



**UNIVERSIDADE FEDERAL DA BAHIA**  
**INSTITUTO DE COMPUTAÇÃO / ESCOLA POLITÉCNICA**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM MECATRÔNICA**

**WALMIR RODRIGUES DA LUZ**

**PREVISÃO DE SÉRIES TEMPORAIS APLICADO AOS INDICADORES DE  
PERFORMANCE EM UM PROCESSO DE LAMINAÇÃO A QUENTE**

**SALVADOR - BA**

**2023**

**WALMIR RODRIGUES DA LUZ**

**PREVISÃO DE SÉRIES TEMPORAIS APLICADO AOS INDICADORES DE  
PERFORMANCE EM UM PROCESSO DE LAMINAÇÃO A QUENTE**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Industrial da Universidade Federal da Bahia, como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Mecatrônica.

**Orientador:** Prof. Dr. Ângelo Márcio Oliveira  
Sant'Anna

**SALVADOR - BA**

**2023**

Ficha catalográfica fornecida pelo Sistema Universitário de Bibliotecas da UFBA – SIBI/UFBA para ser confeccionada pelo autor.

XXXXX  
2023

LUZ, Walmir Rodrigues da.

Previsão de Séries Temporais aplicado aos Indicadores de Performance em um Processo de Laminação a Quente / Walmir Rodrigues da Luz. – Salvador, 2023. 71p.: il.

Orientador: Prof. Dr. Ângelo Márcio Oliveira Sant'Anna.

Dissertação (Mestrado – Pós-Graduação em Mecatrônica) – Universidade Federal da Bahia, Instituto de Matemática / Escola Politécnica, 2023.

1. Séries Temporais. 2. Indicador de desempenho. 3. Eficiência. 4. Qualidade. 5. Disponibilidade. I. Sant'Anna, Ângelo Márcio Oliveira. II. Universidade Federal da Bahia. Instituto de Matemática / Escola Politécnica. III. Título.

CDD: 658.563

Dedico este trabalho a toda minha família, em especial aos meus filhos Walmir Júnior e Patrícia, minha esposa Ivoide, fontes de dedicação e motivação. Aos meus pais, Walter e Josefa, pelo apoio, incentivo, amor e compreensão.

## TERMO DE APROVAÇÃO

**Walmir Rodrigues Da Luz**

### **PREVISÃO DE SÉRIES TEMPORAIS APLICADO AOS INDICADORES DE PERFORMANCE EM UM PROCESSO DE LAMINAÇÃO A QUENTE**

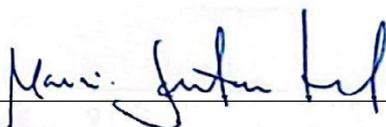
Esta Dissertação de Mestrado foi julgada adequada à obtenção do título de Mestre em Mecatrônica e aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Mecatrônica da Universidade Federal da Bahia.

Salvador / BA, 13 de Dezembro de 2023



---

Prof. Dr. Ângelo Márcio Oliveira Sant'Anna  
Universidade Federal da Bahia (UFBA)  
Orientador



---

Prof. Dr. Mauricio Santana Lordêlo  
Universidade Estadual de Feira de Santana (UEFS)  
Membro Externo



---

Prof. Dr. Eduardo Alves Portela Santos  
Universidade Estadual do Paraná (UFPR)  
Membro Externo

## AGRADECIMENTOS

Primeiramente, acima de tudo, agradeço a DEUS por permitir a realização deste trabalho. Sonho guardado e postergado por vários anos e que se torna uma realidade na minha vida. Como Ele mesmo nos ensina — Tudo tem o seu tempo determinado, e todo propósito debaixo do céu tem o seu tempo. Obrigado Senhor por permitir chegar o meu tempo.

Aos meus pais ficam meus agradecimentos incontestes, por todas as lições ensinadas de amor, honestidade, bem como o apoio, o suporte, para que eu pudesse superar as diversas adversidades da vida. Como brasão cunhado no peito, tenho orgulho e o privilégio de ser filho. Obrigado meus queridos pais. Aos meus queridos irmãos pelo carinho e amor. Sempre ao meu lado, nos momentos bons e ruins, mas unidos como mosqueteiros. Amos os demais. Obrigado!

À minha amada esposa Ivoleide, pelos incentivos e estímulos para que eu finalizasse esse trabalho. A jornada nunca é fácil, porém agradeço por permanecer ao meu lado. Obrigado por todos esses anos que DEUS tem nos proporcionados de ficarmos juntos. Aos meus filhos, Walmir Júnior e Patrícia, motivos constantes na minha vida na busca do meu crescimento humano e profissional. Posso não ser o melhor pai, mas tenho os melhores filhos. O sucesso na vida de cada um de vocês representa uma batalha vencida na minha vida. Obrigado por me incentivarem a lutar.

Ao professor Ângelo, pela orientação de forma profissional e didática, características tão importantes para um educador. Obrigado por acreditar na proposta / projeto materializado nesta dissertação. Fica aqui meu eterno agradecimento, que o trabalho não seja o fim, mas a continuidade de nossa amizade — Mestre x Aluno. Aos professores e amigos, Maurício Scal e Sandro Gonçalves, pelas cartas de recomendação, conversas técnicas, incentivos, pontos marcantes nas nossas trajetórias profissionais. E, como jargão da qualidade, espero ter correspondido com as expectativas de todos. Muito obrigado!

Ao Grupo Gerdau pelo apoio com os dados e materiais para realização dos trabalhos e finalização da dissertação. Não poderia esquecer de agradecer aos colaboradores que me ajudaram nos tratamentos dos dados, em especial, ao CEO Gustavo Werneck, Gilmar Novarino e Renner Giordany. Muito obrigado pela paciência, incentivo e companheirismo de todos. À Universidade Federal da Bahia por proporcionar a realização desse trabalho, bem como meu crescimento acadêmico e profissional. Por fim, a todos aqueles que contribuíram de forma direta ou indiretamente para finalização desse trabalho.

Deus abençoe a todos grandemente!

Deus é a fonte de todo conhecimento. Ele dá  
sabedoria e entendimento àqueles que o  
buscam.

LUZ, Walmir Rodrigues da. **Previsão de séries temporais aplicado aos indicadores de performance em um processo de laminação a quente**. 2023. Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Mecatrônica da Universidade Federal da Bahia - Brasil.

## RESUMO

A medição da eficiência de uma empresa é fundamental para a tomada de decisões, influenciada pelo desempenho de seus ativos, incluindo tecnologia, capacidade industrial, quantidade de produtos e qualificação dos colaboradores. A eficiência dos sistemas produtivos frequentemente depende da produção em grande volume com pouca variedade de produtos, o que está diretamente ligado à eficiência dos processos ou gargalos. A aplicação de modelos de previsão de demanda baseados em séries temporais é uma ferramenta eficaz para obter essas informações. No entanto, até o momento, não foram encontrados estudos que aplicaram esses modelos em um processo de laminação a quente, o que levanta a oportunidade de investigação. A dissertação tem como objetivo principal desenvolver um modelo de previsão para os indicadores de desempenho em um processo de laminação a quente de não planos em uma indústria siderúrgica baseado em séries temporais. O estudo de caso demonstrou como os fatores do índice de eficiência global impactam no processo de laminação. Os resultados indicaram o modelo ARIMA (2,0,2) como o mais adequado, e suas previsões revelaram valores diários do índice de eficiência global OEE entre 0,404 e 0,993. Os resultados apontaram que o processo de Laminação L2 pode trabalhar para alcançar uma faixa de trabalho desafiadora ( $0,699 < OEE \leq 0,891$ ), com base no benchmarks da literatura técnica. A ferramenta desenvolvida pode ser valiosa para definir estratégias e direcionar tomadas de decisão a partir dos insights proporcionados por esse modelo de previsão. A pesquisa demonstrou que a aplicação de modelos de séries temporais no meio siderúrgico contribui para a gestão e estratégias de melhoria da eficiência.

**Palavras-chave:** Indicador de Desempenho, Laminação a Quente; Séries Temporais, OEE, ARIMA.

LUZ, Walmir Rodrigues da. **Time series forecasting applied to performance indicators of a hot rolling process**. 2023. Master dissertation presented to Mechatronic Graduate Program at the Federal University of Bahia - Brazil.

### ABSTRACT

Measuring a company's efficiency is fundamental for decision-making, influenced by the performance of its assets, including technology, industrial capacity, quantity of products and employee qualifications. The efficiency of production systems often depends on large volume production with little variety of products, which is directly linked to the efficiency of processes or bottlenecks. Applying demand forecasting models based on time series is an effective tool to obtain this information. However, to date, no studies have been found that applied these models in a hot rolling process, which raises the opportunity for investigation. The main objective of the dissertation is to develop a prediction model for performance indicators in a non-flat hot rolling process in a steel industry based on time series. The case study demonstrated how the global efficiency index factors impact the rolling process. The results indicated the ARIMA (2,0,2) model as the most appropriate, and its predictions revealed daily values of the OEE global efficiency index between 0.404 and 0.993. The results showed that the L2 Lamination process can work to achieve a challenging working range ( $0.699 < OEE \leq 0.891$ ), based on benchmarks from technical literature. The tool developed can be valuable for defining strategies and directing decision-making based on the insights provided by this forecasting model. The research demonstrated applying time series models in the steel industry contributes to management and efficiency improvement strategies.

**Keywords:** Performance Indicator, Hot Rolling; Time Series, OEE, ARIMA.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Estrutura do trabalho.....	22
Figura 2 - Mapa de utilização do tempo pelo processo .....	26
Figura 3 – Processamento e transformação .....	28
Figura 4 - Fluxo de um Laminador de Rolos.....	33
Figura 5 - Componentes da estrutura da gaiola do laminador.....	34
Figura 6 - Fluxo do processo simplificado de um Laminador de Rolos.....	37
Figura 7 - OEE diário do Laminador Rolos no período de jun. 2022 a jun. 2023 .....	43
Figura 8 - Boxplot do indicador OEE diário do Laminador de Rolos.....	44
Figura 9 – Distribuição intervalar do indicador OEE Geral do Laminador de Rolos .....	45
Figura 10 - Mapa de calor da correlação entre os fatores do indicador OEE.....	46
Figura 11 - Representação gráfica do ciclo interativo do modelo Box-Jenkins.....	48
Figura 12 - Série temporal do Indicador OEE do Laminador de Rolos .....	49
Figura 13 - Série temporal do indicador OEE do Laminador de Rolos.....	52
Figura 14 - Análise de resíduos modelo ARIMA (2,0,2) .....	54
Figura 15 - Diagnóstico modelo ARIMA (2,0,2) .....	55
Figura 16 - Teste de Normalidade dos resíduos do modelo ARIMA (2,0,2) .....	56
Figura 17 - Limites máximos/mínimos do OEE com intervalos de confiança de 90/80%.....	57
Figura 18 - Variação do OEE no processo Laminador de Rolos.....	59
Figura 19 - Variação mensal do OEE, Laminador de Rolos, baseado no ARIMA (2,0,2) .....	60

## LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Observações de séries temporais .....	30
Quadro 2 - Gargalos do processo de laminação .....	35
Quadro 3 - Disfunção fator Disponibilidade .....	47

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Informações para cálculo do OEE diário.....	40
Tabela 2 - Fatores para cálculo do OEE diário.....	41
Tabela 3 - Filtro do banco de dados .....	42
Tabela 4 - Fatores de Excelência x Fatores do Laminador de Rolos – OEE.....	45
Tabela 5 - Métricas estatísticas dos fatores que compõem o OEE.....	46
Tabela 6 - Diferenciação sazonal / não sazonal.....	50
Tabela 7 - Partição dos dados da série temporal original .....	51
Tabela 8 - Seleção do modelo ARIMA mais adequado .....	51
Tabela 9 - Nível de significância do coeficiente do modelo ARIMA (2,0,2) .....	52
Tabela 10 - Métricas dos erros modelo ARIMA (2,0,2) Z_Treino x Valor ajustado.....	53
Tabela 11 - Métricas dos erros modelo ARIMA (2,0,2) Z_Validação x Previsão .....	53
Tabela 12 - Coeficientes ARIMA (2,0,2).....	56

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ARIMA	Autoregressive Integrated Moving Average
SARIMA	Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average
GARCH	Método Autorregressivo de Heteroscedasticidade Condicional Generalizado
MAPE	Erro Médio Absoluto Percentual
MES	Manufacturing Execution System
JUSE	União Japonesa de Ciência e Tecnologia
OEE	<i>Overall Equipment Effectiveness</i>
RNA	Redes Neurais Artificiais
SRSG	Série da Radiação Solar Global
TPM	Total Productive Maintenance
TQM	Total Quality Managment

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO.....</b>	<b>15</b>
1.1	CONTEXTUALIZAÇÃO DO PROBLEMA.....	15
1.2	OBJETIVO DA PESQUISA .....	18
1.3	JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA DO TEMA.....	18
1.4	CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA .....	19
1.5	ESTRUTURA DO TRABALHO .....	21
<b>2</b>	<b>REVISÃO DA LITERATURA.....</b>	<b>23</b>
2.1	INDICADOR DE DESEMPENHO DE EQUIPAMENTOS .....	23
2.2	MODELOS DE SÉRIES TEMPORAIS.....	27
2.3	PROCESSO DE LAMINAÇÃO À QUENTE .....	32
<b>3</b>	<b>MATERIAIS E MÉTODOS .....</b>	<b>37</b>
3.1	ANÁLISE DO FLUXO DO PROCESSO DE FABRICAÇÃO .....	37
3.2	PROCEDIMENTOS PARA COLETA DE DADOS .....	38
3.3	COLETA DE DADOS DA LAMINAÇÃO DE ROLOS.....	39
<b>4</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÃO .....</b>	<b>43</b>
4.1	HISTÓRICO DO OEE NO PROCESSO DE LAMINAÇÃO DE ROLOS .....	43
4.2	APLICAÇÃO DO MODELO ARIMA .....	48
	4.2.1 Identificação .....	49
	4.2.2 Estimação .....	50
	4.2.3 Verificação .....	54
	4.2.4 Modelo / Previsão.....	56
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO.....</b>	<b>61</b>
5.1	SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....	63
<b>6</b>	<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>64</b>
6.1	APENDICE I – Script desenvolvido no programa R® .....	68

# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO DO PROBLEMA

A Revolução Industrial mudou a visão de qualidade e produtividade, principalmente com a predominância da produção em massa. Por volta de 1920, o engenheiro, físico e estatístico Walter Andrew Shewhart criou o método estatístico de controle de processo e ficou conhecido até hoje como o pai do controle estatístico de processo. Posteriormente, na década de 1930, a qualidade foi delineada aprimorando-se para que as empresas consigam aumentar significativamente sua capacidade de produção (BARROS; BONAFINI, 2014). Além disso, a qualidade permanece como um elemento crucial para as empresas, pois é através dela que as organizações conseguem otimizar sua produção e manter um padrão elevado de eficiência e satisfação do cliente (FARIA, 2023).

Durante a Segunda Guerra Mundial, era imperativo que todos os produtos de guerra fabricados tivessem as mesmas características e estivessem livres de defeitos. Assim, os produtos eram inspecionados um a um e os defeituosos eram separados. Após a Segunda Guerra Mundial, em vez de encontrar e eliminar peças defeituosas, os japoneses introduziram novas metodologias para prevenir a ocorrência de falhas durante a fabricação. Isso porque o foco era eliminar todos os itens que não agregavam valor ao produto. Desperdícios, paradas, trocas de ferramentas, sujeira e contaminação, lotes de produção, estoque em trânsito, defeitos, quebras, inspeções. A principal força motriz por trás da revolução da qualidade no Japão foi a União Japonesa de Ciência e Tecnologia (JUSE) e os estatísticos, Kaoru Ishikawa, Joseph M. Juran e W.E. Deming, Shewhart (FARIA, 2023).

Na década de 1960, o termo gestão da qualidade começou a ser usado. Definido como um conjunto de medidas que visam manter as características de um produto ou serviço de forma a satisfazer plenamente as necessidades e expectativas do cliente/consumidor final (ROBLES JUNIOR; BONELLI, 2006). Em uma economia globalizada, onde as empresas buscam uma maior eficiência dos seus equipamentos, uma maior qualificação dos seus colaboradores e um menor custo de fabricação, as organizações investem, cada dia mais, em novas tecnologias e em treinamento dos colaboradores (POCHMANN *et al.*, 2009).

Devido às exigências, cada vez maiores de clientes e consumidores no atual mercado globalizado e altamente competitivo, as empresas são incentivadas a aprimorarem e aumentarem seus meios de produção, tanto tecnologicamente quanto no desenvolvimento de novos processos. Isso mostra que a qualidade não é mais apenas um aspecto do produto, mas

uma questão empresarial, que incentiva o uso de novas filosofias de gestão. Na gestão moderna, quantificar resultados é essencial (BRAVO, 2003).

Tradicionalmente, a medição de desempenho se concentrou apenas no uso eficiente de recursos, no planejamento e controle, mais comumente conhecido como produtividade, retorno sobre o investimento, custo-benefício e padronização de processos. No entanto, além do exposto, a medição de desempenho também pode induzir e diagnosticar lacunas em empresas/indústrias que buscam a Gestão da Qualidade Total, do inglês *Total Quality Management* (TQM) (SOUZA, 2018).

A importância dos indicadores de desempenho no setor siderúrgico, em especial, na laminação a quente, tem como fator crítico de sucesso a utilização do indicador *Overall Equipment Effectiveness* (OEE). Poderosa ferramenta oriunda da metodologia *Total Productive Maintenance* (TPM), que mede sistematicamente a confiabilidade das máquinas e equipamentos, para permitir a gestão da melhoria contínua. Por meio da identificação de perdas, o OEE proporciona a redução dos custos de processo.

Para o alcance do sucesso global em uma laminação a quente, é imperativo entender o conceito de TPM - a metodologia que deu origem ao índice *Overall Equipment Effectiveness* (OEE). Este índice é bastante conhecido na literatura internacional e definido pelos autores Zattar; Rudek e Turquino (2010):

“As métricas de *Overall Equipment Effectiveness* (OEE) são umas das ferramentas utilizadas na TPM, representada na forma de um conjunto de indicadores, que tem como objetivo fornecer uma medida para o acompanhamento da produtividade da fábrica, considerado simultaneamente a utilização dos equipamentos, sua produtividade e a qualidade da produção final (ZATTAR; RUDEK; TURQUINO, 2010, p. 116).”

Segundo Gagnon (1999), a medição da eficiência de uma empresa é afetada pelo desempenho dos seus ativos, onde eles podem influenciar na tomada de decisão, em especial, os que envolvem: tecnologia, capacidade industrial, quantidade de produtos e qualificação dos colaboradores, entre outros. Para obter maior produtividade, é necessária uma correta alocação de recursos materiais e adequados procedimentos operacionais. O desempenho desses sistemas produtivos é caracterizado por um grande volume de produção com pouca variedade de produtos, o que depende diretamente da eficiência de seus principais processos ou gargalos (MORAES; SANTORO, 2006).

Para identificação desses gargalos, as tomadas de decisão precisam ter informações que traduzam a realidade do processo. Desse modo, a aplicação de modelos de previsão de demanda

baseado em séries temporais se torna uma ferramenta assertiva na exposição dessas informações. Além disso, a literatura apresenta aplicações destes modelos de séries temporais na previsão de demanda em processos metalmeccânico (BORSATO, CORSO, 2019), na previsão de movimentações de veículo nos portos (MARENGUE, 2017), e na previsão da radiação solar global (MELQUÍADES *et al.*, 2022). No entanto, não foram encontrados trabalhos que aplicaram modelos de séries temporais em um processo de laminação a quente. Portanto, este estudo apresenta um potencial de investigação para modelagem de previsão de um processo de laminação usando séries temporais, que seja capaz de transformar as informações em conhecimento para a tomada de decisão.

No processo de laminação a quente nem sempre o gargalo está centrado na capacidade nominal dos equipamentos da linha de produção. Tem como característica proporcionar maior maleabilidade ao material, permitindo que seja moldado com facilidade, o que permite criar várias formas geométricas (espessura, comprimento) com as propriedades do material desejadas, mantendo o volume de metal constante. Contudo, exige um acompanhamento rigoroso do tempo que o material é exposto a alta temperatura de reaquecimento, evitando danos ao produto, em especial, as propriedades mecânicas. O resultado do processo é uma peça com acabamento superficial rugoso, porém esse aspecto pode ser removido com aplicação de técnicas adequadas, como decapagem e bordas levemente arredondadas.

As desvantagens são:

- Menos resistência quando comparado a laminação a frio;
- Tolerâncias dimensionais mais abertas em relação ao laminado a frio.

Frequentemente, os equipamentos podem operar abaixo de sua capacidade nominal devido às irregularidades que reduzem seu uso ou produtividade. Evidenciando que o efeito de uma operação instável é a produção de produtos inferiores, o que leva à perda de produtos, pois não chega aos clientes e precisa ser reprocessado ou descartado.

Portanto, é possível dizer que a estabilidade do processo remove gargalos de produção sem investir em novos equipamentos ou tecnologias. É simplesmente melhorar a utilização do equipamento e a eficiência do processo, por meio de uma gestão com foco na melhoria, na rotina dos resultados das variáveis de processo controláveis e nas ações corretivas e preventivas das anomalias. Logo, diante da contextualização, levanta-se o seguinte questionamento: de que forma a aplicação do modelo de séries temporais ARIMA no indicador OEE pode auxiliar a gestão da qualidade durante o processo de laminação a quente na fabricação de produtos de uma indústria siderúrgica?

## 1.2 OBJETIVO DA PESQUISA

Esta dissertação tem como objetivo principal desenvolver um modelo de previsão para descrever o comportamento dos indicadores de performance de um processo de laminação a quente de não planos em uma indústria siderúrgica usando abordagens de séries temporais. Conseqüentemente, em busca de responder ao problema de pesquisa e atender ao objetivo geral, delimita-se os seguintes objetivos específicos:

- Contextualizar o indicador *Overall Equipment Effectiveness* (OEE) apontando a sua relevância como indicador de desempenho de equipamentos no setor de siderurgia;
- Analisar o comportamento temporal do indicador OEE no processo de laminação à quente;
- Expor as premissas do processo de laminação à quente e o impacto dessas etapas no produto finalizado para auxiliar na tomada de decisão.

## 1.3 JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA DO TEMA

Melhorar a eficiência dos equipamentos se tornou uma questão fundamental para que as empresas operem com mais eficiência e eficácia, resultado em um processo efetivo (BUSSO, 2012). Por esse motivo, têm-se investido constantemente em novas formas de melhorar e garantir a qualidade dos produtos. Com isso, as empresas procuram trabalhar com a capacidade máxima de utilização dos equipamentos. Conseqüentemente, as organizações utilizam métodos de obtenção de informações confiáveis e rápidos para que os gestores ajam com precisão em suas tomadas de decisão.

Uma série de novas metodologias para controle de processos surgiram ao longo dos anos. Uma delas é a Manutenção Total da Produção (TPM), que utiliza o Indicador de Eficiência Geral do Equipamento (OEE) para medir a eficiência de um ativo. Essa metodologia visa também à qualidade total, sendo sua filosofia de gestão baseada na satisfação dos clientes internos e externos - partes interessadas nos negócios das empresas. O índice OEE é uma ferramenta poderosa e, como qualquer outra ferramenta, deve ser utilizada corretamente, pois o uso indevido resulta em maiores inconformidades (BARROS, 1999).

A tomada de decisão é um processo importante para as empresas modernas. Os líderes devem garantir que a estratégia organizacional seja seguida e executada para alcance dos objetivos e metas definidas e estabelecidas com as partes interessadas (acionistas, gestão de empresas, conselho de administração, funcionários, fornecedores, clientes, estados e

municípios). Portanto, a tomada de decisão inclui processo, posicionamento de mercado, avaliação de viabilidade, conformidade com as normas e com os requisitos legais. A capacidade de medir o desempenho é fundamental para o sucesso organizacional (DAVIS, 2001). Desempenho que, ao ser conectado, cria um mecanismo para esclarecer a eficiência de uma empresa e suas características de qualidade, tornando o ambiente de negócios mais seguro e atraindo mais investimentos (FERREIRA *et al.*, 2008).

As premissas de um indicador é descrever numericamente o processo, apresentar o conceito de medição, expressar o que está sendo analisado e expor pontos críticos, assim como apresentar oportunidades de melhorias. A complexidade e o volume de dados disponíveis para a tomada de decisão exigem o uso de ferramentas simples e eficientes para apoiar esse processo. Se o desempenho não é medido, não é gerenciado. A importância das métricas para o funcionamento de qualquer organização não pode ser negada (FERNADES, 2004). O aumento do número de indicadores de desempenho disponíveis pode dificultar os gestores na precisão da avaliação dos processos internos. Entretanto, sem indicadores adequados, os gestores ficam impossibilitados de avaliar os processos e o desempenho em relação às organizações de referências (DAVIS, 2001).

O uso eficaz de indicadores leva a um melhor desempenho financeiro e, conseqüentemente, resultados positivos para toda cadeia produtiva. Desta forma, mostrar uma outra maneira de análise que, ao ser utilizada adequadamente, poderá ajudar os gestores a alcançar a plenitude de rendimento dos seus equipamentos com maior qualidade, segurança e conseqüentemente menor custo. Por meio de uma análise de previsão que proporcionará possíveis investimentos para área de produção. Portanto, a relevância da proposta desta dissertação enfatiza o uso das métricas de disponibilidade, desempenho e qualidade como base para a determinação do OEE e por meio do modelo ARIMA para descrever a previsibilidade do processo.

#### 1.4 CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA

A fase inicial da pesquisa foi meticulosamente ancorada em um extenso levantamento bibliográfico, vital para a fundamentação teórica e contextualização do tema. Esta fase envolveu uma seleção criteriosa de fontes, abrangendo uma diversidade de materiais acadêmicos de grande relevância, como artigos revisados por pares, publicações em livros renomados, periódicos especializados e plataformas digitais reconhecidas pela comunidade científica, garantindo a relevância e a atualidade dos dados e informações coletados.

Para garantir a abrangência e a profundidade da revisão, foram implementadas estratégias de busca sistemática e filtros temáticos, visando identificar e compilar literatura que não apenas abordasse os aspectos centrais do tema, mas que também proporcionasse percepções sobre tendências recentes, debates em curso e lacunas no conhecimento existente. A análise dessas fontes foi realizada com um olhar crítico, buscando-se entender as diversas perspectivas e contribuições para o campo de estudo, o que permitiu uma compreensão holística e atualizada do tema.

Esse processo foi crucial para a definição dos objetivos da pesquisa, pois permitiu identificar os eixos norteadores que são essenciais para a formulação de hipóteses pertinentes e o delineamento de uma metodologia de pesquisa robusta. Através deste levantamento, foi possível também estabelecer o estado da arte sobre o tema, fornecendo um pano de fundo teórico indispensável para a nova investigação, e assegurando que o estudo estivesse alinhado às discussões mais recentes e relevantes na área. Assim, o levantamento bibliográfico não foi apenas um passo preparatório, mas uma fase crítica que sustentou a pesquisa com uma base sólida e reflexiva, essencial para a contribuição significativa ao conhecimento no campo em questão.

Para melhorar a argumentação sobre o uso da pesquisa documental, é possível detalhar a importância desse método para o estudo do *Overall Equipment Effectiveness* (OEE) e a forma como contribui para a confiabilidade e relevância dos dados. A pesquisa documental se estabelece como um pilar metodológico fundamental em estudos voltados para a análise de eficácia operacional, especialmente ao investigar o OEE ou seus componentes - disponibilidade, desempenho e qualidade. Este método meticuloso extrai dados diretamente das fontes primárias existentes na empresa em questão, garantindo uma aproximação fidedigna da realidade operacional e possibilitando um mapeamento preciso dos processos produtivos.

Além do valor intrínseco dos dados coletados, a pesquisa documental é fortalecida pela incorporação de manuais técnicos e normativas setoriais. Esses documentos estabelecem parâmetros e diretrizes que são cruciais para a seleção e análise do material, conferindo assim uma camada adicional de confiabilidade. Eles oferecem um referencial normativo que orienta a interpretação dos dados, assegurando que a seleção do material seja não somente relevante, mas também alinhada com as práticas e padrões do setor (SALGE; OLIVEIRA, 2021).

Ao integrar a análise documental com os resultados observados, estabelece-se uma correlação fundamental entre teoria e prática, permitindo uma compreensão aprofundada de como os documentos regulatórios e operacionais refletem nos índices de OEE capturados. Esta abordagem não somente reforça a credibilidade das conclusões, mas também viabiliza uma

análise crítica das políticas e procedimentos internos frente aos resultados de eficiência. Assim, a pesquisa documental não se limita a ser uma coleta de dados históricos, mas uma ferramenta analítica estratégica que revela a dinâmica entre os registros documentais e a performance efetiva, sendo, portanto, indispensável para um estudo rigoroso e a construção de conhecimento aplicável na melhoria contínua dos processos industriais (MARQUES; MELO, 2017).

A pesquisa documental é um procedimento de estudos, que usa como fonte os dados extraídos da empresa em estudo sobre o OEE ou os fatores que compõem o indicador, e é utilizada para produzir dados confiáveis. Além disso, a utilização de manuais e normativas pode ajudar muito na seleção de material relevante. Assim, é indispensável fazer uma análise documental com o propósito de estabelecer uma correlação entre os documentos publicados e os resultados apresentados (PEREIRA *et al.*, 2018).

A natureza desta pesquisa, refere-se à pesquisa aplicada, pois visa gerar conhecimentos para aplicação prática, bem como contribuir nas soluções de problemas e tomadas de decisões.

Uma vez que o estudo visa identificar os fatores de interesse que contribuem para o desenvolvimento do fenômeno, o objetivo é classificado como normativo explicativo. Com o foco em desenvolver políticas, estratégias e instrumentos para aprimorar os resultados obtidos.

Outra classificação é a abordagem do problema que será feito por meio de uma análise quali-quantitativa. Goldenberg (2011) descreve que a pesquisa qualitativa é útil para identificar conceitos e variáveis relevantes. Já a pesquisa quantitativa é evidenciada pela transformação de dados em números, para classificar e analisar as informações por meio de recursos e métodos estatísticos. Do ponto de vista metodológico, a pesquisa utiliza a modelagem. Modelar um sistema real para ver como esse sistema prever os acontecimentos e comportamentos futuros (MARQUES; MELO, 2017).

## 1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO

Esta seção descreve como a pesquisa foi conduzida e como os dados foram coletados, extraídos, analisados e utilizados para a elaboração das conclusões. Esta dissertação está organizada em seis capítulos para melhor entendimento, conforme detalhado na Figura 1.

O primeiro capítulo apresenta uma introdução do estudo, mostrando de uma forma resumida a evolução da qualidade referente à adoção do índice de eficiência OEE pelas empresas, o objetivo e a relevância deste estudo.

O segundo capítulo apresenta a revisão de literatura argumentando sobre os indicadores de desempenho, o modelo de séries temporais e o processo de laminação de acordo com os conceitos encontrados nas publicações estudadas.

O terceiro capítulo apresenta os materiais e métodos utilizados para a construção da pesquisa. O quarto capítulo expõe os resultados coletados, a análise e discussão da proposta. O quinto capítulo apresenta as considerações finais obtidas com o desenvolvimento da dissertação e as sugestões para pesquisas futuras.

**Figura 1** - Estrutura do trabalho



Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

## 2 REVISÃO DA LITERATURA

### 2.1 INDICADOR DE DESEMPENHO DE EQUIPAMENTOS

Nas condições do mercado, a qualidade do produto é um fator essencial para enfrentar a concorrência, entretanto, as instituições enfrentam um forte dilema no sentido de oferecer produtos de qualidade, de baixo custo operacional e a preços de venda competitivos (SANTOS; SANTOS, 2007). Uma maneira de melhorar a qualidade, sem a necessidade de investir grandes recursos de capital, é ter uma rotina de verificação e otimização dos processos internos. O uso de ferramentas de qualidade torna isso possível, pois as mensurações das ineficiências dos processos produtivos podem ser abordadas e tratadas dentro das unidades de produção (MOELLMANN; ALBUQUERQUE; MARINS, 2006).

À medida que a evolução tecnológica acelera os processos industriais, há um incremento proporcional nas expectativas dos consumidores quanto à confiabilidade, quer seja no produto, quer seja no processo. Neste cenário dinâmico, a eficácia do processo produtivo torna-se um diferencial competitivo crítico. Não é suficiente que as operações sejam apenas rápidas; elas devem também ser infalíveis e eficientes, de modo a maximizar a produtividade e otimizar os recursos. Para obter ganhos de produtividade e alcançar a melhoria econômica e financeira, faz-se necessário um controle rigoroso dos processos internos, que são pontos importantes para a otimização (REIS, 2015).

Em um sistema de produção contínua, é dada prioridade à atribuição adequada de recursos e à utilização de métodos de funcionamento enxuto. Isto se deve ao fato que a produtividade destes sistemas de produção depende diretamente da eficiência do fluxo de operações de gargalos (MOELLMANN; ALBUQUERQUE; MARINS, 2006). O OEE desempenha um papel importante na melhoria da produtividade. Esta eficiência do equipamento é uma medida do tempo durante o qual o trabalho é realizado de forma correta. Isto significa que todos os requisitos devem ser cumpridos conforme planejado (SANTOS; SANTOS, 2007).

Portanto, o OEE fornece um processo sistemático para identificar facilmente as causas das perdas de produtividade. A ferramenta pode ser definida como a relação entre o tempo necessário para produzir produtos de boa qualidade e o tempo programado para essa produção. O OEE é um indicador de desempenho de uma máquina: em termos de desempenho, instalação e estado do equipamento. É um indicador de confiabilidade do equipamento e os resultados são

utilizados em um processo que estabelece metas que são quantificadas e o seu desdobramento é aplicado em melhoria contínua (TAKASHINA; FLORES, 1996).

Como simples indicador de alto valor para o negócio, o OEE calcula o tempo de valor acrescentado de um processo. Em outras palavras, é o tempo em que um processo produz um produto de qualidade em um determinado nível dentro do tempo planejado. As métricas do OEE mostram a relação com a eficiência do equipamento correspondente, identificam as perdas operacionais e a forma como estas perdas afetam o OEE. Essa ferramenta também pode ser utilizada para medir o desempenho em toda a instalação. Além de permitir executar análises específicas. Para uma dada máquina ou turno é improvável que o processo de produção funcione com resultado de 100% de OEE (CARDOSO, 2013).

A variação do indicador OEE é considerado boa ao atingir o índice de 85%; enquanto um valor OEE de 70% é considerado aceitável. Isto indica baixas perdas econômicas no processo de produção, ou seja, alta competitividade de mercado. Valores entre 60% e 90% devem ser considerados como unidades operacionais mínimas que uma empresa pretende manter a longo prazo (HANSEN, 2006).

Os indicadores de disponibilidade, eficiência e qualidade são os fatores cujo produto é o indicador OEE (NAKAJIMA, 1988). Cada um desses fatores representa um aspecto do processo que é alvo de melhoria. O primeiro elemento do OEE, disponibilidade, representa a porcentagem do tempo programado em que uma função deve funcionar. Em resumo, é a porcentagem de tempo disponível para que uma máquina produza uma peça. Este indicador é baseado no tempo de paradas. Desse modo, o tempo de paralisação pode ser classificado de duas formas: parada planejada e não planejada, sendo o exemplo mais clássico uma falha da máquina (SANTOS; SANTOS, 2007).

A eficiência pode ser definida como o tempo de ciclo ideal em comparação ao número de produtos laminados no tempo real de funcionamento, sendo que esta medida pode ser afetada por perdas de velocidade do processo. Os exemplos incluem perdas sem produção e tempos de paradas curtas, quando a produção é interrompida por uma falha súbita ou falha da máquina, e perdas associadas à diferença entre a velocidade de projeto e à velocidade real do equipamento (CARDOSO, 2013).

A eficiência geral do equipamento é uma medida do desempenho de toda a instalação de produção. As melhorias na eficiência da fábrica não são apenas quantitativas, tais como maiores taxas de utilização e melhor desempenho, mas também qualitativas, começando com a redução do retrabalho na fábrica. A identificação de perdas é crucial para melhorar o processo

de produção do equipamento e assegurar o desempenho geral desejado. Conforme Reis (2015), os seis principais tipos de perdas são estabelecidos por:

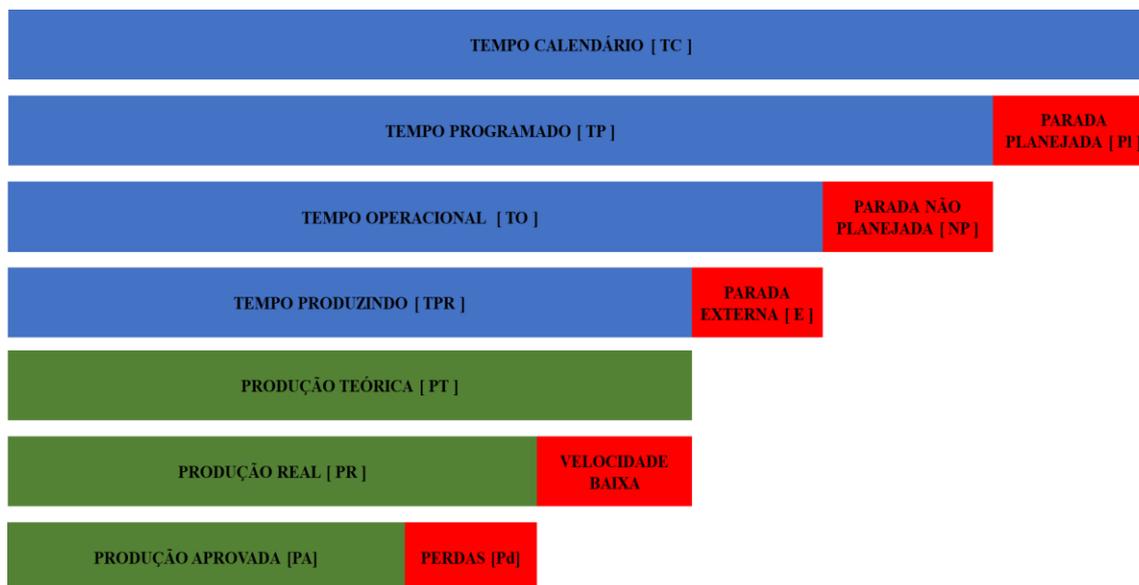
- Perdas por falhas: caracterizadas pela interrupção das operações de equipamento e pela sua indisponibilidade durante um período de tempo antes de retomar as operações;
- Perdas devidas à afinação e ao ajuste: ocorrem como resultado de alterações no produto ou ajustes na instalação. Os ajustamentos são geralmente responsáveis pela maior parte do tempo perdido;
- Perdas devidas à redução da velocidade: ocorrem quando uma máquina funciona abaixo da sua velocidade nominal, resultando em tempos de ciclo mais longos do que o normal. Estas perdas são geralmente causadas por erros de manutenção, operação, qualidade, processo, e, especialmente, quando técnicos e operadores operam a máquina sem manutenção adequada;
- Perdas devidas a problemas de qualidade e retrabalho: perdas resultantes de não conformidade do produto que se desviam dos padrões de qualidade;
- Perdas devido à redução da eficiência: perdas de produção devido a paradas do equipamento, ajustes corretivos, perdas por feriados, paradas por fornecimento de energia e mudanças de turno.

O indicador OEE é uma ferramenta analítica essencial, que permite às empresas industriais discriminar entre o tempo produtivo, que efetivamente contribui para a agregação de valor ao produto final, e o tempo improdutivo, caracterizado por atividades que, embora muitas vezes sejam operacionalmente necessárias, não se traduzem em valor direto para o cliente. Atividades como o carregamento de equipamentos, tempos de inatividade decorrentes da degradação da qualidade e interrupções que afetam o desempenho são classificadas como não agregadoras de valor, uma vez que não contribuem para a eficiência produtiva ou para a melhoria do produto (SANTOS; SANTOS, 2007).

Essa distinção é crítica, pois permite que as organizações concentrem seus esforços e recursos nas áreas que genuinamente aprimoram a cadeia de valor. A Figura 2, ao ilustrar o mapa de indicadores OEE, não apenas expõe as áreas que demandam intervenção, mas também categoriza e hierarquiza as ações necessárias com base em seu potencial de impacto na eficiência operacional. As ações a serem implementadas são aquelas que podem resultar em ganhos rápidos e significativos, enquanto as ações a serem melhoradas são aquelas que, embora já estejam em curso, ainda não atingiram seu ótimo desempenho. A análise detalhada proporcionada pelo mapa de indicadores OEE é, portanto, fundamental para a tomada de decisão estratégica e para a implementação de melhorias focadas. Com ela, as empresas podem

ir além do diagnóstico de ineficiências e avançar para a implementação de estratégias de otimização que se traduzem em vantagem competitiva e excelência operacional.

**Figura 2** - Mapa de utilização do tempo pelo processo



Fonte: Elaborado pelo autor (2023).

A *Overall Equipment Effectiveness* também expressa que para o seu entendimento do OEE é preciso analisar as seguintes premissas:

- Tempo Calendário [TC]: tempo disponível para produção (1440 minutos por dia, 365 dias por ano);
- Tempo de Programado [TP]: tempo calendário diário menos o tempo de paradas planejadas. Paradas planejadas é o tempo destinado para realização da manutenção dos equipamentos;
- Tempo Operacional [TO]: tempo programado menos o tempo de paradas não planejadas. Paradas não planejadas é o tempo ocasionadas, entre outras coisas, por quebras de equipamento, sucatas entre gaiolas durante a laminação, reparo ou ajuste;
- Tempo Produzindo [TPR]: tempo operacional menos o tempo por paradas externas. Paradas Externas [E] é o tempo ocasionado por razões externas à laminação. Por exemplo, falta de fornecimento de energia da concessionária. Neste caso também é o tempo durante o qual o laminador é efetivamente utilizado para a produção;
- Produção Teórica [PT]: é a quantidade total teórica de material a ser produzido durante o tempo de produção. É calculada tendo em conta o tempo de ciclo típico;

- Produção Real [PR]: é a produção efetivamente realizada, para melhor ou pior. A diferença entre a produção real e teórica está relacionada com o baixo desempenho devido a uma redução da velocidade;
- Produção Aprovada [PA]: é produção real menos as perdas [Pd], ou seja, as perdas por falta de qualidade (refugos e/ou sucatas).

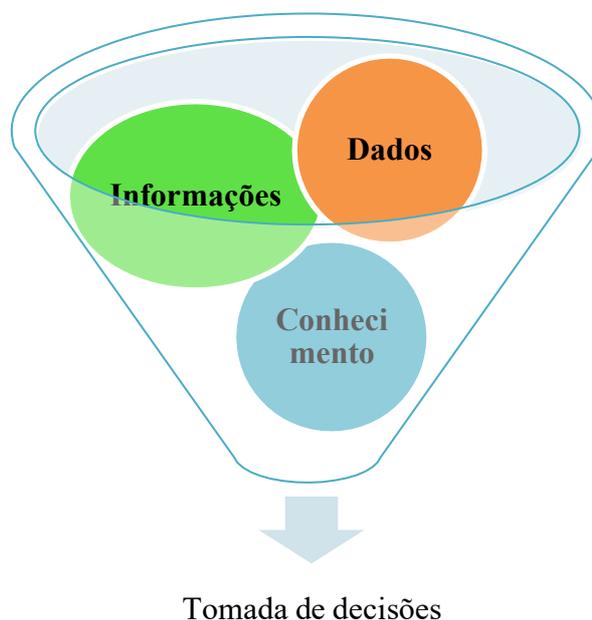
Uma gestão eficiente é mais que o monitoramento rotineiro dos processos produtivos; ela requer uma abordagem proativa, onde a antecipação de falhas e interrupções se torna um elemento central para manter a continuidade e a eficiência da produção (CARDOSO, 2013). Neste contexto, a integração de ferramentas de previsão avançada é de suma importância. Estas ferramentas são capazes de analisar tendências e padrões de dados, proporcionando assim uma visão preditiva que habilita os gestores a vislumbrar o comportamento futuro dos processos.

Com esta capacidade preditiva, a visibilidade dos controles de processo é exponencialmente ampliada, permitindo não apenas a identificação e a projeção de potenciais falhas, mas também a sua prevenção. Isso evita paradas desnecessárias na linha de produção, que são custosas e prejudicam a eficácia operacional. Mais do que isso, a aplicação de análises preditivas fomenta uma cultura de manutenção preventiva em vez de reativa, o que é essencial para a melhoria contínua e para sustentar altos níveis de qualidade e desempenho (REIS, 2015).

## 2.2 MODELOS DE SÉRIES TEMPORAIS

Os mercados industriais internacionais e nacionais do século XXI visam a produtividade, sem desperdício de tempo e material no processo produtivo, o objetivo é o uso eficiente dos equipamentos. Essa ideia foi seguida pela visão e simplificação de Nakajima (1988), apoiada por Moraes e Santoro (2006), afirmando que entre a lista de fatores que afetam a eficiência de um sistema produtivo, está uma forma de avaliar e medir a eficiência.

Informação e conhecimento são os elementos mais importantes no mundo competitivo, pois são as armas em 1998 (STEWART, 1998). O autor acrescenta que o conhecimento é mais valioso e poderoso do que os recursos naturais. O poder do conhecimento afeta todos os setores industriais. Com certeza as empresas que se destacam nesses assuntos são aquelas que possuem as melhores informações e as transformam em conhecimento, conforme Figura 3.

**Figura 3** – Processamento e transformação

Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

É de suma importância que as empresas saibam onde obter dados e como extraí-los, bem como transformar os dados em informações e, posteriormente, conhecimento. Esse conhecimento se fará presente no processo de tomada de decisão. E, para atender a todas essas demandas do saber, dentro da empresa, faz-se necessário o estudo com os aspectos teóricos e práticos que permitam a utilização de modelos de previsão dentro do processo de laminação a quente. Portanto, este estudo fornece uma fonte potencial de dados, extraído de um processo de laminação para que o modelo de previsão de séries temporais seja capaz de transformar em conhecimento. A previsão é importante nos processos de planejamento e tomada de decisão em diversos setores industriais. No controle de processos industriais, em especial, as previsões são úteis para a caracterização do produto, parametrização das inspeções de qualidade e no monitoramento dos processos de produção (CHUNG; LEUNG, 2005).

Os métodos de previsão de séries temporais são geralmente divididos em várias etapas (WAGNER *et al.*, 2011), tendo como exemplo: (i) técnicas baseadas em conceitos estatísticos e; (ii) técnicas baseadas em inteligência computacional. A previsão de séries temporais com base em conceitos estatísticos é dividida em várias categorias incluindo:

- Método de Suavização Exponencial;
- Método Threshold;
- Modelo Autorregressivo Integrado de Médias Móveis (ARIMA);

- Método Autorregressivo de Heteroscedasticidade Condicional Generalizado (GARCH);

A utilização criteriosa de instrumentos estatísticos avançados é essencial não apenas para avaliar a precisão de modelos de previsão baseados em séries temporais, mas também para garantir sua validade a longo prazo. Após a seleção de um modelo de previsão, é imperativo o emprego de metodologias de análise contínua para certificar que o modelo permaneça representativo do fenômeno em estudo. Isso envolve uma vigilância periódica e ajustes conforme necessário, assegurando que o modelo se mantenha atualizado e alinhado com as dinâmicas em evolução do contexto que visa representar (CORRÊA; CORRÊA, 2013).

A previsão é a capacidade de estimar o que irá acontecer no futuro, com base em análises de dados passados e atuais (TUBINO, 2009). A previsão é a formulação de inferências sobre acontecimentos cujas consequências reais ainda não foram observadas. A este respeito, a literatura técnica comenta que o risco e a incerteza estão no contexto de todas as previsões. A revelação do nível de incerteza associado a uma previsão pode ser considerada como uma boa prática, pois a precisão dos resultados dependerá do tempo a ser previsto, afirmam Stekler (2007); Tubino (2009) e Corrêa e Corrêa (2013). A literatura científica sobre previsão tem tradicionalmente dividido os vários métodos e instrumentos em duas categorias: abordagens quantitativas e qualitativas.

Os métodos de previsão quantitativa se baseiam em modelos matemáticos e utilizam dados para fazer previsões. Por outro lado, os métodos qualitativos se baseiam na análise e julgamento da intuição técnica. Em geral, os quantitativos tendem a ser mais objetivos e assertivos do que a previsão qualitativa. Nos quantitativos, após a seleção dos dados das séries temporais a prever, o próximo passo é escolher um modelo para a previsão. Os métodos de previsão quantitativa podem ser divididos em dois grupos: causais e séries temporais. Os causais tentam descrever a procura como uma função de outras variáveis no ambiente. Por outro lado, as séries temporais usam dados históricos como base para estimar resultados futuros. Diante disso, encontrar o modelo certo é uma procura de algo intangível. Deve-se procurar um modelo que represente uma aproximação razoável da realidade e que proporcione decisões com a perspectiva racional (TUBINO, 2009).

Neste contexto, alguns autores sugerem a divisão da população em grupos para identificar e agrupar séries temporais com padrões semelhantes, a fim de alcançar melhores resultados na amostra combinada. Esta estratégia assume que o melhor modelo para uma série temporal pode ser o modelo apropriado para outras séries temporais semelhantes. Isto deve-se ao fato de terem perfis de procura semelhantes (STEKLER; 2007).

Uma série temporal pode ser definida como um conjunto de observações organizadas em ordem cronológica de resultados. Numa série temporal, algo acontece cada vez que uma observação é feita ao longo do tempo. Estas observações podem ser feitas em tempo contínuo ou discreto. O método das séries temporais pressupõe que a série temporal é uma combinação de observações aleatórias e erros. O objetivo é isolar a observação subjacente e avaliar como cada componente influencia a forma dos dados observados. A previsão pode prever a observação subjacente no futuro quando um ou mais componentes individuais da série temporal tiverem sido isolados e identificados (REIS, 2015). Tradicionalmente, encontramos cinco observações de séries temporais diferentes, como se pode ver no Quadro 1.

**Quadro 1** – Observações de séries temporais

OBSERVAÇÃO	DESCRIÇÃO
<b>Horizontal</b>	Valores com distribuição horizontal em torno da média constante.
<b>Aleatório</b>	Valores com distribuição não sistemática e sem previsão.
<b>Tendência</b>	Valores com distribuição afetada por influência sazonais (semanal, trimestral, semestral, anual).
<b>Sazonal</b>	Valores com distribuição com aumento ou redução cíclicas.
<b>Cíclico</b>	Valores com distribuição ascendentes ou descendentes.

Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

A identificação dessas observações em séries temporais é fundamental para prever o futuro da característica em estudo. Um modelo eficaz de séries temporais deve ser suficientemente flexível para capturar estas importantes características sem incorrer em custos computacionais ou de inferência. Existem vários métodos de previsão de séries temporais, incluindo médias móveis, regressão linear de séries temporais, suavização exponencial e modelos ARIMA.

O modelo de Média Móvel Integrada Autorregressiva (ARIMA), publicado por Box e Jenkins em 1970, é uma generalização do modelo autorregressivos de médias móveis (ARMA). A metodologia de Box-Jenkins baseia-se na ideia de que, ao contrário dos modelos de regressão que são explicados por variáveis explicativas, valores passados ou desfasados, o modelo ARIMA e os métodos de suavização exponencial são as duas abordagens mais amplamente

utilizadas para a previsão de séries temporais. A parte autorregressiva do ARIMA especifica que a variável móvel de interesse regressa linearmente sobre os seus próprios valores de defasamento, utilizando o seu próprio defasamento como um preditor (IŞIKDAG *et al.*, 2023).

A parte média móvel mostra que o erro de regressão é na realidade uma combinação linear dos termos de erro para valores que ocorrem em conjunto em diferentes pontos no passado. Finalmente, se a série não for estacionária, a parte inteira do ARIMA mostra que os valores dos dados foram substituídos por diferenças em relação aos valores passados e este processo diferencial pode ocorrer muitas vezes. Um processo estacionário é um processo estocástico em que a distribuição incondicional da probabilidade conjunta não altera em relação às mudanças no tempo. Por conseguinte, parâmetros estatísticos tais como média e variância não se modificam com o tempo. O conceito de estacionariedade é fundamental na aplicação dos modelos ARIMA, uma vez que a utilização de valores passados não estacionários das variáveis independentes pode levar a problemas de multicolinearidade (GUJARATI, 2000). Este estudo se concentra especificamente no modelo ARIMA para previsão de séries temporais.

No estudo de Borsato e Corso (2019), o modelo ARIMA foi utilizado para a previsão de demanda no setor metalmeccânico integrando a um modelo de Redes Neurais Artificiais (RNA). Os pesquisadores verificaram que a aplicação do modelo ARIMA integrado à RNA permitiram uma adequada previsão de demanda. Curiosamente, embora o modelo ARIMA tenha sido estabelecido e usado por décadas, o modelo RNA demonstrou ter melhor desempenho. Ressaltando que cada modelo tem suas particularidades e devem ser ajustados por meio de otimizações nos parâmetros específicos de cada um, garantindo uma melhor adaptação às características da demanda no setor metalmeccânico.

Melquíades *et al.* (2022) apresentaram a aplicação do modelo ARIMA para a previsão da radiação solar global. A informação apurada da Série da Radiação Solar Global (SRSG) indica que não houve nenhuma tendência ao longo do tempo, indicando que ela é estacionária. Nesse estudo, o autor integrou diversos testes de hipóteses para reduzir a margem de erro. Ao final do artigo, os pesquisadores obtiveram uma melhor compreensão e entendimento do comportamento da SRSG no município de João Pessoa, afirmando a efetividade dos resultados encontrados no modelo ARIMA e o modelo Autorregressivos Integrados de Médias Móveis com Sazonalidade (SARIMA).

Por fim, a comparação dos resultados gerados com testes estatísticos, realizada na pesquisa de Marengue (2017). Na publicação, o modelo é aplicado para a previsão das movimentações de veículos em dois portos. Os portos de Paranaguá e Santos. Como resultado,

o pesquisador relata que o modelo ARIMA pode ser aplicado para prever as movimentações de veículo nos portos, porém, com algumas ressalvas, que podem trazer resultados insatisfatórios.

Todos os autores acima fornecem evidências de que a aplicação de modelos ARIMA, quando apoiados por estatísticas e usados corretamente, podem ser uma excelente fonte de aconselhamento para a tomada de decisão. Dessa forma, comprova e auxilia o nível estratégico da empresa na definição de políticas, estratégias, negócios, processos e outros caminhos da empresa. Ademais, é importante salientar que no processo de laminação a quente, em especial, com a utilização do modelo ARIMA, é escassa as publicações disponíveis em bibliotecas virtuais de acesso público. As publicações encontradas são geralmente dirigidas ao segmento siderúrgico, metalmeccânico etc.

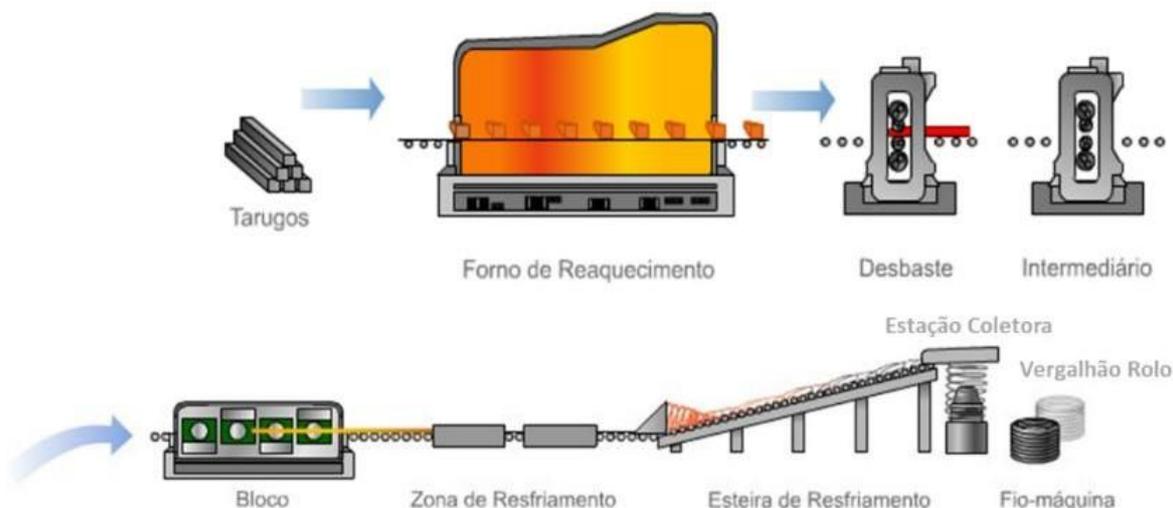
### 2.3 PROCESSO DE LAMINAÇÃO À QUENTE

Os laminadores de aços constituem um pilar fundamental na cadeia produtiva de setores vitais da economia, tais como a indústria geral e mecânica, a construção civil e o setor agrícola. Estes laminadores são centros de transformação onde os tarugos de aço são metamorfoseados em perfis, vergalhões e barras, adquirindo formas e propriedades mecânicas específicas que atendem às exigências técnicas de uma ampla gama de aplicações.

O processo de laminação é meticulosamente desenhado para garantir a integridade estrutural e as características mecânicas desejadas dos produtos finais. Ele inicia com o reaquecimento, que prepara o material para a deformação, otimizando a ductilidade e minimizando tensões residuais. O desbaste subsequente é essencial para conferir ao aço a dimensão bruta necessária, seguido por etapas de acabamento que refinam o perfil até as especificações finais com alta precisão.

O tratamento térmico é, por sua vez, uma fase crítica que incide diretamente na qualidade do produto, influenciando a microestrutura do aço e, por conseguinte, suas propriedades mecânicas, tais como dureza, tenacidade e resistência à fadiga. A saída de produtos é o estágio final onde os aços longos laminados são inspecionados e expedidos, cumprindo rigorosos padrões de qualidade para assegurar que sua performance atenda ou supere as expectativas dos mais diversos setores industriais. Esta sequência de operações, ilustrada na Figura 4, não é meramente uma sucessão de passos mecânicos; é uma coreografia técnica que reflete o ápice da engenharia de materiais, onde a ciência e a tecnologia convergem para produzir aços longos que são essenciais para o desenvolvimento e manutenção da infraestrutura moderna.

**Figura 4 - Fluxo de um Laminador de Rolos**



Fonte: GERDAU (2011).

As etapas apresentadas possuem as seguintes finalidades no processo de laminação:

- **Tarugos (Aciaria):** fornecimento da matéria-prima, identificada pelo grau do aço e indexado por lotes de produção;
- **Forno de reaquecimento:** material será reaquecido em torno de 1000 a 1200°C, para permitir o processo de laminação a quente;
- **Desbaste:** realiza a primeira deformação, grosseira, reduzindo a seção reta;
- **Intermediário:** realiza a segunda deformação da seção reta do material, bem como dar início ao refinamento da microestrutura;
- **Acabador (Bloco Morgan):** parte do processo em que ocorrem os passes finais da laminação e dão ao material a forma e as dimensões desejadas;
- **Zona de resfriamento:** processo de resfriamento para ajustar à temperatura de entrada do tratamento térmico;
- **Esteira de resfriamento (*Stelmor*):** realiza o tratamento térmico de forma lenta ou rápida, durante o deslocamento do material para a estação coletora;
- **Estação coletora:** local onde se faz o recebimento das espiras de fios máquina ou vergalhões rolo. Posteriormente, as bobinas são compactadas e embaladas.

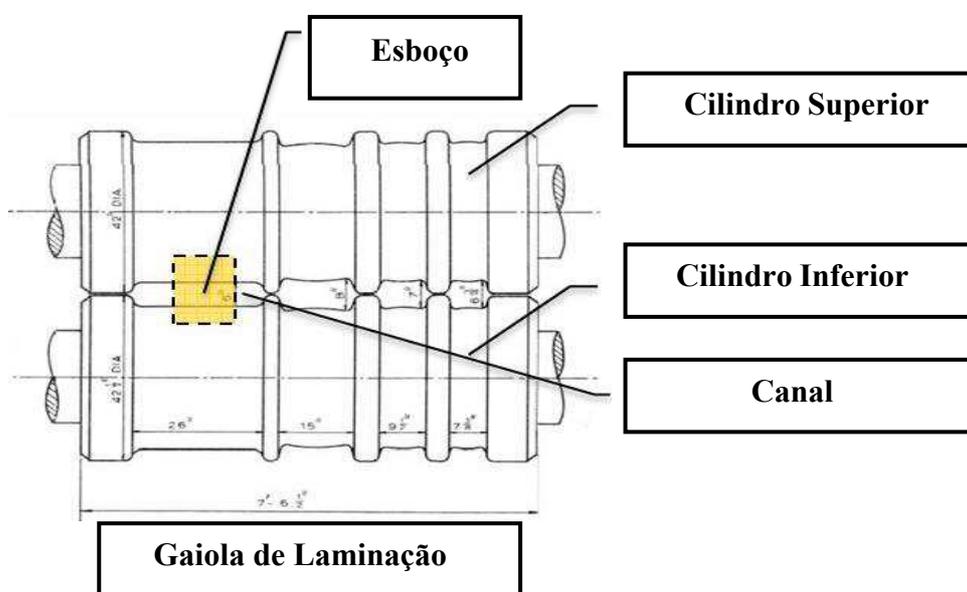
A laminação é um processo de conformação mecânica no qual o material é forçado a passar entre dois cilindros girando na mesma velocidade e em sentidos opostos (FIGURA 5). O material ao passar entre os cilindros tem sua seção reta alterada e diminuída. A dimensão do

esboço varia a cada passagem das gaiolas subsequentes para reduzir a espessura e aumentar o comprimento, podendo ou não aumentar a largura (MEDEIROS *et al.*, 2008). Em um trem contínuo de laminação as gaiolas podem ser divididas em dois grupos:

- i. processo não contínuo - metal sai livremente de cada rolo;
- ii. processo de laminação contínua.

No primeiro grupo, o comprimento da matéria prima é geralmente curto e a distância entre as gaiolas são grandes, por exemplo, tarugos, lingotes, placas etc. Desta forma, faz-se necessário uma estrutura de construção muito longa. Com laminação contínua, as gaiolas são colocadas uma ao lado da outra, oferecendo vantagens significativas em termos de qualidade, custo e produção. Devido à pequena distância entre os cilindros, a perda de temperatura durante a passagem é baixa, reduzindo o consumo de energia e o desgaste dos cilindros (WUSATOWSKI, 1969).

**Figura 5** - Componentes da estrutura da gaiola do laminador



Fonte: Viana (2009).

Na laminação contínua, cada gaiola aplica uma redução diferente, a barra laminada ganha velocidade em cada estágio de redução, obedecendo assim o princípio do volume constante. A velocidade dos cilindros de cada gaiola é sincronizada, ou seja, a gaiola subsequente tem a mesma velocidade da velocidade de saída da gaiola anterior. As propriedades mecânicas do aço, no processo de laminação é afetada pelo reaquecimento (MEDEIROS *et al.*, 2008).

Laminação a quente se deve ao fato do material ser aquecido acima da transição austenítica ( $723^{\circ}\text{C}$  / linha  $A_3$  para o aço carbono) e o processo abaixo desta temperatura é

considerado laminação a frio. A laminação a quente ocasiona no material baixa resistência à deformação, mudanças significativas na seção reta, regeneração contínua e crescimento de grão (material não rígido). A temperatura inicial de laminação do aço fica entre 1100°C e 1200°C (CODA, 2000).

Pensando nisso, o aquecimento do aço é uma etapa essencial na qualidade do produto final refinado, e o reaquecimento do aço visa transferir o calor necessário para facilitar a deformação mecânica nos passes posteriores (BEUREN; TRAVI, 2000). Quando uma ou mais das etapas supracitadas revelam certa falta de capacidade produtiva, identifica-se como gargalos. Esses gargalos afetam diretamente a produtividade e o desempenho das etapas subsequentes do sistema produtivo, conforme argumentado por Pessoa e Cabral (2005, p.1):

“Gargalo é qualquer obstáculo no sistema produtivo que restringe e determina o seu desempenho e a sua capacidade de obter uma maior rentabilidade. Em um processo produtivo, o gargalo é a etapa com menor capacidade produtiva e que impede a empresa em atender plenamente a demanda por seus produtos. Por outro lado, a existência de níveis excessivos de capacidade produtiva em algumas etapas não-gargalos em relação à etapa gargalo, resultam em investimentos ociosos, que influenciam negativamente o desempenho da empresa. Assim, aumentar a capacidade produtiva da etapa gargalo e/ou redimensionar os investimentos ociosos nas etapas não-gargalos, podem constituir decisões estratégicas capazes de promover um maior retorno sobre o investimento (PESSOA; CABRAL, 2005, p.1).”

A posição do gargalo é também um determinante crucial da magnitude do impacto financeiro. Se o gargalo ocorre nos estágios iniciais da cadeia de produção, seu efeito é ampliado de forma significativa, pois não apenas paralisa a operação imediatamente a jusante, mas também subutiliza todas as etapas subsequentes (PESSOA; CABRAL, 2005). Este fenômeno é claramente demonstrado no Quadro 2, onde a acumulação de custos fixos em etapas subsequentes ao gargalo é evidenciada. Em essência, quanto mais precoce no processo produtivo o gargalo ocorrer, mais amplificado será o custo final, pois uma maior fração do sistema produtivo fica ociosa, aguardando a resolução do estrangulamento.

**Quadro 2** - Gargalos do processo de laminação

<b>Etapas</b>	<b>Causas (Gargalo)</b>	<b>Consequências</b>
Tarugos (Aciaria)	Tarugos empenados, defeituosos - superficial, geometria, etc.	Parada do enformamento; Defeitos graves no produto final.
Forno de reaquecimentos	Chama irregular; Aquecimento ineficiente; Atmosfera oxidante.	Microestrutura do produto não conforme; Perda metálica; Perda de ritmo de produção.
Desbaste	Deformação irregular; Defeitos superficiais; Sucata.	Produto final não conforme; Paradas; Perda de produção; Sucata.

<b>Etapas</b>	<b>Causas (Gargalo)</b>	<b>Consequências</b>
Intermediário	Deformação irregular; Defeitos superficiais; Sucata.	Produto final não conforme; Paradas; Perda de produção; Sucata.
Acabador (Bloco Morgan)		
Zona de resfriamento		
Esteira de resfriamento (Stelmor)	Microestrutura não conforme.	
Fio-máquina (estação coletora)	Embolamento; Espiras não conformes; Trancamento no funil.	Bobinas não conforme; Retrabalho, Sucata.

Fonte: Adaptado pelo Autor (2023).

Além disso, o custo de um gargalo inicial pode ter um impacto substancial no processo. Inclui não apenas os custos fixos inerentes às etapas ociosas, mas também os custos de oportunidade relacionados à perda de produtos e os custos variáveis que podem escalar devido ao tempo de inatividade, como horas extras de trabalho e desgaste adicional de equipamentos em operações frequentes. Desta forma, identificar e mitigar gargalos é vital não apenas para a manutenção de uma linha de produção eficiente, mas também para a otimização da estrutura de custos e a sustentabilidade financeira da empresa (RIOS, 2018).

Em particular, laminação de aços longos, grandes saltos tecnológicos ocorreram nas últimas décadas e muitas inovações foram incorporadas a esses processos que resultaram em maior estabilidade do processo, aumento do tempo em que o equipamento fica disponível para produzir, redução nas perdas de qualidade, redução nas perdas durante processo, redução de setup, etc. (VIANA, 2009). Portanto, pesquisas visando eliminar gargalos no processo de laminação são essenciais para melhorar a eficiência organizacional. Ao envolver especialistas da operação, manutenção e qualidade, pode-se reduzir o tempo de ineficiências, desde o tarugo até o produto acabado (bobinas), e aumentar significativamente a produtividade da laminação.

### 3 MATERIAIS E MÉTODOS

#### 3.1 ANÁLISE DO FLUXO DO PROCESSO DE FABRICAÇÃO

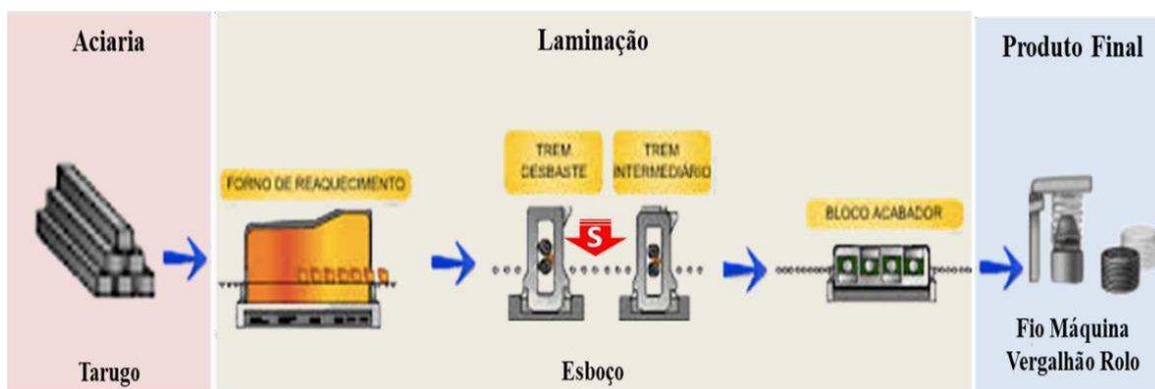
O trabalho está focado no estudo em produtos não planos, produzido no processo de Laminação rolos de uma companhia siderúrgica de grande porte, situada no território brasileiro, e com atendimento à demanda do mercado nacional e internacional, que manufatura produtos do tipo: (i) fios máquina e (ii) vergalhão rolos, produzidos em dois veios no processo de laminação contínua. O mix de bitolas utilizados para esses produtos são:

- Fio máquina – Ø 5,50 a 16,00 mm;
- Vergalhão rolo – Ø 6,30 a 32,00 mm.

O fluxo simplificado de processo para produção do fio máquina e vergalhão rolo é mostrado na Figura 6. O processo pode ser ilustrado por duas etapas principais:

- Aciaria - que corresponde o fornecedor de tarugos, matéria prima, para laminação;
- Laminação - no qual o tarugo é transformado em produtos redondos.

**Figura 6** - Fluxo do processo simplificado de um Laminador de Rolos



Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

O Sistema *Manufacturing Execution System* (MES) registra as interrupções no laminador, quando a fotocélula entre as gaiolas 2 e 3 (Desbaste) fica mais que 3 minutos sem detectar material, conforme detalhamento na Figura 6. Na saída de produtos após a embalagem do fio máquina e/ou vergalhão rolo são realizadas as inspeções visuais pelo inspetor de qualidade, onde os produtos são classificados em conformes e não conformes. Caso o material seja classificado como não conforme, ele poderá ser retrabalhado e/ou sucateado.

Considerando o fluxo de processos, para realizar a pesquisa, e obter os resultados desejados, foram coletados e extraídos dados sobre o processo de laminação de rolos referente às interrupções e à qualidade do produto final. Para tanto, os dados foram extraídos do software de gestão *Manufacturing Execution System* (MES). Este software recebe dados dos operadores sobre o que está acontecendo na linha de produção e disponibiliza as informações em forma de banco de dados.

Todas as interrupções foram exibidas no relatório, incluindo duração, origem, tipo, equipe responsável e descrição do incidente, entre outros. O estudo considerou dados coletados entre o dia 1º de junho de 2021 a 30 de junho de 2022. As informações dos relatórios do MES foram extraídas em uma planilha Excel para obter informações quantitativas sobre o desempenho do laminador.

### 3.2 PROCEDIMENTOS PARA COLETA DE DADOS

Ao longo do estudo foi utilizado o modelo de séries temporais ARIMA para elaborar e analisar a previsão do indicador OEE aplicado na laminação de rolos. A abordagem escolhida da metodologia ARIMA foi o formato univariado. O software estatístico R Core Team (2022). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria (2022) foi usado como uma ferramenta computacional para determinar o modelo ARIMA adequado (R CORE TEAM, 2022). Esses recursos contribuem significativamente para o seu desenvolvimento, resultando em uma comunidade global ativa de colaboradores onde qualquer desenvolvedor pode favorecer para melhorar o sistema.

Com relação ao uso do modelo ARIMA, ele foi escolhido para estimativa do OEE devido à palpabilidade na análise de dados de séries temporais. Vale a pena notar que esse modelo utiliza dados históricos para rastrear aspectos futuros do comportamento do indicador, utilizando dados acessíveis para os profissionais do setor estratégico. Sua utilidade se destaca no discernimento de padrões e tendências ocultas nos dados históricos, permitindo, assim, projeções acerca do comportamento futuro do indicador OEE. No que diz respeito à realização da pesquisa, ela pode ser dividida em duas etapas de acordo com os objetivos definidos.

Na primeira etapa foram levantados os dados referentes ao histórico do indicador OEE obtido na laminação de rolos. Estes dados foram fornecidos pela empresa com uma abrangência de 1,0 ano, a partir do ano de 2021. Usando os dados disponíveis, a série temporal dos valores de OEE foi sistematizada. Nesta etapa de organização dos dados, eles são trabalhados por meio

de tabelas eletrônicas, que se destinam a serem utilizadas em softwares de análise de séries temporais.

A segunda etapa consistiu na utilização do *software R*® para geração da previsão da demanda valendo-se do modelo ARIMA e posterior análise da previsão dos valores de OEE obtido. A análise dos modelos para identificação do melhor modelo foi validada e indicada pelo software sob a premissa de que a combinação que apresentar os menores erros. A precisão do modelo foi verificada com base nos valores obtidos por meio do índice AICc, MAPE, *p-value* dos coeficientes, levando em consideração a observação dada por (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2018).

### 3.3 COLETA DE DADOS DA LAMINAÇÃO DE ROLOS

Com o objetivo de montar uma base de dados sobre o indicador OEE da Laminação de rolos foi solicitado à empresa o acesso às seguintes informações coletadas, no período de junho de 2021 a junho de 2022, conforme Tabela 1:

- Data da laminação (dia/mês/ano);
- Tempo calendário diário para produção (minutos);
- Tempo de parada planejada (minutos);
- Tempo de parada não planejada (minutos);
- Tempo de parada por motivo externo (minutos). Por exemplo, falta de energia, restrição de consumo de energia etc.);
- Produção teórica diária (t). Em média a laminação faz 2,03 t/min.
- Produção teórica (t) = Tempo calendário (minutos) x 2,03 t/min;
- Produção real (t);
- Perda (t). Informação da quantidade de material não-conforme pela área da qualidade.

Tabela 1 – Informações para cálculo do OEE diário

Ano	Mês	Dia	Tempo Calendário Diário	TC	PI	NP	E	PT	PR	Pd
				Planejad	Não Planejad	Externa	Produção Teórica (t)	Produção Real (t)	Perda (t)	
2021	6	3	1440	7,82	33,05	3,92		2899,38	1413,89	28,49
2021	6	4	1440	480,67	142,12	0,00		1947,45	1914,50	32,22
2021	6	5	1440	196,50	289,40	5,53		2513,07	1952,53	25,31
2021	6	6	1440	151,93	209,18	0,00		2614,78	2263,28	29,41
2021	6	7	1440	180,05	313,02	0,00		2557,70	2522,53	28,00
2021	6	8	1440	100,28	393,72	0,00		2719,63	2661,46	16,07
2021	6	9	1440	333,32	203,82	0,00		2246,57	2121,25	25,95
2021	6	10	1440	156,08	103,20	0,00		2606,35	1215,47	28,41
2021	6	11	1440	271,02	337,88	0,00		2373,04	2346,13	27,30
2021	6	12	1440	104,50	698,50	0,00		2711,07	2632,60	19,70
2021	6	13	1440	254,40	167,68	0,00		2406,77	1895,12	23,98
2021	6	14	1440	460,95	534,05	0,00		1987,47	1935,50	26,26
↓ ↓ ↓										
2022	6	19	1440	1440,00	0,00	0,00		0,00	0,00	3,05
2022	6	20	1440	1440,00	0,00	0,00		0,00	0,00	0,00
2022	6	21	1440	1440,00	0,00	0,00		0,00	0,00	7,60
2022	6	22	1440	209,77	19,72	122,07		2249,58	1530,35	7,53
2022	6	23	1440	200,18	65,00	99,40		2315,05	2056,00	19,79
2022	6	24	1440	189,38	199,62	0,00		2538,75	1603,40	26,30
2022	6	25	1440	400,38	65,38	0,00		2110,42	1904,26	15,41
2022	6	26	1440	180,88	392,52	0,00		2556,01	1708,57	21,77
2022	6	27	1440	403,10	810,05	40,75		2022,18	1342,50	25,24
2022	6	28	1440	0,00	570,95	0,00		2923,20	1723,13	12,47
2022	6	29	1440	0,00	24,60	0,00		2923,20	919,00	6,56
2022	6	30	1440	1440,00	0,00	0,00		0,00	0,00	0,00

Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

Por meio dos dados da Tabela 1 foram realizados os cálculos dos principais fatores que compõe o indicador OEE da empresa em estudo, que são apresentados na Tabela 2 com base nas Equações 1-3,

$$\text{Disponibilidade} = \frac{\text{TC} - \text{PI} - \text{NP} - \text{E}}{\text{TC} - \text{PI} - \text{E}} = \frac{\text{TPR}}{\text{TC} - \text{PI} - \text{E}} \quad (1)$$

onde: TC – Tempo calendário; PI – Parada planejada; NP – Parada não planejada; E – Parada externa; TPR – Tempo produzindo

$$\text{Desempenho} = \frac{\text{PR}}{\text{PT}} \quad (2)$$

onde: PR – Produção real; PT – Produção teórica.

$$\text{Qualidade} = \frac{\text{PR} - \text{Pd}}{\text{PR}} = \frac{\text{PA}}{\text{PR}} \quad (3)$$

onde: PR – Produção real; Pd – Perdas; PA – Produção aprovada

**Tabela 2** - Fatores para cálculo do OEE diário

Data	Ano	Mês	Dia	Disponibilidade	Desempenho	Qualidade	OEE
03/06/2021	2021	6	3	0,977	0,488	0,980	0,467
04/06/2021	2021	6	4	0,852	0,983	0,983	0,823
05/06/2021	2021	6	5	0,766	0,777	0,987	0,588
06/06/2021	2021	6	6	0,838	0,866	0,987	0,716
07/06/2021	2021	6	7	0,752	0,986	0,989	0,733
08/06/2021	2021	6	8	0,706	0,979	0,994	0,687
09/06/2021	2021	6	9	0,816	0,944	0,988	0,761
10/06/2021	2021	6	10	0,920	0,466	0,977	0,419
11/06/2021	2021	6	11	0,711	0,989	0,988	0,695

**OEE**

15/06/2022	2022	6	15	0,875	0,830	0,984	0,715
16/06/2022	2022	6	16	0,345	0,738	0,978	0,249
17/06/2022	2022	6	17	0,753	0,722	0,995	0,541
18/06/2022	2022	6	18	0,861	0,587	0,992	0,501
22/06/2022	2022	6	22	0,982	0,680	0,995	0,665
23/06/2022	2022	6	23	0,943	0,888	0,990	0,829
24/06/2022	2022	6	24	0,840	0,632	0,984	0,522
25/06/2022	2022	6	25	0,937	0,902	0,992	0,839
26/06/2022	2022	6	26	0,688	0,668	0,987	0,454
27/06/2022	2022	6	27	0,187	0,664	0,981	0,122
28/06/2022	2022	6	28	0,604	0,589	0,993	0,353
29/06/2022	2022	6	29	0,983	0,314	0,993	0,307

Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

De posse das informações do Laminador de Rolos, iniciou-se o processo de avaliação, formatação e construção do banco de dados para a pesquisa. Na primeira etapa do trabalho, foram avaliados todos os dados fornecidos pela empresa, conforme descrito no Tabela 3:

- a. Avaliação do banco de dados fornecidos;
- b. Identificação e remoção de dados repetidos;
- c. Identificação de dados nulos com valor igual a zero.

A Tabela 3 ilustra os valores que foram excluídos do banco de dados original 14,5% das referências iniciais por apresentarem valores nulos, porém esse filtro não compromete a quantidade mínima exigida, devendo ter mais de 30 dados elegíveis, para a pesquisa com aplicação do modelo ARIMA. De acordo com Montgomery *et al.* (2016), é de suma importância a amostragem para realização de estudos estatísticos, quanto maior melhor, pois se aproxima da realidade evitando assim a ocorrência do erro do Tipo I ou do Tipo II, tendo a pesquisa um total de 306 dados elegíveis para o indicador OEE.

**Tabela 3** - Filtro do banco de dados

Filtro	Período (Ano / Qtde.meses)	Qtde. Dados elegível
Avaliação do banco de dados fornecido. Sem exclusão de dados;	2021/6	177
	2022/6	181
Identificação de dados nulos (zero) - descartados valores de OEE = 0;	2021/6	173
	2022/6	151
Exclusão dos dados de mar/22 - reforma do laminador.	2021/6	173
	2022/5	133
<b>Total de dados elegível para pesquisa - 2021/2022</b>		<b>306</b>

Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

A utilização criteriosa de filtros em bancos de dados é uma etapa crítica e estratégica no levantamento de dados, projetada para assegurar a exclusão de registros com potenciais erros ou inconsistências, bem como para eliminar entradas que não estejam alinhadas com os parâmetros de pesquisa definidos. O cerne dessa prática é sustentado pela premissa de que a qualidade da entrada de dados determina diretamente a confiabilidade da saída analítica.

Ao aplicar filtros, não se está apenas removendo redundâncias ou discrepâncias evidentes; se está estabelecendo um padrão de excelência em dados que serve de alicerce para toda a análise subsequente. Registros incompatíveis ou corrompidos podem distorcer métricas vitais, levando a interpretações equivocadas e, por extensão, a decisões estratégicas falhas. Filtros eficazes operam como sentinelas da integridade dos dados, salvaguardando contra a disseminação de erros através das camadas analíticas.

Além disso, a filtragem criteriosa potencializa a pesquisa e a manipulação dos dados, removendo o ruído que pode obstruir o acesso à informação relevante e comprometer a velocidade e a precisão das operações de consulta. Isso resulta em um repositório de dados mais enxuto e otimizado, onde a extração de percepções valiosas são realizadas com maior eficiência e eficácia.

Por conseguinte, a confiabilidade dos dados filtrados é o “catalisador” que impulsiona a tomada de decisões informada e estratégica. A conformidade das análises e das inferências derivadas é amplificada, fundamentando decisões estratégicas sobre um substrato de dados depurado e de alta fidelidade. Em última análise, a implementação de filtros robustos em bancos de dados é uma medida imperativa para a sustentabilidade e sucesso das operações empresariais, pavimentando o caminho para insights acionáveis e para a excelência na tomada de decisão.

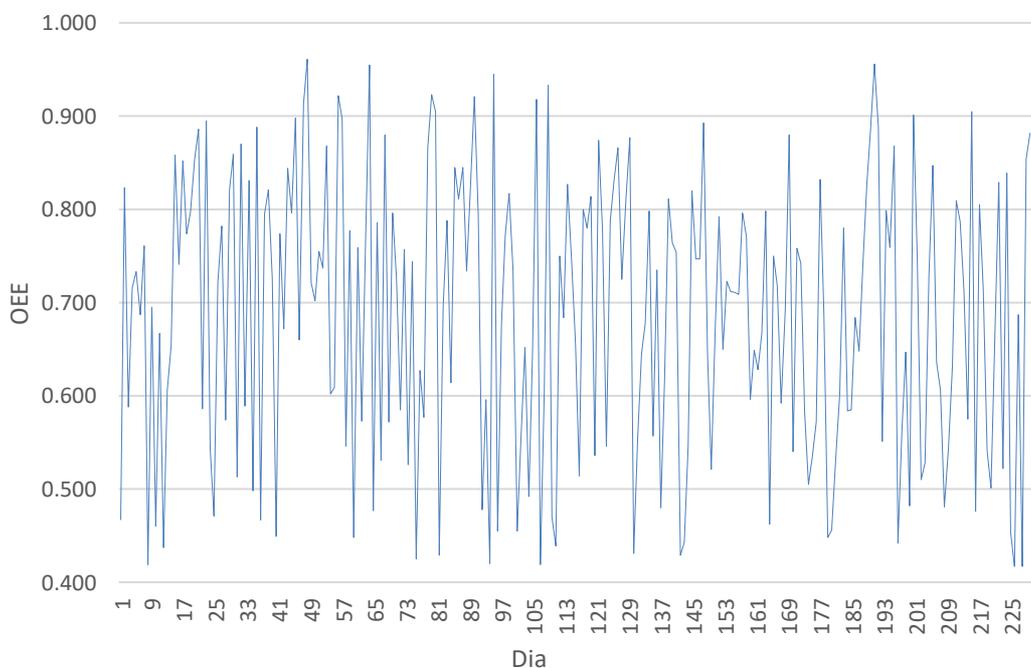
## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesta dissertação se mede o índice de performance de uma linha de processo siderúrgico denominado laminação a quente de não planos, no período junho de 2021 até junho de 2022. Primeiramente, determina-se o *Overall Equipment Effectiveness* (OEE), que é calculado por meio da multiplicação dos índices de disponibilidade, desempenho e qualidade do equipamento. Em seguida, com os valores calculados do OEE, aplica-se a metodologia de previsão do modelo ARIMA para obtenção dos valores futuros estimados. Utiliza-se o *software R*® que tem uma linguagem de código aberto, onde se pode aplicar uma gama de campos de análise de dados (R CORE TEAM, 2022).

### 4.1 HISTÓRICO DO OEE NO PROCESSO DE LAMINAÇÃO DE ROLOS

A empresa forneceu o conjunto de dados anual com os dados coletados diariamente (365 observações), e selecionadas as informações que atendem aos critérios do filtro apresentados na Tabela 3, chegando ao total de 306 dados elegíveis para pesquisa - 2021/2022, foi possível obter os valores diários do indicador OEE, conforme Figura 7.

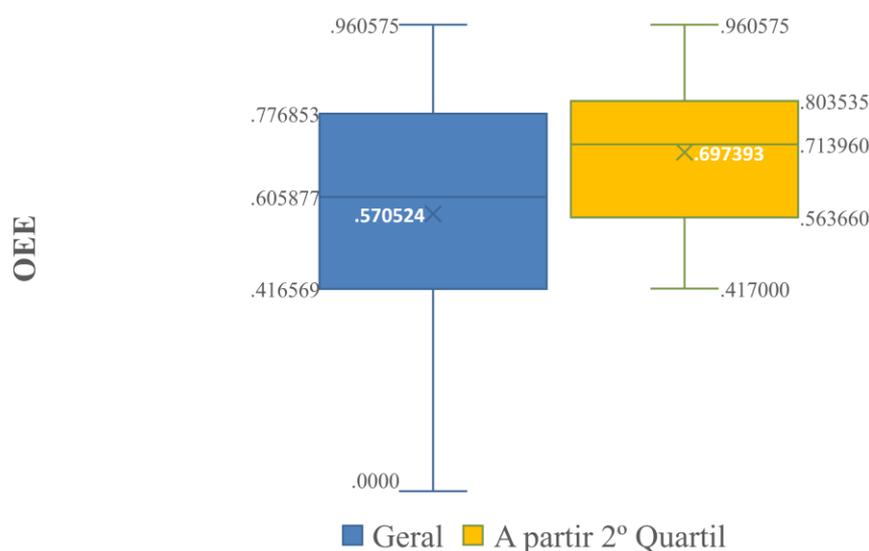
**Figura 7** - OEE diário do Laminador Rolos no período de jun. 2021 a jun. 2022



Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

Em uma análise preliminar das características do indicador OEE, apresentado na Figura 7, pode-se observar que a série estudada se mostra estacionária. Os dados foram plotados em gráficos Boxplot, separados por quartis, que mostram os valores da estatística descritiva do indicador OEE, sem a presença de outliers, Figura 8.

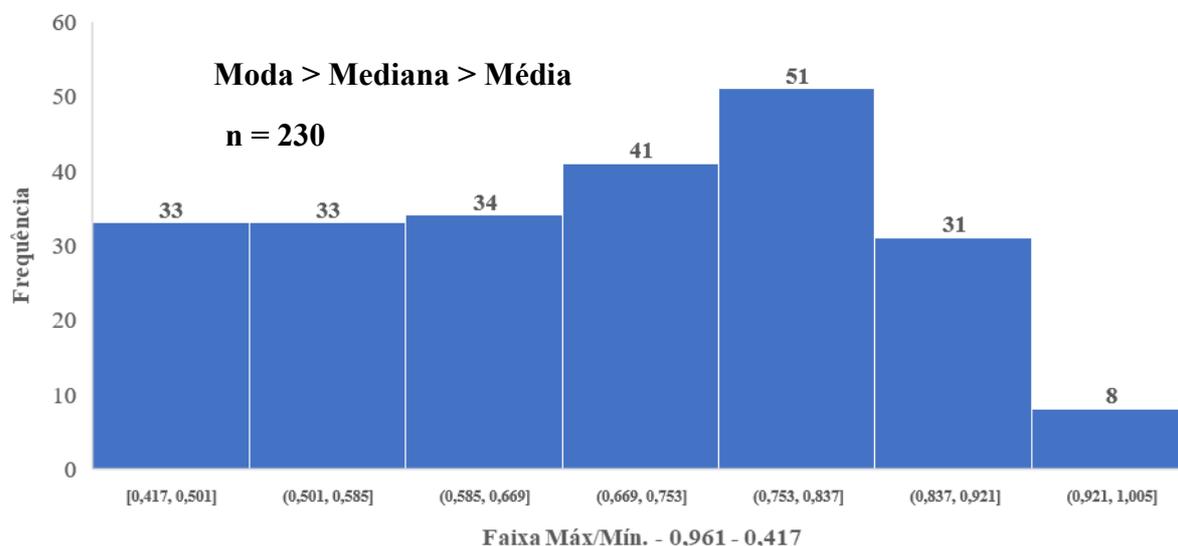
**Figura 8** - Boxplot do indicador OEE diário do Laminador de Rolos



Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

Seguindo as recomendações de Hansen (2006), referente à faixa mínima do OEE, a pesquisa doravante concentrou seus estudos nos valores entre 41,7% a 96,1%, que foram obtidos a partir do segundo quartil, abrangendo assim os valores citados pelo pesquisador que foi 60 a 90%. Essa delimitação foi realizada para direcionar os resultados dentro das faixas de trabalho interessantes para a empresa em estudo, concentrando os índices que predominam para atingir eficiência operacional.

A análise das medidas de tendência central mostra que o indicador OEE tem uma distribuição com assimetria negativa ( $\text{Moda} > \text{Mediana} > \text{Média}$ ). Isto significa que há uma maior concentração de valores mais altos para o indicador OEE, conforme Figura 9. Fato favorável para avaliação de desempenho do processo de laminação aplicado no Laminador de Rolos.

**Figura 9** – Distribuição intervalar do indicador OEE Geral do Laminador de Rolos

Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

Embora todos os fatores necessitem de aperfeiçoamentos, a proposta visa oferecer melhor produtividade e retorno financeiro em relação ao processo de melhoria contínua no setor de laminação. Sendo assim, foi sugerido concentrar os esforços e direcionar os recursos para o fator de Disponibilidade, por representar o maior potencial de ganho (19,4%), em relação aos fatores de excelência do indicador OEE, ver Tabela 4. É de suma importância a manutenção desse fator para que o Laminador de Rolos possa atender aos valores mínimos operacionais a serem mantidos a longo prazo (HANSEN, 2006).

**Tabela 4** - Fatores de Excelência x Fatores do Laminador de Rolos – OEE

Métricas	Fatores <i>Benchmark</i> x Laminador de Rolos		
	Disponibilidade	Desempenho	Qualidade
Benchmark (*)	0,900	0,950	0,999
Média Laminador de Rolos	0,754	0,925	0,985
Diferença	0,146	0,025	0,014
Potencial de ganho (%)	19,4	2,70	1,40

(\*) BURIN, SILVA, MORAES, 2018.

Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

Analisando a Tabela 5 é possível entender que:

- A variação do fator Disponibilidade é 96,6% maior que o fator Desempenho;

b. O resultado do fator Desempenho encontra-se próximo ao valor de excelência que é de 95%. O valor médio encontrado foi de 92,5% com o coeficiente de variação de 9,51%;

c. O resultado do fator Qualidade pode ser considerado como aceitável, pois o nível de excelência citado em literaturas técnicas é de 99,9%. O valor médio encontrado foi de 98,5% com o coeficiente de variação de 1,12%.

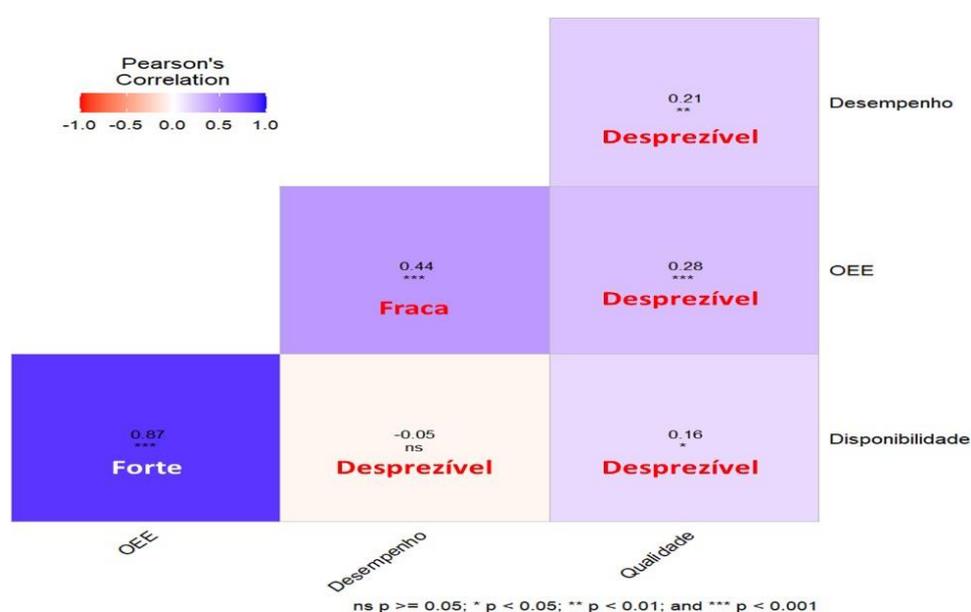
**Tabela 5** - Métricas estatísticas dos fatores que compõem o OEE

Métricas	Fatores			OEE
	Disponibilidade	Desempenho	Qualidade	
Mínimo	0,443	0,466	0,896	0,417
Máximo	0,992	0,989	0,998	0,961
Média	0,754	0,925	0,985	0,687
Desvio Padrão	0,141	0,088	0,011	0,147
Coef. Variação (%)	18,70	9,51	1,12	21,40
N	230			

Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

O mapa de calor mostra o nível de correlação que duas variáveis possuem entre si, bem como evidencia a pertinência do fator Disponibilidade para os resultados do OEE e confirmação estatisticamente pelo  $p$ -value < 0.001, Figura 10.

**Figura 10** - Mapa de calor da correlação entre os fatores do indicador OEE



Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

Conforme apresentado na Figura 10, o Laminador de Rolos deve focar seus esforços para melhoria do fator disponibilidade, porém não se deve descuidar na performance dos demais fatores. Cabe salientar que os valores da correlação de Person foram validados estatisticamente com *p-value* menor que 0,05 ( $p < 0,05$ ). Segundo Callegari-Jacques (2003), o coeficiente de correlação de Pearson (*r*) é uma métrica adimensional que pode assumir valores que variam de -1 a 1. A Disponibilidade apresentou correlação forte ( $\rho = 0.87$ ), o Desempenho correlação fraca ( $\rho = 0.44$ ), e Qualidade apresentou correlação desprezível ( $\rho = 0.21$ ). Mediante as informações encontradas nas métricas estatísticas da Figura 10 se evidencia a importância de estudos aprofundados no fator disponibilidade. O fator disponibilidade está associado as paradas da laminação, descritas no Quadro 3.

**Quadro 3** - Disfunção fator Disponibilidade

Parada	Disfunção
Programada / Planejada	Revisão Operacional
	Acerto de Bitola
	Câmbio de produto
	Câmbio por desgaste
	Limpeza - remoção tarugos soleira fixa
	Troca de aço
	Manutenção preventiva
	Manobra na subestação principal
	Câmbio de produto - sazonal
	Câmbio por desgaste - sazonal
	Ensaio físicos
	Inspeção programada

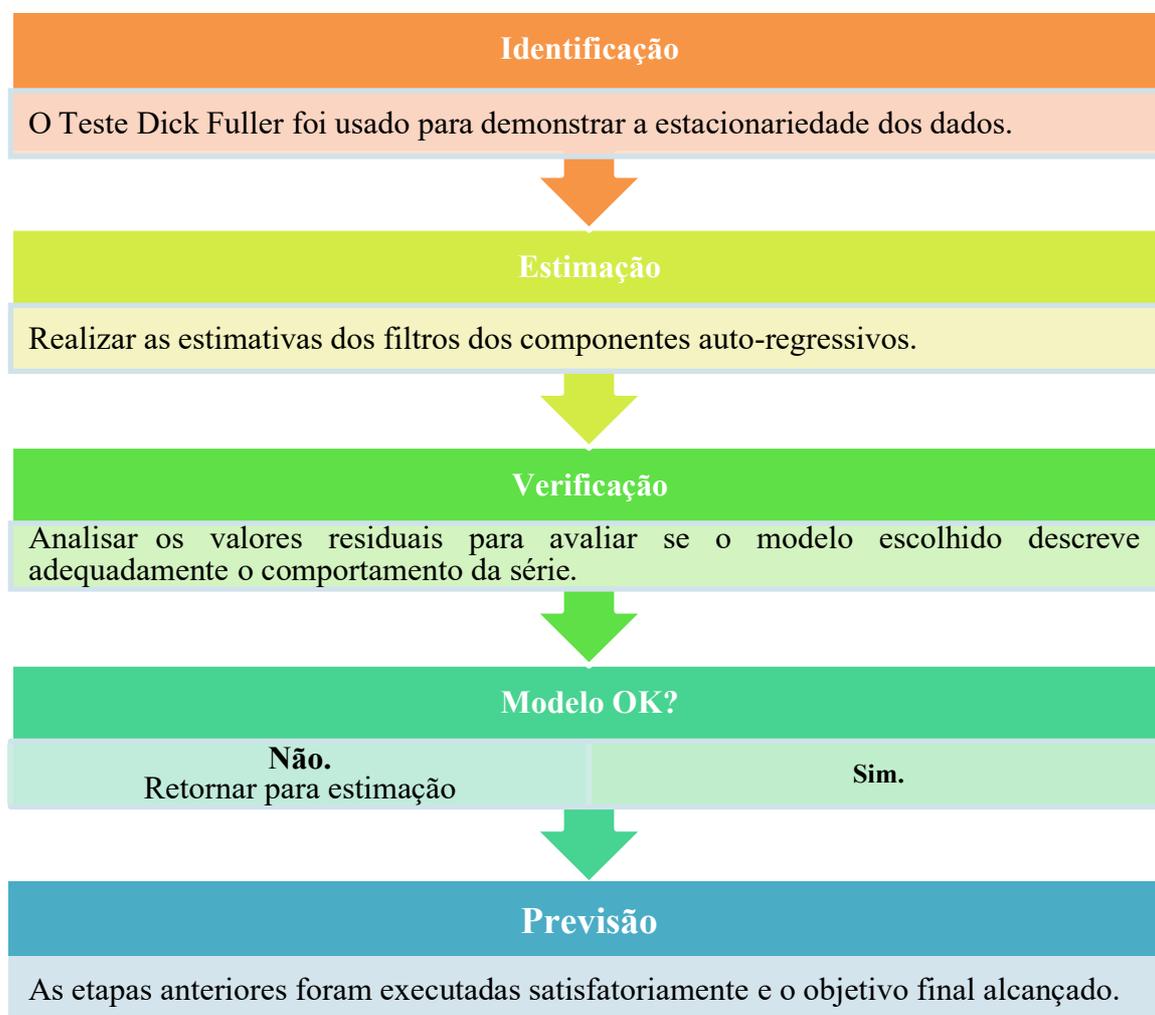
Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

A investigação minuciosa dos coeficientes de correlação desempenhou um papel crucial no estudo, oferecendo uma matriz detalhada e quantitativa das inter-relações entre as variáveis em exame. Ao quantificar a força e a direção dessas relações, a análise não apenas revelou padrões intrincados de interdependência, mas também possibilitou previsões mais precisas sobre como alterações em uma variável específica poderiam influenciar o comportamento ou o valor de outras. Isso, por sua vez, ampliou a capacidade de entender a complexidade do sistema estudado, pavimentando o caminho para percepções mais profundas e uma formulação mais informada de hipóteses futuras. Ao desvendar essas conexões dinâmicas, a análise de correlação forneceu uma fundação estatística para a interpretação de dados e tomada de decisão baseada em evidências dentro do contexto da pesquisa.

## 4.2 APLICAÇÃO DO MODELO ARIMA

Esta modelagem dos dados consistiu na aplicação do modelo de séries temporais do tipo ARIMA para os dados históricos do indicador OEE, com base nos passos propostos por Box e Jenkins (1970). Segundo Morettin e Toloí (2006), os passos iterativos consistem em cinco etapas, conforme Figura 11.

**Figura 11** - Representação gráfica do ciclo iterativo do modelo Box-Jenkins



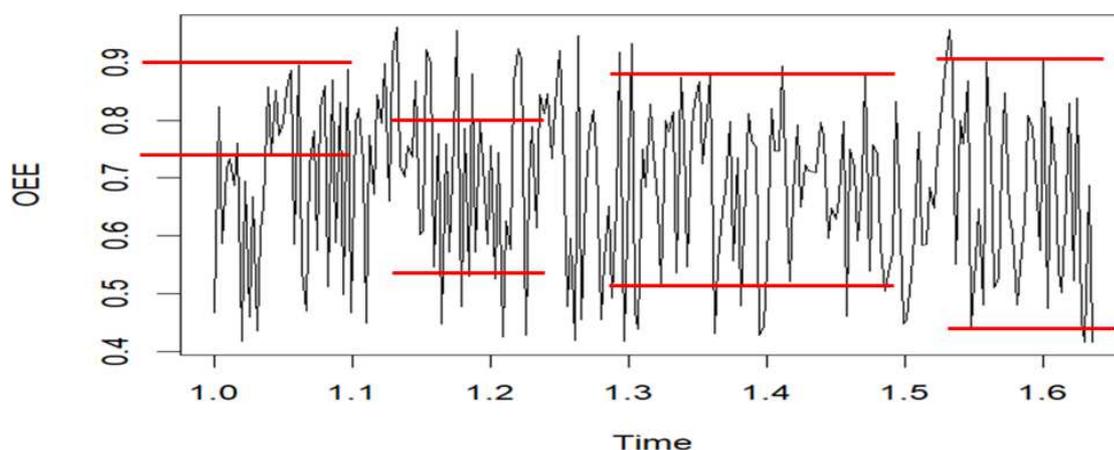
Fonte: Adaptado de Marchezan (2007).

Para melhor aproveitamento do modelo ARIMA, faz-se indispensável o uso de recurso computacional distinto que pode ser encontrado em pacotes estatísticos especializados em previsões de séries temporais. Para Morettin e Toloí (2006), a utilização do modelo ARIMA é composta de quatro etapas, identificação, estimação, verificação e previsão.

### 4.2.1 Identificação

Para identificar o modelo correto, deve-se primeiro avaliar o comportamento da série em estudo e provar sua estacionariedade. No primeiro momento todos os dados do indicador OEE foram transformados para uma série temporal. Foi observado visualmente que o comportamento é estacionário, porém não ergódico, pois apresenta variação em sua amplitude (máximo/mínimo – linhas vermelhas) ao longo do seu período de estudo (11 meses), conforme Figura 12. O tema ergodicidade não será abordado diretamente na dissertação, pois foge ao objeto da presente dissertação. Esse comportamento não ergódico pode estar associado às mudanças operacionais, causas especiais durante a laminação que afetam o desempenho dos fatores de Disponibilidade, de Desempenho e de Qualidade do OEE.

**Figura 12** - Série temporal do Indicador OEE do Laminador de Rolos



Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

Neste contexto, foram avaliadas as observações citadas anteriormente para confirmar a exatidão do comportamento do gráfico, pois a análise visual não é comprovativa. Como resultado, o Teste Dick Fuller foi usado para demonstrar a estacionariedade dos dados. O teste de estacionariedade consiste em testar as seguintes hipóteses: aceitar a hipótese nula contra a hipótese alternativa, conforme: (i)  $H_0$ : Não é estacionária se  $p$ -value for  $> 0.05$ ; e (ii)  $H_1$ : é estacionária se  $p$ -value for  $< 0.05$ . A análise do teste de identificação Dickey-Fuller mostra um valor  $D-F = -5$ ,  $Lag\ order = 6$ , e  $p$ -value = 0.01, considerando a série temporal do indicador OEE como estacionária.

De acordo com o resultado do  $p$ -value = 0.01  $<$  0.05, fica evidenciado que a série dos dados OEE estudada é estacionária. Desta forma, atende a restrição para utilização do modelo

ARIMA. Nesse momento, fez-se também a avaliação da necessidade da realização de diferenciação sazonal ou não sazonal, conforme Tabela 6.

**Tabela 6** - Diferenciação sazonal / não sazonal

Comandos	Diferenciação	Resultados
ndiffs(TOEEc)	Não Sazonal	0
nsdiffs(TOEEc)	Sazonal	0

Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

A Tabela 6, especifica os comandos para determinação da necessidade de diferenciação sazonal/não sazonal, ratifica essas conclusões, com a não sazonalidade indicando zero diferenciação (ndiffs) e a sazonalidade também apontando zero diferenciação (nsdiffs) para o TOEEc. Esses resultados solidificam a confiança na estabilidade dos dados, proporcionando uma base sólida para análises futuras e aprimorando a compreensão das relações subjacentes.

Os resultados obtidos são particularmente reveladores, pois indicam inequivocamente que o processo de diferenciação é desnecessário neste contexto. A análise estatística mostrou que os coeficientes de diferenciação se igualam a zero, sugerindo firmemente que não existem tendências ou padrões sazonais detectáveis nos dados analisados. Esta conclusão é corroborada pela inspeção visual dos gráficos correspondentes, os quais não exibem variações significativas que tipicamente justificariam a diferenciação. Em outras palavras, a estabilidade observada nos gráficos reforça a ideia de que os dados são estacionários, eliminando a necessidade de técnicas de transformação que visam corrigir flutuações sazonais ou não sazonais. Esta constatação simplifica significativamente a análise subsequente, pois se pode confiar que as relações inferidas entre os resultados são genuínas e não distorcidas por componentes sazonais não contabilizados ou tendências ocultas.

#### 4.2.2 Estimação

Uma vez confirmada que a série é estacionária, faz-se necessária a realização da estimação da ordem do modelo ARIMA (p, d, q), objetivando determinar os filtros mais apropriados para série:

- p é a ordem do modelo autorregressivo (AR);
- d é o grau de diferenciação (I);

- $q$  é a ordem do modelo de média móvel (MA).

Para determinação do melhor modelo a ser aplicado na série temporal em estudo, fez-se uma partição da série temporal, ou seja, parte da série foi usado para servir de treino e a outra para validação do modelo. A partição foi processada da seguinte forma, Tabela 7.

**Tabela 7** - Partição dos dados da série temporal original

Partição	Quantidade
N	230
Z_Treino	161
Z_validação (30%)	69

Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

A parte de treino serviu para determinar os parâmetros dos modelos testados e a parte validação para avaliar o modelo em estimar o período futuro. Para tanto, foram realizadas diversas análises de modelos, por meio do comando Arima do *software R*® e utilizando a partição Z\_treino, para seleção do melhor modelo baseado no menor valor encontrado para o MAPE (Erro Médio Absoluto Percentual), respaldado pelo  $p$ -value  $< 0.05$  dos coeficientes do modelo. Os resultados estão descritos na Tabela 8.

**Tabela 8** - Seleção do modelo ARIMA mais adequado

Modelos	AICc	MAPE	Média $\pm 0$	$p$ -value
ARIMA (0,0,0)	-156	20,2	Sim	0,00
ARIMA (1,0,0)	-155	20,2		1,00
ARIMA (0,0,1)	-155	20,2		1,00
ARIMA (1,0,1)	-154	20,0		0,01
ARIMA (1,0,2)	-152	20,0		1,00
ARIMA (2,0,0)	-153	20,0		1,00
ARIMA (2,0,1)	-152	20,0		1,00
ARIMA (2,0,2)	-151	20,0		0,00

Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

De acordo com a análise do software, o melhor modelo para a série temporal estudada foi o ARIMA (2,0,2), conforme o valor encontrado para MAPE e  $p$ -value  $< 0,05$  dos coeficientes, Tabela 9. O modelo selecionado ARIMA passa ter as seguintes características:

- $p$  - ordem do modelo autorregressivo = 2;

- d - grau de diferenciação = 0;
- q - ordem do modelo de média móvel = 2.

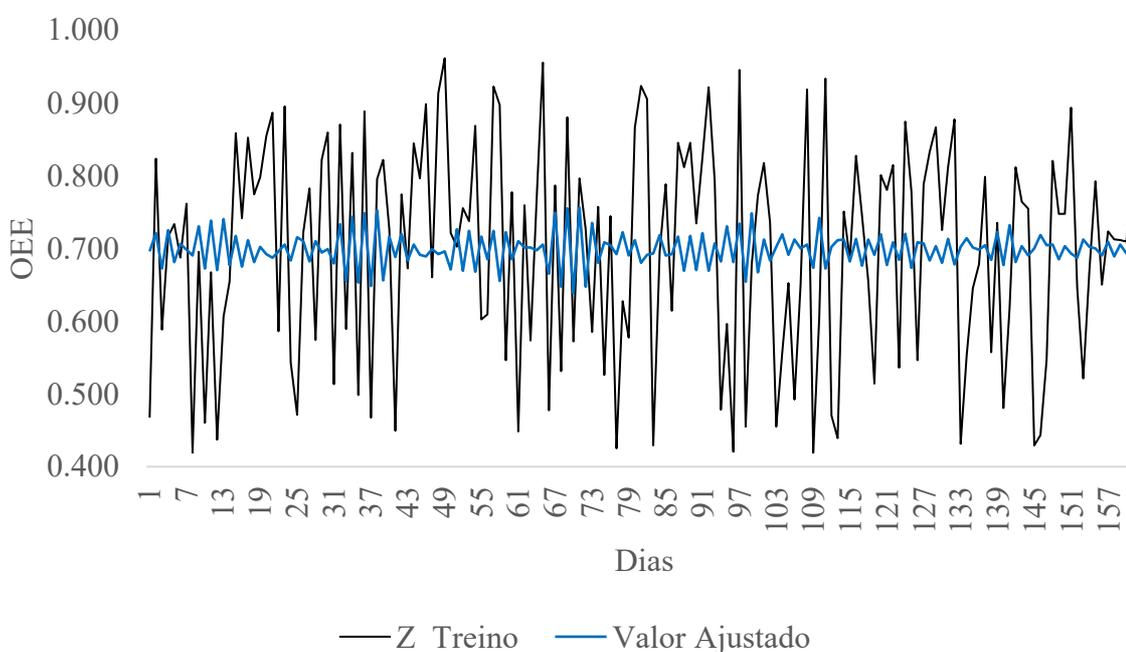
**Tabela 9** - Nível de significância do coeficiente do modelo ARIMA (2,0,2)

Modelo	Coeficientes				
	C	$\phi_1$	$\phi_2$	$\theta_1$	$\theta_2$
ARIMA (2,0,2)	0,699	-1,816	-0,834	1,742	0,754
<i>P-value</i>	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Erros	0,011	0,193	0,192	0,226	0,227

Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

A Tabela 9 apresenta  $p\text{-value} < 0,05$  para todos os coeficientes do modelo. Evidenciado pelo resultado do teste de hipótese, por meio do comando *coefstest* do *software R*<sup>®</sup>. O grau de significância estatística dos coeficientes valida o modelo selecionado. De posse desses dados foi processada uma análise gráfica dos valores originais em relação aos valores ajustados. Por meio da análise gráfica foi evidenciado visualmente o erro entre os valores originais e os valores ajustados do modelo (ARIMA 2, 0, 2). Os erros apresentados não comprometem sua aplicação por serem considerados aceitáveis dentro do processo de laminação, Figura 13.

**Figura 13** - Série temporal do indicador OEE do Laminador de Rolos



Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

Aparentemente os valores ajustados do modelo ARIMA (2,0,2) não se mostram muito atraentes, porém ao avaliar as métricas dos valores originais x ajustados os resultados apresentam significativa melhora para o MAPE (20 para 17,9), conforme Tabela 10.

**Tabela 10** - Métricas dos erros modelo ARIMA (2,0,2) Z\_Treino x Valor ajustado

ARIMA	Métricas dos erros				
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE
Z_Treino x Valor ajustado	-1.29e-05	0.146	0.125	0,00159	17,9

Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

A estimativa ajustada proporcionou uma melhora na diminuição dos erros. O ajuste proporcionou uma diminuição de 2,1 pontos percentuais no MAPE em relação a primeira estimativa para definir um modelo. Com os resultados apresentados do ARIMA ajustado foi possível realizar a previsão de 69 dias futuros, posteriormente, comparar com Z\_Validação, utilizando o comando *forecast*, conforme Tabela 11.

**Tabela 11** - Métricas dos erros modelo ARIMA (2,0,2) Z\_Validação x Previsão

ARIMA	Métricas dos erros				
	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE
Z_Validação x Previsão	0,0373	0.145	0.126	5,34	17,9

Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

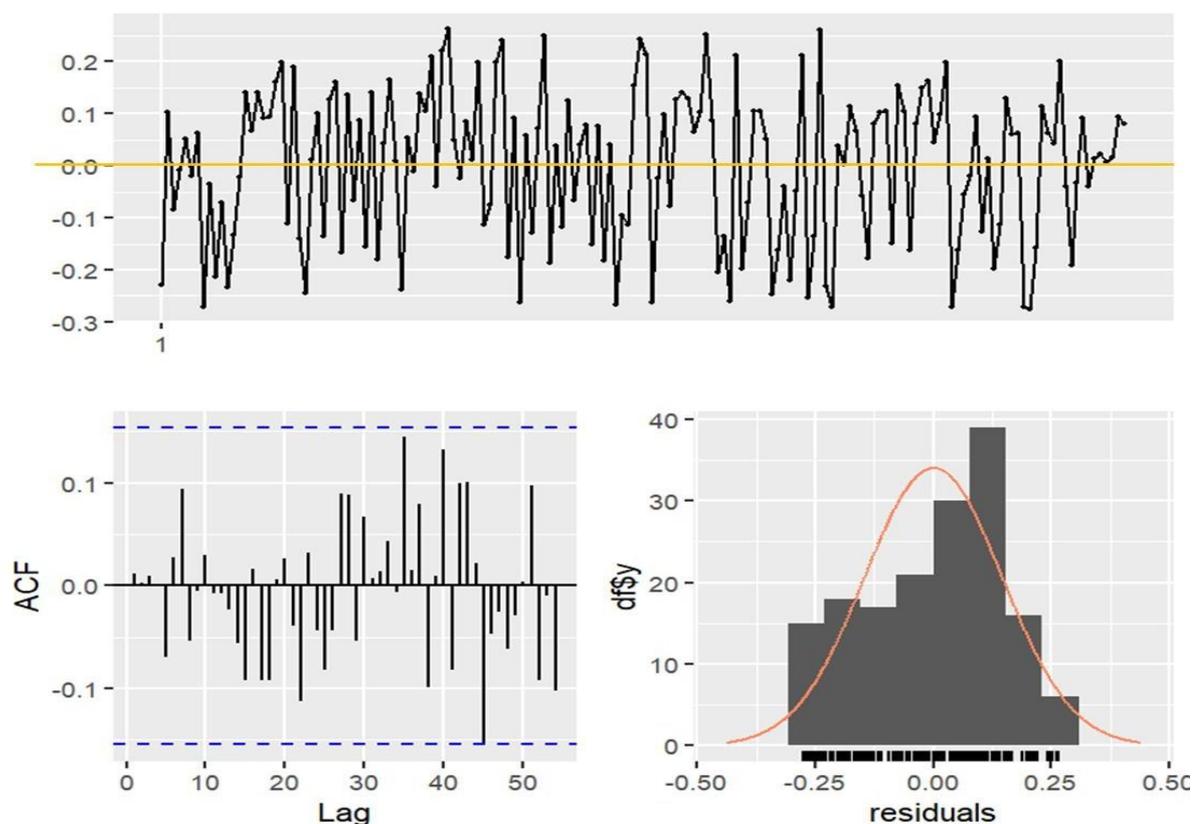
A precisão do modelo foi substancialmente corroborada durante a fase de validação. Esta etapa crítica revelou que o MAPE se manteve constante em comparação à fase de testes, o que não é uma mera coincidência, mas sim uma forte indicação de que o modelo exibe uma capacidade consistente de generalização. Isso significa que a capacidade preditiva do modelo não foi superestimada em dados conhecidos, mantendo-se igualmente eficaz ao enfrentar novos conjuntos de dados. Esse alinhamento entre os valores de MAPE nas fases de teste e validação não só atesta a adequação do modelo como também assegura a confiabilidade de suas previsões em condições variáveis, o que é uma característica altamente desejável para a aplicação prática do modelo em situações reais.

### 4.2.3 Verificação

Após a seleção do modelo ARIMA (2,0,2), foi processada a análise dos resíduos (Box-Ljung *test*) com objetivo de validar o modelo selecionado, obtendo  $X\text{-squared} = 0.1$ , o valor  $D\text{-F} = 1$ ,  $p\text{-value} = 0.9$ .

A Figura 14 comprova que os resíduos apresentam comportamento aleatório, com média zero e variação constante ao longo do tempo. O gráfico da função de autocorrelação (ACF) mostra que todos os lags, sem exceção, estão dentro dos limites, indicando que os resíduos se comportam como ruído branco. O histograma dos resíduos, onde observa-se graficamente que os resíduos estão aproximadamente distribuídos.

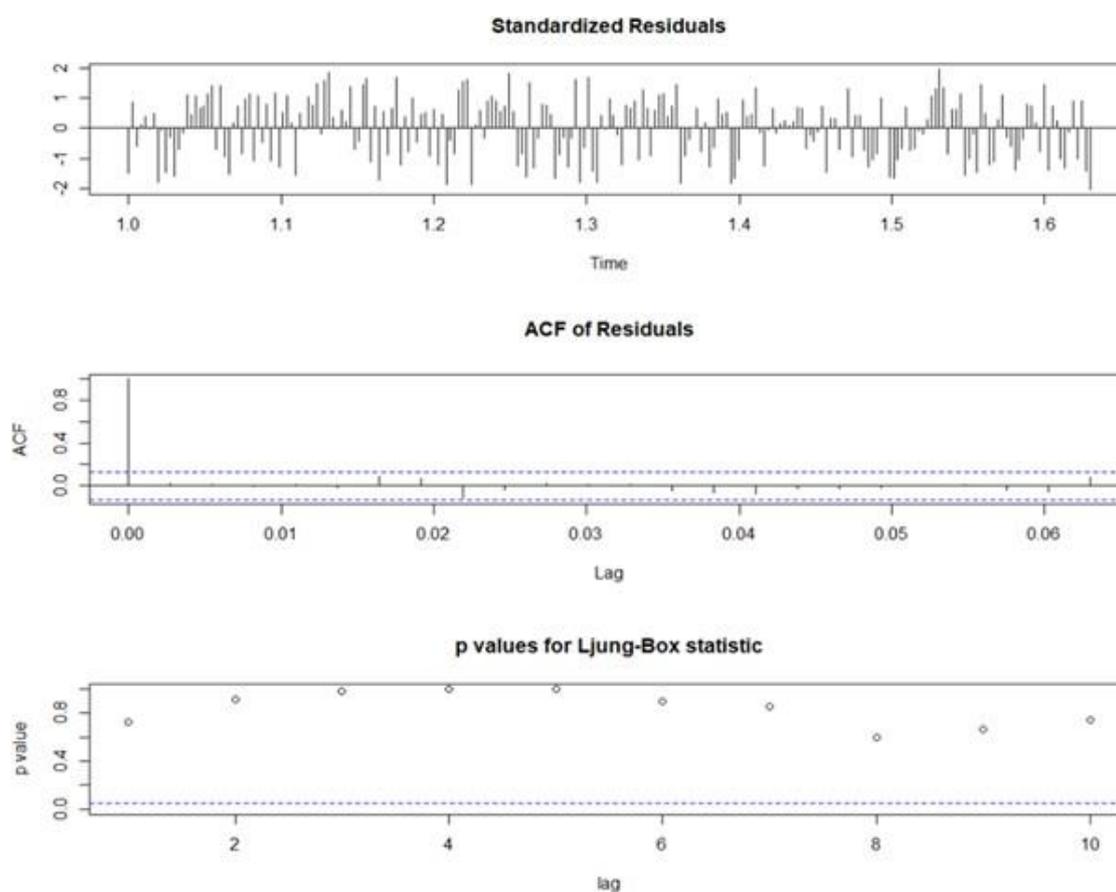
**Figura 14** - Análise de resíduos modelo ARIMA (2,0,2)



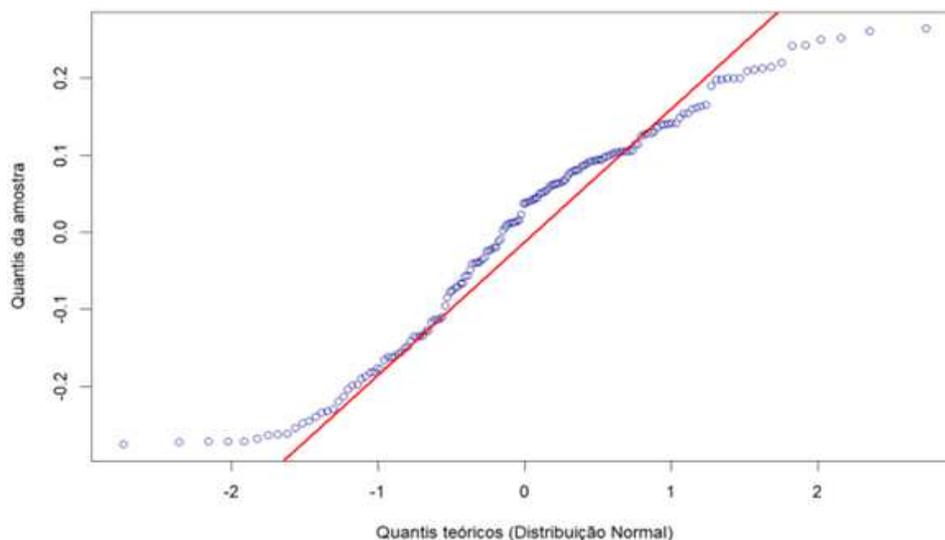
Para validar o modelo ARIMA (2,0,2) foi realizado um diagnóstico com objetivo de saber se o modelo selecionado é adequado. A Figura 15 evidencia que os erros estão padronizados e caracterizando ruído branco e percebe também que os valores de  $p\text{-value}$  estão maiores que 0.05 representado pelo teste estatístico Ljung-Box. A análise do teste Box – Ljung mostra os valores residuais  $X\text{-squared} = 0.1$ , o valor  $D\text{-F} = 1$ ,  $p\text{-value} = 0.9$ . Valores de  $p\text{-value} > 0.05$  significa que existe ruído branco e que o modelo é adequado.

A análise gráfica proporcionada pela Figura 16 permite concluir que a incidência de ruídos no conjunto de dados se mantém dentro de um limiar de normalidade tolerável, o que é um indicativo positivo da confiabilidade do modelo. A representação visual destes ruídos não sugere qualquer padrão anômalo ou variação sistemática que comprometeria a interpretação dos resultados. Além disso, a comparação das previsões do modelo com os dados reais revela uma congruência notável, sugerindo que o modelo possui uma boa capacidade de previsão. Esta constatação é particularmente relevante, pois mesmo diante de pequenas flutuações aleatórias inerentes aos dados, o modelo demonstra uma estabilidade preditiva, alinhando-se bem com os valores esperados e, assim, validando sua aplicabilidade em cenários reais com uma margem de erro aceitável.

**Figura 15** - Diagnóstico modelo ARIMA (2,0,2)



Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

**Figura 16** - Teste de Normalidade dos resíduos do modelo ARIMA (2,0,2)

#### 4.2.4 Modelo / Previsão

De acordo com os resultados apresentados na simulação do programa *software R*® foi possível determinar os coeficientes da curva. Cabe salientar que todo o trabalho realizado na pesquisa foi suportado pela confiabilidade das informações. Fator de extrema relevância para que o programa consiga apresentar um modelo próximo à realidade do processo de laminação em estudo. Na Tabela 12 estão apresentados os coeficientes obtidos para o modelo ARIMA (2,0,2).

**Tabela 12** - Coeficientes ARIMA (2,0,2)

Modelo	Coeficientes				
	C	$\phi_1$	$\phi_2$	$\theta_1$	$\theta_2$
ARIMA (2,0,2)	0,699	-1,816	-0,834	1,742	0,754
Erros	0,011	0,193	0,192	0,226	0,227

Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

Com os valores dos coeficientes foi possível estabelecer a função correspondente ao modelo aplicado. No presente estudo o modelo adequado para série temporal estudada é o ARIMA (2, 0, 2), que tem como função geral:

As séries temporais objetos desta pesquisa podem ser modeladas pelos filtros ARIMA ou ARMA, conforme mostrado nas equações 1 e 2:

$$\text{ARIMA} \quad \Delta^d Y_t = c + \phi_1 \Delta^d y_{t-1} + \dots + \phi_p \Delta^d y_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$\text{ARMA} \quad Y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (2)$$

onde:

$Y_t$  : Série original;

$c$  : Média do processo;

$\phi_1$  e  $\phi_1$  : Parâmetro AR;

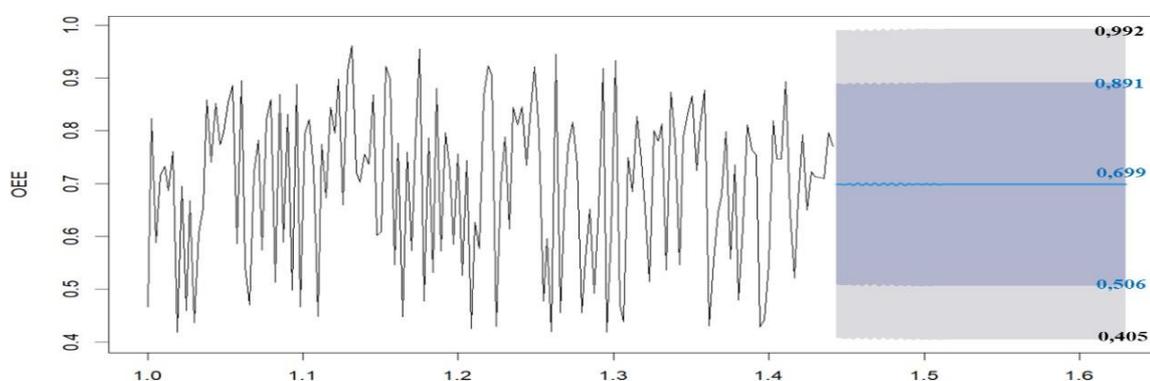
$\theta_1$  e  $\theta_1$  : Parâmetro MA;

$\Delta^d$  : Número de diferenças necessárias para transformar a série estacionária.

De acordo com a função acima o modelo apresentado ficou definido como ARMA (p,q), onde os fatores p e q são iguais a 2 e d (diferenciação) = 0.

Com isso foram realizadas as previsões, por meio do comando forecast do *software R*®. A previsão plotada para um período de 69 dias, Figura 17.

**Figura 17** - Limites máximos/mínimos do OEE com intervalos de confiança de 90/80%



Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

A região cinza representa o intervalo de confiança de 95% e o azul de 80%. O gráfico confirma que o Laminador de Rolos pode planejar estrategicamente uma melhoria substancial em sua operação, bastando focar seus esforços de melhoria do OEE em alguns pontos abaixo:

- Planejar o processo para estar entre  $0,405 < OEE \leq 0,506$  – Baixo desempenho;
- Planejar o processo para estar entre  $0,506 < OEE \leq 0,699$  - Conservador;

- **Planejar o processo para estar entre  $0,699 < OEE \leq 0,891$  - Desafiador;**
- Planejar o processo para estar entre  $0,891 < OEE \leq 0,992$  – *Benchmark* mundial.

As faixas supracitadas foram permeadas durante o período estudado pelo Laminador de Rolos, porém de forma não estabilizada. A estabilização de processo é e deve ser a busca constante de um processo produtivo.

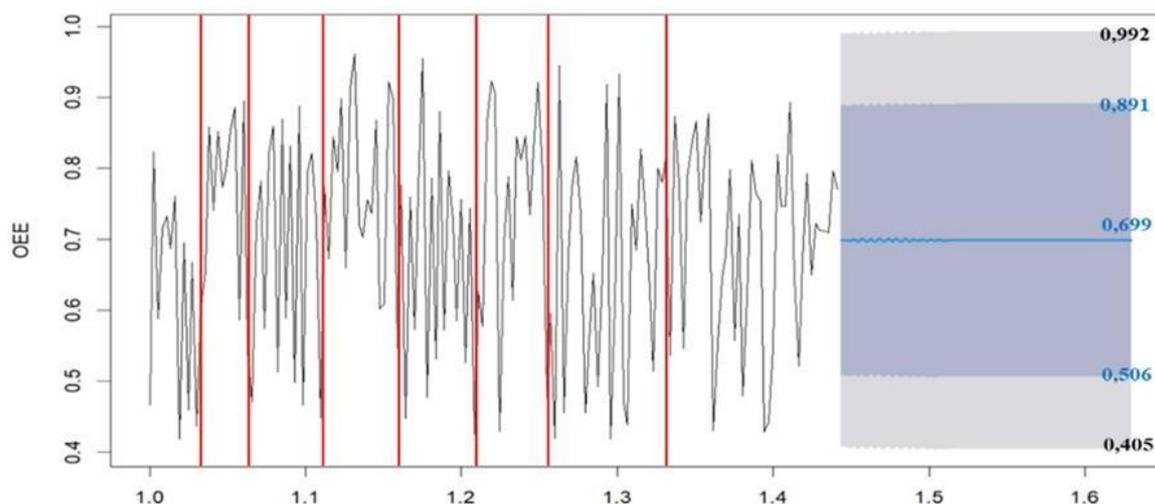
Ficou claro para o Laminador de Rolos que a faixa exequível é a Desafiador, pois como citado anteriormente, o fator disponibilidade evidenciou o maior potencial de ganho plausível. Diante disso, a equipe de engenheiros de processo pode avaliar/implementar as melhorias para fator.

A Figura 18 mostra o comportamento não ergódico que provavelmente está associado às mudanças operacionais durante a laminação. Segundo Morettin e Toloí (2006) todo o processo ergódico também é estacionário, condição para aplicação do modelo ARIMA. Este comportamento afeta o desempenho dos fatores de Disponibilidade, de Desempenho, e de Qualidade do OEE. Cabe neste momento estudos que devem ser realizados pelos engenheiros de processo para bloquear os fatores causais dessa variação, por meio de investimentos de equipamentos e/ou metodologias para melhoria contínua do processo. As metodologias mais aplicadas para este contexto, entre outras, é o Lean Six Sigma, que tem a junção dos conceitos:

- Redução da variabilidade e;
- Diminuição e eliminação de desperdícios.

O objetivo principal de um estudo de variabilidade é melhorar a eficiência do processo, pois a produção é limitada pela capacidade do equipamento ou requer condições operacionais específicas para que o processo opere com a máxima eficiência. Portanto, os desperdícios gerados durante a produção podem afetar significativamente os custos operacionais. O controle completo dos fatores que contribuem para o aumento da variabilidade e do desperdício é crucial para o sucesso do processo de laminação.

**Figura 18** - Variação do OEE no processo Laminador de Rolos

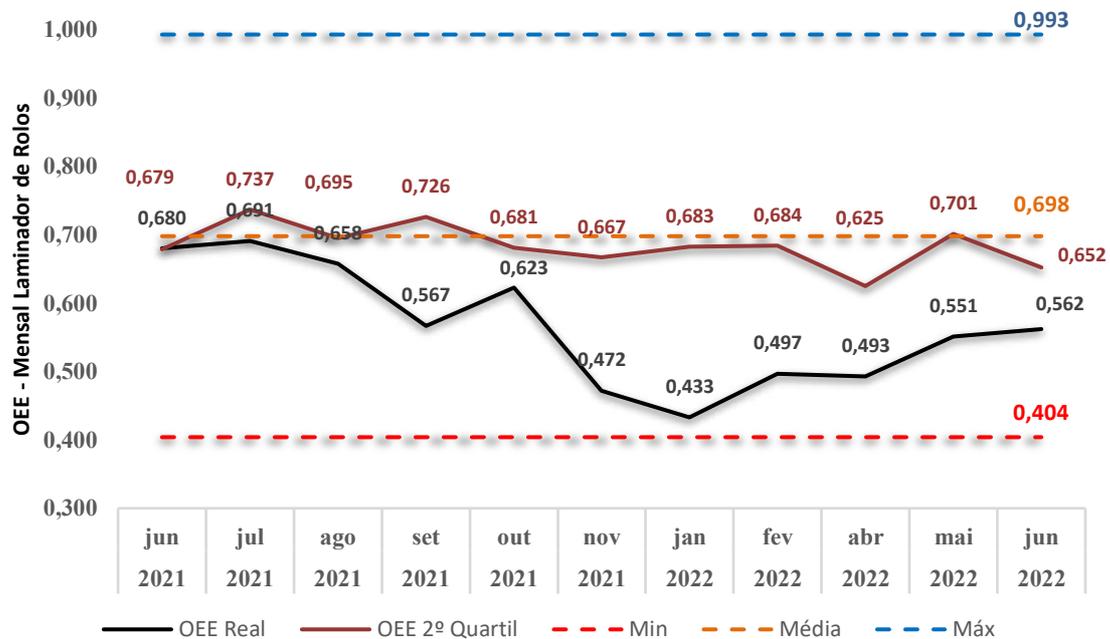


Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

A Figura 19 apresenta a variação mensal do indicador OEE com limites estimados com 95% confiabilidade baseados no modelos de séries temporal ARIMA (2, 0, 2). A comparação entre as médias mensais do OEE Real e do OEE do 2º Quartil, quando postas lado a lado com os valores individuais de OEE ilustrados na Figura 8, destaca um potencial significativo para a otimização do processo de laminação. Esta análise comparativa evidencia que, embora a média de desempenho seja um indicador útil, existem instâncias isoladas onde o OEE individual supera essas médias mensais. Este fenômeno não só sinaliza a viabilidade de alcançar níveis superiores de eficiência, mas também sublinha a necessidade imperativa de investigar e mitigar a variabilidade do processo.

A presença de picos de eficiência acima da média demonstra explicitamente que o processo tem a capacidade de operar em um patamar de excelência maior do que o habitualmente registrado. Tal constatação serve de incentivo para a adoção de estratégias focadas na padronização e refinamento do processo de laminação. Ao dedicar esforços para entender as causas raízes da variabilidade e implementar medidas corretivas, a laminação não só poderá elevar sua média de OEE, como também tornar esses picos de alta eficiência uma ocorrência regular e previsível, e não meras anomalias. A consecução desse objetivo pode levar a ganhos significativos em termos de consistência operacional, qualidade do produto e rentabilidade.

**Figura 19** - Variação mensal do OEE, Laminador de Rolos, baseado no ARIMA (2,0,2)



Fonte: Elaborado pelo Autor (2023).

## 5 CONCLUSÃO

O presente trabalho teve como objetivo principal estimar um modelo de previsão para descrever o comportamento do *Overall Equipment Effectiveness* de um processo de laminação a quente de não planos em uma indústria siderúrgica usando a análise de séries temporais. Dessa forma, contribuir para que ações estratégicas sejam definidas pelo corpo gerencial da empresa para melhoria do índice. Os próprios resultados do OEE já são reconhecidos como uma importante ferramenta de trabalho para gestores de produção, pois fornecem uma visão macro e estratégica dos atuais cenários de produção. No entanto, para que esse indicador se torne uma ferramenta de tomada de decisão mais precisa e eficaz, os resultados obtidos devem ser analisados e estudados mais detalhadamente por uma equipe técnica.

Com o estudo de caso foi possível demonstrar como os fatores analisados - Disponibilidade, Desempenho, Qualidade - do índice de eficiência global interagem entre si, proporcionando uma contribuição significativa para as decisões focadas nos temas que podem impulsionar a melhoria contínua do Laminador de Rolos. No entanto, para alcançar a melhoria do fator disponibilidade, faz-se necessário o envolvimento dos engenheiros de processos e a tomada de decisão gerencial para que ações e investimentos sejam aplicados de forma assertiva, pois algumas ações/investimentos dependem de recursos financeiros.

Como resultado, foi ajustado o modelo ARIMA para previsão do índice de eficiência global (OEE) do Laminador de Rolos, no período junho de 2021 até junho de 2022. A escolha deste modelo foi determinada de forma automática com adoção do *software R*®, que se baseou nas análises estatísticas dos dados de OEE do Laminador de Rolos. A análise da série histórica, sugeriu que o modelo ARIMA (2,0,2), que pode ser citado como ARMA (2,2), pois não foi preciso realizar nenhuma diferenciação, sazonal ou não, apresentando o melhor resultado. As previsões estabelecidas por este modelo indicaram o valor diário do OEE entre 0,404 e 0,993 por dia. Analisando as séries históricas mensais das médias do OEE, os valores do  $OEE_{Real}$  e o  $OEE_{2^o\text{ Quartil}}$  fica explícito que os valores indicados ficam abaixo do range indicado como *benchmark* citados na literatura técnica.

Conforme discutido, os limites médios calculados mensalmente pela laminação ficaram abaixo do limite médio estimado pelo modelo ARIMA (2,0,2), cujos dados foram coletados/estudados diariamente. Sendo assim, uma forte indicação para que o Laminador de rolos trabalhe para alcançar, de forma estabilizada, a faixa de trabalho sugerida pelo presente trabalho, denominada como uma faixa desafiadora -  $0,699 < OEE \leq 0,891$  no Laminador de Rolos. Estudos semelhantes na literatura apresentaram valor de OEE *Benchmark* de 0,85%.

Dentro de um processo estocástico que pode ser entendido como sendo o processo que explica a estrutura de probabilidade de uma sequência de observações ao longo do tempo. Quanto ao método de previsão utilizado, a metodologia Box-Jenkins mostrou-se eficaz e adequada para as séries temporais estudadas. De forma que, obteve-se a melhor configuração das componentes (p, d, q) os valores (2, 0, 2), configurando-se assim que o modelo ARIMA (2, 0, 2) é o que melhor representa a série temporal analisada, o valor encontrado do MAPE indica que o modelo possui um erro de precisão de 20%, o que demonstrou boa acuracidade, sendo interessante sua utilização para a tomada de decisão.

De acordo com os resultados obtidos é possível afirmar que a ferramenta apresentada pode ser uma base de informações importantes para definição de estratégias, direcionamento das tomadas de decisões, por meio das previsões futuras. Apresentando valores que possibilitam manter os níveis atuais no mercado ou estabelecer estratégias para migrar para um cenário internacional. Considerando que o processo de laminação tem como premissas básicas dar forma ao esboço, melhorar a estrutura interna, propriedades mecânicas e qualidade superficial. Essas premissas são claramente atendidas e avaliadas pelo fator qualidade.

Portanto, à medida que as empresas, principalmente as siderúrgicas, tornam-se mais competitivas, busca-se o melhor desempenho do processo para atingir o menor custo de produção de fios máquinas e vergalhões rolos produzidos por laminação a quente, objeto de estudo desta pesquisa, leva a necessidade de aplicação de ferramentas e metodologias para redução de custos e aumento da produtividade. Pontos que estão diretamente correlacionados com os fatores disponibilidade e desempenho. Diante disso, o emprego do modelo ARIMA contribui para direcionar ações estratégicas para o alcance de metas envolvendo os temas qualidade, custo e produção.

Pelo desempenho encontrado no modelo, tendo em vista, os ganhos potenciais apontadas na melhoria da performance do indicador OEE. Constatou-se, grandes possibilidades no uso de modelos de séries temporais no meio siderúrgico, fornecendo subsídio ferramental ao processo de tomada de decisão gerencial e estratégica. Previsões apoiadas em um modelo, podem facilitar o processo, detectando o comportamento passado da série e extrapolando-o para o futuro, cabendo ao gestor a crítica da adequação dos resultados e acréscimos de informações oriundas de experiências profissionais colhidas dentro da própria empresa, que naturalmente não são capturadas por modelos estatísticos.

No entanto, o estudo apresentou algumas limitações de ordem teórica, técnica e operacionais, entre elas pode-se destacar a literatura escassa que apresentasse a combinação dos conceitos do indicador OEE e aplicação de séries temporais com aplicação do modelo ARIMA,

tendo em vista a complexidade para o desenvolvimento de estudos sobre o tema. A aplicação desta metodologia exige que sejam direcionados profissionais qualificados/graduados, em especial, com conhecimento fundamentado na estatística. Requer série histórica com número mínimo de observações. A coleta dos dados realizadas de forma semiautomática, ou seja, coletada de banco de dados e tratadas/tabuladas separadamente no Excel. O ideal seria a realização da tarefa por meio da aplicação da automação. Além de um pacote computacional para suprir as necessidades de análises automáticas do banco de dados do processo e testes necessários para o desenvolvimento da pesquisa. Nesta pesquisa foi utilizado um conjunto de pacotes computacionais do *software R*® para suprir as necessidades da pesquisa. No programa, alguns modelos ARIMA foram analisados, por meio da mudança de parâmetros, bem como foi alterado os valores para ver como os resultados do MAPE se comportava, assim como a impossibilidade de implantar e testar o modelo na empresa devido ao tempo necessário para a realização desta tarefa em função das agendas operacionais da empresa.

## 5.1 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Nenhum tema acadêmico e/ou científico se esgota, deve ficar em aberto a pesquisa para que novos estudos possam complementar e/ou refutar os resultados encontrados, tais como:

- Utilização de inteligência artificial (por lidar com um grande volume de dados, a utilização de IAs pode facilitar a utilização e estimular a implantação da ferramenta em outras empresas) ou métodos matemáticos;
  - Implantar/Implementar o modelo na empresa objeto da pesquisa;
  - Planejar e desenvolver cursos de qualificação de colaboradores;
  - Aplicar a metodologia de pesquisa em outras áreas para comparar os resultados obtidos e confirmar a sua viabilidade;
  - Implantação de método de coleta automática de dados, possibilitando vantagens quanto à acuracidade dos dados coletados e quanto à possibilidade de obtenção de informações em tempo real, aumentando a confiabilidade do OEE.

## 6 REFERÊNCIAS

- BARROS, Claudius D.'Artagnan C. **Excelência em serviços, uma questão de sobrevivência no mercado**. Rio de Janeiro. Editora: Qualitymark, 1999.
- BARROS, Elsimar; BONAFINI, Fernanda. **Ferramentas da qualidade**. São Paulo. Pearson Education do Brasil, 2014.
- BEUREN, Jair; TRAVI, Tatiana. **Processos de Aquecimento nos Aços**. [s.l.]: [s.n.], 2000; 28p.
- BORSATO, Renan; CORSO, Leandro Luís. Aplicação de Inteligência Artificial e ARIMA na Previsão de Demanda no setor metal mecânico. **Scientia cum Industria**, v. 7, n. 2, p. 165-176, 2019. Disponível em: <https://encurtador.com.br/fwHJ2>. Acesso em: 16 abr. 2023.
- BRAVO, I. **Gestão da qualidade em tempos de mudança**. Editora Alínea. Campinas, 2003.
- BURIN, Heloísa Pereira; SILVA, Milena Fontoura da, MORAES, Jorge André Riba. Levantamento bibliométrico sobre o desenvolvimento de produtos inovadores e sustentáveis. **Exacta**, v. 18, n. 2, p. 387-400, 2018.
- BUSSO, Christianne Matias. **Aplicação do indicador Overall Equipment Effectiveness (OEE) e suas derivações como indicador de desempenho global da utilização da capacidade de produção**. Dissertação de Mestrado à Escola Politécnica da USP para obtenção do título de Mestre em Engenharia. 2012. Disponível em: <http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3136/tde-16072013-115859/pt-br.php>. Acesso em: 01 mar. 2023.
- CARDOSO, Caique. **OEE na Prática: Gestão da Produção com índice OEE**. 1 Edição. KITE Mês, 2013.
- CHUNG, W.C.; LEUNG, S. **Collaborative planning, forecasting and replenishment: a copper clad laminate industry case study**. Production Planning & Control, vol. 16, Issue 6 pp. 563-574, 2005. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/09537280500112488>. Acesso em: 06 jun. 2023.
- CODA, Roberto de Cerqueira. **Laminação – Produtos longos de aço laminados a quente**. Porto Alegre, UFRGS, 2000. 113 p.
- CORRÊA, Henrique L.; CORRÊA, Carlos A; **Administração de produção e de operações: manufatura e serviços: uma abordagem estratégica**. 2 ed. São Paulo: Atlas, 2013.
- DAVIS, Mark M. *et al.* **Fundamentos da Administração da Produção**. Porto Alegre. Bookman, 2001.
- FARIA, Caroline. **História da qualidade moderna**. InfoEscola, 2023. Disponível em: [http://www.infoescola.com/administracao\\_/historia-da-qualidade/](http://www.infoescola.com/administracao_/historia-da-qualidade/). Acesso em: 24 fev. 2023.
- FERNANDES, Djair Roberto. **Uma contribuição sobre a construção de indicadores e sua importância para a gestão empresarial**. Revista da FAE, Curitiba, v.7, n.1, p.1-18, 2004.

FERREIRA, Mauro Pacheco *et al.* **Gestão por indicadores de desempenho: resultados na incubadora empresarial tecnológica.** Produção, v. 18, n. 2, p.302-318, 2008.

GAGNON, Stephane. **Resource-based competition and the new operations strategy.** *International Journal of Operations & Production Management*, v.19, n.2, p. 125- 138, 1999.

GERDAU. **Manual de laminador de rolos: processo de laminação a quente.** São Paulo: Gerdau, 2011.

GOLDENBERG, Mirian. **A arte de pesquisar: como fazer pesquisa qualitativa em Ciências Sociais.** Editora Record, 2011.

GUJARATI, Damodar N. **Econometria básica.** São Paulo: Pearson Makron Books, 2000.

HANSEN, Robert C. **Eficiência Global de Equipamentos: uma poderosa ferramenta de produção/manutenção para o aumento dos lucros.** Porto Alegre, Bookman, 2006.

HYNDMAN, Rob J.; ATHANASOPOULOS, George. **Forecasting: principles and practice.** OTexts, 2018.

IŞIKDAG, Ümit *et al.* **Estimating Construction Material Indices with ARIMA and Optimized NARNETs.** *Computers, Materials and Continua*, v. 74, n. 1, 2023.

MARCHEZAN, Analice. **Previsão do preço dos principais grãos do Rio Grande do Sul.** Monografia de Especialização em Estatística e Modelagem Quantitativa. Santa Maria: Universidade Federal de Santa Maria: 2007.

MARENGUE, Rafael Hueto. **Um estudo sobre a aplicação do método ARIMA para a previsão das movimentações de veículos nos portos de Paranaguá e Santos.** 2017. Trabalho de Conclusão de Curso. Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Disponível em: <http://repositorio.utfpr.edu.br/jspui/handle/1/16170>. Acesso em: 16 abr. 2023.

MARQUES, Keila Aparecida; MELO, AFF de. Abordagens metodológicas no campo da pesquisa científica. **Blucher Education Proceedings**, v. 2, n. 1, p. 11-21, 2017.

MEDEIROS, Elyas Ferreira de *et al.* **Estudo prospectivo do setor siderúrgico.** Brasília, 2008.

MELQUÍADES, Thiago Freire *et al.* Previsão da radiação solar global em João Pessoa, Paraíba, Brasil: Uma aplicação dos modelos da família ARIMA. **Concilium**, v. 22, n. 3, p. 213-224, 2022. Disponível em: <http://clium.org/index.php/edicoes/article/view/197>. Acesso em: 16 abr. 2023.

MOELLMANN, Artur Henrique; ALBUQUERQUE, José Luiz Contador; MARINS, Fernando Augusto Silva. **Aplicação da teoria das restrições e do indicador de eficiência global do equipamento para melhoria de produtividade em uma linha de fabricação.** *Revista Gestão Industrial*, v. 2, n. 1, p. 89-105, 2006.

MONTGOMERY, Douglas C *et al.* **Introduction to Statistical Quality Control, Sixth Edition** Rio de Janeiro: LTC, 2016.

MORAES, Luiz Henrique; SANTORO, Miguel Cezar; **Medida de Eficiência em Linhas de Produção**. USP/Escola Politécnica, 2006.

MORETTIN, Pedro A; TOLOI, Clélia M. C. **Análise de séries temporais**. 2ª ed. São Paulo: Edgar Blucher, 2006.

NAKAJIMA, Seiichi. Introduction to TPM: total productive maintenance. **Productivity Press, Inc., 1988**, p. 129, 1988.

PEREIRA, Adriana Soares *et al.* **Metodologia da pesquisa científica**. 2018.

PESSOA, Pedro F. A de Paula; CABRAL, José E. de O. **Identificação e análise de gargalos produtivos**. Porto Alegre: XXV ENEGEP, 2005.

POCHMANN, Marcio *et al.* **Crise financeira mundial, impactos sociais no mercado de trabalho**. 2009. Disponível em: [http://www2.anfip.org.br/publicacoes/livros/includes/livros/arqspdfs/crise\\_financeira\\_mundial.pdf](http://www2.anfip.org.br/publicacoes/livros/includes/livros/arqspdfs/crise_financeira_mundial.pdf). Acesso em: 17 fev. 2023.

R Core Team R. A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2022. URL <https://www.R-project.org/>.

REIS, Marcelo Menezes. **Análise de Séries Temporais**. 2015. Disponível em: <https://www.inf.ufsc.br/~marcelo.menezes.reis/Cap4.pdf>. Acesso em: 15 fev. 2023

ROBLES JUNIOR, Antônio; BONELLI, Valério Vitor. **Gestão da qualidade e do meio ambiente: Enfoque econômico, financeiro e patrimonial**. Editora: Atlas. São Paulo. 2006.

SALGE, Eliana Helena Corrêa Neves; OLIVEIRA, Guilherme Saramago; SILVA, Lorrane Stéfane. Saberes para a construção da pesquisa documental. **Revista Prisma**, v. 2, n. 1, p. 123-139, 2021.

SANTOS, Ana Carolina Oliveira; SANTOS, Marcos José. **Utilização do indicador de eficiência global de equipamentos (OEE) na gestão de melhoria contínua do sistema de manufatura** - um estudo de caso. Anais do XXVII ENEGEP, Encontro Nacional de Engenharia de Produção. Foz do Iguaçu: ABEPRO, 2007.

SOUZA, José Hugo de Carvalho. **Aumento de Produtividade Industrial (OEE) através da otimização dos sistemas de velocidade por Técnicas de Modelagem de Rede de Petri Colorida (RdP)**. Itajubá: Universidade Federal De Itajubá, 2018. Disponível em: <http://repositorio.unifei.edu.br/xmlui/handle/123456789/1211>. Acesso em: 09 abr. 2023.

STEKLER, Herman O. **The future of macroeconomic forecasting: understanding the forecasting process**. International Journal of Forecasting, v. 23, n. 2, p. 237-248, 2007.

STEWART, Thomas A. **Capital intelectual: a nova vantagem competitiva das empresas**. 7. ed. Rio de Janeiro: Campus, 1998.

TAKASHIMA, Newton Tadachi; FLORES, Mario Cesar Xavier. **Indicadores da qualidade e do desempenho: Como estabelecer metas e medir resultados**. Rio de Janeiro. Qualitymark Editora, 1996.

TEAM, R. Core. R language definition. **Vienna, Austria: R foundation for statistical computing**, v. 3, n. 1, 2000. Disponível em: [http://web.mit.edu/~r/current/arch/amd64\\_linux26/lib/R/doc/manual/R-lang.pdf](http://web.mit.edu/~r/current/arch/amd64_linux26/lib/R/doc/manual/R-lang.pdf). Acesso: 02 jun. 2023.

TUBINO, Dalvio Ferrari. **Planejamento e controle da produção: teoria e prática**. 2 ed. Sao Paulo: Atlas, 2009.

VIANA, Márcio Costa. **Análise de defeitos superficiais com origem no processo de Laminação de aços especiais para a cadeia automotiva e implementação de soluções**. Dissertação de Mestrado à Escola de Engenharia - Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Minas, Metalúrgica e de Materiais – PPGEM para obtenção do título de Mestre em Engenharia. 2009. Disponível em: <http://hdl.handle.net/10183/25048>. Acesso em: 17 abr. 2023.

VINCE Soluções e Tecnologia. **Entendendo o OEE**. Disponível em: <https://www.oe.com.br/entendendo-o-oe/>. Acesso em: 21 jun. 2022.

WAGNER, Neal *et al.* **Intelligent techniques for forecasting multiple time series in real-world systems**. *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics*, v. 4, n. 3, p. 284–310, 2011.

WUSATOWSKI, Zygmunt D. Sc; **Fundamentals of Rolling**. Gliwice, Poland; Professor of the Polytechnical University, 1969. 697 p.

ZATTAR, Izabel Cristina; RUDEK, Samuel; TURQUINO, Geizy Siélly. **O uso do indicador OEE como ferramenta na tomada de Decisões em uma indústria gráfica – um caso prático**. Periódico da área de Engenharia Industrial e áreas correlatas. Florianópolis, SC, Vol. 2, n. 2, p. 113 - 132, 2010.

## 6.1 APENDICE I – Script desenvolvido no programa R®

```
## MODELOS ARIMA ##
```

```
## Metodologia de Box-Jenkins ##
```

```
## ARIMA software R® ##
```

```
## Pacotes estatísticos ##
```

```
if(!require(qcc))
```

```
install.packages("qcc")
```

```
if(!require(dplyr))
```

```
install.packages("dplyr")
```

```
if(!require(ggplot2))
```

```
install.packages("ggplot2")
```

```
if(!require(matrixStats))
```

```
install.packages("matrixStats")
```

```
if(!require(openxlsx))
```

```
install.packages("openxlsx")
```

```
if(!require(quantmod))
```

```
install.packages("quantmod")
```

```
if(!require(forecast))
```

```
install.packages("forecast")
```

```
if(!require(TSstudio))
```

```
install.packages("TSstudio")
```

```
if(!require(tidyverse))
```

```
install.packages("tidyverse")
```

```
## Estimate a Var model ##
```

```
if(!require(vars))
```

```
install.packages("vars")
```

```
if(!require(tseries))
```

```
install.packages("tseries")
```

```
if(!require(tidyverse))
```

```
install.packages("tidyverse")
```

```
if(!require(corrplot))
```

```
install.packages("corrplot")
```

```
if(!require(ggcorrplot))
```

```
install.packages("ggcorrplot")
```

```
if(!require(metan))
```

```
install.packages("metan")
```

**## Carregar ##**

```
library(qcc)
library(dplyr)
library(ggplot2)
library(matrixStats)
library(openxlsx)
library(readxl)
library(quantmod)
library(forecast)
library(TSstudio)
library(tidyverse)
library(vars)
library(tseries)
library(tidyverse)
library(corrplot)
library(ggcorrplot)
library(metan)
```

**## Casas decimais ##**

```
options(digits = 3)
```

**## Diretório de trabalho ##**

```
setwd("C:/Walmir/Mestrado/OEE/Rascunho dissertação/Planilha cálculo/Estatística")
```

**## Carregar o Banco de dados ##**

```
dados <- read_xlsx("Banco de dados_Calculo OEE - Estatística -2.xlsx", sheet = "Cálculo OEE_Ajuste 3ac1")
```

**## Funções para visualizar ##**

```
View(dados)
glimpse(dados)
```

**## Gráfico boxplot ##**

```
boxplot(dados$OEE, ylab = "", main = "OEE")
```

**## Matriz Correlação Pearson  $\geq 0,7$  e p-value  $< 0.05$  ##**

```
MC = dados[,c(14,15,16,17)]
```

```
MC
```

```
CP_pv = corr_coef(MC)
```

```
plot(CP_pv)
```

**## Série Temporal OEE ##**

```
TOEE = ts(dados$OEE, frequency = 365.25)
class(TOEE)
```

**## Frequência diária ##****## Excluir dados NA da série ##**

```
TOEE1 = na.exclude(TOEE)
TOEE1
class(TOEE1)
```

**## Série Temporal corrigida (sem NA) ##**

```
TOEE2=as.numeric(TOEE1)
TOEEc = ts(TOEE2, frequency = 365.25)
plot(TOEEc, ylab = "OEE", main = "TS - Laminação")
TOEEc
```

**## Série original ##**

```
class(TOEEc)
```

**## Verificar se a Série Temporal é estacionária - Teste Dick Fuller ##**

```
adf.test(TOEEc)
```

De acordo com o resultado do  $p\text{-value} = 0.01 < 0.05$  evidência que a série dos dados OEE estudada é estacionária.

Desta forma, atende a restrição do modelo.

**## Verificar a necessidade de diferenciação não sazonal ##**

```
ndiffs(TOEEc)
```

Não precisa realizar diferenciação.

**## Verificar a necessidade de diferenciação sazonal ##**

```
nsdiffs(TOEEc)
```

Não precisa realizar diferenciação sazonal.

**## Estimação ##**

```
z_treino = ts(TOEEc[1:161], frequency = 365.25)
Z_validação = ts(TOEEc[162:230], frequency = 365.25)
summary(z_treino)
summary(Z_validação)
```

### ## Seleção de modelos ##

```
fit = Arima(y= z_treino, order = c(2,0,2))
summary(fit)
coefstest(fit)
```

### ## Modelos avaliados ##

```
> fit = Arima(y= z_treino, order = c(0,0,0))
> summary(fit)
Series: z_treino
ARIMA(0,0,0) with non-zero mean
```

Coefficients:

```
mean
0.689
s.e. 0.010
```

```
sigma^2 = 0.021: log likelihood = 98.3
AIC=-193 AICc=-193 BIC=-186
```

Training set error measures:

```
ME RMSE MAE MPE MAPE MASE ACF1
Training set -8.95e-15 0.145 0.124 -5.07 19.8 NaN -0.0539
> coefstest(fit)
```

z test of coefficients:

```
Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
intercept 0.6894 0.0105 65.9 <2e-16 ***
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
> fit = Arima(y= z_treino, order = c(1,0,0))
> summary(fit)
Series: z_treino
ARIMA(1,0,0) with non-zero mean
```

Coefficients:

```
ar1 mean
-0.085 0.699
s.e. 0.079 0.011
```

```
sigma^2 = 0.022: log likelihood = 80.4
AIC=-155 AICc=-155 BIC=-146
```

Training set error measures:

```
ME RMSE MAE MPE MAPE MASE ACF1
Training set -0.000117 0.147 0.126 -5.28 20.2 NaN 0.00664
```

```
> coefstest(fit)
```

z test of coefficients:

```
Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1 -0.0855 0.0787 -1.09 0.28
```

```

intercept 0.6986 0.0107 65.50 <2e-16 ***
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

> fit = Arima(y= z_treino, order = c(0,0,1))
> summary(fit)
Series: z_treino
ARIMA(0,0,1) with non-zero mean
Coefficients:
  ma1 mean
-0.075 0.699
s.e. 0.074 0.011
sigma^2 = 0.022: log likelihood = 80.3
AIC=-155 AICc=-155 BIC=-145

Training set error measures:
  ME RMSE MAE MPE MAPE MASE ACF1
Training set -0.000106 0.147 0.126 -5.28 20.2 NaN -0.00461

> coeftest(fit)

z test of coefficients:

  Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ma1 -0.0752 0.0739 -1.02 0.31
intercept 0.6986 0.0107 65.22 <2e-16 ***
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

> fit = Arima(y= z_treino, order = c(1,0,1))
> summary(fit)
Series: z_treino
ARIMA(1,0,1) with non-zero mean

Coefficients:
  ar1 ma1 mean
-0.690 0.602 0.699
s.e. 0.268 0.291 0.011

sigma^2 = 0.0219: log likelihood = 81
AIC=-154 AICc=-154 BIC=-142

Training set error measures:
  ME RMSE MAE MPE MAPE MASE ACF1
Training set -0.000112 0.147 0.125 -5.23 20 NaN 0.0134

> coeftest(fit)

z test of coefficients:

  Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1 -0.6897 0.2676 -2.58 0.0099 **
ma1 0.6021 0.2914 2.07 0.0388 *
intercept 0.6987 0.0109 63.89 <2e-16 ***
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

> fit = Arima(y= z_treino, order = c(1,0,2))
> summary(fit)

```

Series: z\_treino  
ARIMA(1,0,2) with non-zero mean

Coefficients:

ar1	ma1	ma2	mean
-0.650	0.576	0.026	0.699
s.e. 0.328	0.336	0.088	0.011

sigma<sup>2</sup> = 0.0221: log likelihood = 81  
AIC=-152 AICc=-152 BIC=-137

Training set error measures:

ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	-8.71e-05	0.147	0.125	-5.23	20	NaN 0.00104

> coeftest(fit)

z test of coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
ar1	-0.6505	0.3284	-1.98	0.048 *
ma1	0.5755	0.3360	1.71	0.087 .
ma2	0.0258	0.0876	0.29	0.769
intercept	0.6987	0.0112	62.47	<2e-16 ***

---  
Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

> fit = Arima(y= z\_treino, order = c(2,0,0))

> summary(fit)

Series: z\_treino  
ARIMA(2,0,0) with non-zero mean

Coefficients:

ar1	ar2	mean
-0.080	0.070	0.699
s.e. 0.079	0.079	0.011

sigma<sup>2</sup> = 0.022: log likelihood = 80.8  
AIC=-154 AICc=-153 BIC=-141

Training set error measures:

ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Training set	-6.93e-05	0.147	0.125	-5.24	20	NaN 0.00371

> coeftest(fit)

z test of coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
ar1	-0.0799	0.0787	-1.01	0.31
ar2	0.0696	0.0788	0.88	0.38
intercept	0.6987	0.0114	61.17	<2e-16 ***

---  
Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

> fit = Arima(y= z\_treino, order = c(2,0,1))

> summary(fit)

Series: z\_treino

ARIMA(2,0,1) with non-zero mean

Coefficients:

```
ar1 ar2 ma1 mean
-0.609 0.029 0.533 0.699
s.e. 0.427 0.098 0.421 0.011
```

```
sigma^2 = 0.0221: log likelihood = 81
AIC=-152 AICc=-152 BIC=-137
```

Training set error measures:

```
ME RMSE MAE MPE MAPE MASE ACF1
Training set -9.12e-05 0.147 0.125 -5.23 20 NaN 0.0016
```

```
> coeftest(fit)
```

z test of coefficients:

```
Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1 -0.6089 0.4266 -1.43 0.15
ar2 0.0286 0.0984 0.29 0.77
ma1 0.5333 0.4206 1.27 0.20
intercept 0.6987 0.0112 62.46 <2e-16 ***
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
> fit = Arima(y= z_treino, order = c(2,0,2))
```

```
> summary(fit)
```

Series: z\_treino

ARIMA(2,0,2) with non-zero mean

Coefficients:

```
ar1 ar2 ma1 ma2 mean
-1.816 -0.833 1.742 0.754 0.699
s.e. 0.193 0.192 0.226 0.227 0.011
```

```
sigma^2 = 0.022: log likelihood = 81.8
AIC=-152 AICc=-151 BIC=-133
```

Training set error measures:

```
ME RMSE MAE MPE MAPE MASE ACF1
Training set 1.29e-05 0.146 0.125 -5.16 20 NaN 0.0115
```

```
> coeftest(fit)
```

z test of coefficients:

```
Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1 -1.816 0.193 -9.42 < 2e-16 ***
ar2 -0.834 0.192 -4.35 1.4e-05 ***
ma1 1.742 0.226 7.70 1.3e-14 ***
ma2 0.754 0.227 3.33 0.00088 ***
intercept 0.699 0.011 63.61 < 2e-16 ***
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

**## Plotar Z\_Treino e os valores ajustados ##**

```
plot(z_treino, main = "Z_Treino X Valor ajustado", ylab = "OEE")
lines(fit$fitted, col = "blue")
```

**## Verificar a precisão do Z-treino x Valor ajustados ##**

```
accuracy(z_treino, fit$fitted)
```

**## Previsão ##**

```
prev = forecast(fit, h=69)
plot(prev, ylab = ("OEE"))
prev
```

**## Checar a precisão do modelo ##**

```
plot(as.numeric(Z_validação), type = "l")
lines(as.numeric(prev$mean), col = "blue")
```

```
accuracy(Z_validação,as.numeric(prev$mean))
```

```
d = as.numeric(prev$mean)
```

```
d
```

```
Z_validação
```

**## Teste dos resíduos ##**

```
Box.test(residuals(fit), type = "Ljung-Box")
```

```
tsdiag(fit)
```

```
# Box-Ljung test
```

```
# data: residuals(fit)
```

```
# X-squared = 0.02, df = 1, p-value = 0.9
```

```
# Conforme o resultado do p-value o modelo tem ruído branco.
```

```
plot(z_treino)
```

```
lines(fit$fitted, col = "blue")
```

**## Checar precisão do modelo ##**

```
accuracy(z_treino, fit$fitted)
```

```
prev = forecast(fit, h=69)
```

```
plot(prev)
```

```
plot(as.numeric(Z_validação), type = "l")
```

```
lines(as.numeric(prev$mean), col = "blue")
```

```
summary(prev$mean)
```

```
d = as.numeric(prev$mean)
```

```
d
```

```
Z_validação
```

```
accuracy(as.numeric(Z_validação),as.numeric(prev$mean))
```

```
prev$mean
```

```
tsdiag(fit)
```

```
## Teste de Normalidade ##
```

```
qqnorm(fit$residuals, main = "", xlab = "Quantis teóricos (Distribuição Normal)",
```

```
  ylab = "Quantis da amostra", col = "darkblue")
```

```
qqline(fit$residuals, col = "red", lwd=2.0)
```