

CULTURA ORGANIZACIONAL BASEADA EM DADOS E RESULTADOS NO PROCESSO DECISÓRIO DA INDÚSTRIA METALÚRGICA

Autores

Clayton Hendrik Oeiras Alves ¹

Anderson Antônio de Lima ²

Lupércio Aparecido Rizzo ³

Resumo

A implementação da cultura organizacional baseada em dados (data driven) representa um diferencial competitivo fundamental para empresas do setor metalúrgico, especialmente na indústria do alumínio. Este estudo investigou a aplicação desta abordagem em uma empresa metalúrgica brasileira, focando no processo de trefilação de alumínio e seus impactos na tomada de decisão estratégica. A pesquisa utilizou um estudo de caso com abordagem descritiva, envolvendo 25 colaboradores do departamento de engenharia. Por meio de entrevistas semiestruturadas e análise cultural organizacional, identificou-se que 84% do efetivo era composto por engenheiros, dos quais 60% baseavam suas decisões predominantemente em conhecimento empírico. A análise revelou limitações na compreensão de técnicas avançadas de mineração de dados, como análises de classificação, séries temporais e agrupamento. A metodologia CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) foi aplicada para resolver o problema P01 no processo de trefilação, responsável por 60% das interrupções produtivas. A implementação da estrutura analítica orientada por dados permitiu identificar variáveis e padrões significativos, resultando em uma redução de 91% no índice de ocorrência da anomalia estudada, de 17,6 para 1,6 ocorrências a cada 100 toneladas produzidas. Os resultados evidenciaram que a cultura data driven não apenas promove maior eficiência operacional, mas também fortalece a capacidade de descobrir tendências, identificar oportunidades de melhoria e aperfeiçoar processos internos. As principais barreiras identificadas incluíram resistência cultural à mudança, falta de habilidades analíticas e infraestrutura de dados inadequada. O estudo comprova que organizações que adotam decisões baseadas em dados objetivos conseguem reduzir riscos, aumentar a eficácia estratégica e conquistar vantagem competitiva sustentável no mercado metalúrgico.

Palavras-chave: *Data driven*. Cultura organizacional. Processos industriais.

ORGANIZATIONAL CULTURE BASED ON DATA AND RESULTS IN THE DECISION-MAKING PROCESS OF THE METALLURGICAL INDUSTRY

Abstract

The implementation of data-driven organizational culture represents a fundamental competitive advantage for companies in the metallurgical sector, especially in the aluminum industry. This study investigated the application of this approach in a Brazilian metallurgical company, focusing on the aluminum wire drawing process and its impacts on strategic decision-making. The research employed a descriptive case study approach, involving 25 employees from the engineering department. Through semi-structured interviews and organizational cultural analysis, it was identified that 84% of the workforce consisted of engineers, of whom 60% based their decisions predominantly on empirical knowledge. The analysis revealed limitations in understanding advanced data mining techniques, such

¹ <http://lattes.cnpq.br/3873675269529396>

² ORCID 0000-0001-6014-2922

³ <http://lattes.cnpq.br/3392803693509374>

as classification analyses, time series, and clustering. The CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) methodology was applied to solve problem P01 in the wire drawing process, responsible for 60% of production interruptions. The implementation of the data-driven analytical framework enabled the identification of significant variables and patterns, resulting in a 91% reduction in the studied anomaly occurrence rate - from 17.6 to 1.6 occurrences per 100 tons produced. Results demonstrated that data-driven culture not only promotes greater operational efficiency but also strengthens the ability to discover trends, identify improvement opportunities, and optimize internal processes. The main barriers identified included cultural resistance to change, lack of analytical skills, and inadequate data infrastructure. The study proves that organizations adopting objective data-based decisions can reduce risks, increase strategic effectiveness, and achieve sustainable competitive advantage in the metallurgical market.

Keywords: Data driven. Organizational culture. Industrial processes

INTRODUÇÃO

A indústria metalúrgica no Brasil, especialmente no setor de alumínio, desempenha um papel crucial no desenvolvimento econômico do país. As capacidades instaladas das três principais empresas produtoras de alumínio no Brasil, CBA, Albras e Alumar, totalizam aproximadamente 1,4 milhão de toneladas por ano. As fundições de alumínio, conhecidas como smelters, estão localizadas em Alumínio (SP), Barcarena (PA) e São Luís, respectivamente (ABAL, 2023). A metalurgia de um modo geral envolve a transformação de minérios ferrosos e não ferrosos em produtos metalúrgicos, essa prática envolve a utilização de métodos metalúrgicos para obtenção de produtos provenientes do processamento de minérios metálicos (IBGE, 2023). Inclui também a produção de metais em formas primárias ou semiacabadas como por exemplo lingotes, chapas, tarugos, bem como a fabricação de produtos laminados, laminados, trefilados e reprojitados chapas, bobinas, barras, perfis, trilhos, vergalhões, fio- máquina (IBGE, 2023). O estado do Pará, segundo relatório anual da Associação Brasileira do Alumínio (ABAL), possui uma das posições de destaque quando o assunto é produção do alumínio como matéria prima, além disso, também é um grande contribuinte de produtos acabados e semiacabados no cenário nacional.

Nesse sentido, atualmente observamos uma aceleração exponencial de mudanças e avanços tecnológicos principalmente no âmbito industrial, com base nesse cenário altamente competitivo, o domínio analítico no direcionamento de processos e projetos industriais assumem um papel de extrema relevância na gestão estratégica (Zhang et al., 2020). As tomadas de decisões fundamentadas em dados proporcionam confiabilidade e eficiência às organizações, possibilitando adaptação eficiente às transformações do mercado, permitindo que as empresas não apenas acompanhem, mas também prosperem nesse ambiente

dinâmico e desafiador (Zhang et al., 2020). E este conceito de posicionar os dados no epicentro das decisões em contraponto aos métodos empíricos chama-se *data driven* (Paasch et al., 2021).

A manufatura avançada que diz respeito a este conjunto de tecnologias e abordagens inovadoras aplicadas ao processo produtivo busca melhorar a eficiência, flexibilidade e integração na fabricação de produtos (Kusma & Chiroli, 2021). Também conhecida como Indústria 4.0, a manufatura avançada envolve a aplicação de tecnologias digitais, automação, análise de dados e conectividade para criar ambientes de produção mais inteligentes e adaptáveis (Kusma & Chiroli, 2021). Neste contexto, com tamanha importância da acuracidade na tomada de decisão e na busca por melhorias, torna-se extremamente necessário identificar e solucionar eficientemente as dificuldades da produção decorrentes de problemas não identificados, por meio da utilização de dados, visando otimizar o processo e alcançar menos perdas, economizando tempo e tendo mais eficiência no processo.

1.1 Objetivo

Este estudo tem como objetivo demonstrar a relevância da incorporação de uma cultura analítica, orientada por dados (*data driven*), na produção de manufaturados de alumínio. O objetivo é mostrar como a base de decisões estratégicas e operacionais extraídas da análise de dados, contribui significativamente para a resolução de problemas e otimização do processo produtivo. Para atingir esse objetivo geral, foram determinados os seguintes

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Produção e Laminação do Alumínio

O processo de fabricação do alumínio começa com a mineração da bauxita, um minério do qual o alumínio é extraído (ABAL, 2023). A bauxita é extraída principalmente de áreas tropicais e subtropicais e, após sua extração, ela passa por um processo de refinamento para obter a alumina. Este refinamento é feito através do método Bayer, que envolve a moagem da bauxita em um pó fino, misturando-a com solução de soda cáustica e aquecendo a mistura sob pressão. Este tratamento químico dissolve o óxido de alumínio na solução, separando-o das impurezas.

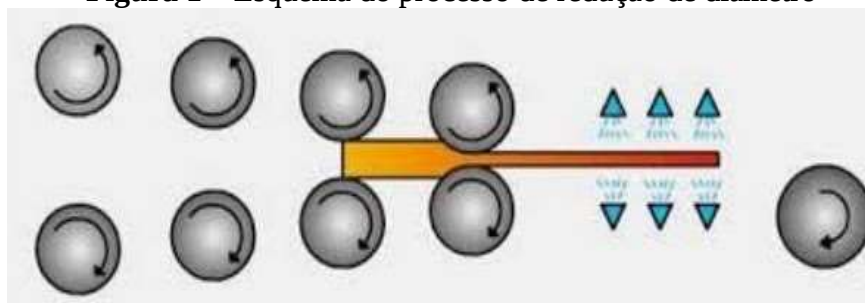
A solução contendo alumina é então resfriada, permitindo que a alumina precipite na forma de cristais que são filtrados e calcinados em alta temperatura para formar um pó branco puro de alumina (Carrenho, 2024). O próximo passo é a eletrólise, conhecida como processo

Hall-Héroult, onde a alumina é dissolvida em um banho de criolita fundida dentro de células eletrolíticas. A eletricidade é passada através dessas células, separando o oxigênio do alumínio. Neste processo, o alumínio é depositado no fundo da célula como um líquido metálico denso, enquanto o oxigênio reage com os eletrodos de carbono, formando dióxido de carbono. Este método é altamente intensivo em energia, uma vez que requer temperaturas extremamente altas e uma grande quantidade de eletricidade para manter a alumina fundida e para conduzir a eletrólise (Carrenho, 2024).

O alumínio líquido é retirado da célula eletrolítica e levado para a fase de moldagem e tratamento. O metal pode ser moldado em lingotes, placas ou folhas, dependendo da aplicação desejada. Após a solidificação, o alumínio pode passar por diversos tratamentos de acabamento, como a laminação, extrusão, trefilação e forjamento para atingir as propriedades mecânicas e físicas necessárias para sua utilização. Adicionalmente, técnicas de reciclagem são amplamente utilizadas na indústria do alumínio, dado que este metal pode ser reciclado indefinidamente sem perder suas propriedades, reduzindo significativamente a necessidade de extração de novas matérias-primas e o consumo energético global.

O processo de laminação de alumínio especificamente consiste em reduzir a espessura ou diâmetro do metal por meio da passagem entre cilindros, sob alta pressão. Essa técnica é amplamente utilizada para produzir chapas, folhas e bobinas de alumínio com espessuras variáveis, dependendo da aplicação desejada. Durante a laminação, o controle de variáveis como a velocidade dos cilindros, a temperatura e a composição química do material é essencial para garantir a qualidade e as propriedades mecânicas adequadas ao produto final. A laminação é um processo fundamental na indústria de alumínio, devido à sua capacidade de melhorar a resistência e maleabilidade do material. O esquema do processo de redução de diâmetro é apresentado na Figura 1 e o fluxo do processo é apresentado na Figura 2.

Figura 1 – Esquema do processo de redução de diâmetro



Fonte: Bittencourt Junior (2021)

Figura 2 – Fluxo de produção da laminação



Fonte: Autores (2025)

O processo de laminação é influenciado por diversas variáveis, tanto relacionadas à máquina quanto ao material, como a composição química. Essa interdependência reflete o alto grau de complexidade envolvido para se alcançar um material que atenda às especificações exigidas, exigindo um controle rigoroso de cada fator para garantir a conformidade do produto final.

Figura 3 – Variáveis de máquina e material

PARÂMETROS		ALVO (INTERVALO)	UNIDADE
Forno	Temperatura do metal no forno	XXXXX	°C
Desgaseificador	Velocidade do desgaseificador	XXXXX	rpm
	Vazão do Gás Cloro	XXXXX	Nm³/h
	Vazão do Gás Argônio	XXXXX	Nm³/h
Refinador de Grão	Relação de inoculação	XXXXX	(kg TBAI / t Al)
	Frequência do inversor do refinador	XXXXX	Hz
Roda de Lingotamento	Temperatura do metal (côcho)	XXXXX	°C
	Temperatura da banda	XXXXX	°C
	Temperatura do anel de cobre	XXXXX	°C
	Temperatura da barra	XXXXX	°C
	Velocidade da roda de lingotamento	XXXXX	rpm
	Temperatura da água da roda de lingotamento	XXXXX	°C
Túnel de Resfriamento	Temperatura da Emulsão	XXXXX	°C
	Pressão da Emulsão	XXXXX	kgf/cm²
	Nível do Tanque (IHMI)	XXXXX	%
	Concentração da emulsão	XXXXX	%
	Temperatura da barra após túnel de resfriamento	XXXXX	°C
Pré-laminador	Temperatura óleo cabeçote	XXXXX	°C
	Pressão óleo cabeçote	XXXXX	kPa
	Temperatura óleo engrenagens	XXXXX	°C
	Pressão óleo engrenagens	XXXXX	kPa
	Temperatura da Emulsão	XXXXX	°C
	Pressão da Emulsão	XXXXX	kPa
Laminador	Temperatura óleo cabeçote	XXXXX	°C
	Pressão óleo cabeçote	XXXXX	kPa
	Temperatura óleo engrenagens	XXXXX	°C
	Pressão óleo engrenagens	XXXXX	kPa
	Torque do laminador	XXXXX	%
	Vazão massica	XXXXX	th
	Temperatura da emulsão	XXXXX	°C
	Pressão da emulsão	XXXXX	kPa
	Concentração da emulsão	XXXXX	%
	Pressão do ar no laminador	XXXXX	Bar

Elemento	Min – Controle de Processo	Máx – Controle de Processo	Máx - Sistema
Al	X,XXXXX	X,XXXXX	X,XXXXX
Si	X,XXXXX	X,XXXXX	X,XXXXX
Fe	X,XXXXX	X,XXXXX	X,XXXXX
Cu	X,XXXXX	X,XXXXX	X,XXXXX
Mn	X,XXXXX	X,XXXXX	X,XXXXX
Cr	X,XXXXX	X,XXXXX	X,XXXXX
Zn	X,XXXXX	X,XXXXX	X,XXXXX
B	X,XXXXX	X,XXXXX	X,XXXXX
Ti+V	X,XXXXX	X,XXXXX	X,XXXXX
Outros - Cada	X,XXXXX	X,XXXXX	X,XXXXX
Outros - Total	X,XXXXX	X,XXXXX	X,XXXXX
Ti	X,XXXXX	X,XXXXX	X,XXXXX
V	X,XXXXX	X,XXXXX	X,XXXXX
Mg	X,XXXXX	X,XXXXX	X,XXXXX
Ni	X,XXXXX	X,XXXXX	X,XXXXX
Pb	X,XXXXX	X,XXXXX	X,XXXXX
Sn	X,XXXXX	X,XXXXX	X,XXXXX
Ca	X,XXXXX	X,XXXXX	X,XXXXX
Na	X,XXXXX	X,XXXXX	X,XXXXX
Sb	X,XXXXX	X,XXXXX	X,XXXXX
Sr	X,XXXXX	X,XXXXX	X,XXXXX

Fonte: Elaborado pelos autores (2025)

2.2 Trefilação do Alumínio

A trefilação de alumínio é um processo de fabricação no qual o alumínio é puxado através de uma matriz, resultando na redução do seu diâmetro e no aumento do seu comprimento. Esse processo é realizado com o objetivo de produzir fios, cabos e tubos de alumínio com dimensões precisas. Para isso, é aplicada uma força de tração para puxar o alumínio através da matriz de trefilação, resultando em um produto final mais fino e longo, de forma resumida o processo segue as seguintes etapas:

Figura 4 – Fluxo de produção da trefilação



Fonte: Elaborado pelos autores (2025)

Na trefilação do alumínio, podem surgir diversas anomalias decorrentes do processo anterior, como a laminação. Entre elas, destacam-se a perda de ductilidade, problemas no alongamento do fio, baixa resistência à tração, entre outros defeitos. Esses problemas afetam diretamente a qualidade do produto final e indicam a importância de um controle rigoroso nas etapas anteriores para evitar a propagação de falhas ao longo do processo produtivo. A Figura 5 apresenta as anomalias no processo de trefilação.

Figura 5 – Anomalias no processo de trefilação



Fonte: Elaborado pelos autores (2025)

2.3 Indústria 4.0

O panorama industrial tem sido caracterizado por um ritmo constante de mudança e inovação. As subseqüentes revoluções industriais introduziram novas tecnologias e paradigmas de produção, como a eletrificação, automação, computação e digitalização. Além disso, a globalização e a intensificação da concorrência têm exercido pressões adicionais sobre as indústrias para se adaptarem e evoluírem continuamente.

A Indústria 4.0 é um conceito que descreve a transformação da indústria por meio da integração de tecnologias digitais avançadas, como inteligência artificial, internet das coisas, computação em nuvem e análise de dados. Essa revolução industrial visa criar fábricas inteligentes, mais eficientes, flexíveis e conectadas, capazes de se adaptar rapidamente às demandas do mercado e produzir produtos personalizados em massa. É importante destacar que esta mudança cultural de produção e tecnológica trazem consigo um grande impacto, que transcende a mera digitalização, abraçando uma abordagem profundamente inovadora que integra múltiplas tecnologias. Isso exigirá das empresas uma revisão completa de suas práticas de gestão e processos, além de repensar sua posição na cadeia de valor. De acordo com Schwab (2016) existem quatro principais alterações esperadas na Indústria 4.0 que são:

- Interconexão.
- Automação.
- Personalização em massa.
- Digitalização.

A interconexão está relacionada à integração de máquinas, sistemas e processos industriais por meio de redes de comunicação. Isso cria um ambiente altamente conectado, onde os dispositivos podem se comunicar entre si e com outros sistemas, permitindo uma maior colaboração e coordenação na cadeia de produção. Isso pode incluir a comunicação entre máquinas na linha de produção, sistemas de gestão de estoque e fornecedores externos. (Schwab, 2016).

A automação se refere ao aumento da automação e autonomia das máquinas e sistemas industriais. Isso envolve a substituição de tarefas manuais por processos automatizados, utilizando robôs, sistemas de controle autônomos e tecnologias de aprendizado de máquina. A automação permite uma produção mais eficiente, precisa e repetível, reduzindo o tempo de produção e os custos operacionais. (Schwab, 2016).

A personalização em massa é a capacidade de produzir bens e serviços altamente personalizados em larga escala. Isso é viabilizado pela combinação de tecnologias digitais

avanzadas, como a análise de dados e a fabricação aditiva (impressão 3D). Essas tecnologias permitem que as empresas atendam às necessidades individuais dos clientes, oferecendo produtos personalizados de forma eficiente e econômica, sem comprometer a eficiência da produção em massa. (Schwab, 2016).

A digitalização refere-se à transformação dos processos industriais tradicionais em processos digitais. Isso envolve a adoção de tecnologias como Internet das Coisas (IoT), big data, inteligência artificial (IA), computação em nuvem e análise de dados. Essas tecnologias permitem que as máquinas e os sistemas industriais colem, compartilhem e analisem dados em tempo real, facilitando a tomada de decisões mais inteligentes e eficientes (Schwab, 2016). Diante deste cenário, deve-se levantar a grande importância não só de agregar as tecnologias emergentes como também a consolidação e implementação de uma cultura baseada em dados, isso permite que as empresas industriais alcancem níveis mais altos de eficiência, produtividade e competitividade em um ambiente cada vez mais complexo e dinâmico. (Schäfer et al., 2018).

2.4 Estruturação Analítica

O processo de transformação digital impulsionado pela quarta revolução industrial viabiliza a agregação analítica nas organizações, e essa prática atribuída ao meio empresarial possibilita uma abordagem na qual as decisões são fundamentadas em evidências quantitativas e análises de dados, este conceito é conhecido como *data driven*. Para Mandinach (2012) a tomada de decisão baseada em dados é um processo que envolve a coleta, análise, avaliação e interpretação de dados de forma sistemática para orientar práticas e políticas em ambientes educacionais. Os dados estão se consolidando como ativos extremamente valiosos para as organizações, à medida que o acesso a uma vasta gama de informações, em volumes significativos e em tempo real, se torna cada vez mais acessível (Pereira, 2023), os dados a serem analisados podem ser configurados das seguintes formas: descritiva, prescritiva ou preditiva. (Berndtsson, 2018).

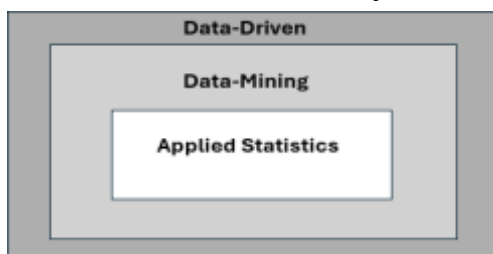
A análise descritiva se concentra em descrever e resumir as características principais dos dados de uma forma que seja fácil de entender e interpretar. Essa análise não busca inferir ou fazer previsões sobre uma população maior, mas sim fornecer uma visão geral dos dados disponíveis. A análise prescritiva ao contrário da análise descritiva, que descreve o que aconteceu no passado, vai além, sugerindo o que deve ser feito para alcançar um resultado desejado. A análise preditiva é uma abordagem que utiliza modelos para fazer previsões

sobre eventos futuros com base em dados históricos. As abordagens convencionais de modelagem baseada em dados predominantemente envolvem várias análises estatísticas multivariadas e métodos de aprendizado de máquina.

A agregação de estatísticas desempenha um papel crucial no processo de tomada de decisão baseada em dados (*data driven*), favorecendo o processo de combinar e resumir informações de diferentes fontes ou granularidades para fornecer uma visão geral e insights úteis sobre os dados. *Data mining*, ou mineração de dados, é o processo de identificar padrões e tendências significativas em grandes conjuntos de dados utilizando técnicas estatísticas, de *machine learning* e inteligência artificial para descobrir insights valiosos que podem informar decisões estratégicas e prever comportamentos futuros.

Com os dados devidamente tratados é possível executar a etapa de treinamento e validação dos algoritmos e com isso estaremos aptos a escolher um algoritmo de aprendizado de máquina adequado para construir o modelo de dados. (Ge et al., 2017). Com a definição do modelo é possível realizar a mineração e análise dos dados e com isso obter o conhecimento sobre as variáveis estudadas. Consequente, é evidente que existe uma lógica por camadas com base no *data driven*, que é precedido pela mineração de dados, que é composto por técnicas estatísticas, conforme Figura 6.

Figura 6 – Camadas da estruturação analítica



Fonte: Elaborado pelos autores (2025)

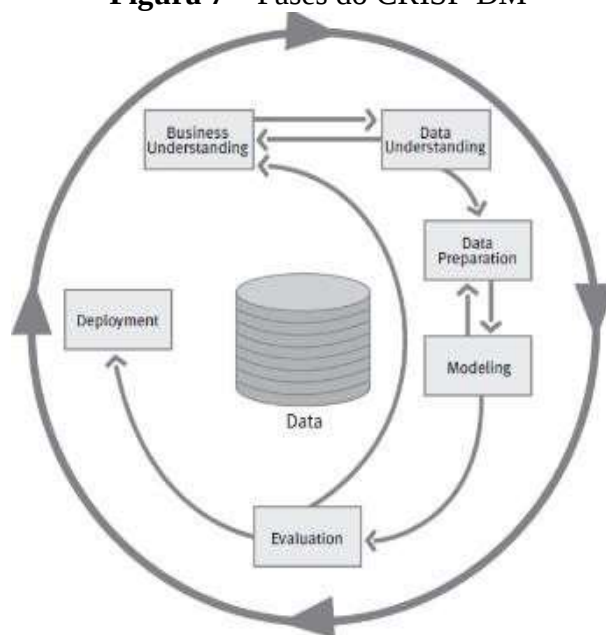
2.5 CRISP-DM

Na indústria, ao lidar com um projeto específico que requer a aplicação de mineração de dados, o CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) é frequentemente utilizado para estabelecer uma estrutura analítica para o projeto em questão. Isso é especialmente comum em organizações que enfrentam desafios na tomada de decisões. O CRISP-DM oferece uma abordagem estruturada para guiar o processo analítico, desde a compreensão do problema e dos objetivos até a avaliação e implementação dos resultados.

A metodologia CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) é

uma estrutura amplamente reconhecida e adotada para guiar projetos. Desenvolvida na década de 1990, essa abordagem possui seis etapas (Huber, 2019), a primeira etapa, *Business Understanding* visa definir os objetivos do projeto e como a mineração de dados pode contribuir para atendê-los. A segunda etapa *Data Understanding* possui o objetivo de coletar e explorar os dados relevantes para o projeto, compreendendo suas fontes e características. (Chapman, 2000) A terceira etapa *Data Preparation* visa preparar os dados para análise, limpando-os, selecionando atributos relevantes e integrando fontes de dados, garantindo que estejam prontos para a modelagem. (Huber, 2019). A fase de *Modeling* seleciona e aplica técnicas de modelagem aos dados preparados, construindo modelos preditivos ou descritivos. Após estas etapas o ciclo é finalizado com a *Evaluation* que busca avaliar a qualidade e adequação dos modelos construídos, validando-os e analisando os resultados e finalmente a fase *Deployment* com o objetivo de implantar os modelos avaliados no ambiente de produção, as fases são representadas conforme Figura 7.

Figura 7 – Fases do CRISP-DM



Fonte: Chapman et al. (2000)

A importância do CRISP-DM na indústria reside na sua capacidade de fornecer uma orientação clara e estruturada, mitigando os riscos associados a projetos de mineração de dados e aumentando a probabilidade de sucesso.

O impacto de CRISP-DM na indústria é significativo, pois oferece uma abordagem padronizada que pode ser adaptada a diversas necessidades empresariais, independentemente do setor. Essa padronização facilita a comunicação entre equipes multidisciplinares,

garantindo que todos compreendam e sigam diretrizes comuns. Além disso, ao enfatizar a compreensão do negócio e a avaliação dos modelos, a metodologia assegura que os insights gerados sejam relevantes e aplicáveis, promovendo tomadas de decisão mais informadas e estratégicas. Em um cenário onde o volume de dados cresce exponencialmente, utilizar uma metodologia robusta como CRISP-DM torna-se crucial para transformar dados brutos em valor tangível e mensurável para as organizações.

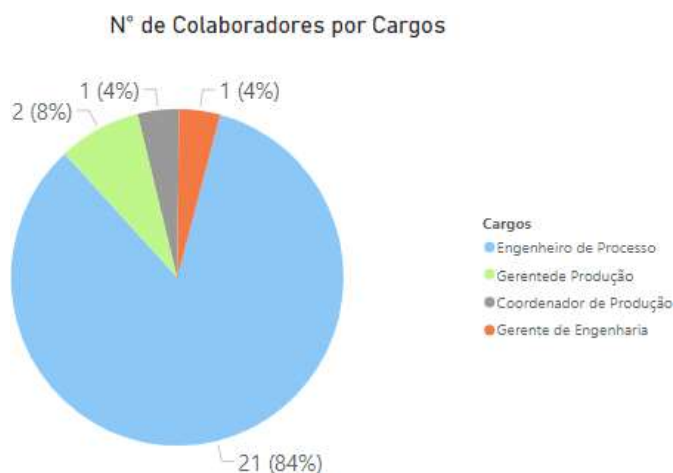
3 MÉTODO

Para responder à questão de pesquisa proposta, este artigo adota um estudo de caso com abordagem descritiva utilizando fontes primárias e secundárias para analisar a resolução de um problema abordado e destacar a eficácia da aplicação da prática *data driven*. Primeiramente foi feito o levantamento voltado para quantificar e qualificar o engajamento dos colaboradores na empresa em questão, a fim de constatar o perfil imposto pela cultura da empresa, a proposta busca inicialmente avaliar a compreensão acerca de técnicas de mineração de dados no corpo de engenharia da empresa estudada.

Após isso foi isolado um problema recorrente no processo de trefilação de alumínio para aplicação da resolução com a estruturação analítica proposta visando comprovar o impacto negativo e a deficiência analítica que a cultura organizacional pode provocar principalmente na resolução de problemas, além disso, demonstrar a grande oportunidade de melhoria agregando o *data driven* na atuação do departamento.

A equipe abordada tanto para entrevista quanto para atuar no problema foi composta por 25 colaboradores do departamento de engenharia da empresa. Na Figura 8 são apresentadas as características demográficas dos respondentes.

Figura 8 – Análise da característica dos colaboradores



Fonte: Elaborado pelos autores (2025)

Podemos observar que cerca de 80% do efetivo é composto por engenheiros, ou seja, pelo nível tático, que na maioria das vezes é responsável por atuar diretamente na resolução dos problemas.

O instrumento de coleta de dados será por meio de entrevistas semiestruturadas, e essas entrevistas serão registradas para posterior análise dos dados, e seguirá uma abordagem indutiva, na qual padrões e relações emergentes serão identificados a partir dos relatos dos participantes. Além disso, o trabalho também visa demonstrar a efetivação prática da importância da tomada de decisão com base na análise de dados objetivando a melhoria de processos em uma organização industrial.

Essa abordagem é delineada por meio de uma revisão sistemática da literatura que é um método explícito, abrangente e passível de reprodução utilizado para identificar, avaliar e sintetizar o conjunto existente de trabalhos concluídos e registrados elaborados por pesquisadores (Lunetta & Guerra 2024). Portanto, serão elaborados estudos quantitativos e qualitativos, que são comumente utilizados para auxiliar o pesquisador na construção de uma compreensão aprofundada e abrangente sobre o tema abordado (Lunetta & Guerra 2024).

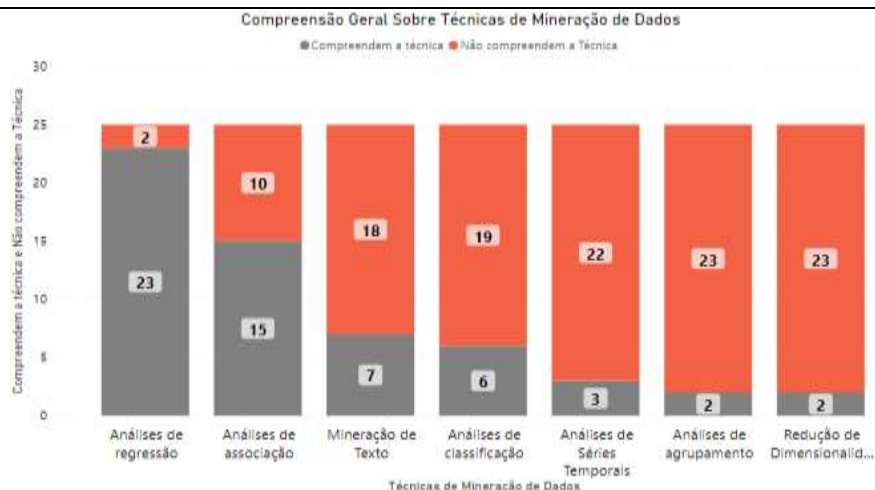
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Cultura Organizacional

A implementação de uma abordagem baseada em dados na cultura organizacional de uma empresa pode encontrar várias barreiras ao longo do caminho. Embora a adoção de dados para orientar decisões possa trazer muitos benefícios, como maior eficiência, mais bem tomada de decisão e vantagem competitiva, há desafios que precisam ser superados. Na empresa abordada, ficou evidente que a cultura organizacional tradicional pode ser predominante, ou seja, os colaboradores estão habituados a tomar decisões com base na intuição ou na experiência pessoal, levantando dificuldades na incorporação de uma metodologia analítica onde os dados são valorizados acima das opiniões individuais.

Podemos observar que cerca de 84% do efetivo é composto por engenheiros, ou seja, pelo nível tático, que na maioria das vezes é responsável por atuar diretamente na resolução dos problemas. Além disso, foram mapeadas algumas das técnicas de mineração de dados mais utilizadas atualmente e verificado a compreensão desses modelos de análise, conforme Figura 9:

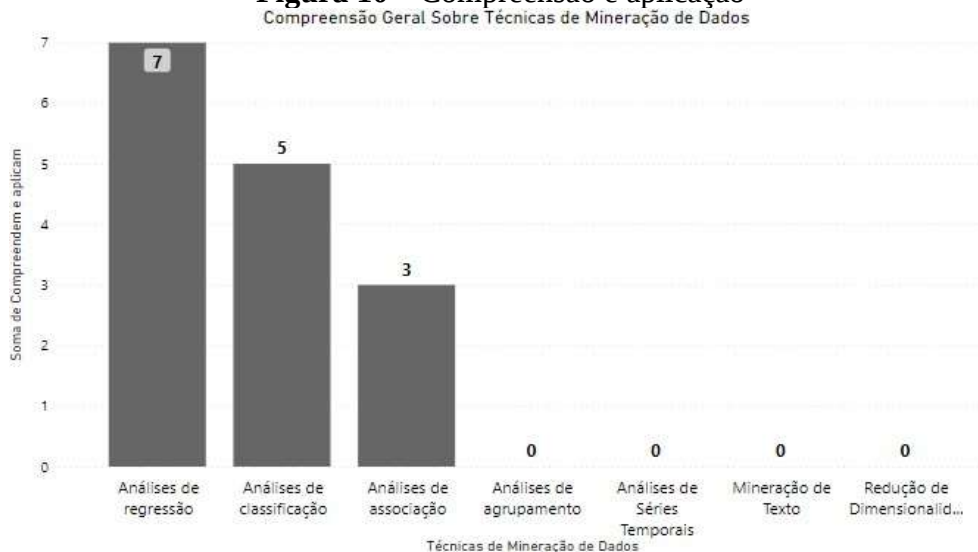
Figura 9 – Compreensão das técnicas de análise



Fonte: Elaborado pelos autores (2025)

Foi possível constatar que as análises de regressão e análises de associação são técnicas com boa compreensão pela maioria dos colaboradores, porém, análises de classificação, séries temporais, agrupamento e redução de dimensionalidade não faz parte da compreensão da maioria, deixando evidente que é possível aumentar a acurácia da resolução de problemas que podem exigir exatamente estas habilidades como necessárias.

Figura 10 – Compreensão e aplicação



Fonte: Elaborado pelos autores (2025)

Em paralelo a isso, podemos observar na Figura 10 que pouco se é utilizado o potencial analítico da maior parte dos colaboradores.

Inicialmente, uma equipe foi capacitada com todo o conhecimento e aplicação da metodologia *data-driven*. Em seguida, foi selecionado um problema que poderia ser abordado utilizando o CRISP-DM, denominado P01. Esse problema é de grande relevância

na indústria de condutores elétricos, mais especificamente no processo de trefilação de alumínio.

4.2 Problema no processo de trefilação

A não conformidade no processo P01 é responsável por cerca de 60% das ocorrências de interrupções no processo produtivo, aproximadamente 100 ocorrências a cada 1000 toneladas produzidas no processo de trefilação.

4.3 Arquitetura de decisão

A estrutura analítica, quando aplicada à resolução de problemas na indústria, pode ser utilizada em conjunto com métodos de resolução de problemas, como o PDCA, especialmente na fase de análise e observação do problema. Isso se deve ao fato de que a metodologia *data driven* oferece ferramentas mais avançadas e abrangentes para a mineração de dados.

4.4 Implementação da metodologia de análise

Foi realizado um Brainstorming com os gestores da área para levantamentos das possíveis causas do problema, com as possíveis causas levantadas, foi realizada uma votação para determinar a princípio as principais causas. Após o *Brainstorming* o qual permitiu uma organização das causas, analisando todos os fatores que envolvem o problema. Com o seguimento da nova estruturação analítica para tomadas de ações no processo, foram identificadas variáveis e padrões significativos responsáveis pela anomalia, o que facilitou a elaboração de um plano de ação para conter o problema, resultando nos seguintes resultados:



Fonte: Elaborado pelos autores (2025)

A implementação de uma metodologia estruturada de análise de dados na resolução de problemas traz ganhos extremamente satisfatórios, como podemos observar, no início do projeto com cerca de 17,6 ocorrências a cada 100 toneladas trefiladas do problema P01, isso resulta em 528 minutos de parada do processo, ou seja, levando em consideração a produção média em toneladas neste processo por mês, temos cerca de 1584 minutos de parada de máquina no processo.

As análises se iniciaram em julho de 2023 e o início das ações começaram no mês de setembro, após isso, podemos observar uma redução drástica nos índices de ocorrência, chegando a 1,6 ocorrências a cada 100 toneladas produzidas. Para chegarmos a estes resultados, com a metodologia de análise, identificamos que a abordagem permite a coleta e organização sistemática de informações relevantes, facilitando a identificação precisa de problemas e suas causas.

Com dados bem estruturados, gestores podem tomar decisões informadas e direcionadas, o que reduz o tempo e recursos gastos em tentativas e erros. Além disso, a utilização de ferramentas analíticas avançadas potencializa a capacidade de prever tendências e comportamentos futuros, possibilitando ações proativas ao invés de reativas. O resultado é um ambiente mais ágil, onde problemas são abordados com rapidez e assertividade.

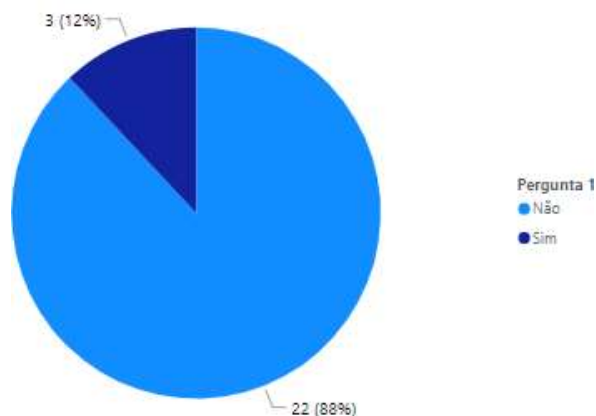
Outro benefício significativo é a melhoria contínua nos processos internos da organização. Com uma base de dados robusta e análises detalhadas, é possível otimizar operações, reduzir custos e aumentar a produtividade. A metodologia estruturada possibilita o monitoramento constante e a revisão periódica dos procedimentos, o que incentiva uma cultura de melhoria contínua. Além disso, a transparência dos dados facilita a comunicação entre equipes, promovendo a colaboração e a coesão dentro da empresa. Em suma, a adoção de uma metodologia estruturada de análise de dados transforma a capacidade de resolução de problemas, promovendo um crescimento sustentável e uma vantagem competitiva notável no mercado.

4.5 Entrevista Semiestruturada

Em relação à entrevista semiestruturada conduzida com os 25 membros da companhia, foi possível observar inicialmente, a questão conforme Figura 12 referente à existência de uma metodologia empregada para orientar os projetos relacionados a dados:

Figura 12 – Resultado de Pergunta 1

Existência de Metodologia Estruturada



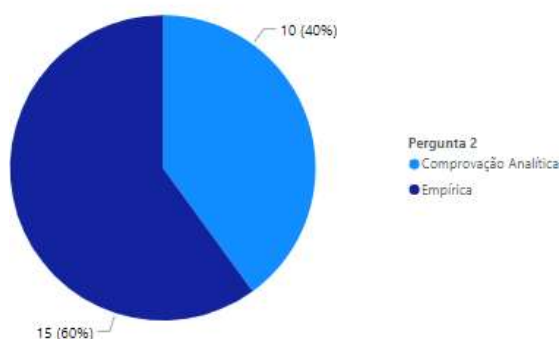
Fonte: Autores (2025)

Conforme evidenciado na Figura 12, a ampla maioria dos entrevistados percebe a ausência de uma metodologia estabelecida, o que implica que as análises são conduzidas de maneira aleatória, conforme a expertise e experiência de cada colaborador. Tal situação compromete a padronização, a velocidade e a qualidade das entregas.

Referente ao questionamento número 2, conforme apresentado na Figura 13, que aborda o direcionamento das decisões na empresa, observa-se que 40% dos colaboradores indicaram a existência de comprovação analítica, mesmo na ausência de uma metodologia estruturada de análise. Por outro lado, 60% dos colaboradores baseiam suas decisões predominantemente em conhecimento empírico.

Figura 13 – Resultado de Pergunta 2

Direcionamento da Tomada de Decisão

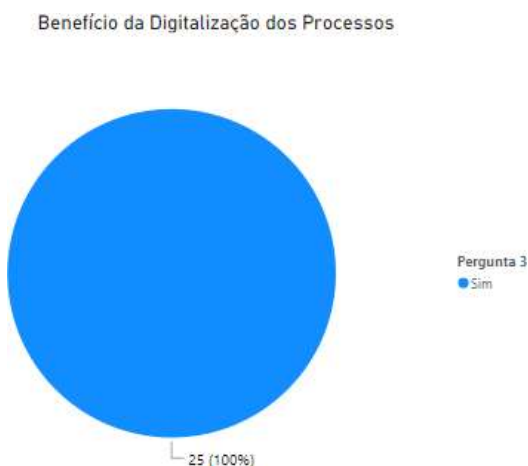


Fonte: Elaborado pelos autores (2025)

Para promover o engajamento e a adoção da metodologia analítica orientada por dados na cultura da empresa, é imperativo consolidar a etapa anterior, que é a aquisição e

disponibilização de dados. Nesse contexto, o questionamento número 3, conforme evidenciado na Figura 14, revela que os colaboradores consideram a digitalização dos processos uma etapa crucial e fundamental. Isso demonstra o comprometimento e a busca por aprimorar as análises, visando o amadurecimento analítico da organização:

Figura 14 – Resultado de Pergunta 3



Fonte: Elaborado pelos autores (2025)

Para os colaboradores, atendendo aos questionamentos 4 e 5 sobre implementação da abordagem data-driven, a empresa observou benefícios significativos, como decisões mais precisas e informadas, maior eficiência operacional devido à automação de processos, e uma capacidade aprimorada de prever tendências e adaptar estratégias. Além disso, houve uma melhoria na colaboração interna e na satisfação dos clientes.

Foi demonstrado ainda que, a cultura organizacional baseada em dados é crucial porque fundamenta decisões em evidências concretas, melhora a transparência e a colaboração entre equipes, e facilita a adaptação rápida às mudanças do mercado. Isso resulta em maior eficiência, precisão e capacidade de identificar novas oportunidades de crescimento.

4.6 Barreiras encontradas

Implementar a cultura *data driven* foi desafiador devido a várias barreiras encontradas como por exemplo a falta de habilidades e conhecimento em análise de dados por parte da equipe responsável por executar as modelagens dos dados, isso é um obstáculo significativo, especialmente se a empresa não faz investimentos em treinamentos para capacitar os funcionários nessa área. Além disso, foi identificado que a infraestrutura de dados estava inadequada, ou seja, em alguns processos foi identificado que havia problemas com coleta, armazenamento e acesso aos dados, bem como questões de qualidade e integridade, outro

ponto relevante identificado foi a resistência à mudança por parte dos funcionários e as incertezas organizacionais assim como os custos associados ao investimento em tecnologia e infraestrutura de dados. Questões de privacidade e segurança dos dados também precisam ser consideradas.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Com os resultados adquiridos do presente estudo, é possível concluir que a cultura organizacional tradicional presente na empresa analisada prevalece, com os colaboradores habituados a tomar decisões com base na intuição ou experiência pessoal. Isso apresenta desafios na adoção de uma abordagem analítica, na qual os dados são priorizados em detrimento das opiniões individuais. Adicionalmente, foi conduzida uma entrevista semiestruturada com o objetivo de mapear o perfil dos colaboradores. A partir dessa entrevista, foram obtidos insights valiosos que permitem comparar a cultura tradicional com a cultura orientada por dados, especialmente em relação ao engajamento, à compreensão da necessidade de amadurecimento analítico e à subsequente melhoria dos processos e resultados para a companhia.

Sendo assim, o resultado obtido após a implementação da abordagem orientada por dados no problema P01 foi claramente evidente. Com a equipe devidamente constituída e treinada na metodologia, e utilizando principalmente técnicas de mineração de dados em consonância com metodologias de resolução de problemas. Após a identificação dos pontos de variação, foi possível elaborar um plano de ação e intervir nas causas do problema. Com o acompanhamento contínuo dos resultados, observou-se uma redução de 91% no índice de ocorrência desta anomalia.

As barreiras mais comuns encontradas no processo de agregação do *data-driven* incluem resistência cultural, onde colaboradores podem temer mudanças ou desconfiam da eficácia de novas abordagens baseadas em dados. Além disso, a falta de habilidade analítica entre a equipe pode impedir a plena utilização dessas metodologias. A integração de novos sistemas com infraestruturas de TI já existentes podem apresentar dificuldades técnicas e demandar investimentos consideráveis. Outro obstáculo crucial é a qualidade dos dados disponíveis; dados fragmentados ou inconsistentes podem comprometer a eficácia das análises. Superar essas barreiras requer um compromisso estratégico, alinhando líderes organizacionais e promovendo uma cultura orientada por dados, além de investimentos em treinamento contínuo e ferramentas adequadas. Assim, é possível transitar de uma

mentalidade baseada em intuição para uma abordagem estruturada e analítica, colocando a organização em uma posição mais competitiva e preparada para enfrentar desafios futuros.

Durante o desenvolvimento do projeto, foi possível identificar algumas limitações e oportunidades para aprimoramento, especialmente no que se refere à capacitação do corpo operacional. Tal capacitação exerce influência direta na adaptação ao novo modelo de análise e resolução de problemas. Além disso, a estrutura orientada por dados, que possibilita uma análise mais robusta, poderá ser avaliada de forma mais abrangente após sua implementação em múltiplos casos, permitindo a comparação e análise dos respectivos resultados. Importa destacar também o engajamento dos envolvidos com a nova metodologia.

As descobertas deste estudo contribuem para a literatura existente sobre cultura organizacional e a adoção de abordagens data-driven. Os resultados evidenciam a necessidade de modelos teóricos que integrem a resistência à mudança e as barreiras culturais dentro das organizações que buscam se tornar mais analíticas. Além disso, os insights obtidos a partir da análise de dados e das metodologias de resolução de problemas destacam a relevância de novas abordagens que favoreçam a integração de práticas baseadas em dados no processo decisório, acrescentando um novo olhar sobre a transformação digital nas indústrias.

Para gerentes e líderes, este estudo ressalta a importância de desenvolver uma cultura organizacional que valorize a análise de dados e a tomada de decisão baseada em evidências. A implementação da metodologia data-driven trouxe benefícios como a redução significativa de problemas no processo P01, indicando que, ao priorizar dados e capacitar equipes, as organizações podem melhorar sua eficiência operacional. Assim, é fundamental investir em treinamento contínuo e na infraestrutura de dados, além de garantir o engajamento dos colaboradores, para mitigar a resistência à mudança e maximizar os resultados.

As limitações deste estudo são significativas e devem ser consideradas ao interpretar os resultados. Primeiramente, trata-se de um estudo de caso concentrado em uma única empresa, o que limita a generalização das conclusões para outras organizações que operam em contextos diferentes. Além disso, embora a diversidade de engenheiros na equipe tenha possibilitado uma boa análise inicial, a falta de conhecimento profundo em técnicas de mineração de dados em uma parte significativa do efetivo pode ter influenciado a eficácia da implementação da metodologia. Outro aspecto importante é a resistência cultural à mudança, que impactou a adoção de práticas analíticas, bem como os desafios técnicos relacionados à infraestrutura de dados, que pode ter limitado o alcance da solução proposta. Por fim, a

ausência de um acompanhamento longitudinal das mudanças após a implementação dificulta a verificação da durabilidade dos resultados alcançados.

Futuras pesquisas podem expandir a compreensão das dinâmicas culturais em contextos de transformação digital, explorando a aplicação de abordagens data-driven em diferentes setores industriais e empresas de diversos portes. Além disso, seria valioso realizar estudos longitudinais para monitorar as mudanças ao longo do tempo e compreender melhor os efeitos da cultura analítica nos resultados organizacionais. Pesquisas que investiguem a eficácia de diferentes estratégias de capacitação em análise de dados também podem fornecer insights valiosos sobre como melhorar a adoção de metodologias em ambientes corporativos. Por fim, mais estudos podem ser realizados para examinar as interações entre a qualidade dos dados e as decisões gerenciais, visando aprofundar a relação entre a infraestrutura de dados e os processos de tomada de decisão.

Referências

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DO ALUMÍNIO. **Alumínio**: aluminum statistical yearbook 2022. São Paulo: ABAL, 2022.

BERNDTSSON, Mikael et al. **Becoming a data-driven organisation**. 2018. Disponível em: <https://dblp.org/db/conf/ecis/ecis2018.html>.

CARRENHO, P. A. G. **Estudo de caso**: a confiabilidade centrada na manutenção da etapa de fundição de uma fábrica de alumínio. 2024. Trabalho de Conclusão de Curso – Universidade Estadual Paulista, [São Paulo], 2024.

CHAPMAN, Pete et al. **CRISP-DM 1.0**: step-by-step data mining guide. 2000. Disponível em: <https://docplayer.net/202628-Crisp-dm-1-0-step-by-step-data-mining-guide.html>.

DA MATA BITTENCOURT JUNIOR, C. A. **Caracterização de folhas de alumínio de uso doméstico por XRF**. 2021. Dissertação (Mestrado) – Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2021.

FREITAS, A. et al. Utilização da análise de componentes independentes para eliminar piscadas de sinais de eletroencefalografia. **Simpósio de Engenharia Biomédica**, 2016.

GARCIA, Suellen Ribeiro Pardo et al. Modelo de regressão por mínimos quadrados parciais para dados de monitoramento de barragens. **Revista Engenho**, v. 11, 2015.

GE, Z. et al. Data mining and analytics in the process industry: the role of machine learning. **IEEE Access: Practical Innovations, Open Solutions**, v. 5, p. 20590-20616, 2017. <https://doi.org/10.1109/access.2017.2756872>.

GUERRA, A. de L. E. R. Metodologias e classificação das pesquisas científicas. **RECIMA21 - Revista Científica Multidisciplinar**, v. 5, n. 8, p. e585584, 2024.

HELBIG, H. K. W. W. **Recommendations for implementing the strategic initiative INDUSTRIE 4.0**. Acatech, 2013. Disponível em: <https://www.din.de/resource/blob/76902/e8cac883f42bf28536e7e8165993f1fd/recommendations-for-implementing-industry-4-0-data.pdf>.

HUBER, S. et al. DMME: data mining methodology for engineering applications – a holistic extension to the CRISP-DM model. **Procedia CIRP**, v. 79, p. 403-408, 2019.
<https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.02.106>.

KUSMA, V. V.; CHIROLI, D. M. de G. A indústria 4.0: uma revisão sobre os impactos e modificações na dinâmica de trabalho do modelo atual. **Revista Principia - Divulgação Científica e Tecnológica do IFPB**, v. 1, n. 53, p. 131, 2021.

LESTER, J. N.; CHO, Y.; LOCHMILLER, C. R. Learning to do qualitative data analysis: a starting point. **Human Resource Development Review**, v. 19, n. 1, p. 94-106, 2020.
<https://doi.org/10.1177/1534484320903890>.

MANDINACH, E. B. A perfect time for data use: using data-driven decision making to inform practice. **Educational Psychologist**, v. 47, n. 2, p. 71-85, 2012.
<https://doi.org/10.1080/00461520.2012.667064>.

PAASCH, M. R. et al. Data-driven na indústria da moda: um estudo da utilização de dados no processo de criação de produto de moda em Santa Catarina. **Revista E-Tech Tecnologias para Competitividade Industrial**, v. 14, n. 2, 2021.
<https://doi.org/10.18624/etech.v14i2.1144>.

SANTOS, B. P. et al. Indústria 4.0: desafios e oportunidades. **Revista Produção e Desenvolvimento**, 2018. Disponível em: <http://revistas.cefet-rj.br/index.php/producaoedesenvolvimento>.

SCHWAB, K. **The fourth industrial revolution**. World Economic Forum, 2016.
Disponível em: www.weforum.org.

YAN, F. et al. Data-driven modelling methods in sintering process: current research status and perspectives. **The Canadian Journal of Chemical Engineering**, v. 101, n. 8, p. 4506-4522, 2023. <https://doi.org/10.1002/cjce.24790>.

ZHANG, X.; MING, X.; YIN, D. Application of industrial big data for smart manufacturing in product service system based on system engineering using fuzzy DEMATEL. **Journal of Cleaner Production**, v. 265, n. 121863, p. 121863, 2020.