

Desenvolvimento de um Algoritmo para Redução dos Desperdícios em Processos Industriais: um estudo de caso em uma indústria calçadista

Moacir Xavier Filho

Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional e Sistemas

Universidade Estadual de Montes Claros

mxfdrive@gmail.com

João Pedro Monteverde De Paoli

Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiros

Universidade de São Paulo

dp.jp@live.com

Pablo Peron de Paula

Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional e Sistemas

Universidade Estadual de Montes Claros

pablo.peron@unimontes.br

Allyson Steve Mota Lacerda

Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional e Sistemas

Universidade Estadual de Montes Claros

steve.lacerda@unimontes.br

Wesley Bruno Barbosa Silva

Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional e Sistemas

Universidade Estadual de Montes Claros

engwesleybruno@gmail.com

RESUMO ESTRUTURADO

Introdução/Problematização: A redução de desperdícios em processos industriais é uma prática fundamental para as empresas que buscam prosperar em um ambiente de negócios competitivo e sustentável. O contexto dessa pesquisa envolve o processo de extrusão da borracha em uma indústria calçadista. Neste sentido, buscou-se responder o seguinte problema: *Como desenvolver um algoritmo para dimensionar o comprimento adequado de corte na extrusora, levando em consideração a retração, de modo a reduzir o desperdício de produção?*

Objetivo/proposta: O objetivo desta pesquisa é elaborar um algoritmo, considerando todas as restrições do processo de extrusão, de modo a encontrar a solução ideal para a dimensão de comprimento. Para tanto, faz-se necessário analisar a contração de uma tira de borracha ao longo do tempo e calcular a função de regressão para a contração da borracha a uma velocidade de seis metros por minuto.

Procedimentos Metodológicos: Foi utilizada, como estratégia metodológica, o estudo de caso em uma indústria calçadista. Para o desenvolvimento do algoritmo, foram empregadas as seguintes etapas: amostragem dos dados, redução de temperaturas das tiras, medição inicial,

monitoramento ao longo do tempo, condições de armazenagem, velocidade da máquina e análise dos dados.

Principais Resultados: Os resultados da análise dos dados possibilitaram encontrar uma equação para a retração da borracha com um coeficiente de confiabilidade de 83%. A partir desta equação, foi possível desenvolver o algoritmo que se mostrou robusto em determinar o tamanho do corte das tiras de modo a minimizar os desperdícios.

Considerações Finais/Conclusão: Esta pesquisa possibilitou compreender melhor o comportamento das tiras após a extrusão. Por fim, esse trabalho possibilita a integração do conhecimento teórico na prática, além de permitir a simulações para cada velocidade da extrusora.

Contribuições do Trabalho: Este trabalho representa uma inovação ao incorporar o algoritmo diretamente no ambiente de produção, conhecido como "Chão de Fábrica". Essa abordagem revoluciona as tomadas de decisão, conferindo-lhes maior assertividade, respaldadas por análises em tempo real, em contraposição a análises estáticas.

Palavras-Chave: Desenvolvimento de algoritmos. Redução de desperdício. Indústria Calçadista. Extrusão da borracha.

1. Introdução

A redução dos desperdícios em processos industriais é um tema de extrema importância e relevância no mundo empresarial contemporâneo. Em um cenário global cada vez mais competitivo e voltado para a eficiência, as organizações que conseguem minimizar e eliminar desperdícios em suas operações têm uma vantagem significativa. Desperdícios não apenas afetam a lucratividade das empresas, mas também têm impactos ambientais e sociais negativos. Trabalhos recentes demonstram a importância da redução dos desperdícios em diversos segmentos (Yuan, Qian, Cheng, Li, Tang & Peng, 2022; Malefors, Secondi, Marchetti & Eriksson, 2022).

Em primeiro lugar, a redução de desperdícios é essencial para a maximização da lucratividade e sustentabilidade financeira das empresas. Desperdícios representam má utilização dos recursos organizacionais, sejam eles materiais, mão de obra, tempo ou energia. Esses recursos desperdiçados têm um custo direto, impactando os resultados financeiros das organizações. Ao eliminar ou minimizar desperdícios, as empresas podem reduzir seus custos operacionais, melhorar sua rentabilidade e, conseqüentemente, fortalecer sua posição no mercado (Hülbnner, Pedrini & Marinho, 2022).

Além disso, a redução de desperdícios contribui para a melhoria da eficiência operacional. Processos mais eficientes significam que as empresas podem produzir mais com menos recursos, o que aumenta a capacidade de atender às demandas do mercado e, potencialmente, expandir seus negócios. A eficiência também está diretamente ligada à qualidade dos produtos e serviços, uma vez que processos mais enxutos tendem a ter menos erros e defeitos, resultando em maior satisfação do cliente e menor necessidade de retrabalho (Pinchemel, Caetano, Rossi & Silva, 2022).

Do ponto de vista ambiental, a redução de desperdícios desempenha um papel crucial na promoção da sustentabilidade. Desperdícios frequentemente resultam em consumo excessivo de recursos naturais, emissões de poluentes e resíduos indesejados. Ao reduzir o desperdício, as empresas podem diminuir seu impacto ambiental, contribuindo para a conservação dos recursos naturais, a mitigação das mudanças climáticas e a preservação do meio ambiente para as gerações futuras (Esteves, Moori & Madeira, 2022).

Por fim, a redução de desperdícios também está alinhada com a responsabilidade social empresarial. Ela pode levar a uma melhoria nas condições de trabalho, uma vez que processos mais eficientes muitas vezes requerem menos esforço repetitivo e reduzem o estresse associado ao retrabalho. Além disso, a redução de desperdícios pode criar um ambiente de trabalho mais seguro, uma vez que processos enxutos tendem a ter menos riscos de acidentes (Santos, Guimarães & Escrivão Junior, 2019).

Em síntese, a redução de desperdícios em processos industriais é uma prática fundamental para as empresas que buscam prosperar em um ambiente de negócios competitivo e sustentável. Ela não apenas melhora a lucratividade e a eficiência, mas também tem impactos positivos no meio ambiente e nas condições de trabalho. Portanto, é um conceito que deve ser abraçado e implementado com entusiasmo por organizações de todos os setores.

O desenvolvimento de algoritmos desempenha um papel crucial na redução dos desperdícios industriais, pois oferece uma abordagem sistemática e baseada em dados para otimizar processos produtivos. Os algoritmos podem contribuir para a redução dos desperdícios industriais de várias maneiras, dentre elas destacam-se, a otimização de processos produtivos, as aplicações em previsão de demanda e estoque, manutenção preventiva, rastreabilidade e controle de qualidade.

O desenvolvimento de algoritmo para redução dos desperdícios por meio da otimização de processos produtivos pode ser aplicado de modo a encontrar a combinação de variáveis como velocidade de produção, temperatura, pressão e outros fatores, para maximizar a eficiência e minimizar o consumo de recursos.

No processo de extrusão, a maleabilidade da borracha desempenha um papel fundamental na fabricação de artigos de borracha tornando-o assim, um dos mais importante na transformação da borracha. Essa operação envolve a condução controlada da borracha por uma matriz, resultando na obtenção de uma tira. Como a borracha exibe características viscoelásticas, os materiais que saem da matriz tendem a sofrer variações em suas dimensões como resultado desse fenômeno. As falhas nesse processo levam a um significativo nível de desperdício.

Dessa forma, a rejeição de produtos após o processo de vulcanização em uma indústria calçadista é considerada um problema crítico e, portanto, tornou-se o cerne desta pesquisa. Após uma análise preliminar, foi identificado que as tiras de borracha, cortadas na extrusora, apresentaram dimensões inferiores às especificações necessárias. Uma investigação subsequente revelou que a borracha em uso demonstrava um comportamento de retração distinto em relação ao esperado. Nesse contexto, surge a seguinte problemática: Como desenvolver um algoritmo para dimensionar o comprimento adequado de corte na extrusora, levando em consideração a retração, de modo a reduzir o desperdício de produção? Para responder esse problema, definiu-se os seguintes objetivos: analisar a contração de uma tira ao longo do tempo; calcular a função de regressão para a contração da borracha a uma velocidade de seis metros por minuto e; elaborar um algoritmo, considerando todas as restrições do processo de extrusão, de modo a encontrar a solução ideal para a dimensão de comprimento. Com o alcance dos objetivos, pretende-se aumentar a confiabilidade do valor de referência da extrusora e prevenir o desperdício de material.

A estrutura do trabalho está composta por esta introdução, seguida pela fundamentação teórica (seção 2) e método de pesquisa (seção 3). Em seguida, apresentam-se a análise dos resultados (seção 4) e as considerações, recomendações e conclusões (seção 5).

2. Fundamentação Teórica

A otimização de processos produtivos é uma disciplina fundamental no campo da administração de operações e logística, que visa melhorar a eficiência, qualidade e desempenho geral das operações de uma organização. Ela desempenha um papel crucial na busca por uma vantagem competitiva sustentável, redução de custos e aumento da satisfação do cliente (Winker, Franke, Franke & Riedel, 2022). Para compreender e aplicar efetivamente a otimização de processos produtivos, é importante ter uma base sólida em teorias e conceitos relevantes. Dentre os principais aspectos teóricos que abarcam a otimização de processos, destacam-se, entre outros, a Gestão da Qualidade Total, o *Lean Manufacturing*, o *Six Sigma*, a Teoria das Restrições e a Modelagem e Otimização de Processos, a Automação e Tecnologia da Informação e a Engenharia de Valor. O Quadro 1 apresenta uma descrição resumida sobre cada abordagem.

Quadro 1 – Abordagens Teóricas relacionadas à otimização de processos

Abordagem Teórica	Descrição	Referências
-------------------	-----------	-------------

Gestão da Qualidade Total (TQM)	A TQM é uma filosofia de gestão que enfatiza a importância da qualidade em todos os aspectos das operações. Ela se baseia em teorias como a de W. Edwards Deming, que argumenta que a melhoria contínua da qualidade leva a uma redução dos custos de retrabalho e a um aumento da satisfação do cliente. A TQM inclui ferramentas como o Ciclo PDCA (Planejar, Fazer, Verificar, Agir) e o Controle Estatístico de Processos (CEP).	Fell (2020); Ho, Cavacece, Moretta Tartaglione & Douglas (2023).
<i>Lean Manufacturing</i>	O <i>Lean Manufacturing</i> , originado no Sistema Toyota de Produção, concentra-se na eliminação de desperdícios em processos produtivos. Teorias como o "Just-in-Time" (produzir apenas o que é necessário, quando é necessário) e "Kanban" (sistema de controle visual) são fundamentais para essa abordagem. O Lean busca otimizar o fluxo de trabalho, reduzir estoques e melhorar a eficiência.	Aadithya, Asokan & Vinodh (2023); Saad, Bahadori, Bhovar & Zhang (2023).
<i>Six Sigma</i>	A metodologia <i>Six Sigma</i> visa reduzir a variabilidade dos processos e melhorar a qualidade através de análises estatísticas. É baseada na ideia de que a maioria dos problemas pode ser resolvida através da redução da variabilidade dos processos para que estes se aproximem da perfeição. O DMAIC (Definir, Medir, Analisar, Melhorar, Controlar) é uma estrutura comum usada para implementar o Seis Sigma.	Pongboonchai-Empl, Antony, Garza-Reyes, Komkowski & Tortorella (2023); Samanta, Virmani, Singh, Haque & Jamshed (2023).
Teoria das Restrições (TOC)	Desenvolvida por Eliyahu M. Goldratt, a TOC concentra-se na identificação e gestão das restrições que limitam o desempenho do sistema produtivo. A abordagem TOC utiliza conceitos como "Throughput" (taxa de produção) e "Buffer Management" (gestão de buffers) para maximizar a eficiência global da produção.	Gupta, Digalwar, Gupta & Goyal (2022); Soares, Souza & Cottas (2023).
Modelagem e Otimização de Processos	A modelagem e otimização de processos são ferramentas teóricas essenciais para otimizar processos produtivos. Elas permitem que os gestores experimentem cenários diferentes virtualmente, identificando gargalos, ineficiências e oportunidades de melhoria antes de implementar mudanças no mundo real.	Elkaseer, Scheider & Scholz (2020); Weichert, Link, Stoll, Rüping, Ihlenfeldt & Wrobel (2019).
Automação e Tecnologia da Informação	A automação e a tecnologia da informação desempenham um papel cada vez mais importante na otimização de processos produtivos. Teorias relacionadas à automação, como a Automação	Ashima, Haleem, Bahl, Javaid, Mahla & Singh (2021); Lu, Xu & Wang (2020).

	Robótica de Processos (RPA), e a gestão de dados, como o uso de sistemas ERP (Enterprise Resource Planning), são cruciais para melhorar a eficiência e a tomada de decisões baseadas em dados.	
Engenharia de Valor	A Engenharia de Valor é uma abordagem que visa otimizar processos e produtos, identificando e eliminando funções e características que não agregam valor ao cliente. Ela enfatiza a busca por soluções mais econômicas e eficazes, mantendo ou melhorando a qualidade.	Elhegazy (2022); Sahu, Agrawal & Kumar (2023).

Fonte: Elaborado pelos autores.

A modelagem e otimização de processos desempenham um papel crucial em diversos campos, desde a engenharia industrial até a gestão de operações e a pesquisa operacional. Essas disciplinas visam melhorar a eficiência, a qualidade e o desempenho geral dos processos, contribuindo para a melhoria contínua e a competitividade das organizações.

A modelagem de processos é o processo de representar um sistema ou processo do mundo real por meio de modelos matemáticos, gráficos ou computacionais. Ela desempenha um papel fundamental na compreensão e na análise de processos complexos. Um dos principais benefícios da modelagem de processos é a capacidade de visualizar e identificar gargalos, ineficiências e oportunidades de melhoria. Isso é essencial para a tomada de decisões informadas e para a otimização subsequente (Shamin, Uryngaliyeva, Shermandini & Filippov, 2019).

A otimização de processos envolve a busca pelo melhor conjunto de parâmetros ou decisões para maximizar ou minimizar uma função objetivo, sujeita a restrições. Ela é aplicada em uma variedade de contextos, como otimização de custos, maximização da produção, minimização de desperdícios ou minimização de tempo de ciclo (Flores, 2020). A abordagem mais comum para otimização de processos é a programação matemática, que utiliza algoritmos para encontrar a solução ótima. Os métodos de otimização incluem a programação linear, a programação inteira, a programação não linear e a programação multiobjetivo (Elkaseer, Scheider & Scholz, 2020).

A modelagem e a otimização de processos desempenham um papel crítico na melhoria da eficiência e na tomada de decisões informadas em diversos campos. Essas disciplinas permitem que as organizações identifiquem oportunidades de melhoria, reduzam custos, aumentem a qualidade e se mantenham competitivas em um ambiente de negócios em constante evolução. Portanto, a aplicação adequada de técnicas de modelagem e otimização é essencial para o sucesso sustentável das organizações.

O processo envolve a fabricação de tiras de borracha utilizando uma extrusora operando a uma velocidade de 6 metros por minuto. Após a extrusão e laminação das tiras, elas passam por um processo de corte. Em seguida, as tiras são encaminhadas para um resfriador mantido a uma temperatura de 6°C. Posteriormente, o material é transferido para um estágio de "*work in process*" onde permanece por um período de 5 horas.

3. Método da Pesquisa

O trabalho apoiou-se no estudo de caso de uma indústria calçadista, mais especificamente em um dos setores de produção. Para Yin (1990), o estudo de caso viabiliza ao pesquisador vivenciar o universo da pesquisa e estudar dentro da realidade. Ainda, segundo o mesmo autor, o estudo de caso pode ser norteado por um dos três propósitos básicos: explorar, descrever ou explicar.

Guba e Lincoln (1994), por seu turno, consideram que, num estudo de caso, o investigador pode relatar ou registrar os fatos tal como ocorreu, retratando acontecimentos, adaptando conhecimento com relação ao fenômeno estudado, e confirmando ou comparando efeitos e relações presentes no caso.

Este é um estudo de caso intrínseco que, segundo Stake (1995), é quando o investigador planeja uma compreensão mais sensata de um caso particular que compõe em si mesmo atratividade da investigação. Não será divulgado o nome da empresa e as especificações das matérias-primas utilizadas.

A retração da borracha é uma propriedade crítica em processos industriais que envolvem esse material. Compreender como a temperatura e o tempo de exposição afetam a retração é fundamental para otimizar esses processos. Neste estudo, descrevemos uma metodologia passo a passo para determinar a função objetivo que relaciona a retração da borracha com essas variáveis, utilizando uma abordagem de coleta de amostragem e análise de dados com a linguagem R e Microsoft Excel.

Quadro 2 – Estrutura da Coleta de Dados

Etapa	Descrição
Coleta de Amostragem	Foi selecionado 10 tiras de borracha para amostra de estudo. O primeiro passo foi medir a temperatura de cada tira no momento exato em que foi cortada. Utilizamos um pirômetro para garantir medições precisas.
Redução de temperatura das Tiras	Após a aferição da temperatura, as tiras foram encaminhadas para uma resfriador mantida a uma temperatura constante de 6°C. Isso garante que todas as tiras passem pelo mesmo processo de resfriamento.
Medição Inicial	Foi realizado a medições iniciais das 10 tiras após a resfriador. Isso incluiu a medição do comprimento de cada tira, o registro da temperatura de saída após o resfriador e a pesagem das tiras.
Monitoramento ao Longo do Tempo	Para entender como a retração da borracha evolui ao longo do tempo, foram realizadas medições de comprimento em intervalos de 1 hora durante um período de 5 horas.
Condições de Armazenamento	Para evitar influências externas, todas as 10 tiras foram armazenadas nas mesmas condições naturais do processo, mantendo a integridade das amostras.
Velocidade da Máquina	Durante todo o experimento, a velocidade da extrusora que processou as tiras de borracha foi mantida constante a 6 metros por minuto, garantindo uniformidade nas condições de produção.
Análise de Dados	A análise dos dados coletados foi conduzida utilizando o Minitab. Para realizar regressão de dados para determinar a

	função objetivo que relaciona a retração da borracha com a temperatura e o tempo de exposição, foi utilizado o Microsoft Excel
--	--

Fonte: Elaborado pelos autores

A metodologia descrita neste estudo proporcionou uma abordagem sistemática para determinar a função objetivo da retração da borracha em relação à temperatura e ao tempo de exposição.

A equação que descreve a retração da borracha em específico em função do tempo (horas):

$$y = 0,0858x^6 - 1,6491x^5 + 12,705x^4 - 49,489x^3 + 100,86x^2 - 102,32x + 522$$

y = Comprimento final do material após retração
 x = Tempo [horas]

Para calcular o coeficiente de determinação (R^2), foi utilizado um algoritmo em Python e utilizou a biblioteca “numpy” para ajustar um modelo linear aos dados:

```
import numpy as np
from sklearn.linear_model import LinearRegression

# Dados
tempo = np.array([0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0.5, 0.5, 0.5, 0.5,
0.5, 0.5, 0.5, 0.5, 0.5, 0.5,
1.5, 1.5, 1.5, 1.5, 1.5, 1.5, 1.5, 1.5, 1.5, 1.5, 1.5, 1.5,
2.5, 2.5, 2.5, 2.5, 2.5, 2.5, 2.5,
2.5, 2.5, 2.5, 2.5, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3,
3.5, 3.5, 3.5, 3.5, 3.5, 3.5,
3.5, 3.5, 3.5, 3.5, 4, 4, 4, 4, 4, 4, 4, 4, 4, 4,
4.5, 4.5, 4.5, 4.5, 4.5, 4.5,
4.5, 4.5, 4.5, 4.5, 5, 5, 5, 5, 5, 5, 5, 5, 5, 5],
dtype=float).reshape(-1, 1)

comprimento = np.array([526, 530, 530, 525, 525, 525, 520, 514, 511,
514, 497, 495, 486, 494, 499, 485, 490, 485, 485, 490,
495, 490, 480, 486, 485, 475, 475, 475, 475,
476, 492, 490, 477, 485, 482, 475, 472, 475, 472, 476,
487, 489, 477, 482, 479, 470, 472, 472, 470,
472, 487, 485, 475, 480, 477, 470, 469, 479, 470, 472,
487, 484, 472, 477, 475, 470, 467, 468, 469,
470, 487, 484, 472, 477, 475, 470, 467, 468, 469, 470],
dtype=float)

# Criar um modelo de regressão linear
modelo = LinearRegression ()
```



```
# Ajustar o modelo aos dados
modelo.fit (tempo, comprimento)

# Calcular as previsões do modelo
previsoes = modelo.predict(tempo)

# Calcular o R²
r_squared = modelo.score(tempo, comprimento)

print ("Coeficiente de Determinação (R²):", r_squared)
```

$$R^2 = 0,83$$

Considerando as características específicas do caso estudado, partiu-se para a estruturação do método de pesquisa para o desenvolvimento do algoritmo visando a otimização do processo de corte. A pesquisa é conduzida com o objetivo de melhorar a eficiência e a qualidade deste processo, abordando questões específicas relacionadas à redução de desperdícios e à maximização do desempenho operacional. O Quadro 2 resume a estrutura da pesquisa.

Quadro 3 – Estrutura da Pesquisa

Etapa	Descrição
Definição do Problema	A primeira etapa envolve a identificação clara do problema a ser abordado. Isso inclui a compreensão das características do processo industrial em estudo, suas limitações e desafios específicos em termos de otimização.
Revisão da Literatura	Realizou-se uma revisão abrangente da literatura relacionada à otimização de processos industriais e técnicas específicas para o tipo de processo em questão. A revisão da literatura serviu como base teórica para o desenvolvimento do algoritmo.
Coleta de Dados	Para criar e validar o algoritmo, foram coletados dados relevantes sobre o processo industrial em estudo. Isso incluiu informações sobre variáveis de processo, restrições operacionais, histórico de produção e metas de otimização.
Desenvolvimento do Algoritmo	Com base nas informações coletadas e na revisão da literatura, desenvolveu-se o algoritmo de otimização. O algoritmo foi projetado para lidar com as características específicas do processo.
Implementação	O algoritmo foi implementado em linguagem Python, foi utilizado o ambiente Google Colab, que oferece uma plataforma online para criação e execução de notebooks Jupyter. As bibliotecas essenciais para este projeto foram o Matplotlib e o Pandas.
Avaliação de Resultados	Os resultados obtidos foram avaliados em relação aos objetivos de otimização estabelecidos. Isso incluiu a análise da redução de desperdícios, o aumento da eficiência, a melhoria da qualidade e a minimização de custos operacionais.

Fonte: Elaborado pelos autores

Em seguida, foi construída uma tabela de numeração do comprimento do molde, conforme código abaixo:

Tabela de numeração e comprimento do Molde (mm)

```
tabela =
334: 554.81,
356: 584.95,
378: 610.44,
390: 639.34,
412: 676.98,
434: 471.92,
456: 492.18,
478: 511.91
```

Finalmente, foi desenvolvido o algoritmo, conforme código abaixo:

```
import matplotlib.pyplot as plt
# Definir a função objetivo
def comprimento_final(x):
    return 0.0858 * x**6 - 1.6491 * x**5 + 12.705 * x**4 - 49.489 *
x**3 + 100.86 * x**2 - 102.32 * x + 522
# Calcular a retração
x1 = 0.00001
x2 = 5
retracao = ((comprimento_final(x1) - comprimento_final(x2))
/(comprimento_final(x1) - 1))
print (retracao)
# Valores do comprimento final para cada numeração
numeracao = [334, 356, 378, 390, 412, 434, 456, 478]
comprimentos_finais = [554.81, 584.95, 610.44, 639.34, 676.98, 471.92, 492.18,
511.91]
# Calcular o comprimento inicial para cada numeração
comprimentos_iniciais = [cf / (1 - retracao) for cf in
comprimentos_finais]
# Plotar o gráfico
plt.figure(figsize=(8, 6))
plt.plot(numeracao, comprimentos_iniciais, marker='o', linestyle='--',
color='b')
plt.title('Comprimento Inicial vs. Numeração')
plt.xlabel('Numeração')
plt.ylabel('Comprimento Inicial')
plt.grid(True)
# Adicionar os valores dos pontos no gráfico
for i in range(len(numeracao)):
    plt.text(numeracao[i], comprimentos_iniciais[i], f'({numeracao[i]},
{comprimentos_iniciais[i]:.2f})', fontsize=10, ha='left', va='bottom')
```

```
plt.show()
```

Este capítulo descreveu o método de pesquisa utilizado para o desenvolvimento de um algoritmo de otimização do dimensionamento do corte em uma indústria calçadista. A pesquisa envolveu a definição do problema, revisão da literatura, coleta de dados, desenvolvimento do algoritmo, implementação e avaliação de resultados. O próximo capítulo apresentará os resultados obtidos e sua discussão em relação aos objetivos da pesquisa.

4. Análise dos Resultados

Para analisar os dados coletados o *Business Intelligence* foi empregado para analisar o comportamento dos dados a fim de determinar a função objetivo. Foi criado um gráfico (Gráfico 01) que representa a dispersão dos dados, além de incluir um teste de normalidade, onde os dados são ajustados para seguir uma distribuição normal e verificar se eles estão aderentes à distribuição normal. Tudo isso ajuda a entender como os dados estão dispostos.

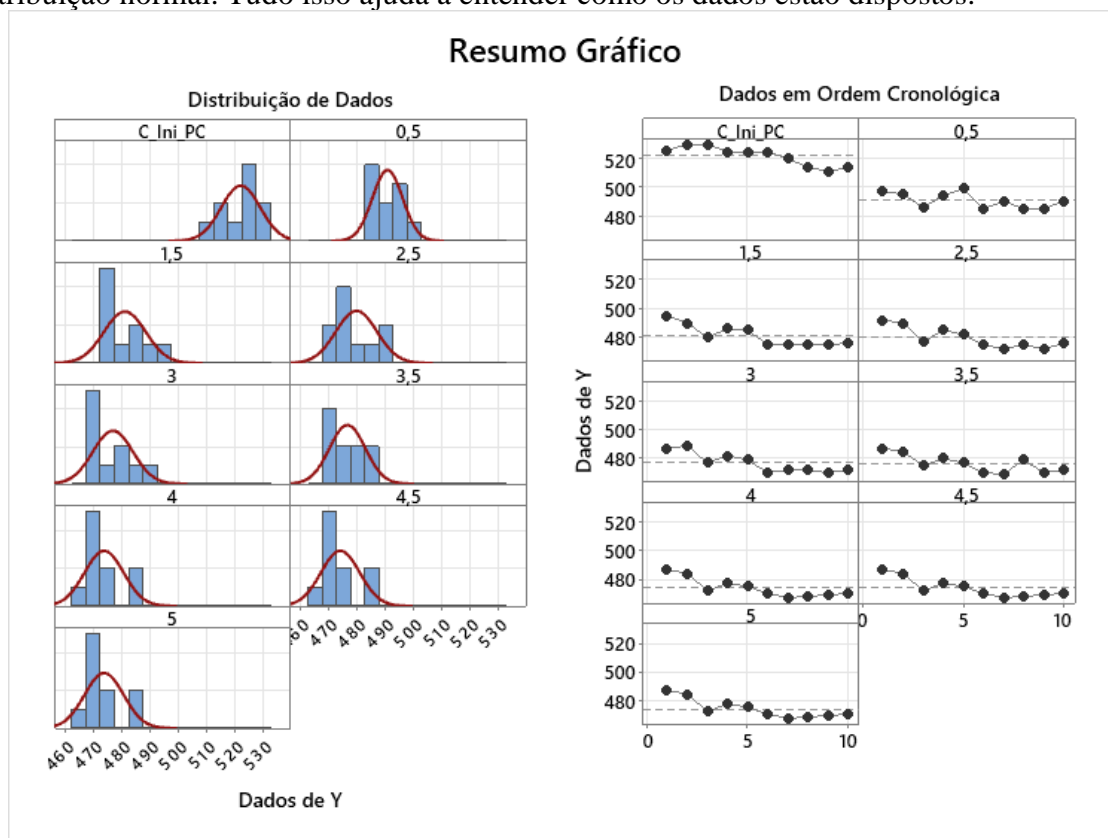


Gráfico 01: Distribuição dos Dados e ordem Cronológica
Fonte: Propriá Autoria (2023)

Em seguida, foi criado um gráfico de *boxplot* (Gráfico 02) que permite visualizar a distribuição dos dados no eixo y. O gráfico ilustra que nas horas iniciais, a tira apresenta um decréscimo no comprimento e tende a estabilizar-se mais próximo ao longo do tempo. Depois, foi realizada uma regressão com um polinômio de 6 termos e ajustando a função objetivo com um R^2 de 0,83.

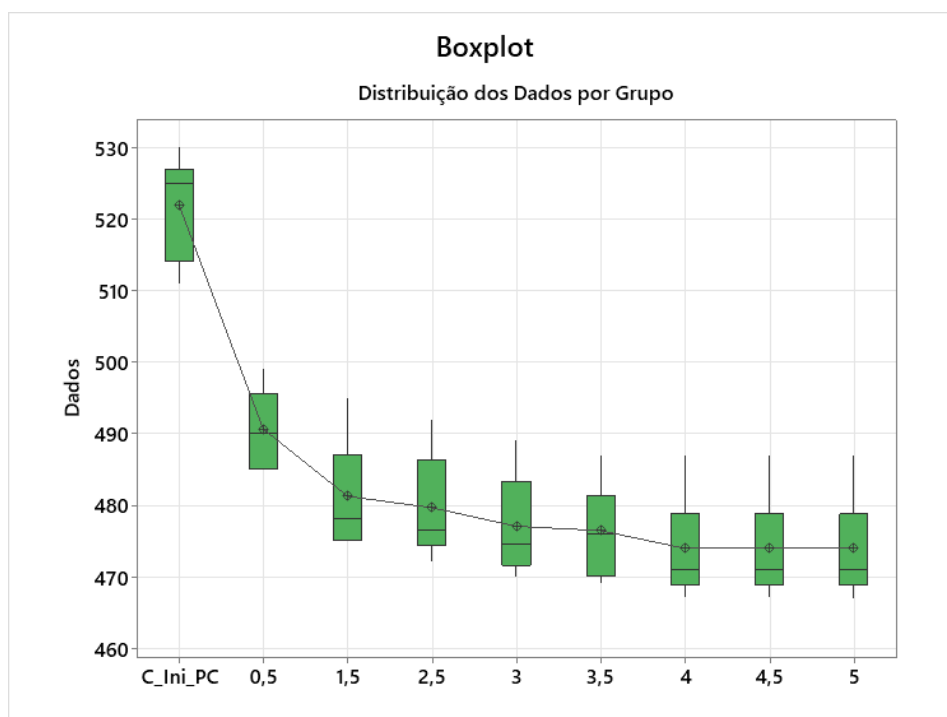


Gráfico 02: Boxplot
Fonte: Propriá Autoria (2023)

O resultado esperado é uma representação visual dos dimensionais iniciais da Extrusora para diferentes números de molde, com base nas condições especificadas, como a velocidade de extrusão (6 m/min) e a retração. Isso ajuda a entender como as variáveis afetam o Dimensional SetPoint.

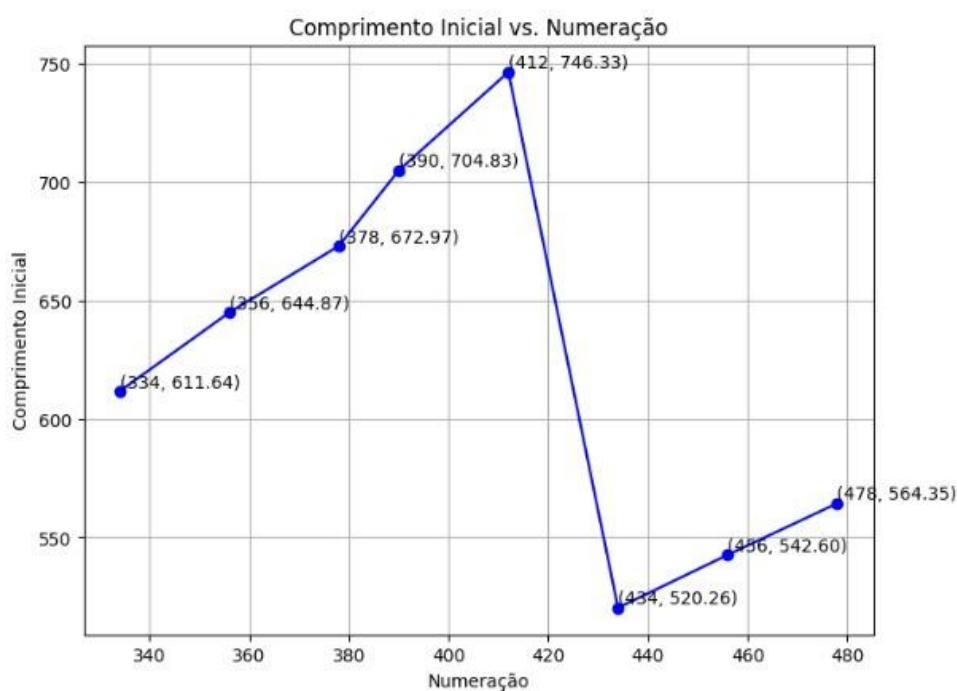


Gráfico 03: Dimensional da tira
Fonte: Propriá Autoria (2023)

5. Considerações, recomendações e conclusões

O trabalho desenvolvido possibilitou compreender melhor o comportamento das tiras após a extrusão. Por fim, esse trabalho possibilita a integração do conhecimento teórico na prática, além de permitir a simulações para cada velocidade da extrusora.

Este trabalho representa uma inovação ao incorporar o algoritmo diretamente no ambiente de produção, conhecido como "Chão de Fábrica". Essa abordagem revoluciona as tomadas de decisão, conferindo-lhes maior assertividade, respaldadas por análises em tempo real, em contraposição a análises estáticas.

6. Referências

Aadithya, B. G., Asokan, P., & Vinodh, S. (2023). Lean manufacturing in fabrication industry: literature review and framework proposal. *International Journal of Quality & Reliability Management*, 40(6), 1485-1517.

Ashima, R., Haleem, A., Bahl, S., Javaid, M., Mahla, S. K., & Singh, S. (2021). Automation and manufacturing of smart materials in Additive Manufacturing technologies using Internet of Things towards the adoption of Industry 4.0. *Materials Today: Proceedings*, 45, 5081-5088.

Elkaseer, A., Schneider, S., & Scholz, S. G. (2020). Experiment-based process modeling and optimization for high-quality and resource-efficient FFF 3D printing. *Applied Sciences*, 10(8), 2899.

Elhegazy, H. (2022). State-of-the-art review on benefits of applying value engineering for multi-story buildings. *Intelligent Buildings International*, 14(5), 544-563.

Esteves, R., Moori, R. G., & Madeira, A. B. (2022). Logística reversa como Mediadora entre Coopetição e Desempenho Operacional Ambiental. *Revista Ciências Administrativas*, 28(1), 1-14.

Fell, A. F. A. (2020). A perspectiva da gestão da qualidade total (GQT) como modo de controle organizacional. *Caderno de Administração*, 29(2), 98-116.

Flores, F. J. (2020). Optimización de los procesos de producción en la industria textil utilizando simulación de eventos discretos Optimization of production processes in the textile industry using simulation of discrete events. *Revista Innovación y Software*, 1(1).

Guba, E. e Lincoln, Y. 1994. *Competing paradigms in qualitative research*. In: N.K. Denzin e Y. Lincoln (eds.), *Handbook of qualitative research*. Thousand Oaks, Sage Publications.

Gupta, M., Digalwar, A., Gupta, A., & Goyal, A. (2022). Integrating Theory of Constraints, Lean and Six Sigma: a framework development and its application. *Production Planning & Control*, 1-24.

Ho, Y. S., Cavacece, Y., Moretta Tartaglione, A., & Douglas, A. (2023). Publication performance and trends in Total Quality Management research: a bibliometric analysis. *Total Quality Management & Business Excellence*, 34(1-2), 97-130.

- Hülbner, D. L., Pedrini, R., & Marinho, S. V. (2022). O sonho que virou realidade e a necessidade de melhoria contínua dos processos de produção. *Revista Alcance*, 29(3), 295-314.
- Lu, Y., Xu, X., & Wang, L. (2020). Smart manufacturing process and system automation—a critical review of the standards and envisioned scenarios. *Journal of Manufacturing Systems*, 56, 312-325.
- Malefors, C., Secondi, L., Marchetti, S., & Eriksson, M. (2022). Food waste reduction and economic savings in times of crisis: The potential of machine learning methods to plan guest attendance in Swedish public catering during the Covid-19 pandemic. *Socio-Economic Planning Sciences*, 82, 101041.
- Pinchemel, A., Caetano, M., Rossi, R. M., & Silva, M. A. (2022). Indicadores de desempenho de companhias aéreas e seus impactos na eficiência operacional. *Brazilian Business Review*, 19(6), 642-665.
- Pongboonchai-Empl, T., Antony, J., Garza-Reyes, J. A., Komkowski, T., & Tortorella, G. L. (2023). Integration of Industry 4.0 technologies into Lean Six Sigma DMAIC: A systematic review. *Production Planning & Control*, 1-26.
- Saad, S. M., Bahadori, R., Bhovar, C., & Zhang, H. (2023). Industry 4.0 and Lean Manufacturing—a systematic review of the state-of-the-art literature and key recommendations for future research. *International Journal of Lean Six Sigma*.
- Sahu, A., Agrawal, S., & Kumar, G. (2023). Triple bottom line performance of manufacturing Industry: A value engineering approach. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 56, 103029.
- Samanta, M., Virmani, N., Singh, R. K., Haque, S. N., & Jamshed, M. (2023). Analysis of critical success factors for successful integration of lean six sigma and Industry 4.0 for organizational excellence. *The TQM Journal*.
- Shamin, R. V., Uryngaliyeva, A. A., Shermadini, M. V., & Filippov, P. G. (2019). The model of evolutionary optimization of production processes at advanced technological enterprises. *Espacios*, 40(20), 26.
- Soares, T. M., Souza, F. B. D., & Cottas, C. R. G. (2023). Evaluating the theory of constraints business strategy approach from the perspective of the schools of strategic thought. *International Journal of Services and Operations Management*, 45(1), 37-53.
- Stake, R. E. (1995). *The art of case study research*. Sage.
- Weichert, D., Link, P., Stoll, A., Rüping, S., Ihlenfeldt, S., & Wrobel, S. (2019). A review of machine learning for the optimization of production processes. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 104(5-8), 1889-1902.
- Winkler, H., Franke, F., Franke, S., & Riedel, R. (2022, September). Optimization of Production Processes in SMEs: Practical Methodology for the Acquisition of Process Information. In *IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems* (pp. 51-59). Cham: Springer Nature Switzerland.
- Yin, R. K. (1994). *Pesquisa Estudo de Caso - Desenho e Métodos*. 2 ed. Porto Alegre: Bookman.

Yuan, R., Guo, F., Qian, Y., Cheng, B., Li, J., Tang, X., & Peng, X. (2022). A system dynamic model for simulating the potential of prefabrication on construction waste reduction. *Environmental Science and Pollution Research*, 29(9), 12589-12600.