



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CENTRO DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA METALÚRGICA E DE MATERIAIS
GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA METALÚRGICA E DE MATERIAIS

DANIER ASEVEDO DE SOUSA

ANÁLISE DE DADOS E TOMADA DE DECISÕES ESTRATÉGICAS NA
INDÚSTRIA SIDERÚRGICA: UM ESTUDO DE CASO UTILIZANDO
BUSINESS INTELLIGENCE

FORTALEZA

2023

DANIER ASEVEDO DE SOUSA

ANÁLISE DE DADOS E TOMADA DE DECISÕES ESTRATÉGICAS NA INDÚSTRIA
SIDERÚRGICA: UM ESTUDO DE CASO UTILIZANDO BUSINESS INTELLIGENCE

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Graduação em Engenharia Metalúrgica do Departamento de Engenharia Metalúrgica e de Materiais da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de Bacharel em Engenharia Metalúrgica.

Orientador: Prof. Dr. Ricardo Emílio Ferreira Quevedo Nogueira.

FORTALEZA

2023

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

- S696a Sousa, Danier Asevedo de.
Análise de dados e tomada de decisões estratégicas na indústria siderúrgica: um estudo de caso utilizando business / Danier Asevedo de Sousa. – 2023.
68 f. : il. color.
- Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) – Universidade Federal do Ceará, Centro de Tecnologia, Curso de Engenharia Metalúrgica, Fortaleza, 2023.
Orientação: Prof. Dr. Ricardo Emílio Ferreira Quevedo Nogueira.
1. Análise de dados. 2. Indústria siderúrgica. 3. Decisões estratégicas. 4. Indicadores-chave de desempenho (KPIs). I. Título.

CDD 669

DANIER ASEVEDO DE SOUSA

ANÁLISE DE DADOS E TOMADA DE DECISÕES ESTRATÉGICAS NA INDÚSTRIA
SIDERÚRGICA: UM ESTUDO DE CASO UTILIZANDO BUSINESS INTELLIGENCE

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao
Curso de Graduação em Engenharia
Metalúrgica do Departamento de Engenharia
Metalúrgica e de Materiais da Universidade
Federal do Ceará, como requisito parcial à
obtenção do título de Bacharel em Engenharia
Metalúrgica.

Aprovada em: 15/12/2023.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Ricardo Emílio Ferreira Quevedo Nogueira (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Marcelo Ferreira Motta
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Jorge Luiz Cardoso
Universidade Federal do Ceará (UFC)

AGRADECIMENTOS

À Deus por me proporcionar sabedoria, força, perseverança e por ter colocado esse propósito na minha vida;

À Vânia, minha mãe, que, mesmo que de uma maneira não tão convencional, sempre esteve convicta de que eu seria o filho formado que a família nunca teve;

Ao professor Ricardo Emílio, meu orientador, que foi um grande colega de curso e apoiador para que esse trabalho acontecesse;

À Banca composta pelos professores Jorge e Marcelo Motta que dedicaram seu tempo à leitura deste trabalho e pontuações necessárias;

Ao Paulo que, mesmo diante de todas as dificuldades que passei e perdas que tive, esteve comigo na mais absoluta unanimidade de todas as vertentes positivas me apoiando e fazendo com que eu enxergasse o melhor até no âmago da escuridão;

À Raíra que foi uma grande amiga que esteve comigo em madrugadas de estudos, que tornou o meu dia-a-dia na UFC mais divertido com os momentos icônicos e, principalmente, por ter me estendido a mão quando eu mais precisei, incondicionalmente.

À Kalyne que foi companheira fiel de lutas nas provas, nas conversas, nas risadas e que, mesmo diante de todas as dificuldades que passamos, sempre esteve do meu lado me ajudando e me apoiando de maneira inquestionável;

Ao Osélio, meu amigo, que me ajudou durante o curso e durante a vida profissional e foi um parceiro essencial pra que eu pudesse estar aqui concluindo esse curso;

Ao Lairto, meu padrasto, que faleceu em 2022, mas que, em vida, se esforçou descomunalmente para dar tudo de melhor que ele podia dar pra mim e minha família e, assim, me possibilitar terminar o curso;

À Sônia, minha tia, que foi minha grande incentivadora e apoiadora na minha jornada ao longo desses anos de faculdade e que, incontestavelmente, me possibilitou terminar esse curso;

Ao meu irmão Marcos, que também faleceu em 2021, mas que era detentor do meu mais profundo carinho;

Ao Antônio, secretário do curso, por todo o seu profissionalismo e ajuda durante esses anos de graduação;

À minha irmã Roberta que foi uma mulher que cresceu comigo e que hoje sinto falta de tudo o que fomos;

Ao Luan que começou na Agronomia junto comigo, depois seguiu o rumo da Psicologia, mas que, enquanto éramos da Agronomia, foi um grande parceiro de estudos, conversas e que levei pra vida;

Ao meu amigo da época, Geovany, que foi um grande incentivador da minha mudança de curso, desde a época em que éramos da Agronomia, e que me ajudou incansavelmente no primeiro ano de Engenharia Metalúrgica;

Aos meus grandes amigos da Agronomia, Filipe, Rauny, Samuel e Beatriz que foram pilares essenciais na minha estadia na Agronomia, que me ajudaram inúmeras vezes nos semestre iniciais do curso e que levarei pra vida, casa um com seu papel e sua importância na minha caminhada como aluno e ser humano;

Ao meu pai Edimilson por toda a educação proporcionada para que eu pudesse ter chegado até aqui;

À PRAE por toda a ajuda e assistência que me proporcionou;

Aos meus grandes amigos do Conjunto Ceará, Verlânia, Adriano, Gabriela, Jennifer, Kellyson, Renata e Vitor que foram meu refúgio pra acalantar e amenizar a vida antes e durante a minha faculdade e que levarei comigo pra sempre a lembrança do quanto fomos felizes com tão pouco e que, pra termos muito, bastava um encontro que durava a noite inteira;

E, por último, mas não menos importante, à UFC por ter me proporcionado ensino de qualidade e por todas as experiências que me moldaram a ser o homem que sou hoje.

*“Mesmo quando tudo tende a dar errado,
acontecem coisas tão maravilhosas que jamais
aconteceriam se tudo tivesse dado certo”*

RESUMO

A integração da *Business Intelligence* (BI) na indústria siderúrgica é crucial para enfrentar desafios como a volatilidade de preços, regulamentações ambientais e a concorrência global. Este estudo abordou a lacuna de conhecimento sobre o papel do BI na otimização de processos e na tomada de decisões estratégicas neste setor. O objetivo principal foi analisar a influência do BI na indústria siderúrgica, com foco na identificação de Indicadores-Chave de Desempenho (KPIs), realização de um estudo de caso em uma empresa siderúrgica brasileira e avaliação da eficácia das ferramentas de BI na otimização de processos. Utilizando a suíte *Pentaho* para análise de dados, o estudo empregou o *Pentaho Data Integration* (PDI) para desenvolver *ETLs*, garantindo a integridade e qualidade dos dados da Companhia Siderúrgica Nacional (CSN). Foram coletados KPIs essenciais como produção de aço bruto, custo de produção por tonelada e eficiência energética, entre outros, baseando-se em parâmetros da literatura. Os resultados destacaram a importância do BI na melhoria da eficiência operacional e competitividade da indústria siderúrgica, enfatizando sua capacidade de otimizar processos, identificar novas oportunidades de mercado e contribuir para práticas sustentáveis. A conclusão enfoca a relevância estratégica do BI na indústria siderúrgica, fornecendo percepções práticas para sua implementação eficaz, preenchendo uma carência na compreensão dessa integração e contribuindo para a sustentabilidade e sucesso do setor.

Palavras-chave: *Business Intelligence*; Indústria Siderúrgica; Análise de Dados; Indicadores-Chave de Desempenho (KPIs); Decisões Estratégicas.

ABSTRACT

The integration of Business Intelligence (BI) in the steel industry is crucial to address challenges such as price volatility, environmental regulations, and global competition. This study addressed the knowledge gap regarding the role of BI in process optimization and strategic decision-making in this sector. The main objective was to analyze the influence of BI in the steel industry, focusing on identifying Key Performance Indicators (KPIs), conducting a case study in a Brazilian steel company, and evaluating the effectiveness of BI tools in process optimization. Using the Pentaho suite for data analysis, the study employed Pentaho Data Integration (PDI) to develop ETLs, ensuring the integrity and quality of data from Companhia Siderúrgica Nacional (CSN). Essential KPIs such as crude steel production, production cost per ton, and energy efficiency, among others, were collected, based on parameters from the literature. The results highlighted the importance of BI in improving operational efficiency and competitiveness in the steel industry, emphasizing its ability to optimize processes, identify new market opportunities, and contribute to sustainable practices. The conclusion focuses on the strategic relevance of BI in the steel industry, providing practical perceptions for its effective implementation, filling a gap in the understanding of this integration, and contributing to the sustainability and success of the sector.

Keywords: Business Intelligence; Steel Industry; Data Analysis; Key Performance Indicators (KPIs); Strategic Decisions.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Criação do Repositório DW_CSN.....	31
Figura 2 – Inserção para conexão Pentaho – DW	32
Figura 3 – Nova Transformação no Pentaho.....	33
Figura 4 – Inserção dos dados da planilha no Pentaho.....	34
Figura 5 – Carregando planilha por planilha (Microsoft Excel Input).....	35
Figura 6 – Confirmação de Dados Exportados	35
Figura 7 – Organizando as linhas da tabela (Sort Rows)	36
Figura 8 – Transformando as linhas em colunas e colunas em linhas (Row Denormaliser).....	37
Figura 9 – Ajuste e Tipificação dos Dados (Select Values).....	38
Figura 10 – Substituindo os Campos Vazios (If field value is null)	39
Figura 11 – Criando tabela de saída pro DW (Table Output)	40
Figura 12 – Código SQL	41
Figura 13 – Executando todo o processo (Run)	42
Figura 14 – Teste no DW para as tabelas feita no Pentaho	43
Figura 15 – Importação das tabelas para o MPI.....	44
Figura 16 – Conectando com o PostgreSQL.....	44
Figura 17 – Seleção das Tabelas pós análise de PBI.....	45
Figura 18 – Construção da Tabela Calendário (código M).....	46
Figura 19 – Tabela Calendário.....	47
Figura 20 – Relacionamento entre as tabelas para filtragem por análise temporal	48
Figura 21 – Distribuição de Venda de aço por Segmento	52
Figura 22 – Custo de Produção Siderúrgica.....	57
Figura 23 – Resultados Financeiros momento 1	62
Figura 24 – Resultados Financeiros momento 2	62
Figura 25 – Vendas de Aço momento 1	63
Figura 26 – Venda de Aços momento 2.....	63
Figura 27 – Produção de Aços	64
Tabela 1 – Produção de Aços.....	50
Tabela 2 – Vendas de Aço por Tipificação	50
Tabela 3 – Custo da Placa por Tonelada.....	54
Tabela 4 – Resultados por Segmento	59
Tabela 5 – Investimento no setor Siderurgia e agregados.....	60

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
2	OBJETIVOS	15
2.1	Principal	15
2.2	Secundários	15
3	REVISÃO DE LITERATURA	16
3.1	Business intelligence (BI)	16
3.1.1	<i>Engenharia de Dados</i>	16
3.1.2	<i>Pentaho Data Integration (PDI)</i>	18
3.2	Análise de Dados	19
3.2.1	<i>Power BI</i>	20
3.3	Industria siderúrgica	22
3.3.1	<i>Visão Geral da Industria Metalúrgica</i>	22
3.3.2	<i>Processo e Tecnologias na Siderurgia</i>	23
3.3.3	<i>Desafios e Oportunidades</i>	24
3.4	Industria Siderúrgica Brasileira	25
3.4.1	<i>O Papel do BI na Siderurgia</i>	26
3.4.2	<i>Companhia Siderúrgica Nacional (CSN)</i>	27
4	MATERIAIS E MÉTODOS	29
4.1	Seleção de Ferramentas de BI	29
4.2	Definição e Coleta de KPIs	29
4.3	Banco de Dados (SGBD) e criação do Repositório	30
4.4	Conexão Banco de Dados no PDI (Spoon)	31
4.5	Manipulação dos Dados no Data Bank PDI	32
4.6	Tipificação dos Dados e Tabelamento	37
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	49
5.1	KPI's Coletados	49
5.2	Produção de Aço Bruto	49
5.3	Capacidade Utilizada	52
5.4	Custo de Produção por Tonelada	54
5.5	Eficiência Energética	56
5.6	Margem Operacional	58
5.7	Market Share	60

6	CONCLUSÃO	65
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	67

1 INTRODUÇÃO

A indústria siderúrgica é um pilar fundamental da economia moderna, fornecendo os materiais necessários para a construção de infraestruturas, produção de maquinários e desenvolvimento tecnológico (WORLD STEEL ASSOCIATION, 2021). No entanto, essa indústria enfrenta desafios significativos, como volatilidade de preços, regulamentações ambientais rigorosas e crescente concorrência global. Nesse cenário, a tomada de decisões estratégicas eficazes torna-se crucial para a sustentabilidade e o crescimento do setor.

O *Business Intelligence* (BI), ou Inteligência Empresarial, é uma tecnologia que tem suas raízes no século XX, mas que ganhou notoriedade e sofisticação nas últimas décadas com o advento da *big data* e da computação em nuvem (CHEN, H.; CHIANG, R. H.; STOREY, V. C., 2012). O BI envolve a coleta, análise e interpretação de dados para auxiliar na tomada de decisões empresariais. Ferramentas de BI, como *Data Mining* e *Data Warehousing*, permitem que as empresas transformem dados brutos em informações significativas (HAN, J.; PEI, J.; KAMBER, M., 2011).

No contexto empresarial, o BI tem sido uma ferramenta valiosa para otimizar operações, identificar novas oportunidades de mercado e melhorar a eficiência organizacional. Empresas de diversos setores têm utilizado o BI para analisar padrões de consumo, otimizar cadeias de suprimentos e até mesmo prever tendências de mercado.

Na indústria siderúrgica, o BI pode desempenhar um papel vital na otimização de processos de produção, gestão de recursos e controle de qualidade. Por exemplo, a análise de dados pode revelar os desafios na linha de produção, ineficiências no uso de recursos ou inconsistências na qualidade dos produtos (SINGH, A.; GUPTA, V. K., 2016). Tais demandas são cruciais para a tomada de decisões estratégicas que podem levar a melhorias significativas na eficiência e rentabilidade (SHARMA, R.; BHAT, A., 2013).

O uso de BI na indústria siderúrgica não é apenas uma questão de otimização, mas também uma necessidade estratégica (SHARMA, R.; BHAT, A., 2013; SINGH, A.; GUPTA, V. K., 2016). A capacidade de tomar decisões informadas pode ser o diferencial que posiciona uma empresa à frente de seus concorrentes. Além disso, em um mundo cada vez mais voltado para a sustentabilidade, o BI pode ajudar as empresas a adotarem práticas mais sustentáveis, monitorando o uso de recursos e as emissões de poluentes (LABIB, A. W., 2014).

Dada a importância do tema, este trabalho tem como objetivo geral analisar como a BI pode auxiliar na tomada de decisões estratégicas na indústria siderúrgica. Especificamente, o estudo busca identificar os principais Indicadores-Chave de Desempenho (*KPIs*) relevantes

para o setor, realizar um estudo de caso em uma empresa siderúrgica relevante no cenário siderúrgico brasileiro e avaliar a eficácia das ferramentas de BI na otimização de processos industriais (SINGH, A.; GUPTA, V. K., 2016).

Ao abordar esses objetivos, o trabalho contribui para um melhor entendimento do papel que a BI pode desempenhar na indústria siderúrgica. Além disso, fornecerá clarezas práticas que podem ser aplicados por gestores e tomadores de decisão na indústria para melhorar a eficiência operacional e a competitividade no mercado.

Logo, a integração de BI na indústria siderúrgica não é apenas uma tendência tecnológica, mas uma imperativa estratégica de médio e longo prazo. O setor tem muito a ganhar com a implementação eficaz de ferramentas de BI, desde a otimização de processos até a identificação de novas oportunidades de mercado e a melhoria da sustentabilidade. Este trabalho visa preencher uma lacuna no entendimento dessa integração, oferecendo uma análise aprofundada e orientações práticas para a implementação de BI na indústria siderúrgica.

2 OBJETIVOS

2.1 Principal

Avaliar como a *Business Intelligence* pode auxiliar na tomada de decisões estratégicas na indústria siderúrgica

2.2 Secundários

- Identificar os principais *KPIs* (Indicadores-Chave de Desempenho) na indústria siderúrgica.
- Realizar um estudo de caso em uma empresa específica.
- Avaliar a eficácia das ferramentas de BI na tomada de decisão de processos no setor siderúrgico.

3 REVISÃO DE LITERATURA

3.1 Business intelligence (BI)

Business Intelligence (BI) é um conjunto de técnicas e ferramentas destinadas à análise de dados empresariais para auxiliar na tomada de decisões estratégicas. De acordo com Al-Aqrabi e colaboradores (2019), o BI engloba a captura, o processamento e a análise de dados brutos, transformando-os em informações úteis e acionáveis. Essa prática permite que as organizações identifiquem padrões e tendências, que podem ser aplicados em diversas áreas funcionais, desde operações e logística até marketing e recursos humanos.

O desenvolvimento e a adoção de tecnologias de BI têm evoluído significativamente nas últimas décadas. Conforme apontado por Dai et al. (2019), inicialmente, o BI estava confinado a relatórios e consultas básicas. No entanto, avanços em aprendizado de máquina, processamento de big data e técnicas analíticas avançadas permitiram uma análise mais complexa e em tempo real dos dados. Isso permitiu que o BI fosse utilizado de maneira mais estratégica, indo além da simples geração de relatórios e fornecendo informações mais profundas para a tomada de decisões estratégicas.

Uma das maiores vantagens do BI, segundo Orji et al. (2021), é o seu potencial para alavancar a vantagem competitiva. Ao fornecer informações oportuna e precisa, as ferramentas de BI podem ajudar as empresas a se anteciparem às mudanças no mercado, identificar oportunidades de negócios e otimizar processos internos. Este benefício é especialmente relevante em indústrias altamente competitivas e com margens estreitas, como a indústria siderúrgica.

No entanto, a implementação bem-sucedida de BI não está isenta de desafios. Questões de integração de dados, qualidade e governança são barreiras frequentemente encontradas (SHAO *et al.*, 2023). Além disso, uma estratégia eficaz de BI exige uma mudança cultural dentro da organização, promovendo um ambiente orientado a dados que valorize a análise informada em detrimento da intuição ou da tomada de decisões baseada unicamente em experiência (SHAO *et al.*, 2023).

3.1.1 Engenharia de Dados

A Engenharia de Dados é um campo essencial que serve como alicerce para as operações de *Business Intelligence* (BI), fornecendo a infraestrutura e as ferramentas

necessárias para coletar, armazenar e preparar dados para análise. Segundo Fleck e colaboradores (2021), a engenharia de dados abrange desde o design e a construção de sistemas de armazenamento de dados em larga escala até a implementação de pipelines eficientes para o processamento de dados. Esses sistemas e pipelines são projetados para lidar com volumes massivos de dados de maneira rápida e confiável, um desafio comum na era da big data.

Com a crescente complexidade dos dados e das demandas por análises mais rápidas e precisas, a engenharia de dados se tornou um componente crítico para o sucesso das iniciativas de BI. Como apontam Ramayya e Sastri (2015), a integração de dados, qualidade, governança e gerenciamento de dados são questões centrais que os engenheiros de dados enfrentam diariamente. Eles devem garantir que os dados sejam não apenas acessíveis, mas também confiáveis e seguros, permitindo que analistas e tomadores de decisão baseiem suas conclusões em informações sólidas.

Na prática, a engenharia de dados envolve a utilização de tecnologias específicas e especializadas. Ferramentas como *Apache Hadoop* e *Spark* tornaram-se padrões da indústria para o processamento de *big data*, conforme observado por Kumar e Pandey (2016). Além disso, sistemas de bancos de dados como o *NoSQL* e o *NewSQL* são utilizados para gerenciar os diversos formatos de dados não estruturados e estruturados que as empresas coletam (KRALJEVSKI *et al.*, 2022). A adoção dessas tecnologias é essencial para que as empresas possam explorar o potencial completo de seus dados.

O trabalho do engenheiro de dados também é fundamental para a modelagem e a arquitetura de dados, que são a base para a criação de *dashboards* e relatórios em ferramentas de BI como o Power BI da Microsoft ou o Tableau. Essas ferramentas permitem que os dados sejam visualizados de maneira intuitiva, o que é crucial para a tomada de decisões estratégicas nas empresas. Como Salis *et al.* (2022) ressaltam, sem uma arquitetura de dados bem projetada e dados bem modelados, mesmo as ferramentas de BI mais sofisticadas não podem fornecer as soluções necessárias para guiar o negócio.

Embora a engenharia de dados seja uma disciplina tecnicamente complexa, seu valor reside na habilidade de transformar dados brutos em um ativo estratégico. A engenharia de dados não é apenas sobre tecnologia, é também sobre entender as necessidades do negócio e adaptar os sistemas de dados para atender a essas necessidades, uma perspectiva endossada por Ghezzi e colaboradores (2022). Assim, a engenharia de dados continua a ser uma área de investimento vital para as organizações que desejam manter uma vantagem competitiva no uso de BI.

3.1.2 *Pentaho Data Integration (PDI)*

O *Pentaho Data Integration (PDI)*, também conhecido como *Spoon*, é uma ferramenta de código aberto (*open source*) destinada à Modelagem de Dados e é um componente fundamental da suíte de *Business Intelligence (BI)* do *Pentaho*. O PDI oferece um ambiente gráfico para a concepção de *jobs* e transformações de ETL (Extração, Transformação e Carregamento) (BAKARI, ALI e BEN-ABDALLAH, 2012). A ferramenta destaca-se por sua flexibilidade e facilidade de uso, permitindo que os engenheiros de dados criem pipelines de dados sofisticados com pouco ou nenhum código.

Uma das principais funcionalidades do PDI é sua habilidade para integrar dados de diversas fontes, incluindo bancos de dados relacionais, sistemas de arquivos e fontes online (ARANKI e BAJCSY, 2015). Essa capacidade é crucial na engenharia de dados, especialmente em ambientes empresariais onde dados desestruturados e estruturados precisam ser coletados de múltiplos pontos de origem. O PDI também suporta uma série de operações de transformação de dados, desde operações simples como classificação e filtragem até transformações mais complexas como agregação e *join* de dados.

A escalabilidade é outro aspecto relevante do PDI. O PDI pode ser configurado para trabalhar com infraestruturas de *big data*, incluindo integração com plataformas como *Hadoop* e *Spark* (GOSWAMI, GHOSH e CHAKRABARTI, 2012). Isso permite que a ferramenta seja aplicada em cenários que exigem processamento e análise de grandes volumes de dados, o que é cada vez mais comum na indústria siderúrgica para monitoramento de qualidade e eficiência operacional.

Além da integração de dados, o PDI oferece recursos para aprimorar a qualidade dos dados. Conforme observado por Liu (2014a), a qualidade dos dados é um fator crítico para o sucesso de qualquer projeto de BI. O PDI oferece funcionalidades como limpeza de dados, validação e de duplicação, que são essenciais para garantir que os dados sejam confiáveis e úteis para a tomada de decisões estratégicas.

Contudo, a implementação do PDI em ambientes empresariais não é isenta de desafios. Segundo Liu (2014b), questões como governança de dados, segurança e conformidade são preocupações frequentes. Além disso, para extrair o máximo de valor do PDI, é fundamental que a organização possua uma equipe com conhecimento em engenharia de dados e capacidade para gerir a complexidade inerente a sistemas de integração de dados.

Dentro do contexto de *Pentaho Data Integration (PDI)*, o conceito de *Data Warehousing (DW)* assume uma importância significativa. *Data Warehousing* é o processo de

centralização e consolidação de grandes volumes de dados de diversas fontes para análise e relatórios. O PDI atua como um componente crucial nesta arquitetura, facilitando o processo de *ETL*, que é essencial para transformar e carregar dados no *DW*. A eficácia do *DW* está diretamente ligada à qualidade dos processos de *ETL*, que determinam a precisão, a integridade e a disponibilidade dos dados para análise de negócios (SASTRY e BABU, 2013).

A utilização do *PDI* em *DW* é destacada pela sua capacidade de lidar com dados em diferentes formatos e de várias fontes, um desafio comum em ambientes empresariais. Considerado um dos pilares do *data warehousing* moderno, a integração de dados de sistemas operacionais, bancos de dados e outras fontes é um passo crítico para a construção de um *DW* robusto e confiável (SAAD, NAGARUR e SHAMSAN, 2021). O *PDI* se destaca por oferecer uma solução flexível e de custo efetivo para este desafio, o que é corroborado por Liu (2014b), que descrevem como o *PDI* fornece um ambiente gráfico para o desenvolvimento e gerenciamento de pipelines de dados, o que pode acelerar significativamente o desenvolvimento e a manutenção de *DWs*.

3.2 Análise de Dados

Analisar dados utilizando *Business Intelligence* (BI) é uma abordagem sistemática para transformar dados brutos em dados trabalháveis que podem informar a tomada de decisão estratégica. O BI abrange uma série de ferramentas e técnicas para coleta, armazenamento, análise e visualização de dados. A análise de dados de BI é o processo de descobrir padrões e relações em grandes conjuntos de dados utilizando uma mistura de técnicas estatísticas, algoritmos de mineração de dados e análise preditiva (ZHENG et al., 2022).

Ferramentas de BI como o Microsoft Power BI, Tableau, QlikView e os componentes de BI do Pentaho são amplamente utilizadas para este propósito. Elas são capazes de integrar dados de várias fontes, criar modelos analíticos e fornecer visualizações interativas e dashboards. Estas ferramentas são avaliadas por sua capacidade de permitir que os usuários finais criem e compartilhem dashboards sem precisar de um extenso conhecimento técnico, democratizando o acesso à análise de dados (ARANKI e BAJCSY, 2015).

Dashboards são componentes essenciais na análise de BI, proporcionando uma visão agregada dos indicadores-chave de desempenho (KPIs) e outras métricas importantes em uma interface única e acessível. Um dashboard bem projetado fornece clareza, concisão e a capacidade de monitorar o desempenho organizacional em tempo real (SALIS et al., 2022). A

eficácia de um dashboard depende de sua capacidade de apresentar informações complexas de forma simplificada e de fácil interpretação.

Gráficos e tabelas são os elementos básicos de qualquer dashboard de BI. Eles transformam conjuntos de dados em representações visuais, como gráficos de barras, linhas, áreas, *pie charts* e **heat maps**, que ajudam a identificar tendências e outliers. A excelência em design gráfico e a apresentação de dados é crucial; um bom design visual não apenas transmite informações de forma eficaz, mas também ajuda na compreensão e na retenção de informações pelo usuário (WANG et al., 2018).

A análise de dados em BI não termina com a visualização; ela é um ciclo contínuo de *feedback* e melhoria. Os dashboards devem ser iterativos, com a implementação de feedback dos usuários para aprimoramento contínuo. Como apontado por Saad, Nagarur e Shamsan (2013), a interatividade permite que os usuários explorem os dados de forma mais profunda, executem suas próprias análises e personalizem os dashboards para atender às suas necessidades específicas. Essa abordagem centrada no usuário é essencial para garantir que as ferramentas de BI atendam efetivamente aos objetivos de negócios.

3.2.1 Power BI

O Power BI é outra ferramenta de *Business Intelligence* amplamente utilizada no cenário empresarial, desenvolvida pela Microsoft. De acordo com Lin e Chaudhuri (2023), esta plataforma de BI tem como foco a visualização de dados e a criação de relatórios interativos, sendo especialmente conhecida por sua interface de usuário intuitiva e recursos de arrastar e soltar. Embora o Power BI compartilhe alguns dos objetivos gerais do Pentaho, como uma parte da normalização de dados através do Power Query, ele se distingue principalmente pelos seus recursos avançados de visualização e dashboard.

Em termos de engenharia de dados, o Power BI oferece funcionalidades para a importação de dados de várias fontes, similar ao *Pentaho Data Integration*. No entanto, enquanto o PDI é frequentemente usado para pipelines de dados mais complexos e integrados em uma variedade de ambientes de *back-end*, o Power BI é muitas vezes utilizado como uma camada de visualização em cima de dados já agregados e transformados (AGORE, GORDIENKO e VERCRUYSSSE, 2020; LAW, ENDERT e STASKO, 2020).

Uma característica única do Power BI é sua integração estreita com outros produtos da Microsoft, como o Azure, o SQL Server e o SharePoint (DUAN et al., 2021). Essa integração pode ser uma vantagem significativa para organizações que já estão investidas no ecossistema

da Microsoft. Em comparação, o Pentaho, sendo uma solução de código aberto, oferece maior flexibilidade em termos de integração com diferentes plataformas e ambientes.

No contexto da indústria siderúrgica, ambas as ferramentas têm suas próprias vantagens e desvantagens. O Power BI, com seus recursos avançados de visualização, pode ser mais adequado para apresentar *KPIs* (Indicadores-Chave de Desempenho) em um formato fácil de entender para a gestão e outras partes interessadas (USHVERIDZE, 2017). Em contrapartida, o PDI pode ser mais eficaz para tarefas de integração de dados de sensores, sistemas de gestão de qualidade e outros dados operacionais que são comuns nesta indústria.

É fundamental mencionar que o uso de Power BI e Pentaho Data Integration não é mutuamente exclusivo. De fato, em muitos cenários empresariais, as duas ferramentas são usadas em conjunto para fornecer uma solução de BI completa (LAW, ENDERT e STASKO, 2020). O PDI pode ser utilizado para preparar e transformar os dados, enquanto o Power BI pode ser empregado para a etapa de visualização e relatório, capitalizando assim os pontos fortes de cada ferramenta.

Dentro da plataforma Power BI da Microsoft, o relacionamento entre tabelas e a linguagem de fórmulas DAX (*Data Analysis Expressions*) são fundamentais para construir modelos de dados eficientes e realizar análises profundas. O relacionamento entre tabelas no Power BI é estabelecido para refletir como os conjuntos de dados se conectam uns aos outros, o que é essencial para realizar análises complexas em um modelo de dados que pode vir de várias fontes de dados diferentes. Law e colaboradores (2020) destacam que esses relacionamentos são a base sobre a qual o Power BI constrói seu modelo de dados, permitindo que os usuários integrem dados de forma lógica e coerente.

As medidas DAX são fórmulas usadas no Power BI para criar cálculos personalizados em dados de modelagem. Diferentemente das fórmulas do Excel, que são aplicadas a células individuais de uma planilha, as medidas DAX avaliam dados em um contexto mais amplo e são projetadas para trabalhar com e manipular grandes volumes de dados. As medidas DAX são dinâmicas e podem ser usadas para agregar, calcular e analisar dados de maneiras complexas, o que é essencial para a criação de relatórios e dashboards interativos (GOSWAMI, GHOSH e CHAKRABARTI, 2012).

O Power BI utiliza relações entre tabelas para determinar como os filtros e cálculos são aplicados nos dados, uma funcionalidade central para garantir a precisão das medidas DAX. As medidas são utilizadas em visualizações e podem ser influenciadas por segmentações, filtros e outros controles interativos no Power BI, permitindo uma análise detalhada e uma tomada de decisão informada. A compreensão do relacionamento entre tabelas e a aplicação adequada das

medidas DAX são críticas para desbloquear o pleno potencial do Power BI como uma ferramenta de BI e análise de dados (GOSWAMI, GHOSH e CHAKRABARTI, 2012).

3.3 Indústria siderúrgica

3.3.1 Visão Geral da Indústria Metalúrgica

A indústria metalúrgica é um setor amplo que abrange a extração, processamento e refinamento de metais a partir de minérios e outros materiais. Essa indústria é crucial para o desenvolvimento econômico global, pois fornece os materiais básicos necessários para a construção civil, infraestrutura, fabricação de veículos, equipamentos e uma vasta gama de produtos de consumo (WSA, 2021). A indústria metalúrgica não se limita apenas a ferrosos e não ferrosos, mas também inclui metais preciosos e elementos de terras raras, que são vitais para a indústria eletrônica e tecnológica (ME, 2021).

Dentro da indústria metalúrgica, a siderurgia é um segmento particularmente importante. Ela envolve a produção de aço, uma liga de ferro e carbono, e é fundamental para diversas aplicações industriais e comerciais. O aço é um dos materiais mais versáteis e demandados no mundo, com aplicações que vão desde a construção de edifícios e infraestruturas até a fabricação de automóveis e eletrodomésticos. Segundo a World Steel Association (2021), a demanda global por aço continua crescendo, impulsionada pelo desenvolvimento de economias emergentes e pela necessidade de infraestrutura sustentável.

A indústria metalúrgica é também um setor intensivo em energia e capital, caracterizado por altos custos de entrada e operação. As instalações metalúrgicas, especialmente as siderúrgicas, requerem grandes investimentos em equipamentos e tecnologia para funcionar eficientemente. Em um artigo do Financial Times (2019), foi destacado que os avanços tecnológicos estão desempenhando um papel crucial na redução dos custos operacionais e no aumento da eficiência da produção.

Os desafios ambientais são uma preocupação crescente para a indústria metalúrgica. A produção de metais é geralmente associada a altas emissões de gases de efeito estufa e uso intensivo de recursos naturais. Como tal, há um esforço contínuo para desenvolver práticas mais sustentáveis, como observado por Johnson em seu estudo sobre tecnologias verdes na indústria metalúrgica (Journal of Cleaner Production, 2020). Iniciativas incluem a otimização do uso de energia, o aumento da reciclagem de metais e a redução das emissões através de novas tecnologias.

Por fim, a indústria metalúrgica é fortemente afetada por fatores econômicos globais, como políticas comerciais, flutuações de moeda e mudanças na demanda global. A volatilidade dos preços dos metais é um desafio constante para as empresas do setor, conforme ressaltado por uma análise da Bloomberg (2020). Portanto, a capacidade de se adaptar a um ambiente econômico em constante mudança é crucial para o sucesso a longo prazo na indústria metalúrgica.

3.3.2 Processo e Tecnologias na Siderurgia

O processo siderúrgico envolve várias etapas cruciais, desde a extração de minério de ferro até a produção final de aço, cada uma empregando tecnologias específicas e inovadoras. A primeira etapa é a extração do minério de ferro, um dos principais componentes do aço. Este minério, geralmente encontrado em forma de óxido, é extraído em minas a céu aberto ou subterrâneas, conforme detalhado por Souza Filho e colaboradores (2022). Após a extração, o minério passa por um processo de beneficiamento para aumentar seu teor de ferro e reduzir impurezas.

Posteriormente, o minério de ferro é transformado em ferro-gusa, uma etapa conhecida como redução. Neste processo, o minério é fundido em altos-fornos com a adição de coque ou carvão mineral e fundentes, como calcário. Este procedimento de alta temperatura reduz o óxido de ferro a ferro metálico, como explicado por Costa e Wagner (2014). O ferro-gusa resultante é a matéria-prima básica para a fabricação de aço.

O passo seguinte é a conversão do ferro-gusa em aço, processo realizado em aciarias. Existem dois métodos principais: a aciaria a oxigênio, que utiliza o conversor LD (Linz-Donawitz), e a aciaria elétrica. No conversor LD, como descrito por Ramayya e colaboradores (2015), o oxigênio é soprado no ferro-gusa líquido, promovendo a oxidação das impurezas. A aciaria elétrica, por outro lado, utiliza sucata de aço e ferro-gusa como matéria-prima, fundindo-os com o uso de grandes correntes elétricas, conforme detalhado por Filho (2022).

Com o aço produzido, segue-se a etapa de laminação, onde o aço é moldado em formas diversas, como chapas, barras e vigas. Esta fase envolve o aquecimento do aço e sua posterior passagem por rolos que o moldam nas formas desejadas. Este processo é crucial para determinar as propriedades finais do aço, como resistência e flexibilidade, e é detalhado por Ma e Souza Filho (2022).

Por fim, a indústria siderúrgica tem incorporado avanços tecnológicos significativos para melhorar a eficiência e a sustentabilidade. Tecnologias como automação, controle de processo computadorizado e técnicas de fabricação avançada, como a manufatura aditiva, estão sendo cada vez mais adotadas, segundo Salis e colaboradores (2022). Além disso, a indústria tem se esforçado para desenvolver métodos de produção mais sustentáveis, incluindo a redução de emissões de CO₂ e o aumento da reciclagem de aço.

3.3.3 Desafios e Oportunidades

A indústria siderúrgica, apesar de sua importância estratégica na economia global, enfrenta uma série de desafios e oportunidades que moldam seu desenvolvimento e futuro. Um dos principais desafios é a sustentabilidade ambiental. A produção de aço é intensiva em energia e responsável por significativas emissões de CO₂. Esforços para reduzir essa pegada ambiental são cruciais, e a indústria vem buscando formas de melhorar a eficiência energética e adotar fontes de energia mais limpas (World Steel Association, 2020). Iniciativas incluem o aumento do uso de energia renovável e a implementação de tecnologias mais eficientes nos processos de produção.

Outro desafio significativo é a volatilidade do mercado. A indústria siderúrgica é altamente sensível às flutuações econômicas globais, o que afeta a demanda e os preços do aço. Além disso, políticas comerciais e tarifárias internacionais podem ter um grande impacto nas exportações e importações de aço, como observado em estudos recentes (Economic Research Institute, 2021). As empresas siderúrgicas devem, portanto, ser ágeis e adaptáveis para navegar nesse ambiente econômico incerto.

Por outro lado, a indústria siderúrgica enfrenta oportunidades significativas, especialmente relacionadas à inovação tecnológica. A adoção de tecnologias de Indústria 4.0, como a Internet das Coisas (IoT), big data e inteligência artificial, oferece potencial para melhorar a eficiência operacional e a qualidade dos produtos (Journal of Manufacturing Technology Management, 2019). Essas tecnologias permitem melhor monitoramento e otimização dos processos de produção, resultando em redução de custos e aumento da competitividade.

Além disso, há uma crescente demanda por aço em setores emergentes e inovadores, como a construção de infraestruturas sustentáveis e o desenvolvimento de tecnologias de energia renovável. O aço é um componente vital em muitas dessas aplicações,

oferecendo oportunidades para a indústria expandir e diversificar sua atuação (International Journal of Steel Structures, 2020).

Finalmente, o compromisso com a responsabilidade social e a sustentabilidade pode abrir novos mercados e fortalecer a imagem corporativa. A adoção de práticas de negócios sustentáveis e éticas pode não apenas reduzir o impacto ambiental, mas também melhorar as relações com stakeholders, incluindo clientes, comunidades e governos (Corporate Social Responsibility and Environmental Management, 2018).

A indústria siderúrgica está em um ponto de transformação, enfrentando desafios significativos, mas também possuindo oportunidades para inovação e crescimento sustentável. A capacidade de responder a esses desafios e aproveitar as oportunidades será crucial para o sucesso futuro do setor.

3.4 Indústria Siderúrgica Brasileira

A indústria siderúrgica brasileira, com sua longa história e contribuição significativa para o desenvolvimento econômico do país, é um componente vital da economia nacional. Segundo dados do Instituto Aço Brasil (2020), o Brasil se posiciona como um dos maiores produtores de aço do mundo, destacando-se especialmente na produção de aços longos, utilizados principalmente na construção civil e em infraestrutura.

Do ponto de vista da produção, a indústria siderúrgica brasileira é marcada por sua capacidade de responder às demandas tanto do mercado interno quanto externo. A diversificação dos produtos siderúrgicos e a adaptação às novas tecnologias são aspectos fundamentais destacados pelo Instituto Aço Brasil (2020) no contexto da modernização contínua do setor. Esta capacidade de inovação é essencial para manter a competitividade global do Brasil no mercado de aço.

Em termos financeiros, a indústria siderúrgica tem um impacto considerável na economia brasileira. O setor contribui significativamente para a balança comercial do país, com as exportações de aço representando uma importante fonte de receita (ME, 2021). Entretanto, o setor enfrenta desafios, como a volatilidade dos preços das commodities e a oscilação cambial, que podem afetar a rentabilidade das empresas siderúrgicas.

O governo brasileiro, reconhecendo a importância da indústria siderúrgica, tem implementado diversas políticas para incentivar o crescimento do setor. Estas políticas, segundo o relatório do Ministério da Economia (2020), incluem medidas de proteção comercial,

incentivos fiscais e investimentos em infraestrutura, que visam impulsionar a demanda interna por produtos siderúrgicos.

Por fim, a eficiência energética e a sustentabilidade têm se tornado temas cada vez mais relevantes para a indústria siderúrgica brasileira. A eficiência energética no setor siderúrgico destaca a importância de práticas sustentáveis e de redução do consumo de energia como fatores chave para a competitividade futura das siderúrgicas no Brasil.

3.4.1 O Papel do BI na Siderurgia

O papel do Business Intelligence (BI) na siderurgia brasileira é cada vez mais central, à medida que o setor busca otimizar operações, aumentar a eficiência e melhorar a tomada de decisões. Em um ambiente industrial altamente competitivo e volátil, as ferramentas de BI podem ser a chave para o sucesso empresarial.

A implementação de sistemas de BI na siderurgia brasileira permite às empresas monitorar e analisar uma variedade de dados operacionais e financeiros em tempo real. Conforme estudado por Merten e colaboradores (2021), o BI fornece uma visão abrangente do desempenho operacional, incluindo eficiência de produção, consumo de energia, custos de matéria-prima e qualidade do produto. Esta visão integrada é crucial para identificar áreas de melhoria e otimizar processos.

Além disso, o BI também desempenha um papel crucial na previsão e análise de tendências de mercado, o que é vital para a tomada de decisões estratégicas. Segundo a pesquisa de Gonçalves e Carvalho (2017) sobre estratégias de mercado na indústria siderúrgica, as ferramentas de BI podem analisar grandes volumes de dados para prever a demanda futura, ajustar a produção e planejar estratégias de preços. Isso não apenas melhora a capacidade de resposta às mudanças do mercado, mas também ajuda a maximizar a lucratividade.

No contexto da gestão de cadeia de suprimentos, o BI é instrumental. A análise de dados provenientes de toda a cadeia de suprimentos permite uma gestão mais eficaz do inventário, otimização de compras e melhor coordenação com fornecedores. Homrich (2012) em seu estudo sobre logística na siderurgia destacam como o BI pode melhorar a eficiência logística, reduzindo custos e tempo de entrega.

O papel do BI na gestão ambiental e sustentabilidade na siderurgia também é um aspecto crescentemente relevante. Ferramentas de BI permitem monitorar e gerenciar o consumo de energia e as emissões de gases de efeito estufa, apoiando iniciativas de

sustentabilidade. Este aspecto é enfatizado por Hanif e Rana (2018), onde discutem como o BI pode ajudar as siderúrgicas a atingirem metas ambientais e de sustentabilidade.

Por fim, o BI facilita a tomada de decisões baseada em dados, um aspecto crucial na indústria siderúrgica, onde decisões rápidas e informadas podem significar a diferença entre lucro e prejuízo. Como apontado por Guerra e Costa (2020), o BI não é apenas uma ferramenta para analisar dados históricos, mas uma plataforma para antecipar cenários futuros, possibilitando uma gestão proativa e estratégica.

3.4.2 Companhia Siderúrgica Nacional (CSN)

A Companhia Siderúrgica Nacional (CSN) é uma das maiores e mais importantes empresas siderúrgicas do Brasil. Fundada em 1941, a CSN tem desempenhado um papel crucial no desenvolvimento industrial do Brasil, especialmente durante o período de crescimento e modernização do país no século XX. Localizada inicialmente em Volta Redonda, estado do Rio de Janeiro, a empresa foi estabelecida no contexto da Segunda Guerra Mundial, um período em que a necessidade de autossuficiência em aço era crítica para o Brasil. A CSN representou um marco no processo de industrialização brasileiro, sendo a primeira usina integrada de aço do país.

Ao longo das décadas, a CSN expandiu suas operações e diversificou seu portfólio, não se limitando apenas à produção de aço, mas também atuando em áreas como mineração, infraestrutura, cimento e energia. Essa expansão é um reflexo de sua capacidade de adaptação às mudanças do mercado e às necessidades econômicas do país.

A escolha da CSN como foco para a análise de BI neste trabalho é fundamentada em vários aspectos. Primeiramente, a CSN, como uma das líderes na indústria siderúrgica brasileira, gera uma quantidade significativa de dados operacionais, financeiros e logísticos, tornando-a um excelente caso de estudo para demonstrar o poder e a eficácia do BI na indústria siderúrgica.

Além disso, a CSN está em um setor que enfrenta intensa concorrência nacional e internacional, variabilidade nos preços das commodities, e desafios logísticos e ambientais. Estes fatores criam um ambiente complexo que pode ser eficientemente analisado e compreendido através de técnicas avançadas de BI. A análise de BI garante esforços valiosos para a otimização de processos, a redução de custos, a melhoria da sustentabilidade e a tomada de decisões estratégicas mais informadas.

Finalmente, a escolha da CSN também se baseia na relevância da empresa para a economia brasileira e sua posição como um barômetro para a indústria siderúrgica do país. O estudo de BI aplicado à CSN pode fornecer informações valiosas não apenas para a empresa em si, mas também para o setor como um todo, destacando tendências, desafios e oportunidades no mercado siderúrgico brasileiro.

4 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste capítulo, abordaremos a metodologia empregada para a análise de dados e tomada de decisões estratégicas na Companhia Siderúrgica Nacional (CSN) utilizando *Business Intelligence* (BI). A metodologia é estruturada em várias etapas cruciais, começando pela Seleção de Ferramentas de BI, onde identificamos e escolhemos as ferramentas de BI mais adequadas para nossas necessidades de análise. Seguindo, a seção de Definição e Coleta de KPIs detalha como os Indicadores-Chave de Desempenho (*KPIs*) são selecionados e como os dados relevantes são coletados. Posteriormente, discutiremos sobre o Banco de Dados (SGBD) e criação do Repositório, que estabelece a base para armazenar e gerenciar os dados coletados.

A etapa seguinte, Conexão Banco de Dados no PDI (Spoon), descreve como os bancos de dados são conectados ao Pentaho Data Integration (PDI) para efetuar a manipulação dos dados. Na seção Manipulação dos Dados no *Data Bank* PDI, exploraremos como os dados são processados e transformados no PDI, garantindo que sejam adequados para análise. Por fim, a Tipificação dos Dados e Tabelamento aborda como os dados são organizados e estruturados para facilitar a análise e interpretação.

4.1 Seleção de Ferramentas de BI

Para a análise de dados, foi utilizada a suíte de *Business Intelligence* Pentaho, que oferece uma gama de ferramentas para integração, análise e visualização de dados. O Pentaho Data Integration (PDI) será empregado para o desenvolvimento de *ETLs* necessários na consolidação dos dados provenientes dos sistemas internos da CSN, garantindo a integridade e a qualidade dos dados para análise.

4.2 Definição e Coleta de KPIs

Os *KPIs* foram coletados com base nos seguintes parâmetros estabelecidos pela literatura como cruciais para a análise de desempenho na indústria siderúrgica (USHVERIDZE, 2017; STRAAT *et al.*, 2022):

- Produção de Aço Bruto
- Capacidade Utilizada
- Custo de Produção por Tonelada

- Emissões de CO₂ por Tonelada de Aço Produzida
- Taxa de Acidentes de Trabalho
- Qualidade do Produto
- Eficiência Energética
- Tempo de Parada de Máquina
- Margem Operacional
- Retorno sobre o Investimento (ROI)
- *Market Share*
- Nível de Satisfação do Cliente

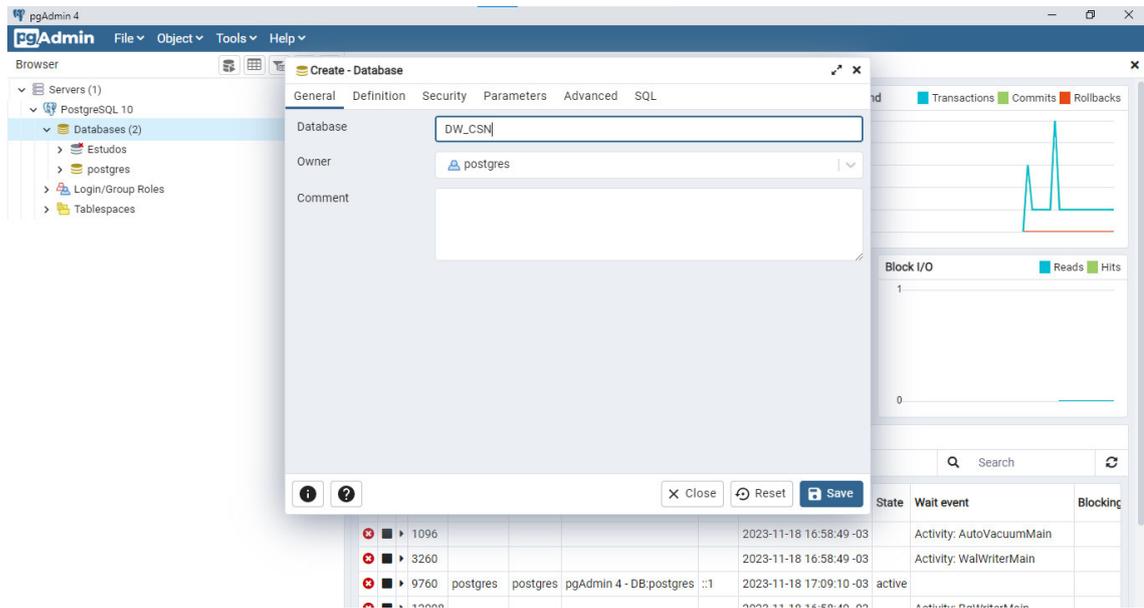
Os dados foram extraídos dos sistemas de informação da CSN, incluindo ERP e outros sistemas de gestão operacional e ambiental, o corte temporal dos dados coletados foram dos últimos cinco anos, no período correspondente de 2019-2023, sendo os anos coletados e disponibilizados na base bruta de dados em trimestres, sendo contabilizado o primeiro trimestre de 2023.

4.3 Banco de Dados (SGBD) e criação do Repositório

Depois de coletadas as planilhas em arquivos (.xlsx) através do site da própria CSN, inicia-se o primeiro passo para a resolução do tratamento dessas informações. A escolha do SGBD (Data Base Management System), software de controle e gerenciamento de dados, foi o PostgreSQL devido à sua interface intuitiva e familiaridade com o manuseio de suas funcionalidades.

Depois de escolhido o SGBD, ingressa-se com as credenciais de acesso do banco de dados que são definidas pelo próprio usuário e, em seguida, cria-se o repositório “DW_CNS” que é o local onde foi armazenado todos os dados que serão originados no processo de engenharia de dados. O repositório também pode ser chamado, tecnicamente falando, de Data Warehouse ou, simplesmente, de DW. Na Figura 1 está explicitado uma captura de tela que mostra o momento em que o repositório “DW_CSN” é criado.

Figura 1 – Criação do Repositório DW_CSN



Fonte: Elaborado pelo autor.

4.4 Conexão Banco de Dados no PDI (Spoon)

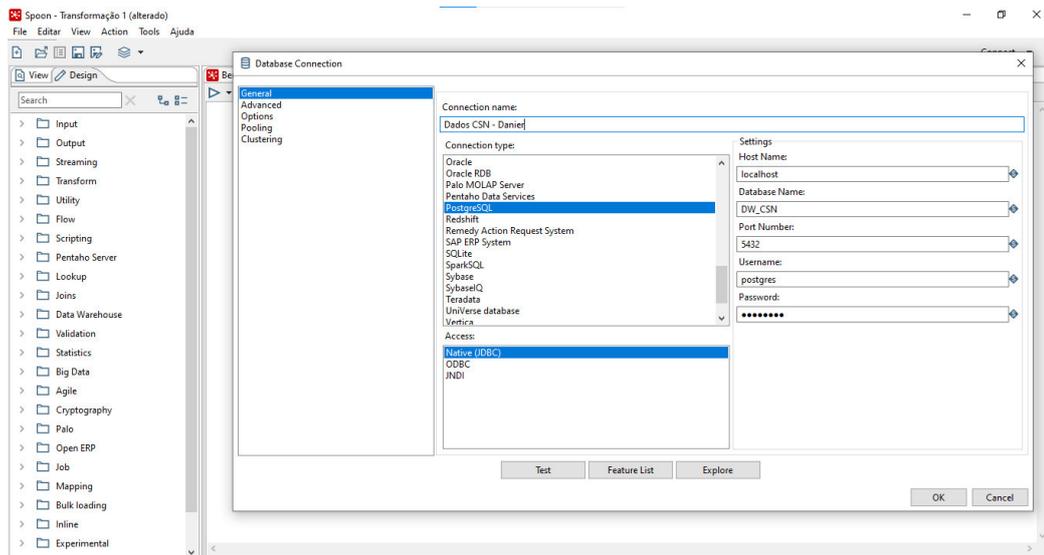
O próximo passo consistiu em realizar a conexão do banco de dados e do repositório com o Pentaho Data Integration. O Pentaho Data Integration, também chamado de Spoon ou somente de Pentaho, como já explicado anteriormente, foi o software utilizado para realizar o processo que envolve a extração dos dados, a transformação desses dados em dados e o carregamento desses dados transformados para o banco de dados no repositório “DW_CSN”. Essa conexão consistiu em inserir algumas informações requeridas pelo próprio Pentaho como:

- Nomear a nossa conexão no campo “Connection name”, no caso o “Dados CSN - Danier”;
- Escolher o SGBD de trabalho que, no caso, foi o PostgreSQL no campo “Connection Type”;
- Colocar o nome do servidor (ambiente de trabalho) no campo “Host Name”. O nome do servidor foi “localhost” que é uma nomenclatura técnica padrão de profissionais da área de engenharia dados para se referirem a um servidor local, no caso, o meu computador.;
- Colocar o nome do repositório no campo “Database name” que, como citado anteriormente foi chamado de “DW_CSN”;
- Colocar o número da porta de trabalho do PostgreSQL que, por padrão, é “5432” no campo “Port Number”;

- E, por último, inserir o nome do usuário (nesse caso foi definido como “postgres”) no campo “Username” e senha no campo “Password”.

A Figura 2 mostra o processo de inserção das informações requeridas pelo Pentaho para conexão com o DW.

Figura 2 – Inserção para conexão Pentaho – DW

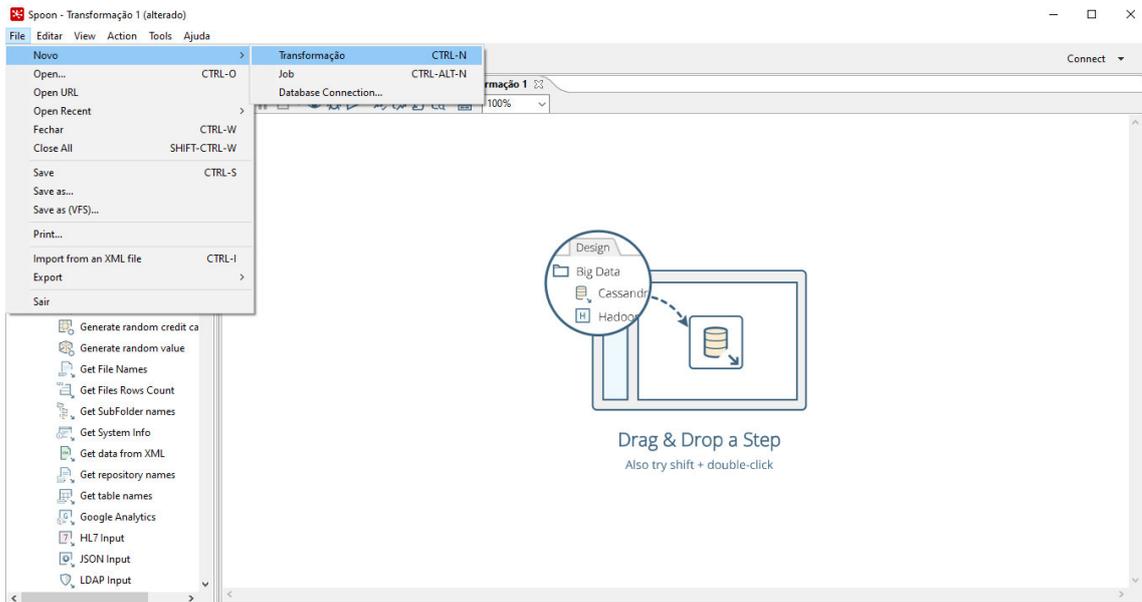


Fonte: Elaborado pelo autor.

4.5 Manipulação dos Dados no PDI

Depois de feita a conexão do Pentaho com o repositório, cria-se uma nova transformação (processo de modificação dos dados). Para boas práticas de entendimento e manuseio do processo, optou-se por fazer uma transformação para cada tabela que será tratada. Como mostra a Figura 3 abaixo, apresenta-se uma captura de tela mostrando o processo para criarmos uma nova transformação.

Figura 3 – Nova Transformação no Pentaho

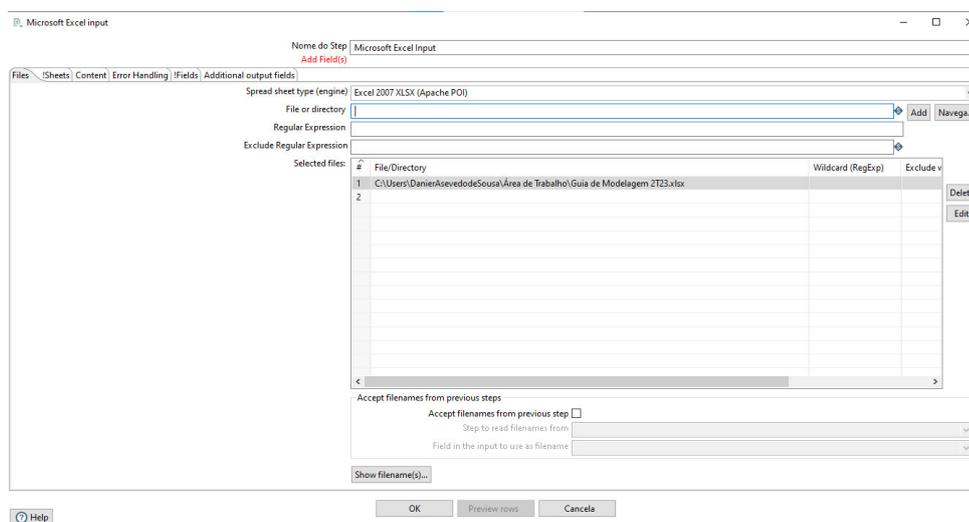


Fonte: Elaborado pelo autor.

Nesse passo foi realizado o carregamento das tabelas que foram usadas para a confecção deste trabalho. Existe um passo (também chamado de “*step*”) chamado de “Microsoft Excel Input” que é utilizado quando carrega-se as planilhas em (.xlsx) para o Pentaho. No caso, como as planilhas de Excel foram fornecidas pela CSN como dados primários, foi necessário o uso desse *step*.

Na Figura 4 está apresentada a interface de carregamento dessas planilhas através de uma captura de tela:

Figura 4 – Inserção dos dados da planilha no Pentaho



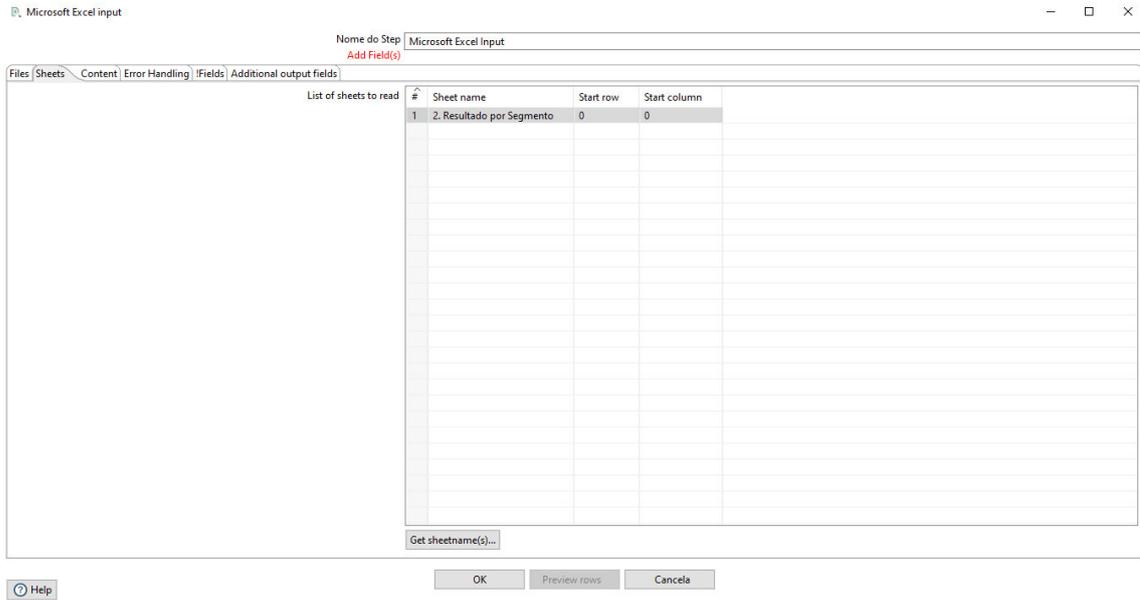
Fonte: Elaborado pelo autor.

Depois de carregado o arquivo em Excel para o Pentaho através do *step* “Microsoft Excel Input”, foi escolhida a primeira planilha para tratamento de seus dados. A ordem das planilhas escolhidas para o carregamento foram, respectivamente:

- “Resultados por Segmento”;
- “Siderurgia – Investimentos”;
- “Produção de Aços”;
- “Vendas de Aços”;
- “Custos de Produção Siderúrgica”;
- “Custo das Placa por Ton”;
- “Distribuição”

É importante salientar que todas essas sete planilhas tiveram tratamento de engenharia de dados idênticos, portanto, para ilustrar todo esse tratamento de dados, usa-se como exemplo a planilha de “Resultados por Segmento”. A primeira planilha escolhida foi a de nome “Resultados por Segmento”. Nessa planilha encontra-se informações acerca de resultados financeiros e investimentos de cada segmento da CSN que foram eles: Siderurgia, Mineração e Outros. Para carregarmos para o Pentaho somente as linhas e colunas da planilha em questão que foram necessárias para o desenvolvimento do trabalho, assim é definida a linha de início em “Start Row” e a coluna de início em “Start Column”, como mostra a Figura 5:

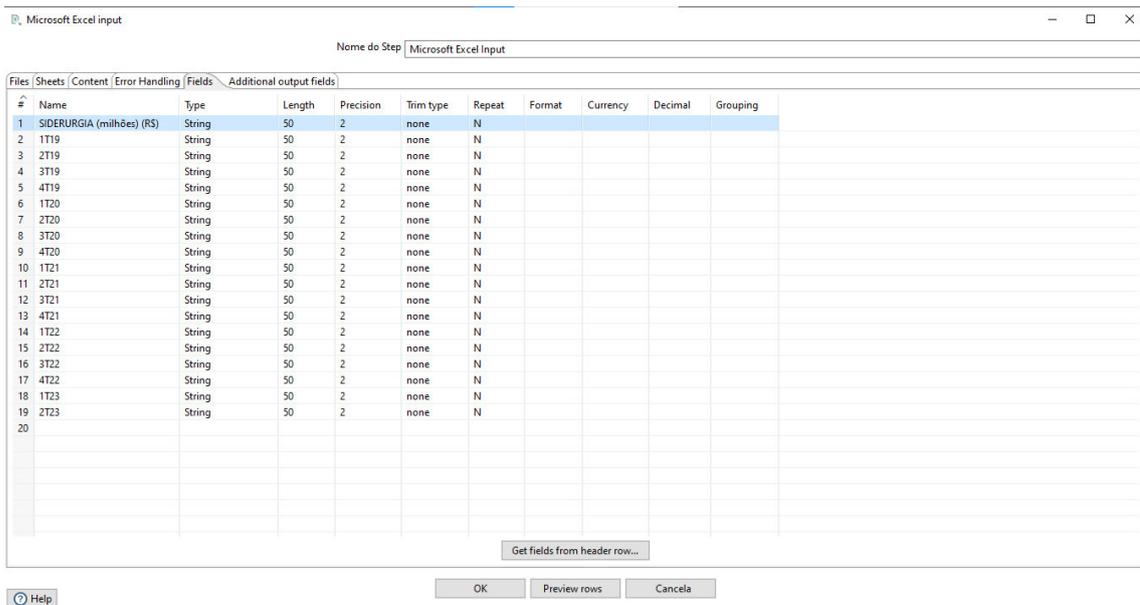
Figura 5 – Carregando planilha por planilha (Microsoft Excel Input)



Fonte: Elaborado pelo autor.

Ao irmos na aba “Fields”, constata-se que as colunas e as linhas que foram determinadas foram puxadas para dentro do Pentaho com sucesso e obtêm-se uma pré-visualização dessas colunas. Na Figura 6 ver-se todos os nomes das colunas existentes na planilha:

Figura 6 – Confirmação de Dados Exportados



Fonte: Elaborado pelo autor.

Para configurar esse *step* e fazer com que ele retorne exatamente a minha planilha modificada, é necessário preencher as informações de configurações desse *step*. No campo “The key field”, insere-se a coluna que servirá de chave (primeira coluna) para que as outras colunas possam ser organizadas. No campo “The Fields that make up the grouping”, insere-se as linhas que serão agrupadas e, depois, transformadas em colunas.

Já no campo “Target Fields”, onde foram organizadas as colunas de saída do processo bem como, também a renomeação dessas colunas, conforme foi sendo necessário. Na Figura 8, tem-se uma captura de tela de toda essa configuração.

Figura 8 – Transformando as linhas em colunas e colunas em linhas (Row Denormaliser)

The fields that make up the grouping:

#	Group field
1	SIDERURGIA (milhões) (R\$)
2	1T19
3	2T19
4	3T19
5	4T19

Target fields:

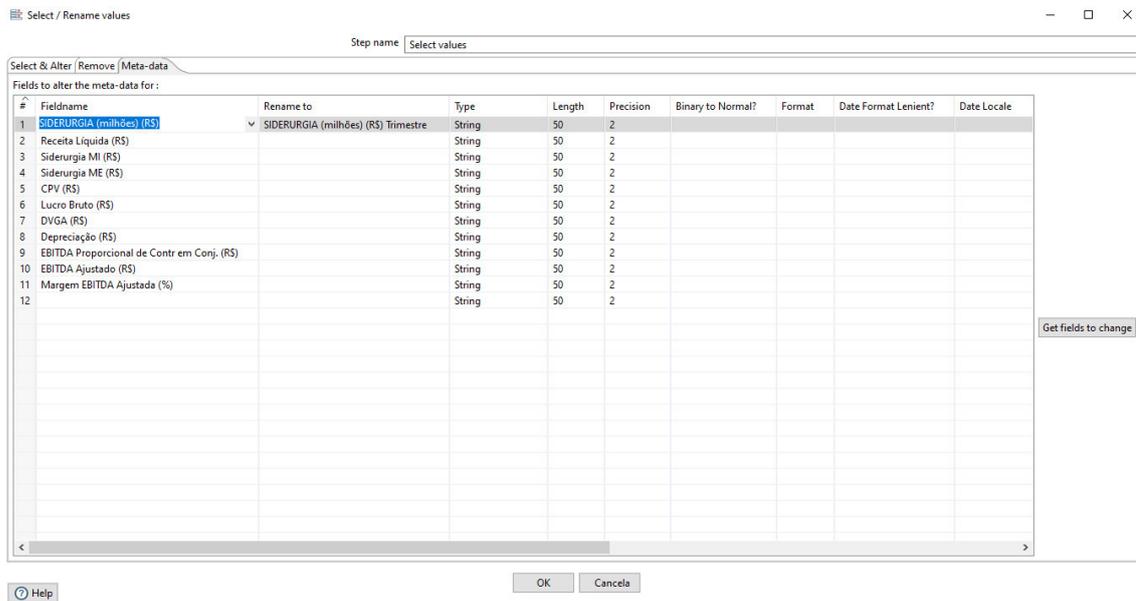
#	Target fieldname	Value fieldname	Key value	Type	Format	Length	Precision	Currency	Decimal	Group	Get lookup fields
1	Receita Líquida (R\$)	1T19	Receita Líquida (R\$)	String							
2	Siderurgia MI (R\$)	1T19	Siderurgia MI (R\$)	String							
3	Siderurgia ME (R\$)	1T19	Siderurgia ME (R\$)	String							
4	CPV (R\$)	1T19	CPV (R\$)	String							
5	Lucro Bruto (R\$)	1T19	Lucro Bruto (R\$)	String							
6	DVGA (R\$)	1T19	DVGA (R\$)	String							
7	Depreciação (R\$)	1T19	Depreciação (R\$)	String							
8	EBITDA Proporcional de Contr em Conj. (R\$)	1T19	EBITDA Proporcional de Contr em Conj. (R\$)	String							
9	EBITDA Ajustado (R\$)	1T19	EBITDA Ajustado (R\$)	String							
10	Margem EBITDA Ajustada (%)	1T19	Margem EBITDA Ajustada (%)	String							
11	Trimestre	1T19	SIDERURGIA (milhões) (R\$)	String							

Fonte: Elaborado pelo autor.

4.6 Tipificação dos Dados e Tabelamento

Para fazermos ajustes finos de dados como o seu tamanho máximo no campo de valor, sua precisão ou, até mesmo o tipo de dados, usou-se o *step* “Select Values”. Geralmente esse *step* é utilizado para esses ajustes de delimitação de espaço no campo de valor e de conversão de tipo de dados. É um *step* importante para organização e padronização das colunas para que elas funcionem de maneira assertiva ao resultado final que é necessário obter. Na Figura 9, apresento as configurações necessárias para que esse *step* funcione corretamente alinhado à perspectiva que se obteve dos dados:

Figura 9 – Ajuste e Tipificação dos Dados (Select Values)



Fonte: Elaborado pelo autor.

Observe que nesses pontos já foi obtido todas as colunas da planilha “Resultados por Segmento” que foram necessárias para as análises

Nem sempre as planilhas que obtivermos como fonte de dados virão preenchidas em suas totalidades. Às vezes alguns campos virão nulos (sem valor nenhum) por, simplesmente, não terem sido preenchidos.

O *step* “If fields value is null” trata justamente esses campos nulos, substituindo-os por algum outro valor. No caso, esse *step* foi usado para substituir os campos nulos por zero. Substituir os campos nulos por algum valor de nossa necessidade, por muitas vezes, facilita fazer cálculos envolvendo filtros no Power BI e ajuda muito também na padronização das tabelas.

Como pode-se ver na Figura 10, mostra a configuração necessária para substituírmos os campos nulos de cada coluna da planilha “Resultados por Segmento” por zero:

Figura 11 – Criando tabela de saída pro DW (Table Output)

Nome do Step: Table output

Connection: Dados CSN

Target schema: public

Target table: Resultados Por Segmento Siderurgia

Commit size: 1000

Truncate table:

Ignore insert errors:

Specify database fields:

Main options Database fields

Colunas a inserir:

#	Table field	Stream field
1	SIDERURGIA (milhões) (R\$) Trimestre	SIDERURGIA (milhões) (R\$) Trimestre
2	Receita Líquida (R\$)	Receita Líquida (R\$)
3	Siderurgia MI (R\$)	Siderurgia MI (R\$)
4	Siderurgia ME (R\$)	Siderurgia ME (R\$)
5	CPV (R\$)	CPV (R\$)
6	Lucro Bruto (R\$)	Lucro Bruto (R\$)
7	DVGA (R\$)	DVGA (R\$)
8	Depreciação (R\$)	Depreciação (R\$)
9	EBITDA Proporcional de Contr em Conj. (R\$)	EBITDA Proporcional de Contr em Conj. (R\$)
10	EBITDA Ajustado (R\$)	EBITDA Ajustado (R\$)
11	Margem EBITDA Ajustada (%)	Margem EBITDA Ajustada (%)

Buttons: Help, OK, Cancela, SQL

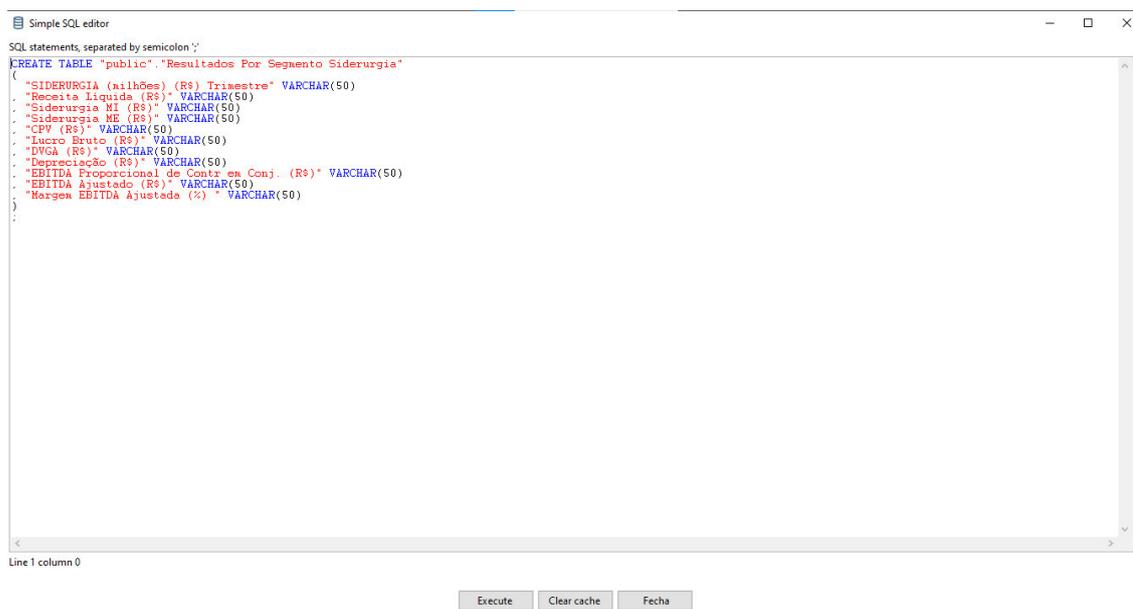
Fonte: Elaborado pelo autor.

Como pode-se perceber, todas as colunas da planilha “Resultados por Segmento” que foram criadas através das transformações de cada *step* e do unpivot (transformação de colunas em linhas) estão sendo reconhecidas na saída de dados e estão prontas para serem executadas efetivamente e se consolidarem no DW.

Antes de executar esse *step*, é importante criar um código em “SQL” (Structured Query Language) que nos fornece a criação dessa tabela final na qual a nossa planilha inicial de “Resultados por Segmento” foi convertida. O próprio *step* “Table Output” do Pentaho nos fornece essa possibilidade.

A Figura 12 é uma captura de tela que foi feita no momento de criar esse código em SQL:

Figura 12 – Código SQL



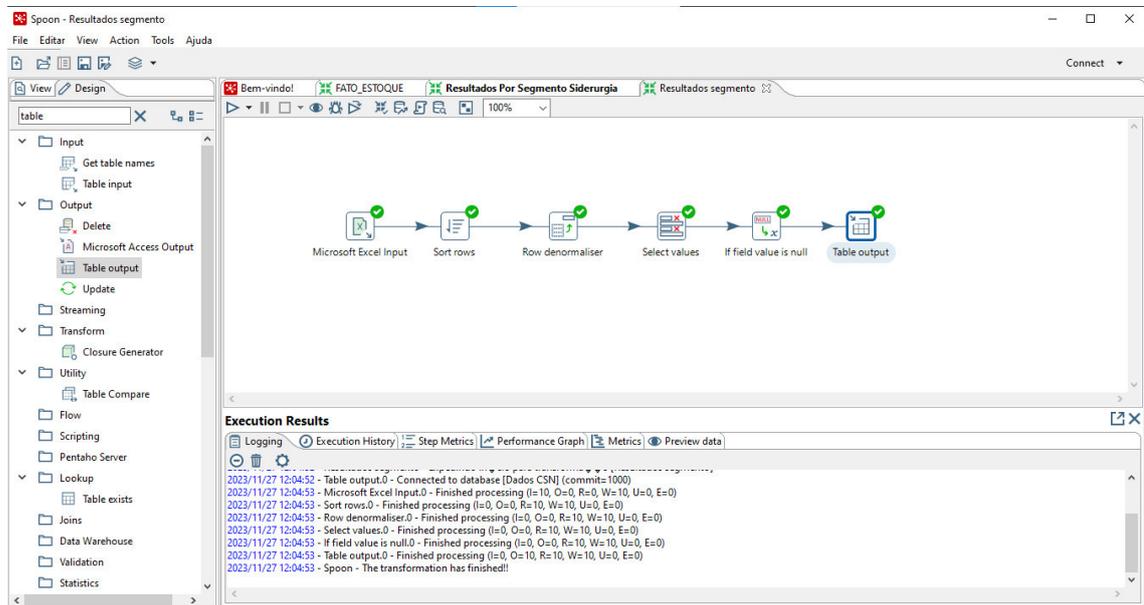
```
Simple SQL editor
SQL statements, separated by semicolon:
CREATE TABLE "public", "Resultados Por Segmento Siderurgia"
(
  "SIDERURGIA (milhões) (R$) Trimestre" VARCHAR(50)
  "Receita líquida (R$)" VARCHAR(50)
  "Siderurgia MI (R$)" VARCHAR(50)
  "Siderurgia ME (R$)" VARCHAR(50)
  "CPV (R$)" VARCHAR(50)
  "Lucro Bruto (R$)" VARCHAR(50)
  "DVGÁ (R$)" VARCHAR(50)
  "Depreciação (R$)" VARCHAR(50)
  "EBITDA Proporcional de Contr. em Conj. (R$)" VARCHAR(50)
  "EBITDA Ajustado (R$)" VARCHAR(50)
  "Margem EBITDA Ajustada (%)" VARCHAR(50)
)
Line 1 column 0
Execute Clear cache Fecha
```

Fonte: Elaborado pelo autor.

Depois de utilizados todos esses *steps* para a transformação e carregamento para o DW da planilha “Resultados por Segmento”, retorna-se à interface inicial no Pentaho. Essa interface inicial na qual consiste em um grande espaço em branco (canvas) e, nesse canvas, onde há pequenos quadrados com ícones dentro, representa nossa área de trabalho resumida e cada quadrado pequeno representa um *step* que foi citado ao longo desta metodologia. Sabendo disso, todo o processo foi executado através do botão “run” e, para confirmarmos que deu tudo certo com as transformações, o Pentaho indicada com um ícone verde no lado superior direito de cada quadrado pequeno de *step*.

Na Figura 13 apresento, o resultado final e correto de todo o trabalho de transformações do Pentaho:

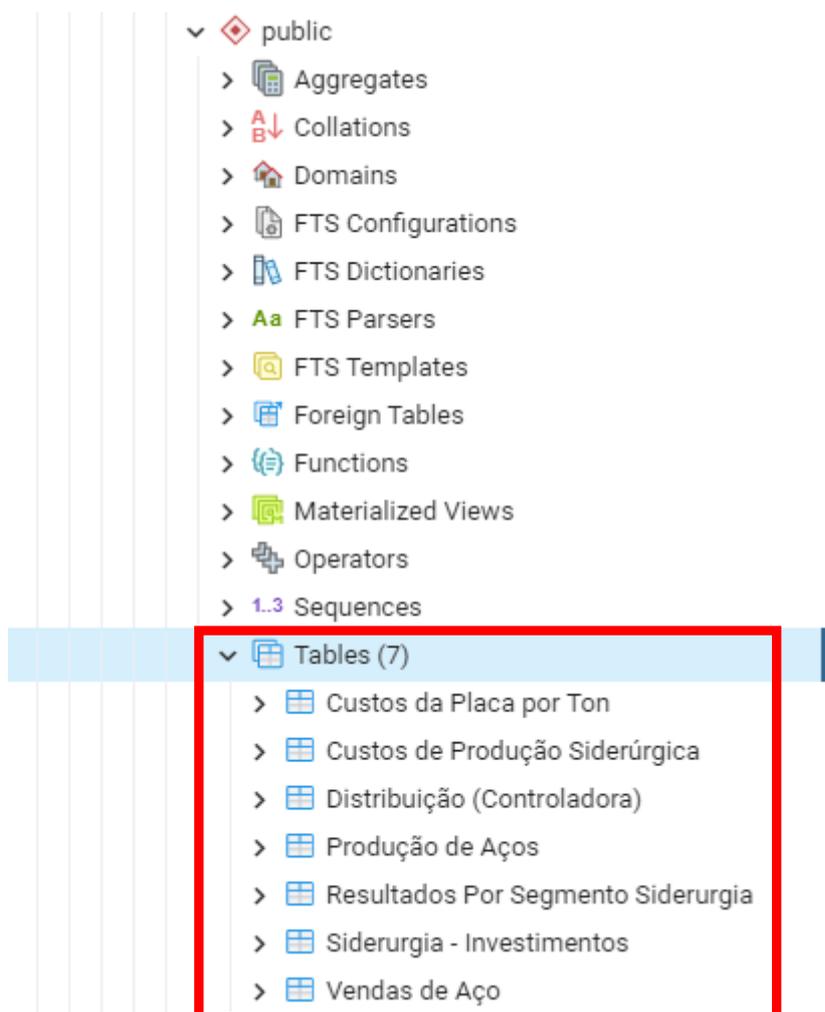
Figura 13 – Executando todo o processo (Run)



Fonte: Elaborado pelo autor.

Depois de todo o processo de engenharia ter sido possível e executado pelo Pentaho, confere-se o resultado final da tabela de “Resultados Por Segmento” no DW. DW com todas as tabelas criadas, como mostra a Figura 14:

Figura 14 – Teste no DW para as tabelas feita no Pentaho

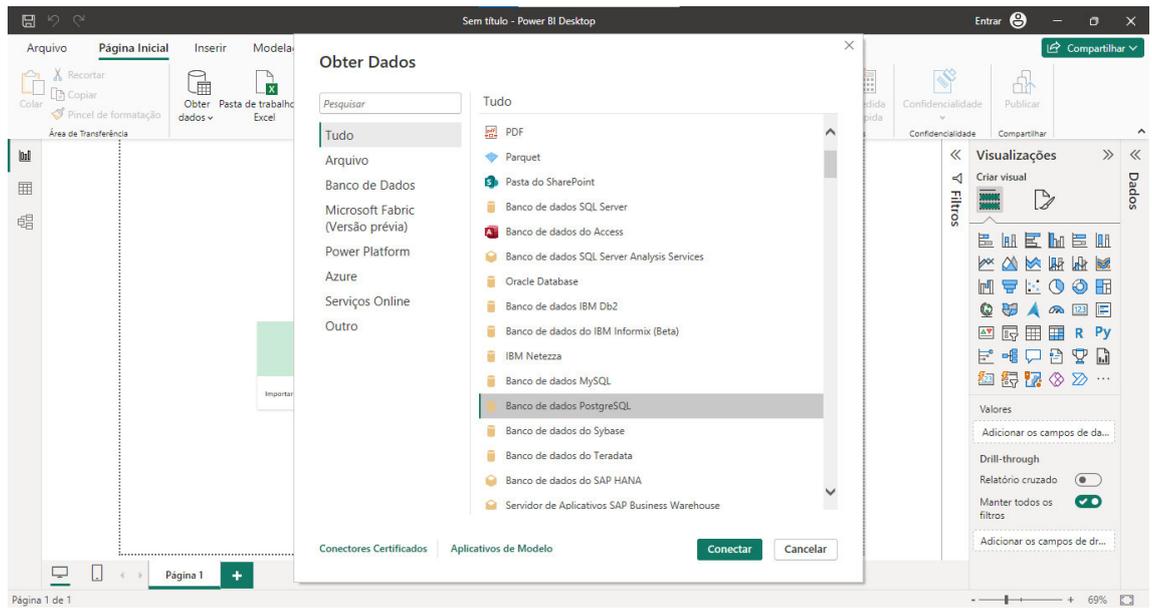


Fonte: Elaborado pelo autor.

Com todo o processo de engenharia de dados feitos nas tabelas que foram trabalhadas, parti para a confecção da parte final do trabalho: o painel com os indicadores financeiros e indicadores de produção feitos no Microsoft Power BI ou, simplesmente, Power BI.

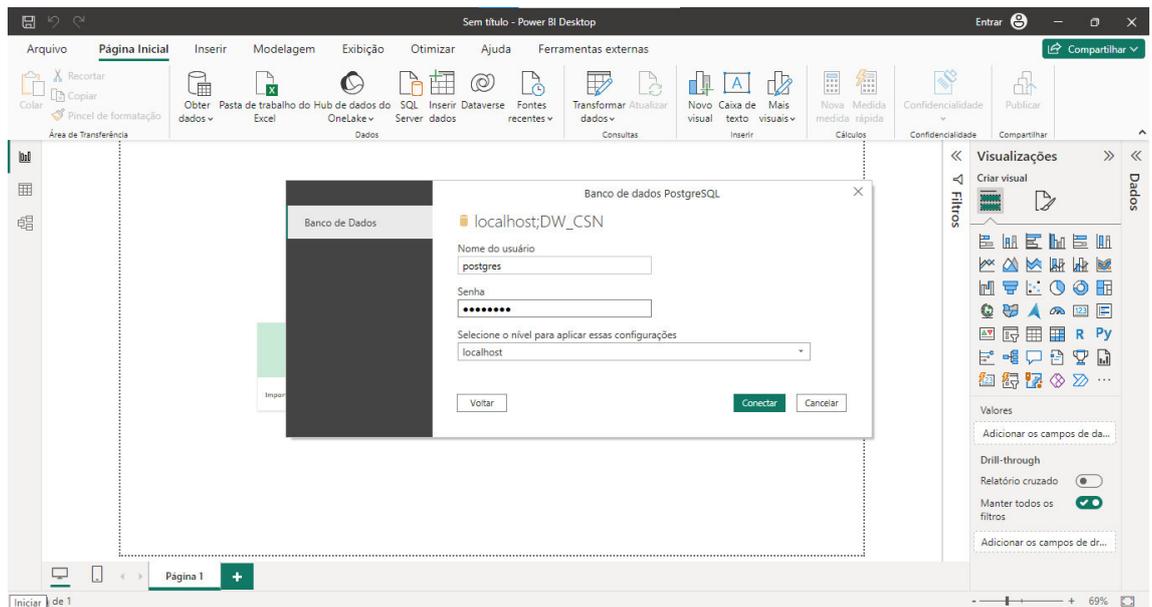
Antes de começar efetivamente com as construções dos painéis, primeiramente foi preciso fazer a conexão do DW, que é onde estão as tabelas tratadas, e, depois, foi necessário importar essas tabelas para o POWER BI. O processo de importação de tabelas para a ferramenta de visualização consistiu em, primeiramente, escolher o SGBD (PostgreSQL, no caso) e, depois, inserir as credenciais de acesso do banco de dados para acesso ao mesmo. As Figuras 15 e 16 demonstram esse passo a passo.

Figura 15 – Importação das tabelas para o MPI



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 16 – Conectando com o PostgreSQL



Fonte: Elaborado pelo autor.

Depois de inseridas as credenciais de acesso ao banco de dados, iniciou-se a seleção de tabelas que foram usadas para a construção do painel de indicadores. Na Figura 17, como ver-se, seleciona-se o DW “DW_CSN” e depois, consequentemente, a seleção das sete tabelas para a importação para o Power BI.

Figura 17 – Seleção das Tabelas pós análise de PBI

The screenshot shows the Microsoft Power BI Desktop interface. The 'Navegador' (Navigator) pane on the left lists several tables from a data source named 'localhost: DW_CSN [7]'. The table 'public.Vendas de Aço' is selected and highlighted. The main area displays a preview of this table, showing columns for 'Vendas de Aço (Mil Tons)', 'Vendas de Aços Planos', 'Mercado Interno', and 'Mercad'. The table contains 20 rows of data.

Vendas de Aço (Mil Tons)	Vendas de Aços Planos	Mercado Interno	Mercad
1175	897,4	759,9	
1161	906,08	719	
1072	836	698	
1117	867	748	
1140	863	720	
1003	753	556	
1278	1054	924	
1229	989,92	833,1	
1317	1055,56	858,99	
1281	1025	839	
982	776,48	640	
1024	784,48	616,09	
1157	871	691	
1067	829	669	
1160	948,54	806,3	
1008	797,84	682,69	
1033	811,45	620,36	
1051	848,43	679,97	

Fonte: Elaborado pelo autor.

Depois de feitas todas as importações das tabelas tratadas, foi preciso fazer uma tabela calendário no próprio Power BI. Como nas tabelas apresentam informações de espaços de tempo trimestrais, viu-se a necessidade de se construir uma tabela calendário. A construção dessa tabela foi viabilizada pelo “Power Query” que é um editor de consultas (ou tabelas) nativo do Power BI onde, nele, há a possibilidade de inserção de um código (Código M) e, através desse código, uma tabela calendário é construída a partir de uma data de início até uma data final determinada pelo próprio usuário.

No caso, nossa data de início ficou em 01/01/2019 (que foi o ano em que análises de dados das tabelas começaram) e nossa data final ficou em 31/12/2023 (que foi o ano em que as análises dos dados das tabelas terminam). Nas Figuras 18 e 19, apresento o código M que gerou a nossa tabela calendário e que será usada para servir como filtros de data:

Figura 18 – Construção da Tabela Calendário (código M)

Editor Avançado

Tabela

```

let
    AnoInicial = 2019,
    AnoFinal = Date.Year(DateTime.LocalNow()),
    //Declara uma data inicial
    DataInicial = Date.StartOfYear(#date(AnoInicial, 1, 1)),
    //Declara uma data final
    DataFinal = Date.EndOfYear(#date(AnoFinal, 12, 31)),
    //Conta a quantidade de dias entre as duas datas
    QtdDias = Duration.Days(DataFinal-DataInicial)+1,
    //Cria lista de datas
    Datalist = List.Dates(DataInicial,QtdDias,#duration(1,0,0,0)),
    //Converter para Tabela
    ConvertTabela = Table.FromList(Datalist, Splitter.SplitByNothing(), null, null, ExtraValues.Error),
    //Altera Tipo
    AlteraTipo = Table.TransformColumnTypes(ConvertTabela,{{"Column1", type date}}),
    //Renomeia Coluna
    RenomeiaColuna = Table.RenameColumns(AlteraTipo,{"Column1", "Data"}),

    //Criação de Colunas Adicionais
    //Criar Coluna Ano
    Ano = Table.AddColumn(RenomeiaColuna, "Ano", each Date.Year([Data]),Int64.Type),
    //Criar Coluna Mês
    Mes = Table.AddColumn(Ano, "Mes", each Date.Month([Data]),Int64.Type),
    //Criar Coluna Nome do Mês
    Nome_Mes = Table.AddColumn(Mes, "Nome_Mes", each Date.MonthName([Data]), type text),
    //Criar Coluna Dia
    Dia_do_Mes = Table.AddColumn(Nome_Mes, "Dia_Mes", each Date.Day([Data]), Int64.Type),
    //Criar Coluna Dia do Ano
    Dia_do_Ano = Table.AddColumn(Dia_do_Mes, "Dia_Ano", each Date.DayOfYear([Data]), Int64.Type),
    //Criar Coluna Dia de Semana
    Dia_Semana = Table.AddColumn(Dia_do_Ano, "Dia_Semana", each Date.DayOfWeek([Data]), Int64.Type),
    //Criar Coluna Dia da Semana
    Nome_Dia_Semana = Table.AddColumn(Dia_Semana, "Nome_Dia_Semana", each Date.DayOfWeekName([Data]), type text),
    //Criar Coluna Dia de Semestre
    Trimestre = Table.AddColumn(Nome_Dia_Semana, "Trimestre", each Date.QuarterOfYear([Data]), Int64.Type),
    //Criar Coluna Semana do Ano
    Semana_Ano = Table.AddColumn(Trimestre, "Semana_Ano", each Date.WeekOfYear([Data]), Int64.Type),
    //Criar Coluna Semana do Mes
    Semana_Mes = Table.AddColumn(Semana_Ano, "Semana_Mes", each Date.WeekOfMonth([Data]), Int64.Type)

in
    Semana_Mes
  
```

✓ Nenhum erro de sintaxe detectado.

Concluído Cancelar

Editor Avançado

Tabela

```

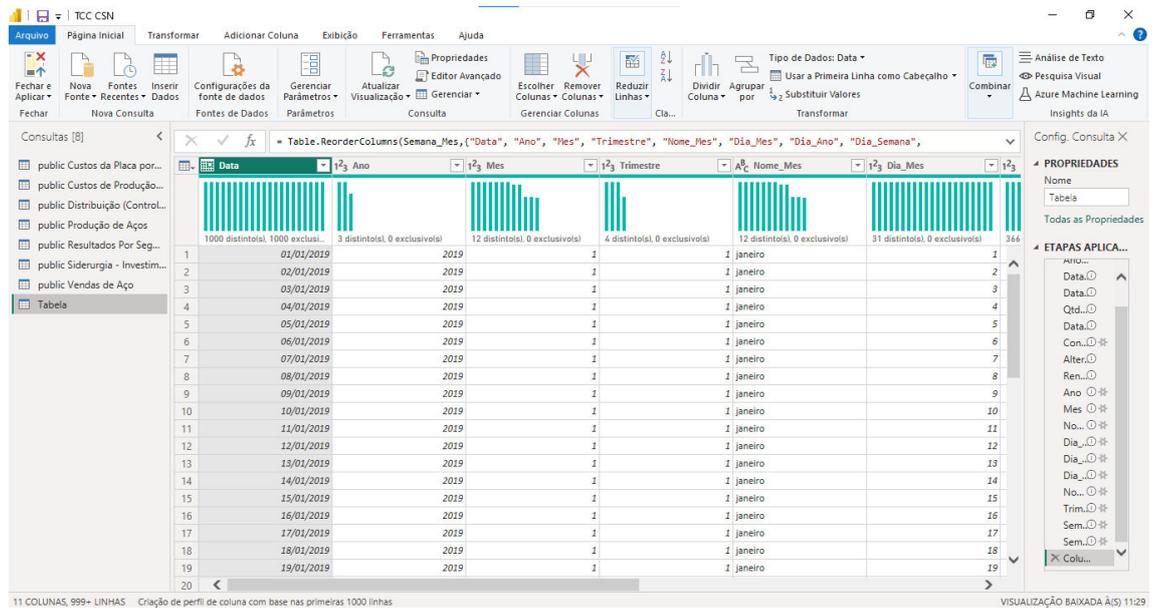
Dia_do_Ano = Table.AddColumn(Dia_do_Mes, "Dia_Ano", each Date.DayOfYear([Data]), Int64.Type),
//Criar Coluna Dia da Semana
Dia_Semana = Table.AddColumn(Dia_do_Ano, "Dia_Semana", each Date.DayOfWeek([Data]), Int64.Type),
//Criar Coluna Dia de Semestre
Nome_Dia_Semana = Table.AddColumn(Dia_Semana, "Nome_Dia_Semana", each Date.DayOfWeekName([Data]), type text),
//Criar Coluna Dia de Semestre
Trimestre = Table.AddColumn(Nome_Dia_Semana, "Trimestre", each Date.QuarterOfYear([Data]), Int64.Type),
//Criar Coluna Semana do Ano
Semana_Ano = Table.AddColumn(Trimestre, "Semana_Ano", each Date.WeekOfYear([Data]), Int64.Type),
//Criar Coluna Semana do Mes
Semana_Mes = Table.AddColumn(Semana_Ano, "Semana_Mes", each Date.WeekOfMonth([Data]), Int64.Type)
  
```

✓ Nenhum erro de sintaxe detectado.

Concluído Cancelar

Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 19 – Tabela Calendário



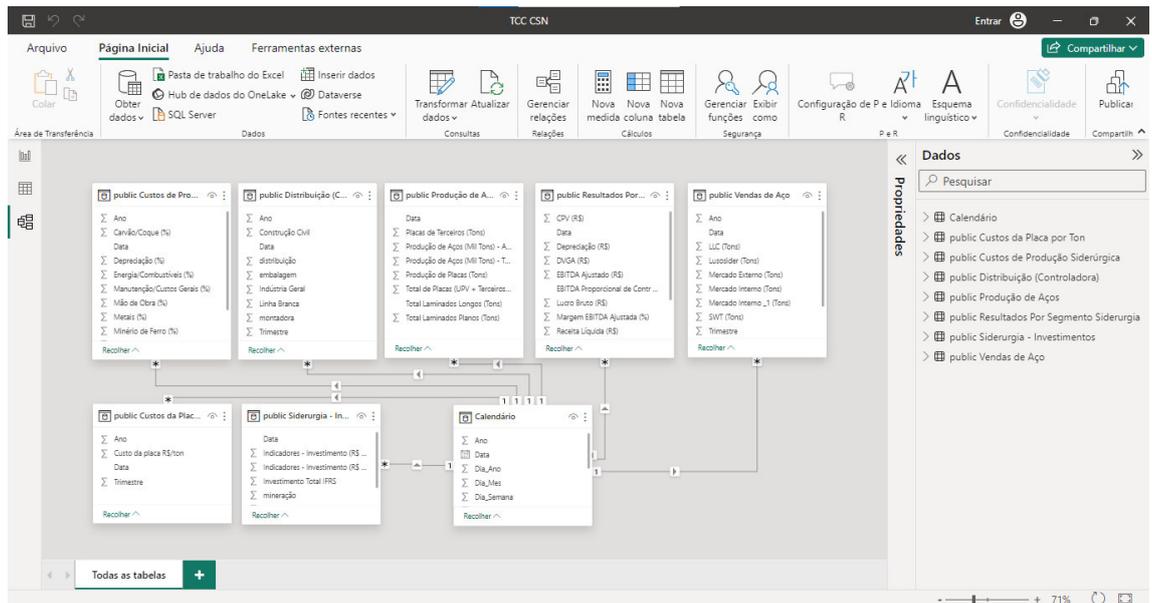
Fonte: Elaborado pelo autor.

Com todas as tabelas importadas para o Power BI e depois da construção da nossa tabela calendário, parte-se para a etapa de relacionamento entre as tabelas no Power BI. O relacionamento entre tabelas no Power BI é extremamente necessário quando trabalhar-se com filtros que mudam todas as visualizações e gráficos dinâmicos usados no painel de indicadores construído.

No caso, como foram usados os filtros de trimestre e ano em cada página do painel, o relacionamento consistiu em estabelecer relações entre as colunas de datas de todas as sete tabelas com a coluna de data da nossa tabela calendário.

A Figura 20 mostra exatamente a interface de relações entre as tabelas de maneira organizada e sucinta:

Figura 20 – Relacionamento entre as tabelas para filtragem por análise temporal



Fonte: Elaborado pelo autor.

Feitos todos esses passos, agora aptos a construir os visuais e painéis com indicadores propostos no trabalho e obter resultados para realizar discussões a partir dos mesmos.

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

A seguir encontra-se os resultados obtidos a partir da metodologia de BI pra os *KPI's* da indústria siderúrgica. Vale destacar que foi dado o mesmo tratamento de engenharia de dados feito na planilha de “Resultados por Segmento” e nas demais planilhas. As tabelas abaixo foram geradas pela engenharia de dados de cada planilha e que foram pro DW.

5.1 *KPI's* Coletados

Para a empresa avaliada, a CSN, cujos dados foram objeto de nossa análise, certos Indicadores-Chave de Desempenho (*KPIs*) mostraram-se particularmente pertinentes. A Produção de Aço Bruto, embora não diretamente quantificada nos dados compartilhados e analisados, pode ser indiretamente avaliada por meio das variações nas vendas, que, quando comparadas com dados de capacidade, fornece uma estimativa sobre a Capacidade Utilizada. O Custo de Produção por Tonelada é um *KPI* diretamente observável a partir dos custos de produção siderúrgica detalhados nas tabelas, que serão apresentadas a seguir.

A Eficiência Energética pode ser sugerida pelo custo de energia por tonelada, mas requer dados adicionais para uma análise precisa. A Margem Operacional, enquanto *KPI* financeiro crítico, requer uma análise mais profunda dos custos totais e receitas para ser calculada com precisão. Finalmente, o *Market Share* pode ser inferido, até certo ponto, das porcentagens de vendas por segmento, embora dados mais completos do mercado sejam necessários para uma avaliação definitiva. Juntos, esses *KPIs* oferecem uma visão valiosa do desempenho operacional e estratégico da empresa no mercado siderúrgico.

5.2 Produção de Aço Bruto

No que tange a análise da Produção de Aços da CSN, dentro do *KPI* da produção de aço, pode-se observar algumas tendências e fatores Influenciadores. A Tabela 1 e a Tabela 2 fornecem uma visão detalhada da produção de aços e sua tipificação de venda (em mil toneladas) da Companhia Siderúrgica Nacional (CSN) ao longo dos trimestres, permitindo uma análise aprofundada das tendências de produção e dos fatores que influenciam essas variações.

Tabela 1 – Produção de Aços

PRODUÇÃO DE AÇO (MIL TONS) - TRIMESTRE	Total de Placas (UPV + Terceiros)	Produção de Placas	Placas de Terceiros	Total Laminados Planos	Total Laminados Longos
1T19	1.040	830	210	927	51
2T19	928	856	72	839	56
3T19	595	358	237	765	54
4T19	934	775	160	845	61
1T20	943	884	58	928	51
2T20	916	913	2	749	54
3T20	786	781	5	822	56
4T20	908	898	10	879	55
1T21	1.007	1.007	0	930	53
2T21	971	947	24	978	63
3T21	1.105	1.105	0	1.023	60
4T21	988	988	0	859	60
1T22	895	895	0	827	49
2T22	890	890	0	767	50
3T22	1.027	960	67	911	60
4T22	959	839	121	873	57
1T23	748	589	159	702	49
2T23	732	665	67	775	46

Fonte: Elaborado pelo autor.

Tabela 2 – Vendas de Aço por Tipificação

Aço (Mil/ton)	Aços Planos	Interno	Externo	LLC	Lusosider	Aços Longos	Merc. Interno_1	SWT	Trimestre
1.175	897	760	24	30	84	278	51	226	1T19
1161	906	719	21	73	93	255	52	203	2T19
1072	836	698	15	53	71	236	53	183	3T19
1117	867	748	14	33	73	250	71	178	4T19
1140	863	720	8	45	90	276	55	221	1T20
1003	753	556	53	76	68	250	59	191	2T20

1278	1.054	924	26	63	94	225	54	171	3T20
1229	990	833	38	32	87	239	58	182	4T20
1317	1.056	859	38	62	96	261	52	209	1T21
1281	1.025	839	26	64	96	256	56	200	2T21
982	776	640	20	54	62	204	39	166	3T21
1024	784	616	30	72	66	239	74	165	4T21
1157	871	691	38	53	88	286	63	223	1T22
1067	829	669	18	67	75	238	55	183	2T22
1160	949	806	22	62	58	212	53	159	3T22
1008	798	683	8	39	69	210	57	154	4T22
1033	811	620	8	72	111	222	49	173	1T23
1051	848	680	5	78	85	202	59	143	2T23

Fonte: Elaborado pelo autor.

A produção de aço da CSN apresentou flutuações significativas ao longo dos trimestres analisados. Os picos observados em 1T19, 4T19, 1T21 e 3T21 podem ser atribuídos a diversos fatores, como: Aumentos na demanda, impulsionados por fatores de mercado ou por políticas comerciais específicas. Não se pode descartar uma otimização da produção, refletindo melhorias na eficiência operacional. Aquisições estratégicas como essas que resultaram em aumento da capacidade de produção.

Por outro lado, as quedas notáveis em 3T19 e, principalmente, em 1T23, podem ser reflexo de: desafios operacionais enfrentados pela empresa, quedas na demanda de mercado e/ou estratégicas para reduzir a produção em resposta a condições de mercado adversas. Isso reflete diretamente na relação produção e terceirização de placas, a CSN adota uma estratégia de produção predominantemente interna para placas, recorrendo à terceirização em períodos específicos, como 3T19 e 1T23. Esta abordagem sugere uma estratégia de gestão de risco e flexibilidade operacional para atender às demandas flutuantes do mercado.

Já para os Laminados Planos observou-se um aumento na produção até 3T21, seguido por uma queda. Essa tendência pode ser um indicativo de mudanças nas preferências do mercado ou ajustes estratégicos na linha de produtos da empresa. Enquanto para os Laminados Longos, a produção destes se manteve mais estável, indicando uma demanda consistente, possivelmente sustentada por contratos de longo prazo.

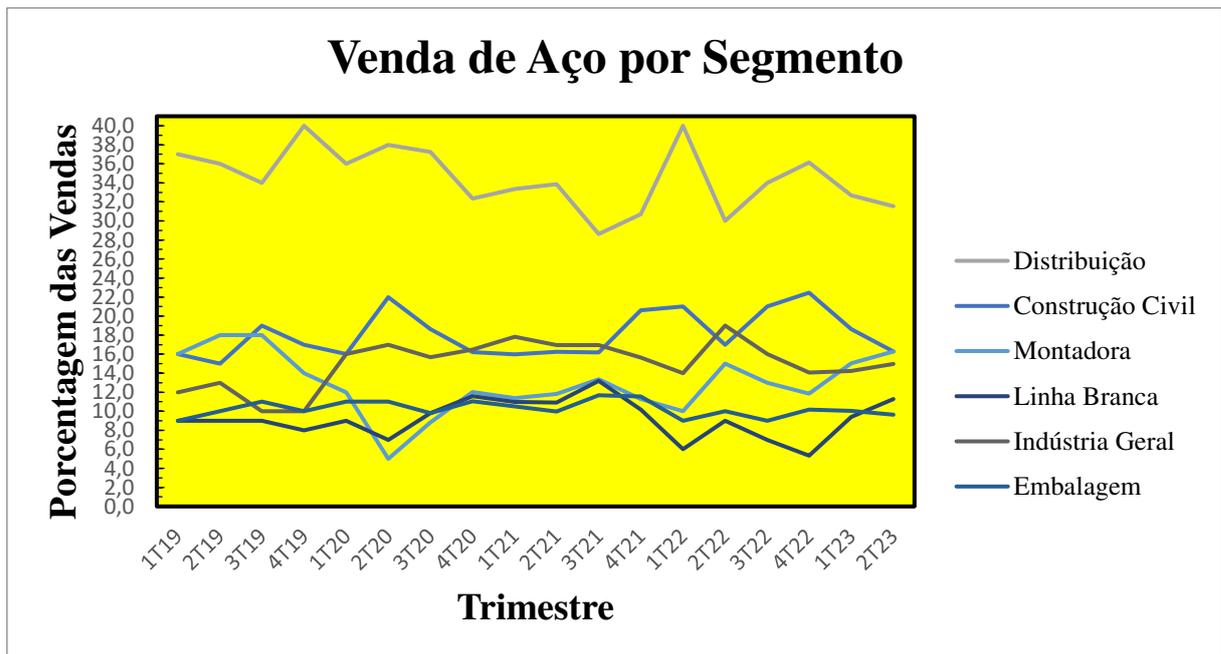
Alguns fatores que influenciaram na Produção de Aço, pode-se elencar; Influências de Mercado: Mudanças nas políticas comerciais, flutuações nos preços das matérias-primas e

alterações na demanda global são fatores cruciais que impactam a produção de aço. Fatores Internos: Investimentos em novas tecnologias, otimização da cadeia de suprimentos e melhorias na eficiência operacional podem influenciar tanto a quantidade produzida quanto os custos associados. Fatores Externos: Eventos globais, como a pandemia de COVID-19, tiveram um impacto significativo, afetando a demanda do consumidor e a estabilidade da cadeia de suprimentos global.

5.3 Capacidade Utilizada

Embora não foi encontrado a capacidade utilizada como um *KPI* explícito nos dados brutos da CSN, a análise das vendas de Aço por Tipo e Segmento na CSN nos permitiu inferir a envergadura desse componente (SASTRY e BABU, 2013). A Figura 21 oferece uma visão detalhada da distribuição das vendas de aço por tipo e segmento na Companhia Siderúrgica Nacional (CSN), destacando as tendências e mudanças ao longo do tempo, desde o 1T19 até o 2T23.

Figura 21 – Distribuição de Venda de aço por Segmento



Fonte: Elaborado pelo autor.

Analisando a distribuição de vendas por setor e suas implicações, observa-se para cada segmento; A Distribuição começou forte em 1T19, com picos em 4T19 e 1T22, sugerindo períodos de alta demanda na distribuição de aço. A tendência geral é de leve declínio até 2T23,

indicando mudanças no mercado ou na estratégia de distribuição. Para a Construção Civil, a demanda neste segmento atingiu um pico em 2T20, possivelmente devido a um boom na construção ou a projetos de infraestrutura. Posteriormente, os valores se estabilizam, mantendo-se acima de 16% em média, refletindo uma demanda constante.

Para o segmento de Montadora, observa-se uma queda significativa em 2T20, provavelmente devido ao impacto da pandemia na produção automotiva. A recuperação progressiva até 2T23 indica uma retomada do setor. No segmento de Linha Branca, o setor mostra uma demanda relativamente estável, com uma ligeira diminuição ao longo do tempo. A queda em 4T22 pode indicar uma redução na produção ou na demanda por eletrodomésticos.

Para a Indústria Geral, observa-se diversas flutuações neste segmento, que refletem a demanda variável da indústria, com picos em 1T21 e 2T22, possivelmente relacionados à recuperação pós-pandêmica ou a investimentos em capital. No segmento de Embalagem, a demanda por aço para embalagem mostra uma variação menor, com uma tendência geral de declínio lento e constante.

Embora a capacidade utilizada venha passando por desafios nesses últimos anos, pode-se observar uma resiliência setorial, embora tenha sido impactado pela Pandemia de COVID-19, o que é observado pelas tendências do setor de Construção Civil e a indústria geral. Ambos demonstram resiliência, com a construção civil mantendo uma demanda constante e a indústria geral mostrando capacidade de recuperação.

A montadora sofreu um impacto significativo em 2T20, mas mostrou sinais de recuperação, um padrão que pode ser observado em outros setores, provavelmente ligado às restrições e desafios econômicos decorrentes da COVID-19. Políticas de mudanças no perfil de Consumo e de Análise Comparativa foram adotadas pois, nota-se que as mudanças na demanda da linha branca podem refletir tendências de consumo e mudanças nas preferências ou poder de compra dos consumidores.

Comparando com outras tabelas, é possível que haja uma relação entre os custos de produção siderúrgica, onde mudanças nos custos podem afetar os preços e, conseqüentemente, a demanda nos diferentes setores. Para um perfil temporal dessas implicações vê-se que ocorreram cinco fenômenos, sendo eles: uma Segmentação de Mercado: Ajustes nas estratégias de segmentação de mercado podem ser necessários, focando em segmentos com maior crescimento ou estabilidade. Diversificação de Produtos: A diversificação pode ser uma estratégia para lidar com a volatilidade no segmento de distribuição e a tendência de queda na linha branca (PEDERSEN *et al.*, 2022).

Resiliência Econômica: A resiliência no segmento da construção civil sugere uma dependência menor nas flutuações econômicas, enquanto a montadora mostra uma sensibilidade maior. **Impactos da Pandemia:** A análise dos períodos após o início da pandemia pode inferir sobre a recuperação econômica e o comportamento do consumidor. **Previsão de Tendências:** As tendências observadas podem ajudar a prever as demandas futuras, utilizando modelos de séries temporais para planejar a produção e a logística.

5.4 Custo de Produção por Tonelada

O *KPI* de Custo de Produção por Tonelada foi analisado e montado o perfil do Custo da Placa por Tonelada na CSN. A Tabela 3 apresenta uma análise detalhada da evolução do custo da placa por tonelada na Companhia Siderúrgica Nacional (CSN), abrangendo o período de 1T19 a 2T23. Esta análise é crucial para compreender as dinâmicas de custo na produção siderúrgica e os fatores que influenciam essas mudanças ao longo do tempo.

Tabela 3 – Custo da Placa por Tonelada

CUSTO DA PLACA R\$/TON	TRIMESTRE
2.062	1T19
2.201	2T19
2.177	3T19
1.978	4T19
2.036	1T20
2.082	2T20
2.116	3T20
2.397	4T20
2.822	1T21
3.517	2T21
3.703	3T21
3.673	4T21
4.195	1T22
4.386	2T22
4.133	3T22
3.923	4T22

4.147	1T23
4.113	2T23

Fonte: Elaborado pelo autor.

Quanto a Evolução dos Custos da Placa por Tonelada, observa-se estabilidade durante o ano de 2019, o custo da placa por tonelada manteve-se relativamente estável, indicando um período de equilíbrio nos custos de produção e no mercado. Aumento Significativo de 4T20 a 1T22: Observou-se um aumento substancial nos custos a partir do quarto trimestre de 2020 até o primeiro trimestre de 2022. Este aumento pode ser atribuído a diversos fatores, incluindo: Aumentos nos custos de matérias-primas, Mudanças no mercado global de aço, Impactos econômicos decorrentes da pandemia da COVID-19.

Uma Leve Queda Após o Pico em 1T22: Após atingir o pico no primeiro trimestre de 2022, houve uma leve redução nos custos, embora eles continuassem significativamente mais altos em comparação aos anos anteriores. Estabilização no 2T23: No segundo trimestre de 2023, os custos parecem ter se estabilizado, ainda que em um nível elevado em comparação aos trimestres anteriores ao 4T20. Alguns fatores influenciadores na tendência de custo da placa foram observados.

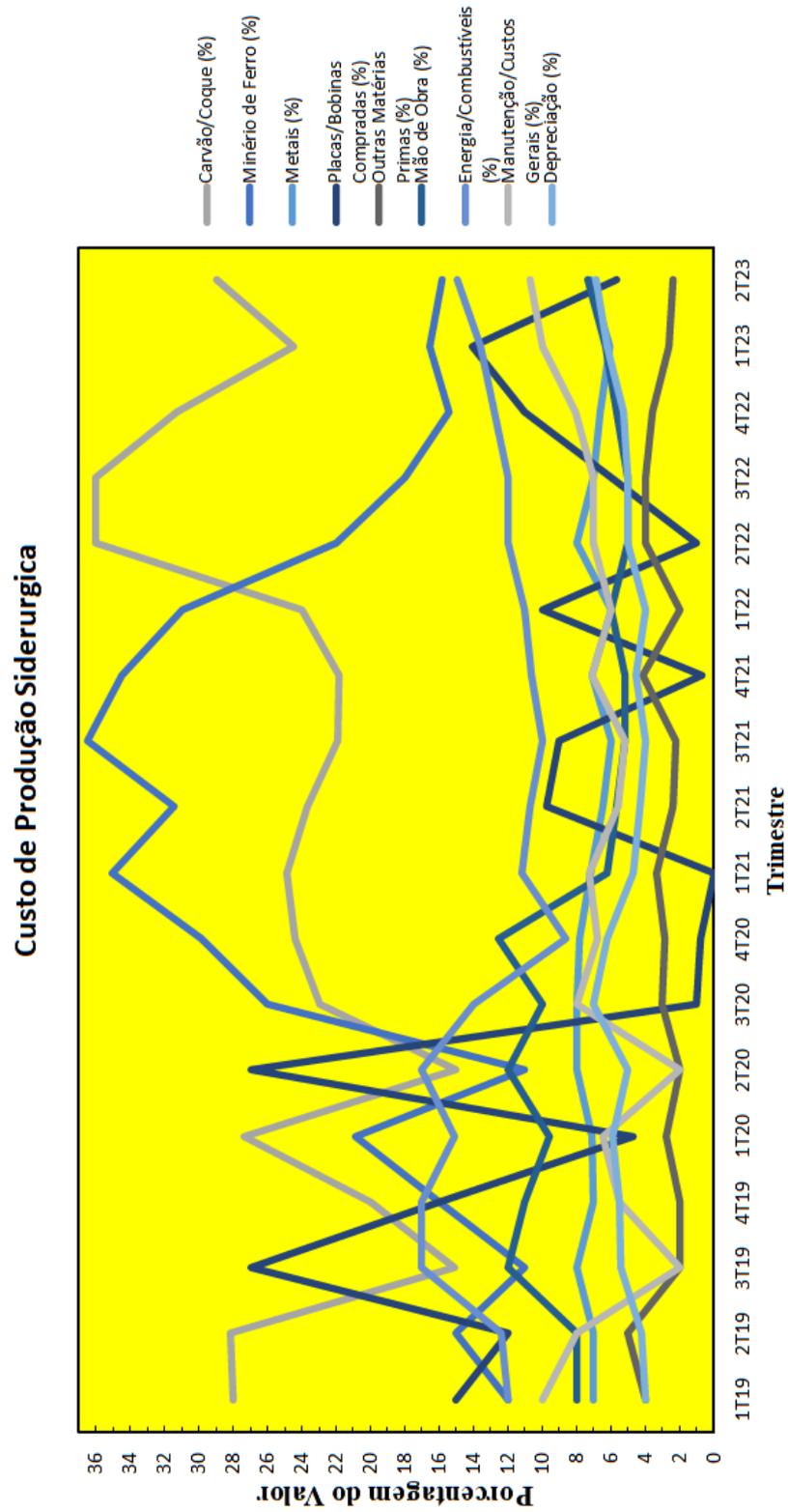
A tendência de aumento nos custos da placa por tonelada pode estar relacionada a uma série de fatores externos, como: Mudanças no Custo de Produção: Alterações nos preços de insumos e matérias-primas são fatores cruciais. Alterações na Demanda do Mercado: Flutuações na demanda global de aço podem impactar diretamente os custos. Inflação e Efeito *Cantillon*: A inflação global pode afetar os custos operacionais e de produção, a desvalorização da moeda em tempos de inflação afeta toda a dinâmica de taxas de câmbio. Política Comercial: Mudanças nas políticas comerciais podem influenciar os custos de importação/exportação de matérias-primas.

Entretanto para uma compreensão mais aprofundada das causas subjacentes a essas tendências, seria produtivo correlacionar esses custos com índices de preços de matérias-primas e com indicadores econômicos globais, contudo isso é muito difícil, pois as negociações dessas matérias primas são negociadas nos mercados futuros e os dados de *call* e *put* não foram encontrados nos dados brutos disponibilizados no site da CSN.

5.5 Eficiência Energética

A Análise do Custo de Produção Siderúrgica por Setor e Trimestre na CSN, nos permitiu inferir sobre o KPI da Eficiência Energética da empresa (SASTRY e BABU, 2013). A Figura 22 apresenta uma análise detalhada do custo de produção siderúrgica por setor e trimestre na Companhia Siderúrgica Nacional (CSN), destacando a volatilidade nos custos de matérias-primas e as tendências em outras áreas de custo. Quanto a volatilidade nos custos de Matérias-Primas, pode-se observar por segmento que:

Figura 22 – Custo de Produção Siderúrgica



Fonte: Elaborado pelo autor.

Carvão/Coque: Este custo mostrou flutuações significativas, com picos em 1T22 e 3T22, possivelmente refletindo variações nos preços do mercado ou mudanças nas políticas de compra e estoque. Minério de Ferro: Apresentou uma tendência volátil, com um aumento substancial a partir de 4T20 e um pico em 3T21, influenciado por fatores como demanda do mercado, oferta global e custos logísticos.

Foi observado também que houveram redução de custos em outras áreas, tais como: Placas/Bobinas Compradas: Uma redução dramática a partir do 4T20 sugere uma mudança na estratégia de produção ou na aquisição de fornecedores mais baratos. Outras Matérias-Primas e Depreciação: Estes custos mantêm-se relativamente estáveis, indicando uma gestão eficaz ou uma metodologia de depreciação consistente. Mão de Obra: O custo teve um pico em 3T19, seguido por uma tendência de estabilização, possivelmente devido a negociações sindicais ou mudanças na força de trabalho.

Energia/Combustíveis: Apresenta uma tendência ascendente ao longo do tempo, refletindo o aumento dos preços de energia globalmente ou mudanças na eficiência energética da produção. Manutenção/Custos Gerais: Picam em 4T20 e 1T23, possivelmente devido a grandes revisões ou reparos de equipamentos ou alterações nos custos operacionais gerais (JIANG, WANG e BOGLE, 2023).

A partir desses dados observados pode-se inferir que tal análise temporal, leva a correlações possíveis, como: Tendência de Aumento Geral: A partir do final de 2020 (4T20), observa-se um aumento geral em muitas categorias de custos, possivelmente devido a impactos da pandemia COVID-19 na cadeia de suprimentos e custos operacionais. Correlações com Preços de Commodities: Seria útil correlacionar os custos de Carvão/Coque e Minério de Ferro com os índices de preços de commodities para entender a relação entre os preços do mercado e os custos de produção.

Correlação com Preços Globais de Energia: Correlacionar o custo de Energia/Combustíveis com os preços globais de energia poderia fornecer informações sobre a gestão de riscos e estratégias de compra de energia da empresa (JIANG, WANG e BOGLE, 2023).

5.6 Margem Operacional

No que tange o KPI de Margem Operacional, a Tabela 4 apresenta uma análise detalhada da Receita Líquida e do Lucro Bruto da Companhia Siderúrgica Nacional (CSN) ao

longo do tempo, revelando tendências e padrões significativos no setor siderúrgico. Esta análise é crucial para entender como a BI pode auxiliar na tomada de decisões estratégicas na indústria.

Tabela 4 – Resultados por Segmento

SIDERURGIA (MILHÕES) R\$ - Trimestre	Receita Líquida (R\$)	Siderurgia MI (R\$)	Siderurgia ME (R\$)	CPV (R\$)	Lucro Bruto (R\$)
1T19	3.605	2.567	1.038	(3.222)	383
2T19	3.660	2.515	1.146	(3.380)	283
3T19	3.334	2.417	917	(3.190)	144
4T19	3.349	2.529	820	(3.171)	178
1T20	3.542	2.511	1.031	(3.237)	305
2T20	3.440	2.124	1.316	(3.109)	330
3T20	4.570	3.299	1.271	(4.022)	548
4T20	5.051	3.787	1.264	(3.802)	1.249
1T21	6.673	4.876	1.797	(4.798)	1.875
2T21	8.144	6.050	2.094	(5.451)	2.693
3T21	7.627	5.508	2.118	(4.736)	2.891
4T21	7.648	4.966	2.682	(5.096)	2.552
1T22	7.882	5.185	2.697	(5.827)	2.055
2T22	7.706	5.248	2.458	(5.789)	1.917
3T22	7.698	5.655	2.044	(6.426)	1.272
4T22	6.055	4.501	1.554	(5.214)	840
1T23	5.777	3.946	1.831	(5.021)	756
2T23	5.943	4.368	1.574	(5.419)	523

Fonte: Elaborado pelo autor.

Observou-se um crescimento significativo da receita líquida da CSN do primeiro trimestre de 2020 (1T20) até o quarto trimestre de 2021 (4T21). Este aumento pode ser atribuído a diversos fatores, incluindo a recuperação da demanda pós-bloqueios iniciais da pandemia de COVID-19. Contudo, após este período, identifica-se uma tendência de queda na receita, sugerindo uma mudança nas condições de mercado.

O Lucro Bruto, por sua vez, atingiu seu pico no terceiro trimestre de 2021 (3T21), seguido por uma tendência de queda mais acentuada em comparação com a receita líquida. Este padrão indica uma possível redução nas margens brutas, possivelmente devido ao aumento dos custos de produção ou mudanças na composição das vendas.

Vários fatores externos parecem ter influenciado essas tendências: Impacto da Pandemia de COVID-19 (2020): A pandemia teve um papel significativo, onde a recuperação da demanda após os bloqueios iniciais pode ter impulsionado as vendas. Flutuação nos Preços das Commodities: A indústria siderúrgica é sensível aos preços globais do aço e do minério de ferro (KAMALZADEH *et al.*, 2019). O aumento desses preços pode ter contribuído para o aumento do lucro em 2021.

Inflação e Custo de Produção: O aumento dos custos operacionais, impulsionado pela inflação global e alta nos preços de energia e matérias-primas, pode ter contribuído para o declínio recente do lucro bruto. Condições Econômicas Globais: Mudanças nas taxas de juros, políticas comerciais e sanções econômicas também são fatores relevantes. Impacto das Políticas Comerciais: Alterações em tarifas ou acordos comerciais afetando a exportação e importação de aço e minério de ferro podem ter impactado significativamente os resultados.

5.7 Market Share

A Tabela 5 fornece uma visão abrangente dos investimentos realizados pela Companhia Siderúrgica Nacional (CSN) nos setores de siderurgia, mineração e outros, além do investimento total conforme as normas IFRS, abrangendo o período de 1T19 a 2T23. Esta análise é fundamental para compreender as estratégias de investimento da empresa e como elas se alinham com as tendências do mercado e as necessidades organizacionais (JIANG, PENG e BOGLE, 2021).

Tabela 5 – Investimento no setor Siderurgia e agregados

INVESTIMENTOS (R\$) - TRIMESTRE	Siderurgia	Mineração	Outros	Investimento Total IFRS
1T19	160	118	35	313
2T19	212	190	44	446
3T19	405	165	40	610
4T19	576	174	96	846
1T20	170	132	51	354
2T20	174	171	22	367
3T20	196	219	44	459
4T20	288	189	42	519
1T21	197	175	38	410

2T21	229	494	36	759
3T21	341	358	101	800
4T21	423	409	133	965
1T22	323	302	76	701
2T22	348	409	81	838
3T22	356	324	159	839
4T22	396	240	400	1.036
1T23	342	252	152	746
2T23	481	352	158	991

Fonte: Elaborado pelo autor.

Os investimentos no setor Siderurgia atingiram um pico no 4T19, seguido por uma redução significativa. Posteriormente, os investimentos se estabilizaram, mantendo-se relativamente constantes com uma leve tendência de aumento até o 2T23. Este padrão pode refletir uma estratégia de consolidação após um período de expansão intensa.

Para o segmento de Mineração, um pico notável de investimento foi observado no 2T21, sugerindo um investimento estratégico ou expansão nesse período. Após esse pico, os investimentos se estabilizaram, seguindo uma tendência ligeiramente crescente, possivelmente indicando um foco contínuo na expansão ou melhoria da eficiência.

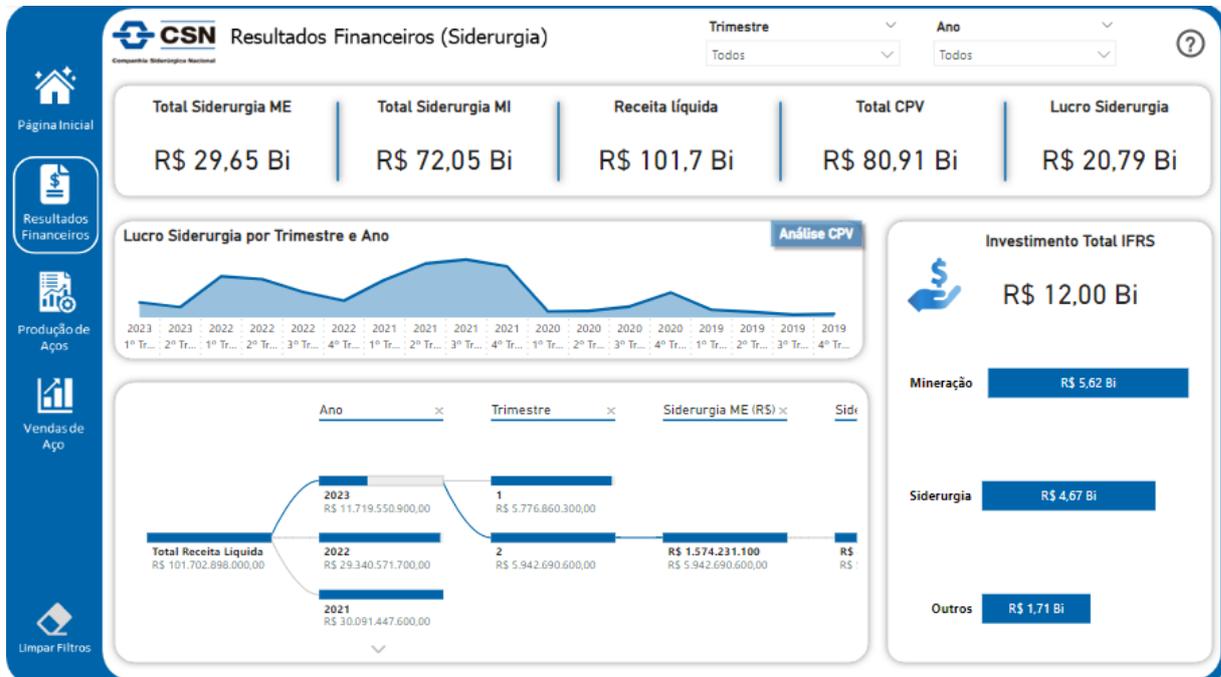
Já o setor "Outros" mostra um aumento considerável no 4T22, o que pode indicar um movimento da empresa em direção à diversificação, investindo em novas áreas ou em projetos não diretamente relacionados à siderurgia ou mineração. Investimento Total IFRS: Os investimentos totais atingiram picos no 4T19 e 4T22, com o último coincidindo com um aumento significativo nos investimentos em "Outros". Isso sugere uma correlação entre um grande projeto específico ou iniciativa e o aumento do investimento total.

Os picos de investimento em siderurgia no 4T19 e em mineração no 2T21 podem estar relacionados a uma expansão da capacidade produtiva, resposta a uma demanda crescente ou aproveitamento de oportunidades de mercado naqueles momentos. O aumento significativo em 4T22 pode estar relacionado a investimentos em inovação, tecnologia ou aquisições, dependendo da natureza exata dos investimentos categorizados como "Outros". A CSN pode estar seguindo um ciclo de investimento planejado, alternando entre fases de investimento intensivo e períodos de consolidação e avaliação de resultados.

A seguir está apresentado o formato final da análise BI, o painel BI, por serem dashboards dinâmicos opta-se em apresentar apenas o layout das tabelas mais relevantes para

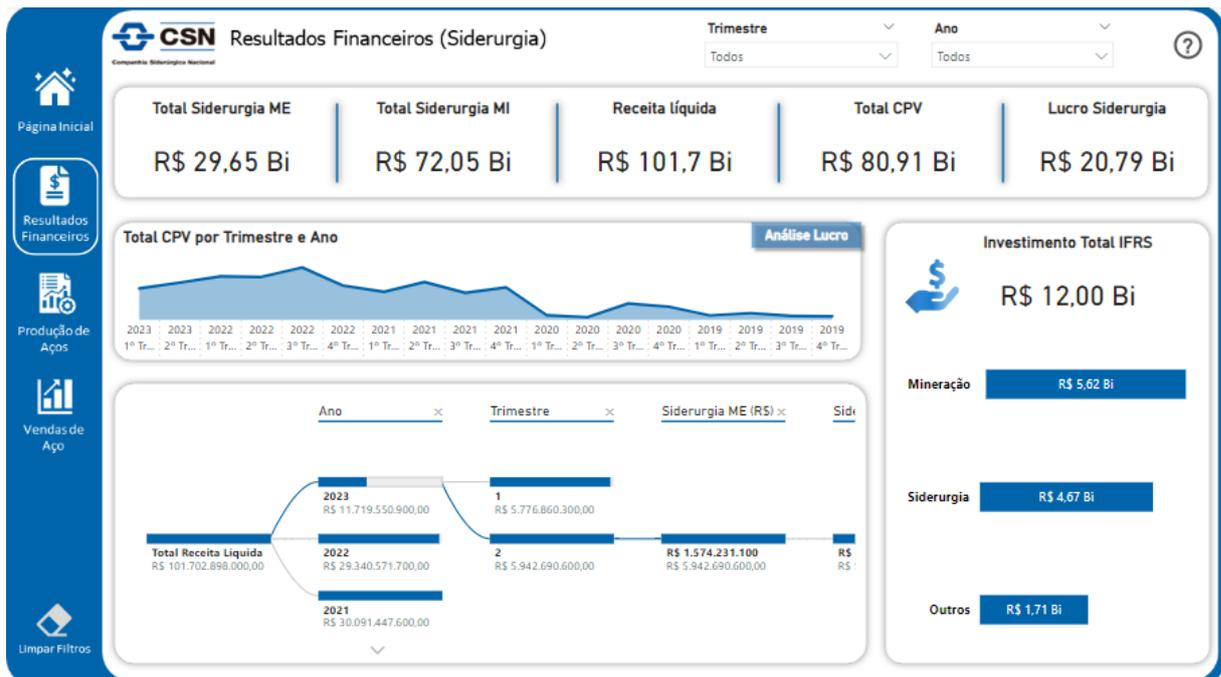
tomadas de decisão imediatas na indústria siderúrgica; as Figuras 23, 24, 25, 26 e 27, apresentam respectivamente os resultados financeiros em dois primeiros momentos, as vendas de aço em dois momentos e a produção de aços.

Figura 23 – Resultados Financeiros momento 1



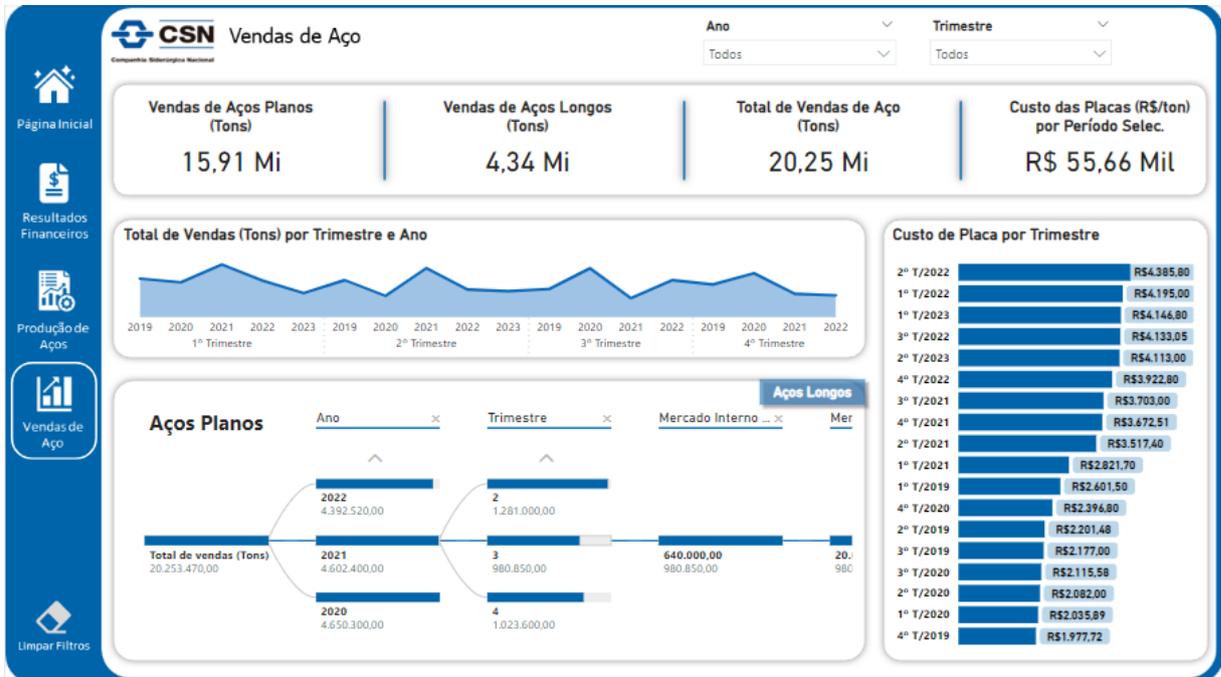
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 24 – Resultados Financeiros momento 2



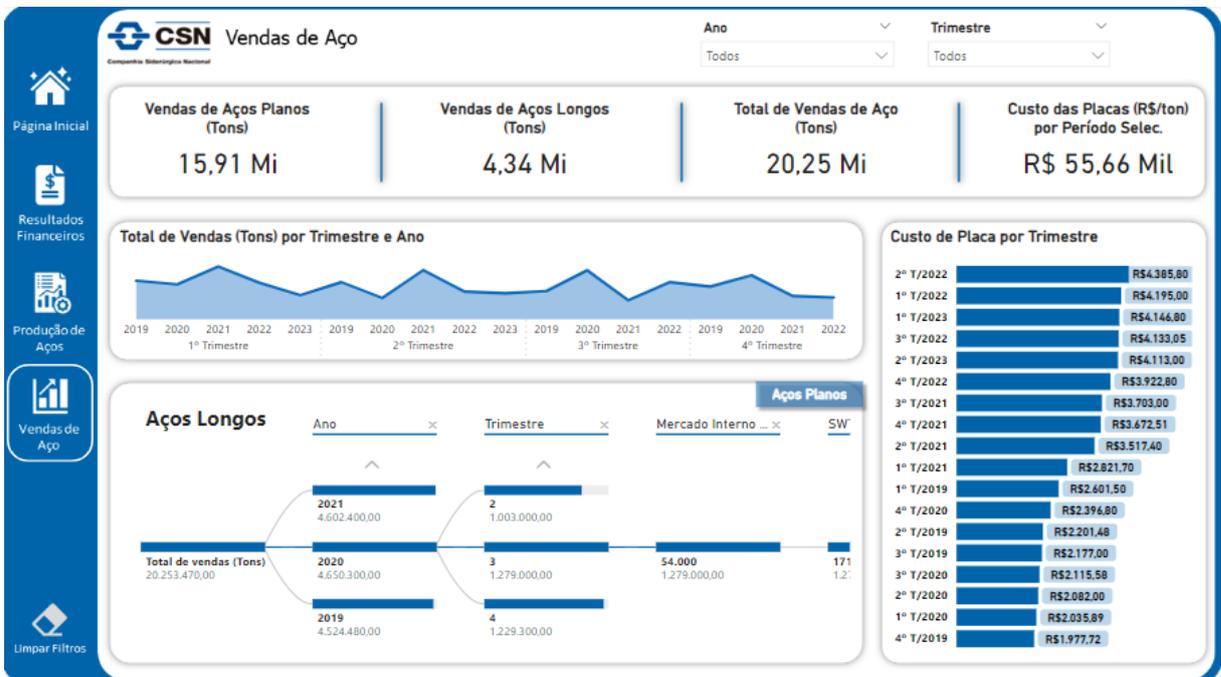
Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 25 – Vendas de Aço momento 1



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 26 – Venda de Aços momento 2



Fonte: Elaborado pelo autor.

Figura 27 – Produção de Aços



Fonte: Elaborado pelo autor.

6 CONCLUSÃO

Este trabalho investigou a influência da *Business Intelligence* (BI) na tomada de decisões estratégicas na indústria siderúrgica, com foco específico na Companhia Siderúrgica Nacional (CSN). Através da análise dos diversos gráficos e tabelas, foi possível identificar tendências significativas, desafios e oportunidades dentro do setor. Estes indicativos destacam a importância crítica da BI na interpretação de dados complexos e na orientação de decisões estratégicas informadas.

A análise da Receita Líquida e do Lucro Bruto (Tabela 4) revelou um crescimento significativo seguido por uma tendência de queda, sugerindo mudanças nas condições de mercado e na eficiência operacional. Os investimentos em diferentes setores (Tabela 5) mostraram uma abordagem estratégica da CSN, equilibrando expansão e consolidação. A produção de aços (Tabelas 1 e 2) refletiu a resposta da empresa às demandas do mercado e aos desafios operacionais, enquanto a tendência do custo da placa por tonelada (Tabela 3) indicou o impacto de fatores externos como a pandemia de COVID-19 e flutuações no mercado de matérias-primas.

O Gráfico 1, ilustrando as vendas de aço por tipo e segmento, destacou a variabilidade da demanda em diferentes setores, com implicações diretas para estratégias de segmentação de mercado e diversificação de produtos. Por outro lado, o Gráfico 1, focado no custo de produção siderúrgica por setor e trimestre, revelou a volatilidade nos custos de matérias-primas e a necessidade de estratégias eficazes de gestão de riscos e compras.

Estes dados coletivamente demonstram como a BI pode ser uma ferramenta poderosa na indústria siderúrgica, permitindo às empresas como a CSN navegar em um ambiente de mercado complexo e em constante mudança. A capacidade de analisar tendências detalhadas, prever desafios futuros e adaptar estratégias operacionais e comerciais é crucial para manter a competitividade e a lucratividade.

Os principais KPIs para tomadas de decisões tendem a ser os indicadores financeiros, o custo de produção por tonelada reflete a síntese do valor agregado do produto e possui peso fundamental nos balanços financeiros. Outro indicador de peso foi o *Marked Share*, que ao integrar todas as informações de demanda, produção de aço e capacidade utilizada mostra as tendências de preço e lucros e como o produto está sendo demandado no mercado siderúrgico.

Além disso, o uso das ferramentas para identificar tendências e as situações dos *KPIs* analisados ressalta a importância de uma abordagem multiescala na análise de dados,

considerando tanto fatores macroeconômicos quanto operacionais. A interconexão entre os custos de produção, as tendências de mercado e os eventos globais, como a pandemia de COVID-19, ilustra a complexidade do ambiente em que as siderúrgicas operam.

Em suma, a aplicação de *Business Intelligence* na indústria siderúrgica, exemplificada pelo caso da CSN, é fundamental para uma tomada de decisão estratégica eficaz. Os indicadores obtidos através de todo o processo de BI, ferramentas utilizadas para tratar e tirar *insights* dos dados brutos, não apenas orientam as operações diárias e análise profunda e clara dos indicadores, mas também moldam as estratégias de longo prazo, permitindo que as empresas se adaptem, inovem e prosperem em um mercado global desafiador.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AGORE, A.; GORDIENKO, A.; VERCRUYSSSE, J. $\mathbb{S}\mathbb{V}$ -universal Hopf algebras (co)acting on $\mathbb{S}\mathbb{Q}$ -algebras. 2020.
- AL-AQRABI, H.; HILL, R.; LANE, P.; AAGELA, H. Securing Manufacturing Intelligence for the Industrial Internet of Things. 2019.
- ARANKI, D.; BAJCSY, R. Private Disclosure of Information in Health Tele-monitoring. 2015.
- BAKARI, W.; ALI, M.; BEN-ABDALLAH, H. Automatic approach for generating ETL operators. 2012.
- COSTA, A. R. D.; WAGNER, D.; PATISSON, F. Modelling a new, low CO₂ emissions, hydrogen steelmaking process. 2014.
- DAI, H.-N.; WANG, H.; XU, G.; WAN, J.; IMRAN, M. Big Data Analytics for Manufacturing Internet of Things: Opportunities, Challenges and Enabling Technologies. 2019
- DEBIAGI, P.; ROCHA, R. C.; SCHOLTISSEK, A.; JANICKA, J.; HASSE, C. Iron as a sustainable chemical carrier of renewable energy: Analysis of opportunities and challenges for retrofitting coal-fired power plants. 2022.
- DUAN, Y.; ROSELENY, L. E.; COUTINHO, J. T.; GIMÉNEZ-SANTAMARINA, S.; SCHEIE, A.; BALDOVÍ, J. J.; CARDONA-SERRA, S.; GAITA-ARIÑO, A. Data mining, dashboard and statistical analysis: a powerful framework for the chemical design of molecular nanomagnets. 2021.
- FILHO, I. R. S.; SPRINGER, H.; MA, Y.; MAHAJAN, A.; SILVA, C. C. D.; KULSE, M.; RAABE, D. Green steel at its crossroads: hybrid hydrogen-based reduction of iron ores. 2022.
- FLECK, P.; KÜGEL, M.; KOMMENDA, M. Understanding and Preparing Data of Industrial Processes for Machine Learning Applications. 2021.
- GHEZZI, A.; MESSERER, F.; BALOCCO, J.; MANZONI, V.; DIEHL, M. An Implicit and Explicit Dual Model Predictive Control Formulation for a Steel Recycling Process. 2022.
- GONÇALVES, Juliana Santana; CARVALHO, Marly Monteiro de. Identificação de gargalos e proposição de melhorias em uma linha de produção. *Gestão & Produção*, v. 24, n. 3, p. 546-557, 2017.
- GOSWAMI, S.; GHOSH, S.; CHAKRABARTI, A. Outlier detection from ETL Execution trace. 2012.
- GOSWAMI, S.; GHOSH, S.; CHAKRABARTI, A. Outlier detection from ETL Execution trace. 2012.
- GUERRA, D.; COSTA, V. Power BI: a Ferramenta de Business Intelligence da Microsoft. In: Anais do 15º Simpósio Brasileiro de Sistemas de Informação. SBSI, 2020.

HANIF, M.; RANA, O. A Comprehensive Review on Power BI Tools. *International Journal of Computer Applications*, v. 179, n. 29, p. 17-22, 2018.

HOMRICH, D. S. Utilização de indicadores para mensurar a interoperabilidade logística como parte da avaliação do desempenho logístico. In: *ENEGEP*, 2012, Bento Gonçalves: Abepro, 2012. p. 1 - 11.

JIANG, S.-L.; PENG, G.; BOGLE, I. D. L. A two-stage robust optimization approach for oxygen flexible distribution under uncertainty in iron and steel plants. 2021.

JIANG, S.-L.; WANG, M.; BOGLE, I. D. L. Plant-wide byproduct gas distribution under uncertainty in iron and steel industry via quantile forecasting and robust optimization. 2023.

KAMALZADEH, H.; SOBHAN, S. N.; BOSKABADI, A.; HATAMI, M.; GHAREHYAKHEH, A. Modeling and Prediction of Iran's Steel Consumption Based on Economic Activity Using Support Vector Machines. 2019.

KRALJEVSKI, I.; JU, Y. C.; IVANOV, D.; TSCHÖPE, C.; WOLFF, M. How to Do Machine Learning with Small Data? -- A Review from an Industrial Perspective. 2023.

KRASNOV, V. M.; MOTZKAU, H.; GOLOD, T.; RYDH, A.; KATTERWE, S. O.; KULAKOV, A. B. Comparative analysis of tunneling magnetoresistance in low- T_c Nb/AlAlOx/Nb and high- T_c Bi₂Pb_ySr₂CaCu₂O_{8+ δ} intrinsic Josephson junctions. 2011.

KUMAR, G.; PANDEY, S. K. Studying the applicability of different thermoelectric materials for efficiency calculation in hybrid thermoelectric generator for waste heat recovery from automobile and steel industry. 2016.

LAW, P.-M.; ENDERT, A.; STASKO, J. What are Data Insights to Professional Visualization Users? 2020.

LIN, Y.; HE, Y.; CHAUDHURI, S. Auto-BI: Automatically Build BI-Models Leveraging Local Join Prediction and Global Schema Graph. 2023.

LIU, X. Optimizing ETL Dataflow Using Shared Caching and Parallelization Methods. 2014.

LIU, X. Two-level Data Staging ETL for Transaction Data. 2014.

MA, Y.; SOUZA FILHO, I. R.; BAI, Y.; SCHENK, J.; PATISSON, F.; BECK, A.; VAN BOKHOVEN, J. A.; WILLINGER, M. G.; LI, K.; XIE, D.; PONGE, D.; ZAEFFERER, S.; GAULT, B.; MIANROODI, J. R.; RAABE, D. Hierarchical nature of hydrogen-based direct reduction of iron oxides. 2022.

MERTEN, D. C.; HÜTT, M.-T.; UYGUN, Y. A network analysis of decision strategies of human experts in steel manufacturing. 2021.

MERTEN, D. C.; HÜTT, M.-T.; UYGUN, Y. A network analysis of decision strategies of human experts in steel manufacturing. 2021.

ORJI, U.; OBIANUJU, E.; EZEMA, M.; UGWUISHIWU, C.; UKWANDU, E.; AGOMUO, U. Using Data Analytics to Derive Business Intelligence: A Case Study. 2023.

PEDERSEN, J.; LE, T. T.; KOCH, T.; ZITTEL, J. Optimal discrete pipe sizing for tree-shaped CO₂ networks. 2022.

RAMAYYA, O. S.; SASTRI, O. S. K. S. A Novel Proposal for Manufacturing Steel: OSRAM's CO₂ Steel Making Process. 2015.

SAAD, H.; NAGARUR, N.; SHAMSAN, A. Analysis of Data Mining Process for Improvement of Production Quality in Industrial Sector. 2021.

SALIS, A.; MARGUGLIO, A.; DE LUCA, G.; GUSMEROLI, S.; RAZZETTI, S. An Edge-Cloud based Reference Architecture to support cognitive solutions in the Process Industry. 2022.

SALIS, A.; MARGUGLIO, A.; DE LUCA, G.; GUSMEROLI, S.; RAZZETTI, S. An Edge-Cloud based Reference Architecture to support cognitive solutions in the Process Industry. 2022.

SASTRY, S. H.; BABU, M. S. P. Analysis & Prediction of Sales Data in SAP-ERP System using Clustering Algorithms. 2013.

SASTRY, S. H.; BABU, M. S. P. Analysis & Prediction of Sales Data in SAP-ERP System using Clustering Algorithms. 2013.

SHAO, H.; ZHANG, Q.; SU, N.; LI, X. Several Typical Paradigms of Industrial Big Data Application. 2021.

SOUZA FILHO, I. R.; SPRINGER, H.; MA, Y.; MAHAJAN, A.; SILVA, C. C. D.; KULSE, M.; RAABE, D. Green steel at its crossroads: hybrid hydrogen-based reduction of iron ores. 2022.

STRAAT, M.; KOSTER, K.; GOET, N.; BUNTE, K. An Industry 4.0 example: real-time quality control for steel-based mass production using Machine Learning on non-invasive sensor data. 2022.

STRAAT, M.; KOSTER, K.; GOET, N.; BUNTE, K. An Industry 4.0 example: real-time quality control for steel-based mass production using Machine Learning on non-invasive sensor data. 2022.

USHVERIDZE, A. Business Dynamics in KPI Space. Some thoughts on how business analytics can benefit from using principles of classical physics. 2017.

WANG, J.; ZHANG, W.; SHI, Y.; DUAN, S.; LIU, J. Industrial Big Data Analytics: Challenges, Methodologies, and Applications. 2018.

WORLD STEEL ASSOCIATION. Monitor Mercantil. 2022. Disponível em: <https://monitormercantil.com.br/mercado-do-aco-promete-alavancar-economia-brasileira-em2022/> Acesso em: 12 mar. 2023.

ZHENG, Z.; ZHOU, B.; ZHOU, D.; CHENG, G.; JIMÉNEZ-RUIZ, E.; SOYLU, A.; KARLAMO, E. Query-based Industrial Analytics over Knowledge Graphs with Ontology Reshaping. 2022.