEM, oferecendo evidências robustas sobre os caminhos pelos quais práticas de liderança moldam capacidades sociocognitivas e, conseqüentemente, o sucesso dos projetos. Os resultados demonstram que a liderança de dados opera em diferentes níveis e que tais posições determinam não apenas a natureza dos efeitos diretos sobre o SP, mas também o papel desempenhado pela DL como mecanismo explicativo.

De modo geral, constata-se que tipos orientados à execução (ID e ED) exercem efeitos diretos sobre o SP, enquanto a liderança VD influencia o desempenho de maneira indireta, exclusivamente via DL. A dimensão TD, por sua vez, não apresentou efeitos estatisticamente significativos no modelo estimado.

7.1 Implicações Teóricas

Este estudo contribui teoricamente ao integrar três constructos ainda pouco articulados na literatura de Sistemas de Informação: liderança de dados, *data literacy* e sucesso dos projetos de dados. Quatro implicações principais emergem dos resultados:

Primeiro, o estudo demonstra empiricamente que a liderança de dados não é um constructo monolítico, mas um conjunto multidimensional composto por tipos que se distribuem em eixos estratégicos-operacionais e técnico-sociocognitivos. Ao posicionar cada tipo de liderança nesses eixos, o artigo avança a compreensão teórica sobre por que certas práticas de liderança exercem efeitos diretos (operacionais) e outras efeitos indiretos (estratégicos) no SP.

A segunda implicação reforça a compreensão da DL como uma capacidade sociocognitiva que articula níveis individuais e organizacionais. Ao evidenciar que três dos quatro tipos de liderança influenciam diretamente esse construto, o estudo amplia o debate teórico sobre a formação da DL, tradicionalmente centrado em abordagens educacionais e técnicas, revelando a importância de processos de sensemaking, integração e aprendizagem organizacional.

Terceiro, o estudo confirma empiricamente que a DL desempenha papel mediador relevante nas relações entre determinadas dimensões de liderança de dados e SP, atuando de forma parcial nos tipos operacionais e de forma completa no caso da liderança VD. Esse resultado posiciona a DL como um mecanismo de transformação: ela converte direcionamento estratégico, coordenação técnica e práticas de capacitação em resultados tangíveis no contexto de projetos. Assim, o estudo contribui para modelos teóricos que buscam explicar como capacidades organizacionais sociotécnicas se desdobram em desempenho.

Por fim, os achados fortalecem o movimento recente de incorporar perspectivas contingenciais à análise da liderança de dados e SI. Tipos distintos atuam em temporalidades e níveis diferentes do ciclo de vida dos projetos, e esse desdobramento é necessário para explicar impactos sobre o SP. Dessa forma, o estudo abre novas possibilidades de diálogo com teorias de contingência, capacidades dinâmicas e aprendizagem organizacional.

7.2 Implicações Práticas e Gerenciais

Os resultados produzem implicações relevantes para gestores, líderes de dados, consultores e organizações que buscam aumentar sua maturidade analítica.

A distinção entre lideranças estratégicas e operacionais permite que organizações diagnostiquem lacunas específicas em suas equipes. As lideranças ID e ED são importantes para sustentar a execução técnica e cognitiva dos projetos de dados, enquanto tipos VD e TD desempenham papéis estratégicos na orientação de prioridades, governança e direção analítica.

As evidências mostram que a liderança é uma alavanca poderosa para desenvolver DL, condição crítica para reduzir erros interpretativos, ampliar a qualidade da comunicação analítica e sustentar decisões embasadas. Programas de formação de líderes devem incluir práticas de sensemaking, comunicação interpretativa e facilitação de aprendizagem.

A liderança VD depende da presença de DL para gerar impacto no desempenho, enquanto a dimensão TD não apresentou evidências estatísticas de influência direta ou mediada no modelo estimado. Assim, recomenda-se que organizações com baixa maturidade analítica priorizem o fortalecimento das lideranças ED e ID, pois estas ampliam a capacidade cognitiva e operacional das equipes, criando as bases necessárias para a efetividade da governança e da visão estratégica.

O achado de que a dimensão TD não apresentou efeitos estatisticamente significativos no modelo sugere que mecanismos de governança, isoladamente, podem não ser suficientes para gerar impacto no desempenho dos projetos. Isso indica que estruturas decisórias precisam estar articuladas a capacidades cognitivas e operacionais já desenvolvidas nas equipes.

7.3 Limitações e Estudos Futuros

Embora apresente contribuições relevantes, o estudo possui limitações que abrem caminhos promissores para futuras pesquisas.

Primeiro, ainda que a amostra de 311 profissionais seja ampla para estudos empíricos de PLS-SEM, ela segue sendo não probabilística. Assim, estudos futuros podem aplicar amostragem probabilística ou estratificada para aumentar a capacidade de generalização dos resultados. Segundo, o estudo operacionaliza liderança de dados, DL e SP por meio de autorrelato, o que pode gerar vieses perceptivos. Pesquisas futuras poderiam incorporar medidas objetivas de desempenho, dados organizacionais ou métodos mistos que combinem entrevistas, observações ou análise documental. Terceiro, o modelo não incorpora variáveis moderadoras que podem afetar as relações analisadas, como complexidade do projeto, maturidade analítica da organização, nível hierárquico do líder ou tipo de tecnologia empregada. Explorar essas contingências contribuirá para refinamentos teóricos relevantes. Quarto, estudos longitudinais são necessários para investigar como capacidades cognitivas e práticas de liderança evoluem ao longo do ciclo dos projetos. Essa abordagem permitiria observar como mudanças em DL se convertem em impacto real em diferentes fases da iniciativa.

Além disso, a proximidade conceitual observada entre algumas dimensões de liderança, refletida nos HTMTs elevados, sugere que esses tipos podem compor estruturas de ordem superior ou arranjos sociotécnicos integrados. Embora o presente estudo tenha adotado um modelo de primeira ordem para preservar a validade de conteúdo, pesquisas futuras podem avaliar modelos hierárquicos, formativos ou de segunda ordem, explorando se a liderança de dados opera como um construto multidimensional agregado ou como um sistema de competências interdependentes. Essa agenda permitiria avançar no entendimento estrutural da liderança de dados e aprimorar instrumentos de mensuração.

Por fim, recomenda-se a replicação do modelo em outros contextos, como setor público, saúde, *finance* ou varejo, para examinar a estabilidade dos padrões encontrados e identificar os mecanismos que podem variar conforme a natureza das demandas analíticas.

REFERÊNCIAS

- Abraham, R., Schneider, J., & vom Brocke, J. (2019). Data governance: A conceptual framework, structured review, and research agenda. *International Journal of Information Management*, 49, 424–438.
- Abuzaid, A. N. (2024). Examining the moderating role of *data literacy* in the relationship between human resource analytics and employee innovative behavior. *International Journal of Data and Network Science*, 8(3), 1415–1428. Scopus.
- Afzal, M. H. B. (2014). Large Scale IT Projects: Study and Analysis of Failures and Winning Factors. *IETE Technical Review*, 31(3), 214–219.
- Ahmed, D. S. F. A., Hussain, D. S. A., Dr.D.Baranikumar, & Kumari, D. T. L. (2024). Exploring The Moderating Effect Of Strategic Leadership On Organizational Performance And Operational Strategy; A Scoping Review. *Educational Administration: Theory and Practice*, 30(5), 4108–4116.
- Akter, S., Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Dubey, R., & Childe, S. J. (2016). How to improve firm performance using big data analytics capability and business strategy alignment? *International Journal of Production Economics*, 182, 113–131.
- Atkinson, R. (1999). Project management: Cost, time and quality, two best guesses and a phenomenon, its time to accept other success criteria. *International Journal of Project Management*, 17(6), 337–342.
- Bankins, S., Ocampo, A. C., Marrone, M., Restubog, S. L. D., & Woo, S. E. (2024). A multilevel review of artificial intelligence in organizations: Implications for organizational behavior research and practice. *Journal of Organizational Behavior*, 45(2), 159–182.
- Barbala, A. M., Hanssen, G. K., & Sporse, T. (2024). Towards a common data-driven culture: A longitudinal study of the tensions and emerging solutions involved in becoming data-driven in a large public sector organization. *Journal of Systems and Software*, 218, 112185.
- Batista, J., Maçada, A. C., & Munhoz de Medeiros, M. (2025). *Fatores que influenciam a prontidão para adoção e a maturidade no uso de inteligência artificial no desenvolvimento de novos produtos*.
- Brocchi, C., Grande, D., Rowshankish, K., Saleh, T., & Weinberg, A. (2018, outubro 18). *Designing a data transformation that delivers value right from the start | McKinsey*.
- Cezar, B. G. da S., & Maçada, A. C. G. (2023). Cognitive Overload, Anxiety, Cognitive Fatigue, Avoidance Behavior and *Data literacy* in Big Data environments. *Information Processing & Management*, 60(6), 103482.
- Cezar, B., & Maçada, A. C. G. (2021). *Data literacy* and the cognitive challenges of a data-rich business environment: An analysis of perceived data overload, technostress and their relationship to individual performance. *Aslib Journal of Information Management*, 73(5), 618–638.
- Easterby-Smith, M., & Prieto, I. M. (2008). Dynamic Capabilities and Knowledge Management: An Integrative Role for Learning? *British Journal of Management*, 19(3), 235–249.

- Fattah, I. A., Prabowo, H., Tjhin, V. U., & Rahim, R. K. (2025). The interplay between business analytics capabilities and decision-making performance in Indonesia's public sector. *Digital Business*, 5(2), 100132.
- Fernandes, C. I., Veiga, P. M., Ferreira, J. J., Rammal, H. G., & Pereira, V. (2022). Assessing strategic leadership in organizations: Using bibliometric data to develop a holistic model. *Journal of Business Research*, 141, 646–655.
- Ferraris, A., Mazzoleni, A., Devalle, A., & Couturier, J. (2018). Big data analytics capabilities and knowledge management: Impact on firm performance. *Management Decision*, 57(8), 1923–1936.
- Ferreira, C., Merendino, A., & Meadows, M. (2023). Disruption and Legitimacy: Big Data in Society. *Information Systems Frontiers*, 25(3), 1081–1100.
- Fleck, M. M., & Maçada, A. C. G. (2025). Leadership in Management Information Systems: A Systematic Review. *AMCIS 2025 Proceedings*.
- Fleck, M., Maçada, A. C., & Medeiros, M. (2025). *DATA LEADERSHIP SCALE: VALIDATION AND ANALYSIS OF ITS RELATIONSHIPS WITH PROJECT SUCCESS*.
- Grant, R. M. (1996). Toward a knowledge-based theory of the firm. *Strategic Management Journal*, 17(S2), 109–122.
- Gray, J., Gerlitz, C., & Bounegru, L. (2018). Data infrastructure literacy. *Big Data and Society*, 5(2). Scopus.
- Guggenberger, P., Maor, D., Park, M., & Simon, P. (2023). *The State of Organizations in 2023 | McKinsey*.
- Gupta, M., & George, J. F. (2016). Toward the development of a big data analytics capability. *Information & Management*, 53(8), 1049–1064.
- Gust, G., Flath, C., Brandt, T., Strohle, P., & Neumann, D. (2017). How a Traditional Company Seeded New Analytics Capabilities. *MIS Quarterly Executive*, 16(3).
- Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European Business Review*, 31(1), 2–24.
- Hair, J., Hult, G. T. M., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2022). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)*.
- Haude, C., Blohm, I., & Lagardère, X. (2024). How Lufthansa Shapes DataDriven Transformation Leaders. *MIT SLOAN MANAGEMENT REVIEW*.
- Hossain, S., Fernando, M., & Akter, S. (2025). Digital Leadership: Towards a Dynamic Managerial Capability Perspective of Artificial Intelligence-Driven Leader Capabilities. *Journal of Leadership & Organizational Studies*, 32(2), 189–208.
- Imjai, N., Meesook, K., Homlaor, T., Usman, B., & Aujirapongpan, S. (2025). Do data science literacy and analytical thinking skill matter for developing sustainable agile leadership among Gen Z accounting students? *The International Journal of Management Education*, 23(3), 101275.
- Irigaray, H., & Stocker, F. (2023). Liderança com dados: Aperfeiçoando a gestão de pessoas por meio de People Analytics, liderança e Workforce Planning. *Cadernos EBAPE.BR*, 21.
- Jansen, J. J. P., Vera, D., & Crossan, M. (2009). Strategic leadership for exploration and exploitation: The moderating role of environmental dynamism. *The Leadership Quarterly*, 20(1), 5–18.
- Janssen, M., Brous, P., Estevez, E., Barbosa, L. S., & Janowski, T. (2020). Data governance: Organizing data for trustworthy Artificial Intelligence. *Government Information Quarterly*, 37(3), 101493.

- Javed, B., & Akhlaq, A. (2024). A Systematic Review of Exploring the Multiple Dimensions of Data-Driven Culture. *International Journal of Trends and Innovations in Business & Social Sciences*, 2(4), 522–536.
- Kadarsah, D. R. A. K., Govindaraju, R., & Prihartono, B. (2023). The Role of Knowledge-Oriented Leadership in Fostering Innovation Capabilities: The Mediating Role of Data Analytics Maturity. *IEEE Access*, 11, 129683–129702.
- Kesari, G. (2025, janeiro 23). *Building a Data-Driven Culture: Four Key Elements*. MIT Sloan Management Review.
- Kline, R. B. (2016). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling*. 4th Edition.
- Kock, N. (2015). Common Method Bias in PLS-SEM: *International Journal of e-Collaboration*, 11, 1–10.
- Kofford, C. (2025, abril 23). *How to Make Data Work Meaningful*. MIT Sloan Management Review.
- Koltay, T. (2015). *Data literacy: In search of a name and identity*. *Journal of Documentation*, 71(2), 401–415.
- Koltay, T. (2016). Data governance, *data literacy* and the management of data quality. *IFLA Journal*, 42(4), 303–312.
- Lee, Y., Madnick, S., Wang, R., Zhang, H., & Wang, F. (2014). A Cubic Framework for the Chief Data Officer: Succeeding in a World of Big Data. *MIS Quarterly Executive*, 13(1).
- Li, B., Teece, D. J., Baskaran, A., & Chandran, V. (2025). Dynamic Knowledge Management: A dynamic capabilities approach to knowledge management. *Technovation*, 147, 103316.
- MacKenzie, Podsakoff, & Podsakoff. (2011). Construct Measurement and Validation Procedures in MIS and Behavioral Research: Integrating New and Existing Techniques. *MIS Quarterly*, 35(2), 293.
- Maran, T. K., Baldeger, U., & Klösel, K. (2021). Turning visions into results: Unraveling the distinctive paths of leading with vision and autonomy to goal achievement. *Leadership & Organization Development Journal*, 43(1), 133–154.
- Medeiros, M. M., Maçada, A. C. G., & Hoppen, N. (2021). THE ROLE OF BIG DATA STEWARDSHIP AND ANALYTICS AS ENABLERS OF CORPORATE PERFORMANCE MANAGEMENT. *RAM. Revista de Administração Mackenzie*, 22, eRAMD210063.
- Menukin, O., Mandungu, C., Shahgholian, A., & Mehandjiev, N. (2023). Guiding the integration of analytics in business operations through a maturity framework. *ANNALS OF OPERATIONS RESEARCH*.
- Mikalef, P., Boura, M., Lekakos, G., & Krogstie, J. (2019). Big data analytics and firm performance: Findings from a mixed-method approach. *Journal of Business Research*, 98, 261–276.
- Mikalef, P., & Gupta, M. (2021). Artificial intelligence capability: Conceptualization, measurement calibration, and empirical study on its impact on organizational creativity and firm performance. *Information & Management*, 58(3), 103434.
- Mikalef, P., Islam, N., Parida, V., Singh, H., & Altwaijry, N. (2023). Artificial intelligence (AI) competencies for organizational performance: A B2B marketing capabilities perspective. *Journal of Business Research*, 164, 113998.
- Mikalef, P., Krogstie, J., Pappas, I. O., & Pavlou, P. (2020). Exploring the relationship between big data analytics capability and competitive performance: The mediating roles of dynamic and operational capabilities. *Information & Management*, 57(2), 103169.

- Mikalef, P., Pappas, I. O., Krogstie, J., & Giannakos, M. (2018). Big data analytics capabilities: A systematic literature review and research agenda. *Information Systems and E-Business Management*, 16(3), 547–578.
- Mikalef, P., van de Wetering, R., & Krogstie, J. (2021). Building dynamic capabilities by leveraging big data analytics: The role of organizational inertia. *Information & Management*, 58(6), 103412.
- Müller, R., & Turner, R. (2010). Leadership competency profiles of successful project managers. *International Journal of Project Management*, 28(5), 437–448.
- Nonaka, I., & Takeuchi, H. (s. d.). *The Wise Company: How Companies Create Continuous Innovation*.
- Norena-Chavez, D., & Thalassinos, E. (2023). Impact of big data analytics in project success: Mediating role of intellectual capital and knowledge sharing. *Journal of Infrastructure, Policy and Development*, 7(3).
- Ongena, G. (2022). *Data literacy for improving governmental performance: A competence-based approach and multidimensional operationalization*. *Digital Business*, 3, 100050.
- Otto, B. (2011). A MORPHOLOGY OF THE ORGANISATION OF DATA GOVERNANCE. *ECIS 2011 Proceedings*.
- Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., Lee, J. Y., & Podsakoff, N. P. (2003). Common method biases in behavioral research: a critical review of the literature and recommended remedies. *Journal of applied psychology*, 88(5), 879.
- Pörtner, L., Riel, A., Klaassen, V., Sezgin, D., & Kievits, Y. (2024). *Data literacy Assessment—Measuring Data literacy Competencies to Leverage Data-Driven Organizations*. *Procedia CIRP*, 128, 78–83.
- Qlik. (2018, outubro 3). *The data literacy index: The \$500 million skill gap*. The Data literacy Project.
- Qlik, & Accenture. (2022, julho 21). *The seven principles of data literacy*. The Data literacy Project.
- Ridsdale, C., Rothwell, J., Smit, M., Bliemel, M., Irvine, D., Kelley, D., Matwin, S., Wuetherick, B., & Ali-Hassan, H. (2015). *Strategies and Best Practices for Data Literacy Education Knowledge Synthesis Report*.
- Rooijen, R. den, Munsie, W., & Bean, R. (2025, fevereiro 24). *The Chief Data Officer Role: What's Next*. MIT Sloan Management Review.
- Sacavém, A., de Bem Machado, A., dos Santos, J. R., Palma-Moreira, A., Belchior-Rocha, H., & Au-Yong-Oliveira, M. (2025). Leading in the Digital Age: The Role of Leadership in Organizational Digital Transformation. *Administrative Sciences*, 15(2), 43.
- Saif, T. H. D., Nitin Mittal, and Irfan. (2020, fevereiro 3). *What Separates Analytical Leaders From Laggards?* MIT Sloan Management Review.
- Salerno, F. F., & Maçada, A. C. G. (2025). Data-driven culture and orchestrated data ecosystems: A conceptual model based on the resource-based view. *Revista de Gestão*, 32(2), 123–135.
- Sarwar, Z., Song, Z., Ali, S. T., Khan, M. A., & Ali, F. (2025). Unveiling the path to innovation: Exploring the roles of big data analytics management capabilities, strategic agility, and strategic alignment. *Journal of Innovation & Knowledge*, 10(1), 100643.
- Schiama, G., Santarsiero, F., Carlucci, D., & Jarrar, Y. (2024). Transformative leadership competencies for organizational digital transformation. *Business Horizons*, 67(4), 425–437.

- Schmidt, D. H., van Dierendonck, D., & Weber, U. (2023). The data-driven leader: Developing a big data analytics leadership competency framework. *Journal of Management Development*, 42(4), 297–326.
- Sengik, A., & Maçada, A. C. G. (2022). *A Governança no contexto Analytics: Revisão Sistemática da Literatura e Agenda de Pesquisa Futura*.
- Serrador, P., & Rodney Turner, J. (2014). The Relationship between Project Success and Project Efficiency. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 119, 75–84.
- Shamim, S., Zeng, J., Shariq, S. M., & Khan, Z. (2019). Role of big data management in enhancing big data decision-making capability and quality among Chinese firms: A dynamic capabilities view. *Information & Management*, 56(6), 103135.
- Shao, Z. (2019). Interaction effect of strategic leadership behaviors and organizational culture on IS-Business strategic alignment and Enterprise Systems assimilation. *International Journal of Information Management*, 44, 96–108.
- Shao, Z., Feng, Y., & Hu, Q. (2016). Effectiveness of top management support in enterprise systems success: A contingency perspective of fit between leadership style and system life-cycle. *European Journal of Information Systems*, 25(2), 131–153.
- Sharma, R., Mithas, S., & Kankanhalli, A. (2014). Transforming decision-making processes: A research agenda for understanding the impact of business analytics on organisations. *European Journal of Information Systems*, 23(4), 433–441.
- Shenhar, A., & Holzmann, V. (2017). The Three Secrets of Megaproject Success: Clear Strategic Vision, Total Alignment, and Adapting to Complexity. *Project Management Journal*, 48(6), 29–46.
- Shenhar, A., Holzmann, V., Dvir, D., Shabtai, M., Zonnenshain, A., & Orhof, O. (2020). If You Need Innovation Success, Make Sure You've Got the Right Project. *IEEE Engineering Management Review*, PP, 1–1.
- Shenhar, A. (with Internet Archive). (2007). *Reinventing project management: The diamond approach to successful growth and innovation*. Boston, Mass. : Harvard Business School Press.
- Shenhar, A. J., & Dvir, D. (2007). Project Management Research—The Challenge and Opportunity. *Project Management Journal*, 38(2), 93–99.
- Shenhar, A. J., Tishler, A., Dvir, D., Lipovetsky, S., & Lechler, T. (2002). Refining the search for project success factors: A multivariate, typological approach. *R&D Management*, 32(2), 111–126.
- Shmueli, G., Sarstedt, M., Hair, J. F., Cheah, J.-H., Ting, H., Vaithilingam, S., & Ringle, C. M. (2019). Predictive model assessment in PLS-SEM: Guidelines for using PLSpredict. *European Journal of Marketing*, 53(11), 2322–2347.
- Sivarajah, U., Kamal, M. M., Irani, Z., & Weerakkody, V. (2017). Critical analysis of Big Data challenges and analytical methods. *Journal of Business Research*, 70, 263–286.
- Solanki, A., Jain, K., & Jadiga, S. (2024). Building a Data-Driven Culture: Empowering Organizations with Business Intelligence. *International Journal of Computer Trends and Technology*, 72, 46–55.
- Szukits, Á., & Móricz, P. (2024). Towards data-driven decision making: The role of analytical culture and centralization efforts. *Review of Managerial Science*, 18(10), 2849–2887
- Tabesh, P., Mousavidin, E., & Hasani, S. (2019a). Implementing big data strategies: A managerial perspective. *Business Horizons*, 62(3), 347–358.

- Tigre, F. B., Henriques, P. L., & Curado, C. (2025). The digital leadership emerging construct: A multi-method approach. *Management Review Quarterly*, 75(1), 789–836.
- Turner, J. R., & Müller, R. (2005). The Project Manager’s Leadership Style as a Success Factor on Projects: A Literature Review. *Project Management Journal*, 36(2), 49–61.
- Turner, R., & Zolin, R. (2012). Forecasting Success on Large Projects: Developing Reliable Scales to Predict Multiple Perspectives by Multiple Stakeholders over Multiple Time Frames. *Project Management Journal*, 43(5), 87–99.
- Uhl-Bien, M., & Arena, M. (2018). Leadership for organizational adaptability: A theoretical synthesis and integrative framework. *The Leadership Quarterly*, 29(1), 89–104.
- Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S. J., Dubey, R., & Childe, S. J. (2017). Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 70, 356–365.
- Wang, L., Jin, X., & Yoo, J. (2024). The Process of Visionary Leadership Increases Innovative Performance among IT Industry 4.0 for SMEs for Organizational Sustainability: Testing the Moderated Mediation Model. *Sustainability*, 16, 8690.
- Weber, M., Engert, M., Schaffer, N., Weking, J., & Kremer, H. (2023). Organizational Capabilities for AI Implementation—Coping with Inscrutability and Data Dependency in AI. *Information Systems Frontiers*, 25(4), 1549–1569.
- Wolff, A., Gooch, D., Montaner, J. J. C., Rashid, U., & Kortuem, G. (2016). Creating an Understanding of *Data literacy* for a Data-driven Society. *The Journal of Community Informatics*, 12(3).
- Yousef Farhan, B. (2024). Visionary leadership and innovative mindset for sustainable business development: Case studies and practical applications. *Research in Globalization*, 8, 100219.
- Zhang, Q., Sun, X., & Zhang, M. (2022). Data Matters: A Strategic Action Framework for Data Governance. *Information & Management*, 59(4), 103642.
- Zhen, J., Xie, Z., & Dong, K. (2021). Impact of IT governance mechanisms on organizational agility and the role of top management support and IT ambidexterity. *International Journal of Accounting Information Systems*, 40, 100501.

APÊNDICE A – INSTRUMENTO DE PESQUISA VALIDADO FINAL

Constructo	Item
Visionário de Dados	VD1. Lidera o desenvolvimento de uma visão corporativa para projetos de dados.
	VD2. Lidera a priorização estratégica dos projetos de dados.
	VD4. Incentiva a construção de projetos de inovação com dados.
	VD5. Lidera o processo de desenvolvimento da cultura de dados.
Tomador de Decisão de Dados	TD2. Democratiza o uso de ferramentas de dados.
	TD3. Define padrões de qualidade de dados.
	TD4. Define papéis e responsabilidades dos profissionais de dados.
	TD5. Define o portfólio de projetos de dados.
Impulsionador de Dados	ID2. Apoiar a implementação de casos de uso baseados em dados.
	ID3. Define medidas para reduzir silos de dados.
	ID4. Integra especialistas em dados nos fluxos de trabalho.
	ID5. Gerencia o desenvolvimento de projetos de dados.

Educador de Dados	ED1. Promove o aprendizado de novas habilidades em dados.
	ED2. Apoia o desenvolvimento contínuo de especialização em dados.
	ED3. Conduz programas para desenvolver a data literacy .
	ED4. Incentiva a troca de conhecimentos relacionados a dados entre equipes multifuncionais.
Sucesso do Projeto	SP1. Garante a eficiência do projeto, assegurando entregas dentro dos padrões estabelecidos.
	SP2. Fomenta o bem-estar da equipe no ambiente de trabalho.
	SP3. Garante que os projetos atendam às necessidades dos clientes e agreguem valor às suas operações.
	SP4. Certifica-se que os projetos estejam alinhados ao crescimento organizacional, gerando impacto positivo no desempenho financeiro.
	SP5. Promove os efeitos de longo prazo dos projetos, preparando a organização para desafios e oportunidades futuras.
Data Literacy	DL1. Localizar e acessar dados relevantes conforme necessidades de negócio.
	DL2. Analisar conjuntos de dados para descobrir padrões e informações significativas.
	DL3. Extrair insights de dados para fundamentar o processo de tomada de decisão.
	DL4. Comunicar resultados baseados em dados de forma clara a diferentes públicos.
	DL5. Aplicar práticas de segurança, conformidade e confiabilidade de dados.

Nota 1. Variáveis removidas durante a fase empírica: VD3. Incentiva o amplo uso de dados em projetos da organização; TD1. Identifica quais dados tem valor estratégico para a organização; ID1. Lidera iniciativas que transformam dados em resultados tangíveis para a organização.

CAPÍTULO V – CONSIDERAÇÕES FINAIS DA DISSERTAÇÃO

1 CONTRIBUIÇÕES METODOLÓGICAS E ARTICULAÇÃO MULTIMÉTODO

A dissertação adotou um desenho multimétodo sequencial, combinando revisão sistemática da literatura, desenvolvimento e validação de instrumento e teste estrutural de modelo teórico. Esse encadeamento não configura integração paradigmática entre métodos qualitativos e quantitativos, mas uma estratégia cumulativa de construção e consolidação de conhecimento, alinhada à tradição de pesquisa em SI orientada à produção e validação de artefatos teórico-metodológicos (Nunamaker, Chen & Purdin, 1990; Hevner *et al.*, 2004).

A revisão sistemática estruturou o domínio conceitual da liderança de dados e identificou lacunas instrumentais. Com base nessas lacunas, o segundo estudo desenvolveu e validou uma escala multidimensional, seguindo recomendações consolidadas para construção de construtos e medidas (MacKenzie, Podsakoff & Podsakoff, 2011). O terceiro estudo utilizou esse instrumento para testar empiricamente um modelo explicativo, consolidando evidências sobre as relações entre tipos de liderança, *data literacy* e sucesso do projeto.

Essa articulação metodológica permitiu avançar de um campo conceitualmente disperso para um modelo empiricamente testado. Ao integrar síntese teórica, desenvolvimento instrumental e validação estrutural, a dissertação contribui para o fortalecimento da precisão analítica e da robustez explicativa no estudo da liderança orientada a dados em SI (Hevner *et al.*, 2004; Gregor & Hevner, 2013).

2 CONCLUSÃO SOBRE OS OBJETIVOS E RESULTADOS DA DISSERTAÇÃO

Esta dissertação teve como objetivo geral investigar como diferentes tipos de liderança de dados influenciam o sucesso dos projetos orientados por dados, considerando o papel mediador da *data literacy*. Para responder a essa questão, o estudo foi estruturado em três etapas complementares, organizadas na forma de artigos e articuladas de maneira sequencial.

O primeiro estudo dedicou-se a mapear e sistematizar os tipos de liderança de dados identificados na literatura de SI, bem como as principais competências associadas ao sucesso dos projetos. A revisão revelou elevada dispersão conceitual, marcada por multiplicidade de denominações, sobreposição terminológica e ausência de padronização na definição dos tipos de liderança. Observou-se, ainda, a predominância de abordagens conceituais em detrimento de modelos empiricamente testados, indicando que o campo carecia de instrumentos capazes de transformar proposições normativas em explicações verificáveis.

Ao consolidar os diferentes enfoques existentes, o estudo organizou o conhecimento disperso, identificou padrões recorrentes de competências associadas ao desempenho e explicitou lacunas relevantes, especialmente a ausência de medidas validadas para operacionalizar empiricamente os tipos identificados. Embora não tenha proposto uma nova tipologia, sua contribuição reside na estruturação do domínio teórico, estabelecendo uma base conceitual clara para o desenvolvimento do instrumento elaborado no estudo subsequente.

O segundo estudo avançou ao traduzir esse domínio conceitual em um artefato teórico-metodológico validado empiricamente. A construção e validação da escala multidimensional não apenas operacionalizaram quatro tipos de liderança de dados, mas

demonstraram sua distinção e não redundância, fortalecendo a validade discriminante entre os constructos. Ao responder às recomendações clássicas para desenvolvimento de medidas em pesquisa organizacional (MacKenzie, Podsakoff & Podsakoff, 2011), o estudo reduziu riscos de sobreposição conceitual e aumentou a precisão analítica do campo. Além disso, ao disponibilizar um instrumento replicável, alinou-se à tradição de produção de artefatos científicos em SI (Hevner *et al.*, 2004; Gregor & Hevner, 2013), favorecendo o avanço cumulativo da pesquisa.

O terceiro estudo ampliou a contribuição ao testar empiricamente um modelo estrutural que introduz a *data literacy* como mecanismo mediador entre liderança e sucesso dos projetos. Os resultados indicam que os efeitos da liderança de dados não são homogêneos nem lineares, mas configuracionais. Lideranças de caráter operacional apresentam impacto direto sobre o sucesso, enquanto lideranças estratégicas exercem influência predominantemente indireta, por meio da construção de capacidades cognitivas intermediárias. A ausência de efeito direto da liderança tomadora de decisão sugere que autoridade decisória, isoladamente, não constitui mecanismo suficiente para gerar desempenho superior em projetos orientados por dados, deslocando o foco explicativo para a construção de capacidades coletivas.

De forma integrada, a dissertação contribui ao deslocar a liderança de dados de um construto predominantemente normativo para um modelo explicativo empiricamente testado. Ao articular consolidação conceitual, desenvolvimento instrumental e teste estrutural, o estudo fortalece a transição do debate sobre liderança orientada a dados de uma perspectiva prescritiva para uma estrutura analítica sustentada por evidências.

3 CONTRIBUIÇÕES TEÓRICAS E IMPLICAÇÕES PRÁTICAS

Os resultados desta dissertação geram contribuições relevantes tanto para a literatura acadêmica quanto para a prática organizacional. De forma integrada, as contribuições teóricas e as implicações práticas decorrem diretamente dos achados empíricos obtidos ao longo dos três estudos, evitando generalizações abstratas e mantendo aderência aos resultados observados.

3.1 Contribuições teóricas

Este estudo contribui teoricamente ao integrar três construtos ainda pouco articulados na literatura de Sistemas de Informação: liderança de dados, *data literacy* e sucesso dos projetos de dados.

A primeira contribuição teórica consiste na consolidação conceitual do campo da liderança de dados em Sistemas de Informação. A partir de uma revisão sistemática da literatura, o estudo identifica 5 tipos de liderança descritos em diferentes vertentes, incluindo liderança digital e liderança orientada por dados, evidenciando significativa dispersão terminológica e sobreposição conceitual. Ao sintetizar essas diferentes abordagens em padrões recorrentes, a pesquisa contribui para organizar um domínio ainda fragmentado, oferecendo uma estrutura analítica mais clara para a delimitação do construto e estabelecendo bases conceituais mais consistentes para investigações futuras.

A segunda contribuição refere-se à operacionalização empírica da liderança de dados. Ao propor e validar uma escala multidimensional composta por quatro tipos de liderança, VD, TD, ID e ED, o estudo transforma um domínio predominantemente conceitual em um construto mensurável. Essa operacionalização permite capturar diferentes dimensões da atuação da liderança em contextos orientados por dados,

abrangendo funções estratégicas, decisórias, operacionais e sociocognitivas. Ao fazê-lo, a dissertação responde a lacunas metodológicas identificadas na literatura e possibilita análises empíricas comparativas e cumulativas sobre o fenômeno.

A terceira contribuição teórica emerge da explicação empírica das relações entre liderança de dados, *data literacy* e sucesso dos projetos de dados. Os resultados demonstram que a liderança de dados não constitui um constructo monolítico, mas um fenômeno multidimensional cujos diferentes tipos exercem efeitos distintos sobre o desempenho dos projetos. Lideranças de caráter operacional, como o ID e o ED, apresentaram efeitos diretos significativos sobre o sucesso dos projetos, enquanto a liderança VD influenciou os resultados predominantemente por meio da mediação da *data literacy*.

Nesse contexto, o estudo contribui ao reposicionar a *data literacy* na literatura de SI. Tradicionalmente tratada como uma competência individual ou educacional, a *data literacy* é aqui evidenciada como uma capacidade sociocognitiva organizacional que articula níveis individuais e coletivos. Os resultados mostram que diferentes formas de liderança influenciam diretamente essa capacidade, indicando que a *data literacy* emerge não apenas de processos formais de treinamento, mas também de práticas organizacionais de sensemaking, aprendizagem coletiva e mediação interpretativa conduzidas por líderes.

Os achados também evidenciam que a relação entre liderança e sucesso dos projetos de dados ocorre por diferentes mecanismos causais. A mediação parcial observada nas lideranças operacionais e a mediação total identificada na liderança VD sugerem que a *data literacy* atua como um mecanismo de transformação organizacional que converte direcionamentos estratégicos, coordenação técnica e práticas de capacitação em resultados concretos nos projetos de dados. Esse resultado amplia a compreensão de como capacidades sociotécnicas se traduzem em desempenho organizacional.

Outro achado relevante refere-se à ausência de efeito significativo da dimensão TD sobre o sucesso dos projetos de dados. Esse resultado sugere um possível desacoplamento entre estruturas formais de governança e a geração efetiva de valor analítico nas organizações. Embora a literatura de SI frequentemente enfatize a governança como elemento central para o sucesso de iniciativas digitais, os resultados indicam que mecanismos formais de decisão podem não produzir impacto direto sobre o desempenho dos projetos quando não são acompanhados por capacidades cognitivas e operacionais nas equipes. Assim, a governança de dados pode ser compreendida como parte de arranjos sociotécnicos mais amplos, cuja efetividade depende da presença de capacidades complementares, como a *data literacy* organizacional e práticas de liderança voltadas à execução e à capacitação analítica.

De forma mais ampla, os resultados permitem avançar uma interpretação configuracional da liderança de dados. Os diferentes tipos de liderança identificados neste estudo não atuam de forma isolada, mas como elementos interdependentes de um arranjo organizacional que articula direção estratégica, execução técnica e desenvolvimento de capacidades cognitivas nas equipes. Nesse sentido, o impacto da liderança sobre o sucesso dos projetos de dados depende menos das características individuais de um único líder e mais da combinação complementar entre diferentes papéis de liderança que sustentam simultaneamente orientação estratégica, coordenação técnica e aprendizagem organizacional.

Por fim, os achados permitem uma interpretação adicional à luz da literatura de maturidade analítica e da KBV da firma. Modelos de maturidade em *analytics* sugerem que organizações evoluem progressivamente desde a construção de capacidades básicas até a integração estratégica do uso de dados nas decisões organizacionais. Nesse contexto, os diferentes tipos de liderança identificados neste estudo tendem a assumir centralidade

em momentos distintos desse processo. Lideranças orientadas à execução e à capacitação analítica tornam-se particularmente relevantes nos estágios iniciais e intermediários de desenvolvimento das capacidades organizacionais, enquanto lideranças visionárias assumem papel mais central em contextos nos quais essas capacidades já estão consolidadas e podem ser direcionadas estrategicamente. Ao evidenciar empiricamente o papel mediador da *data literacy* nesse processo, o estudo contribui para explicar como capacidades baseadas em conhecimento permitem que organizações transformem dados em desempenho organizacional.

3.2 Implicações práticas

Os resultados deste estudo produzem implicações relevantes para gestores, lideranças de dados, consultores e organizações que buscam desenvolver capacidades analíticas e aumentar o sucesso de suas iniciativas baseadas em dados.

Primeiramente, a distinção entre diferentes tipos de liderança de dados oferece um referencial útil para o diagnóstico das capacidades de liderança presentes nas organizações. Os resultados indicam que lideranças do tipo ID e ED exercem influência direta sobre o sucesso dos projetos, uma vez que atuam na execução técnica das iniciativas e na capacitação cognitiva das equipes. Na prática, isso sugere que organizações devem avaliar se possuem lideranças capazes de operacionalizar análises, coordenar a implementação técnica de soluções e disseminar o uso de dados nas rotinas organizacionais.

Em segundo lugar, os resultados reforçam a importância da *data literacy* como condição fundamental para a efetividade das iniciativas analíticas. A liderança mostrou-se uma alavanca relevante para o desenvolvimento dessa capacidade organizacional, indicando que programas de desenvolvimento de líderes devem incorporar práticas voltadas ao *sensemaking* analítico, à comunicação interpretativa e à facilitação de processos de aprendizagem organizacional. Em termos práticos, isso implica que iniciativas de desenvolvimento analítico não devem se restringir a treinamentos técnicos, mas também incluir práticas de liderança capazes de apoiar a interpretação e o uso de dados nas decisões organizacionais.

Os resultados também indicam que a liderança VD orientada por dados depende da existência de capacidades analíticas consolidadas nas equipes. A visão estratégica, por si só, não produz impacto direto no sucesso dos projetos de dados quando não acompanhada do desenvolvimento de *data literacy* organizacional. Assim, organizações que buscam fortalecer a orientação estratégica baseada em dados devem combinar iniciativas de liderança estratégica com programas estruturados de desenvolvimento de competências analíticas.

Outro achado relevante refere-se à ausência de efeito significativo da liderança do tipo TD sobre o sucesso dos projetos de dados. Esse resultado sugere que estruturas formais de governança, como comitês de dados ou mecanismos centralizados de decisão, podem não produzir impacto direto no desempenho das iniciativas analíticas quando desconectadas da execução técnica e da capacitação das equipes. Dessa forma, gestores devem avaliar se seus mecanismos de governança estão efetivamente articulados às práticas operacionais e às capacidades cognitivas necessárias para a utilização de dados nas decisões organizacionais.

Os resultados também indicam que a liderança de dados deve ser compreendida como parte de uma arquitetura organizacional composta por papéis complementares. Diferentes tipos de liderança desempenham funções distintas no ecossistema analítico das organizações, contribuindo de forma articulada para o sucesso das iniciativas baseadas

em dados. Nesse sentido, organizações podem se beneficiar ao estruturar suas equipes de dados de forma a combinar lideranças voltadas à direção estratégica, à execução analítica e ao desenvolvimento de capacidades cognitivas nas equipes.

Essa perspectiva também sugere implicações para a gestão do ciclo de vida de projetos de dados. Os resultados indicam que diferentes tipos de liderança tendem a assumir maior centralidade em momentos distintos das iniciativas analíticas. A liderança visionária mostra-se particularmente relevante nas fases iniciais, nas quais a definição de prioridades estratégicas e a articulação da agenda analítica são fundamentais. Já a liderança impulsionadora assume papel central durante a execução dos projetos, quando é necessário transformar diretrizes analíticas em entregas concretas e coordenar a implementação técnica das soluções. Por sua vez, a liderança educadora contribui especialmente para a consolidação das iniciativas analíticas, ao promover a disseminação de competências analíticas e a incorporação do uso de dados nas rotinas das equipes, favorecendo a sustentabilidade dessas práticas no longo prazo. A **Figura 1** apresenta uma possível interpretação da relação entre os tipos de liderança e o ciclo de vida de projetos de dados.

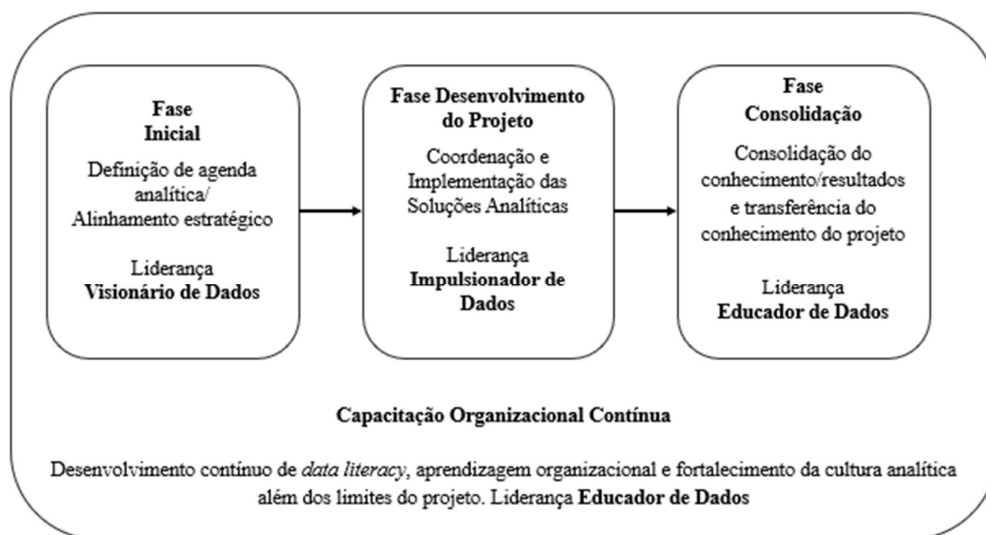


Figura 1. Relação entre tipos de liderança de dados e o ciclo de vida de projetos analíticos.

Por fim, a escala de liderança de dados desenvolvida e validada neste estudo oferece uma ferramenta prática para diagnóstico organizacional. O instrumento permite mapear o tipo predominante das lideranças de dados em uma organização e identificar possíveis lacunas na configuração de suas capacidades analíticas. Departamentos de recursos humanos e lideranças executivas podem utilizar essa escala em processos de recrutamento, desenvolvimento de lideranças e avaliação de desempenho, contribuindo para decisões relacionadas à composição de equipes de dados, à estruturação de funções de liderança analítica e ao fortalecimento das capacidades organizacionais voltadas ao uso estratégico de dados.

Considerando o caráter multimétodo e cumulativo desta pesquisa, o **Quadro 1** sintetiza a contribuição de cada estudo para o avanço da investigação proposta, evidenciando as lacunas abordadas, as principais contribuições produzidas, bem como suas implicações teóricas e direções para pesquisas futuras.

Quadro 1. Resumo da Dissertação.

Estudo	Gap de pesquisa	Contribuições	Implicações	Estudos futuros
Artigo 1 – Revisão Sistemática da Literatura	A literatura apresenta fragmentação conceitual na definição de liderança em contextos digitais e orientados por dados, com sobreposição entre tipos, papéis, e competências de liderança. Além disso, o conceito de liderança de dados ainda aparece disperso em diferentes domínios, especialmente Sistemas de Informação e liderança digital.	O estudo sistematiza a literatura recente e identifica 42 tipos de liderança associados a contextos tecnológicos, sintetizando cinco tipos recorrentes e estruturando uma base conceitual para a liderança de dados. A partir dessa síntese, propõe-se uma estrutura analítica que permite compreender diferentes papéis de liderança em ambientes intensivos em dados.	A sistematização conceitual contribui para reduzir a fragmentação do campo e oferece uma base teórica para pesquisas empíricas sobre liderança em projetos orientados por dados. Além disso, fornece subsídios para o desenvolvimento de programas de formação de lideranças capazes de integrar tecnologia, estratégia e aprendizagem organizacional.	Pesquisas futuras podem aprofundar a análise empírica dos tipos de liderança identificados, explorar sua manifestação em diferentes níveis de maturidade analítica e investigar como esses papéis se distribuem ao longo do ciclo de vida de projetos de dados.
Artigo 2 – Desenvolvimento e validação da escala de liderança de dados	Apesar do crescente interesse na liderança orientada por dados, há escassez de instrumentos psicométricos capazes de operacionalizar empiricamente os diferentes tipos de liderança de dados. A literatura carece de escalas validadas que permitam	O estudo desenvolve e valida preliminarmente uma escala multidimensional de liderança de dados, baseada em quatro tipos principais: visionário, tomador de decisão, impulsionador e educador. O processo envolve validação de face e conteúdo com especialistas e análises fatoriais	A escala proposta contribui para a operacionalização empírica da liderança de dados, permitindo que pesquisadores investiguem de forma sistemática suas relações com resultados organizacionais e de projetos. O instrumento também oferece uma ferramenta inicial para	Estudos futuros podem testar a escala em amostras maiores e em diferentes contextos organizacionais, bem como conduzir análises fatoriais confirmatórias e estudos longitudinais para avaliar a estabilidade das dimensões propostas.

Estudo	Gap de pesquisa	Contribuições	Implicações	Estudos futuros
	mensurar esse construto de forma multidimensional.	exploratórias para avaliar validade e confiabilidade do instrumento.	diagnóstico organizacional de práticas de liderança em contextos orientados por dados.	
Artigo 3 – Modelo empírico da relação entre liderança de dados, <i>data literacy</i> e sucesso dos projetos	A literatura ainda oferece evidências limitadas sobre os mecanismos por meio dos quais a liderança de dados influencia o sucesso de projetos analíticos. Em particular, há escassez de estudos que examinem o papel de capacidades sociocognitivas intermediárias nesse processo.	O estudo testa empiricamente um modelo que relaciona tipos de liderança de dados ao sucesso dos projetos de dados, evidenciando o papel mediador da <i>data literacy</i> . Os resultados indicam que diferentes tipos de liderança exercem efeitos distintos sobre o sucesso dos projetos e que a <i>data literacy</i> atua como mecanismo explicativo nessa relação.	Os resultados sugerem que o sucesso de iniciativas orientadas por dados depende não apenas de infraestrutura tecnológica, mas também do desenvolvimento de capacidades organizacionais relacionadas à liderança e à alfabetização em dados. Isso reforça a importância de estratégias de desenvolvimento de liderança e capacitação analítica nas organizações.	Pesquisas futuras podem investigar fatores moderadores como maturidade analítica, cultura organizacional e governança de dados, além de explorar desenhos longitudinais que permitam compreender a evolução dessas relações ao longo do tempo.

4 LIMITAÇÕES E SUGESTÕES DE ESTUDOS FUTUROS

Embora esta dissertação apresente contribuições teóricas, metodológicas e empíricas relevantes, alguns limites devem ser reconhecidos, ao mesmo tempo em que abrem oportunidades consistentes para pesquisas futuras. O reconhecimento dessas limitações não invalida os resultados obtidos, mas delimita seu escopo interpretativo e orienta o avanço do conhecimento sobre liderança de dados em projetos intensivos em dados.

Do ponto de vista metodológico, o estudo adota um desenho transversal baseado em dados autorrelatados, o que pode introduzir vieses perceptivos e limitações na inferência causal. Embora procedimentos estatísticos tenham sido empregados para mitigar vieses associados ao método comum, pesquisas futuras poderiam empregar desenhos longitudinais para examinar como os efeitos da liderança de dados e da *data literacy* evoluem ao longo do ciclo de vida dos projetos. Adicionalmente, a incorporação de dados objetivos de desempenho, indicadores organizacionais ou avaliações cruzadas entre líderes e liderados pode ampliar a robustez das inferências.

Ainda sob a perspectiva metodológica, a escala de liderança de dados, embora validada psicometricamente, foi testada em um contexto específico de profissionais envolvidos em iniciativas de dados. Estudos futuros podem expandir sua aplicação para diferentes setores, níveis hierárquicos e tipos de projetos, bem como explorar sua invariância fatorial em contextos culturais distintos. Investigações adicionais também podem testar modelos hierárquicos ou de segunda ordem, examinando se os tipos de liderança identificados se organizam sob uma dimensão superior de liderança de dados.

Uma limitação adicional refere-se ao comportamento empírico da dimensão TD no modelo estrutural. Embora essa dimensão tenha sido validada psicometricamente na etapa de desenvolvimento da escala, seus efeitos sobre o sucesso dos projetos de dados não se mostraram estatisticamente significativos no modelo testado. Esse resultado pode refletir diferentes interpretações possíveis. Em primeiro lugar, é possível que estruturas formais de decisão e governança de dados exerçam influência indireta sobre o desempenho dos projetos, atuando por meio de outras capacidades organizacionais não consideradas neste estudo. Em segundo lugar, a ausência de efeito direto pode indicar que o papel decisório se manifesta em níveis organizacionais mais amplos, influenciando a priorização estratégica das iniciativas analíticas, mas não necessariamente sua execução operacional. Por fim, não se pode descartar a necessidade de refinamento conceitual ou empírico dessa dimensão, seja por meio da revisão de seus indicadores, seja pela investigação de seu papel em modelos alternativos que incluam efeitos moderadores ou relações multiníveis. Dessa forma, pesquisas futuras podem aprofundar a compreensão sobre como funções decisórias e estruturas de governança se articulam com outras formas de liderança no ecossistema analítico das organizações.

No âmbito teórico, a dissertação se concentrou em quatro tipos de liderança de dados, selecionados com base em critérios conceituais e empíricos. Embora essa escolha tenha favorecido parcimônia e clareza analítica, ela não esgota a diversidade de papéis e competências identificados na literatura. Pesquisas futuras podem explorar outros tipos de liderança, bem como examinar combinações ou configurações específicas de tipos de liderança em diferentes contextos organizacionais. Além disso, o estudo privilegiou a *data literacy* como principal mecanismo mediador, abrindo espaço para investigações que incorporem outras capacidades intermediárias, como cultura orientada por dados, confiança em dados, maturidade analítica ou aprendizagem organizacional.

Quanto às limitações contextuais, a amostra utilizada reflete a percepção de profissionais atuantes em projetos de dados, mas não distingue de forma aprofundada diferenças associadas à complexidade do projeto, ao nível de maturidade analítica da

organização ou ao tipo de tecnologia empregada. Pesquisas futuras podem incorporar variáveis moderadoras que considerem essas contingências, permitindo refinar a compreensão sobre quando e sob quais condições determinados tipos de liderança são mais eficazes. Estudos comparativos entre setores ou análises multinível também podem contribuir para ampliar a generalização dos resultados.

Por fim, o uso de uma abordagem quantitativa para testar o modelo teórico, embora apropriado aos objetivos do estudo, limita a exploração aprofundada das dinâmicas micro processuais da liderança de dados no cotidiano dos projetos. Pesquisas futuras podem empregar métodos qualitativos ou etnográficos para investigar como práticas de liderança, processos de interpretação de dados e mecanismos de aprendizagem se manifestam em situações concretas de tomada de decisão, complementando as evidências estatísticas aqui apresentadas.

Em síntese, as limitações identificadas apontam para uma agenda promissora de pesquisa futura, que envolve o aprofundamento teórico dos mecanismos de liderança de dados, o refinamento metodológico dos instrumentos de mensuração e a ampliação empírica para diferentes contextos organizacionais. Ao transformar essas limitações em oportunidades de investigação, a dissertação contribui não apenas com resultados consolidados, mas também com caminhos claros para o avanço do campo.

REFERENCIAS

- Acumen Research and Consulting. (2022, dezembro 16). *Data Analytics Market Size Set to Achieve USD 329.8 Billion by 2030 growing at 29.9% CAGR - Exclusive Report by Acumen Research and Consulting*. GlobeNewswire News Room.
- Ahmed, R., Shaheen, S., & Philbin, S. P. (2022). The role of big data analytics and decision-making in achieving project success. *Journal of Engineering and Technology Management*, 65, 101697.
- Alfaro, E., Bressan, M., Girardin, F., Murillo, J., Someh, I., & Wixom, B. (2019). BBVA's Data Monetization Journey. *MIS Quarterly Executive*, 18(2).
- Bean, R. (2020, janeiro 6). *Big Data and AI Executive Survey 2020. Data-Driven Business Transformation. Connecting Data/AI Investment to Business Outcomes*. NewVantage Partners.
- Brown, B., & Gottlieb. (2016). *The need to lead in data and analytics | McKinsey*.
- DeChurch, L. A., Hiller, N. J., Murase, T., Doty, D., & Salas, E. (2010). Leadership across levels: Levels of leaders and their levels of impact. *The Leadership Quarterly*, 21(6), 1069–1085.
- Eom, M., Wu, W., Preston, D., & Luftman, J. (2020). Effective IT Project Leadership. *MIS Quarterly Executive*, 19(2).
- Faraj, S., & Sambamurthy, V. (2006). Leadership of information systems development projects. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 53(2), 238–249.
- Ferraris, A., Mazzoleni, A., Devalle, A., & Couturier, J. (2018). Big data analytics capabilities and knowledge management: Impact on firm performance. *Management Decision*, 57(8), 1923–1936.
- Fleming, O., Fountaine, T., Henke, N., & Saleh, T. (2018). *Ten red flags signaling your analytics program will fail*.
- Gartner. (2023). *6 Proven Steps to Become a Better D&A Leader*. Gartner.
- Gregor, S., & Hevner, A. (2013). Positioning and Presenting Design Science Research for Maximum Impact. *MIS Quarterly*, 37, 337–356.
- Haude, C., Blohm, I., & Lagardère, X. (2024). How Lufthansa Shapes DataDriven Transformation Leaders. *MIT SLOAN MANAGEMENT REVIEW*.

- Hevner, A. R., March, S. T., Park, J., & Ram, S. (s. d.). Design Science in Information Systems Research1. Recuperado 3 de março de 2026.
- James, S., & Duncan, A. D. (2024). Over 100 Data, Analytics and AI Predictions Through 2030. *Gartner for Data & Analytics Leaders*.
- Kane, G., Phillips, A., Copulsky, J., & Andrus, G. (2019). *The Technology Fallacy: How People Are the Real Key to Digital Transformation*.
- Kissi, J., Dainty, A., & Tuuli, M. (2013). Examining the role of transformational leadership of portfolio managers in project performance. *International Journal of Project Management*, 31(4), 485–497.
- Koloski, D., Porter, C., Almand-Hunter, B., Gatchell, S., & Logan, V. (2025). *Data literacy in Industry: High Time to Focus on Operationalization Through Middle Managers*. *Harvard Data Science Review*, 7.
- Koohang, A., Sargent, C. S., Zhang, J. Z., & Marotta, A. (2023). Big data analytics: From leadership to firm performance. *Industrial Management & Data Systems*, 123(12), 2976–2996.
- Lee, Y., Madnick, S., Wang, R., Zhang, H., & Wang, F. (2014). A Cubic Framework for the Chief Data Officer: Succeeding in a World of Big Data. *MIS Quarterly Executive*, 13(1).
- Leidner, D. E., Lo, J., & Preston, D. (2011). An empirical investigation of the relationship of IS strategy with firm performance. *The Journal of Strategic Information Systems*, 20(4), 419–437
- Liao, S., Hu, Q., & Wei, J. (2023). How to Leverage Big Data Analytic Capabilities for Innovation Ambidexterity: A Mediated Moderation Model. *Sustainability*, 15(5), Artigo 5.
- MacKenzie, Podsakoff, & Podsakoff. (2011). Construct Measurement and Validation Procedures in MIS and Behavioral Research: Integrating New and Existing Techniques. *MIS Quarterly*, 35(2), 293.
- Medeiros, M. M. de. (2022). *Estratégia e capacidade analítica de dados orientadas à vantagem competitiva* (Tese de Doutorado). Universidade Federal do Rio Grande do Sul.
- McAfee, A., & Brynjolfsson, E. (2012). Big data: The management revolution. *Harvard Business Review*, 90(10), 60–68. Scopus.
- Menukin, O., Mandungu, C., Shahgholian, A., & Mehandjiev, N. (2023). Guiding the integration of analytics in business operations through a maturity framework. *ANNALS OF OPERATIONS RESEARCH*.
- Mikalef, P., Krogstie, J., Pappas, I. O., & Pavlou, P. (2020). Exploring the relationship between big data analytics capability and competitive performance: The mediating roles of dynamic and operational capabilities. *Information & Management*, 57(2), 103169.
- Mikalef, P., Pappas, I. O., Krogstie, J., & Giannakos, M. (2018). Big data analytics capabilities: A systematic literature review and research agenda. *Information Systems and E-Business Management*, 16(3), 547–578.
- Mikalef, P., van de Wetering, R., & Krogstie, J. (2021). Building dynamic capabilities by leveraging big data analytics: The role of organizational inertia. *Information & Management*, 58(6), 103412.
- Norena-Chavez, D., & Thalassinou, E. (2023). Impact of big data analytics in project success: Mediating role of intellectual capital and knowledge sharing. *Journal of Infrastructure, Policy and Development*, 7(3), Artigo 3.

- Nunamaker Jr., J. F., Chen, M., & Purdin, T. D. M. (1990). Systems Development in Information Systems Research. *Journal of Management Information Systems*, 7(3), 89–106.
- Omol, E. J. (2024). Organizational digital transformation: From evolution to future trends. *Digital Transformation and Society*, 3(3), 240–256.
- O’Neill, B. T. (2019, dezembro 9). *Think clean data is the blocker to your AI/Data Science initiative? Try people.*
- Preston, D., & Karahanna, E. (2009). Antecedents of IS Strategic Alignment: A Nomological Network. *Information Systems Research*, 20, 159–179.
- Preston, D., Leidner, D., & Chen, D. (2008). CIO Leadership Profiles: Implications of Matching CIO Authority and Leadership Capability on IT Impact. *MIS Quarterly Executive*, 7.
- Rosales, L. (2023). *Mater Dei gere escalas com A3Data*. saudebusiness.com.
- Sawy, O., Kræmmergaard, P., Amsinck, H., & Vinther, A. (2020). *How LEGO Built the Foundations and Enterprise Capabilities for Digital Leadership* (p. 174–201).
- Schmidt, D. H., van Dierendonck, D., & Weber, U. (2023). The data-driven leader: Developing a big data analytics leadership competency framework. *Journal of Management Development*, 42(4), 297–326.
- Shamim, S., Zeng, J., Shariq, S. M., & Khan, Z. (2019). Role of big data management in enhancing big data decision-making capability and quality among Chinese firms: A dynamic capabilities view. *Information & Management*, 56(6), 103135.
- Shao, Z. (2019). Interaction effect of strategic leadership behaviors and organizational culture on IS-Business strategic alignment and Enterprise Systems assimilation. *International Journal of Information Management*, 44, 96–108.
- Singh, A., & Hess, T. (2017). How Chief Digital Officers Promote the Digital Transformation of their Companies. *MIS Quarterly Executive*, 16(1).
- Smaltz, D. H., Sambamurthy, V., & Agarwal, R. (2006). The antecedents of CIO role effectiveness in Organizations: An empirical study in the healthcare sector. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 53(2), 207–222.
- Suoniemi, S., Meyer-Waarden, L., Munzel, A., Zablah, A. R., & Straub, D. (2020). Big data and firm performance: The roles of market-directed capabilities and business strategy. *Information & Management*, 57(7), 103365.
- Tabesh, P., Mousavidin, E., & Hasani, S. (2019). Implementing big data strategies: A managerial perspective. *Business Horizons*, 62(3), 347–358.
- Venkatesh, V., Brown, S., & Bala, H. (2013). Bridging the Qualitative-Quantitative Divide: Guidelines for Conducting Mixed Methods Research in Information Systems. *MIS Quarterly: Management Information Systems*, 37, 21–54.
- World Economic Forum. (2025). The future of jobs report 2025. World Economic Forum. <https://www.weforum.org/publications/the-future-of-jobs-report-2025>
- Wu, T., & Misra, R. B. (2023). *Why Big Projects Fail—And How to Give Yours a Better Chance of Success.*