

INFLUÊNCIA DO BUSINESS ANALYTICS E INTELIGÊNCIA COMPETITIVA NA ANÁLISE PREDITIVA DE MERCADO: PROPOSTA DE UM MÉTODO INTEGRATIVO APLICADO AO SETOR SIDERÚRGICO

*INFLUENCE OF BUSINESS ANALYTICS AND COMPETITIVE INTELLIGENCE ON
PREDICTIVE MARKET ANALYSIS: PROPOSAL OF AN INTEGRATIVE METHOD
APPLIED TO THE STEEL INDUSTRY*

LEONARDO FERREIRA DE MELO

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE MINAS GERAIS (PUC MINAS)

RODRIGO BARONI DE CARVALHO

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE MINAS GERAIS (PUC MINAS)

Comunicação:

O XIII SINGEP foi realizado em conjunto com a 13th Conferência Internacional do CIK (CYRUS Institute of Knowledge), em formato híbrido, com sede presencial na UNINOVE - Universidade Nove de Julho, no Brasil.

Agradecimento à órgão de fomento:

Os autores agradecem ao CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior) e a PUC MINAS (Pontifícia Universidade Católica).

INFLUÊNCIA DO BUSINESS ANALYTICS E INTELIGÊNCIA COMPETITIVA NA ANÁLISE PREDITIVA DE MERCADO: PROPOSTA DE UM MÉTODO INTEGRATIVO APLICADO AO SETOR SIDERÚRGICO

Objetivo do estudo

Propor e validar um framework e um método integrativo de aplicação conjunta de Business Analytics (BA) e Inteligência Competitiva (IC) no contexto da análise preditiva de mercado, em um grupo multinacional do setor siderúrgico.

Relevância/originalidade

Nota-se uma escassez de pesquisas que abordam as técnicas de Business Analytics e Inteligência Competitiva aplicadas em conjunto. Nesse sentido, este trabalho contribui para a literatura atual e para os profissionais do setor ao apresentar um framework e um método prático estruturado.

Metodologia/abordagem

Este trabalho é um estudo qualitativo no qual se apresenta um framework e um método prático, ambos baseados na literatura atual. A validação ocorre por meio de entrevistas semiestruturadas, analisadas com o auxílio da técnica de Análise de Conteúdo de Bardin (2016).

Principais resultados

Proposição de um framework e um método para a aplicação conjunta de Business Analytics (BA) e Inteligência Competitiva (IC), ambos fundamentados na literatura e validados por meio de entrevistas. Ambos facilitam a aplicação de técnicas de análise preditiva e são generalizáveis.

Contribuições teóricas/metodológicas

Fortalecimento da literatura atual por meio da proposição de um framework integrativo de Business Analytics e Inteligência Competitiva. O método desenvolvido é orientado a gestores e estruturado em etapas para auxiliar na implementação, facilitando sua aplicação em ambientes com baixa maturidade em dados.

Contribuições sociais/para a gestão

Este estudo visa fortalecer os laços entre os profissionais da área e a teoria atual, promovendo a discussão com especialistas não acadêmicos. Essa abordagem, fundamentada na literatura sobre a temática, incentiva o aprofundamento do tema e a evolução dos estudos no campo.

Palavras-chave: Business Analytics (BA), Inteligência Competitiva (IC), Análise Preditiva, Business Intelligence, Inteligência de Mercado

*INFLUENCE OF BUSINESS ANALYTICS AND COMPETITIVE INTELLIGENCE ON
PREDICTIVE MARKET ANALYSIS: PROPOSAL OF AN INTEGRATIVE METHOD
APPLIED TO THE STEEL INDUSTRY*

Study purpose

To propose and validate an integrative framework and method for the joint application of Business Analytics (BA) and Competitive Intelligence (CI) in the context of predictive market analysis, within a multinational group in the steel industry.

Relevance / originality

There is a noted scarcity of research on the joint application of Business Analytics and Competitive Intelligence techniques. In this sense, this work contributes to the current literature and to industry professionals by presenting a structured and practical framework and method.

Methodology / approach

This work is a qualitative study in which a practical framework and method, both based on the current literature, are presented. Validation is performed through semi-structured interviews, analyzed with the technique of Content Analysis of Bardin (2016).

Main results

This paper proposes a framework and a method for the joint application of Business Analytics (BA) and Competitive Intelligence (CI), grounded in the literature and validated through interviews. The proposed tools facilitate the application of predictive analysis techniques and are generalizable.

Theoretical / methodological contributions

This paper strengthens the current literature by proposing an integrative framework for Business Analytics and Competitive Intelligence. The developed method is manager-oriented and structured in steps to assist with implementation, facilitating its application in environments with low data maturity.

Social / management contributions

This study aims to strengthen the ties between industry professionals and current theory, promoting discussion with non-academic experts. This approach, grounded in the literature on the subject, encourages a deeper understanding of the topic and the advancement of research in the field.

Keywords: Business Analytics (BA), Competitive Intelligence (CI), Predictive Analysis, Business Intelligence, Market Intelligence

INFLUÊNCIA DO *BUSINESS ANALYTICS* E INTELIGÊNCIA COMPETITIVA NA ANÁLISE PREDITIVA DE MERCADO:

Proposta de um método integrativo aplicado ao setor siderúrgico.

1 INTRODUÇÃO

Devido à crescente produção de dados no campo dos negócios, o termo Business Analytics (BA), apesar de já existir desde meados de 1950 (Cao et al., 2015), tem se destacado nas discussões recentes da última década (Fattah, 2024; Lee et al., 2022; Yin & Fernandez, 2020; Seddon et al., 2017; Cao et al., 2015). As organizações têm investido cada vez mais em técnicas de BA, sendo que o tema se tornou prioridade nas agendas empresariais devido à busca por otimizar a tomada de decisão (Fattah, 2024).

O termo *Business Analytics* (BA) pode ser definido como um conjunto de técnicas e habilidades que buscam transformar dados, em geral históricos internos das organizações, em artefatos de valor estratégico, auxiliando a tomada de decisão e planejamento estratégico, com um olhar voltado para o futuro (Araujo et al., 2023; Wang et al., 2018; Cao et al., 2015). Em contrapartida, a Inteligência Competitiva (IC) busca suportar a tomada de decisão com base em informações do ambiente competitivo externo à organização. Em comum, tanto BA e como IC buscam vislumbrar o futuro, antecipando tendências, tanto oportunidades como ameaças (Galdino et al., 2022; Cruz et al., 2015).

Dentre as técnicas de análises do BA, destaca-se a análise preditiva, foco deste trabalho, que se diferencia pela capacidade de aprender com a experiência (Henry, 2021). Por meio de técnicas analíticas, a análise preditiva busca realizar previsões, identificando tendências de ocorrências em dados históricos (Henry, 2021).

Quando se busca fazer previsões a respeito de um determinado mercado, um olhar amplo, para além da organização, deve ser verificado. O BA auxilia as empresas a refletirem sobre seus pontos fortes internos, aprofundando seu conhecimento a respeito do que realmente está acontecendo dentro dos muros da organização (Paulino, 2022). Entretanto, existem algumas variáveis externas à organização, mas inerentes ao mercado em que está inserida, que influenciarão o futuro da mesma. Em síntese, as empresas podem prever oportunidades de crescimento a partir de dados internos e externos (Paulino, 2022). Logo, entende-se que a aplicação das abordagens de BA e IC em conjunto em prol de um modelo preditivo tem um alto potencial de assertividade.

Por outro lado, a implementação de metodologias de análise preditiva traz consigo alguns desafios, dentre os quais se pode destacar a escassez de dados e o real valor das informações preditivas que é minimizado pela dificuldade de disponibilização em tempo hábil, além da capacidade de interpretação, que abarca a compreensão da lógica por trás de uma previsão (Zhang et al., 2024). Apesar do repetido esforço para demonstrar a relação entre BA e o desempenho organizacional, os benefícios desta relação ainda não são evidentes (Szukits e Móricz; 2024).

Cabe salientar que, quando se observa pelo prisma da análise preditiva de negócios, nota-se uma escassez de pesquisas que abordam ambas as técnicas BA e IC de forma combinada (Calof et al., 2015). Em uma extensiva busca em diferentes plataformas como, por exemplo: CAFE (CAPES), SciELO, ScienceDirect, SPELL, Google Acadêmico e *Web of Science*, usando-se de maneira combinada as palavras *Business Analytics* e *Competitive Intelligence*, não especificando período de busca com o intuito de listar o máximo de artigos possíveis, encontrou-se apenas o trabalho de Calof et al. (2015) que de fato tratava de maneira unificada BA e IC. Vale ressaltar que o trabalho encontrado está disponível apenas na plataforma do Google Acadêmico. O trabalho desenvolvido por Calof et al. (2015) destaca o uso

complementar das duas abordagens para tomada de decisão, além de apresentar alguns casos reais de alguns programas governamentais dos Estados Unidos, combinando ambas perspectivas para fins de previsão. Apesar de não citarem nominalmente os termos *Business Analytics* (BA) e a Inteligência Competitiva (IC), Almeida e Passari (2006) sugerem que pesquisas futuras incorporem dados do ambiente externo como forma de aumentar a assertividade da previsão de vendas no varejo com dados históricos.

Diante do exposto, notam-se algumas lacunas teóricas relevantes no âmbito da implantação de BA e IC. Justifica-se assim um estudo aprofundado que leve em consideração a aplicação de ambos de forma integrada, em um contexto interno e externo, trazendo luz para a problemática da implantação e sugerindo caminhos a serem seguidos. Desta forma, o presente trabalho tem por objetivo validar um *framework* e um método integrativo de aplicação conjunta de BA e IC no contexto da análise preditiva de mercado. Baseando-se no arcabouço teórico construído, um *framework* de análise preditiva de mercado foi elaborado. Por meio deste *framework* foi proposto um método prático com as etapas para aplicação em um mercado real.

A validação do *framework* e método propostos ocorreu no grupo multinacional SMS/Paul Wurth, que apresenta mais de 150 anos de atuação no mercado siderúrgico. Este contexto empírico é justificado pois diversas empresas, principalmente indústrias tradicionais, como a de fabricação de aço, que são objeto de estudo deste trabalho, não aproveitam dos benefícios relativos à detecção e integração de sistemas que geram *insights* por meio dos dados (Krumeich et al., 2016).

Para além desta introdução, este estudo se encontra organizado da seguinte forma: a seção 2 inicia com a explanação dos critérios adotados na revisão da literatura e compreende o referencial teórico sobre os temas de BA com foco na análise preditiva e IC; a seção 3 apresenta o desenvolvimento do *framework* e método; a seção 4, apresentada a metodologia aplicada para validação do *framework* e método por meio de entrevistas; a seção 5, detalha os resultados relacionando os mesmos com o método proposto e por fim as considerações finais na seção 6, apresenta um breve resumo das principais contribuições do trabalho, possibilidades de aplicação do *framework* e método bem como as validações em estudos futuros.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Esta seção compreende a explicação dos critérios empregados na pesquisa da literatura, discute os conceitos de BA e IC separadamente para em seguida entrelaçá-los.

2.1 Seleção e análise de artigos

O escopo da pesquisa de literatura é a relação das técnicas de BA e IC em prol da análise preditiva. A estratégia de coleta de dados empregou pesquisas com palavras-chave relacionadas à temática nas bases de dados CAFE da CAPES, *Web of Science* e Google Acadêmico, utilizando os temas a serem estudados como palavras-chave: *Business Analytics*, *Predictive Analytics*, *Decision Making*, *Competitive Intelligence*. O processo de catalogação dos artigos iniciou-se em janeiro de 2023, estendendo-se até dezembro de 2024, conforme Tabela 1. Os seguintes filtros foram aplicados: somente artigos, período de publicação de 2013 a 2024, excluindo trabalhos com assuntos relacionados a Ciências da Computação, Ciências Sociais e Biomedicina (que não são o foco do trabalho). Foram considerados apenas artigos que continham exatamente as palavras-chave pesquisadas.

Tabela 1
Resultado da coleta de artigos

Termo Pesquisado	Artigos encontrados (Capes)	artigos encontrados (Web of Science)	Artigos encontrados (Google Acadêmico)
"Business Analytics"	632	2.093	39.000
"Competitive Intelligence"	623	621	18.000
"Business Analytics" and "Predictive Analytics"	26	105	14.500
"Business Analytics" and "Decision Making"	123	393	22.700
"Business Analytics" and "Competitive Intelligence"	12	449	1980
TOTAL	1416	3.661	96.180

Nota. Fonte: Tabela desenvolvida pelos autores

Os artigos encontrados foram filtrados pela relevância e forma de abordagem da teoria, excluindo-se artigos que apesar de apresentarem as palavras-chave não tratavam em profundidade os assuntos. Os artigos que combinavam mais de uma das palavras-chave foram priorizados para leitura e fichamento. Deu-se preferência por artigos que abordavam os temas, apresentando a parte teórica bem desenvolvida, para auxiliar na construção do arcabouço teórico do trabalho em questão. Categorizaram-se os artigos de acordo com os seguintes tópicos: definições de BA, análise preditiva em BA, BA e tomada de decisão, BA e dados, BA e BI, definição IC, ciclo da IC e Aplicações IC.

Dentre os artigos analisados, ao final 45 artigos preenchiam ao menos uma das condições.

A partir da compilação da base teórica, construiu-se o *framework* baseado em múltiplas fontes de investigação (Moura et al., 2022), que integra BA e IC de forma conjunta em prol de uma análise preditiva de mercado de maior assertividade.

2.2 Business Analytics (BA)

Com os avanços dos sistemas de supervisão, baseados na Internet das Coisas (IoT), sensores, entre outros artefatos, um grande volume de dados passou a ser identificado, remodelando de maneira acelerada nossa perspectiva em relação ao mundo (Fattah, 2024; Yin & Fernandez, 2020). Tais dados sempre existiram, entretanto, somente com a evolução da área de Tecnologia da Informação (TI) tornou-se possível a identificação massiva de dados de fontes internas e externas (Cao et al., 2015).

Por meio de análises estatísticas, métodos quantitativos e matemáticos, o BA busca fornecer aos gestores informações para tomada de decisão e auxiliar na otimização de operações baseando-se em fatos (Araujo et al., 2023). Uma organização sem uma abordagem analítica opera na intuição, comprometendo os conceitos de melhoria, otimização de processos, além da tomada de decisão (Cavalcanti et al., 2016). Por meio de uma extensiva análise de dados, utilizando métodos estatísticos e quantitativos, o BA apresenta modelos explicativos e preditivos, com o intuito de orientar uma gestão baseada em fatos, conduzindo decisões e ações (Cao et al., 2015). Sendo assim, examinando um conjunto de dados, o BA permite entender o passado e direcionar o futuro. De maneira mais ampla e detalhada, combinando as definições apresentadas por diversos autores, define-se no escopo deste trabalho que o BA combina habilidades, tecnologias e práticas, baseando-se em uma análise profunda de dados, capaz de apoiar o planejamento estratégico, mapear ambientes, orientar tomadas de decisão, esclarecer e otimizar o desempenho operacional, identificar pontos de melhoria, prever cenários e alavancar

oportunidades (Lee et al., 2022; Aydiner et al., 2019; Yalcin et al., 2022; Cavalcanti et al., 2016).

Devido a este potencial de ganho para organizações, o mercado tem demonstrado grande interesse em alavancar ferramentas e desenvolver sistemas relacionados ao BA, tendo sido identificado um crescimento exponencial de investimentos na área (Aydiner et al., 2019). Anuradha e Sailaxmi (2024) concluem que o BA pode ajudar a superar os desafios consequentes da falta de recursos em pequenas e médias empresas, auxiliando na priorização de investimentos. Em seus estudos em um *cluster* de empresas fabricantes de produtos de aços, Bhaskaran (2024) encontrou resultados satisfatórios com o uso do BA, sendo evidenciados aumentos significativos no número de produção, faturamento e consequentemente de unidades de emprego.

O BA pode ser dividido em 4 principais tipos de análise: Descritiva, Diagnóstica, Preditiva e Prescritiva (Silva et al., 2021; Wang et al., 2018). A análise descritiva busca identificar por meio da interpretação de dados históricos de um determinado período de tempo, tendências e padrões valiosos (Lee et al., 2022; Yin & Fernandez, 2020). Por meio de uma análise exploratória nos dados, a análise diagnóstica busca compreender o porquê dos fatos ocorridos (Silva et al., 2021; Wang et al., 2018). A análise diagnóstica tem como objetivo responder à pergunta “por que isso aconteceu” (Silva et al., 2021; Wang et al., 2018). A análise prescritiva busca simular cenários hipotéticos, examinando oportunidades dentro de uma decisão, produzindo a melhor solução para uma situação ou problemática (Lee et al., 2022; Silva et al., 2021).

Por sua vez, a análise preditiva foco deste trabalho, emprega uma modelagem proativa, que agrega um conjunto de tecnologias com o intuito de descobrir *insights* ocultos nos dados (Henrys, 2021). A análise preditiva utiliza-se de combinações estatísticas, aprendizado de máquina, aprendizado profundo, técnicas de otimização de bancos de dados e Inteligência Artificial, para prever a plausibilidade de ocorrência de um determinado evento, ou prever tendências e resultados futuros, com foco em melhoria de desempenho (Lee et al., 2022; Henrys, 2021). Em síntese, a análise preditiva prevê resultados futuros como um evento probabilístico (An, 2024), baseando-se em dados históricos e atuais (Brynjolfsson et al., 2021).

A técnica de análise preditiva diferencia-se pela capacidade de aprender com a experiência (Henrys, 2021). A análise preditiva é uma tecnologia completa, que inclui desde a mineração dos dados e análise de *Big Data* (incluindo inspeção, limpeza e transformação de dados) a modelagem estatística, onde ocorre a validação de hipóteses (Lee et al., 2022; Brynjolfsson et al., 2021). A implementação da análise preditiva se dá após a análise descritiva, para prever com base nos dados, movimentos comportamentais, trazendo à tona informações comerciais e ou operacionais expressivas (Aydiner et al., 2019). Estes movimentos comportamentais são identificados por meio da exploração de padrões de dados transacionais e análises de relações entre variáveis explicativas e de critério de ocorrências passadas (Henrys, 2021), capturando-se relações entre fatores, para avaliar potenciais riscos de um conjunto de condições (Lee et al., 2022; Henrys, 2021).

2.3 Inteligência Competitiva (IC)

A IC assim como outras metodologias estratégicas tem uma origem militar (Almeida & Hirata, 2016; Oliveira et al., 2013; Buzzerio & Marcondes, 2014). Após a Segunda Guerra Mundial, os EUA aplicaram-se em desenvolver atividades de inteligência com objetivo de apoiar a segurança nacional. Entretanto, somente na década de 1980 que o conceito de IC apresenta notoriedade no âmbito dos negócios, apesar de que alguns conceitos basilares da IC sejam anteriores a esta data (Buzzerio & Marcondes, 2014).

Existe uma vasta gama de definições para IC, a maioria delas baseadas em termos de seu objetivo. Calof et al. (2015) definem IC com base na associação global de profissionais de Inteligência Competitiva: a *Strategic Consortium of Intelligence Professionals* (SCIP). Após um extenso estudo referente às diferentes definições de IC encontradas na literatura, Pellissier e Nenzhelele (2013) apresentam o que defendem como uma definição ampla e universal de IC, sendo a mesma adotado no âmbito deste trabalho: “um processo ou prática que produz e dissemina inteligência acionável por meio do planejamento, coleta, processamento e análise ética e legal de informações de e sobre o ambiente interno e externo ou competitivo, com o objetivo de suportar o processo de tomada de decisão, proporcionando uma vantagem competitiva para a organização”.

De uma forma mais ampla, o processo de implantação de IC pode ser descrito por etapas que se repetem de forma cíclica (Cruz et al., 2015). O ciclo da IC consiste no processo pelo qual uma informação definida como relevante é coletada bruta, transformada e disponibilizada em forma de informação de valor para auxílio da tomada de decisão (Cruz et al., 2015). Não existe um consenso referente à quantidade de etapas do ciclo da IC (Galdino et al., 2022), entretanto, a maioria dos autores baseiam-se em 4 etapas sequenciais e consecutivas: identificação das necessidades de inteligência, coleta de informações, análise dos dados e, por fim, a disseminação dos resultados (De las Heras-Rosas & Herrera, 2021; Reis Neto et al., 2018). Existem autores que apresentam fases adicionais de avaliação ou *feedback* após a divulgação dos resultados aos tomadores de decisão (Reis Neto et al., 2018; Galdino et al., 2022; Cruz et al., 2015) e até mesmo a conscientização cultural a respeito da IC (Olszak et al., 2014).

A identificação das necessidades de inteligência, denominada por alguns autores como etapa de planejamento (Oliveira et al., 2013), é a atividade de prospecção, procura e definição de variáveis relevantes. A coleta de informações é a atividade de monitorar e absorver os dados definidos na etapa anterior. A análise de dados é um aspecto de grande relevância, pois é nesta etapa que se constrói sentido a partir dos dados até então desconexos e às vezes confusos. A análise de dados não é apenas uma organização das variáveis, mas sim o processo de raciocínio e técnicas de interpretação, a fim de transformar em informações que suportem a tomada de decisão (De las Heras-Rosas & Herrera, 2021). Ao final do ciclo da IC, tem-se a disseminação, que compreende a etapa quando os produtos finais de IC e os resultados das avaliações baseadas nos dados são disponibilizados de forma organizada e precisa aos usuários tomadores de decisão (Reis Neto et al., 2018; Valentim et al., 2005). Ao final do ciclo, pode-se ainda considerar uma fase adicional de avaliação ou *feedback*, que consiste em o usuário mensurar o real valor e efetividade da inteligência produzida e entregue (Galdino et al., 2022; Cruz et al., 2015).

3 CONSTRUÇÃO DO *FRAMEWORK* E DO MÉTODO INTEGRATIVO BA & IC

Fundamentada no referencial teórico, esta seção apresentada o *framework* e o método prático de aplicação integrativa do BA & IC.

3.1 Construção do *Framework*

Em seu trabalho voltado à cadeia de suprimentos, Zhan e Tan (2020) defendem que, no ambiente atual competitivo altamente mutável, os gerentes precisam colher dados de diferentes fontes, sendo o valor real dos mesmos apenas quando reunidos em conjunto em um contexto específico. Orjatsalo et al. (2024) destacam que o uso dos dados em decisões mais complexas pela alta gerência tem pouca atenção, sendo prática comum o uso do BA juntamente com outras fontes, como opiniões de *stakeholders*, planos governamentais e relatórios externos.

O desafio em questão é que, em muitas aplicações, as técnicas e tecnologias prontas que são usadas para coletar e analisar dados não funcionam de forma eficiente ou satisfatória (Zhan & Tan, 2020). Entende-se como ponto crucial para esta ocorrência constatada a desconsideração de que o mercado externo influencia as tendências encontradas de acordo com os dados internos, sendo o contrário também válido. Orjatsalo et al. (2024) defendem que a gestão estratégica requer a análise dos ambientes interno e externo com a estruturação de como isso será feito, abarcando definições de como será o monitoramento, implementação e a tomada de ações corretivas. Destaca-se também o trabalho de Almeida e Passari (2006), que sugerem pesquisas futuras com o uso de dados do ambiente externo e interno, com o intuito de aumentar a assertividade da análise preditiva, em um contexto de vendas no varejo. Neste sentido, para alcançar resultados mais assertivos, propõem-se cruzar os resultados da análise de BA e IC, identificando possíveis pontos discrepantes.

Para que a implementação de BA tenha sucesso, a organização precisa compreender o ambiente complexo em que ela está localizada, verificando assim os desafios organizacionais, tecnológicos e ambientais (Silaban, 2022). A mesma afirmação aplica-se à implantação de IC, tendo em vista que os resultados do estudo de Maluleka e Chummun (2023) apontam que a IC deve ser customizada para superar os desafios criados pelo ambiente organizacional.

Executar a análise preditiva observando somente os dados internos ou externos limita todo o real potencial que a análise de *big data* pode ofertar. Diante do exposto, propõe-se um método de análise preditiva que cruzará ambas as informações de BA e IC, criando uma análise preditiva final consolidada e representada como um *framework* na Figura 1. Inicialmente têm-se dados internos e externos que irão suportar o modelo apresentado. As caixas inferiores representam estes dados. Internamente na organização, têm-se os dados que serão tratados por meio de técnicas de BA. Do lado direito do *framework*, têm-se os dados oriundos do ambiente externo, estes dados serão tratados por meio de técnicas de IC. Após o devido tratamento dos dados, quando serão identificadas e analisadas as informações relevantes para organização, têm-se a análise integrada, quando as tendências e previsões serão ponderadas por meio do cruzamento de dados. Por fim, será possível entregar aos tomadores de decisão uma análise preditiva consolidada na qual as tendências, riscos futuros e novas demandas serão apresentados para tomada de decisão.

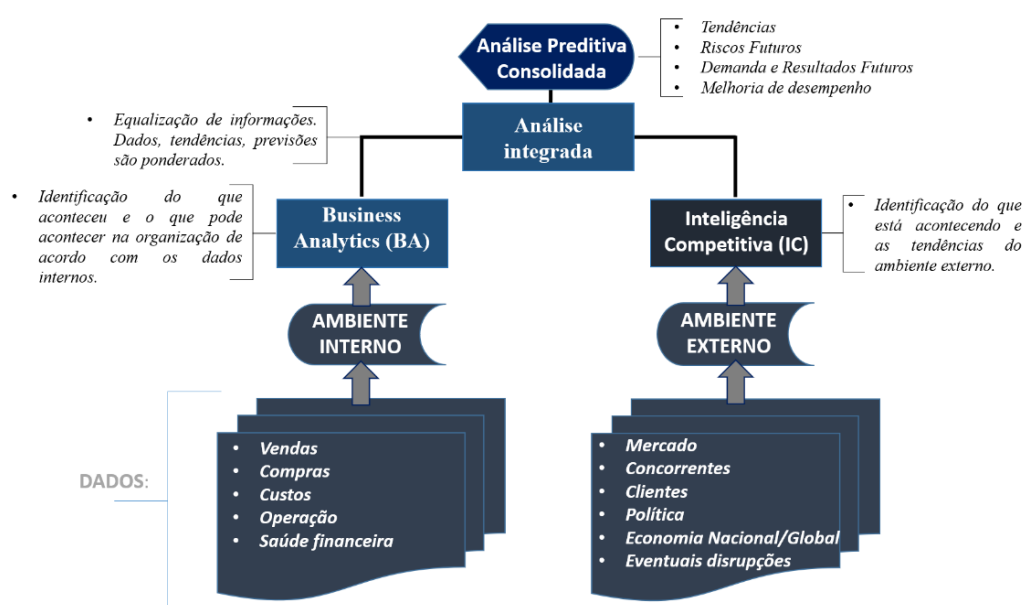


Figura 1. Framework – Modelo conceitual de pesquisa

Fonte: Elaborado pelos autores

3.2 Construção do Método de aplicação BA e IC

Para que os conceitos do *framework* possam ser aplicados na prática faz-se necessário definir um método para a sua efetiva operacionalização. Adota-se neste trabalho a definição de Lacerda et al. (2012), que definem método como um conjunto de passos, orientados para execução de uma tarefa. A tarefa em questão diz respeito à aplicação das técnicas de BA e IC de forma integrada. Conforme Lacerda et al. (2012), os métodos podem ser ligados aos modelos, sendo as etapas que os constituem baseadas em partes dos modelos. Neste sentido, o método pode ser compreendido como uma instanciização de um *framework* mais teórico que se situa em um nível de abstração mais elevado.

O método criado com 7 etapas foi desenvolvido com o intuito de ser amplo, genérico e aplicável a diversos mercados. Um ponto determinante para a assertividade de um método é a análise dos parâmetros corretos, que variam de acordo com os tipos de dados e os objetivos do negócio (Henrys, 2021). De forma semelhante, a implantação de um método de IC inicia-se com as atividades fundamentais de prospecção e monitoramento (Valentim et al., 2005). Estas são as duas primeiras etapas do ciclo da IC, identificação das necessidades de inteligência e coleta de informações respectivamente (De las Heras-Rosas & Herrera, 2021; Reis Neto et al., 2018). Neste sentido, entende-se que a primeira etapa do método (Etapa 1 – Figura 2) deve ser a de identificação das necessidades de inteligência que se refere ao planejamento (Oliveira et al., 2013). Muitas abordagens falham pela falta da correta definição dos objetivos do sistema de análise preditiva criado e por consequência monitoram-se variáveis desnecessárias. Sendo assim, apenas após a realização da primeira etapa de identificação das necessidades de inteligência, recomenda-se partir para a segunda etapa (Etapa 2 – Figura 2) que compreende a coleta de fato dos dados oriundos do ambiente interno e externo.

Após a seleção dos dados realmente relevantes, os mesmos devem ser organizados em um banco de dados estruturado. Esta terceira etapa (Etapa 3 – Figura 2) é crucial, pois o sucesso do BA está condicionado ao correto processamento de dados (Seddon et al., 2017; Cao et al., 2015). Uma metodologia bem-sucedida de aplicação de um modelo preditivo compreende um bom pré-trabalho de coleta e preparação dos dados (Lee et al., 2022; Henrys, 2021). A próxima etapa (Etapa 4 – Figura 2) é a análise dos dados, implantando-se o modelo preditivo, onde os dados serão correlacionados por meio de técnicas estatísticas que melhor se adequem à realidade das informações. Nesta etapa, com intuito de prever algumas probabilidades de ocorrências, serão testados os modelos de análise preditiva. Alguns modelos de análise preditiva falham por tentar prever ocorrências, baseando-se apenas em uma fonte interna de dados. Entretanto, conforme apontam Calof et al. (2015), uma previsão assertiva deve considerar também o ambiente externo, capturando variadas dimensões que influenciam o risco futuro.

Após a análise dos dados com modelos preditivos, os resultados devem ser disponibilizados para tomada de decisão. A disseminação dos resultados compreende a quinta etapa do modelo proposto (Etapa 5 – Figura 2). Um ponto falho de alguns modelos é finalizar o mesmo nesta etapa. A fase de ajuste do modelo preditivo compreende a sexta etapa do método proposto (Etapa 6 – Figura 2). Segundo Henrys (2021) e Lee et al. (2022), é fundamental que o método apresente uma etapa de validação, quando o mesmo é monitorado e testado, realimentando o ciclo com alterações pertinentes e buscando a constante melhoria. Nesta etapa, verifica-se a real eficácia do sistema e promovendo-se as alterações pertinentes em busca de um melhor desempenho. Por fim, a sétima etapa trata da retroalimentação do sistema com os dados relevantes.

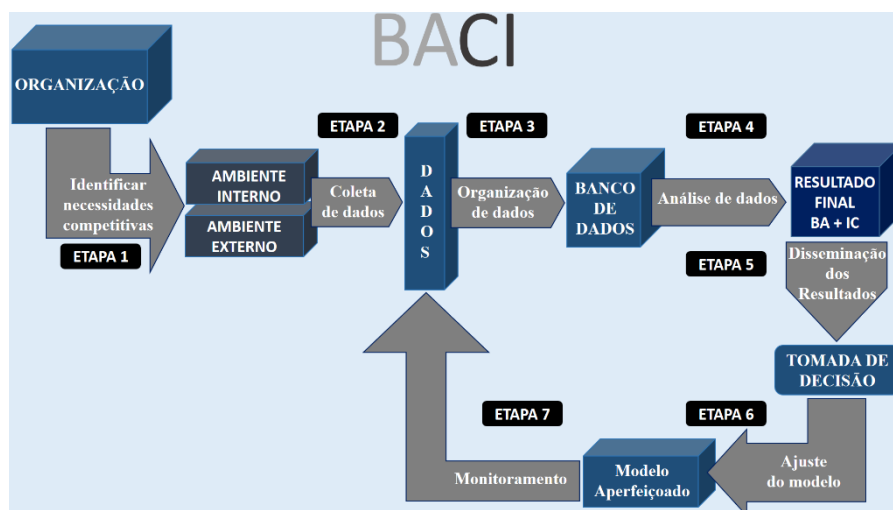


Figura 2. Método de Análise Preditiva Integrativa BA e IC

Fonte: Elaborado pelos autores

4. Metodologia

Com o intuito de validar o *framework* e método propostos, foram realizadas entrevistas semi-estruturadas com os principais tomadores de decisão da empresa SMS Group, uma multinacional sediada na Alemanha, com unidades em Minas Gerais, líder na produção de equipamentos para siderurgia, representando com sua tecnologia mais de 80% de todo aço produzido no mundo, conforme relatório anual divulgado em 2022.

O uso de entrevistas é recomendável, tendo em vista que ouvir diferentes pessoas, garante que os dados sejam recolhidos de atores com diferentes perspectivas em relação aos fenômenos estudados (Piekkari et al., 2010). As entrevistas foram semiestruturadas com perguntas abertas, com o intuito de não predeterminar os pontos de vista dos participantes, compreendendo a realidade como ela de fato é, conforme recomenda (Yilmaz, 2013). Este tipo de entrevista torna possível aprofundar em assuntos por meio de respostas espontâneas, colaborando para o surgimento de novos temas que não foram pré-estabelecidos que são de grande importância (Conceição e Rodrigues, 2015).

Escolheu-se como universo da pesquisa os integrantes da alta gestão “C-Level” a nível nacional, gerentes executivos e coordenadores sêniores da unidade do Brasil. Adicionalmente buscando contrapontos, entrevistou-se uma integrante da alta gestão a nível mundial.

As entrevistas foram realizadas de forma híbrida, incluindo entrevistas presenciais com a maioria dos entrevistados, com exceção de 4 entrevistas em que não foram possíveis o encontro presencial. As entrevistas foram gravadas com o uso do *software* Microsoft Teams e transcritas com o auxílio da ferramenta de IA (Inteligência Artificial) *Fireflies*.

O instrumento de coleta de dados foi baseado nos 7 seguintes tópicos de perguntas: Tópico 1 (Diagnóstico do modelo atual de tomada de decisão) baseado em Passos e Ferreira (2016) e Orjatsalo et al., (2024); Tópico 2 (Identificação das necessidades competitivas) baseado em Henrys (2021) e De las Heras-Rosas e Herrera (2021); Tópico 3 (Gerenciamento, Disseminação dos Resultados e Monitoramento) baseado em Zhang et al. (2024) e Aydiner et al. (2019); Tópico 4 (Conhecimento pessoal a respeito do tema) baseado em Passos e Ferreira (2016); Tópico 5 (Percepção de valor) baseado em Orjatsalo et al. (2024) e Yalcin et al. (2022); Tópico 6 - Avaliação de eficiência do método BACI baseado em Paulino (2022) e Yalcin et al. (2022) e Tópico 7 (Finalização da entrevista) com o uso da técnica de snowball sampling (Bockorni e Gomes, 2021).

Como parâmetro para estimar a saturação teórica, utilizou-se como base o estudo de Thiry-Cherques (2009), que apresenta que o ponto de saturação é atingido com no máximo em 15 observações, sendo desejável não estender além do limite de 12, observando o mínimo de 8 entrevistas. Galvin (2015) e Guest et al. (2006) corroboram com esta afirmação, apresentando que a saturação é amplamente alcançada após as 12 entrevistas. Vale ressaltar, que ultrapassando-se este limite, evidencia-se que o ponto de saturação é imprevisível e que o critério é inapropriado (Thiry-Cherques, 2009). Desta maneira, definiu-se previamente a realização de 12 entrevistas. Entretanto, a saturação também foi observada, levando em consideração as novas informações apontadas pelos entrevistados, não interrompendo o ciclo de entrevistas até que a saturação seja de fato identificada, por meio da incidência de relatos repetitivos e sem novas contribuições a temática.

Foram entrevistadas 12 pessoas entre os membros da alta gerência, CEO (*Chief Executive Officer*), gerentes de unidades e coordenadores, conforme Figura 3. As entrevistas duraram em média 57 minutos após gravadas.

Entrevistado	Cargo	Tempo de Empresa	Duração entrevista
E01	CFO Mundial - <i>Managing Board</i> Mundial – Alemanha	2 Anos	46,3 Min
E02	CEO CSO - <i>Sales, Commercial & People</i> - Brasil	35 Anos	42,3 Min
E03	CFO - Brasil	13 Anos	62,5 Min
E04	COO CTO - <i>Operations, Execution & Technology</i> - Brasil	36 Anos	50,5 Min
E05	Conselheiro - <i>Board Advisor</i> – Brasil	15 Anos	44,2 Min
E06	Gerente Executivo - Gerente da unidade <i>Services</i> – Brasil	14 Anos	70,2 Min
E07	Gerente Executivo – <i>Iron</i> – Brasil	6 Anos	54,0 Min
E08	Gerente Executivo – <i>Metallurgy</i> – Brasil	13 Anos	68,1 Min
E09	Gerente Executivo - <i>Flat Products</i> – Brasil	9 Anos	65,3 Min
E10	Coordenador de Vendas - Unidade <i>Services</i> – Brasil	13 Anos	41,0 Min
E11	Gerente Executivo - <i>Workshops</i> Vespasiano, Serra e Sertãozinho – Brasil	3 Anos	65,7 Min
E12	Coordenador de Novos Negócios – Brasil	14 Anos	69,1 Min

Figura 3. Lista de entrevistados

Fonte: Elaborado pelos autores

Utilizou-se para análise das entrevistas a técnica de Análise de conteúdo (Bardin 2016), por meio da codificação, buscando com regras precisas, transformar os dados brutos, por meio de recorte, agregação e enumeração, encontrando assim uma representação do conteúdo ou da sua expressão, capaz de trazer luz acerca das características do texto.

A unidade de registo utilizada foi a temática. Buscou-se temas específicos e não somente palavras. Para cada pergunta respondida, analisaram-se os temas abordados pelos entrevistados e buscou-se correlação com temas abordados nas mesmas perguntas por outros entrevistados. Este tipo de técnica visa identificar os “núcleos de sentidos (Bardin, 2016), que podem trazer sentido para o objetivo analítico escolhido. Após esta análise temática, os resultados passaram pela análise de contexto, verificando-se o verdadeiro sentido de cada trecho de resposta selecionado e correlacionado. Como o estudo é qualitativo, recorreu-se a indicadores não frequências suscetíveis de inferências como a presença ou ausência (Bardin, 2016).

O software de IA Manus foi utilizado para apoio do processo de análise de conteúdo que compreendeu 5 etapas. A 1^a. Etapa foi a identificação das perguntas e respostas. A segunda etapa consistiu na categorização, quando se agruparam as perguntas similares em categorias temáticas. A terceira etapa consistiu na codificação temática, quando ocorreu a identificação dos principais temas distribuídos nas respostas. A quarta etapa consistiu na análise de

convergências/divergências, por meio da comparação temática das respostas dentro de uma mesma categoria. A quinta etapa consistiu-se na análise contextual, quando o sentido e contexto foram verificados.

5. ANÁLISE DOS RESULTADOS

Neste tópico é apresentada uma discussão dos principais achados provenientes das entrevistas. O método proposto e entrevistas serão relacionados a fim de entender as principais contribuições para o trabalho.

A análise das entrevistas revelou um satisfatório grau de consenso entre os entrevistados, com perspectivas alinhadas a temas centrais relacionados à tomada de decisão. A força de consenso pode ser considerada como alta, pelo nível de tópicos classificados como presentes em diferentes entrevistas.

5.2 Contribuições ao Método BACI

A respeito das contribuições dos entrevistados para o método BACI, destaca-se que para a etapa 1 do método (Identificar necessidades competitivas), quando os entrevistados foram questionados referente à quais fontes de informações relacionadas ao ambiente interno seria relevante ter, o ponto de maior convergência foi em ter estatísticas detalhadas que envolvem a análise de custos e resultados do produto (E01, E03, E09 e E10). E03 destacou:

“Qual é a lucratividade dessa entrada de pedidos? Qual é o volume de vendas? Se a margem bruta dessas vendas vem melhorando ou não?”

Quando questionados a respeito das necessidades competitivas relacionadas ao ambiente externo, tem-se como ponto mais citado a inteligência competitiva, mesmo não usando diretamente esta nomenclatura, o item mais lembrado foi a possibilidade de disponibilidade de informações mais detalhadas sobre as estratégias, movimentações e práticas de preços dos concorrentes (E01, E02, E03, E04 e E06). E04 apontou:

“Seria a performance dos nossos competidores (...) Nós estimamos um pouco o quanto eles fazem de serviços, qual é em média a rentabilidade deles, mas nós não temos essa informação concreta, para sabermos se nós estamos melhor ou pior que eles.”

Em relação às etapas 2 (Coleta de Dados), 3 (Organização de dados) e 4 (Análise dos dados), questionou-se sobre métodos, sistemas ou ferramentas para gerenciamento dos dados. O ponto de atenção com maior número de menções pelos entrevistados, foi a busca por ferramentas simples, de interface intuitiva e amigável. Sistemas simples são vistos com relevante valor em detrimento à sistemas mais complexos, que podem não retornar o resultado desejado (E08, E10, E11 e E12). Destaca-se a fala do E10 abaixo:

“As planilhas de Excel, simples como são, às vezes não são tão elegantes, mas em termos de conteúdo são mais simples e mais rápidas do que softwares.”

Acerca da etapa 5 (Disseminação dos Resultados) do método proposto, os entrevistados foram questionados a respeito da melhor forma em que as informações deveriam ser disponibilizadas para os tomadores de decisão.

O valor dos *dashboards* e relatórios foram apontados, mas houve uma grande concordância no valor enxergado pela organização nas interações humanas para tomada de

decisão (E01, E02, E06, E08, E09, E11 e E12). E08 foi enfático quanto à interação humana, conforme destacado abaixo:

“Dashboard e relatórios são importantes, sem dúvida nenhuma. A conversa e a relação com as pessoas no dia a dia, talvez em um café, seja até mais relevante que tudo isso.”

No método apresentado não existe uma etapa propriamente endereçada à interação humana e isso foi apontado como uma melhoria pelo entrevistado E06, conforme:

“Existem pontos que fazem toda a diferença, mas antes do resultado final você tem que ter o que chamamos de contextualização dos dados. A contextualização é você fundir esses dados e trazer elementos que não estão ali.”

Em relação à etapa 6 (Ajuste do modelo), questionou-se quais possíveis efeitos/resultados comprovariam que a metodologia de BA e IC geraram impactos positivos na tomada decisão. O ponto mais indicado pelos entrevistados foi a melhoria nos resultados de vendas, incluindo o faturamento, o crescimento histórico e a fidelização (E04, E05, E07 e E11). E07 destacou conforme abaixo:

“Ao verificar o crescimento histórico, e constatar que crescemos ‘certo valor’. Então, com essa ferramenta temos que crescer um valor estimado acima do crescimento padrão.”

Acerca da última etapa do método proposto, etapa 7 (Monitoramento), os entrevistados foram questionados de qual seria a forma ideal de monitoramento das fontes de informação citadas anteriormente, como por exemplo, a necessidade da criação de um setor de inteligência na organização. Não houve um consenso, pois parte dos respondentes defenderam que definitivamente não há necessidade (E02, E03, E04 e E07). Conforme detalhe da fala do E02:

“Não precisamos de ter um departamento especializado em A, B, C ou D.”

Alguns defenderam que depende, apontando que esta resposta é influenciada por algumas premissas, dentre elas, destacam-se principalmente o tamanho da empresa e a necessidade de profissionais adequados (E06, E09, E11 e E12). Conforme destacado abaixo pelo E09:

“A resposta é: Depende (...) Empresas grandes, que você tem realmente muitos dados e muitas informações, para estas é realmente necessário um setor dedicado.”

Em menor parte, houve quem enxergasse valor em ter um setor de inteligência dedicado, indicando que facilitaria a análise das informações, organizando-as sobre uma mesma responsabilidade (E05 e E08). Destaca-se a fala do E05:

“Deveria ter setor de inteligência, o que não é o caso da nossa empresa.”

É interessante ressaltar que novamente o fator humano foi alvo de citações durante o questionamento a respeito do monitoramento. E02 e E08 concordam que o melhor foco seria nas pessoas e na cultura, de que propriamente na criação ou definição de um setor de inteligência ou ferramentas, sendo o engajamento das pessoas a melhor ferramenta. Destaca-se a fala do E08:

“Eu trabalharia muito mais fortemente na cultura da organização, do que de fato em ter um departamento. Eu acho que trabalhos em cultura podem surtir mais efeito.”

Adicionalmente, os entrevistados foram questionados a respeito de quais seriam os principais desafios na implementação do método BACI proposto. O principal desafio apontado pelos respondentes foi a cultura (E01, E02, E06 e E09). O engajamento das pessoas e a percepção de valor terá de ser trabalhada, principalmente em um grupo mundial como a SMS, com empresas com culturas e línguas bem diferentes. Esta preocupação em relação à cultura vai de encontro ao apresentado por Yalcin et al. (2022), que defendem uma cultura baseada em dados, de modo que a organização e liderança coloquem ênfase e enxerguem o valor das decisões baseadas em dados. E01 destacou:

“Empresas possuem culturas diferentes, línguas diferentes e interpretações diferentes. Então você tem que estar em contato com essas pessoas e tem que conversar muito.”

Todos os entrevistados consideraram o método proposto como relevante, sendo os principais adjetivos usados para descrevê-lo ao fim da entrevista: promissor, consistente, bem produzido, estruturado e bem embasado. Entretanto, alguns respondentes demonstraram preocupação com os efeitos da aplicação do método na organização, ressaltando possíveis efeitos negativos, como aumento da burocratização e complexidade das tarefas organizacionais, destacando o valor de uma abordagem mais simplista, (E07, E08 e E09). Destaca-se a fala do E08:

“Até onde nós precisamos de tantos modelos, de tantos controles, e qual é o resultado efetivo disso? (...) Eu acho que talvez nós deixemos as coisas mais complexas (...) Talvez a humanidade esteja sobrecarregada. Eu tendo a achar que precisamos simplificar pouco mais as coisas.”

E05 demonstrou preocupação com o custo da aplicação dos conceitos apresentados, conforme destacado em sua fala:

“Você sabe o que seria interessante saber? Quanto custa isso? Eu gosto muito desse programa, mas quanto isso vai me custar? O que vai demandar de força de trabalho para levantar esses dados?”

Apesar do E07 descrever o modelo como complexo e robusto, o mesmo demonstrou ceticismo na teoria apresentada, pelo fato de entender que no final das contas você nunca consegue chegar a lugar nenhum pela complexidade do modelo, conforme destacado abaixo:

“Acho que o modelo é bem complexo e robusto (...). Então, o meu ceticismo vem em fazer um modelo ‘querendo embarcar’ tudo. No final das contas, ele vai se tornando tão complexo e você nunca consegue desenvolver ele por completo, ficando aquele treino inacabado.”

Uma boa retórica para esta legítima preocupação apresentada, pode ser encontrada nas colocações de E7, E08, E9 e E12 que defendem uma abordagem de acordo com a tomada de decisão, adequando o tamanho da ferramenta para o tamanho do problema, não criando ferramentas inadequadas, complexas para situações que não a demandam. Além disso recomenda-se começar com algo simples e ir evoluindo aos poucos conforme exemplificado nas falas de E12 e E07 respectivamente:

“Recomendo medir o tamanho da ferramenta para o tamanho do problema, pois o tamanho da demanda é importante.”

“Eu particularmente gosto mais de uma construção focada, aumentar somente pós consolidar uma parte.”

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Baseando-se no trabalho desenvolvido, pode-se afirmar que o BA, por meio da técnica de análise preditiva, apresenta-se potencialmente como uma valiosa ferramenta para as organizações que buscam obter vantagem competitiva por meio da geração de valor para os dados.

Pela dimensão técnica dos praticantes, evidenciou-se também a dificuldade das organizações no processo de implementação de ambas as técnicas, sendo a construção de resultados positivos com as técnicas de BA e IC, mesmo que implementadas de forma isolada, um ponto de atenção.

O referencial teórico levantado evidenciou uma necessidade latente de um método prático com um olhar para aplicação do modelo teórico em ambientes reais. Do ponto de vista técnico/prático, o método construído apresenta 7 etapas baseadas em uma síntese da teoria, que levou a construção de um ciclo BA e IC. O método desenvolvido é orientado a gestores, vislumbrando por meio de um método prático auxiliar a implementação de uma metodologia preditiva de mercado. O procedimento apresentado em etapas facilita a aplicação em ambientes ainda com baixa maturidade em análise de dados. O *framework* e o método propostos são generalizáveis com potencial de aplicação em mercados diversos.

A apresentação de uma abordagem sistemática, com método estruturado chamou atenção dos entrevistados, sendo o ponto de maior valor percebido pelos entrevistados. Este valor enxergado pelos tomadores de decisão vai ao encontro de Seddon et al. (2017), que indicam que os modelos de BA tendem a ser diferentes uns dos outros, dificultando as ações dos gestores em prol da geração de valor comercial com o BA. Neste sentido, métodos estruturados e claros são apreciáveis. Entretanto, uma preocupação latente nas entrevistas abarca o receio com a burocratização da organização, assim como a real necessidade de sistemas tão complexos, evidenciando que a teoria proposta se reserva a certas realidades de tomadas decisão e não a todas indiscriminadamente, sendo necessário uma análise crítica para aplicação da mesma.

O fator cultural abordado por diferentes entrevistados em diversas questões corrobora com a literatura atual que aponta diversas dificuldades para implementação de sistemas de tomada de decisão com dados oriundas da cultura organizacional (Szukits e Móricz; 2024, Yalcin et al., 2022).

Dentre as principais limitações deste trabalho destaca-se que o *framework* e método desenvolvidos são teóricos e não foram implementados até o momento em nenhum contexto. A validação teórica dos mesmos ocorreu por meio de entrevistas semi-estruturadas em um contexto real. Entretanto, os entrevistados podem não representar toda a diversidade da organização, camuflando alguns pontos não levantados pelos entrevistados escolhidos.

Recomenda-se que trabalhos futuros testem o *framework* e o método apresentados em mercados diversos com cenários mercadológicos complexos e incertos.

REFERÊNCIAS

- Almeida, F. C., & Hirata, P. (2016). Entendendo e implantando um sistema de inteligência competitiva. *Revista de Gestão*, 23(2), 111–122. <https://doi.org/10.1016/j.rege.2014.12.001>
- Almeida, F.C., & Passari, A. F.L. (2006). Previsão de vendas no varejo por meio de redes neurais. (2006). *Revista De Administração*, 41(3), 257-272. <https://doi.org/10.1590/S0080-21072006000300004>
- An, J. (2024). Analytics-based service perspective on customer value and business process management: evidence from transportation service. *Journal of Business Analytics*, 1-8. <https://doi.org/10.1080/2573234X.2024.2416147>
- Anuradha A., & Sailaxmi, S. S. (2024). Growth hacking business analytical tools for small and medium enterprises. *Journal of Business Analytics*, 1-26. <https://doi.org/10.1080/2573234x.2024.2387560>
- Araujo, L. S., Behr, A., & Momo, F. da S. (2023). Potenciais antecedentes da adoção de Business Analytics na contabilidade. *Revista Contemporânea de Contabilidade*, 20(54). <https://doi.org/10.5007/2175-8069.2023.e83785>
- Aydiner, A. S., Tatoglu, E., Bayraktar, E., Zaim, S., Delen, D. (2019). Business Analytics and firm performance: The mediating role of business process performance. *Journal of Business Research*, 96, 228-237. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.11.028>
- Bardin, L. (2016). *L'analyse de contenu*. Presses Universitaires de France.
- Bhaskaran, E. (2024). Business analytics in Steel Product Fabrication Cluster. *SEDME (Small Enterprises Development, Management & Extension Journal)*, 51(2), 105-121. <https://doi.org/10.1177/09708464241233023>
- Bockorni, B. R. S., & Gomes, A. F. (2021). A amostragem em snowball (bola de neve) em uma pesquisa qualitativa no campo da administração. *Revista de Ciências Empresariais da UNIPAR*, 22(1). <https://doi.org/10.25110/receu.v22i1.8346>
- Brynjolfsson, E., Jin, W., McElheran, K. (2021). The power of prediction: predictive analytics, workplace complements, and business performance. *Business Economics*, 56 (4), 217-239. <https://doi.org/10.1057/s11369-021-00224-5>
- Buzzerio, F. G., & Marcondes, R. C. (2014). A Inteligência Competitiva na Perspectiva de ser uma Fonte de Vantagem Competitiva e suas Contribuições Estratégicas. *Revista De Ciencias De La Administración*, 235–249. <https://doi.org/10.5007/2175-8077.2014v16n40p235>
- Calof, J., Richards, G., & Smith, J. (2015). Foresight, competitive intelligence and business analytics - Tools for making industrial programmes more efficient. *Foresight Russia*, 9(1), 68-81. <https://doi.org/10.17323/1995-459X.2015.1.68.81>
- Cao, G., Duan, Y., Li, G. (2015). Linking Business Analytics to Decision Making Effectiveness: A Path Model Analysis. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 62(3), 384-395. <https://doi.org/10.1109/TEM.2015.2441875>
- Cavalcanti, C. X., Oliveira, M. P. V., & Bronzo, M. (2016). Alcançando a inovação em processos por meio da abordagem analítica. *Revista de Ciências da Administração*, 1(2), 125–135. <https://doi.org/10.5007/2175-8077.2016v18n45p125>
- Conceição, D., & Rodrigues, A. (2015). Percepções maternas sobre alimentação no primeiro ano de vida. *Revista Ciências Humanas*, 8(1), 118-130. <https://doi.org/10.32813/2179-1120.2015.v8.n1.a266>
- Cruz, D. F., Sakaya, A. Y., Ferreira, M. G. G., Forcellini, F. A., Anjos, S. J. G., Abreu, A. F. de, & Cauchick Miguel, P. A. (2015). Inteligência competitiva em organizações de serviços: uma revisão sistemática da literatura. *Revista produção online*, 15(1), 50–77. <https://doi.org/10.14488/1676-1901.v15i1.1663>

- De las Heras-Rosas, C., & Herrera, J. (2021). Innovation and competitive intelligence in business. A bibliometric analysis. *International Journal of Financial Studies*, 9(2), 31. <https://doi.org/10.3390/ijfs9020031>
- Fattah, I. A. (2024). Decision making performance of business analytics capabilities: the role of big data literacy and analytics competency. *Business Process Management Journal*. <https://doi.org/10.1108/bpmj-11-2023-0894>
- Galdino, J., Galdino, R., & Garcia, L. G. (2022). Ensino de inteligência competitiva: uma análise da literatura presente na Web of Science e na Scopus. *Informação & informação*, 27(1), 277. <https://doi.org/10.5433/1981-8920.2022v27n1p277>
- Galvin, R. (2015). How many interviews are enough? Do qualitative interviews in building energy consumption research produce reliable knowledge? *Journal of building engineering*, 1, 2–12. <https://doi.org/10.1016/j.jobe.2014.12.001>
- Guest, G., Bunce, A., & Johnson, L. (2006). How Many Interviews Are enough? an Experiment with Data Saturation and Variability. *Field Methods*, 18(1), 59–82. <https://doi.org/10.1177/1525822X05279903>
- Henrys, K. (2021). Role of Predictive Analytics in Business. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3829621>
- Krumeich, J., Werth, D., Loos, P. (2016). Prescriptive Control of Business Processes: New Potentials Through Predictive Analytics of Big Data in the Process Manufacturing Industry. *Business and Information Systems Engineering*, 58(4), 261-280. <https://doi.org/10.1007/s12599-015-0412-2>
- Lacerda, D., Dresch, A., Proença, A., & Antunes Júnior, J.A.V. (2012). Design Science Research: A research method to production engineering. *Gestão & Produção*. 20. 741-761. 10.1590/S0104-530X2013005000014.
- Lee, C. S., Cheang, P. Y. S., Moslehpour, M. (2022). Predictive Analytics in Business Analytics: Decision Tree. *Advances in Decision Sciences*, 26 (1), 1-30. <https://doi.org/10.47654/V26Y2022I1P1-30>
- Maluleka, M.L. & Chummun, B.Z. (2023). Competitive intelligence and strategy implementation: Critical examination of present literature review. *South African Journal of Information Management*, 25(1). <https://doi.org/10.4102/sajim>
- Moura, M. T., Carvalho, R. B., Carvalho Larieira, C. L., Martens, C. D. P., Garcia Lopes, H. E., & Brandão Bernardes, M. E. (2022). Determinantes da Gestão do Portfólio de Projetos (PPM) para a agilidade organizacional: proposta de um modelo conceitual. *Revista de Gestão e Projetos*, 13(1), 25-55. <https://doi.org/10.5585/gep.v13i1.21101>
- Oliveira, P. H., Gonçalves, C. A., & De Paula, E. A. M. (2013). A Visão Baseada em Recursos da Inteligência Competitiva. *Revista De Ciências Da Administração*, 15(35), 141–151. <https://doi.org/10.5007/2175-8077.2013v15n35p141>
- Olszak, C. M (2014). An Overview of Information Tools and Technologies for Competitive Intelligence Building: Theoretical Approach. *Issues in Informing Science and Information Technology*, 11, 139-153. <https://doi.org/10.28945/1985>
- Orjatsalo, J., Hussinki, H. and Stoklasa, J. (2024). Business analytics in managerial decision-making: top management perceptions. *Measuring Business Excellence*. <https://doi.org/10.1108/MBE-09-2023-0130>.
- Passos, A., & Ferreira, D. M. (2016). Inteligência competitiva: percepções e práticas nas empresas da região autónoma dos açores. *Perspectivas Em Gestão & Conhecimento*, 6.
- Paulino, E.E. (2022). Amplifying organizational performance from business intelligence: Business Analytics implementation in the retail industry. *Journal of Entrepreneurship, Management and Innovation*, 18(2), 69-104. <https://doi.org/10.7341/20221823>
- Pellissier, R., & Nenzhelele, T. E. (2013). Towards a universal definition of competitive intelligence. *SA Journal of Information Management*, 15(2), 191-197.

- <https://doi.org/10.4102/sajim.v15i2.559>
- Piekkari, R., Plakoyiannaki, E., & Welch, C. (2010). 'Good' case research in industrial marketing: Insights from research practice. *Industrial Marketing Management*, 39(1), 109–117. <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2008.04.017>
- Reis Neto, M. T. R., Dusi, M. D. L., Leopoldo, R. D. F., & Moura, L. R. C. (2018). Matriz Estratégica de Inteligência Competitiva. *Revista Ibero-Americana de Estratégia*, 17(2), 32–49. <https://doi.org/10.5585/riae.v17i2.2541>
- Seddon, P. B., Constantinidis, D., Tamm, T., Dod, H. (2017). How does Business Analytics contribute to business value? *Information Systems Journal*. 27 (3), 237-269. <https://doi.org/10.1111/isj.12101>
- Silaban, D. P. (2022). Challenges in business analytics implementation: A comprehensive review using toe framework. *Milestone: Journal of Strategic Management*, 2(2), 131. <https://doi.org/10.19166/ms.v2i2.5953>
- Silva, A. J., Cortez, P., Pereira, C., Pilastri, A. (2021). Business Analytics in Industry 4.0: A systematic review. *Expert Systems*, 38 (7), e12741. <https://doi.org/10.1111/exsy.12741>
- Szukits, Á., & Móricz, P. (2024). Towards data-driven decision making: the role of analytical culture and centralization efforts. *Review of Managerial Science*, 18(10), 2849-2887. <https://doi.org/10.1007/s11846-023-00694-1>
- Thiry-Cherques, H.R. (2009). Saturação em pesquisa qualitativa: Estimativa empírica de dimensionamento. *Revista Brasileira de Pesquisas de Marketing, Opinião e Mídia*, 2(2), 20-27.
- Valentim, M. L. P., Alcará, A. R., Cervantes, B. M. N., Carvalho, E. L. de, Garcia, H. D., Dalmas, J. C., Molina, L. G., Lenzi, L. A. F., Catarino, M. E., & Tomaél, M. I. (2005). Pesquisa em inteligência competitiva organizacional: utilizando a análise de conteúdo para a coleta e análise de dados - Parte II. *Transinformação*, 17(3), 253-270. <https://doi.org/10.1590/s0103-37862005000300004>
- Wang, C. H., Cheng, H. Y., Deng, Y. T. (2018). Using Bayesian belief network and time-series model to conduct prescriptive and predictive analytics for computer industries. *Computers and Industrial Engineering*, 115, 486-494. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2017.12.003>
- Yalcin, A. S., Kilic, H. S., Delen, D. (2022). The use of multi-criteria decision-making methods in Business Analytics: A comprehensive literature review. *Technological Forecasting and Social Change*, 174, 121193. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121193>
- Yilmaz, K. (2013). Comparison of Quantitative and Qualitative Research Traditions: epistemological, theoretical, and methodological differences. *European Journal of Education*, 48(2), 311–325. <https://doi.org/10.1111/ejed.12014>
- Yin, J., Fernandez, V. (2020). A systematic review on Business Analytics. *Journal of Industrial Engineering and Management*, 13 (2), 283-295. <https://doi.org/10.3926/jiem.3030>
- Zhan, Y., & Tan, K. H. (2020). An analytic infrastructure for harvesting big data to enhance supply chain performance. *European Journal of Operational Research*, 281(3), 559 – 574. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.09.018>
- Zhang, T., Lauras, M., Zacharewicz, G., Rabah, S., & Benaben, F. (2024). Coupling simulation and machine learning for predictive analytics in supply chain management. *International Journal of Production Research*, 62(23), 8397-8414. <https://doi.org/10.1080/00207543.2024.2342019>