

UNIVERSIDADE PAULISTA

KELLY JOHANA BURBANO GARCÍA

**MODELO HÍBRIDO MULTICRITÉRIO INTEGRADO A BUSINESS INTELLIGENCE
PARA OTIMIZAR A SELEÇÃO DE FORNECEDORES**

SÃO PAULO

2025

KELLY JOHANA BURBANO GARCÍA

**MODELO HÍBRIDO MULTICRITÉRIO INTEGRADO A BUSINESS INTELLIGENCE
PARA OTIMIZAR A SELEÇÃO DE FORNECEDORES**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Paulista – UNIP, para a obtenção do título de Mestre em Administração.

Orientador: Prof. Dr. Matheus Albergaria de Magalhães.

SÃO PAULO

2025

García, Kelly Johana Burbano.

Modelo híbrido multicritério integrado a *business intelligence* para otimizar a seleção de fornecedores / Kelly Johana Burbano García. - 2025.

158 f.: il. color. + CD-ROM.

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Paulista, São Paulo, 2025.

Área de concentração: Redes, Organizações e Sociedade.
Orientador: Prof. Dr. Matheus Albergaria de Magalhães.

1. Tomada de decisão. 2. Seleção de fornecedores.
 3. Metodologias multicritério. 4. *Business Intelligence*.
- I. Magalhães, Matheus Albergaria de (orientador). II. Título.

KELLY JOHANA BURBANO GARCÍA

MODELO HÍBRIDO MULTICRITÉRIO INTEGRADO A BUSINESS INTELLIGENCE
PARA OTIMIZAR A SELEÇÃO DE FORNECEDORES

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Paulista – UNIP, para a obtenção do título de Mestre em Administração.

Aprovado(a) em: _____ / _____ / _____

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Matheus Albergaria de Magalhães
Universidade Paulista - UNIP

Prof. Dr. Mauro Vivaldini
Universidade Paulista - UNIP

Prof. Dr. Fernando Deodato Domingos
Fundação Getulio Vargas - SP, FGV-EAESP

Dedicado aos que sustentam a essência do meu existir.

À minha amada mãe, Patricia García Rios, cuja partida levou consigo metade do meu ser. A saudade que deixaste me acompanhará até o meu último suspiro.

E à outra metade de mim que permanece em Cali, meu amado Juan David Reyes, luz constante em meu caminho e força que me impulsiona a seguir sempre.

AGRADECIMENTOS

Agradeço, em primeiro lugar, a Deus, que não me deixa desfalecer; sem Ele, nada seria possível. Sem Ele, eu nada seria.

À família que aqui ganhei, expresso minha profunda gratidão. Ao meu companheiro de vida, Dr. Michell Felipe Cano, sou imensamente grata pela atenção, pelo apoio constante, pela dedicação, por me acompanhar nesta jornada e pelos ensinamentos de vida. Agradeço também aos professores Dr. María Cristina Moré Farias e Dr. Júlio Cesar Ceballos Aya, pelo acolhimento e pelo apoio prestado.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Matheus Albergaria de Magalhães, agradeço pelo generoso compartilhamento de conhecimento, pelo acompanhamento atento, pela paciência e pela dedicação. Sou grata pelos conselhos e pelas contribuições que impulsionaram meu progresso acadêmico e o desenvolvimento deste trabalho, permitindo que eu trabalhasse no tema que escolhi e desenvolvesse minhas ideias com autonomia, sempre sendo guiada por sua orientação.

Aos professores do Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Paulista (PPGA/UNIP), cujo acolhimento e ensinos foram fundamentais para meu desenvolvimento acadêmico e profissional, deixo minha gratidão. Em especial, ao Prof. Dr. Marcio Machado, o primeiro professor com quem conversei, agradeço pela oportunidade de poder iniciar esta etapa; ao Prof. Mauro Vivaldini, que acreditou em meu trabalho desde o início, sou muito grata pelos conselhos, ensinamentos e palavras motivadoras; ao Prof. Victor Corrêa, agradeço pelas sugestões que auxiliaram na estruturação inicial da metodologia e pelas suas palavras incentivadoras. Aos demais docentes, minha sincera gratidão pelo empenho em transmitir seus saberes.

Aos amigos que aqui ganhei, Profa. Doutoranda Maristela Morais, Profa. Doutoranda Marisa Regina Paixão, Prof. Mestrando Jeferson da Silva Xavier e Prof. Mestrando Clodoaldo Reis, expresso minha profunda gratidão pela parceria, pelas reuniões, pelas risadas, pela motivação e pelo apoio. Vocês terão sempre um lugar especial no meu coração.

Ao meu nobre amigo, Sargento Tenente e Doutorando Julio Cezar Rodrigues Eloi, agradeço pelas conversas e por compartilhar seus escritos; agradeço igualmente ao

Mestrando Moises Estevão de Lima e ao Doutorando Eder Alberto Diegues por estarem presentes nesta jornada. Obrigada pelos encontros de turma, sempre tão enriquecedores.

Aos demais colegas que, de alguma forma, participaram desta trajetória, muito obrigada.

Ao pessoal da secretaria do PPG em Administração do campus Indianópolis, sou profundamente grata pela atenção, pela simpatia e pela constante disposição em ajudar. Agradeço pelas facilidades na documentação, pelo apoio nos eventos e pelas soluções oferecidas no dia a dia. Manifesto agradecimento especial à Aline Nascimento e à Janaina Barros, que sempre estiveram prontas a colaborar; sem vocês, tudo teria sido muito mais difícil.

Agradeço à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), especialmente por meio do programa CAPES/PROSUP, pelo indispensável apoio financeiro concedido ao longo deste projeto. Esse financiamento não apenas viabilizou as atividades de pesquisa, também contribuiu para minha formação acadêmica e profissional. Estendo meu reconhecimento à Universidade Paulista (UNIP) pelo apoio institucional e pela infraestrutura disponibilizada. Sem o suporte da CAPES/PROSUP e da UNIP, a execução e a divulgação deste estudo não teriam sido possíveis.

RESUMO

Atualmente, o ambiente empresarial é caracterizado por alta competitividade, demandas complexas e um mercado em constante evolução, o que exige a adoção de ferramentas analíticas avançadas para otimizar a tomada de decisões. Nesse contexto, a seleção de fornecedores torna-se um fator crítico para a eficiência da cadeia de suprimentos. A proposta deste estudo é o desenho e a implementação de um modelo híbrido que integra as metodologias multicritério AHP, Entropia e TOPSIS, com a finalidade de reduzir vieses na ponderação dos critérios, apoiado por ferramentas de Tecnologia da Informação e Business Intelligence para semiautomatizar a tomada de decisão na seleção de fornecedores. A pesquisa foi conduzida em duas fases: uma fase exploratória, consistente em uma revisão sistemática da literatura cujos resultados foram modelados por Latent Dirichlet allocation e por um modelo de regressão logística para identificar lacunas e responder às questões propostas; e uma fase empírica, que compreendeu a geração de um artefato, incluindo a proposição de um algoritmo para a implementação da metodologia híbrida em simulação no R e o desenvolvimento da arquitetura inicial do sistema de suporte à decisão. Os principais resultados indicam que o modelo híbrido AHP–Entropia–TOPSIS incorpora um mecanismo objetivo de ponderação capaz de reduzir vieses, reforça a reproduzibilidade graças à implementação em R e apresenta estabilidade estatística conforme a análise de sensibilidade. Tais dados têm implicações teóricas para a objetividade metodológica e implicações práticas na automação e otimização da seleção de fornecedores por meio de soluções de Business Intelligence (BI).

Palavras-chave: Tomada de decisão. Seleção de fornecedores. Metodologias multicritério. Business Intelligence.

ABSTRACT

Currently, the business environment is characterized by high competitiveness, complex demands, and a constantly evolving market, which requires the adoption of advanced analytical tools to optimize decision-making. In this context, supplier selection becomes a critical factor for the efficiency of the supply chain. The purpose of this study is the design and implementation of a hybrid model that integrates the multicriteria methodologies AHP, Entropy, and TOPSIS, with the aim of reducing biases in the weighting of criteria, supported by information technology and Business Intelligence tools to semi-automate decision-making in supplier selection. The research was conducted in two phases: an exploratory phase, consisting of a systematic literature review whose results were modeled using Latent Dirichlet allocation and a logistic regression model to identify gaps and address the proposed questions; and an empirical phase, which involved the generation of an artifact, including the proposition of an algorithm for implementing the hybrid methodology in an R-based simulation and the development of the initial architecture of the decision support system. The main results indicate that the hybrid AHP–Entropy–TOPSIS model incorporates an objective weighting mechanism capable of reducing biases, strengthens reproducibility due to its implementation in R, and demonstrates statistical stability according to the sensitivity analysis. These findings have theoretical implications for methodological objectivity and practical implications for the automation and optimization of supplier selection through Business Intelligence (BI) solutions.

Keywords: Decision making. Supplier selection. Multi-criteria methodologies. Business Intelligence.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Modelo teórico do estudo	24
Figura 2 – Categorização dos tipos da tomada de decisão	34
Figura 3 – Classificação de métodos multicritério	46
Figura 4 – Modelagem de estrutura hierárquica	50
Figura 5 – Modelagem de estrutura MCDM híbrida	55
Figura 6 – Fluxograma descrevendo os procedimentos da metodologia da pesquisa ...	72
Figura 7 – Fluxo de procedimentos da revisão sistemática da literatura (RSL).....	73
Figura 8 – Esboço do processo RSL.....	76
Figura 9 – Principais palavras por tópico identificadas pela LDA	87
Figura 10 – Nuvem de palavras com os termos mais frequentes.....	88
Figura 11 – Dendrograma com os termos mais importantes por tópico	88
Figura 12 – Distribuição de estudos por país	89
Figura 13 – Total de estudos AHP-TOPSIS ou AHP-TOPSIS + Outros por ano.....	90
Figura 14 – Arquitetura inicial do sistema	97
Figura 15 – Primeira execução da metodologia AHP-Entropia-TOPSIS no R	99
Figura 16 – Tempos médios por etapa de execução da metodologia AHP-TOPSIS e Entropia	100
Figura 17 – Variação da execução do código da metodologia AHP-TOPSIS e Entropia	100
Figura 18 – Execução do algoritmo da metodologia AHP-Entropia e TOPSIS com dados do caso de Chen (2020)	101

LISTA DE GRÁFICO

Gráfico 1 – Mapa de calor de resultados das alternativas e critérios	106
Gráfico 2 – Índice de proximidade CR das alternativas.....	107

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Escala fundamental	50
Quadro 2 – Índices de consistência aleatória.....	51
Quadro 3 – Protocolo de Revisão Sistemática da Literatura	75
Quadro 4 – Protocolo de LDA	77
Quadro 5 – procedimentos do modelo de regressão logística binomial.....	79
Quadro 6 – Estrutura Matematica do Algoritmo	80
Quadro 7 – Protocolo da simulação preliminar metodologia híbrido AHP–Entropia–TOPSIS	81
Quadro 8 – Checklist para validação cruzada, comparativa com estudo prévio	83
Quadro 9 – Analise estatísticas para validação.....	84
Quadro 10 – Classificação inicial dos estudos selecionados para RSL	85
Quadro 11 – Principais critérios identificados.....	86
Quadro 12 – Requisitos de hardware e software para o funcionamento do sistema proposto	97
Quadro 13 – Constructos identificados	125

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Resumo de processamento do caso	91
Tabela 2 – Tabela de Classificação a,b	91
Tabela 3 – Variáveis não presentes no bloco 0 do modelo	92
Tabela 4 – Testes de Omnibus do Modelo de Coeficientes	92
Tabela 5 – Resumo do modelo	93
Tabela 6 – Tabela de Classificação	93
Tabela 7 – Variáveis independentes testadas na equação	94
Tabela 8 – Avaliação do modelo com remoção de cada variável.....	95
Tabela 9 – Comparaçāo dos resultados de estudo de Chen (2020) e o procedimento presente	104
Tabela 10 – Análise de exclusão de critérios dos resultados da segunda aplicação ...	108
Tabela 11 – Análise descritiva das duas variáveis avaliadas	109
Tabela 12 – Teste de Friedman	109
Tabela 13 – Análise da distribuição.....	110
Tabela 14 – Análises com teste de Spearman	110
Tabela 15 - Medição de consistência interna com Alpha de Cronbach.....	111

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AHP	Processo Analítico Hierárquico
BI	Inteligência de negócios
BI&A	Inteligência de negócios e análise
CR	Relação de Consistência
ETL	Extrair, Transformar e Carregar
IA	Inteligência Artificial
IC	Índice de Consistência
MA	Matemática Analítica
MCDA	Análise de Decisão Multicritério
MCDM	Métodos de Decisão Multicritério
NIS	Solução Ideal Negativa
PIS	Solução Ideal Positiva
RBV	Visão Baseada em Recursos
RSL	Revisão Sistemática da Literatura
TI	Tecnologia da Informação
TOPSIS	Técnica de Ordem de Preferência por Similaridade com Solução Ideal
VUCA	Volatilidade, Incerteza, Complexidade e Ambiguidade

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	18
1.1	Objetivos.....	22
1.1.1	Objetivo geral.....	22
1.1.2	Objetivos específicos	22
1.2	Estruturação do trabalho.....	23
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	24
2.1	Processo da tomada de decisão.....	25
2.1.1	Etapas de tomada de decisão	27
2.1.2	Características da tomada de decisão.....	29
2.1.3	Condições para tomada de decisão	30
2.1.4	Tipos de tomada de decisão.....	32
2.1.5	Estratégias na tomada de decisão.....	35
2.2	Análise Gestão da Cadeia de Suprimentos e seleção de fornecedores	36
2.2.1	Identificação de problemas e de potenciais fontes de abastecimento	37
2.2.2	Critérios de seleção de fornecedores	38
2.2.3	Estratégia de fornecimento	39
2.2.4	Escopo da decisão da seleção	40
2.2.5	Ambiente de decisão	41
2.2.6	Determinação do método de avaliação e seleção de fornecedores	42
2.3	Análise de decisão multicritério (MCDA) e métodos de tomada de decisão multicritério (MCDM)	43
2.3.1	Classificação de métodos multicritério.....	45
2.3.2	Métodos multicritério MA	47
2.3.3	Método multicritério Processo Analítico Hierárquico AHP	49
2.3.4	Método Técnica para a Ordem de Preferência por Similaridade com a Solução Ideal TOPSIS	52
2.3.5	Metodologia híbrida AHP – TOPSIS.....	54
2.3.6	Metodologia híbrida AHP – TOPSIS combinada com outros métodos para	

ponderação de critérios	58
2.4 Tecnologias da informação	61
2.4.1 Fundamentos de Inteligência de negócios BI	62
2.4.2 Processos de BI e Ferramentas de análise e visualização	64
2.4.3 Aplicação de BI na Gestão da Cadeia de Suprimentos e na seleção de fornecedores	67
2.4.4 Integração de Inteligência de Negócios com Métodos Multicritério	69
3 METODOLOGIA	71
3.1 Estrutura da pesquisa	71
3.2 Revisão sistemática da literatura	73
3.2.1 Latent Dirichlet allocation (LDA)	77
3.2.2 Modelo Logit	78
3.3 Modelagem do sistema, algoritmo e simulação inicial	79
3.3.1 Segunda avaliação do modelo metodológico, replicação dos dados iniciais do estudo feito	82
3.3.2 Validação Estatística da Robustez da segunda aplicação	83
4 RESULTADOS	84
4.1 Revisão sistemática da Literatura RSL	84
4.1.1 Latent Dirichlet allocation (LDA)	87
4.1.2 Modelo Logit	90
4.2 Modelagem do sistema, algoritmo, primeira aplicação do método e análise do funcionamento	96
4.2.1 Segunda avaliação do modelo metodológico, replicação dos dados iniciais do estudo de Chen (2020) e análise de sensibilidade	101
5 DISCUSSÃO	111
5.1 Limitações identificadas	123
5.2 Sugestões de pesquisas futuras	125
6 CONCLUSÕES	127

REFERÊNCIAS	129
APÊNDICE A – MODELO MATEMÁTICO METODOLOGIA PROCESSO DE HIERARQUIA ANALÍTICA (AHP).....	154
APÊNDICE B – FICHA DE EXTRAÇÃO DE DADOS.....	156
APÊNDICE C – IMAGEM DE FLUXOGRAMA DO PSEUDOCÓDIGO DA METODOLOGIA AHP-ENTROPIA-TOPSIS, MODELAGEM DO ALGORITMO	157
APÊNDICE D – HETEROGENEIDADE SETORIAL	158

1 INTRODUÇÃO

Para competir no mercado, as empresas desenvolvem planos de ação baseados em determinados parâmetros de design, orientando iniciativas de competitividade e implementando estratégias centradas em liderança, diferenciação, inovação, qualidade e atendimento ao cliente. Além disso, para alcançar melhores resultados, é essencial alinhar as estratégias aos objetivos e metas do negócio, fazendo uso adequado dos recursos disponíveis (Agazu; Kero, 2024; Foss; Saebi, 2017; Lanzolla; Markides, 2021; Porter, 2008; Teece, 2018). Nesse contexto, a diversidade de abordagens estratégicas apresentadas na literatura econômica e empresarial evidencia a complexidade inerente à tomada de decisões.

Além disso, o cenário empresarial apresenta desafios constantes e, para a tomada de decisão, é essencial planejar e executar estratégias que priorizem os fatores e características inerentes ao ambiente VUCA dos negócios (Bennett; Lemoine, 2014; Millar; Groth; Mahon, 2018; Schoemaker; Heaton; Teece, 2018). Nesse sentido, a sigla que se refere à volatilidade, incerteza, complexidade e ambiguidade (VUCA) designa termos em inglês que, inicialmente, foram empregados pelo Exército dos Estados Unidos para descrever cenários complexos relativos às estratégias e táticas adotadas no campo de combate e, posteriormente, incorporados ao ambiente de negócios para agrupar as características do entorno (Barber, 1992).

Portanto, a gestão organizacional adequada deve procurar responder eficazmente à dinâmica do contexto em que se insere, gerando bases apropriadas para o desenvolvimento de estratégias (Schoemaker; Heaton; Teece, 2018; Taskan; Junça-Silva; Caetano, 2022). Da mesma forma, é necessário propor modelos analíticos adaptados a essas particularidades críticas, aprimorando, assim, a capacidade das organizações de abordar eficazmente a tomada de decisões (Dugoin-Clément, 2024; Townsend *et al.*, 2018).

Nesse contexto, metodologias multicritério como o Processo Analítico Hierárquico (AHP) (Salomon; Gomes, 2024) e a Técnica para a Ordem de Preferência por Similaridade com a Solução Ideal (TOPSIS) (Liu; He, 2023) têm se mostrado ferramentas eficazes para avaliar múltiplas alternativas com base em critérios qualitativos e quantitativos (Zyoud; Fuchs-Hanusch, 2017).

Assim, a pesquisa atual sobre seleção de fornecedores utilizando AHP e TOPSIS é rica, porém poucos trabalhos abordaram a automação do processo de ponderação objetiva, que integra o procedimento de entropia à metodologia AHP sem intervenção humana na etapa de ponderação de critérios. Essa integração permite uma análise mais robusta e reduz vieses, fortalecendo a confiabilidade das decisões (Chen, 2020; Gavião *et al.*, 2024).

Da mesma forma, não há evidências suficientes na literatura sobre uma integração ampla das metodologias multicritério AHP-TOPSIS com sistemas modernos de Business Intelligence (BI). Embora a tecnologia da informação apoie a execução desses procedimentos, observa-se apenas uma interação pontual entre o processo ETL, responsável por extrair, transformar e carregar dados, e as metodologias AHP e TOPSIS. Essa integração automatiza o procedimento, permitindo que os usuários adicionem os valores dos critérios e obtenham automaticamente os resultados de avaliação e classificação, contemplando tanto a avaliação qualitativa quanto a análise quantitativa das alternativas (Hanine *et al.*, 2016).

No entanto, a crescente complexidade dos ambientes de negócios e a disponibilidade massiva de dados geraram a necessidade de abordagens mais rigorosas e baseadas em evidências para apoiar a tomada de decisões (Akter *et al.*, 2019; Albergaria; Chiappetta Jabbour, 2020). No ambiente atual, os tomadores de decisão dispõem de grande quantidade de dados e, para manipulá-los adequadamente, necessitam de metodologias e ferramentas que permitam seu tratamento de forma estratégica, produzindo informações que apoiem a tomada de decisão (Davenport, 2009, 2014; Jaklič; Grublješić; Popović, 2018).

Como resultado, no contexto da gestão da cadeia de suprimentos, a seleção de fornecedores representa um processo crítico, capaz de influenciar diretamente o sucesso ou o fracasso das operações e impactar toda a cadeia até a satisfação do cliente. Nesse sentido, a otimização de recursos e a melhora da tomada de decisão são temas centrais nas organizações modernas e vão além da simples redução de custos, priorizando também a rapidez, a adaptabilidade e a busca pela sustentabilidade organizacional (Kannan; Tan, 2002; Lambert; Enz, 2017; Neumüller; Lasch; Kellner, 2016; Raut *et al.*, 2018; Saputro; Figueira; Almada-Lobo, 2022).

Diante desse desafio, torna-se indispensável a adoção de abordagens orientadas por dados, integrando ferramentas tecnológicas avançadas e metodologias analíticas robustas. Tais estratégias fortalecem a eficiência organizacional ao permitir que as empresas respondam de forma mais ágil e precisa às exigências do mercado e às dinâmicas globais (Akter *et al.*, 2019; Albergaria; Chiappetta Jabbour, 2020). Além disso, o acesso estruturado à informação e seu uso adequado aprimoram substancialmente o processo decisório, favorecendo melhores resultados e contribuindo diretamente para o alcance dos objetivos estratégicos (Mueller-Saegebrecht, 2024).

Nesse sentido, os critérios adotados na escolha de fornecedores precisam contemplar múltiplos aspectos, exigindo dos tomadores de decisão uma abordagem abrangente que permita a análise integrada de informações e dados para identificar a alternativa mais adequada (Kar; Pani, 2014; Taherdoost; Brard, 2019). Do mesmo modo, a correta seleção de fornecedores e parceiros ao longo da cadeia de suprimentos configura-se como uma tarefa complexa, porém essencial para assegurar consistência e eficiência operacional. Ademais, o estabelecimento de relações colaborativas e bem estruturadas com os membros da cadeia constitui um fator estratégico que contribui diretamente para o sucesso das operações (Nejma *et al.*, 2019; Yang *et al.*, 2022).

Demonstra-se, assim, a necessidade de adotar procedimentos adequados que aprimorem o processo de seleção de fornecedores. Nesse contexto, o uso de metodologias multicritério surge como um importante apoio analítico, permitindo atender de forma mais precisa aos requisitos estabelecidos. Entre essas abordagens, o AHP destaca-se por estruturar o problema em níveis hierárquicos, construir matrizes de julgamento e integrar fatores qualitativos e quantitativos em uma lógica comparativa consistente (Leal, 2020).

De modo complementar, o TOPSIS contribui para a priorização das alternativas por meio da normalização dos dados e da integração simultânea de informações quantitativas e qualitativas em um único processo analítico, possibilitando uma avaliação mais equilibrada e objetiva (Bai; Sarkis, 2018).

Em virtude disso, e visando minimizar os erros decorrentes da aplicação isolada dessas metodologias, implementa-se de forma híbrida o AHP e o TOPSIS no presente estudo. Essa integração confere maior capacidade de adaptação do modelo às

necessidades específicas do processo decisório e aumenta sua robustez, ao aproveitar as qualidades complementares de cada técnica, além de facilitar sua combinação com outros procedimentos analíticos (Azwir; Hasan; Oemar, 2020; Fai Liew *et al.*, 2025; Fang; Zhou; Xiong, 2024; Warcono Adi; Nurma Heitasari, 2023).

Além disso, a entropia é integrada ao processo após a normalização da matriz inicial na etapa AHP, sendo utilizada para ponderar os critérios de forma objetiva e minimizar a subjetividade da ponderação manual (Chen, 2020). Dessa forma, a integração dos métodos apresenta caráter altamente maleável e adaptável, o que facilita sua implementação computacional e o processamento automatizado em ambientes de Tecnologia da Informação, particularmente na linguagem R, permitindo um tratamento eficiente do processo metodológico e a padronização da estrutura para gerar resultados auditáveis (Gavião *et al.*, 2024).

Devido ao exposto, esse processo deve ser conduzido por meio de análises e ações exaustivas, considerando cuidadosamente as fontes de incerteza presentes tanto no escopo da decisão quanto no ambiente organizacional, o que torna necessário buscar soluções alternativas, como abordagens híbridas. Além disso, ressalta-se que ainda existem oportunidades relevantes de aprofundamento na área de seleção de fornecedores, especialmente no desenvolvimento de modelos multicritério híbridos, bem como em temas relacionados à mitigação de riscos, sustentabilidade e incorporação de novas tecnologias (Saputro; Figueira; Almada-Lobo, 2022, 2023).

Portanto, este estudo justifica-se pela necessidade de aprimorar a tomada de decisão na seleção de fornecedores, integrando os principais atributos do método AHP com a entropia para realizar a ponderação dos critérios de forma objetiva, bem como as etapas finais do TOPSIS, responsáveis por gerar a ordenação das alternativas com base em sua proximidade da solução ideal. Essa combinação permite analisar os diferentes cenários associados à escolha de cada alternativa, ao mesmo tempo em que reduz os vieses decorrentes da intervenção de especialistas na definição dos pesos dos critérios.

Assim, o uso de ferramentas e processos tecnológicos atuais, iniciando pelo processo ETL, contribui para aprimorar a manipulação e o tratamento de dados. Essa integração possibilita a análise e a visualização das informações por meio de ferramentas de Business Intelligence, utilizando especificamente a linguagem R pela sua eficiência

no processamento e pela capacidade de automatizar rotinas analíticas. A combinação dessas tecnologias fortalece a automação da tomada de decisão, promovendo maior eficiência, redução de vieses e melhor adaptação às mudanças do mercado (Hanine et al., 2016; Walha; Ghazzi; Gargouri, 2024).

Com base nesse panorama, a questão central deste estudo é: De que forma as metodologias multicritério AHP e TOPSIS, juntamente com técnicas objetivas de ponderação, têm sido aplicadas de forma híbrida e integradas às tecnologias de informação de Business Intelligence (BI) para melhorar a tomada de decisão na seleção de fornecedores? A construção desta questão orienta o desenvolvimento do trabalho e constitui o ponto de partida do procedimento metodológico, permitindo traçar o caminho a seguir na pesquisa, abranger os conceitos envolvidos e alinhá-los ao contexto, considerando os recursos disponíveis para a obtenção de uma solução para o problema proposto (Chen; Sharma; Muñoz, 2023).

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo geral

Propor um modelo híbrido objetivo, composto pelas metodologias Processo de Hierarquia Analítica (AHP), Entropia e Técnica de Ordem de Preferência por Similaridade com a Solução Ideal (TOPSIS), integrando a tecnologias de informação de Inteligência de Negócios (BI), especificamente à linguagem de programação R, com o propósito de aprimorar a tomada de decisão na seleção de fornecedores e otimizar esse processo na gestão da cadeia de suprimentos.

1.1.2 Objetivos específicos

- Desenvolver uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL) relacionada à tomada de decisões empresariais, ao gerenciamento da cadeia de suprimentos, à seleção de fornecedores e à tomada de decisão multicritério (MCDM), incorporando modelagem de tópicos via LDA, somada ao suporte estatístico por meio de regressão logística.
- Desenvolver a arquitetura do sistema, propor o algoritmo da metodologia e realizar a simulação do protótipo inicial.
- Desenvolver uma segunda simulação baseada nos dados do estudo de

Chen (2020), com o objetivo de realizar uma validação cruzada de caráter comparativo, complementada por uma análise de sensibilidade dos resultados, de modo a fornecer suporte estatístico adicional e verificar a robustez do modelo proposto.

1.2 Estruturação do trabalho

O segundo capítulo apresenta o referencial teórico relacionado ao problema ou à necessidade identificada. Nele constam as teorias e os conceitos considerados como base para esta pesquisa e para o desenvolvimento da proposta do método híbrido MCDM. Em relação aos temas investigados para a extração da teoria que será apresentada como suporte neste capítulo, relaciona-se o modelo conceitual apresentado na Figura 1.

No terceiro capítulo apresenta-se a metodologia utilizada na pesquisa, levando em consideração especificidades, procedimentos e o desenho metodológico. Este capítulo será composto por três fases:

- Exploração do contexto e realização da Revisão Sistemática da Literatura (RSL), com modelagem dos resultados por meio de Latent Dirichlet allocation e aplicação de modelo Logit.
- Proposta empírica que confere rigor e validade quantitativa aos resultados obtidos.

O quarto capítulo apresenta os resultados. No quinto capítulo, dedicado à discussão dos resultados, incluem-se a análise dos dados encontrados, implicações e limitações, bem como as considerações finais e trabalhos futuros:

- Identificação de fatores críticos de sucesso e barreiras à implementação eficaz do sistema.
- Visualização dos resultados e possíveis mudanças de desempenho na gestão de operações, incluindo melhorias na qualidade e na eficiência das decisões, assim como a proposta inicial do protótipo de um método híbrido multicritério objetivo.
- Considerações, implicações e sugestões para direcionamentos posteriores às pesquisas na área de gestão da cadeia de suprimentos, especificamente para seleção de fornecedores e, de modo geral, para a tomada de decisão com

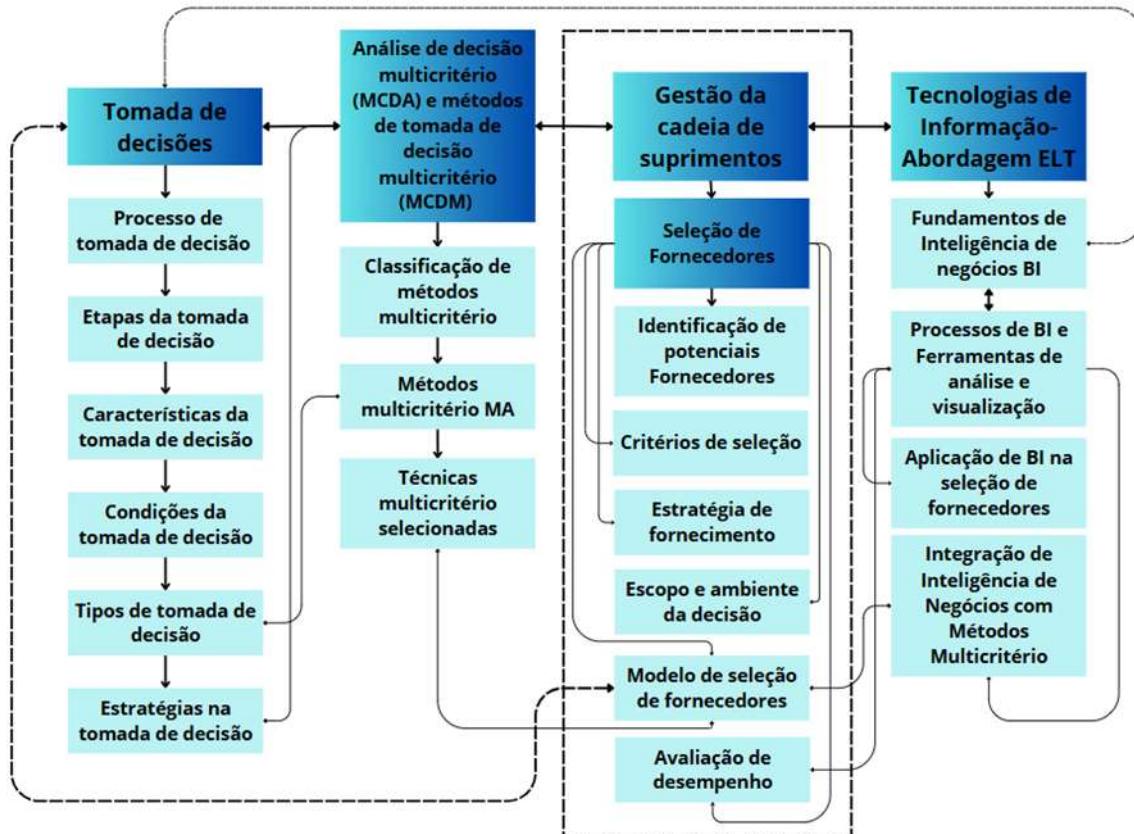
características multicritério nas empresas.

Finalmente, no sexto capítulo são tecidas as conclusões do trabalho.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Após passar por uma revisão bibliográfica tradicional, foram identificadas algumas lacunas em relação ao uso de metodologias multicritério de forma híbrida, referindo-se especificamente ao uso da entropia para a ponderação de critérios, que limita a intervenção de especialistas na seleção de fornecedores (Chen, 2020; Freeman; Chen, 2015), bem como à integração de ferramentas de inteligência de negócios. Por conseguinte, esse procedimento permitiu estabelecer o marco conceitual proposto na Figura 1, e determinar o referencial teórico, direcionando a pesquisa e permitindo a identificação do estado da arte (Kivunja, 2018).

Figura 1– Modelo teórico do estudo



Fonte: Elaboração própria

Inicialmente, para compreender os desafios e oportunidades associados à tomada de decisão na seleção de fornecedores, como parte da gestão da cadeia de

abastecimento, é essencial estabelecer um referencial teórico sólido que apoie o desenvolvimento desta investigação. Esse marco teórico explora os conceitos essenciais de gestão da cadeia de suprimentos, seleção de fornecedores e tomada de decisão multicritério, bem como as metodologias analíticas aplicadas nos processos mencionados. Tais metodologias permitem estruturar e avaliar os principais fatores envolvidos, o que é crucial para otimizar alguns recursos, como o tempo, na gestão de fornecedores (Chai; Liu; Ngai, 2013; Taherdoost; Brard, 2019).

Além disso, a gestão eficaz da cadeia de abastecimento é um elemento importante para o sucesso das organizações, dado que as empresas estão atualmente imersas em um ambiente cada vez mais competitivo, incerto e globalizado, o que requer uma gestão adequada que permita atingir os objetivos e representa um processo contínuo de melhoria na busca de ações para otimizar os resultados (Sinnaiah; Adam; Mahadi, 2023). Neste contexto, a seleção de fornecedores desempenha papel fundamental na otimização dos processos produtivos e na satisfação dos clientes (Chen, 2020).

Assim, a melhor compreensão desses conceitos e teorias possibilita um avanço para uma análise mais profunda dos desafios e das melhores práticas na seleção de fornecedores, o que, por sua vez, pode informar e enriquecer este estudo sobre a otimização desse processo por meio de um modelo híbrido, integrado pelas metodologias do Processo Analítico Hierárquico (AHP) e da Técnica de Ordenação Preferencial por Similaridade com a Solução Ideal (TOPSIS) (Bhattacharya *et al.*, 2020; Çalik; Çizmecioğlu; Akpinar, 2019; Marzouk; Sabbah, 2021; Menon; Ravi, 2022; Puspitasari; Febriani, 2024; Sharma; Joshi, 2019).

2.1 Processo da tomada de decisão

A tomada de decisão é um processo essencial que permeia todas as ações humanas, envolvendo a seleção de alternativas com base na análise dos resultados possíveis e na incerteza que pode ocorrer em cada escolha (Mankiw, 2021; Robbins; Coulter, 2017). Nesse sentido, o processo é moldado tanto por fatores racionais, como o julgamento, a previsão dos resultados e a ponderação de alternativas, quanto por aspectos emocionais e contextuais que influenciam a percepção, os vieses e as heurísticas do decisor (Fischhoff; Broomell, 2020; Jachimowicz *et al.*, 2019; Steele; Stefánsson, 2020).

Da mesma forma, os indivíduos não tomam decisões ipso facto e sem erros; este é um processo que apresenta variações no tempo e no espaço e, embora ocorra naturalmente, é condicionado por diversos fatores, tornando-se um processo dinâmico (Rizzo; Whitman, 2018). Assim, a compreensão da racionalidade na tomada de decisão configura-se a partir da capacidade de pensamento estratégico do indivíduo para avaliar crítica e logicamente as informações disponíveis, sopesar as alternativas e suas consequências, e selecionar a opção que melhor se alinha aos seus objetivos e preferências pré-definidas (Sinnaiah; Adam; Mahadi, 2023).

Historicamente, a teoria da decisão normativa, fundamentada nos trabalhos de De Finetti; Machì e Smith (2017); Von Neumann e Morgenstern (1947) e; Savage (1972), propõem modelos formais para decisões racionais a partir do cálculo da utilidade esperada (Nau, 2007). Já as contribuições de Simon (1978, 1979), estabeleceram as bases para o entendimento do raciocínio e dos limites do processamento humano.

Pelo contrário, estudos como os de Kahneman e Tversky (1979) evidenciam que, em contextos complexos, os indivíduos frequentemente se desviam desse modelo de utilidade esperada, justificando a necessidade de abordagens que integrem os vieses cognitivos e as influências emocionais que se originam como uma reação ao contexto e modulam a avaliação das alternativas, levando em consideração os riscos e as incertezas associados ao processo de tomada de decisão (Bourgin *et al.*, 2019; Jachimowicz *et al.*, 2019; Peterson *et al.*, 2021; Reijula; Hertwig, 2022; Stein; Sheffer, 2024; Vieider; Vis, 2019).

Da mesma forma, caracteriza-se por um conjunto de pressupostos que devem ser ordenados e direcionados por dedução (Schilirò, 2018), assim como pela descrição dos elementos essenciais das decisões: julgamento, preferência e escolha (Fischhoff; Broomell, 2020). Em virtude disso, são geradas ações de adaptação às mudanças contextuais e emocionais, evidenciando o comportamento dinâmico do processo (Bourgin *et al.*, 2019; Peterson *et al.*, 2021).

Além disso, no âmbito organizacional, Davenport (2009) propõe um modelo estrutural que enfatiza a importância do acesso a informações essenciais e da inteligência organizacional para aprimorar o processo decisório, indicando que a decisão não ocorre de forma isolada, mas em sintonia com o ambiente empresarial. Essa visão

reforça a integração de métodos que combinam a avaliação objetiva dos critérios com a ponderação subjetiva, como é o caso da combinação dos métodos AHP, Entropia e TOPSIS, utilizada para otimizar a seleção de fornecedores e enfrentar desafios na gestão da cadeia de suprimentos (Chen, 2020; Freeman; Chen, 2015; Zhou; Chen, 2023).

2.1.1 Etapas de tomada de decisão

Refere-se a cada um dos procedimentos sequenciais e às fases específicas que compõem o processo de tomada de decisão. Essas etapas integradas formam um quadro sistemático e estruturado que facilita a tomada de decisão, embora essa estruturação esteja sujeita a retrocessos ou ajustes à medida que o processo avança, em razão da integração de informações e das mudanças no contexto em que a referida tomada de decisão está imersa (Erev *et al.*, 2017; Schneckenberg *et al.*, 2017).

Nesse sentido, embora algumas decisões tomadas tenham o seu processo ignorado por já existir um padrão orientador para essa seleção, o processo é parte inerente da tomada de decisão. Por exemplo, para Robbins e Coulter (2017), trata-se de um conjunto de oito passos aplicáveis à tomada de decisão individual ou em grupo, em ambientes como o corporativo, apresentando a seguinte composição:

Passo 1 – Identificação do problema. Reconhecer e definir o problema, a necessidade ou a oportunidade que a decisão envolve. Isso decorre da compreensão do contexto e permite que as ações seguintes, que levam à decisão, sejam direcionadas de forma adequada (Davenport, 2009; Lunenburg, 2010; Taherdoost; Madanchian, 2023).

Passo 2 – Identificação dos critérios. São os parâmetros que intervêm e orientam o processo de tomada de decisão, definidos com base em interesses, preferências, disponibilidade e necessidade (Modarress-Fathi; Ansari; Ansari, 2023; Robbins; Coulter, 2017; Wilson, 1994). Refere-se também aos fatores envolvidos na busca e no desenvolvimento de diversas opções que representem possíveis soluções. Trata-se de um procedimento de abordagem que responde a diversas questões e permite estabelecer uma linguagem comum (Davenport, 2009). Da mesma forma, é importante revisar o histórico para considerar como situações semelhantes foram abordadas anteriormente (Davenport, 2014).

Passo 3 – Ponderação de critérios. Os critérios avaliados em cada opção disponível na tomada de decisão recebem pesos diferentes, definidos pelos decisores e

considerados na avaliação (Robbins; Coulter, 2017). Nesse sentido, a atribuição de valores relativos a cada critério, de acordo com sua importância, facilita a análise e a comparação das opções disponíveis, contribuindo para uma seleção mais precisa (Kar; Pani, 2014; Morssi; Wong; El-Barky, 2023; Taherdoost; Brard, 2019).

Passo 4 – Desenvolvimento de alternativas. Estabelecer um conjunto de alternativas viáveis, capazes de abordar adequadamente a situação que requer a decisão. Da mesma forma, o desenvolvimento da lista de soluções possíveis requer uma seleção imparcial, criativa e ilimitada de opções (Papulova; Gazova, 2016). Além disso, é possível que, nesta fase, exista informação histórica na organização, de soluções propostas em situações semelhantes no passado, que permita integrar opções conhecidas (Rosin *et al.*, 2022).

Passo 5 – Análise das alternativas. A avaliação das alternativas envolve uma análise rigorosa do conjunto de opções com base nos critérios pré-definidos. Adicionalmente, cada alternativa deve ser analisada conforme os critérios estabelecidos e sua respectiva ponderação, gerando a soma dos pesos atribuídos a cada critério para cada uma das alternativas (Taherdoost; Brard, 2019; Taherdoost; Madanchian, 2023).

Passo 6 – Seleção de opções. Esta etapa pode iniciar com a eliminação das alternativas mais distantes da “solução ideal”, a fim de agilizar o processo (Rosin *et al.*, 2022). Além disso, consiste em escolher a opção que melhor atende aos critérios estabelecidos, ou seja, a mais bem avaliada com base nas informações disponíveis (Robbins; Coulter, 2017).

Passo 7 – Implementação da opção escolhida. Esta etapa envolve a execução das ações planejadas e a gestão dos recursos necessários. Assim, a participação dos envolvidos é crucial para a efetiva intervenção na tomada de decisões, considerando os métodos de melhoria. Nessa fase, contempla-se também a reavaliação, visando à detecção de possíveis alterações no ambiente (Davenport, 2009; Taherdoost; Madanchian, 2023).

Passo 8 – Monitoramento. Refere-se à revisão e avaliação dos resultados, a fim de determinar se os objetivos estão sendo cumpridos e permitir que sejam feitos os ajustes necessários para otimizar os resultados. Esta avaliação contínua proporciona um feedback crítico, identificando possíveis aspectos que necessitam de ajustes ou

melhorias; permite também detectar desvios ou alterações no contexto, possibilitando a tomada de medidas corretivas e oportunas (Acciarini; Brunetta; Boccardelli, 2020).

2.1.2 Características da tomada de decisão

Baseiam-se em atributos intrínsecos do processo de tomada de decisão e na forma como este é realizado; essas características têm como foco o reconhecimento de limitações, pois, apesar da busca pela decisão ideal, a tomada de decisão é influenciada pela racionalidade limitada dos tomadores de decisão, pelos vieses cognitivos e pela subjetividade inerente à percepção humana (Bourgin *et al.*, 2019; Schilirò, 2018; Simon, 1979).

Neste sentido, no que respeita à compreensão da relação intrínseca entre a tomada de decisão e o julgamento humano, destaca-se a divisão dos processos de pensamento em dois sistemas. Trata-se da arquitetura do modelo racional, composta por dois sistemas e suas características: o primeiro, o sistema da intuição, baseia-se na percepção, sendo um processo automático e rápido, influenciado pelo hábito e pela experiência; porém, seu aprendizado desenvolve-se lentamente (Barberis, 2013; Kahneman, 2003).

Adicionalmente, o sistema dois refere-se ao raciocínio: é um processo lento, regido por regras e mais complexo; é ativado em decisões intrincadas ou de maior importância e complexidade, especialmente quando não há experiência anterior, requerendo, portanto, maior esforço cognitivo para estruturar o processo decisório (Kahneman, 2003, 2011).

Do mesmo modo, uma dessas características trata-se da intuição; esta baseia-se em experiências anteriores e em padrões reconhecidos subconscientemente, uma espécie de julgamento que não leva em conta a extensão das informações disponíveis. Isso pode ocorrer quando informações não classificadas são remodeladas em um padrão estruturado, gerando uma solução consciente (Sinnaiah; Adam; Mahadi, 2023). Portanto, trata-se de uma viagem cognitiva das ações, que transitam entre experiências anteriores contidas no subconsciente e um resultado que gera a ação consciente de decisão (Bourgin *et al.*, 2019).

Igualmente, o uso da lógica e da análise objetiva para avaliar tanto o processo quanto as opções disponíveis faz parte da racionalidade, que, por sua vez, é influenciada

por restrições cognitivas, produzindo assim uma lógica adaptativa. Embora o contexto seja geralmente amplo, sua compreensão é limitada devido às capacidades cognitivas dos tomadores de decisão. Essa limitação se manifesta em distorções, atalhos mentais, compressões ou no descarte de parte das informações (Bhui; Lai; Gershman, 2021; Bourgin *et al.*, 2019).

Diante do exposto, as qualidades específicas apresentam um nível de sistematicidade, forma estruturada e metodológica, integrando dados, tanto qualitativos quanto quantitativos, que, no entanto, são marcados por vieses do sistema um, aquele que se baseia na intuição; este é eficiente e necessário para decisões simples tomadas no dia a dia (Acciarini; Brunetta; Boccardelli, 2020; Stein; Sheffer, 2024; Vieider; Vis, 2019).

Ainda há interação constante entre ambos os sistemas; o mais utilizado é o sistema um, mas este apresenta deficiências na resolução de complexidades. Portanto, em casos com múltiplos critérios, o sistema dois entra em operação, onde as limitações cognitivas são reconhecidas, embora o sistema um continue gerando sugestões (Kleinberg *et al.*, 2018; Peterson *et al.*, 2021; Reijula; Hertwig, 2022).

Do mesmo modo, o processo de tomada de decisão é, por vezes, tratado em grupo, com algumas variações na sua estrutura, principalmente na gestão de vieses e na aceitação do julgamento (Kertzer *et al.*, 2022). Trata-se, igualmente, de uma ação baseada na informação, que, por sua vez, é afetada por preconceitos individuais. Os gestores, geralmente, são altamente reflexivos e tendem a levar em conta experiências anteriores, o que pode inibir o uso amplo e necessário da informação. Essa característica manifesta-se em ambientes de negócios, onde são necessárias decisões ágeis, estratégicas e de qualidade (Mueller-Saegebrecht, 2024).

2.1.3 Condições para tomada de decisão

A tomada de decisão em ambientes organizacionais envolve circunstâncias externas e contextuais que influenciam os processos e os resultados esperados, considerando, principalmente, a incerteza e o risco associados às alternativas possíveis. Para minimizar os efeitos negativos desses fatores, utilizam-se modelos e ferramentas analíticas que permitem estruturar, sistematizar e otimizar o processo decisório (Akter *et al.*, 2019; Davenport, 2009, 2013, 2014; Mueller-Saegebrecht, 2024).

De acordo com Robbins e Coulter (2017), os gestores podem se deparar com três cenários principais ao tomar decisões:

- I. **Certeza**; ocorre quando se obtêm as informações necessárias e completas, além de se conhecerem os possíveis resultados de cada opção. Este é o estado ideal para a tomada de decisões;
- II. **Risco**; refere-se à disponibilidade de informações obtidas pelo tomador de decisão, permitindo calcular as probabilidades de cada alternativa;
- III. **Incerteza**; é um dos estados que as empresas enfrentam no dia a dia e ocorre quando há limitação de acesso às informações, o que influencia a geração de possíveis resultados desconhecidos.

Assim mesmo, a incerteza caracteriza-se por um cenário em que informações completas não estão disponíveis; não é possível atribuir probabilidades a resultados futuros e, nesse caso, os eventos são amplamente imprevisíveis (Chiffi; Chiodo, 2020; Knight, 1921). Vale notar que a tomada de decisão também pode ser influenciada por fatores como o estilo intuitivo, em que a incerteza gera padrões de ação baseados na situação atual (Sinnaiah; Adam; Mahadi, 2023). Isso implica que a interpretação do ambiente e do estado interno dos decisores é elemento fundamental para entender como a incerteza afeta a eficácia do processo decisório (Phillips-Wren; Adya, 2020).

Portanto, a incerteza leva os tomadores de decisão a fazer avaliações dedutivas; é comum que o processo seja influenciado por heurísticas, como a heurística da disponibilidade (Knight, 1921), que baseia as escolhas em experiências anteriores facilmente acessíveis na memória. Isso pode introduzir vieses cognitivos e comprometer a qualidade das decisões (Jachimowicz *et al.*, 2019).

Por outro lado, o “efeito de certeza” mostra que a aversão ao risco pode levar à subestimação dos resultados prováveis em comparação com os certos, fazendo com que, em contextos de risco, os decisores evitem alternativas que envolvam perdas, preferindo resultados menos prejudiciais, ainda que sejam potencialmente subótimos (Bourgin *et al.*, 2019; Peterson *et al.*, 2021).

Entretanto, o comportamento organizacional é determinado pelos membros da equipe, devido à sua diversidade de características, o que resulta em diferentes efeitos sobre o desempenho (Eisenhardt; Zbaracki, 1992). Esse comportamento produz um

ambiente mais competitivo e incentiva a busca por destaque frente aos rivais, gerando uma tendência nos indivíduos a assumir riscos para evitar perdas (Kertzer *et al.*, 2022; Tindale; Winget, 2019).

Assim mesmo, observa-se um aumento da interação dinâmica entre os membros do grupo, em que a influência social, as normas coletivas e a deliberação colaborativa desempenham papel fundamental. Nesse sentido, esse processo decisório permite combinar diversas perspectivas para resolver problemas complexos, elevando potencialmente a qualidade das soluções adotadas (Schneckenberg *et al.*, 2017; Tindale; Winget, 2019).

No entanto, a dominância de determinados membros e o pensamento individualista podem reduzir a eficácia das decisões coletivas. Essa busca excessiva por consenso tende a suprimir a avaliação crítica das alternativas, resultando em decisões enviesadas ou inadequadas, além de direcionar uma busca de informações de forma deficiente e gerar uma análise de risco incorreta ou incompleta (Mueller-Saegebrecht, 2024).

2.1.4 Tipos de tomada de decisão

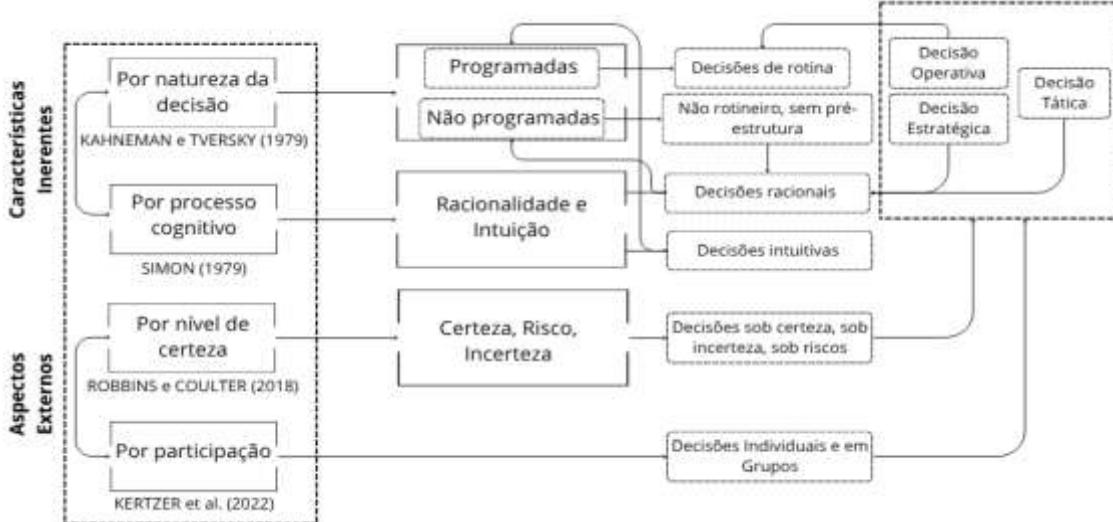
Observa-se que as decisões estão sujeitas a diversas características e condições, conforme mencionado acima; devido a isso, são diversificadas. Essas tipificações estão relacionadas ao contexto, ao nível de incerteza, ao comportamento, aos aspectos cognitivos e ao grau de participação, sendo representações de características intrínsecas e condições externas (Chiffi; Chiodo, 2020; Robbins; Coulter, 2017; Simon, 1979; Tversky *et al.*, 1989), tais como:

- I. **Tomada de decisão programada ou rotineira.** São decisões tomadas regularmente e que seguem um procedimento estabelecido. Geralmente são aplicadas em situações repetitivas ou cotidianas, como na reposição de materiais em uma empresa (Kahneman, 2003; Robbins; Coulter, 2017).
- II. **Tomada de decisão não programada ou não rotineira.** Essas decisões são tomadas em situações novas, não estruturadas ou excepcionais e não possuem um processo específico estabelecido (Okoli; Watt, 2018).
- III. **Tomada de decisões estratégicas.** São decisões que afetam os objetivos gerais e de longo prazo de uma organização ou de uma pessoa (Eisenhardt;

- Zbaracki, 1992; Papulova; Gazova, 2016; Stone *et al.*, 2020).
- IV. **Tomada de decisão tática.** São decisões orientadas para o médio prazo e estão relacionadas à implementação das decisões estratégicas (Khalifa, 2021; Sinnaiah; Adam; Mahadi, 2023).
 - V. **Tomada de decisões operacionais.** Focam no curto prazo e na execução diária das atividades. Por exemplo, para decidir a programação dos turnos de trabalho (Khalifa, 2021).
 - VI. **Tomada de decisão racional.** Envolve avaliar todas as alternativas de maneira lógica e ordenada, considerando prós e contras, sem descartar que essa abordagem possui limites. É típica, por exemplo, em processos analíticos ou científicos (Savage, 1972; Simon, 1978; Tversky *et al.*, 1989).
 - VII. **Tomada de decisão intuitiva.** Baseia-se na intuição ou na experiência de quem decide, sem que seja necessariamente realizada uma análise exaustiva dos dados (Hallo; Nguyen, 2022; Kahneman; Klein, 2009; Okoli; Watt, 2018).
 - VIII. **Tomada de decisão com certeza.** Nesse caso, há total segurança quanto aos resultados das opções disponíveis, o que ocorre quando todas as informações são claras e completas (Sinnaiah; Adam; Mahadi, 2023).
 - IX. **Tomada de decisão de risco.** O tomador de decisão conhece as probabilidades dos diferentes resultados, ainda que não tenha certeza sobre qual ocorrerá, assumindo, assim, riscos calculados (Chiffi; Chiodo, 2020; New *et al.*, 2023).
 - X. **Tomada de decisão sob incerteza.** As probabilidades dos resultados não são conhecidas; portanto, a decisão é tomada com informação insuficiente e pode depender mais da intuição, da dedução ou da experiência (Chiffi; Chiodo, 2020; Phillips-Wren; Adya, 2020).
 - XI. **Tomada de decisão individual.** Neste caso, uma única pessoa toma a decisão sem consultar outras, o que é comum em situações de liderança autoritária ou em decisões pessoais (Acquisti; Grossklags, 2005).
 - XII. **Tomada de decisão em grupo.** Um grupo de pessoas participa do processo para chegar a uma decisão baseada no consenso ou no acordo

dos envolvidos. Geralmente é aplicado em reuniões ou reuniões de equipe (Kertzer *et al.*, 2022; Mueller-Saegebrecht, 2024; Tindale; Winget, 2019).

Figura 2– Categorização dos tipos da tomada de decisão



Fonte: Elaboração própria, com base nos estudos de Kahneman e Tversky (1979); Kertzer *et al.* (2022); Robbins e Coulter (2017); Simon (1978)

Tendo em conta o que precede, a classificação apresentada na Figura 2 baseia-se em teorias sobre a natureza da decisão. Assim, as decisões programadas referem-se a problemas estruturados, ou seja, problemas recorrentes e rotineiros que podem ser resolvidos por meio de procedimentos estabelecidos ou regras claras. Nesse sentido, essas decisões normalmente tornam-se repetitivas e possuem soluções pré-definidas, o que permite às organizações gerenciá-las de forma eficiente e consistente (Jachimowicz *et al.*, 2019; Mankiw, 2021; Sinnaiyah; Adam; Mahadi, 2023).

Por outro lado, as decisões não programadas estão associadas a problemas não estruturados, que são complexos, recentes, sem contexto histórico relacionado e não têm solução imediata ou pré-definida. Dessa forma, essas decisões exigem uma análise profunda das informações necessárias, bem como o uso de ferramentas e metodologias que forneçam suporte, além de julgamento crítico e criatividade para serem resolvidas, pois cada situação é única (Kleinberg *et al.*, 2018; Schneckenberg *et al.*, 2017).

Além disso, essas ações podem ser analisadas por meio de teorias do processo cognitivo, tanto pela abordagem racional, que valoriza a análise sistemática (Lunenburg, 2010; Taherdoost; Madanchian, 2023), quanto pela abordagem intuitiva, baseada em

experiências anteriores. É possível a interação de ações estratégicas na tomada de decisões em situações semelhantes, nas quais flui a intuição adquirida com a experiência e a geração de padrões ao longo de um período considerável de tempo, destacando-se que a qualidade dessa intuição depende diretamente da experiência que a sustenta, o que leva a resultados mais ágeis (Eisenhardt; Zbaracki, 1992).

2.1.5 Estratégias na tomada de decisão

As estratégias de tomada de decisão representam abordagens sistemáticas utilizadas para identificar, analisar e selecionar a melhor alternativa entre um conjunto de opções. Essas estratégias não influenciam apenas a eficácia das decisões, mas também fazem parte de processos mais amplos (Khalifa, 2021), influenciando a capacidade da organização de se adaptar a ambientes complexos e dinâmicos. No contexto empresarial, as decisões estratégicas caracterizam-se pelo seu impacto e pela influência de longo prazo em todas as áreas funcionais da organização (Pisano, 2015; Teece, 2018).

Além disso, essa capacidade de gestão eficaz e de desenvolvimento de estratégias depende do alinhamento entre o estilo de tomada de decisão e a identificação adequada do contexto específico da organização, uma vez que o sucesso nesse processo não depende apenas de uma análise racional, mas também de fatores como a estrutura organizacional, a agilidade, os recursos e a capacidade de integrar diferentes perspectivas (Papulova; Gazova, 2016; Sinnaiah; Adam; Mahadi, 2023).

Igualmente, a tomada de decisão leva em consideração uma série de estratégias baseadas em dados. Assim, as decisões apoiadas em big data e análises preditivas são fundamentais para melhorar os resultados e a competitividade em contextos empresariais complexos, considerando o resultado desse procedimento como uma ação fundamentada no conhecimento adquirido. Dessa forma, essas estratégias permitem às organizações resolver problemas específicos, otimizando seus processos e aproveitando grandes volumes de dados estruturados e não estruturados para tomar decisões mais rápidas e precisas (Acciarini; Brunetta; Boccardelli, 2020; Akter *et al.*, 2019).

Contudo, o contexto atual tende para a criticidade, marcado pela incerteza, pela pressão do tempo e pela constante mudança de condições, o que obriga as organizações a tomarem decisões com maior rapidez (Hallo; Nguyen, 2022; Okoli; Watt, 2018). Portanto, o processo de seleção de fornecedores está diretamente relacionado aos

procedimentos envolvidos na tomada de decisão (Bhattacharya *et al.*, 2020; Saputro; Figueira; Almada-Lobo, 2022).

2.2 Análise Gestão da Cadeia de Suprimentos e seleção de fornecedores

Assim, a gestão da cadeia de suprimentos (SCM) é definida como uma abordagem integrativa que considera toda a cadeia, desde os fornecedores até o cliente final como um sistema único e coeso. Ao contrário das visões tradicionais anteriores à década de 2000, que tratavam cada elo da cadeia de forma isolada, a SCM promove a interdependência e a colaboração estratégica entre todas as partes. Essa perspectiva permite às empresas não apenas otimizar seus recursos internos, mas também alinhar suas operações às necessidades e exigências do mercado, gerando um fluxo contínuo de produtos, informações e recursos financeiros (Hugos, 2024; Mentzer *et al.*, 2001).

Além disso, estudos recentes enfatizam a necessidade de abordar os desafios emergentes na gestão da cadeia de suprimentos de forma integrada e adaptativa. Do mesmo modo, para se manter competitiva em um ambiente de negócios cada vez mais dinâmico e complexo, a SCM deve incorporar estratégias inovadoras e promover uma forte integração das tecnologias da informação, favorecendo a colaboração e a flexibilidade operacional interorganizacional (Lambert; Enz, 2017). Adicionalmente, destaca-se que a convergência entre práticas tradicionais e inovações tecnológicas é essencial para aprimorar a eficiência, mitigar riscos e alcançar um desempenho sustentável ao longo de toda a cadeia de suprimentos (Mentzer *et al.*, 2001).

Neste contexto, a seleção de fornecedores é um processo estratégico fundamental na gestão da cadeia de abastecimento, envolvendo a avaliação e a escolha de parceiros capazes de atender aos requisitos de qualidade, custo, prazo de entrega e sustentabilidade. Além disso, trata-se de um processo complexo, pois considera múltiplos critérios qualitativos e quantitativos (Morssi; Wong; El-Barky, 2023; Saputro; Figueira; Almada-Lobo, 2022; Zhang; Li; Wang, 2020).

Assim mesmo, uma proposta de seleção de fornecedores pode ser articulada em quatro dimensões principais: critérios de seleção, estratégia de fornecimento, escopo da decisão e ambiente de decisão. Esses elementos tornam-se mais complexos em contextos de incerteza, que exigem uma análise abrangente, considerando os riscos, garantindo a continuidade do fornecimento por meio de múltiplas fontes e abrangendo a

alocação de pedidos e o gerenciamento de estoques, integrando diversas fontes de incerteza (Saputro; Figueira; Almada-Lobo, 2022).

Por outro lado, o processo de seleção de fornecedores pode ser abordado de forma mais completa, integrando sete etapas. Essas dimensões incluem a identificação de potenciais fontes de abastecimento, representando um procedimento que depende de diferentes fontes de informação, bem como a determinação do método de avaliação e seleção. Trata-se de um conjunto de etapas fundamentais para garantir a escolha adequada de parceiros estratégicos na cadeia de abastecimento, destacando-se, principalmente, aquelas que serão consideradas no presente estudo (Monczka, 2009).

Neste ambiente, a avaliação dos fornecedores pelos tomadores de decisão pode ser imprecisa devido à subjetividade e à falta de valores exatos, o que exige a transformação de variáveis linguísticas em representações numéricas incertas, assim como intervalos ou abordagens fuzzy, para garantir decisões mais robustas (Bhattacharya *et al.*, 2020; Faisal; Al-Esmael; Sharif, 2017; Ishak; Wanli, 2020; Kumar; Padhi; Sarkar, 2019; Menon; Ravi, 2022; Nejma *et al.*, 2019; Saputro; Figueira; Almada-Lobo, 2023; Wang *et al.*, 2018).

2.2.1 Identificação de problemas e de potenciais fontes de abastecimento

Inicialmente, a abordagem adequada ao problema permite identificar a necessidade, mapear riscos, detectar gargalos operacionais e reconhecer oportunidades de melhoria. Nesse sentido, são possíveis duas opções: essa necessidade é atendida por um provedor com o qual já se tem relacionamento; ou a necessidade deve ser atendida por um novo fornecedor (Monczka, 2009; Potter; Wilhelm, 2020; Yoon *et al.*, 2018).

Além disso, essa etapa inicial do processo de seleção de fornecedores deve estar em perfeito alinhamento com as características e os objetivos da organização. Partindo do princípio de que o propósito da seleção é identificar o fornecedor mais adequado, aquele com maior potencial para atender às necessidades da empresa compradora, torna-se essencial uma análise detalhada nesta fase, já que é nesse ponto que se estabelecem as bases para o desenvolvimento adequado do processo de seleção (Mohammed *et al.*, 2021; Neumüller; Lasch; Kellner, 2016).

Igualmente, no processo de seleção de fornecedores é essencial estabelecer uma

base robusta de informações para identificar com precisão as potenciais fontes de abastecimento. Deve-se notar que a identificação dessas fontes baseia-se na coleta de dados em diferentes origens, a intensidade da busca por informação que apoia o procedimento e determina o escopo do acesso aos dados necessários para identificar os possíveis fornecedores (Bai *et al.*, 2019; Evcioğlu; Kabak, 2023; Kannan *et al.*, 2020; Kar; Pani, 2014).

Dessa forma, é imprescindível que as organizações integrem ferramentas apropriadas e sistemas de análise de dados para consolidar informações provenientes de diversas origens, viabilizando uma avaliação criteriosa e estratégica dos candidatos e, consequentemente, aprimorando a tomada de decisões no âmbito da gestão da cadeia de suprimentos (Monczka, 2009; Papathanasiou; Ploskas, 2018).

2.2.2 Critérios de seleção de fornecedores

Esta é a dimensão ou etapa que recebe mais atenção na seleção de fornecedores. Os critérios que as empresas levam em consideração referem-se aos parâmetros de julgamento para a seleção. Além disso, esses critérios devem estar alinhados aos objetivos estratégicos da empresa e refletir suas prioridades, a fim de gerar os melhores resultados operacionais (Alavi; Tavana; Mina, 2021; Bhattacharya *et al.*, 2020; Taherdoost; Brard, 2019).

Além disso, esses critérios estão integrados em dois grandes grupos: quantitativos e/ou qualitativos (Papathanasiou; Ploskas, 2018; Saputro; Figueira; Almada-Lobo, 2022). Embora, no século passado, fossem considerados principalmente critérios quantitativos, posteriormente foram integrados critérios qualitativos, que se tornaram relevantes devido à necessidade de abranger o processo de seleção de forma holística (Kar; Pani, 2014).

Do mesmo modo, destaca-se que a seleção de fornecedores e, especificamente, a escolha dos critérios para tal processo, é influenciada por um contexto específico e pelos objetivos estratégicos de negócios voltados à sustentabilidade (Luthra *et al.*, 2017; Neumüller; Lasch; Kellner, 2016), economia circular (Kannan *et al.*, 2020), economia verde e gestão ambiental (Freeman; Chen, 2015).

Igualmente, os critérios que as empresas geralmente levam em consideração podem ser categorizados em três grandes grupos: econômico, ambiental e social (Alavi; Tavana; Mina, 2021; Kannan *et al.*, 2020; Neumüller; Lasch; Kellner, 2016). Embora essa

categorização se refira a uma ampla variedade de critérios genéricos, eles acabam sendo combinados com critérios específicos. Assim, essa combinação permite que as organizações avaliem de forma abrangente seus fornecedores (Kar; Pani, 2014), mostrando assim, que atualmente os critérios são mais complexos, pois se adaptam às mudanças no contexto organizacional (Taherdoost; Brard, 2019).

Por exemplo, no caso do aspecto ou da categoria econômica, observam-se critérios como custo, qualidade e entrega (Alavi; Tavana; Mina, 2021; Kannan; Tan, 2002). Da mesma forma, no caso da categoria social, alguns dos critérios considerados são sistemas de segurança e saúde ocupacional, criação de emprego, práticas trabalhistas e direitos dos funcionários (Bai *et al.*, 2019). Igualmente, quando se observam os aspectos ambientais, destacam-se critérios como reciclagem, competências verdes e sistema de gestão ambiental (Luthra *et al.*, 2017).

Em síntese, a seleção apropriada de critérios permite avaliar e escolher fornecedores de forma adequada, minimizando vieses em sua escolha. Tornando-se assim, um procedimento essencial para a inclusão de atores adequados na cadeia de suprimentos, contribuindo para a construção ou moldagem de uma cadeia de suprimentos sólida e alinhada com os objetivos estratégicos da organização (Lambert; Enz, 2017; Mentzer *et al.*, 2001). Da mesma forma, ao estabelecer um conjunto adequado de critérios, promove-se uma avaliação objetiva dos fornecedores, facilitando decisões informadas que contribuem para o sucesso a longo prazo da empresa (Hosseini *et al.*, 2019; Kar; Pani, 2014).

2.2.3 Estratégia de fornecimento

Primeiramente, essas ações visam ao alinhamento com os objetivos estratégicos, que possibilitam a gestão adequada da cadeia de suprimentos. Assim, essas estratégias referem-se à ação ou às ações imersas no processo de seleção, desde a identificação até a avaliação dos fornecedores, gerando resultados que favorecem a sustentabilidade e a resiliência, e permitindo que as organizações otimizem recursos e garantam a continuidade operacional (Hosseini *et al.*, 2019; Monczka, 2009; Neumüller; Lasch; Kellner, 2016).

Nesse sentido, esse processo não apenas busca identificar os fornecedores que possam atender às necessidades da empresa de forma eficiente e a custos razoáveis,

mas também promove a criação de alianças sólidas, que potencializam a responsabilidade compartilhada e a inovação. À medida que a interdependência entre comprador e fornecedor se aprofunda, os requisitos de coordenação e o risco associado à complexidade das relações crescem simultaneamente, exigindo uma gestão mais rigorosa (Lin *et al.*, 2023; Saputro; Figueira; Almada-Lobo, 2023).

Além disso, essas estratégias envolvem a identificação e a avaliação sistemática de fornecedores, a diversificação das fontes de abastecimento e a integração de tecnologias da informação para o monitoramento em tempo real de estoques e fluxos logísticos. Adicionalmente, são orientadas para a criação de alianças estratégicas que favoreçam a sustentabilidade e a resiliência às flutuações do mercado, permitindo o ajuste dinâmico das políticas de compras e de negociação (Pramanik; Mondal; Haldar, 2020; Raut *et al.*, 2018).

Nomeadamente, as considerações desenvolvidas nesta etapa são avaliadas ao longo do processo de seleção, representando assim, uma abordagem proativa e colaborativa que não só melhora a eficiência na obtenção de insumos, mas também contribui para mitigar os riscos associados à volatilidade de preços e à disponibilidade de recursos, fortalecendo a capacidade competitiva e a adaptabilidade organizacional (Bai *et al.*, 2019; Hugos, 2024; Potter; Wilhelm, 2020; Yoon *et al.*, 2018).

2.2.4 Escopo da decisão da seleção

O alcance da decisão na seleção de fornecedores define até que ponto, e em quais aspectos, os critérios de avaliação serão aplicados, incluindo o nível hierárquico envolvido, o período considerado e a abrangência geográfica ou funcional. Essa delimitação orienta quais alternativas serão comparadas e em que profundidade serão analisados aspectos como qualidade, custo, prazo, sustentabilidade e riscos (Bai *et al.*, 2019; Hosseini *et al.*, 2019).

Do mesmo modo, estabelecer com clareza o escopo decisório assegura que o processo seja eficiente e focado; evita a dispersão de recursos em avaliações desnecessárias e garante que as informações coletadas sejam pertinentes ao contexto estratégico da organização (Cavalcante *et al.*, 2019; Potter; Wilhelm, 2020).

Além disso, é evidente que esse escopo está alinhado com os objetivos operacionais, já que uma seleção correta de fornecedores é influenciada por múltiplos

fatores. Algumas dessas motivações estão relacionadas à necessidade inerente das empresas: a busca constante pela redução de custos, que pode ser obtida como resultado de diferentes ações, incluindo a redução de tempos em todos ou alguns procedimentos organizacionais (Abidi *et al.*, 2019; Brandenburg *et al.*, 2014; Hugos, 2024).

Nesse sentido, é preciso olhar para tudo o que engloba o escopo, pois ele não se refere apenas aos aspectos específicos inerentes ao processo de seleção de fornecedores, por exemplo, a qualidade, tempo de resposta, entre outros (Hosseini *et al.*, 2019; Zhang; Li; Wang, 2020), mas também lida com os aspectos relacionados aos resultados de longo prazo imersos na gestão da cadeia de suprimentos e nas estratégias de negócio (Faisal; Al-Esmael; Sharif, 2017; Lambert; Enz, 2017; Yang *et al.*, 2022).

Ainda assim, deve ser levada em consideração a diversidade de necessidades e contextos em que as empresas operam. Esse dinamismo de mercado torna cada caso único, embora também exista a possibilidade de replicar procedimentos, softwares e ferramentas pré-existentes, devidamente validados e avaliados (Cavalcante *et al.*, 2019; Chen, 2020; Di Vaio; Hassan; Alavoine, 2022; Khan *et al.*, 2018; Nejma *et al.*, 2019; Potter; Wilhelm, 2020; Pramanik; Mondal; Haldar, 2020; Sahoo; Shubhra Goswami; Halder, 2024; Saputro; Figueira; Almada-Lobo, 2023; Siregar, 2019; Taherdoost; Brard, 2019; Wang *et al.*, 2024).

2.2.5 Ambiente de decisão

Refere-se especificamente ao contexto em que a organização está inserida, envolvendo também a identificação e análise de todos os fatores externos relacionados ao processo de seleção de fornecedores, os quais influenciam cada uma das etapas do processo de decisão, desde condições de mercado e regulamentações até tendências tecnológicas e aspectos socioambientais. Além disso, é necessário o mapeamento de cenários econômicos, competitivos e regulatórios que afetam a disponibilidade e o desempenho da rede de abastecimento (Bai *et al.*, 2019; Potter; Wilhelm, 2020).

Assim mesmo, as organizações adotam abordagens sistemáticas e resilientes em condições de risco, a fim de gerar vantagem competitiva (Hosseini *et al.*, 2019). Além disso, esse ambiente de seleção pode ser classificado em duas categorias: uma com características de certeza, associada a dados específicos, e outra de incerteza,

relacionada a dados imprecisos (Saputro; Figueira; Almada-Lobo, 2022).

Nesse sentido, ao enfatizar nos entornos de incerteza, e com base nos julgamentos subjetivos dos tomadores de decisão, ocorrem variações nas relações entre fornecedor e comprador, bem como reajustes dinâmicos nos objetivos de gestão. Assim, os tomadores de decisão desempenham um papel crítico na definição e priorização dos critérios de avaliação, e a falta de informações quantificáveis, incompletas ou intangíveis relacionadas aos fornecedores pode levar a julgamentos imprecisos (Pramanik; Mondal; Haldar, 2020; Zhou; Chen, 2023).

Diante do exposto, compreender e reduzir fontes de vieses e outras deficiências no processo de tomada de decisão na seleção de fornecedores, permite mitigar impactos do ambiente que não podem ser controlados pelas empresas, sendo assim, essencial para garantir que a escolha do fornecedor responda não só aos critérios definidos para a seleção de fornecedores, mas também às condições dinâmicas do ambiente, gerando eficácia e eficiência organizacional (Kannan *et al.*, 2020; Phillips-Wren; Adya, 2020; Zhang; Xia; Zhang, 2024).

2.2.6 Determinação do método de avaliação e seleção de fornecedores

A seleção de fornecedores é geralmente apoiada por diferentes métodos e ferramentas devido à complexidade do processo e à necessidade de estruturar um processo que englobe de forma abrangente, a escolha dos fornecedores, uma vez que não se limita apenas à análise de um conjunto de possíveis opções, mas também ao alinhamento com os objetivos operacionais, o ambiente em que a organização atua e outras características internas e externas da empresa (Saputro; Figueira; Almada-Lobo, 2022; Taherdoost; Brard, 2019).

Nesse sentido, a determinação de métodos para a seleção de fornecedores é uma etapa crítica no processo de seleção, pois a eficácia na gestão de suprimentos depende da escolha adequada de métodos e ferramentas que apoiem a tomada de decisão, influenciando diretamente os objetivos estratégicos do negócio (Bai *et al.*, 2019; Gardas; Raut; Shrivastav, 2019; Warcono Adi; Nurma Heitasari, 2023).

Assim como, a utilização de metodologias de apoio à decisão gera um nível de segurança na execução do processo de seleção, por representar uma estrutura formal de assistência na análise e no desenvolvimento da seleção de fornecedores, garantindo

que as decisões de sourcing sejam baseadas nos diversos critérios que devem ser considerados por cada empresa (Saputro; Figueira; Almada-Lobo, 2023; Taherdoost; Brard, 2019).

Embora atualmente sejam utilizadas diversas técnicas para a tomada de decisão influenciadas por múltiplos critérios, incluindo o uso de ferramentas de tecnologia da informação, que permitem a análise e o processamento de dados brutos, servindo de suporte à tomada de decisão (Cavalcante *et al.*, 2019; Jahani; Jain; Ivanov, 2023; Taherdoost; Madanchian, 2023).

Além disso, os MCDMs continuam presentes nas decisões de seleção de fornecedores, como os métodos multicritério AHP e TOPSIS, que permitem estruturar o processo de seleção, levando em consideração múltiplos critérios, a ponderação desses critérios e a comparação entre as várias opções de fornecedores (Arifin; Vikaliana, 2024; Azwir; Hasan; Oemar, 2020; Bianchini, 2018; Cinnirella *et al.*, 2022; Fai Liew *et al.*, 2025; Fang; Zhou; Xiong, 2024; Karayel *et al.*, 2019).

Da mesma forma, avalia-se atualmente a integração de ferramentas de Business Intelligence para apoio à recolha e análise de dados, garantindo a melhoria da eficiência da metodologia multicritério selecionada e permitindo, assim, a gestão adequada de ambientes com características de risco ou incerteza, oferecendo um processo adaptável às necessidades específicas da gestão da cadeia de abastecimento (Hosseini *et al.*, 2019; Pelissari *et al.*, 2021; Yoon *et al.*, 2018).

Em virtude disso, uma metodologia inadequada pode enviesar a priorização de fornecedores, impedir a correta gestão da incerteza e comprometer o alinhamento com os objetivos estratégicos da organização. Nesse sentido, para reduzir possíveis erros e limitar os vieses, é necessária a integração de ações para a ponderação objetiva dos critérios (Chen, 2020; Freeman; Chen, 2015) e uso de ferramentas BI para semiautomação da seleção de fornecedores, oferecendo melhorias em todo o processo e a otimização dos resultados (Gavião *et al.*, 2024).

2.3 Análise de decisão multicritério (MCDA) e métodos de tomada de decisão multicritério (MCDM)

A análise da decisão multicritério (MCDA) e os métodos de tomada de decisão multicritério (MCDM) têm sido amplamente utilizados na seleção de fornecedores

sustentáveis, integrando diferentes técnicas para abordar problemas complexos em que não existe uma única solução ideal. Existem vários métodos MCDM/A, como AHP, TOPSIS, ANP, VIKOR e ELECTRE, que podem ser aplicados individualmente ou combinados com outras ferramentas. Entretanto, a escolha do método apropriado depende da natureza do problema, em particular da conveniência do efeito de compensação entre critérios (Schramm; Cabral; Schramm, 2020).

Além disso, identifica-se uma tendência crescente em direção à integração de múltiplas técnicas para melhorar a robustez dos modelos de decisão, embora isso possa aumentar a complexidade do processo e afetar a interpretação dos resultados (Schramm; Cabral; Schramm, 2020; Tronnebati; El Yadari; Jawab, 2022; Zhang; Li; Wang, 2020). Assim mesmo, a avaliação e seleção adequadas de fornecedores são essenciais para promover a melhoria e a sustentabilidade em todos os setores (Tronnebati; El Yadari; Jawab, 2022).

Do mesmo modo, considerando as complexidades do ambiente organizacional e a necessidade de decisões mais complexas, de forma ágil e com maior segurança, a tomada de decisão apoiada em métodos multicritério (MCDM) foi desenvolvida para resolver problemas decisórios que envolvem um ou mais indivíduos. Assim, as alternativas são avaliadas e, em seguida, classificadas com base em necessidades, objetivos e estratégia pré-estabelecidos (Pandey; Komal; Dincer, 2023).

Diante disso, a aplicação de metodologias multicritério tem aumentado nos últimos anos, especialmente dos modelos híbridos, o que provavelmente está relacionado à complexidade dos ambientes atuais, impulsionado pelos avanços tecnológicos, a pressão sobre a oferta, na busca por melhorias e inovação, para gerar um ambiente altamente competitivo e sustentável (Zimmer; Fröhling; Schultmann, 2016).

Em síntese, os métodos de tomada de decisão multicritério (MCDM) têm evoluído como abordagens fundamentais para abordar problemas complexos em que múltiplos critérios estão envolvidos, permitindo que as alternativas sejam avaliadas de forma estruturada e mais eficiente, destacando-se por sua confiabilidade, adaptabilidade, competitividade e sustentabilidade em diferentes contextos (Babbar; Amin, 2018; Sahoo; Shubhra Goswami; Halder, 2024; Taherdoost; Brard, 2019; Zhang; Xia; Zhang, 2024).

No entanto, persistem desafios, como a ponderação adequada dos critérios e a

escolha entre métodos compensatórios e não compensatórios, o que evidencia a importância de se continuar a explorar estratégias que reduzam a subjetividade e melhorem a aplicabilidade dessas abordagens na tomada de decisão. Dessa forma, também se investiga a integração de outras metodologias, como a entropia, utilizada para a ponderação de critérios, com o objetivo de reduzir a subjetividade na atribuição de pesos e os possíveis vieses gerados pelos tomadores de decisão (Chen, 2020).

2.3.1 Classificação de métodos multicritério

Para enfrentar a complexidade da seleção de fornecedores, é necessário utilizar modelos de decisão multicritério que permitam avaliar, de forma estruturada, aspectos econômicos, ambientais e sociais. Assim, entre as ferramentas analíticas utilizadas na gestão de fornecedores, destacam-se as metodologias qualitativas e quantitativas que contribuem para melhorar a tomada de decisão (Babbar; Amin, 2018; Zimmer; Fröhling; Schultmann, 2016).

Deste modo, a literatura apresenta diversos métodos multicritério para a tomada de decisões, entre os quais se destacam os modelos individuais. Observa-se, na Figura 4, as metodologias qualitativas (Q), de Programação Matemática (PM), Matemática Analítica (MA) e Inteligência Artificial (IA), que são utilizadas para facilitar a tomada de decisão em situações nas quais múltiplos critérios devem ser considerados. Essas ferramentas permitem o desenvolvimento de uma avaliação sistemática e objetiva das alternativas, otimizando os dados que fundamentam o processo decisório (Zimmer; Fröhling; Schultmann, 2016).

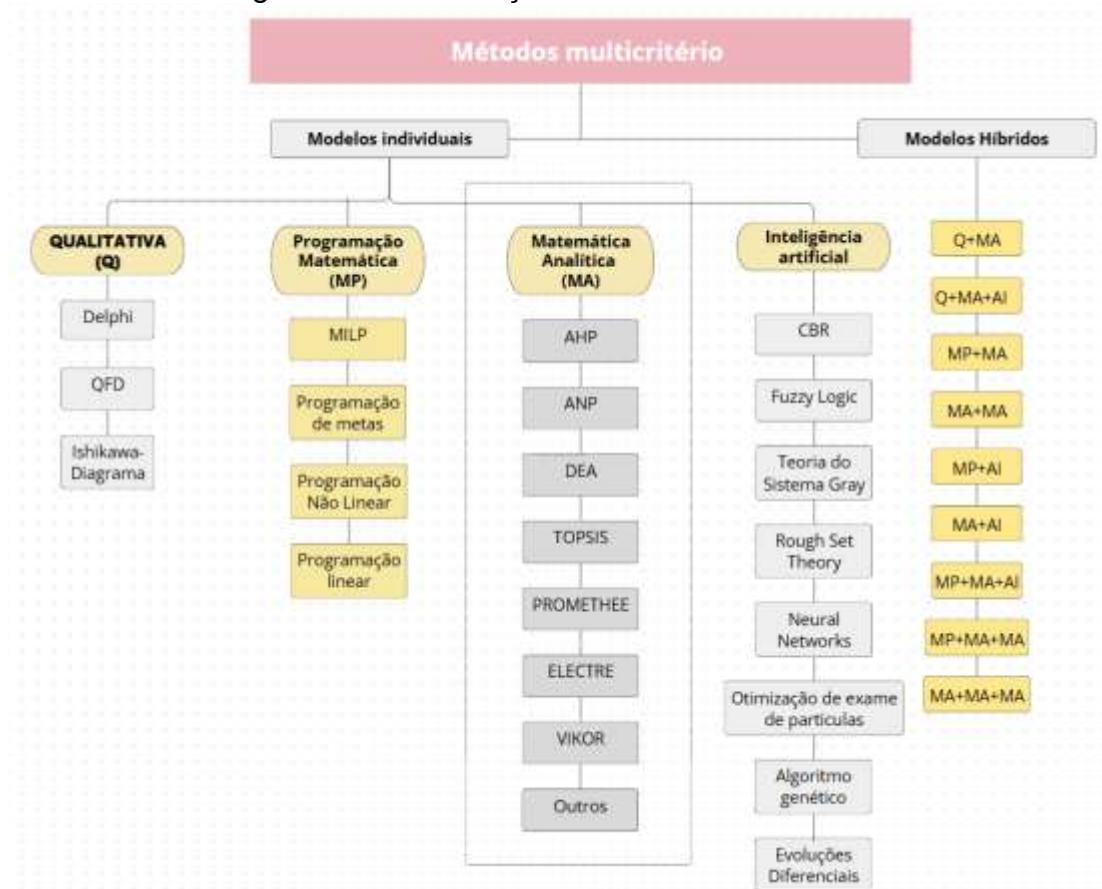
Também se apresenta, na Figura 4, uma categoria de modelos híbridos. Geralmente, esses modelos combinam abordagens qualitativas, modelagem matemática e, em alguns casos, inteligência artificial, para melhorar a tomada de decisão em problemas complexos e otimizar análises multicritério. Sua aplicação possibilita maior precisão e adaptabilidade na seleção de fornecedores e em outras decisões estratégicas (Zimmer; Fröhling; Schultmann, 2016).

No caso dos modelos qualitativos, também apresentados na Figura 3, estes permitem a análise de fatores de alto impacto, incluindo incertezas relacionadas à seleção de fornecedores, como os indicadores de impacto ambiental e social, nos quais diversos fatores devem ser considerados. No entanto, sua mensuração quantitativa é

desafiadora devido à complexidade de suas características, embora frequentemente sejam utilizados de forma híbrida com modelos quantitativos (Babbar; Amin, 2018; Zhang; Xia; Zhang, 2024).

Nesse sentido, para a abordagem de incertezas, são utilizados modelos de análise qualitativa, como o método Delphi, com um painel de especialistas, para analisar e avaliar essas características específicas que posteriormente podem ser transformadas em dados numéricos para análise quantitativa (Zhang; Xia; Zhang, 2024). Além disso, o método QFD pode ser eficaz para traduzir os requisitos do cliente em critérios de avaliação de fornecedores, gerenciando a incerteza inerente a esses processos. Assim, a integração do QFD com a lógica fuzzy permite atribuir pesos aos critérios de sustentabilidade, qualidade e custo de forma mais realista, considerando a subjetividade na percepção dos especialistas (Babbar; Amin, 2018).

Figura 3– Classificação de métodos multicritério



Fonte: de acordo com (Zimmer; Fröhling; Schultmann, 2016).

2.3.2 Métodos multicritério MA

Entre os métodos multicritério baseados em matemática analítica, destaca-se o Processo Analítico Hierárquico (AHP), que permite decompor um problema complexo em uma hierarquia de critérios e subcritérios. Por meio de comparações pareadas, são atribuídos pesos a cada critério, o que facilita uma avaliação quantitativa das alternativas (Saaty, 2008, 1980, 1990).

Da mesma forma, a Técnica de Rede Analítica (ANP), também desenvolvida por Saaty e Hall (1999), é uma extensão do AHP; utiliza uma rede para representar as relações recíprocas entre os elementos, sendo útil em situações em que os fatores de decisão são interdependentes e facilita a avaliação por meio de matrizes de pares comparativos e super matrizes ponderadas, integrando fatores tangíveis e intangíveis no processo de decisão (Abidi *et al.*, 2019; Faisal; Al-Esmael; Sharif, 2017; Kadoić, 2018; Neumüller; Lasch; Kellner, 2016; Raut *et al.*, 2018).

Enquanto isso, a Análise Envoltória de Dados (DEA) é uma técnica não paramétrica utilizada para avaliar a eficiência relativa de unidades de decisão homogêneas, constituindo uma ferramenta baseada em programação linear (Raut *et al.*, 2018). Assim mesmo, a Técnica para Ordem de Preferência por Similaridade à Solução Ideal (TOPSIS), desenvolvida por Hwang e Yoon (1981), é um método de decisão multicritério que busca identificar a alternativa com a menor distância euclidiana em relação à solução ideal positiva e a maior distância em relação à solução ideal negativa. Essa metodologia apresenta a capacidade de lidar com critérios qualitativos e quantitativos (Bai; Sarkis, 2018; Li; Fang; Song, 2019; Rouyendegh; Yıldızbaşı; Üstünyer, 2020).

No caso do Método de Organização de Classificação de Preferência para Avaliações de Enriquecimento (PROMETHEE), desenvolvido por Brans e De Smet (2016), baseia-se na comparação pareada de alternativas, utilizando funções de preferência que expressam o grau de superioridade de uma alternativa em relação a outra segundo um critério específico. Adicionalmente, o método é amplamente empregado para classificar e selecionar alternativas com base em múltiplos critérios, oferecendo uma estrutura robusta para a avaliação de opções complexas. Permite, ainda, que os tomadores de decisão incorporem dados quantitativos e qualitativos, atribuindo pesos

aos diferentes critérios de acordo com sua importância relativa.

Por outro lado, o método *Élimination et Choix Traduisant la Réalité* (ELECTRE), desenvolvido por Roy (2013), concentra-se na comparação par a par das alternativas, utilizando um conjunto de critérios para estabelecer relações de melhoria e não melhoria entre elas. O método baseia-se na construção de matrizes de concordância e de discordância, que permite identificar as alternativas mais adequadas no processo de escolha.

Seguindo a mesma linha, o método *VlseKriterijumska Optimizacija I Kompromisno Resenje* (VIKOR), desenvolvido por Opricovic e Tzeng (2007), é uma técnica de decisão multicritério utilizada em contextos onde critérios conflitantes precisam ser avaliados simultaneamente. Seu objetivo é identificar a alternativa que apresenta a solução de compromisso mais próxima da ideal positiva. O método caracteriza-se pela capacidade de lidar com critérios tanto quantitativos quanto qualitativos, proporcionando uma avaliação equilibrada entre múltiplos objetivos. O método caracteriza-se pela capacidade de lidar com critérios tanto quantitativos quanto qualitativos, proporcionando uma avaliação equilibrada entre múltiplos objetivos.

Da mesma forma, algumas das outras metodologias com abordagem de múltiplos critérios, como a Análise Envoltória de Dados (DEA), a Programação Dinâmica, a Lógica Fuzzy, os Algoritmos Genéticos, a Programação por Metas, o Procedimento de Busca Adaptativa Randomizada Gulosa, a Programação Linear e a Programação Linear Inteira Mista (LP/MILP), bem como as Métricas e as Redes Neurais (Brandenburg *et al.*, 2014), são consideradas na categorização apresentada na Figura 4.

Nesse sentido, busca-se organizar as metodologias segundo uma classificação geral, com foco específico nos métodos pertencentes à categoria de Matemática Analítica. Ressalta-se que existem outros métodos nessa categoria que não foram mencionados, assim como diversas metodologias das demais categorias apresentadas na Figura 4. Em sua maioria, essas abordagens compartilham a mesma finalidade, apoiar a tomada de decisões com base em múltiplos critérios, apesar de que as suas estruturas variem (Ali; Zhang, 2023; Kannan *et al.*, 2020), conforme os métodos discutidos nos parágrafos anteriores.

Igualmente, cada um desses métodos apresenta características e aplicações

específicas, oferecendo possibilidades de adaptação às diferentes necessidades e níveis de complexidade das decisões, sendo aplicáveis em diversos campos e permitindo enfrentar a variedade de desafios presentes na tomada de decisão (Dhurkari, 2022; Pelissari *et al.*, 2021; Zavadskas; Antucheviciene; Chatterjee, 2018).

2.3.3 Método multicritério Processo Analítico Hierárquico AHP

Uma das técnicas que será levada em consideração é o Método de Hierarquia Analítica (AHP) proposto por Saaty (1980). Este método introduz uma estrutura hierárquica que decompõe problemas complexos em critérios e alternativas, permitindo uma avaliação sistemática. Além disso, o uso de matrizes de preferência facilita a comparação quantitativa dos elementos-chave, estabelecendo parâmetros que aumentam a confiabilidade do processo ao atribuir pesos ponderados aos critérios e alternativas. O AHP, portanto, estrutura a complexidade dos problemas, possibilitando avaliar e comparar as opções disponíveis (Gürcan *et al.*, 2016; Leal, 2020; Singh; Kansara; Vishwakarma, 2018; Yadav; Sharma, 2016).

Essa metodologia permite que problemas complexos sejam abordados de forma estruturada, dividindo-os em uma hierarquia de critérios, às vezes em subcritérios e alternativas, o que facilita a emissão de julgamentos com base na importância relativa de cada fator. Além disso, o AHP avalia as vantagens e desvantagens de cada critério, atribuindo prioridades absolutas e ponderações em relação ao objetivo, e possui um índice de consistência que ajuda a mitigar possíveis vieses no processo de tomada de decisão (Lin *et al.*, 2023; Singh; Kansara; Vishwakarma, 2018).

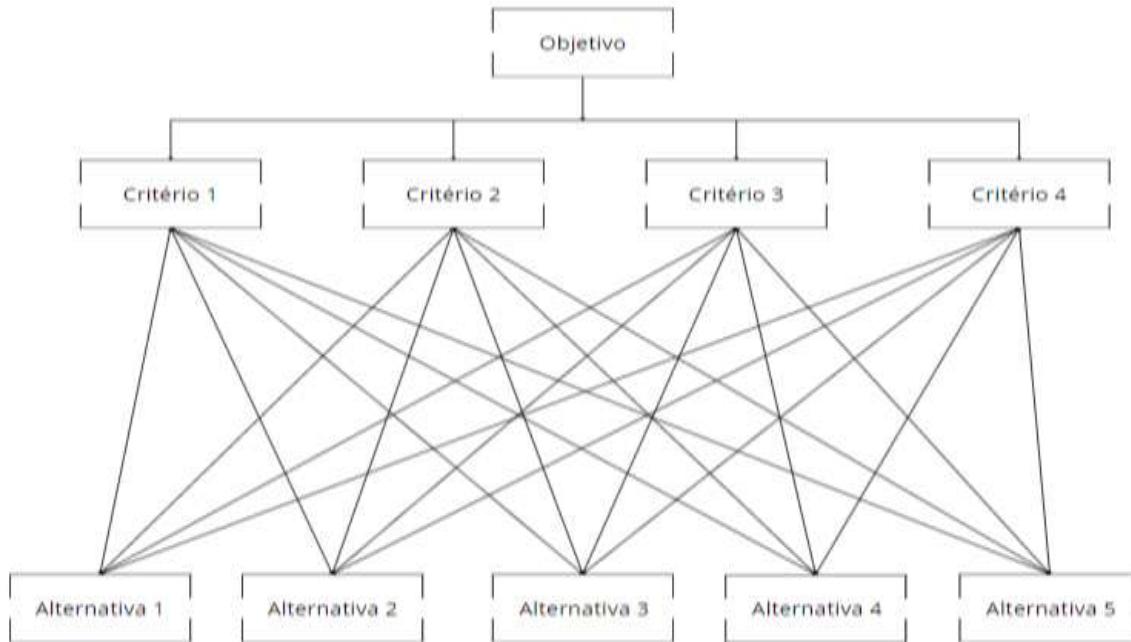
Em essência, o objetivo da análise hierárquica é sistematizar e simplificar problemas multidimensionais, fornecendo uma estrutura flexível e rigorosa para a tomada de decisões por meio de uma série de etapas que levam à seleção ideal. A seguir, a metodologia é descrita passo a passo, conforme proposto por Lin *et al.* (2023):

- *Etapa 1* – Descrição do problema ou objetivo: análise e definição da decisão que precisa ser tomada e determinação do objetivo principal que se deseja alcançar..
- *Etapa 2* – Lista dos fatores influentes: inicialmente, são promovidas discussões em pequenos grupos entre as partes interessadas ou são coletadas as opiniões de especialistas, acadêmicos e formuladores de políticas com vasta

experiência. Em seguida, todas as opiniões são reunidas e listadas para incluir cuidadosamente cada elemento que pode impactar a decisão.

- *Etapa 3 – Estabelecer uma estrutura hierárquica e características dos fatores: dividir o problema em uma hierarquia de níveis, começando com o objetivo no topo, seguido por critérios e subcritérios em níveis intermediários, e as alternativas de decisão no nível mais baixo, como pode ser visto na Figura 4.*

Figura 4 – Modelagem de estrutura hierárquica



Fonte: Adaptado de Saaty (2008)

- *Etapa 4 – Criar uma matriz de comparação em pares: comparam-se os itens de cada nível entre si em relação à importância relativa do item pai. Para isso, utiliza-se uma escala de valores que reflete a preferência ou a importância de um elemento em detrimento de outro, conforme descrito no **Erro! Fonte de referência não encontrada.***

Quadro 1– Escala fundamental

Importância	Definição	Explicação
1	Igual importância	Ambos os critérios contribuem igualmente para o objetivo
3	Importância moderada	Um critério ligeiramente favorecido em relação aos outros
5	Forte importância	Um critério é de vital importância sobre os outros

7	Importância muito forte	Um critério altamente favorecido em relação aos outros
9	Extrema importância	Um critério enormemente favorecido em relação aos outros
2,4,6,8	Valores intermediários	Compromisso entre valores adjacentes

Fonte: Adaptado de SAATY (2008).

Por exemplo, levando em consideração o diagrama hierárquico proposto na Figura 5, observa-se que se trata de um processo de três níveis. No nível 1 encontra-se o objetivo (seleção do melhor fornecedor); no nível 2 estão os critérios (C1, C2, C3 e C4); e no nível 3 situam-se as alternativas (F1, F2, F3, F4 e F5). No Apêndice A apresenta-se uma parte do processo considerado no estudo de Lin *et al.* (2023). Para a identificação do índice de consistência aleatória (RI), apresenta-se a seguir a **Erro! Fonte de referência não encontrada..**

Quadro 2 – Índices de consistência aleatória

n	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Índice de consistência aleatória (RI)	0	0	0,58	0,90	1,12	1,24	1,32	1,41	1,45	1,49

Fonte: Adaptado de Saaty (2008).

Conforme a tabela acima, mostra-se que, para o número de critérios avaliados neste caso, o índice de consistência aleatória é de 0,90, o que nos permite avaliar a relação do índice de consistência RI

$$CR = \frac{IC}{RI}$$

$$CR = \frac{0,048}{0,90}$$

$$CR = 0,053$$

O nível de inconsistência é aceitável, tendo em conta o resultado da razão de consistência, visto que esse valor deve ser $CR < 0,10$. Além disso, cada uma das matrizes geradas serve para avaliar os critérios em relação às alternativas propostas como possíveis seleções no processo decisório. Em conclusão, pode-se admitir um pequeno percentual de inconsistência, pois essa tolerância facilita a incorporação de novos conhecimentos e ajustes na compreensão, reconhecendo a variabilidade do contexto ao longo do tempo (Saaty, 2008).

Além disso, recomenda-se limitar o número de itens em comparação com menos

de 10 para minimizar o impacto dos erros nas prioridades relativas, uma vez que, ao comparar muitos itens, as prioridades individuais podem se tornar pequenas e mais suscetíveis a distorções por erros (Saaty, 2008).

2.3.4 Método Técnica para a Ordem de Preferência por Similaridade com a Solução Ideal TOPSIS

Também, a Técnica de Ordem de Preferência por Similaridade à Solução Ideal (TOPSIS), proposta por Hwang e Yoon (1981), foca na priorização de alternativas. O processo inicia-se com a identificação da solução ideal e da solução anti-ideal no conjunto de alternativas, representando os extremos de preferência. Em seguida, cada alternativa é avaliada quanto à sua proximidade relativa a essas soluções extremas. Assim, a alternativa que apresenta maior proximidade à solução ideal e menor proximidade à solução anti-ideal é considerada a opção ótima (Madanchian; Taherdoost, 2023; Papathanasiou; Ploskas, 2018).

Assim mesmo, essa semelhança ou diferença é descrita por termos matemáticos: a distância euclidiana é calculada como a raiz quadrada da soma dos quadrados das diferenças entre os escores ponderados de uma alternativa e os do ponto ideal, para cada critério. Isso permite avaliar objetivamente qual alternativa está mais próxima da situação ideal e qual está mais distante por ser a pior, facilitando, assim, a ordenação e a seleção final da alternativa mais favorável (Madanchian; Taherdoost, 2023). A seguir, as etapas para a aplicação da metodologia acima mencionada são detalhadas:

- *Etapa 1* – Construção das matrizes, notas das alternativas e peso dos critérios: é elaborada uma matriz que inclui as alternativas a serem avaliadas e os critérios considerados. Cada elemento da matriz representa o desempenho de uma alternativa em relação a um critério específico.

d_{ij} : avaliação alternativa A_i no critério C_j

W_j : peso do critério C_j

- *Etapa 2* – Normalização da matriz: como os critérios podem ter diferentes unidades ou escalas, é necessário normalizar os valores para compará-los adequadamente.

$$\nu_{ij} = \left(\frac{d_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n d_{ij}^2}} \right)$$

- *Etapa 3* – Construção da matriz ponderada normalizada: cada valor normalizado é multiplicado pelo peso correspondente do critério, refletindo assim a importância relativa de cada critério.

$$dn_{ij} = w_j * \nu_{ij} = w_j * \left(\frac{d_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n d_{ij}^2}} \right)$$

- *Etapa 4* – Cálculo das soluções ideais positiva e negativa: a solução ideal positiva (SI+) consiste nos melhores valores possíveis para cada critério. Para critérios de benefício, há relação direta (valores mais altos são melhores), enquanto, para critérios de custo, há relação inversa (valores mais baixos são melhores).

$$SI^+ = \{\nu_1^*, \nu_2^*, \dots, \nu_n^*\}$$

Onde para cada critério j :

$$\nu_j^+ = \begin{cases} \max \{\nu_{1j}, \nu_{2j}, \dots, \nu_{mj}\}, & \text{se o critério } j \text{ é de benefício} \\ \min \{\nu_{1j}, \nu_{2j}, \dots, \nu_{mj}\}, & \text{se o critério } j \text{ é de custo} \end{cases}$$

Enquanto, para a solução ideal negativa (SI-): consiste nos piores valores possíveis para cada critério. Para critérios de benefício, seleciona-se o valor mínimo; e, para critérios de custo, seleciona-se o valor máximo.

$$SI^- = \{\nu_1^-, \nu_2^-, \dots, \nu_n^-\}$$

Onde para cada critério j :

$$\nu_j^- = \begin{cases} \min \{\nu_{1j}, \nu_{2j}, \dots, \nu_{mj}\}, & \text{se } j \text{ é de benefício} \\ \max \{\nu_{1j}, \nu_{2j}, \dots, \nu_{mj}\}, & \text{se } j \text{ é de custo} \end{cases}$$

- *Etapa 5* – Cálculo das distâncias para as soluções ideais: a distância euclidiana de cada alternativa para as soluções ideais positiva e negativa é calculada.

$$Di^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^m (dn_{ij} - dnj^+)^2}$$

$$Di^- = \sqrt{\sum_{j=1}^m (dn_{ij} - dnj^-)^2}$$

Onde D_i^+ é a distância da alternativa i para a solução ideal positiva, D_i^- é a distância até a solução ideal negativa.

- *Etapa 6 – Cálculo do coeficiente de similaridade:* o coeficiente de similaridade de cada alternativa em relação à solução ideal positiva é determinado. Esse coeficiente assume valores entre 0 e 1, sendo que valores mais próximos de 1 indicam maior semelhança com a solução ideal positiva.

$$C_i = \frac{D_i^-}{(Di^+ + Di^-)}$$

2.3.5 Metodologia híbrida AHP – TOPSIS

Assim mesmo, a aplicação de métodos híbridos multicritério para a tomada de decisões empresariais revela-se uma abordagem estratégica crucial em ambientes complexos e dinâmicos, conforme ilustrado na Figura 4. Também, a combinação de técnicas como AHP e TOPSIS oferece a capacidade de abordar a diversidade de critérios e a interligação de fatores que caracterizam as decisões de negócios (Cherier; Meliani, 2019; Mohammed *et al.*, 2021). Assim, Assim, ao integrar esses métodos, as organizações podem aproveitar os pontos fortes de cada um e mitigar as suas limitações, permitindo uma análise mais completa e matizada (Bianchini, 2018; Marzouk; Sabbah, 2021; Puspitasari; Febriani, 2024; Sabhira *et al.*, 2024).

Nesse sentido, a integração de ambas as metodologias é definida em etapas, iniciando geralmente pelas fases iniciais da metodologia AHP e continuando com as etapas finais do método TOPSIS. Por exemplo, o procedimento geral pode ser descrito conforme apresentado na Figura 5, representando a primeira etapa. Também serão mencionadas as demais etapas que são integradas ao processo da metodologia híbrida (Bianchini, 2018).

Figura 5 – Modelagem de estrutura MCDM híbrida



Fonte: Adaptado de Bianchini (2018).

- *Etapa 2 – Identificação dos critérios.*
- *Etapa 3 – Seleção de alternativas.*
- *Etapa 4 – Construção de matrizes de comparações pareadas*
- *Etapa 5 – Normalizar a matriz de decisão e calcular suas prioridades:* normalizar a matriz de comparação em pares dividindo cada valor pelo total de sua respectiva coluna e, em seguida, calcular as prioridades.

$$[C'] = [C]/S \quad (1)$$

$$S_j = \sum_{i=1}^N C_{ij} \quad (2)$$

$$W_1 = \frac{c_{11}/S_1 + c_{12}/S_2 + c_{1n}/S_n}{n} \quad (3)$$

- *Etapa 6 – Executar verificações de consistência, cálculo do índice de consistência:* para garantir a coerência dos julgamentos nas comparações pareadas, verifica-se o vetor de pesos resultante em relação ao maior autovalor de lambda da matriz original. Multiplica-se a matriz de comparação pelo vetor de prioridade e divide-se cada componente do resultado pelo peso correspondente. A média desses quocientes deve se aproximar do lambda máximo. A diferença entre lambda Max e o número de elementos é usada para calcular o Índice de Consistência CI e posteriormente a relação de consistência

CR.

$$[C] \times W_i = \lambda_{m_{0,x}} \times W_i \quad (4)$$

$$CI = \lambda_{m_{0,x}} - n/(n - 1) \quad (5)$$

$$CR = \frac{CI}{RI} \quad (6)$$

- *Etapa 7* – Comparação das alternativas de acordo com cada um dos critérios: a fase final, na qual o AHP é integrado ao TOPSIS, estabelece um benchmarking dos provedores 3PL para cada critério, seguindo o processo descrito anteriormente.
- *Etapa 8* – Calcular a matriz de decisão normalizada: o TOPSIS é baseado na matriz que contém as prioridades atribuídas a cada critério para cada provedor 3PL, obtidas por meio de uma primeira fase de padronização. Essa etapa inicial garante que os valores sejam comparáveis e possam ser utilizados na avaliação subsequente.
- *Etapa 9* – Cálculo da matriz de decisão normalizada e ponderada: o cálculo da matriz padrão ponderada é feito multiplicando cada elemento da matriz padrão pelo peso atribuído ao seu critério correspondente. A Tabela XI, apresentada pelo autor, mostra esses valores ponderados (Bianchini, 2018), que são obtidos a partir da seguinte equação:

$$V_{ij} = r_{ij} \times W_i \quad (7)$$

- *Etapa 10* – Determinar o PIS e o NIS: o valor máximo é selecionado na matriz de decisão ponderada normalizada quando o critério é de benefício (ou o mínimo, quando é de custo). Este vetor representa o ponto ideal para o qual se deseja que a alternativa se aproxime. No caso do NIS, o valor mínimo é selecionado para critérios de benefício (ou o máximo para critérios de custo), formando assim o vetor que representa o pior cenário.
- *Etapa 11* – Calcular as medições de distância: corresponde à etapa final do método TOPSIS, em que se avalia a proximidade de cada fornecedor em relação à solução ideal positiva (PIS) e à solução ideal negativa (NIS). Nesta fase, calcula-se a distância euclidiana de cada alternativa tanto para a solução

ideal quanto para a solução não ideal.

- *Etapa 12* – Cálculo da proximidade em relação à solução ideal: concentra-se no cálculo do coeficiente de similaridade de cada provedor, ou seja, na medida que indica o quanto próxima cada alternativa está da solução ideal positiva em comparação com a solução ideal negativa.
- *Etapa 13* – Ranking e ordem de preferência: consiste em ordenar as alternativas de acordo com sua proximidade relativa à solução ideal. Ou seja, utiliza-se o coeficiente de proximidade, e a alternativa com maior valor é posicionada no topo da classificação final, sendo considerada a opção recomendada.

No resumo, o conjunto de etapas anteriores, apresentado no estudo de Bianchini (2018), pode ser considerado um guia para a implementação da metodologia híbrida AHP–TOPSIS. Ademais, essa sinergia entre ambas as metodologias aumenta a capacidade de tomar decisões informadas, considerando não apenas a objetividade quantitativa dos dados, mas também as preferências subjetivas e a complexidade contextual. Desse modo, o resultado é uma abordagem mais robusta e adaptativa à tomada de decisões, crucial para enfrentar os desafios em constante mudança e a incerteza inerente aos ambientes empresariais contemporâneos (Ban *et al.*, 2020; Ishak; Wanli, 2020).

Do mesmo modo, na última década, a literatura mostrou que os métodos de tomada de decisão multicritério (MCDM) são ferramentas utilizadas para a seleção de fornecedores em diferentes setores industriais e também em diversas áreas de negócios. Assim, esses tipos de métodos abrangem diferentes casos, por exemplo, nas indústrias agroalimentares, de construção, de manufatura, de logística, entre outras (Ahmad; Mondal, 2019; Bianchini, 2018; Botchway *et al.*, 2021; Evcioğlu; Kabak, 2023; Kumar; Padhi; Sarkar, 2019; Marzouk; Sabbah, 2021; Menon; Ravi, 2022; Navarro *et al.*, 2020).

Assim mesmo, eles também aplicaram abordagens híbridas com AHP–TOPSIS e outras técnicas para ponderar critérios, por exemplo: preço, qualidade, capacidade, entrega, sustentabilidade e resiliência, assim como para classificar alternativas de forma mais objetiva. Destaca-se que a integração de diferentes métodos não só atenua a subjetividade na avaliação, mas também facilita a adaptação do modelo às necessidades

específicas de cada indústria, melhorando a eficiência operacional e a sustentabilidade da cadeia de suprimentos (Abdel-Basset *et al.*, 2021; Achatbi *et al.*, 2020; Azimifard; Moosavirad; Ariaifar, 2018; Muerza; Urciuoli; Zapata Habas, 2023; Tusnial *et al.*, 2020).

2.3.6 Metodologia híbrida AHP – TOPSIS combinada com outros métodos para ponderação de critérios

A entropia foi adotada por Shannon (1948) para quantificar a incerteza nas fontes de informação. Nesse contexto, o método de ponderação por entropia utiliza a magnitude dessa medida para avaliar a capacidade de cada atributo de transmitir informações relevantes para a tomada de decisão, atribuindo maior peso aos critérios com menor incerteza. Isso implica que, sob a suposição de total confiabilidade nas fontes de informação, uma baixa entropia indica um alto grau de determinação nos dados avaliados e, portanto, um maior impacto na decisão final (Aggarwal, 2021; Mishra; Ayyub, 2019).

Assim, a ponderação de critérios também é uma etapa fundamental no processo de execução de uma metodologia multicritério. Geralmente, esse procedimento apresenta a intervenção do decisor, bem como as restantes etapas do processo metodológico, o que o relaciona com subjetividades e/ou vieses. Tornam-se evidentes as variações na manipulação dos critérios em cada método (Chen, 2020).

Nesse sentido, o método da entropia é utilizado para determinar pesos objetivos a partir da variabilidade dos dados de avaliação. A entropia quantifica a dispersão de cada critério na matriz de decisão, atribuindo maior peso àqueles que fornecem mais informações, isto é, critérios cujos valores apresentam maior diversidade. No estudo de Chen (2020), por exemplo, esses pesos objetivos são combinados com os pesos subjetivos obtidos usando AHP e a integração resultante é empregada no método TOPSIS, para classificar de forma robusta os fornecedores de materiais de construção. A seguir, apresentam-se as etapas básicas do processo em que a entropia-AHP está relacionada:

- Normalização da matriz. Primeiramente, constrói-se a matriz de dados inicial composta por m objetos de avaliação e n indicadores. Geralmente esses indicadores são medidos em unidades diferentes, sendo necessário padronizar os dados para eliminar o efeito dessas diferenças e garantir comparações justas. Para isso, utiliza-se comumente o método de

transformação stepwise, que ajusta a escala de cada indicador antes do cálculo dos pesos por entropia.

$$X = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1n} \\ X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{m1} & X_{m2} & \cdots & X_{mn} \end{bmatrix} = (X_1 X_2 \dots X_n) \quad (1)$$

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - \min\{x_{ij}\}}{\max_I\{x_{ij}\} - \min_I\{x_{ij}\}} \quad (2)$$

Ou $x'_i = \frac{x_{ij} - \min\{x_{ij}\}}{\max_I\{x_j\} - \min_I\{x_j\}}$ (Aplicável a indicadores de benefício)

$$x'_{ij} = \frac{\max\{x_{ij}\} - x_{ij}}{\max_I\{x_{ij}\} - \min_I\{x_{ij}\}} \quad (3)$$

Ou $x'_{ij} = \frac{\max\{x_{ij}\} - x_{ij}}{\max_I\{x_j\} - \min_I\{x_j\}}$ (Aplicável a indicadores de custo)

- Esta etapa consiste em converter os valores x_{ij} de cada indicador em proporções relativas à soma de sua coluna, de modo que:

$$Z_{Ij} = \frac{x'_{ij}}{\sum_{I=1}^m x'_{ij}} \text{ ou } Z_j = \frac{x'_j}{\sum x'_j} \quad (j = 1, 2, \dots, n) \quad (4)$$

O resultado é a matriz Z cujos elementos Z_{Ij} representam a proporção de cada alternativa em relação ao total de seu indicador. Isso permite trabalhar com valores normalizados para o cálculo subsequente da entropia.

$$Z = (z_{ij})_{m \times n} \text{ ou } Z = (Z_1 Z_2 \dots Z_n) \quad (5)$$

- A entropia da informação é calculada para cada indicador j dos valores normalizados Z_{Ij} . Primeiro, a fórmula é aplicada:

$$e_j = -\pi \sum_{I=1}^m Z_{Ij} \ln z_{ij} \quad (j = 1, 2, \dots, n) \quad (6)$$

Uma vez que a entropia tenha sido calculada e_j , a utilidade da informação é obtida b_j como:

$$b_j = 1 - e_j \quad (j = 1, 2, \dots, n) \quad (7)$$

- Esse processo garante que a soma dos pesos seja igual a 1 e que os indicadores com menor entropia. Ou seja, aqueles com maior capacidade de diferenciação recebam um peso maior na avaliação final.

$$W_{e_j} = \frac{b_j}{\sum_{j=1}^n b_j} = \frac{1 - e_j}{n - \sum_{j=1}^n e_j} \quad (j = 1, 2, \dots, n) \quad (8)$$

- Estimação do valor de avaliação. Assim, se o valor de entropia resultante for menor, a dispersão do indicador será maior. Ou seja, quanto maior for a utilidade do critério, maior será também o seu impacto na avaliação geral do objetivo.

$$U_I = \sum_{j=1}^n Z_{ij} W_{e_j} \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (9)$$

Além disso, é importante ressaltar que as etapas mencionadas acima referem-se à execução da entropia. Também pode-se dizer que a aplicação da entropia responsável pela avaliação objetiva dos critérios, ocorre em paralelo com a ponderação subjetiva do AHP, constituindo uma integração que forma um conjunto único de indicadores. Posteriormente, esse conjunto é aplicado ao método TOPSIS, que finalmente ordena e classifica os fornecedores de materiais de construção de acordo com sua proximidade em relação à solução ideal (Chen, 2020).

Por conseguinte, embora na literatura recente observe-se a integração da entropia em modelos híbridos multicritério (Chen, 2020; Freeman; Chen, 2015), ainda há espaço para estudos que avaliem sua aplicabilidade em contextos diversos. Assim mesmo, o uso da entropia com o processo analítico hierárquico (Wu *et al.*, 2018) é igualmente identificado. Além disso, a combinação da técnica de ordem de preferência por semelhança com a solução ideal (TOPSIS) com a entropia também é aplicada de forma independente (Dos Santos; Godoy; Campos, 2019).

Em síntese, trata-se de uma abordagem metodológica objetiva para a atribuição de pesos, otimizando a avaliação multicritério em ambientes de decisão complexos.

Ademais, essa combinação gera a identificação dos pontos fortes de cada método, a interação entre eles e, por sua vez, a capacidade de limitar a interferência de suas deficiências (Wu *et al.*, 2018).

Ressalta-se que a integração da entropia com metodologias multicritério, embora seja uma abordagem pouco difundida, ainda mantém a intervenção direta do decisor. Nesse sentido, surge a necessidade de construir um sistema de suporte à decisão que utilize dados de desempenho para a seleção de fornecedores, sem depender exclusivamente do julgamento de especialistas. Essa metodologia híbrida reflete a necessidade de otimizar processos e recursos em cenários de volumes crescentes de dados e de maior interação das tecnologias da informação, permitindo um tratamento diferenciado dos processos decisórios e, assim, contribuindo para decisões mais robustas e eficientes (Gavião *et al.*, 2024).

2.4 Tecnologias da informação

Primeiramente, destaca-se que o uso da TI é muito amplo e pode ser relacionado a vários campos, aplicando princípios de teorias como a teoria da informação, a RBV ou visão baseada em recursos, a teoria das capacidades dinâmicas, bem como a teoria dos sistemas. Contudo, neste caso, aprofunda-se especificamente na Inteligência de Negócios e na sua relação com os processos de tomada de decisão na seleção de fornecedores (Chen; Lin, 2021; Wu *et al.*, 2006).

Do mesmo modo, vale ressaltar que a qualidade e o gerenciamento de dados em BI são essenciais para reduzir a incerteza nas decisões e até mesmo para gerar previsões, relacionando-se assim à teoria da informação (Aggarwal, 2021). Igualmente, os ativos de TI e as capacidades analíticas tornam-se recursos econômicos estratégicos que geram vantagem competitiva, justificada pela Visão Baseada em Recursos (Barney, 1991). Ademais, as organizações precisam reconfigurar continuamente seus recursos de BI para se adaptarem a cenários em constante mudança, relacionando-se assim com recursos dinâmicos (Pisano, 2015; Teece, 2018).

Da mesma forma, é necessária uma interação adequada entre humanos e TI, pois é isso que garante que os resultados esperados sejam obtidos, como o desenvolvimento de capacidades únicas e sustentáveis nas organizações, que se traduzam em vantagens competitivas e em desempenho operacional e financeiro superior (Wu *et al.*, 2006).

Além disso, o uso estratégico da tecnologia da informação (TI) pode aprimorar as capacidades da cadeia de suprimentos e, por sua vez, melhorar o desempenho da empresa, contribuindo para uma vantagem competitiva sustentável (Wu *et al.*, 2006). Nesse sentido, as tecnologias da informação representam um conjunto de ferramentas, sistemas e processos que permitem a gestão, o processamento e a comunicação de dados, contribuindo para o tratamento adequado da informação (Hanine *et al.*, 2016).

Portanto, a integração de ferramentas analíticas avançadas com uma infraestrutura de TI sólida é crucial para que as organizações otimizem seus recursos e, assim, melhorem sua gestão operacional. Essa combinação permite que grandes volumes de dados sejam transformados em informações estratégicas, possibilitando avaliações mais precisas e facilitando a tomada de decisões com base em análises quantitativas e qualitativas que se adaptam às necessidades dinâmicas de cada empresa (Akter *et al.*, 2019; Gavião *et al.*, 2024; Hanine *et al.*, 2016; Saputro; Figueira; Almada-Lobo, 2022, 2023; Wu *et al.*, 2006).

2.4.1 Fundamentos de Inteligência de negócios BI

Refere-se a um conjunto de tecnologias e processos que permitem que os dados sejam coletados, integrados, analisados e apresentados, com foco nas estratégias empresariais. Esses também se relacionam com o campo dos sistemas de informação (Chen; Lin, 2021; Hanine *et al.*, 2016). Embora exista uma relação estreita com a análise, a capacidade de transformar big data em visões acionáveis representa um desafio considerável (Kimble; Milolidakis, 2015).

Assim, as tecnologias de informação, nomeadamente as ferramentas de Business Intelligence (BI), têm implicações na gestão empresarial ao transformar grandes volumes de dados em informação útil para a tomada de decisões estratégicas (Davenport, 2014). O BI engloba processos, tecnologias e ferramentas voltadas à análise de dados históricos e atuais, oferecendo perspectivas que melhoram a eficiência operacional e a competitividade (Davenport, 2012).

Também, a capacidade de uma organização de reconhecer, assimilar e aplicar novos conhecimentos potencializa o uso de Business Intelligence (BI) e ferramentas analíticas para a criação de valor de negócio. Nesse contexto, a relação entre a capacidade organizacional e o impacto das tecnologias de BI destaca que uma maior

capacidade de absorção amplifica a utilização de dados e melhora a tomada de decisões estratégicas, promovendo vantagens competitivas sustentáveis (Božić; Dimovski, 2019).

Nesse sentido, essas tecnologias permitem às empresas identificar padrões, antecipar tendências de mercado e otimizar recursos em ambientes de negócios dinâmicos, fornecendo ferramentas essenciais para lidar com grandes fluxos de dados, assim como com a complexidade e a incerteza do entorno, facilitando decisões baseadas em evidências e alinhadas aos objetivos estratégicos da organização (Akter *et al.*, 2019).

Do mesmo modo, é importante observar o business intelligence, a análise de dados e sua visualização de forma unificada, conhecida como BI&A, categorizada em três etapas (Kimble; Milolidakis, 2015). Essa perspectiva evidencia a transição da coleta de dados estruturados, identificados pelas organizações como informações úteis a serem transformadas conforme as necessidades, servindo de suporte à tomada de decisão, continuando posteriormente com o uso de dados não estruturados, mostrando uma evolução evidente (Chen; Chiang; Storey, 2012).

Ademais, a evolução da inteligência de negócios percorre um longo caminho até alcançar os pontos de análises avançadas, impulsionada pela necessidade de avaliar grandes quantidades de dados associadas ao surgimento do big data (Bordeleau; Mosconi; De Santa-Eulalia, 2020). Nesse sentido, essa convergência destaca o papel fundamental dos recursos de Big Data Analytics (BDAC) na compreensão e otimização da gestão e das operações de informação, reafirmando a importância da análise avançada para enfrentar os desafios atuais das organizações (Albergaria; Chiappetta Jabbour, 2020).

A seguir apresentam-se, em detalhes, a evolução de BI&A tratada por Chen, Chiang e Storey (2012):

- BI&A 1.0: nesta etapa, a relação entre inteligência de negócios e analítica concentra-se no gerenciamento de dados e na extração de informações de fontes estruturadas. As empresas focam no processamento interno dos dados, com ênfase em extração, transformação e carregamento (ETL) e na construção de modelos para a apresentação dos resultados, o que facilita a tomada de decisão retrospectiva.
- BI&A 2.0: nesta fase, os avanços geraram um aumento massivo de dados,

impulsionado pela proliferação de informações provenientes da web, das redes sociais e pela expansão do comércio eletrônico, permitindo que as empresas fizessem maior uso desses dados. Assim, ganhou destaque o tratamento de dados não estruturados, como cliques, avaliações de produtos e comentários em redes sociais, enriquecendo a compreensão dos padrões de consumo e das preferências dos usuários. Em suma, a abordagem desenvolvida nesta etapa representou um avanço significativo em relação à fase anterior, pois permitiu que as empresas respondessem de forma mais eficiente às demandas de um ambiente em constante evolução.

- BI&A 3.0: nesta fase, torna-se evidente o crescimento exponencial da quantidade de dados, decorrente da crescente adoção de novas tecnologias, que ampliam não só o volume, mas também a variedade de dados, gerando um cenário com mais oportunidades para análises avançadas. Diferentemente das fases anteriores, o BI&A 3.0 enfatiza o uso de big data altamente móvel, distribuído e heterogêneo, exigindo plataformas analíticas capazes de lidar com fontes de dados diversas e dinâmicas. A incerteza quanto à direção futura do mercado e às possibilidades oferecidas pelas tecnologias emergentes aponta para uma área de pesquisa ainda em desenvolvimento, na qual novas soluções podem revolucionar a forma de coletar e interpretar informações em múltiplos setores.

Em síntese, o cenário atual abre oportunidades para análises mais avançadas, apoiadas em tecnologias emergentes e aplicáveis a diversas áreas (Akter *et al.*, 2019; Chen; Chiang; Storey, 2012; Davenport; Harris, 2017; Kimble; Milolidakis, 2015; Wu *et al.*, 2006). Assim, demonstra-se que as capacidades analíticas de big data são essenciais para enfrentar os desafios na gestão de informações. Da mesma forma, a implementação dessas capacidades aprimora a eficiência e a qualidade dos processos, permitindo uma tomada de decisão mais bem informada (Albergaria; Chiappetta Jabbour, 2020).

2.4.2 Processos de BI e Ferramentas de análise e visualização

Inicialmente, no processo de unificar e padronizar dados de diferentes fontes, garantindo qualidade e consistência, é importante descrever detalhadamente a importância do ETL. O processo de extração, transformação e carregamento é essencial

para o processamento eficiente de dados; por isso, os métodos tradicionais de integração são direcionados para fluxos de ETL, nos quais os dados estruturados são tratados e integrados para diversos fins, como a gestão de operações e a análise de negócios (Seenivasan Mphasis; Seenivasan, 2022; Walha; Ghozzi; Gargouri, 2024). A seguir, apresentam-se as etapas essenciais do processo de ETL:

- 1) **Extração:** Os dados são extraídos de diferentes fontes, como bancos de dados, arquivos ou outros sistemas. Nesta etapa, é necessário assegurar o acesso às informações em bruto. Por exemplo, no caso da seleção de fornecedores, é indispensável ter acesso a todas as informações geradas na gestão da cadeia de suprimentos, possibilitando identificar dados relevantes, como histórico de compras, critérios de seleção, avaliações de fornecedores atuais, entre outros elementos que podem ser úteis na escolha de novos fornecedores.
- 2) **Transformação:** Durante esta etapa, os dados são limpos, integrados e convertidos conforme as regras de negócio, de modo a torná-los mais úteis, coerentes e consistentes. Esse processo assegura que as informações estejam devidamente preparadas para análise, eliminando redundâncias, corrigindo inconsistências e harmonizando formatos provenientes de diferentes fontes.
- 3) **Carga:** Por fim, os dados transformados são carregados em um data warehouse ou data mart, onde ficam disponíveis para análise e demais usos, permitindo que as informações consolidadas sejam acessadas de forma eficiente para apoiar diferentes processos decisórios.

Igualmente, neste caso é necessário mencionar que todo o processo geralmente inicia com o uso de ferramentas como o Excel, que podem ser aplicadas nas duas primeiras etapas do ETL. Em seguida, ocorre a migração para ferramentas como o SQL, que passam a representar um repositório de dados já processados. Vale ressaltar que esse repositório, ou data warehouse, constitui um sistema centralizado projetado para coletar, armazenar e integrar grandes volumes de dados provenientes de diferentes fontes (Walha; Ghozzi; Gargouri, 2024).

Além disso, é estruturado de forma que as informações sejam organizadas por

tópicos, mantidas historicamente e atualizadas periodicamente, facilitando a análise e garantindo a consistência e a qualidade das informações utilizadas nos processos analíticos, na geração de relatórios e na tomada de decisões estratégicas da organização (Seenivasan Mphasis; Seenivasan, 2022; Walha; Ghazzi; Gargouri, 2024).

Acima de tudo, os tipos de ferramentas devem ser considerados, não apenas aquelas que permitem análise, mas também ferramentas de visualização. Neste caso, trata-se especificamente do ambiente R, uma linguagem de programação e ambiente de software especializado em computação estatística e visualização de dados, amplamente utilizado para análise, modelagem preditiva e desenvolvimento de algoritmos de data science (Davenport; Harris, 2017).

Assim mesmo, no contexto empresarial, a simulação é utilizada para prever e analisar processos complexos. As ferramentas de inteligência de negócios (BI) ajudam a reunir dados, visualizar informações e monitorar o desempenho das operações. Neste caso, o R possui capacidade analítica, alinhando-se a outras ferramentas de acesso a dados em tempo real e oferecendo atributos estatísticos avançados e bibliotecas especializadas que permitem uma avaliação detalhada e uma análise precisa. Também é necessário desenvolver e executar métodos multicritério, criando cenários realistas e oferecendo resultados que facilitam decisões estratégicas (Saputro; Figueira; Almada-Lobo, 2023).

Ademais, a simulação é usada para entender e antecipar como os sistemas complexos se comportam em ambientes de negócios e em ambientes reais, aprimorando a implementação de diversos processos dentro das organizações. Assim, no campo da simulação, o uso do R destaca-se por ser uma linguagem de programação de fácil acesso e manipulação e, ao mesmo tempo, muito robusta, auxiliando no desenvolvimento, simulação e execução de métodos multicritério (Saputro; Figueira; Almada-Lobo, 2023).

Do mesmo modo, o Power BI e o R-Shiny são plataformas de business intelligence que permitem a criação de dashboards interativos e relatórios dinâmicos, facilitando a visualização e a interpretação de grandes volumes de dados para suportar a tomada de decisões estratégicas. Ademais, para alcançar os melhores resultados, não se trata apenas de possuir ferramentas avançadas, mas também de contar com fortes recursos de gerenciamento de informações que permitam adquirir, transformar e analisar dados

internos e externos, além de traduzir essas descobertas em ações que apoiam a tomada de decisões organizacionais (Adewusi *et al.*, 2024; Davenport; Harris, 2017; Di Vaio; Hassan; Alavoine, 2022).

2.4.3 Aplicação de BI na Gestão da Cadeia de Suprimentos e na seleção de fornecedores

Alguns estudos recentes têm demonstrado que a implementação de sistemas de Business Intelligence e Big Data Analytics melhora a eficiência operacional e a capacidade de resposta em ambientes competitivos, facilitando a identificação e a priorização de parceiros estratégicos (Adewusi *et al.*, 2024; Chen; Chiang; Storey, 2012; Wu *et al.*, 2006). Assim, aproveitando o poder informacional do Big Data, as organizações podem gerenciar com mais rigor a avaliação de fornecedores, o que se traduz em decisões mais consistentes e eficazes (Akter *et al.*, 2019; Chen; Lin, 2021).

Assim mesmo, a interação do gerenciamento da cadeia de suprimentos com o business intelligence (BI) transformou significativamente as operações de negócios. O processamento evoluiu devido à mudança na dinâmica dos mercados (Schoemaker; Heaton; Teece, 2018). Assim, ao centralizar e analisar os principais dados, as organizações conseguem otimizar os processos logísticos, prever demandas e melhorar a eficiência operacional. Essa sinergia permite uma tomada de decisão mais informada e estratégica, fortalecendo a competitividade com base nas capacidades analíticas do negócio (Davenport; Harris, 2017).

Neste caso, a aplicação de Business Intelligence (BI) na seleção de fornecedores permite às organizações transformar dados brutos em ações estratégicas que embasam decisões de compra mais eficientes. Assim, ao integrar informações de diferentes fontes, como históricos de desempenho, indicadores de qualidade, custos e prazos, o BI possibilita a análise comparativa e o monitoramento contínuo dos fornecedores, revelando tendências e identificando oportunidades de melhoria na cadeia de suprimentos (Jahani; Jain; Ivanov, 2023; Pramanik; Mondal; Haldar, 2020).

Além disso, o tratamento efetuado gera a integração de dados, bem como a manipulação destes, sem esquecer que o sucesso obtido nesse processo é atribuído às capacidades de cada organização, determinando o potencial competitivo de uma empresa, independentemente do setor em que atua (Davenport; Harris, 2017). Dessa

forma, a utilização de ferramentas de BI contribui para uma avaliação mais precisa, fundamentando escolhas que fortalecem a competitividade e a resiliência operacional das empresas (Chen; Lin, 2021).

Também é importante ressaltar que o processo de seleção de fornecedores não é definido apenas por dados relacionados à gestão de abastecimento, mas também por dados gerados nas diferentes etapas da cadeia de suprimentos. Principalmente no início, essa parte é representada pelo planejamento e pelo sourcing, destacando-se o SRM e suas bases de dados; e, no final da cadeia, pelas etapas diretamente relacionadas ao cliente, enfatizando os dados gerados no CRM e em outras bases de dados. Além disso, outras características podem ser consideradas, dependendo das necessidades específicas de cada organização (Wang *et al.*, 2024).

Não é apenas o uso das capacidades individuais da empresa que deve ser destacado, mas também as capacidades compartilhadas ao longo da cadeia de suprimentos, centradas em sistemas de informação entre parceiros de canal que permitem diversos processos interorganizacionais (Wu *et al.*, 2006). Nesse sentido, desmistificar pressupostos sobre a análise de dados, com foco na utilização realista das tecnologias da informação, reforça a importância de uma abordagem baseada em evidências para a seleção de fornecedores, fortalecendo o arcabouço estratégico da empresa (Bordeleau; Mosconi; De Santa-Eulalia, 2020; Kimble; Milolidakis, 2015).

Adicionalmente, destaca-se que a computação em nuvem exemplifica o uso de recursos tecnológicos externos. Atualmente, diversos provedores oferecem serviços de infraestrutura tecnológica e recursos computacionais de forma competitiva. Ao usar a nuvem para processar dados, as empresas podem evitar custos elevados devido à dificuldade de manter sistemas complexos, usados principalmente para abrigar grandes volumes de dados, liberando recursos internos de TI para focar na gestão analítica e estratégica como suporte à tomada de decisões. Isso permite otimizar a alocação de recursos e aumentar a capacidade de inovação (Taherdoost; Madanchian, 2023; Teece, 2018).

Além disso, destaca-se a necessidade de mapeamento de processos (BPMN), não apenas para a estrutura do modelo da cadeia de suprimentos e para modelar a estrutura de ETL, mas também para a modelagem da metodologia multicritério (MCDM). Esse

recurso de arquitetura de negócios é um método útil para simplificar a diversidade de processos, destacar etapas ou fases de tais processos e padronizar seus modelos para gerar precisão, contribuindo assim para o gerenciamento adequado das operações e do tempo (Walha; Ghazzi; Gargouri, 2024).

Igualmente, o uso adequado dos recursos de BI e das capacidades analíticas relacionadas é essencial para a avaliação de riscos, previsão e monitoramento dos principais indicadores de desempenho na cadeia de suprimentos, permitindo análises em tempo real e facilitando a identificação precoce de deficiências ou riscos que possam afetar a operação logística (Bordeleau; Mosconi; De Santa-Eulalia, 2020; Chen; Lin, 2021; Wu *et al.*, 2006).

2.4.4 Integração de Inteligência de Negócios com Métodos Multicritério

Embora o BI ofereça uma visão abrangente dos dados, mesmo assim a tomada de decisão pode ser mais robusta ao incorporar técnicas multicritério, como AHP e TOPSIS, para avaliar simultaneamente diferentes critérios (preço, qualidade, prazos, sustentabilidade etc.), junto com vários prospectos ao mesmo tempo (Nallakaruppan *et al.*, 2023). A robustez da integração se dá na capacidade de automatizar os processos de tomada de decisão, servindo como suporte decisório mais objetivo e gerando um impacto positivo na gestão empresarial (Chen; Lin, 2021).

Por exemplo, o processo de seleção de fornecedores possui várias etapas, cada uma das quais deve ser auxiliada por sistemas e ferramentas que permitam a extração, carregamento e processamento de dados (Hanine *et al.*, 2016; Seenivasan Mphasis; Seenivasan, 2022; Walha; Ghazzi; Gargouri, 2024). Assim mesmo, a tomada de decisão multicritério requer a exploração, limpeza e transformação de dados antes de estruturar o modelo e, em seguida, aplicar a metodologia multicritério, gerando convergência entre os dois processos (Saputro; Figueira; Almada-Lobo, 2023).

Neste caso, a função da inteligência de negócios não é apenas processar e analisar previsões e projeções; aqui trata-se principalmente de auxiliar no processo de tomada de decisão (Adewusi *et al.*, 2024; Božić; Dimovski, 2019; Davenport; Harris, 2017; Jahani; Jain; Ivanov, 2023). Assim, com a assistência do BI, especificamente com o uso da linguagem de programação R, onde a metodologia híbrida multicritério é executada e a entropia é aplicada automaticamente, já que o programa R possui livrarias específicas

para esse fim (Gavião *et al.*, 2024).

Da mesma forma, a biblioteca entropia da linguagem de programação R é uma ferramenta especializada que permite calcular a entropia de Shannon e outras variantes de medidas de incerteza e dispersão. Essa capacidade de extrair índices de entropia com precisão favorece aplicações em métodos de tomada de decisão multicritério, como a abordagem híbrida AHP–TOPSIS, conferindo rigor ao modelo. Além disso, sua integração com outras bibliotecas de análise estatística em R facilita o processamento e a visualização dos dados, sendo fundamental na implementação do modelo proposto (Gavião *et al.*, 2024).

Igualmente, é possível integrar o R ao Power BI, demonstrando a facilidade de concatenação entre ferramentas ao combinar os recursos analíticos e de visualização do R com a interface interativa do Power BI ou R-Shiny para a geração de relatórios (Adewusi *et al.*, 2024). Por exemplo, no Power BI Desktop é possível inserir um visual do R e executar scripts que processam e visualizam dados usando pacotes de análise, incluindo a biblioteca de R para entropia (Gavião *et al.*, 2024).

Nesse sentido, é viável transformar dados complexos em gráficos e análises detalhadas, que são então incorporados em painéis interativos. Ademais, a saída gerada em R pode ser atualizada automaticamente nos relatórios do Shiny ou do Power BI, consolidando ambas as ferramentas e fortalecendo a tomada de decisão baseada em dados de forma integrada e dinâmica (Gowthami; Pavan Kumar, 2017; Maaitah, 2023).

Finalmente, combinando técnicas avançadas de BI, mesmo como a análise de grandes volumes de dados e sua visualização em uma abordagem interativa, com métodos como AHP e TOPSIS, oferece avaliações abrangentes. Tal ação estratégica das organizações gera avaliações robustas, considerando múltiplos critérios, bem como diferentes aspectos que garantem melhores escolhas. Da mesma forma, a sinergia entre BI e métodos multicritério permite que os fornecedores sejam priorizados de forma mais objetiva e informada (Nallakaruppan *et al.*, 2023; Pramanik; Mondal; Haldar, 2020).

3 METODOLOGIA

3.1 Estrutura da pesquisa

O presente estudo adota uma abordagem mista com triangulação metodológica, iniciando com uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL) para identificar as principais abordagens na seleção de fornecedores com métodos multicritério. A pesquisa foi conduzida em bases reconhecidas, como Scopus, Web of Science e outras, utilizando termos-chave relacionados a AHP, TOPSIS e Business Intelligence, e aplicando os critérios de inclusão e exclusão definidos no protocolo do Quadro 3 para estudos publicados entre 2018 e o primeiro trimestre de 2025.

Da mesma forma, a segunda fase trata do desenvolvimento e implementação de um artefato, um estudo quanti-experimental (empírico) que projeta, prototipa e simula um algoritmo híbrido AHP – Entropia (ponderação objetiva) – TOPSIS dentro de um ambiente tecnológico. Diante do exposto, são levadas em consideração as seguintes especificidades:

Fase 1: Exploração do Contexto. Realizar uma revisão da literatura (RSL) relacionada com AHP, TOPSIS, ferramentas de Business Intelligence e tomada de decisão na seleção de fornecedores nas empresas.

Nesta fase serão identificados conhecimentos, teorias, metodologias e ferramentas atuais relacionadas à seleção de fornecedores na cadeia de suprimentos, bem como lacunas ou pouca exploração na tomada de decisão multicritério baseada no método híbrido para seleção de fornecedores. Igualmente, será realizada a estruturação de um protocolo formalizado para o processamento das informações coletadas, bem como a estruturação da modelagem de tópicos com Latent Dirichlet allocation (LDA), o que permitirá a apresentação dos resultados obtidos com o RSL. Finalmente, com a intenção de fornecer suporte estatístico que apresente a relação entre os temas analisados, é proposto um modelo de regressão logística binomial.

Fase 2: Preparação da proposta inicial de protótipo, por meio de uma simulação do método híbrido multicritério AHP–Entropia–TOPSIS.

- a) Estabelecer a estrutura matemática do modelo metodológico proposto, conforme os estudos analisados na revisão sistemática.
- b) Representar, em um pseudocódigo, o modelo matemático e propor um

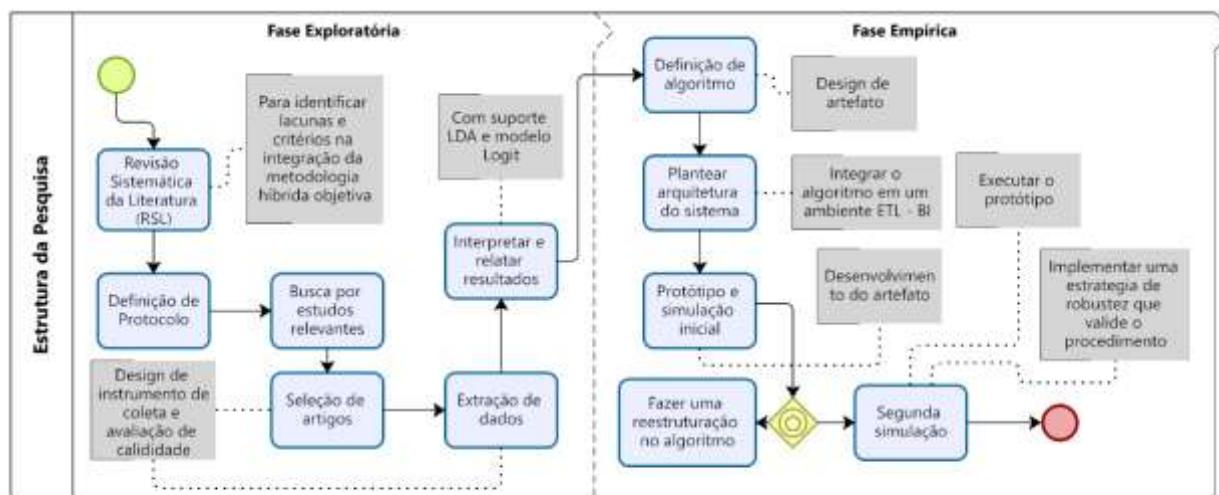
algoritmo.

- c) Gerar uma simulação da metodologia híbrida proposta, que permita a análise dos tempos de processamento na ferramenta tecnológica utilizada.
- d) Gerar uma segunda simulação, na qual dados de um caso já estudado sejam integrados à estrutura metodológica definida, com a intenção de gerar uma comparativa.

Ao final desta fase, é apresentado um suporte estatístico para validar a análise de sensibilidade dos resultados da segunda simulação. Ressalta-se também que as evidências documentais dos resultados obtidos nos procedimentos desta pesquisa serão de livre acesso no repositório de dados do Zenodo. A seguir, apresenta-se a modelagem inicial do processo de desenvolvimento da metodologia de pesquisa para este estudo, representada na Figura 6.

Concluindo, o presente estudo adota uma abordagem mista com triangulação metodológica, articulando procedimentos de natureza exploratória e empírica. Essa triangulação metodológica não apenas combina métodos quantitativos e qualitativos, mas também conecta análise teórica, modelagem estatística e validação tecnológica, resultando em uma abordagem abrangente e sistematicamente integrada.

Figura 6 – Fluxograma descrevendo os procedimentos da metodologia da pesquisa



Fonte: Elaboração própria

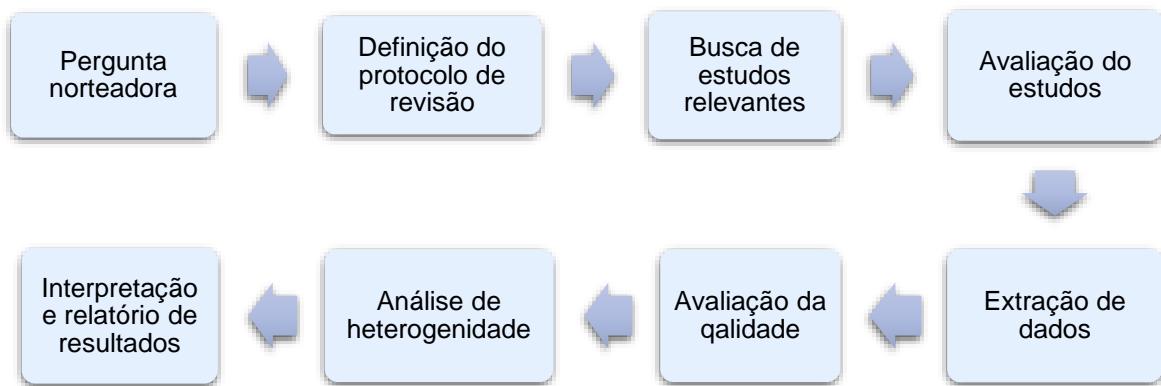
3.2 Revisão sistemática da literatura

Previamente ao início deste estudo, foi realizada uma revisão da literatura que permitiu um aprofundamento das teorias, autores e temas relacionados a este trabalho, contribuindo para a construção do marco conceitual proposto na Figura 1, que engloba a conceituação lógica e operacional de todo o processo de estudo (Kivunja, 2018).

Da mesma forma, trata-se de um guia que conduz a pesquisa, constituindo-se como uma etapa preliminar com a finalidade de fornecer fundamentação, estado atual e identificação dos fenômenos envolvidos com o tema estudado, determinando o corpo do referencial teórico proposto para este estudo (Kraus *et al.*, 2022; Soares; Picolli; Casagrande, 2018). Em síntese, a revisão bibliográfica realizada permitiu consolidar um marco teórico robusto que sustenta a pesquisa, identificando lacunas de conhecimento e abordagens relevantes no problema estudado.

Após e conforme o exposto, a metodologia baseia-se principalmente em uma análise sistemática, já que existe a necessidade de aprofundar o tema e, com o propósito de obter uma compreensão holística do fenômeno estudado, bem como consolidar os dados de estudos anteriores que gerem evidências concretas sobre os aspectos pouco discutidos (Kraus; Breier; Dasí-Rodríguez, 2020). Nesse sentido, a revisão sistemática (RSL) seguirá a estrutura apresentada na Figura 7.

Figura 7 – Fluxo de procedimentos da revisão sistemática da literatura (RSL)



Fonte: Elaboração própria

1) **Formulação da questão central da pesquisa:** o processo começa na

formulação da questão norteadora da pesquisa.

- 2) **Desenvolvimento do protocolo de revisão:** logo, será desenvolvido um protocolo que define os objetivos, critérios e procedimentos que serão seguidos durante a revisão.
- 3) **Busca de estudos relevantes:** aqui é realizada uma busca sistemática em bases de dados acadêmicas e fontes relevantes para identificar estudos que atendam aos critérios.
- 4) **Avaliação dos estudos:** os estudos encontrados são avaliados em diversas etapas, iniciando pelo título, resumo e, por fim, pelo texto completo.
- 5) **Extrair dados dos estudos:** nesta etapa, os principais dados são extraídos dos estudos selecionados, como tamanhos de efeito e dados demográficos.
- 6) **Avaliar a qualidade do estudo:** é avaliada a qualidade dos estudos incluídos, garantindo que cumpram os padrões metodológicos necessários determinados no protocolo. Nesta fase, a ênfase é colocada nos estudos empíricos, já que, a partir destes estudos de caso, serão recolhidos dados-chave para apoiar o desenho e o desenvolvimento da metodologia híbrida apresentada na fase dois deste estudo.
- 7) **Análise de heterogeneidade:** elaboração de um modelado de tópicos com Latent Dirichlet allocation, assim como uma modelagem logit. Nesse sentido, alguns métodos estatísticos serão aplicados para combinar os resultados dos estudos e analisar as relações entre as variáveis identificadas na RSL.
- 8) **Interpretar e relatar resultados:** finalmente, os resultados são interpretados e apresentados, incluindo conclusões e recomendações.

Ressalta-se que os resultados esperados, após a realização da revisão sistemática da literatura, serão interpretados com o apoio da LDA e do suporte estatístico gerado pelo modelo de regressão logística binomial. Para apoiar o desenvolvimento da RSL, apresentam-se outras questões registradas no protocolo, exibido na **Erro! Fonte de referência não encontrada..** O protocolo baseia-se nas características do modelo de Corrêa *et al.* (2022).

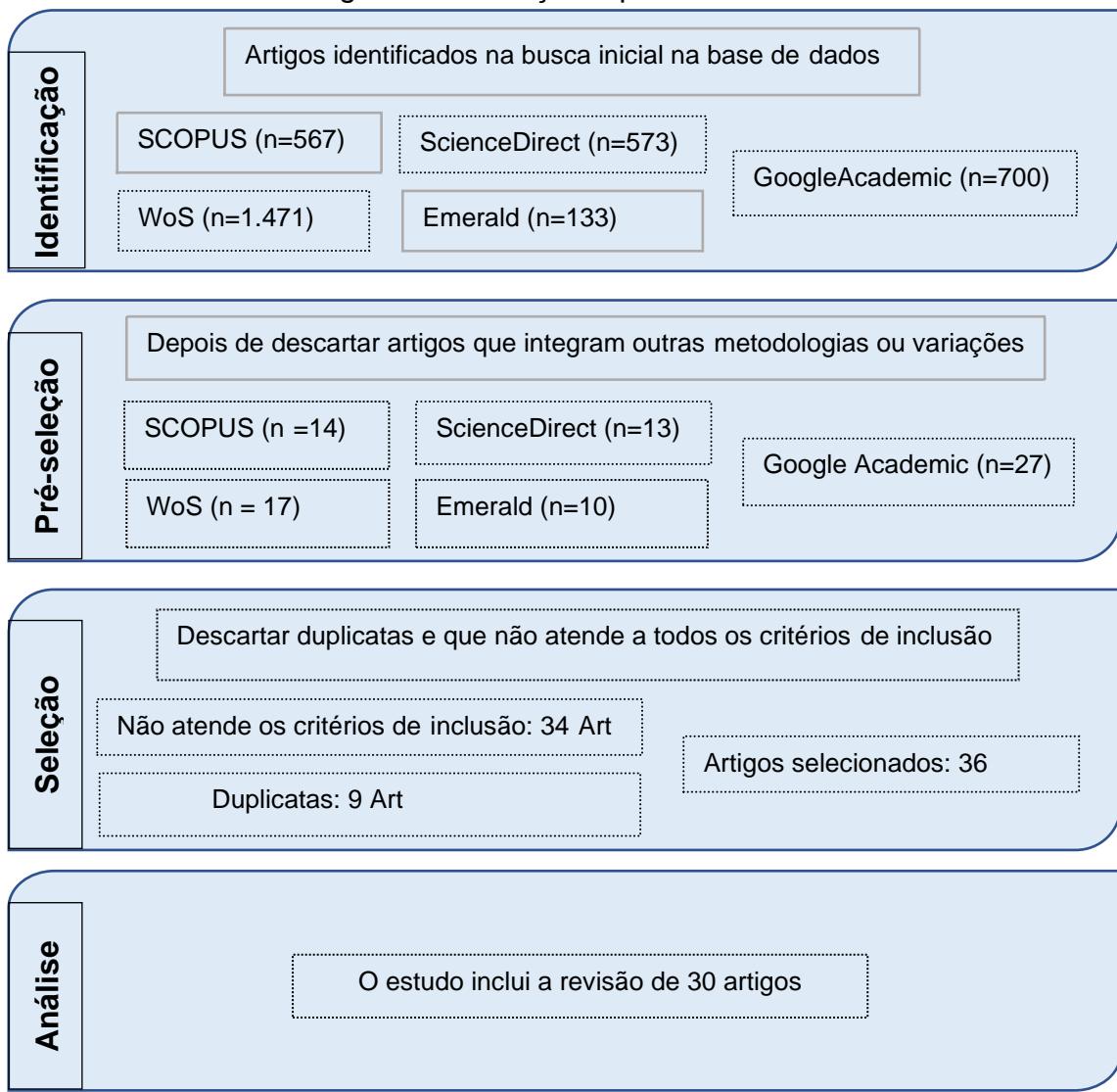
Quadro 3 – Protocolo de Revisão Sistemática da Literatura

Contexto e justificativa	Perguntas que abordam a RSL	Estratégias de pesquisa	Critérios de exclusão
<p>No cenário atual de negócios, a seleção de fornecedores é crucial para a competitividade e sustentabilidade das organizações. Diante da complexidade do processo, e a necessidade de avaliar múltiplos critérios, são adotadas metodologias multicritério como AHP e TOPSIS para embasar suas decisões. No entanto, a integração dessas metodologias com ferramentas de Business Intelligence (BI) em um processo ETL (Extract, Transform, Load) ainda carece de uma exploração mais aprofundada, especialmente no contexto da seleção de fornecedores. Assim, uma revisão sistemática sobre essa integração é fundamental para consolidar o conhecimento existente, identificar lacunas na literatura e orientar futuras pesquisas.</p>	<p>1. Quais critérios específicos foram priorizados na seleção dos fornecedores que utilizam AHP e TOPSIS nos estudos revisados?</p> <p>2. Como evoluíram as metodologias híbridas AHP e TOPSIS na literatura recente e que inovações ou adaptações foram propostas?</p> <p>3. De que forma a integração de tecnologias de informação, particularmente no contexto de Business Intelligence, influencia a adoção de metodologias multicritério como AHP e TOPSIS nos estudos revisados, e quais benefícios concretos essa integração proporciona?</p>	<p>Palavras-chave: "AHP-TOPSIS"; "Multi-criteria Decision-Making Hybrid"; "Business Intelligence"; "Supply Chain Management".</p>	<p>Estudos que não incluem a integração de AHP, TOPSIS e ferramentas ou métodos de tecnologia da informação relacionados ao BI. Assim mesmo, documentos que não sejam artigos científicos (por exemplo, resumos de conferências, relatórios técnicos). Também artigos que não sejam de áreas relacionadas à administração</p>
	<p>Fontes de informação:</p> <ul style="list-style-type: none"> Scopus Web of Science Emerald Insaight Science Direct e Google Academic 	<p>Termos de pesquisa Hybrid multicriteria methodology ahp-topsis with entropy for supplier selection based on BI information technologies</p>	<p>Avaliação da Qualidade dos Estudos: Desenho do estudo; Objetivos devidamente definidos; Robustez metodológica; Validade interna e externa.</p>
<p>Seleção de estudos: Fase 1: Revisão de títulos e resumos para eliminação de artigos irrelevantes. Fase 2: Avaliação do texto completo dos artigos pré-selecionados. Fase 3: Aplicação dos critérios de inclusão e exclusão.</p>		<p>Critérios de inclusão: Estudos publicados em periódicos revisados por pares. Artigos que abordem a aplicação do método híbrido MCDM AHP – TOPSIS, preferencialmente sua combinação na seleção de fornecedores com entropia e BI. Também, artigos de acesso aberto, publicações em inglês, assim como estudos realizados entre 2018 e 2025.</p>	<p>Sintaxe de pesquisa: hybrid AND multicriteria AND methodology AND ahp-topsis AND for AND supplier AND selection AND based AND on AND information AND technologies AND PUBYEAR > 2018 AND PUBYEAR < 2025 AND (LIMIT-TO (DOCTYPE , "ar")).</p>
		<p>Extração de dados:</p> <ul style="list-style-type: none"> Informação bibliográfica (autores, ano, título, fonte). Metodologia utilizada (AHP, TOPSIS, BI). Critérios de seleção de fornecedores. Escopo de aplicação (indústria, país, etc.). área académica (Negócios, Gestão de operações, etc.) Citações, principais resultados e conclusões. 	

Fonte: Elaboração própria

Da mesma forma, seguindo a linha do fluxo do procedimento da Figura 7, continua-se com o item **(Busca por Estudos Relevantes)**. Neste ponto, são divulgados os resultados das pesquisas realizadas nas bases de dados Scopus, Web of Science, Emerald Insight, Science Direct e Google Academic. Segundo tal lógica, são apresentados os registos identificados em cada uma das bases. Do mesmo modo, o item **(Avaliação dos estudos)** está integrado nesta parte, como também é mostrado na Figura 8. Diante do exposto, apresenta-se o número de artigos.

Figura 8 – Esboço do processo RSL



Fonte: Elaboração própria

3.2.1 Latent Dirichlet allocation (LDA)

LDA é um modelo probabilístico não supervisionado que identifica tópicos latentes em um conjunto de documentos. Assume que cada documento é uma mistura de tópicos e que cada tópico é uma distribuição sobre palavras, permitindo estimar quais palavras caracterizam cada tópico e em que proporção esses tópicos aparecem em cada documento (Blei; Ng; Edu, 2003).

Com base na Revisão Sistemática da Literatura, e com a finalidade de gerar resultados mais confiáveis e melhor organizados, utiliza-se o LDA como técnica complementar, com o objetivo de identificar os tópicos relevantes dos documentos coletados na revisão sistemática, bem como reconhecer padrões temáticos e gerar triangulação metodológica. Diante do exposto, a unidade de análise refere-se aos artigos incluídos na revisão, e a tabela resultante após o fichamento da RSL. Nessa tabela, é incluída uma coluna “Texto para LDA” (títulos + resumos + palavras-chave), sendo essa coluna o foco desta fase do estudo na ferramenta RStudio (Benoit *et al.*, 2018).

Ainda contribui para uma modelagem de tópicos que melhora a organização dos resultados, e também permite a detecção de padrões temáticos e a validação da consistência entre os critérios e os tópicos extraídos manualmente, buscando limitar possíveis vieses que possam surgir (Gomes; Domingos, 2025). No Quadro 4 a seguir, apresentam-se alguns parâmetros metodológicos adotados para obter resultados com qualidade e garantir a reproduzibilidade.

Quadro 4 – Protocolo de LDA

Parâmetros	Descrição
Carregado de pacotes (Livrarias)	<pre>library(readxl) library(tm) library(topicmodels) library(tidyverse) library(tidytext) library(forcats) library(dplyr) library(ggplot2)</pre>
Ajuste do modelo LDA	<ul style="list-style-type: none"> Seleção de k: comparação de perplexity entre modelos + inspeção dos top-terms para interpretabilidade. Modelo final documentado em resultados (k = 4). Extração de β (término→tópico) e γ (documento→tópico).
Saídas previstas	<ul style="list-style-type: none"> Distribuição por tópicos: Identificar a concentração de cada estudo em tópicos

	<ul style="list-style-type: none"> • Palavras-chave representativas por tópico: Top-N dos termos mais frequentes/prováveis associados a cada tópico. • Associação com metodologias: Relação entre tópicos e métodos detectados (AHP, TOPSIS, híbrido, BI, outros).
Visualizações previstas	<ul style="list-style-type: none"> • Gráfico de barras com os termos mais representativos por tópico. • Nuvem de palavras por tópico com os termos mais frequentes. • Tendência temporal: frequência dos tópicos por ano. • Mapa geográfico: distribuição dos tópicos por país de publicação. • Tabela de critérios com frequência de uso e autores.
Reprodutibilidade	Script R completo disponível no Zenodo (B. García, 2025b)

Fonte: Elaboração propria com base em (Benoit *et al.*, 2018; Blei; Ng; Edu, 2003; Gomes; Domingos, 2025; RStudio: Integrated Development Environment for R, 2024)

3.2.2 Modelo Logit

Considerando que os dados coletados na revisão sistemática da literatura apresentam variáveis categóricas com características qualitativas e binomiais, além de se tratar de uma fase exploratória do estudo e de outras características que se tornam visíveis, por exemplo, envolve análise de dados independentes, ou seja, de vários estudos (intergrupos), entre outros a aplicação da regressão logística binomial é considerada adequada, permitindo gerar uma predição sobre o comportamento e a relação entre as variáveis envolvidas (Hosmer; Lemeshow, 2000; Hosmer JR David w; Lemeshow; Sturdivant, 2013; McFadden, 1972).

Assim, a presente pesquisa emprega o modelo como ferramenta estatística para identificar a influência de variáveis associadas às metodologias multicritério estudadas, como a integração de ferramentas de TI de Business Intelligence com métodos multicritério, oferecendo evidências empíricas que complementam a revisão sistemática da literatura (McFadden, 1981).

Da mesma forma, com a finalidade de responder à última pergunta feita no protocolo da RSL e dar suporte estatístico após a realização da revisão sistemática e da modelagem de tópicos com LDA, é proposto um modelo logístico binomial para trás, para analisar os fatores que influenciam a adoção de metodologias multicritério híbridas

estudadas no presente trabalho. Nesse sentido, os procedimentos do modelo logístico proposto são apresentados no Quadro 5 a seguir.

Quadro 5 – procedimentos do modelo de regressão logística binomial

Procedimento	Detalhamento
Definição das variáveis	Seleção da variável dependente (binária) e variáveis independentes de acordo com o objetivo da pesquisa.
Execução do modelo inicial	Estimação do modelo Logit completo (Método Enter) para identificar significância global.
Testes de ajuste do modelo e teste de exclusão de termos	Avaliação do ajuste por meio da verossimilhança do modelo, testes de Omnibus e pseudo-R ² (Cox & Snell; Nagelkerke), assim como Avaliação do impacto da remoção de cada variável sobre a verossimilhança do modelo.
Procedimento Stepwise (Backward LR)	Aplicação da remoção progressiva de variáveis não significativas para otimizar o modelo final.
Análise de classificação	Construção da Tabela de Classificação para medir a taxa de acerto do modelo.
Verificação de variáveis na equação	Identificação dos coeficientes estimados, erros padrão, valores de significância e odds ratios.
Interpretação dos resultados	Discussão dos efeitos significativos das variáveis explicativas e análise da robustez do modelo.
Visualização de relatório completo	Disponível no Zenodo (B. García, 2025b)

Fonte: Elaboração própria

3.3 Modelagem do sistema, algoritmo e simulação inicial

Conforme mencionado na seção de estruturação da pesquisa, a fase dois baseia-se na operacionalização da metodologia proposta. Essa aplicabilidade empírica refere-se à modelagem e simulação. Assim, fornece um ambiente controlado para avaliar inicialmente um cenário hipotético e validar os resultados do modelo teórico, com o propósito de reduzir riscos associados à incerteza (Bertrand; Fransoo, 2002; Saputro; Figueira; Almada-Lobo, 2023).

Da mesma forma, as metodologias quantitativas são fundamentais na gestão de operações, especialmente em cenários onde as previsões desempenham um papel importante. Assim, esse tipo de modelo não só permite uma solução para problemas específicos, como também possibilita uma generalização por meio da combinação teórica e empírica para abordar desafios contemporâneos (Bertrand; Fransoo, 2002). Em resumo, essa ligação reforça a relevância da integração do uso de ferramentas eletrônicas com metodologias tradicionais para abordar problemas operacionais de forma mais dinâmica, eficaz e auditável.

Quadro 6 – Estrutura Matematica do Algoritmo

Passo 1 – Definir critérios e alternativas	Definicion de conjuntos: $\{C_1, C_2, \dots, C_n\} = \text{Conjunto de } n \text{ critérios.}$ $\{A_1, A_2, \dots, A_n\} = \text{Conjunto de } m \text{ fornecedores.}$
Passo 2 – Entrada de dados	$m = \text{número de fornecedores}$ $n = \text{número de critérios}$ $X = [x_{ij}] \quad i = 1, \dots, m,$ $j = 1, \dots, n$ onde x_{ij} = desempenho (custo, tempo etc.) do fornecedor A_i no critério C_j
Passo 3 – Normalização para entropia	Para cada coluna $j = 1, \dots, n$: $p_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^m x_{ij}} \quad (\text{para todo } i = 1, \dots, m)$ Cada x_{ij} em proporção $p_{ij} \in (0,1)$ para calculo de entropia.
Passo 4 – Cálculo dos pesos com entropia	<ol style="list-style-type: none"> Constante de normalização: $k = \frac{1}{\ln(m)}$ Entropia de cada critério: $e_j = -k \sum_{i=1}^m [p_{ij} \ln(p_{ij})]$ Grau de divergência: $d_i = 1 - e_j$ Cálculo dos pesos normalizados: $w_j = \frac{d_j}{\sum_{j=1}^n d_j} \quad (\forall j = 1, \dots, n).$
Passo 5 – Construção da matriz ponderada	Aplica-se diretamente w_j sobre a matriz de decisão original X . Para cada fornecedor i e critério j : $a_{ij} = x_{ij} \times w_j$ Assim, a matriz $A = [a_{ij}]$ já contem as notas ponderadas por entropia.
Passo 6 – Determinar as soluções ideais (TOPSIS)	Para cada critério $j = 1, \dots, n$: <ol style="list-style-type: none"> Valor ideal positivo: $v_j^+ = \max_{1 \leq i \leq m} (a_{ij})$ Valor ideal negativo: $v_j^- = \min_{1 \leq i \leq m} (a_{ij})$
Passo 7 – Cálculo das distâncias euclidianas	Para cada fornecedor $i = 1, \dots, m$: <ol style="list-style-type: none"> Distância até o ideal positivo: $D_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (a_{ij} - v_j^+)^2}$ Distância até o ideal negativo: $D_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (a_{ij} - v_j^-)^2}$
Passo 8 – Cálculo do índice de	Para cada fornecedor i :

proximidade relativa	$CR_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-}$ onde $0 \leq CR_i \leq 1$ Maior CR_i indica maior proximidade em relação com o valor ideal
Passo 9 – Classificação final	Ordenar os fornecedores A_i em ordem decrescente de CR_i $Ranking(i) = \{CR_1, CR_2, \dots, CR_m\}$ O fornecedor com maior CR_i é considerado o melhor.

Fonte: Elaboración propia com base em (Bianchini, 2018; Chen, 2020).

Assim mesmo, a modelagem algorítmica da metodologia multicritério híbrida, baseada no Processo de Hierarquia Analítica (AHP), Entropia e Técnica para Ordem de Preferência por Semelhança com Solução Ideal (TOPSIS), é projetada especificamente para servir de base para a simulação da metodologia proposta, com o objetivo de melhorar a tomada de decisões na seleção de fornecedores.

Neste sentido, este sistema será desenvolvido por meio de uma abordagem ETL (Extract, Transform, Load), que permite extrair dados relevantes, processá-los segundo critérios pré-definidos e aplicar as técnicas para avaliar as alternativas disponíveis (Hanine *et al.*, 2016), bem como processar esses resultados e semiautomatizá-los com a linguagem de programação R, que podem ser apresentados depois como relatórios interativos no Power BI ou RShiny (Maaitah, 2023).

Assim, ao semiautomatizar esses processos, é garantida uma escolha de fornecedores mais objetiva e eficiente, ao mesmo tempo em que se minimiza a intervenção subjetiva e os vieses, uma vez que a entropia é aplicada para a ponderação dos critérios, reduzindo a intervenção do decisor (Adewusi *et al.*, 2024; Gavião *et al.*, 2024; Gowthami; Pavan Kumar, 2017). Diante do exposto, o protocolo da simulação inicial é apresentado no Quadro 7 abaixo.

Quadro 7 – Protocolo da simulação preliminar metodologia híbrido AHP–Entropia–TOPSIS

Parâmetro	Configuração	Descrição	Observações
Número de fornecedores	5	Fornec_1...Fornec_5	Escolha baseada em estudos de validação MCDA em pequena escala (Bianchini, 2018; Botchway <i>et al.</i> , 2021; Tusnial <i>et al.</i> , 2020)
Número de critérios	4	Crit_1...Crit_4	Comum em estudos AHP–TOPSIS para manter complexidade controlada (Achatbi <i>et al.</i> , 2020; Botchway <i>et al.</i> , 2021; Nurprihatin <i>et al.</i> , 2022)
Geração de dados	sample(1:10, 10x5,	Pontuações AHP	Uso de amostragem aleatória

		replace=TRUE)	aleatórias em escala 1–10	para simulação
Software		RStudio Desktop	RStudio 2025.05.0+496	Ambiente estatístico reproduzível (Gavião <i>et al.</i> , 2024; R Core Team, 2020)
R		Ambiente de Suporte: 4 GB de RAM e 100 GB espaço de armazenamento	Versão 4.5.0	Facilita desenvolvimento e reproduzibilidade (Maaitah, 2023; R Core Team, 2020)
Pacotes R		dplyr, tidyr, ggplot2, entropy, MCDA, logger		‘entropy’ para pesos objetivos via informação de Shannon (Chen, 2020; Freeman; Chen, 2015; Gavião <i>et al.</i> , 2024). ‘MCDA’ para AHP/TOPSIS (Fai Liew <i>et al.</i> , 2025; Marzouk; Sabbah, 2021; Menon; Ravi, 2022)
Semente (seed)	42		set.seed(42) para reproduzibilidade	Garante reproduzibilidade de runs
Número de execuções (runs)	30		Cada run com nova matriz e seed pré definido	Número suficiente para análise estatística de consistência
Medição de tempos		Sys.time() antes/depois	Calcula entropy_time, topsis_time e total_time	Procedimento padrão em benchmarks em R
Captura de erros		tryCatch() + pacote logger	Grava warnings e errors em arquivo de log com timestamp	Boas práticas de logging em simulações (R Core Team, 2020)
Cálculo de consistência de rankings		Comparação de cada ranking com o run 1	Conta número de posições distintas entre execuções	Métrica de consistência recomendada em MCDA
Visualização de resultados		ggplot2: gráficos de barras e linha	Plot tempo médio e variação nos rankings	Melhores práticas de visualização científica (Gavião <i>et al.</i> , 2024).
Repositório de código		Zenodo (B. García, 2025a)	Script versionado com README e instruções de execução	Histórico para controle e replicabilidade

Fonte: Elaboração própria com base os estudos relacionados no Quadro

3.3.1 Segunda avaliação do modelo metodológico, replicação dos dados iniciais do estudo feito

Após a aplicação do algoritmo e validação do seu correto funcionamento, será realizada uma simulação posterior da metodologia híbrida, aplicando esse protótipo ao caso de Chen (2020), o que permitirá validar o modelo, conferindo robustez. Nesse sentido, esse procedimento metodológico visa aplicar a estrutura híbrida baseada na integração de AHP, Entropia e TOPSIS, executada em linguagem R, sobre um conjunto de dados previamente utilizado nesse estudo de referência.

Assim, a escolha desse caso justifica-se pela clareza com que o autor apresenta as alternativas, os critérios e a matriz inicial, o que possibilita a comparação direta entre os resultados originais (obtidos manualmente pelo autor) e aqueles gerados pela simulação automatizada do protótipo desenvolvido neste estudo. A seguir, no Quadro 8, apresenta-se o protocolo das ações necessárias para a replicação do caso apresentado.

Quadro 8 – Checklist para validação cruzada, comparativa com estudo prévio

Alternativas	<ul style="list-style-type: none"> Identificar claramente o número de alternativas (fornecedores) considerados no estudo. Registrar os nomes ou códigos atribuídos a cada alternativa.
Critérios de Avaliação	<ul style="list-style-type: none"> Listar todos os critérios definidos pelos autores para a seleção. Verificar se há definição de subcritérios (se aplicável). Registrar a justificativa apresentada para cada critério (se disponível).
Pesos Iniciais / Importância dos Critérios	<ul style="list-style-type: none"> Extrair os pesos atribuídos aos critérios (via AHP). Confirmar se os pesos foram normalizados
Matriz de Decisão Inicial	<ul style="list-style-type: none"> Coletar os valores atribuídos a cada alternativa em relação a cada critério. Verificar se os valores estão normalizados ou em escala bruta. Registrar a fonte ou forma de obtenção desses dados (questionários, especialistas, dados reais).
Informações Complementares	<ul style="list-style-type: none"> Observar o método de integração descrito pelo autor. Identificar se há dados adicionais usados para validação.
Compilação do relatório	Acesso ao Script no Zenodo (B. García, 2025a)

Fonte: Elaboração própria para aplicação com base nos dados do estudo de caso (Chen, 2020)

3.3.2 Validação Estatística da Robustez da segunda aplicação

Assim, com o objetivo de explorar a robustez da aplicação da metodologia híbrida em R, define-se uma estratégia de modificação do conjunto de critérios que permite analisar os resultados por meio da exclusão individual de cada critério. Isso não apenas evidencia possíveis alterações nos resultados, como também identifica a importância relativa de cada critério no processo de seleção de fornecedores (Więckowski; Sałabun, 2023). Nesse sentido, valida-se o resultado obtido com o modelo híbrido aplicado ao estudo de caso de Chen (2020) por meio de análise descritiva, permitindo observar médias, variâncias e frequências das mudanças de CR.

Além disso, será aplicado o teste de Friedman, que permitirá analisar os contrastes entre as diferenças de classificação decorrentes das exclusões. Em seguida, o teste qui-quadrado será aplicado para verificar a distribuição top-1. O teste de Spearman será utilizado para analisar a correlação entre os pesos. Por fim, para avaliar a consistência interna dos rankings, será aplicado o teste alfa de Cronbach, conforme demonstrado no

Quadro 9 abaixo.

Quadro 9 – Analise estatísticas para validação

Técnica aplicada	Objetivo	Critérios de aceitação
Análise descritiva	Resumir CR e classificação sob exclusão ou simulação	Médias, variâncias e frequências
Teste de Friedman	Contraste as diferenças de classificação entre exclusões	$p < 0.05$
Teste qui-quadrado	Verificação da distribuição top-1 difere do que é esperado por acaso	$p < 0.05$
Spearman	Analizar a correlação entre pesos e mudanças na classificação	
Cronbach's Alpha	Medição da consistência interna de classificações sob exclusão de critérios	Indicação de estabilidade
Visualização de relatório completo	Disponível no Zenodo (B. García, 2025a)	

Fonte: Elaboração própria

4 RESULTADOS

4.1 Revisão sistemática da Literatura RSL

Conforme descrito na estrutura da metodologia proposta para o presente estudo, a revisão sistemática é essencial para mapear como o AHP-TOPSIS foi integrado com outras técnicas para aprimoramento de ponderação de critérios e com as ferramentas de tecnologia de BI, entre 2018 e o primeiro trimestre de 2025, a fim de formalizar os resultados sobre as lacunas identificadas e responder às questões apresentadas no protocolo.

Assim, os dados foram coletados de 30 artigos, cumprindo os parâmetros estabelecidos no protocolo apresentado no Quadro 3. Além disso, utilizou-se um formato de extração para documentar critérios, métodos, objetivos, principais resultados, entre outras informações ver Apêndice A. A partir desse fichamento, é construída uma tabela com os dados mais relevantes dos estudos analisados nesta revisão sistemática, apresentada também em Zenodo (B. García, 2025b).

A seguir, o Quadro 10 lista os estudos selecionados da RSL e, mesmo que o foco seja a metodologia híbrida AHP-TOPSIS, pode-se observar que, em alguns estudos, outras metodologias são integradas, embora seu processo essencial não seja alterado. Da mesma forma, oferece informação sobre a ponderação de critérios, na qual a maior quantidade de estudos apresenta julgamento de especialista, sendo apenas o estudo de Chen (2020) que apresenta a ponderação de critérios sem julgamento de especialistas,

devido à integração de entropia.

Quadro 10 – Classificação inicial dos estudos selecionados para RSL

Método (AHP/TOPSIS/Outro)	Julgamento de especialista	Autores
AHP-TOPSIS	Sim	(Abdel-Basset <i>et al.</i> , 2021; Achatbi <i>et al.</i> , 2020; Azimifard; Moosavirad; Ariaifar, 2018; Azwir; Hasan; Oemar, 2020; Bianchini, 2018; Botchway <i>et al.</i> , 2021; Evcioğlu; Kabak, 2023; Fai Liew <i>et al.</i> , 2025; Karayel <i>et al.</i> , 2019; Kurniawan; Hamali; Gunawan, 2020; Marzouk; Sabbah, 2021; Mohammed <i>et al.</i> , 2021; Muerza; Urciuoli; Zapata Habas, 2023; Navarro <i>et al.</i> , 2020; Nurprihatin <i>et al.</i> , 2022; Raut <i>et al.</i> , 2020; Singh; Kansara; Vishwakarma, 2018; Warcono Adi; Nurma Heitasari, 2023)
QFD, AHP-TOPSIS	Sim	(Tusnial <i>et al.</i> , 2020)
Taguchi, AHP-TOPSIS	Sim	(Ahmad; Mondal, 2019; Kumar; Padhi; Sarkar, 2019)
Delphi, AHP-TOPSIS	Sim	(Menon; Ravi, 2022) (Cherier; Meliani, 2019)
Entropia, AHP-TOPSIS	Não	(Chen, 2020)
SCOR, AHP-TOPSIS	Sim	(Wang <i>et al.</i> , 2018)
GP, AHP-TOPSIS	Sim	(Gardas; Raut; Shrivastav, 2019; Saputro; Khusna; Dewi, 2023)
AHP-TOPSIS, NSGA-II	Sim	(Fang; Zhou; Xiong, 2024)
AHP-TOPSIS, bi-objetivo	Sim	(Masmoudi <i>et al.</i> , 2025)
AHP – TOPSIS e Outras	Sim	(AZIZ; ÇALIK, 2022)

Fonte: Elaboração própria com base os estudos relacionados no Quadro

Nesse sentido, a integração do AHP-TOPSIS corresponde a 18 estudos, o que representa 60% do total selecionado para a RSL, enquanto os outros estudos são variantes e híbridos (QFD + AHP-TOPSIS, Taguchi + AHP-TOPSIS, Delphi + AHP-TOPSIS, SCOR, GP, NSGA-II, etc.). Embora representem quantidades menores, eles mostram diversidade metodológica e diferentes aplicações práticas.

Desta forma, pode ser interpretada como uma base metodológica facilmente integrável com outras técnicas para otimizar os processos de tomada de decisão, uma vez que o AHP oferece um esquema para decompor e ponderar critérios, enquanto o TOPSIS fornece um método transparente de ordenação. Essa arquitetura favorece a inclusão de módulos prévios, ferramentas de suporte e/ou etapas posteriores que possam gerar otimização em todo o processo.

Para responder à primeira pergunta: quais critérios específicos foram priorizados na seleção de fornecedores que utilizam AHP e TOPSIS nos estudos revisados?, apresenta-se, a seguir, o Quadro 11, um trecho com alguns dos critérios identificados nos estudos analisados, sua frequência e os autores correspondentes. Embora tenham sido identificados ao menos 117 critérios (ver no Zenodo), são destacados apenas

aqueles com maior frequência de utilização.

Quadro 11 – Principais critérios identificados

ID	Critérios selecionados	Frequência de uso	Autores
1	Qualidade	9	(Achatbi <i>et al.</i> , 2020; AZIZ; ÇALIK, 2022; Azwir; Hasan; Oemar, 2020; Gardas; Raut; Shrivastav, 2019; Kumar; Padhi; Sarkar, 2019; Kurniawan; Hamali; Gunawan, 2020; Navarro <i>et al.</i> , 2020; Raut <i>et al.</i> , 2020; Warcono Adi; Nurma Heitasari, 2023)
2	Custo	8	(Achatbi <i>et al.</i> , 2020; AZIZ; ÇALIK, 2022; Botchway <i>et al.</i> , 2021; Evcioğlu; Kabak, 2023; Gardas; Raut; Shrivastav, 2019; Masmoudi <i>et al.</i> , 2025; Navarro <i>et al.</i> , 2020; Raut <i>et al.</i> , 2020)
3	Preço	6	(Azwir; Hasan; Oemar, 2020; Kumar; Padhi; Sarkar, 2019; Kurniawan; Hamali; Gunawan, 2020; Nurprihatin <i>et al.</i> , 2022; Singh; Kansara; Vishwakarma, 2018, 2018; Warcono Adi; Nurma Heitasari, 2023)
4	Entrega	5	(Azwir; Hasan; Oemar, 2020; Kumar; Padhi; Sarkar, 2019; Kurniawan; Hamali; Gunawan, 2020; Navarro <i>et al.</i> , 2020; Warcono Adi; Nurma Heitasari, 2023)
5	Prazo de entrega	3	(Muerza; Urciuoli; Zapata Habas, 2023) (Achatbi <i>et al.</i> , 2020) (Nurprihatin <i>et al.</i> , 2022)
6	Confiabilidade	3	(AZIZ; ÇALIK, 2022; Fai Liew <i>et al.</i> , 2025; Wang <i>et al.</i> , 2018)
7	Capacidade técnica	2	(Masmoudi <i>et al.</i> , 2025; Navarro <i>et al.</i> , 2020)
8	Disponibilidade	2	(Gardas; Raut; Shrivastav, 2019; Raut <i>et al.</i> , 2020)
9	Localização geográfica	2	(Bianchini, 2018; Navarro <i>et al.</i> , 2020)
10	Nível de Serviço	2	(Bianchini, 2018; Chen, 2020)

Fonte: Elaboração própria com base os estudos relacionados no Quadro

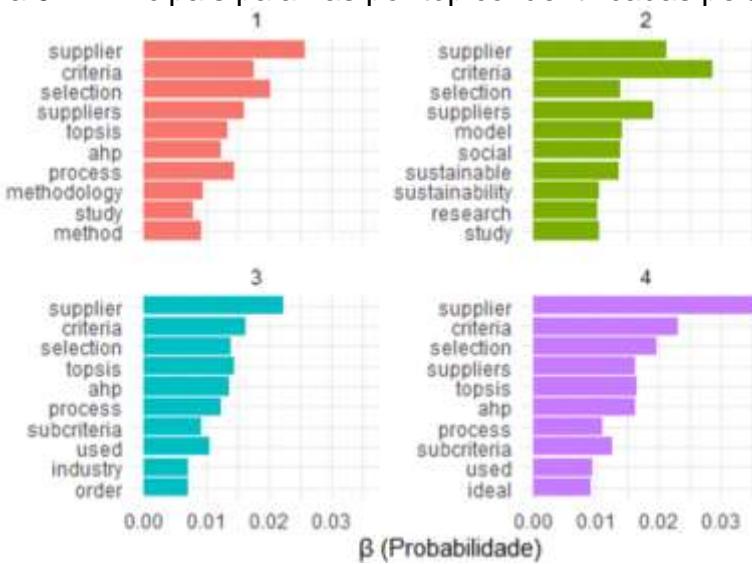
Nesse sentido, os estudos priorizam de forma recorrente critérios clássicos de seleção; em primeiro lugar, qualidade, seguido por custo/preço e, em seguida, critérios logísticos como entrega e prazo de entrega, além de capacidade técnica e, em menor grau, localização geográfica. Esses critérios costumam ser analisados em detalhe, gerando subcritérios, por exemplo, tipos de qualidade, custo total vs. preço imediato, etc., o que explica o uso do AHP para hierarquizar e ponderar, e do TOPSIS para ordenar as alternativas segundo essas ponderações. A seguir, os demais resultados serão apresentados com base na técnica LDA.

4.1.1 Latent Dirichlet allocation (LDA)

A Figura 9 mostra, para cada um dos quatro tópicos do modelo LDA, as palavras mais representativas, ordenadas por sua probabilidade dentro de cada tópico (β). Termos centrais como "fornecedor", "critérios", "seleção", "TOPSIS" e "AHP" são repetidos nos quatro painéis, indicando que todo o corpus gira em torno da seleção de fornecedores e das metodologias AHP–TOPSIS.

No entanto, cada tópico adiciona termos destacáveis; por exemplo, o Tópico 2 destaca palavras relacionadas à sustentabilidade/social (questão de sustentabilidade); o gráfico do Tópico 3 destaca termos como "subcritérios/indústria" (detalhes operacionais, setoriais e dos subcritérios); e o Tópico 4 destaca aspectos metodológicos (ideal/solução). Em resumo, o conjunto de estudos compartilha um núcleo comum (seleção de fornecedores/AHP–TOPSIS), e o LDA detecta subtópicos úteis para agrupar e sintetizar a literatura.

Figura 9 – Principais palavras por tópico identificadas pela LDA.



Fonte: Elaboração própria

A nuvem da Figura 10 exibe visualmente as palavras mais frequentes nos estudos analisados: no centro e em tamanho maior estão "fornecedor", "topsis", "ahp", "seleção", "decisão" e "critérios", confirmando que a literatura se concentra na seleção de fornecedores usando métodos de MCDM (AHP–TOPSIS). Ao redor da nuvem encontram-se termos que esclarecem as abordagens (sustentabilidade, multi, mcdm, processo, otimização, resiliência) e palavras que refletem aplicações específicas

(logística, baterias, indústria), sugerindo subcampos temáticos como sustentabilidade, otimização e casos setoriais.

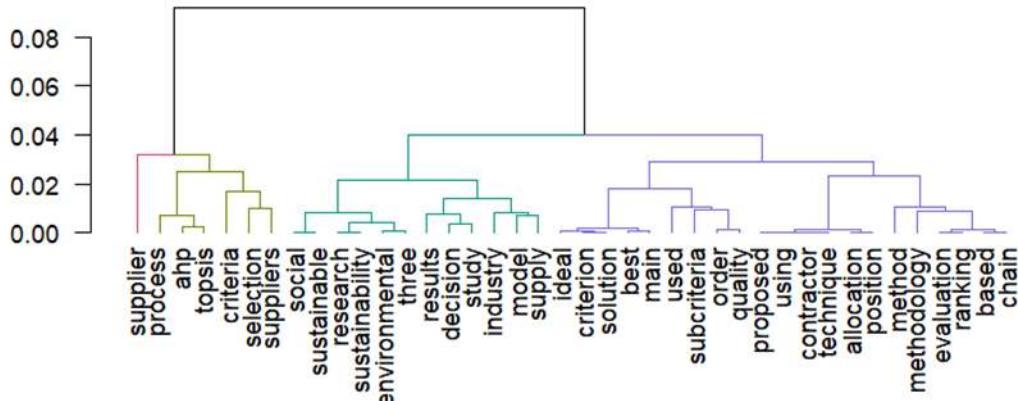
Figura 10 – Nuvem de palavras com os termos mais frequentes



Fonte: Elaboração própria

A Figura 11 apresenta o dendrograma que agrupa os termos mais relevantes (extraídos do β do modelo) de acordo com sua similaridade: ramos que se unem em uma altura menor contêm palavras que aparecem juntas ou com padrões semelhantes nos mesmos tópicos/documentos. Observam-se alguns grupos claros: um focado na infraestrutura metodológica (“fornecedor”, “processo”, “ahp”, “topsis”, “critérios/seleção”), outro associado à sustentabilidade/impacto ambiental (“sustentável”, “ambiental”, “sustentabilidade”, “pesquisa”) e um terceiro mais voltado para a aplicação setorial e operacional/subcritérios (“subcritério”, “pedido”, “alocação”, “contratante”, “indústria”), complementando o descrito na Figura 9 acima.

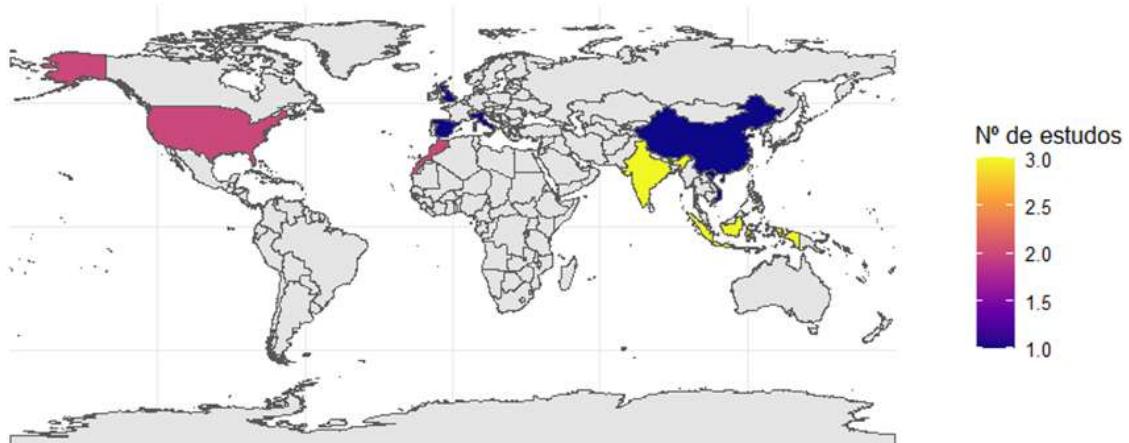
Figura 11 – Dendrograma com os termos mais importantes por tópico



Fonte: Elaboração própria

A Figura 12 mostra a distribuição geográfica dos estudos incluídos: há “pontos de destaque” claros na Ásia (principalmente Índia e China, além de vários países do Sudeste Asiático), uma presença notável nos Estados Unidos e algumas contribuições específicas da Europa (por exemplo, Espanha e Reino Unido) e do Norte da África. A escala de cores indica que apenas alguns países concentram vários estudos, enquanto a maior parte do mundo aparece sem registros, sugerindo uma concentração regional de evidências.

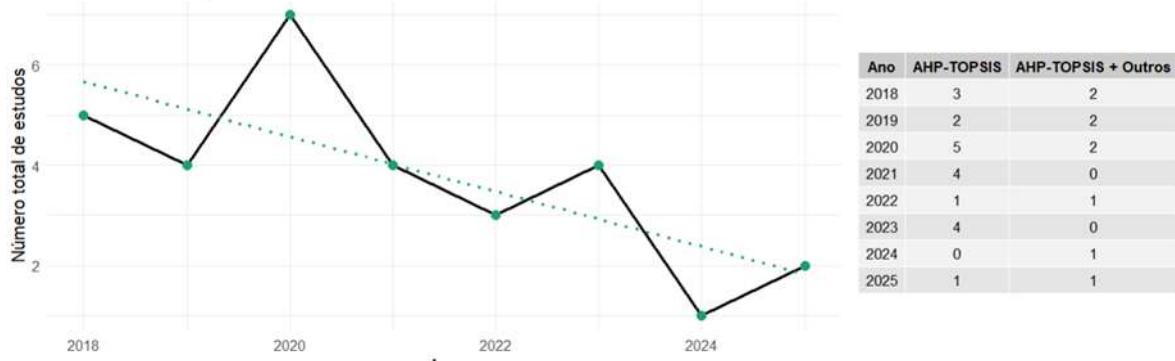
Figura 12 – Distribuição de estudos por país



Fonte: Elaboração própria

A Figura 13 mostra a combinação de um gráfico e uma tabela sobre o total de estudos analisados por ano. Observa-se variabilidade na quantidade de estudos produzidos em cada período; por exemplo, no presente estudo há um rango de análise de pouco menos de oito anos, iniciando em 2018, quando se apresentam 5 estudos analisados. No ano seguinte, 2019, essa quantidade diminui; já em 2020 verifica-se um incremento substancial, possivelmente associado a fatores externos, como a COVID-19. Em seguida, o rango de variação diminui entre os anos de 2021, 2022 e 2023. Posteriormente, em 2024, apresenta-se uma queda significativa, podendo-se relacionar, possivelmente, com os avanços tecnológicos. No presente ano já se identificam estudos relacionados.

Figura 13 – Total de estudos AHP-TOPSIS ou AHP-TOPSIS + Outros por ano.



Fonte: Elaboração própria

Em suma, a figura acima oferece resposta ao questionamento dois: Como evoluíram as metodologias híbridas AHP e TOPSIS na literatura recente e que inovações ou adaptações foram propostas? Isso porque apresenta a evolução da metodologia híbrida e a interação com outras técnicas ao longo do período, assim como as possíveis influências de fatores externos.

Portanto, ao parecer, o campo amadureceu após o ano de 2020; ainda que o uso “puro” continue predominante, as integrações voltam a ganhar espaço mais recentemente, sobretudo quando há necessidade de minimizar a incerteza, automatizar pesos ou acoplar a seleção multicritério à otimização e aos desdobramentos de requisitos, sinal da adaptabilidade do AHP-TOPSIS e da integração com outras técnicas na busca da redução de problemas e decisões mais complexas. Para concluir o estudo exploratório, é apresentada uma seção como suporte estatístico, com a finalidade de validar a fase exploratória do estudo, bem como responder à última questão formulada no protocolo da RSL, a seguir.

4.1.2 Modelo Logit

Primeiramente, a Tabela 1 apresenta a amostra analisada; os estudos sem casos omissos somam um total de 30 casos processados, ou 100%. Este é o ponto inicial do modelo logístico, evidenciando também que as estimativas do modelo se baseiam na amostra completa.

Tabela 1 – Resumo de processamento do caso

Casos não ponderados ^a		N	Porcentagem
Casos selecionados	Incluído na análise	30	100,0
	Casos omissos	0	0,0
	Total	30	100,0
Casos não selecionados		0	0,0
Total		30	100,0

a. Se a ponderação estiver em vigor, veja a tabela de classificação para o número total de casos.

Fonte: Elaboração própria

Seguindo a Tabela 2 apresenta o bloco inicial do modelo logístico, mostrando a classificação, incluindo a variável dependente e a constante. Isso demonstra como o modelo se comporta quando apenas a constante é utilizada e todas as variáveis preditoras são omitidas, apresentando uma taxa de sucesso geral de 60%. Além disso, como apenas a constante é incluída, o modelo é executado em apenas uma das categorias da variável. Como pode ser observado, a categoria com maior participação de estudos é a AHP-TOPSIS, com uma frequência de participação de 18, sendo o modelo aplicado nesta categoria em 100%.

Tabela 2 – Tabela de Classificação a,b

Observado	Etapa 0	AHP-TOPSIS e outras metodologias	Previsto		Porcentagem correta
			0	1	
0		AHP-TOPSIS e outras metodologias	18	0	100,0
			12	0	
Porcentagem global					60,0

a. A constante está incluída no modelo.

b. O valor de recorte é ,500

Fonte: Elaboração própria

Assim mesmo, a Tabela 3 a seguir mostra as variáveis independentes que serão consideradas para o próximo bloco do modelo. A primeira variável "#Critérios" tem um escore de 0,539 e não é significativa, enquanto a variável "TI_Integrada" tem um nível de significância de 0,033, diferentemente da variável "Validação da Técnica", que apresenta um nível de significância maior que 0,05, o que significa que a inserção dessa variável no modelo não contribui significativamente para o valor preditivo. Em termos gerais, o qui-quadrado residual do conjunto de variáveis não apresenta um nível de significância adequado, ou seja, não contribui significativamente para o poder preditivo do modelo.

Tabela 3 – Variáveis não presentes no bloco 0 do modelo

			Escore	df	Sig.
Etapa 0	Variáveis	#Criterios	0,539	1	0,463
		TI_Integrado	4,537	1	0,033
		Validação da Técnica	0,023	1	0,879
		Estatísticas globais	4,849	3	0,183

Fonte: Elaboração própria

A seguir, o Bloco 1: método = Backward Stepwise (razão de verossimilhança), ou passos sucessivos para trás. O início é apresentado na Tabela 4, testes omnibus do modelo de coeficientes. A primeira etapa indica que o conjunto inicial de variáveis não fornece uma melhoria estatisticamente significativa em relação ao modelo nulo. No estágio 2, após a eliminação de um preditor, o teste “Modelo” apresentou Qui-quadrado = 5,014 (df = 2; p = 0,082), um resultado próximo da significância, mas ainda não conclusivo.

Finalmente, no Estágio 3 (modelo final), o teste Omnibus apresentou $\chi^2 = 4,837$ (df = 1; p = 0,028), indicando que o modelo reduzido melhora significativamente em relação ao modelo nulo. Ou seja, as variáveis retidas no estágio final explicam variância adicional relevante. Observa-se que há valores de χ^2 negativos em algumas sublinhas do “Estágio”, o que sinaliza o comportamento gradual do algoritmo (diminuição da desviância relativa entre os passos), conforme indicado na nota ao final da tabela.

Tabela 4 – Testes de Omnibus do Modelo de Coeficientes

		Qui-quadrado	df	Sig.
Etapa 1	Etapa	5,203	3	0,158
	Bloco	5,203	3	0,158
	Modelo	5,203	3	0,158
Etapa 2 ^a	Etapa	-0,189	1	0,664
	Bloco	5,014	2	0,082
	Modelo	5,014	2	0,082
Etapa 3 ^a	Etapa	-0,177	1	0,674
	Bloco	4,837	1	0,028
	Modelo	4,837	1	0,028

a. Um valor de qui-quadrados negativos indica que o valor de qui-quadrado diminuiu a partir do passo anterior.

Fonte: Elaboração própria

Do mesmo modo, a Tabela 5 apresenta o ajuste do modelo: ao simplificar a especificação, a $-2 \log$ -verossimilhança aumenta de 35,178 no Estágio 1 para 35,544 no Estágio 3. Igualmente, há uma ligeira perda de probabilidade, já que o pseudo- R^2 diminui modestamente (Cox & Snell: 0,159 → 0,149; Nagelkerke: 0,215 → 0,201), indicando que o modelo final mantém um poder explicativo de cerca de 20% sobre a variável dependente, porém com redução moderada na variância explicada.

Tabela 5 – Resumo do modelo

Etapa	Verossimilhança de log -2	R quadrado Cox & Snell	R quadrado Nagelkerke
1	35,178 ^a	0,159	0,215
2	35,367 ^a	0,154	0,208
3	35,544 ^a	0,149	0,201

a. Estimação finalizada no número de iteração 4 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

Fonte: Elaboração própria

A Tabela 6 apresenta as três etapas de classificação da variável dependente. Os totais por classe observada permanecem constantes nos três estágios: 18 casos com valor 0 e 12 casos com valor 1 ($N = 30$). Adicionalmente, a tabela indica quantos casos observados de cada classe foram previstos como 0 ou 1. Da mesma forma, a porcentagem geral de precisão no primeiro estágio é de 63,3%; no segundo estágio, essa porcentagem aumenta para 66,7%, mantendo-se igual no último estágio, mostrando um aumento na precisão.

Tabela 6 – Tabela de Classificação

Observado	AHP-TOPSIS e outras metodologias	Previsto		Porcentagem correta
		0	1	
Etapa 1	0	10	8	55,6
	1	3	9	75,0
	Porcentagem global			63,3
Etapa 2	0	10	8	55,6
	1	2	10	83,3
	Porcentagem global			66,7
Etapa 3	0	10	8	55,6
	1	2	10	83,3
	Porcentagem global			66,7

a. O valor de recorte é ,500

Fonte: Elaboração própria

Assim como na Tabela 7, apresentam-se também as três etapas, mas nesta ocasião relacionam-se as variáveis independentes consideradas no modelo, essas variáveis preditoras “#Critérios”, “TI_Integrado” e “Validação da Técnica”. Mostra-se que, após testar as três variáveis, a única variável com efeito consistente e estatisticamente significativo na probabilidade de um estudo utilizar o AHP-TOPSIS combinado com outras metodologias é a presença de TI integrada.

Adicionalmente, na especificação inicial (Estágio 1), TI_Integrada apresenta $B = -1,882$ ($SE = 0,951$; $Sig. = 0,048$), correspondendo a uma razão de chances $\approx 0,15$, ou seja, uma redução aproximada de 85% nas chances da variável dependente quando a TI integrada está presente. Esse efeito se mantém no Estágio 2 ($B = -1,931$; $p = 0,041$; $Exp(B) = 0,145$) e no modelo final do Estágio 3 ($B = -1,833$; $p = 0,044$; $Exp(B) = 0,16$). Em contrapartida, #Critérios e Validação da Técnica não se mostraram significativos nas especificações avaliadas.

Tabela 7 – Variáveis independentes testadas na equação

		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Etapa 1 ^a	#Criterios	-0,031	0,073	0,185	1	0,667	0,969
	TI_Integrado	-1,882	0,951	3,914	1	0,048	0,152
	Validação da Técnica	0,463	0,889	0,271	1	0,602	1,589
	Constante	0,232	0,769	0,091	1	0,763	1,261
Etapa 2 ^a	TI_Integrado	-1,931	0,946	4,166	1	0,041	0,145
	Validação da Técnica	0,357	0,853	0,175	1	0,676	1,429
	Constante	0,046	0,634	0,005	1	0,942	1,048
Etapa 3 ^a	TI_Integrado	-1,833	0,908	4,071	1	0,044	0,160
	Constante	0,223	0,474	0,221	1	0,638	1,250

Fonte: Elaboração própria

Finalmente, a Tabela 8 mostra o modelo com os termos removidos etapa por etapa, fornecendo evidências da única variável significativa no modelo. Para a variável “TI_Integrado” (Etapa 1), a log-verossimilhança do modelo reduzido é de -19,906; a diferença em $-2 \log Lik$, em comparação com o modelo completo, é de 4,634 ($df = 1$), resultando em um valor de $p = 0,031$. Isso indica que, ao remover TI_Integrado, o modelo apresentaria perda de ajuste estatística significativa; portanto, “TI_Integrado” contribui de

forma relevante para explicar a variável dependente.

Entretanto, a eliminação de “#Criteria” (Mudança em verossimilhança Log-2 = 0,189; p-Valor = 0,664) e, para a variável “Validação da Técnica”, (Mudança em verossimilhança Log-2 = 0,276; p-Valor = 0,599) não produz perda significativa de ajuste, sugerindo que este preditor não fornece informações adicionais na presença das demais variáveis. Em conclusão, os resultados evidenciados neste procedimento corroboram os resultados dos demais blocos do modelo, mostrando a significância da variável “TI_Integrado”, sendo esta a única variável que se preserva na etapa 3, o que suporta a robustez e importância na explicação da variável dependente.

Tabela 8 – Avaliação do modelo com remoção de cada variável

Variável	Verossimilhança de log de modelo	Mudança em verossimilhança de log -2	df	Sig. da Mudança	
Etapa 1	#Criterios	-17,683	0,189	1	0,664
	TI_Integrado	-19,906	4,634	1	0,031
	Validação da Técnica	-17,727	0,276	1	0,599
Etapa 2	TI_Integrado	-20,179	4,991	1	0,025
	Validação da Técnica	-17,772	0,177	1	0,674
Etapa 3	TI_Integrado	-20,190	4,837	1	0,028

Fonte: Elaboração própria

Em suma, o modelo de regressão logística permitiu identificar que, entre as variáveis analisadas, a integração de tecnologias de informação (TI_Integrado) foi a que apresentou significância estatística consistente em diferentes etapas do modelo. Esse resultado evidencia que a adoção de ferramentas de TI exerce influência direta sobre a probabilidade de que os estudos revisados utilizem metodologias híbridas como AHP e TOPSIS em detrimento de outras abordagens. Nesse sentido, a presença de TI integrada é um fator determinante para potencializar a aplicação e a aceitação do AHP–TOPSIS na seleção de fornecedores.

Por conseguinte, dando resposta à última questão levantada no protocolo da RSL: De que forma a integração de tecnologias de informação, particularmente no contexto de Business Intelligence, influencia a adoção de metodologias multicritério como AHP e TOPSIS nos estudos revisados, e quais benefícios concretos essa integração proporciona?, pode-se dizer que a integração de tecnologias da informação, no contexto

de Business Intelligence, influencia positivamente a adoção de metodologias multicritério, como AHP e TOPSIS, pois facilita o processamento de grandes volumes de dados, a automação de cálculos e a visualização de resultados.

Finalmente, os estudos revisados mostraram que, com a TI integrada, a probabilidade de utilização de AHP–TOPSIS aumenta significativamente e otimiza os resultados, devido aos benefícios específicos que essas ferramentas proporcionam: redução de erros no processo de tomada de decisão, maior transparência na ponderação de critérios, agilidade na comparação de alternativas e rastreamento e reprodução auditáveis, representando um suporte mais sólido para a tomada de decisões estratégicas. Conclui-se, assim, a fase exploratória e, a seguir, detalha-se a fase empírica deste estudo.

4.2 Modelagem do sistema, algoritmo, primeira aplicação do método e análise do funcionamento

No caso do desenho do sistema, a Figura 14 apresenta a estrutura do sistema proposto; destaca-se o desenho do bloco, permitindo assim facilidade na moldabilidade, podendo suprimir ou integrar características que beneficiem seu funcionamento com base nos requerimentos expostos. Igualmente, algumas camadas são apresentadas, assim como seus respectivos componentes, da seguinte forma:

1. Camada ETL (Extração, Transformação e Carregamento):
 - Componente 1 – Extração de dados: conecta-se às fontes primárias.
 - Componente 2 – Transformação: normalizar, limpar e formatar a matriz de pontuações para uso no algoritmo.
 - Componente 3 – Carregamento: armazena temporariamente a matriz processada em memória ou num banco de dados leve, pronta para o motor de cálculos.
2. Camada de Modelagem Multicritério (AHP, Entropia e TOPSIS):
 - Módulo AHP–Entropia – calculo objetivo dos pesos de cada critério via entropia e gera a matriz ponderada.
 - Módulo TOPSIS – determinação valores ideais positivos e negativos, calcula distâncias euclidianas e produz o coeficiente de proximidade de cada fornecedor.
 - Módulo de Integração – consolida os resultados de AHP–Entropia e TOPSIS para

gerar o ranking final.

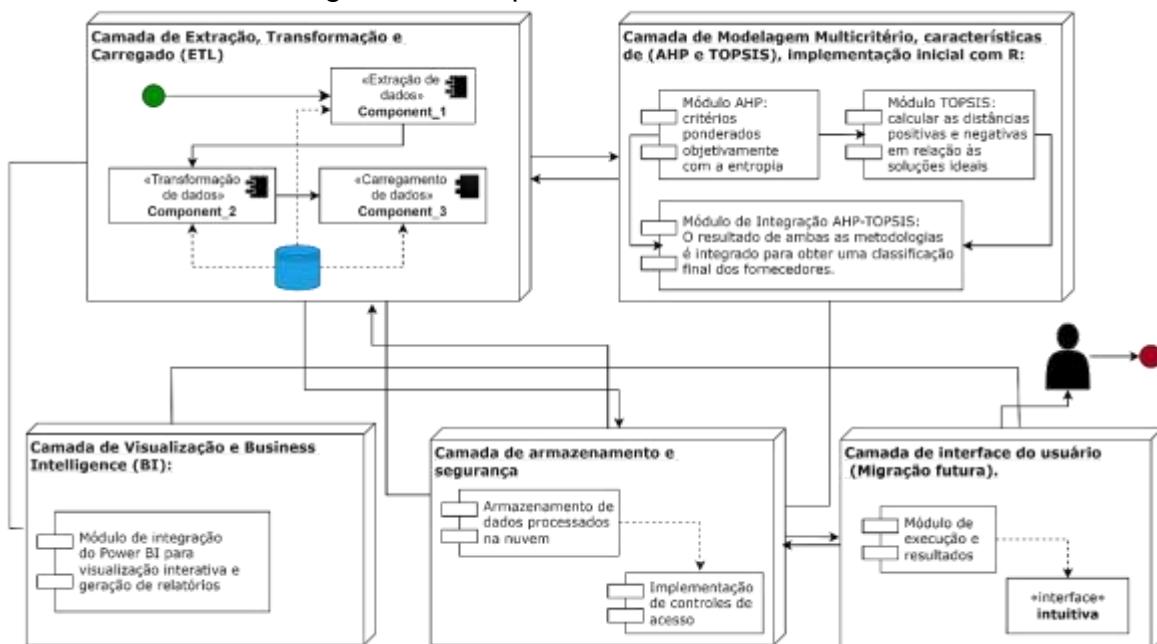
3. Camada de Visualização (Business Intelligence):

- Power BI ou R Shiny App: painel interativo que recebe o ranking e exibe: tabela de fornecedores ordenados, gráficos de proximidade e um log resumido de execução.
- Exportação de relatórios – arquivos PDF/Excel ou dashboards online.

4. Camada de Armazenamento e Segurança:

- Banco de dados na nuvem e controles de acesso.

Figura 14 – Arquitetura inicial do sistema



Fonte: Elaboração própria na Draw.io (JGRAPH LTD, 2025)

Além dos componentes funcionais descritos acima (Figura 14), estabelecem-se no Quadro 12 um resumo dos requisitos mínimos de hardware e software utilizados na simulação preliminar, assim como os requisitos mínimos necessários para a migração subsequente, que melhorará a eficiência do funcionamento integral do sistema, esperando a reproduzibilidade do experimento.

Quadro 12 – Requisitos de hardware e software para o funcionamento do sistema proposto

Componente	Requisito mínimo	Versão / Ferramenta
CPU	2 GHz, 2 cores	Intel i3 ou equivalente
R	4 GB de RAM e 100 GB espaço de armazenamento	Versão 4.5.0
Ambiente de execução	R Studio Desktop	R 4.2.3
Pacotes R	dplyr, tibble, ggplot2, entropy, MCDA	Pacotes CRAN (últimas)

Ferramenta BI Plataforma BI (Para migração opcional)	Excel R Shiny ou Power BI	Microsoft 365 Shiny 1.7.0
Banco de dados (Para migração)	MySQL / SQL Server management Studio	Versão v19.1

Fonte: Elaboração própria com base nas documentações oficiais dos programas (Chandler; Ross, 2023; MICROSOFT, 2024a, 2024b; RStudio: Integrated Development Environment for R, 2024)

Assim mesmo, a representação gráfica do conjunto de etapas essenciais para estabelecer o processo algorítmico que gera uma solução para o problema identificado, que, neste caso, refere-se especificamente à seleção de fornecedores. Assim, este pseudocódigo é uma representação visual do algoritmo híbrido AHP-TOPSIS e entropia para a ponderação dos critérios, que combina o método Processo Hierárquico Analítico com entropia e a técnica para a ordem das preferências por semelhança com a solução ideal, conforme mostrado no Apêndice C.

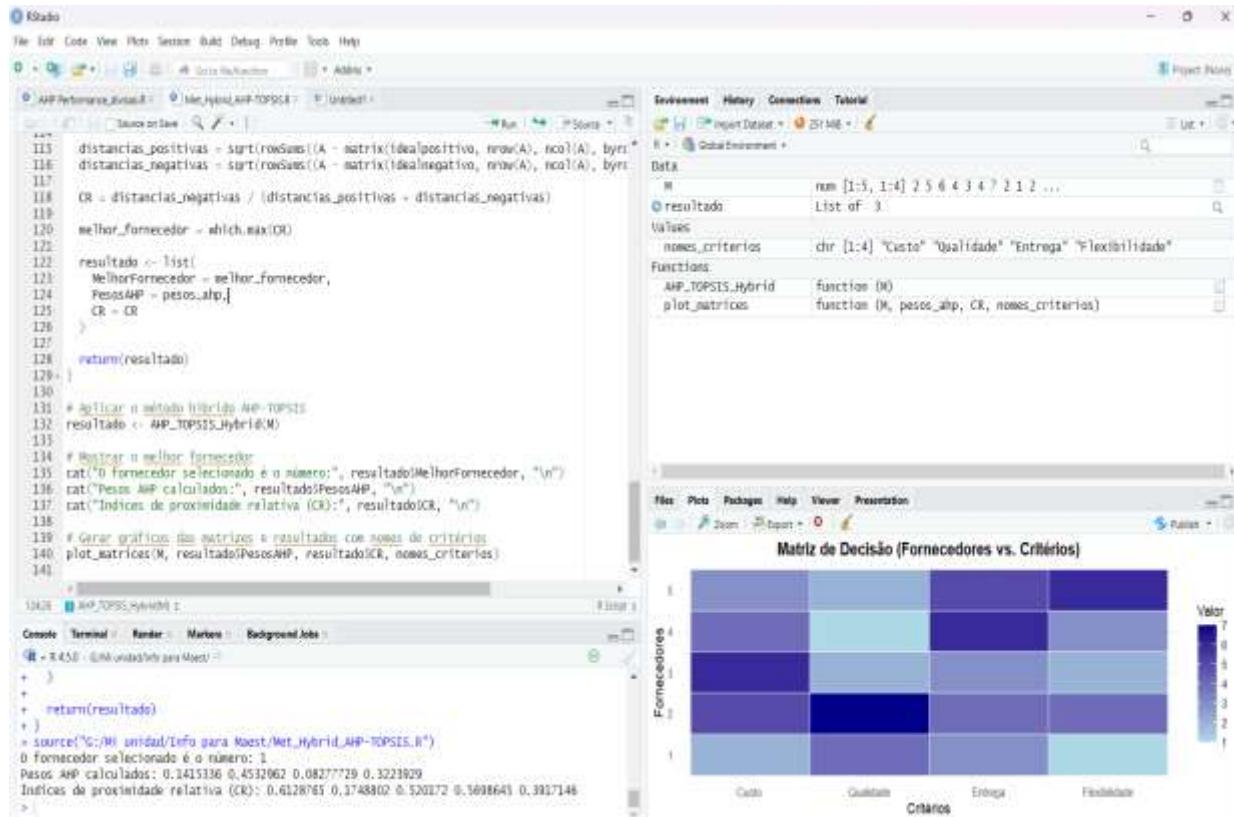
Embora a definição de critérios e alternativas seja manual, a ponderação objetiva por entropia semiautomatiza o processo de seleção. Nas etapas finais, as pontuações dos fornecedores são avaliadas segundo os pesos de entropia e, em seguida, são calculadas as distâncias à solução ideal positiva e negativa com base no TOPSIS. Por fim, o algoritmo relacionado ao Quadro 6 sua representação matemática apresenta o melhor fornecedor. Em síntese, essa estrutura permite semiautomatizar a seleção de fornecedores com base no desempenho e na ponderação objetiva dos critérios.

Assim, na Figura 15 apresenta-se o código executado no ambiente R. A captura de tela ilustra o script em R e as visualizações geradas na simulação preliminar da seguinte forma:

- Editor de código (painel superior esquerdo)
 - Carregamento dos pacotes `ggplot2` e `reshape2`.
 - Definição da função `plot_matrices()`, responsável por transformar a matriz de decisão em `data.frame` e gerar gráficos de barras (pesos AHP) e mapa de calor (avaliação de fornecedores vs. critérios).
- Plots (painel inferior direito).
- Console (painel inferior esquerdo):
 - Impressão dos pesos calculados por entropia (Pesos AHP calculados:), por exemplo: 0,1415 para Custo, 0,4533 para Qualidade etc.

- Exibição dos índices de proximidade relativa (CR) para cada fornecedor
- Declaração do fornecedor selecionado com maior CR (número 1, conforme ranking).

Figura 15 – Primeira execução da metodologia AHP-Entropia-TOPSIS no R

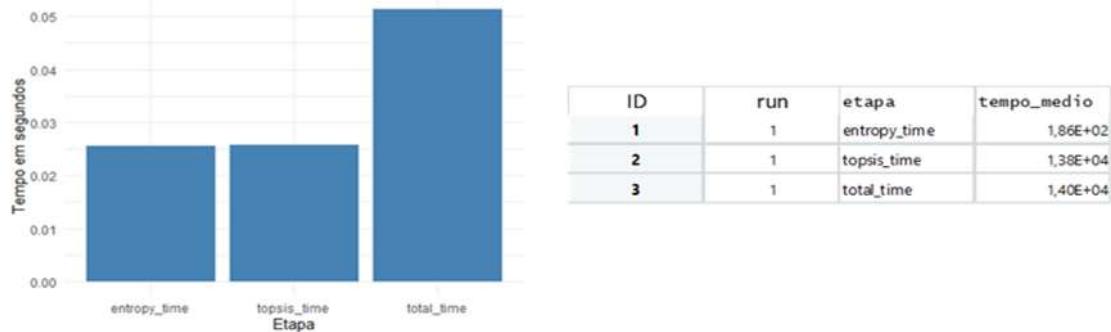


Fonte: (B. García, 2025a), elaboração com uso da ferramenta R Core Team (2020)

Após a execução do algoritmo, apresenta-se a avaliação do funcionamento da metodologia implementada em R. Assim, a versão atual da simulação está focada na medição de entropia e TOPSIS, principalmente porque nessas etapas ocorre o desenvolvimento operacional da metodologia híbrida, sendo estas as fases mais complexas da metodologia.

A Figura 16 apresenta o Tempo Médio por Etapa do algoritmo, em segundos, com barras indicando os valores de `entropy_time` (~0,026 s), `topsis_time` (~0,026 s) e `total_time` (~0,051 s). Ao lado, a tabela resume os tempos médios relativos ao run 1, exibindo $entropy_time = 1,86 \times 10^2$ ms, $topsis_time = 1,38 \times 10^4$ ms e $total_time = 1,40 \times 10^4$ ms, confirmando que a soma dos tempos de Entropia e TOPSIS equivale ao tempo total de processamento.

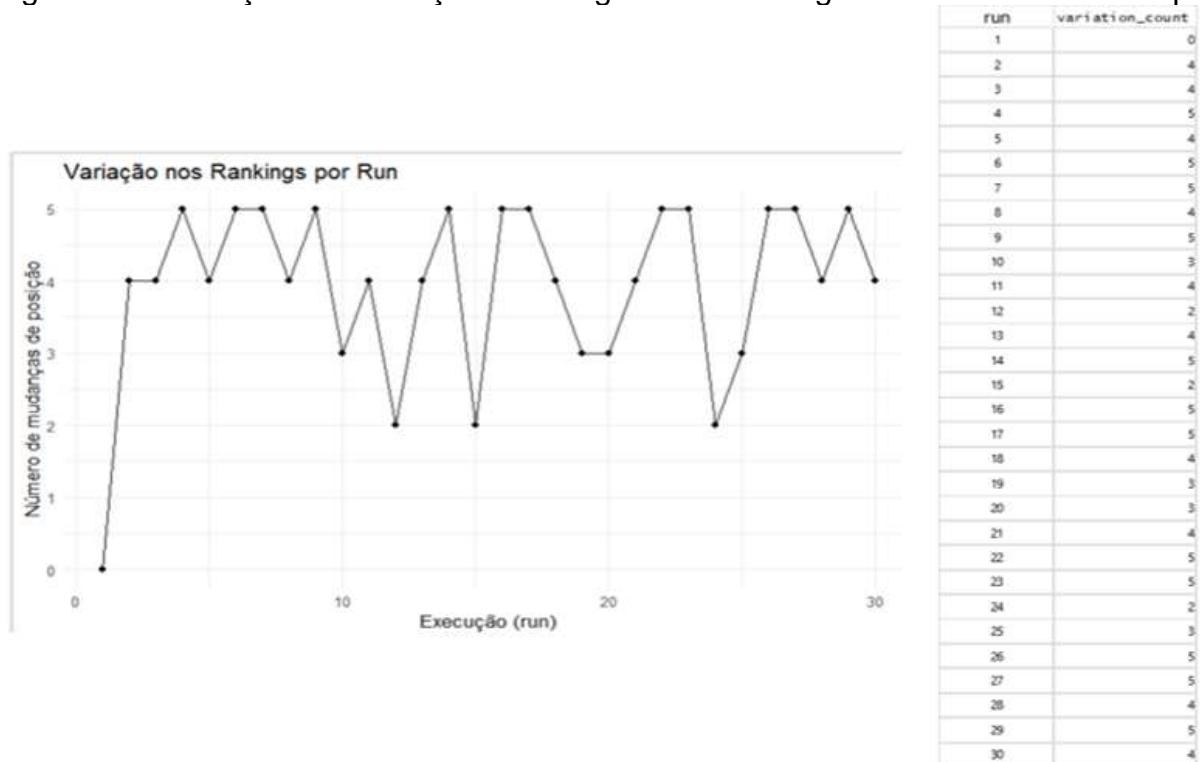
Figura 16 – Tempos médios por etapa de execução da metodologia AHP-TOPSIS e Entropia



Fonte: Elaboração própria

A Figura 17 mostra a variação nos rankings ao longo de 30 execuções: após o run 1 (0 variações), a maioria dos runs registra 3–5 mudanças de posição (picos de 5, vales de 2), indicando variação moderada; a tabela anexa apresenta a variation_count por run, confirmando a consistência geral do algoritmo.

Figura 17 – Variação da execução do código da metodologia AHP-TOPSIS e Entropia

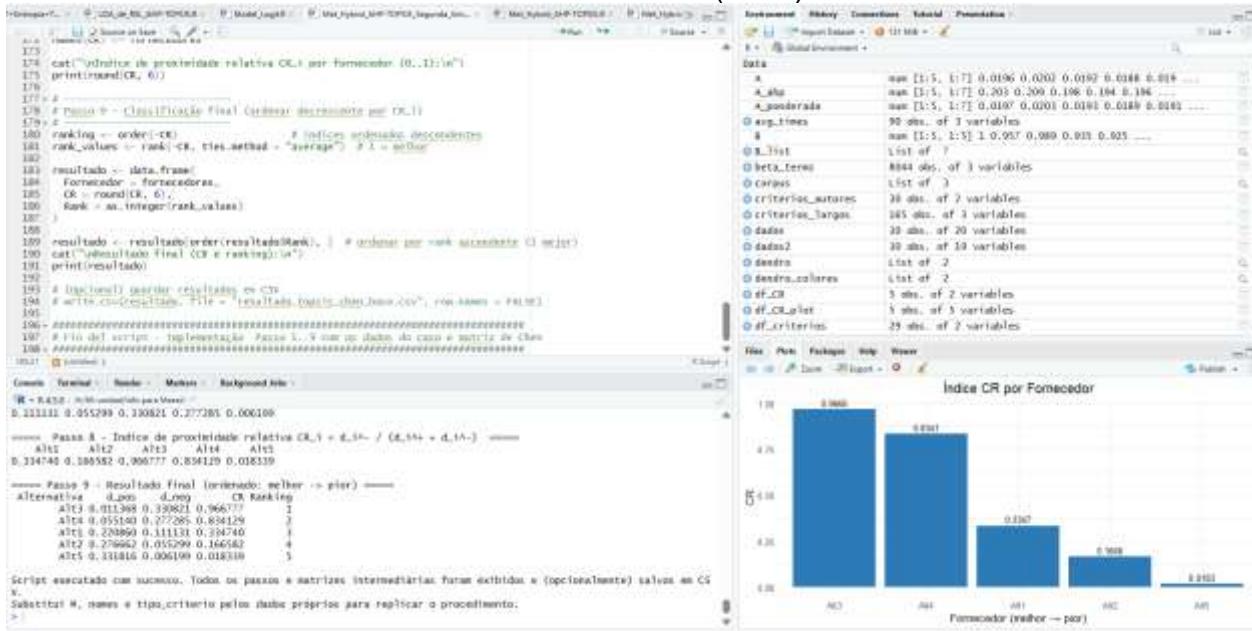


Fonte: Elaboração própria

4.2.1 Segunda avaliação do modelo metodológico, replicação dos dados iniciais do estudo de Chen (2020) e análise de sensibilidade

Com o intuito de verificar a coerência e a robustez do modelo híbrido proposto (AHP–Entropia–TOPSIS) neste estudo, foi realizada uma comparação direta com o trabalho de Chen (2020), utilizando os mesmos dados originais apresentados pelo autor. Assim, essa metodologia foi executada novamente, integrando esses dados para analisar o comportamento do modelo proposto. Nesse sentido, apresenta-se na Figura 18 a captura de tela do procedimento gerado nesta execução.

Figura 18 – Execução do algoritmo da metodologia AHP–Entropia e TOPSIS com dados do caso de Chen (2020)



Fonte: Elaboração própria

Nomeadamente, a replicação dos dados iniciais do caso de Chen é realizada com o objetivo de observar o comportamento do modelo proposto aplicado em R. Dessa forma, apresenta-se a seguir uma tabela comparativa destinada a analisar como evoluem os dados iniciais planteados no estudo de Chen (2020) no presente estudo. Assim, a Tabela 9 exibe, lado a lado, os resultados obtidos no estudo original e aqueles gerados pelo procedimento aqui desenvolvido, evidenciando as diferenças nas matrizes intermediárias, bem como no cálculo das distâncias euclidianas e do índice de proximidade relativa.

Ademais, esta comparação permite observar não apenas a reprodutibilidade dos dados iniciais do caso de referência, mas também as especificidades introduzidas pela estrutura matemática adotada no presente modelo, sendo esta sintetizada em nove passos principais. A seguir, detalha-se, passo a passo, o apresentado na Tabela 9.

No passo um, apresenta-se a matriz inicial utilizada tanto no estudo de Chen (2020) quanto no presente trabalho, composta pelos dados originais da matriz de decisão com 5 alternativas e 7 critérios e seus respectivos pesos. Do mesmo modo, este estudo adota integralmente a mesma matriz, garantindo consistência nos dados de entrada.

Além disso, no passo 2/3 trata-se da matriz normalizada. No caso de Chen (2020), a normalização é direta (divisão pela raiz da soma dos quadrados por critério); no entanto, no presente estudo a normalização é realizada via estrutura AHP (médias geométricas), garantindo colunas com soma unitária. Desse modo, pequenas diferenças numéricas já aparecem: pode-se observar que, na matriz dois, as cifras apresentam quatro decimais, enquanto no presente estudo cada cifra possui seis decimais, o que gera pequenas discrepâncias quando comparado com cálculos diretos em R (que mantêm toda a precisão interna). Esse arredondamento não altera a lógica do modelo, mas afeta os procedimentos seguintes, como as distâncias euclidianas e o índice de proximidade relativa (RC).

Da mesma forma, no passo 7/5, a matriz ponderada apresenta a principal divergência. No modelo de Chen, a matriz ponderada é obtida aplicando-se os pesos de entropia diretamente à matriz normalizada. No modelo proposto, no entanto, os pesos derivados da entropia são calculados a partir da matriz de proporção (etapas 3–4), mas aplicados à matriz de desempenho pré-processada (e não à matriz normalizada). Ou seja, a matriz normalizada é utilizada apenas para calcular os pesos e, em seguida, esses pesos são aplicados à matriz original (valores na escala orientada original). Como resultado, os valores ponderados diferem entre os dois modelos.

Assim mesmo, no passo 9/7, em ambos os casos, calculam-se as distâncias de cada alternativa em relação à solução ideal positiva (PIS) e à solução ideal negativa (NIS). Embora a fórmula seja idêntica, diferenças nas matrizes iniciais (ponderadas de forma diversa) produzem distâncias distintas, refletindo-se na magnitude dos valores.

No passo 10/8, tanto Chen quanto o presente estudo apresentam o índice de

proximidade. No entanto, devido às diferenças na construção da matriz ponderada (com arredondamento no estudo de Chen) e nos valores das matrizes intermediárias, a classificação final varia. Esse contraste evidencia como uma variação na lógica metodológica, aplicação de pesos em dados normalizados vs. em dados originais transformados impacta diretamente a classificação dos fornecedores.

Por fim, o passo 11/9, referente ao ranking das opções, apresenta a tabela de classificação das alternativas. No estudo de Chen, a alternativa um aparece como a melhor opção, seguida pelas alternativas três, quatro e cinco, sendo a alternativa dois a última colocada. No entanto, no presente estudo, a alternativa três é a melhor opção, seguida das alternativas quatro, um e dois, sendo a alternativa cinco considerada a menos favorável.

Em resumo, a comparação apresentada na Tabela 9 mostra que, embora ambas as abordagens partam da mesma matriz de decisão e compartilhem a lógica central do método TOPSIS, posteriormente aplicada ao processamento por AHP e Entropia, as diferenças na forma como a ponderação é aplicada levam a resultados finais distintos. Enquanto em Chen (2020) os pesos são aplicados à matriz normalizada, no presente estudo eles são aplicados diretamente aos dados processados, preservando sua escala original. Essa variação metodológica explica as discrepâncias observadas nas distâncias euclidianas e, consequentemente, no ranqueamento das alternativas.

Assim, os resultados confirmam que o modelo proposto não é uma replicação do estudo de Chen, mas sim uma adaptação dos dados iniciais com estrutura própria, capaz de oferecer uma perspectiva alternativa na classificação de fornecedores. Embora seja evidente que, ao observar o grupo das melhores opções, este seja composto pelas mesmas alternativas, apenas em posições diferentes, o mesmo ocorre com o grupo das piores opções, onde também se observam posições invertidas.

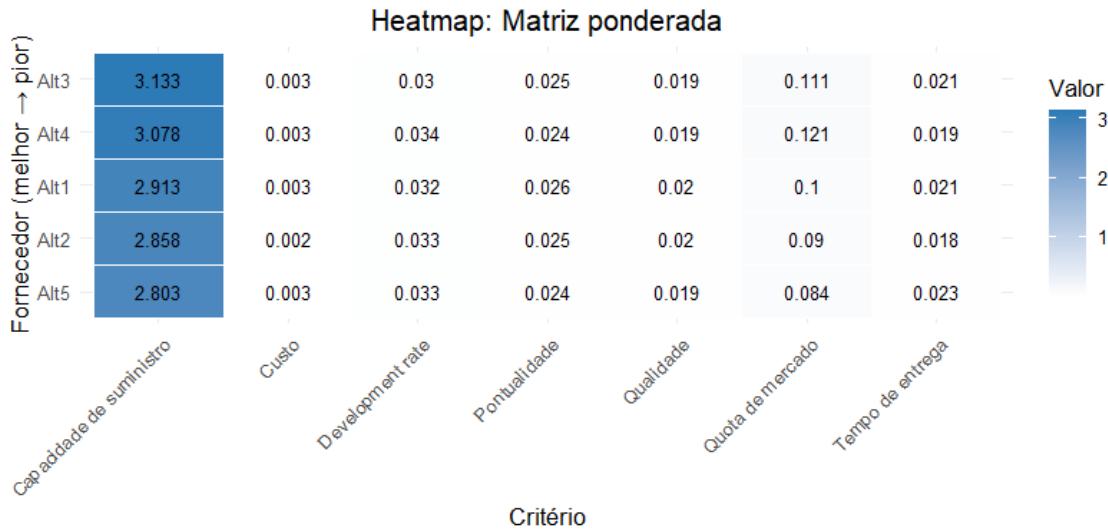
Tabela 9 – Comparação dos resultados de estudo de Chen (2020) e o procedimento presente

	A1	A2	A3	A4	A5		A1	A2	A3	A4	A5
S+	0.0069	0.0149	0.0071	0.0101	0.0138	S+	0.220860	0.276662	0.011368	0.055140	0.331816
S-	0.0123	0.0045	0.0105	0.0116	0.0061	S-	0.111131	0.055299	0.330821	0.277285	0.006199
Passo 10 → Calculo de proximidade relativa											
	A1	A2	A3	A4	A5		A1	A2	A3	A4	A5
φ_i	0.6395	0.2326	0.5946	0.5350	0.3074	φ_i	0.334740	0.166582	0.966777	0.834129	0.018339
Passo 11 → Ranking as opções											
Alternativa	CR Ranking						Alternativa	CR Ranking			
A1	1						A1	3			
A2	5						A2	4			
A3	2						A3	1			
A4	3						A4	2			
A5	4						A5	5			

Fonte: Elaboração própria

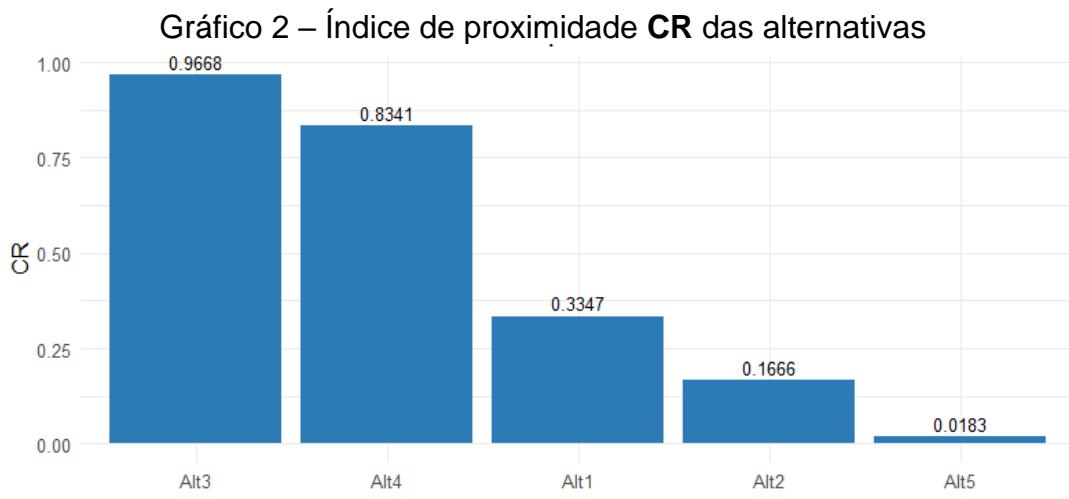
O Gráfico 1 apresenta um mapa de calor que mostra os resultados para cada alternativa de fornecedor (Alt1–Alt5) avaliada em relação aos sete critérios de seleção determinados no estudo de Chen (2020). Cada um representa o valor normalizado de um critério para cada alternativa, com uma escala de cor azul que varia do tom mais claro (valores mais baixos) ao mais escuro (valores mais altos). Essa visualização permite identificar rapidamente padrões de desempenho, como quais fornecedores se destacam em determinados critérios e onde se encontram as diferenças mais marcantes entre eles. Além disso, os números ao lado de cada alternativa indicam os valores associados a cada critério.

Gráfico 1 – Mapa de calor de resultados das alternativas e critérios



Fonte: Elaboração própria

Assim, apresenta-se o índice de proximidade por fornecedor no Gráfico 2, complementando os resultados mostrados na tabela comparativa, que indica as posições finais das alternativas. No entanto, observa-se que, embora a alternativa menos vantajosa seja a alternativa 5 tanto no estudo de Chen (2020) quanto no presente estudo, também é evidente que há variação nas primeiras posições do ranking em comparação ao estudo de Chen (2020). Portanto, determina-se, a seguir, complementar a presente replicação do caso apresentado por Chen (2020) com uma análise estatística para validar os resultados obtidos no presente estudo.



Fonte: Elaboração própria

Por conseguinte, para encerrar e sustentar a solidez do modelo proposto, é necessária a validação estatística. Para isso, requer-se avaliar a robustez do modelo frente a variações nos critérios de decisão. Foi realizada uma análise de sensibilidade por exclusão de critérios, recalculando os valores do índice de proximidade relativa (RC) e os respectivos rankings de cada alternativa em cada iteração. Assim, essa estratégia permitiu identificar a estabilidade do modelo diante da supressão de informações parciais e analisar a sensibilidade dos resultados, aplicando o procedimento estatístico apresentado no Quadro 9.

Portanto, o principal recurso gerado é a Tabela 10, comparativa de exclusão de critérios, que apresenta os valores obtidos para cada alternativa sob a exclusão sequencial de cada critério, revelando a consistência do comportamento do modelo e a possível influência diferencial de determinados critérios no ranking final. Assim mesmo, o procedimento completo pode ser consultado em Zenodo (B. García, 2025a).

Nesse sentido, após a obtenção do resultado do índice de proximidade, nota-se que, embora o resultado seja bastante estável com a exclusão da maioria dos critérios, vale ressaltar que somente quando o critério “Capacidade de suministro” é excluído ocorrem duas mudanças nas classificações da alternativa três e da alternativa quatro. No ranking original, a alternativa três ocupa a primeira posição e a alternativa quatro a segunda.

Tabela 10 – Análise de exclusão de critérios dos resultados da segunda aplicação

ID	Alternativa	CR_com_Exclusão	Ranking	Critério_Excluído	CR_original	Mudança_Ranking	Diferença_CR
1	Alt1	0,3347349	3	Qualidade	0,334740	0	-0,000005
2	Alt2	0,1665343	4	Qualidade	0,166582	0	-0,000048
3	Alt3	0,9669113	1	Qualidade	0,966777	0	0,000134
4	Alt4	0,8341768	2	Qualidade	0,834129	0	0,000048
5	Alt5	0,0183290	5	Qualidade	0,018339	0	-0,000010
6	Alt1	0,3347400	3	Custo	0,334740	0	0,000000
7	Alt2	0,1665823	4	Custo	0,166582	0	0,000000
8	Alt3	0,9667775	1	Custo	0,966777	0	0,000000
9	Alt4	0,8341309	2	Custo	0,834129	0	0,000002
10	Alt5	0,0183217	5	Custo	0,018339	0	-0,000017
11	Alt1	0,3334819	3	Quota de mercado	0,334740	0	-0,001258
12	Alt2	0,1668621	4	Quota de mercado	0,166582	0	0,000280
13	Alt3	0,9873005	1	Quota de mercado	0,966777	0	0,020524
14	Alt4	0,8328880	2	Quota de mercado	0,834129	0	-0,001241
15	Alt5	0,0184514	5	Quota de mercado	0,018339	0	0,000112
16	Alt1	0,4349789	3	Capacidade de suministro	0,334740	0	0,100239
17	Alt2	0,1602011	4	Capacidade de suministro	0,166582	0	-0,006381
18	Alt3	0,7007974	2	Capacidade de suministro	0,966777	1	-0,265980
19	Alt4	0,8924572	1	Capacidade de suministro	0,834129	1	0,058328
20	Alt5	0,1435266	5	Capacidade de suministro	0,018339	0	0,125188
21	Alt1	0,3347194	3	Development rate	0,334740	0	-0,000021
22	Alt2	0,1664248	4	Development rate	0,166582	0	-0,000157
23	Alt3	0,9683552	1	Development rate	0,966777	0	0,001578
24	Alt4	0,8341177	2	Development rate	0,834129	0	-0,000011
25	Alt5	0,0159589	5	Development rate	0,018339	0	-0,002380
26	Alt1	0,3346549	3	Tempo de entrega	0,334740	0	-0,000085
27	Alt2	0,1666083	4	Tempo de entrega	0,166582	0	0,000026
28	Alt3	0,9673374	1	Tempo de entrega	0,966777	0	0,000560
29	Alt4	0,8344697	2	Tempo de entrega	0,834129	0	0,000341
30	Alt5	0,0092436	5	Tempo de entrega	0,018339	0	-0,009095
31	Alt1	0,3347063	3	Pontualidade	0,334740	0	-0,000034
32	Alt2	0,1665676	4	Pontualidade	0,166582	0	-0,000014
33	Alt3	0,9667866	1	Pontualidade	0,966777	0	0,000010
34	Alt4	0,8341916	2	Pontualidade	0,834129	0	0,000063
35	Alt5	0,0183393	5	Pontualidade	0,018339	0	0,000000

Fonte: Elaboração própria

Adicionalmente, após a exclusão de critérios do resultado inicial, essa tabela é submetida a análises por meio de alguns testes estatísticos. Por exemplo, a Tabela 11 apresenta as estatísticas descritivas de duas das principais variáveis analisadas (CR_original e CR_com_Exclusão), com base em uma amostra de 35. Observa-se que a análise comparativa entre os índices de proximidade relativa originais e aqueles obtidos após a exclusão de critérios evidencia estabilidade. Conforme apresentado nas estatísticas descritivas, ambos os conjuntos exibem médias praticamente iguais (0,4641 e 0,4647, respectivamente), com variações mínimas entre os valores mínimos e máximos observados.

Além disso, o desvio-padrão ligeiramente menor em CR_com_Exclusão (0,3690, em relação a 0,3779 no modelo original) indica uma leve redução na dispersão dos

dados, sugerindo maior homogeneidade na distribuição dos resultados após a exclusão de critérios. Esses achados demonstram que a retirada de um critério específico não compromete a coerência global do modelo multicritério, preservando sua capacidade discriminatória entre as alternativas avaliadas. Dessa forma, os resultados confirmam que a exclusão de critérios não comprometeu a coerência dos índices de proximidade relativa, mantendo a robustez e a confiabilidade do processo decisório.

Tabela 11 – Análise descritiva das duas variáveis avaliadas

Estatísticas Descritivas					
	N	Mínimo	Máximo	Média	Desvio padrão
CR_original	35	0,018339	0,966777	0,46411340	0,377877830
CR_com_Exclusão	35	0,0092436	0,9873005	0,464704717	0,3690268487
N válido (de lista)	35				

Fonte: Elaboração própria no SPSS

Ademais, na Tabela 12 observa-se que o posto médio para CR_original foi de 1,47, enquanto para CR_com_Exclusão foi de 1,53, indicando uma diferença mínima entre as duas condições. O valor do qui-quadrado (χ^2) obtido foi de 0,118, com 1 grau de liberdade ($df = 1$) e nível de significância $p = 0,732$. Ou seja, como o valor de p é superior a 0,05, conclui-se que não há diferença estatisticamente significativa entre os valores médios das duas variáveis.

Tabela 12 – Teste de Friedman

Postos	Estatísticas de teste ^a	
	Posto médio	N
CR_original	1,47	35
CR_com_Exclusão	1,53	Qui-quadrado df Significância Sig.

a. Teste Friedman

Fonte: Elaboração própria no SPSS

Contudo destaca-se a Tabela 13, que apresenta a verificação da distribuição top-1 com a análise de dois testes. No caso do qui-quadrado, observa-se um valor de 12,727 e um p -valor $< 0,05$ (0,048), o que indica que a exclusão de critérios produziu alterações perceptíveis nas frequências observadas das alternativas avaliadas, denotando sensibilidade. Por outro lado, a Razão de Verossimilhança apresenta um valor de 8,602 e um p -valor = 0,197, ou seja, não apresenta significância estatística, pois as diferenças

não são suficientemente robustas para rejeitar a hipótese nula de independência entre as variáveis.

Tabela 13 – Análise da distribuição

Testes qui-quadrado

	Valor	df	Significância Assintótica (Bilateral)
Qui-quadrado de Pearson	12,727a	6	0,048
Razão de verossimilhança	8,602	6	0,197
N de Casos Válidos	35		

a. 14 células (100,0%) esperavam uma contagem menor que 5. A contagem mínima esperada é ,29.

Fonte: Elaboração própria no SPSS

Igualmente a Tabela 14 apresenta a forte e significativa relação positiva entre os valores do índice de proximidade CR_original e CR_com_Exclusão. O coeficiente de correlação (0,966) também apresenta, de forma arredondada, o p-valor (0,000), mas o nível de significância considerado é $p < 0,01$, o que indica que a possibilidade de não haver relação real entre as variáveis é praticamente nula.

Tabela 14 – Análises com teste de Spearman

Correlações

rô de Spearman	CR_original	CR_original		CR_com_Exclusão
		Coeficiente de Correlação	Sig. (2 extremidades)	
		N	35	
CR_com_Exclusão		Coeficiente de Correlação	,966**	1,000
		Sig. (2 extremidades)	0,000	
		N	35	35

**. A correlação é significativa no nível 0,01 (2 extremidades).

Fonte: Elaboração própria no SPSS

No caso do teste de confiabilidade Alpha de Cronbach, apresentou-se um valor de 99,5%, conforme mostrado na Tabela 15. Esse resultado indica um nível muito bom de consistência interna, mesmo no processo de exclusão de critérios. Assim, na análise dos valores das variáveis desse teste (CR_original e CR_com_Exclusão), o comportamento demonstrado é que o modelo mantém estabilidade e robustez estatística mesmo quando um critério é excluído.

Tabela 15 - Medição de consistência interna com Alpha de Cronbach

Estatísticas de confiabilidade		
Alfa de Cronbach	Alfa de Cronbach com base em itens padronizados	N de itens
0,995	0,995	2

Fonte: Elaboração própria no SPSS

5 DISCUSSÃO

Os resultados iniciais destacam a escassez de pesquisas que apresentem o uso de ferramentas modernas de tecnologia da informação, especialmente de business intelligence, como suporte à tomada de decisão multicritério na seleção de fornecedores. Embora tais ferramentas estejam presentes em alguns estudos, sua importância para a otimização desse processo não é devidamente enfatizada. Por exemplo, certas pesquisas incorporam algum tipo de ferramenta para o processamento de dados e para a estruturação da metodologia multicritério (Abdel-Basset *et al.*, 2021; Achatbi *et al.*, 2020; Ahmad; Mondal, 2019; Bianchini, 2018; Botchway *et al.*, 2021; Evcioğlu; Kabak, 2023; Muerza; Urciuoli; Zapata Habas, 2023; Navarro *et al.*, 2020; Tusnial *et al.*, 2020).

Por outro lado, também foram identificados estudos que não mencionam diretamente a utilização de ferramentas tecnológicas para o desenvolvimento da metodologia multicritério (Fai Liew *et al.*, 2025; Kumar; Padhi; Sarkar, 2019; Menon; Ravi, 2022; Raut *et al.*, 2020; Wang *et al.*, 2018; Warcono Adi; Nurma Heitasari, 2023). Ademais, os resultados da exploração confirmam que a literatura recente sobre seleção de fornecedores ainda se concentra predominantemente em metodologias híbridas, as quais buscam alcançar maior robustez e otimização nos resultados obtidos (Azwir; Hasan; Oemar, 2020; Cinnirella *et al.*, 2022; Nurprihatin *et al.*, 2022).

Assim mesmo, a combinação AHP–TOPSIS permanece como uma das metodologias híbridas mais amplamente empregadas em estudos multicritério de tomada de decisão. Essa integração apresenta a maior recorrência entre as combinações identificadas na literatura (Tighnavard Balasbaneh; Aldrovandi; Sher, 2025), o que reforça sua validade e ampla aceitação em pesquisas recentes. No entanto, observa-se uma tendência crescente de incorporar técnicas auxiliares, como QFD, Delphi, Taguchi, entre outras, com o objetivo de aprimorar o procedimento de ponderação de critérios (Bognár;

Szentes; Benedek, 2022; Cherier; Meliani, 2019; Masmoudi *et al.*, 2025; Saputro; Khusna; Dewi, 2023).

Da mesma forma, foi identificado um estudo que integra o método da entropia com o objetivo de reduzir a subjetividade presente no processo de ponderação de critérios (Chen, 2020). Embora as metodologias multicritério sejam, em geral, fundamentadas na atribuição manual de pesos, esse procedimento introduz heurísticas e, consequentemente, vieses decisórios, uma vez que tais escolhas são influenciadas pelos sistemas cognitivos que governam o comportamento humano (Fischhoff; Broomell, 2020; Kahneman, 2003, 2011; Steele; Stefánsson, 2020).

A influência de vieses cognitivos gerados por heurísticas conduz a decisões deficientes (Bhui; Lai; Gershman, 2021; Bourgin *et al.*, 2019; Kahneman, 2003; Sinnaiah; Adam; Mahadi, 2023). Por exemplo, no caso de Chen (2020), apesar de empregar entropia com a intenção de reduzir vieses, o autor prefere levar em consideração também as ponderações dos especialistas, o que limita o alcance da técnica objetiva. Além disso, é importante destacar que as decisões são influenciadas pelo contexto, incluindo fatores externos que restringem a capacidade de tomada de decisão, como incerteza (Chiffi; Chiodo, 2020; Knight, 1921), riscos (Mueller-Saegebrecht, 2024; Tindale; Winget, 2019) e a influência de múltiplas perspectivas, como ocorre em decisões de grupo (Kertzer *et al.*, 2022).

Embora haja escassez de estudos que integrem a entropia às metodologias multicritério AHP e TOPSIS na revisão sistemática da literatura (Chen, 2020; Freeman; Chen, 2015), essa mesma tendência não se mantém de forma geral. Observa-se que seu uso como técnica de ponderação objetiva, inclusive em combinação com outros métodos de ponderação, como o IDOCRIW tem se difundido cada vez mais em estudos que tratam de outros tipos de decisões (Ayan; Abacioğlu; Basilio, 2023).

Contudo, ao integrar a entropia especificamente para eliminar a subjetividade, o objetivo principal é remover a ponderação manual dos critérios produzidos por julgamentos humanos, promovendo assim maior automação no processo metodológico multicritério (Gavião *et al.*, 2024). Da mesma forma, a integração dessa técnica de ponderação está relacionada a outras metodologias, como o TOPSIS-F, uma variação da técnica de ordem de preferência (Dos Santos; Godoy; Campos, 2019). Embora um

primeiro modelo que integra a entropia na metodologia multicritério híbrida tenha sido identificado em meados da década anterior (Freeman; Chen, 2015), isso sublinha que a ponderação objetiva com entropia apresenta relevância como uma linha emergente.

Além disso, esses padrões também surgem na modelagem baseada em tópicos (LDA), na qual os termos centrais (“fornecedor”, “AHP”, “TOPSIS”, “critérios”, “seleção”) refletem o núcleo temático, enquanto os tópicos secundários capturam elementos de sustentabilidade, detalhes setoriais e aspectos metodológicos. Esses resultados coincidem com as tendências documentadas na literatura sobre MCDM híbrido e aplicações setoriais (Abidi *et al.*, 2019; Faisal; Al-Esmael; Sharif, 2017).

Também vale destacar que o estudo exploratório desenvolvido como primeira fase desta pesquisa permite definir uma amostra de 30 estudos, conforme observado nos resultados iniciais. A partir do protocolo proposto para a revisão sistemática da literatura, a coleta desses estudos possibilitou gerar o mapeamento de tópicos com o LDA mencionado acima (Blei; Ng; Edu, 2003).

Da mesma forma, a decisão metodológica de combinar a revisão sistemática com o LDA permitiu capturar evidências publicadas e padrões latentes no corpus (tópicos, palavras-chave, evolução temporal), identificando as integrações híbridas que emergem. O LDA ($k = 4$) identificou tópicos que agrupam AHP/TOPSIS/BI, embora na literatura esses vínculos apareçam de forma implícita (Maaitah, 2023; Mueller-Saegebrecht, 2024; Nallakaruppan *et al.*, 2023) e geralmente se relacionem a sistemas de BI menos atualizados (Hanine *et al.*, 2016). Assim, valida-se a interpretação qualitativa da revisão sistemática, e a abordagem LDA reforça a validade do mapeamento de tendências para além da simples contagem e registro manual de artigos.

Da mesma forma, a RSL e o LDA ressaltam a heterogeneidade setorial presente no uso das metodologias multicritério, como pode ser observado no Apêndice 4. Embora apresentem um amplo espectro de aplicabilidade, sua adoção é condicionada por fatores contextuais específicos de cada setor e de cada caso. Adicionalmente, a escolha e o dimensionamento de um método multicritério devem ser baseados em uma análise de custo-benefício que considere a disponibilidade de dados, a capacidade técnica da organização e os requisitos de governança e auditoria (Chai; Liu; Ngai, 2013; Taherdoost; Brard, 2019).

Desse modo, os critérios de seleção de fornecedores são configurados como construções dinâmicas e contextuais, condicionadas pelas necessidades específicas de cada organização e seu ambiente operacional (Modarress-Fathi; Ansari; Ansari, 2023; Wilson, 1994). Sua estrutura é tipicamente derivada de três dimensões principais: econômica, social e ambiental (Menon; Ravi, 2022; Tusnial *et al.*, 2020), às quais se integram as capacidades técnicas disponíveis para cada empresa. A partir dessas dimensões, são definidos subcritérios específicos, como custo, qualidade (Achatbi *et al.*, 2020), localização geográfica (Bianchini, 2018) e outros, que são posteriormente traduzidos em indicadores mensuráveis.

Embora haja uma tendência ao uso de ferramentas de business intelligence, devido à eficiência desses sistemas para processar grandes volumes de dados em diversos ambientes (Albergaria; Chiappetta Jabbour, 2020; Davenport, 2014), um desses ambientes é o gerenciamento da cadeia de suprimentos, que responde à demanda por processos de tomada de decisão mais rápidos (Aggarwal, 2021; Akter *et al.*, 2019; Wu *et al.*, 2006).

No entanto, este estudo enfatiza que o BI, por si só, não garante uma tomada de decisão multicritério robusta. A eficiência real advém da integração do BI com módulos analíticos que implementam a lógica MCDM: AHP para estrutura e consistência, entropia para ponderação objetiva e TOPSIS para classificação (Chen, 2020; Freeman; Chen, 2015). Consequentemente, a proposta metodológica e os resultados deste estudo apresentam o BI como a espinha dorsal do fluxo de ETL e os métodos híbridos como o mecanismo analítico que transforma os dados em uma alternativa de decisão replicável, auditável e validada (Saputro; Figueira; Almada-Lobo, 2023).

Como pode ser observado nos resultados, o modelo logit, que representa o suporte estatístico emergente da revisão sistemática e da modelagem dos dados com LDA, apresenta uma estrutura binária de natureza exploratória, combinando uma ancoragem teórica inicial com uma estratégia de especificação indutiva baseada na exclusão de variáveis. Em particular, a variável TI_Integrado apresentou significância estatística ($p = 0,033$), e o modelo demonstrou um ajuste geral significativo (Omnibus $\chi^2 = 4,837$; $p = 0,028$), sugerindo uma associação positiva entre a adoção de BI integrado e o uso de metodologias multicritério híbridas (Alves *et al.*, 2020; Gilbert, 1993; Gomila,

2021; Rainey; McCaskey, 2021).

Portanto, os resultados apontam para a viabilidade de definir uma pré-estrutura metodológica que funcione como um modelo reproduzível, capaz de padronizar a coleta, a limpeza e a normalização dos dados, além de sistematizar o cálculo objetivo dos pesos por meio da entropia e a execução do algoritmo multicritério. Dessa forma, o processamento passa a gerar de maneira consistente uma alternativa final de decisão.

Assim, essa pré-estrutura contribui para a automação, a auditabilidade e a comparação entre cenários, reduzindo a dependência de julgamentos subjetivos e aumentando a escalabilidade do método em diferentes setores. Em síntese, a principal contribuição prática do estudo é oferecer um arcabouço operacional que integra ferramentas de BI e métodos MCDM, transformando dados brutos em decisões replicáveis e justificáveis.

No conjunto, os resultados iniciais evidenciam uma coerência estrutural entre os constructos teóricos e as evidências exploratórias. Considerando a articulação do modelo teórico apresentado na Figura 1, em que cada bloco do diagrama representa um constructo, observa-se que:

- I. Tomada de decisão. Refere-se ao eixo cognitivo e processual isto é, funciona como o plano mental que orienta o fluxo lógico do processo (Fischhoff; Broomell, 2020; Kahneman, 2003; Kertzer *et al.*, 2022; Mankiw, 2021; Mueller-Saegebrecht, 2024; Robbins; Coulter, 2017; Sinnaiah; Adam; Mahadi, 2023).
- II. Metodologias multicritério (MCDM) e Entropia. Correspondem ao eixo metodológico e analítico do modelo. Essa dimensão organiza o raciocínio decisório por meio das técnicas multicritério (AHP–TOPSIS), as quais estruturam, priorizam e geram a alternativa final selecionada (Fai Liew *et al.*, 2025; Masmoudi *et al.*, 2025; Menon; Ravi, 2022; Puspitasari; Febriani, 2024; Saputro; Khusna; Dewi, 2023). A entropia, por sua vez, define os pesos dos critérios de forma objetiva, eliminando a interferência subjetiva do julgamento humano (Chen, 2020; Freeman; Chen, 2015).
- III. Gestão da cadeia de suprimentos - seleção de fornecedores. Corresponde ao eixo aplicativo e operacional do modelo (Bhattacharya *et al.*, 2020;

Evcioğlu; Kabak, 2023; Kumar; Padhi; Sarkar, 2019; Lambert; Enz, 2017). Neste caso, trata-se do campo de aplicação que permite verificar a utilidade prática e a operacionalidade do modelo proposto, demonstrando sua capacidade de apoiar decisões reais de seleção de fornecedores em contextos organizacionais (Saputro; Figueira; Almada-Lobo, 2022).

- IV. Tecnologias de Informação - abordagem ETL/BI. Refere-se ao eixo tecnológico e infraestrutural do modelo. Esse componente fornece a base que operacionaliza os dados por meio dos processos de Extração, Transformação e Carga (ETL) e integra as ferramentas de Business Intelligence que sustentam a execução da metodologia híbrida. Assim, as TI conectam o tratamento e a modelagem dos dados às etapas finais da decisão, garantindo rastreabilidade e automação do fluxo decisório (Chen; Lin, 2021; Davenport; Harris, 2017; Walha; Ghazzi; Gargouri, 2024).

Em síntese, o modelo proposto evidencia a integração funcional entre os quatro domínios representados: a Tomada de Decisão fornece a lógica processual; o MCDM estrutura a racionalidade analítica; o BI assegura a infraestrutura de dados e automação; e a Gestão da Cadeia de Suprimentos constitui o ambiente prático de aplicação, destacando a interdependência e a lógica integrativa dos constructos teóricos. Essa articulação confirma que o sistema proposto não apenas replica teorias preexistentes, mas também as consolida em uma arquitetura decisional coerente e empiricamente validada.

Para dar continuidade ao processo proposto neste estudo, a fase empírica inicia-se com uma estrutura algorítmica proposta, que foi então testada em linguagem R, gerando um protótipo AHP–Entropia–TOPSIS. Essa estrutura relaciona a formulação matemática do algoritmo apresentada no Quadro 6, o fluxograma ou pseudocódigo proposto (Apêndice C) e o código aplicado em linguagem R. Essa transição para a fase empírica responde à necessidade de transferir a verificação das relações propostas para fora do corpus teórico, gerando uma aplicabilidade metodológica.

Assim, nesta fase busca-se verificar as relações derivadas do marco conceitual e das teorias relacionadas a este estudo por exemplo, a inter-relação da TI de Business Intelligence com metodologias híbridas multicritério avaliando, especificamente, a

consistência do modelo híbrido AHP–Entropia–TOPSIS e sua integração com a linguagem R. Por conseguinte, com a execução do modelo híbrido proposto (Disponível no repositório de dados de Zenodo mencionado anteriormente), observa-se o funcionamento adequado, que gera saída no console e gráficos, conforme visto na Figura 15.

Embora o modelo híbrido proposto (AHP–Entropia–TOPSIS) tenha sido executado corretamente e apresentado resultados consistentes, é importante reconhecer que a validade interna dessa primeira execução é limitada pelo caráter hipotético da base de dados utilizada. A estrutura inicial da matriz de decisão e o número de alternativas analisadas foram definidos a partir de um exemplo ilustrativo, com valores gerados de forma simulada e não provenientes de um caso real.

Assim, ainda que o modelo tenha se comportado adequadamente e produzido um ranking coerente, tais resultados devem ser interpretados como uma prova destinada a verificar a operacionalidade do algoritmo, e não como evidência empírica definitiva. Essa execução preliminar constitui, portanto, uma etapa de validação estrutural, cuja função é demonstrar a viabilidade do procedimento proposto e estabelecer a base para sua aplicação posterior em contextos organizacionais reais, onde os dados refletem situações de decisão efetivas. Em termos de contribuição metodológica, ressalta-se que o estudo não apenas propõe um algoritmo teórico, mas também fornece uma pré-estrutura metodológica replicável (pseudocódigo, scripts em R).

Do mesmo modo, a simulação preliminar realizada teve como propósito verificar o comportamento operacional do código desenvolvido e avaliar a eficiência computacional do modelo híbrido AHP–Entropia–TOPSIS. Nessa etapa, foram testadas a integridade dos cálculos, a coerência dos resultados produzidos e o desempenho em termos de tempo de processamento e estabilidade de execução. Por exemplo, a Figura 16 apresenta os tempos médios por etapa: o modelo levou aproximadamente 14.000 milissegundos (ms) no total, ou 14 segundos para processar toda a simulação. Desse total, o cálculo de entropia consumiu apenas 186 ms (menos de 0,2 s), enquanto o TOPSIS demandou cerca de 13.800 ms (13,8 s).

Nesse sentido, as simulações mostraram que o algoritmo executa de forma estável e reproduz resultados consistentes entre execuções sucessivas, ainda que o tempo de

processamento seja mais concentrado na etapa do TOPSIS, aspecto que reflete a maior complexidade numérica dessa fase. Esses testes iniciais permitiram comprovar a funcionalidade do código e forneceram parâmetros de referência, configurando-se como um passo essencial para garantir a confiabilidade e a reproduzibilidade da aplicação em contextos empíricos posteriores.

Embora esse procedimento não seja amplamente documentado na literatura, representa uma etapa relevante no processo de validação do desempenho computacional do modelo. No estudo de referência para implementação da metodologia multicritério em ambiente R (Gavião *et al.*, 2024) enfatiza-se apenas o procedimento metodológico aplicado na linguagem R; não são apresentados procedimentos adicionais para avaliação da execução ou para análise da validade dos resultados obtidos, embora a compilação completa do código seja disponibilizada.

Em suma, a simulação realizada permitiu observar aspectos fundamentais de otimização, como a redução do tempo de processamento, a estabilidade entre execuções e a consistência dos resultados obtidos. Além disso, o emprego da metodologia híbrida implementada em linguagem R evidencia um benefício adicional, ao possibilitar um processo semiautomatizado de análise e priorização de alternativas, contribuindo para a redução de vieses humanos e para o fortalecimento da confiabilidade dos resultados.

A partir dessa validação inicial, o estudo avança para a parte final da fase empírica, na qual o modelo híbrido é aplicado aos dados iniciais apresentados no estudo de Chen (2020), com o objetivo de verificar se o comportamento observado nas simulações se mantém em contextos práticos. Essa transição marca a passagem de uma validação técnica da metodologia para uma análise de aplicabilidade, permitindo examinar a influência efetiva da integração do Business Intelligence (BI) e da ponderação por Entropia sobre a consistência das decisões multicritério.

Como se pode observar na Tabela 9, que apresenta uma comparação entre os dados fornecidos por Chen (2020) e os resultados obtidos no presente estudo, apoiados nos dados iniciais apresentados pelo autor, existem semelhanças e diferenças nas principais etapas do processo metodológico AHP–Entropia–TOPSIS. Embora Chen apresente a metodologia em 11 etapas, há concordância apenas na etapa referente à matriz inicial, que corresponde à Etapa 1 em ambos os estudos, e na etapa referente à

matriz normalizada, que corresponde à Etapa 2 no estudo de referência e à Etapa 3 no presente estudo. Somente esses procedimentos apresentam dados semelhantes. As etapas seguintes mostram diferenças nos dados e nos resultados gerados pelos dois modelos.

Assim, a etapa final que apresenta o ranking das alternativas, no estudo de Chen (2020) corresponde à etapa 11 e, no presente estudo, à etapa 9. Observa-se que as classificações das alternativas ficaram em posições diferentes. Porém, em ambos os estudos são identificados dois grupos. O primeiro grupo corresponde às melhores alternativas (Alt1, Alt4 e Alt3), e o segundo grupo reúne as alternativas menos melhores (Alt2 e Alt5), o que facilita a comparação. Nesse sentido, os resultados indicaram alta correspondência entre as posições relativas das alternativas obtidas pelo modelo original e aquelas geradas pela aplicação híbrida proposta, com diferenças marginais em alguns critérios específicos.

Como se pode observar, no caso de referência a melhor alternativa é a Alt1 e, respectivamente, Alt3 e Alt4. No presente estudo, a melhor alternativa é a Alt3 e, em seguida, Alt4 e Alt1 ocupam as posições seguintes, enquanto as alternativas menos melhores são invertidas: no estudo de referência é a Alt2 e, neste estudo, a Alt5. Conforme mencionado anteriormente, após a etapa da matriz normalizada, na qual a primeira diferença já é identificada devido ao arredondamento dos valores na matriz do caso de referência, os resultados começam a divergir.

Nesse sentido, identifica-se que a principal diferença entre ambas as abordagens reside na forma como o método da entropia é incorporado ao processo de ponderação dos critérios. No estudo de Chen (2020), a entropia é utilizada em combinação direta com o AHP, de modo que os pesos objetivos obtidos pela entropia são ajustados ou compensados pelos pesos subjetivos derivados dos julgamentos pareados do AHP.

Por outro lado, na proposta desenvolvida neste trabalho, a entropia é aplicada de forma autônoma, precedendo o AHP na estrutura analítica. Isso significa que a entropia atua como um filtro inicial da variabilidade informacional, atribuindo pesos puramente objetivos (Mishra; Ayyub, 2019; Shannon, 1948) antes da integração multicritério, o que permite avaliar separadamente o comportamento do modelo sob a influência de dados empíricos, sem interferência subjetiva (Aggarwal, 2021). Essa diferença confere ao

modelo proposto maior neutralidade e precisão estatística, além de facilitar a automatização do processo e a reproduzibilidade dos resultados em diferentes contextos de decisão (Gavião *et al.*, 2024).

Esses dados achados demonstram que a abordagem híbrida proposta não apenas preserva a coerência dos resultados clássicos de estudos anteriores, mas também introduz melhorias metodológicas ao incorporar um mecanismo de ponderação objetivo, capaz de reduzir vieses associados ao julgamento humano. Em termos práticos, a comparação direta evidencia que o modelo AHP–Entropia–TOPSIS mantém o mesmo padrão decisório do método de referência (Chen, 2020), porém com maior estabilidade estatística e transparência no processo de atribuição de pesos. Essa característica amplia a confiabilidade da metodologia em aplicações reais, oferecendo uma alternativa mais reproduzível e menos dependente da subjetividade dos avaliadores (Dos Santos; Godoy; Campos, 2019; Freeman; Chen, 2015; Gavião *et al.*, 2024; Liu; He, 2023).

Adicionalmente, uma avaliação de sensibilidade e consistência estatística é realizada após a segunda aplicação da metodologia híbrida, constituindo uma etapa decisiva para confirmar a robustez dos resultados obtidos e a confiabilidade interna do modelo. Assim, o processo de exclusão de critérios, um a um, do resultado obtido na etapa anterior teve como propósito verificar se o comportamento do algoritmo AHP–Entropia–TOPSIS se mantinha estável sob diferentes condições de execução e diante de pequenas variações de parâmetros (exclusão de critérios) (Więckowski; Sałabun, 2023).

Nesse sentido, como se pode observar na análise estatística, o teste de Friedman ($p > 0,05$) indicou que as diferenças entre as iterações não foram estatisticamente significativas, sugerindo que a posição relativa das alternativas permaneceu praticamente constante entre as execuções sucessivas do modelo. De forma complementar, o teste qui-quadrado de Pearson apresentou valores compatíveis com a manutenção da homogeneidade das classificações, confirmando que as variações observadas não afetam de modo relevante o ranking final. Além disso, o Alfa de Cronbach alcançou níveis satisfatórios, com 99,5% de estabilidade interna, evidenciando a confiabilidade do conjunto de critérios avaliados e a coerência das ponderações obtidas pelo método de Entropia, assim como, em termos gerais, do modelo metodológico.

Portanto, esses achados demonstram que a integração entre AHP, Entropia e

TOPSIS produz um sistema analítico estável, capaz de gerar classificações consistentes mesmo diante de perturbações controladas nos critérios pela exclusão. Do mesmo modo, o comportamento observado confirma que a ponderação objetiva por Entropia confere resiliência estatística ao modelo, reduzindo a influência de julgamentos subjetivos e garantindo maior previsibilidade na priorização das alternativas. Tal característica é particularmente relevante em contextos decisórios empresariais, onde pequenas variações nos dados podem comprometer a confiabilidade dos resultados (Cinelli *et al.*, 2020; Więckowski; Sałabun, 2024).

Adicionalmente, do ponto de vista metodológico, a análise de sensibilidade também evidencia uma certa maturidade do algoritmo proposto, que se mantém funcional e estável ao longo das repetições, validando a coerência entre as etapas de cálculo e a integridade do código implementado. Essa consistência reforça o valor da estrutura híbrida como base metodológica para aplicações futuras, uma vez que confirma sua capacidade de operar com precisão e reproduzibilidade, mesmo quando aplicada a diferentes conjuntos de dados (Więckowski; Sałabun, 2023, 2024).

Assim, a etapa de sensibilidade consolida a confiança na metodologia proposta, demonstrando que o modelo híbrido não apenas é matematicamente sólido, mas também estatisticamente confiável e tecnicamente escalável para usos posteriores em cenários reais de tomada de decisão multicritério. Além disso, a execução bem-sucedida dessa aplicação comparativa reforça o potencial da estrutura desenvolvida em R como plataforma replicável de experimentação, permitindo que o modelo seja testado, ajustado e adaptado para outros contextos de decisão multicritério (Cinelli *et al.*, 2020).

Além disso, com a intenção de complementar e encerrar as implicações teóricas apresentadas após o tratamento da fase exploratória, e após fazer referência à fase empírica, amplia-se a discussão sobre a integração entre métodos multicritério e as tecnologias da informação de Business Intelligence (BI), introduzindo um elo conceitual entre a modelagem matemática e o processamento automatizado de dados. Teoricamente, isso reforça a noção de que o processo decisório pode ser compreendido não apenas como uma sequência de comparações subjetivas, mas como um sistema dinâmico de aprendizado algorítmico, capaz de se adaptar à complexidade informacional dos ambientes empresariais contemporâneos (Gavião *et al.*, 2024).

Igualmente, outro aspecto relevante é a articulação entre reprodutibilidade e validade metodológica. A formalização da estrutura híbrida em linguagem R fornece um modelo teórico replicável que contribui para a transparência científica em estudos de decisão multicritério, ainda pouco consolidados na literatura. Assim, o estudo fortalece o debate sobre a objetividade e a confiabilidade dos processos de ponderação e propõe uma base metodológica passível de expansão em investigações futuras (Gavião *et al.*, 2024).

Em síntese, essa articulação confirma que o modelo híbrido não é apenas conceitualmente sólido, mas também metodologicamente operacional, pois seus constructos são materializados empiricamente tanto na estrutura do sistema quanto nos resultados obtidos. A aplicação do modelo híbrido AHP–Entropia–TOPSIS demonstrou que é possível alcançar processos decisórios mais objetivos, transparentes e reprodutíveis, reduzindo a dependência de julgamentos subjetivos que, em geral, caracterizam as decisões estratégicas de compras. Esses resultados evidenciam implicações relevantes para o contexto organizacional, especialmente no que se refere à gestão da cadeia de suprimentos e à seleção de fornecedores.

Assim, a integração com ferramentas de Business Intelligence (BI) reforça essa vantagem ao permitir que grandes volumes de dados sejam processados automaticamente, fornecendo insumos analíticos confiáveis para a priorização de alternativas e a identificação de riscos na cadeia de fornecimento. Adicionalmente, para as empresas, essa estrutura representa um avanço operacional e estratégico, pois oferece uma metodologia que pode ser incorporada em sistemas de apoio à decisão e adaptada a diferentes contextos setoriais (Božić; Dimovski, 2019; Chen; Chiang; Storey, 2012; Davenport, 2012; Jaklič; Grublješić; Popović, 2018; Nallakaruppan *et al.*, 2023).

Ademais, o modelo proposto é modular e de base algorítmica, o que facilita sua integração em plataformas digitais corporativas, como ERPs ou dashboards de BI, viabilizando análises contínuas e atualizações dinâmicas dos critérios de avaliação de fornecedores. Em última instância, o uso dessa abordagem híbrida favorece decisões mais coerentes com o desempenho real dos fornecedores, contribuindo para cadeias de suprimentos mais eficientes, resilientes e alinhadas à estratégia competitiva da organização (Chen; Lin, 2021; Lanzolla; Markides, 2021; Maaitah, 2023; Teece, 2018).

Dessa forma, a principal contribuição deste estudo para os âmbitos organizacionais está relacionada à otimização do tempo, recurso cada vez mais escasso e de difícil gestão, tanto no processamento das informações quanto na tomada de decisão propriamente dita. Nesse sentido, a aplicação do modelo híbrido AHP–Entropia–TOPSIS, desenvolvida e automatizada em linguagem R, demonstrou que é possível reduzir significativamente o tempo de execução das análises sem comprometer a precisão dos resultados.

Essa eficiência decorre da integração entre métodos matemáticos e ferramentas de Business Intelligence, que eliminam etapas manuais e subjetivas, proporcionando decisões mais rápidas, consistentes e auditáveis. Ao reduzir a subjetividade e os vieses humanos no processo decisório, a metodologia também contribui para a redução de custos operacionais, uma vez que decisões mais precisas e ágeis tendem a minimizar erros de avaliação, retrabalho e escolhas de fornecedores subótimas (Chen, 2020; Freeman; Chen, 2015). Na prática, o modelo representa uma ferramenta aplicável à gestão moderna, ao alinhar confiabilidade analítica e eficiência operacional exigidas pelos ambientes empresariais contemporâneos (Gavião *et al.*, 2024; Saputro; Figueira; Almada-Lobo, 2023).

5.1 Limitações identificadas

Algumas limitações relacionadas também são identificadas, destacando-se primeiramente aquelas apresentadas na fase inicial, que se refere à RSL, à LDA e ao modelo Logit. A primeira trata-se da limitação derivada da heterogeneidade contextual, que, mesmo sendo acima apresentada como uma vantagem pela amplitude de aplicação do método, também representa uma limitação marcante. Isso se reflete na dificuldade de generalização da análise dos estudos identificados na revisão sistemática, devido à heterogeneidade setorial na aplicação da metodologia MCDM, pois se manifesta nas diferenças de necessidades, seleção e priorização de critérios.

Como se pode observar, na regressão logística aplicada, o R^2 de Nagelkerke apresentou valores de 0,215; 0,208 e 0,201, indicando uma redução moderada da variância explicada, mas mantendo um poder explicativo de pelo menos 20%. Isso sugere que a adoção é condicionada por fatores organizacionais não capturados aqui, por exemplo, capacidade analítica, governança de dados e recursos de TI; portanto, são

recomendadas interpretações cautelosas e estudos adicionais que explorem efeitos causais e mecanismos de mediação.

Mas também é importante considerar o tamanho da amostra analisada, composta por 30 estudos. Embora esse conjunto tenha sido suficiente para testar a estrutura estatística e verificar a significância das variáveis, o número restrito de observações limita a generalização dos resultados e a robustez das inferências obtidas (poder estatístico). Assim, recomenda-se que pesquisas futuras ampliem a amostra e explorem outras abordagens estatísticas que permitam uma análise mais abrangente e comparativa entre diferentes contextos de aplicação dos métodos multicritério.

Assim mesmo, quanto às limitações observadas ao utilizar dados simulados/linha de base hipotética na simulação inicial (5 alternativas \times 4 critérios), a primeira execução do protótipo empregou pontuações AHP geradas aleatoriamente com o único propósito de validar a implementação algorítmica e testar a integridade do fluxo computacional (prova de conceito). Essa configuração inicial teve como objetivo validar a estrutura do código e a viabilidade técnica, mas não substitui os testes empíricos de validade em contextos do mundo real.

Também, a metodologia foi posteriormente aplicada ao conjunto de dados do estudo de Chen (2020), o que permitiu comparar o comportamento do algoritmo com dados empíricos e forneceu suporte adicional à reproduzibilidade e consistência do modelo. A comparação direta entre os dois exercícios (execução hipotética vs. replicação com os dados do caso de referência) confirma que as conclusões metodológicas não dependem exclusivamente da configuração aleatória inicial.

No entanto, embora a utilização dos dados do caso Chen permita aplicar a metodologia proposta e realizar uma comparação, ainda persistem limitações que impedem a generalização imediata. Embora a replicação permita comparações, os resultados dependem do conjunto de dados do estudo original, sujeito a vieses e à estrutura específica de critérios de Chen. Por isso, é necessária validação adicional por meio de uma aplicação piloto em um caso organizacional, com a coleta de dados próprios ou acesso a um caso real, para consolidar a validade externa do modelo.

Também é identificada uma limitação na reproduzibilidade, gerada pelas dependências de software, da versão e das bibliotecas R. Isso pode ser afetado não

apenas pelas mudanças entre versões, que às vezes são mínimas, mas também pelo tipo de linguagem computacional, visto que R é frequentemente utilizado para fins acadêmicos. Após a realização de um teste piloto do uso metodológico com dados de um caso real, é necessária a migração para uma linguagem comercial, como Python.

Adicionalmente, há uma limitação na avaliação de impacto operacional, como a análise de custos e dos tempos de processamento da metodologia e da decisão, bem como a possibilidade de uma análise antes e depois da implementação da metodologia. Embora o estudo mostre o potencial de redução de tempo e de vieses, ainda faltam evidências diretas de economia de custos em cenários reais.

5.2 Sugestões de pesquisas futuras

As limitações identificadas, bem como as conclusões apresentadas nas seções anteriores, abrem espaço para pesquisas futuras. Para começar, juntamente com as implicações teóricas identificadas e referenciadas na seção de discussão, alguns construtos que emergem do presente estudo também são identificados; a tabela a seguir os relaciona.

Quadro 13 – Constructos identificados

Tipo de constructo	Papel no modelo	Grau de emergência
Tomada de decisão	Base cognitiva	Tradicional-Estabelecido
MCDM (AHP–TOPSIS)	Estrutura analítica	Tradicional-Estabelecido
BI/ETL	Infraestrutura tecnológica	Tradicional-Estabelecido
Cadeia de suprimentos	Contexto de aplicação	Tradicional-Estabelecido
Integração inteligente BI–MCDM	Mecanismo de conexão	Emergente
Automatização da ponderação	Subcomponente	Emergente
Preestrutura metodológica	Processo replicável	Emergente

Fonte: Elaboração própria com base na literatura

Tomando como referência a tabela de constructos originais e emergentes que distingue entre as bases teóricas tomada de decisão, MCDM, BI/ETL e cadeia de suprimentos, bem como os constructos que emergem da integração proposta, estudos futuros poderiam ser orientados para testes que validem cada um deles:

- Realizar testes piloto específicos em diferentes setores, por exemplo em empresas de manufatura ou de serviços, para avaliar empiricamente a integração inteligente

de BI-MCDM usando um delineamento experimental A/B, a fim de mensurar o impacto, o custo de oportunidade e a velocidade da tomada de decisão.

- Desenvolver estudos mistos, combinando questionários e entrevistas, sobre racionalidade híbrida assistida por dados para explorar como os tomadores de decisão interpretam e validam resultados semiautomatizados e quais condições aumentam a aceitabilidade humana de um sistema de apoio à decisão.
- Aplicação do método em um ambiente organizacional real que permita uma análise comparativa antes e depois de sua implementação, incluindo uma avaliação financeira específica dos custos operacionais associados à gestão da cadeia de suprimentos.
- Realizar estudos longitudinais setoriais para avaliar a heterogeneidade do efeito da BI integrada nos setores de manufatura, saúde e serviços, o que nos permitirá avaliar se a BI integrada atua como moderadora, conforme sugerido pelo modelo de regressão logística proposto neste estudo.

Por fim, enfatiza-se o desenvolvimento e a implementação da arquitetura do sistema de apoio à decisão, otimizando seu fluxo por meio do refinamento dos blocos de trabalho. Partindo da estrutura atual do sistema, na qual os dados são considerados “limpos” após passarem por um processo ETL, torna-se possível integrar técnicas de Aprendizado de Máquina para identificar características relevantes para a gestão da cadeia de suprimentos. Isso melhora a precisão dos pesos iniciais utilizados na construção das matrizes de decisão.

No entanto, se uma maior automação for priorizada para o processamento de volumes maiores e dados heterogêneos ou “sujos”, poderia ser adotada uma abordagem ELT combinada com Aprendizado Profundo (Deep Learning), visto que este último facilita o processamento e a extração de informações de diversos tipos de dados não estruturados. Em suma, a combinação ETL/ELT + Aprendizado de Máquina/Aprendizado Profundo aprimora a capacidade do sistema de gerar pesos iniciais mais informados e robustos, melhora a qualidade da matriz de entrada e aumenta a escalabilidade operacional do sistema de apoio à decisão.

6 CONCLUSÕES

As análises aqui realizadas respondem à questão central do estudo: De que forma as metodologias multicritério AHP e TOPSIS, e outras técnicas de ponderação objetivas, têm sido aplicadas de forma híbrida e integradas às tecnologias de informação de Business Intelligence (BI) para melhorar a tomada de decisão na seleção de fornecedores? Assim, o estudo, em termos gerais, fornece uma resposta bem fundamentada e operacional sobre como o AHP–TOPSIS se integra à BI e quais benefícios metodológicos isso traz (objetividade, estabilidade, viabilidade técnica).

No entanto, a resposta é condicionada pelo tipo de análise, visto que se trata de um estudo exploratório com complemento empírico, não sendo viável fazer generalizações, sobretudo considerando as limitações identificadas e a necessidade de estudos complementares, que posteriormente permitiriam afirmar de forma concisa que essa integração melhora a tomada de decisão em termos gerais. Ou seja, para responder à questão central com poder de generalização e causalidade, é aconselhável realizar os passos sugeridos (projetos piloto, estudos por setor, delineamentos causais e medição de KPIs).

Assim mesmo, vale ressaltar que essa questão é levantada para delimitar a pesquisa em termos gerais, assim como as questões propostas no protocolo da revisão sistemática, que foram respondidas na apresentação dos resultados do RSL + LDA e do modelo Logit. Uma amostra de 30 estudos serviu para a estruturação desta fase metodológica. Como a missão central foi explorar, estruturar e projetar um sistema, considerou-se mais apropriado trabalhar com questões do que diretamente com hipóteses, embora estas estejam inerentemente integradas aos resultados apresentados, como pode ser observado no modelo de regressão logística proposto.

Destaca-se que, para garantir a reproduzibilidade, o código-fonte, os scripts de análise, os dados e o relatório de compilação foram depositados no repositório Zenodo (B. García, 2025a, 2025b), servindo como referência técnica e como ferramenta prática que permite iniciar pilotos rápidos e reproduutíveis em contextos organizacionais. Adicionalmente, em termos éticos, convém sublinhar que a automatização deve auxiliar o decisor, e não substituí-lo no processo de avaliação e escolha. Assim, recomenda-se que o sistema execute o processamento, a integração de dados e a geração de

ponderações de forma automática, mas que a validação, a interpretação e a decisão final permaneçam sob responsabilidade humana.

Por sua vez, a fase empírica apresentou também uma evolução favorável; por exemplo, a execução inicial do código ocorre normalmente, assim como a validação técnica. Neste caso, a execução da metodologia no ambiente R apresenta um tempo médio ($total_time = 1,40E+04$), ressaltando os tempos de execução da etapa da entropia (~0,026 s) e, posteriormente, da etapa de TOPSIS (~0,026 s), já que essas etapas são as que requerem maior tempo de processamento, mas apresentam resultados consistentes e facilmente auditáveis em cada uma das fases e no modelo como um todo.

Na segunda aplicação do modelo híbrido em R com os dados iniciais do estudo de Chen (2020), verificou-se replicabilidade estrutural, apesar de pequenas diferenças numéricas decorrentes da aplicação dos pesos por entropia e do arredondamento. Ainda assim, o padrão decisório permaneceu semelhante, com a formação dos mesmos grupos de alternativas e variações apenas marginais nas posições finais.

Adicionalmente, a análise de sensibilidade confirmou a estabilidade interna do modelo: o teste de Friedman ($p = 0,732$) indicou ausência de diferenças significativas entre as iterações, o qui-quadrado de Pearson (Significância Assintótica de 0,048) corroborou a homogeneidade das classificações e o Alfa de Cronbach (99,5%) apresentou alta consistência interna, demonstrando que a ponderação por entropia confere robustez ao processo. Esses resultados reforçam que a implementação em R é funcional, reproduzível e suficientemente estável para aplicações posteriores, embora se recomende validação adicional em contextos organizacionais para consolidar a validade externa do modelo.

Conclui-se que o estudo fornece uma estrutura metodológica funcional (AHP–Entropia–TOPSIS) e evidências experimentais que comprovam sua viabilidade; assim, a próxima tarefa consiste em traduzir essa prova de conceito em projetos-piloto organizacionais que confirmem seu valor prático na gestão de suprimentos.

REFERÊNCIAS

- ABDEL-BASSET, Mohamed *et al.* A conceptual hybrid approach from a multicriteria perspective for sustainable third-party reverse logistics provider identification. **Sustainability (Switzerland)**, v. 13, n. 9, 2021. DOI: <https://doi.org/10.3390/su13094615>.
- ABIDI, Hella *et al.* Strategic partner evaluation criteria for logistics service provider networks. **International Journal of Logistics Management**, v. 30, n. 2, p. 438–466, 2019. DOI: 10.1108/IJLM-07-2017-0178.
- ACCIARINI, Chiara; BRUNETTA, Federica; BOCCARDELLI, Paolo. **Cognitive biases and decision-making strategies in times of change: a systematic literature review**. **Management Decision** Emerald Group Holdings Ltd., , 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.1108/MD-07-2019-1006>>. Acesso em: 12 maio. 2025
- ACHATBI, Iman *et al.* Advanced system based on ontology and multi agent technology to handle upstream supply chain: Intelligent negotiation protocol for supplier and transportation provider selection. **Decision Science Letters**, v. 9, n. 3, p. 337–354, 2020. DOI: 10.5267/j.dsl.2020.5.002.
- ACQUISTI, Alessandro; GROSSKLAGS, Jens. Economics of Information Security Privacy and Rationality in Individual Decision Making. **IEEE Security & Privacy**, v. 3, n. 1, p. 26–33, 2005. DOI: 10.1109/MSP.2005.22.
- ADEWUSI, Adebunmi Okechukwu *et al.* BISINESS INTELLIGENCE IN THE ERA OF BIG DATA: A REVIEW OF ANALYTICAL TOOLS AND COMPETITIVE ADVANTAGE. **Computer Science & IT Research Journal**, v. 5, n. 2, p. 415–431, 2024. DOI: 10.51594/csitrj.v5i2.791.
- AGAZU, Biniam Getnet; KERO, Chalchissa Amentie. Innovation strategy and firm competitiveness: a systematic literature review. **Journal of Innovation and Entrepreneurship**, v. 13, n. 1, p. 13–24, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1186/s13731-024-00381-9>.
- AGGARWAL, Manish. Attitude-based entropy function and applications in decision-

- making. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, v. 104, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2021.104290>.
- AHMAD, Md Tanweer; MONDAL, Sandeep. Dynamic supplier selection through optimal ranking under two-echelon system. **Benchmarking**, v. 26, n. 8, p. 2574–2607, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1108/BIJ-10-2018-0338>.
- AKTER, Shahriar *et al.* Analytics-based decision-making for service systems: A qualitative study and agenda for future research. **International Journal of Information Management**, v. 48, p. 85–95, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.01.020>.
- ALAVI, Behrouz; TAVANA, Majid; MINA, Hassan. A Dynamic Decision Support System for Sustainable Supplier Selection in Circular Economy. **Sustainable Production and Consumption**, v. 27, p. 905–920, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.spc.2021.02.015>.
- ALBERGARIA, Matheus; CHIAPPETTA JABBOUR, Charbel José. The role of big data analytics capabilities (BDAC) in understanding the challenges of service information and operations management in the sharing economy: Evidence of peer effects in libraries. **International Journal of Information Management**, v. 51, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.10.008>.
- ALI, Hassan; ZHANG, Jingwen. A fuzzy multi-objective decision-making model for global green supplier selection and order allocation under quantity discounts. **Expert Systems with Applications**, v. 225, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120119>.
- ALVES, Antônio *et al.* Leia este artigo se você quiser aprender regressão logística. **Revista de Sociologia e Política**, v. 28, 2020. DOI: 10.1590/1678-987320287406.
- ARIFIN, Martin Marcelino; VIKALIANA, Resista. Analisis Pemilihan Supplier Suku Cadang dengan Menggunakan Metode AHP dan TOPSIS di Perusahaan Forwarding. **Jurnal Civronlit Unbari**, v. 9, n. 1, p. 20–31, 2024. DOI: 10.33087/civronlit.v9i1.124.
- AYAN, Büşra; ABACIOĞLU, Seda; BASILIO, Marcio Pereira. A Comprehensive Review of the Novel Weighting Methods for Multi-Criteria Decision-Making. **Information**

- (Switzerland), v. 14, n. 5, 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/info14050285>.
- AZIMIFARD, Arezoo; MOOSAVIRAD, Seyed Hamed; ARIAFAR, Shahram. Selecting sustainable supplier countries for Iran's steel industry at three levels by using AHP and TOPSIS methods. **Resources Policy**, v. 57, p. 30–44, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2018.01.002>.
- AZIZ, Layla; ÇALIK, Ahmet. Health-care Supplier Selection using Hybrid Multi-criteria Decision Making Methods: A Case Study from Morocco. **ResearchSquare**, 2022. DOI: <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-1152849/v1>.
- AZWIR, Hery Hamdi; HASAN, Fuad; OEMAR, Hirawati. Supplier Selection Of Upper Arm And Lower Arm Pantograph Jack Using AHP And TOPSIS Methods. **Jurnal Rekayasa Sistem Industri**, v. 9, n. 1, p. 1–10, 2020. DOI: <https://doi.org/10.26593/jrsi.v9i1.3423.1-10>.
- B. GARCÍA, Kelly J. **Empirical Dataset and Computational Implementation of the Hybrid AHP–Entropy–TOPSIS Model for Supplier Selection**. First Zenodo, , 2025a. Disponível em: <<https://doi.org/10.5281/zenodo.15700505>>. Acesso em: 25 nov. 2025
- B. GARCÍA, Kelly J. **Exploratory Research Dataset and Reproducible Scripts: SLR Protocol, LDA Model, and Logit Model Output**. Zenodo, , 2025b. Disponível em: <<https://doi.org/10.5281/zenodo.17729301>>
- BABBAR, Chirag; AMIN, Saman Hassanzadeh. A multi-objective mathematical model integrating environmental concerns for supplier selection and order allocation based on fuzzy QFD in beverages industry. **Expert Systems with Applications**, v. 92, p. 27–38, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.09.041>.
- BAI, Chunguang *et al.* Social sustainable supplier evaluation and selection: a group decision-support approach. **International Journal of Production Research**, v. 57, n. 22, p. 7046–7067, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1574042>.
- BAI, Chunguang; SARKIS, Joseph. Integrating sustainability into supplier selection: A grey-based topsis analysis. **Technological and Economic Development of Economy**, v. 24, n. 6, p. 2202–2224, 2018. DOI:

<https://doi.org/10.3846/tede.2018.5582>.

BAN, Adrian Ioan *et al.* Performance evaluation model of romanian manufacturing listed companies by fuzzy ahp and topsis. **Technological and Economic Development of Economy**, v. 26, n. 4, p. 808–836, 2020. DOI: <https://doi.org/10.3846/tede.2020.12367>.

BARBER, Herbert F. Developing Strategic Leadership: The US Army War College Experience. **Journal of Management Development**, v. 11, n. 6, p. 4–12, 1992. DOI: <https://doi.org/10.1108/02621719210018208>.

BARBERIS, Nicholas C. Thirty years of prospect theory in economics: A review and assessment. **Journal of Economic Perspectives**, v. 27, n. 1, p. 173–196, 2013. DOI: <http://dx.doi.org/10.1257/jep.27.1.173>.

BARNEY, Jay. Firm Resources and Sustained Competitive Advantage. **Journal of Management**, v. 17, n. 1, p. 99–120, 1991. DOI: <https://doi.org/10.1177/014920639101700108>.

BENNETT, Nathan; LEMOINE, G. James. What a difference a word makes: Understanding threats to performance in a VUCA world. **Business Horizons**, v. 57, n. 3, p. 311–317, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2014.01.001>.

BENOIT, Kenneth *et al.* quanteda: An R package for the quantitative analysis of textual data. **Journal of Open Source Software**, v. 3, n. 30, p. 774, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1111/padm.13051>.

BERTRAND, J. Will M.; FRANSOO, Jan C. Operations management research methodologies using quantitative modeling. **International Journal of Operations and Production Management**, v. 22, n. 2, p. 241–264, 2002. DOI: <https://doi.org/10.1108/01443570210414338>.

BHATTACHARYA, Ramanjan *et al.* Sustainable partner selection: an integrated AHP-TOPSIS approach. **Int. J. Operational Research**, v. 39, n. 2, p. 205–236, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1504/IJOR.2020.109755>.

BHUI, Rahul; LAI, Lucy; GERSHMAN, Samuel J. Resource-rational decision making. **Current Opinion in Behavioral Sciences**, v. 41, p. 15–21, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cobehav.2020.09.010>.

- <https://doi.org/10.1016/j.cobeha.2021.02.015>.
- BIANCHINI, Augusto. 3PL provider selection by AHP and TOPSIS methodology. **Benchmarking**, v. 25, n. 1, p. 235–252, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1108/BIJ-08-2016-0125>.
- BLEI, David M.; NG, Andrew Y.; EDU, Jordan@cs Berkeley. Latent Dirichlet allocation Michael I. Jordan. **Journal of Machine Learning Research**, v. 3, p. 993–1022, 2003. DOI: [10.1162/jmlr.2003.3.4-5.993](https://doi.org/10.1162/jmlr.2003.3.4-5.993).
- BOGNÁR, Ferenc; SZENTES, Balázs; BENEDEK, Petra. Development of the PRISM Risk Assessment Method Based on a Multiple AHP-TOPSIS Approach. **Risks**, v. 10, n. 11, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/risks10110213>.
- BORDELEAU, Fanny Eve; MOSCONI, Elaine; DE SANTA-EULALIA, Luis Antonio. Business intelligence and analytics value creation in Industry 4.0: a multiple case study in manufacturing medium enterprises. **Production Planning and Control**, v. 31, n. 2–3, p. 173–185, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1080/09537287.2019.1631458>.
- BOTCHWAY, Raphael Kwaku *et al.* Decision science: a multi-criteria decision framework for enhancing an electoral voting system. **Systems Science and Control Engineering**, v. 9, n. 1, p. 556–569, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1080/21642583.2021.1954106>.
- BOURGIN, David D. *et al.* Cognitive Model Priors for Predicting Human Decisions. **International conference on machine learning**. PMLR, 2019.
- BOŽIĆ, Katerina; DIMOVSKI, Vlado. Business intelligence and analytics for value creation: The role of absorptive capacity. **International Journal of Information Management**, v. 46, p. 93–103, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2018.11.020>.
- BRANDENBURG, Marcus *et al.* Quantitative models for sustainable supply chain management: Developments and directions. **European Journal of Operational Research**, v. 233, n. 2, p. 299–312, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.09.032>.
- BRANS, Jean Pierre; DE SMET, Yves. PROMETHEE methods. **International Series in**

- Operations Research and Management Science**, v. 233, p. 187–219, 2016. DOI: https://doi.org/10.1007/978-1-4939-3094-4_6.
- ÇALIK, Ahmet; ÇİZMECİOĞLU, Sinan; AKPINAR, Ayhan. An integrated AHP-TOPSIS framework for foreign direct investment in Turkey. **Journal of Multi-Criteria Decision Analysis**, v. 26, n. 5–6, p. 296–307, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1002/mcda.1692>.
- CAVALCANTE, Ian M. et al. A supervised machine learning approach to data-driven simulation of resilient supplier selection in digital manufacturing. **International Journal of Information Management**, v. 49, p. 86–97, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.03.004>.
- CHAI, Junyi; LIU, James N. K.; NGAI, Eric W. T. Application of decision-making techniques in supplier selection: A systematic review of literature. **Expert Systems with Applications**, v. 40, n. 10, p. 3872–3885, 2013. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.12.040>.
- CHANDLER, L.; ROSS, M. Shiny. **Web Application Framework for R** , 2023. Disponível em: <<https://CRAN.R-project.org/package=shiny>>. Acesso em: 11 jul. 2025
- CHEN, Chun Ho. A novel multi-criteria decision-making model for building material supplier selection based on entropy-AHP weighted TOPSIS. **Entropy**, v. 22, n. 2, 2020. DOI: <https://doi.org/10.3390/e22020259>.
- CHEN, Hsinchun; CHIANG, Roger H. L.; STOREY, Veda C. Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact. **MIS Quarterly**, v. 36, n. 4, p. 1165–1188, 2012. DOI: <https://doi.org/10.2307/41703503>.
- CHEN, Suwen; SHARMA, Garima; MUÑOZ, Pablo. In Pursuit of Impact: From Research Questions to Problem Formulation in Entrepreneurship Research. **Entrepreneurship: Theory and Practice**, v. 47, n. 2, p. 232–264, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1177/10422587221111736>.
- CHEN, Yansheng; LIN, Zhijun. Business Intelligence Capabilities and Firm Performance: A Study in China. **International Journal of Information Management**, v. 57, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102232>.
- CHERIER, Mohamed Amine; MELIANI, Sidi Mohammed. Supplier selection on agrifood

supply chain: a Delphi-AHP-TOPSIS methodology. **Int. J. Knowledge Engineering and Data Mining**, v. 6, n. 4, p. 307–330, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1504/IJKEDM.2019.105244>.

CHIFFI, Daniele; CHIODO, Simona. Risk and Uncertainty: Foundational Issues. *In: SpringerBriefs in Applied Sciences and Technology. [S.I.]*: Springer Science and Business Media Deutschland GmbH, 2020. p. 1–13.

CINELLI, Marco *et al.* How to support the application of multiple criteria decision analysis? Let us start with a comprehensive taxonomy. **Omega (United Kingdom)**, v. 96, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.omega.2020.102261>.

CINNIRELLA, Valentina *et al.* Sustainable suppliers evaluation in the waste management sector: the case of a leading Sicilian enterprise. **IFAC-PapersOnLine**, v. 55, n. 11, p. 66–71, 2022. DOI: [10.1016/j.ifacol.2022.08.050](https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2022.08.050).

CORRÊA, Victor Silva *et al.* Female entrepreneurship in emerging and developing countries: a systematic literature review. **International Journal of Gender and Entrepreneurship**, v. 14, n. 3, p. 300–322, 2022. DOI: [10.1108/IJGE-08-2021-0142](https://doi.org/10.1108/IJGE-08-2021-0142).

DAVENPORT, Thomas H. Make Better Decisions. **Harvard Business Review**, v. 87, n. 11, p. 117–123, 2009.

DAVENPORT, Thomas H. Business intelligence and Organizational Decisions. **IGI Global**, v. 1, p. 1–12, 2012. DOI: [10.4018/978-1-4666-0279-3.ch001](https://doi.org/10.4018/978-1-4666-0279-3.ch001).

DAVENPORT, Thomas H. Keep Up With Your Quants. **Harvard Business Review**, v. 91, p. 7–8, 2013.

DAVENPORT, Thomas H. How strategists use “big data” to support internal business decisions, discovery and production. **Strategy and Leadership**, v. 42, n. 4, p. 45–50, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1108/SL-05-2014-0034>.

DAVENPORT, Thomas; HARRIS, Jeanne. **Competing on analytics: Updated, with a new introduction. The new science of winning. [S.I.]**: Harvard Business Press, 2017.

DE FINETTI, Bruno.; MACHÌ, Antonio.; SMITH, Adrian F. M. .. **Theory of probability : a**

- critical introductory treatment.** [S.l.]: John Wiley & Sons, 2017.
- DHURKARI, Ram Kumar. MCDM methods: Practical difficulties and future directions for improvement. **RAIRO - Operations Research**, v. 56, n. 4, p. 2221–2233, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1051/ro/2022060>.
- DI VAIO, Assunta; HASSAN, Rohail; ALAVOINE, Claude. Data intelligence and analytics: A bibliometric analysis of human–Artificial intelligence in public sector decision-making effectiveness. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 174, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121201>.
- DOS SANTOS, Bruno Miranda; GODOY, Leoni Pentiado; CAMPOS, Lucila M. S. Performance evaluation of green suppliers using entropy-TOPSIS-F. **Journal of Cleaner Production**, v. 207, p. 498–509, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.09.235>.
- DUGOIN-CLÉMENT, Christine. The Drill model: A renewed perspective adapted to the volatile, uncertain, complex and agile (VUCA) world to improve situation analysis and support decision-making. **International Journal of Information Management**, v. 78, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2024.102786>.
- EISENHARDT, Kathleen M.; ZBARACKI, Mark J. Strategic decision making. **Strategic Management Journal**, v. 13, n. 2 S, p. 17–37, 1992. DOI: <https://doi.org/10.1002/smj.4250130904>.
- EREV, Ido *et al.* From anomalies to forecasts: Toward a descriptive model of decisions under risk, under ambiguity, and from experience. **Psychological Review**, v. 124, n. 4, p. 369–409, 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.1037/rev0000062>.
- EVCIOĞLU, Hamdi Efe; KABAK, Mehmet. Supplier selection in supply chain network using MCDM methods. **Sigma Journal of Engineering and Natural Sciences**, v. 41, n. 1, p. 1–16, 2023. DOI: <10.14744/sigma.2023.00001>.
- FAI LIEW, Kah *et al.* Evaluation on the Preference of Courier Services Using Integrated AHP-TOPSIS Model. **Journal of Advanced Research Design Journal homepage**, v. 125, p. 24–41, 2025. DOI: <https://doi.org/10.37934/ard.125.1.2441>.
- FAISAL, Mohd Nishat; AL-ESMAEL, Bader; SHARIF, Khurram Jahangir. Supplier

- selection for a sustainable supply chain: Triple bottom line (3BL) and analytic network process approach. **Benchmarking**, v. 24, n. 7, p. 1956–1976, 2017. DOI: 10.1108/BIJ-03-2016-0042.
- FANG, Jiaqi; ZHOU, Wenli; XIONG, Lihui. Multi-criteria decision making approach for supplier selection and order allocation in a digital supply chain resilience. **Annals of Operations Research**, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10479-024-06435-1>.
- FISCHHOFF, Baruch; BROOME, Stephen B. Annual Review of Psychology Judgment and Decision Making. **Annual Review of Psychology**, v. 37, p. 10, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-010419>.
- FOSS, Nicolai J.; SAEBI, Tina. Fifteen Years of Research on Business Model Innovation: How Far Have We Come, and Where Should We Go? **Journal of Management**, v. 43, n. 1, p. 200–227, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1177/0149206316675927>.
- FREEMAN, James; CHEN, Tao. Green supplier selection using an AHP-Entropy-TOPSIS framework. **Supply Chain Management**, v. 20, n. 3, p. 327–340, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1108/SCM-04-2014-0142>.
- GARDAS, Bhaskar B.; RAUT, Rakesh D.; SHRIVASTAV, Ayush. Efficient supplier selection – a three-stage multi-criteria decision-making approach. **Int. J. Logistics Systems and Management**, v. 34, n. 3, p. 375–394, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1504/IJLSM.2019.103090>.
- GAVIÃO, Luiz Octávio *et al.* Decision support based on performance data using the analytic hierarchy process without expert judgement. **Brazilian Journal of Operations and Production Management**, v. 21, n. 1, 2024. DOI: <https://doi.org/10.14488/BJOPM.1882.2024>.
- GILBERT, Nigel. Logistic regression. In: **Analyzing Tabular Data Loglinear and logistic model for social researchers**. 1st ed. ed. London: Routledge, 1993. p. 131–146.
- GOMES, Ricardo C.; DOMINGOS, Fernando D. Herbert Simon's Legacy for Public Administration. **Public Administration**, 2025. DOI: <https://doi.org/10.1111/padm.13051>.
- GOMILA, Robin. Logistic or linear? Estimating causal effects of experimental treatments

- on binary outcomes using regression analysis. **Journal of Experimental Psychology: General**, v. 150, n. 4, p. 700–709, 2021. DOI: 10.1037/xge0000920.
- GOWTHAMI, K.; PAVAN KUMAR, M. R. Study on Business Intelligence Tools for Enterprise Dashboard Development. **International Research Journal of Engineering and Technology**, v. 4, n. 4, p. 2987–2992, 2017.
- ĞÜRCAN, Ömer Faruk *et al.* Third Party Logistics (3PL) Provider Selection with AHP Application. **Procedia - Social and Behavioral Sciences**, v. 235, p. 226–234, 2016. DOI: 10.1016/j.sbspro.2016.11.018.
- HALLO, Leonie; NGUYEN, Tiep. Holistic view of intuition and analysis in leadership decision-making and problem-solving. **Administrative Sciences**, v. 12, n. 1, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/admsci12010004>.
- HANINE, Mohamed *et al.* Application of an integrated multi-criteria decision making AHP-TOPSIS methodology for ETL software selection. **SpringerPlus**, v. 5, n. 1, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1186/s40064-016-1888-z>.
- HOSMER, David W.; LEMESHOW, Stanley. **Applied Logistic Regression**. Second ed. New York: Wiley Seriu in Probability and Stlltisrics, 2000.
- HOSMER JR DAVID W; LEMESHOW, Stanley; STURDIVANT, Rodney X. **Applied logistic regression**. 3rd ed. ed. New Jersey: John Wiley & Sons, 2013.
- HOSSEINI, Seyedmohsen *et al.* Resilient supplier selection and optimal order allocation under disruption risks. **International Journal of Production Economics**, v. 213, p. 124–137, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.03.018>.
- HUGOS, Michael H. **Supply Chain Management Essentials 5th Ed.** 5th. ed. [S.I.]: WILEY, 2024.
- HWANG, Ching-Lai; YOON, Kwangsun. Multiple Attribute Decision Making. *In: Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1981. v. 186 p. 58–191.
- ISHAK, Aulia; WANLI. Analysis of Fuzzy AHP-TOPSIS Methods in Multi Criteria Decision Making: Literature Review. **IOP Conference Series: Materials Science and**

- Engineering**, v. 1003, n. 1, 2020. DOI: 10.1088/1757-899X/1003/1/012147.
- JACHIMOWICZ, Jon M. *et al.* When and why defaults influence decisions: A meta-analysis of default effects. **Behavioural Public Policy**, v. 3, n. 2, p. 159–186, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1017/bpp.2018.43>.
- JAHANI, Hamed; JAIN, Richa; IVANOV, Dmitry. Data science and big data analytics: a systematic review of methodologies used in the supply chain and logistics research. **Annals of Operations Research**, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10479-023-05390-7>.
- JAKLIČ, Jurij; GRUBLJEŠIČ, Tanja; POPOVIČ, Aleš. The role of compatibility in predicting business intelligence and analytics use intentions. **International Journal of Information Management**, v. 43, p. 305–318, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2018.08.017>.
- JGRAPH LTD. **Draw.io**., 2025. Disponível em: <<https://app.diagrams.net/>>. Acesso em: 11 jul. 2025
- KADOIĆ, Nikola. Characteristics of the analytic network process, a multi-criteria decision-making method. **Croatian Operational Research Review**, v. 9, n. 2, p. 235–244, 2018. DOI: 10.17535/corr.2018.0018.
- KAHNEMAN, Daniel. Maps of Bounded Rationality: Psychology for Behavioral Economics. **American Economic Review**, v. 93, n. 5, p. 1449–1475, 2003. DOI: 10.1257/000282803322655392.
- KAHNEMAN, Daniel. **Thinking, Fast and Slow**. [S.l.]: macmillan, 2011.
- KAHNEMAN, Daniel; KLEIN, Gary. Conditions for Intuitive Expertise: A Failure to Disagree. **American Psychologist**, v. 64, n. 6, p. 515–526, 2009. DOI: 10.1037/a0016755.
- KAHNEMAN, Daniel; TVERSKY, Amos. Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. **The Econometric Society**, v. 47, n. 2, p. 263–292, 1979. DOI: 10.2307/1914185.
- KANNAN, Devika *et al.* Sustainable circular supplier selection: A novel hybrid approach.

Science of the Total Environment, v. 722, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.137936>.

KANNAN, Vijay R.; TAN, Keah Choon. Supplier selection and assessment: Their impact on business performance. **Journal of Supply Chain Management**, v. 38, n. 3, p. 11–21, 2002. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1745-493X.2002.tb00139.x>.

KAR, Arpan Kumar; PANI, Ashis K. Exploring the importance of different supplier selection criteria. **Management Research Review**, v. 37, n. 1, p. 89–105, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1108/MRR-10-2012-0230>.

KARAYEL, Halil *et al.* Selection of the Best LNG Natural Gas Supplier with Multi-Criteria Decision-Making Techniques: Turkey Example in Current Conditions i. **JOURNAL OF EMERGING ECONOMIES AND POLICY**, v. 4, n. 1, p. 13–30, 2019.

KERTZER, Joshua D. *et al.* Hawkish Biases and Group Decision Making. **International Organization**, v. 76, n. 3, p. 513–548, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1017/S0020818322000017>.

KHALIFA, Azaddin Salem. Strategy and what it means to be strategic: redefining strategic, operational, and tactical decisions. **Journal of Strategy and Management**, v. 14, n. 4, p. 381–396, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1108/JSMA-12-2020-0357>.

KHAN, Zaeem *et al.* Integration of Analytical Hierarchy Process (AHP) and Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS) for Supplier Selection. **SJ Impact Factor: 6**, v. 6, 2018.

KIMBLE, Chris; MILOLIDAKIS, Giannis. Big Data and Business Intelligence: Debunking the Myths. **Global Business and Organizational Excellence**, v. 35, n. 1, p. 23–34, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1002/joe.21642>.

KIVUNJA, Charles. Distinguishing between theory, theoretical framework, and conceptual framework: A systematic review of lessons from the field. **International Journal of Higher Education**, v. 7, n. 6, p. 44–53, 2018. DOI: <https://doi.org/10.5430/ijhe.v7n6p44>.

KLEINBERG, Jon *et al.* Human decisions and machine predictions. **Quarterly Journal of Economics**, v. 133, n. 1, p. 237–293, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1093/qje/qjx032>.

- KNIGHT, Frank Hyneman. **Risk, uncertainty and profit.** [S.l.]: Houghton Mifflin, 1921. v. 31
- KRAUS, Sascha *et al.* Literature reviews as independent studies: guidelines for academic practice. **Review of Managerial Science**, v. 16, n. 8, p. 2577–2595, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11846-022-00588-8>.
- KRAUS, Sascha; BREIER, Matthias; DASÍ-RODRÍGUEZ, Sonia. The art of crafting a systematic literature review in entrepreneurship research. **International Entrepreneurship and Management Journal**, v. 16, n. 3, p. 1023–1042, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11365-020-00635-4>.
- KUMAR, Rajnish; PADHI, Sidhartha S.; SARKAR, Ashutosh. Supplier selection of an Indian heavy locomotive manufacturer: An integrated approach using Taguchi loss function, TOPSIS, and AHP. **IIMB Management Review**, v. 31, n. 1, p. 78–90, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.iimb.2018.08.008>.
- KURNIAWAN, Shelly; HAMALI, Sambudi; GUNAWAN, Sandra. Comparative Study Of AHP And AHP-Topsis In Analyzing Supplier Priority (A Case Study Of Diesel Fuel Supplier At PT. X). **Jurnal Manajemen Indonesia**, v. 20, n. 1, p. 62–75, 2020. DOI: <https://doi.org/10.25124/jmi.v20i1.2799>.
- LAMBERT, Douglas M.; ENZ, Matias G. Issues in Supply Chain Management: Progress and potential. **Industrial Marketing Management**, v. 62, p. 1–16, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2016.12.002>.
- LANZOLLA, Gianvito; MARKIDES, Constantinos. A Business Model View of Strategy. **Journal of Management Studies**, v. 58, n. 2, p. 540–553, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1111/joms.12580>.
- LEAL, José Eugenio. AHP-express: A simplified version of the analytical hierarchy process method. **MethodsX**, v. 7, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.mex.2019.11.021>.
- LI, Jing; FANG, Hong; SONG, Wenyan. Sustainable supplier selection based on SSCM practices: A rough cloud TOPSIS approach. **Journal of Cleaner Production**, v. 222, p. 606–621, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.03.070>.

- LIN, Gu Hong *et al.* Supplier selection criteria using analytical hierarchy process (AHP)-based approach: a study in refractory materials manufacturers. **Industrial Management and Data Systems**, v. 123, n. 6, p. 1814–1839, 2023. DOI: 10.1108/IMDS-06-2022-0370.
- LIU, Li; HE, Fan. Application of Entropy Weight TOPSIS Method in Comprehensive Performance Evaluation of Logistics Industry: Take YTO Express as an Example. **Academic Journal of Business & Management**, v. 5, n. 19, 2023. DOI: 10.25236/ajbm.2023.051902.
- LUNENBURG, Fred C. THE DECISION MAKING PROCESS. **NATIONAL FORUM OF EDUCATIONAL ADMINISTRATION AND SUPERVISION JOURNAL**, v. 27, n. 4, p. 1–11, 2010.
- LUTHRA, Sunil *et al.* An integrated framework for sustainable supplier selection and evaluation in supply chains. **Journal of Cleaner Production**, v. 140, p. 1686–1698, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.09.078>.
- MAAITAH, Tamara. The Role of Business Intelligence Tools in the Decision Making Process and Performance. **Journal of Intelligence Studies in Business**, v. 13, n. 1, p. 43–52, 2023.
- MADANCHIAN, Mitra; TAHERDOOST, Hamed. A comprehensive guide to the TOPSIS method for multi-criteria decision making. **Sustainable Social Development**, v. 1, n. 1, 2023. DOI: 10.54517/ssd.v1i1.2220.
- MANKIW, N. G. **Principles of economics**. 9th. ed. [S.I.]: Cengage Learning, 2021.
- MARZOUK, Mohamed; SABBAH, Marwa. AHP-TOPSIS social sustainability approach for selecting supplier in construction supply chain. **Cleaner Environmental Systems**, v. 2, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cesys.2021.100034>.
- MASMOUDI, Malek *et al.* Contractors allocation for public building maintenance: a sustainable approach aligned with SDGs using AHP-TOPSIS and bi-objective optimization. **International Transactions in Operational Research**, 2025. DOI: DOI:10.1111/itor.70022.
- MCFADDEN, Daniel. Conditional Logit Analysis of Qualitative Choice Behavior. *In:*

- Fontiers in Econometrics.** New York: Academic press, 1972. p. 105–142.
- MCFADDEN, Daniel. Econometric Models of probabilistic Choice. *In: Structural analysis of discrete data with econometric applications. [S.I.]*: MIT Press, 1981. v. 198272 p. 198–272.
- MENON, Rakesh R.; RAVI, V. Using AHP-TOPSIS methodologies in the selection of sustainable suppliers in an electronics supply chain. **Cleaner Materials**, v. 5, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.clema.2022.100130>.
- MENTZER, John T. et al. DEFINING SUPPLY CHAIN MANAGEMENT. **Journal of Business Logistics**, v. 22, n. 2, p. 1–25, 2001. DOI: <https://doi.org/10.1002/j.2158-1592.2001.tb00001.x>.
- MICROSOFT. **Windows 10.** MICROSOFT, , 2024a. Disponível em: <<https://support.microsoft.com/>>. Acesso em: 11 jul. 2025
- MICROSOFT. **SQL Server Management Studio.** MICROSOFT, , 2024b. Disponível em: <<https://learn.microsoft.com/sql/ssms/download-sql-server-management-studio-ssms>>. Acesso em: 11 jul. 2025
- MILLAR, Carla C. J. M.; GROTH, Olaf; MAHON, John F. Management innovation in a VUCA world: Challenges and recommendations. **California Management Review**, v. 61, n. 1, p. 5–14, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1177/0008125618805111>.
- MISHRA, Saurabh; AYYUB, Bilal M. Shannon Entropy for Quantifying Uncertainty and Risk in Economic Disparity. **Risk Analysis**, v. 39, n. 10, p. 2160–2181, 2019. DOI: 10.1111/risa.13313.
- MODARRESS-FATHI, Batoul; ANSARI, Al; ANSARI, Alexander. Examining Sustainability Alignment of Supplier Selection Criteria during Industrial Revolutions. **Sustainability (Switzerland)**, v. 15, n. 22, 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/su152215930>.
- MOHAMMED, Ahmed et al. Gresilient supplier assessment and order allocation planning. **Annals of Operations Research**, v. 296, n. 1–2, p. 335–362, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10479-020-03611-x>.
- MONCZKA, Robert M. ... **Purchasing and supply chain management.** 4th. ed. [S.I.]:

- South-Western, 2009.
- MORSSI, Maha; WONG, T. C.; EL-BARKY, Sahar. Development of sustainable and circular criteria in supplier selection. **International Journal of Procurement Management**, v. 18, n. 4, p. 505–526, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1504/IJPM.2023.134631>.
- MUELLER-SAEGEBRECHT, Sarah. Business model innovation decisions: the role of group biases and risk willingness. **Management Decision**, v. 62, n. 13, p. 116–155, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1108/MD-05-2023-0726>.
- MUERZA, Victoria; URCIUOLI, Luca; ZAPATA HABAS, Sebastián. Enabling the circular economy of bio-supply chains employing integrated biomass logistics centers - A multi-stage approach integrating supply and production activities. **Journal of Cleaner Production**, v. 384, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.135628>.
- NALLAKARUPPAN, Musiri Kailasanathan *et al.* Secured MCDM Model for Crowdsource Business Intelligence. **Applied Sciences (Switzerland)**, v. 13, n. 3, 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/app13031511>.
- NAU, Robert. Advances: Extensions of SEU 14 Extensions of the Subjective Expected Utility Model. *In:* WARD EDWARDS; RALPH F. MILES JR.; DETLOF VON WINTERFELDT (Orgs.). **Advances in Decision Analysis: From Foundations to Applications**. [S.I.: S.n.]. p. 253–278.
- NAVARRO, Nicolas *et al.* A Supplier Selection Model for the Wood Fiber Supply Industry. **BioResources**, v. 15, n. 1, p. 1959–1977, 2020. DOI: 10.15376/biores.15.1.1959-1977.
- NEJMA, Maryam *et al.* Advanced supplier selection: A hybrid multi-agent negotiation protocol supporting supply chain dyadic collaboration. **Decision Science Letters**, v. 8, n. 2, p. 175–192, 2019. DOI: <https://doi.org/10.5267/j.dsl.2018.7.001>.
- NEUMÜLLER, Claudia; LASCH, Rainer; KELLNER, Florian. Integrating sustainability into strategic supplier portfolio selection. **Management Decision**, v. 54, n. 1, p. 194–221, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1108/MD-05-2015-0191>.
- NEW, M. *et al.* Decision-Making Options for Managing Risk. *In:* **Climate Change 2022 –**

- Impacts, Adaptation and Vulnerability.** [S.I.]: Cambridge University Press, 2023. p. 2539–2654.
- NURPRIHATIN, Filscha *et al.* Analytical Hierarchy Process and TOPSIS Approach to Perform Supplier Selection in Construction Industry. **Management Systems**, v. 15, n. 2, p. 130–138, 2022. DOI: <http://dx.doi.org/10.30813/jems.v15i2.4124>.
- OKOLI, Justin; WATT, John. Crisis decision-making: the overlap between intuitive and analytical strategies. **Management Decision**, v. 56, n. 5, p. 1122–1134, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1108/MD-04-2017-0333>.
- OPRICOVIC, Serafim; TZENG, Gwo Hshiung. Extended VIKOR method in comparison with outranking methods. **European Journal of Operational Research**, v. 178, n. 2, p. 514–529, 2007. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.01.020>.
- PANDEY, Vinay; KOMAL; DINCER, Hasan. A review on TOPSIS method and its extensions for different applications with recent development. **Soft Computing**, v. 27, n. 23, p. 18011–18039, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00500-023-09011-0>.
- PAPATHANASIOU, Jason; PLOSKAS, Nikolaos. Multiple Criteria Decision Aid Methods, Examples and Python Implementations. In: [S.I.]: Cham: Springer International Publishing, 2018. v. 136 p. 1–30.
- PAPULHOVA, Zuzana; GAZOVA, Andrea. Role of Strategic Analysis in Strategic Decision-Making. **Procedia Economics and Finance**, v. 39, p. 571–579, 2016. DOI: [https://doi.org/10.1016/S2212-5671\(16\)30301-X](https://doi.org/10.1016/S2212-5671(16)30301-X).
- PELISSARI, Renata *et al.* Techniques to model uncertain input data of multi-criteria decision-making problems: a literature review. **International Transactions in Operational Research**, v. 28, n. 2, p. 523–559, 2021. DOI: [10.1111/itor.12598](https://doi.org/10.1111/itor.12598).
- PETERSON, Joshua C. *et al.* Using large-scale experiments and machine learning to discover theories of human decision-making. **Science**, n. 6547, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1126/science.abe2629>.
- PHILLIPS-WREN, Gloria; ADYA, Monica. Decision making under stress: the role of information overload, time pressure, complexity, and uncertainty. **Journal of Decision Systems**, v. 29, n. sup1, p. 213–225, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1080/08902324.2020.1719300>.

<https://doi.org/10.1080/12460125.2020.1768680>.

PISANO, Gary P. A Normative Theory of Dynamic Capabilities: Connecting Strategy, Know-How, and Competition. **Harvard Business School Technology & Operations Mgt**, 2015. DOI: <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2667018>.

PORTER, Michael E. The Five Competitive Forces That Shape Strategy. **Harvard business review**, v. 86, n. 1, p. 23–41, 2008.

POTTER, Antony; WILHELM, Miriam. Exploring supplier–supplier innovations within the Toyota supply network: A supply network perspective. **Journal of Operations Management**, v. 66, n. 7–8, p. 797–819, 2020. DOI: 10.1002/joom.1124.

PRAMANIK, Dipika; MONDAL, Samar Chandra; HALDAR, Anupam. Resilient supplier selection to mitigate uncertainty: soft-computing approach. **Journal of Modelling in Management**, v. 15, n. 4, p. 1339–1361, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1108/JM2-01-2019-0027>.

PUSPITASARI, Nia Budi; FEBRIANI, Vera. Integration of the AHP-TOPSIS Approach in Material Supplier Selection. In: EDP Sciences, 2024. Disponível em: <<https://doi.org/10.1051/e3sconf/202451706005>>. Acesso em: 13 maio. 2025

R CORE TEAM. **R: A language and environment for statistical computing**. Vienna, AustriaR Foundation for Statistical Computing, , 2020. Disponível em: <<https://www.R-project.org/>>. Acesso em: 25 maio. 2025

RAINEY, Carlisle; MCCASKEY, Kelly. Estimating logit models with small samples. **Political Science Research and Methods**, v. 9, n. 3, p. 549–564, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1017/psrm.2021.9>.

RAUT, Rakesh *et al.* Sustainable evaluation and selection of potential third-party logistics (3PL) providers: An integrated MCDM approach. **Benchmarking**, v. 25, n. 1, p. 76–97, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1108/BIJ-05-2016-0065>.

RAUT, Rakesh D. *et al.* Supplier selection and performance evaluation for formulating supplier selection strategy by MCDM-based approach. **Benchmarking: An International Journal, Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 20, n. 4, p. 500–520, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1504/IJBEX.2020.106434>.

- REIJULA, Samuli; HERTWIG, Ralph. Self-nudging and the citizen choice architect. **Behavioural Public Policy**, v. 6, n. 1, p. 119–149, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1017/bpp.2020.5>.
- RIZZO, Mario J.; WHITMAN, Glen. Rationality as a Process. **Review of Behavioral Economics**, v. 5, n. 3–4, p. 201–219, 2018. DOI: 10.1561/105.00000098.
- ROBBINS, Stephen P.; COULTER, Mary. **Management**. 13th. ed. [S.l.]: Pearson, 2017. v. 13
- ROSIN, Frédéric *et al.* Enhancing the Decision-Making Process through Industry 4.0 Technologies. **Sustainability (Switzerland)**, v. 14, n. 1, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/su14010461>.
- ROUYENDEGH, Babak Daneshvar; YILDIZBASI, Abdullah; ÜSTÜNYER, Pelin. Intuitionistic Fuzzy TOPSIS method for green supplier selection problem. **Soft Computing**, v. 24, n. 3, p. 2215–2228, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00500-019-04054-8>.
- ROY, B. **Multicriteria Methodology for Decision Aiding**. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2013. v. 12
- RSTUDIO: INTEGRATED DEVELOPMENT ENVIRONMENT FOR R. **RSTUDIO TEAM**. Boston, MARStudio: Integrated Development Environment for R, , 2024. Disponível em: <<https://posit.co/>>. Acesso em: 11 jul. 2025
- SAATY, T. L. Decision making with the Analytic Hierarchy Process. **Scientia Iranica**, v. 9, n. 3, p. 215–229, 2008. DOI: <https://doi.org/10.1504/IJSSCI.2008.017590>.
- SAATY, Thomas L. The analytic hierarchy process (AHP). **The Journal of the Operational Research Society**, v. 41, n. 11, p. 1073–1076, 1980.
- SAATY, Thomas L. How to make a decision: The Analytic Hierarchy Process. **European Journal of Operational Research**, v. 48, p. 9–26, 1990. DOI: [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(90\)90057-I](https://doi.org/10.1016/0377-2217(90)90057-I).
- SAATY, Thomas L.; HALL, Mervis. FUNDAMENTALS OF THE ANALYTIC NETWORK PROCESS. p. 1–14, 1999.

SABHIRA, Chintya Salwa *et al.* Decision-Making for The Selection of Vegetable Suppliers for Foods Distributors uses AHP and TOPSIS. **OPSI**, v. 17, n. 1, p. 27, 2024. DOI: <https://doi.org/10.31315/opsi.v17i1.9872>.

SAHOO, Sushil Kumar; SHUBHRA GOSWAMI, Shankha; HALDER, Rohit. Decision Making Advances Supplier Selection in the Age of Industry 4.0: A Review on MCDM Applications and Trends. **Decision Making Advances**, v. 2, n. 1, p. 32–47, 2024. DOI: <https://doi.org/10.31181/dma21202420>.

SALOMON, Valerio Antonio Pamplona; GOMES, Luiz Flavio Autran Monteiro. Consistency Improvement in the Analytic Hierarchy Process. **Mathematics**, v. 12, n. 6, 2024. DOI: <https://doi.org/10.3390/math12060828>.

SAPUTRO, Thomy Eko; FIGUEIRA, Gonçalo; ALMADA-LOBO, Bernardo. A comprehensive framework and literature review of supplier selection under different purchasing strategies. **Computers and Industrial Engineering**, v. 167, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108010>.

SAPUTRO, Thomy Eko; FIGUEIRA, Gonçalo; ALMADA-LOBO, Bernardo. Hybrid MCDM and simulation-optimization for strategic supplier selection. **Expert Systems with Applications**, v. 219, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.119624>.

SAPUTRO, Thomy Eko; KHUSNA, Zida Heilmalia Aqiel Melita; DEWI, Shanty Kusuma. Sustainable Supplier Selection and Order allocation using Integrating AHP-TOPSIS and Goal Programming. **Jurnal Teknik Industri**, v. 24, n. 2, p. 141–156, 2023. DOI: <https://doi.org/10.22219/JTIUMM.Vol24.No2.141-156>.

SAVAGE, Leonard J. **The foundations of statistics**. [S.I.]: Courier Corporation, 1972.

SCHILIRÒ, Daniele. Economic Decisions and Simon's Notion of Bounded Rationality. **International Business Research**, v. 11, n. 7, p. 64, 2018. DOI: <https://doi.org/10.5539/ibr.v11n7p64>.

SCHNECKENBERG, Dirk *et al.* Business model innovation and decision making: uncovering mechanisms for coping with uncertainty. **R and D Management**, v. 47, n. 3, p. 404–419, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1111/radm.12205>.

SCHOEMAKER, Paul J. H.; HEATON, Sohvi; TEECE, David. Innovation, dynamic

- capabilities, and leadership. **California Management Review**, v. 61, n. 1, p. 15–42, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1177/0008125618790246>.
- SCHRAMM, Vanessa Batista; CABRAL, Luciana Priscila Barros; SCHRAMM, Fernando. Approaches for supporting sustainable supplier selection - A literature review. **Journal of Cleaner Production**, v. 273, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.123089>.
- SEENIVASAN MPHASIS, Dhamotharan; SEENIVASAN, Dhamotharan. ETL vs ELT: Choosing the right approach for your data warehouse. **International Journal for Research Trends and Innovation**, v. 7, n. 2, p. 2456–3315, 2022. DOI: 10.6084/m9.doi.one.IJRTI2202018.
- SHANNON, C. E. A Mathematical Theory of Communication. **The Bell System Technical Journal**, v. 27, n. 3, p. 379–423, 1948. DOI: <https://doi.org/10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x>.
- SHARMA, Manu; JOSHI, Sudhanshu. Brand sustainability among young consumers: an AHP-TOPSIS approach. **Young Consumers**, v. 20, n. 4, p. 314–337, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1108/YC-12-2018-0914>.
- SIMON, Herbert A. Rationality as Process and as Product of Thought. **The American Economic Review**, v. 68, n. 2, p. 1–16, 1978.
- SIMON, Herbert A. Rational Decision Making in Business Organizations. **The American Economic Review**, v. 69, n. 4, p. 493–513, 1979.
- SINGH, Rohit Kumar; KANSARA, Surendra; VISHWAKARMA, Niraj Kumar. Vendor rating system for an Indian start-up: a combined AHP & TOPSIS approach. **Measuring Business Excellence**, v. 22, n. 3, p. 220–241, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1108/MBE-07-2017-0038>.
- SINNAIAH, Tamilarasu; ADAM, Sabrinah; MAHADI, Batiah. A strategic management process: the role of decision-making style and organisational performance. **Journal of Work-Applied Management**, v. 15, n. 1, p. 37–50, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1108/JWAM-10-2022-0074>.
- SIREGAR, I. Supplier Selection by Using Analytical Hierarchy Process (AHP) and

Techniques for Order Preference Methods with Similarities to Ideal Solutions (TOPSIS). **Journal of Physics: Conference Series**, v. 1339, n. 1, 2019. DOI: 10.1088/1742-6596/1339/1/012023.

SOARES, Sandro Vieira; PICOLLI, Icaro Roberto Azevedo; CASAGRANDE, Jacir Leonir. Pesquisa Bibliográfica, Pesquisa Bibliométrica, Artigo de Revisão e Ensaio Teórico em Administração e Contabilidade. **Administração: Ensino e Pesquisa**, v. 19, n. 2, p. 308–339, 2018. DOI: <https://doi.org/10.13058/raep.2018.v19n2.970>.

STEELE, Katie; STEFÁNSSON, H. Orri. Decision Theory. In: ZALTA, Edward N.; NODELMAN, Uri (Orgs.). **The Stanford Encyclopedia of Philosophy**. Winter 2020 ed. [S.I.]: Metaphysics Research Lab, Stanford University, 2020.

STEIN, Janice Gross; SHEFFER, Lior. Prospect Theory and Political Decision - Making. In: MINTZ, Alex; TERRIS, Lesley G. (Orgs.). **The Oxford Handbook of Behavioral Political Science**. [S.I.]: Oxford University Press, 2024. p. 175–192.

STONE, Merlin et al. Artificial intelligence (AI) in strategic marketing decision-making: a research agenda. **Bottom Line**, v. 33, n. 2, p. 183–200, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1108/BL-03-2020-0022>.

TAHERDOOST, Hamed; BRARD, Aurélie. Analyzing the Process of Supplier Selection Criteria and Methods. In: Elsevier B.V., 2019. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.promfg.2019.02.317>>. Acesso em: 13 maio. 2025

TAHERDOOST, Hamed; MADANCHIAN, Mitra. Cloud Computing and Data Science Decision Making: Models, Processes, Techniques. **Cloud Computing and Data Science**, v. 5, 2023. DOI: <https://doi.org/10.37256/ccds.5120243284>.

TASKAN, Burcu; JUNÇA-SILVA, Ana; CAETANO, António. Clarifying the conceptual map of VUCA: a systematic review. **International Journal of Organizational Analysis**, v. 30, n. 7, p. 196–217, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1108/IJOA-02-2022-3136>.

TEECE, David J. Business models and dynamic capabilities. **Long Range Planning**, v. 51, n. 1, p. 40–49, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2017.06.007>.

TIGHNAVARD BALASBANEH, Ali; ALDROVANDI, Silvio; SHER, Willy. A Systematic Review of Implementing Multi-Criteria Decision-Making (MCDM) Approaches for the

- Circular Economy and Cost Assessment. **Sustainability (Switzerland)**, v. 17, n. 11, 2025. DOI: <https://doi.org/10.3390/su17115007>.
- TINDALE, R. Scott; WINGET, Jeremy R. Group Decision-Making. **Oxford Research Encyclopedia of Psychology**, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1093/acrefore/9780190236557.013.262>.
- TOWNSEND, David M. *et al.* Uncertainty, knowledge problems, and entrepreneurial action. **Academy of Management Annals**, v. 12, n. 2, p. 659–687, 2018. DOI: <https://doi.org/10.5465/annals.2016.0109>.
- TRONNEBATI, Imane; EL YADARI, Manal; JAWAB, Fouad. A Review of Green Supplier Evaluation and Selection Issues Using MCDM, MP and AI Models. **Sustainability (Switzerland)**, v. 14, n. 24, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/su142416714>.
- TUSNIAL, Anirudh *et al.* Supplier selection using hybrid multicriteria decision-making methods. **International Journal of Productivity and Performance Management**, v. 70, n. 6, p. 1393–1418, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1108/IJPPM-04-2019-0180>.
- TVERSKY, Amos *et al.* This work has appeared. **In The Journal of Business**, v. 59, n. 4, p. 251–278, 1989. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-642-74919-3_4.
- VIEIDER, Ferdinand M.; VIS, Barbara. Prospect Theory and Political Decision Making. **Oxford Research Encyclopedia of Politics**, 2019.
- VON NEUMANN, John; MORGENSTERN, Oskar. **Theory of games and economic behavior, 2nd rev. ed.** Princeton, NJ, US: Princeton University Press, 1947.
- WALHA, Afef; GHOZZI, Faiza; GARGOURI, Faiez. Data integration from traditional to big data: main features and comparisons of ETL approaches. **Journal of Supercomputing**, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11227-024-06413-1>.
- WANG, Chia Nan *et al.* A Multi-Criteria Decision-Making (MCDM) Approach Using Hybrid SCOR Metrics, AHP, and TOPSIS for supplier evaluation and selection in the gas and oil industry. **Processes**, v. 6, n. 12, 2018. DOI: [10.3390/pr6120252](https://doi.org/10.3390/pr6120252).
- WANG, Zhu Jun *et al.* Enhancing the sustainability and robustness of critical material supply in electrical vehicle market: an AI-powered supplier selection approach.

Annals of Operations Research, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10479-023-05698-4>.

WARCONO ADI, Tri; NURMA HEITASARI, Dwi. Selecting Supplier with Analytical Hierarchy Process (AHP) and Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS): A Case Study at PT. Perta Daya Gas Semarang. **The Eastasouth Management and Business**, v. 01, n. 02, p. 63–71, 2023. DOI: <https://doi.org/10.58812/esmb.v1i02.44>.

WIĘCKOWSKI, Jakub; SAŁABUN, Wojciech. Sensitivity analysis approaches in multi-criteria decision analysis: A systematic review. **Applied Soft Computing**, v. 148, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2023.110915>.

WIĘCKOWSKI, Jakub; SAŁABUN, Wojciech. A new sensitivity analysis method for decision-making with multiple parameters modification. **Information Sciences**, v. 678, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2024.120902>.

WILSON, Elizabeth J. The Relative Importance of Supplier Selection Criteria: A Review and Update. **International Journal of Purchasing and Materials Management**, v. 30, n. 2, p. 34–41, 1994. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1745-493X.1994.tb00195.x>.

WU, Dianfa *et al.* Comprehensive evaluation of coal-fired power units using grey relational analysis and a hybrid entropy-based weighting method. **Entropy**, v. 20, n. 4, 2018. DOI: 10.3390/e20040215.

WU, Fang *et al.* The impact of information technology on supply chain capabilities and firm performance: A resource-based view. **Industrial Marketing Management**, v. 35, n. 4, p. 493–504, 2006. DOI: 10.1016/j.indmarman.2005.05.003.

YADAV, Vinod; SHARMA, Milind Kumar. Multi-criteria supplier selection model using the analytic hierarchy process approach. **Journal of Modelling in Management**, v. 11, n. 1, p. 326–354, 2016. DOI: 10.1108/JM2-06-2014-0052.

YANG, Ying *et al.* Improving vegetable supply chain collaboration: a case study in Vietnam. **Supply Chain Management**, v. 27, n. 1, p. 54–65, 2022. DOI: 10.1108/SCM-05-2020-0194.

YOON, Jiho *et al.* Models for supplier selection and risk mitigation: a holistic approach.

International Journal of Production Research, v. 56, n. 10, p. 3636–3661, 2018.
DOI: <https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1403056>.

ZAVADSKAS, Edmundas Kazimieras; ANTUCHEVICIENE, Jurgita; CHATTERJEE, Prasenjit. Multiple-criteria decision-making (MCDM) techniques for business processes information management. **Information (Switzerland)**, v. 10, n. 1, 2018. DOI: 10.3390/info10010004.

ZHANG, Cheng; XIA, Pei; ZHANG, Xiaoxing. Multi-attribute decision-making method of pumped storage capacity planning considering wind power uncertainty. **Journal of Cleaner Production**, v. 449, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2024.141655>.

ZHANG, Xumei; LI, Zhizhao; WANG, Yan. A review of the criteria and methods of reverse logistics supplier selection. **Processes**, v. 8, n. 6, p. 705, 2020. DOI: 10.3390/PR8060705.

ZHOU, Fang; CHEN, Ting Yu. A hybrid group decision-making approach involving Pythagorean fuzzy uncertainty for green supplier selection. **International Journal of Production Economics**, v. 261, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2023.108875>.

ZIMMER, Konrad; FRÖHLING, Magnus; SCHULTMANN, Frank. Sustainable supplier management - A review of models supporting sustainable supplier selection, monitoring and development. **International Journal of Production Research**, v. 54, n. 5, p. 1412–1442, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1080/00207543.2015.1079340>.

ZYOOD, Shaher H.; FUCHS-HANUSCH, Daniela. A bibliometric-based survey on AHP and TOPSIS techniques. **Expert Systems with Applications**, v. 78, p. 158–181, 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2017.02.016>.

APÊNDICE A – MODELO MATEMÁTICO METODOLOGIA PROCESSO DE HIERARQUIA ANALÍTICA (AHP)

Dando continuidade ao exemplo da seção (Método Multicritério Processo Analítico Hierárquico – AHP) e conforme Lin *et al.* (2023), constrói-se uma matriz A de dimensão 4x4 para a comparação dos critérios do Nível 2.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 5 & 7 \\ 1 & 1 & 3 & 5 \\ \frac{1}{3} & 1 & 1 & 3 \\ \frac{1}{5} & \frac{1}{3} & 1 & 3 \\ \frac{1}{7} & \frac{1}{5} & \frac{1}{3} & 1 \end{bmatrix}$$

As somas das colunas são:

$$S_1 = 1,676, S_2 = 4,533, S_3 = 9,333, S_4 = 16$$

Matriz padrão de critérios

$$A = \begin{bmatrix} 0,596 & 0,661 & 0,535 & 0,437 \\ 0,198 & 0,220 & 0,321 & 0,312 \\ 0,119 & 0,073 & 0,107 & 0,187 \\ 0,085 & 0,044 & 0,035 & 0,062 \end{bmatrix}$$

Para cada um dos critérios, é construída uma matriz de comparação das cinco alternativas. Por exemplo, para o critério C1, é gerada uma matriz B de dimensão 5x5

$$B = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 5 & 7 & 9 \\ 1 & 1 & 3 & 5 & 7 \\ \frac{1}{3} & 1 & 1 & 3 & 5 \\ \frac{1}{5} & \frac{1}{3} & 1 & 1 & 3 \\ \frac{1}{7} & \frac{1}{5} & \frac{1}{3} & \frac{1}{1} & 1 \\ \frac{1}{9} & \frac{1}{7} & \frac{1}{5} & \frac{1}{3} & 1 \end{bmatrix}$$

A seguir, inicia-se o processo de normalização, para cada coluna é calculada a soma de seus elementos

$$S_1 = 1 + \frac{1}{3} + \frac{1}{5} + \frac{1}{7} + \frac{1}{9} \approx 1 + 0,333 + 0,200 + 0,143 + 0,111 = 1,787$$

$$S_2 = 3 + 1 + \frac{1}{3} + \frac{1}{5} + \frac{1}{7} \approx 3 + 1 + 0,333 + 0,200 + 0,143 = 4,676$$

$$S_3 = 5 + 3 + 1 + \frac{1}{3} + \frac{1}{5} \approx 5 + 3 + 1 + 0,333 + 0,200 = 9,533$$

$$S_4 = 7 + 5 + 3 + 1 + \frac{1}{3} \approx 7 + 5 + 3 + 1 + 0,333 = 16,333$$

$$S_4 = 9 + 7 + 5 + 3 + 1 = 25$$

$$B = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 5 & 7 & 9 \\ \hline 1,787 & 4,676 & 9,533 & 16,333 & 25 \\ 0,333 & 1 & 3 & 5 & 7 \\ \hline 1,787 & 4,676 & 9,533 & 16,333 & 25 \\ 0,200 & 0,333 & 1 & 3 & 5 \\ \hline 1,787 & 4,676 & 9,533 & 16,333 & 25 \\ 0,143 & 0,200 & 0,333 & 1 & 3 \\ \hline 1,787 & 4,676 & 9,533 & 16,333 & 25 \\ 0,111 & 0,143 & 0,200 & 0,333 & 1 \\ \hline 1,787 & 4,676 & 9,533 & 16,333 & 25 \end{bmatrix}$$

Matriz padrão de alternativas em relação ao critério C1

$$B = \begin{bmatrix} 0,559 & 0,641 & 0,524 & 0,428 & 0,36 \\ 0,186 & 0,213 & 0,314 & 0,306 & 0,28 \\ 0,111 & 0,071 & 0,104 & 0,183 & 0,2 \\ 0,080 & 0,042 & 0,034 & 0,061 & 0,12 \\ 0,062 & 0,030 & 0,020 & 0,020 & 0,04 \end{bmatrix}$$

- *Etapa 5 – Cálculo de de autovalores e autovetores: das matrizes pareadas normalizadas obtêm-se os vetores prioritários (pesos relativos); cada componente é a média dos elementos da linha.*

$$w_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n n_{ij}$$

Onde:

$$n_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_{i=1}^n a_{ij}}$$

é o elemento normalizado da linha i e a coluna j da matriz e n é o

número total de critérios ou alternativas. No caso da matriz normalizada dos critérios A

$$\text{Peso de } C1 = (0,596 + 0,661 + 0,535 + 0,437)/4 = 0,557$$

$$\text{Peso de } C2 = (0,198 + 0,220 + 0,321 + 0,312)/4 = 0,262$$

$$\text{Peso de } C3 = (0,119 + 0,073 + 0,107 + 0,187)/4 = 0,121$$

$$\text{Peso de } C4 = (0,085 + 0,044 + 0,035 + 0,062)/4 = 0,056$$

A seguir, a matriz de comparação de critérios e o vetor de cálculo de prioridades ou W

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 5 & 7 \\ 1 & 1 & 3 & 5 \\ 3 & 1 & 1 & 3 \\ 1 & 5 & 3 & 1 \\ 5 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \\ 7 & 5 & 3 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0,557 \\ 0,262 \\ 0,121 \\ 0,056 \end{bmatrix}$$

Para verificar se foram atribuídos pesos corretos, os dados são validados para o efeito são calculados λ_{\max} , onde $N = S_1; S_2; S_3; S_4$, a seguir.

$$\lambda_{\max} = \sum(N \times W_i)$$

$$\begin{aligned} \lambda_{\max} &= (1,676 \times 0,557) + (4,533 \times 0,262) + (9,333 \times 0,121) + (16 \times 0,056) \\ &\approx 0,933 + 1,187 + 1,129 + 0,896 = 4,145 \end{aligned}$$

Por fim, realiza-se o teste de consistência para verificar a coerência dos pesos e alternativas; em seguida calcula-se o Índice de Consistência (IC).

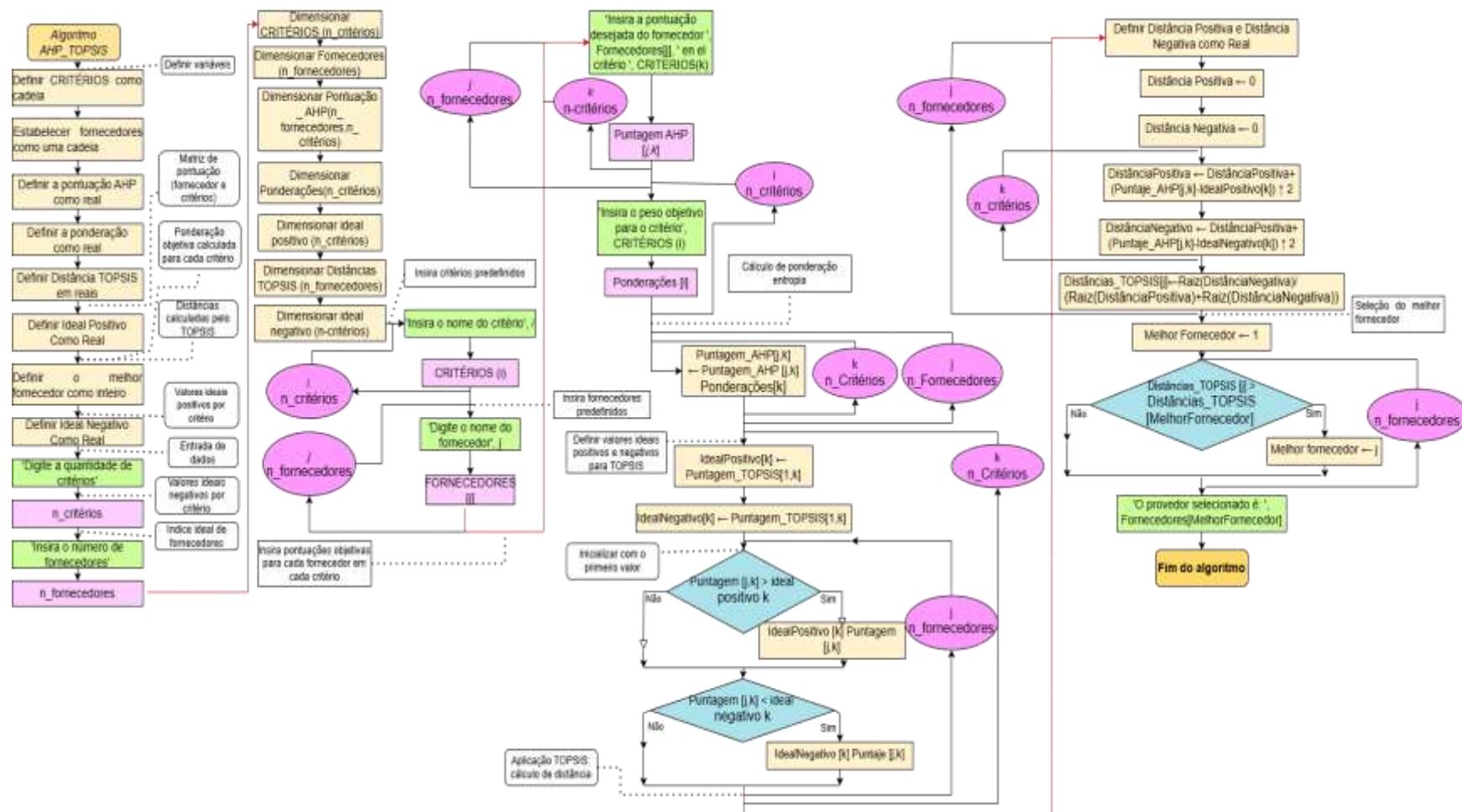
$$IC = (\lambda_{\max} - n)/(n - 1)$$

$$IC = (4,145 - 4)/(4 - 1) \approx \frac{0,145}{3} = 0,0483$$

APÊNDICE B – FICHA DE EXTRAÇÃO DE DADOS

Informação bibliográfica			
Autores:	Título:	Fonte:	Ano:
Objetivo:			
Metodologia utilizada:			
Ferramentas TI de apoio no processo:			
Escopo de aplicação			
Industria:	País:		
Área académica:	Citações:		
Critérios de seleção de fornecedores:			
Principais resultados:			
Principais conclusões:			

APÊNDICE C – IMAGEM DE FLUXOGRAMA DO PSEUDOCÓDIGO DA METODOLOGIA AHP-Entropia-TOPSIS, MODELAGEM DO ALGORITMO



APÊNDICE D – HETEROGENEIDADE SETORIAL

ID	Âmbito de aplicação	Referências
1	Fabricação de telefones - baterias de íons de lítio	(Tusnial <i>et al.</i> , 2020)
2	Empresa de transportes	(Ahmad; Mondal, 2019)
3	Alimentos processados	(Bianchini, 2018)
4	Setor agroindustrial	(Muerza; Urciuoli; Zapata Habas, 2023)
5	Setor de transporte e logística	(Achatbi <i>et al.</i> , 2020)
6	Setor público, gestão eleitoral	(Botchway <i>et al.</i> , 2021)
7	Fibra de madeira	(Navarro <i>et al.</i> , 2020)
8	Automotiva - Fabricante de Autopeças	(Abdel-Basset <i>et al.</i> , 2021)
9	Da Defesa	(Evcioğlu; Kabak, 2023)
10	Locomotivas pesadas	(Kumar; Padhi; Sarkar, 2019)
11	Electronica	(Menon; Ravi, 2022)
12	Construção	(Marzouk; Sabbah, 2021)
13	Mineração	(Azimifard; Moosavirad; Ariafar, 2018)
14	Materiais de construção	(Chen, 2020)
15	Embalagens plásticas	(Saputro; Khusna; Dewi, 2023)
16	Indústria petrolífera	(Wang <i>et al.</i> , 2018)
17	Agroalimentar	(Cherier; Meliani, 2019)
18	Indústria petrolífera	(Kurniawan; Hamali; Gunawan, 2020)
19	Construção	(Nurprihatin <i>et al.</i> , 2022)
20	Impressão tridimensional industrial (3DP)	(Singh; Kansara; Vishwakarma, 2018)
21	Manufatureira	(Raut <i>et al.</i> , 2020)
22	Manufatureira	(Gardas; Raut; Shrivastav, 2019)
23	Manufatura	(Mohammed <i>et al.</i> , 2021)
24	Midstream (Armazenamento de gás)	(Warcono Adi; Nurma Heitasari, 2023)
25	Indústria Siderúrgica	(Fang; Zhou; Xiong, 2024)
26	GNL Gás Natural Liquefeito	(Karayel <i>et al.</i> , 2019)
27	Equipamentos de apoio na industria automotiva	(Azwir; Hasan; Oemar, 2020)
28	Logística internacional e serviço de correio	(Fai Liew <i>et al.</i> , 2025)
29	Manutenção de construções de edifícios governamentais	(Masmoudi <i>et al.</i> , 2025)
30	Industria: Hospitalar	(AZIZ; ÇALIK, 2022)