



UNIVERSIDADE PRESBITERIANA MACKENZIE

Pró-Reitoria de Pesquisa e Pós-Graduação
Coordenadoria Geral de Pós-Graduação Stricto Sensu



ALEXSANDRO TOALDO

**UMA METODOLOGIA DE APRENDIZAGEM DE MÁQUINA COMO SUPORTE PARA
A CONTROLADORIA INDUSTRIAL IDENTIFICAR IMPACTOS DE CONDIÇÕES DE
PRODUÇÃO EM PERDAS DE EFICIÊNCIA:**

**UMA APLICAÇÃO EM UM CASO REAL DE GERAÇÃO DE SUCATA EM LINHAS DE
PRODUÇÃO**

SÃO PAULO

2023



UNIVERSIDADE PRESBITERIANA MACKENZIE

Pró-Reitoria de Pesquisa e Pós-Graduação
Coordenadoria Geral de Pós-Graduação *Stricto Sensu*



ALEXSANDRO TOALDO

**UMA METODOLOGIA DE APRENDIZAGEM DE MÁQUINA COMO SUPORTE PARA
A CONTROLADORIA INDUSTRIAL IDENTIFICAR IMPACTOS DE CONDIÇÕES DE
PRODUÇÃO EM PERDAS DE EFICIÊNCIA:**

**UMA APLICAÇÃO EM UM CASO REAL DE GERAÇÃO DE SUCATA EM LINHAS DE
PRODUÇÃO**

TESE de pesquisa aplicada apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Finanças Empresariais da Universidade Presbiteriana Mackenzie para a obtenção do título de DOUTOR em Controladoria e Finanças Empresariais.

Orientador: Prof. Dr. Arnaldo R. A. Vallim Filho

Co-Orientador: Prof. Dr. José Carlos Tiomatsu Oyadomari

SÃO PAULO

2023

Elaborado pelo Sistema de Geração Automática de Ficha Catalográfica da Mackenzie com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

T627m	<p>Toaldo, Alexsandro.</p> <p>Uma metodologia de aprendizagem de máquina como suporte para a controladoria industrial identificar impactos de condições de produção em perdas de eficiência : [recurso eletrônico] uma aplicação em um caso real de geração de sucata em linhas de produção / Alexsandro Toaldo.</p> <p>250 KB ; il.</p> <p>Tese (Doutorado Profissional em Controladoria e Finanças Empresariais) - Universidade Presbiteriana Mackenzie, São Paulo, 2023.</p> <p>Orientador(a): Prof(a). Dr(a). Arnaldo Rabello de Aguiar Vallim Filho.</p> <p>Coorientador(a): Prof(a). Dr(a). José Carlos Tiomatsu Oyadomari.</p> <p>Referências Bibliográficas: f. 156-168.</p> <p>1. Aprendizado De Máquina. 2. Planejamento Estatístico De Experimentos. 3. Pesquisa Intervencionista. 4. Eficiência De Processos. 5. Sucata De Alumínio. I. Vallim Filho, Arnaldo Rabello de Aguiar, <i>orientador(a)</i>. II. Oyadomari, José Carlos Tiomatsu, <i>coorientador(a)</i>. III. Título.</p>
-------	--


Bibliotecário(a) Responsável: Jaqueline Bay Inácio Duarte - CRB 8/9509

ALEXSANDRO TOALDO

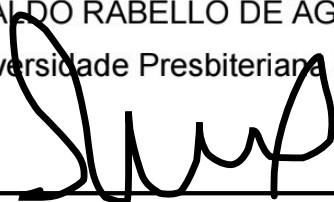
UMA METODOLOGIA DE APRENDIZAGEM DE MÁQUINA COMO SUPORTE
PARA A CONTROLADORIA INDUSTRIAL IDENTIFICAR IMPACTOS DE
CONDIÇÕES DE PRODUÇÃO EM PERDAS DE EFICIÊNCIA: UMA
APLICAÇÃO EM UM CASO REAL DE GERAÇÃO DE SUCATA EM LINHAS
DE PRODUÇÃO

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Finanças Empresariais da Universidade Presbiteriana Mackenzie, como requisito parcial à obtenção de título de Doutor em Controladoria e Finanças Empresariais.

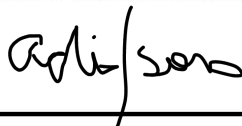
Aprovado em: 28 DE SETEMBRO DE 2023

BANCA EXAMINADORA


Prof. Dr. ARNALDO RABELLO DE AGUIAR VALLIM FILHO
Universidade Presbiteriana Mackenzie



Prof. Dr. OCTAVIO RIBEIRO DE MENDONCA NETO
Universidade Presbiteriana Mackenzie



Prof. Dr. ADILSON CARLOS YOSHIKUNI
Universidade Presbiteriana Mackenzie



Prof. Dr. MARCOS REINALDO SEVERINO PETERS
Fundação Escola de Comércio Álvares Penteado



Prof. Dr. FERNANDO DE ALMEIDA SANTOS
Pontifícia Universidade Católica de São Paulo



UNIVERSIDADE PRESBITERIANA MACKENZIE

Pró-Reitoria de Pesquisa e Pós-Graduação
Coordenadoria Geral de Pós-Graduação *Stricto Sensu*



Dedicatória

Dedico esta pesquisa aos meus pais, responsáveis por me trazer à vida. A minha nona Gioconda (*in memorian*) por ajudar em minha criação. A minha família amada: Roberta Ferreira Toaldo, esposa e parceira da vida e ao meu pequeno filho, Joaquim F. de N. Toaldo Neto. Muito obrigado pelo amor e toda compreensão durante a jornada do doutorado.



UNIVERSIDADE PRESBITERIANA MACKENZIE

Pró-Reitoria de Pesquisa e Pós-Graduação
Coordenadoria Geral de Pós-Graduação *Stricto Sensu*



“Assim diz o **SENHOR**: Não se glorie o sábio na sua sabedoria, nem o forte em sua força, nem o rico em sua riqueza; mas quem se gloriar, glorie-se nisso: em compreender-me e conhecer-me, pois Eu sou o **SENHOR**, que hajo com lealdade, com justiça e com retidão sobre toda a terra, pois é dessas coisas que me agrado”.

(Jr 9:23-24-NVI)



Agradecimentos

Meus agradecimentos vão a todos aqueles que, com seus conhecimentos teóricos e práticos, contribuíram para a conclusão de mais uma etapa da vida acadêmica e profissional.

Desta forma, meu primeiro agradecimento é a Deus Pai Todo Poderoso, pois Nele encontrei força, resiliência, sabedoria, discernimento e perseverança para a realização deste projeto.

À minha família, amada esposa e filho, Roberta Ferreira Toaldo e Joaquim Ferreira de Novaes Toaldo Neto; minha base estrutural e fortaleza, cujo amor, paciência, muita compreensão e apoio incondicional contribuíram para a concretização desta jornada.

Agradeço à Universidade Presbiteriana Mackenzie, por meio do Magnífico Reitor, Prof. Dr. Marco Tullio de Castro Vasconcelos, e Pró-reitor de Pesquisa e Pós-Graduação, Prof. Dr. Felipe Chiarello de Souza Pinto.

Ao Diretor do Centro de Ciências Sociais e Aplicadas da Universidade Presbiteriana Mackenzie, Prof. Dr. Claudio Parisi.

Ao Coordenador Geral do Programa de Pós-Graduação *Stricto Sensu* em Controladoria e Finanças Empresariais, Prof. Dr. José Carlos Tiomatsu Oyadomari, pela excelência do ensino e importante difusão da Pesquisa Intervencionista no Brasil.

Ao meu orientador, Professor Dr. Arnaldo Rabello de Aguiar Vallim Filho pelo grande privilégio de receber seus valiosos ensinamentos durante essa jornada sobre estatística, *business intelligence*, *data mining* e *machine learning*: primordiais para a execução deste trabalho.

Aos meus professores, mestres e doutores, cuja orientação foi essencial para que eu superasse minhas fraquezas em busca do meu objetivo. Especialmente quero agradecer aos Professores Doutores Octavio Ribeiro de Mendonça Neto, pelas valiosas orientações na publicação de um artigo científico durante a condução do doutorado e ao Prof. Dr. Marcos Reinaldo Severino Peters, pela amizade de longos anos, que acompanha meu desenvolvimento acadêmico e profissional desde o tempo de mestrado, sempre trazendo *insights* valiosos no dia a dia.

Finalmente, a todos os meus colegas do doutorado, que me propiciaram momentos de alegria, reflexões, descontração e trocas valiosas de experiência durante este período. Muito obrigado!



Resumo

Propósito – Esta tese apresenta a proposta de uma metodologia, com o desenvolvimento de uma pesquisa intervencionista, através de um experimento de campo em uma indústria no segmento de embalagens (latas) *premium* de alumínio, localizada nos Estados Unidos.

Desenho/Método/Abordagem: Este estudo é baseado na pesquisa intervencionista, que é um tipo de experimento de campo onde o pesquisador não tem controle total sobre o experimento e busca experimentar por meio da observação, atuando em conjunto com a organização anfitriã. Foram desenvolvidos experimentos com modelos preditivos de *Machine Learning (ML)*, baseados em árvores, tais como: árvores de decisão (*decision tree - DT*), floresta aleatória (*random forest - RF*) e árvores impulsionadas por gradiente (*gradient boosted tree - GBT*). Além disso, foi explorado também o algoritmo de redes neurais artificiais (*artificial neural net - ANN*), por ser muito utilizada com sucesso em diferentes tipos de problemas."

Resultados: Os resultados dos modelos se mostraram promissores, atingindo acurácias em suas predições, da ordem acima de 90%, e definindo de forma objetiva um rank para as variáveis que causam maior impacto na perda de matéria-prima, indicando que os experimentos poderiam ser expandidos para outras linhas de produção e/ou produtos. Em uma segunda fase do estudo foi desenvolvido um experimento de campo, dentro dos padrões estatísticos do *DOE – Design of Experiments*, que confirmou os achados dos modelos preditivos de *ML*.

Limitação da Pesquisa/Implicações: A principal limitação foi a amostra utilizada no experimento de campo, correspondente a uma linha de produção e experimento em dois produtos específicos por um curto espaço de tempo. Pesquisas futuras envolvem estudos longitudinais para avaliar os resultados da pesquisa intervencionista.

Implicações Práticas: A pesquisa contribui tanto em relação à questão prática quanto a acadêmica. Apesar de amplamente utilizadas em diferentes áreas, as pesquisas intervencionistas e experimento de campo ainda apresentam uma lacuna importante nas ciências sociais, principalmente na controladoria de processos industriais. O modelo apresentado pode ser replicado em uma escala maior, na própria empresa em outras linhas de produção, bem como em empresas do mesmo segmento ou ainda naquelas empresas que estejam passando por desafios de eficiência em seus processos produtivos.

Palavras-Chave: Aprendizado de Máquina, Planejamento Estatístico de Experimentos, Pesquisa Intervencionista, Eficiência de Processos, Sucata de Alumínio.



Abstract

Purpose: This thesis presents the proposal of a methodology, with the development of interventionist research, through a field experiment in an industry in the premium aluminum packaging (cans) segment, located in the United States.

Design/Method/Approach: This study is based on interventionist research, which is a type of field experiment where the researcher does not have complete control over the experiment and seeks to experiment through observation, working together with the host organization. Experiments were developed with predictive Machine Learning (ML) models, based on trees, such as: decision trees (decision tree - DT), random forest (random forest - RF) and gradient boosted trees (GBT). In addition, the artificial neural network algorithm (artificial neural net - ANN) was also explored, as it is widely used successfully in different types of problems."

Results: The results of the models were promising, achieving accuracy in their predictions of the order above 90%, and objectively defining a rank for the variables that cause the greatest impact on the loss of raw material, indicating that the experiments could be expanded to other production lines and/or products. In a second phase of the study, a field experiment was developed, within the statistical standards of the DOE – Design of Experiments, which confirmed the findings of the ML predictive models.

Research Limitation/Implications: The main limitation was the sample used in the field experiment, corresponding to a production line and experiment on two specific products for a short period of time. Future research involves longitudinal studies to evaluate the results of interventional research.

Practical Implications: The research contributes to both practical and academic issues. Despite being widely used in different areas, interventionist research and field experiments still present an important gap in social sciences, especially in the control of industrial processes. The model presented can be replicated on a larger scale, in the company itself on other production lines, as well as in companies in the same segment or in those companies that are experiencing efficiency challenges in their production processes.

Keywords: Machine Learning, Statistical Experiment PLANNing, Interventional Research, Process Efficiency, Aluminum Scrap.



Lista de Figuras

Figura 1: <i>Inquiry Process</i> transforma dúvida em crença	30
Figura 2: <i>Inquiry Process</i> transforma uma situação indeterminada em reunificada.....	30
Figura 3: O processo de <i>KDD</i>	36
Figura 4: Esquema de uma prensa de extrusão indireta.	56
Figura 5: Modelo de matriz de aço utilizado na prensa de extrusão (" <i>press machine</i> ")	69
Figura 6: Fases do processo na fabricação de latas de aerossóis em alumínio	70
Figura 7: O processo de fabricação de latas de bebidas em alumínio.....	71
Figura 8: Índice de Reciclagem de Latas de Alumínio para Bebidas 2009 a 2020	74
Figura 9: Escultura feita em alumínio, representando o símbolo internacional da reciclagem do metal em Pindamonhangaba	75
Figura 10: Relações existentes no processo de extrusão da prensa	79
Figura 11: O ciclo de vida do alumínio.....	83
Figura 12: Sistema de ciclo de vida do produto em circuito fechado na abordagem 6R	84
Figura 13: Processo de treinamento supervisionado.....	91
Figura 14: Exemplo de árvore de decisão	93
Figura 15: Modelo geral de um sistema ou processo	98
Figura 16: Tripé da intervenção e tese do doutorado.....	112
Figura 17: Processo de DT no RM	126
Figura 18: Processo de RF no RM.....	127
Figura 19: Processo de GBT no RM.....	129
Figura 20: Processo de ANN no RM.....	130
Figura 21: Modelo geral de um sistema ou processo.....	147



Lista de Tabelas

Tabela 1: Comparação dos perfis dos <i>controllers</i>	44
Tabela 2: Classificações de extrudabilidade.....	57
Tabela 3: Ligas de alumínio comumente usadas para vários produtos extrudados	58
Tabela 4: Valores típicos de temperatura do tarugo e velocidade de extrusão de algumas ligas mais duras.....	62
Tabela 5: Negócios atuados pela empresa e % de scrap gerado no processo produtivo:	109
Tabela 6: Variáveis no processo produtivo de latas de bebidas com 28mm e 38mm.....	116
Tabela 7: Discretização da Variável <i>scrap</i> % - Definição de Faixas.....	120
Tabela 8: Parâmetros utilizados na Árvore de Decisão - latas de 28mm e 38mm.....	126
Tabela 9: Parâmetros utilizados na Floresta Aleatória - latas de 28mm e 38mm.....	128
Tabela 10: Parâmetros utilizados para o Modelo GBT para as latas de 28mm e 38mm.....	129
Tabela 11: Parâmetros utilizados nas Redes Neurais para as latas de 28mm e 38mm	131
Tabela 12: Exemplo de Matriz de Confusão	132
Tabela 13: Apresentação das resultados de <i>accuracy</i> e <i>kappa</i> para cada técnica no RM para as latas de 28mm	134
Tabela 14: Apresentação das resultados de <i>accuracy</i> e <i>kappa</i> para cada técnica no RM para as latas de 38mm	134
Tabela 15: <i>Recall</i> - Latas de 28mm	135
Tabela 16: <i>Recall</i> - Latas de 38mm	135
Tabela 17: <i>Precision</i> - Latas de 28mm	135
Tabela 18: <i>Precision</i> - Latas de 38mm	135
Tabela 19: Estrutura do Experimento de Campo.....	150
Tabela 20: Matriz Experimental e Percentual de Sucata (scrap) Gerada	150
Tabela 21: Tabela ANOVA a um Fator (<i>one-way</i>).....	151
Tabela 22: Tabela ANOVA a dois Fatores (<i>two-way</i>).....	152
Tabela 23: Tabela ANOVA a dois Fatores com Interação entre Fatores	152
Tabela 24: Tabela ANOVA a três Fatores (<i>three-way</i>).....	153
Tabela 25: Tabela ANOVA a três Fatores com Interação entre Fatores	153



Lista de Fotos

Foto 1: Fachada e entrada da empresa objeto da intervenção	107
Foto 2: da esquerda para a direita: Alessandro Toaldo, pesquisador; Prof. Dr. Arnaldo Rabello de Aguiar Vallim Filho, Orientador; e Prof. Dr. José Carlos Tiomatsu Oyadomari, Co-orientador	109
Foto 3: da esquerda para a direita: Brandon Smith, Engenheiro de Qualidade; Jeremy Jones, Gerente de Qualidade e Excelência Operacional; e Michael Wood, Gerente de Fábrica	110
Foto 4: Visão geral da entrada da fábrica.....	111
Foto 5: Produtos objeto desta análise de intervenção	111
Foto 6: Processo de geração de scrap de alumínio	112



Lista de Gráficos

Gráfico 1: Histograma da geração de <i>scraps</i> para as latas de 28mm.....	119
Gráfico 2: Histograma da geração de <i>scraps</i> para as latas de 38mm.....	119
Gráfico 3: Peso das variáveis DT - 28mm	136
Gráfico 4: Peso das variáveis RF - 28mm.....	137
Gráfico 5: Peso das variáveis GBT - 28mm.....	137
Gráfico 6: Peso das variáveis ANN - 28mm	138
Gráfico 7: Peso das variáveis DT - 38mm	139
Gráfico 8: Peso das variáveis RF - 38mm.....	139
Gráfico 9: Peso das variáveis GBT - 38mm.....	140
Gráfico 10: Peso das variáveis ANN - 38mm	140
Gráfico 11: Evolução de <i>turn over</i> de funcionários.....	142
Gráfico 12: Evolução das posições em aberto no chão de fábrica.....	143



Lista de Abreviatura e Siglas

Sigla	Significado
A1	TURNO DE TRABALHO A1
A2	TURNO DE TRABALHO A2
ABAL	ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DOS FABRICANTES DE LATAS DE ALUMÍNIO
AC	ÁREA DO RECIPIENTE
AE	ÁREA DE EXTRUSÃO
AL	ALUMÍNIO
<i>ALE</i>	<i>ARBITRARY LAGRANGIAN-EULERIAN</i> (ALGORÍTIMO)
AlMgSi	TIPO DE LIGA DE ALUMÍNIO
<i>ANN</i>	<i>ARTIFICIAL NEURAL NET</i>
ANOVA	ANÁLISE DE VARIÂNCIA
B1	TURNO DE TRABALHO B1
B2	TURNO DE TRABALHO B2
<i>BP</i>	<i>BUSINESS PARTNER</i>
C4.5, CART	<i>CLASSIFICATION AND REGRESSION TREES</i> (TIPO DE ALGORÍTIMO)
CCD	DIÂMETRO DO CÍRCULO CIRCUNSCRITO
CEP	CONTROLE ESTATÍSTICO DE PROCESSO
<i>CFO</i>	<i>CHIEF FINANCIAL OFFICER</i>
CHAID	CHI SQUARE AUTOM. INTERACTION DETECTION (TIPO DE ALGORÍTIMO)
CMI	ASSOCIAÇÃO DE ALUMÍNIO, O INSTITUTO DE FABRICANTES DE LATAS
CO2	DIÓXIDO DE CARBONO
<i>DD</i>	<i>DUE DATE</i>
<i>DL</i>	<i>DEEP LEARNING</i>
DOE	DELINEAMENTO DE EXPERIMENTOS
<i>DT</i>	<i>DECISION TREE</i>
<i>EAA</i>	<i>EUROPEAN ALUMINIUM ASSOCIATION</i>
EMIC	A ABORDAGEM ÊMICA INVESTIGA COMO AS PESSOAS LOCAIS PENSAM
ER	RAZÃO DE EXTRUSÃO



ETIC	A ABORDAGEM ÉTICA (ORIENTADA A CIENTISTAS)
FEM	MÉTODO DE ELEMENTO FINITO
<i>FN</i>	<i>FALSE NEGATIVES</i>
<i>FP</i>	<i>FALSE POSITIVES</i>
<i>GBT</i>	<i>GRADIENT BOOSTED TREE</i>
ICC	INSUFICIÊNCIA CARDÍACA CRÔNICA
IDS	INDICADORES DE DESENVOLVIMENTO SUSTENTÁVEL
<i>IMA</i>	<i>THE ASSOCIATION OF ACCOUNTANTS AND FINANCIAL PROFESSIONALS IN BUSINESS</i>
IOS	TIPO DE ÍNDICE DE CERTIFICAÇÃO DE EMPRESAS
<i>ISO</i>	<i>INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION</i>
ISRI	INDÚSTRIAS DE RECICLAGEM DE SUCATA
<i>KDD</i>	<i>KNOWLEDGE DISCOVERY IN DATABASES</i>
LTI	TAXA DE INCIDENTES COM TEMPO PERDIDO
<i>MES</i>	<i>MANUFACTURING EXECUTION SYSTEM</i>
Mg	MAGNÉSIO
MIL-STD	TIPO DE PROCESSOS DE AMOSTRAGEM USADOS NA ANÁLISE ESTATÍSTICA
<i>ML</i>	<i>MACHINE LEARNING</i>
OSHA	ADMINISTRAÇÃO DE SEGURANÇA E SAÚDE OCUPACIONAL
PLC	CONTROLE LÓGICO PROGRAMÁVEL
QP	QUESTÃO DA PESQUISA
<i>RF</i>	<i>RANDOM FOREST</i>
RM	RAPID MINER (SOFTWARE)
RR&E	FUNÇÃO, RESPONSABILIDADES E EXPECTATIVAS
SCC	CORROSÃO SOB TENSÃO
T	TEMPERATURA
TE	TEMPERATURA DE EXTRUSÃO
<i>TN</i>	<i>TRUE NEGATIVES</i>
<i>TP</i>	<i>TRUE POSITIVES</i>



UNIVERSIDADE PRESBITERIANA MACKENZIE

Pró-Reitoria de Pesquisa e Pós-Graduação
Coordenadoria Geral de Pós-Graduação *Stricto Sensu*



<i>TQM</i>	<i>TOTAL QUALITY MANAGEMENT</i>
TRI	TAXA TOTAL DE INCIDENTES REGISTRÁVEIS
V	VELOCIDADE
VE	VELOCIDADE DE EXTRUSÃO
VR	VELOCIDADE DO PISTÃO
XML	LINGUAGEM DE PROGRAMAÇÃO



Sumário

1	INTRODUÇÃO	19
1.1	O papel do <i>controller</i> como <i>business partner</i> nas organizações	20
1.2	Pergunta de Pesquisa	21
1.3	Objetivos.....	21
1.4	O problema desta tese de doutorado.....	23
1.5	Hipóteses de pesquisa.....	24
1.6	Contribuições desta tese de doutorado.....	25
1.7	Estrutura da tese de doutorado	26
2	METODOLOGIA	27
2.1	<i>Inquire process</i>	27
2.1.1	Crença, dúvida e situação.....	28
2.1.2	Tipos de inferência: Abdução, dedução e indução	33
2.1.3	Abdução	34
2.2	Método de análise de dados - <i>KDD</i>	36
3	REVISÃO DA LITERATURA	42
3.1	A Controladoria atuando como <i>Business Partner (BP)</i> nas decisões dos negócios	42
3.2	Controle Estatístico de Processo (CEP).....	44
3.3	O processo de extrusão	48
3.3.1	Classificação do processo de extrusão	50
3.3.2	Ligas de alumínio e extrudabilidade	56
3.3.3	Ligas de alumínio utilizadas para tubos e canos.....	58
3.3.4	Principais variáveis em um processo de extrusão.....	59
3.3.5	Relação de extrusão	60
3.3.6	Temperatura da extrusão	60
3.3.7	Velocidade da extrusão	61
3.3.8	Parâmetros da extrusão	62
3.3.9	Controle da prensa	62
3.3.10	Variáveis de processo e controle	63
3.3.11	Tratamento térmico.....	64
3.3.12	Processos auxiliares	65
3.4	O desafio de reduzir a produção de sucata no processo de extrusão	65
3.5	A Teoria do Caos/Complexidade	76
3.6	A preocupação com o Meio Ambiente e Sustentabilidade	80



3.7	Aplicações de <i>Machine Learning (ML)</i> para melhorar a eficiência em processos produtivos	86
3.7.1	Reunindo as informações	87
3.7.2	Machine Learning (ML).....	88
3.7.3	Árvore de Decisão (DT).....	91
3.7.4	Redes Neurais Artificiais (ANN).....	94
3.8	Delineamento de Experimentos (DOE)	96
3.9	Projetos de experimentos	97
3.9.1	Conceitos básicos do DOE.....	99
3.9.2	Tipos de Planejamentos de experimentos	101
4	DIAGNÓSTICO E ANÁLISE DE INTEGRAÇÃO.....	105
4.1	ETAPA 1- Diagnóstico.....	105
4.1.1	Chamada para a colaboração	105
4.1.2	Diagnóstico preliminar.....	106
4.2	ETAPA 2 - Pré-intervenção	106
4.3	ETAPA 3: Intervenção.....	107
4.3.2	Portfólio de produtos.....	107
4.3.3	Inovação	107
4.3.4	Sustentabilidade.....	108
4.3.5	Ética e integridade	108
4.3.6	Visão, Missão e Valores.....	108
4.3.7	Subsidiária escolhida para a intervenção.....	109
4.3.8	Pessoas	109
4.3.9	Linha de produção e seus processos	110
4.3.10	Triapé da intervenção e tese de doutorado.....	112
5	CASO REAL: PROCESSO INDUSTRIAL DE EXTRUSÃO DE LATAS DE ALUMINIO	113
5.1	Descrição do processo de extrusão.....	113
5.1.1	A extrusão do alumínio	113
5.1.2	O processo de operar uma prensa de extrusão no chão de fábrica.....	114
5.1.3	Pessoas operando a prensa de extrusão.....	114
5.1.4	Velocidade da linha de produção.....	115
5.1.5	Tamanho, espessura e formato das latas de alumínio para latas de bebidas.....	115
5.2	Aplicação da Metodologia Proposta.....	116
5.2.1	Fase 1: Mapeamento de Variáveis	116



5.2.2	Fase 2: Hipótese da Pesquisa.....	117
5.2.3	Fase 3: Coleta, Preparação e Transformação de Dados	117
5.2.4	Fase 4: Modelagem Preditiva	120
5.2.5	Fase 5: Aplicação em um Caso Real e Identificação do Impacto das Variáveis	124
6	PESQUISA INTERVENCIONISTA	144
6.1	Etapas da Pesquisa Intervencionista Proposta.....	144
6.2	Experimento de Campo: Base Técnica	146
7	EXPERIMENTO DE CAMPO E AVALIAÇÃO DE RESULTADOS	149
7.1	ETAPA 4: Experimento de Campo	149
7.1.1	Definição de Datas para o Experimento de Campo	149
7.1.2	Identificação dos Fatores de Controle.....	149
7.1.3	Estrutura do Experimento de Campo	149
7.1.4	Execução do DOE.....	150
7.2	ETAPA 5: Análise de Resultados do Experimento	151
8	CONCLUSÃO E PESQUISAS FUTURAS	154
9	REFERÊNCIAS.....	156



1 INTRODUÇÃO

A eficiência e a preocupação com a sustentabilidade ao meio ambiente desempenham um papel importante dentro das organizações, tanto para salvaguardar o meio ambiente, por meio da consciência de poder e da sociedade, quanto à competitividade das empresas (Balasundar; Raghu, 2010; Eivani; Zhou, 2017). A sustentabilidade ambiental nos processos de produção é uma questão central e marcante, e as principais preocupações estão relacionadas ao uso mais eficiente de materiais e energias (Qamar; Arif; Sheikh, 2004).

A gestão ao longo de sua evolução tornou-se mais complexa, e está presente nas organizações e nos negócios como um desafio (Yu; Zhao; Chen, 2016). Portanto, a gestão eficiente, é cada vez mais, vista como fonte de vantagem competitiva para qualquer organização (Tibbetts; Wen, 1998), e decisões otimizadas tornam-se um forte argumento competitivo e de extrema importância para os gestores, a fim de garantir o lucro e a sustentabilidade da empresa.

A indústria do alumínio é uma consumidora intensiva de recursos naturais, e tem um papel importante nas mudanças ambientais ao redor, às vezes com impacto negativo no meio ambiente. Apesar do impacto ambiental, a extrusão é um dos principais processos de configuração de metais. É um processo tecnológico de deformação plástica, em que o material, sujeito a altas pressões, é forçado a passar pelos orifícios de uma matriz (Chang; Shih; Tzou, 2015). A extrusão é utilizada para transformar um lingote em um produto útil, com o tamanho e forma exigidos, permitindo a fabricação de componentes de geometria muito variada, com aplicação em inúmeras indústrias e aproveitando uma ampla gama de materiais metálicos, dos quais se destacam, pela sua importância, ligas de alumínio (Chang, Shih; Tzou, 2015).

O alumínio (elemento químico com símbolo Al) é um metal obtido a partir do minério denominado bauxita, e está à disposição da indústria há mais de 150 anos. Sendo o metal mais abundante na crosta terrestre, que constitui cerca de 8,5% (Qamar; Pervez; Chekotu, 2018), em sua forma pura, esse metal é flexível e maleável. A maioria dos elementos de metal forma ligas de alumínio. Porém, quando conectado a outros elementos, sua resistência pode ser cinquenta vezes maior do que em sua forma pura. As ligas de alumínio podem ser divididas em ligas para fundição e em ligas para trabalho mecânico, e podem ser tratadas termicamente (Yi *et al.*, 2018).

A variação de aplicações é evidenciada pelo fato de que os perfis de alumínio podem ter impacto na construção sustentável, principalmente na área de automação residencial e energias



renováveis (Saha, 2000a). As propriedades das formas de alumínio extrudado são muito afetadas pela maneira como o metal flui durante a extrusão. Uma característica que identifica este metal é que as ligas de alumínio para trabalho mecânico são classificadas de acordo com sua composição, utilizando uma designação de quatro dígitos. O primeiro dígito indica o elemento principal da liga, e o dígito 1 é reservado para o alumínio não limitado. Os dois últimos dígitos indicam a liga de alumínio, ou para puro alumínio, o grau de pureza. O segundo dígito indica as modificações da composição original da liga ou limites de impurezas (Yi *et al.*, 2018).

Ao longo do tempo, as ligas de alumínio foram amplamente estudadas e desenvolvidas. Um fator para que isso aconteça são suas propriedades excepcionais: flexível e versátil; robusto e durável; inovador e acessível; prático e eficaz; condutor térmico e isolante acústico; fácil de reciclar (Qamar; Pervez; Chekotu, 2018; Chang; Shih; Tzou, 2015; Ikumapayi *et al.*, 2019).

1.1 O papel do *controller* como *business partner* nas organizações

O papel do *controller* está evoluindo para incluir atividades de maior valor agregado e uma visão mais estratégica. Um estudo do IMA (*The Association of Accountants and Financial Professionals in Business*), “*Evolving Role of the Controller*”, indica que os *controllers* estão presenciando uma demanda crescente para aplicar habilidades estratégicas e inovadoras (79% dos entrevistados), e fornecer análises mais estratégicas (76% dos entrevistados) (IMA, 2013).

Percebe-se que, em um local de trabalho moderno, os *controllers* estão contribuindo com seus conhecimentos e talentos, utilizando novas maneiras para demonstrar sua liderança e ajudar a impulsionar o sucesso de suas empresas. Estão, portanto, respondendo à mudança de expectativa, colocando uma ênfase maior na agregação de valor às suas organizações. Além disso, participam cada vez mais da análise e formulação de soluções para questões estratégicas, investem tempo promovendo melhorias de produtividade e, em geral, usam sua experiência e habilidades para ajudar os negócios. Dependendo do tamanho e estrutura das organizações, o *controller* assume o papel de *CFO*. O executivo financeiro (*controller* e/ou *CFO*) que assume um papel de liderança em sua organização precisa se tornar um *business partner* mais estratégico do que no passado. A maioria dos *controllers* estão cientes dessa importante movimentação, mas muitos não sabem exatamente o que isso significa na prática, ou como fazer a mudança de fato.



Para auxiliar nesse processo de evolução do papel do *controller*, tem-se um conjunto de técnicas de Ciência de Dados, em particular, os algoritmos de *Machine Learning (ML)*, que podem representar uma importante ferramenta de apoio às decisões que o *controller* deve tomar.

Esta tese trata desta questão, procurando apresentar uma metodologia baseada em técnicas de *ML* para dar suporte à Controladoria Industrial. A tese mostra como, com o apoio de *ML*, é possível identificar condições do ambiente de produção que estejam levando a perdas de eficiência nos processos produtivos, especialmente, perdas de matéria prima, e mostra quais são os fatores mais relevantes que estão levando àqueles níveis de perda.

Em face destas considerações, é possível se estabelecer uma pergunta de pesquisa para o estudo, assim como, os seus objetivos, os quais serão apresentados nas próximas subseções.

1.2 Pergunta de Pesquisa

A partir dessa ideia principal de uso de *ML* como apoio à Controladoria, esta subseção apresenta a questão de pesquisa (QP) que impulsionou o desenvolvimento deste estudo.

QP:

Seria viável desenvolver uma metodologia voltada para a construção de um modelo preditivo baseado em *ML*, e em variáveis associadas às condições de um ambiente industrial, para prever os fatores associados a ineficiências em um processo produtivo e o nível de impacto de cada fator? Quais seriam as fases, técnicas, algoritmos e variáveis a serem considerados no modelo, a fim de constituir uma metodologia e um modelo consistente?

Conforme essa pergunta de pesquisa, deve-se definir as fases, técnicas e algoritmos que devem ser utilizados no processo de modelagem, com base em variáveis relacionadas ao processo produtivo em estudo. Com isto, pode-se definir os objetivos do estudo, que são apresentados a seguir.

1.3 Objetivos

Com base na QP, o objetivo deste estudo, portanto, é propor todo o processo de desenvolvimento e aplicação de uma modelagem preditiva, que possa se constituir em uma metodologia para ser aplicado em diferentes instâncias, e que deve ser desenvolvido por meio de técnicas de *ML*. O modelo deverá prever os fatores de um dado ambiente de produção que podem gerar impactos negativos na eficiência de um processo objeto do estudo, e indicar o peso de cada fator nesse impacto.



Assim, como objetivos específicos do estudo, devem ser abordados os seguintes aspectos:

- a) Apresentar as fases para alcançar um processo eficaz de modelagem preditiva;
- b) Identificar as variáveis a serem consideradas no modelo preditivo com base em critérios de impacto das variáveis nos resultados do processo produtivo em estudo;
- c) Apresentar os algoritmos de *ML* a serem aplicados na construção dos modelos preditivos;
- d) Desenvolver estratégias e técnicas para treinar, validar e testar os modelos;
- e) A partir dos modelos validados, definir mecanismos para prever o nível de impacto das variáveis consideradas na redução de eficiência do processo produtivo em estudo;
- f) Aplicar a metodologia e modelos em um caso do mundo real.

A tese apresenta o detalhamento da proposta metodológica e uma aplicação da metodologia em um caso do mundo real, em que o *controller* da empresa objeto deste trabalho investiu parte do seu tempo para entender em detalhes o processo industrial da fabricação de latas de bebidas em alumínio, buscando identificar as variáveis que poderiam contribuir para a geração de *scrap* no processo da prensa de extrusão. A aplicação centrou-se, assim, na otimização de processos avançados de extrusão de alumínio na prensa de extrusão do alumínio.

A abordagem utilizada foi a de desenvolver modelos preditivos de *ML* para prever o nível de sucata que seria gerado no processo produtivo. Uma vez que os modelos tenham sido devidamente validados, foram identificadas as variáveis mais relevantes de cada modelo, e o seu nível de contribuição para a geração de sucata, o que possibilita uma intervenção direcionada no processo, de forma a reduzir o nível de sucata.

Nessa aplicação foram exploradas diferentes técnicas de *ML*, tendo-se obtido resultados de alta acurácia. Foram desenvolvidos experimentos com modelos preditivos de *ML*, baseados em árvores, tendo sido exploradas as técnicas de árvores de decisão (*decision tree - DT*), floresta aleatória (*random forest - RF*) e árvores impulsionadas por gradiente (*gradient boosted tree - GBT*), e foi ainda experimentada a técnicas de redes neurais artificiais (*artificial neural net*). O objetivo dos modelos era prever o nível de perda de matéria prima que iria se transformar em sucata (*scrap*), bem como, o nível de importância de cada variável considerada no modelo, representado por um peso, nessa geração de sucata.



Os resultados dos modelos se mostraram promissores, atingindo acurácias em suas predições, acima de 90%, e definindo de forma objetiva um *rank* para as variáveis que causam maior impacto na perda de matéria-prima, gerando *scrap*. Em face desses resultados satisfatórios, pode-se entender como uma indicação de que os experimentos poderiam ser expandidos para outras linhas de produção e/ou produtos.

Em termos de estrutura desta tese, tem-se além desta seção introdutória, mais sete seções. Na seção 2 será apresentada a metodologia aplicada. Na seção 3, uma discussão de trabalhos correlatos a esta pesquisa. Em seguida, na seção 4, descreve-se o diagnóstico e análise de integração. Na seção 5, apresenta-se a aplicação da proposta no caso real estudado, na seção 6 apresenta-se a pesquisa intervencionista. Na seção 7, apresenta-se o experimento de campo e avaliação dos resultados. Ao final, tem-se uma seção de conclusão e recomendações para trabalhos futuros.

1.4 **O problema desta tese de doutorado**

Os problemas de otimização surgem em vários domínios econômicos, apesar do alto volume e variedade de estudos encontrados na literatura, poucos deles retratam sua resolução com dados reais do setor metalúrgico.

A maioria dos trabalhos encontrados na literatura utiliza dados simulados, pois as abordagens tradicionais que simulam todo o processo de extrusão costumam envolver alto custo e são de extensa duração (Qamar; Arif; Sheikh, 2004). Assim, a possibilidade de trabalhar um problema real da indústria do alumínio, com dados reais fornecidos pela empresa, torna este projeto relevante.

O crescente número de publicações e estudos direcionados à indústria do alumínio deixa clara sua importância ao longo dos anos. A credibilidade do setor de alumínio depende da sustentabilidade ambiental embutida em todo o processo produtivo, sendo que, as principais preocupações dizem respeito ao uso eficiente de materiais e energia (Arif *et al.*, 2002; Balasundar; Raghu, 2010).

Desta forma, é cada vez mais reconhecido que o processo deve ser controlado para garantir as especificidades do produto e do cliente, bem como a produção mínima de sucata (Sheppard; Tunnicliffe; Patterson, 1982).



As especificidades da indústria requerem o desenho de uma solução à medida, e a presente tese de doutorado fornece aos operadores e gestores indicadores adequados que permitem controlar o processo de extrusão através da extrusão crítica (ou outras variáveis identificadas), responsáveis pelos excessos de desperdícios e defeitos, de forma a aumentar a produtividade.

Não menos importante, as três principais correntes no desenvolvimento da estratégia ambiental de hoje são apontadas por (Paraskevas *et al.*, 2015): produção mais limpa, eco indústria e economia circular. Os três enfocam a inevitabilidade e a racionalidade de estender a gestão ambiental a todos os aspectos relevantes da organização, grupo empresarial e economia nacional.

Desta forma, é importante destacar que na indústria metalúrgica, a questão ambiental é cada vez mais analisada, e o controle dos impactos ambientais negativos é fundamental, preservando o consumo de energia e recursos naturais (Balasundar; Raghu, 2010).

1.5 Hipóteses de pesquisa

Para atingir o objetivo proposto, e com base no estudo da literatura, foram formuladas três hipóteses de pesquisa que relacionam a quantidade (Kg) de sucata produzida na produção de cada *slug* (como variável dependente) com as diversas variáveis (independentes) que podem ser ajustadas no processo de fabricação de latas, tais como:

- *Line*
- *Opening – Drawing*
- *Work Order*
- *Slug Size*
- *Shift Start Date & Time*
- *FG Description*
- *Crew*
- *Variant Type*
 - *Base Thickness*
 - *Bottom Depth*
 - *Ironing Bottom Wall*



- *Ironing Mid Wall*
- *Ironing Top Wall*
- *Press Bottom Wall*
- *Press Top Wall*
- *Trim Length*
- *Extrusion Scrap % Actual*
- *Line Speed Actual*
- *Variable Measurement – Average (que se trata da saída de dados da “Variant Type”)*
 - *Base Thickness*
 - *Bottom Depth*
 - *Ironing Bottom Wall*
 - *Ironing Mid Wall*
 - *Ironing Top Wall*
 - *Press Bottom Wall*
 - *Press Top Wall*

1.6 **Contribuições desta tese de doutorado**

A principal contribuição deste projeto é o desenvolvimento de métodos quantitativos baseados em *ML* que contribuirão para enfrentar o desafio da empresa e, se possível, escalar para outras subsidiárias da empresa e/ou outras indústrias. Levando também em consideração as políticas estratégicas de desenvolvimento econômico e social de eco sustentabilidade, que se dedicam à preservação do meio ambiente e dos recursos naturais. Ainda, espera-se contribuir para a empresa objeto desta intervenção da seguinte forma:

- Melhorar a qualidade do produto de acordo com as especificações do cliente e;
- Aumentar a adequação energética da empresa.

Para tanto, foram desenvolvidos um modelo de otimização e modelos de regressão linear múltipla, utilizando os dados fornecidos pela empresa estudada.

Assim, consideramos a produção contínua dos diversos tipos de *slugs* utilizados pela empresa na fase de extrusão pela prensa.



Especificamente, a empresa busca encontrar uma forma de saber quais valores ótimos atribuir a cada variável no processo da prensa, a fim de diminuir a produção de *scrap* ao longo do processo de extrusão e aumentar a sustentabilidade e eficiência da produção de latas de bebidas. Foca-se ainda, a busca pela eficiência de recursos e durabilidade de materiais e produtos.

Além disso, outro fator importante na otimização de todo o processo é fornecer aos operadores e aos gestores indicadores adequados que permitam o controle do processo produtivo e a identificação de variáveis críticas de extrusão na prensa, responsáveis por excesso de desperdícios e defeitos, a fim de aumentar a produtividade da empresa.

1.7 Estrutura da tese de doutorado

Esta tese de doutorado está organizada em oito capítulos:

- 1) Introdução
- 2) Metodologia
- 3) Revisão da Literatura
- 4) Diagnóstico e Análise de Integração
- 5) Caso Real: Processo Industrial de Extrusão de Latas de Alumínio
- 6) Pesquisa Intervencionista
- 7) Experimento de Campo e Avaliação dos Resultados
- 8) Conclusão e Pesquisa Futura.



2 METODOLOGIA

A metodologia escolhida foi a pesquisa intervencionista. Este estudo usa a abordagem de estudo de caso longitudinal, conforme descrito por (Suomala; Lyly-Yrjänäinen, 2012; Suomala; Lyly-Yrjänäinen; Lukka, 2014).

Essa abordagem é pautada pela busca da resolução de problemas por meio da construção de modelos, diagramas, planos, organizações etc. No entanto, é imprescindível vincular o problema e sua solução ao conhecimento teórico, portanto, os pesquisadores são estimulados a construir novos sistemas contábeis, equilibrar um método de resolução de problemas com possíveis contribuições teóricas (Kasanen; Lukka, 1993).

De acordo com Suomala *et al.* (2010), em essência, esse tipo de pesquisa visa fazer a diferença, portanto, o pesquisador não é discreto ou contido e busca intencionalmente impactar o objeto de estudo para gerar conhecimento (Lukka; Vinnari, 2017; Suomala; Lyly-Yrjänäinen; Lukka, 2014).

Desta maneira, o método colaborativo utilizado para formular as hipóteses desta tese de doutorado foi o *Inquiry Process*. Com os dados levantados, os testes para cada hipótese foram organizados e executados de forma Abdutiva.

2.1 *Inquire process*

Trata-se do processo de pensar, agir e mediar. Segundo Conan Doyle (1894/2007, p. 786 *apud* Lorino, 2018), “Se a arte do detetive começasse e terminasse no raciocínio de uma poltrona, meu irmão seria o maior agente criminoso que já existiu. Mas ele não tem ambição nem energia. Ele nem mesmo se esforçará para verificar sua própria solução”. Essa citação serve como base introdutória ao tema. (Lorino, 2018) diz que um dos esquemas intelectuais mais onipresentes em nossa tradição idealista é o dualismo pensamento/ação, um avatar do dualismo mente/amigo cartesiano que pode assumir muitas formas diferentes: pensamento/ação, decisão/execução, *design*/utilização, planejamento/execução, teoria/prática, etc. O pragmatismo definitivamente rejeita essa dicotomia e considera a ação e o pensamento como duas facetas do mesmo processo, o próprio processo da experiência social e humana e do aprendizado com a experiência. O conceito de hábito como a linguagem tácita que transmite é uma dimensão intrínseca de criação de significado à ação ordinária. Seria contraditório com a



visão processual pragmática considerar os hábitos como entidades estáticas. Como qualquer linguagem, a linguagem dos hábitos evolui continuamente e se adapta a novas classes de situação e novas formas de experiência. Disposicionais e adaptativos, os hábitos são submersos no fluxo da experiência, sempre em movimento. Não é surpresa, então, que autores pragmáticos tenham desenvolvido um complemento conceitual indispensável ao hábito: a investigação. A investigação é o processo social por meio do qual os hábitos são transformados, adaptados, abandonados ou reinventados, começando com os hábitos falhos e levando aos renovados (Melin, 2000; Rumens; Keleman, 2013; Farjoun; Ansell; Boin, 2015; Lorino, 2018).

Um exemplo de aplicação do *inquiry process* é encontrado em Lorino (2018), em que é a apresentado o caso do serviço de cardiologia de um hospital francês, que ambiciosamente decidiu criar a primeira unidade multidisciplinar de insuficiência cardíaca crônica (ICC) do país. Mas seu tratamento médio para os custos foi significativamente maior do que a média nacional, enquanto eles precisavam ser razoavelmente competitivos para obter o financiamento necessário para seu projeto. Assim, o médico, enfermeiros e gerentes do departamento começaram a analisar sua atividade coletiva, formularam hipóteses exploratórias sobre direcionadores de custos, desenvolveram novas medidas de desempenho para validar suas hipóteses, tatearam por algumas conclusões convincentes e iniciaram ações experimentais. Este é um exemplo do processo social de investigação, um processo de ação ponderada e pensamento "atuante".

2.1.1 Crença, dúvida e situação

O primeiro a definir o *inquiry process* foi Pierce em seu modelo de dúvida e crença. Ele fez uma exortação incisiva de Decartes de que, para encontrar verdades absolutas e universais, tudo deve ser submetido à dúvida da consciência. Ele rejeitou a primazia que essa visão cartesiana confere ao pensador duvidoso, isolado do mundo material e social. Em vez disso, ele ancorava sua compreensão da dúvida nas ações locais situadas da vida cotidiana comum, através das quais descobrimos juntos maneiras práticas de lidar com as vicissitudes da vida (Lock *et al*, 2008 *apud* Lorino, 2018).

Pierce adotou a definição de Alexander Bain de uma crença como aquilo sobre o qual alguém está disposto a agir "[a] essência da crença é o estabelecimento de um hábito; e diferentes crenças são distinguidas pelos diferentes modelos de ação a que dão origem" (Pierce,



1931-1958, p. 5.398, *apud* Lorino, 2018). A crença é, portanto, completa e exclusivamente definida pelas ações que ela dá origem; se duas crenças levam às mesmas ações, elas são as mesmas, quaisquer que sejam as diferentes maneiras pelas quais elas são expressas. Pierce opõe a crença à dúvida em alguns pontos em particular: (1) A crença causa e orienta a ação, enquanto a dúvida tende a inibir; (2) acreditar é um estado calmo e satisfatório de adequação entre hábitos e ambiente, enquanto a dúvida é um estado de inadequação entre a experiência em andamento e os hábitos disponíveis, significando que nossas ações encontram alguma forma de resistência, enquanto a crença não inspira qualquer desejo específico de mudá-la, a dúvida leva os agentes a tomar medidas para esclarecê-la: A irritação da dúvida causa uma luta para atingir um estado de crença. Vou denominar essa "indagação de luta" (Pierce, 1992, p.114 *apud* Lorino, 2018).

A crença (não a verdade) é o destino da investigação, enquanto a dúvida é sua força motriz. Hábitos são, simultaneamente, para a investigação:

- seu objeto (hábitos alterados devem ser reconstruídos; por exemplo, no caso hospitalar, o procedimento de admissão no pronto-socorro deve ser modificado);
- um recurso (há hábitos de indagação; por exemplo, no caso do hospital, o uso de chave (números);
- seu resultado (a investigação leva a novos hábitos adaptados; por exemplo, o caso do hospital, o uso generalizado de novos métodos de teste).

A investigação do pragmatismo não é uma experiência subjetiva, mas social plena. O sujeito da dúvida não é visto como um sujeito psíquico, mas como um "organismo" definido como o *locus* dos hábitos sociais que fazem sentido. Não é nem o contexto nem o organismo que são intrinsecamente e positivamente duvidosos. Dúvida e crença caracterizam antes a relação entre o organismo - o *locus* dos hábitos - e seu ambiente.

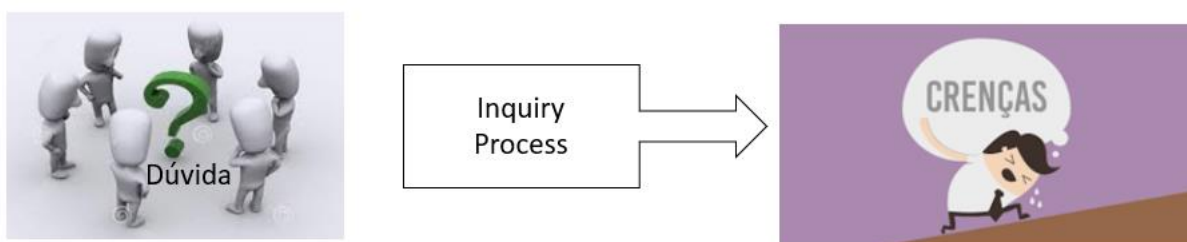
A investigação não adapta unilateralmente os hábitos à experiência ou a experiência aos hábitos, mas age simultaneamente sobre a situação e sobre os hábitos para reconstruir sua relação. É, portanto, um processo evolutivo e formativo no qual os eus e as situações estão mutuamente engajados e sempre em construção (Elkjaer; Simpson, 2011 *apud* Lorino, 2018).

As condições existenciais são ajustadas para restaurar alguma adequação entre os significados habituais e a experiência. A investigação deve, portanto, ser entendida como



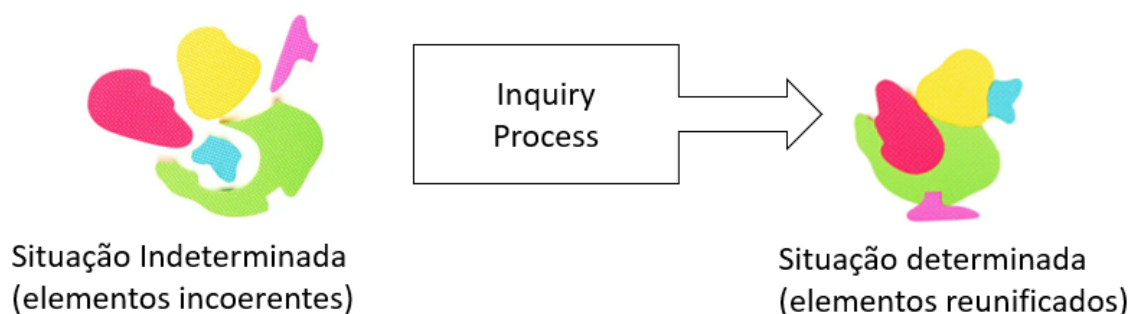
existencial, e não meramente cognitiva; conceito. Na visão de Pierce, qualquer aprendizado, ou seja, qualquer novo significado, em uma indagação fundamentada em experiências vividas, em uma situação singular. No caso hospitalar, todo o processo responde à dúvida original do ator sobre a atitude que as autoridades sanitárias nacionais e regionais vão adotar perante os projetos de desenvolvimento do Serviço de Cardiologia, em particular na área da atenção multidisciplinar aos doentes com ICC. A dúvida que desencadeou na consulta pode ser resumida com a seguinte pergunta: "será que o serviço de Cardiologia conseguirá os recursos necessários para se desenvolver ou mesmo para sobreviver?" Claramente, o processo de exploração subsequente coloca em jogo mais do que questões estritamente cognitivas. Envolve emoções (orgulho profissional, ansiedade pelo futuro do departamento, raiva) e levanta questões existenciais (Farjoun; Ansell; Boin, 2015; Lorino, 2018; Druckman, 2022).

Figura 1: *Inquiry Process* transforma dúvida em crença



Fonte: Adaptado de Lorino (2018). Elaborado pelo autor.

Figura 2: *Inquiry Process* transforma uma situação indeterminada em reunificada



Fonte: Adaptado de Lorino (2018). Elaborado pelo autor.



Dewey segue Pierce na compreensão da investigação como uma operação ativada em resposta à dúvida. Ele desenvolve essa noção dando mais atenção à ideia de "uma situação": "A investigação é a transformação controlada ou dirigida de uma situação indeterminada em outra que é tão determinada em suas distinções e relações constituintes que converte os elementos da situação original em um todo unificado" (Dewey, 1938/1986, p. 108 *apud* Melin, 2000; Rumens; Keleman, 2013; Lorino, 2018).

O conceito de situação aqui desempenha um papel importante. Para Dewey, uma situação não é um único objeto ou evento, nem um conjunto de eventos, mas a totalidade de todas as condições sob as quais e dentro das quais um organismo funciona em um determinado momento (Dewey, 1938/1986 p.72 *apud* Lorino, 2018). A investigação é desencadeada quando a situação passa de seu tipo de situação habitual e, portanto, "determinada" invisível para uma situação subitamente "indeterminada", intrigante e, portanto, visível. A situação "indeterminada" é um agregado desordenado e inteligível de elementos desconexos e, portanto, gera dúvida. Dewey, portanto, define a investigação como o processo que transforma a situação indeterminada em uma situação suficientemente unificada para que um curso de ação coerente possa ser antecipado. A investigação tenta converter uma bagunça não estruturada em um novo inteligível e "todo unificado". Para ele, então, o objetivo da investigação não é a descoberta de um fato antecedente, mas sim a criação, ou construção, de uma nova situação determinada (Figura 1). A situação é simultaneamente o gatilho, o local e um produto emergente da investigação.

A relação entre a indagação e a situação é recursiva: a indagação é desencadeada e influenciada do início ao fim pela situação, mas também a redefine constantemente. Assim, a investigação pragmática traz à tona uma nova prática que antes não existia. É a realização criativa que continuamente injeta as possibilidades de novidade e mudança nos padrões recorrentes da experiência social (Joas, 1996 *apud* Lorino, 2018). A situação é singular, única; "cada situação [é] uma situação individual, indivisível e induplicável" (Dewey, 1938/1986, p. 74 *apud* Lorino, 2018).

Portanto, isso sempre difere da situação anterior e, como tal, não há repetição estrita: a experiência é criativa (Follet, 1924, p. 71 *apud* Lorino, 2018). Assim, a investigação tenta vincular essa situação, aqui e agora, a situações passadas ou distantes envolvendo significados



semelhantes, na esperança de revelar *insights* sobre futuros possíveis, mas é uma empreitada difícil. Qualquer que seja a resposta, ela está sempre exposta aos "ventos da situação", sendo a situação uma janela aberta para o vasto mundo, uma fonte potencial de surpresa e novidade, medo e esperança. Tem uma dimensão emocional e é sentida tanto quanto raciocinada (Simpson; Marshall, 2010 *apud* Lorino, 2018).

Para os pragmatistas, a situação é "inesgotável", como comentarão os fenomenólogos mais adiante: "O mundo não é o que penso, mas o que vivo, estou aberto ao mundo, com ele me comunico, sem dúvida, mas não o possuo, o mundo é inesgotável" (Merleau-Ponty, 1945/2010, 9. xii, *apud* Lorino, 2018).

O conceito de situação desempenha um papel fundamental em tais correntes sociológicas e cognição distribuída e ação situacional: "Esse termo (situado) reforça a visão de que todo curso de ação depende de maneiras essenciais de suas circunstâncias materiais e sociais" (Suchman, 1987, p. 50, *apud* Lorino, 2018).

Para Pierce e Dewey, a unidade é uma chave de característica da inteligibilidade. O todo é diferente da soma de suas partes, e a percepção do todo normalmente precede a percepção das partes: "O que é designado pela palavra 'situação' não é um único objeto ou evento ou conjunto de experiências de objetos e eventos, nem formar julgamento sobre objetos e eventos isoladamente, mas apenas em conexão com um todo contextual. Este último é o que é chamado de 'situação' [...] ocorre [...] com referência a alguma resposta adaptativa ativa a ser feita" (Dewey, 1938/1986, p.73 *apud* Lorino, 2018).

Segundo Lorino (2018), Follet também enfatiza que um fato não existe isoladamente, mas apenas por sua conexão com outros fatos dentro de uma situação (Follet, 1924, p.12, *apud* Lorino, 2018), e ainda que o todo não é uma questão de somar, mas de entrelaçar; "A mesma atividade determina as partes e o todo [...]. A atividade recíproca da parte altera as partes enquanto cria a unidade" (Follet, 1927/2003b, pp. 193-4, *apud* Lorino, 2018).

Para levar em conta a unidade das situações sociais e organizacionais, os pragmatistas e Follet alertam para os perigos de visões muito especializadas e parciais, em particular aquelas associadas à teoria funcionalista, que foi amplamente elogiada em seu tempo: "Acho que devemos despartamentalizar nosso pensamento [...] não acho que tenhamos problemas



psicológicos, éticos e econômicos. Temos problemas humanos com aspectos psicológicos, éticos e econômicos" (Follet, 1927/2003b, p. 184, *apud* Lorino, 2018).

Lorino (2018) destaca Dewey (1938/1986) e Follet (1925/2003a, p. 71), dizendo que os diferentes elementos da situação não são mantidos juntos espontaneamente. Dewey e Follet enfatizam que uma situação não é o ambiente passivo e objetivo dos processos cognitivos, nem é uma estrutura que pode ser observada objetivamente de "fora". Uma situação é definida pela conexão ativa de objetos, circunstâncias temporais e espaciais, eventos e indivíduos para formar um "todo contextual". Esse trabalho de conexão necessário para definir uma situação é uma tarefa fundamental para os gerentes: "Parece-me que o primeiro teste da administração de empresas deve ser se você tem um negócio com todas as partes se movendo juntas em suas atividades estreitamente unidas e ajustadas, conectando, entrelaçando, inter-relacionando, que eles fazem uma unidade de trabalho - isto é, não um amontoado de peças separadas, mas o que chamei de uma unidade integradora".

Lorino (2018) ao enfatizar a importância gerencial da "lei da situação" de Follett (1925/2003a, p.58), não quer dizer que a definição da situação seja direta e consensual, mas que os atores devem trabalhar com a situação da 'situação', fazendo-a funcionar para eles (Follett, 1925/2003a, p. 59 *apud* Lorino, 2018). Donald Schön (1983 *apud* Lorino, 2018), cuja tese de doutorado em 1955 enfocou a teoria da investigação de John Dewey, adota a visão pragmatista ao mostrar que os praticantes (engenheiros e gerentes) conversam com a situação quando gerenciam um processo de inovação. Eles fazem emergir o significado experimentando ações que desencadeiam respostas na forma de mudanças na situação. A situação toma forma gradualmente por meio de seus esforços de teste e unificação e pode continuar a evoluir ao longo do processo de investigação.

2.1.2 Tipos de inferência: Abdução, dedução e indução

Lorino (2018) diz que por se pautar por um motivo existencial, a indagação é direcional e orientada para um "projeto de mundo para o qual se dirige perpetuamente", como descreve Merleau-Ponty (1945/2010, pp. 668-9 *apud* Lorino, 2018) sobre a tensão permanente da consciência. Ele articula diferentes fases:

- problematizando



- construção de hipóteses
- raciocínio
- experimentando
- analisando o feedback da experiência.

Segundo Lorino (2018), não se trata de um processo linear. As etapas de investigação descritas aqui estão em uma ordem sequencial para fins de apresentação e são inevitavelmente iterativas e emaranhadas à medida que buscam novas visões do mundo. Além disso, inquéritos ligados a outros inquéritos. Por exemplo, consultas mais focadas podem ser aninhadas em uma primeira consulta e podem inviabilizá-la. No caso do hospital de Pontoise, os atores partiram de uma primeira pergunta: "Por que o custo dos pacientes com ICC é tão alto no departamento de cardiologia?" que mais tarde foi substituído por "Por que o custo dos pacientes com ICC é tão alto em nosso hospital?" o que levou à indagação mais focada: "Por que tantos pacientes com ICC são internados fora da Cardiologia? Por que o custo médio dos pacientes com ICC é maior fora da Cardiologia? Por que esses erros de orientação ocorrem no pronto-socorro?" As três fases de "construção de hipóteses, "raciocínio" e "experimentação" correspondem aos três tipos de inferência: abdução, dedução e indução. Essa tese está pautada na Abdução como processo de inferência que será tratada a seguir.

2.1.3 Abdução

Lorino (2018) diz que diante de um problema, é necessária uma "hipótese de trabalho" (Pierce, 1931-1958, p. 7.534 *apud* Lorino, 2018) para dar conta da situação problemática, restaurar a inteligibilidade e prosseguir a investigação. A hipótese é uma narrativa plausível que torna inteligíveis os acontecimentos não inteligíveis. Pierce definiu a abdução como o processo lógico de inventar uma hipótese para justificar fatos inesperados: "O fato surpreendente, C, é observado; mas se A fosse verdadeiro, C seria uma coisa natural; portanto, há razão para suspeitar que A é verdadeiro" (Pierce, 1998, p. 9.231 *apud* Lorino, 2018), conforme definição desenvolvida: "Aceitando a conclusão de que uma explicação é necessária quando surgem fatos contrários ao que deveríamos esperar, segue-se que a explicação deve ser uma proposição que levaria à previsão dos fatos observados, seja como consequências necessárias ou pelo menos como muito prováveis nas circunstâncias.



Uma hipótese, então, deve ser adotada, que é provável em si mesma, e torna os fatos prováveis. Este passo de adotar uma hipótese como sendo sugerida pelos fatos, é o que é chamado de abdução (Lorino, 2018). Uma hipótese adotada por abdução só poderia ser adotada em liberdade, e deve ser testada” (Pierce, 1998, p. 95 *apud* Lorino, 2018).

Segundo Lorino (2018), Pierce apontou a abdução como "a lógica da descoberta", porque é "a única operação lógica que introduz qualquer ideia nova" (Pierce, 1998, p. 216 *apud* Lorino, 2018), enquanto "a indução não faz nada além de determinar um valor, e a dedução apenas desenvolve o necessário consequências de uma hipótese pura" (Pierce, 1931-1958, p. 5.171 *apud* Lorino, 2018). A abdução, diante da ruptura das formas habituais de raciocínio, muitas vezes envolve movimentos laterais, para buscar novas hipóteses inspiradas em outros campos, por analogia ou metáfora (Eco; Sebeok, 1983). Pierce enfatiza o papel principal da imaginação na capacidade da abdução de gerar novidade. A abdução abrange "todas as operações pelas quais teorias e conceitos são engendrados" (Pierce, 1931-1958, p. 5.590 *apud* Lorino, 2018). É o passo chave na tentativa de reunificar os fatos desordenados: "Alguma crença acaba de ser quebrada. A mente procura colocar os fatos, modificados pela nova descoberta, em ordem; isto é, ela tenta formar uma concepção geral que os abarca. Essa síntese, sugerindo uma nova concepção ou hipótese, é a Abdução" (Pierce, 1931-1958, p. 2.287 *apud* Lorino, 2018).

Os autores Farjoun, Ansell e Boin (2015 *apud* Lorino, 2018) comentam que Pierce primeiro viu a abdução como uma inferência lógica estrita, mas depois mudou para uma abordagem epistemológica e descreveu a abdução como um tipo de ação, um passo ativo no processo de investigação. O resultado da abdução não tem o status epistemológico de verdade, nem mesmo de recomendação prática, pois a prova ainda não ocorreu: "Sua conclusão é tirada no modo interrogativo" (Pierce, 1931-1958, p. 2.287, *apud* Lorino, 2018). A explicação abdutiva tem um status conjectural e será informada ou confirmada nas etapas posteriores da investigação. É apenas um relato credível da realidade que permite aos investigadores prosseguirem o seu esforço de investigação. É por isso que a abdução deve filtrar narrativas potenciais de acordo com sua plausibilidade e testabilidade percebidas e reter proposições que sejam racionalmente analisáveis (fase subsequente de raciocínio) e praticamente testáveis (fase subsequente de experimentação) nas etapas seguintes da investigação. Os critérios racionais

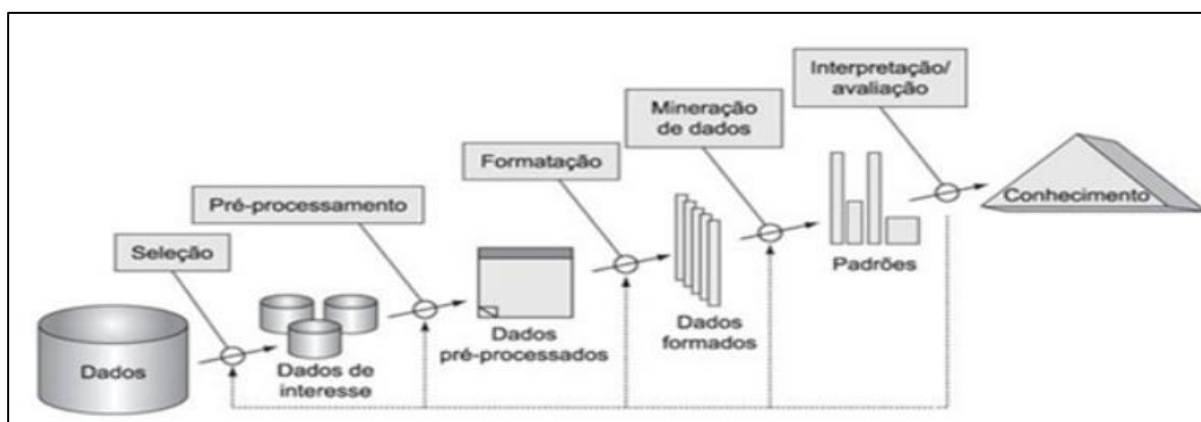
desempenham um papel importante na seleção de hipóteses. Assim, a abdução funciona como uma ponte entre a imaginação narrativa e o raciocínio lógico. Ele imagina o caminho para o raciocínio (Lorino, 2018; Chakraborty; Kidman, 2021; Özüdoğru; Demiralp, 2022; Simpson; den Hond, 2022).

2.2 Método de análise de dados - *KDD*

Em termos gerais a metodologia proposta está baseada no chamado *KDD* (*Knowledge Discovery in Databases*) ou descoberta de conhecimento em banco de dados (Han; Kamber; Pei, 2012), e em uma adaptação da proposta apresentada por Vallim Filho *et al.* (2022).

O *KDD* é um processo utilizado para identificação de padrões em grandes massas de dados. Esse processo é dividido em cinco etapas: seleção, pré-processamento, transformação, mineração dos dados e interpretação de resultados. O objetivo desse processo é descobrir informações relevantes e importantes para apoiar os tomadores de decisão em suas decisões estratégicas (Han; Kamber; Pei, 2012).

Figura 3: O processo de *KDD*



Fonte: Han, Kamber e Pei (2012b)

Na etapa de seleção, serão decididos quais os conjuntos de dados que serão relevantes para que sejam obtidos resultados com informações úteis. Já na etapa de pré-processamento, acontece a limpeza dos dados e seleção de atributos. Nesta etapa, informações ausentes, errôneas ou inconsistentes nas bases de dados devem ser corrigidas de forma a não comprometer a qualidade dos modelos de conhecimento a serem extraídos ao final do processo de *KDD*.



Em seguida, a etapa de transformação ou formatação dos dados, analisa os dados obtidos da etapa anterior, e os reorganiza de uma forma específica para que possam ser interpretados na etapa seguinte.

Posteriormente, na etapa de mineração dos dados, é onde tudo acontece, os dados depois de transformados serão lidos e interpretados. A mineração faz com que meros dados sejam transformados em informações, estas informações são indicadas através de força bruta, ou seja, lendo regra por regra e as interpretando.

Por fim, na etapa de interpretação de resultados, é onde as regras indicadas pelo processo anterior serão interpretadas e avaliadas. Após a interpretação poderão surgir padrões, relacionamentos e descoberta de novos fatos, que podem ser utilizados para pesquisas, otimização e outros.

Vallim Filho *et al.* (2022) em sua proposta mantêm a linha geral do *KDD*, mas incluem uma fase de mapeamento de processos anterior à coleta de dados, e incluem também uma fase de análise da importância das variáveis, que ganha relevância no tipo de estudo que se deseja desenvolver nesta pesquisa. Estes dois aspectos, em certa medida, estão incorporados na presente proposta.

A proposta metodológica deste estudo, segmentada em fases, é apresentada a seguir.

Fase 1: Mapeamento de Variáveis

Nesta fase se desenvolve um estudo dos sistemas transacionais e de seus bancos de dados, bem como, de documentação da empresa sobre o sistema produtivo em estudo. E ainda, desenvolvem-se entrevistas com times da operação, que poderão esclarecer aspectos documentados e não documentados. Dessas atividades, deve surgir uma seleção de variáveis mais relevantes para estudo do sistema sob análise.

Fase 2: Hipóteses da Pesquisa

Aqui definem-se as hipóteses que deverão nortear a pesquisa e, conseqüentemente, a coleta de dados necessária para validação dessas hipóteses. Como o objetivo do estudo é a previsão dos níveis de impacto de fatores de produção nas perdas de eficiência de processos produtivos, as hipóteses devem versar sobre esses fatores. Deve-se estabelecer quais seriam os fatores que geram impacto relevante nessas perdas de eficiência. Posteriormente, por meio de modelos preditivos de *ML*, confirma-se ou rejeita-se essas hipóteses.

Fase 3: Coleta, Preparação e Transformação de Dados



- Levantamento de Dados

Esta etapa da fase 3 poderá se desenvolver por meio de coletas de dados baseadas em sensores, e/ou por meio de históricos registrados em bancos de dados de sistemas da empresa, e/ou ainda, por meio de entrevistas/questionários, quando não se dispuser de dados sobre variáveis relevantes.

- Preparação e Transformação de Dados

Esta é uma etapa que busca garantir a qualidade aos dados que serão utilizados na fase de modelagem preditiva. Em geral, os dados brutos contêm uma variedade de problemas de qualidade, como: ruídos (erros de digitação, dados incompatíveis com o tipo de informação, etc.), *outliers* (dados fora de padrão), *missing data* (dados faltantes) e outros tipos de problemas. Nesta etapa inicial, conhecida como limpeza dos dados, procura-se identificar todos os problemas com os dados e estabelecer mecanismos de correção desses problemas.

Uma vez que a limpeza tenha sido executada, é comum também a necessidade de se desenvolver algum tipo de transformação nos dados, como, por exemplo, transformar um dado numérico contínuo em faixas de valores, transformando-o em um valor discreto ou até mesmo em um dado categórico. Outra possibilidade é a mudança de escala de uma variável, o que pode ser feito pelo chamado processo de normalização. Há diferentes técnicas de normalização, que muitas vezes transformam a variável para uma escala variando de 0 a 1. Uma vez que todo o processo de limpeza e transformação tenha sido finalizado, os dados estarão prontos para alimentar o processo de modelagem preditiva.

Fase 4: Modelagem Preditiva

Esta é a fase de maior complexidade do processo e que requer algumas subdivisões para que se alcance resultados satisfatórios. As etapas desta fase são apresentadas a seguir.

- Passo 1: Definição das Técnicas a Explorar e Modelagem de Dados

Há uma variedade de técnicas de *ML* que podem ser empregadas em modelagem preditiva. Assim, nesta etapa deve-se ter clareza inicialmente, do tipo de predição que se deseja e, assim, elencar as possibilidades de técnicas a empregar. Uma seleção de técnicas deve ser feita com base nas suas características de construção do modelo preditivo, e experimentos com diferentes técnicas de diferentes características construtivas devem ser desenvolvidos, de forma a se identificar aquelas com melhor desempenho.



Uma fase importante deste processo é a definição dos parâmetros a empregar nos modelos. Em geral, esta definição requer experimentos planejados com variações desses parâmetros, de forma a identificar o conjunto de parâmetros que levam aos melhores resultados em cada tipo de técnica. Isto só pode ser feito uma vez que os modelos já estejam implementados. Assim, esta etapa ocorre em conjunto com a implementação de algoritmos, que é o passo seguinte.

- **Passo 2: Implementação de Algoritmos**

Uma vez estabelecidos os modelos que serão testados, estes devem ser implementados em alguma ferramenta computacional. Portanto, uma seleção da ferramenta mais adequada deve ser feita. Há algumas possibilidades disponíveis de ferramentas livres ou proprietárias. Há também a possibilidade de ferramentas mais voltadas para desenvolvedores, e outras com mais recursos visuais, mais apropriadas para usuários. Em face dessas características, seleciona-se a ferramenta.

Uma vez feita essa definição, os modelos propostos podem implementados na ferramenta, passando-se para o passo seguinte de treinamento, validação e testes dos modelos.

- **Passo 3: Estratégias de Treinamento, Validação e Testes dos Modelos**

Para esta etapa é necessária a definição de um conjunto de dados que servirá de base para a obtenção de um modelo com performance satisfatória. Tendo-se esses dados, pode-se iniciar o treinamento do modelo.

O chamado “treinamento” é uma etapa em que o modelo implementado procura captar as características da base de dados, e a partir dessas características, desenvolver previsões. Normalmente utiliza-se algum tipo de amostragem da base de dados para esse treinamento. Há alguns tipos distintos de amostragem, mas duas das mais conhecidas e utilizadas, são a reamostragem por validação cruzada (*Cross Validation*) e a reamostragem por *Bootstrap*. São chamadas de reamostragem porque são várias amostras selecionadas da mesma base de dados, segundo sorteios diferentes.

Assim, em *Cross Validation*, o que se faz é subdividir o conjunto de dados, em “n” diferentes amostras (chamadas de “pastas”) e utiliza-se de forma individual cada uma de n-1 pastas para treinar o modelo. Tem-se assim, n-1 treinamentos. E a pasta não utilizada no treinamento é usada para testar o modelo. Este processo pode ser repetido k vezes sorteando-se n pastas diferentes a cada sorteio.



Na reamostragem por *Bootstrap* seleciona-se uma amostra do conjunto de dados por meio de um sorteio com reposição. Assim, um mesmo exemplar pode ser selecionado mais de uma vez. Os exemplares selecionados são utilizados no treinamento e aqueles não selecionados são usados para testar o modelo. Esse processo pode ser repetido k vezes, sorteando-se amostras diferentes a cada sorteio, porém, mantendo – mesmo tamanho de amostra.

Note-se que o tamanho da amostra pode ser da mesma dimensão do conjunto de dados, já que o sorteio é feito com reposição.

Aplicando-se uma dessas estratégias, chega-se, em geral, a modelos com desempenho satisfatório, e que podem então, ser aplicados a bases de dados similares em que se tenha interesse.

Fase 5: Aplicação em um Caso Real e Identificação do Impacto das Variáveis

- Passo 1: Aplicação dos Modelos

Uma vez definida a base de dados do caso real, os modelos construídos e já validados na fase anterior podem ser aplicados a essa base.

A aplicação dos modelos deve prever uma análise do desempenho dos modelos para que se considere aqueles que apresentem indicadores de desempenho satisfatórios. Isto é fundamental, porque se o modelo tem uma acurácia elevada significa que as variáveis consideradas na construção do modelo têm, evidentemente, impacto nos resultados previstos, que é exatamente aquilo que se busca no estudo.

- Passo 2: Visualização, Análise e Discussão de Resultados

Os resultados obtidos devem ser apresentados na forma de tabelas e gráficos para facilitar a visualização e interpretação desses resultados. Fundamental, também, é que se apresentem comparações entre os diferentes modelos explorados, facilitando assim, a identificação daqueles com melhores resultados.

Essa apresentação de tabelas e gráficos deve ser acompanhada de uma discussão sobre os resultados obtidos, no que tange aos níveis de acurácia dos modelos e, principalmente, em relação aos níveis de impactos das variáveis, que é o objetivo principal do estudo. Nesta discussão, verifica-se se as hipóteses de pesquisa se confirmaram.

- Passo 3: Análise de Importância das Variáveis

Uma vez que os modelos tenham se mostrado com níveis de acurácia satisfatórios em suas previsões, pode-se desenvolver uma análise da importância das variáveis consideradas em



cada tipo de modelo explorado. Pela análise de importância das variáveis, tem-se o peso de cada variável nos resultados gerados pelos modelos. Com esses pesos em mãos, tem-se um critério objetivo para estabelecimento do impacto de cada variável.

Deve-se considerar que cada tipo de modelo tem um procedimento interno específico para cálculo do peso das variáveis, assim, mecanismos computacionais específicos de cada modelo devem ser implementados. As ferramentas computacionais de *ML*, em geral, já possuem bibliotecas que executam esses cálculos.

Assim, uma vez desenvolvida esta análise, tem-se a identificação do impacto das variáveis nos resultados de perda de eficiência que se está estudando.

Fase 6: Experimento de Campo

Nesta fase foi conduzido um experimento de campo, visando confirmar os resultados obtidos pelos modelos preditivos de *Machine Learning*. O experimento deve se conduzir dentro dos padrões estatísticos do DOE. Durante o primeiro trimestre de 2023, foram conduzidas diversas reuniões com o time multifuncional de operações da fábrica com o objetivo de se encontrar o melhor momento para realizar a intervenção. O objetivo era de trazer o mínimo (ou nenhum) impacto à rotina do time da produção. A terceira semana do mês de abril foi definido como o melhor momento para realizar o experimento de campo, e exatamente como definido com o time multifuncional de operações, na terceira semana de abril de 2023 foi realizado o experimento de campo na linha 14. Para analisar os resultados foi utilizada a conhecida técnica de Análise de Variância, cujos resultados são sempre apresentados na forma de uma tabela, chamada “ANOVA” (*Analysis of Variance*). Isto foi feito com o apoio do *software* RStudio.



3 REVISÃO DA LITERATURA

3.1 A Controladoria atuando como *Business Partner (BP)* nas decisões dos negócios

Como base histórica, os *Controllers* têm como foco primário o controle dos custos, o processamento de informações e produção de relatórios evidenciando a performance. No ambiente corporativo vários diferentes termos foram utilizados para descrever o perfil do *controller* tradicional: “*BeanCounters*”, “*Whatchdog*”, “*Policeman*”, “*Bookkeeper*” dentre outros. É reconhecido que um profissional com este perfil tradicional não é alguém com disposição para discutir com a gestão sobre decisões de negócios e sim alguém mais interessado em proteger os recursos financeiros e impedir que os gerentes consumam o *budget* definido facilmente (Granlund; Lukka, 1997).

De acordo com Windeck, Weber e Strauss (2015) os *controllers* são responsáveis por uma série de diferentes tarefas em uma organização que incluem, mas não deveriam estar limitadas a fornecimento de informações gerenciais. Desta forma tem havido uma chamada para um novo perfil de *controller*, o chamado “*Business Partner*” onde os *controllers* devem também cooperar como parceiros em análises críticas e se envolver de forma proativa para colaborar com o gerenciamento da organização. Para desempenhar este papel, os *controllers* devem agir ativamente e em conjunto com a alta gestão para suportar decisões gerenciais e fazer parte dessas decisões. Esta visão representa uma mudança do até então perfil conhecido dos *controllers* e da controladoria. Os *controllers* com este perfil devem estar orientados para os negócios e para poder desempenhar tal papel é necessário que os *controllers* passem a possuir um entendimento profundo dos negócios e do ambiente onde a organização atua, possua a condição de gerenciar projetos e muito importante é que sua orientação deve estar mais voltada para o presente e futuro do que para o passado (Ahid; Augustine, 2012).

Desta forma a controladoria do século 21 requer dos contadores e dos *controllers* menos tempo dedicado a análises financeiras, processamento de transações e/ou relatórios estatutários e muito mais tempo dedicado a atividades que abrangem a orientação para os negócios (Burns; Baldvinsdottir, 2005).

De acordo com Järvenpää (2007), orientação para negócios não se trata apenas de implementar novas ferramentas gerenciais, e nem sobre ser mais gerencialmente ativo, mas inclui uma séria de intervenções de mudanças culturais.



Adicionalmente, Scapens e Jazayeri (2003) defendem que as atividades de controladoria não deveriam estar limitadas apenas a área de controladoria, mas poderiam ocorrer em qualquer lugar dentro da organização.

De acordo com Järvenpää (2007), orientação para os negócios, pode ser definida como a habilidade e a disposição do *controller* em adicionar valor ao gerenciamento da organização através de tomada de decisões e controle. Esta definição demonstra a importância do desejo pessoal e as habilidades necessárias para se tornar um *BP*.

O papel de *BP* é de certa forma ambíguo e incerto para *controllers*, pois pode conter benefícios e conflitos. Um ponto negativo é que existe a possibilidade da troca entre a integridade financeira e envolvimento pessoal com os resultados, uma vez que o *controller* esteja envolvido com tomada de decisões gerenciais, portanto, os *controllers* correm o risco de perder sua independência (Wolf *et al.*, 2015).

Outro possível problema a considerar é o fato de que para o *controller* assumir verdadeiramente o papel de *BP* é necessário que outros membros executivos da organização devem renunciar o poder de decisão em favor dos *controllers*. A questão central é porque fariam isto? aparentemente permitir o *BP* pode permitir que eles desempenhem melhor seus próprios papéis (Windeck *et al.*, 2015).

Em estudo conduzido por Hiller, Mahlendorf e Weber (2014), os autores investigaram se o prestígio do *controller* em relações intracompanhia estaria positivamente associado a redução de conflitos. A percepção do prestígio e identificação do *controller* com sua organização pode fazer com que os demais gerentes levem mais seriamente atividades em que o *controller* e a controladoria está envolvida.

Como base na literatura relevante, Sousa e Voss (2008) elaboraram um quadro comparativo entre o perfil dos *controllers* tradicionais e o chamado *BP*, apresentado na Tabela 1.



Tabela 1: Comparação dos perfis dos *controllers*

<i>Controller tradicional</i>	<i>Controller Business Partner</i>
Mensuração dos dados financeiros	Mensuração dos dados não financeiros
Registro de dados	Análise das informações
Foco na execução	Foco no planejamento
Indiferente perante a outras áreas	Interação com as outras áreas
Fornecimento de relatório aos gestores	Prestação de consultoria aos gestores
Controle de processos	Aprimoramento do negócios

Fonte: Sousa e Voss (2008)

Em um outro estudo, conduzido por Rieg (2018), foi demonstrado que, apesar da chamada por *BP*, o foco principal dos *controllers* ainda está nas tarefas consideradas tradicionais. De acordo com Weber(2011), *controllers* somente podem ser efetivos como *BP* quando desempenham o papel tradicional ao mesmo tempo. É necessário desempenhar os dois papéis, fazer um ou outro, não é suficiente.

De acordo com Lambert e Sponem (2012), ainda não é tão comum encontrar *controllers* que atuem como *BP*. No Brasil, estudo realizado por Souza (2016) demonstrou que apenas 25,5% dos *controllers* teriam perfil associável ao de *BP*.

3.2 Controle Estatístico de Processo (CEP)

Segundo Saha (2000), o controle estatístico do processo e o projeto experimental podem ter um grande impacto na fabricação, nas atividades de projeto do produto e no desenvolvimento do processo do alumínio. A introdução sistemática desses métodos geralmente marca o início de melhorias substanciais de qualidade, custo e produtividade na organização. Nos níveis mais altos de maturidade, as empresas usam extensivamente o projeto de experimentos e métodos estatísticos de controle de processos e fazem uso relativamente modesto da amostragem de aceitação. A introdução de controles estatísticos de processo ajuda a estabilizar o processo e reduzir a variabilidade. No entanto, não é satisfatório apenas atender aos requisitos; a redução adicional da variabilidade geralmente leva a um custo de qualidade mais baixo e a uma posição competitiva aprimorada. O projeto de experimentos pode ser empregado em conjunto com controles estatísticos de processo para minimizar a variabilidade do processo, resultando em uma fabricação praticamente livre de defeitos.



Bird (2000 *apud* Saha, 2000) forneceu uma compreensão para o especialista em extrusão do processo básico de projeto experimental e documentou, tanto para o estatístico quanto para o especialista em processo, alguns conceitos particulares de processos em uma operação de extrusão que devem ser considerados no início do projeto. O autor também forneceu uma explicação dos métodos básicos e terminologia de experimentação e análise estatística para aqueles que não estão familiarizados com essas técnicas. Wolf (2000 *apud* Saha, 2000) revisou a aplicação de cinco das sete ferramentas, incluindo gráficos de Pareto, gráficos de processo de fluxo, histogramas, gráficos de execução e gráficos de controle de controle estatístico de processo aos processos de extrusão de alumínio e tubos trefilados.

Boatman (2000 *apud* Saha, 2000), discutiu a aplicação de CEP e filosofia de melhoria contínua em uma planta de extrusão. Ele mencionou que o CEP, que enfatiza a prevenção de defeitos ao invés da detecção, a solução estruturada de problemas, o *design* de experimentos e a melhoria contínua com o envolvimento dos funcionários são ferramentas importantes que podem e devem ser usadas em um esforço para aumentar a produtividade, melhorar a qualidade, e reduzir custos. Rogers (2000 *apud* Saha, 2000) discutiu a aplicação prática do CEP em todas as áreas de fundição de tarugos de alumínio. Ele discutiu uma aplicação potencial do CEP que teria um grande efeito na indústria de alumínio, a quantificação da limpeza do metal fundido usando filtros de espuma cerâmica como dispositivo sensor.

Schwarz (2000 *apud* Saha, 2000) discutiu o sistema de gestão da qualidade a ser aplicado nas instalações de fundição. O autor projetou e implementou um sistema para melhorar os procedimentos e documentação, treinamento e educação, padrões e maior responsabilidade e conscientização para atender a qualidade das instalações de lingotamento de tarugos (Saha, 2000). Steadman (2000 *apud* Saha, 2000) descreveu a experiência com gerenciamento de qualidade total (*TQM*) na indústria de extrusão e concentrou-se em como um sistema controlado por gerenciamento se aplica ao coração de qualquer planta, o próprio processo de extrusão. Essa avaliação incluiu detalhes sobre os recursos de um sistema de gerenciamento típico, incluindo representação esquemática do processo de extrusão, diário de produção/impressão, *status* atual do trabalho, manutenção de arquivos, históricos de matrizes e falhas, relatórios, análises, diagnósticos de falhas e controle de impressão (Saha, 2000).



Existem várias definições bem conhecidas de qualidade. Juran (2000 *apud* Saha, 2000) define qualidade como “adequação ao uso”. As empresas japonesas acham que a antiga definição de qualidade, “o grau de conformidade com um padrão”, é muito restrita e, conseqüentemente, começaram a usar uma nova definição de qualidade em termos de “satisfação do usuário”. É interessante notar que a satisfação das necessidades e expectativas dos clientes é o principal fator em todas essas definições. Portanto, é importante que um fabricante identifique essas necessidades no início do ciclo de desenvolvimento do produto. A capacidade de definir com precisão essas necessidades, incluindo *design*, desempenho, preço, segurança, entrega e assim por diante, colocará um fabricante à frente dos concorrentes no mercado.

O *TQM* é usado para obter o controle de qualidade em um processo de produção e monitorar a saída de um respectivo processo de produção. Reconhece-se que o produto ocasionalmente não atenderá às especificações e que quaisquer características medidas de um produto apresentarão alguma variação de um item para outro, mesmo que todos os itens sejam supostamente feitos pelo mesmo processo. A probabilidade de falha no processo sob teste, ou a variação das características medidas de um produto, pode ser examinada em condições consideradas normais ou “sob controle”, a fim de estabelecer uma base de comparação para julgar itens futuros. Em alguns casos, a base de comparação pode ser prescrita por especificações. O procedimento de controle de qualidade é então colocado em operação para detectar qualquer mudança significativa na probabilidade de falha ou na variação das características medidas do produto, com o objetivo de ter um alerta antecipado quando alguma característica do processo de produção for alterada. Quando uma mudança significativa na saída é encontrada, diz-se que a produção está “fora de controle”. A qualidade é determinada por medidas quantitativas ou por classificação em uma categoria como “aceitar” ou “rejeitar”, sendo esta última conhecida como inspeção por atributos (Saha, 2000).

A aplicação de métodos estatísticos adequados na atividade de controle de processo de uma planta de extrusão de alumínio pode aumentar significativamente a qualidade do produto, aumentar a produtividade e reduzir os custos gerais de serviço e fabricação. A aplicação de métodos estatísticos pode levar a uma melhoria contínua do processo e também aumentar a base de conhecimento do sistema geral. A coleta de dados adequados e a manutenção desses dados



são fatores importantes para a gestão da qualidade em qualquer setor. Um processo de calibração bem planejado é necessário para os instrumentos de medição. Uma introdução sistemática de métodos estatísticos é necessária para controlar o processo. Muitas plantas de extrusão de alumínio que seguem os padrões TQM ou *International Organization for Standardization* (ISO) 9000 mantêm planos estatísticos de qualidade e manuais de qualidade (Saha, 2000).

O processo de qualidade começa com um plano de amostragem. A coleta de dados adequados depende do processo de amostragem. Uma avaliação também pode ser necessária quando a variação de alguma quantidade for muito alta dentro do lote, ou quando a média de alguma medição não estiver dentro de um limite aceitável. Muitas vezes é impraticável ou caro inspecionar todo o lote, então a inspeção é limitada a uma ou mais amostras. Um julgamento, aceitação/rejeição, referente a todo o lote é então feito com base nas amostras com um risco de erro calculado. Os dados coletados e a tendência de erro para diferentes amostras subsequentes são armazenados e analisados, e se alguma correlação puder ser obtida, o *feedback* é dado ao sistema de controle de processo (Saha, 2000).

A seguir estão os processos de amostragem usados na análise estatística (Saha, 2000):

- Plano de amostragem única
- Plano de amostragem dupla
- Plano de amostragem sequencial
- Plano de amostragem sequencial agrupado
- MIL-STD-105D

A seguir estão os métodos estatísticos usados no processo de fabricação (Saha, 2000):

- Teste de significância
- Correlações estatísticas e regressão
- Análise de variância e assim por diante

A qualidade da extrusão depende de uma série de variáveis, incluindo pré-extrusão, extrusão, mesa de resfriamento, estiramento e serragem e tratamento térmico. O monitoramento e a análise adequados dessas variáveis são necessários para controlar a qualidade da extrusão.



Se qualquer *feedback* de processo automatizado para controle de qualidade for implementado no processo, a manutenção e calibração adequadas são necessárias; caso contrário, pode levar à má qualidade. Para outros parâmetros, é necessária uma análise estatística, e um plano de amostragem deve ser introduzido para adquirir as variáveis estatísticas necessárias para o teste (Saha, 2000).

3.3 O processo de extrusão

Há muito tempo, a tecnologia de extrusão permite a produção de uma variedade de componentes geométricos (Sheppard; Tunncliffe; Patterson, 1982; Qamar; Pervez; Chekotu, 2018).

Na Segunda Guerra Mundial, o uso da técnica de extrusão foi intenso, uma vez que diferentes perfis de alumínio extrudado foram utilizados para a fabricação de componentes aeronáuticos. Atualmente, muitos diferentes tipos de perfis de alumínio extrudados são encontrados nas mais diversas áreas industriais e mercados, tais como, construção, transporte, esportes com motorização, indústria, estruturas, entre outros. Uma indústria cada vez mais exigente promove a dinâmica entre alta qualidade e baixo preço, sem perda das especificações do produto, levando a novos desafios industriais. Devido às demandas do mercado e exigências dos clientes, a conformidade do produto e a qualidade são inseparáveis. Na verdade, esses conceitos juntos tornam o produto uma criação de valor agregado.

Na indústria metalúrgica, a extrusão é uma técnica de primeira linha (Saha, 2000a). A extrusão oferece construção e *design* únicos de possibilidades, com diferentes características funcionais (Saha, 2000a; Shahri; Sandström, 2012). É um processo com inúmeras possibilidades, pois permite obter perfis extrudados longos, com diversos formatos de seção transversal. A extrusão é um processo extremamente complexo influenciado por várias variáveis. Essas variáveis vêm de inúmeras fontes e nas várias fases do processo (pré-extrusão, extrusão, pós-extrusão), e devem ser controladas para garantir as especificidades do produto e do cliente, bem como a redução máxima de refugo (Paraskevas *et al.*, 2015).

A qualidade de qualquer produto extrudado é função de vários fatores, como dimensões geométricas, composição química, aparência e regularidade da microestrutura, variação das propriedades mecânicas (ao longo do comprimento extrudado e seção transversal) e



acabamento da superfície. No processo, a contaminação da interface por óxidos, poeira ou lubrificante, produz uma zona soldada com propriedades mecânicas reduzidas, que requer descarga do perfil (Qamar; Pervez; Chekotu, 2018).

Por outro lado, o controle equivocado das variáveis de extrusão pode resultar no aparecimento de defeitos ou propriedades mecânicas deficientes. Os *slugs* defeituosos; ferramentas defeituosas ou inadequadas; defeitos que surgem durante a extrusão; e falhas resultantes no curso das operações de pós-extrusão, são consideradas as principais fontes de defeitos e produtos com rejeição (Qamar; Pervez; Chekotu, 2018; Arif *et al.*, 2002; Qamar; Arif; Sheikh, 2004). Nas diversas posições das soldas longitudinais, transversais e defeitos de *back-end*, ocorrem os fenômenos de concentração de deformações (Yu; Zhao; Chen, 2016; Yu *et al.*, 2019). Ainda, o comportamento do fluxo de metal pode formar um furo macro no perfil extrudado (Yu; Zhao; Chen, 2016). Sob certa combinação de razão de extrusão, ângulo da matriz, altura da zona de deformação, fricção e comportamento do material, o produto extrudado pode desenvolver defeitos, como orifício axial ou funil, árvore de rachadura, cauda de peixe, estouro central ou rachadura em *chevron* (Balasundar; Raghu, 2010). O autor identificou linhas de matrizes, bolhas, fissuras e linhas de solda como defeitos de superfície que levaram ao aumento dos custos de produção, atrasos na entrega e aumento de sucata.

Por outro lado, é necessário compreender os fatores que contribuem e controladores relacionados aos defeitos do produto na extrusão. Os autores Qamar, Pervez e Chekotu (2018) identificaram correções do molde usando um estudo estatístico baseado em frequência dos defeitos do molde. Os autores Chang, Shih e Tzou (2015) mostraram uma melhoria significativa na produção em massa real e na vida útil da matriz, aplicando o *software* de simulação *Deform 3D* e o método estatístico *Taguchi Method Orthogonal Array L9* (Chang; Shih; Tzou, 2015). Sua pesquisa inclui a escolha dos materiais da matriz, ângulo de ajuste de compressão e ajuste por contração do anel interno e externo, para escolher a combinação ideal como uma base eficaz para melhorar a vida útil da matriz. Para investigar o efeito de uma variedade de parâmetros de análise numérica, um *software* comercial de análise de elementos finitos (FEA) MSC.Marc2007r1, foi usado (Balasundar; Raghu, 2010). Isso permitiu realizar experimentos de modelagem física para validar os resultados da FEA. Por outro lado, usando o método de elemento finito (FEM) a temperatura dos perfis foi prevista (Eivani; Zhou, 2017). Os autores



observaram que com o aumento da temperatura de deformação ou diminuição da taxa de deformação, o tamanho médio do grão recristalizado aumenta. A formação de grãos grossos na periferia do extrudado é atribuída a altas temperaturas elevadas durante a extrusão em vez de altas taxas de deformação.

O trabalho de Yi *et al.* (2018), a fim de solucionar os defeitos do côncavo inferior que aparecem nos experimentos de extrusão de perfis de alumínio ocós complexos, utiliza um modelo de elementos finitos 3D baseado no *software HyperXtrude* por meio do algoritmo *Arbitrary Lagrangian-Eulerian* (ALE). Neste trabalho, a estrutura da matriz foi otimizada com a adição de placas defletoras. O método de pesquisa fornece uma orientação eficaz para melhorar os defeitos de extrusão e otimizar o fluxo de metal. O comportamento do fluxo de material estudado, e a formação de defeitos de *back-end* e soldas transversais, foi revelado através de uma sonda numérica (Yu; Zhao; Chen, 2016; Yu *et al.*, 2019).

Na presente tese, serão estudadas as possíveis causas das quantidades de *scrap* gerado na produção das latas de alumínio durante o processo de extrusão da prensa, estimando modelos de regressão linear multivariada, ajustados a um conjunto de dados obtidos da empresa multinacional no seguimento de embalagens *premium* de alumínio. Os indicadores obtidos nesta análise permitirão avaliar as principais variáveis que contribuem para a produção de latas de bebidas, bem como das quantidades de *scrap* gerado. Desta forma, será possível adotar medidas corretivas ajustando as variáveis controláveis no processo de extrusão da prensa, assim minimizar a quantidade de *scrap* e otimizar o processo de extrusão.

3.3.1 Classificação do processo de extrusão

Segundo Saha (2000), os dois tipos básicos de extrusão são direta e indireta, que são comumente usados em indústrias de alumínio. As formas sólidas e ocas são projetadas e extrudadas para uma ampla gama de programas:

- 1) Seções sólidas, barras e vergalhões extrudados de tarugos sólidos por extrusão direta;
- 2) Tubos e seções ocas extrudadas de tarugos sólidos através de matrizes tipo vigia ou ponte (para certas ligas) por extrusão direta;
- 3) Tubos e perfis ocós extrudados de tarugos ocós ou sólidos (esses últimos perfurados na prensa via mandril flutuante);



- 4) Tubos e perfis ocos extrudados a partir de tarugos ocos ou sólidos (estes perfurados na prensa via mandril estacionário) por extrusão direta e
- 5) Seções sólidas críticas, barras e varões extrudados de tarugos sólidos com recipiente selado através da matriz montada na haste por extrusão indireta.

O item 5, extrusão indireta, é a base desta tese de doutorado.

3.3.1.1 *Extrusão de alumínio*

A extrusão é um processo tecnológico de deformação plástica, onde o material submetido a altas pressões é forçado a passar pelos orifícios de uma matriz (Saha, 2000). Esta técnica é usada para transformar um lingote de alumínio em um produto útil, com o tamanho e a forma exigidos. Geralmente, existem dois tipos de extrusão: extrusão direta e extrusão indireta (Sheppard; Tunncliffe; Patterson, 1982; Saha, 2000).

No processo de extrusão direta, a matriz é fixada e a haste força o metal através dos orifícios da matriz. No processo de extrusão indireta, a matriz é contida dentro da haste oca, que se move em direção ao *slug* fixo, forçando o metal aquecido a fluir para a haste. Além dessa diferença, a pressão é a principal diferença entre os dois tipos (Sheppard; Tunncliffe; Patterson, 1982). A pressão de extrusão para extrusão direta é menor do que para extrusão indireta. Assim, extrusão direta é o processo necessário para a produção de perfis longos, o que não é o caso da empresa objeto desta intervenção (Saha, 2000).

A tecnologia de extrusão permite a fabricação de componentes de geometrias muito variadas (Arif *et al.*, 2002) fazendo uso de uma ampla gama de materiais metálicos, dos quais se destacam as ligas de alumínio (Saha, 2000).

O alumínio (Al) é um metal obtido a partir do minério denominado bauxita, sendo utilizado pela indústria há mais de 150 anos, apresentando excelentes propriedades mecânicas. Além disso, o alumínio é um material condutor elétrico e térmico, isolante acústico, leve e anticorrosivo (Sheppard; Tunncliffe; Patterson, 1982) que identifica industrialmente este metal, na forma de ligas (exemplo AlMgSi) como um metal para trabalhos mecânicos. Com o tempo, as ligas de alumínio produzidas foram extensivamente estudadas e desenvolvidas.



Para Qamar, Arif e Sheikh (2004), a qualidade de qualquer produto extrudado é influenciada pela composição química da liga, que afeta muito a forma como o metal flui durante a extrusão.

Para Ikumapayi *et al.* (2019), a temperatura no *slug* disforme é redistribuída ao longo do processo de extrusão do estado transiente para o estado estacionário. No entanto, a extrusão pode se tornar impossível ou pode render um produto insatisfatório. Os dois principais motivos que podem contribuir para esses resultados são: i) a carga necessária ultrapassa a capacidade da prensa disponível; ou, ii) a temperatura de extrusão excede a temperatura de solidez da liga. De acordo com (Saha, 2000), as variáveis críticas que influenciam a força necessária para extrusão e a qualidade do material são a razão de extrusão, temperatura no trabalho, velocidade de deformação e tensão de fluxo de liga.

Na otimização da extrusão, velocidade e temperatura, são consideradas as variáveis chave para maximizar a produtividade (Saha, 2000). Para um determinado tamanho de *slug*, razão de extrusão e tipo de matriz, é necessário primeiramente otimizar a temperatura do *slug*, antes de aumentar a velocidade de extrusão. O objetivo de determinar a temperatura ótima do *slug* é reduzir o tempo de aceleração, sem comprometer a velocidade máxima de extrusão.

O trabalho de Tibbetts e Wen (1998) se concentra na qualidade da superfície e na uniformidade microestrutural do produto. O modelo apresentado relaciona diretamente a descrição matemática e os fenômenos físicos, onde os parâmetros e variáveis de controle entram nas equações do modelo, de forma que os problemas de identificação e otimização em malha aberta sejam tratáveis. Altan e Kobayashi (1968) usaram métodos numéricos para prever a temperatura local, estendidos para calcular a distribuição de temperatura em estado não estacionário no processo de extrusão. Eles concluíram que as abordagens desenvolvidas seriam e devem ser melhoradas, considerando a interface ferramenta-material e a análise de extrusões com maiores taxas de extrusão.

Por outro lado, Reiso (2004) discute o efeito de alguns fatores-chave na indústria de alumínio que determinam a produtividade e as propriedades do produto durante a extrusão da liga AlMgSi. De acordo com o autor, nas velocidades de extrusão mais altas, as propriedades mecânicas e a qualidade da superfície melhoraram significativamente com as práticas de pré-



aquecimento do *slug*. Entretanto, o processo de extrusão complexo deve ser considerado como um todo, pois o que acontece em uma etapa, não é independente das demais, na cadeia do processo. Como qualquer outro processo de conformação de metal, destina-se a extrusão de alumínio a uma taxa de produção máxima e uma taxa de *scrap* de produção mínima. Reduzir o *scrap* ao mínimo é sempre a meta a ser alcançada (Reiso, 2004).

3.3.1.2 Tipos de prensas de extrusão

Segundo Saha (2000), o desenvolvimento de prensas de extrusão desde a primeira prensa simples até a moderna planta de extrusão automática representa um capítulo interessante na história da tecnologia de extrusão. Recentemente, para atender aos requisitos de formas de extrusão de tamanho maior e paredes mais finas com precisão dimensional aprimorada, prensas de estrutura protendida foram adotadas. A rigidez e o alinhamento da prensa são muito melhores em comparação com as prensas convencionais. A maioria das prensas modernas tem um indicador de posição relativa para monitorar o alinhamento do recipiente e da cruzeta móvel durante a extrusão. Eles também são fornecidos com equipamento de monitoramento da prensa para exibir os dados de operação da prensa na tela do monitor em tempo real. Os controladores programáveis estão ligados para operar o aquecedor de tarugos, prensa de extrusão, extrator, mesa de resfriamento, maca, mesa de serra, serra e assim por diante. Os dados de extrusão são medidos e armazenados usando o sistema de computador para cada matriz, e esses dados estão disponíveis e são eficazes para projetar e modificar matrizes e selecionar parâmetros de extrusão ideais, incluindo temperatura do tarugo, temperatura do recipiente, tamanho do tarugo, velocidade/deslocamento do aríete, e velocidade do extrator de extrusão. Fielding em (Saha, 2000) deu uma visão completa dos desenvolvimentos em prensas de extrusão com sistemas de manuseio de 1969 a 1996. Ainda, Fielding (2000 *apud* Saha, 2000) escreveu um artigo sobre a manutenção de plantas de extrusão, incluindo prensas, sistemas de manuseio e outros equipamentos auxiliares.

3.3.1.3 Prensa direta

Apesar de não ser o foco desta tese, é importante definirmos prensa direta. Um esquema de uma prensa de extrusão direta é mostrado por (Saha, 2000). Prensas diretas são usadas para fazer barras sólidas, hastes, tiras e seções integradas. As prensas também podem ser usadas para



extrudar tubos e seções ocas de alumínio de grau mais macio usando um tarugo sólido através de uma vigia ou matrizes de ponte. Uma prensa de extrusão direta com tirantes laminados é mostrada por Saha (2000). Esta prensa também pode lidar com tarugos redondos e retangulares separadamente. O alinhamento dos tirantes laminados em direção à linha central da prensa garante um controle preciso das peças móveis e uma transmissão de potência ideal. Um guia seguro e preciso para o recipiente de tarugos permite o uso conveniente de um bloco fictício fixo. A placa de prensa de uma prensa moderna é projetada de tal forma que pode suportar até mesmo ferramentas extremamente grandes para fabricar com segurança e confiabilidade seções grandes e largas com tolerâncias mínimas do produto extrudado e maior qualidade do produto. As prensas modernas geralmente são equipadas com recursos especiais, incluindo fixação de matrizes, hastes de liberação rápida, verificação automática de alinhamento, cisalhamento de reforço, carregadores de tarugos telescópicos, *design* de curso curto e *software* de computador para maior produção e qualidade. Os equipamentos hidráulicos, incluindo bombas e válvulas, podem ser colocados no tanque de óleo da prensa, ou no nível do piso ou abaixo do nível do piso.

3.3.1.4 Prensa indireta

O tipo básico de prensa desenvolvido para extrusão indireta é demonstrado por Saha (2000) na Figura 4 que consiste nos mesmos elementos que as prensas utilizadas para extrusão direta. Geralmente, para extrusão de liga dura, especialmente para uso na indústria aeroespacial, as propriedades de fluxo do metal obtidas com extrusão indireta são muito mais favoráveis do que aquelas obtidas com o método direto. Com o auxílio do padrão de fluxo que ocorre durante a extrusão direta, é possível decidir para quais materiais e produtos o método de extrusão indireta deve ser considerado. A extrusão indireta geralmente é mais econômica na fabricação de barras, barras, perfis e tubos de muitas ligas de alumínio.

A diferença entre os dois métodos de extrusão é que, na extrusão direta, não há movimento relativo entre a matriz e o recipiente durante a extrusão. No caso de extrusão indireta, no entanto, a matriz fixada na extremidade frontal da haste oca penetra no recipiente. Assim, em comparação com a extrusão direta, a extrusão indireta tem vantagens, pois o processo reduz a pressão de extrusão, aumenta o diâmetro do tarugo e inicia a extrusão com uma temperatura mais baixa do tarugo para formas críticas (Saha, 2000).

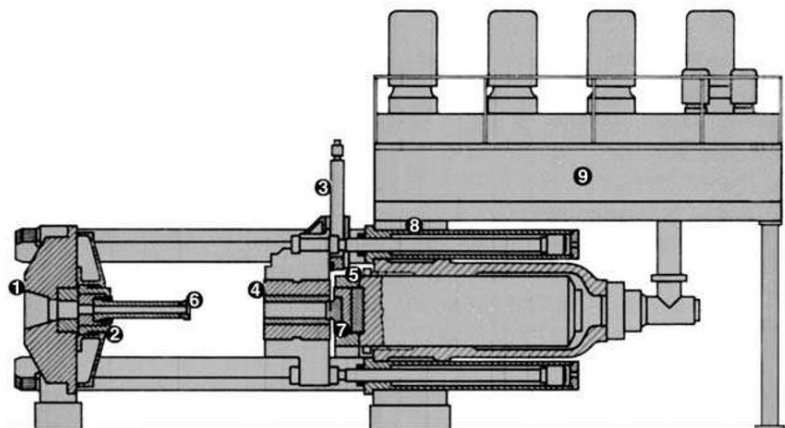


UNIVERSIDADE PRESBITERIANA MACKENZIE

Pró-Reitoria de Pesquisa e Pós-Graduação
Coordenadoria Geral de Pós-Graduação Stricto Sensu



Figura 4: Esquema de uma prensa de extrusão indireta.



- 1) contraplaca;
- 2) corrediça do molde;
- 3) cisalhamento;
- 4) recipiente de bolete;
- 5) cruzeta móvel;
- 6) caule;
- 7) elemento de vedação;
- 8) cruzeta do cilindro; e
- 9) tanque de óleo com acionamento e controles.

Fonte: Saha (2000)

3.3.2 Ligas de alumínio e extrudabilidade

A extrudabilidade, que pode ser medida pela velocidade máxima de extrusão, é um dos fatores mais significativos que influenciam o custo e a eficiência do processo de extrusão. Os parâmetros de temperatura e velocidade, juntamente com o estado de tensão na zona de deformação, principalmente na região da matriz, desempenham um papel significativo na melhoria da extrudabilidade de uma determinada liga. O trabalho mais conhecido e frequentemente citado sobre extrudabilidade de ligas de AlMgSi foi escrito por Mondolfo *et al.* (2000 *apud* Saha, 2000). Um método simples e prático de teste de extrusão é variar as taxas de extrusão mantendo outros parâmetros do processo inalterados, sendo a velocidade máxima de extrusão sem rachaduras a medida de extrusão. Zasadzinski *et al.* (2000 *apud* Saha, 2000) estudou a extrudabilidade melhorada (medida pela velocidade máxima de saída) através do controle da geometria de deformação e da seleção precisa dos parâmetros de temperatura e



velocidade do processo. A vantagem da abordagem é sua praticidade. Eles usaram um método barato, alterando o *design* da matriz usando uma prensa de extrusão direta e desenvolveram um algoritmo para calcular as condições ideais de temperatura e velocidade para uma determinada extrusão (Saha, 2000).

Reiso (2000 *apud* Saha, 2000) investigou as práticas de pré-aquecimento de tarugos em um ambiente industrial para duas ligas diferentes de AlMgSi para determinar a extrusão. Foi demonstrado que a extrudabilidade, bem como as propriedades mecânicas e a qualidade da superfície, podem ser significativamente melhoradas usando práticas de pré-aquecimento do tarugo diferentes das práticas de produção normais aceitas. Em altas temperaturas do tarugo, foi registrado um aumento acentuado na extrudabilidade (30% e 60% para as duas ligas investigadas), e um ganho adicional na extrudabilidade foi obtido pela homogeneização dos tarugos, seguida de resfriamento na faixa normal de temperatura, antes da extrusão. Verificou-se que o aumento obtido na velocidade de extrusão depende da liga. Além disso, as extrusões com as maiores velocidades de extrusão também apresentaram melhores propriedades mecânicas e melhor qualidade de superfície em comparação com aquelas de tarugos aquecidos diretamente na faixa normal de temperatura de pré-aquecimento.

As classificações de extrudabilidade relativa de algumas ligas de grau macio e médio são fornecidas na Tabela 2. As ligas são classificadas em três grupos diferentes de acordo com sua extrudabilidade (Saha, 2000):

Tabela 2: Classificações de extrudabilidade

Designação da liga	Tipo da liga	Principais elementos da liga	Extrudabilidade relativa (a)
1060	Não tratável termicamente	Al (99,6)	150
1100	Não tratável termicamente	Al (99), Cu	150
3003	Não tratável termicamente	Mn, Cu	100
5052	Não tratável termicamente	Mg	80
5154	Não tratável termicamente	Mg	50
5254	Não tratável termicamente	Mg	50
5454	Não tratável termicamente	Mg, Mn	50
6061	Tratável termicamente	Mg, Si, Cu	60
6063	Tratável termicamente	Mg, Si	100
6066	Tratável termicamente	Mg, Si, Cu, Mn	40



6101	Tratável termicamente	Mg, Si	100
6463	Tratável termicamente	Mg, Si	100

Fonte: Saha (2000)

As ligas 50-150, são fáceis de extrudar; por outro lado, as ligas 30-50, moderadamente difícil de extrudar.

- I, Ligas fáceis de extrudar: alumínio puro, AlMn, AlMg1, AlMgSi0.5 e AlMgSi0.8
- II, Ligas moderadamente difíceis de extrudar: AlMg2-3, AlMgSi1, AlZnMg1
- III, Ligas difíceis de extrudar: AlCuMg, AlCuMgPb, AlZnMgCu, AlMg > 3% Mg

As ligas dos grupos I e II são consideradas ligas macias e de grau médio. As ligas do grupo III têm classificações de extrusão mais baixas. As ligas geralmente usadas para os principais tipos de produtos de alumínio extrudado estão listadas na Tabela 3.

Tabela 3: Ligas de alumínio comumente usadas para vários produtos extrudados

Formas de extrusão	Tipo de liga de alumínio (<i>slugs</i>)
Tubos e canos	1060, 1100, 2014, 2024, 3003, 5083, 5086, 5154, 5454, 6061, 6063, 6351, 7075
Formas arquitetônicas	6063, 6061
Formas de aeronaves	2014, 2024, 7075, 7178
Formas estruturais	5083, 5086, 6061, 6063, 6351, 7004
Condutores de ônibus elétricos	6101, 1350

Fonte: Saha (2000)

3.3.3 Ligas de alumínio utilizadas para tubos e canos

As ligas de resistência média e dura da série 5000 da *Aluminium Association* representam as ligas comerciais não tratáveis termicamente mais importantes. Sua faixa de trabalho a quente é muito limitada porque possuem uma alta resistência à deformação em toda a faixa de trabalho. Altas temperaturas de extrusão são necessárias, e a fusão incipiente é uma ocorrência provável. As ligas da série 5000 são usadas principalmente em aplicações onde é necessária uma resistência à corrosão tão boa quanto a do alumínio puro, mas uma resistência mais alta é imperativa. As ligas também são usadas em componentes aeroespaciais, de construção naval e de transporte. Normalmente, 5 a 6% de magnésio (Mg) é a adição máxima de liga porque ligas com maior Mg são difíceis de extrudar e são mais suscetíveis a trincas intergranulares e corrosão sob tensão (SCC) ou esfoliação (Saha, 2000).



Segundo Saha (2000) as ligas de alumínio na série 6000, algumas ligas (por exemplo, 6063, 6101 e 6463) têm classificações de extrusão mais altas, permitindo a extrusão em formas muito complexas. As formas e tamanhos dos produtos são definidos por sua configuração geométrica. Com base na geometria, os seguintes parâmetros são comumente usados na definição das formas e tamanhos das extrusões: Na série 6000, algumas ligas (por exemplo, 6063, 6101 e 6463) têm classificações de extrusão mais altas, permitindo a extrusão em formas muito complexas. As formas e tamanhos dos produtos são definidos por sua configuração geométrica. Com base na geometria, os seguintes parâmetros são comumente usados na definição das formas e tamanhos das extrusões:

- Área de seção transversal da forma
- Perímetro da forma
- Diâmetro do círculo circunscrivendo a seção transversal da forma

O diâmetro do círculo circunscrito (CCD), é um termo comumente usado, e um fator crítico no projeto e fabricação da matriz de extrusão. O CCD controla as seguintes características da extrusão:

- Estabilidade dimensional da forma
- Entrada de óxido e inclusões não metálicas
- Fluxo de metal no final da extrusão

3.3.4 Principais variáveis em um processo de extrusão

Neste tópico são discutidos alguns parâmetros úteis e suas relações associadas às práticas cotidianas da indústria de extrusão de alumínio. Esta informação fundamental pode ser muito útil para o iniciante, bem como para a pessoa com experiência na indústria de extrusão.

Segundo Saha (2000), as principais variáveis que influenciam a força necessária para causar a extrusão e a qualidade do material que sai da matriz são as seguintes:

- Relação de extrusão
- Temperatura de trabalho
- Velocidade de deformação
- Estresse de fluxo de liga



3.3.5 *Relação de extrusão*

A razão de extrusão (E_R) de uma matriz multifuros é definida por:

$$E_R = \frac{A_C}{n \times (A_E)}$$

em que n é o número de furos simétricos, A_C é a área do recipiente e A_E é a área de extrusão. A taxa de extrusão de uma forma é uma indicação clara da quantidade de trabalho mecânico que ocorrerá à medida que a forma é extrudada (Saha, 2000).

A deformação efetiva é uma função da razão de extrusão e, finalmente, a pressão de extrusão necessária para a extrusão é uma função da deformação. Quando a taxa de extrusão de um perfil é baixa, a quantidade de deformação plástica também é baixa. Como resultado, a quantidade de trabalho realizado durante a extrusão será menor. No alumínio extrudado com baixa taxa de extrusão, a estrutura será semelhante à do alumínio fundido (grão grosso). Essa estrutura será mecanicamente fraca e, como resultado, formas com uma taxa de extrusão inferior a 10 para 1 podem não ser garantidas para atender às especificações de propriedades mecânicas e físicas do material.

3.3.6 *Temperatura da extrusão*

A extrusão é comumente classificada como um processo de trabalho a quente. O trabalho a quente é definido como a deformação sob condições de temperatura e taxa de deformação, de modo que os processos de recuperação ocorram simultaneamente com a deformação. A extrusão é realizada em temperaturas elevadas para metais e ligas que não possuem faixa de plasticidade suficiente à temperatura ambiente, e também para reduzir as forças necessárias para a extrusão. A temperatura é um dos parâmetros mais importantes na extrusão. A tensão de fluxo é reduzida se a temperatura for aumentada, e a deformação é, portanto, mais fácil, mas ao mesmo tempo, a velocidade máxima de extrusão é reduzida porque a temperatura localizada pode levar à temperatura de fusão incipiente. As mudanças durante a extrusão dependem do tarugo, da transferência de calor do tarugo para o recipiente, e do calor desenvolvido por deformação e atrito. Na prática real de extrusão de alumínio, mudanças térmicas muito complexas começam assim que o tarugo quente é carregado no recipiente,



normalmente pré-aquecido, e a extrusão é iniciada. O aumento da temperatura e a distribuição da temperatura durante a extrusão foram investigados por muitos pesquisadores (Saha, 2000).

3.3.7 *Velocidade da extrusão*

A resposta de um metal aos processos de extrusão pode ser influenciada pela velocidade de deformação. Aumentar a velocidade do aríete produz um aumento na pressão de extrusão. A temperatura desenvolvida na extrusão aumenta com o aumento da velocidade do aríete. Este aumento é devido ao fato de que a taxa de deformação é diretamente proporcional à velocidade do aríete, e a magnitude do calor gerado é proporcional à taxa de deformação. Quanto mais lenta for a velocidade do aríete, mais tempo estará disponível para o fluxo de calor gerado. A condução de calor é mais pronunciada com o alumínio devido à sua maior condutividade.

3.3.7.1 *A relação entre a velocidade RAM e a velocidade de extrusão*

Este tópico explica como calcular a velocidade de extrusão em termos de velocidade do aríete, usando relações matemáticas simples. A velocidade de extrusão pode ser calculada para qualquer matriz de extrusão usando a relação de constância de volume, o que significa que, o volume de metal no recipiente se torna igual ao volume de extrusão que sai da matriz porque não há perda de metal durante a extrusão (Saha, 2000).

A constância de volume é dada por:

$$V_R \times A_C = V_E \times A_E$$

em que V_R é a velocidade do pistão, A_C é a área do furo do recipiente, V_E é a velocidade de extrusão e A_E é a área da forma extrudada.

Se for uma matriz multifuros, a relação será alterada de acordo com o número de furos na matriz, que é dado por:

$$V_R \times A_C = V_E \times (n \times A_E)$$

em que n é o número de furos simétricos.

A velocidade de extrusão é dada por:

$$V_E = \frac{V_R \times A_C}{n \times (A_E)}$$



e, também pode ser escrita como:

$$V_E = V_R \times E_R$$

em que E_R é definido por:

$$\frac{A_C}{n \times (A_E)}$$

3.3.8 Parâmetros da extrusão

Os parâmetros de extrusão (por exemplo, temperatura do tarugo e velocidade de extrusão) são totalmente dependentes da química de cada liga. A temperatura do recipiente é controlada com base na temperatura inicial do tarugo. Os valores típicos dos parâmetros de extrusão de algumas ligas mais duras são apresentados na Tabela 3 apenas para orientação. As temperaturas reais do tarugo e as velocidades de extrusão variam de acordo com a complexidade do produto. As temperaturas e velocidades de extrusão dependem da forma final e da taxa de extrusão, e pode ser necessário começar com temperaturas do tarugo mais baixas do que as mencionadas na Tabela 4.

Tabela 4: Valores típicos de temperatura do tarugo e velocidade de extrusão de algumas ligas mais duras

Liga do alumínio	Tipo	Temperatura do slug		Velocidade de saída	
		°F	°C	ft/min	m/min
2014–2024	Tratável termicamente	788–842	420–450	5–11	1,5–3,5
5083, 5086, 5456	Não Tratável termicamente	824–842	440–450	7–20	2–6
7001	Tratável termicamente	700–780	370–415	2–5	0,5–1,5
7075, 7079	Tratável termicamente	572–860	300–460	3–7	0,8–2
7049, 7150, 7178	Tratável termicamente	572–824	300–440	2,5–6	0,8–1,8

Nota: As temperaturas e velocidades de extrusão dependem da forma final e da taxa de extrusão, e pode ser necessário começar com temperaturas do tarugo mais baixas do que as mencionadas na tabela.

Fonte: Saha (2000)

3.3.9 Controle da prensa

Segundo Saha (2000), as extrusões de ligas mais duras usadas em aplicações reais, como a indústria aeroespacial, apresentam desafios para uma extrusora que seja livres de defeitos. Muitos parâmetros da prensa (como temperatura do tarugo, temperatura do recipiente, velocidade de extrusão e espessura do topo), precisam ser controlados cuidadosamente para



evitar que quaisquer inclusões sejam aprisionadas nas formas extrudadas e para evitar outros defeitos, como trincas e rachaduras. O aprisionamento de óxido ou quaisquer inclusões não metálicas podem causar falha do material devido a uma característica diferente, mas relacionada, como bolhas na superfície ou subsuperfície, e outros defeitos superficiais indesejáveis. É importante reconhecer que o acúmulo da camada superficial do tarugo em uma ponta de extrusão de tamanho adequado é realmente desejável em comparação com o desprendimento da película de óxido da superfície do recipiente e que emana como um defeito na superfície de extrusão ou subsuperfície (Saha, 2000).

A propriedade do alumínio de aderir ao aço leva à separação da película de óxido do tarugo na superfície interna do revestimento devido aos seguintes:

- Diferença de temperatura entre o tarugo e o contêiner (a temperatura do contêiner é normalmente 50, °C ou °F, inferior à temperatura do tarugo)
- Aumento do atrito na interface do tarugo-contêiner

3.3.10 Variáveis de processo e controle

As extrusões de ligas mais duras são um processo bastante complexo em comparação com as ligas de resistência macia e média. Como a faixa de temperatura de trabalho a quente é muito curta, há relativamente mais interação entre as variáveis do processo e as propriedades do material na temperatura de trabalho. As principais variáveis do processo são a razão de extrusão (E_R), velocidade do pistão (V_R), temperatura de extrusão (T_E), e velocidade de extrusão (V_E). No entanto, a taxa de extrusão é geralmente fixada pela forma exigida pelo cliente para uma configuração particular da matriz e pelo tamanho do recipiente, de modo que a temperatura e a velocidade são os únicos fatores controláveis (Saha, 2000).

Além das variáveis do processo, as variáveis da matriz também são críticas para extrusões de ligas mais duras. O comprimento do mancal da matriz controla o fluxo e o atrito do metal, o que causa pontos quentes devido à geração de calor localizada, especialmente na pele externa da extrusão antes de sair da matriz. Quanto maior o comprimento do mancal da matriz, maior a quantidade de deformação por cisalhamento, e maior o aumento de temperatura para uma velocidade de êmbolo fixa. É sempre recomendado otimizar o comprimento do mancal da matriz para uma taxa de extrusão fixa para melhorar a qualidade da extrusão, bem



como a produtividade. Existem outras possibilidades de ter alguns problemas associados a um comprimento maior do mancal da matriz, principalmente os seguintes (Saha, 2000):

- Rachaduras na superfície
- Variação na estrutura do grão (grão grosso periférico)
- Arraste da matriz devido à adesão do alumínio no rolamento da matriz

3.3.11 Tratamento térmico

De acordo com Saha (2000), os procedimentos de tratamento térmico para ligas mais duras diferem daqueles para ligas da série 6000. A maioria das formas extrudadas dos sistemas de ligas da série 6000 são normalmente temperadas na prensa. Para ligas mais duras, o envelhecimento é normalmente realizado após as operações de estiramento e serragem do tratamento térmico de solução. O tratamento térmico por solução das ligas 7075 e 2024 é feito separadamente em um forno do tipo vertical ou horizontal, com controle de temperatura e tempo, com controle de umidade, seguido por uma têmpera controlada de água ou polímero glicol. A sequência de tratamento térmico é resumida da seguinte forma (Saha, 2000):

- 1) Aquecimento à temperatura de tratamento térmico de solução apropriada
- 2) Imersão nessa temperatura por um tempo necessário com base na espessura
- 3) Resfriamento em água ou solução de glicol a uma temperatura relativamente baixa
- 4) Envelhecimento para causar endurecimento por precipitação à temperatura ambiente (envelhecimento natural) ou a uma temperatura especificada pelo tempo necessário (envelhecimento artificial)

As etapas 1 a 3 cobrem o processo de tratamento térmico por solução. Durante o tratamento térmico de solução de ligas de alumínio, os constituintes endurecedores da liga, conforme demonstrado na Tabela 3, dissolvem-se em uma solução sólida. O processo consiste em embeber a liga a uma temperatura específica por um tempo controlado para obter uma solução sólida quase homogênea. O resfriamento da temperatura da solução deve exceder uma certa taxa crítica para cada liga, para obter propriedades máximas de tração e resistência à corrosão intergranular após o envelhecimento. Especialmente para ligas de aeronaves, como 7075 e 2024, a taxa de resfriamento não deve ser inferior a 800 °F (445 °C)/s na faixa de temperatura de 750 a 550 °F (400 a 285 °C). Na condição temperada, as ligas endurecíveis por



precipitação são instáveis. Com o envelhecimento, partículas submicroscópicas formam deslocamentos de pinos ou irregularidades na estrutura atômica e nos contornos de grão e, assim, fortalecem a liga. O tamanho e a distribuição dos precipitados determinam as propriedades mecânicas ideais.

3.3.12 Processos auxiliares

Pequenas, mas às vezes significativas, mudanças dimensionais podem ocorrer durante o tratamento térmico. Essas alterações podem ser mecânicas (expansão e contração térmica) ou metalúrgicas (estruturais). Mecanicamente, as mudanças podem ser devidas a tensões induzidas termicamente ou relaxamento de tensões residuais. Metalurgicamente, as mudanças podem ser devido à recristalização, tratamento térmico de solução e endurecimento por precipitação. Além da mudança dimensional, a distorção da forma pode ocorrer durante o aquecimento e empenamento durante a têmpera. A extensão da distorção varia com as mudanças na espessura da seção. Em seções muito espessas, a distorção externa é diminuída, mas cria mais tensão residual que pode ser um problema em algumas operações auxiliares (por exemplo, usinagem).

Para minimizar a tensão residual e a distorção, e fornecer formas extrudadas cortadas em comprimentos especificados, os seguintes passos auxiliares são normalmente usados (Saha, 2000):

- 1) Alongamento ou formação reta (2 a 3%)
- 2) Alongamento e torção
- 3) Formação de estiramento para dar qualquer contorno especial (requisito especial)
- 4) Rolagem
- 5) Moldagem manual (se necessário)
- 6) Serrar

3.4 O desafio de reduzir a produção de sucata no processo de extrusão

A complexidade e heterogeneidade das indústrias tornam sua análise essencial. A gestão correta das organizações é fundamental para sua sobrevivência. Na área das Políticas Ambientais, a Sustentabilidade e a Ecoeficiência têm cada vez mais importância as questões,



tanto para o cuidado do meio ambiente, através da consciência do poder e da sociedade, como para a competitividade das empresas (Moors, 2006; Diebold; Schmidheiny, 1992).

O rápido crescimento econômico e o processo de industrialização levaram inevitavelmente ao esgotamento dos recursos e à degradação ambiental (Wang; Yang, 2019). Para prevenir isso, diferentes abordagens são atualmente adotadas em vários países (Nordheim; Barrasso, 2007).

A sustentabilidade ambiental nos processos de produção é uma questão urgente e marcante, e as principais preocupações estão relacionadas ao uso mais eficiente de materiais e energia (Groche *et al.*, 2014; Ingarao; Di Lorenzo; Micari, 2011; Moors, 2006; Singh; Sultan, 2018). Na indústria do alumínio, as unidades de negócios querem produzir perfis inovadores, seja por tamanho, seja por maior capacidade de eficiência energética, com processos industriais complexos. Para isso, processos industriais complexos e inovadores são utilizados e otimizados a cada dia. A demanda por uso eficiente e sustentável de energia e recursos levou a novos critérios de *design* para produtos técnicos (Groche *et al.*, 2014). Este foco é evidenciado pela múltiplas aplicações que os perfis de alumínio podem ter na construção sustentável, principalmente na área de automação residencial e energias renováveis. Uma indústria cada vez mais exigente promove a dinâmica entre alta qualidade e preços baixos, sem perder as especificações do produto, levando a novos desafios industriais. Além disso, as indústrias de manufatura estão focadas em controlar os impactos ambientais negativos, reduzindo custos, conservando energia e recursos naturais. Neste contexto, a indústria é uma consumidora intensiva de recursos naturais (Maceno *et al.*, 2018), tendo um papel substancial nas alterações ambientais envolventes, que por vezes têm um impacto negativo no meio ambiente. A redução das emissões de CO₂ é um objetivo urgente a ser perseguido (Baffari *et al.*, 2019; Ingarao *et al.*, 2015). Na sociedade moderna, algumas questões ambientais ligadas à indústria fazem parte das ameaças mais significativas ao desenvolvimento sustentável (Maceno *et al.*, 2018).

A busca incessante pelo sucesso é o objetivo central de qualquer empresa, porém, somente será possível se estiver integrada a um sistema de gestão estratégica apoiado. A gestão ao longo de sua evolução tornou-se mais complexa, e tem se apresentado nas organizações e negócios como um desafio (López-Robles *et al.*, 2019). O planejamento consiste em definir antecipadamente um conjunto de ações ou intenções a serem desempenhadas no futuro. É a



partir desse conjunto de atividades programadas que as empresas desenham e sustentam sua estratégia de gestão.

Na indústria metalúrgica, a extrusão é uma técnica de primeira linha (Saha, 2000), que é muito popular, e um processo de fabricação de múltiplas características (Qamar; Pervez; Chekotu, 2018). Para as aplicações mais exigentes do mercado, é importante prever / controlar as propriedades do alumínio no processo de extrusão, se possível, antes, durante e após a extrusão. Portanto, é necessário obter informações sobre a influência dos parâmetros tecnológicos (Golovko *et al.*, 2015). A extrusão oferece possibilidades únicas de construção e *design*, com diferentes características funcionais (Hirsch; Al-Samman, 2013; Saha, 2000; Shahri; Sandström, 2012; Vaneker *et al.*, 2008).

Além disso, é um processo extremamente complexo, associado a diversas variáveis, de inúmeras fontes e nas várias fases do processo, e deve ser controlado para garantir as especificidades do produto e do cliente, bem como a produção mínima de sucata (Ab Rahim; Lajis; Ariffin, 2015; Paraskevas *et al.*, 2015).

3.4.1.1 O processo produtivo para fabricação de latas de bebidas em alumínio

O processo produtivo se inicia na aquisição de alumínio líquido de fornecedor qualificado, para a fabricação de *slugs* (principal matéria prima utilizada na fabricação de embalagens de alumínio), até a comercialização das latas a clientes com alto valor agregado.

A extrusão de alumínio é um processo no qual uma prensa força um cilindro de alumínio (*slug*) contra uma matriz, formando produtos de seção constante. Tendo a inovação como principal orientação, a empresa tem desenvolvido diversos sistemas de controle de qualidade, focando na análise tridimensional do perfil de alumínio, o que permite a verificação das obstruções que as peças podem apresentar. Inserida em um mercado exigente, seus principais pilares são segurança, qualidade, inovação, tecnologia e meio ambiente.

Na empresa em estudo, os *slugs* de alumínio são armazenados em lotes, de acordo com a liga do alumínio. Após o planejamento da produção, o sistema de produção inicia o processo de extrusão dos *slugs*. Há uma primeira verificação visual e dimensional da qualidade e confirmação dos certificados de qualidade que acompanham os *slugs*. Quando um lote é



selecionado para extrusão, os *slugs* são transportados para as rampas de alimentação e o processo começa com uma simples limpeza da superfície para retirar a sujeira e algumas impurezas superficiais, que porventura existam.

A fabricação de latas com extrusão por impacto é o processo mais amplamente usado para fabricar latas de bebidas de alumínio. Com a extrusão por impacto (na *press machine*), as latas de bebidas são produzidas como uma única peça, sem costura ou junta das cápsulas de alumínio. Os *slugs* frios são colocados em uma matriz de aço (ferramenta dura que trabalha com alto impacto de força) em alta pressão, é então forçado para dentro do *slug*. A deformação do alumínio gera calor e o metal flui na direção oposta ao pulsão, e assume a forma determinada pelo formato da matriz (Kores *et al.*, 2016).

Figura 5: Modelo de matriz de aço utilizado na prensa de extrusão (“*press machine*”)



Fonte: Elaborado pelo autor

A lata em branco é subsequentemente cortada no comprimento, e lavada para remover quaisquer lubrificantes. Após a secagem, o interior é envernizado (pela *laquering machine*) para proteger o conteúdo do contato direto com o metal. Uma vez que as latas foram formadas, um verniz interno é aplicado a cada lata, e uma etapa de polimerização é realizada. As operações adicionais são a aplicação do verniz externo, a impressão, o revestimento com a camada de verniz protetora transparente, e os processos intermediários de secagem apropriados. A etapa final de fabricação é a extração do ombro da lata e – no caso de latas moldadas – do corpo da lata em uma máquina de compressão ou “estrangulamento” (*necking machine*) com múltiplas matrizes (Kores *et al.*, 2016).

O processo de fabricação de latas de bebidas consiste nas seguintes etapas: (Figura 6):

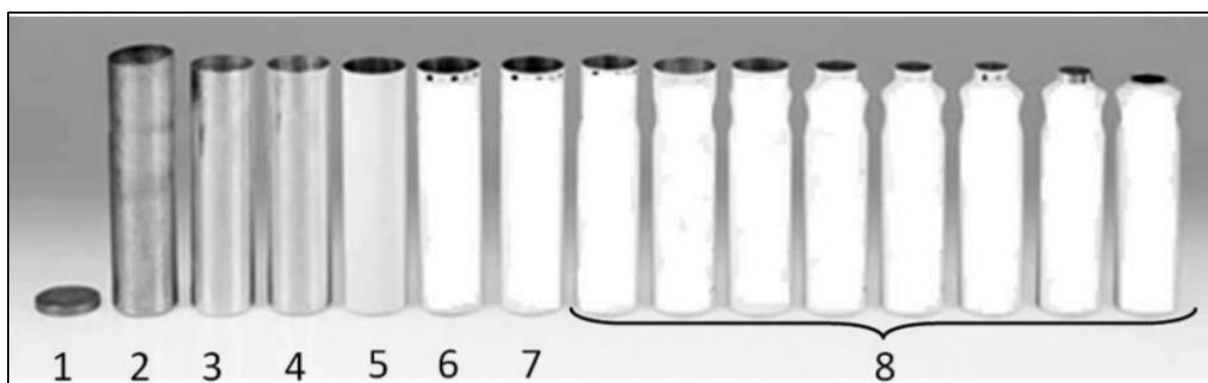
- 1) Introdução dos *slugs* na prensa (*press machine*);
- 2) Extrusão por impacto;
- 3) Lavagem e secagem das latas;
- 4) Aplicação de verniz interno e polimerização das latas;
- 5) Aplicação do verniz externo das latas;



- 6) Revestimento por impressão das latas;
- 7) Pintura das latas;
- 8) Definição do formato no corpo e ombro das latas, através de uma máquina de compressão ou “estrangulamento” (*necker machine*).

A secagem das latas lavadas, envernizadas e impressas são realizadas em temperaturas de 140 – 180°C. A polimerização do verniz interno ocorre em temperaturas em torno de 250 – 280°C (Kores *et al.*, 2016).

Figura 6: Fases do processo na fabricação de latas de aerossóis em alumínio

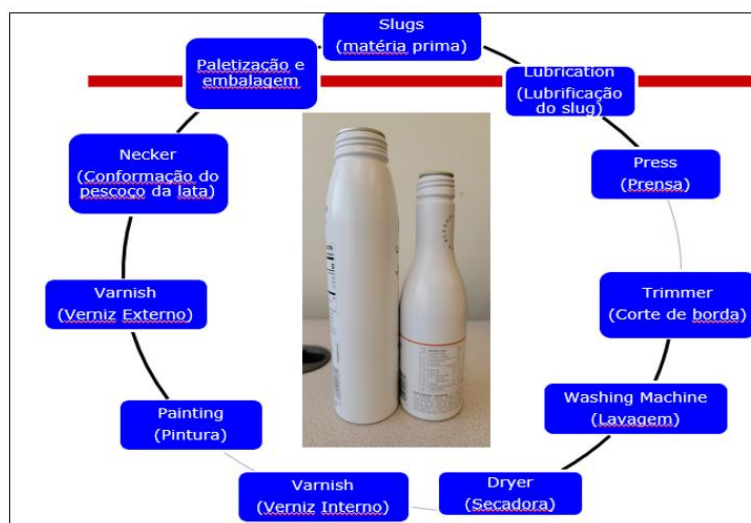


Fonte: Adaptado de Kores *et al.* (2016)

No entanto, as condições iniciais dos *slugs* são cruciais para um adequado processo de extrusão, e para um produto com as propriedades e qualidades desejadas, desde propriedades mecânicas, para responder a tratamentos térmicos e tratamentos de superfície subsequentes, até qualidade de superfície e adesão de tintas ou revestimentos. O foco da empresa é ter uma capacidade de produção que possa ser aplicada a uma variedade de soluções sustentáveis ao meio ambiente, ao mesmo tempo em que ativa preocupações de desenho, inovação, eficiência de recursos e uso de materiais e produtos.

O sistema de produção inicia pelo processo de lubrificação dos *slugs* levando em consideração as etapas resumidas apresentadas na Figura 7.

Figura 7: O processo de fabricação de latas de bebidas em alumínio



Fonte: Adaptado de Michelon (2016)

3.4.1.2 A geração de sucata em alumínio no processo produtivo

A sucata é a matéria-prima da reciclagem de alumínio. Ele pode ser modelado de acordo com o produto, o tempo e a taxa em que o material fica disponível para reciclagem. É geralmente aceito que os componentes de alumínio laminado em edifícios, automóveis e latas de bebidas, têm vidas úteis de aproximadamente 50, 15 e 0,2 anos, respectivamente. Portanto, a quantidade de sucata lançada no mercado é conhecida e pode ser prevista. A vida útil pode ser estimada e usada para determinar quando o material se torna disponível como sucata pós-consumo.

A taxa global de coleta de alumínio na indústria de construção é de cerca de 85%, enquanto a quantidade de embalagens de alumínio efetivamente recicladas depende muito das circunstâncias nacionais individuais. Portanto, as taxas variam de 25% a 85% em todo o mundo.

Na Europa, mais de 28 bilhões de latas de bebidas usadas foram recicladas em 2016 (*European Aluminium Association — EAA, 2018*). Seu metal permanece na economia circular europeia, e permanece disponível para produzir novos produtos de alumínio. As latas coletadas representam uma das fontes mais importantes de sucata de alumínio, com um total de cerca de 400.000 toneladas de material reciclado.



A taxa geral de reciclagem de alumínio automotivo foi de 91% em 2017 (Kelly; Apelian, 2017). O setor de transporte tem alta taxa de reciclagem porque desmontadores e recicladores reconhecem o alto valor intrínseco dos produtos de alumínio em fim de vida. Em geral, os veículos em fim de vida são entregues para desmantelamento, que representa uma “fonte” eficaz de sucata de alumínio na Europa e nos Estados Unidos da América (EUA).

Uma vez que os fluidos (por exemplo, óleos, lubrificantes) são drenados, e os componentes de alto valor e perigosos são removidos do carro e distribuídos para os consumidores ou manipuladores apropriados, sucata de composição conhecida, como rodas de liga de alumínio e, em alguns casos sucata mista, são vendidas para comerciantes de sucata.

A sucata adquirida é então encaminhada para trituradoras, ou diretamente para uma operação de recuperação, entrando no fluxo de reciclagem. No entanto, a maior parte da sucata é interna, e não é considerada nas estatísticas.

A sucata de alumínio é frequentemente categorizada como “sucata nova” e “sucata velha” (Kores *et al.*, 2016) A sucata nova se origina durante a fabricação de produtos semimanufaturados e finais em alumínio (aparas, sobras, peças moldadas etc.), em que a qualidade e a composição são geralmente conhecidas. Em geral, a sucata nova é fundida sem qualquer tratamento preliminar. A sucata velha se refere aos produtos coletados após o descarte dos consumidores, portanto, no final de sua vida útil (por exemplo, cabos, potes, radiadores etc.). Esta matéria-prima está mais contaminada do que a sucata nova, e tratamentos preliminares da sucata são geralmente necessários.

3.4.1.3 A reciclagem de latas em alumínio

A reciclagem do alumínio é extremamente importante por diversos motivos econômicos e ambientais. O alumínio é um material vital nas indústrias de construção, embalagem e transporte. Os componentes estruturais feitos de alumínio são vitais para a indústria. Os subprodutos mais significativos da indústria do alumínio são chamados de impurezas, e são gerados no processo de fundição. Normalmente 15 a 25 Kg de impurezas são produzidos por tonelada métrica de alumínio fundido (Freti; Bornand; BuxmANN, 2013).



Os compostos de alumínio representam 8% da crosta terrestre, e estão presentes na maioria das rochas, vegetação e animais. O alumínio é de fato o terceiro elemento da crosta terrestre mais comum, e o metal mais comum na Terra. O alumínio puro é um elemento muito reativo, e nunca é encontrado como metal livre na natureza. É muito leve e macio. Ele deve ser combinado com pequenas quantidades de outros materiais (como ferro, silício, zinco, cobre, magnésio, estanho, titânio, lítio, por exemplo) para produzir uma série de ligas de diferentes propriedades para diferentes fins (Luo; Soria, 2007). Por exemplo, o alumínio é uma contribuição fundamental para os motores de transporte com baixo consumo de combustível. Facilita a construção de edifícios resistentes à corrosão e de baixa manutenção. O alumínio também é amplamente utilizado em embalagens para proteção, armazenamento e preparação de alimentos e bebidas. O alumínio pode ser laminado em folhas ultrafinas, que são leves, fortes, e têm uma barreira única, e qualidades de isolamento para preservar alimentos, bebidas e produtos de higiene pessoal contra a luz ultravioleta e eventuais bactérias (He, 2006).

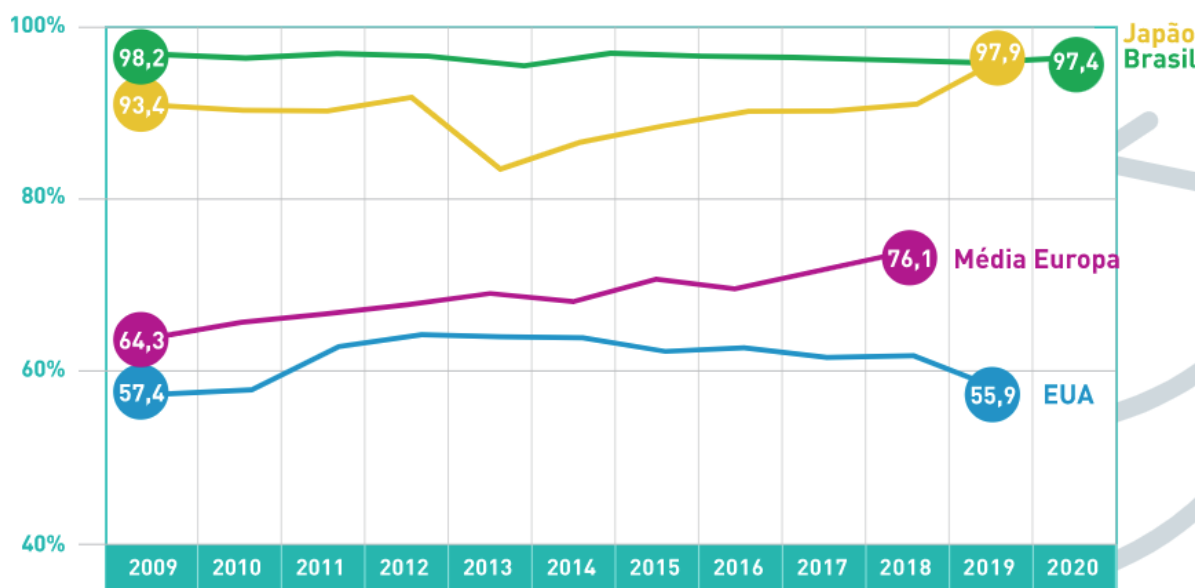
As embalagens de alumínio são seguras, à prova de violação, higiênicas, fáceis de abrir e recicláveis. Quase todo produto de alumínio produzido comercialmente pode ser reciclado após o fim da vida útil, sem perder suas propriedades ou qualidade de metal. Como há um aumento na utilização de alumínio reciclado em diversos tipos de aplicação, o metal alumínio também é conhecido como metal verde (Luo; Soria, 2006).

A Associação de Alumínio, o Instituto de Fabricantes de Latas (CMI), e o Instituto das Indústrias de Reciclagem de Sucata (ISRI), divulgaram estatísticas em 2005 indicando que os americanos e as indústrias de reciclagem de latas reciclaram 51,5 bilhões de latas de alumínio em 2004, para uma taxa de reciclagem de latas de bebidas de 51,2 %. Isso refletiu um aumento de 1,2% sobre a taxa de 2003 e o primeiro aumento desde 1997 (Detzel; Mönckert, 2009).

Por sua vez, a Associação Brasileira dos Fabricantes de Latas de Alumínio (ABAL); *The Japan Aluminum Can Recycling Association; The Aluminum Association e a European Aluminum Association*, divulgaram o Índice de Reciclagem de Latas de Alumínio para Bebidas entre os períodos de 2009 a 2020 conforme a Figura 8 (ABAL, 2021a).



Figura 8: Índice de Reciclagem de Latas de Alumínio para Bebidas 2009 a 2020



Fonte: ABAL (2021a)

A partir dos dados levantados, podemos concluir que o alumínio é o primeiro nome lembrado quando o assunto é reciclagem. A reciclabilidade¹ é um dos principais atributos do metal, e reforça a vocação de sua indústria para a sustentabilidade em termos econômicos, sociais e ambientais. O alumínio pode ser reciclado infinitas vezes sem perder suas características no processo de reaproveitamento, ao contrário de outros materiais. O alumínio pode ser reciclado tanto a partir de sucatas geradas por produtos de vida útil esgotada, quanto por sobras do processo produtivo. Os utensílios domésticos, latas de bebidas, esquadrias de janelas, componentes automotivos, entre outros, podem ser fundidos e empregados novamente na fabricação de novos produtos (ABAL, 2021b).

3.4.1.4 A reciclagem de latas em alumínio no Brasil

A reciclagem de alumínio se confunde com a implantação da indústria do metal no país. Na década de 1920, data dos primeiros registros de produção de utensílios de alumínio em território nacional, o setor utilizava como matéria prima a sucata importada de vários países. Nos anos 1990, com o início da produção das latas no Brasil, a reciclagem do metal foi

¹ Processo que produz algum tipo de reciclagem



intensificada, registrando volumes cada vez maiores. Hoje a reciclagem de alumínio no Brasil funciona com altíssimos índices de eficácia, acima da média mundial, reciclando praticamente toda sucata disponível. A relação entre este volume e o consumo doméstico de alumínio indica um percentual de 38,5%, que é superior à média mundial de 27,1% (base 2014). Em 2015, o país reciclou 602 mil toneladas de alumínio. Desse total, 292,5 mil toneladas referem-se à sucata de latas de alumínio para bebidas, o que corresponde a 97,9% do total de embalagens consumidas em 2015, índice que mantém o Brasil entre os países líderes em reciclagem de latinhas desde 2001 (Real Reciclagem, 2015).

A capital nacional da reciclagem do alumínio é Pindamonhangaba, cidade localizada no interior de São Paulo. O título foi concedido pela ABAL em 2003, em reconhecimento à importância da cidade para a atividade. Na ocasião, foi entregue uma escultura feita em alumínio, representando o símbolo internacional da reciclagem do metal, conforme a Figura 9. A obra, do escultor Hans Goldammer, catarinense radicado em São Paulo, tem 4,5 metros de altura e está instalada na entrada da cidade, às margens da Via Dutra (que liga São Paulo e Rio de Janeiro) (ABAL, 2021c).

Figura 9: Escultura feita em alumínio, representando o símbolo internacional da reciclagem do metal em Pindamonhangaba



Fonte: ABAL (2021)

A história da reciclagem de alumínio em Pindamonhangaba começou na década de 1970, quando a Alcan (hoje Novelis) instalou sua fábrica no município para produzir chapas



para latas de bebidas. Em 1994, a empresa iniciou a utilização de alumínio reciclado na produção de suas chapas, o que estimulou o surgimento do polo de reciclagem. Em 1996, chegou a Latasa com seu centro de reciclagem. Em 1997, a Recipar (Latasa) chegou ao município e, em 1998, foi a vez da Alcan (atual Novelis) instalar ali seu centro de reciclagem (ABAL, 2021c). Atualmente o polo de Pindamonhangaba reúne duas empresas – a Novelis e a Latasa Reciclagem, que em 2010 adquiriu os ativos da Aleris Reciclagem –, que processam aproximadamente 70% de toda a sucata recuperada no Brasil (ABAL, 2021c).

As latas de alumínio para bebidas merecem destaque na reciclagem, por terem alto consumo e um ciclo de vida muito mais curto que o apresentado por outros produtos de alumínio. Em 2019, o Brasil manteve-se entre os países líderes na reciclagem com a marca de 97,6%. Ao todo foram 375,5 mil toneladas vendidas, aumento de 13,7 % em relação ao ano anterior, e 366,8 mil toneladas coletadas, incremento de 14,7% ante 2018 (ABAL, 2021d).

Vale destacar, ainda, que o Brasil é exemplo para o mundo no reaproveitamento da latinha e do alumínio em si. Mais da metade do metal consumido no País (56%) vem da reciclagem, o que o coloca bem acima da média mundial (25,9%) – índices de 2018. Além disso, o alumínio secundário, obtido por meio do processo de reciclagem da sucata, economiza 95% da energia necessária para a produção do alumínio primário, gerado pela transformação da bauxita. Em razão da matriz energética limpa e renovável, o alumínio brasileiro também se destaca pela baixa pegada de carbono (ABAL, 2021d).

Além dos benefícios sociais e econômicos, a reciclagem de latas de alumínio também favorece o meio ambiente. O processo utiliza apenas 5% da energia elétrica e libera somente 5% das emissões de gás de efeito estufa quando comparado com a produção de alumínio primário, segundo dados do *International Aluminium Institute*. É notória a importância das latas de alumínio para a atividade reciclagem no Brasil, já que, por reforçar a consciência ecológica da população, acaba por estimular a coleta de outros materiais (ABAL, 2021d).

3.5 A Teoria do Caos/Complexidade

Inicialmente, podemos definir a teoria do caos como o estudo das relações não lineares e interações complexas que se desenvolvem ativamente no decorrer do tempo, onde as relações não lineares impulsionadas por forças menores resultam em mudanças e resultados inesperados.



Nos sistemas lineares o resultado é proporcional a entrada inicial. Em sistemas não lineares, uma entrada inicial mínima pode/(ou não) produzir uma mudança importante no resultado (Levy, 1994; Morowitz, 2004).

Em sistemas lineares a mudança pode ser prevista através do histórico do que já aconteceu no passado, enquanto em sistema não lineares a mudança é suspensa, com mudanças não previsíveis e inesperadas (Tsoukas, 1998; Bloom, 2000).

A base principal é que existem sistemas, quer sejam de natureza físicas ou social, que são compreendidos, ou seja, podem ser descritos por um conjunto finito de condições e regras e ainda assim serem totalmente imprevisíveis. Ou seja, não estamos abordando de temas aleatórios ou desordenado, ou ainda pela falta de conhecimento ou interferências.

A teoria do caos implica que existe um tipo de “princípio de dúvida”. Podemos afirmar que existe ordem no caos, porém, uma ordem invisível, que definimos o caos como “uma ordem sem previsibilidade” (Levy, 1994; Bloom, 2000).

De certa forma, a Teoria do Caos e da Complexidade podem ser confundidas, porém existem pequenas diferenças. A base da Teoria do Caos está na maneira em como sistemas simples se desenvolvem, apresentando comportamentos imprevisíveis muito complicados, enquanto o foco da Teoria da Complexidade está em como sistemas compostos por muitos elementos se desenvolvem apresentando comportamentos bem-organizados e previsíveis sugere (Bloom, 2000).

Esta área de estudo foi introduzida por Lorenz em 1963, através do estudo das dinâmicas de fluxos de turbulência em fluídos, em que as complexidades de tal fluxo têm confundido matemáticos por muito tempo, pois entender os movimentos dos furacões e mudanças de direção dos fluxos tornam a tarefa impraticável (Levy, 1994).

O foco da Teoria do Caos é demonstrar que estas interações não lineares produzem um padrão, mesmo que o resultado seja imprevisível. É como se no caminho existissem muitas opções de bifurcações ou saídas, ao escolher um caminho as possibilidades tornam o futuro imprevisível, porém não aleatório. O caminho escolhido leva a uma nova saída, e assim por diante (Bloom, 2000).



Muito embora a Teoria tenha sido desenvolvida inicialmente no contexto das ciências físicas, muitos pesquisadores notaram que sistemas sociais e econômicos (entre outros) também são caracterizados por relações não lineares e interações complexas que se desenvolvem no decorrer do tempo, e isto permitiu a utilização da teoria em vários campos, inclusive pelas organizações. Neste contexto, é importante notar que as empresas se desenvolvem no decorrer do tempo em ambientes dinâmicos como resultado de interações complexas entre outras organizações, governos, pessoas, instituições financeiras entre outros (Levy, 1994).

Pode-se deduzir que o que se chama de realidade é complexo, e esta afirmação é ainda mais verdadeira nos casos em que seres humanos estão envolvidos (Czinki; Hentschel, 2016).

Na psicoterapia, Bloom (2000) defende que todo tipo de coisas imprevisíveis pode acontecer quando se obtém interações conjuntas entre sistemas, e que apesar de imprevisíveis, usualmente, não são caóticas, mas na verdade, muito bem-organizadas, e como exemplo, não existe nada melhor que as funções excessivamente complexas do cérebro humano.

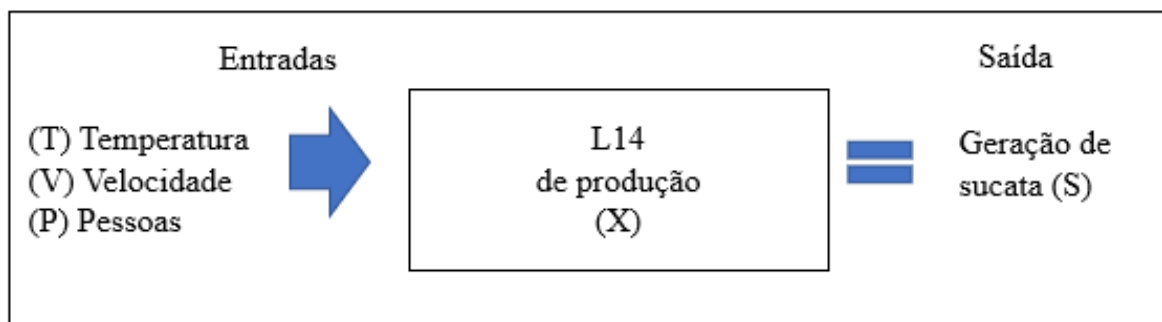
No desenvolvimento desta tese, são analisadas as seguintes variáveis:

- Ajuste de Temperatura da linha de produção/máquina de extrusão como relação linear;
- Ajuste da Velocidade da linha de produção/máquina de extrusão como relação linear e
- Pessoas operando a prensa de extrusão como relação não linear.

A Figura 10 demonstra as relações e interações existentes entre elas:



Figura 10: Relações existentes no processo de extrusão da prensa



Fonte: Elaborado pelo autor

As variáveis temperatura (T) e Velocidade (V) são parte de um sistema linear, em que o resultado é proporcional à entrada inicial, que pode ser explicado pela seguinte fórmula:

- Sendo $(T) \cdot (X) = "a" \cdot (S)$
- Sendo $(V) \cdot (X) = "b" \cdot (S)$
- Sendo $(P) \cdot (X) = "c" \cdot (S)$

Em um processo de prensa por extrusão, a variável pessoas (P) ocorrem relações não lineares que são impulsionadas por forças menores que podem resultar em mudanças e resultados inesperados.

Nesta tese, o envolvimento das pessoas é parte fundamental do processo de fabricação de latas em alumínio, justamente pela sua interação a ajustes “finos” nos controles da máquina. Conforme destacado anteriormente, o controle inadequado, ou mesmo equivocado, das variáveis no processo de extrusão pode resultar no aparecimento de defeitos ou propriedades mecânicas deficientes, consideradas as principais fontes de defeitos e produtos com rejeição e geração de sucata.

Na teoria do caos, pequenas alterações aos padrões iniciais da máquina podem gerar grandes mudanças ao resultado final, neste caso, na geração de sucata. Podemos fazer uma analogia aos ajustes na máquina com o filme Efeito Borboleta. Neste filme, o autor principal possibilita algumas mudanças em seu passado, na tentativa de mudar acontecimentos ruins que porventura tenha acontecido em sua vida, entretanto, estas mudanças também proporcionaram dificuldades relevantes em seus dias atuais.



Na ciência de dados, mais especificamente em *ML*, tem provado ser uma soma inestimável ao estudo da teoria do caos. No lugar de utilizar equações matemáticas complexas, um modelo de *ML* é uma ferramenta analítica capaz de gerar previsões inteligentes para novas entradas. A prática de usar modelos de *ML* no lugar de equações para determinar o caos pode ser exemplificada pela previsão do tempo. Em vez de prever o clima usando um sistema matemático complexo para representar vários componentes da atmosfera, um modelo de *ML* determina suas próprias regras complexas e “invisíveis”, com base em padrões sutis nos dados. Uma maneira de combinar modelos de *ML* com equações para a resolução da teoria do caos é treinar um modelo de *ML* em dados de solução obtidos através dessas informações (Cortez *et al.*, 2018; Sanjuán, 2021).

Para gerar previsões com maior precisão, o modelo *ML* aprende padrões nos dados e usa essas “regras invisíveis” para produzir soluções mais precisas para o problema do caos. A combinação de modelos de *ML* e equações da teoria do caos podem ser aplicadas a qualquer tarefa de previsão de longo prazo, incluindo prever tendências de moda, clima ou música, ou mesmo monitorar um coração para um ataque cardíaco iminente e, em combinação com dispositivos médicos, enviar impulsos ao coração para prevenir arritmia. Os benefícios de usar a teoria do caos com o uso combinado de equações da teoria do caos e *ML* são numerosos, e abrangem quase todas as disciplinas (Cortez *et al.*, 2018; Sanjuán, 2021).

A combinação dos sistemas matemáticos históricos “baseados em regras”, com o campo de rápido desenvolvimento do *ML* levou a um aumento na precisão da previsão do caos e, à medida que o campo avança, tem o potencial de beneficiar uma ampla variedade de disciplinas (Cortez *et al.*, 2018; Sanjuán, 2021)

No desenvolvimento da tese, algumas técnicas de *ML* são utilizadas para prever a quantidade e nível de sucata, gerado no processo de extrusão, para a fabricação de latas de bebidas em alumínio que serão discutidas no decorrer deste trabalho.

3.6 A preocupação com o Meio Ambiente e Sustentabilidade

A preocupação com o Meio Ambiente e Sustentabilidade se tornou uma palavra de modismo no mundo dos negócios de hoje e praticamente na sociedade. A sustentabilidade ambiental na indústria de manufatura é uma questão relevante e urgente. As principais



preocupações referem-se ao uso eficiente de materiais e energia (Ingarao; Di Lorenzo; Micari, 2011; Moors, 2006; Singh; Sultan, 2018). A noção de sustentabilidade tornou-se conhecida mundialmente em 1987 por meio do Relatório Designado como “Nosso Futuro Comum” (conhecido como Relatório Brundtland) (Brundtland, 1987). A estrutura da *Triple Bottom Line* está enraizada na teoria das partes interessadas, na teoria da gestão organizacional e na ética empresarial (Hart; Milstein, 2003). Empresa sustentável é aquela que contribui para o desenvolvimento sustentável, oferecendo benefícios econômicos (lucro), ambientais (planeta) e sociais (pessoas).

Em 1992, o documento intitulado “Agenda 21” surgiu como um programa global ao qual aderiram 118 países e cujo principal objetivo era a promoção da regeneração ambiental e do desenvolvimento social. Com um plano de ação global, mas com ações locais, com pequenas ações que fazem a diferença. Vinte anos depois, na conferência Rio + 20, foi aprovado um novo documento intitulado “O Futuro que Queremos”. Acompanhando o saldo negativo dos líderes mundiais do período anterior, o documento visa reforçar a importância do cumprimento dos compromissos pré-definidos das metas de sustentabilidade estabelecidas e do fortalecimento do financiamento aos países em desenvolvimento. A credibilidade da Indústria Europeia do Alumínio depende dos seus esforços em melhorar continuamente seu desempenho econômico, ambiental e social. O Roteiro de Sustentabilidade 2025 da indústria, lançado em 2015, define uma agenda de sustentabilidade clara e estruturada para o setor de alumínio na Europa (Nordheim; Barrasso, 2007; Singh; Sultan, 2018).

Para medir o progresso da indústria em relação aos seus objetivos no Roteiro para a Sustentabilidade 2025, a indústria do alumínio adaptou e enriqueceu os seus Indicadores de Desenvolvimento Sustentável (IDS) já recolhidos e comunicados regularmente desde a década de 1990 (Nordheim; Barrasso, 2007). Esses indicadores incluem: i) Indicadores econômicos, como Produção, Receitas, Investimentos de capital, Valor adicionado e despesas com P&D; ii) Indicadores ambientais, como certificação da empresa (IOS 14 000), Consumo de energia elétrica; outros tipos de consumo de energia; e iii) Indicadores sociais, como certificação da empresa - Administração de Segurança e Saúde Ocupacional (OSHA), segurança - Taxa Total de Incidentes Registráveis (TRI), Taxa de Incidentes com Tempo Perdido (LTI) e Taxa de Mortalidade - e um número de funcionários, etc.



UNIVERSIDADE PRESBITERIANA MACKENZIE

Pró-Reitoria de Pesquisa e Pós-Graduação
Coordenadoria Geral de Pós-Graduação *Stricto Sensu*



A *European Aluminium Industry*, por meio de sua organização e membro da *European Aluminium Association (EAA)*, iniciou um programa de desenvolvimento sustentável para a indústria do alumínio em 2001. A primeira etapa envolveu o desenvolvimento de um conjunto de tarefas da indústria desenvolvido em 2001 e 2002 com sistemas internos e externos grupos de partes interessadas (Nordheim; Barrasso, 2007).

Figura 11: O ciclo de vida do alumínio



Fonte: Mansilha, Farret e da Rosa (2017)

Os autores Liu e Müller (2012) discutem o estado da prática, a força e fraqueza das avaliações do ciclo de vida para atingir as metas de sustentabilidade na indústria de alumínio. A Figura 11 mostra o ciclo de vida do alumínio (Mansilha; Farret; da Rosa, 2017).

Moors (2006) enfoca as estratégias de tecnologia que levam a inovações radicais nos sistemas de produção de alumínio, que são importantes para atingir as metas de sustentabilidade. Singh e Sultan (2018) propõem diretrizes com base científica para modelagem e avaliação de indicadores-chave de desempenho (*KPIs*) em um processo de extrusão de alumínio. Assim, a sustentabilidade não diz respeito apenas a recursos, mas também a utilizá-los de forma eficiente para melhorar positivamente a eficácia dos resultados alcançados. Devido ao constante aumento das preocupações com o meio ambiente e ao melhor desempenho, a construção leve é um fator chave para o sucesso (Kleiner; Geiger; Klaus, 2003).

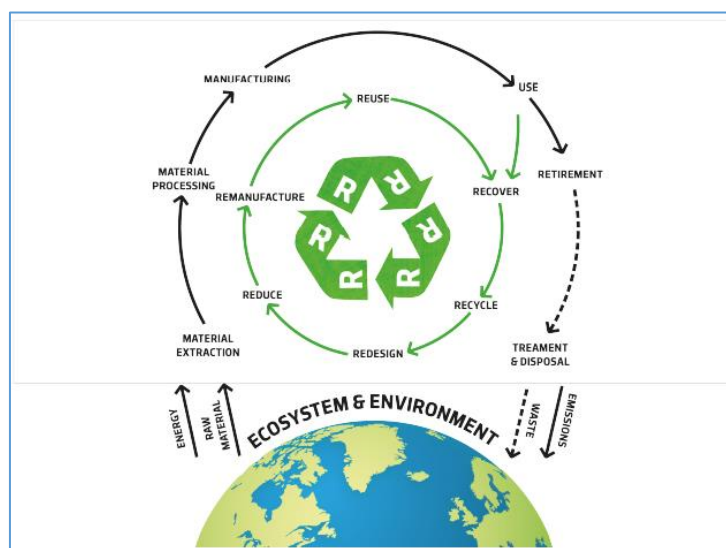
O desenvolvimento sustentável corporativo mostra que as empresas ao invés de pensar apenas seus resultados financeiros, também considerem seriamente os impactos ambientais e sociais de seus produtos e serviços (Elkington, 1994; Robinson, 2006). A ecoeficiência é definida pela entrega de produtos e serviços a valores competitivos, mas também reduzindo os impactos ecológicos e atendendo às necessidades humanas (Diebold; Schmidheiny, 1992).



Numa economia circular em que “extrair, transformar, usar e descartar” dá origem a “reduzir, reutilizar e reciclar”, só a consciência dos desafios ambientais levará à adoção de comportamentos que promovam uma sociedade de baixo carbono. De acordo com McEnroe e Mindak (2020), este é o maior desafio, ou seja: “mudar mentalidades para mudar comportamentos”.

As preocupações ambientais em empresas industriais são cada vez mais imperativas (Baffari *et al.*, 2019; Nordheim; Barrasso, 2007), não apenas por causa das normas nacionais e internacionais, mas também por causa da imagem das empresas nos atuais mercados exigentes. A indústria do alumínio não é exceção, ela sozinha é responsável por aproximadamente 1,0% das emissões globais de gases de efeito estufa (Yusuf; Lajis; Ahmad, 2019).

Figura 12: Sistema de ciclo de vida do produto em circuito fechado na abordagem 6R



Fonte: Ab Rahim, Lajis e Ariffin (2015)

O alumínio é 100% reciclável, e é o único material infinitamente reciclável. A Figura 12 mostra a evolução de diferentes conceitos de manufatura e suas contribuições para o valor das partes interessadas, e o sistema de malha fechada proposto envolvendo os 6Rs (Ab Rahim; Lajis; Ariffin, 2015).

A capacidade de reciclagem estimulou novos desenvolvimentos de processos com o objetivo de obter materiais com boa relação entre propriedades e custos (Surace *et al.*, 2009). Em particular, no caso do alumínio, a reciclagem pode economizar uma grande quantidade de



emissões de gases de efeito estufa (Yusuf; Lajis; Ahmad, 2019). Durante o processo de fusão da sucata de alumínio, ocorrem perdas irreversíveis. Além disso, cerca de 12% do metal é queimado, e 10% é perdido, isto porque o alumínio se mistura com o resíduo removido da superfície do metal fundido (Samuel, 2003).

O tratamento térmico de alta temperatura de sobras resulta em um aumento significativo de resíduos de filmes de óxido de superfície. Isso é apoiado por Baffari *et al.* (2019) em um estudo sobre a reciclagem no estado sólido de sucata de alumínio e caracterização de resíduo.

Os autores também descobriram que as estimativas de requisitos de energia para a reciclagem de estado sólido revelaram que o processo de pré-compactação usa menos de 7% da energia necessária para as melhores práticas mundiais de rejeição convencional, e resultou em uma redução de 93% nas emissões de dióxido de carbono equivalente.

Ingarao, Di Lorenzo e Micari (2011), consideram que o principal problema desses processos é que eles têm uma eficiência de reciclagem inferior a 55%. A quantidade de sucata produzida depende de diversas condições de processamento relacionadas aos processos de pré-extrusão, extrusão e pós-extrusão (Ingarao; Di Lorenzo; Micari, 2011).

Embora o alumínio seja um material reciclável, minimizar a produção de sucata é a melhor forma de evitar custos excessivos e preservar o meio ambiente. Na verdade, o processo de reciclagem é caracterizado pela poluição ambiental e alto consumo de energia (Ingarao; Di Lorenzo; Micari, 2011).

Abaixo são listados os 5 benefícios associados a reciclagem do alumínio:

- 1) A reciclagem de alumínio economiza até 95% da energia necessária para produzir metal primário, porque a reciclagem de alumínio requer apenas 5% da energia para produzir metal secundário em comparação com metal primário, e gera apenas 5% das emissões de gases de efeito estufa.
- 2) A reciclagem de um quilo de alumínio pode economizar cerca de 8 quilos de bauxita, 4 quilos de produtos químicos e 14 quilowatts-hora de eletricidade;
- 3) Reduzir o volume de alumínio em aterros sanitários;
- 4) Reduzir as taxas de descarte em aterros sanitários;



5) Fornece receita adicional para recicladores.

3.7 Aplicações de *Machine Learning* (ML) para melhorar a eficiência em processos produtivos

Como já não é tão simples programar um computador para resolver um certo problema, por que não fazer a opção de fornecer instruções indiretamente, transmitindo as habilidades necessárias por meio de exemplos, com os quais a máquina poderá aprender? (Kubat, 2017).

Nesta linha de raciocínio, o Aprendizado de Máquina (ML) é utilizado com sucesso em várias aplicações de otimização de processos, monitoramento, controle da produção e manutenção preditiva em diferentes indústrias. As técnicas de ML fornecem um potencial promissor para o controle de sistemas de manufatura, especialmente em ambientes complexos de manufatura em que a detecção das causas dos problemas é difícil. No entanto, muitas vezes as aplicações de ML são limitadas, concentrando-se em processos específicos ao invés de todo o programa ou sistema de manufatura (Doltsinis; Ferreira; Lohse, 2012).

Como um mecanismo computacional para análise de dados, o ML serve como ferramenta para reconhecimento de padrões de dados e previsões. Para efetivamente realizar a análise de dados, os algoritmos de ML desempenham um papel importante. Existem basicamente quatro tipos diferentes de algoritmos de aprendizado de máquina, sejam aprendizado não supervisionado, aprendizado supervisionado, aprendizado semisupervisionado e aprendizado por reforço (Hierons, 1999).

Embora o aprendizado por reforço seja usado nas áreas de robótica, jogos e navegação, os outros três tipos de aprendizado de máquina foram amplamente utilizados para análise de dados na indústria de processos. O ML explora o estudo e a construção de algoritmos que podem aprender e fazer previsões sobre os dados. Nas últimas décadas, o aprendizado de máquina tem desempenhado um papel importante na construção de modelos baseados em experiência a partir de dados do processo. Com base nesta experiência, informações úteis podem ser extraídas, pois novos padrões de dados podem ser identificados, previsões podem ser feitas mais facilmente para novas amostras de dados, e as decisões podem ser tomadas com mais rapidez e eficácia (Rahman; Esmailpour, 2015).

Toda essa aplicação de aprendizado de máquina vem permitindo mudanças na forma de programação da produção da indústria.



Segundo Wuest *et al.* (2016), as principais aplicações do método de aprendizado de máquina supervisionado incluem monitoramento de processo, classificação e identificação de falhas, localização do modo de operação *on-line*, modelagem de sensores e aplicativos *on-line*, previsão da qualidade e estimativa *on-line*, além de previsão e diagnóstico de índices de desempenho.

Os algoritmos de *ML* requerem dois tipos de dados: treinamento e teste.

Um conjunto de recursos ou atributos é extraído como entrada para um algoritmo de aprendizado, com base nos conjuntos de dados de treinamento e nos dados rotulados. Os conjuntos de dados de treinamento também são usados para treinar um algoritmo de aprendizado. Já os conjuntos de dados de teste são usados para avaliar o algoritmo de aprendizado. Depois que um modelo de *ML* é avaliado, ele pode ser usado para prever o resultado potencial de um evento (Wuest *et al.*, 2016).

No contexto dos processos industriais, o aprendizado de máquina pode ser usado para prever o desgaste de uma ferramenta e determinar quando a manutenção deve ser realizada.

Segundo Wuest *et al.* (2016), no futuro, imagina-se criar modelos preditivos usando algoritmos de aprendizado de máquina e integrar esses modelos ao sistema de monitoramento de processos *on-line* para diagnóstico e prognóstico. Assim, dentre os quatro tipos de algoritmos de aprendizado de máquina, optou-se por desenvolver o presente trabalho utilizando aprendizado supervisionado devido ao tipo de dados disponíveis. Por sua vez, para o aprendizado supervisionado há diversas técnicas possíveis, tais como: árvores de decisão, máquinas de suporte vetorial, regressão linear e redes neurais artificiais. Desta forma, conforme mencionado anteriormente, foi selecionado as técnicas de árvores de decisões e redes neurais (Rindskopf, 1997; Mandic; Chambers, 2001; Han; Kamber; Pei, 2012; Russell; Norvig, 2013; Justino; Martines; Kawakubo, 2017; Gong *et al.*, 2018; Lotter; Kreiman; Cox, 2020) para a realização do presente estudo.

3.7.1 Reunindo as informações

A obtenção de informações de uma fonte de dados é complexa. Isso em relação ao fato de que os dados armazenados em um banco de dados nem sempre estão organizados (tabelas, colunas, metadados etc.). Como o objetivo desta tese será a aplicação em um conjunto de diferentes fontes de dados, é importante entender como trabalhar com esse tipo de informação,



para evitar que informações relevantes sejam descartadas, o que pode prejudicar o resultado da análise.

A extração de informações é uma área de estudo que pode ser aplicada para esse fim, pois visa identificar e extrair informações de eventos ou relacionamentos em diferentes conjuntos de dados, construindo ainda uma representação que organize essas informações obtidas (Grishman, 1997).

Definição semelhante é apresentada por Kushmerick e Thomas (2003) — dentro de nossa compreensão adicional): “uma forma superficial de processamento de documentos que envolve a compreensão em um banco de dados com valores extraídos automaticamente de qualquer tipo de documento”. Essa definição transmite a ideia de que a extração de informações está focada na preparação de dados para uso em outros procedimentos.

O processo de extração de informações é orientado para um objetivo, ou seja, a extração é feita com base em características pré-definidas. A extração de informações também pode ser definida como o processo de preparação de um banco de dados estruturado a partir de fontes não estruturadas. Essas definições que foram apresentadas convergem para o seguinte ponto: obter informações relevantes de um conjunto de dados na maioria dos casos, sem informações extras, como metadados que facilitam a extração. Um fator considerável durante o processo de extração da informação é a organização da fonte (Gaizauskas; Wilks, 1998).

3.7.2 *Machine Learning (ML)*

A fim de obter novas soluções para os desafios computacionais, muitos pesquisadores buscaram inspiração em modelos existentes da natureza. Um desses conceitos reside na forma como os animais aprendem em geral. Aprender é o ato de adquirir conhecimento ou habilidade em algo (Houaiss, 2023), que permite agrupar em uma definição tanto a capacidade de um animal selvagem aprender a caçar, quanto a de um ser humano compreender fatos complexos da ciência.

O ato de adquirir conhecimento pode ser entendido de várias maneiras: por indução, dedução e abdução. No método dedutivo, o conhecimento é formado a partir de algo geral até chegar às partes especializadas. Pelo método indutivo, o conhecimento é formado pelas partes



até chegar a algo genérico. No método da abdução, observa-se um fenômeno e, a partir deste, tecemos uma premissa que, se fosse verdadeira, explicaria naturalmente o fenômeno.

Ao trabalhar com a questão do aprendizado na área de computação, muitas teorias se baseiam tanto no uso do raciocínio indutivo e abduutivo. Esse tipo de aprendizagem abduutivo pode ser, segundo Mitchell (1997): “um programa de computador aprende a partir de uma experiência “E” em relação a algumas classes de tarefas “T” e medidas de desempenho “P”, se esse desempenho na tarefa “T”, como medida por “P”, melhora a experiência “E””. Os três elementos destacados por Mitchel (1997) (experiência, tarefa e medida de desempenho) orientam a tarefa de "ensinar" algo a uma máquina, o que permitiria a um programa de computador "aprender" com a experiência.

Considerando um exemplo de sistema de reconhecimento facial, a tarefa “T” realizada é encontrar a presença de um rosto em vídeos. A medida de desempenho “P” é obtida através do percentual de acertos na identificação de faces. E o experimento “E”, é um banco de dados de imagens que contém dados para o sistema aprender a identificar o que é um rosto e o que não é.

A definição de aprendizado de máquina refere-se à capacidade de uma máquina alterar sua estrutura, seu funcionamento para melhorar seu desempenho, tendo como base para essas ações as entradas do sistema ou alguma influência externa (Nilsson, 1998).

É necessário apresentar aqui que nem toda forma de *input* pode ser considerada um meio de aprendizagem, ou seja, o aprendizado não está relacionado ao *output* produzido, mas ao processo que resultou naquele *output*. Por exemplo, em um sistema baseado em regras que recebe como entrada o valor inteiro 1 (um) e retorna a palavra “vermelho”, não se pode considerar que aprendeu, pois havia uma regra para isso (se a entrada for 1 retorno vermelho) que não é alterado pelo sistema.

O processo de ensino, também chamado de treinamento, pode ser sistematizado da seguinte forma (Russel; Norvig, 2013):

- aprendizado supervisionado: método de treinamento no qual o aprendizado é realizado com base em um conjunto de entradas e saídas corretas. Por exemplo, o reconhecimento



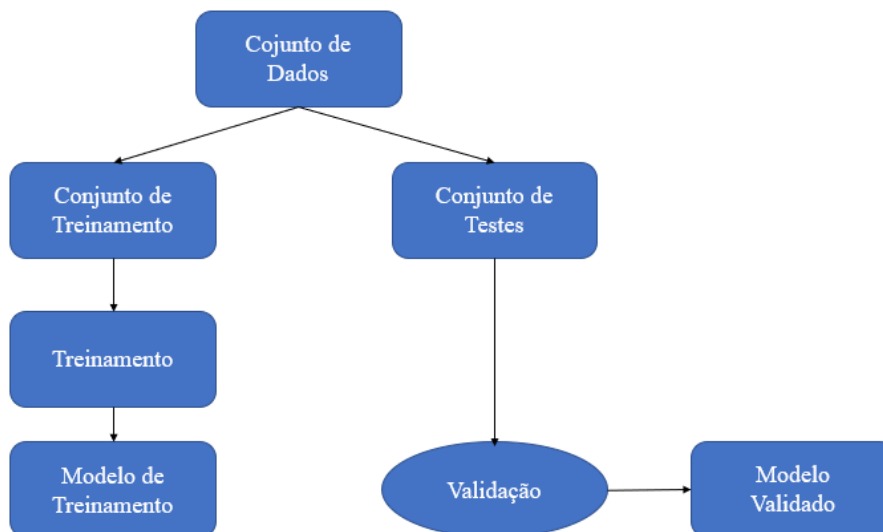
de imagens é um caso de aprendizado supervisionado, pois através de um conjunto inicial de imagens, com suas classes já identificadas, é possível identificar as características que separam os grupos, e com essa informação realizar futuras classificações com novas imagens.

- aprendizado não supervisionado: o treinamento é realizado sem o uso de respostas corretas, ou seja, o aprendizado usando apenas os valores de entrada. Os sistemas de recomendação de produtos são exemplos de aprendizado não supervisionado, pois recomenda um novo produto a partir de um histórico de vendas, no qual o produto recomendado foi vendido e, assim, associa o produto a outros.
- aprendizado por reforço: neste tipo de treinamento, há *feedback* sobre o resultado obtido, mas sem indicar o *output* desejado. A navegação robótica em um ambiente é um exemplo desse tipo de aprendizado. Quando um obstáculo é encontrado, o robô recebe um reforço negativo, tendo então que modificar seu itinerário, ao encontrar um caminho sem obstáculo, é dado um reforço positivo, fazendo com que o robô mantenha seu rumo.

Para o desenvolvimento desta tese, serão utilizadas técnicas de aprendizado supervisionado. Nesse tipo de treinamento, há um supervisor, que orienta o processo de aprendizagem indicando quais são as saídas corretas, por meio de um conjunto de dados rotulados. Com as saídas desejadas e a saída obtida pelo sistema, o supervisor faz os ajustes necessários para que o sistema aprenda aquela situação. A Figura 13 mostra uma representação do processo de treinamento supervisionado.



Figura 13: Processo de treinamento supervisionado



Fonte: Adaptado de Russel e Norvig (2013)

De acordo com a Figura 13, os dados que serão utilizados no treinamento serão divididos em dois grupos: um conjunto de treinamento e um conjunto de teste.

Ambos os conjuntos são compostos por dados rotulados, ou seja, dados já identificados em qual classe deve ser classificada. O conjunto de treinamento é usado pelo supervisor para extrair a relação entre entrada e saída, que será usada para construir o modelo treinado. A próxima etapa, a validação, é realizada pelo supervisor para verificar a eficiência do treinamento, aplicando o modelo gerado à suíte de testes. Ao final do processo, o modelo é treinado e pode ser aplicado aos dados do domínio.

3.7.3 *Árvore de Decisão (DT)*

Árvores de decisão são métodos de classificação de dados no contexto da chamada Mineração de Dados. Eles podem ser usados em conjunto com a tecnologia de indução de regras, mas são os únicos a apresentar os resultados de forma hierárquica (com priorização). Neles, o atributo mais importante é mostrado na árvore como o primeiro nó, e os atributos menos relevantes são mostrados nos nós subsequentes. A principal vantagem das Árvores de Decisão é tomar decisões considerando os atributos mais relevantes, além de serem compreensíveis para a maioria das pessoas. Ao escolher e apresentar os atributos em ordem de



importância, as Árvores de Decisão permitem que os usuários saibam quais fatores mais influenciam seu trabalho.

Quinlan (1993) desenvolveu uma técnica que permitia o uso da representação do conhecimento por meio de Árvores de Decisão. A sua contribuição consistiu na elaboração de um algoritmo denominado ID3 que, juntamente com a sua evolução (ID4, ID6, C 4.5), é uma ferramenta adequada à utilização da referida técnica.

As árvores de decisão são representações simples do conhecimento, e um meio eficiente de construir classificadores que predizem classes com base nos valores dos atributos de um conjunto de dados (Garcia, 2000).

Uma Árvore de Decisão utiliza a estratégia chamada dividir para conquistar, ou seja, um problema complexo é decomposto em subproblemas mais simples. Recursivamente, a mesma estratégia é aplicada a cada subproblema (Lemos; Steiner; Nievola, 2005). A capacidade de discriminação de uma Árvore de Decisão advém das características de divisão do espaço definido pelos atributos em subespaços e da associação de uma classe a cada subespaço.

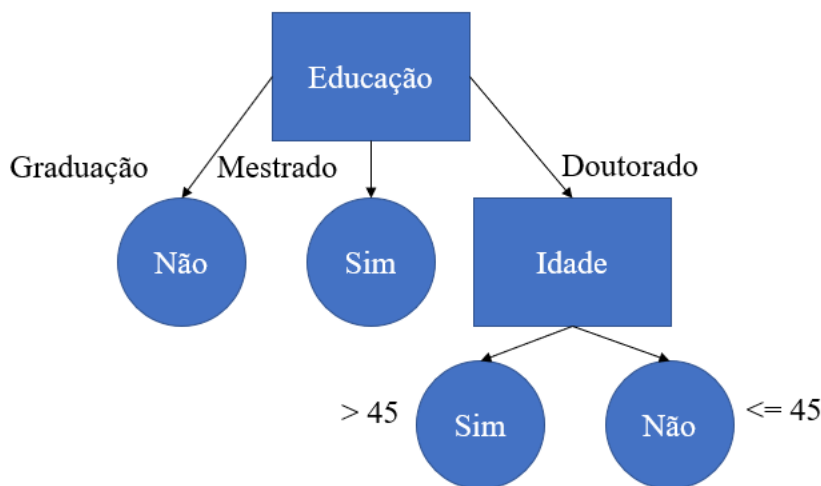
Segundo Garcia (2000), as Árvores de Decisão são compostas por nós (nós das árvores), que representam os atributos, e arcos (ramos), derivados desses nós e que recebem os valores possíveis para esses atributos (cada ramo descendente corresponde a um valor possível) desse atributo. Nas árvores existem nós-folha (*tree leaf*), que representam as diferentes classes de um conjunto de treinamento, ou seja, cada folha está associada a uma classe. Cada caminho na árvore (da raiz à folha) corresponde a uma regra de classificação.

A Figura 14 mostra um exemplo de Árvore de Decisão, que contém dados que relatam as condições de uma pessoa que possui graduação, mestrado ou doutorado, com base na idade.

Neste caso há duas turmas possíveis: “Sim” (possui graduação, mestrado ou doutorado) e “Não” (não possui graduação, mestrado ou doutorado). Os atributos são escolaridade e tipo de graduação. O atributo quantidade pode assumir os valores da idade da pessoa e o atributo pode ser “Sim” ou “Não”. Alguns dados são exemplos da classe “Sim”, ou seja, possui graduação, mestrado ou doutorado. Portanto, ao contrário, a pessoa não obtém a graduação,

mestrado ou doutorado. A classificação, neste caso, resulta em uma estrutura em árvore, que pode ser utilizada para todos os objetos do conjunto (Bradzil, 1999).

Figura 14: Exemplo de árvore de decisão



Fonte: Adaptado de Bradzil (1999)

É possível derivar regras de uma Árvore de Decisão para facilitar a leitura e compreensão pelo usuário. Assim, as Árvores de Decisão podem ser representadas como conjuntos de regras se-então. As regras são escritas considerando o caminho do nó raiz até uma folha da árvore. Árvores de decisão e regras de classificação são geralmente usadas em conjunto. Como as Árvores de Decisão tendem a crescer muito, como mostram alguns aplicativos, muitas vezes elas são substituídas por regras. Isso ocorre porque o último pode ser facilmente modularizado. Uma regra pode ser compreendida sem a necessidade de se referir a outras (Ingargiola, 1996).

Com base na Árvore de Decisão apresentada na Figura 14, pode-se exemplificar a derivação de regras. Dois exemplos de regras obtidas desta árvore são mostrados abaixo:

- Se educação = graduação, então turma = Não
- Se educação = mestre, então classe = Sim
- Se educação = doutorado, então classe = Sim

Muitos algoritmos de classificação utilizam a representação na forma de Árvores de Decisão (Witten, 2000). O algoritmo ID3, cuja criação foi baseada em sistemas de inferência e conceitos de sistemas de aprendizagem, foi uma das primeiras Árvores de Decisão. Logo depois, vários



outros algoritmos foram desenvolvidos, sendo os mais conhecidos C4.5, CART (*Classification and Regression Trees*) e CHAID (*Chi Square Automatic Interaction Detection*), além de outros (Garcia, 2000).

A utilização de Árvores de Decisão tem as seguintes vantagens: não assumem nenhuma distribuição particular para os dados; características ou atributos podem ser categóricos (qualitativos) ou numéricos (quantitativos); modelos para qualquer função podem ser construídos desde que o número de exemplos de treinamento seja suficiente; alto grau de compreensão.

Após construir uma Árvore de Decisão, é importante avaliá-la usando dados que não foram usados no treinamento. Essa estratégia permite estimar como a árvore generaliza os dados e se adapta a novas situações, além de determinar a proporção de erros e acertos ocorridos na construção da árvore (Bradzil, 1999).

Na tese serão utilizadas três técnicas de classificação baseadas em árvores de decisão, sendo elas: *Decision Tree*, *Random Forest*, *Gradient Boosted Trees*.

3.7.4 Redes Neurais Artificiais (ANN)

A *Artificial Neural Net (ANN)* faz parte do *Deep Learning (DL)*, e é baseada em uma rede neural artificial de *feed-forward* de várias camadas que é treinada com gradiente descendente estocástico usando retropropagação. Dentre os diversos modelos de Redes Neurais existentes, optou-se por utilizar as redes multicamadas, que são modelos de redes que apresentam uma ou mais camadas de neurônios entre as camadas de entrada de dados e saída de resultados, chamadas de camadas intermediárias (van der Smagt; Kröse, 1991; Kröse; van der Smagt, 1996). Este tipo de Rede Neural artificial é o modelo mais utilizado atualmente, sendo geralmente treinado através do algoritmo *Backpropagation*.

Nessas redes, cada camada tem uma função específica. A camada de saída recebe estímulos da camada intermediária e gera a resposta final. As camadas intermediárias funcionam como extratores de características, sendo seus pesos uma codificação das características apresentadas nos padrões de entrada, e permitem que a rede crie sua própria representação do problema, mais rica e complexa (Braga; Carvalho; Ludermir, 2003). Essas



camadas intermediárias são unidades que não interagem diretamente com o ambiente, daí seu nome.

Se houver conexões apropriadas entre as unidades de entrada e um conjunto suficientemente grande de unidades intermediárias, pode-se sempre encontrar a representação que produzirá o mapeamento correto entre entrada de dados e saída de resultados (classificação) através das unidades intermediárias.

O algoritmo *Backpropagation* é o método mais utilizado para treinamento de redes neurais, e se enquadra na categoria de aprendizado supervisionado, ou seja, os resultados desejados são conhecidos preliminarmente e o treinamento da Rede Neural é feito com o objetivo de fazê-lo aprender como obter os resultados.

Este algoritmo é geralmente aplicado a redes com múltiplas camadas do tipo *forward (feed-forward)*. Durante o treinamento com esse algoritmo, a rede opera em uma sequência de duas etapas.

Na primeira etapa um padrão (de um total de m padrões; neste caso $m = 100 =$ número total aleatório de empresas) é apresentado à camada de entrada da rede. A atividade resultante flui através da rede, camada por camada, até que a resposta seja produzida pela camada de saída.

Na segunda etapa, a saída obtida é comparada com a saída desejada para aquele padrão, e o erro (diferença entre o valor desejado e o valor obtido) é calculado. O erro é propagado da camada de saída para a camada de entrada, e os pesos de conexão das unidades das camadas internas são ajustados à medida que o erro é propagado (Braga; Carvalho; Ludermir, 2003).

Nesta segunda etapa, geralmente é utilizado o método do gradiente de função, que calcula as derivadas parciais do erro em relação ao vetor peso (W) de um determinado vetor de entrada (X (padrão)). Este método aponta a quantidade de erro do resultado (saída), para corrigir os pesos para que a saída desejada seja produzida antes da respectiva entrada. Essas duas etapas para treinar a rede neural são chamadas de propagação para frente e propagação para trás, respectivamente.

O treinamento de redes multicamadas pelo algoritmo *backpropagation* pode exigir muitas iterações do conjunto de treinamento, resultando em um longo tempo de treinamento.



Se for encontrado um mínimo local, o erro do conjunto de treinamento se estabiliza, estacionando em um valor muitas vezes superior ao desejado. Por esta razão, uma série de testes computacionais deve ser realizada, iniciando o treinamento a partir de diferentes pontos de partida. Você também deve fazer isso para diferentes arquiteturas de Rede Neural, ou seja, para diferentes tamanhos da camada oculta.

3.8 Delineamento de Experimentos (DOE)

Uma forma para alcançar características competitivas e conhecer as necessidades e expectativas dos clientes é com o uso do Delineamento de Experimentos (DOE), usado no desenvolvimento de produto ou processos de manufatura. O DOE tem sido usado por organizações na procura da melhoria da qualidade de seus produtos, e estão efetivamente comprometidos na garantia da satisfação de seus clientes (Laureani; Antony, 2019).

Johnson e Montgomery (2010) definem DOE como uma técnica usada para planejar experimentos, em outras palavras, usada para definir quais dados, em qual quantidade e sob qual condição deve ser coletados durante um experimento específico, buscando basicamente conhecer dois objetivos maiores: a acuracidade estatística na resposta e o menor custo. Atualmente, esta técnica tem sido usada em larga escala.

Existem vários tipos de projetos de experimentos de campo, sendo 3 citados nessa tese de doutorado: Projetos Fatoriais Completos, abordagem de Plackett Burman e Projetos Fatoriais Fracionados. De acordo com Sanchez, Moeeni e Sanchez (2006), um projeto fatorial completo permite analisar todas as combinações possíveis, bem como as principais interações e efeitos entre os fatores controláveis. Por outro lado, quando existem muitos fatores, a quantidade de combinações e interações aumentam significativamente, uma opção para esta condição é o uso de projetos fatoriais fracionados, que analisam apenas uma parte ou fração das combinações possíveis, avaliadas por projetos fatoriais completos, diminuindo consideravelmente a quantidade de recursos necessários para condução dos experimentos.

Para Sanchez, Moeeni e Sanchez (2006), projetos de experimentos Plackett Burman são projetos fatoriais fracionados que apresentam uma metodologia de projetos experimentais muito econômicos, e que realiza análises estatísticas quando o número de combinações é



múltiplo de 4. São projetos fatoriais de 2 níveis, resolução III, em que o número de variáveis (k) é igual ao número de experimentos (N) menos 1.

3.9 Projetos de experimentos

Segundo Johnson e Montgomery (2010), em muitos projetos de melhoria, as causas raízes do problema destacam-se quando um time usa métodos simples como a criação de mapas de processo e gráficos de dados. Mas em outras situações, quando a causa do problema não é clara e existem muitos parâmetros de processo para considerar, parece quase impossível encontrar a combinação correta para prover um ótimo desempenho e determinar a causa raiz.

O planejamento experimental é uma importante ferramenta no desenvolvimento de processos e no aprimoramento dos processos em uso. Um planejamento visa o aprimoramento de processos, a redução da variabilidade e dos custos envolvidos (Galdamez; Carpinetti, 2004).

Os experimentos são testes planejados, no qual se realiza mudanças nas variáveis de entrada de um processo ou sistema, de forma que se possa avaliar os efeitos sob a resposta de saída, assim identificando as causas das variações na resposta. Desta forma, é possível tratar problemas e falhas de qualidade em produtos, processos e sistemas (Galdamez; Carpinetti, 2004).

As abordagens mais tradicionais de delineamento de experimentos, segundo George (2009) são:

Tentativa e erro: pessoas aleatoriamente manipulam todos os fatores de entrada, muitas vezes todos de uma só vez, e eles esperam encontrar em uma combinação que pareça funcionar. Esta relação demanda tempo e requer bastante sorte para alcançar a melhoria.

Um fator por vez: este método objetiva ocultar as variáveis de entrada exceto uma, altera-se seu valor, então se observa o resultado. Após a primeira etapa, recompõe todos os fatores novamente, muda-se outra variável de entrada diferente das anteriores já testadas, observa-se o resultado, e assim por diante até realizar a análise em todas as variáveis de entrada, no entanto a abordagem “*One-factor-at-a-time (OFAT)*” nunca revelará a interação dos fatores (Johnson; Montgomery, 2010)



Segundo Antony (1998), experiências são fundamentais para melhorar a compreensão dos processos complexos industriais com as quais se lidam todos os dias. O Projeto Experimental é uma ferramenta muito poderosa que auxilia os engenheiros e cientistas para descobrir um conjunto de variáveis que são mais importantes para um processo e, assim, proporcionar uma grande visão sobre a forma como o processo ou sistema funcionam.

Johnson e Montgomery (2010) e Pimenta *et al.* (2012), argumentam que devido a Ronald A. Fisher (responsável pela análise estatística dos dados em uma estação agrícola experimental em Londres) foi quem desenvolveu e usou pela primeira vez, há cerca de 30 anos atrás, a técnica de análise de variância (ANOVA) como uma ferramenta fundamental para a análise estatística em projeto de experimentos.

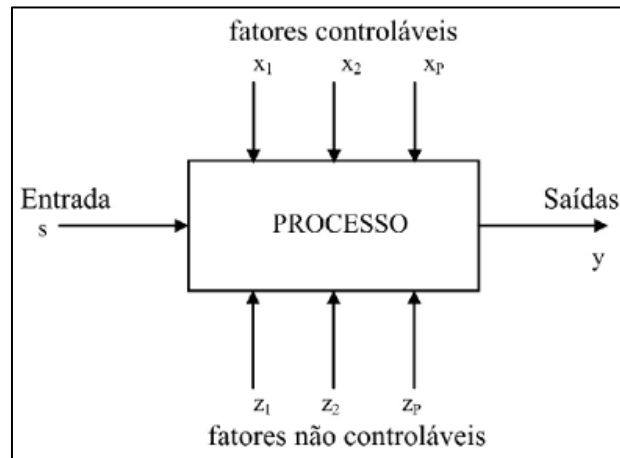
De acordo com Johnson e Montgomery (2010), o DOE faz parte do grupo de ferramentas do *Lean Six Sigma* e demanda atenção especial, pois, é capaz de manipular os fatores de forma a descobrir a melhor combinação que favoreça a melhoria dos processos atuais da organização.

Projeto de experimentos, segundo Johnson e Montgomery (2010), é uma das mais poderosas do grupo de ferramentas do *Six Sigma*. São utilizados pelas companhias buscando melhorar a qualidade dos produtos continuamente.

O DOE está gradualmente sendo usado com grande sucesso na análise de problemas, portanto, é uma grande ferramenta, e de grande importância para os processos industriais, pois, torna-se uma ótima opção para as indústrias em mercado tão competitivo (Kleinert *et al.*, 2019)

Kleinert *et al.* (2019) argumentam que, por meio do DOE, pesquisadores podem determinar os fatores do processo que mais influenciam no desempenho de experimento particular, resultando: na redução da variação do processo e aumento dos acordos entre os valores nominais obtidos e os valores desejados, redução do tempo de processo, redução do custo de operação e melhoria na eficiência dos processos. A Figura 15 representa o modelo de DOE.

Figura 15: Modelo geral de um sistema ou processo



Fonte: Johnson e Montgomery (2010)

3.9.1 *Conceitos básicos do DOE*

Segundo Johnson e Montgomery (2010), os três princípios básicos de projetos de experimentos são: replicação, randomização e blocagem.

Replicação: é definida como uma repetição dos experimentos básicos, ou seja, são as repetições do mesmo teste várias vezes. A replicação apresenta duas importantes propriedades. A primeira permite obter uma estimativa do erro experimental. A estimação do erro torna-se uma referência para determinar o quanto as diferenças observadas dos dados são realmente estatisticamente diferentes. Segundo, a replicação permite obter uma estimativa mais precisa de efeitos dos fatores.

Randomização: é peça chave no uso de métodos estatísticos em projetos de experimentos. A ordem dos experimentos é realizada de forma randômica ou aleatória. Além disso, esta ação permite que os efeitos desconhecidos dos fenômenos sejam distribuídos entre os fatores, assim aumentando a validade da investigação.

Blocagem: é uma técnica de projeto usada para melhorar a precisão com as comparações entre os fatores de interesse. A blocagem é frequentemente usada para reduzir ou eliminar a variabilidade transmitida pelos fatores de ruído. A blocagem deve ser utilizada quando não é possível manter a homogeneidade das condições experimentais.

Após a apresentação dos conceitos básicos do DOE, segue a definição de alguns termos fundamentais na qual são usados com técnicas de DOE apresentados por Galdamez e Carpinetti



(2004), Sanchez, Moeeni e Sanchez (2006), Tang *et al.* (2006), e Johnson e Montgomery (2010).

Corridas (*runs*): são todas as combinações possíveis dadas pelos fatores e níveis;

Fator ou variável de entrada: são parâmetros de entrada que serão manipuladas no experimento. Um fator pode assumir pelo menos dois valores de nível em um experimento.

Nível: são as possíveis variações que cada fator pode assumir, podendo ser qualitativa ou quantitativa;

Efeito principal: pode ser definido como a média das diferenças na variável de resposta, quando um fator muda de nível inferior para o superior.

Variável de resposta: é a variável que está sendo investigada, também chamada de variável dependente, ou simplesmente “resposta”.

Variáveis de base: Segundo Silva e Campos (2019), são os ruídos que aparecem nos projetos de experimentos. Tais variáveis não podem e nem devem ser deliberadamente manipuladas ou mantidas constantes. Os efeitos das variáveis de base podem contaminar os efeitos das variáveis principais. Uma maneira de lidar com estas variáveis é pelo uso da blocagem, como apresentado acima.

Interação: é uma condição em que o efeito de um fator depende do nível de outro fator, em outras palavras, quando a diferença da resposta entre os níveis de dado fator não é o mesmo para o resto dos fatores. A variável resposta não é influenciada por apenas um determinado fator, mas pela combinação de pelo menos dois fatores. Na Figura 11 é apresentado uma ilustração do comportamento dos fatores quando ocorre a interação.

Erro experimental: Em qualquer situação experimental, muitas variáveis podem ser potenciais fontes de variação. Na verdade, nenhum experimento pode ser projetado para lidar com todas as possíveis fontes de variação explicitamente. As variáveis que não são consideradas explicitamente, são análogas às causas comuns de variação. Elas representam o “nível de ruído” do processo e os seus efeitos são controlados, não contaminando os efeitos das variáveis principais usando a Randomização (Silva; Campos, 2019).

Resíduos: segundo Johnson e Montgomery (2010), a análise residual é um importante procedimento para garantir que o modelo desenvolvido pela experimentação representa adequadamente a resposta. Se o modelo está adequado aos resíduos, então, não devem



apresentar padrões. A randomização é um importante passo da execução dos projetos de experimentos que previnem tendências ou padrões dos resíduos. Através do estudo dos resíduos, muitos tipos de modelos inadequados podem ser descobertos, explica o autor.

3.9.2 Tipos de Planejamentos de experimentos

Segundo Johnson e Montgomery (2010) muitos experimentos envolvem o estudo dos efeitos de dois ou mais fatores. Em geral, projetos fatoriais são mais eficientes para estes tipos de experimentos. Com um projeto fatorial, em cada repetição ou ensaio de um experimento, todas as possíveis combinações dos níveis dos fatores são investigadas.

De acordo com Johnson e Montgomery (2010), um projeto fatorial é necessário quando interações podem estar presentes, assim, evitando conclusões errôneas quando considerado a não existência de interações. Um dos mais importantes são os projetos de fatores k , em que há apenas dois níveis para cada fator. Uma réplica completa deste projeto requer $2 \times 2 \times 2 \times \dots \times 2 = 2^k$ observações e este tipo projeto é chamado Projeto Fatorial 2^k .

Johnson e Montgomery (2010) argumentam que a preocupação principal do uso do modelo 2^k é assumir a linearidade dos efeitos dos fatores. Obviamente, é desnecessário a linearidade perfeita, os projetos 2^k funcionaram bem, mesmo quando a aceitação da linearidade for aproximada.

Para Johnson e Montgomery (2010), os Projetos 2^k são particularmente utilizados nos estágios iniciais do trabalho experimental, quando existem muitos fatores para serem investigados. Tal tipo de projeto prove um número reduzido de corridas, consequentemente reduzindo gastos e tempo.

Para Johnson e Montgomery (2010), o principal problema dos projetos fatoriais é o aumento exponencial do número de combinações experimentais na proporção que aumenta o número de fatores.

De acordo com Johnson e Montgomery (2010), em projetos 2^k existem apenas 2 níveis para cada fator, então, assume-se que a resposta é aproximadamente linear sob a faixa dos níveis dos valores escolhidos.

3.9.2.1 Projetos Fatoriais Completos 2^k

Johnson e Montgomery (2010) argumentam que projetos fatoriais completos 2^k são um tipo de projetos fatoriais na qual dois níveis são definidos para cada fator, um superior e um



inferior, sendo que pelo menos uma observação é obtida de todas as possíveis combinações das variáveis experimentais. Projetos fatoriais completos restringem um número reduzido de fatores a serem analisados.

Em um projeto fatorial completo, o número de experimentos é igual ao número de níveis elevado ao número de fatores, representado por $n=2^k$. Este tipo de projeto possui uma análise simplificada e forma a base de vários outros projetos experimentais (Montevechi; Miranda; Friend, 2012).

De acordo com Montevechi, Miranda e Friend (2012), muitos estudos em pesquisa operacional usam os projetos fatoriais completos, devido à sua simplicidade e porque esta técnica permite identificar interações entre fatores bem como seus principais efeitos.

3.9.2.2 Projetos de experimentos Plackett Burman 2^{k-1}

Para Johnson e Montgomery (2010) projetos de experimentos Plackett Burman são projetos fatoriais fracionados que apresentam uma metodologia de projetos experimentais muito econômicos e utilizados na experimentação industrial. São projetos fatoriais de 2 níveis, resolução III, em que o número de variáveis (K) é igual ao número de experimentos (N) menos 1.

Segundo Filgueiras *et al.* (2021), a metodologia do projeto de experimentos Plackett Burman assume que todas as interações são desprezíveis quando comparadas com os efeitos principais importantes. Mas os efeitos de interações de dois fatores podem ser quantificados usando este mesmo projeto com o “espelhamento”, ainda não podendo identificar interações entre 3 ou mais fatores.

Para N fatores, o número de corridas neste projeto é o próximo número inteiro K, múltiplo de 4, maior que N, no entanto, para o espelhamento usa-se $2 \cdot K$ corridas. Para cada corrida, existem combinações específicas para os níveis dos fatores. Para a primeira corrida, usa-se o nível alto de todos os fatores. As combinações para a segunda corrida, indicando se o fator deve usar o seu alto ou baixo valor, para alguns valores de K. Para as próximas corridas realiza-se a mudança circular das combinações. No “espelhamento”, apenas repetem-se as corridas, no entanto, alterando os níveis altos e baixos (Plackett; Burman, 1946).



3.9.2.3 *Projetos Fatoriais Fracionados* 2^{k-p}

Segundo Street *et al.* (2000), os projetos fatoriais fracionados são experimentos nos quais apenas uma fração dos experimentos é executada, desta forma, não são obtidas todas as observações como em um experimento fatorial completo.

De acordo com Tang *et al.* (2006) e Johnson e Montgomery (2010), experimentos fatoriais fracionados são destinados quando muitos fatores estão presentes em um sistema e o objetivo é identificar quais fatores realmente exercem mais influência sob a variável de saída em interesse.

Em geral, projetos fatoriais fracionados são representados por 2^{k-p} , em que k é o número de fatores, e p é o grau de "fracionamento" (ou número de geradores) (Johnson; Montgomery, 2010).

Street *et al.* (2000) argumentam que experimentos fatoriais fracionados não permitem a avaliação de todas as interações, no entanto, quando cuidadosamente planejado, podem-se obter todas as informações necessárias com um número reduzido de experimentos. Este tipo de projeto de experimentos é conhecido como projetos saturados, por não apresentarem a capacidade de avaliar e discernir a interação dos fatores (Johnson; Montgomery, 2010).

Para Antony (1998), Johnson e Montgomery (2010), e Montevechi, Miranda e Friend (2012), quando se usa o projeto fatorial fracionado, deve-se ter atenção quanto a sua resolução. Resolução é a forma na qual os projetos fatoriais fracionados estão em conformidade com os padrões. A resolução de um projeto é representada por uma letra Romana. Por exemplo, um projeto 23-1 representa um projeto fatorial fracionado de resolução III. Os projetos com resolução III, IV e V são particularmente importantes e estão apresentados abaixo:

Resolução III: são projetos no qual o efeito principal está associado a outro efeito principal, mas os efeitos principais estão associados com interações de segunda ordem.

Resolução IV: são projetos no qual o efeito principal está associado com qualquer outro efeito principal ou a qualquer outra interação de segunda ordem, mas interações de segunda ordem estão associadas uns com os outros.

Resolução V: são projetos no qual nenhum efeito principal ou interação de segunda ordem estão associados com qualquer outro efeito ou interação de segunda ordem, mas as interações de segunda ordem estão associadas com interações de terceira ordem.



UNIVERSIDADE PRESBITERIANA MACKENZIE

Pró-Reitoria de Pesquisa e Pós-Graduação
Coordenadoria Geral de Pós-Graduação Stricto Sensu



Esta tese está centrada na experimentação de Projetos Fatoriais Completos, pois existem muitos fatores na execução dos experimentos, e o objetivo é identificar quais fatores realmente exercem mais influência sob a variável de saída em interesse, neste caso, na geração de sucata no processo de fabricação de latas em alumínio.



4 DIAGNÓSTICO E ANÁLISE DE INTEGRAÇÃO

Esta seção e a próxima apresentam a aplicação no caso real das etapas descritas do capítulo 5.

4.1 ETAPA 1- Diagnóstico

Esta etapa trata da identificação de um problema prático importante para a organização e relevante para pesquisa. Esse processo de identificação do problema foi subdividido em fases, que são descritas nas próximas subseções.

4.1.1 Chamada para a colaboração

O pesquisador se envolveu com o projeto por meio do vínculo empregatício com a organização de acolhimento e do conhecimento mútuo de que o pesquisador estava desenvolvendo um projeto de tese de doutorado com o objetivo de obter o título de doutor em finanças e controladoria. Por meio desse conhecimento, o pesquisador conversou com os seus dois principais executivos líderes diretos; diretor presidente da subsidiária objeto do estudo e vice-presidente de finanças da região das Américas da empresa anfitriã, sugerindo o desenvolvimento de um projeto conjunto, que pudesse ajudar a organização e colaborar com os objetivos acadêmicos do pesquisador. Assim, uma das principais dificuldades da pesquisa intervencionista foi superada, uma vez que o acesso a organizações que se dispõem a participar de estudos acadêmicos é uma condição limitante para o desenvolvimento da pesquisa intervencionista. (Roberts; Westin; Dumay, 2010; Lukka; Vinnari, 2017; Suomala; Lyly-Yrjänäinen; Lukka, 2014).

Além disso, sua remuneração não sofreu qualquer modificação pelo trabalho em andamento, pois este importante processo faz parte de sua função, responsabilidades e expectativas (RR&E) perante a organização anfitriã. Adicionalmente, situações que poderiam gerar algum tipo de conflito de interesses (Roberts; Westin; Dumay, 2010) também foram inexistentes, uma vez que o pesquisador não teve participação direta no processo fabril e produções de latas de bebidas em alumínio, bem como, na geração e controle das sucatas gerados no processo da prensa de extrusão. O pesquisador limita sua participação do controle do valor e percentual de sucata gerada no processo de fabricação total, como garantia de qualidade e validação do relatório mensal enviado à organização corporativa em uma base periódica mensal.



4.1.2 Diagnóstico preliminar

Preliminarmente foi identificado que a empresa tinha uma questão relevante associada à geração de sucata (*scrap*), que em um primeiro momento avaliou-se como sendo excessiva, o que por consequência estava gerando perda de produtividade, com custos mais elevados do que o necessário e causando ainda, problemas ambientais.

Assim, avaliando-se preliminarmente o problema, entendeu-se que havia ali uma oportunidade para ganhos de produtividade, e que merecia uma possível intervenção nos processos.

A controlada está estabelecida na região das Américas e faz parte da subsidiária integral de empresa com sede na Europa.

4.2 ETAPA 2 - Pré-intervenção

Nesta etapa, o que se busca é obter junto à organização objeto do estudo uma compreensão abrangente e geral do problema a ser tratado. Neste sentido, chegou-se a uma melhor especificação do problema da empresa, identificando-se que a questão se concentrava na quantidade de sucata gerada na produção contínua no processo na prensa de extrusão, e devia-se, portanto, desenvolver um estudo para identificar as causas da geração de sucata naquele processo. Assim, o que se buscava era identificar possíveis melhorias nesse processo, de forma a minimizar aquela geração de sucata e, posteriormente, garantir a qualidade e buscar sua sustentabilidade. Preliminarmente, já foram identificados alguns fatores, e posteriormente, na intervenção, alguns foram confirmados e outros descartados.

De forma mais específica, poderia ser estabelecido que se buscava respostas para as seguintes questões:

Quais seriam as variáveis passíveis de observação/mensuração no processo da prensa de extrusão e, eventualmente, mencionadas na literatura, que poderiam influenciar a geração de sucata naquele processo?

Quais seriam as técnicas/modelos que poderiam ser utilizados em uma intervenção no processo da prensa de extrusão, e que permitissem confirmar em campo as variáveis significativas e controláveis que pudessem propiciar uma redução da sucata gerada?



4.3 ETAPA 3: Intervenção

Esta etapa tem algumas subdivisões, que são expostas na sequência.

4.3.1.1 A empresa definida para a intervenção

A empresa Trivium Packaging, ou “TRIVIUM”, tem como objetivo se “moldar ao futuro das embalagens para garantir um planeta melhor para todos – hoje e nas próximas gerações”. A empresa está presente em mais de 60 locais em todo o mundo, conta com cerca de 7.500 colaboradores e tem receita anual de aproximadamente US\$ 2,8 bilhões (Trivium Packaging, 2023). Os dados apresentados abaixo são de domínio público e encontram-se disponíveis em: <https://triviumpackaging.com/about-us/>

Foto 1: Fachada e entrada da empresa objeto da intervenção



Fonte: Elaborado pelo autor

4.3.2 Portfólio de produtos

O foco dos produtos está em ajudar sua marca a se destacar – de forma sustentável! A empresa oferece uma ampla gama de embalagens metálicas com soluções inovadoras de moldagem e abertura. As tecnologias de modelagem incluem expansão mecânica, extrusão de impacto e moldagem por sopro, o que permite desenvolver formas padrão e personalizadas com base nos requisitos de seu produto e marca. Também é oferecido recursos gráficos e de impressão de alto nível que podem fazer qualquer marca aparecer nas prateleiras (Trivium Packaging, 2023).

4.3.3 Inovação

Ultrapassando os limites da embalagem, as instalações de P&D na França e nos EUA empregam uma equipe de cientistas que trabalham para definir as especificações mais adequadas para os projetos – incluindo soluções orientadas para a sustentabilidade, como



redução (ou redução de peso), sistemas de religamento e conteúdo reciclado. Também são realizados testes rigorosos de materiais e revestimentos. O foco em P&D permite trazer inovações consistentes para a indústria de embalagens, como a lata de tripé, o sistema de fechamento *Spring Latch* e a solução de abertura *Easy Peel* (Trivium Packaging, 2023).

4.3.4 Sustentabilidade

O lema da empresa é fazer a coisa certa e o que importa. O metal recicla para sempre sem perda de qualidade, e também desfruta de altas taxas de reciclagem em todo o mundo. Isso significa que o metal permanece no circuito, permitindo uma economia circular. É por isso que a empresa acredita que o metal é a escolha sustentável. Mas isso não é tudo, por meio do programa de Excelência Operacional e sistemas de gestão ambiental, promovem melhorias contínuas de eficiência em toda a organização. É monitorado de perto o consumo de energia e emissões, maximizando as taxas de reciclagem, otimizam o uso de materiais de embalagem secundária, gerenciam os resíduos de forma adequada e limitam o uso de água (Trivium Packaging, 2023)

4.3.5 Ética e integridade

A empresa tem um forte compromisso em fazer negócios com ética e integridade. Acreditam que isso é fundamental para criar relacionamentos confiáveis e ter um desempenho ao mais alto nível.

4.3.6 Visão, Missão e Valores

Visão: Ser líder global em embalagens metálicas.

Missão: entregar de forma confiável, embalagens de alta qualidade, inovadoras e sustentáveis, que superem as expectativas na proteção e promoção das marcas de nossos parceiros.

Valores:

- Paixão: todos os dias se esforçam para impactar positivamente a TRIVIUM e a sociedade. A expectativa é alta e são comprometidos, entusiasmados e responsáveis.
- Trabalho em equipe: com a segurança como primeira prioridade, aproveitam o poder da colaboração. Fazem isso com humildade, confiança, integridade e abertura.



- Excelência: aspiram a moldar o segmento por meio de desempenho de classe mundial e criação de valor excepcional para todos os *stakeholders*.

4.3.7 *Subsidiária escolhida para a intervenção*

Inicialmente, a região escolhida para realizar a intervenção foi as Américas. Mais especificamente, a subsidiária localizada no Brasil, voltada ao segmento de latas de bebidas em aerossóis. Entretanto, no último trimestre de 2021, o pesquisador desta tese de doutorado foi transferido para os Estados Unidos para assumir uma responsabilidade similar à que tinha naquele país.

De qualquer forma, isso não impossibilitou a continuidade de seus estudos e intervenção. Ao contrário, o projeto que ia ser conduzido no Brasil, foi direcionado o foco para uma das 8 subsidiárias existentes nos Estados Unidos.

Existem aproximadamente 10 subsidiárias e plantas produtivas nas Américas, incluindo Brasil, Canadá e os Estados Unidos. A subsidiária objeto desta intervenção atua em quatro grandes negócios, e a representatividade do *scrap* gerado mensalmente é demonstrado na Tabela 5:

Tabela 5: Negócios atuados pela empresa e % de *scrap* gerado no processo produtivo:

Negócio	% de <i>scrap</i> gerado
<i>Aerosol</i>	10%
<i>Beverage</i>	16%
<i>Cheese</i>	7%

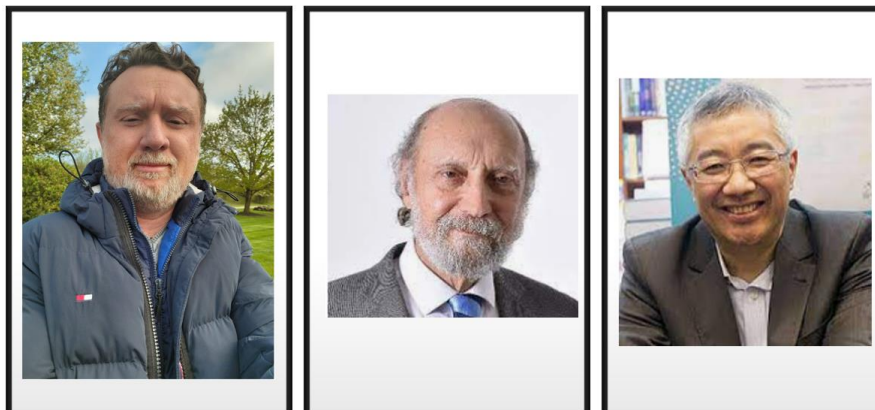
Fonte: Elaborado pelo autor

4.3.8 *Pessoas*

Pessoas é o pilar central dessa intervenção e tese de doutorado. Seguramente, sem elas o *Inquiry Process* e o processo de Abdução não existiriam. Abaixo destaco as pessoas que diretamente e indiretamente se envolveram nessa jornada.

4.3.8.1 *Pesquisador, orientador e co-orientador dessa tese de doutorado*

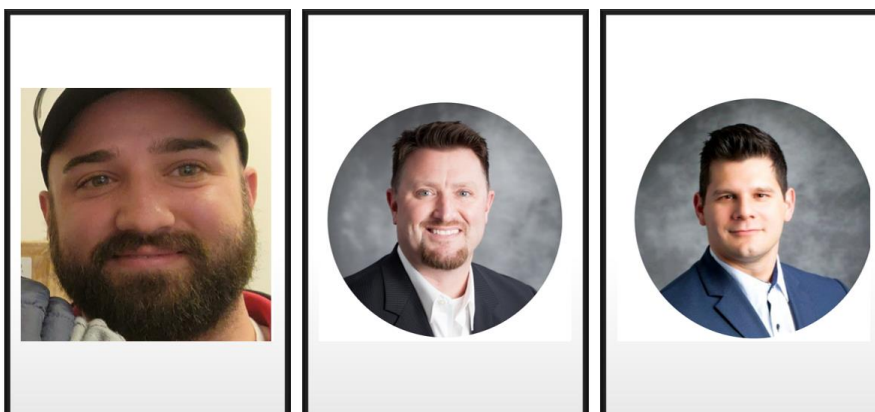
Foto 2: da esquerda para a direita: Alexsandro Toaldo, pesquisador; Prof. Dr. Arnaldo Rabello de Aguiar Vallim Filho, Orientador; e Prof. Dr. José Carlos Tiomatsu Oyadomari, Co-orientador



Fonte: Elaborado pelo autor.

4.3.8.2 Time multifuncional da TRIVIUM

Foto 3: da esquerda para a direita: Brandon Smith, Engenheiro de Qualidade; Jeremy Jones, Gerente de Qualidade e Excelência Operacional; e Michael Wood, Gerente de Fábrica



Fonte: Elaborado pelo autor.

4.3.9 Linha de produção e seus processos

Durante o *Inquiry Process*, o *plant manager* da empresa apresentou de forma geral as linhas produtivas, bem como os negócios que são gerados na fábrica objeto desta intervenção. Atualmente, existem 16 linhas produtivas que atendem os seguintes negócios: *Aerosol*, *Beverage*, *Cheese* e *Specialties*. A Foto 4 abaixo mostra uma visão geral da entrada da fábrica, em direção a linha produtiva que será a base desta intervenção:



Foto 4: Visão geral da entrada da fábrica



Fonte: Elaborado pelo autor.

A Linha 14 produz as latas para o seguimento de *Beverage*, que atende basicamente dois principais clientes e segmentos (consumo de energéticos) e *Burgundy Wine* (vinho de Borgonha), conforme Foto 5 abaixo:

Foto 5: Produtos objeto desta análise de intervenção



Fonte: Elaborado pelo autor

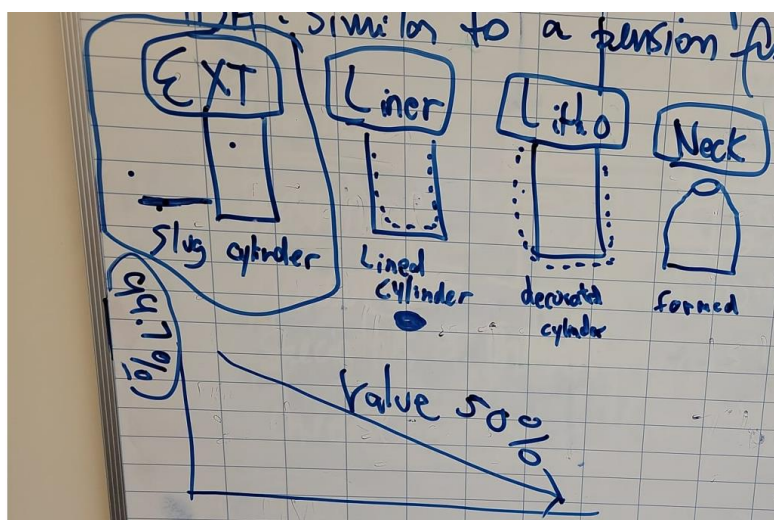
São basicamente 4 os processos responsáveis pela geração total de *scrap*, sendo eles:

- *Extrusion*
- *Liner*
- *Lithografy*
- *Necker*

O processo de impacto por extrusão representa acima de 90% de todo o *scrap* gerado no processo produtivo de latas de *Beverage*, o que reforça que o alumínio tem o maior valor

agregado por ser um *comodities* de natureza pura. Após o processo de extrusão, o valor agregado de *scrap* gerado é reduzido em mais de 50%. Isso se explica com a Foto 6, gerada durante o processo de abdução com o time da qualidade:

Foto 6: Processo de geração de scrap de alumínio



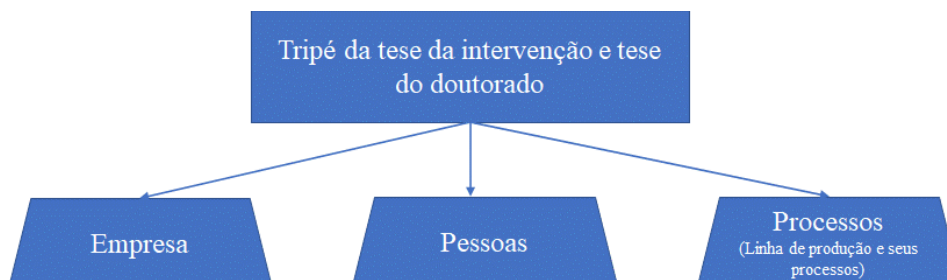
Fonte: Elaborado pelo autor

Desta forma, retornando ao tema principal desta tese de doutorado, o foco da intervenção foi todo centralizado no processo da prensa por extrusão.

4.3.10 Tripé da intervenção e tese de doutorado

O que pudemos aprender nesse processo de intervenção é que a fundação de absolutamente tudo está relacionado à **Empresa, Pessoas e Processos**. Sendo esse último desmembrado em duas grandes áreas: linha de produção objeto desta intervenção e seus processos. A Figura 16 demonstra a estrutura do tripé da intervenção e tese de doutorado.

Figura 16: Tripé da intervenção e tese do doutorado



Fonte: Elaborado pelo autor



5 CASO REAL: PROCESSO INDUSTRIAL DE EXTRUSÃO DE LATAS DE ALUMÍNIO

5.1 Descrição do processo de extrusão

Há muito tempo, a tecnologia de extrusão permite a produção de uma variedade de componentes geométricos (Sheppard; Tunncliffe; Patterson, 1982; Qamar; Pervez; Chekotu, 2018). Na indústria metalúrgica, a extrusão é uma técnica de primeira linha (Saha, 2000). É um processo com inúmeras possibilidades, extremamente complexo influenciado por incontáveis variáveis. Essas variáveis vêm de infinitas fontes e nas várias fases do processo (pré-extrusão, extrusão, pós-extrusão), e devem ser controladas para garantir as especificidades do produto e do cliente, bem como a redução máxima de *scrap* (Paraskevas *et al.*, 2015).

As matérias primas defeituosas (*slugs*) são consideradas as principais fontes de produtos com rejeição (Qamar; Pervez; Chekotu, 2018; Arif *et al.*, 2002; Qamar; Arif; Sheikh, 2004).

É necessário também compreender os fatores que contribuem, e controladores relacionados aos defeitos do produto durante o processo de extrusão. Os autores Qamar, Pervez e Chekotu (2018), identificaram correções do molde usando um estudo estatístico baseado em frequência dos defeitos do molde. Já os autores Chang, Shih e Tzou (2015), mostraram uma melhoria significativa na produção em massa real e na vida útil da matriz, aplicando o *software* de simulação Deform 3D e o método estatístico Taguchi Method Orthogonal Array L9 (Chang; Shih; Tzou, 2015).

No presente trabalho, serão estudadas as possíveis causas das quantidades de *scrap* gerada na produção das latas de alumínio durante o processo de extrusão da prensa, a um conjunto de dados obtidos da empresa multinacional estabelecida nos Estados Unidos, no seguimento de embalagens *premium* de alumínio.

Os indicadores obtidos nesta análise permitirão avaliar as principais variáveis que contribuem para a produção de latas de bebidas, bem como das quantidades de *scrap* gerado. Desta forma, será possível recomendar à adoção de medidas corretivas, ajustando as variáveis controláveis no processo de extrusão da prensa, e assim, minimizar a quantidade de *scrap* e otimizar o processo de extrusão.

5.1.1 A extrusão do alumínio

A extrusão pode se tornar impossível, ou pode render um produto insatisfatório. Os dois principais motivos que podem contribuir para esses resultados são: i) a carga necessária que



ultrapassa a capacidade da prensa disponível; ou, ii) a temperatura de extrusão excede a temperatura de solidificação da liga. No processo de otimização da extrusão, velocidade e temperatura, são consideradas as variáveis chave para maximizar a produtividade (Saha, 2000).

O trabalho de Tibbetts e Wen (1998) se concentra na qualidade da superfície e na uniformidade microestrutural do produto. O modelo apresentado relaciona diretamente a descrição matemática e os fenômenos físicos, em que os parâmetros e variáveis de controle entram nas equações do modelo, de forma que os problemas de identificação e otimização em malha aberta sejam tratáveis.

5.1.2 O processo de operar uma prensa de extrusão no chão de fábrica

O autor Sheppard (1999) diz que o computador tem um impacto considerável no processo de extrusão. Muitos *softwares* são utilizados na operação de extrusão, como por exemplo, a aquisição de dados abrangente de parâmetros de extrusão, monitoramento e relatórios de produção, registro de tempo de inatividade e otimização de extrusão. De maior importância, no entanto, é o grau de automação da extrusão. Esta condição pode aliviar o operador da prensa de muitas tomadas de decisão final.

Aqui examinaremos os requisitos para produzir qualquer seção a um custo mínimo, o que geralmente implicará algum grau de automação e controle da planta.

5.1.3 Pessoas operando a prensa de extrusão

Sheppard (1999) afirma que prensas totalmente automatizadas agora são relativamente comuns e são capazes de funcionar com uma equipe de três homens:

- ✓ um homem como supervisor e operador de prensa;
- ✓ um segundo homem para operação, preparação da matriz na prensa e dar suporte e
- ✓ um terceiro homem para supervisionar a serra de corte e a unidade de empilhamento.

Isso requer trabalhar com o apoio de microcomputadores para otimizar os parâmetros de extrusão e o uso de empacotamento semiautomatizado para reduzir o trabalho manual.

As demandas manuais são, portanto, reduzidas, utilizando as vantagens do controle lógico programável (da sigla em inglês *PLC*). Tais implementações abriram novas oportunidades no mercado de extrusão através de maior produtividade e maior consistência da estrutura e propriedades do produto.



Em comparação com o desempenho não automatizado, a produção pode ser aumentada em até 30% juntamente com outras vantagens específicas. No entanto, podem ser necessárias modificações no *layout* da planta.

5.1.4 Velocidade da linha de produção

Há muito se sabe que, a única variável que tem o maior efeito na capacidade de manter o acabamento da superfície e a precisão dimensional é a velocidade da linha de produção.

Quanto mais próximo for possível manter a velocidade de um determinado ponto de ajuste ou rampa, maior será a qualidade das extrusões produzidas.

Com foco na qualidade da extrusão, a análise não pode abordar o potencial de melhoria da produtividade por meio do controle de velocidade do cilindro fechado. Entende-se que, durante o processo de extrusão, a velocidade do aríete pode variar devido a mudanças de condições, isto é, fricção do recipiente e temperatura da matriz, sabendo que essas mudanças de condições afetam a produtividade de uma prensa de extrusão. Em geral, a maioria das extrusões pode ser executada em alguma velocidade máxima teórica antes que ocorra o rasgo ou a formação de bolhas. Embora esta velocidade possa ser aumentada controlando certas condições de operação (como temperatura, liga etc.) para um determinado conjunto de circunstâncias, se o operador tentar executar muito rápido, ocorrerão defeitos. Isso não seria um problema se o operador pudesse definir a velocidade de extrusão e variá-la ao longo do comprimento da extrusão (Sheppard, 1999).

5.1.5 Tamanho, espessura e formato das latas de alumínio para latas de bebidas

É identificado durante o processo de análise a variável “*Variable Measurement – Average*”, que trata das informações de técnicas de saídas das latas analisadas. Essa variável de controle é importante no processo de geração de *scrap*. Os atributos de entrada dessas variáveis são:

- ✓ Espessura da Base das latas
- ✓ Profundidade da parede inferior
- ✓ Profundidade da parede central
- ✓ Profundidade da parede superior
- ✓ Parede inferior da prensa
- ✓ Parede superior da prensa



Desta forma, a necessidade de ajustar as matrizes para formas de tamanho das especificações técnicas das latas de bebidas, resulta em uma tendência a depender do ajuste da matriz para corrigir todos os problemas. Porém, isso pode ser extremamente custoso.

O tamanho do recipiente e o número de aberturas da matriz são de grande importância, especialmente para aqueles que usam prensas independentes. Seguramente, mais sucata deve ser antecipada em formas em que as limitações das especificações técnicas das latas são abordadas. Se as tentativas de corrigir isso na matriz resultarem em distorção da extremidade frontal da extrusão, o técnico de correção deve encontrar um equilíbrio entre a distorção na frente e na parte de trás da extrusão (Sheppard, 1999).

5.2 Aplicação da Metodologia Proposta

5.2.1 Fase 1: Mapeamento de Variáveis

Os dados da empresa, objeto desta tese, foram obtidos por um banco de dados estatístico controlado (CEP) com mais de 100 variáveis disponíveis utilizando o *software* Lighthouse, através de uma solução baseada na tecnologia *MES (Manufacturing Execution System)*, que disponibiliza dados do processo de manufatura e chão de fábrica em tempo real.

O processo seguinte foi identificar quais variáveis que são passíveis de controle no chão de fábrica, que podem ser ajustadas no processo de fabricação de latas conforme descrito na Tabela 6:

Tabela 6: Variáveis no processo produtivo de latas de bebidas com 28mm e 38mm

Variáveis no processo produtivo	Descrição do processo produtivo
<i>Date2</i>	que se refere as datas específicas de cada lote de produção
<i>Line Speed – Actual</i>	correspondente a velocidade de cada linha produtiva
<i>FG_Class</i>	que define cada classe e tipo de lata fabricada
<i>Crew 4</i>	definido pelo grupo de turno de pessoas que trabalham na nas linhas de produção
<i>Variable Measument – Average</i>	que traz as informações médias das especificações técnicas de cada lata
<i>Time 2</i>	referente ao horário exato das produções das latas
<i>Slug 3</i>	referente ao tipo de matéria prima utilizada
<i>Variant_Class</i>	que traz as descrições técnicas através da BOM (<i>build of material</i> de cada lata)

Fonte: Elaborado pelo autor



5.2.2 Fase 2: Hipótese da Pesquisa

Para atingir o objetivo proposto, e com base no estudo da literatura, foram formuladas três hipóteses de pesquisa que relacionam a quantidade em quilogramas (Kg) de sucata produzida na produção de cada *slug* (que são lingotes em forma de pequenos discos e matéria prima como variável dependente) com as diversas variáveis (dependentes e independentes). Desta forma, foi possível identificar as hipóteses deste trabalho:

- ✓ **H1:** pessoas são peças chaves no controle da automação da prensa. Alterando o grupo disciplinar nos turnos de produção, pode-se influenciar na geração de *scrap* no processo da prensa de extrusão.
- ✓ **H2:** O ajuste da velocidade da linha de produção influencia a quantidade de *scrap* gerado no processo de extrusão na prensa.
- ✓ **H3:** O ajuste do tamanho, espessura e profundidade das latas influenciam na geração de quantidade de *scrap* no processo de extrusão na prensa.

5.2.3 Fase 3: Coleta, Preparação e Transformação de Dados

5.2.3.1 Levantamento de dados

Em continuidade ao estudo, foi utilizado um banco de dados contendo os dados estatísticos controlados nos processos produtivos, entre o período de 1º de janeiro de 2019 a 30 de abril de 2022. Os dados foram extraídos dos CEPs das linhas produtivas, exportados para um grande banco de dados e manipulados em Power BI.

Através desse grande banco de dados, com mais de 100 variáveis disponíveis contendo dados históricos, a partir do ano de 2019 como série histórica inicial. Antecipadamente, é evidenciado que os dados gerados para o ano de 2019 ainda estavam em fase de teste da implementação do *BI*. Desta forma, a recomendação dos especialistas da área de operação foi trabalhar com os dados a partir de 1º de janeiro de 2020.

5.2.3.2 Preparação e Transformação de Dados

Conforme já salientado na seção de metodologia, nesta fase de preparação e transformação de dados, procura-se deixar o conjunto de dados em condições adequadas de qualidade para que possam ser submetidos às fases seguintes de análise e modelagem. No caso específico desta aplicação, uma vez que os dados foram levantados identificou-se algumas



questões que precisavam ser trabalhadas de forma a garantir os níveis de qualidade desejados. Foram trabalhados vários pontos, sendo os principais aspectos descritos na sequência.

5.2.3.3 Exclusão dos dados referente ao ano de 2019

O banco de dados entre o período de 1º de janeiro de 2019 e 30 de abril de 2022 contém 15.273 registros disponíveis, correspondente as ordens de produção daquele período.

Um primeiro pré-processamento nos dados foi executado, para a exclusão dos dados compreendidos ao ano de 2019, pois como mencionado anteriormente, tratava-se de dados preliminares resultantes de testes de implementação do *BI*, e poderiam enviesar a pesquisa de campo.

5.2.3.4 Inclusão da variável “quantidade de scrap extrudada”

Uma nova análise foi realizada no banco de dados, incluindo uma variável no processo de análise, o item “quantidade de *scrap* extrudada”. Caso o resultado seja “1” ou “vazio”, significa que apesar de existir uma ordem de produção aberta, a produção das latas não ocorreu efetivamente. Logo, trata-se de uma situação de dados faltantes ou “*missing data*”, e foi removido do banco de dados objeto deste trabalho.

Após o ajuste, o banco de dados foi reduzido para 7.229 linhas. Desta vez, com todas as variáveis apresentando algum valor para ser analisado como próxima etapa do estudo.

5.2.3.5 Análise dos resultados de percentual (%) de scrap negativos

Como parte do processo contínuo, o próximo passo foi analisar os dados em porcentagem de *scrap*, que foram apresentados com resultados negativos (conceitualmente conhecido como “*noise data*”). Possivelmente ocorreu uma leitura incorreta no processo produtivo, como por exemplo, a lata poderia estar vibrando acima da tolerância. Esses dados também foram excluídos do banco de dados.

5.2.3.6 Segregação dos dados analisados por tipo de latas

Para um melhor aproveitamento nas análises dos dados, as informações foram segregadas por tipo de latas produzidas, ou seja, latas com 28mm e 38mm.

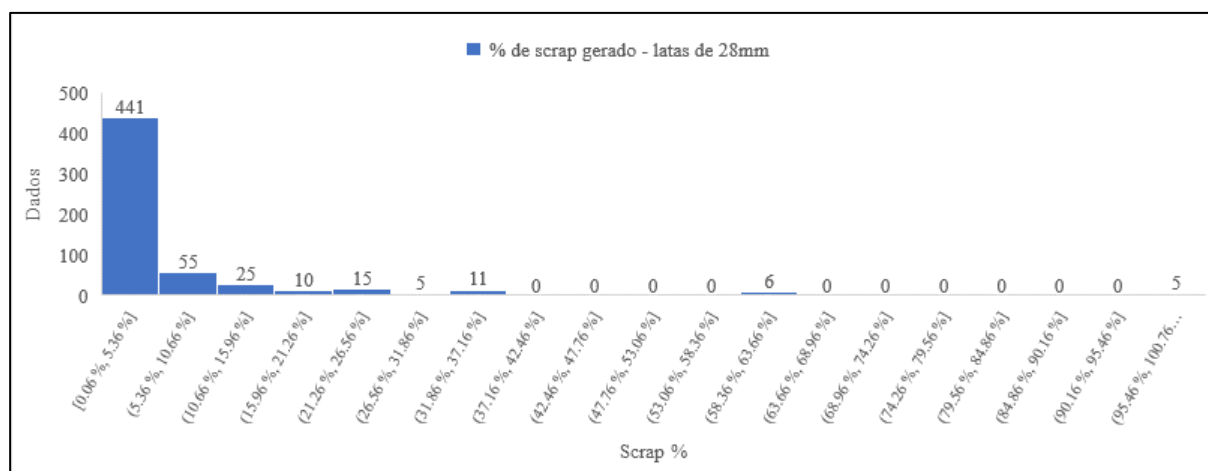


5.2.3.7 Histograma da geração de scraps

Já visando a modelagem preditiva, foi desenvolvida uma discretização da variável *scrap*, pois isso possibilita o uso de técnicas de “classificação de dados”, como será discutido logo à frente na Fase 4, referente a modelagem preditiva. Assim, um histograma foi elaborado para ser utilizado como a base para definição dessas faixas de variação de *scrap* geradas no processo produtivo das latas.

O Gráfico 1 apresenta 573 registros correspondentes às latas de 28mm, dos quais: 441 exemplares estão representados entre o range de 0% a 5,36%; 55 entre 5,36 e 10,66%, 25 entre 10,66% e 15,96%; e 52 entre 15,96% e 100,76%. No entanto, existem 5 exemplares entre 95,46% e 100,76%. Esses casos específicos foram considerados como *outliers* no processo produtivo, e dado sua proporcionalidade, não são relevantes como parte conclusiva deste trabalho.

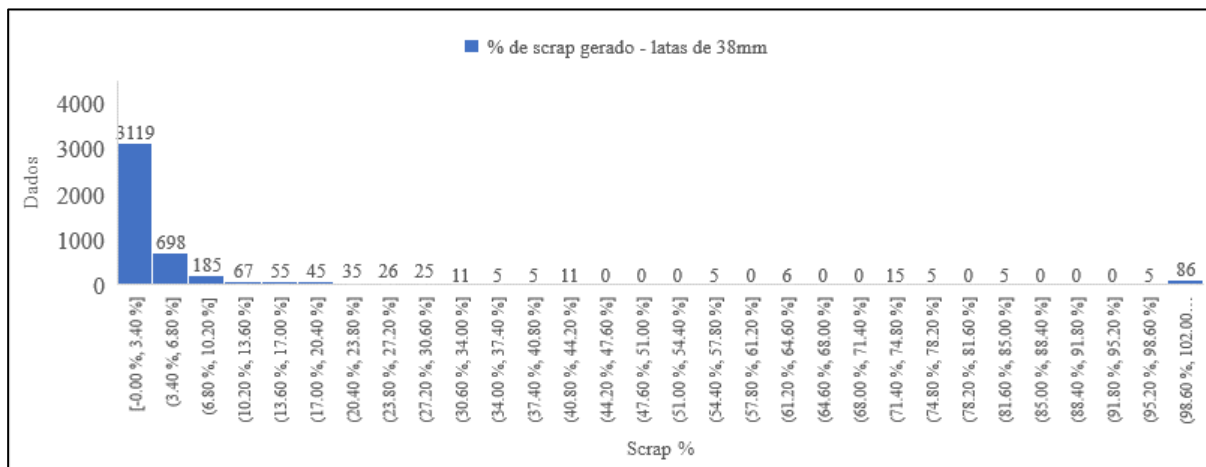
Gráfico 1: Histograma da geração de scraps para as latas de 28mm



Fonte: Elaborado pelo autor

O Gráfico 2 expõe os 4414 registros referente as latas de 38mm, sendo: 3119 exemplares estão representados entre o *range* de 0% a 3,40%; 698, entre 3,40 e 6,80%; 185, entre 6,80% e 10,20%; e 412, entre 10,20% e 102,00%. Também, nesta análise, vale ressaltar que existem 86 exemplares entre 98,60% e 102,00%. Esses casos específicos também foram considerados como *outliers* no processo produtivo, e dado sua proporcionalidade, não são relevantes como parte conclusiva deste trabalho.

Gráfico 2: Histograma da geração de scraps para as latas de 38mm



Fonte: Elaborado pelo autor

5.2.3.8 Agrupamento das taxas de scrap (discretização)

A partir da geração do histograma, tem-se uma visão geral das faixas de variação da variável, e pode-se assim, estabelecer padrões para essas faixas de variação. Para isso, foi desenvolvido um processo manual em planilha, criando um grupo referencial com os *ranges* de geração de *scrap* em percentual (%), que passaram a ser utilizados como padrões de variação. Com isto, a variável que corresponde a um número real, passa a ser discreta, enquadrando-se em uma de cinco categorias.

A Tabela 7 demonstra essa discretização da variável.

Tabela 7: Discretização da Variável *scrap* % - Definição de Faixas

Tipo de latas	Faixa de geração de <i>scrap</i> %				
	Faixa 1	Faixa 2	Faixa 3	Faixa 4	Faixa 5
28mm	<=2,5%	<=5,0%	<=10,0%	<=20,0%	>20,0%
38mm	<=3,4%	<=6,8%	<=10,2%	<=15,0%	>15,0%

Fonte: Elaborado pelo autor

5.2.4 Fase 4: Modelagem Preditiva

Esta é a fase de maior complexidade do processo, e requer algumas subdivisões para que se alcance resultados satisfatórios.

As etapas desta fase são apresentadas a seguir.



5.2.4.1 *Passo 1: Definição das Técnicas a Explorar e Modelagem de Dados*

Conforme já discutido anteriormente, o objetivo dos modelos preditivos era prever o nível de perda de matéria prima, gerando sucata, e o nível de importância de cada variável considerada no modelo, representado por um peso, nessa geração de *scrap*.

Assim, a modelagem preditiva desta aplicação foi definida como sendo um problema de classificação de dados, que busca justamente isso, prever categorias (classes) para exemplares de uma base de dados. O nosso problema de classificação de dados procurará prever o nível de *scrap* (classes) no processo de extrusão de latas de alumínio, segundo algumas faixas pré-estabelecidas.

A classificação de dados é um problema clássico de *ML*, que dispõe de uma série de técnicas que podem ser aplicadas. Basicamente, o que se busca é identificar a categoria (classe) de cada exemplar de um conjunto de dados, dentre uma lista pré-definida de categorias (classes). O modelo é treinado com uma base de dados de exemplares já “rotulados” com as suas respectivas classes. O conjunto de dados tem outros atributos (atributos descritivos ou explicativos) que serão utilizados na construção do modelo preditivo. O modelo preditivo “aprende” por meio de indução. Induz um conjunto de regras de classificação a partir dos atributos explicativos associados ao rótulo de cada exemplar. O modelo se constitui assim, desse conjunto de regras de decisão, que podem ser apresentadas na forma de uma árvore de decisão (Han; Kamber; Pei, 2012).

No caso deste estudo, portanto, considerou-se que as classes seriam as faixas de *scrap*, e um subconjunto dos demais atributos da base de dados seriam os atributos explicativos.

Para a implementação desse modelo preditivo de classificação, foram utilizadas quatro diferentes técnicas, com o objetivo de garantir modelos devidamente validados e com níveis satisfatórios de acurácia. São elas: *Decision Tree*, *Random Forest*, *Neural Net* e *Gradient Boosted Trees/GBT*.

5.2.4.2 *Passo 2: Implementação de Algoritmos*

O *software* escolhido para a modelagem preditiva dos dados da empresa foi o Rapidminer (RM), um ambiente interativo com o usuário para processos de aprendizado de máquina e mineração de dados. O *software* representa uma abordagem modular para projetar até mesmo problemas muito complexos. O RM usa a linguagem XML para descrever os



processos de descoberta de conhecimento (*KDD*), por meio do uso de “operadores” que executam tarefas de *ML*, e possui também operadores para entrada e saída de dados em diferentes formatos de arquivo. O *software* contém mais de 100 esquemas ou técnicas de aprendizado para tarefas de classificação, regressão e agrupamento (RapidMiner Studio, 2014).

5.2.4.3 Passo 3: Estratégias de Treinamento, Validação e Testes dos Modelos

Um passo importante na construção de modelos é o processo de aprendizado ou treinamento do modelo, em que o modelo é deduzido (derivado) a partir dos dados. E outro ponto importante é a validação desse modelo por meio de medidas de sua performance, envolvendo basicamente seu nível de precisão nas previsões.

Normalmente, o processo de aprendizado busca otimizar os parâmetros do modelo de forma que o modelo se ajuste aos dados de treinamento da melhor maneira possível. Nesse sentido, uma estratégia muito utilizada é o chamado método *holdout*, em que os dados originais são divididos aleatoriamente em dois conjuntos independentes: um para treinamento e outro para teste. O conjunto de treinamento é usado para gerar o modelo (derivar o modelo a partir dos dados). E a precisão das previsões do modelo é então estimada com o conjunto de teste. Em geral, dois terços dos dados são alocados ao conjunto de treinamento, e o terço restante, para o conjunto de teste.

A reamostragem aleatória é uma variação do *holdout*, em que o método *holdout* é repetido k vezes. A estimativa de precisão geral é tomada então, como a média das precisões obtidas em cada iteração. Duas estratégias baseadas no *holdout* foram utilizadas, e são descritas a seguir: Validação Cruzada e *Bootstrap* (Molinari; Simon; Pfeiffer, 2005; Han; Kamber; Pei, 2012; Raschka, 2018).

5.2.4.4 Reamostragem por Validação Cruzada (Cross Validation)

Na validação cruzada *k-fold*, o conjunto de dados é particionado aleatoriamente em k subamostras ou “pastas”, mutuamente exclusivas, todas com aproximadamente o mesmo tamanho. Na primeira iteração, as amostras 1 a $k-1$ são usadas para treinar o modelo, e a amostra k é usada para teste do modelo. Na segunda iteração, a amostra k passa a ser usada para treinar o modelo, junto com as amostras 1 a $k-2$. E a amostra $k-1$ é usada para o teste.



O processo se desenvolve assim, sempre deixando uma das amostras para teste, e todas as outras para o treinamento do modelo. Desta forma, o treinamento e o teste são realizados k vezes (Raschka, 2018; Han *et al.*, 2012; Molinaro *et al.*, 2005).

No RM há um Operador que executa a estratégia de Validação Cruzada. Possui dois subprocessos: um subprocesso de treinamento e um subprocesso de teste. O conjunto de dados de entrada é particionado em k subconjuntos de tamanho igual, e o processo de validação cruzada é executado k vezes, sendo k um parâmetro de entrada definido como o número de pastas. Os k resultados das k iterações são apresentados como uma média (ou combinados segundo algum outro critério) para produzir uma única estimativa (RapidMiner Studio, 2014).

5.2.4.5 Reamostragem por Bootstrap

Ao contrário de outros métodos de amostragem, o *bootstrap* monta uma subamostra de exemplares da base de dados, utilizando sorteios com reposição. Na amostragem com reposição, a cada passo, todos os exemplares têm a mesma probabilidade de serem selecionados. Uma vez que um exemplar tenha sido selecionado para a amostra, ele permanece candidato à seleção, e pode ser selecionado novamente em quaisquer outras etapas futuras.

Assim, supondo-se, por exemplo, uma amostra com p exemplares, a cada exemplar sorteado para essa amostra, este é repostado no conjunto de dados e pode novamente ser selecionado nos próximos sorteios. Ou seja, depois de p sorteios para montagem da amostra, esta provavelmente, não será constituída de p exemplares distintos. Pode haver vários exemplares repetidos nessa amostra.

A validação por *bootstrap* é uma maneira de se prever o ajuste de um modelo a um conjunto de teste hipotético quando um conjunto de teste explícito não está disponível (RapidMiner Studio, 2014).

O tamanho p da amostra pode variar, como um percentual do tamanho do conjunto de dados original, e uma amostra com reposição pode vir a ter inclusive, um tamanho superior aos dados originais. Na verdade, existem vários métodos de *bootstrap*. Um comumente usado, é o *bootstrap* “632”. Neste caso, seleciona-se uma amostra com o mesmo tamanho do conjunto de dados original. Se o conjunto de dados tem n exemplares, então a amostra *bootstrap* terá também n exemplares sorteados. Sabe-se que neste caso, em média, 63,2% dos exemplares serão sorteados, e estes constituirão o conjunto de treinamento. Os restantes, 36,8%, formarão



o conjunto de teste, daí o nome, *bootstrap* “632” (Molinaro; Simon; Pfeiffer, 2005; Raschka, 2018). Para se garantir uma boa confiabilidade nos resultados, este processo é repetido por um número k de vezes, gerando assim, k amostras *bootstrap*.

No caso da ferramenta RM, a reamostragem por *Bootstrap* é executada por meio de um Operador que segue basicamente o conceito exposto acima. Possui dois subprocessos: um subprocesso de treinamento e um subprocesso de teste. O tamanho de dois subconjuntos pode ser ajustado por meio do parâmetro de taxa de amostragem. Este processo é repetido m vezes, em que m é um parâmetro do operador de *bootstrap* do RM, definindo o número de validações.

Outro aspecto importante neste processo de aprendizagem, seja por *bootstrap* ou outro, é que ao se tomar uma amostra independente de dados de teste, geralmente verifica-se que o modelo não se ajusta aos dados de teste tão bem quanto aos dados de treinamento, e algumas vezes o ajuste aos dados de treinamento é muito preciso (próximo de 100% de acurácia).

Um ajuste assim, muito preciso, é provavelmente o que se costuma chamar de '*overfitting*'. É como se o modelo se ajustasse a apenas aquele conjunto de dados, e é particularmente provável de ocorrer quando o tamanho do conjunto de dados de treinamento é pequeno, ou quando há um número grande de parâmetros a ajustar no modelo. Quando isto ocorre, o processo precisa ser revisto.

5.2.5 Fase 5: Aplicação em um Caso Real e Identificação do Impacto das Variáveis

5.2.5.1 Passo 1: Aplicação dos Modelos

Nesta fase, foram aplicadas as quatro técnicas discutidas anteriormente: Árvore de Decisão (*Decision Tree*), Floresta Aleatória (*Random Forest*), Redes Neurais Artificiais (*Artificial Neural Net - ANN*) e Árvores Impulsionadas por Gradiente (*Gradient Boosted Trees - GBT*). Todos os modelos foram submetidos às duas estratégias de treinamento, mencionadas anteriormente: *cross validation e bootstrap*. Em termos de resultados, em alguns modelos estes se apresentaram melhor com a primeira estratégia, e em outros, a segunda estratégia gerou melhores resultados.

Na sequência serão apresentados os melhores resultados obtidos para cada modelo, e será indicada a estratégia de treinamento utilizada que gerou esse melhor resultado em cada caso.



5.2.5.2 Modelo de Árvore de Decisão (DT)

Árvore de decisão é uma técnica de classificação de dados. A partir dos valores dos atributos de cada exemplar do conjunto de dados, a técnica é capaz de classificar cada exemplar em uma categoria (uma classe), de um conjunto de categorias pré-definidas.

A técnica de árvore de decisão é assim chamada, porque é uma estrutura hierárquica, na forma de uma árvore, que todos os exemplares de um conjunto de dados percorrem, um a um. Nessa estrutura tem-se nós e ramos, a exemplo de uma árvore. Cada nó da árvore (nó de decisão) representa um teste em um atributo do exemplar, cada ramo, a partir de um nó, representa uma saída (um resultado) do teste. Ao final da árvore, tem-se uma definição de uma classe (um rótulo) para os exemplares que chegam àquele nó. Esse final da árvore é um nó folha (ou nó terminal), e representa o rótulo de uma classe. O nó inicial, o mais superior, é chamado de nó raiz. A essência da tarefa de indução de árvores de decisão é obter um conjunto de regras que classifique corretamente, não apenas os exemplos de treinamento, mas também novos casos novos cujos valores dos atributos sejam diferentes dos existentes no conjunto de treinamento.

Pode-se dizer que, árvores de decisão “representam disjunções de conjunções (nós da árvore) de condições restritivas sobre os atributos do caso” (Ozkan; Koklu, 2017), em que as disjunções correspondem ao operador booleano “*or*” e representam a árvore e as sub-árvores, enquanto as conjunções correspondem ao operador booleano “*and*” e representam o caminho da raiz até a folha (ramos da árvore).

Quinlan (1996) comenta sobre a qualidade das árvores de decisões, destacando que quando os atributos são adequados, é sempre possível construir uma árvore de decisão que classifica corretamente cada objeto no conjunto de treinamento, e usualmente, existem muitas árvores de decisão corretas. Em geral, pode-se dizer que árvores de decisão são adequadas para problemas com as seguintes características (Ozkan; Koklu, 2017):

- os casos são representados por pares atributo-valor
- o alvo é representado por valores discretos de saída
- a descrição na forma de disjunção for requerida
- os dados de treinamento podem conter erros
- os dados de treinamento podem conter atributos com valor desconhecido.



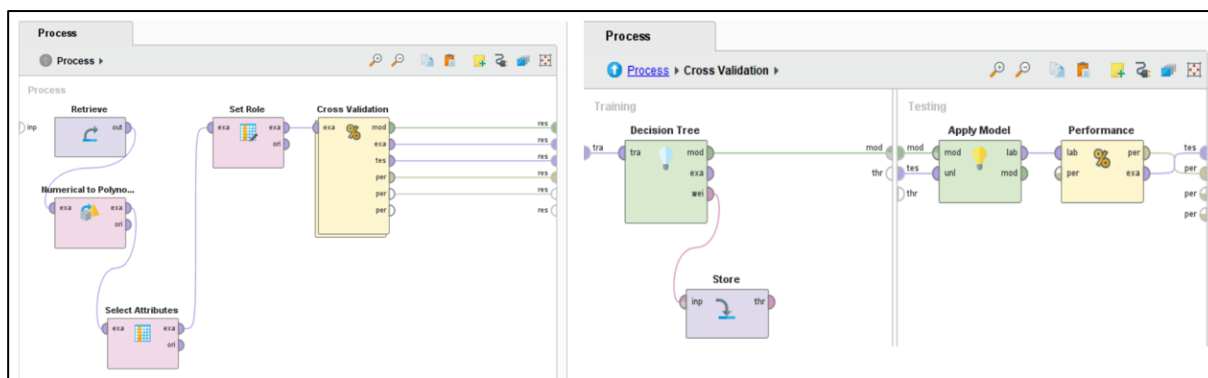
No RM, a técnica de Árvore de Decisão corresponde a um de seus “Operadores”, que aprende com base nos dados, regras de decisão sobre a afiliação de exemplares a uma classe. Deve-se informar qual seria o atributo que corresponde ao rótulo, e quais serão os atributos a considerar para montagem das regras de classificação.

A construção de novos nós é repetida até que os critérios de parada sejam atendidos. Uma previsão para o atributo estabelecido como aquele que rotula a classe do exemplar é determinada dependendo da maioria dos exemplares que atingiram uma folha durante a geração.

Cada exemplar segue os ramos da árvore de acordo com a regra de divisão até que uma folha seja alcançada (RapidMiner Studio, 2014).

A Figura 17 mostra a execução de um processo de uma Árvore de Decisão no RM.

Figura 17: Processo de DT no RM



Fonte: Elaborado pelo autor

Os parâmetros utilizados na Árvore de Decisão são apresentados na Tabela 8.

Tabela 8: Parâmetros utilizados na Árvore de Decisão - latas de 28mm e 38mm

Algoritmo: Árvore de Decisão		
Estratégia de treinamento utilizada: <i>Cross Validation</i>		
Descrição	Latas 28mm	Latas 38mm
Atributo <i>Label</i>	<i>Scrap Range 5</i>	<i>Scrap Range 5</i>
Atributos Explicativos	<i>Crew 4; Date 2, FG_Class; Line Speed-Actual, Slug 3; Time 2; Variable Management-Average; Variant-Class</i>	
Número de Amostras (pastas) para <i>Cross Validation</i>	10	10
Tipo de Amostragem	Automática pelo RM	Automática pelo RM



Critério de Inclusão de Atributos no Modelo	<i>ginni_index</i>	<i>ginni_index</i>
Profundidade Máxima da árvore	20	20
Aplica pré-poda?	Não	Não

Fonte: Elaborado pelo autor

5.2.5.3 Modelo de Floresta Aleatória (RF)

O modelo de floresta aleatória, criado por Breiman (2001), é um algoritmo classificador que faz uso de árvores de decisão. Essa técnica efetua a criação de uma série de árvores de decisão, utilizando em cada árvore um subconjunto de atributos selecionados randomicamente a partir do conjunto original que inclui todos os atributos.

Após a criação das várias árvores, cada árvore apresenta um parecer sobre a qual classe o atributo deve pertencer, esse parecer possui um “peso”. Ou seja, quanto mais precisa for uma árvore, maior será sua contribuição para a decisão sobre a qual classe o atributo pertence.

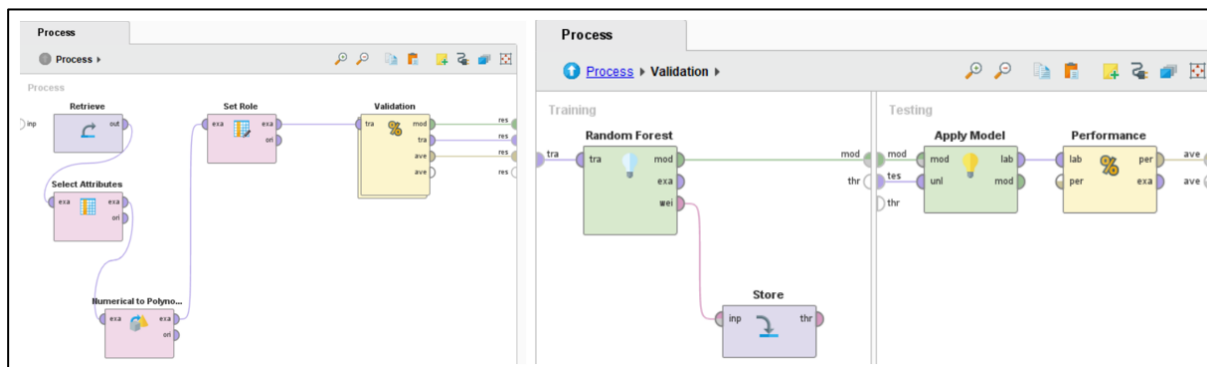
As florestas aleatórias possuem algumas características que as destacam de outras técnicas, sendo algumas delas (Breiman, 2001):

- Algoritmo mais poderoso do que comparado a somente uma árvore de decisão
- Evita o sobre ajuste (*overfitting*)
- Possui boa acurácia quando testado e treinado em diferentes conjuntos de dados
- Menos sensível a ruídos
- Classificação aleatória das árvores sem intervenção humana.

No RM esta técnica é aplicada por meio de um Operador que aprende um modelo resultante de votação de todas as árvores aleatórias criadas. Todas as previsões individuais são baseadas em subconjuntos de exemplares, e são consideradas igualmente importantes. Assim, a previsão resultante tende a variar menos do que as previsões individuais (RapidMiner Studio, 2014).

A Figura 18 mostra a execução de um processo de uma Floresta Aleatória.

Figura 18: Processo de RF no RM



Fonte: Elaborado pelo autor

Os parâmetros utilizados na Floresta Aleatória são apresentados na Tabela 9.

Tabela 9: Parâmetros utilizados na Floresta Aleatória - latas de 28mm e 38mm

Algoritmo: Floresta Aleatórias		
Estratégia de treinamento utilizada: <i>Bootstrap</i>		
Descrição	Latas 28mm	Latas 38mm
Atributo <i>Label</i>	<i>Scrap Range 5</i>	<i>Scrap Range 5</i>
Atributos Explicativos	<i>Crew 4; Date 2, FG_Class; Line Speed-Actual, Slug 3; Time 2; Variable Management-Average; Variant-Class</i>	
Número de validações no Treinamento	10	10
Taxa de Amostragem (<i>sample ratio</i>)	1,0	1,0
Número de árvores aleatórias	300	300
Critério de Inclusão de Atributos no Modelo	<i>ginni_index</i>	<i>ginni_index</i>
Profundidade Máxima das Árvores	20	20
Aplica pré-poda?	Não	Não

Fonte: Elaborado pelo autor

5.2.5.4 Modelo de Árvores Impulsionadas por Gradiente (GBT)

Modelo de Árvores Impulsionadas por Gradiente é uma combinação de modelos mais simples, chamados de modelos “fracos” (Hastie, 2017), que tipicamente, são modelos de Árvores de Decisão com um número pequeno de atributos. O algoritmo combina esses classificadores fracos buscando produzir um classificador forte (Hastie, 2017).

É um algoritmo que desenvolve a classificação através de um processo aditivo (modelo aditivo), em que se vai agregando, em série, um modelo ao outro (Friedman, 2001). É, portanto, diferente da *RF*, em que os modelos são construídos em paralelo. O intuito do GBT é fazer uso

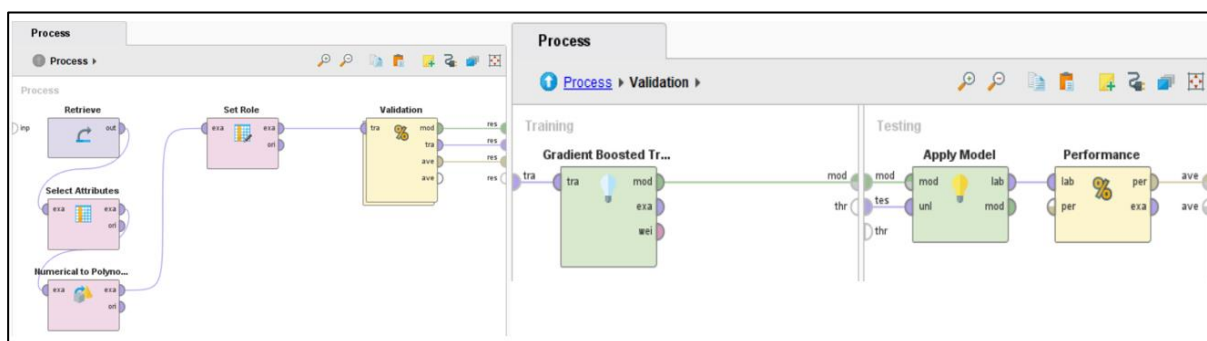


de modelos aditivos para gradualmente ir se aproximando de um melhor modelo, por meio da soma de submodelos ao modelo composto. Um aspecto a destacar, é que Árvores de Decisão tendem a gerar sobre ajuste (*overfitting*), e uma forma de se solucionar esse problema é o uso do GBT (Friedman, 2001; Hastie, 2017), e ser uma alternativa que pode ser útil para geração de modelos mais robustos.

No RM esta técnica pode ser aplicada por meio de um Operador específico, que utiliza esse método de aprendizado avançado, obtendo resultados preditivos por meio de estimativas gradualmente aprimoradas, conforme descrito acima. O Operador, ao aplicar sequencialmente algoritmos de classificação fracos aos dados alterados incrementalmente, gera internamente uma série de árvores de decisão. Note-se, que o processo gradual de agregação das árvores vai paulatinamente aumentando a sua precisão, mas, por outro lado, diminui a velocidade de execução do algoritmo, e, a interpretabilidade humana (RapidMiner Studio, 2014).

A Figura 19 mostra a execução de um processo de GBT no RM.

Figura 19: Processo de GBT no RM



Fonte: Elaborado pelo autor

Os parâmetros utilizados no GBT são apresentados na Tabela 10.

Tabela 10: Parâmetros utilizados para o Modelo GBT para as latas de 28mm e 38mm

Algoritmo: Modelo Impulsionado por Gradiente		
Estratégia de treinamento utilizada: <i>Bootstrap</i>		
Descrição	Latas 28mm	Latas 38mm
Atributo <i>Label</i>	<i>Scrap Range 5</i>	<i>Scrap Range 5</i>
Atributos Explicativos	<i>Crew 4; Date 2, FG_Class; Line Speed-Actual, Slug 3; Time 2; Variable Management-Average; Variant-Class</i>	
Número de validações no Treinamento	200	200
Taxa de Amostragem (<i>sample ratio</i>)	1,0	1,0



Fonte: Elaborado pelo autor

5.2.5.5 *Modelo de Redes Neurais Artificiais (ANN)*

As redes neurais artificiais (*ANN*) são sistemas computacionais inspirados nas funções biológicas do cérebro humano. *ANN* são técnicas que adquirem conhecimento através da experiência. Uma grande rede neural possui centenas ou milhares de unidades de processamento; já o cérebro de um mamífero, pode ter bilhões de neurônios, como afirmam Haykin (2009) e Lotter, Kreiman e Cox (2020).

De acordo com Haykin (2009) e Lotter, Kreiman e Cox (2020), a *ANN* consiste em camadas, elementos de processamento (nós) e conexões. A *ANN* pode ser usada para desenhar funções a partir de observações. Essa característica pode ser útil em situações em que a complexidade dos dados impossibilita o projeto dessa função “manualmente”.

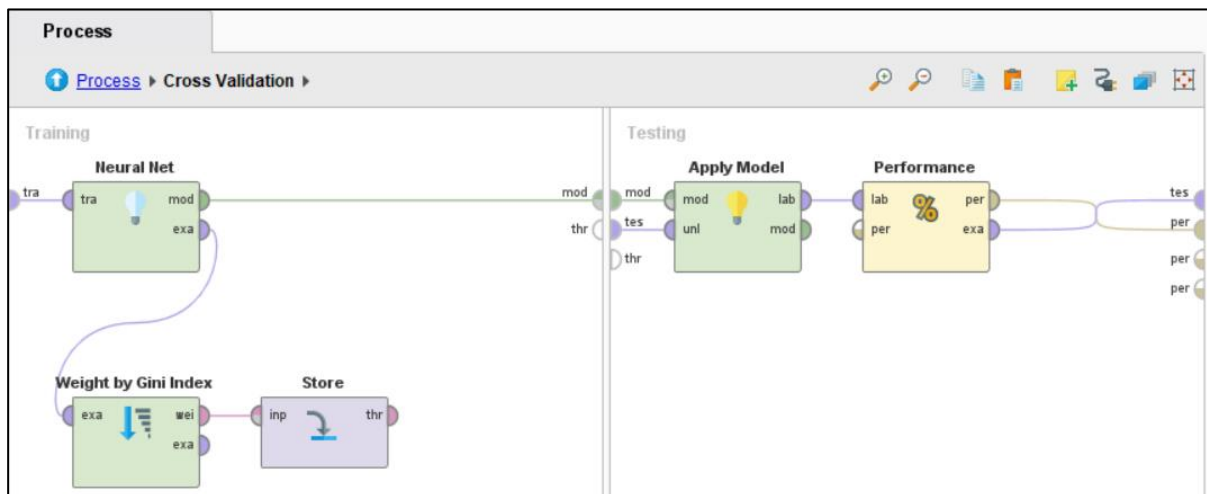
A *ANN* tem sido amplamente empregada em várias áreas, como manufatura, para previsão de desempenho da produção, ou previsão de nível de estoque e finanças e contabilidade, para previsão de falências bancárias (Patil, 2008).

Os autores Hsu e Sha (2004) estudaram o desempenho de uma rede neural na previsão de data de entrega (*Due Date – DD*) em uma estação de manufatura complexa sob diferentes regras de despacho e políticas de revisão de pedidos, comparando a rede neural com as regras *TWK* (*total work content*). Os resultados de sua investigação mostraram que a *ANN* obteve também melhores resultados dentro do prazo e atraso médio do que a regra *TWK*.

A técnica *ANN* é disponibilizada por operador no RM, que aprende um modelo por meio de uma rede neural (RapidMiner Studio, 2014).

A Figura 20 mostra a execução de um processo de uma Rede Neural.

Figura 20: Processo de *ANN* no RM



Fonte: Elaborado pelo autor

Os parâmetros utilizados na ANN são apresentados na Tabela 11:

Tabela 11: Parâmetros utilizados nas Redes Neurais para as latas de 28mm e 38mm

Algoritmo: Redes Neurais		
Estratégia de treinamento utilizada: Cross Validation		
Descrição	Latas 28mm	Latas 38mm
Atributo Label	Scrap Range 5	Scrap Range 5
Atributos Explicativos	Crew 4; Date 2, FG_Class; Line Speed-Actual, Slug 3; Time 2; Variable Management-Average; Variant-Class	
Número de Amostras (pastas) para Cross Validation	200	200
Tipo de Amostragem	Automática pelo RM	Automática pelo RM
Quantidade de ciclos de treinamentos da Rede	2000	2000
Taxa de aprendizado da Rede	0,01	0,01

Fonte: Elaborado pelo autor

5.2.5.6 Passo 2: Visualização, Análise e Discussão de Resultados

Neste tópico, são apresentados os resultados das modelagens preditivas. Inicialmente, é importante destacar os parâmetros utilizados no software RM para cada técnica executada. O desempenho de cada modelo testado é apresentado através de uma matriz de confusão gerada a partir do software RM. A matriz de confusão fornece a acurácia geral do modelo e alguns outros indicadores de performance. O desempenho foi avaliado através de uma Matriz de



Confusão (Provost; Fawcett, 2013) que é particularmente indicada para procedimentos de classificação.

A Tabela 12 apresenta um exemplo de Matriz de Confusão típica, considerando-se duas classes para os dados: classes de resultados Positivos ou Negativos.

Tabela 12: Exemplo de Matriz de Confusão

	Verdadeiro Positivo	Verdadeiro Negativo
Positivo Previsto	<i>TP</i>	<i>FP</i>
Negativo Previsto	<i>FN</i>	<i>TN</i>

Fonte: Adaptado de Provost e Kohavi (1998, p.2)

Nessa matriz, tem-se:

TP = Número de Casos VERDADEIROS POSITIVOS (*TP - TRUE POSITIVES*)

Este indicador mede previsões POSITIVOS corretas.

São os casos para os quais a classe real dos dados era POSITIVO e o modelo previu corretamente essa classe (Verdadeiro Positivo);

FP = Número de Casos FALSOS POSITIVOS (*FP - FALSE POSITIVES*)

Este indicador mede previsões POSITIVOS incorretas.

São os casos em que a classe real dos dados era NEGATIVO (Verdadeiro Negativo), mas o previsto foi POSITIVO. Previsão incorreta, portanto (Falso Positivo).

FN = Número de Casos FALSOS NEGATIVOS (*FN - FALSE NEGATIVES*)

Este indicador mede previsões NEGATIVOS incorretas.

São os casos em que a classe real dos dados era POSITIVO (Verdadeiro Positivo) e o previsto foi NEGATIVO. Previsão incorreta, portanto. É um Falso Negativo.

TN = Número de Casos NEGATIVOS VERDADEIROS (*TN - TRUE NEGATIVES*)

Este indicador mede previsões NEGATIVOS corretas.

São os casos em que a classe real dos dados era NEGATIVO e o classificador previu corretamente. É Verdadeiro Negativo.

Desta forma, para o desenvolvimento deste trabalho, foram utilizados os seguintes Indicadores:

- Acurácia
- *Recall*



- Precisão
- *kappa*

O coeficiente de Acurácia (*Accuracy - Acc*), mostra a proporção total de classificações realizadas corretamente, ou seja, $TP + TN$ como proporção do total de itens classificados, sendo:

$$Acc = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)}$$

Outros indicadores importantes são apresentados a seguir.

O coeficiente de Sensibilidade, ou *Recall*, é dado pela proporção de casos classificados como VERDADEIRO sobre o total de casos VERDADEIROS. Este apresenta TP como proporção de $TP + FN$ pela seguinte fórmula:

$$Recall = \frac{TP}{(TP + FN)}$$

Valor Preditivo Negativo (*Neg Pred Value*), apresenta o número de classes negativas corretamente previstas como uma proporção do total de previsões de classes negativas feitas, sendo explicado pela seguinte fórmula:

$$NegPredValue = \frac{TN}{(FN + TN)}$$

Especificidade, que representa a proporção de casos classificados como FALSO sobre o total de casos FALSO. Ele mostra TN como uma proporção de $TN + FP$ conforme apresentado pela seguinte fórmula:

$$Especificidade = \frac{TN}{(FN + FP)}$$

Precisão, ou Valor Preditivo Positivo (*Pos Pred Value*), que é uma proporção de casos previstos como VERDADEIROS que eram realmente VERDADEIROS. TP é demonstrado como proporção de $TP + FP$, sendo:

$$Precisão = PosPredValue = \frac{TP}{(TP + FP)}$$

Finalmente, o coeficiente *Kappa*, segundo McHugh (2012), é uma estatística robusta utilizada para avaliar testes de confiabilidade, em geral.

No caso de uma matriz de confusão, é uma medida do percentual de valores na diagonal principal da matriz, ajustada ao volume de acertos que se poderia esperar apenas em função do acaso. O coeficiente *kappa* varia entre 0,0 e 1,0, e quando k está acima de 0,6, indica



concordância substancial. Significa que o modelo tem capacidade de prever as classes. Que os resultados não ocorreram por acaso.

O coeficiente *kappa* é calculado através da fórmula abaixo:

$$K = \frac{(Po - Pc)}{(1 - Pc)}$$

Sendo:

Po = Probabilidade observada (porcentagem)

Pc = Probabilidade baseada em chance (porcentagem)

A partir das definições acima, a Tabelas 13 e 14 apresentam os resultados de *accuracy* e *kappa* dos modelos para cada técnica utilizada no RM e para cada lata de 28mm e 38mm, respectivamente.

Tabela 13: Apresentação das resultados de *accuracy* e *kappa* para cada técnica no RM para as latas de 28mm

Técnica utilizada	<i>accuracy</i>	<i>kappa</i>
<i>Decision Tree</i>	99,13%	98,60%
<i>Random Forest</i>	96,60%	94,70%
<i>Neural Net</i>	79,92%	67,50%
<i>GBT</i>	86,12%	82,70%

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 14: Apresentação das resultados de *accuracy* e *kappa* para cada técnica no RM para as latas de 38mm

Técnica utilizada	<i>accuracy</i>	<i>kappa</i>
<i>Decision Tree</i>	94,79%	88,00%
<i>Random Forest</i>	93,66%	85,20%
<i>Neural Net</i>	74,15%	22,50%
<i>GBT</i>	97,61%	94,80%

Fonte: Elaborado pelo autor

De forma geral, todas as técnicas executadas para as latas de 28mm apresentaram uma acurácia elevada, com boa parte acima de 90%, mostrando que os modelos conseguem ser representativos da relação entre as variáveis explicativas consideradas e a variável dependente (classe de *scrap*). Na mesma linha, os resultados das técnicas executadas para as latas de 38mm apresentaram em sua maior parte, acurácia acima de 90%.



Essas acurácias elevadas, mostram de forma objetiva a validade do *rank* que é gerado pelos modelos, das variáveis que causam maior impacto na perda de matéria-prima no processo produtivo, como será visto no passo 3, mais adiante.

Complementando esses indicadores, as Tabelas 15 e 16 apresentam resultados de *Recall* para as Classes de *scrap*, das latas de 28mm e 38 mm, respectivamente.

Tabela 15: *Recall* - Latas de 28mm

	Faixas de <i>scrap</i>				
Técnica	Faixa 1	Faixa 2	Faixa 3	Faixa 4	Faixa 5
<i>DT</i>	99,66%	100%	93,48%	100%	97,87%
<i>RF</i>	99,10%	96,02%	85,21%	92,93%	97,47%
<i>ANN</i>	95,30%	72,99%	43,48%	46,67%	70,21%
<i>GBT</i>	98,20%	85,07%	75,00%	67,92%	77,47%

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 16: *Recall* - Latas de 38mm

	Faixas de <i>scrap</i>				
Técnica	Faixa 1	Faixa 2	Faixa 3	Faixa 4	Faixa 5
<i>DT</i>	99,10%	84,42%	81,08%	82,61%	86,56%
<i>RF</i>	99,67%	79,41%	70,85%	68,98%	85,91%
<i>ANN</i>	97,70%	10,53%	4,86%	1,09%	43,12%
<i>GBT</i>	99,60%	93,69%	89,39%	85,26%	94,97%

Fonte: Elaborado pelo autor

E as Tabelas 17 e 18 apresentam a *Precision* para os dois tipos de latas.

Tabela 17: *Precision* - Latas de 28mm

	Faixas de <i>scrap</i>				
Técnica	Faixa 1	Faixa 2	Faixa 3	Faixa 4	Faixa 5
<i>DT</i>	98,67%	100%	100%	100%	97,87%
<i>RF</i>	96,51%	97,69%	95,36%	97,71%	93,90%
<i>ANN</i>	82,80%	72,46%	80,00%	80,77%	80,49%
<i>GBT</i>	87,51%	90,73%	96,61%	91,83%	88,48%

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 18: *Precision* - Latas de 38mm

	Faixas de <i>scrap</i>				
Técnica	Faixa 1	Faixa 2	Faixa 3	Faixa 4	Faixa 5



<i>DT</i>	94,19%	96,22%	98,68%	95,00%	96,52%
<i>RF</i>	92,19%	97,42%	100%	100%	99,40%
<i>ANN</i>	75,06%	46,79%	52,94%	50,00%	79,77%
<i>GBT</i>	97,41%	97,87%	97,88%	98,44%	98,76%

Fonte: Elaborado pelo autor

Note-se pelos valores de *Recall* e *Precision*, que a maior parte dos modelos apresentou resultados elevados, acima de 90%, para os dois índices. A exceção foi a técnica *ANN*, que não se ajustou bem ao conjunto de dados.

De forma conclusiva, os resultados de *Recall* e *Precision*, validam os modelos e, conseqüentemente, os pesos, que são gerados pelos modelos e que estão associados à importância de cada variável para geração de *scrap* nas latas.

Esses pesos serão apresentados a seguir e representam o objetivo principal deste estudo.

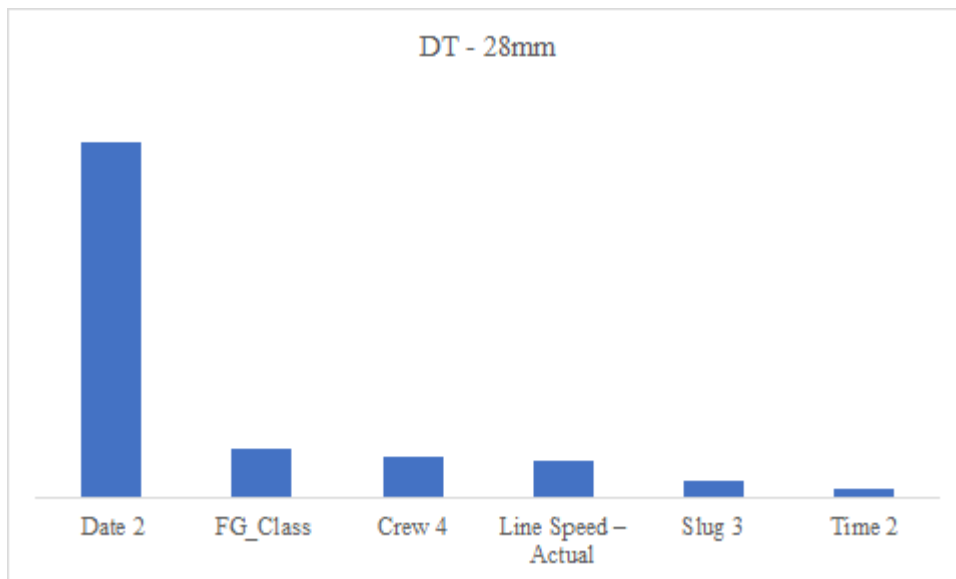
5.2.5.7 Passo 3: Análise de Importância das Variáveis

Neste passo, apresenta-se um *rank* de importância das variáveis no processo de geração de *scrap*, para cada tipo de modelo explorado no estudo. Esses pesos são gerados no próprio processo de construção dos modelos preditivos, e cada técnica de *ML* tem o seu procedimento próprio para cômputo desses pesos.

No caso da ferramenta RM há uma geração de “*weights*” na construção dos modelos, e que pode ser acessada na saída dos resultados. E isto foi feito para todas as técnicas empregadas.

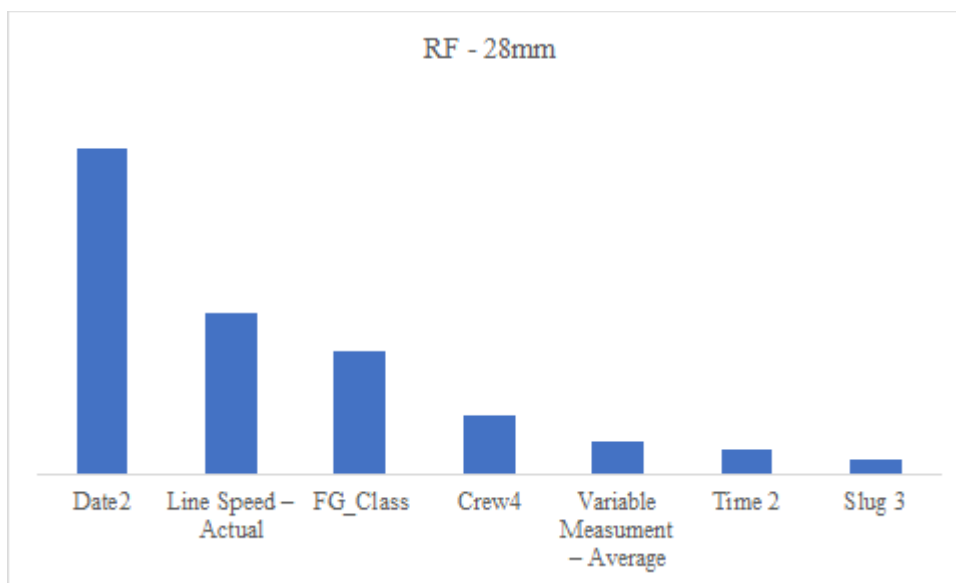
Os Gráficos 3 a 10 apresentam os pesos de cada atributo para cada técnica utilizada no RM para as latas de 28mm e 38mm, respectivamente.

Gráfico 3: Peso das variáveis DT - 28mm



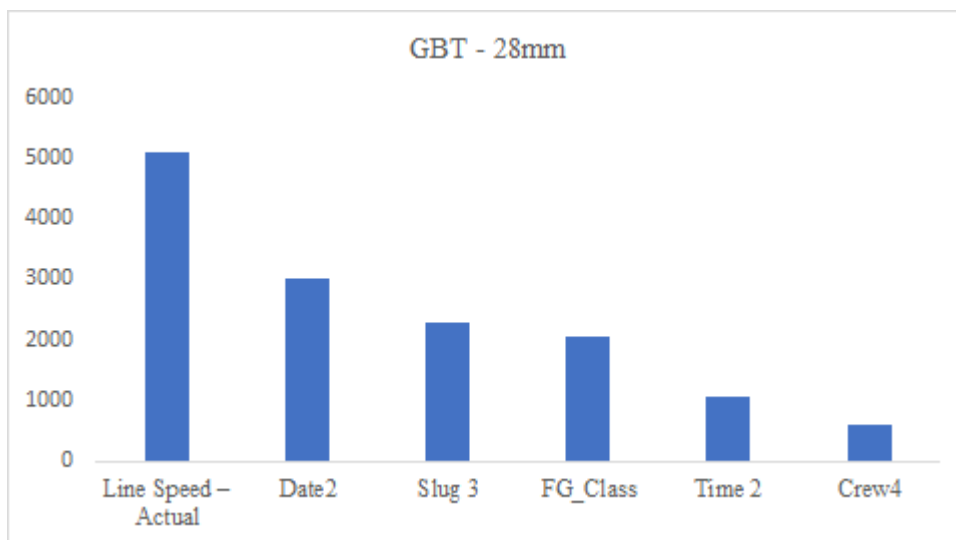
Fonte: Elaborado pelo autor

Gráfico 4: Peso das variáveis RF - 28mm



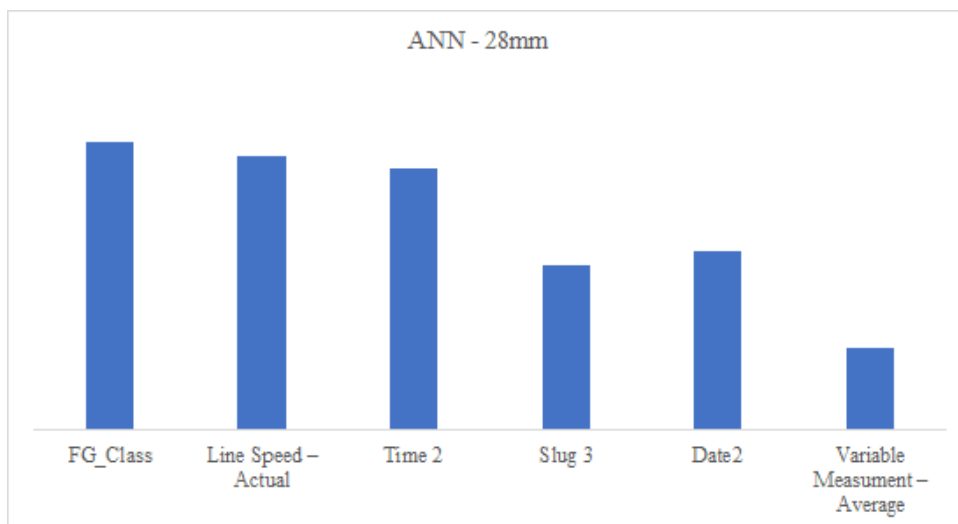
Fonte: Elaborado pelo autor

Gráfico 5: Peso das variáveis GBT - 28mm



Fonte: Elaborado pelo autor

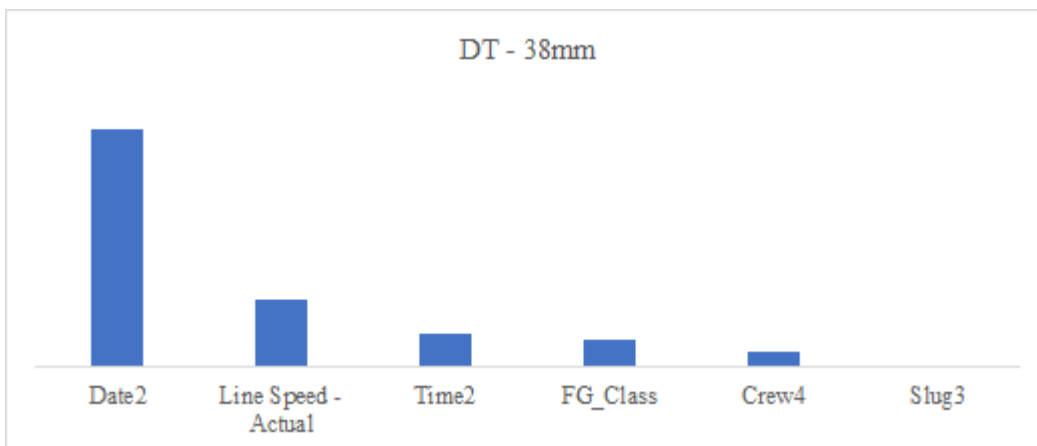
Gráfico 6: Peso das variáveis ANN - 28mm



Fonte: Elaborado pelo autor

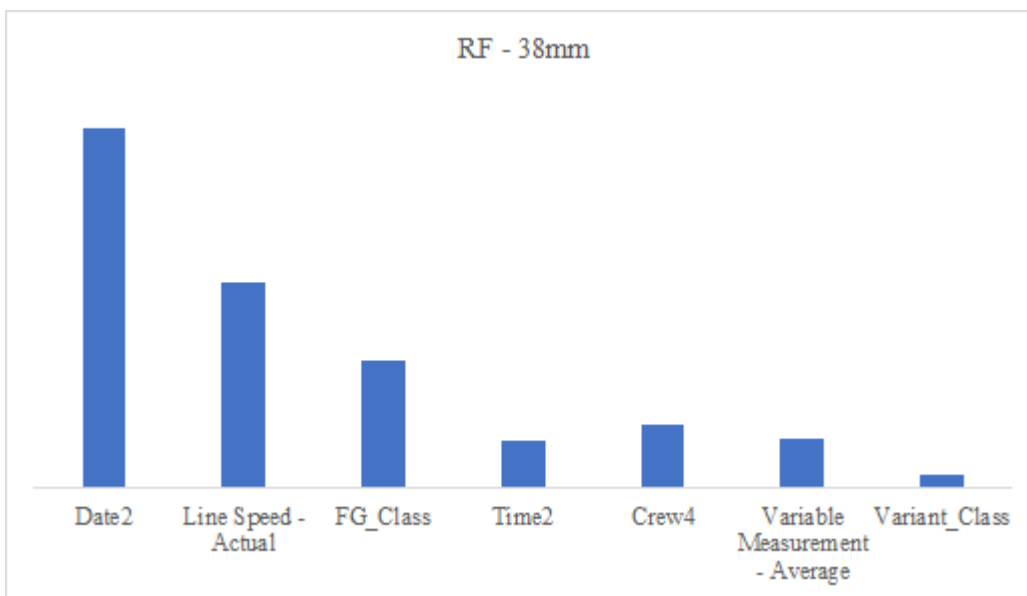


Gráfico 7: Peso das variáveis DT - 38mm



Fonte: Elaborado pelo autor

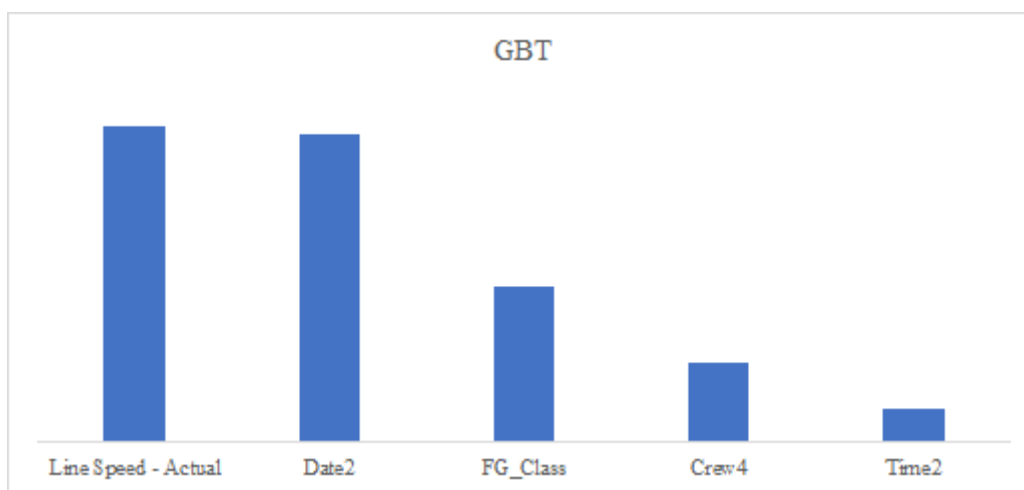
Gráfico 8: Peso das variáveis RF - 38mm



Fonte: Elaborado pelo autor

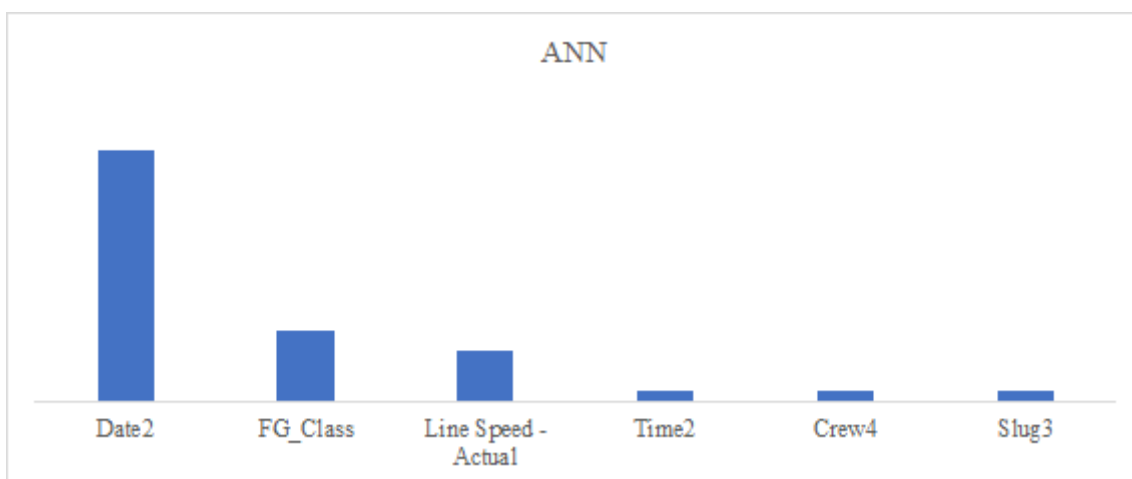


Gráfico 9: Peso das variáveis GBT - 38mm



Fonte: Elaborado pelo autor

Gráfico 10: Peso das variáveis ANN - 38mm



Fonte: Elaborado pelo autor

Desta forma, as variáveis Pessoas operando a prensa de extrusão, Velocidade da linha de produção e Tamanho, espessura e formato das latas de alumínio para latas de bebidas foram analisadas e confirmadas como uma das variáveis principais e relevantes na geração de *scrap*.

Por outro lado, analisando as colunas com as representatividades dos pesos para as árvores DT e RF, é possível identificar que a variável mais importante é a *Date 2*, que se refere as datas específicas de cada lote de produção das latas, e que tem por detrás de cada período alterações em uma série de fatores que podem ser controlados.

Seguindo as representatividades por *Line Speed – Actual*, correspondente a velocidade de cada linha produtiva (variável controlável), *FG_Class*, que define cada classe e tipo de lata



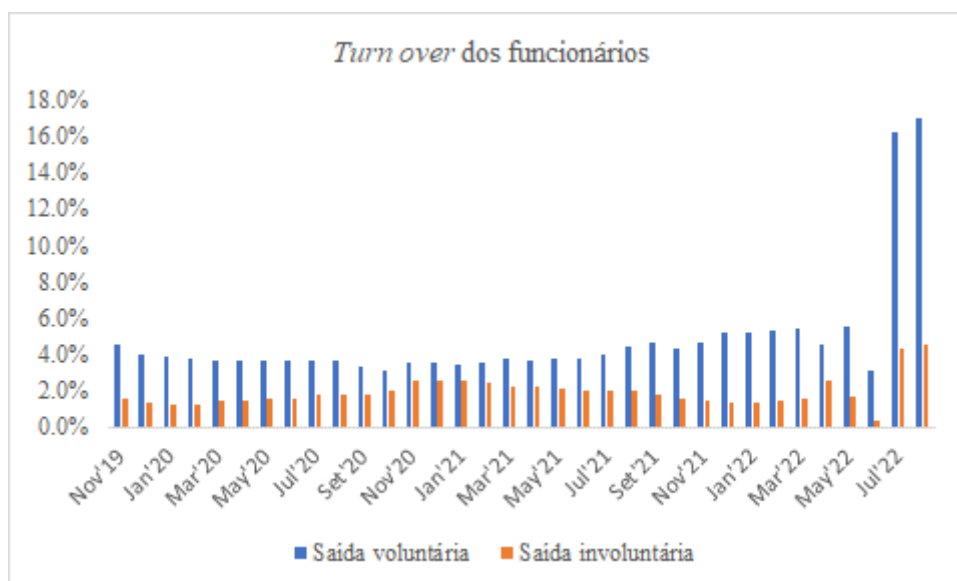
fabricada (variável controlável), *Crew 4* (variável controlável), definido pelo grupo de turno de pessoas que trabalham na nas linhas de produção, *Variable Measument – Average*, que traz as informações médias das especificações técnicas de cada lata (variável controlável), *Time 2* (variável controlável), referente ao horário exato das produções das latas, *Slug 3* (variável controlável), referente ao tipo de matéria prima utilizada, *Variant_Class* (variável controlável), que traz as descrições técnicas através da BOM (*build of material* de cada lata).

Neste caso, através de discussões conduzidas direto com os gestores responsáveis pelo chão de fábrica e melhoria contínua dos processos, foi confirmado que a data de produção está relacionada a alta rotatividade de colaboradores. Isto já vem ocorrendo há algum tempo, e na verdade, a empresa está passando por importante desafios na retenção de seus colaboradores, principalmente aqueles que trabalham diretamente na produção das latas.

Percebem-se alguns fatores que estão contribuindo para essa alta rotatividade. Um desses fatores é o mercado de trabalho norte americano, que na linha do tempo mantém um percentual abaixo de 5% de desemprego, logo, a competitividade natural na busca de profissionais qualificados é alta. Um outro ponto, é a localização das instalações da empresa objeto deste estudo; uma região estratégica, com muitas indústrias, em que a procura por profissionais experientes que trabalham no chão de fábrica é alta. A combinação destes fatores contribui para uma instabilidade e crescente *turn-over* dos colaboradores desde o ano de 2019, conforme apresentado no Gráfico 11.



Gráfico 11: Evolução de *turn over* de funcionários



Fonte: Elaborado pelo autor

Desde 2019, percebe-se que a empresa vem enfrentando desafios na retenção de seus colaboradores. Em 2022, é também notório o crescimento desta rotatividade, quer seja por saída voluntária (decisão do funcionário), ou por saída involuntária (decisão da empresa).

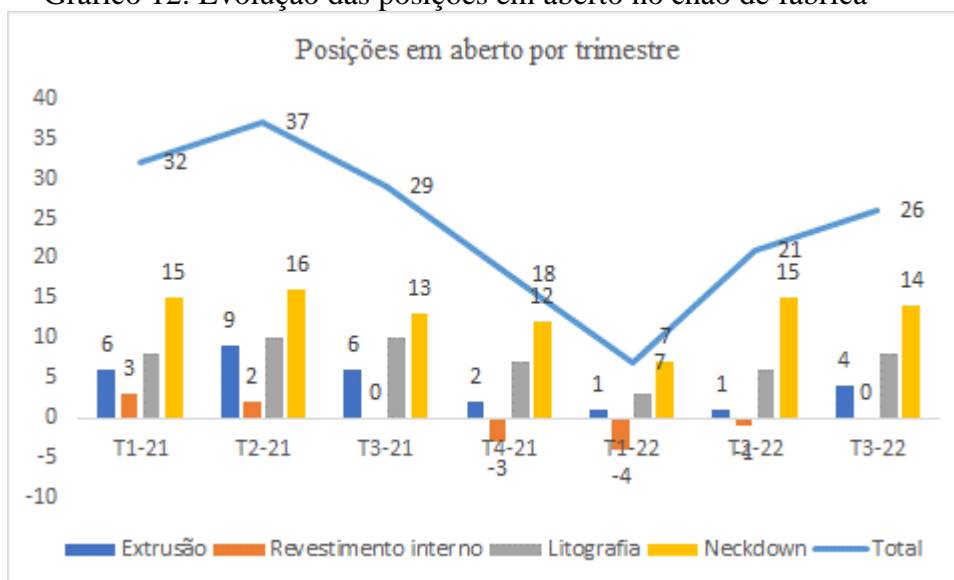
Isso de fato dificulta a consistência do conhecimento para a fabricação de latas, pois se tratando de um processo contínuo e repetitivo que opera em 24x7 (vinte e quatro horas, por sete dias na semana), o aprendizado é fortalecido pelo treinamento e prática contínua, consolidado pelos anos de experiência adquiridos por cada colaborador.

Outro ponto a destacar são as posições em aberto existentes para o chão de fábrica, outro fator e desafio relevante que a empresa vem enfrentando: a busca por profissionais qualificados.

O Gráfico 12 mostra as vagas abertas na empresa para o chão de fábrica, desde o primeiro trimestre de 2021. No terceiro trimestre de 2022, havia 26 vagas abertas no chão de fábrica a serem preenchidas.



Gráfico 12: Evolução das posições em aberto no chão de fábrica



Fonte: Elaborado pelo autor

Por outro lado, altas taxas de rotatividade de colaboradores são um sinal revelador de que algo não está indo de acordo como o esperado no negócio. Quer a taxa de rotatividade esteja em uma área específica, ou em todo o processo produtivo, é importante que os líderes da organização abordem esse tema para evitar outros potenciais problemas.



6 PESQUISA INTERVENCIONISTA

Nesta seção, será feita uma introdução conceitual da pesquisa intervencionista que é a base da aplicação de campo que foi desenvolvida neste estudo.

A pesquisa intervencionista pode ser entendida como uma forma de estudo de caso, entretanto, a pesquisa intervencionista é mais ampla e pode ser vista como um grupo ou conjunto de métodos e técnicas de pesquisa. É um tipo de experimento de campo em que o pesquisador não tem controle total sobre o experimento, e busca experimentar por meio da observação, atua em conjunto com a organização anfitriã, observa processos e resultados, e analisa os achados à luz da literatura pertinente (Roberts; Westin; Dumay, 2010; Roberts; Jönsson, 2010).

O diferencial fundamental dessa abordagem é a interação entre os pesquisadores e o objeto de estudo, com possibilidades de transformação desse objeto de estudo (Oyadomari *et al.*, 2013).

Diferentes autores, como Lukka e Vinnari (2017), Suomala e Lyly-Yrjänäinen (2012) e Suomala, Lyly-Yrjänäinen e Lukka (2014), colocam que a pesquisa intervencionista é uma abordagem de estudo de caso longitudinal com uso ativo da observação do participante, visando não apenas explicar, mas também interferir na realidade estudada para modificá-la.

6.1 Etapas da Pesquisa Intervencionista Proposta

Roberts e Jönsson (2010) sugerem que a pesquisa intervencionista pode ser encontrada em várias disciplinas, apresentando diferentes variações (nomenclatura, abordagens culturais, geográficas etc.), podendo se dar de formas distintas, como: Pesquisa-ação; Ciência-Ação; Ciência-Design; Pesquisa clínica e Pesquisa construtivista.

A pesquisa-ação é uma investigação de campo a partir da participação conjunta do pesquisador e da comunidade na qual a intervenção ocorre, e pode ser considerada como a origem da Pesquisa Intervencionista (Jönsson; Lukka, 2006). A pesquisa intervencionista, portanto, pode ser entendida como uma das variações da Pesquisa-Ação, mas que também envolve elementos da chamada pesquisa construtivista. E por isso, o estudo aqui desenvolvido foi centrado na pesquisa-Ação e na pesquisa Construtivista, tendo sido criada uma metodologia Intervencionista de abordagem do problema que representa uma mescla dessas abordagens.



Sobre a pesquisa-ação, esta é um tipo de abordagem que busca unir a pesquisa à ação (à prática), e com isso, produzir conhecimento (Engel, 2000; Roberts; Jönsson, 2010; Tripp, 2005), e é considerada a precursora da pesquisa intervencionista em ciências sociais. Com algumas variações na metodologia, a pesquisa-ação, em geral, segue um ciclo de melhoria e resolução de problemas (Tripp, 2005), com algumas etapas estabelecidas.

Já a pesquisa Construtivista, também relacionada a este trabalho, tem uma abordagem em que a resolução de problemas se dá por meio da construção de modelos, diagramas, planos etc., buscando vincular o problema e sua solução ao conhecimento teórico. A pesquisa Construtivista foi desenvolvida por pesquisadores finlandeses (Kasanen; Lukka, 1993), como uma opção para estudos em controladoria, no campo da solução de problemas. A exemplo da pesquisa-ação, segue algumas etapas para a sua aplicação (Labro; Tuomela, 2003). Na abordagem desse tipo de pesquisa, o pesquisador trabalha em conjunto com os membros da organização anfitriã para desenvolver um construto, testar sua utilidade e fundamentar o processo com base na teoria (Roberts; Jönsson, 2010).

No que tange à pesquisa intervencionista, Suomala, Lyly-Yrjänäinen e Lukka (2014) a posicionam entre a pesquisa-ação e a pesquisa construtivista.

Assim, foi partindo desse entendimento sobre a pesquisa intervencionista, que o presente estudo propôs uma abordagem baseada em uma mescla desses tipos de pesquisa, estabelecendo uma sequência de etapas, que são descritas a seguir:

Etapa 1 - Diagnóstico: Nesta etapa identifica-se o problema prático, que deve ter uma relevância do ponto de vista de pesquisa. Além disso, esta etapa envolve uma chamada para a colaboração junto à organização objeto do estudo, assim como, um diagnóstico preliminar.

Etapa 2 - Pré-intervenção: Aqui já se deve obter junto à organização objeto do estudo uma compreensão abrangente e geral do problema a ser tratado;

Etapa 3 - Intervenção: Nesta etapa deve-se definir alguns aspectos chave:

3.1 As bases da intervenção

Que no presente caso baseou-se em um tripé, envolvendo a empresa, as pessoas e os processos;

3.2 Caracterização clara da Empresa objeto do estudo;

3.3 Definição da subsidiária ou filial da empresa escolhida para a intervenção;



3.4 Definição da área operacional da empresa, específica para a intervenção e dos respectivos processos em que ocorrerá a intervenção;

Etapa 4: Abordagem Técnica do Experimento de Campo: Esta etapa trata do experimento de campo propriamente dito, em que uma abordagem será adotada para levantamento e tratamento de dados, a partir de estratégias técnicas Delineamento de Experimentos apresentadas na seção 2.2.

Etapa 5: Avaliação de Resultados: Esta é a etapa final em que se avalia a integração das práticas de controladoria ao ambiente de operações e chão-de-fábrica, e procura-se demonstrar a contribuição teórica do estudo. Técnicas estatísticas podem ser empregadas nesta fase (vide seção 4.2);

A Etapa 4 envolve aspectos técnicos, o que exige um detalhamento maior para que possa ser bem descrito aquilo que se pretendeu desenvolver. Por isso, a seção 2.2, a seguir, é dedicada a explorar certos detalhes técnicos da etapa 4.

6.2 Experimento de Campo: Base Técnica

Como a pesquisa intervencionista é uma modalidade de experimento de campo, espera-se que utilize métodos etnográficos, e que se beneficie muito da observação do participante (Roberts; Westin; Dumay, 2010; Roberts; Jönsson, 2010). Portanto, os dados associados ao problema em estudo devem ser obtidos por meio de observação do participante, em todas as etapas do processo sob análise (Roberts; Westin; Dumay, 2010).

Uma forma para se implementar tais características no experimento de campo é com o uso do Delineamento de Experimentos (DOE) ou Projeto de Experimentos. O DOE tem sido exaustivamente utilizado por organizações na procura da melhoria da qualidade de seus produtos por meio de estudos de campo (Laureani; Antony, 2019).

Johnson e Montgomery (2010) definem o DOE como uma técnica usada para planejar experimentos, sendo usada, portanto, para definir quais dados, em qual quantidade e sob quais condições, devem ser coletados durante um experimento específico, buscando basicamente, chegar a dois objetivos maiores: a acuracidade estatística nas respostas do experimento, e o menor custo.

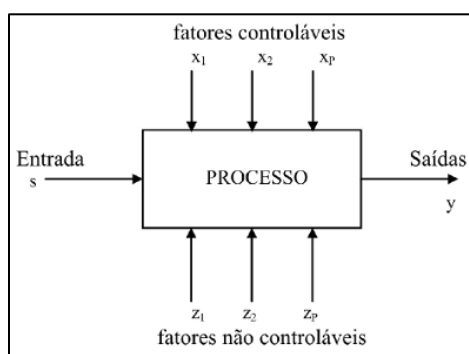
Os experimentos são testes planejados, nos quais se realizam mudanças nas variáveis de entrada de um processo ou sistema, de forma que se possa avaliar os efeitos de diferentes fatores nas respostas da variável em estudo, e assim, identificar as causas das variações naquelas



respostas. Desta forma, é possível, por exemplo, tratar problemas de qualidade em produtos, processos e sistemas (Galdamez; Carpinetti, 2004).

A Figura 21 representa de forma esquemática o modelo no qual DOE é baseado.

Figura 21: Modelo geral de um sistema ou processo



Fonte: Johnson e Montgomery (2010)

Existem diferentes tipos de projetos para experimentos de campo, como: Projetos Fatoriais Completos, abordagem de Plackett Burman e Projetos Fatoriais Fracionados.

No caso de um projeto fatorial completo, este permite analisar todas as combinações possíveis, bem como, as principais interações e efeitos entre os fatores controláveis. Por outro lado, quando existe grande número de fatores, a quantidade de combinações e interações aumenta significativamente. Uma opção para este caso é o uso de projetos fatoriais fracionados, que analisam apenas uma parte ou fração das combinações possíveis, avaliadas por projetos fatoriais completos, diminuindo consideravelmente a quantidade de recursos necessários para condução dos experimentos (Sanchez *et al.*, 2006).

Segundo Johnson e Montgomery (2010), muitos experimentos envolvem o estudo dos efeitos de dois ou mais fatores, e neste caso, projetos fatoriais são em geral, os mais eficientes, pois para cada repetição de um experimento, todas as possíveis combinações dos níveis de todos os fatores são investigadas. Os autores declaram ainda, que um projeto fatorial é necessário quando interações entre os fatores podem estar presentes, evitando assim, eventuais conclusões errôneas que podem ocorrer quando não se considera no experimento a existência de tais interações.

Um dos projetos fatoriais mais importante é aquele com k fatores, em que para cada fator considera-se apenas dois níveis. Assim, uma replicação completa deste projeto requer 2^k observações, o número de experimentações, portanto, é igual ao número de níveis elevado ao



UNIVERSIDADE PRESBITERIANA MACKENZIE

Pró-Reitoria de Pesquisa e Pós-Graduação
Coordenadoria Geral de Pós-Graduação Stricto Sensu



número de fatores. Daí, este tipo projeto ser chamado Projeto Fatorial 2^k . É uma estratégia que permite identificar interações entre fatores bem como os principais efeitos individuais de cada fator (Montevecchi; Miranda; Friend, 2012).

No caso do presente estudo, o experimento de campo foi conduzido, utilizando-se o projeto fatorial completo.



7 EXPERIMENTO DE CAMPO E AVALIAÇÃO DE RESULTADOS

Esta seção apresenta as etapas 4 e 5 do planejamento, correspondente ao desenvolvimento do experimento de campo e à avaliação dos resultados, que na verdade, acabou se constituindo em parte considerável da própria intervenção. Apresenta-se aqui desde a definição de datas para a execução dos experimentos, até a obtenção e avaliação dos resultados.

7.1 ETAPA 4: Experimento de Campo

7.1.1 Definição de Datas para o Experimento de Campo

Durante o primeiro trimestre de 2023, foram conduzidas diversas reuniões com o time multifuncional de operações da fábrica, com o objetivo de se encontrar o melhor momento para realizar a intervenção. O objetivo era de trazer o mínimo (ou nenhum) impacto à rotina do time da produção. A terceira semana do mês de abril foi definida como o melhor momento para realizar o experimento de campo, e exatamente como definido com o time multifuncional de operações, na terceira semana de abril de 2023 foi realizado o experimento de campo na linha 14.

7.1.2 Identificação dos Fatores de Controle

Para esta etapa, foi utilizado como base de análise o modelo desenvolvido por Montevechi *et al.* (2007), sendo os fatores de entrada: 1 máquina extrusora, 1 máquina de corte, 4 equipes de extrusão, 2 turnos diurnos, e 2 turnos noturnos. Este modelo já foi validado, viabilizando a utilização para este trabalho. O modelo em uso avalia a geração de sucata, em número de latas na linha 14 de produção objeto deste trabalho.

7.1.3 Estrutura do Experimento de Campo

O experimento foi planejado de forma que a coleta dos dados se deu na produção contínua de latas, e foram realizadas por um período de 48 horas, 2 dias seguidos, em 25 e 26 de abril de 2023, separadas por um período de 1 hora, subdivididos em 4 diferentes turnos de produção: A1, A2, B1 e B2. Os dados foram coletados diretamente pelo pesquisador, que acompanhou de perto a produção. Foram coletados aproximadamente 300.000 registros, correspondentes às produções de latas, com a correspondente geração de sucata nesse período.

Ao final de cada hora o operador de produção ajustou a velocidade manualmente no painel eletrônico do Controlador Logico Programável (CLP) da máquina. Esse processo manual



foi acompanhado pelo pesquisador de campo. Desta forma, foram ajustadas 4 diferentes velocidades no CLP da máquina durante o experimento: 125, 127, 129 e 131. Esse processo foi replicado por 2 vezes durante os turnos A e B.

A Tabela 19 demonstra a estrutura do experimento de campo.

Tabela 19: Estrutura do Experimento de Campo

Dia	Ação	Equipe	Turno	Ajuste de Velocidades no CLP da máquina
25/04	Experimento e Réplica	B1	Diurno	125, 127, 129, 131
25/04	Experimento e Réplica	B2	Noturno	125, 127, 129, 131
26/04	Experimento e Réplica	A1	Manhã	125, 127, 129, 131
26/04	Experimento e Réplica	A2	Noturno	125, 127, 129, 131

Fonte: Elaborado pelo autor

7.1.4 Execução do DOE

Seguindo a sequência proposta por Antony e Kumar (2011), foi aplicado o projeto de experimentos Fatorial Completo com replicações, usado para o estudo de detalhamento do comportamento da resposta com os 3 fatores identificados no processo de produção de latas (velocidade da linha, pessoas e turno de trabalho). Segundo Pyzdek e Keller (2011), a réplica é usada para investigar a interação de fatores. Para os projetos experimentais completos, é possível avaliar todas as condições experimentais e a presença de interações entre os fatores.

A Tabela 20 apresenta os resultados obtidos para a respectiva matriz experimental, representando o percentual total de sucata (*scrap*) gerada no processo de produção.

Tabela 20: Matriz Experimental e Percentual de Sucata (*scrap*) Gerada

Velocidade	Turno Matutino		Turno Noturno	
	Equipe A1	Equipe A2	Equipe B1	Equipe B2
125	2,23%	2,33%	2,23%	2,30%
127	2,21%	2,33%	2,41%	2,27%
129	2,33%	2,32%	2,23%	2,23%
131	2,24%	2,32%	2,22%	2,30%

Fonte: Elaborado pelo autor



7.2 ETAPA 5: Análise de Resultados do Experimento

Para analisar os resultados, foi utilizada a conhecida técnica de Análise de Variância, cujos resultados são sempre apresentados na forma de uma tabela, que é a chamada “ANOVA” (*Analysis of Variance*). Isto foi feito com o apoio do *software* RStudio.

Para isso, o primeiro passo foi carregar os dados observados no experimento de campo para o *software*. O segundo passo, foi analisar a ANOVA obtida. A ANOVA apresenta os resultados de um teste de hipótese com a hipótese nula abaixo:

H0: Não há diferença entre as Médias dos Grupos analisados.

A ANOVA apresenta: $Pr(>F)$, também conhecida como *p-value* e que representa a probabilidade de H0 ser verdadeira, $P(H0 = Verdadeira)$. Caso H0 seja verdadeira, isso significa que o fator analisado não teve impacto significativo nas respostas da variável em estudo. Rejeita-se H0 se $p\text{-value} < 0,005$. Isto porque, considera-se que o valor crítico de $Pr(>F)$ é de 5%, ou seja, para qualquer valor abaixo de 0,005, entende-se que há um impacto significativo do tratamento analisado nos resultados da variável em estudo.

Inicialmente, foi feita uma análise de variância considerando-se apenas um fator, a chamada “*one-way* ANOVA”. Tendo-se assim, uma variável independente (ou um Tratamento) como relevante. Nesse caso, o fator considerado foi a velocidade da linha. Os resultados encontrados são apresentados na Tabela 21.

Tabela 21: Tabela ANOVA a um Fator (*one-way*)

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
Veloc	1	9.60e-06	9.648e-06	2.208	0.139
Residuals	238	1.04e-03	4.370e-06		

Fonte: Elaborado pelo autor

A ANOVA analisa fundamentalmente se o Fator (ou Tratamento) “Velocidade” teve impacto estatisticamente significativo nos resultados do *Scrap*. Na ANOVA, quanto maior o *F-Value* ou menor o *p-value*, apresentado na Tabela 21 como $Pr(>F)$, maior será a probabilidade da variação na resposta da variável em estudo (*% de scrap*) ter sido causada pelo Tratamento velocidade.



Analisando-se a Tabela 21, percebe-se que o *p-value* de 0,139 está acima de 0,05. Desta forma analisado separadamente, a velocidade, esta não apresenta significância estatística na geração de sucata, ao nível de significância de 5%.

Uma nova análise foi realizada, “*two-way ANOVA*”, desta vez considerando-se 2 fatores como variáveis independentes (velocidade e equipes). Os resultados são apresentados na Tabela 22.

Tabela 22: Tabela ANOVA a dois Fatores (*two-way*)

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)						
Veloc	1	0.0000096	9.648e-06	2.250	0.135						
Equipe	3	0.0000322	1.073e-05	2.503	0.060 .						
Residuals	235	0.0010079	4.289e-06								

Signif. codes:	0	‘***’	0.001	‘**’	0.01	‘*’	0.05	‘.’	0.1	‘ ’	1

Fonte: Elaborado pelo autor

Note-se que agora, o *p-value* da Velocidade variou para 0.135, e o resultado do *p-value* do fator Equipe foi de 0,06, demonstrando que este fator já se aproxima do valor crítico de 0,05.

Uma nova análise foi desenvolvida a dois fatores, mas desta feita considerando-se a interação entre os fatores (Tabela 23).

Tabela 23: Tabela ANOVA a dois Fatores com Interação entre Fatores

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)						
Veloc	1	0.0000096	9.648e-06	2.299	0.1308						
Equipe	3	0.0000322	1.073e-05	2.557	0.0559 .						
Veloc:Equipe	3	0.0000341	1.137e-05	2.708	0.0460 *						
Residuals	232	0.0009738	4.197e-06								

Signif. codes:	0	‘***’	0.001	‘**’	0.01	‘*’	0.05	‘.’	0.1	‘ ’	1

Fonte: Elaborado pelo autor

Note-se que, agora, a interação entre Velocidade e Equipe se mostrou estatisticamente significativa ao nível de 5%, e que o fator Equipe se aproximou da significância crítica de 5%.

Mais uma análise foi realizada, “*three-way ANOVA*”, desta vez considerando-se 3 fatores como variáveis independentes (turno, velocidade e equipes). Os resultados são apresentados na Tabela 24.



Tabela 24: Tabela ANOVA a três Fatores (*three-way*)

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
Turno	1	0.0000229	2.294e-05	5.349	0.0216 *
Veloc	1	0.0000096	9.648e-06	2.250	0.1350
Equipe	2	0.0000093	4.630e-06	1.080	0.3414
Residuals	235	0.0010079	4.289e-06		

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

Fonte: Elaborado pelo autor

Da mesma forma, analisando a Tabela 24, percebe-se uma melhora significativa no modelo, demonstrado pelo resultado do *p-value* do fator turno de 0,0216, mostrando que este é um fator significativo ao nível de 5%. O fator velocidade manteve-se no nível, um pouco acima de 10% de significância, e o fator equipe aparentemente foi substituído pelo turno de trabalho, onde equipes diferentes atuam.

Finalmente, a última análise desenvolvida considerou 3 fatores, mas desta feita considerando-se a interação entre os fatores (Tabela 25).

Tabela 25: Tabela ANOVA a três Fatores com Interação entre Fatores

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
Turno	1	0.0000229	2.294e-05	5.466	0.0202 *
Veloc	1	0.0000096	9.648e-06	2.299	0.1308
Equipe	2	0.0000093	4.630e-06	1.103	0.3335
Veloc:Equipe	3	0.0000341	1.137e-05	2.708	0.0460 *
Residuals	232	0.0009738	4.197e-06		

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

Fonte: Elaborado pelo autor

Note-se que foi identificada pelo modelo apenas a interação entre Velocidade e Equipe, e que novamente se mostrou estatisticamente significativa ao nível de 5%, e o fator Turno também se mostrou estatisticamente significativo ao nível crítico de 5%.



8 CONCLUSÃO E PESQUISAS FUTURAS

Com o apoio de *ML* e do *software* RM, foi possível desenvolver uma proposta de uma metodologia para analisar dados, bem como identificar as variáveis relevantes na perda de eficiência em processos produtivos.

A aplicação desenvolvida que tratou da geração de *scrap* em um processo de produção em uma empresa do mercado americano, mostrou que por meio de modelos com a utilização de algoritmos e técnicas de *ML*, *DT*, *RF* *GBT* e *ANN*, resultados satisfatórios foram alcançados.

O objetivo do *controller* da subsidiária norte americana, em analisar as variáveis explicativas relevantes de geração de *scrap* na prensa por impacto por extrusão, bem como, em prever o nível de perda de matéria prima, foi alcançado. Ainda, foi demonstrado que é importante para subsidiar as decisões das organizações, sugerindo ferramentas que possam minimizar a quantidade de *scrap* produzido durante este processo.

A acuracidade das técnicas utilizadas foi obtida através de análises disponibilizadas pelo *software* RM. Durante a execução das técnicas de *ML*, ambas as latas de 28mm e 38mm apresentaram um nível de *accuracy*, *recall* e *precision* acima de 90%, na maior parte dos casos.

Desta forma, as três hipóteses desta tese: (1) Pessoas operando a prensa de extrusão, (2) Velocidade da linha de produção e (3) Tamanho, espessura e formato das latas de alumínio para latas de bebidas, foram analisadas e confirmadas como uma das variáveis principais e relevantes na geração de *scrap*. Ainda, através da técnica de *ML* também foi possível identificar outras variáveis relevantes, além daquelas elencadas nas hipóteses originais, bem como, identificar a variável mais importante na geração de *scrap*: a data efetiva da produção de latas.

Durante a pesquisa intervencionista e DOE, um ponto importante no experimento de campo foi a aplicação dos projetos fatoriais na análise dos fatores que realmente influenciavam na resposta de saída.

Como continuidade deste trabalho, recomendou-se que o experimento realizado fosse ajustado no processo de produção de latas de bebidas com 28mm e 38mm na empresa. E, no caso das variáveis pessoas (representadas pelas equipes e turnos), que a empresa possa



UNIVERSIDADE PRESBITERIANA MACKENZIE

Pró-Reitoria de Pesquisa e Pós-Graduação
Coordenadoria Geral de Pós-Graduação Stricto Sensu



continuar atuando na questão da rotatividade e retenção de seus colaboradores, discutido no desenvolvimento da tese.

Ainda, por se mostraram promissores, os autores acreditam que o modelo e experimentos desenvolvidos poderiam ser expandidos para outras linhas de produção na própria empresa, bem como, expandir sua aplicação em outras empresas que estejam passando por desafios similares de otimização de processos nas controladorias industriais.



9 REFERÊNCIAS

AB RAHIM, S. N.; LAJIS, M. A.; ARIFFIN, S. A review on recycling aluminum chips by hot extrusion process. **Procedia CIRP**, v. 26, p. 761-766, 2015. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2015.01.013>.

ABAL. **Aluminum Cans 2009-2021** – Associação Brasileira do Alumínio – ABAL. 2021a. Disponível em: <<https://abal.org.br/en/statistical-information/aluminum-cans-2009-2021/>>

ABAL. **Reciclagem**. Sustentabilidade: Reciclagem. 2021b. Disponível em: <<https://abal.org.br/sustentabilidade/reciclagem/>> Acesso em 27 de setembro de 2021.

ABAL. **Reciclagem no Brasil**. Sustentabilidade: Reciclagem. 2021c. Disponível em: <<https://abal.org.br/sustentabilidade/reciclagem/reciclagem-no-brasil/>> Acesso em 27 de setembro de 2021.

ABAL. **Latinhas campeãs**. Sustentabilidade: Reciclagem. 2021d. Disponível em: <<https://abal.org.br/sustentabilidade/reciclagem/latinhas-campeas/>>

ABAL. **Brasil alcança maior índice da história na reciclagem de latas de alumínio para bebidas: 98,7%**. Publicado em 13 de abril de 2022. 2022. Disponível em: <https://abal.org.br/noticia/brasil-alcanca-maior-indice-da-historia-na-reciclagem-de-latas-de-aluminio-para-bebidas-987/>

AHID, M.; AUGUSTINE, A. The roles and responsibilities of management accountants in the era of globalization. **Global journal of management and business research**, v. 12, n. 15, p. 42-53, 2012.

ALTAN, T.; KOBAYASHI, S. A numerical method for estimating the temperature distributions in extrusion through conical dies. **Journal of Manufacturing Science and Engineering**, v. 90, n. 1, p. 107–118, 1968. <https://doi.org/10.1115/1.3604584>.

ANTONY, J. Some key things industrial engineers should know about experimental design. **Logistics Information Management**, v. 11, n. 6, p. 386-392, 1998. <https://doi.org/10.1108/09576059810242606>.

ARIF, A. F. M. et al. Product defects in aluminum extrusion and its impact on operational cost. In: The 6th Saudi Engineering Conference, KFUPM, Dhahran, Saudi Arabia. 2002. p. 14-17.

BAFFARI, D. et al. Friction stir extrusion to recycle aluminum alloys scraps: Energy efficiency characterization. **Journal of Manufacturing Processes**, v. 43, p. 63-69, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2019.03.049>.

BALASUNDAR, I.; RAGHU, T. Investigations on the extrusion defect–Axial hole or funnel. **Materials & Design**, v. 31, n. 6, p. 2994-3001, 2010. <https://doi.org/10.1016/j.matdes.2010.01.027>.



- BLOOM, S.L. Chaos, complexity, self-organization and us. **Psychotherapy Review**, v. 2, n. 8, p. 1-5, 2000.
- BRADZIL, P.B. Construção de modelos de decisão a partir de dados, 1999. Disponível em <<http://www.nacc.up.pt/~pbrazdil/Ensino/ML/ModDecis.html>>.
- BRAGA, A., CARVALHO, A., LUDERMIR, T. **Redes neurais artificiais**. In: REZENDE, S.O. *Sistemas Inteligentes: Fundamentos e Aplicações*. 2003.
- BREIMAN, L. Random forests. *Machine learning*, v. 45, p. 5-32, 2001. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- BRUNDTLAND, G.H. Relatório Brundtland: Our Common Future, *United Nations*.1987.
- BURNS, J.; BALDVINSDOTTIR, G. An institutional perspective of accountants' new roles—the interplay of contradictions and praxis. **European accounting review**, v. 14, n. 4, p. 725-757, 2005. <https://doi.org/10.1080/09638180500194171>.
- CHAKRABORTY, D.; KIDMAN, G. Inquiry process skills in primary science textbooks: authors and publishers' intentions. **Research in Science Education**, v. 52, n. 5, p. 1419-1433, 2022. <https://doi.org/10.1007/s11165-021-09996-4>.
- CHANG, Kao-Hua; SHIH, Ching-Wei; TZOU, Gow-Yi. Defect improvement of extrusion dies using combination of fem stress analysis with the Taguchi Method. **Transactions of the Canadian Society for Mechanical Engineering**, v. 39, n. 3, p. 729-738, 2015. <https://doi.org/10.1139/tcsme-2015-0058>.
- CORTEZ, C.A.T. et al. Alternative techniques for forecasting mineral commodity prices. **International Journal of Mining Science and Technology**, v. 28, n. 2, p. 309-322, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.ijmst.2017.09.001>.
- CZINKI, A.; HENTSCHEL, C. Solving complex problems and TRIZ. **Procedia CIRP**, v. 39, p. 27-32, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.01.161>.
- DETZEL, A.; MÖNCKERT, J. Environmental evaluation of aluminium cans for beverages in the German context. **The International Journal of Life Cycle Assessment**, v. 14, p. 70-79, 2009. <https://doi.org/10.1007/s11367-008-0057-1>.
- DIEBOLD, W., SCHMIDHEINY, S. 'Changing Course: A Global Business Perspective on Development and the Environment', **Foreign Affairs**, v. 71, n. 4, p. 202-203, 1992. <https://doi.org/10.2307/20045337>.
- DOLTSINIS, S.; FERREIRA, P.; LOHSE, N. Reinforcement learning for production ramp-up: A Q-batch learning approach. In: **2012 11th international conference on machine learning and applications**. IEEE, Boca Raton, FL, USA, 2012. p. 610-615. <https://doi.org/10.1109/ICMLA.2012.113>.
- DRUCKMAN, J.N. A framework for the study of persuasion. **ANNUAL REVIEW OF POLITICAL SCIENCE**, v. 25, p. 65-88, 2022. <https://doi.org/10.1146/ANNUREV-polisci-051120-110428>.



DUMAY, J.C. A critical reflective discourse of an interventionist research project. **Qualitative Research in Accounting & Management**, v. 7, n. 1, p. 46-70, 2010.

<https://doi.org/10.1108/11766091011034271>.

EIVANI, A. R.; ZHOU, J. Application of physical and numerical simulations for interpretation of peripheral coarse grain structure during hot extrusion of AA7020 aluminum alloy. **Journal of Alloys and Compounds**, v. 725, p. 41-53, 2017.

<https://doi.org/10.1016/j.jallcom.2017.06.297>.

ELKINGTON, J. Towards the sustainable corporation: Win-win-win business strategies for sustainable development. **California management review**, v. 36, n. 2, p. 90-100, 1994.

<https://doi.org/10.2307/41165746>.

ENGEL, Guido Irineu. Pesquisa-ação. **Educar em Revista**, v. 16, p. 181-191, 2000.

<https://doi.org/10.1590/0104-4060.214>.

EUROPEAN ALUMINIUM ASSOCIATION (EAA). **Aluminium Beverage Can Recycling at New Record High**, 2018. Disponível em <https://european-aluminium.eu/> (Acessado em 27 de Setembro de 2021).

FARJOUN, M.; ANSELL, C.; BOIN, A. PERSPECTIVE—Pragmatism in organization studies: Meeting the challenges of a dynamic and complex world. **Organization Science**, v. 26, n. 6, p. 1787-1804, 2015. <https://doi.org/10.1287/orsc.2015.1016>.

FILGUEIRAS, A.V. *et al.* Plackett Burman design for microplastics quantification in marine sediments. **Marine Pollution Bulletin**, v. 162, p. 111841, 2021.

<https://doi.org/10.1016/j.marpolbul.2020.111841>.

FRETI, S.; BORNAND, J.-D.; BUXMANN, K. Metallurgy of dross formation on Al melts. *In*: GRANDFIELD, J.F.; ESKIN, D.G. **Essential Readings in Light Metals: Cast Shop for Aluminum Production**. v. 3, p. 143-149, 2016. <https://doi.org/10.1002/9781118647783.ch18>.

FRIEDMAN, J.H. Greedy function approximation: a gradient boosting machine. **The ANNals of statistics**, v. 29, n. 5, p. 1189-1232, 2001. <https://doi.org/10.1214/aos/1013203451>

GAIZAUSKAS, R.; WILKS, Y. Information extraction: Beyond document retrieval. **Journal of documentation**, v. 54, n. 1, p. 70-105, 1998. <https://doi.org/10.1108/EUM0000000007162>.

GALDAMEZ, E.V.C.; CARPINETTI, L.C.R. Aplicação das técnicas de planejamento e análise de experimentos no processo de injeção plástica. **Gestão & Produção**, v. 11, n.1, p. 121-134, 2004. <https://doi.org/10.1590/s0104-530x2004000100011>.

GARCIA, S.C. *O uso de árvores de decisão na descoberta de conhecimento na área da saúde*. *In*: **SEMANA ACADÊMICA**, Rio Grande do Sul: Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2000.

GEORGE, M. *Lean Six Sigma*, 1st edition, Mc Graw Hill, 2009.



- GOLOVKO, O. *et al.* Extrusion of the bimetallic aluminum-magnesium rods and tubes. **Forschung im Ingenieurwesen**, v. 79, n. 1-2, p. 17-27, 2015. <https://doi.org/10.1007/s10010-015-0184-3>.
- GONG, H. *et al.* Use of random forests regression for predicting IRI of asphalt pavements. **Construction and Building Materials**, v. 189, p. 890-897, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2018.09.017>.
- GRANLUND, Markus; LUKKA, Kari. From bean-counters to change agents: the Finnish management accounting culture in transition. **LTA**, v. 3, n. 97, p. 213-255, 1997.
- GRISHMAN, R. Information extraction: Techniques and challenges. *In: Information Extraction A Multidisciplinary Approach to an Emerging Information Technology: International Summer School*, SCIE-97 Frascati, Italy, July 14–18, 1997. Springer Berlin Heidelberg, 1997. p. 10-27.
- GROCHE, P. *et al.* Joining by forming—a review on joint mechanisms, applications and future trends. **Journal of Materials Processing Technology**, v. 214, n. 10, p. 1972-1994, 2014. <https://doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2013.12.022>.
- HAN, J.; KAMBER, M.; PEI, J. Data mining: concepts and techniques, 3rd ed. Morgan Kaufman-Elsevier, 2012.
- HART, S.L.; MILSTEIN, Mark B. Creating sustainable value. **Academy of Management Perspectives**, v. 17, n. 2, p. 56-67, 2003. <https://doi.org/10.5465/ame.2003.10025194>.
- HASTIE, T.T. (2017) 'The Elements of Statistical Learning Second Edition', *Math. Intell.*, 27(2).
- HAYKIN, S. Rosenblatt' s Perceptron. *In: HAYKIN, S. Neural Networks and Learning Machines*. Third Edition. New Jersey: Pearson - Prentice Hall. 2009. p. 47-67.
- HE, M.B. Analysis of the recycling method for aluminum soda cans. 2006. Dissertation (Bachelor of Engineering – Mechatronics) – University of Southern Queensland. Faculty of Engineering and Surveying. 2006.
- HIERONS, R. **Machine learning**. Tom M. Mitchell. Published by McGraw-Hill, Maidenhead, UK, International Student Edition, 1997. ISBN: 0-07-115467-1, 414 pages. Price: UK£ 22.99, soft cover. 1999. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-1689\(199909\)9:3<191::AID-STVR184>3.0.CO;2-E](https://doi.org/10.1002/(SICI)1099-1689(199909)9:3<191::AID-STVR184>3.0.CO;2-E)
- HILLER, K.; MAHLENDORF, M.D.; WEBER, J. Management accountants' occupational prestige within the company: A social identity theory perspective. **European Accounting Review**, v. 23, n. 4, p. 671-691, 2014. <https://doi.org/10.1080/09638180.2013.849204>
- HIRSCH, J.; AL-SAMMAN, T. Superior light metals by texture engineering: Optimized aluminum and magnesium alloys for automotive applications. **Acta Materialia**, v. 61, n. 3, p. 818-843, 2013. <https://doi.org/10.1016/j.actamat.2012.10.044>



HOUAISS. Aprender. *Dicionário Houaiss da língua portuguesa. On-line, 2023. Disponível em <<http://houaiss.uol.com.br/>>.*

HSU, S. Y.; SHA, D. Y. Due date assignment using artificial neural networks under different shop floor control strategies. **International Journal of Production Research**, v. 42, n. 9, p. 1727-1745, 2004. <https://doi.org/10.1080/00207540310001624375>.

IKUMAPAYI, O.M. *et al.* The effects of lubricants on temperature distribution of 6063 aluminium alloy during backward cup extrusion process. **Journal of Materials Research and Technology**, v. 8, n. 1, p. 1175-1187, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2018.08.006>.

IMA – The Association of Accountants and Financial Professionals in Business. **Evolving Role of the Controller**. 2013.

INGARAO, G. *et al.* Subtractive versus mass conserving metal shaping technologies: an environmental impact comparison. **Journal of Cleaner Production**, v. 87, p. 862-873, 2015. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2014.10.018>.

INGARAO, G.; DI LORENZO, R.; MICARI, F. Sustainability issues in sheet metal forming processes: an overview. **Journal of Cleaner Production**, v. 19, n. 4, p. 337-347, 2011. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2010.10.005>.

INGARGIOLA, G. Building classification models: ID3 and C4. 5. 1996. <https://cis.temple.edu/~ingargio/cis587/readings/id3-c45.html>

JÄRVENPÄÄ, M. Making business partners: a case study on how management accounting culture was changed. **European accounting review**, v. 16, n. 1, p. 99-142, 2007. <https://doi.org/10.1080/09638180701265903>.

JOHNSON, R.T.; MONTGOMERY, D.C. Designing experiments for nonlinear models—an introduction. **Quality and reliability engineering international**, v. 26, n. 5, p. 431-441, 2010. <https://doi.org/10.1002/qre.1063>.

JÖNSSON, H.; LUKKA, K. There and back again. Doing interventionist research in management accounting. In: *Handbook of management accounting research. Management Accounting Research*, v. 1, p. 373-397, 2006. [https://doi.org/10.1016/S1751-3243\(06\)01015-7](https://doi.org/10.1016/S1751-3243(06)01015-7)

JÖNSSON, S. Interventionism—an approach for the future?. **Qualitative Research in Accounting & Management**, v. 7, n. 1, p. 124-134, 2010. <https://doi.org/10.1108/11766091011034307>.

JUSTINO, R.C.; MARTINES, M.R.; KAWAKUBO, F.S. Classificação do Uso da Terra e Cobertura Vegetal Utilizando Técnicas de Mineração de Dados. **Revista do Departamento de Geografia**, v. 33, p. 36-46, 2017. <https://doi.org/10.11606/rdg.v33i0.122888>.

KASANEN, E.; LUKKA, K.; SIITONEN, A. The constructive approach in management accounting research. **Journal of management accounting research**, v. 5, n. Fall, 1993.



KELLY, S.; APELIAN, D. Grave-to-gate: Automotive aluminum recycling at end-of-life. *Light Met. Age*, v. 75, p. 40-43, 2017.

KLEINER, M.; GEIGER, M.; KLAUS, A. Manufacturing of lightweight components by metal forming. *CIRP ANNals*, v. 52, n. 2, p. 521-542, 2003. [https://doi.org/10.1016/S0007-8506\(07\)60202-9](https://doi.org/10.1016/S0007-8506(07)60202-9).

KLEINERT, T.R. *et al.* Aplicação da metodologia de projeto de experimentos na dosagem de misturas de reciclagem de pavimentos com adição de cimento. *TRANSPORTES*, v. 27, n. 1, p. 111-127, 2019. <https://doi.org/10.14295/transportes.v27i1.1574>.

KORES, S. *et al.* 'Development of aluminium alloys for aerosol cans', *Materiali in Tehnologije*, v. 50, n. 4, 601-605, 2016. <https://doi.org/10.17222/mit.2015.330>.

KRÖSE, B.; VAN DER SMAGT, P. Introduction to Neural. **The University of Amsterdam**. Eight Edition. 1996.

KUBAT, Miroslav. **An introduction to machine learning**. Cham, Switzerland: Springer International Publishing, 2017. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-63913-0>.

KUSHMERICK, N.; THOMAS, B. Adaptive information extraction: Core technologies for information agents. *In: Intelligent Information Agents: The AgentLink Perspective*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2003. p. 79-103.

LABRO, E.; TUOMELA, T.S. On bringing more action into management accounting research: process considerations based on two constructive case studies. *European accounting review*, v. 12, n. 3, p. 409-442, 2003. <https://doi.org/10.1080/0963818032000083559>.

LAMBERT, C.; SPONEM, S. Roles, authority and involvement of the management accounting function: a multiple case-study perspective. *European Accounting Review*, v. 21, n. 3, p. 565-589, 2012. <https://doi.org/10.1080/09638180.2011.629415>.

LAUREANI, A.; ANTONY, J. Leadership and Lean Six Sigma: a systematic literature review. *Total Quality Management & Business Excellence*, v. 30, n. 1-2, p. 53-81, 2019. <https://doi.org/10.1080/14783363.2017.1288565>.

LEMONS, E.P.; STEINER, M.T.A.; NIEVOLA, J.C. Análise de crédito bancário por meio de redes neurais e árvores de decisão: uma aplicação simples de data mining. *Revista de Administração-RAUSP*, v. 40, n. 3, p. 225-234, 2005. <http://rausp.usp.br/wp-content/uploads/files/V4003225.pdf>.

LEVY, D. Chaos theory and strategy: Theory, application, and managerial implications. *Strategic management journal*, v. 15, n. S2, p. 167-178, 1994. <https://doi.org/10.1002/smj.4250151011>.

LIU, G.; MÜLLER, D.B. Addressing sustainability in the aluminum industry: a critical review of life cycle assessments. *Journal of Cleaner Production*, v. 35, p. 108-117, 2012. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2012.05.030>.



LÓPEZ-ROBLES, J.R. *et al.* 30 years of intelligence models in management and business: A bibliometric review. **International journal of information management**, v. 48, p. 22-38, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.01.013>.

LORINO, P. **Pragmatism and organization studies**. Oxford University Press, 2018. <https://doi.org/10.1093/oso/9780198753216.001.0001>.

LOTTER, W.; KREIMAN, G.; COX, D. A neural network trained for prediction mimics diverse features of biological neurons and perception. **Nature machine intelligence**, v. 2, n. 4, p. 210-219, 2020. <https://doi.org/10.1038/s42256-020-0170-9>.

LUKKA, K.; VINNARI, E. Combining actor-network theory with interventionist research: present state and future potential. *Accounting, Auditing & Accountability Journal*, v. 30, n. 3, p. 720-753, 2017. <https://doi.org/10.1108/AAAJ-08-2015-2176>.

LUO, Z.; SORIA, A. **Prospective study of the world aluminium industry**. JRC Scientific and Technical Reports, 2007.

MACENO, M.M.C. *et al.* Environmental performance evaluation—a proposed analytical tool for an industrial process application. **Journal of Cleaner Production**, v. 172, p. 1452-1464, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.10.289>.

MANDIC, D.; CHAMBERS, J. **Recurrent neural networks for prediction: learning algorithms, architectures and stability**. Wiley, 2001. <https://doi.org/10.1002/047084535x>.

MANSILHA, M.B., FARRET, F.A.; DA ROSA, L.C. Avaliação do ciclo de vida do alumínio primário utilizando o software OpenLca, **Revista Espacios**, v. 38, n. 41, p. 6, 2017.

MCENROE, J.E.; MINDAK, M. An empirical analysis of an application of an alternative measurement model on international accounting standard 33, earnings per share. **Accounting Research Journal**, v. 33, n. 2, p. 381-390, 2020. <https://doi.org/10.1108/ARJ-01-2019-0002>.

MCHUGH, M.L. Interrater reliability: the kappa statistic. **Biochemia medica**, v. 22, n. 3, p. 276-282, 2012. <https://doi.org/10.11613/bm.2012.031>.

MELIN, G. Pragmatism and self-organization: Research collaboration on the individual level. **Research policy**, v. 29, n. 1, p. 31-40, 2000. [https://doi.org/10.1016/s0048-7333\(99\)00031-1](https://doi.org/10.1016/s0048-7333(99)00031-1).

MICHELON, M. D.O. **Latas de bebidas de alumínio**. Editora Edgard Blücher, 2016.

MITCHELL, T. **Machine Learning**. New York, USA. McGraw Hill. 1997.

MOLINARO, A.M.; SIMON, R.; PFEIFFER, R.M. Prediction error estimation: a comparison of resampling methods. **Bioinformatics**, v. 21, n. 15, p. 3301-3307, 2005. <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/bti499>.

MONTEVECHI, J. A.B. *et al.* Application of design of experiments on the simulation of a process in automotive industry. *In: 2007 Winter Simulation Conference*. **IEEE**, 2007. p. 1601-1609.



- MONTEVECHI, J.A.B.; MIRANDA, R. de C.; FRIEND, Jonathan Daniel. Sensitivity Analysis in Discrete-Event Simulation Using Design of Experiments. In: LIM, EWC (Ed.) **Discrete Event Simulations—Development and Applications**. London, UK: IntechOpen. 2012. p. 63-102. <https://doi.org/10.5772/50196>
- MOORS, E.H.M. Technology strategies for sustainable metals production systems: a case study of primary aluminium production in The Netherlands and Norway. *Journal of cleaner production*, v. 14, n. 12-13, p. 1121-1138, 2006. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2004.08.005>.
- MOROWITZ, H.J. *The emergence of everything: How the world became complex*. New York, USA: Oxford University Press, 2004.
- NILSSON, N.J. *Introduction to machine learning an early draft of a proposed textbook*. Stanford, CA: Stanford University. 1998. <https://ai.stanford.edu/~nilsson/MLBOOK.pdf>
- NORDHEIM, E.; BARRASSO, G. Sustainable development indicators of the European aluminium industry. **Journal of Cleaner Production**, v. 15, n. 3, p. 275-279, 2007. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2006.02.004>.
- OYADOMARI, J.C.T. *et al.* Criação de conhecimento em práticas de controle gerencial: análise dos estudos internacionais. **ASAA-Advances in Scientific and Applied Accounting**, v. 6, n. 1, p. 4-30, 2013. <https://doi.org/10.14392/asaa/2013060101>.
- OZKAN, I.A.; KOKLU, M. Skin Lesion Classification using Machine Learning Algorithms', **International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering**, v. 5, n. 4, 285–289, 2017. <https://doi.org/10.18201/ijisae.2017534420>.
- ÖZÜDOĞRU, H.Y.; DEMIRALP, Nurcan. Developing a geographic inquiry process skills scale. *Education Inquiry*, v. 13, n. 3, p. 374-394, 2022. <https://doi.org/10.1080/20004508.2020.1864883>.
- PARASKEVAS, D. *et al.* Environmental modelling of aluminium recycling: a Life Cycle Assessment tool for sustainable metal management. **Journal of Cleaner Production**, v. 105, p. 357-370, 2015. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2014.09.102>.
- PATIL, R.J. Using ensemble and metaheuristics learning principles with artificial neural networks to improve due date prediction performance. **International Journal of Production Research**, v. 46, n. 21, p. 6009-6027, 2008. <https://doi.org/10.1080/00207540701197036>.
- PIMENTA, C.D. *et al.* Método Taguchi aplicado na identificação dos fatores causadores da descarbonetação do arame de aço SAE 51B35, durante tratamento térmico de esferoidização. **Revista Gestão da Produção Operações e Sistemas**, n. 2, p. 97-97, 2012.
- PLACKETT, R.L.; BURMAN, J.P. The design of optimum multifactorial experiments. **Biometrika**, v. 33, n. 4, p. 305-325, 1946. <https://doi.org/10.2307/2332195>.
- PROVOST, F.; FAWCETT, T. Data science and its relationship to big data and data-driven decision making. **Big data**, v. 1, n. 1, p. 51-59, 2013. <https://doi.org/10.1089/big.2013.1508>.



PROVOST, F.; KOHAVI, R. On applied research in machine learning. **Kluwer Publisher**, v. 30, p. 127-132, 1998.

PYZDEK, T.; KELLER, P. **Seis Sigma: guia do profissional-um guia completo para green belts, black belts e gerentes de todos os níveis**. 2011.

QAMAR, S.Z.; ARIF, A. F. M.; SHEIKH, A. K. Analysis of product defects in a typical aluminum extrusion facility. **Materials and manufacturing processes**, v. 19, n. 3, p. 391-405, 2004. <https://doi.org/10.1081/AMP-120038650>.

QAMAR, S.Z.; PERVEZ, T.; CHEKOTU, J.C. Die defects and die corrections in metal extrusion. **Metals**, v. 8, n. 6, p. 380, 2018. <https://doi.org/10.3390/met8060380>.

QUINLAN, J. R. Improved use of continuous attributes in C4. 5. **Journal of artificial intelligence research**, v. 4, p. 77-90, 1996. <https://doi.org/10.1613/jair.279>.

QUINLAN, J.C. **C4:5: Programs for machine learning**. San Mateo: Morgan Kaufmann, 1993.

RAHMAN, M.N.; ESMAILPOUR, A. A Hybrid Network Architecture for Data Centers. *In: 2015 IEEE First International Conference on Big Data Computing Service and Applications*. IEEE, 2015. p. 7-13. <https://doi.org/10.1109/BigDataService.2015.43>.

RAPIDMINER STUDIO. RapidMiner. 2014. Disponível em:
<<https://docs.rapidminer.com/9.9/studio/installation/>>

RASCHKA, S. Model evaluation, model selection, and algorithm selection in machine learning. **ArXiv**, 1811.12808, 2018.

REAL RECICLAGEM. **A reciclagem de alumínio no Brasil e sua eficácia**. 2015. Disponível em: <<http://realreciclagem.com.br/a-reciclagem-de-aluminio-no-brasil-e-sua-eficacia/>>

REISO, O. Extrusion of AlMgSi alloys. *In: Materials Forum*. 2004. p. 32-46.

RIEG, R. Tasks, interaction and role perception of management accountants: evidence from Germany. **Journal of Management Control**, v. 29, n. 2, p. 183-220, 2018. <https://doi.org/10.1007/s00187-018-0266-0>.

RINDSKOPF, D. An introduction to the bootstrap-Efron, B, Tibshirani, R.J. **Journal of Educational and Behavioral Statistics**, v. 22, n. 2, 1997.

ROBINSON, J. Navigating social and institutional barriers to markets: How social entrepreneurs identify and evaluate opportunities. **Social entrepreneurship**, p. 95-120, 2006. https://doi.org/10.1057/9780230625655_7.



RUMENS, N.; KELEMEN, M. American pragmatism and organization studies: Concepts, themes and possibilities. *In: American Pragmatism and Organization*. Routledge, 2013. p. 3-23.

RUSSELL, S.; NORVIG, P. **Artificial Intelligence: A Modern Approach**, 3^a ed., New Jersey: Elsevier. 2013.

SAHA, P.K. **Aluminum extrusion technology**. Asm International, 2000. <https://doi.org/10.31399/asm.tb.aet.9781627083362>.

SAMUEL, M. A new technique for recycling aluminium scrap. **Journal of Materials processing technology**, v. 135, n. 1, p. 117-124, 2003. [https://doi.org/10.1016/S0924-0136\(02\)01133-0](https://doi.org/10.1016/S0924-0136(02)01133-0).

SANCHEZ, S.M.; MOEENI, F.; SANCHEZ, P.J. So many factors, so little time... Simulation experiments in the frequency domain. **International Journal of Production Economics**, v. 103, n. 1, p. 149-165, 2006. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2005.06.007>.

SANJUÁN, M.A.F. Artificial intelligence, chaos, prediction and understanding in science. **International Journal of Bifurcation and Chaos**, v. 31, n. 11, p. 2150173, 2021. <https://doi.org/10.1142/S021812742150173X>.

SCAPENS, R.W.; JAZAYERI, M. ERP systems and management accounting change: opportunities or impacts? A research note. **European accounting review**, v. 12, n. 1, p. 201-233, 2003. <https://doi.org/10.1080/0963818031000087907>.

SHAHRI, M.M.; SANDSTRÖM, R. Influence of fabrication stresses on fatigue life of friction stir welded aluminium profiles. **Journal of Materials Processing Technology**, v. 212, n. 7, p. 1488-1494, 2012. <https://doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2012.02.008>.

SHEPPARD, T.; TUNNICLIFFE, P. J.; PATTERSON, S. J. Direct and indirect extrusion of a high strength aerospace alloy (AA 7075). **Journal of Mechanical Working Technology**, v. 6, n. 4, p. 313-331, 1982. [https://doi.org/10.1016/0378-3804\(82\)90031-6](https://doi.org/10.1016/0378-3804(82)90031-6)

SHEPPARD, Terry. **Extrusion of aluminium alloys**. Springer Science & Business Media, 1999. <https://doi.org/10.1007/978-1-4757-3001-2>.

SILVA, E.E.F. da; CAMPOS, R.R. de. Metodologia Seis Sigma: implantação no processo produtivo em uma empresa do ramo moveleiro. *Revista Interface Tecnológica*, v. 16, n. 2, p. 347-358, 2019. <https://doi.org/10.31510/infa.v16i2.675>.

SIMPSON, B.; DEN HOND, Frank. The contemporary resonances of classical pragmatism for studying organization and organizing. **Organization Studies**, v. 43, n. 1, p. 127-146, 2022. <https://doi.org/10.1177/0170840621991689>.

SINGH, K.; SULTAN, I.A. Modelling and Evaluation of KPIs for the Assessment of Sustainable Manufacturing: An Extrusion process case study. **Materials Today: Proceedings**, v. 5, n. 2, p. 3825-3834, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2017.11.636>.



SOUSA, R.; VOSS, C.A. Contingency research in operations management practices. **Journal of Operations management**, v. 26, n. 6, p. 697-713, 2008.

<https://doi.org/10.1016/j.jom.2008.06.001>.

SOUZA, G.H.C. **Perfil dos controllers no Brasil: bean counters versus business partners**. 2016. Dissertação (Mestrado em Ciências Contábeis). Universidade Federal de Pernambuco, Pernambuco, 2016.

STREET, D.J. *et al.* Review: Fractional Factorial Plans by Alope Dey, Rahul Mukerjee; Orthogonal Arrays: Theory and Applications by A. S. Hedayat, N. J. A. Sloane, John Stufken. **Journal of the American Statistical Association**, v. 95, n. 450, p. 677-678, 2000.

<https://doi.org/10.2307/2669418>.

SUOMALA, P. *et al.* Open book accounting in practice—exploring the faces of openness. **Qualitative Research in Accounting & Management**, v. 7, n. 1, p. 71-96, 2010.

<https://doi.org/10.1108/11766091011034280>

SUOMALA, P.; LYLY-YRJÄNÄINEN, J. **Management accounting research in practice: Lessons learned from an interventionist approach**. New York: Routledge, 2012.

<https://doi.org/10.4324/9780203141205>.

SUOMALA, P.; LYLY-YRJÄNÄINEN, J.; LUKKA, K. Battlefield around interventions: A reflective analysis of conducting interventionist research in management accounting.

Management Accounting Research, v. 25, n. 4, p. 304-314, 2014.

<https://doi.org/10.1016/j.mar.2014.05.001>.

SURACE, R. *et al.* Influence of processing parameters on aluminium foam produced by space holder technique. **Materials & Design**, v. 30, n. 6, p. 1878-1885, 2009.

<https://doi.org/10.1016/j.matdes.2008.09.027>.

TANG, Loon Ching *et al.* **Six sigma: advanced tools for black belts and master black belts**. John Wiley & Sons, 2006. <https://doi.org/10.1002/0470062002>.

TIBBETTS, B.R.; WEN, J.T.Y. Extrusion process control: Modeling, identification, and optimization. **IEEE transactions on control systems technology**, v. 6, n. 2, p. 134-145, 1998.

<https://doi.org/10.1109/87.664181>.

TRIPP, D. Pesquisa-ação: uma introdução metodológica. **Educação e pesquisa**, v. 31, n. 3, p. 443-466, 2005. <https://doi.org/10.1590/s1517-97022005000300009>.

TRIVIUM PACKAGING. **About us**. 2023. Disponível em:

<<https://triviumpackaging.com/about-us/>>

TSOUKAS, H. Introduction: Chaos, complexity and organization theory. **Organization**, v. 5, n. 3, p. 291-313, 1998. <https://doi.org/10.1177/135050849853001>.



VALLIM FILHO, A.R. de A. *et al.* A machine learning modeling framework for predictive maintenance based on equipment load cycle: an application in a real world case. **Energies**, v. 15, n. 10, p. 3724, 2022. <https://doi.org/10.3390/en15103724>

VAN DER SMAGT, P. P.; KROSE, B.J.A. **A real-time learning neural robot controller. In: Proceedings of the 1991 International Conference on Artificial Neural Networks.** North-Holland: Elsevier Science Publishers, 1991. p. 351-356.

VANEKER, T.H.J. *et al.* Integrated bottom up and top down approach to optimization of the extrusion process. **CIRP ANNals**, v. 57, n. 1, p. 183-186, 2008. <https://doi.org/10.1016/j.cirp.2008.03.075>.

WANG, H.; YANG, J. Total-factor industrial eco-efficiency and its influencing factors in China: a spatial panel data approach. **Journal of Cleaner Production**, v. 227, n. 1, p. 263-271, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.04.119>.

WEBER, J. The development of controller tasks: explaining the nature of controllership and its changes. **Journal of Management Control**, v. 22, p. 25-46, 2011.

WINDECK, D.; WEBER, J.; STRAUSS, E. Enrolling managers to accept the business partner: the role of boundary objects. **Journal of Management & Governance**, v. 19, p. 617-653, 2015. <https://doi.org/10.1007/s10997-013-9277-2>.

WITTEN, I.H.; FRANK, E. Data mining: practical machine learning tools and techniques with Java implementations. **Acm Sigmod Record**, v. 31, n. 1, p. 76-77, 2002. <https://doi.org/10.1145/507338.507355>

WOLF, S. *et al.* Controllers as business partners in managerial decision-making: Attitude, subjective norm, and internal improvements. **Journal of Accounting & Organizational Change**, v. 11, n. 1, p. 24-46, 2015. <https://doi.org/10.1108/JAOC-10-2012-0100>.

WUEST, T. *et al.* Machine learning in manufacturing: advantages, challenges, and applications. **Production & Manufacturing Research**, v. 4, n. 1, p. 23-45, 2016. <https://doi.org/10.1080/21693277.2016.1192517>.

YI, J. *et al.* FE analysis of extrusion defect and optimization of metal flow in porthole die for complex hollow aluminium profile. **Transactions of Nonferrous Metals Society of China**, v. 28, n. 10, p. 2094-2101, 2018. [https://doi.org/10.1016/S1003-6326\(18\)64853-8](https://doi.org/10.1016/S1003-6326(18)64853-8).

YU, J. *et al.* Microstructures of longitudinal/transverse welds and back-end defects and their influences on the corrosion resistance and mechanical properties of aluminum alloy extrusion profiles. **Journal of Materials Processing Technology**, v. 267, p. 1-16, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2018.12.006>.

YU, J.; ZHAO, G.; CHEN, L. Analysis of longitudinal weld seam defects and investigation of solid-state bonding criteria in porthole die extrusion process of aluminum alloy profiles. **Journal of Materials Processing Technology**, v. 237, p. 31-47, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2016.05.024>.



UNIVERSIDADE PRESBITERIANA MACKENZIE

Pró-Reitoria de Pesquisa e Pós-Graduação
Coordenadoria Geral de Pós-Graduação Stricto Sensu



YUSUF, N.K.; LAJIS, M.A.; AHMAD, A. Multiresponse optimization and environmental analysis in direct recycling hot press forging of aluminum AA6061. **Materials**, v. 12, n. 12, p. 1918, 2019. <https://doi.org/10.3390/ma12121918>.



Apêndice A - DECLARAÇÃO DE AUTENTICIDADE

Declaro que a presente Tese foi realizada por mim no Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Finanças Empresariais (PPG-CFE), no curso de Doutorado Profissional em Controladoria e Finanças Empresariais, nos anos letivos de 2020-2023 e que:

- a) Todo o conteúdo do trabalho é original e de minha autoria, e decorre do estudo, investigação e trabalho por mim desenvolvido e que identifiquei devidamente todos os contributos de outros autores, bem como os contributos significativos de outras obras publicadas de minha autoria.
- b) Tenho consciência que a cópia ou o plágio, além de poderem gerar responsabilidade civil, criminal e disciplinar, bem como reprovação ou a retirada do grau, constituem uma grave violação da ética acadêmica.
- c) Tenho conhecimento das normas relativas ao processo de avaliação deste trabalho, pelo que atesto que ele cumpre todas as orientações e regras determinadas.
- d) Autorizo a Universidade Presbiteriana Mackenzie (UPM) a arquivar e, sem alterar o conteúdo, converter a dissertação/tese entregue, para qualquer formato de ficheiro, meio ou suporte, nomeadamente através da sua digitalização, para efeitos de preservação e acesso.

São Paulo, 28 de Setembro de 2023

Alexsandro Toaldo



Apêndice B - TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO - TCLE

A organização Trivium, está sendo convidada como voluntária a participar da pesquisa “UMA METODOLOGIA DE APRENDIZAGEM DE MÁQUINA COMO SUPORTE PARA A CONTROLADORIA INDUSTRIAL IDENTIFICAR IMPACTOS DE CONDIÇÕES DE PRODUÇÃO EM PERDAS DE EFICIÊNCIA: UMA APLICAÇÃO EM UM CASO REAL DE GERAÇÃO DE SUCATA EM LINHAS DE PRODUÇÃO” realizada pelo aluno Alexsandro Toaldo, sob a responsabilidade de orientação da Prof. Dr. Arnaldo Aguiar Rabello Vallim Filho, do Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Finanças Empresariais, curso de Doutorado Profissional, desenvolvido no Centro de Ciências Sociais e Aplicadas, como requisito parcial para o título de Doutor em Controladoria e Finanças Empresariais.

A pesquisa se justifica na apresentação de uma metodologia baseada em técnicas de ML para apoio à Controladoria Industrial. O trabalho mostra como, com o apoio do ML, é possível identificar condições no ambiente produtivo que estão levando a perdas de eficiência nos processos produtivos. Em particular, as perdas de matérias-primas, e mostra quais são os fatores mais relevantes que estão levando a esses níveis de perdas.

Os procedimentos de coleta de dados para este estudo necessitarão da colaboração dessa organização em disponibilizar os seguintes documentos internos: escreva todos os documentos que serão necessários para realização da pesquisa e que não estão disponíveis de forma pública.

Não haverá nenhum ônus financeiro pela participação na pesquisa. A organização é livre para recusar-se a participar, retirar seu consentimento ou interromper a participação a qualquer momento caso haja algum desconforto ou risco sem nenhum prejuízo ou coação. A participação é voluntária e a recusa em participar não irá acarretar qualquer penalidade ou perda de benefícios.

Os benefícios para a organização se darão através do desenvolvimento de métodos quantitativos baseados em ML que contribuíram para enfrentar o desafio da empresa e, se possível, escalar para outras subsidiárias da empresa e/ou outras indústrias.

Uma cópia deste consentimento informado será arquivada no Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Finanças Empresariais da Universidade Presbiteriana Mackenzie e outra será fornecida à organização.

Havendo dúvidas a respeito da pesquisa, a organização será esclarecida a respeito em qualquer aspecto que desejar, através de e-mail.

Eu, Trivium Aluminum Packaging fui informada dos objetivos da pesquisa acima de maneira clara e detalhada e esclareci minhas dúvidas. Sei que em qualquer momento poderei solicitar novas informações para motivar minha decisão se assim o desejar. O orientador responsável Prof. Dr. Arnaldo Aguiar Rabello Vallim Filho certificou-me de que todos os dados desta pesquisa serão confidenciais. Também sei que a participação da organização é voluntária e a recusa em participar não irá acarretar qualquer penalidade ou perda de benefícios. Em caso de dúvidas poderei pedir esclarecimentos via e-mail da pesquisa ou entrar em contato com o orientador através do contato via email.

Declaro que concordo em participar desse estudo. Recebi uma cópia deste termo de consentimento livre e esclarecido e me foi dada a oportunidade de ler e esclarecer as minhas dúvidas.

Agradecemos desde já a colaboração,

Alexsandro Toaldo

Programa de Pós-Graduação em Controladoria e Finanças Empresariais



Apêndice C – Parecer Técnico de Avaliação do Projeto pelo Mercado

Este documento deverá ser enviado para a Organização(ões) e apresentado a banca de qualificação como uma visão externa de mercado da viabilidade técnica e de contribuições que a tese poderá trazer de contribuições.

Para a banca de defesa final deverá ser aplicado, mais uma vez, para os beneficiados com o produto tecnológico entregue seja validado os efeitos nas organizações ou empresas. Se puder ser enviado para órgãos de classe ou de regulação será muito bom.

Este parecer tem por finalidade verificar o nível de impacto que o produto da pesquisa poderá contribuir para sua organização atendendo ao objetivo do Doutorado Profissional, que é de, “promover a articulação integrada da formação profissional com entidades demandantes de naturezas diversas, visando melhorar a eficácia e a eficiência das organizações públicas e privadas por meio da solução de problemas, e geração e aplicação de processos de inovação apropriados, contribuindo para agregar competitividade e aumentar a produtividade em empresas, organizações públicas e privadas”(www.capes.gov.br).

Quanto ao Impacto:		Assinale o Nível de transformação do ambiente a que se destina	
O produto proposto pelo projeto, poderá trazer benefícios de impacto potencial	Baixo	Médio	Alto
Quanto a Aplicabilidade:		Nível de Aplicabilidade	
O grau de facilidade com que o produto está apresentado, pode ser empregado para atingir seus objetivos específicos	Baixa	Média	Alta
Quanto o Potencial de Abrangência Setorial:		Nível de Abrangência	
O potencial de abrangência setorial que o produto está posto, pode alcançar no segmento econômico como tecnologia social	Baixo	Médio	Alto
Quanto a Condição de Replicabilidade Metodológica:		Nível de Replicabilidade	
Considera que esta metodologia poderá ser replicada em outros ambientes organizacionais como metodologia intervencionista	Restrita	Irrestrita	Escalável

Agradecemos a colaboração.