

UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO E
SISTEMAS

MODELAGEM E OTIMIZAÇÃO SIMULTÂNEA DE PROCESSOS DE MEDIÇÃO E
FABRICAÇÃO POR FILAMENTO FUNDIDO

FRANCISCO TIAGO ARAÚJO BARBOSA

JOÃO PESSOA

2024

FRANCISCO TIAGO ARAÚJO BARBOSA

**MODELAGEM E OTIMIZAÇÃO SIMULTÂNEA DE PROCESSOS DE MEDIÇÃO E
FABRICAÇÃO POR DEPOSIÇÃO FUNDIDA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas da Universidade Federal da Paraíba, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Produção.

Orientador Prof. Dr. Rogério Santana Peruchi

JOÃO PESSOA

2024

Catálogo na publicação
Seção de Catalogação e Classificação

B238m Barbosa, Francisco Tiago Araújo.

Modelagem e otimização simultânea de processos de
medição e fabricação por filamento fundido / Francisco
Tiago Araújo Barbosa. - João Pessoa, 2024.

212 f. : il.

Orientação: Rogério Santana Peruchi.

Dissertação (Mestrado) - UFPB/CT.

1. Manufatura aditiva. 2. Avaliação de sistema de
medição. 3. Exatidão dimensional. 4. Fabricação por
filamento fundido. 5. Otimização. I. Peruchi, Rogério
Santana. II. Título.

UFPB/BC

CDU 620.2(043)



ATA DE DEFESA DE DISSERTAÇÃO

Ata da 28ª Sessão Pública de Defesa de Dissertação do Mestrando **FRANCISCO TIAGO ARAÚJO BARBOSA**, realizada como requisito para obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Produção e Sistemas, na área de concentração “Sistemas de Produção” e linha de pesquisa “Gestão Integrada de Sistemas de Produção”.

No dia 28 de mês de agosto de 2024, às 14:00 horas, através da Plataforma [Google Meet](#), reuniu-se a Banca Examinadora aprovada em processo administrativo pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas, composta pelos seguintes membros, a saber, o Prof. Dr. Rogério Santana Peruchi (Orientador – PPGEPS/UFPB), Prof. Dr. Lucas Guedes de Oliveira (Examinador Interno – PPGEPS/UFPB) e Profª Drª Monica Carvalho (Examinadora Externa – PPGEP/UFPB) com a finalidade de julgar a defesa de dissertação do aluno **FRANCISCO TIAGO ARAÚJO BARBOSA**, intitulada **“MODELAGEM E OTIMIZAÇÃO SIMULTÂNEA DE PROCESSOS DE MEDIÇÃO E FABRICAÇÃO POR FILAMENTO FUNDIDO”**, como requisito para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Produção e Sistemas. Além dos examinadores e do mestrando, compareceram como convidados familiares, amigos e colegas do aluno. Iniciada a sessão, o Prof Dr. Rogério Santana Peruchi, na qualidade de presidente da Banca Examinadora, apresentou a finalidade da reunião e os procedimentos regulamentares. Em seguida, passou a palavra ao mestrando para que, nos limites do prazo regimental, realizasse sua apresentação oral. Concluída a exposição, mediante solicitação do senhor presidente, os membros da banca examinadora teceram os devidos comentários e realizaram a arguição do expositor. Na sequência, a banca reuniu-se em caráter secreto a fim de julgar a defesa e a dissertação, decidindo atribuir-lhe o conceito **APROVADO**, concedendo, assim, o grau de mestre a **FRANCISCO TIAGO ARAÚJO BARBOSA**. Nada mais havendo a tratar, o senhor presidente agradeceu a todos pela presença e encerrou a sessão, sugerindo por recomendação dos membros da banca que o prazo máximo para providenciar as correções e entregar os volumes de versão final da dissertação na Secretaria



do Programa é de 60 dias a partir desta data. Para constar, eu, Vinícius Pinagé Alves de Lima, secretário do PPGEPS, lavrei a presente ata que assino juntamente com o candidato, o presidente e os demais membros da Banca Examinadora.

João Pessoa/PB, 28 de agosto de 2024.

Documento assinado digitalmente
gov.br ROGERIO SANTANA PERUCHI
Data: 26/08/2024 18:41:44-0300
Verifique em <https://validar.it.gov.br>

Prof. Dr. Rogério Santana Peruchi
Orientador – PPGEPS/UFPB

Documento assinado digitalmente
gov.br LUCAS GUEDES DE OLIVEIRA
Data: 26/08/2024 17:23:22-0300
Verifique em <https://validar.it.gov.br>

Prof. Dr. Lucas Guedes de Oliveira
Examinador Interno – PPGEPS/UFPB

Profª Drª Monica Carvalho
Examinadora Externa – PPGER/UFPB

Documento assinado digitalmente
gov.br VINICIUS PINAGE ALVES DE LIMA
Data: 02/09/2024 13:25:20-0300
Verifique em <https://validar.it.gov.br>

Vinícius Pinagé Alves de Lima
Secretário(a) do PPGEPS/UFPB

Documento assinado digitalmente
gov.br FRANCISCO TIAGO ARAÚJO BARBOSA
Data: 28/08/2024 19:36:50-0300
Verifique em <https://validar.it.gov.br>

Francisco Tiago Araújo Barbosa
Mestrando(a)

Dedico esse trabalho primeiramente a Jeová, o soberano do universo e a minha mãe, Aguida maria Araújo ramos, a minha esposa, maria do desterro Sousa Barbosa, a minha filha, Lívia Raquel Sousa Barbosa e as minhas irmãs, Janymary Araújo, Jubilainy Araújo, Jussara Araujo.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Jeová, por ter me abençoado com a oportunidade de fazer este mestrado, que me deu forças e energia para persegui meus objetivos, resistir as dificuldades e superar as minhas dúvidas. Confiar nas tuas promessas e não no meu próprio entendimento, me fez andar pelo melhor caminho “Confie a Jeová tudo que você faz, e os seus planos serão bem-sucedidos.” [Provérbios 16:3](#). Obrigado meu Deus! Sinto tua presença em cada paço que dou, e o teu apoio se torna evidente, “de modo que ele disse: ‘Eu mesmo irei com você’”. Êxodo 34:14.

A minha esposa Maria do Desterro e minha filha Lívia Raquel, por entender, que para concretizar essa jornada, era necessário abdicação de momentos juntos. Minha mãe por ser meu exemplo de honestidade, de força e de abnegação por seus filhos. Seu amor e fidelidade sempre foram meu porto seguro, onde sempre terei um abraço amoroso, capaz de acalmar qualquer angustia, te amo minha mãezinha!

Ao meu orientador prof. Dr. Rogério Santana Peruchi, por me apoiar, me orientar, pelos seus aconselhamentos acadêmicos, pela sua preocupação humana e empática no decorrer da minha pesquisa. Obrigado pela oportunidade e confiança em mim depositada para este mestrado! Acredito que tenha sido um modelo inovador de orientação, foram muitas reuniões, agradeço por cada uma delas, por entender como seu orientando poderia render mais, tivemos boas participações e divulgações de pesquisas práticas, preposição de modelos e suas aplicações. O senhor é responsável por eu ser o pesquisador que sou hoje!

A todo corpo docente do PPGEPS pela compreensão e pelas contribuições acadêmicas que alicerçaram a minha evolução como pesquisador. À secretaria do PPGEPS, nas pessoas de Vinícius Pinagé Alves de Lima e Ana Araújo Silva, pelas devolutivas rápidas e assertivas. Não posso deixar de mencionar os colaboradores responsáveis pela limpeza, que me recebiam cedo, ao chegar na madrugada na universidade, com paciência, abrindo as portas e me mostrando o quanto ser servidor pode mudar a vida das pessoas, obrigado!

No meio do caminho

No meio do caminho tinha uma pedra
Tinha uma pedra no meio do caminho
Tinha uma pedra
No meio do caminho tinha uma pedra
Nunca me esquecerei desse acontecimento
Na vida de minhas retinas tão fatigadas
Nunca me esquecerei que no meio do caminho
Tinha uma pedra
Tinha uma pedra no meio do caminho
No meio do caminho tinha uma pedra.

Calos Drummond de Andrade

RESUMO

A manufatura aditiva com filamento fundido (FFF) está transformando a produção de peças tridimensionais. No entanto, a qualidade das peças impressas pode variar e não atender às especificações do cliente, levantando questões sobre desempenho, precisão e avaliação do sistema de medição. Portanto, há uma necessidade de pesquisas para esclarecer essas questões sobre a qualidade dos produtos 3D. Esta dissertação apresenta um conjunto de estudos de modelagem e otimização de múltiplas respostas para o processo de manufatura aditiva. O principal objetivo desta pesquisa é apresentar um método de otimização capaz de ajustar os efeitos dos parâmetros de impressão, como largura da camada, altura da camada, densidade de preenchimento e velocidade de impressão, sobre as respostas de acurácia dimensional e exatidão do sistema de medição. Para atingir esses objetivos, foram estipulados os seguintes objetivos específicos: analisar o estado da arte em modelagem por deposição fundida; otimizar simultaneamente o processo de fabricação e o sistema de medição; melhorar o desempenho operacional, a acurácia dimensional e o sistema de medição; e otimizar os parâmetros de impressão em função do consumo de energia. Utilizou-se um planejamento experimental *central composite design* (CCD) juntamente com a metodologia de superfície de resposta para verificar o efeito dos fatores sobre as variáveis de resposta. Os modelos quadráticos de regressão foram estimados utilizando o método de Mínimos Quadrados Ordinários (OLS). Para a otimização multiobjetivo, foram empregados os métodos de *desirability* e o método de critério global normalizado (NGC). As melhores configurações para o método de otimização proposto utilizando o *desirability* foram largura da camada de 0,6 mm, altura da camada de 0,28 mm, densidade de preenchimento de 90% e velocidade de 50 mm/s. Espera-se que as respostas apresentem os seguintes resultados: acurácia dimensional ($\bar{Y}_w = 10,00$, $\bar{Y}_t = 4,02$, $C_{a;w} = 1,00$, $C_{a;t} = 0,99$) e exatidão do sistema de medição ($C_{gk;w} = 2,387$ e $C_{gk;t} = 1,846$). Na segunda proposta, foram adicionados os parâmetros às respostas de precisão dimensional (E e Ct). Após a otimização utilizando o (NGC), obteve-se: LW = 0,59, LH = 0,12, ID = 10,00 e S = 50,00. Assim, esta pesquisa visa aprimorar a manufatura aditiva com filamento fundido, fornecendo soluções práticas para melhorar a qualidade e a eficiência da produção de peças tridimensionais.

Palavras chaves: Avaliação de sistema de medição. Exatidão dimensional. Fabricação por filamento fundido. Manufatura aditiva. Otimização.

ABSTRACT

Additive manufacturing using fused filament fabrication (FFF) is transforming the production of three-dimensional parts. However, the quality of printed parts can vary and may not meet customer specifications, raising questions about performance, precision, and the evaluation of the measurement system. Therefore, there is a need for research to address these issues related to the quality of 3D-printed products. This dissertation presents a set of studies on modeling and multi-response optimization for the additive manufacturing process. The main objective of this research is to propose an optimization method capable of adjusting the effects of printing parameters, such as layer width, layer height, infill density, and printing speed, on the responses of dimensional accuracy and measurement system precision. To achieve these goals, the following specific objectives were set: analyze the state-of-the-art in fused deposition modeling; simultaneously optimize the manufacturing process and the measurement system; improve operational performance, dimensional accuracy, and the measurement system; and optimize printing parameters with respect to energy consumption. A central composite design (CCD) experimental plan was used in conjunction with response surface methodology to assess the effects of factors on response variables. Quadratic regression models were estimated using the Ordinary Least Squares (OLS) method. For multi-objective optimization, the desirability method and the normalized global criterion (NGC) method were employed. The optimal configurations proposed by the desirability method were a layer width of 0.6 mm, a layer height of 0.28 mm, an infill density of 90%, and a speed of 50 mm/s. The expected results are: dimensional accuracy ($\bar{Y}_w = 10.00$, $\bar{Y}_t = 4.02$, $C_{a;w} = 1.00$, $C_{a;t} = 0.99$) and measurement system precision ($C_{gk;w} = 2.387$ and $C_{gk;t} = 1.846$). In the second proposal, parameters were added to the dimensional precision responses (E and Ct). After optimization using the normalized global criterion (NGC) method, the results were: LW = 0.59, LH = 0.12, ID = 10.00, and S = 50.00. Thus, this research aims to enhance fused filament fabrication by providing practical solutions to improve the quality and efficiency of three-dimensional part production.

Keywords: Additive manufacturing, Dimensional accuracy, Fused filament fabrication, Measurement system evaluation, Optimization.

ILUSTRAÇÕES PARTE I – INTRODUÇÃO A PESQUISA

FIGURA

Figura 1: Sinergia das propostas, revisão sistemática, otimização dos parâmetros de fabricação e medição, otimização simultâneas de fabricação, medição e operacionais e minimização do consumo de energia.....32

ILUSTRAÇÕES PARTE II

ARTIGO I – FIGURAS

Figura 1: Fluxo do procedimento utilizado na revisão sistemática	44
Figura 2: Distribuição anual da amostra de 2015 a 2023	45
Figura 3: Número de publicações por revistas (Web of science 2023)	46
Figura 4: Análise de cluster da amostra, 187 artigos.....	48
Figura 5: Análise de cluster da amostra contendo 31 artigos	49
Figura 6: Número de vezes que os materiais apareceram nas pesquisas.....	50
Figura 7: Equipamentos e principais espécimes utilizados nas pesquisas em manufatura aditiva	53
Figura 8: Dez principais fatores (Xs) utilizados em pesquisas empíricas	54
Figura 9: Principais respostas mecânicas e dimensionais	55
Figura 10: Principais arranjos experimentais utilizados em modelagem e otimização na amostra	57
Figura 11: Métodos de modelagem e métodos de otimização.....	58

ARTIGO I – TABELAS

Tabela 1: Combinações de palavras-chave, número de artigos e o link para a consulta	43
Tabela 2: Títulos, fatores de impacto, autores e citações	47
Tabela 3: Materiais utilizados na fabricação aditiva por modelagem de deposição fundida	51

ARTIGO II – FIGURAS

Figura 1: Procedimento para modelagem e otimização simultânea de processos de medição e fabricação	71
Figura 2: Ficha técnica da peça em milímetros	77
Figura 3: Fluxo do processo de fabricação utilizando modelagem por deposição fundida	79
Figura 4: Paquímetro digital utilizado para as medições e micrometro utilizado para determinar Y_{ref} e espécimes fabricadas e utilizadas no experimento.....	80

Figura 5: Gráfico de contorno e superfície de resposta para Y_w , largura da camada, altura da camada, densidade de preenchimento e velocidade de impressão (X_s)	86
Figura 6: Gráfico de contorno e superfície de resposta para Y_t , espessura (Y_2), largura da camada, altura da camada, densidade de preenchimento e velocidade de impressão (X_s)	88
Figura 7: Gráfico de contorno e superfície de resposta para largura $C_{gk;w}$. Largura da camada, altura da camada, densidade de preenchimento e velocidade de impressão (X_s)	90
Figura 8: Gráfico de contorno e superfície de resposta para $C_{gk;t}$, espessura (Y_2), largura da camada, altura da camada, densidade de preenchimento e velocidade de impressão (X_s)	91

ARTIGO II – TABELAS

Tabela. 1: Critérios de aceitação de um sistema de medição com base no índice C_{gk} ..	73
Tabela 2: Faixa de valores de C_a com classificação da análise de capacidade.....	74
Tabela 3: Parâmetros fixos de fabricação.....	77
Tabela 4: Fatores e níveis utilizados na configuração da impressão	78
Tabela 5: Matriz experimental e valores de referência para espessura e largura	82
Tabela 6: Tabela contendo os testes de validação dos *modelos de regressão	84
Tabela 7: Otimização experimental utilizando o desirability para maximização das saídas dos processos das médias (fabricação $C_{a;w}$, e $C_{a;t}$ e do processo de medição $C_{gk;w}$ e $C_{gk;t}$)	92

ARTIGO III – FIGURAS

Figura 1: <i>Roadmap</i> dos passos para modelar e otimizar processos.....	111
Figura 2: Processo de manufatura aditiva por FFF.....	116
Figura 3: Representação da peça utilizada nos experimentos	117
Figura 4: Instrumentos de medição, espécime utilizada nos experimentos para determinar o valor de referência.....	125
Figura 5: Gráfico de contorno, superfície de resposta e efeitos principais para consumo de energia.....	129
Figura 6: Gráfico de contorno, superfície de resposta e efeitos principais para consumo de energia.....	130
Figura 7: Gráfico de contorno, superfície de resposta e efeitos principais para $C_{gk;w}$..	132
Figura 8: Gráfico de contorno, superfície de resposta e efeitos principais para $C_{gk;t}$...	133
Figura 9: Gráfico de contorno, superfície de resposta e efeitos principais para Y_w	135

Figura 10: Gráfico de contorno, superfície de resposta e efeitos principais para Y_t	136
---	-----

ARTIGO III – TABELAS

Tabela 1: Parâmetros mantidos constantes no durante o experimento.....	118
Tabela 2: Fatores de entrada e os níveis experimentais.....	121
Tabela 3: Matriz experimental e valores de referência para espessura, largura	123
Tabela 4: Parâmetros de peso, especificações e solução ótima pelo Método de Critério Global Normalizado, NGC	138

ARTIGO IV – FIGURAS

Figura 1: Ficha técnica da peça metrificada em milímetros.....	159
Figura 2: Processo de fabricação do espécime	161
Figura 3: Análise dos coeficientes e gráfico dos efeitos padronizados resposta é energia	165
Figura 4: Teste de normalidade dos dados	166
Figura 5: Gráfico fatorial, consumo de energia.....	167
Figura 6: Gráficos de contorno e superfície	167

ARTIGO IV – TABELAS

Tabela 1: Gráficos de contorno e superfície.....	159
Tabela 2: Parâmetro fixos de impressão.....	160
Tabela 3: Matriz categórica <i>central composite Design</i> (CCD)	162
Tabela 4: Execução dos experimentos.....	162

SUMÁRIO

PARTE I - INTRODUÇÃO À PESQUISA	18
1. Contextualização da pesquisa.....	18
1.2 Justificativa da pesquisa	20
1.2 Objetivos.....	21
1.2.1 Objetivo geral	21
1.2.2 Objetivos específicos.....	21
1.3 Limitação da pesquisa	21
1.4 Breve fundamentação teórica	22

1.5 Contribuição científica	24
1.5.1 Artigo 1 - Revisão sistemática da literatura	26
1.5.2 Artigo 2 - Proposta de modelo de otimização do sistema de medição e fabricação	27
1.5.3 Artigo 3 - Proposta de otimização de desempenho operacional, minimizando variação de dispersão e centralização no processo de medição	28
1.5.4 Artigo 4 - Proposta de modelo de otimização do consumo de energia....	29
1.6 Sinergia entre as propostas de produção científica.....	30
1.7 Referências da primeira parte da dissertação	33
PARTE II - ARTIGOS NA INTEGRA	37
2. ARTIGO 1 - MODELAGEM DE DEPOSIÇÃO FUNDIDA NA INDÚSTRIA 4.0: UMA REVISÃO EMPÍRICA SOBRE OS PRINCIPAIS FATORES, RESPOSTAS E MÉTODOS	37
RESUMO	37
2.1 Introdução	37
2.2 Procedimentos metodológicos	41
2.3 Seleção de amostra	41
2.4 Resultados e discussões	44
2.5 Características da literatura sobre modelagem por deposição fundida.....	44
2.6 Materiais de filamento, impressoras 3D, softwares CAD e de fatiamento (slicer)	49
2.7 Fatores e respostas	53
2.8 Métodos de Modelagem e Otimização	57
2.9 Conclusões.....	59
2.10 Referências	60
3. ARTIGO 2 – COMBINANDO ÍNDICES DE CAPABILIDADE DE PROCESSOS E METODOLOGIA DE SUPERFÍCIE DE RESPOSTA PARA OTIMIZAÇÃO SIMULTÂNEA DOS PROCESSOS DE MEDIÇÃO E DE FABRICAÇÃO.	67

RESUMO	67
3.1 Introdução	67
3.2 Método proposto de otimização do processo de medição e fabricação.....	71
3.3 Aplicação em um processo de manufatura aditiva	76
3.4 Definir problema, fatores e níveis, respostas e arranjo experimental.....	76
3.5 Determinar Y_{ref} e medir r repetições	79
3.6 Calcular índices de capacidade do processo de medição e de fabricação.....	81
3.7 Modelos de regressão para as respostas (Y_s)	83
3.8 Otimização para o processo de medição e fabricação usando um método de otimização multiobjetivo desirability	91
3.9 Conclusões.....	93
3.10 Agradecimentos	95
3.11 Referências	95
4. ARTIGO 3 – MAXIMIZANDO DESEMPENHO OPERACIONAL E MINIMIZANDO VARIAÇÃO DE DISPERSÃO E CENTRALIZAÇÃO NO PROCESSO DE MEDIÇÃO E FABRICAÇÃO POR FILAMENTO FUNDIDO	104
RESUMO	104
4.1 Introdução	105
4.2 Método de otimização do processo (FFF)	110
4.3 Aplicação de método de modelagem e otimização em <i>Fused Filament Fabrication</i>	115
4.4 Definir problema e as respostas.....	115
4.5 Especificar fatores e seus níveis	121
4.6 Selecionar arranjo experimental	122
4.7 Executar os experimentos e coletar dados	124
4.8 Resultados e discussões	125
4.9 Estimar modelos de regressão	125

4.10 Definir parâmetros de peso, pontos de utopia e nadir para encontrar solução ótima pelo Método de Critério Global Normalizado.....	136
4.11 Conclusão	139
4.12 Agradecimentos	140
4.13 Referências	140
5. ARTIGO 4 – MAXIMIZANDO A SUSTENTABILIDADE NA IMPRESSÃO 3D: OTIMIZAÇÃO DO FATOR ENERGIA	154
RESUMO	154
5.1 Introdução	155
5.2 Materiais e métodos.....	157
5.3 Definir o problema, selecionar as variáveis, arranjo experimental e sua execução.	160
5.4 Análise dos resultados e discussões	163
5.5 Análise dos resultados e discussões	164
5.6 Análises dos dados, modelagem do fator energia.....	164
5.7 Conclusões.....	168
5.8 Agradecimentos	169
5.9 Referências	169
6. PARTE III - CONSIDERAÇÕES FINAIS	172
6.1 Principais resultados e discussões	173
6.2 Propostas para trabalhos futuros.....	175
7. REFERÊNCIAS	176

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AIAG: *Automotive Industry Action Group* (Grupo de Ação da Indústria Automotiva)

ABS: *Acrylonitrile Butadiene Styrene* (Acrilonitrila Butadieno Estireno)

AISI: *American Iron and Steel Institute* (Instituto Americano de Ferro e Aço)

AM: *Additive Manufacturing* (Manufatura Aditiva)

ANOVA: *Analysis of Variance* (Análise de Variância)

ANN: *Artificial Neural Network* (Rede Neural Artificial)

ASTM: *American Society for Testing and Materials* (Sociedade Americana para Testes e Materiais)

BJ: *Blast Jetting* (Jateamento de Liga)

CAD: *Computer-Aided Design* (Design Assistido por Computador)

CCD: *Central Composite Design* (Planejamento Composto Central)

CFRPLA: *Carbon Fiber Reinforced Polylactic Acid* (Ácido Polilático Reforçado com Fibras de Carbono)

Cg|Cgk: *Capability Indices of the Measurement System* (Índices de Capabilidade do Sistema de Medição)

CMM: *Coordinate Measuring Machine* (Máquina de Medição por Coordenadas)

Cp|Cpk: *Process Capability Indices* (Índices de Capabilidade do Processo)

DLP: *Direct Light Processing* (Processamento Direto de Luz)

DOE: *Design of Experiments* (Planejamento Experimental)

DMAIC: *Define, Measure, Analyze, Improve, Control* (Definir, Mensurar, Analisar, Implementar e Controlar - Metodologia do Lean Six Sigma)

EBM: *Electron Beam Melting* (Fusão por Feixe de Elétrons)

FDM: *Fused Deposition Modeling* (Modelagem por Deposição Fundida)

GA: *Genetic Algorithm* (Algoritmo Genético)

GPa: *Gigapascal* (Gigapascal)

G&R: *Gauge Repeatability and Reproducibility* (Repetibilidade e Reprodutibilidade de Medição)

ID: *Infill Density* (Densidade de Preenchimento)

ISO: *International Organization for Standardization* (Organização Internacional para Padronização)

LIE: *Lower Specification Limit* (Limite Inferior de Especificação)

LH: *Layer Height* (Altura da Camada)

LOM: *Laminated Object Manufacturing* (Manufatura de Objeto Laminado)

LSE: *Upper Specification Limit* (Limite Superior de Especificação)

LSL: *Lower Specification Limit* (Limite Inferior de Especificação)

LW: *Layer Width* (Largura da Camada)

MA: *Additive Manufacturing* (Manufatura Aditiva)

MEF: *Finite Element Method* (Método dos Elementos Finitos)

MIG: *Metal Inert Gas* (Soldagem)

mm: *Millimeters* (Milímetros)

mm/s: *Millimeters per Second* (Milímetros por Segundo)

NE: *Not Specified* (Não Especificado)

NA: *Not Applicable* (Não Aplicável)

OLS: *Ordinary Least Squares* (Mínimos Quadrados Ordinários)

PC: *Polycarbonate* (Policarbonato)

PBM: *Polyjet* (Polijet)

PP: *Polypropylene* (Polipropileno)

PPM: *Parts Per Million* (Partes por Milhão)

PVA: *Polyvinyl Alcohol* (Poliacetato de Vinila)

PETG: *Polyethylene Terephthalate Glycol* (Polietileno Tereftalato Glicol)

PBAT: *Polybutylene Adipate Terephthalate* (Ácido Polilático + Butadieno Adipato com Tereftalato)

PEEK: *Polyether Ether Ketone* (Poliétero Éter Cetona)

REPLA: *Recycled Polylactic Acid* (Ácido Polilático Reciclado)

RIS: *Research Information Systems* (Sistema de Informação de Pesquisa)

PR: *Rapid Prototyping* (Prototipagem Rápida)

RNA: *Artificial Neural Networks* (Redes Neurais Artificiais)

RSL: *Systematic Literature Review* (Revisão Sistemática da Literatura)

RSM: *Response Surface Methodology* (Metodologia de Superfície de Resposta)

SLA: *Stereolithography* (Estereolitografia)

SLS: *Selective Laser Sintering* (Sinterização a Laser Seletiva)

SOS: *Search of Symbiotic Organisms* (Busca de Organismos Simbióticos)

STL: *Stereolithography* (Estereolitografia)

S: *Speed* (Velocidade)

TPE: *Thermoplastic Elastomer* (Elastômero Termoplástico)

USL: *Upper Specification Limit* (Limite Superior de Especificação)

PARTE I - INTRODUÇÃO À PESQUISA

1. Contextualização da pesquisa

A manufatura aditiva (MA), também conhecida como prototipagem rápida (PR), impressão camada por camada, ou impressão 3D, representa um conjunto de técnicas que

possibilitam a fabricação de peças tridimensionais empregando diversos materiais. A implementação da manufatura aditiva envolve a utilização de programas de design assistido por computador (CAD) para conceber a forma geométrica da peça desejada. Essa geometria é então codificada em um formato de arquivo padrão conhecido como linguagem de estereolitografia (STL), conforme discutido por Mehmet (2023). Posteriormente, um software de fatiamento é empregado para traduzir o modelo digital em instruções compreensíveis para a impressora 3D selecionada, conforme referenciado por (CHO *et al.*, 2020; NGO *et al.*, 2018).

Conforme descrito por Jacobs (1996) na década de 80, o termo mais utilizado para designar os processos de impressão 3D era "prototipagem rápida" (PR). No entanto, de acordo com comitês e especialistas da área, o termo mais amplamente aceito para descrever esses processos é "manufatura aditiva", sendo adotado como padrão pela ASTM F42 e pela ISO TC261 (BAHNINI *et al.*, 2018). Atualmente o termo mais utilizado é o de impressão 3D (DAVOODI *et al.*, 2020; GADIM; DONIAVI, 2018; GORGANI *et al.*, 2021).

Com a evolução das tecnologias e dos processos produtivos na era da indústria 4.0, novos métodos de fabricação como manufatura aditiva surgem como opção para fabricação de produtos com baixo custo. Técnicas tradicionais de usinagem, que frequentemente fazem uso de moldes necessitam de investimentos e mais tempo para utilização. Em contraste com a utilização de moldes, a manufatura aditiva emprega um processo de fabricação camada por camada, o que possibilita a produção de componentes com geometrias complexas de baixo custo. Além disso, essa técnica ajuda a reduzir desperdícios e custos, conferindo-lhe um caráter distintivo e competitivo em relação aos métodos convencionais. (ECKER *et al.*, 2017).

Em meio ao cenário de evolução da indústria 4.0, a manufatura aditiva tem se destacado significativamente. Conforme apontado por Volpato (2017), características como a ausência de limitações geométricas, processos com baixo desperdício de materiais e energia, e a eliminação da necessidade de moldes, têm contribuído de maneira substancial para o crescimento da manufatura aditiva em comparação com as tecnologias tradicionais (ABDI, 2017). Diante da crescente utilização dos métodos de manufatura aditiva, surge a necessidade de conduzir pesquisas que busquem identificar a influência de múltiplos fatores no processo de impressão 3D, visando alcançar resultados que atendam às necessidades dos clientes. Esses resultados incluem melhorias na resistência

mecânica e na redução de variações na impressão, resultando em uma maior precisão dimensional (NGO *et al.*, 2018; SOUZA; GROSSMANN; MITTELSTEDT, 2018).

1.2 Justificativa da pesquisa

A busca por redução de defeitos de produção e melhoria das propriedades mecânicas tem sido uma preocupação constante, com o intuito de otimizar os processos produtivos e reduzir custos. Nesse sentido, a utilização de métodos estatísticos, como o Lean Six Sigma, tem sido amplamente adotada para melhorar o desempenho organizacional (CHANDARANA; RAI; JADHAV, 2023; KLOCHKOV; GAZIZULINA; MURALIDHARAN, 2019). O framework utilizado pelo Six Sigma é o DMAIC, que envolve as etapas de Definir, Mensurar, Analisar, Implementar e Controlar. Cada fase desse processo incorpora um conjunto de ferramentas qualitativas e quantitativas para identificar e corrigir causas complexas em diferentes estágios (MUTASIM *et al.*, 2022; YADRIFIL; SEPTYANTI; RUS, 2020). Dessa forma, estudos buscam melhorar o processo de fabricação, reduzindo variações e garantindo que o sistema de medição tenha a melhor acurácia possível. Porém a aplicação do DMAIC envolve o processo de mensuração do processo de fabricação e de medição em estágios diferentes (MUTASIM *et al.*, 2022; PERUCHI *et al.*, 2020).

Várias abordagens de otimização têm sido propostas com o objetivo de determinar os melhores níveis entre os fatores de entrada (Ys) e suas saídas (Xs). A otimização multiobjetivo é uma dessas abordagens, a qual visa obter os melhores resultados a partir de um conjunto de variáveis que frequentemente são conflitantes. Em outras palavras, uma condição que melhora uma das variáveis pode, muitas vezes, ter impactos negativos em outra. Portanto, na otimização multiobjetivo, é importante encontrar um equilíbrio entre os fatores de entrada e analisar qual solução atende melhor aos objetivos experimentais. Essa análise permite identificar soluções que representem equilíbrio entre diferentes critérios, proporcionando insights valiosos para a tomada de decisões em sistemas complexos. (AMORIM *et al.*, 2022; GUSTAVO *et al.*, 2022; ROCHA *et al.*, 2016). Quando se trabalha com otimização multiobjetivo, a variação da previsão é um fator importante a ser observado, já que os estudos de otimização não buscam apenas o ponto ótimo, a solução final, mas a confiabilidade do processo (CÉLIO *et al.*, 2017).

Diante desse contexto, a pesquisa tem como propósito desenvolver métodos para a otimização simultânea de processos de medição e fabricação, utilizando índices de

capabilidade e arranjos experimentais como base. Assim, o trabalho busca resolver a seguinte questão problema: Quais combinações otimizam o processo de fabricação e o sistema de medição simultaneamente? Essa abordagem visa encontrar soluções que maximizem a eficiência e a qualidade do processo de fabricação, ao mesmo tempo em que garantem a precisão e a confiabilidade do sistema de medição. Ao integrar a otimização desses dois aspectos fundamentais, a pesquisa contribui para o desenvolvimento de metodologias mais abrangentes e eficazes.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo geral

Propor métodos para otimização simultânea de processos de medição e fabricação a partir de índices de capabilidade e arranjos experimentais.

1.2.2 Objetivos específicos

- Estudar o estado-da-arte das pesquisas sobre modelagem por deposição fundida para destacar as principais tecnologias e materiais, variáveis de controle e de respostas, arranjos experimentais e métodos de otimização.
- Otimizar processos de fabricação ($\bar{Y}$ (média) e centralização C_a) e medição (Bias Repetitividade, C_{gk} utilizando índices de capabilidade.
- Otimizar os processos de desempenho operacional (consumo de energia elétrica, custos de fabricação), acurácia dimensional ($\bar{Y}_w$, $\bar{Y}_t$, $C_{a;w}$, $C_{a;t}$) exatidão do sistema de medição ($C_{gk;w}$ e $C_{gk;t}$).
- Determinar parâmetros de impressão que minimizam o consumo de energia no processo de modelagem por deposição fundida.

1.3 Limitação da pesquisa

A pesquisa utilizou o *Polylactic Acid* (PLA) na impressão dos espécimes experimentais. Apesar de ser um dos materiais mais populares na impressão 3D devido à sua facilidade de uso, baixo custo e biodegradabilidade, o PLA apresenta uma baixa taxa de contração e pode sofrer deformações durante o resfriamento, o que pode impactar a precisão dimensional. Outro aspecto relevante relacionado ao material utilizado diz

respeito ao desenvolvimento de estudos comparativos entre impressões feitas com PLA e outros filamentos, como o *Polyethylene Terephthalate Glycol* (PETG), um material reciclado que adota uma abordagem sustentável. Além disso, há também a possibilidade de se avaliar materiais reforçados com carbono, fibras, dentre outros, em pesquisas futuras.

A realização dos experimentos ocorreu em uma impressora aberta *Ender 3*. Experimentos utilizando outras impressoras como fator controlável podem avaliar a eficiência da impressão comparando impressoras abertas e fechadas.

No que diz respeito aos espécimes, a aplicação utilizou o modelo baseado na ISO 178 em um ensaio não destrutivo. Utilizar geometrias complexas que necessitam de mínimo de variação dimensional pode resultar em erros na extrusão de materiais, aumentando desvios na qualidade da impressão. Pontos que podem ser abordados incluem o tipo de bico (0,4, 0,5, 0,6) para melhorar os detalhes das peças complexas, como curvas suaves e escalonamento na impressão. Estruturas complexas também utilizam suportes para sua impressão, no intuito de prevenir deformações, os quais não foram utilizados na pesquisa e podem ser abordados em estudos posteriores.

Os modelos propostos foram utilizados apenas na impressão 3D, mas o objetivo da pesquisa é a utilização dos modelos na melhoria de processos de fabricação e sistema de medição no ambiente industrial e profissional.

1.4 Breve fundamentação teórica

Para obter os melhores resultados de um processo, sistema ou produto, recorre-se frequentemente à otimização (PAIVA *et al.*, 2014; PERUCHI *et al.*, 2020). Na busca pela melhoria das atividades organizacionais fabris, os especialistas frequentemente recorrem ao monitoramento dos processos, alterando um fator de entrada e mantendo os demais fatores constantes. Esse método é conhecido como otimização de uma variável por vez. No entanto, este método não considera os efeitos das interações entre variáveis, o que pode resultar em uma compreensão incompleta da realidade do processo.

Para superar essas dificuldades operacionais e experimentais, que aumentam os custos de produção, é necessário utilizar planejamento e análise de experimentos (DOE) (AMORIM *et al.*, 2022; JIANG *et al.*, 2022; ZHANG *et al.*, 2021). Uma das técnicas mais relevantes na literatura é a metodologia de superfície de resposta (RSM). Essa metodologia busca descrever e prever um conjunto de dados com o objetivo de realizar previsões estatísticas. Essa técnica é particularmente útil quando um conjunto de

respostas é influenciado por várias variáveis. Bezerra *et al.* (2008), em seu estudo de revisão, avaliam as características dos delineamentos fatoriais de três níveis, *Box–Behnken*, composto central e *Doehlert*. Além disso, os autores discutem os passos necessários para a aplicação do método de superfície de resposta (RSM). Abas *et al.* (2020) utilizaram a metodologia de superfície de resposta (RSM) para prever a taxa de fluência e o tempo de ruptura, considerando a altura da camada, o percentual de preenchimento e o tipo de padrão de preenchimento (linear, hexagonal e diamante) como parâmetros de entrada do processo. Moradi *et al.* (2019) desenvolveram um estudo de otimização de múltiplos fatores utilizando RSM. Como fatores de entrada, consideraram: espessura da camada, a porcentagem de preenchimento e a temperatura do extrusor foram consideradas variáveis controladas, enquanto a carga máxima de falha, a elongação na ruptura, o peso da peça e o tempo de construção, foram selecionados como respostas de saída e analisados pelo método de superfície de resposta. Moradi *et al.* (2020a) investigaram a influência da espessura da camada, porcentagem de preenchimento e temperatura do extrusor na carga máxima de falha, espessura e tempo de construção de compósitos de ácido polilático de bronze (Br-PLA) impressos em 3D pelo método de modelagem por deposição fundida (FDM) por meio de um método de superfície de resposta. Eles demonstram a eficiência da técnica ao modelar e otimizar o processo de impressão.

Além da metodologia de superfície de resposta (RSM), outro método frequentemente empregado na otimização de processos é a abordagem do *desirability*. Esta técnica permite integrar múltiplas respostas em uma única função de *desirability*, que quantifica o quão desejáveis são as condições de processo em relação a diferentes critérios estabelecidos pelo especialista. O *desirability* considera diversas variáveis de resposta buscando a melhor condição para maximizar, minimizar e atender às especificações desejadas pelo cliente, o alvo. Warke e Puranik (2023) a técnica é utilizada para otimização multiobjetivo dos parâmetros espessura da camada, densidade de preenchimento e velocidade de impressão em função das respostas tempo de impressão, rugosidade superficial e o consumo de energia. Kumar *et al.*, (2023) utilizou a técnica para otimizar a espessura da camada, velocidade de impressão e temperatura de impressão obtendo os melhores resultados para a resistência a tração, resistência a impactos e a flexão. Mandpe *et al.* (2022) utilizaram a técnica de otimização no setor farmacêutico investigando os efeitos dos fatores, temperatura da coluna, taxa de fluxo e metanol em

ácido ortofosfórico (OPA), nas respostas dependentes, tempo de retenção, área do pico, fator de cauda e pratos teóricos no HPLC.

Alguns indicadores de desempenho foram desenvolvidos ao longo do tempo para avaliar a capacidade de um processo atender as especificações da qualidade. Um dos índices utilizados para medir a centralização de um processo é o indicador C_a , esse indicador é uma das métricas utilizadas para avaliar a capacidade do processo, medindo a localização/média do processo em relação ao alvo (PEARN; SHU; HSU, 2007).

Outro ponto importante para a produção é a confiabilidade do seu sistema de medição. Um dos indicadores utilizados para verificar a confiança do sistema medição é o C_{gk} , esse indicador avalia a diferença entre a média das medições do especialista com um valor de referência. KIRACI *et al.* (2016) faz a avaliação dos resultados de um sistema de scanner a laser utilizado para medir carrocerias de caminhões, obtendo um índice de C_{gk} acima de 1,33. KUBÁTOVÁ *et al.* (2017) propuseram a aplicação do índice para avaliar o sistema de medição utilizando máquinas de medição por coordenadas (CMM). Avaliaram a capacidade de medição do sistema de varredura a laser Hexagon Leica (LSS) e avaliar a possibilidade de substituição por CMM real em medições Body in White (BIW) utilizando o C_{gk} , os resultados demonstraram que a repetibilidade do medidor BIW foram satisfatórias. Identificar se o processo de fabricação de peças utilizando impressão 3D atendem as características da qualidade em precisão dimensional é um desafio para a indústria, já que mesmo as peças sendo produzidas utilizando as mesmas configurações/parâmetros existem falhas dimensionais (AHMED; HASAN; LAL, 2016; FOUNTAS; VAXEVANIDIS, 2021).

1.5 Contribuição científica

As principais contribuições desta pesquisa estão relacionadas à proposição de um modelo que busca o trade-off entre os objetivos de otimização do processo de fabricação e do sistema de medição. Após revisão sistemática da literatura, artigo 1 da pesquisa, foi identificada uma lacuna relacionada a estudos de medição e fabricação, uma vez que a maioria das pesquisas existentes tende a se concentrar em características dimensionais e mecânicas separadamente. Ao integrar esses dois aspectos fundamentais em um único modelo de otimização, o trabalho oferece uma abordagem mais abrangente e holística para o aprimoramento dos processos industriais. Isso permite uma compreensão mais completa das interações entre o processo de fabricação e o sistema de medição, resultando em melhorias significativas na qualidade e eficiência dos produtos fabricados (BUJ-

CORRAL; BAGHERI; PETIT-ROJO, 2018; JURACKA *et al.*, 2022; WANG *et al.*, 2021).

Peruchi *et al.* (2020) propõem um método de solução multivariada MDMAIC (DMAIC multivariado), que leva em conta a correlação dos múltiplos pontos críticos do processo, alicerçado em técnicas estatísticas multivariadas. Na fase de medição, o autor busca a validação do sistema de medição, utilizando GR&R multivariado. F. Wu *et al.* (2021) frisam a importância do sistema de medição para a precisão de experimentos; em seu projeto de parâmetros robustos, avaliam variáveis de controle como velocidade do fuso, taxa de avanço, profundidade de corte e raio da ponta da ferramenta, além de variáveis de ruído como pastilhas da ferramenta e temperatura ambiente. No estudo, também são avaliados o sistema de medição e a otimização do processo de redução de rugosidade separadamente. Gadim & Doniavi (2018) desenvolveram um estudo considerando múltiplas variáveis de entrada para testar as propriedades físicas de uma máquina, utilizando o modelo de superfície de resposta para prever a resistência à tração

Tendo em vista os questionamentos sobre a otimização de processos de manufatura aditiva (AM) utilizando modelagem por deposição fundida e levando em consideração as discussões acima, esta dissertação integrou estudos utilizando manufatura aditiva e buscando a otimização de múltiplos fatores para garantir características de qualidade, precisão dimensional e um sistema de medição confiável. As principais contribuições desta pesquisa incluem o desenvolvimento de artigos que abordam desde os principais fatores, respostas, materiais, tecnologias, modelagem e otimização dos processos utilizados na fabricação de produtos por meio da manufatura aditiva. Além disso, a pesquisa propõe um método de otimização multiobjetivo para o sistema de medição e fabricação, considerando múltiplos fatores e respostas. Esse método não apenas integra aspectos cruciais da fabricação e medição, mas também aborda variáveis não controláveis e variáveis de ruído do processo. Ao levar em conta esses elementos, a pesquisa proporciona uma visão mais abrangente e realista dos desafios enfrentados na indústria, permitindo a formulação de estratégias mais eficazes para melhorar tanto a qualidade do produto quanto a eficiência do processo de fabricação. Tendo em vista os questionamentos a respeito da otimização de processos de manufatura aditiva (AM) utilizando modelagem por deposição fundida e levando em consideração as discussões acima, essa dissertação integrou estudos utilizando manufatura aditiva e buscando a otimização de múltiplos fatores para garantir características da qualidade,

precisão dimensional e sistema de medição confiável. As principais contribuições desta pesquisa incluem o desenvolvimento de artigos que abordam desde os principais fatores, respostas, materiais, tecnologias, modelagem e otimização dos processos utilizados na fabricação de produtos utilizando manufatura aditiva. Além disso, a pesquisa propõe um método de otimização multiobjetivo para o sistema de medição e fabricação, considerando múltiplos fatores e respostas. Esse método não apenas integra aspectos cruciais da fabricação e medição, mas também aborda variáveis não controláveis e variáveis de ruído do processo. Ao levar em conta esses elementos, a pesquisa proporciona uma visão mais abrangente e realista dos desafios enfrentados na indústria, permitindo a formulação de estratégias mais eficazes para melhorar tanto a qualidade do produto quanto a eficiência do processo de fabricação.

1.5.1 Artigo 1 - Revisão sistemática da literatura

Nos últimos anos, as tecnologias de impressão 3D, ou manufatura aditiva (AM), têm se desenvolvido rapidamente. Muitos fatores contribuem para que essa técnica seja competitiva, pois não necessita de moldes (OU-YANG; GUO; XU, 2018), diferentemente das técnicas tradicionais de produção, como injeção e moldagem por compressão (ECKER *et al.*, 2017). A manufatura aditiva é baseada em um princípio de empilhamento, onde o filamento é depositado camada por camada, possibilitando a prototipagem de geometrias desde as mais simples até as mais complexas. Para que a impressão atenda à qualidade esperada pelo cliente, muitos esforços têm sido feitos para otimizar o processo produtivo.

Estudos de otimização de parâmetros de impressão em função de características mecânicas e de qualidade dimensional têm sido abordados na literatura. Fatores de entrada como largura da camada (SOOD; OHDAR; MAHAPATRA, 2010), altura da camada (WATER *et al.*, 2015), densidade de preenchimento (LANZOTTI *et al.*, 2015) e velocidade de impressão (ANSARI; KAMIL, 2021) foram investigados para a melhoria das características de qualidade das impressões em 3D. Nesse contexto, a revisão sistemática da literatura (RSL) foi planejada e executada, buscando identificar os principais fatores de entrada (Xs) e respostas (Ys) utilizados nos processos de otimização multivariável aplicados à modelagem por deposição fundida em impressão 3D.

O segundo ponto abordado pela revisão foi as principais tecnologias utilizadas, incluindo softwares de construção do modelo 3D, softwares de fatiamento, principais impressoras, materiais utilizados e as formas geométricas dos espécimes. Em terceiro

lugar, foram observados os métodos de modelagem e otimização mais utilizados pelos pesquisadores. Essa proposta visa fornecer embasamento teórico e estruturação de informações que possam orientar pesquisadores e profissionais a iniciarem suas pesquisas ou trabalhos práticos. Essa revisão sistemática resultou em três trabalhos, dois deles já publicados no XII Simpósio de engenharia de produção (anexos 9.1 e 9.2) e um em revisão para posterior divulgação (Artigo 1). Os estudos gerados nessa pesquisa resultaram nas seguintes contribuições:

BARBOSA, Francisco Tiago Araújo; PERUCHI, Rogerio Santana. Principais materiais e tecnologias utilizados na manufatura aditiva utilizando modelagem por deposição fundida: uma revisão sistemática da literatura. In: Anais do Simpósio de Engenharia de Produção - **SIMEP**. Anais. Rio de Janeiro (RJ) Universidade Veiga de Almeida, 2024.

BARBOSA, Francisco Tiago Araújo; PERUCHI, Rogerio Santana. Principais fatores e respostas utilizados na modelagem e otimização de impressão 3d utilizando modelagem por deposição fundida: revisão sistemática da literatura. In: Anais do Simpósio de Engenharia de Produção - **SIMEP**. Anais...Rio de Janeiro (RJ) Universidade Veiga de Almeida, 2024.

1.5.2 Artigo 2 - Proposta de modelo de otimização do sistema de medição e fabricação

Mesmo um processo sob controle estatístico pode produzir peças não conformes, itens que não atendem às especificações dos clientes. Portanto, ter o processo em controle estatístico não é suficiente; é necessário avaliar se o processo é capaz. Os índices de capacidade foram criados para avaliar a capacidade do processo. A capacidade do processo é medida através da relação entre a variação permitida pelo cliente e a variabilidade natural do processo (LEUNG; SPIRING, 2007).

Baseado nos processos de capacidade, o indicador C_a avalia o excesso de variação devido ao problema de centralização da média em relação às especificações do cliente. Dessa forma, o método propõe a otimização simultânea de um sistema que envolve processos de fabricação e medição. Além do cálculo de um indicador de processo de fabricação, o estudo traz o cálculo do C_{gk} , que compara os intervalos de tolerância com o total de viés e a variação de medição do operador para o sistema de medição.

Este estudo teve como objetivo propor um modelo de superfície de resposta que combine os índices de capacidade de processo de fabricação C_a e processo de medição

C_{gk} para sua otimização simultânea. A média foi modelada e, posteriormente, calculado o $C_{a;w}$ e $C_{a;t}$. Para resolver problemas de otimização multivariados, é necessário o desenvolvimento ou aplicação de um método estruturado. Dessa forma, a apresentação de um modelo de ajuste do processo de fabricação e do sistema de medição são propostos em um único método. Esse método aplica, metodologia de superfície de resposta (RSM) que é um conjunto de métodos matemáticos, estatísticos e gráficos que tem como objetivo a modelagem de problemas em que as variáveis de controle (fatores, X_s) otimizam a resposta (Y_s) (MORADI *et al.*, 2020a). A RSM tem sido eficiente em identificar processos lineares, quadráticos e suas interações, proporcionando a interação dos fatores de entrada em função de suas saídas (DAVOODI *et al.*, 2020; PERUCHI *et al.*, 2020). Para o cálculo das equações de regressão o estudo utiliza a técnica OLS (*Ordinary Least Squares*), essa técnica utiliza regressões lineares para estimar os parâmetros do modelo linear. A técnica minimiza a soma dos quadrados dos valores observados e os valores previstos. Nesta aplicação, são definidos os problemas, selecionados os fatores e seus níveis, aplicada um design central composto (CCD), realizadas análises estatísticas e gráficas para a validação do modelo e, posteriormente, sua otimização.

O método *desirability* é aplicado em diversas áreas de conhecimento. Esse método visa a otimização de múltiplas respostas, sendo utilizado quando várias respostas são consideradas ao mesmo tempo e se deseja encontrar a melhor configuração entre as respostas (TAWFIK *et al.*, 2023). Com a utilização dos métodos de superfície de resposta e o *desirability*, foi possível determinar a melhor configuração para os dois processos simultaneamente.

1.5.3 Artigo 3 - Proposta de otimização de desempenho operacional, minimizando variação de dispersão e centralização no processo de medição

Alguns fatores são preponderantes em um sistema de manufatura: custos de fabricação, utilização racional dos recursos naturais e atendimento às características da qualidade compõem alguns deles. Com o intuito de garantir a qualidade dos produtos produzidos por manufatura aditiva, o artigo 3 teve como objetivo a otimização das respostas de desempenho operacional (consumo de energia elétrica, custos de fabricação), acurácia dimensional ($\bar{Y}_w$, $\bar{Y}_t$, $C_{a;w}$, $C_{a;t}$) exatidão do sistema de medição ($C_{gk;w}$ e $C_{gk;t}$) m amostras produzidas em ácido polilático (PLA), um polímero de origens renováveis com menos impactos ambientais (VAN DEN EYNDE; VAN PUYVELDE, 2018),

utilizando espécimes ISO 178 e a técnica de fabricação por filamentos fundidos (FFF) (FFF) (CAMARGO *et al.*, 2019).

A energia é um recurso finito e está diretamente relacionada aos custos de produção (BAYRAKTAR *et al.*, 2017). Identificar as melhores configurações para o processo é fundamental para a redução dos custos de fabricação. Os parâmetros dimensionais e o sistema de medição devem garantir que os produtos produzidos estejam o mais próximo possível das características de qualidade.

Um DOE utilizando um design composto central (CCD) e a metodologia de superfície de resposta segue sete passos: definição/declaração do problema e suas respostas, definição dos fatores e seus níveis, seleção do arranjo experimental, execução e coleta dos dados experimentais, estimativa dos modelos de regressão, otimização das respostas e elaboração de conclusões e recomendações (MONTGOMERY, 2013). Esse processo, baseado em sete passos, busca garantir que os experimentos obtenham sucesso; a aplicação estruturada desse processo fornece um roadmap prático para pesquisadores e profissionais.

Os modelos polinomiais de segunda ordem foram estimados usando o método Mínimos Quadrados Ordinários (*Ordinary Least Squares* - OLS). Os experimentos foram validados com observações dos p-values, R2 ajustado, teste de multicolinearidade (VIF), teste de normalidade dos resíduos e análise gráfica. Em seguida, foi utilizado o método de Critério Global Normalizado (NGC) para a otimização e obtenção dos parâmetros ótimos.

1.5.4 Artigo 4 - Proposta de modelo de otimização do consumo de energia

O artigo quatro propôs uma otimização multiobjetivo, identificando a melhor combinação dos fatores estudados em função da economia de energia na impressão 3D, ou manufatura aditiva (AM). A manufatura aditiva oferece diversas vantagens, como a impressão de geometrias especiais e complexas, geometrias customizadas e a utilização da tecnologia em diversos campos, com redução de custos e energia (BAHNINI *et al.*, 2018). As otimizações foram realizadas utilizando quatro fatores de entrada e uma saída, sob a perspectiva ambiental e financeira, empregando um CCD de face centrada com o método RSM.

Para os experimentos, foi utilizada uma impressora Ender 3 (ANSARI; KAMIL, 2021; ATAKOK; KAM; BUKRE, 2022). É importante ressaltar que o modelo de cálculo utilizou a impressora Ender 3 e seu consumo conforme especificado pelo fabricante. Foi

utilizada a potência da máquina em watts; para a Ender 3, a potência fornecida pelo fabricante é de 360W. Os modelos de regressão das respostas foram validados por meio de testes de adequação, como análise de variância (ANOVA) (Mohamed *et al.*, 2015; Yeh *et al.*, 2021), coeficiente de determinação ajustado R^2 (adj), testes de normalidade dos resíduos e observações influentes. Após a validação dos modelos, análises gráficas (efeitos principais, contornos, interações, superfícies) devem ser conduzidas para explorar o comportamento do processo. Com a equação de regressão, é possível estimar o grau de associação entre as respostas (Ys) e os fatores (Xs), buscando utilizar fatores independentes para prever os valores das respostas (AMORIM *et al.*, 2022).

Foi possível determinar os melhores parâmetros com a aplicação do método RSM, sendo os fatores de entrada: a velocidade de impressão (X1), a densidade de impressão (X2), a altura da camada (X3) e a largura da camada (X4), com a energia (Y) como resposta do experimento. Foram realizados testes de normalidade dos resíduos, com p-value de $0,170 > 0,05$, indicando que os dados são normais; o VIF está abaixo de 10 e o R-sq (adj) está acima de 87,16%, validando o modelo. Os estudos abordados nesta pesquisa resultaram na seguinte publicação:

BARBOSA, F. T. A.; PERUCHI, R. S.; ROTELLA JUNIOR, P. Central composite designs for optimization of the energy factor in 3D printing. *Revista de Gestão e Secretariado*, v. 14, n. 10, p. 17798–17815, 2023.

1.6 Sinergia entre as propostas de produção científica

A sinergia entre as propostas de produção científica é fundamental para o avanço do conhecimento em uma determinada área. A primeira proposta consistiu em uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL), conforme descrito no artigo 1. Neste estudo, foram analisadas as principais características da literatura relacionada à impressão 3D por meio da técnica de modelagem por deposição fundida, com base em uma amostra composta por 187 artigos obtidos do banco de dados da Web of Science. Posteriormente, procedeu-se à identificação dos principais materiais utilizados em pesquisas sobre manufatura aditiva empregando a técnica FDM, bem como as principais impressoras, especificações de amostras, softwares de modelagem e de fatiamento. Por fim, foram investigados os principais métodos empregados na modelagem e otimização de múltiplos fatores. Com base nos dados obtidos, foi possível selecionar o material, a impressora, as especificações do modelo de teste, bem como os métodos experimentais e de otimização

mais apropriados para a aplicação e desenvolvimento de um método inovador de otimização.

A partir dos resultados da revisão sistemática foram definidos os fatores de entrada, as respostas (saídas). Tecnologias para a criação do corpo de prova e fatiamento. Por último, o direcionamento para a modelagem e otimização dos múltiplos fatores de entrada. Não foi identificado na revisão um modelo que otimizasse as respostas para o processo de fabricação (C_a) e sistema de medição (C_{gk}).

A segunda proposta propõe um método para otimização é composto por cinco passos. No primeiro passo, determina-se o problema, resposta, fatores e níveis e o arranjo experimental. No segundo passo, as peças são fabricadas e os ensaios não destrutivos são executados. O primeiro ensaio não destrutivo envolve a medição da grandeza do mensurando considerando 20 réplicas do sistema de medição que será avaliado. Após a coleta das medições, o valor de referência deve ser calculado utilizando um instrumento de medição mais preciso. O terceiro passo determina a média e a variância para a fabricação e medição. No quarto passo, são avaliadas as relações entre os fatores e os modelos de regressão obtidos utilizando o método OLS (*Ordinary Least Squares*). O quinto e último passo consiste na otimização do processo de fabricação e do sistema de medição considerando os critérios de aceitação, com base em análises estatísticas. E foca na acurácia dimensional ($\bar{Y}_w$, $\bar{Y}_t$, $C_{a;w}$, $C_{a;t}$) exatidão do sistema de medição ($C_{gk;w}$ e $C_{gk;t}$), utilizando o método de otimização de múltiplas respostas Desirability. Buscando soluções ótimas com maior peso para o processo de fabricação.

A proposta três visa desenvolver um processo de otimização de múltiplas respostas, incorporando variáveis de desempenho operacional como consumo de energia elétrica e custos de fabricação, utilizando a técnica de fabricação por filamento fundido (FFF). O Método de Critério Global Normalizado (NGC) é aplicado para otimização, com ênfase na redução dos custos de fabricação e melhoria da acurácia dimensional. Figura 1 descreve a sinergia entre as propostas da dissertação.

Figura 1: Sinergia das propostas, revisão sistemática, otimização dos parâmetros de fabricação e medição, otimização simultânea de fabricação, medição e operacionais e minimização do consumo de energia



Fonte: Autores (2023)

Utilizando a mesma base de pesquisa, mas com foco na variável ambiental de economia de energia, a quarta proposta visa otimizar múltiplos fatores de entrada, abordando também a circularidade e a redução do desperdício energético. Para isso, emprega-se o método de superfície de resposta, com o objetivo de determinar a melhor configuração que maximize a eficiência do processo de impressão 3D, minimizando o consumo energético. A circularidade refere-se à integração de práticas que prolonguem o ciclo de vida dos materiais utilizados, promovendo a reutilização e a reciclagem, o que é fundamental para a sustentabilidade ambiental. Além disso, a otimização do processo visa reduzir o desperdício de energia, tornando a fabricação mais eficiente e econômica. Ao identificar as condições ideais para a operação, a pesquisa busca não apenas reduzir os custos energéticos, mas também contribuir para a preservação ambiental, alinhando-se com as tendências de desenvolvimento sustentável e responsabilidade ecológica no setor de manufatura aditiva.

As próximas seções estão organizadas da seguinte forma: a Parte II apresenta os artigos na íntegra, permitindo uma análise detalhada das pesquisas realizadas. A Parte III contém as considerações finais, nas quais são discutidas as principais conclusões e as contribuições científicas das propostas, abordando também sugestões para estudos futuros. Além disso, a Parte III inclui anexos relacionados às participações em periódicos

e eventos acadêmicos, proporcionando uma visão abrangente das atividades e publicações associadas ao trabalho.

1.7 Referências da primeira parte da dissertação

AMORIM, Leandro Framil et al. Multi-objective optimization algorithm for analysis of hardened steel turning manufacturing process. **Applied Mathematical Modelling**, v. 106, p. 822-843, 2022.

ARAÚJO, Lavínia Maria Mendes et al. New indicators for measurement error detection in GR&R studies. **Measurement**, v. 140, p. 557-564, 2019.

BAHNINI, Insaf et al. Additive manufacturing technology: the status, applications, and prospects. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 97, p. 147-161, 2018.

BAYRAKTAR, Ömer et al. Experimental study on the 3D-printed plastic parts and predicting the mechanical properties using artificial neural networks. **Polymers for Advanced Technologies**, v. 28, n. 8, p. 1044-1051, 2017.

CAMARGO, José C. et al. Mechanical properties of PLA-graphene filament for FDM 3D printing. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 103, p. 2423-2443, 2019.

ROCHA, Luiz Célio Souza et al. Robust weighting applied to optimization of AISI H13 hardened-steel turning process with ceramic wiper tool: A diversity-based approach. **Precision Engineering**, v. 50, p. 235-247, 2017.

SEENIVASAN, Raagul et al. Optimizing Metformin HCl manufacturing: A Six Sigma approach to assess process capability. **Journal of Applied Pharmaceutical Science**, 2024.

CHO, Hui-Won et al. Orodispersible polymer films with the poorly water-soluble drug, olanzapine: hot-melt pneumatic extrusion for single-process 3D printing. **Pharmaceutics**, v. 12, n. 8, p. 692, 2020.

DAVOODI, Elham et al. 3D-printed ultra-robust surface-doped porous silicone sensors

for wearable biomonitoring. **ACS nano**, v. 14, n. 2, p. 1520-1532, 2020.

ECKER, Josef Valentin et al. 3D-material extrusion-printing with biopolymers: a review. **Chem. Mater. Eng**, v. 5, n. 4, p. 83-96, 2017.

FOUNTAS, Nikolaos A.; VAXEVANIDIS, Nikolaos M. Optimization of fused deposition modeling process using a virus-evolutionary genetic algorithm. **Computers in Industry**, v. 125, p. 103371, 2021.

GADIM, Hossein Gheshlaghi; DONIAVI, Ali. Improving structural properties of polymer fibers to design and construct fiber spinneret and optimize process parameters using response surface method and gage R&R. **Journal of Mechanical Science and Technology**, v. 32, p. 1135-1142, 2018.

HAGHSHENAS GORGANI, Hamid et al. A nonlinear error compensator for FDM 3D printed part dimensions using a hybrid algorithm based on GMDH neural network. **Journal of Computational Applied Mechanics**, v. 52, n. 3, p. 451-477, 2021.

DE SOUZA, Luiz Gustavo Paes et al. Evaluation of trade-off between cutting time and surface roughness robustness regarding tool wear in hard turning finishing. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 123, n. 9, p. 3047-3078, 2022.

MONTGOMERY, Douglas C. **Design and Analysis of Experiments Eighth Edition**. 8° edição, Willey: 2013.

JIANG, Cho-Pei et al. Optimization of FDM 3D printing parameters for high strength PEEK using the Taguchi method and experimental validation. **Rapid Prototyping Journal**, v. 28, n. 7, p. 1260-1271, 2022.

KIRACI, Ercihan et al. Evaluating the capability of laser scanning to measure an automotive artefact: a comparison study of touch trigger probe and laser-scanning. **International Journal of Productivity and Quality Management**, v. 18, n. 4, p. 440-455, 2016.

KLOCHKOV, Yury; GAZIZULINA, Albina; MURALIDHARAN, Kunnummal. Lean six sigma for sustainable business practices: A case study and

standardisation. **International Journal for Quality Research**, v. 13, n. 1, p. 47, 2019.

KUBÁTOVÁ, Dana; MELICHAR, Martin; KUTLWAŠER, Jan. Evaluation of Repeatability and reproducibility of CMM equipment. **Procedia Manufacturing**, v. 13, p. 558-564, 2017.

KUMAR, M. Saravana et al. Achieving effective interlayer bonding of PLA parts during the material extrusion process with enhanced mechanical properties. **Scientific Reports**, v. 13, n. 1, p. 6800, 2023.

MANDPE, Shilpa R.; PARATE, Vishal R.; NAIK, Jitendra B. Experimental design approach, screening and optimization of system variables, analytical method development of flurbiprofen in nanoparticles and stability-indicating methods for high-pressure liquid chromatography. **Future Journal of Pharmaceutical Sciences**, v. 8, n. 1, p. 38, 2022.

MOHAMED, Omar Ahmed; MASOOD, Syed Hasan; BHOWMIK, Jahar Lal. Mathematical modeling and FDM process parameters optimization using response surface methodology based on Q-optimal design. **Applied Mathematical Modelling**, v. 40, n. 23-24, p. 10052-10073, 2016.

TÜNÇAY, Mehmet Masum. An investigation of 3D printing parameters on tensile strength of PLA using response surface method. **Journal of Materials Engineering and Performance**, p. 1-10, 2023.

TUFAIL, Muhammad Mutasim Billah et al. DMAIC methodology for achieving public satisfaction with health departments in various districts of Punjab and optimizing CT scan patient load in urban city hospitals. **AIMS Public Health**, v. 9, n. 2, p. 440, 2022.

NGO, Tuan D. et al. Additive manufacturing (3D printing): A review of materials, methods, applications and challenges. **Composites Part B: Engineering**, v. 143, p. 172-196, 2018.

DE PAIVA, Anderson Paulo et al. A multivariate robust parameter optimization approach based on principal component analysis with combined arrays. **Computers & Industrial Engineering**, v. 74, p. 186-198, 2014.

PEARN*, W. L.; SHU, M. H.; HSU, B. M. Monitoring manufacturing quality for multiple Li-BPIC processes based on capability index C pmk. **International journal of production research**, v. 43, n. 12, p. 2493-2512, 2005.

PERUCHI, Rogério Santana et al. Integrating multivariate statistical analysis into six sigma DMAIC projects: A case study on AISI 52100 hardened steel turning. **IEEE Access**, v. 8, p. 34246-34255, 2020.

ROCHA, Luiz CS et al. Comparing DEA and principal component analysis in the multiobjective optimization of P-GMAW process. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, v. 38, p. 2513-2526, 2016.

SOUZA, José; GROßMANN, Alexander; MITTELSTEDT, Christian. Micromechanical analysis of the effective properties of lattice structures in additive manufacturing. **Additive Manufacturing**, v. 23, p. 53-69, 2018.

WARKE, Shubhada S.; PURANIK, V. S. Optimizing Energy Consumption, Surface Quality, and Production Time in Fused Deposition Modeling Based 3D Printing of Polylactic Acid Polymers. **Journal of Materials Engineering and Performance**, v. 33, n. 9, p. 4492-4501, 2024.

YADRIFIL, Yadrifil; SEPTYANTI, Anindya Alfi; RUS, Annisa Marlin Masbar. Implementation of lean-DMAIC method for reducing packing defect in a flour company. In: **AIP conference proceedings**. AIP Publishing, 2020.

ZHANG, Feng et al. Ensemble learning based on policy optimization neural networks for capability assessment. **Sensors**, v. 21, n. 17, p. 5802, 2021.

PARTE II - ARTIGOS NA INTEGRA

2. ARTIGO 1 - MODELAGEM DE DEPOSIÇÃO FUNDIDA NA INDÚSTRIA 4.0: UMA REVISÃO EMPÍRICA SOBRE OS PRINCIPAIS FATORES, RESPOSTAS E MÉTODOS

RESUMO

O objetivo deste estudo é examinar a influência dos fatores de entrada, respostas-chave, métodos de modelagem e otimização dos processos de manufatura aditiva por modelagem por deposição fundida. Com o objetivo de fornecer aos usuários desta tecnologia as configurações mais relevantes para melhorar as propriedades mecânicas e dimensionais dos produtos utilizando a manufatura aditiva. Foi realizada uma revisão sistemática da literatura considerando 187 artigos do banco de dados *Web of Science*, investigando os principais materiais, variáveis de entrada controláveis, variáveis de resposta de saída, programas para modelar o espécime, bem como métodos de modelagem e otimização. Esta revisão sistemática da literatura identificou que PLA e ABS foram os materiais de filamento mais investigados, com cerca de 56% e 13% das ocorrências, respectivamente. As principais tecnologias para projetar, fatiar e fabricar peças foram *Simplify 3D*, *Ultimaker Cura* e *Creality Ender 3*, respectivamente. O espécime mais estudado foi o da norma ISO 527. As variáveis de entrada controláveis mais exploradas foram a largura da camada, a densidade de preenchimento e a temperatura de impressão. As respostas mais relevantes foram as propriedades mecânicas e a precisão dimensional. Por fim, a abordagem de modelagem mais frequentemente utilizada foi o desenho composto central e o método de otimização mais popular foi o *desirability*. Esta pesquisa forneceu diretrizes para profissionais interessados em conduzir estudos empíricos sobre processos de FDM. Eles serão capazes de identificar as principais tecnologias, como configurar o processo de manufatura aditiva, quais as principais respostas a investigar e os métodos mais frequentemente utilizados para modelagem e otimização.

Palavras-Chaves: Indústria 4.0, impressão 3D, manufatura aditiva, *software* fatiador, materiais para impressão

2.1 Introdução

A manufatura aditiva (AM), também conhecida como impressão tridimensional (3D) ou prototipagem rápida (RP), utiliza a modelagem por deposição fundida (FDM)

como principal tecnologia. Consiste em aquecer filamento termoplástico até seu estado semilíquido, que é depositado através de um bico camada por camada com mínimo desperdício. A impressão 3D teve início por volta de 1984, com o desenvolvimento do conceito de estereolitografia e a primeira impressora 3D (ZEPENG, 2023). A manufatura aditiva é composta por diferentes tecnologias, como jateamento de liga (BJ), fusão por feixe de elétrons (EBM), polijet (PBM), sinterização a laser seletiva (SLS), estereoscopia (SLA), manufatura de objeto laminado (LOM) e processamento direto de luz (DLP). A modelagem por deposição fundida é uma das mais populares devido ao material ser mais barato e ter menor valor comercial. A manufatura aditiva utiliza diversos materiais, como ácido polilático (PLA), estireno-acrilonitrilo-butadieno (ABS), PLA reforçado com fibra de carbono (CFRPLA), elastômero termoplástico (TPE), policarbonato (PC), tereftalato de polietileno modificado com glicol (PETg) e polipropileno (PP).

Uma das vantagens competitivas da FDM é o fato de não necessitar de moldes (Ou-Yang *et al.*, 2018). Além disso, FDM permite produzir rapidamente estruturas leves com geometrias complexas, em pequenas quantidades ou até mesmo únicas, com recursos acessíveis (ECKER *et al.*, 2017). Essas características não são observadas na manufatura tradicional, como injeção, fresamento, torneamento, soldagem, entre outras (WASTI; ADHIKARI, 2020). A tecnologia FDM é amplamente utilizada em várias áreas, como aeroespacial (DAVE *et al.*, 2021), fabricação de painéis sanduíche (Sarvestani *et al.*, 2018), impressão de metal (GAWEŁ *et al.*, 2023) e vidro (CHO *et al.*, 2020), farmacologia (PONSAR *et al.*, 2020), biomédica (KAO *et al.*, 2020), setor alimentício (LEE 2021) e redução de custos energéticos (BARBOSA *et al.*, 2023).

Uma das principais preocupações da manufatura aditiva é obter componentes com maior resistência mecânica, como resistência à tração (FRUNZEVERDE *et al.*, 2023). Para melhorar as propriedades mecânicas das peças impressas, algumas variáveis foram consideradas, incluindo a largura da camada (PANDA *et al.*, 2017), altura da camada (DAVE *et al.*, 2020; KUIPERS *et al.*, 2020), densidade de preenchimento (DAMINABO *et al.*, 2020) e velocidade de impressão (REZAEIAN *et al.*, 2022). Quando os fatores de entrada são mal especificados, o processo de deposição da camada pode ser prejudicado, já que as fibras termoplásticas aquecidas não proporcionam a adesão necessária (BAYRAKTAR *et al.*, 2017). Em termos de tempo de impressão, este aumentou com a densidade de preenchimento. O resultado alcançado no experimento foi como esperado, pois à medida que a densidade de preenchimento aumenta, o material depositado na peça também é maior. Ao contrário, quando a espessura da camada aumenta, o tempo de

impressão diminui. À medida que os contornos aumentam, o peso e o tempo de produção aumentam, mas suas propriedades mecânicas também aumentam. Esses resultados são corroborados por testes estatísticos (MORADI *et al.*, 2020). Se não houver um bom design do experimento, é esperado um impacto direto no custo do produto (ALSOUFI: ELSAYED, 2018). Produtos que não atendem às características ou requisitos de qualidade estabelecidos pelo cliente, espera-se que tenham vendas mais baixas (BOÉR: BLAGA, 2018). Sistemas de modelagem 3D, software de fatiamento e impressoras podem ser encontrados em muitos lugares ao redor do mundo. Portanto, é crucial entender quais configurações são possíveis para obter produtos que atendam às demandas do mercado.

Tentando esclarecer o processo de fabricação baseado em modelagem por deposição fundida, algumas pesquisas implementaram revisões sistemáticas da literatura. Mazzanti *et al.* (2019), em sua revisão, procuraram estudos que melhoraram as propriedades mecânicas da impressão 3D usando modelagem por deposição fundida adicionada com fibras naturais. Os autores identificaram que, ao adicionar fibras ao PLA e ABS, não houve melhorias nas propriedades mecânicas desses compostos. No entanto, os materiais poliofêlicos apresentaram rigidez e resistência aprimoradas. Adicionar carga com aumento de temperatura melhorou a resistência em 15%. As propriedades de flexão aumentam quando são adicionados preenchimentos biológicos, mas esse aumento depende da quantidade de reforço. Outro resultado importante foi que a adição de preenchimentos biológicos pode introduzir defeitos dentro do material e reduzir sua resistência. Royan *et al.* (2021) forneceram uma revisão da literatura sobre técnicas que melhoram as propriedades mecânicas. Nesta pesquisa, os autores apresentam os métodos para adicionar compostos naturais, abordam os principais parâmetros (fatores de entrada) e quais métodos de otimização foram usados em sua pesquisa bibliográfica. Liu *et al.* (2019) realizaram uma revisão com o objetivo de melhorar as propriedades mecânicas e a precisão dimensional. A revisão foca em dois pontos: os principais parâmetros tecnológicos e a melhoria do estado de reticulação e cristalite das cadeias moleculares. O estudo forneceu dados importantes sobre a influência dos fatores de entrada nas propriedades mecânicas e dimensionais, como: ângulo de impressão, altura da camada, densidade de preenchimento e temperatura de impressão. Para melhorar a resistência, é recomendado imprimir a peça na direção longitudinal. Para minimizar o tempo de impressão, maior altura de camada foi melhor. Para maximizar a resistência, maior densidade de preenchimento é melhor. Finalmente, aquecer o filamento leva à

deformação e, conseqüentemente, a uma queda nas propriedades mecânicas. Em sua revisão, Camargo *et al.* (2019) verificaram as respostas, como resistência à tração, flexão e energia de impacto, bem como os fatores de entrada, densidade de preenchimento e largura da camada. O estudo constatou que as propriedades mecânicas melhoraram à medida que a espessura da camada aumentou. A resistência à tração e à flexão aumentou à medida que a densidade de preenchimento aumentou, enquanto a energia de impacto diminuiu à medida que o preenchimento aumentou. A maior resistência à tração e flexão foi observada com largura de camada de 0,28 mm e densidade de preenchimento de 78%. Para o modelo de energia de impacto, a melhor configuração foi com largura de camada de 0,30 mm e densidade de preenchimento de 10%.

Vários estudos buscam as melhores configurações e técnicas para melhorar a manufatura aditiva usando FDM. Alguns desses estudos investigaram o seguinte: mapeamento de parâmetros de impressão e suas interações (KRISTIAWAN *et al.*, 2021); parâmetros de entrada, tipos de materiais, processo de fabricação (JIMÉNEZ *et al.*, 2019); porosidade e resistência mecânica (ARIFIN *et al.*, 2022); materiais e processos (PETERSON, 2019); Biomimética (BROECKHOVEN *et al.*, 2019); sustentabilidade da manufatura aditiva (PENG *et al.*, 2018) e; aplicações ambientais da manufatura aditiva, como energia, saúde ocupacional, impactos do ciclo de vida, resíduos e políticas públicas (REJESKI *ET AL.*, 2018). Em artigos de revisão anteriores, não foi observada uma abordagem empírica que combine tecnologias, fatores de entrada, respostas, materiais, espécimes, tipos de impressoras, modelagem e métodos de otimização na manufatura aditiva usando FDM. O objetivo desta pesquisa é fornecer diretrizes para profissionais interessados em realizar estudos empíricos sobre processos de FDM. Como resultado, esta pesquisa destaca os principais materiais processados, variáveis controláveis de entrada, variáveis de saída e técnicas de modelagem e otimização. Além disso, uma análise bibliométrica da literatura é fornecida para ajudar os pesquisadores a encontrar os principais artigos e revistas relevantes para aplicações de pesquisa empírica em FDM. Para que o objetivo seja alcançado, quatro questões foram identificadas e discutidas em termos de bibliometria, tipos de materiais, tecnologias, fatores de entrada, respostas, modelagem e otimização:

Q1: Como a tendência de publicação na modelagem por deposição fundida (FDM) na impressão 3D evoluiu de 2015 a 2023, e quais são as principais categorias de publicações identificadas dentro deste período?

Q2: Quais são os principais materiais, impressoras e software CAD usados na impressão por modelagem de deposição fundida (FDM)?

Q3: Quais são os principais fatores e respostas estudados na literatura para melhorar a qualidade da impressão 3D usando manufatura por deposição fundida?

Q4: Quais são os principais métodos de modelagem e otimização?

As seções restantes estão organizadas em uma introdução, que apresenta o contexto da manufatura aditiva e a importância de realizar pesquisas consistentes. A Seção 2 apresenta os procedimentos metodológicos. A terceira seção apresenta os resultados, usando análise bibliométrica, materiais, peças, tecnologias e impressoras. Na seção 4, as principais variáveis de entrada e saída foram exploradas. Na seção 5, os métodos de modelagem e otimização foram investigados. Finalmente, a sexta seção desenha as principais conclusões desta pesquisa.

2.2 Procedimentos metodológicos

Artigos de revisão fornecem dados atualizados sobre o corpo desejado de conhecimento. A revisão sistemática da literatura destaca pontos relevantes a serem considerados. Em primeiro lugar, identifica lacunas relacionadas ao tema de pesquisa, orientando o desenvolvimento de estudos para abordar essas lacunas e trazer novas contribuições científicas (CHERRAFI *et al.*, 2017). Em segundo lugar, o processo é aprimorado por meio de uma análise detalhada dos dados sobre o assunto (HOFMANN *et al.*, 2022). Revisões sistemáticas da literatura são comumente empregadas em diversos campos, como energia (PIRES *et al.*, 2022), modelagem por deposição fundida, processos de fabricação 3D (POPESCU *et al.*, 2018), impressão usando ácido polilático (PLA) (LIU *et al.*, 2019), processos verdes aplicados à cadeia de suprimentos (BARBOSA *et al.*, 2023b) e indústria 4.0 (CORDEIRO; COOPER, 2019). Os artigos de revisão fornecem material atual sobre o corpo de conhecimento desejado.

2.3 Seleção de amostra

Este artigo emprega uma metodologia de revisão sistemática da literatura (SLR) para analisar a utilização de técnicas de otimização e modelagem na modelagem por deposição fundida. O banco de dados utilizado foi a Web of Science (WOS), excluindo artigos de revisão, papers de conferências, livros ou capítulos. De acordo com Tranfield *et al.* (2003), a SLR segue três etapas: 1) planejamento da revisão; 2) condução da revisão; 3) relatório e disseminação.

Planejamento da Revisão: Nesta fase, foi realizada uma delimitação cuidadosa do tema de interesse e selecionadas palavras-chave relevantes para a busca na literatura. A combinação selecionada baseou-se nas palavras-chave (*strings*): *Topic "Fused Deposition Modeling" and "optimization"*. No Campo *Title: "Full Factorial Design*" or 3D or 3d printing or Additive manufacturing and design of experiment or robust parameter design and "Response Surface Methodology" and "optimization" and desirability*. Isso sugere uma estratégia prévia para estabelecer critérios claros para a seleção de estudos a serem incluídos na revisão. Não houve filtros temporais, o primeiro artigo que retornou foi no ano de 2015.

Condução da Revisão: Para a seleção dos artigos, foram aplicados critérios de inclusão e exclusão. O primeiro critério foi que os artigos fossem aplicados; o segundo, que tivessem foco na modelagem e otimização; e o terceiro, que utilizassem a técnica de modelagem por deposição fundida. Inicialmente, foram identificados 187 artigos para análise na plataforma de dados Web of Science. Posteriormente, os artigos foram coletados e inseridos em uma planilha do MS Excel. Após a inclusão de todos os títulos e resumos, a planilha foi organizada e rigorosamente analisada, garantindo uma revisão abrangente da literatura relevante. Durante o processo de seleção, 11 artigos foram excluídos por consistirem em revisões e capítulos de livros, resultando em 178 artigos restantes. Ao ler os títulos e resumos dos artigos restantes, 147 artigos foram removidos. No final, restaram 31 artigos, que foram lidos na íntegra e representam a amostra final para análise.

Relatório e Disseminação: O software *VOSviewer* foi utilizado para conduzir uma análise detalhada dos dados. O conjunto de dados da amostra final no *Mendeley* foi baixado no formato RIS compatível e, em seguida, inserido no *VOSviewer* para análises de correlação de palavras (BARBOSA *et al.*, 2023; BARROS; SALVADOR; FRANCISCO, 2020; SOARES *et al.*, 2022). Utilizando dados das contribuições primárias extraídas dos artigos, foi realizada uma análise descritiva abrangendo os principais métodos de modelagem, técnicas de otimização, *software* CAD, *software* de fatiamento, impressoras utilizadas e peças de trabalho. Os dados fornecidos pela pesquisa servem de base para pesquisadores e profissionais iniciarem trabalhos acadêmicos e profissionais. Na Tabela 1, são fornecidas palavras-chave, número de artigos e o link para consulta adicional.

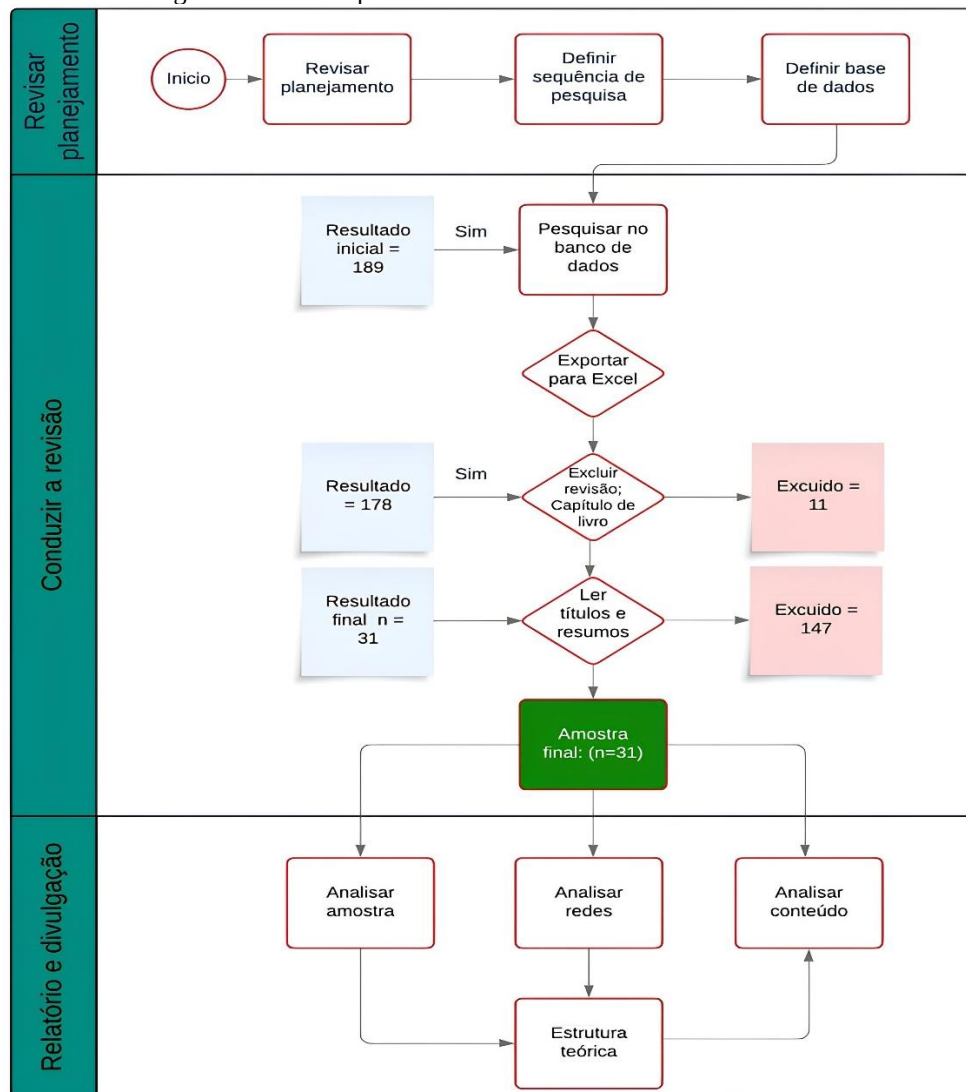
Tabela 1: Combinações de palavras-chave, número de artigos e o link para a consulta

#	Pesquisa	Resultado	Link
Topic	<i>Fused Deposition Modeling and "optimization"</i>	187	https://www.webofscience.com/wos/woscc/summary/2737628d-a258-4b14-81de-6048ec80806c-a0dac840/relevance/1
Title	<i>Full Factorial Design* or 3D or 3d printing or Additive manufacturing and design of experiment or robust parameter design and "Response Surface Methodology" and "optimization" and desirability</i>		
Filtros na Web of science	Não houveram filtros		
Excel	Planilha com os títulos e resumos; exclusão dos artigos de revisão e capítulos de livros; exclusão dos artigos que não fizeram aplicação de modelagem e otimização utilizando manufatura por deposição fundida.	31	

Fonte: Autores (2023)

O pesquisador deve manter em mente o objetivo da pesquisa e seguir os passos planejados de forma cuidadosa. O fluxo de pesquisa foi realizado utilizando o *lucidchart*, uma ferramenta que emprega a notação BPMN e diversos modelos de ferramentas gestão da qualidade e de negócios. Essa abordagem permite projetar, modelar, simular e controlar processos de forma eficiente (ARAÚJO; GOMES, 2022). Ao seguir o fluxo estabelecido, o pesquisador pode garantir a coerência e a eficácia do processo de pesquisa. É importante que cada etapa seja executada com precisão para garantir resultados confiáveis. O uso do fluxo da revisão facilita a visualização e a compreensão do fluxo de pesquisa, ajudando o pesquisador a identificar possíveis melhorias e otimizações ao longo do processo. O fluxo da pesquisa é descrito na figura 1.

Figura 1: Fluxo do procedimento utilizado na revisão sistemática



Fonte: Autores (2023)

2.4 Resultados e discussões

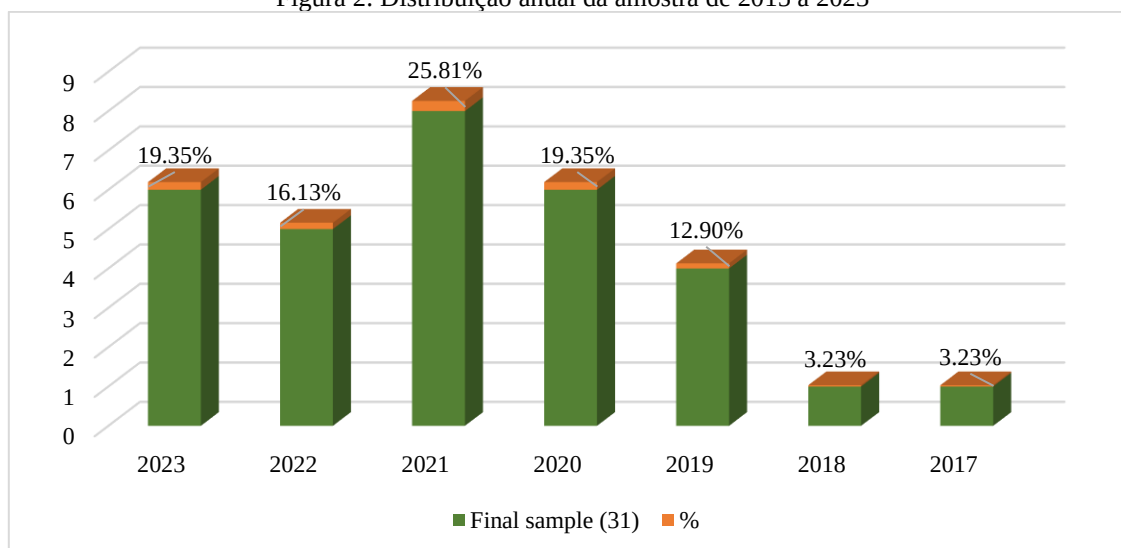
Esta seção é dedicada a responder às questões de pesquisa propostas. Inicialmente, são exploradas apenas as principais características encontradas na literatura, abrangendo tecnologias, os principais softwares, as peças de trabalho mais relevantes e os materiais mais utilizados. Em seguida, são investigadas as variáveis de entrada (controláveis) e as respostas de saída mais usadas associadas ao processo de manufatura aditiva. Por fim, são apresentados os principais métodos de modelagem e otimização empregados na FDM, com foco específico na modelagem por deposição fundida.

2.5 Características da literatura sobre modelagem por deposição fundida

As tendências na publicação de modelagem por deposição fundida (FDM) na impressão 3D de 2015 a 2023 e as principais categorias de publicação identificadas

durante esse período foram examinadas para abordar a primeira pergunta de pesquisa, Q1: Como a tendência de publicação na modelagem por deposição fundida (FDM) na impressão 3D evoluiu de 2015 a 2023, e quais são as principais categorias de publicações identificadas dentro deste período? Um total de 187 artigos foram identificados através das sequências de busca descritas na Tabela 1, desses artigos foram selecionados 31. Na amostra final, o ano de 2021 teve a maior representação com 8 artigos, correspondendo a 25,81%, seguido por 2023 e 2020, ambos com 6 artigos cada (19,35%). O ano de 2019 teve a menor representação na revisão sistemática da literatura (SLR) nos últimos 5 anos, com 4 artigos, equivalente a 12,90% da amostra final. Seguindo os critérios de exclusão: primeiro, artigos fossem aplicados; o segundo, que tivessem foco na modelagem e otimização; e o terceiro, que utilizassem a técnica de modelagem por deposição fundida. Não houveram filtros na WOS, o primeiro artigo que retornou foi no ano de 2015. Na figura 2, distribuição anual da amostra

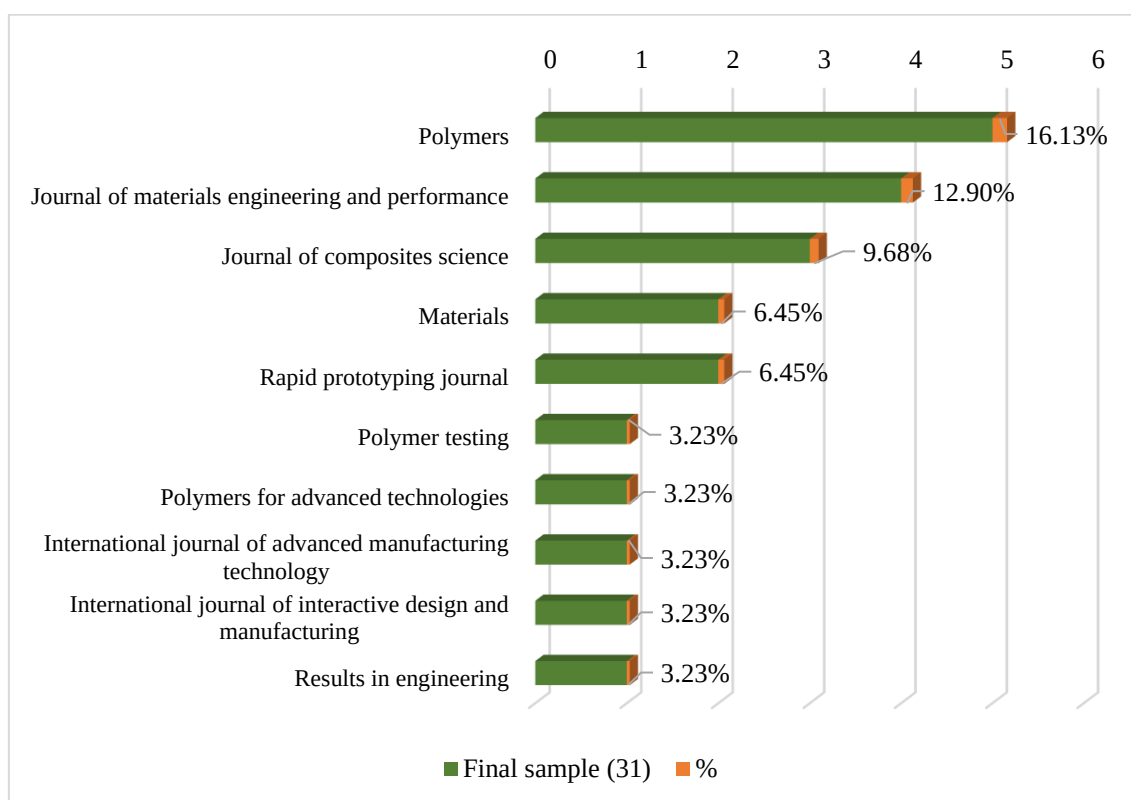
Figura 2: Distribuição anual da amostra de 2015 a 2023



Fonte: Autores (2023)

As publicações sobre otimização usando o método de impressão, modelagem por deposição fundida, estão presentes nas mais diversas áreas. O artigo *"FDM 3D Printing of Polymers Containing Natural Fillers: A Review of their Mechanical Properties"* ocupa a posição mais alta na tabela de mais mencionados. Os gráficos exemplificam o número de artigos publicados nas categorias da WOS, figura 3 demonstra as principais revistas usadas para publicar artigos relacionados ao tema, otimização de processo por modelagem por deposição fundida. Figura 3 o gráfico apresenta o percentual de publicações por revista.

Figura 3: Número de publicações por revistas (Web of science 2023)



Fonte: Autores (2023)

O gráfico de barras da figura 3, compara o número de publicações das principais revistas na amostra final. As dez principais revistas são expostas no gráfico, de acordo com o número de artigos publicados. As cinco principais revistas científicas foram as seguintes: *Polymers* com 5 artigos, representando 16,13%; *Journal of Materials Engineering and Performance* com 4 artigos, representando 12,90%; *Journal of Composites Science* com 3 artigos, representando 9,68%; *Materials* e *Rapid Prototyping Journal* com dois artigos cada, representando 6,45%. Nove revistas tiveram o percentual de 3,23% o que corresponde a 1 artigo, foram: *Polymer testing*, *Polymers for advanced Technologies*, *International journal of advanced manufacturing technology*, *International journal of interactive design and manufacturing*, *Results in engineering*, *Metals and materials international*, *International journal of pharmaceuticals*, *Journal of materials research and technology-jmr&t*, *Progress in additive manufacturing*, *Journal of applied polymer science*, *Materials design and applications*, *Journal of computational applied mechanics*, *Applied System Innovation*, *Journal of Industrial and Production Engineering*, *Manufacturing Technology*, juntas soma 48,9%.

A Tabela 2 identifica os artigos com o maior número de citações e os fatores JCR e JCI. O JCI é calculado com base no número médio de citações recebidas por artigos

publicados em uma determinada revista durante um período. O indicador permite comparar o desempenho de diferentes revistas na mesma área de conhecimento. O JCR é uma ferramenta bibliométrica desenvolvida pela *Clarivate Analytics* que fornece informações sobre o desempenho de periódicos acadêmicos em relação a outros na mesma categoria ou campo, e é calculado com base no número médio de citações recebidas por artigo publicado nos últimos dois anos. O JCI é uma métrica específica para a revista desenvolvida pela *Clarivate Analytics*, enquanto o JCR é um relatório mais abrangente que inclui várias métricas de desempenho de revistas, incluindo o Fator de Impacto. A Tabela 2 apresenta os autores e os indicadores da revista.

Tabela 2: Títulos, fatores de impacto, autores e citações

Source Journal	Authors	JCR	JCI	Cited
Polymer Testing	Wang, SH; Ma, YB; Deng, ZC; Zhang, S; Cai, JX	5.1	1.3	133
International Journal of Advanced Manufacturing Technology	Saad, MS; Nor, AM; Baharudin, ME; Zakaria, MZ; Aiman, AF	3.4	0.62	57
Results in Engineering	Hikmat, M; Rostam, S; Ahmed, YM	5	1.43	67
Journal of Materials Research and Technology- JMR&T	Atakok, G; Kam, M; Koc, HB	6.4	1.23	51
International Journal of Interactive Design and Manufacturing - IJIDEM	Deswal, S; Narang, R; Chhabra, D	2.1	0.41	48
Polymers	Moradi, M; Moghadam, MK; Shamsborhan, M; Bodaghi, M; Falavandi, H	5	0.9	45
Metals and materials International	Moradi, M; Meiabadi, S; Kaplan, A	3.5	0.68	40
International Journal of Pharmaceutics	Zhang, JX; Thakkar, R; Zhang, Y; Maniruzzaman, M	5.8	1.65	38
Journal of Composites Science	Moradi, M; Moghadam, MK; Shamsborhan, M; Bodaghi, M	3.3	0.45	33
Progress in Additive Manufacturing	Durao, LFCS; Barkoczy, R; Zancul, E; Ho, LL; Bonnard, R	NO	NO	29
Rapid Prototyping Journal	Schmitt, M; Mehta, RM; Kim, IY	3.9	0.77	29
Polymers	Waseem, M; Salah, B; Habib, T; Saleem, W; Abas, M; Khan, R; Ghani, U; Siddiqi, MUR	5	0.9	26
Rapid Prototyping Journal	Jiang, CP; Cheng, YC; Lin, HW; Chang, YL; Pasang, T; Lee, SY	3.9	0.77	24
Rapid Prototyping Journal	Dave, HK; Prajapati, AR; Rajpurohit, SR; Patadiya, NH; Raval, HK	3.9	0.77	14

Fonte: Autores (2023)

na Figura 5, é possível confirmar o alinhamento das palavras-chave com a proposta de pesquisa de analisar estudos práticos de modelagem e otimização, com o objetivo de encontrar as melhores configurações de impressão e materiais para, assim, obter orientações ótimas para a otimização das propriedades mecânicas e dimensionais.

Figura 5: Análise de cluster da amostra contendo 31 artigos



Fonte: Autoria própria (2024)

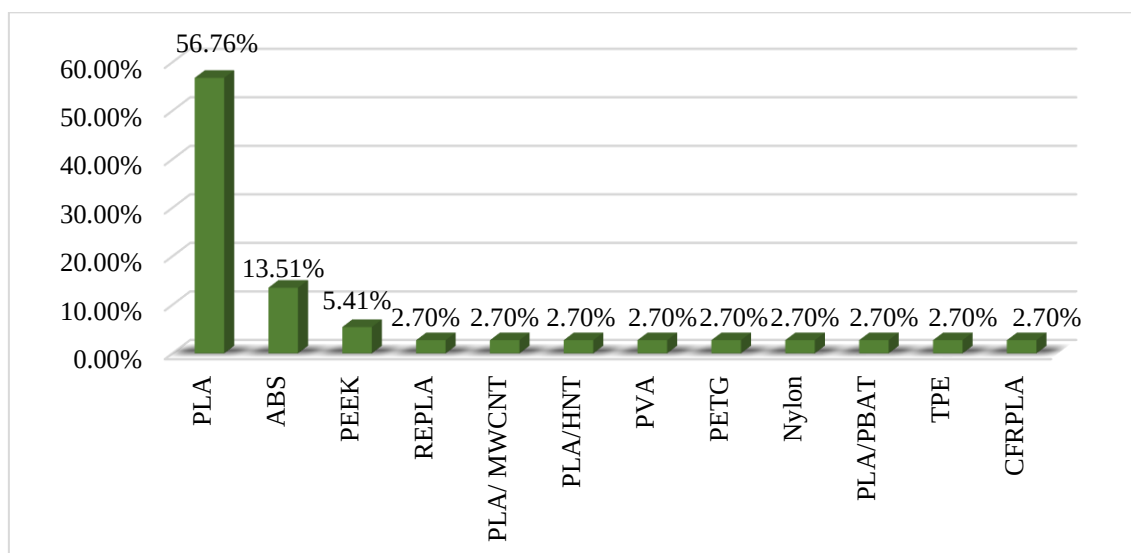
Na amostra final, palavras-chave que apareceram mais de 3 vezes nos artigos formam o cluster destacado em vermelho. Estes incluem manufatura aditiva, design experimental, modelagem por deposição fundida (FDM), propriedades mecânicas, qualidade da peça e parâmetros do processo.

2.6 Materiais de filamento, impressoras 3D, softwares CAD e de fatiamento (slicer)

A Modelagem por Deposição Fundida (FDM) é um processo baseado em extrusão onde, na impressão 3D e na manufatura aditiva, o filamento é aquecido e extrudado através de um bico (HIKMAT ET AL., 2021). A manufatura aditiva tornou-se popular, pois não utiliza métodos tradicionais de injeção, sendo um processo de baixo custo, capaz

de processar vários polímeros termoplásticos, como Nylon, ABS, PLA, TPE, PEEK, PETG (HARHOFF *ET AL.*, 2003; YANG & YEH, 2020). A Figura 6 mostra os principais materiais usados para impressão.

Figura 6: Número de vezes que os materiais apareceram nas pesquisas



Nota: Significados dos acrônimos: ácido polilático (PLA), ácido polilático reciclado (REPLA), PLA com compósitos de nanotubos de carbono de paredes múltiplas (PLA/MWCNT), PLA com compósitos de nanotubos de carbono de paredes múltiplas e nanotubos de haloisita (PLA/HNT), álcool poli vinílico (PVA), polietileno tereftalato modificado com glicol (PETG), acrilonitrila butadieno estireno (ABS), PLA + adipato-co-tereftalato de butileno (PLA/PBAT), polietetertercetona (PEEK), elastômero termoplástico (TPE), PLA reforçado com fibra de carbono (CFRPLA). Fonte: Autores (2023)

O PLA é um material amplamente utilizado para experimentos suas características como facilidade de uso, baixo custo e biodegradabilidade, o PLA apresenta uma baixa taxa de contração e pode sofrer deformações durante o resfriamento, o que pode impactar a precisão dimensional, influencia as características da peça (VALERGA *et al.*, 2018), tem baixo ponto de fusão (LIU *et al.*, 2019), tratamentos personalizados com misturas de componentes à base de polilactida (WATER *et al.*, 2015) e aplicações na medicina (XU *et al.*, 2018). Por ser um material de origem biológica, obtido de recursos renováveis como milho, mandioca e arroz, o PLA é o material mais utilizado na literatura estudada, com 21 estudos, correspondendo a 56,76% (Ileana *et al.* 2023). Na tabela 2.3, modelos, impressoras, softwares 3D, softwares de fatiamento.

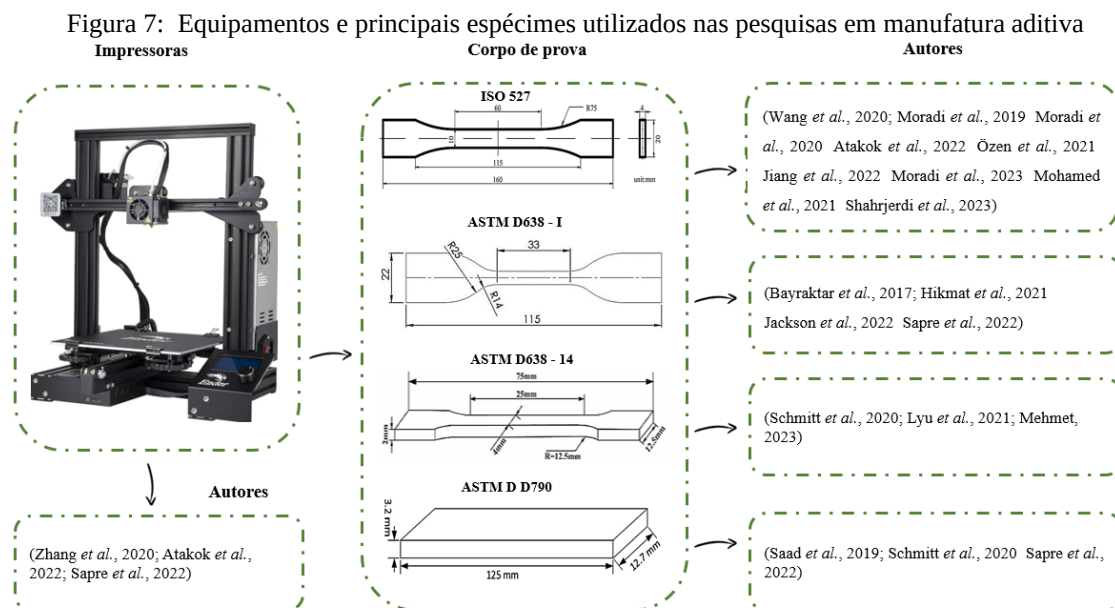
Tabela 3: Materiais utilizados na fabricação aditiva por modelagem de deposição fundida

	Autores	Impressora	Corpo de prova	Softwares	
				Desenho 3D	Fatiador 3D
1	(WANG <i>et al.</i> , 2020)	Raise3D Pro2 Plus	ISO 527-2-2012	SolidWorks 2014®	ideaMaker v.3.4.2, Raise 3D
2	(BUJ-CORRAL; BAGHERI; PETIT-ROJO, 2018)	Extrusora dupla Sigma de BCN3D	Amostras em forma de disco com 6 mm de diâmetro e 3 mm de altura	NE	Software Cura
3	(BAYRAKTAR <i>et al.</i> , 2017)	KASAME	ASTM D638-I	NE	Repetier Host
4	(SAAD <i>et al.</i> , 2019)	FRM 3D printer (Tarantula Prusa I3)	ASTM D790 and ISO178	CAD (CATIAV5)	Ultimaker Cura 4.0
5	(DESWAL; NARANG; CHHABRA, 2019a)	R*P2200i FDM da Adroitec	Amostras medindo 65 mm de comprimento, 13 mm de largura e 4 mm de espessura	Software CAD	NE
6	(HIKMAT; ROSTAM; AHMED, 2021)	DDKUN	ASTM D638-I	SolidWorks	Repetier and slic3r
7	(MORADI <i>et al.</i> , 2020b)	NE	NE	NE	NE
8	(MORADI; MEIABADI; KAPLAN, 2019)	NE	ISO 527-2 and ASTM D638	Solidwork	Simplify 3D
9	(ZHANG <i>et al.</i> , 2020)	Ultimaker S3	Os comprimidos foram desenhados no formato de um cilindro (altura, 4,5 mm; e diâmetro, 10 mm)	3D Builder (version 18.0.1931.0, Microsoft Corporation)	CURA Software (version 4.6.2, Ultimaker)
10	(MORADI <i>et al.</i> , 2020a)	Sizan 3	ISO 527-2	Solidworks	Software Simplify3D
11	(ATAKOK; KAM; BUKRE, 2022)	Ender 3 Pro	ISO 527, ISO 180 and ISO 178	SolidWorks	Simplify3D
12	(ÖZEN, A., AUHL, D., VÖLLMECKE, C., KIENDL, J., & ABALI, 2021)	Ultimaker 3 Extended	ASTM D3039 and ISO 527-2	Downloaded from a Salome 9.3 platform	Ultimaker Cura 4.3.0
13	(MORADI <i>et al.</i> , 2021)	Santam	ASTM-D 638 Type IV	NE	Simplify3D
14	(FERNANDO <i>et al.</i> , 2019)	Prusa Mendel i3	A cube with a length of 10 mm	Repetier Host V1.6.1	Slic3r
15	(SCHMITT; MEHTA; KIM, 2020)	Fortus 380 mc	ASTM D638-14 and D790-02	NE	Insight® 12.0

16	(ABAS <i>et al.</i> , 2020)	MakerBot 3D	ASTM D2990	NE	NE
17	(LYU <i>et al.</i> , 2021)	Ultimaker S5	ASTM D638-14	NE	NE
18	(JIANG <i>et al.</i> , 2022)	NE	ISO-527 e um modelo com medidas de 24x 10x 5,51 mm	NE	NE
19	(ABAS <i>et al.</i> , 2022)	XC555 PRO3D	ASTM E23-12c	NE	NE
20	(JACKSON; FOULADI; ESLAMI, 2022)	Mantis 3D Printer	ASTM D638 e pyramid	AutoDesk Inventor®	NA
21	(SELVAM <i>et al.</i> , 2021)	NE	ASTM D638-10 - reforçado com haste de carbono CF	NE	NE
22	(MORADI <i>et al.</i> , 2023)	NE	ISO 527-2	Solidwork	Simplify 3D
23	(MOHAMED <i>et al.</i> , 2021)	Spiderbot 4.0	ISO 527 5A22	NE	Ultimaker Cura
24	(SHAHJRJERDI; KARAMIMOOGHADAM; BODAGHI, 2023)	Monster Hercules Máquina 300x	ISO 527-2	Solid Work 2022 SP5	CHITUBOX versão 1.9.4
25	(GORGANI <i>et al.</i> , 2021)	NE	Amostra de formato hexagonal com quatro pares de faces paralelas com ângulos diferentes, a altura das amostras foi de 30 mm, e a distância das faces paralelas foi medida em três alturas diferentes de 10 mm, 20 mm e 30 mm. Cada amostra foi impressa em um retângulo de 100 mm por 150 mm.	NE	software MakerBot Replicator 2X
26	(SAPRE <i>et al.</i> , 2022)	Creality Ender 3	ASTM D638; ASTM D256; ASTM D790	Software CATIA	Cura do software Repetier
27	(ILEANA; RIPEANU; DINIT, 2023)	3D Raise E2	Discos planos e cubos. O par de fricção consistia na amostra do disco (raio 15 mm) e um cubo amostra (lado 4 mm) do mesmo material (ABS e PLA)	NE	NE
28	(MEHMET, 2023)	Zaxe X1	ASTM D638-14	SolidWorks	Zaxe Desktop
29	(WARKE; PURANIK, 2023)	NE	ASTM D 638 Tipo 4	NE	NE
30	(YEH; CHOU; LIN, 2021)	NE	ASTM D2240	Artec Eva	NE
31	(JABBAR, 2023)	M-100	NE	AutoCAD 2020	Ultimaker Cura

Fonte: Autores (2023)

A Tabela 3 apresenta os altares, as tecnologias utilizadas, os tipos de trabalho e as impressoras usadas. As principais tecnologias para projetar, fatiar e fabricar peças foram *Simplify 3D*, *Ultimaker Cura* e *Creality Ender 3*, respectivamente. Esta tabela oferece aos pesquisadores e profissionais opções para iniciar suas pesquisas ou intervenções. Na Figura 7, são mencionados os autores que utilizaram as tecnologias, impressoras e o tipo de material.



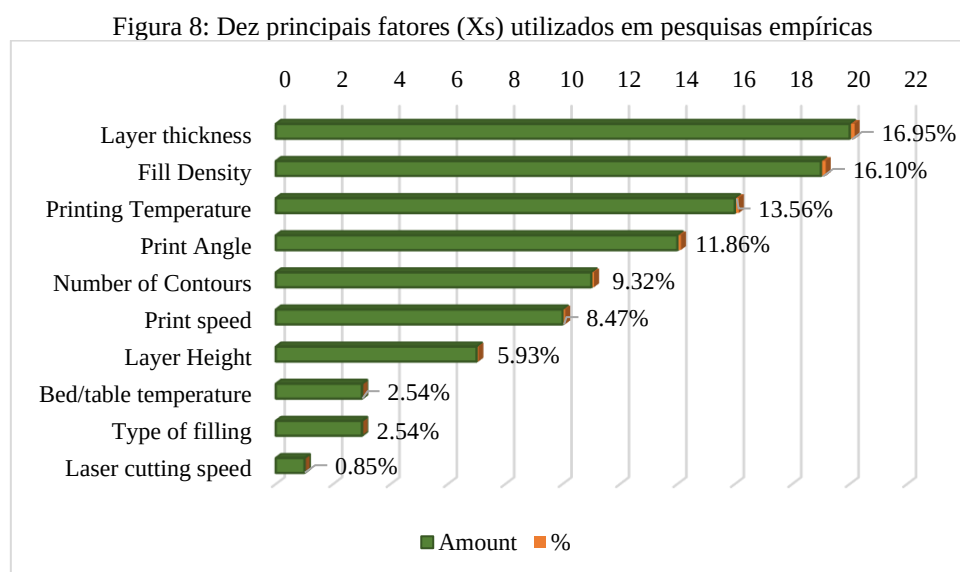
Fonte: Autores (2016)

A Figura 7 apresenta quatro projetos 3D das peças mais utilizadas na revisão: ISO 527 com nove trabalhos; ASTM D638 – 1 com quatro estudos; ASTM D638 – 14 com três estudos; e ASTM D790 com três estudos. Para o pesquisador ou profissional, é crucial ter um banco de dados que contenha os principais trabalhos, as tecnologias utilizadas e os corpos de prova mais utilizados em estudos de otimização e modelagem. Assim, a Tabela 3 e a Figura 6 apresentam uma abordagem didática, permitindo que os trabalhos acadêmicos comecem utilizando os principais recursos e tecnologias disponíveis na literatura como base.

2.7 Fatores e respostas

Para responder à terceira pergunta Q3: Quais são os principais fatores e respostas estudados na literatura para melhorar a qualidade da impressão 3D usando a modelagem por deposição fundida? Estudos de otimização e caracterização foram identificados. Os principais fatores de entrada e as principais respostas experimentais utilizados em estudos

de manufatura aditiva foram identificados, utilizando o método de modelagem por deposição fundida. Além disso, o tópico apresenta os principais corpos de prova impressos em 3D, as impressoras mais populares, programas de fatiamento e a criação de arquivos STL. Ademais, os tipos de materiais mais utilizados na pesquisa e as características do estudo, mecânicas ou dimensionais, foram analisados, proporcionando uma construção sólida que pode servir como base para a pesquisa. A Figura 8 apresenta os 10 principais fatores utilizados.



Fonte: Top 10 most used factors were displayed in the graphs, the others are: Laser Power, Radiant temperature, Outer layer speed, Retraction speed, Nozzle Diameter, Contour thickness, Fulfillment (H, N, r), ASTM3039, angle-ASTM3039, ISO 527-2, Specimen Modified ISO, Part height, each of these factors corresponds to 0.85% and used once in the sample. Autores (2023)

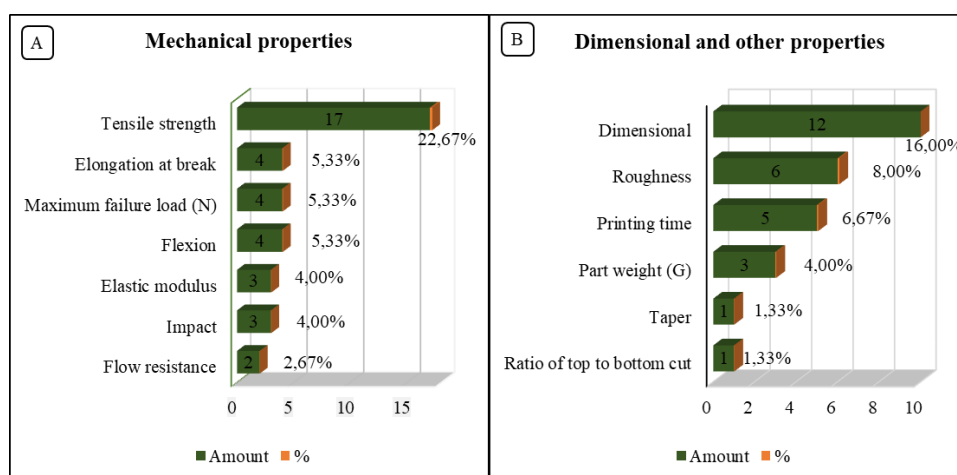
Na Figura 8, o gráfico de barras mostra os 10 fatores mais utilizados na literatura e suas porcentagens. Os outros estudos totalizam 16, e esses fatores aparecem apenas uma vez na amostra selecionada, correspondendo a 0,85% para cada fator. Na Figura 8, o gráfico de barras mostra as principais respostas utilizadas nos estudos. Figura 8: Principais respostas (Ys) utilizadas. Vários fatores contribuem para tornar a modelagem por deposição fundida competitiva, sem necessidade de moldes (OU-YANG; GUO; XU, 2018), diferentemente das técnicas de produção tradicionais, como moldagem por injeção e compressão (ECKER *et al.*, 2017). Na manufatura tradicional, como fresagem e usinagem, os produtos são fabricados removendo materiais de chapas e podem não alcançar a complexidade de produtos pequenos (WASTI; ADHIKARI, 2020).

A modelagem por deposição fundida é amplamente utilizada em projetos mecânicos, fabricação de implantes ortopédicos impressos. Neste estudo, as variáveis

utilizadas para otimizar o processo foram espessura da camada, largura do espaçamento e altura da camada, sendo esta última diretamente afetada pela dimensão da superfície (XU *et al.*, 2023). A altura da camada foi avaliada em estudos de dimensionamento mecânico e tração (FRUNZEVERDE *et al.*, 2023), influenciando as propriedades de tração das peças impressas em 3D conforme o método de teste padrão ASTM D638 tipo 4 para propriedades de tração. Após analisar os resultados, os autores identificaram que a peça é significativamente afetada pela velocidade (ANSARI; KAMIL, 2021; REZAEIAN *et al.*, 2022). Em outro estudo, avaliando o efeito da velocidade na morfologia e propriedades mecânicas, identificou-se que a velocidade de impressão tem efeitos significativos nas características de cor, rugosidade da superfície, densidade e propriedades compressivas (YANG E YEH, 2020). A velocidade também é estudada para verificar parâmetros relacionados ao acúmulo de material no bico e bloqueio. Quanto maior a velocidade, maiores os efeitos de acúmulo de material e bloqueio (LI *et al.*, 2019).

Parâmetros relacionados à densidade de preenchimento são observados em estudos para melhorar as propriedades mecânicas (DAVE *et al.*, 2021; GAWEL *et al.*, 2023; KUMAR *et al.*, 2021; LANZOTTI *et al.*, 2015; YAO *et al.*, 2020). Outro parâmetro utilizado para avaliar e melhorar os processos é a espessura da camada (DAVE *et al.*, 2020; KUIPERS *et al.*, 2020; MAMO *et al.*, 2022). Figura 9 traz as principais respostas mecânicas e dimensionais.

Figura 9: Principais respostas mecânicas e dimensionais



Fonte: No estudo, foram observadas um total de 23 respostas, sendo 17 referentes a propriedades mecânicas e 6 a propriedades dimensionais. As respostas relacionadas às propriedades mecânicas apareceram 47 vezes, enquanto as propriedades dimensionais e outras apareceram 28 vezes. As respostas restantes sobre propriedades mecânicas corresponderam a um percentual de 3,45% cada, abrangendo: Módulo de Young (GPa), taxa de fluência, módulo de armazenamento, módulo de perda, fator de perda, tipo de fratura, energia de fratura, volume e fricção. Autores (2023)

O estudo de Galetto *et al.* (2021) conclui que os parâmetros do processo podem ser divididos em três grupos principais. Primeiramente, os parâmetros do processo, como densidade de preenchimento, número de contornos, espessura da camada, ângulo do preenchimento, velocidade de impressão, temperatura do bico e altura da camada, são considerados. Em segundo lugar, os parâmetros da máquina, como diâmetro do filamento, largura do filamento e diâmetro do bico. Em seguida, os parâmetros geométricos, como as características espaciais e orientação das peças. Uma revisão sistemática focada em abranger todos os três grupos principais e entender suas características.

Entender quais respostas são estudadas fornece aos pesquisadores um suporte teórico para verificar possíveis anomalias em suas impressões. A produção de peças complexas fiéis aos seus designs e com a resistência mecânica necessária é um diferencial da manufatura aditiva. A indicação dos fatores mais utilizados na otimização mecânica e na pesquisa de precisão dimensional traz os benefícios de entender quais fatores podem ser usados para novos estudos.

Xu *et al.* (2023) abordam em sua pesquisa o processo de fabricação ortopédica impressa em 3D. O estudo considerou diversas variáveis para otimização, incluindo espessura da camada, largura do espaçamento e altura da camada. A altura da camada exerceu uma influência direta nas dimensões superficiais do produto final. Vagovský *et al.* (2015) O processo de melhoria dimensional foi avaliado usando o scanner 3D ATOS. O estudo considerou duas características: primeiro, o cálculo do diâmetro médio da barra em três seções, e segundo o cálculo do diâmetro separadamente. No estudo, os autores não obtiveram resultados satisfatórios na melhoria da precisão dimensional em hastes impressas em 3D.

Frunzaverde *et al.* (2023) Em seu estudo, os fatores de entrada utilizados foram: altura da camada (0,05 mm, 0,10 mm, 0,15 mm, 0,20 mm) e a cor do material (natural, preto, vermelho, cinza). Os resultados da pesquisa mostram que a melhor condição para resistência à tração foi a altura da camada, enquanto para precisão dimensional, a melhor condição foi a interação entre a cor do PLA preto e a altura da camada.

Ansari & Kamil (2021) Eles estudaram os fatores de entrada velocidade de extrusão e temperatura de extrusão, visando otimizar a resistência à tração e as propriedades dimensionais. Uma maior resistência à tração foi encontrada na velocidade de impressão de 50 mm/s, enquanto uma menor resistência à tração foi observada na velocidade de impressão de 40 mm/s. A principal razão para a otimização da resistência à tração é que em altas velocidades de impressão, as ligações entre interfaces de camadas

ocorrem mais rapidamente. Para precisão dimensional, o mínimo de desvio é encontrada em baixas velocidades de impressão.

Rezaeian *et al.* (2022) Eles também estudaram o efeito da velocidade de impressão na resistência à tração e à fratura. Em seu estudo, foi observado que velocidades mais altas resultaram em maior resistência à tração. A amostra produzida a uma velocidade de impressão de 70 mm/s exibiu a máxima resistência à tração. Em relação ao fator de flexão, as amostras fabricadas a uma velocidade de impressão de 70 mm/s mostraram a maior elongação e ductilidade.

2.8 Métodos de Modelagem e Otimização

Os arranjos experimentais representam técnicas fundamentais na organização e execução de experimentos, com o objetivo de elucidar relações causais entre variáveis. Nesta seção, as principais técnicas empregadas em pesquisas práticas dentro da amostra selecionada são delineadas. Assim, este estudo visa estabelecer um ponto de referência para a seleção das técnicas mais relevantes, fornecendo dados a pesquisadores e profissionais para escolher os arranjos experimentais mais apropriados para suas investigações. Essa abordagem proporciona uma base lógica para a seleção de técnicas, otimizando a alocação de recursos. Na Figura 10, é fornecido um resumo conciso das técnicas de arranjo, o número de artigos que as empregam e seus autores.

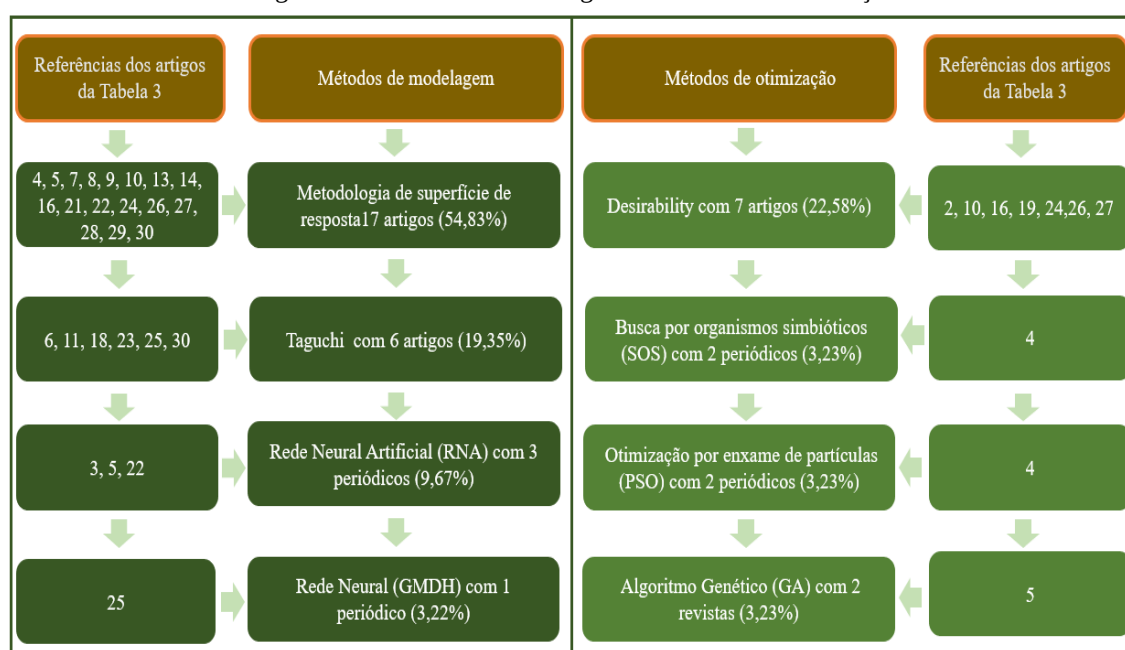
Figura 10: Principais arranjos experimentais utilizados em modelagem e otimização na amostra



Fonte: Autores (2024)

O estudo apresentado descreve logicamente, nos tópicos anteriores, as características da literatura sobre Manufatura por Deposição Fundida (FDM), incluindo as tecnologias, softwares, peças de trabalho, impressoras, materiais, fatores, respostas e arranjos experimentais mais predominantemente utilizados. Neste momento, os principais métodos abrangentes de modelagem e otimização na amostra são delineados para definir quais métodos estão em destaque. A Figura 11 mostra os principais métodos utilizados para modelagem.

Figura 11: Métodos de modelagem e métodos de otimização



Fonte: O cálculo da porcentagem foi realizado dividindo o número de artigos pela amostra total.

Autores (2023)

Estudos de modelagem e otimização são comuns, utilizando métodos simultaneamente. Buj-Corral *et al.* (2018) em seu estudo, utilizaram um experimento fatorial completo para escolher os melhores fatores para reduzir a porosidade das peças. O mesmo estudo utilizou a desejabilidade para otimizar múltiplos fatores de entrada como função da otimização da resistência mecânica. Deswal *et al.* (2019) empregaram uma abordagem híbrida para otimizar a precisão dimensional, utilizando RSM (metodologia de superfície de resposta e algoritmos genéricos) e GA (RSM-GA), GA e ANN (ANN-GA) (algoritmos genéricos e redes neurais artificiais). Saad *et al.* (2019) utilizaram a metodologia de superfície de resposta (RSM) para estabelecer a relação entre variáveis de entrada e a estratégia ótima por meio de modelos de regressão. O estudo empregou altura da camada, velocidade de impressão e velocidade de impressão da camada externa

como fatores de entrada. A otimização foi conduzida utilizando métodos de otimização por enxame de partículas e organismos simbióticos. Os autores demonstraram que a resposta estudada melhorou de 8,5% para 8,8%. Comparado ao RSM, os resultados foram superiores.

Zhang *et al.* (2020) utilizaram o design de Box-Behnken para aprimorar o efeito das saídas, incluindo carga de medicamento, propriedades mecânicas e desempenho de liberação de medicamento *in vitro*. O estudo alcançou a otimização das cargas de dosagem de medicamento, otimização da impressão de cápsulas 3D e melhoria das propriedades mecânicas. Mehmet (2023) em seu estudo, empregaram o design de Box-Behnken para aumentar a resistência à tração. Os fatores de entrada investigados foram ângulo de impressão, densidade de preenchimento e número de contornos. Os valores mais significativos obtidos foram um ângulo de impressão de 90°, densidade de preenchimento de 100% e número de contornos de 5-6, que maximizaram a resistência à tração. No entanto, aumentar a densidade de preenchimento resultou em maior uso de material e tempos de impressão mais longos. Os métodos de modelagem e otimização têm se mostrado eficientes para abordar os melhores parâmetros de impressão.

2.9 Conclusões

O presente estudo apresenta uma revisão sistemática da literatura sobre manufatura aditiva, utilizando modelagem por deposição de filamento fundido (FDM), para investigar materiais e software, bem como os principais fatores e suas respostas, métodos de modelagem e otimização multiobjetivo aplicados à manufatura aditiva.

Para a primeira pergunta de pesquisa Q1: Como a tendência de publicação na modelagem por deposição fundida (FDM) na impressão 3D evoluiu de 2015 a 2023, e quais são as principais categorias de publicações identificadas dentro deste período? Um total de 187 artigos foram identificados por meio dos protocolos de busca delineados na Tabela 1. A análise desse conjunto de dados revelou um aumento consistente nas publicações sobre FDM de 2015 a 2021. Na amostra final, 2021 teve a maior representação com 8 artigos (25,81%), seguido por 2023 e 2020, cada um com 6 artigos (19,35%). Por outro lado, 2019 exibiu a menor representação na revisão sistemática da literatura (RSL) nos últimos 5 anos, com 4 artigos (12,90%). Representações gráficas ilustram a distribuição dos artigos nas categorias da Web of Science (WoS). Além disso, foi feita uma comparação entre o número de publicações das principais revistas na amostra inicial versus na amostra final. Na amostra final, as cinco principais revistas

científicas foram: *Polymers* (16,13%), *Journal of Materials Engineering and Performance* (12,90%), *Journal of Composites Science* (9,68%) e *Materials and Rapid Prototyping Journal*, cada uma com dois artigos, representando 6,45%.

Em resposta à Q2: Quais são os principais materiais, impressoras e software CAD usados na impressão por modelagem de deposição fundida (FDM)? O PLA é o material mais utilizado na literatura estudada, com 21 estudos, correspondendo a 56,76%. As principais normas são ISO 527 com nove trabalhos; ASTM D638 - 1 com 4 estudos; ASTM D638 - 14 com 3 estudos e ASTM D790 com três estudos. As principais tecnologias para projeto, fatiamento e fabricação de peças foram *Simplify 3D*, *Ultimaker Cura* e *Creality Ender 3*, respectivamente.

Para a Q3: Quais são os principais fatores e respostas estudados na literatura para melhorar a qualidade da impressão 3D usando manufatura por deposição fundida? Os principais fatores utilizados na pesquisa foram: espessura da camada com 16,95%, densidade de preenchimento com 16,10% e temperatura de impressão com 13,56%. As principais respostas são resistência à tração com 22,67%, dimensional com 16% e rugosidade com 8%. Para Q4: Quais são os principais métodos de modelagem e otimização? O principal método de modelagem foi a metodologia de superfície de resposta com 54,83%, sete revistas, seguido por Taguchi com 19,35%, seis revistas. O principal método de otimização foi a desejabilidade com 22,58%, 7 revistas.

Estudos futuros podem considerar outras tecnologias empregadas na manufatura aditiva, como sinterização a laser seletiva (SLS), estereolitografia (SLA), manufatura de objetos laminados (LOM) e processamento direto de luz, ou estudos combinados dessas técnicas. Outro ponto de consideração seria o refinamento de parâmetros em geometrias complexas ou impressões personalizadas, como conexões articuladas.

2.10 Referências

ABAS, Muhammad et al. Parametric investigation and optimization to study the effect of process parameters on the dimensional deviation of fused deposition modeling of 3D printed parts. **Polymers**, v. 14, n. 17, p. 3667, 2022.

ANSARI, Anis A.; KAMIL, M. Effect of print speed and extrusion temperature on properties of 3D printed PLA using fused deposition modeling process. **Materials Today: Proceedings**, v. 45, p. 5462-5468, 2021.

ATAKOK, Gurcan; KAM, Menderes; KOC, Hanife Bukre. Tensile, three-point bending and impact strength of 3D printed parts using PLA and recycled PLA filaments: A statistical investigation. **Journal of Materials Research and Technology**, v. 18, p. 1542-1554, 2022.

BARROS, Murillo Vetroni et al. Mapping of research lines on circular economy practices in agriculture: From waste to energy. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 131, p. 109958, 2020.

BAYRAKTAR, Ömer et al. Experimental study on the 3D-printed plastic parts and predicting the mechanical properties using artificial neural networks. **Polymers for Advanced Technologies**, v. 28, n. 8, p. 1044-1051, 2017.

BUJ-CORRAL, Irene; BAGHERI, Ali; PETIT-ROJO, Oriol. 3D printing of porous scaffolds with controlled porosity and pore size values. **Materials**, v. 11, n. 9, p. 1532, 2018.

DAVE, Harshit K. et al. Effect of multi-infill patterns on tensile behavior of FDM printed parts. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, v. 43, n. 1, p. 23, 2021.

DAVE, Harshit K. et al. Open hole tensile testing of 3D printed parts using in-house fabricated PLA filament. **Rapid Prototyping Journal**, v. 26, n. 1, p. 21-31, 2020.

DE SOUZA BARBOSA, Anrafel et al. Integration of Environmental, Social, and Governance (ESG) criteria: their impacts on corporate sustainability performance. **Humanities and Social Sciences Communications**, v. 10, n. 1, p. 1-18, 2023.

DESWAL, Sandeep; NARANG, Rajan; CHHABRA, Deepak. Modeling and parametric optimization of FDM 3D printing process using hybrid techniques for enhancing dimensional preciseness. **International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDeM)**, v. 13, p. 1197-1214, 2019.

DURÃO, Luiz Fernando CS et al. Optimizing additive manufacturing parameters for the fused deposition modeling technology using a design of experiments. **Progress in**

Additive Manufacturing, v. 4, p. 291-313, 2019.

ECKER, Josef Valentin et al. 3D-material extrusion-printing with biopolymers: a review. **Chem. Mater. Eng.**, v. 5, n. 4, p. 83-96, 2017.

FRUNZEVERDE, Doina et al. The influence of the layer height and the filament color on the dimensional accuracy and the tensile strength of FDM-printed PLA specimens. **Polymers**, v. 15, n. 10, p. 2377, 2023.

GAWEŁ, Anna et al. Examination of low-cyclic fatigue tests and poisson's ratio depending on the different infill density of polylactide (PLA) produced by the fused deposition modeling method. **Polymers**, v. 15, n. 7, p. 1651, 2023.

HAGHSHENAS GORGANI, Hamid et al. A nonlinear error compensator for FDM 3D printed part dimensions using a hybrid algorithm based on GMDH neural network. **Journal of Computational Applied Mechanics**, v. 52, n. 3, p. 451-477, 2021.

HIKMAT, Mohammed; ROSTAM, Sarkawt; AHMED, Yassin Mustafa. Investigation of tensile property-based Taguchi method of PLA parts fabricated by FDM 3D printing technology. **Results in Engineering**, v. 11, p. 100264, 2021.

JABBAR, Mostafa Abbas et al. A Design of Experiment Analysis Approach to Improve Part Quality in 3D Printing. **Manufacturing Technology Journal**, v. 23, n. 3, p. 290-297, 2023.

JACKSON, Brandon; FOULADI, Kamran; ESLAMI, Babak. Multi-parameter optimization of 3D printing condition for enhanced quality and strength. **Polymers**, v. 14, n. 8, p. 1586, 2022.

JATTI, Vijaykumar S. et al. Mechanical properties of 3D-printed components using fused deposition modeling: optimization using the desirability approach and machine learning regressor. **Applied System Innovation**, v. 5, n. 6, p. 112, 2022.

JIANG, Cho-Pei et al. Optimization of FDM 3D printing parameters for high strength PEEK using the Taguchi method and experimental validation. **Rapid Prototyping Journal**, v. 28, n. 7, p. 1260-1271, 2022.

KUIPERS, Tim et al. A framework for adaptive width control of dense contour-parallel toolpaths in fused deposition modeling. **Computer-Aided Design**, v. 128, p. 102907, 2020.

KUMAR, K. Sathish et al. Augmenting effect of infill density and annealing on mechanical properties of PETG and CFPETG composites fabricated by FDM. **Materials Today: Proceedings**, v. 45, p. 2186-2191, 2021.

LANZOTTI, Antonio et al. The impact of process parameters on mechanical properties of parts fabricated in PLA with an open-source 3-D printer. **Rapid Prototyping Journal**, v. 21, n. 5, p. 604-617, 2015.

LI, Zhiyong et al. Experimental investigation using vibration testing method to optimize feed parameters of color mixing nozzle for fused deposition modeling color 3D printer. **Advances in Mechanical Engineering**, v. 11, n. 12, p. 1687814019896196, 2019.

LIU, Zengguang et al. A critical review of fused deposition modeling 3D printing technology in manufacturing polylactic acid parts. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 102, p. 2877-2889, 2019.

LYU, Yang et al. Optimization of 3D printing parameters for high-performance biodegradable materials. **Journal of Applied Polymer Science**, v. 138, n. 32, p. 50782, 2021.

TÜNÇAY, Mehmet Masum. An investigation of 3D printing parameters on tensile strength of PLA using response surface method. **Journal of Materials Engineering and Performance**, p. 1-10, 2023.

MOHAMED, Timoumi et al. Optimization of fused deposition modeling process parameters using the Taguchi method to improve the tensile properties of 3D-printed polyether ether ketone. **Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part L: Journal of Materials: Design and Applications**, v. 235, n. 11, p. 2565-2573, 2021.

MAMO, Hana Beyene et al. Modeling and analysis of flexural strength with fuzzy logic technique for a fused deposition modeling ABS components. **Materials Today:**

Proceedings, v. 57, p. 768-774, 2022.

MORADI, Mahmoud et al. Statistical and experimental analysis of process parameters of 3D nylon printed parts by fused deposition modeling: response surface modeling and optimization. **Journal of Materials Engineering and Performance**, v. 30, n. 7, p. 5441-5454, 2021.

MORADI, Mahmoud et al. 3D printing of acrylonitrile butadiene styrene by fused deposition modeling: Artificial neural network and response surface method analyses. **Journal of Materials Engineering and Performance**, v. 32, n. 4, p. 2016-2028, 2023.

MORADI, Mahmoud; MEIABADI, Saleh; KAPLAN, Alexander. 3D printed parts with honeycomb internal pattern by fused deposition modelling; experimental characterization and production optimization. **Metals and Materials International**, v. 25, p. 1312-1325, 2019.

MORADI, Mahmoud et al. The synergic effects of FDM 3D printing parameters on mechanical behaviors of bronze poly lactic acid composites. **Journal of Composites Science**, v. 4, n. 1, p. 17, 2020.

MORADI, Mahmoud et al. Post-processing of FDM 3D-printed polylactic acid parts by laser beam cutting. **Polymers**, v. 12, n. 3, p. 550, 2020. b.

OU-YANG, Qing; GUO, Baohua; XU, Jun. Preparation and characterization of poly (butylene succinate)/polylactide blends for fused deposition modeling 3D printing. **ACS omega**, v. 3, n. 10, p. 14309-14317, 2018.

ÖZEN, Arda et al. Optimization of manufacturing parameters and tensile specimen geometry for fused deposition modeling (FDM) 3D-printed PETG. **Materials**, v. 14, n. 10, p. 2556, 2021.

PORTOACĂ, Alexandra Ileana et al. Optimization of 3D printing parameters for enhanced surface quality and wear resistance. **Polymers**, v. 15, n. 16, p. 3419, 2023.

REZAEIAN, Parham et al. Effect of printing speed on tensile and fracture behavior of

ABS specimens produced by fused deposition modeling. **Engineering Fracture Mechanics**, v. 266, p. 108393, 2022.

SAAD, Mohd Sazli et al. Optimization of surface roughness in FDM 3D printer using response surface methodology, particle swarm optimization, and symbiotic organism search algorithms. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 105, p. 5121-5137, 2019.

SCHMITT, Matt; MEHTA, Raj Mattias; KIM, Il Yong. Additive manufacturing infill optimization for automotive 3D-printed ABS components. **Rapid Prototyping Journal**, v. 26, n. 1, p. 89-99, 2020.

SELVAM, Arivazhagan et al. Preparation and evaluation of the tensile characteristics of carbon fiber rod reinforced 3D printed thermoplastic composites. **Journal of Composites Science**, v. 5, n. 1, p. 8, 2020.

SHAHRJERDI, Ali; KARAMIMOGHADAM, Mojtaba; BODAGHI, Mahdi. Enhancing Mechanical Properties of 3D-Printed PLAs via Optimization Process and Statistical Modeling. **Journal of Composites Science**, v. 7, n. 4, p. 151, 2023.

SOARES, Williane de Oliveira Silva et al. Gage R&R studies in measurement system analysis: A systematic literature review. **Quality Engineering**, v. 34, n. 3, p. 382-403, 2022.

VAGOVSKÝ, Juraj; BURANSKÝ, Ivan; GÖRÖG, Augustín. Evaluation of measuring capability of the optical 3D scanner. **Procedia Engineering**, v. 100, p. 1198-1206, 2015.

VALERGA, Ana Pilar et al. Influence of PLA filament conditions on characteristics of FDM parts. **Materials**, v. 11, n. 8, p. 1322, 2018.

WANG, Shuheng et al. Effects of fused deposition modeling process parameters on tensile, dynamic mechanical properties of 3D printed polylactic acid materials. **Polymer testing**, v. 86, p. 106483, 2020.

WARKE, Shubhada S.; PURANIK, V. S. Optimizing Energy Consumption, Surface

Quality, and Production Time in Fused Deposition Modeling Based 3D Printing of Polylactic Acid Polymers. **Journal of Materials Engineering and Performance**, v. 33, n. 9, p. 4492-4501, 2024.

WASEEM, Muhammad et al. Multi-response optimization of tensile creep behavior of PLA 3D printed parts using categorical response surface methodology. **Polymers**, v. 12, n. 12, p. 2962, 2020.

WASTI, Sanjita; ADHIKARI, Sushil. Use of biomaterials for 3D printing by fused deposition modeling technique: a review. **Frontiers in chemistry**, v. 8, p. 315, 2020.

WATER, Jorrit Jeroen et al. Three-dimensional printing of drug-eluting implants: preparation of an antimicrobial polylactide feedstock material. **Journal of pharmaceutical sciences**, v. 104, n. 3, p. 1099-1107, 2015.

XU, Wenyang et al. Three-dimensional printing of wood-derived biopolymers: a review focused on biomedical applications. **ACS sustainable chemistry & engineering**, v. 6, n. 5, p. 5663-5680, 2018.

YAO, Tianyun et al. Tensile failure strength and separation angle of FDM 3D printing PLA material: Experimental and theoretical analyses. **Composites Part B: Engineering**, v. 188, p. 107894, 2020.

YEH, Chia Hung; CHOU, Chia Man; LIN, Chien Pang. Design of experiment for optimization of 3D printing parameters of base plate structures in colostomy bag for newborns. **Journal of Industrial and Production Engineering**, v. 38, n. 7, p. 523-535, 2021.

ZHANG, Jiaxiang et al. Structure-function correlation and personalized 3D printed tablets using a quality by design (QbD) approach. **International Journal of Pharmaceutics**, v. 590, p. 119945, 2020.

3. ARTIGO 2 – COMBINANDO ÍNDICES DE CAPABILIDADE DE PROCESSOS E METODOLOGIA DE SUPERFÍCIE DE RESPOSTA PARA OTIMIZAÇÃO SIMULTÂNEA DOS PROCESSOS DE MEDIÇÃO E DE FABRICAÇÃO.

RESUMO

Este estudo propõe uma estratégia de otimização para analisar o *trade-off* entre os objetivos de aprimoramento do processo de fabricação e medição. Uma ampla gama de estudos está disponível para a modelagem e otimização do processo de fabricação. Entretanto, no contexto da modelagem do sistema de medição, a maioria dos trabalhos se dedica predominantemente aos estudos de repetitividade e reprodutividade. Além disso, é importante observar que os estudos relacionados à medição e a melhoria dos processos de produção são frequentemente conduzidos de forma independente. Não foi identificado até o momento na literatura abordagens que sejam capazes de explorar, em um único arranjo experimental, a variabilidade tanto do processo de fabricação quanto do processo de medição. Portanto, o objetivo deste estudo é propor um modelo de superfície de resposta que integre os índices de capacidade de processo de fabricação (C_a) e processo de medição (C_{gk}). Para alcançar esse objetivo, a proposta foi validada em um processo de modelagem por deposição fundida, no qual as características de qualidade medidas foram a espessura e largura do corpo de prova. Para essas medições, foram calculados os respectivos índices de capacidade do processo de fabricação e de medição. Investigou-se também como esses índices variavam em função dos parâmetros de impressão 3D, tais como velocidade de impressão, densidade de preenchimento, altura e largura da camada. A melhor solução consiste em largura da camada 0.6 mm, altura da camada 0.28 mm, densidade de preenchimento 90% e velocidade de 50 mm/s, que classificou o processo de fabricação como excelente e o processo de medição como capaz.

Palavras-chaves: Análise de capacidade de processo, *Desirability*, Impressão 3D, manufatura aditiva, Otimização multiobjetivo, Sistema de medição.

3.1 Introdução

Para alcançar de maneira satisfatória os objetivos de otimização multiobjetivo, é necessário empregar procedimentos metodologicamente robustos na resolução de problemas de fabricação e medição. A complexidade inerente a essa tarefa demanda uma

abordagem estruturada como o design de experimentos (DOE). Esse método garante uma alocação eficiente de recursos que serão utilizados nos experimentos, identificando e analisando a interação entre as múltiplas variáveis de controle e as respostas. O DOE proporciona a obtenção de modelos significativos sobre o comportamento dos processos e a identificação de condições operacionais ótimas para alcançar os objetivos estabelecidos (PERUCHI *et al.*, 2020). A otimização multiobjetivo, consiste em obter os melhores resultados a partir de um conjunto de funções objetivos muitas vezes conflitantes. Enquanto uma parametrização pode melhorar um dos objetivos, os demais podem ter impactos negativos. Assim, na otimização multiobjetivo, é importante encontrar uma solução de compromisso entre as respostas (AMORIM *et al.*, 2022; GUSTAVO *et al.*, 2022; ROCHA *et al.*, 2016).

Originalmente desenvolvida por Derringer & Suich (2018), o *Desirability* é uma das técnicas mais utilizadas na otimização de processos com múltiplos objetivos (AKTEKE-ÖZTÜRK; WEBER; KÖKSAL, 2017; AYYILDIZ *et al.*, 2023; ELGENDY *et al.*, 2023; HARISHA *et al.*, 2023; TAWFIK *et al.*, 2023). Ghosh *et al.* (2017) aplicaram o *Desirability* para otimizar a soldagem MIG do aço AISI 409. Eles avaliaram o efeito da vazão de gás e a distância do bico para as placas, com objetivo de otimizar a resistência à tração e ao escoamento. Abbas *et al.*, (2023) Este estudo analisa o impacto da condição de corte na usinagem do aço AISI 1045, usando pastilhas alisadoras. Comparou-se pastilhas de ponta redonda e convencionais. O *Desirability* foi utilizado para otimizar a rugosidade superficial, força de corte e temperatura. Estudos utilizando de otimização em modelagem por deposição fundida utilizam a técnica de *desirability* com frequência, em seus experimentos, Moradi *et al.* (2020) otimizaram a carga máxima de falha, utilizando como fatores de entrada, espessura da camada, percentual de preenchimento e a temperatura de imração. Abas *et al.* (2020) combina a aplicação da modelagem de experimentos com superfície de resposta e otimização utilizando o *desirability* em peças produzidas utilizando modelagem por deposição fundida na otimização de respostas dimensionais e resitencia a tração.

Outras técnicas relevantes para otimização multiobjetivo envolvem os índices de capacidade de processos, tais como: C_a , C_p , C_{pl} , C_{pu} , C_{pk} , C_{pm} e C_{pmk} . Esses índices associam os requisitos da qualidade do cliente com a variabilidade do processo na forma de uma razão (AL-REFAIE & BATA, 2010; BARBOSA ET. AL., 2023B; GASPARIN ET AL., 2013; LEUNG & SPIRING, 2007; PEARN ET AL., 2018; WU ET AL., 2009). Oliveira *et al.* (2020) desenvolveram um processo baseado em otimização multiobjetivo

de índices de capacidade multivariados para processos industriais, com foco em equilibrar os valores médios e as capacidades de previsão ótimas de Pareto. No estudo o método foi aplicado em um processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205, com resultados de modelagem significativos. Para realizar a otimização dos índices de capacidade os autores Zhang *et al.* (2021) desenvolveram um algoritmo de aprendizagem de máquina *Ensemble Learning Based on Policy Optimization Neural Networks* (ELPONN), o algoritmo evita que a otimização dos índices de capacidade entrem no ponto mínimo de desempenho. Precision *et al.* (2021) propõe um framework baseado em ontologia para otimização da precisão de montagem. A abordagem inclui a modelagem semântica da análise de precisão de montagem, características fora da tolerância e ajustes de tolerância. Além disso, é estabelecida uma relação entre o índice de capacidade do processo (C_p) de montagem e a otimização da precisão. Oliveira *et al.* (2019) na pesquisa propõe a otimização de índices de capacidade modificados, levando em consideração a variabilidade natural e a variabilidade permitida. Para o processo de otimização das razões de capacidade foi utilizado um método Normal Boundary Intersection (NBI) combinado com o algoritmo Gradient Reduced Generalized (GRG).

Frequentemente um processo não é capaz de atender os requisitos do cliente, não por causa de variação na fabricação, mas por excesso de variação do sistema de medição. Nestes casos, estudos de repetitividade e reprodutividade são executados antes do estudo de modelagem e otimização do processo de fabricação. O método DMAIC (definir, medir, analisar, melhorar e controlar) da metodologia Lean Six Sigma é frequentemente usado para estruturar esse processo de tomada de decisão (CHANDARANA *ET AL.*, 2023; KLOCHKOV *ET AL.*, 2019; MUTASIM *ET AL.*, 2022; YADRIFIL *ET AL.*, 2020). Peruchi *et al.*, (2020) no método MDMAIC propõe uma abordagem multivariada, considerando a correlação entre pontos críticos do processo. Na fase de medição, valida-se o sistema com um GR&R multivariado. Nas etapas de análise e implementação, aprimoram-se os processos, calculando índices multivariados de capacidade para avaliar perdas antes e depois da fabricação em operações de torneamento. Essa metodologia otimiza a qualidade e eficiência do processo, considerando a complexidade das variáveis envolvidas, analisando o sistema de medição e de fabricação em fases distintas. Gadim & Doniavi (2018) estudaram a resistência à tração em fibras, considerando múltiplos fatores. O comprimento/diâmetro mostrou-se mais significativo. O modelo de superfície de resposta previu os valores ideais. O método GR&R indicou aceitabilidade do sistema

de medição, com uma taxa de erro total de 4,06%. Foram identificadas 34 categorias distintas, bem acima do mínimo recomendado de 5.

Outra pesquisa que não usou o método DMAIC, mas que explorou a minimização do erro de medição e otimização do processo de fabricação foi o trabalho de F. Wu *et al.*, (2021). Os autores ressaltaram a relevância do sistema de medição para a precisão dos resultados experimentais. Durante seu projeto de parâmetros robustos, ele considera aspectos como a velocidade do fuso, a taxa de avanço, a profundidade do corte e o raio da ponta da ferramenta, bem como as variáveis de ruído, pastilhas da ferramenta e a temperatura, que interferem na diminuição da rugosidade. No estudo, também é examinado o sistema de medição e se busca aprimorar em fases distintas a redução da rugosidade e o sistema de medição. Os processos são considerados em fases distintas, levando em consideração que para se evoluir em um projeto de melhoria o sistema de medição deve ser estável e confiável.

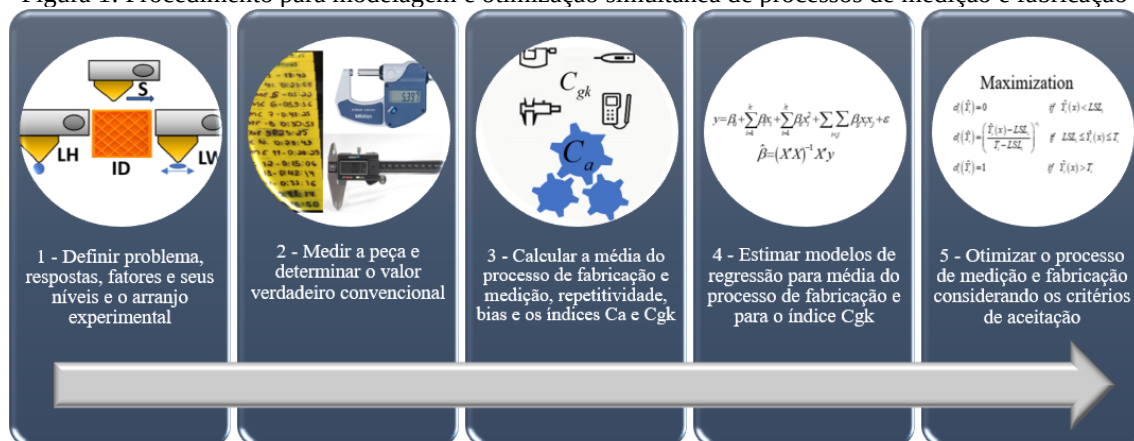
Os trabalhos supracitados destacam a importância da minimização do erro de medição e otimização do processo de fabricação para atender os requisitos de qualidade dos clientes. No entanto, estes estudos necessitam a condução múltiplos experimentos em distintos estágios para a tomada de decisão. Neste contexto, esta pesquisa se destaca pela implementação de um único experimento para simultaneamente minimizar o erro de medição e otimizar o processo de fabricação. Logo, o objetivo é propor um método que combina metodologia de superfície de resposta com índices de capacidade para otimização simultânea do processo de medição e fabricação. O modelo de otimização será aplicado em um processo de manufatura por deposição fundida. As variáveis de controle são: largura da camada, altura da camada, densidade de preenchimento e velocidade de impressão. Já as respostas são baseadas nas medições de largura e espessura dos espécimes para modelar os índices de capacidade de medição $C_{gk;w}$ e $C_{gk;t}$ e as médias para estimar os índices de capacidade de fabricação $C_{a;w}$ e $C_{a;t}$, respectivamente.

As seções subsequentes do artigo estão estruturadas como se segue. A seção 2 apresenta e descreve detalhadamente os cinco passos propostos para a otimização do sistema de medição e fabricação. A seção 3 detalha o processo de manufatura aditiva por deposição fundida, seus fatores e níveis, respostas e demais informações da execução dos experimentos. A seção 4 apresenta os resultados dos cálculos dos índices C_a e C_{gk} , seus modelos estatísticos e os resultados da otimização do processo de fabricação e medição. Finalmente, a seção 5 destaca as principais conclusões e contribuições do estudo, assim como sugestões para futuras pesquisas.

3.2 Método proposto de otimização do processo de medição e fabricação

Nessa seção é apresentado o método de otimização multiobjetivo para processos de medição e fabricação. Este procedimento é adequado para ensaios não destrutivos. Neste caso, produtos são manufaturados sem modificar sua estrutura física, ou seja, são realizados de maneira que a peça não perca suas propriedades ou tenha sua função comprometida. Nesse sentido a fabricação e medição das peças ocorrem sem causar qualquer dano a peça (LING *et al.*, 2019; SKENTOU *et al.*, 2023). Os passos do método se basearam na metodologia de superfície de resposta (RSM). Ela consiste em um conjunto de métodos matemáticos, estatísticos e gráficos para modelar as respostas (Ys) em função das variáveis de controle (fatores ou Xs) (MORADI *et al.*, 2020). A Figura 1 apresenta um roteiro para planejar, executar, analisar e tomar decisão sobre a melhor configuração do processo para minimizar o erro de medição e otimizar o processo de fabricação. A seguir, descreve-se a execução de cada passo do método:

Figura 1: Procedimento para modelagem e otimização simultânea de processos de medição e fabricação



Fonte: Autores (2023)

Step 1: O problema de otimização do processo de fabricação, o índice C_a avalia excesso de variação devido ao problema de centralização da média em relação às especificações. Juntamente com o processo de otimização do sistema de medição (C_{gk}), o índice leva em consideração não apenas a variação do sistema de medição em fazer sucessivas medições do objeto (erro de repetibilidade), mas também o bias da medição, para determinar o índice C_a , são modeladas primeiro a média das medições. É gerado um *central composite design*, um CCD, considerando os fatores do processo e seus níveis, após as definições dos fatores e seus níveis a matriz experimental é obtida. Esse é basicamente o passo 1 da proposta.

Seleção das variáveis de entrada, nesse momento uma matriz experimental para múltiplas respostas é iniciada, central composite design, um CCD nesse caso, figura 1. Após o sistema ser caracterizado e as variáveis (fatores), identificados.

Step 2: Neste passo, as peças são fabricadas e os ensaios não destrutivos são executados. O primeiro ensaio não destrutivo envolve a medição da grandeza do mensurando considerando 20 réplicas do sistema de medição que será avaliado (AIAG, 2010). O segundo ensaio não destrutivo determinará o valor verdadeiro de referência (X_{ref}) dos mensurados a partir de um sistema de medição de melhor exatidão e precisão.

Step 3: Neste passo, são extraídos dos ensaios não destrutivos os índices C_a e C_{gk} do processo de fabricação e medição, respectivamente. Para calcular estes índices são necessárias as médias obtidas pelo sistema de medição em avaliação, X_{ref} , bias e repetitividade.

O índice C_{gk} leva em consideração não apenas a variação do sistema de medição em fazer sucessivas medições do objeto (erro de repetibilidade), mas também o bias da medição (FERREIRA *et al.*, 2013; GASPARIN *et al.*, 2013; GUNIŠ *et al.*, 2013). A repetibilidade é a capacidade do operador realizar medições solidas, constantes da mesma peça, ou seja, até que ponto os valores são iguais se as medições forem repetidas pelo mesmo operador (Ferreira *et al.*, 2021; Altinisik & Bolova, 2021; Leardi, 2009). Já o bias é a diferença entre o valor de referência da peça (valor verdadeiro convencional) e as medições do operador (ALTINISIK; BOLOVA, 2021; APARECIDA MENDONÇA MARQUES *et al.*, 2020; SOARES *et al.*, 2022). O C_{gk} não considera apenas a variação do estudo com a tolerância, ele leva em consideração se as medições estão no alvo, ou seja, a centralização do processo (BRUNO *et al.*, 2016; FLYNN; SARKANI; MAZZUCHI, 2009; PERUCHI *et al.*, 2020). C_{gk} com valor acima de 1,33 indica que as medições são aceitáveis em relação a tolerância, sendo um valor comum para exemplificar um sistema de medição capaz, que mostra precisão, repetibilidade (LEARDI, 2009; MEYER *et al.*, 2009; SCHROEDER; GOLDSTEIN, 2018; YADRIFIL; SEPTYANTI; RUS, 2020) e baixo vicio (CZARSKI, 2009; HAJIPOUR; KAZEMI; MOUSAVI, 2013; VERA CANDIOTI *et al.*, 2014). O índice C_{gk} é calculado pela Eq. (1):

$$C_{gk} = \frac{\frac{k}{200} * (USL - LSL) - |\bar{Y} - Y_{ref}|}{L * s} \quad (1)$$

Onde k percentual de tolerância (20 é o padrão), $\bar{Y}$ é a média de todas as medições, Y_{ref} é o valor de referência (ou valor verdadeiro convencional), s é o desvio padrão das medições e L o número de desvios padrão que determina metade da dispersão do processo (3 é comum), (GUNIŠ *et al.*, 2013; KIRACI *et al.*, 2017; PERUCHI *et al.*, 2020; VAGOVSKÝ; BURANSKÝ; GÖRÖG, 2015). O índice C_{gk} representa um método bem conhecido de verificação e adequação de medições para aplicações específicas (AQUILA *et al.*, 2018; BOHEMIA *et al.*, 2017; MARIA *et al.*, 2019). Tabela 1, apresenta os critérios de aceitação par ao sistema de medição.

Tabela. 1: Critérios de aceitação de um sistema de medição com base no índice C_{gk}

PPM	Valor	Classificação
> 100000	<0.33	Pobre
100000 - 10000	0.33 - 0.67	Insuficiente
10000 - 1000	0.67 - 1.00	Razoável
1000 - 100	1.00 - 1.33	Bom
100 - 1	1.33 - 1.67	Capaz
1 - 0.01	1.67 - 2.00	Excelente
<0.01	>2.00	Super

Adaptado de Pearn & Kotz (2006)

Para avaliar se um processo de fabricação atende os requisitos do cliente, recomenda-se a análise de capacidade de processos (SHISHEBORI; HAMADANI, 2010). Uma forma de determinar a capacidade potencial do processo é por meio do índice $C_p = (USL - LSL)/(6\sigma)$. O índice C_p não considera a centralização do processo em relação às especificações. Já o índice C_a avalia excesso de variação devido ao problema de centralização da média em relação às especificações (BURDICK *et al.*, 2018; WU; PEARN; KOTZ, 2009). O índice C_a é definido pela Eq. (2):

$$C_a = 1 - \frac{|\bar{Y} - m|}{d} \quad (2)$$

Onde $\bar{Y}$ é a média do processo, $d = (USL - LSL)/2$ é a metade da tolerância, $m = (USL + LSL)/2$ é o ponto médio entre os limites de especificações superior e inferior (Pearn *et al.*, 2018; Pearn *et al.*, 2007). A tabela 2 apresenta os critérios de aceitação de um processo de fabricação a partir do índice C_a .

Tabela. 2: Faixa de valores de C_a com classificação da análise de capacidade

C_a value	Classification
$0,75 < C_a < 1,00$	Excellent
$0,50 < C_a < 0,75$	Capable
$0,25 < C_a < 0,50$	Reasonable
$0 < C_a < 0,25$	Inadequate
$C_a < 0$	Poor

Adaptado de Pearn & Kotz (2006)

Step 4: São analisadas relações entre os fatores e a existência de dependência entre as respostas do experimento. Os modelos de regressão são obtidos de acordo com o método OLS.

Para a escolha do modelo experimental é importante entender o modelo mais simples de aplicação utilizado no RSM, sendo esse uma função linear. Para sua aplicação as respostas devem estar alinhadas a seguinte equação eq, para determinar um ou mais pontos críticos, sejam pontos de cota, mínimos ou máximos, é necessário a adição de pontos quadráticos a função, conforme equação 3:

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \quad (3)$$

Onde $y(x)$ é a resposta, x_i , x_j são as variáveis independentes, β_0 é o coeficiente a ser estimado, β_i coeficientes lineares a ser estimado, β_{ii} representa os coeficientes quadráticos, k é o número de variáveis independentes, ε são os resíduos do experimento. Embora um modelo polinomial não seja a abordagem ideal para todo o espaço experimental alcançados pelas variáveis independentes esses modelos tem se mostrado eficazes para uma região específica. Para o modelo proposto, y no estudo assume os índices C_a , C_{gk} e custo de energia. Para estimar os coeficientes do modelo se usa o método dos mínimos quadrados ordinários.

Simplificando temos os coeficientes da regressão estimados pelo algoritmo dos mínimos quadrados ordinários (OLS), pela equação matricial abaixo, eq. (4):

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1} X'y \quad (4)$$

O método dos mínimos quadrados ordinários (OLS), é um algoritmo utilizado para estimar os coeficientes de um modelo de regressão linear múltipla, arranjos fatoriais completos e arranjos de superfícies de resposta (Barbosa *et al.*, 2023; Peruchi *et al.*, 2020). Os modelos de regressão das respostas devem ser validados através de testes de adequação, tais como: Análise de variância (ANOVA), coeficiente de determinação ajustado R-sq (adj), testes de normalidade dos resíduos, observações influentes, entre outros. Após os modelos serem validados análises gráficas (efeito principais, contorno, interações, superfícies), devem ser conduzidas para explorar o comportamento do processo. Mais detalhes sobre o cálculo e interpretação destes testes, assim como as análises gráficas podem ser consultados em (MONTGOMERY 2013).

Step 5: Selecionar a configuração que melhor otimize o processo de fabricação, aumente a capacidade produtiva e a precisão do processo de medição, visando a redução da variabilidade, por meio de análises estatísticas

A Função *desirability* é uma técnica eficiente para análises de múltiplas variáveis, essa técnica atende o operador na maioria das vezes no que tange otimizações de múltiplas respostas, sendo utilizada para análise de experimentos em que várias respostas devem ser otimizadas simultaneamente (CARDOSO, 2023; DEL CASTILLO; MONTGOMERY; MCCARVILLE, 1996; RICARDO; JOÃO, 2016; VERA CANDIOTI *et al.*, 2014). Existem três formas das funções de *desirability* segundo as características de respostas (GHOSH; PAL; NANDI, 2017), minimizar, maximizar e alvo maximizar D eq. (5).

Maximizar D

$$\text{Subject to } \begin{cases} a_{i(-)} \leq x_i \leq y_{i(+)} & \text{for } x_i \text{ continuous} \\ x_i = \begin{cases} y_{i_1} \\ y_{i_2} \\ \vdots \\ y_{i_l} \end{cases} & \text{for } x_i \text{ discrete with } l \text{ levels} \end{cases} \quad (5)$$

$$\text{where: } D = \left[\prod (d_i)^{\lambda_i} \right]^{1/\sum \lambda_i} = \left[(d_1)^{\lambda_1} \times (d_2)^{\lambda_2} \times \dots \times (d_q)^{\lambda_q} \right]^{1/\sum \lambda_i}$$

λ_i é a importância de Y_i , no problema de otimização.

Formulação da função objetivo para maximização eq. (6)

$$\begin{aligned}
d_i(\hat{Y}_i) &= 0 & \text{if } \hat{Y}_i(x) < LSL_i \\
d_i(\hat{Y}_i) &= \left(\frac{\hat{Y}_i(x) - LSL_i}{T_i - LSL_i} \right)^{w_i} & \text{if } LSL_i \leq \hat{Y}_i(x) \leq T_i \\
d_i(\hat{Y}_i) &= 1 & \text{if } \hat{Y}_i(x) > T_i
\end{aligned} \tag{6}$$

Formulação da função objetivo para minimizar eq. (7)

$$\begin{aligned}
d_i(\hat{Y}_i) &= 0 & \text{if } \hat{Y}_i(x) > USL_i \\
d_i(\hat{Y}_i) &= \left(\frac{USL_i - \hat{Y}_i(x)}{USL_i - T_i} \right)^{w_i} & \text{if } T_i \leq \hat{Y}_i(x) \leq USL_i \\
d_i(\hat{Y}_i) &= 1 & \text{if } \hat{Y}_i(x) < T_i
\end{aligned} \tag{7}$$

Formulação da função objetivo para o alvo eq. (8)

$$\begin{aligned}
d_i(\hat{Y}_i) &= 0 & \text{if } \hat{Y}_i(x) < LSL_i \\
d_i(\hat{Y}_i) &= 0 & \text{if } \hat{Y}_i(x) > USL_i \\
d_i(\hat{Y}_i) &= \left(\frac{\hat{Y}_i(x) - LSL_i}{T_i - LSL_i} \right)^{w_i} & \text{if } LSL_i \leq \hat{Y}_i(x) \leq T_i \\
d_i(\hat{Y}_i) &= \left(\frac{USL_i - \hat{Y}_i(x)}{USL_i - T_i} \right)^{w_i} & \text{if } T_i \leq \hat{Y}_i(x) \leq USL_i
\end{aligned} \tag{8}$$

Onde, $\hat{Y}_i$ é o valor previsto da resposta, LSL_i é o limite inferior aceitável, T_i valor alvo, USL_i é o limite superior aceitável, w_i é o peso (ênfase em atingir alvo ou limite).

3.3 Aplicação em um processo de manufatura aditiva

Nesta seção, inicialmente será descrito o processo de manufatura aditiva por deposição fundida, fatores e níveis, respostas e arranjo usado para execução dos experimentos. A subseção seguinte detalha a estimativa do valor verdadeiro convencional das peças, assim como as medições das r repetições.

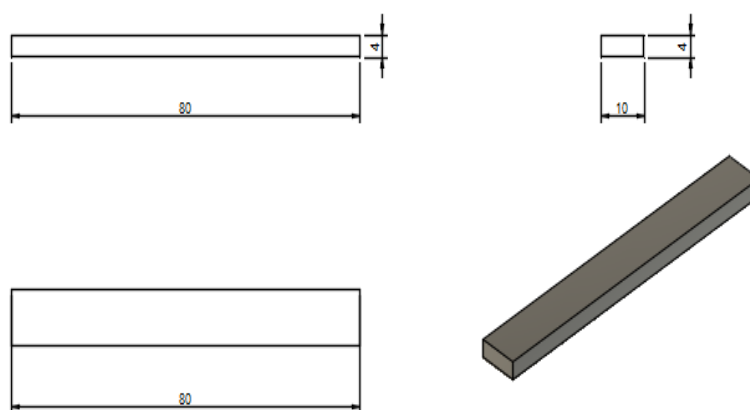
3.4 Definir problema, fatores e níveis, respostas e arranjo experimental

A criação do corpo de prova foi feita com o software CAD Fusion 360. O desenvolvimento começou com a criação de um sketch em 2D retangular, obedecendo aos parâmetros de 80 mm de comprimento e 10 mm de largura. Após a conclusão do

esboço, a função de extrusão foi ativada para criar uma terceira dimensão na peça. A extrusão efetivada foi de 4 mm.

Ao converter o arquivo para o formato STL, ou *Standard Tessellation Language*, é possível utilizar o mesmo em um programa de fatiamento que dividi o objeto em várias camadas, resultando em um arquivo chamado de *gcode*. O espécime pode ser visualizado pelo software da impressora 3D, permitindo sua impressão. A Figura 2 apresenta o resultado final da modelagem por meio de uma ficha técnica do modelo.

Figura. 2: Ficha técnica da peça em milímetros



Fonte: Autores. Parâmetros do espécime (2023).

No *software* de fatiamento, também se pode alterar diferentes parâmetros de impressão, nesse momento foi determinado as variáveis de entrada dos experimentos, o material utilizado para a impressão foi o ácido polilático, PLA, material bastante utilizado para experimentos, influência do filamento nas características da peça (VALERGA *et al.*, 2018), baixo ponto de fusão (LIU *et al.*, 2019), tratamentos personalizados com misturas de componentes a base de polilactídeos (WATER *et al.*, 2015), a aplicações na medicina (XU *et al.*, 2018). Na tabela 3, os parâmetros fixos de fabricação.

Tabela. 3: Parâmetros fixos de fabricação

Parâmetros operacionais fixos de impressão	
Nozzle temperature, printing temperature	200 C°
Build plate temperature	50 C°
Nozzle diameter (mm)	0,4
filament diameter	1,75
Fill Pattern	<i>Cubic</i>
Retraction distance (mm)	6.5
Retraction speed (mm)	25
Bilde plate adhesion type	<i>Skirt</i>

Top Layers	6
Botton layers	6
Wall line cont	2
Ângulo de Varredura	+45°/-45°
Material Type	PLA

Fonte: Autores (2023)

Foi utilizada uma impressora Ender 3 (ATAKOK; KAM; BUKRE, 2022), a impressora tem suas molas novas, com isso o nível de estabilidade da cama de impressão é melhor, por estar mais firmes. Outro ponto importante é que por ter molas novas, a frequência de ajustes, para calibração da mesa foi reduzida, minimizando o tempo perdido pelo operador. O material utilizado para impressão foi PLA amarelo. O espécime utilizado figura 1 segue as orientações dispostas na ISO 178 (SAAD *et al.*, 2019). Na tabela 4 os fatores e seus níveis utilizados no processo de fabricação da peça de trabalho.

Tabela. 4: Fatores e níveis utilizados na configuração da impressão
Parâmetros operacionais

Variáveis	-1	1
X_1 - Largura da Camada (mm)	0,4	0,6
X_2 - Altura da camada (mm)	0,12	0,28
X_3 - Densidade de preenchimento (%)	10	90
X_4 - Velocidade de impressão (mm/s)	20	50

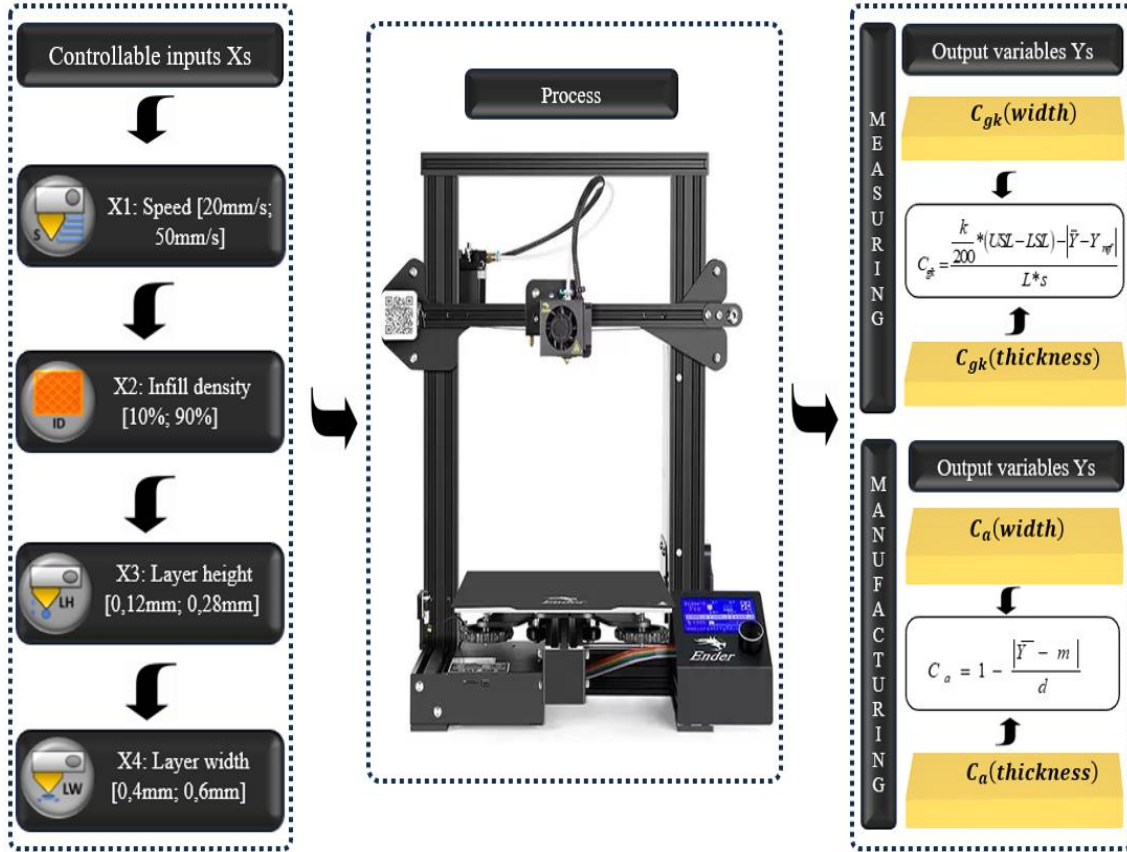
Fonte: Autores (2023)

Na tabela 4 são expostos os fatores de entrada, se espera melhora as respostas para a média do processo de fabricação para largura ($\bar{Y}_w$) e a média da espessura ($\bar{Y}_t$) com o as médias é possível calcular os índices de capacidade para a largura ($C_{a;w}$) e espessura ($C_{a;t}$). Para avaliar o processo e medição, calcula-se os índices de capacidade para largura ($C_{gk;w}$) e espessura ($C_{gk;t}$). Um esquema do processo de manufatura por deposição fundida é demonstrado na figura 3.

Os experimentos foram planejados com base em um CCD cúbico de face centrada, $n = 2^k + 2 * k + c$, onde k é o número de fatores e 2 é o número de níveis, com base na metodologia de superfície de resposta (RSM). Os pontos centrais representam o nível médio de todos os fatores estudados e são fundamentais para o cálculo do erro de estimativa dos experimentos e detecção da curvatura. Os pontos axiais são os pontos nos níveis extremos, baixo e alto para cada fator (SOOD; OHDAR; MAHAPATRA, 2010). O propósito de aplicar esse experimento é verificar as interações entre as variáveis

independentes, analisar os modelos, modelar estatisticamente, propor um modelo que faça a otimização do sistema de medição e do processo de fabricação das peças (Abas *et al.*, 2019; Nur *et al.*, 2020). Na tabela 5 a matriz do CCD.

Figura. 3: Fluxo do processo de fabricação utilizando modelagem por deposição fundida



Fonte: Autores e coautores, Barbosa, Peruchi & Junior, (2023a).

Os padrões de tolerância para impressão dos espécimes, utilizando a modelagem por deposição fundida (FDM), seguem a ISO 178 (ATAKOK; KAM; BUKRE, 2022), tolerância, limite inferior de especificação (LSL), limite superior de especificação (USL), a norma é recorrente em trabalhos utilizando FDM (ATAKOK; KAM; BUKRE, 2022; GÓRSKI *et al.*, 2018; JURACKA *et al.*, 2022; TOSTO *et al.*, 2020), foi selecionado uma tolerância de ± 2 mm para cada tipo de teste (FFD), a influência das variáveis estudadas (Xs) sobre a geometria do corpo de prova foi estudada por meio de projetos experimentais.

3.5 Determinar Y_{ref} e medir r repetições

Após a fabricação das peças, foi realizado a mensuração dos espécimes, verificando a repetitividade de duas características: largura (w) e espessura (t). Foram

realizados 27 experimentos conduzidos utilizando *central composite design* (CCD). Após a impressão dos espécimes foram realizadas 20 medições por um único operador para cada característica. Um paquímetro digital da marca Zaas, modelo 10004, com faixa de medição de 0 a 150 mm e resolução de 0,01 mm, foi empregado para essas medições (Figura 4a). Adicionalmente, um micrômetro foi utilizado para determinar o valor verdadeiro convencional (Figura 4b). As medidas de espessura (T) e largura (W) foram obtidas através de três medições independentes (W_1, W_2, W_3 e T_1, T_2, T_3), conforme ilustrado na Figura 4c, sendo calculada a média destas três medições (DESWAL *et al.*, 2019). A Figura 4 exibe o paquímetro, micrometro e os espécimes fabricados para os experimentos.

Figura. 4: Paquímetro digital utilizado para as medições e micrometro utilizado para determinar Y_{ref} e espécimes fabricadas e utilizadas no experimento



Fonte: Autoria própria (2023)

Para determinar o valor verdadeiro convencional (Y_{ref}), foi utilizado um micrometro *Mitutoyo* digital, modelo 293-821-30, com capacidade de medição de 0 a 25 mm, e resolução de 0,001 mm. Nesse momento, um especialista mede o espécime 30 vezes por resposta (largura e espessura), sendo 10 medições em três pontos para espessura (T_1, T_2, T_3) e largura (W_1, W_2, W_3), de acordo com (ALAFAGHANI *et al.* 2017). O valor da média das medições foi utilizado como o valor verdadeiro convencional, ou “valor de referência” (AIAG, 2010). A Tabela 5 apresenta a ordem padrão dos experimentos (OP), largura da camada (LW), altura da camada (LH), densidade de preenchimento (ID), velocidade (S), valor verdadeiro convencional para largura ($Y_{ref,w}$) e espessura ($Y_{ref,t}$), média para largura ($\bar{Y}_w$) e espessura ($\bar{Y}_t$), índice de capacidade do processo de medição

para largura ($C_{gk;w}$) e espessura ($C_{gk;t}$), assim como os índices de capacidade do processo de fabricação para largura ($C_{a;w}$) e espessura ($C_{a;t}$). Os dados completos da tabela 5 podem ser encontrados em (BARBOSA 2023).

3.6 Calcular índices de capacidade do processo de medição e de fabricação

Para ilustrar, os cálculos dos índices de capacidade dos processos de medição (C_{gk}) e fabricação (C_a) para as respostas largura e espessura, usando as Eqs (1) e (2), são descritos nas Eqs. (9)-(12). O índice C_{gk} leva em consideração não apenas a repetitividade do sistema de medição, mas também o bias, sendo este a diferença entre o Y_{ref} e a média realizadas pelo operador. Já o índice C_a leva em consideração o desvio da média em relação ao meio das especificações (ou o alvo).

$$C_{gk;t} = \frac{\frac{k}{200} * (USL - LSL) - |\bar{Y}_t - Y_{ref;t}|}{L * s} = \frac{\frac{20}{200} * 0,4 - |3,7825 - 3,7350|}{3 * 0,0141} = -0,1773 \quad (9)$$

$$C_{gk;w} = \frac{\frac{k}{200} * (USL - LSL) - |\bar{Y}_w - Y_{ref;w}|}{L * s} = \frac{0,0391}{0,0612} = 0,6388 \quad (10)$$

$$C_{a;t} = 1 - \frac{|\bar{Y}_t - m_t|}{d_t} = 1 - \frac{|3,7825 - 4|}{0,2} = -0,087 \quad (12)$$

$$C_{a;w} = 1 - \frac{|\bar{Y}_w - m_w|}{d_w} = 1 - \frac{|10,6745 - 10|}{0,2} = -2,371 \quad (11)$$

Tabela. 5: Matriz experimental e valores de referência para espessura e largura

OP	W	LH	ID	S	W1	W2	...	W10	$Y_{ref;w}$	T1	T2	...	T10	$Y_{ref;t}$	$\bar{Y}_w$	$\bar{Y}_t$	$C_{gk;w}$	$C_{gk;t}$	$C_{a;w}$	$C_{a;t}$
	mm	mm	%	mm/s	mm	mm	...	mm	mm	mm	mm	...	mm	mm	mm	mm	-	-	-	-
1	0,4	0,12	10	20	10,592	10,581	...	10,583	10,595	3,751	3,743	...	3,743	3,735	10,67	3,78	-0,64	-0,18	-2,37	-0,09
2	0,6	0,12	10	20	10,354	10,360	...	10,336	10,353	3,901	3,902	...	3,897	3,902	10,38	3,94	0,45	0,33	-0,89	0,69
3	0,4	0,28	10	20	10,337	10,342	...	10,320	10,332	3,806	3,800	...	3,802	3,802	10,35	3,84	0,44	0,11	-0,75	0,19
4	0,6	0,28	10	20	10,285	10,273	...	10,271	10,276	3,795	3,821	...	3,791	3,801	10,30	3,83	0,65	0,93	-0,52	0,15
5	0,4	0,12	90	20	10,425	10,431	...	10,398	10,412	3,917	3,911	...	3,912	3,912	10,44	3,93	0,35	1,50	-1,20	0,65
6	0,6	0,12	90	20	10,274	10,283	...	10,253	10,270	3,941	3,941	...	3,947	3,943	10,28	3,97	1,02	1,13	-0,38	0,83
7	0,4	0,28	90	20	10,203	10,202	...	10,203	10,203	3,894	3,890	...	3,886	3,891	10,21	3,94	0,97	-0,41	-0,07	0,69
8	0,6	0,28	90	20	10,070	10,067	...	10,062	10,068	3,910	3,908	...	3,913	3,910	10,07	3,94	2,12	0,67	0,67	0,69
9	0,4	0,12	10	50	10,031	10,028	...	10,028	10,030	4,030	4,025	...	4,022	4,028	10,03	4,05	2,08	1,57	0,87	0,76
10	0,6	0,12	10	50	10,002	10,004	...	9,993	10,001	4,011	4,014	...	4,012	4,011	10,00	4,04	1,36	1,31	0,99	0,80
11	0,4	0,28	10	50	10,070	10,070	...	10,067	10,069	3,928	3,904	...	3,910	3,917	10,07	3,96	1,52	0,08	0,65	0,78
12	0,6	0,28	10	50	10,026	10,022	...	10,028	10,027	3,945	3,938	...	3,939	3,941	10,03	3,97	2,08	0,88	0,85	0,83
13	0,4	0,12	90	50	10,080	10,080	...	10,072	10,076	4,038	4,038	...	4,040	4,037	10,08	4,06	1,01	0,93	0,61	0,72
14	0,6	0,12	90	50	9,990	9,974	...	9,968	9,973	4,066	4,065	...	4,065	4,066	9,98	4,10	1,67	0,53	0,87	0,52
15	0,4	0,28	90	50	9,984	9,978	...	9,983	9,984	4,086	4,086	...	4,089	4,088	9,98	4,10	1,45	2,06	0,88	0,49
16	0,6	0,28	90	50	10,015	10,013	...	10,011	10,011	3,956	3,959	...	3,959	3,957	10,00	3,98	2,17	1,73	0,98	0,90
17	0,4	0,20	50	35	10,485	10,471	...	10,456	10,471	3,970	3,974	...	3,966	3,969	10,46	3,99	0,51	0,82	-1,30	0,96
18	0,6	0,20	50	35	10,358	10,368	...	10,344	10,356	3,992	3,984	...	3,985	3,987	10,34	4,01	0,48	0,67	-0,69	0,95
19	0,5	0,12	50	35	10,516	10,532	...	10,528	10,514	3,768	3,774	...	3,765	3,770	10,52	3,78	0,43	1,29	-1,60	-0,08
20	0,5	0,28	50	35	10,540	10,536	...	10,525	10,528	3,662	3,664	...	3,663	3,662	10,53	3,69	0,50	0,50	-1,64	-0,55
21	0,5	0,20	10	35	10,405	10,408	...	10,397	10,401	3,968	3,974	...	3,971	3,971	10,39	4,00	0,68	0,30	-0,93	1,00
22	0,5	0,20	90	35	10,386	10,391	...	10,392	10,388	4,000	3,997	...	3,988	3,996	10,37	4,02	0,38	0,43	-0,83	0,89
23	0,5	0,20	50	20	10,384	10,374	...	10,365	10,374	3,793	3,793	...	3,785	3,789	10,37	3,81	0,76	0,80	-0,86	0,07
24	0,5	0,20	50	50	10,534	10,524	...	10,520	10,523	3,789	3,798	...	3,786	3,787	10,52	3,81	0,47	0,63	-1,58	0,04
25	0,5	0,20	50	35	10,534	10,480	...	10,468	10,475	3,922	3,922	...	3,918	3,918	10,48	3,95	0,76	0,77	-1,40	0,73
26	0,5	0,20	50	35	10,479	10,298	...	10,317	10,315	3,936	3,926	...	3,937	3,925	10,41	3,97	-1,87	0,00	-1,05	0,82
27	0,5	0,20	50	35	10,349	10,463	...	10,446	10,450	3,719	3,734	...	3,731	3,723	10,49	3,78	0,20	0,90	-1,45	-0,25

Fonte: Autores (2023)

De acordo com a Tabela 1, o índice $C_{gk;t} = -0,1773$ classifica o processo de medição como Pobre. Já o índice $C_{gk;t} = 0,6388$ classifica o processo de medição como Insuficiente. Para avaliar o processo de fabricação, usa-se a Tabela 2 adaptada de Pearn & Kotz (2006). Os índices $C_{a;t} = -0,087$ e $C_{a;w} = -2,371$ classificam o processo de fabricação como Pobre.

3.7 Modelos de regressão para as respostas (Ys)

Para avaliar o processo de fabricação e de medição, estimam-se modelos de regressão para a média (com posterior cálculo do índice C_a) e o índice C_{gk} das medições de Largura e Espessura dos corpos de prova. Usando-se as Eqs. (3) e (4), modelos quadráticos completos foram obtidos para os índices $C_{gk;w}$ e $C_{gk;t}$, assim como para as médias $\bar{Y}_w$ e $\bar{Y}_t$. Os modelos estão descritos nas Eqs. (13)-(16) a seguir.

$$\begin{aligned} C_{gk;w} = & 0,4938 + 0,1569LW + 0,1495LH + 0,4108S \\ & + 0,7628S^2 + 0,1508LW.LH + 0,2212LW.ID \\ & + 0,1706LH.ID - 0,1754ID.S \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} C_{gk;t} = & 0,5189 + 0,0041LW - 0,3692LH - 0,0855ID - 0,1304S \\ & + 0,2090LW^2 + 0,3610LH^2 + 0,1860S^2 + 0,1319LW.LH \\ & - 0,1675LW.ID + 0,5113LH.ID + 0,4173LH.S + 0,2808ID.S \end{aligned} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \bar{Y}_w = & 10,547 - 0,040LW - 0,036LH - 0,035ID \\ & - 0,140S - 0,177LW^2 - 0,199ID^2 + 0,020LW.S \\ & - 0,023LH.ID + 0,041LH.S + 0,027ID.S \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \bar{Y}_t = & 3,911 - 0,001LW - 0,030LH + 0,028ID \\ & + 0,062S + 0,104LW^2 - 0,160LH^2 + 0,114ID^2 \\ & - 0,013LW.LH + 0,016LH.ID \end{aligned} \quad (16)$$

Para validar o modelo foram analisadas as tabelas de ANOVA (análise de variância), determinando os fatores significativos com a análise do p-value (usando nível de significância de 5%), coeficientes dos fatores para os termos lineares, quadráticos e suas interações, assim como os coeficientes de determinação e os testes de lack-of-fit e normalidade dos resíduos (Tabela 6).

Tabela. 6: Tabela contendo os testes de validação dos *modelos de regressão

Source	Manufacturing				Measuring			
	$\bar{Y}_w$		$\bar{Y}_t$		$C_{gk;w}$		$C_{gk;t}$	
	Coef	p-value	Coef	p-value	Coef	p-value	Coef	p-value
Constant	10,547	0,000	3,911	0,000	0,494	0,000	0,519	0,000
LW	-0,040	0,012	-0,001	0,946	0,157	0,012	0,004	0,942
LH	-0,036	0,022	-0,030	0,002	0,150	0,016	-0,369	0,000
ID	-0,035	0,023	0,028	0,004	0,057	0,315	-0,086	0,249
S	-0,140	0,000	0,062	0,000	0,411	0,000	-0,130	0,064
LW ²	-0,177	0,000	0,104	0,000	-	-	0,209	0,126
ID ²	-0,199	0,000	0,114	0,000	-	-	-	-
LH ²	-	-	-0,160	0,000	-	-	0,361	0,017
S ²	-	-	-	-	0,763	0,000	0,186	0,167
LW. LH	-	-	-0,013	0,143	0,151	0,022	0,132	0,060
LW.ID	-	-	-	-	0,221	0,002	-0,168	0,023
LH.ID	-0,023	0,140	0,016	0,080	0,171	0,011	0,511	0,000
LH. S	0,041	0,016	-	-	-	-	0,417	0,000
ID. S	0,027	0,090	-	-	-0,175	0,009	0,281	0,005
LW. S	0,020	0,193	-	-	-	-	-	-
Lack of Fit	0,091		0,304		0,929			
Normality test	0,581		0,902		0,436		0,902	
R ²	95,820		93,510		92,890		93,400	
R ² (adj)	92,610		89,340		88,310		84,590	

* Os modelos reduzidos acima foram definidos a partir do método *backward elimination* com critério

$$\alpha = 0,2. \text{ Autores (2023)}$$

Considerando o teste de normalidade de Anderson-Darling para os resíduos dos modelos de regressão, Eqs. (13)-(16), conclui-se com 5% de significância que a suposição de normalidade não foi violada. Já o teste *lack of fit*, demonstrou o bom ajuste dos modelos aos dados experimentais, considerando $\alpha=0,05$. Adicionalmente, os coeficientes de determinação ajustados acima de 80% reforçam a adequação dos modelos empíricos (MORADI *et al.*, 2021).

Após as validações estatísticas dos modelos de regressão, analisam-se os gráficos de efeitos principais, contorno e superfície. Para a geração dos gráficos, que avaliam o efeito sobre as respostas dos pares de variáveis de controle, a altura da camada foi fixada em 0,2 mm, velocidade de impressão em 35 mm/s, a densidade de preenchimento em 50% e largura da camada em 0,5 mm, *center points* do arranjo experimental. Devido ao elevado número de gráficos resultante dos processos de fabricação e de medição,

ilustrativamente, serão expostos os gráficos para os pares, altura da camada (LH) e largura da camada (LW), além de densidade de preenchimento (ID) e velocidade de impressão (S).

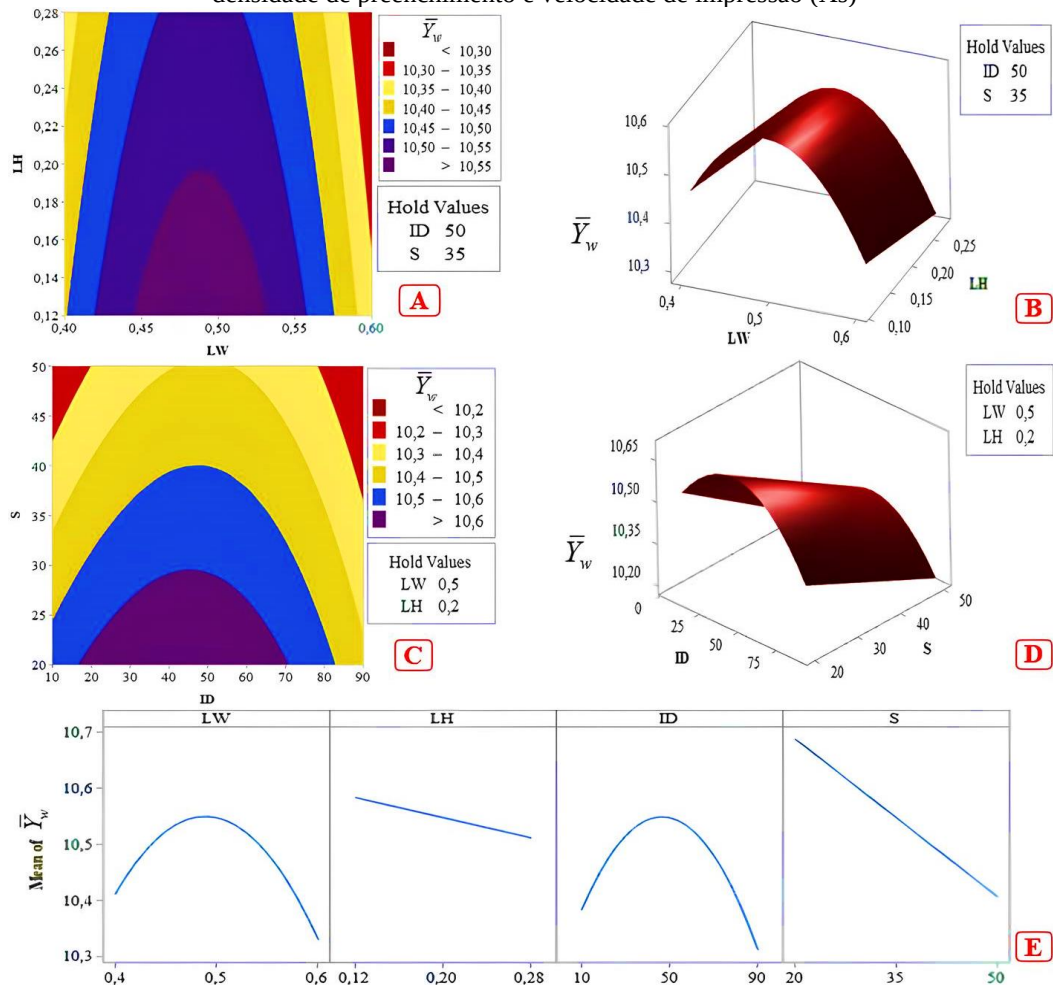
A figura 5 apresenta os gráficos de contorno, de superfície e o gráfico de efeitos principais para a modelagem da média do processo $\bar{Y}_w$, com objetivo da melhor configuração para o alvo. O gráfico de contorno figura 5a interação da altura da camada (LH) e largura da camada (LW), mostra que quanto maior a largura e quanto maior a altura da camada, melhor o processo e alcance do alvo. No gráfico de contorno figura 5a, parte superior direita, a melhor interações (0,45mm (LH) e 0,55 – 0,60 mm (LW)). O gráfico de superfície na figura 5b mostra claramente que, à medida que os fatores aumentam, os resultados obtidos são melhores. O estudo de Galantucci *et al.* (2015) mostra que a altura da camada não interfere na precisão dimensional negativamente, quanto maior a altura melhor a precisão dimensional. É importante destacar que, embora a curva côncava apresentada no gráfico indique o ponto de melhor otimização, o objetivo principal do processo de fabricação é encontrar a melhor configuração para atingir o alvo desejado. Isso significa que, apesar de existir um ponto de máxima eficiência, a configuração ótima deve ser avaliada levando em consideração o alvo dimensional.

Na Figura 5c, o gráfico de contorno mostra que a melhor interação entre a velocidade de impressão (S) e a densidade de preenchimento (ID), está na parte superior direita, aproximadamente 10,2. Já no gráfico tridimensional da Figura 5d, observa-se uma linha côncava que sugere a melhor configuração: uma velocidade de 50 mm/s e uma densidade de preenchimento acima de 75%. Nota-se que, conforme a densidade de preenchimento aumenta, a velocidade diminui. Essa relação inversa é consistente com a pesquisa de Moradi *et al.* (2021), esse resultado reforça a importância de equilibrar a densidade de preenchimento e a velocidade para otimizar os resultados do processo de fabricação.

Na Figura 5e, observa-se que as melhores interações ocorrem quando os fatores largura da camada (LW) está em aproximadamente 0,5 mm e a densidade de preenchimento (ID) está em 50% mostrando uma curva de otimização nesses valores, porém a modelagem da média busca as melhores interações para o menor desvio da centralização do processo, ou seja, do alvo. No eixo da abcissa, é possível identificar que, para a menor média, ou seja, para se aproximar mais do alvo, a largura da camada deve ser de 0,6 mm. A altura da camada (LH) apresenta um comportamento linear, com a melhor configuração sendo uma altura de 0,28 mm, densidade de preenchimento de 90%,

e velocidade de 50 mm/s, compatível com os gráficos de contorno e tridimensional. Quanto maior a velocidade, menor a possibilidade de que filamentos sejam depositados em excesso sobre a superfície do produto, baixas velocidades podem fazer com que excesso de filamentos possam ser extrudado durante o processo de fabricação (JACKSON; FOULADI; ESLAMI, 2022).

Figura 5: Gráfico de contorno e superfície de resposta para $\bar{Y}_w$, largura da camada, altura da camada, densidade de preenchimento e velocidade de impressão (Xs)



Fonte: Autores da pesquisa, (2023).

A figura 6 os gráficos de contornos, de superfície e efeitos principais são apresentados para $\bar{Y}_t$. No gráfico de superfície 6a, observa-se a figura em formato de sela demonstra que na medida que se caminha para o extremo direito e o esquerdo os resultados estarão mais próximos do alvo, estando entre, 3,95 e 4,0. O gráfico de superfície 6b $\bar{Y}_t$ em formato de sela, confirmam o relatado na figura 6a, quanto maior o resultado melhor, para a interação entre a largura da camada (LW) e a altura da camada (LH), os melhores resultados estão entre 4,0 a 4,8 e de 0,25 a 0,28 respectivamente. Um ponto positivo abordado é a melhoria do processo dimensional quando a altura da camada

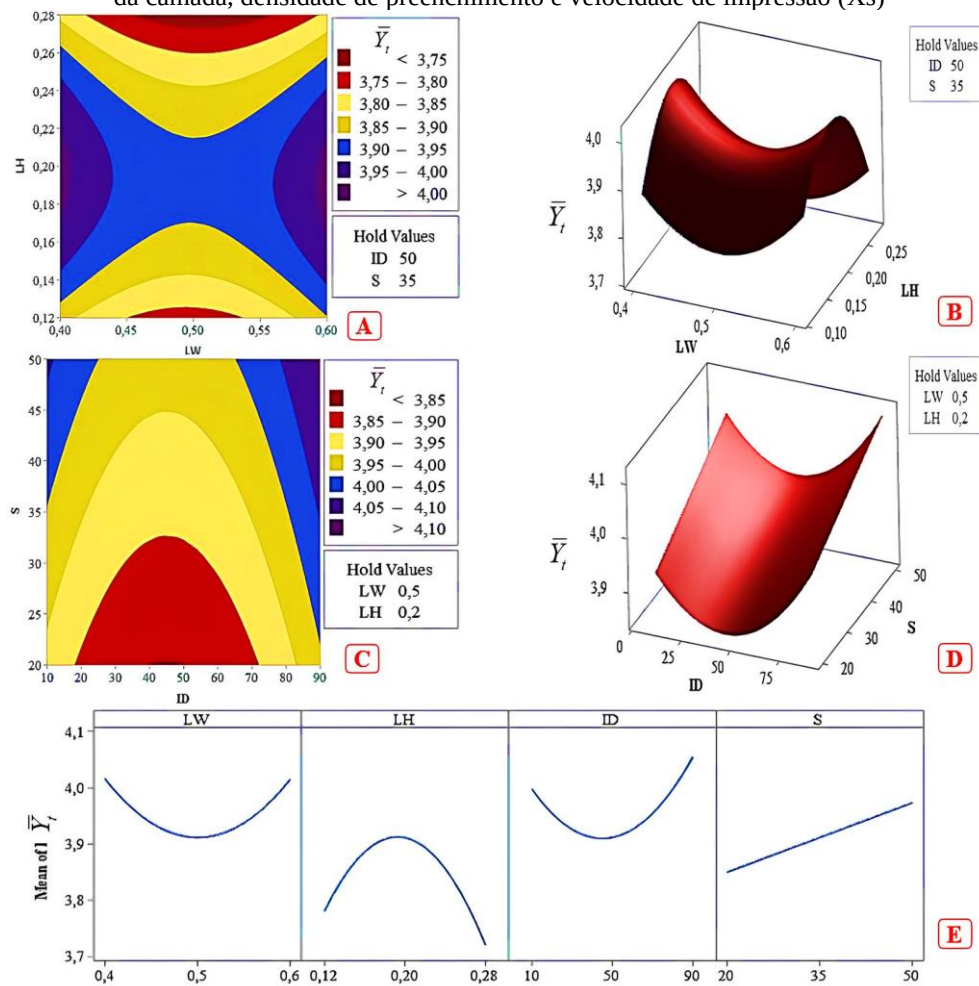
e a largura da camada não maiores gera menos erros ao longo do eixo Z, o que é condizente com o trabalho (FERNANDO *ET AL.*, 2019; SREEDHAR & MANIKANDAN, 2012).

Figura 6c o gráfico de contorno para densidade de preenchimento (ID) e velocidade de impressão (S). A figura apresenta um modelo quadrático, com curvatura convexa, estando a base da curva em uma velocidade de 50m/s conforme se acompanha a linha crescente a esquerda a melhor configuração para a (ID) é $> 90\%$ e para (S) de 50mm/s. Na figura 6d, o maior preenchimento da peça, resulta em melhor conformação estrutural, sendo o preenchimento máximo e a velocidade máxima a melhor opção para o processo de fabricação, que é condizente com estudo anterior, onde a redução da densidade de preenchimento causou aumento no erro dimensional (JABBAR, 2023).

O gráfico fatorial na figura 6e, para que o processo atinja seu alvo de média de espessura a melhor condição é maior densidade de preenchimento 90% e velocidade de impressão de 50mm/s, condizente com a modelagem da média para largura. Para se atingir o alvo, os fatores devem estar em seu máximo, já demonstrado nas figuras 5. Pode-se notar que para largura da camada a forma da curva é convexa (fig. 6e), mas que a melhor solução proposta é de 0,6mm de espessura, para altura da camada, temos uma curva côncava, condizente com um processo de otimização, porém o objetivo da modelagem da média é o alvo, a melhor configuração dimensional da peça, sendo também 0,28mm.

A figura 6 os gráficos de contornos, de superfície e efeitos principais são apresentados para $\bar{Y}_t$. No gráfico de superfície 6a, observa-se a figura em formato de sela demonstra que na medida que se caminha para o extremo direito e o esquerdo os resultados estarão mais próximos do alvo, estando entre, 3,95 e 4,0. O gráfico de superfície 6b $\bar{Y}_t$ em formato de sela, confirmam o relatado na figura 6a, quanto maior o resultado melhor, para a interação entre a largura da camada (LW) e a altura da camada (LH), os melhores resultados estão entre 4,0 a 4,8 e de 0,25 a 0,28 respectivamente. Um ponto positivo abordado é a melhoria do processo dimensional quando a altura da camada e a largura da camada não maiores gera menos erros ao longo do eixo Z, o que é condizente com o trabalho (FERNANDO *ET AL.*, 2019; SREEDHAR & MANIKANDAN, 2012).

Figura 6: Gráfico de contorno e superfície de resposta para $\bar{Y}_t$, espessura (Y2), largura da camada, altura da camada, densidade de preenchimento e velocidade de impressão (Xs)



Fonte: Autores (2023)

Figura 6c o gráfico de contorno para densidade de preenchimento (ID) e velocidade de impressão (S). A figura apresenta um modelo quadrático, com curvatura convexa, estando a base da curva em uma velocidade de 50m/s conforme se acompanha a linha crescente a esquerda a melhor configuração para a (ID) é > 90% e para (S) de 50mm/s. Na figura 6d, o maior preenchimento da peça, resulta em melhor conformação estrutural, sendo o preenchimento máximo e a velocidade máxima a melhor opção para o processo de fabricação, que é condizente com estudo anterior, onde a redução da densidade de preenchimento causou aumento no erro dimensional (JABBAR, 2023).

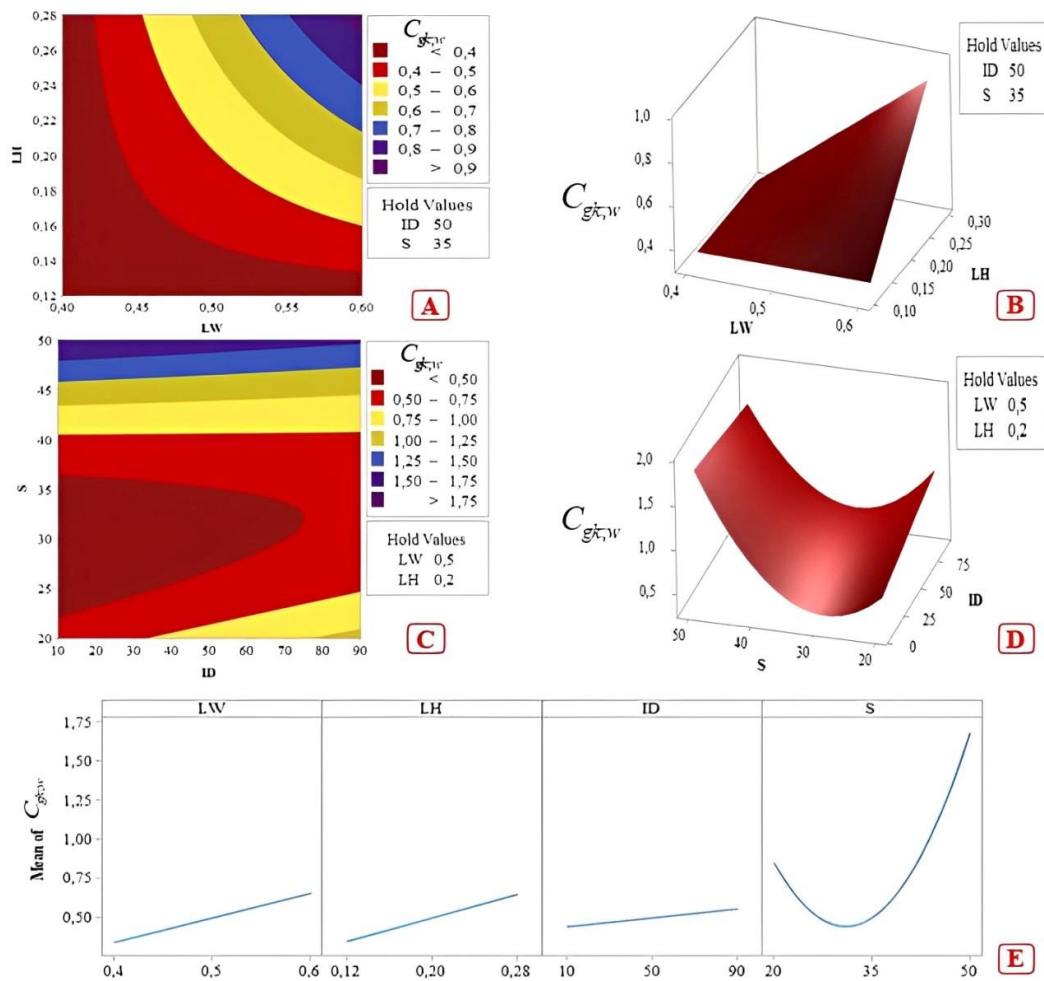
O gráfico fatorial na figura 6e, para que o processo atinja seu alvo de média de espessura a melhor condição é maior densidade de preenchimento 90% e velocidade de impressão de 50mm/s, condizente com a modelagem da média para largura. Para se atingir o alvo, os fatores devem estar em seu máximo, já demonstrado nas figuras 5. Pode-

se notar que para largura da camada a forma da curva é convexa (fig. 6e), mas que a melhor solução proposta é de 0,6mm de espessura, para altura da camada, temos uma curva côncava, condizente com um processo de otimização, porém o objetivo da modelagem da média é o alvo, a melhor configuração dimensional da peça, sendo também 0,28mm.

Na Figura 7, os gráficos de contornos, de superfície e efeitos principais são apresentados para $C_{gk;w}$, são observados aspectos importantes das interações entre os parâmetros. No gráfico de contornos figura 7a, na parte superior direita o cenário ideal ocorre devido ao efeito de interação entre a largura da linha (LH) e a largura da camada (LW), ambas estando na configuração máxima. A melhor configuração é obtida com altura da linha (LH) de 0,28 mm e a largura da linha (LW) de 0,6 mm o que é compatível com a modelagem das medias nas figuras 5 e 6. No gráfico de superfície de resposta figura 7b, observa-se uma torção no plano, caracterizando um modelo com interações e não linearidade. Essa torção indica que a relação entre os fatores não é simples e linear, mas exigindo uma análise mais detalhada para otimizar as condições do processo.

O gráfico figura 7c observa-se que quanto menor a densidade de preenchimento, mais velocidade de impressão será alcançada, naturalmente ao se reduzir a quantidade de material depositado no interior da peça o bico irá fazer a deposição de material mais rápido. Um ponto negativo da menor densidade de preenchimento é que a peça terá menos resistência mecânica. A velocidade de 50 mm/s destaca-se como a melhor opção para a impressão das peças. Conforme indicado por Lyu *et al.* (2021) , maior velocidade contribui para uma maior precisão dimensional. Por outro lado, Karl & Gordon (2018) observaram que velocidades mais baixas melhoram as propriedades mecânicas, enquanto velocidades médias resultam em produtos de melhor qualidade dimensional. Na Figura 7d, observa-se uma curva convexa, destacando que a velocidade (S) de 50 mm/s e uma densidade de preenchimento (ID) de 75% são configuradas para minimizar o excesso de extrusão e deformidades nas peças, resultando em medições mais precisas (WANG *et al.*, 2021).

Figura 7: Gráfico de contorno e superfície de resposta para largura $C_{gk;w}$. Largura da camada, altura da camada, densidade de preenchimento e velocidade de impressão (Xs)

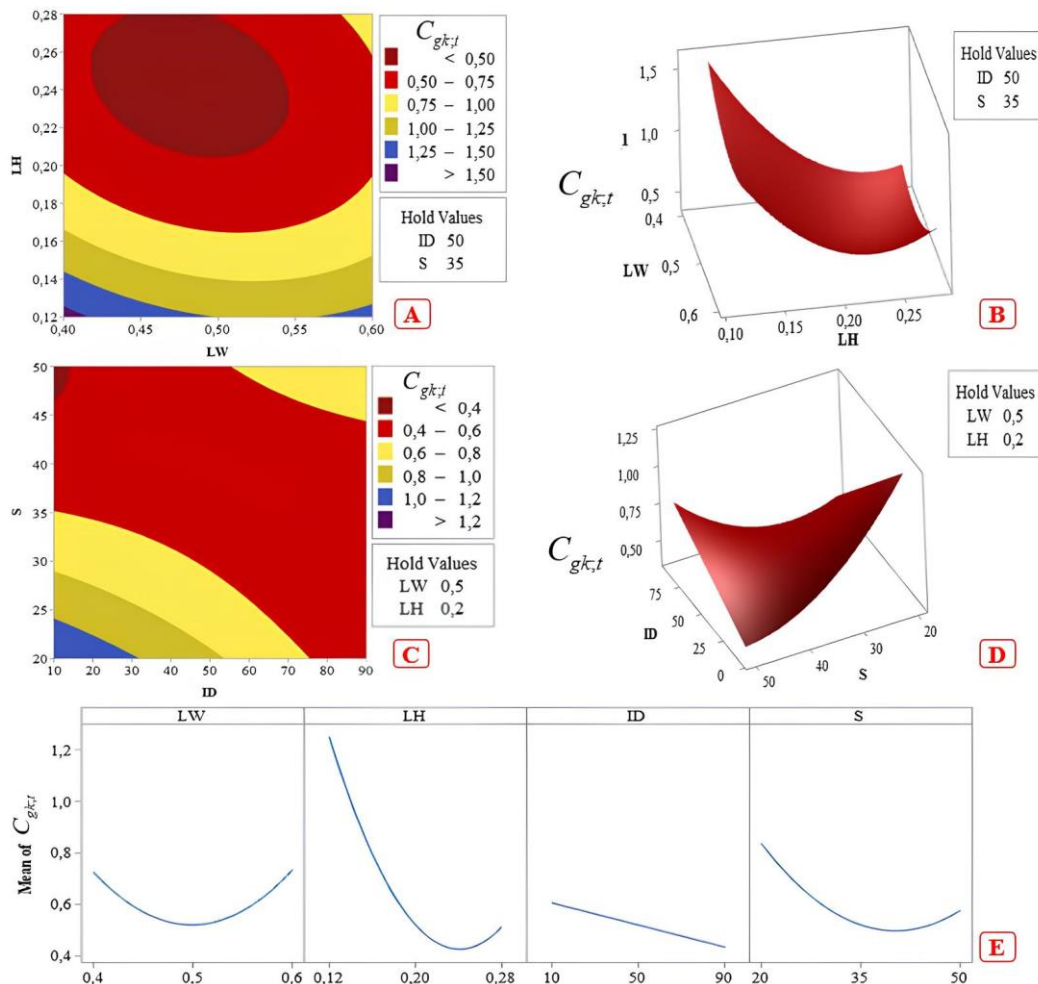


Fonte: Autores da pesquisa, (2023).

Os gráficos de contorno e superfície de resposta para $C_{gk;t}$ mostram que a solução ótima está na região inferior do gráfico (Figura 8a), onde a altura da camada (LH) é 0,12 mm e a largura da camada (LW) é 0,4 mm. Nesta interação, os efeitos diferem do processo de fabricação, pois para melhorar o sistema de medição, a configuração ideal para essa interação seria minimizar esses valores. Na Figura 8b, o gráfico de superfície exibe uma clara distorção, evidente na interação entre a largura da camada (LW) e a altura da camada (LH). Observa-se que a otimização ocorre quando LW é aumentada e LH é reduzida. Na Figura 8c, para que o processo tenha uma faixa > 1,20 a melhor configuração está na extremidade com menor densidade de preenchimento e menor velocidade. O gráfico de superfície da Figura 8e também revela um plano distorcido, destacando a importância da interação entre a densidade de preenchimento (ID) e a velocidade (S). Quanto menor o

preenchimento e maior a velocidade, melhor é o processo. Para otimizar o sistema, o melhor ponto seria de aproximadamente 0,20 mm/s.

Figura 8: Gráfico de contorno e superfície de resposta para $C_{gk;t}$, espessura (Y2), largura da camada, altura da camada, densidade de preenchimento e velocidade de impressão (Xs)



Fonte: Autores da pesquisa, (2023).

3.8 Otimização para o processo de medição e fabricação usando um método de otimização multiobjetivo desirability

Para a otimização do foi utilizado o *Software Minitab* 19. Na linha 10 do experimento, Design Composto Central, o melhor valor para $C_{a;w}$ valor de 0,99; para $C_{a;t}$ o valor de 1,00 foi encontrado na linha 21 da matriz experimental; o maior valor encontrado para $C_{gk;w}$ foi de 2,17 na linha 16 do experimento; o melhor valor encontrado para $C_{gk;t}$ 2,063 na linha 15 do experimento. Visualmente, na tabela dos arranjos experimentais, não é possível determinar a melhor solução para a otimização. Dessa forma, a técnica de *desirability* foi utilizada para verificar a condição ótima do processo

de fabricação e medição. Com a utilização da técnica de *desirability*, foi possível identificar os melhores valores para os fatores de entrada utilizados na otimização multiobjetivo. Na Tabela 7, estão apresentados os resultados da aplicação da função de *desirability*.

Tabela. 7: Otimização experimental utilizando o *desirability* para maximização das saídas dos processos das médias (fabricação $C_{a;w}$, e $C_{a;t}$ e do processo de medição $C_{gk;w}$ e $C_{gk;t}$)

Factor	Setup	Respostas	LSL	T	USL	w	λ	$\hat{Y}_i(x)$	$d_i(\hat{Y}_i)$	Classificação
LW	0,6	$\bar{Y}_w$	9,8	10	10,2	1	0,4	10,00 ($C_{a;w}=1,00$)	1,000	Excellent
LH	0,28	$\bar{Y}_t$	3,8	4	4,2	1	0,4	4,02 ($C_{a;t}=0,99$)	0,893	Excellent
ID	90	$C_{gk;w}$	1	2,17	2,17	1	0,1	2,387	1,000	Excellent
S	50	$C_{gk;t}$	1	2,06	2,03	1	0,1	1,846	0,795	Excellent

Fonte: Autores (2023)

O modelo de otimização foi validado pelo experimento correspondente à linha 10 da matriz experimental. Os parâmetros desse experimento são: largura da camada de 0,6 mm, altura da camada de 0,12 mm, densidade de preenchimento de 10%, e velocidade de 50 mm/s. A escolha desses parâmetros foi fundamentada na aplicação do método de superfície de resposta, que oferece uma análise estatística robusta para determinar as condições ótimas de fabricação e medição. A técnica de *desirability* também foi empregada para verificar a condição ótima do processo, permitindo a identificação dos melhores valores para os fatores de entrada na otimização multiobjetivo. Os resultados obtidos demonstram a compatibilidade entre as previsões teóricas e os dados experimentais, confirmando a eficácia do modelo de otimização. Na Tabela 7, são apresentados os resultados detalhados da aplicação da função de *desirability*, que corroboram a validade do modelo otimizado.

A definição dos limites inferiores de especificação e alvo para $\bar{Y}_w$ e $\bar{Y}_t$ baseou-se nos seguintes critérios: os limites superiores (USL) de 10,2 mm para a largura e 4,2 mm para a espessura, e os limites inferiores (LSL) de 9,8 mm para a largura e 3,8 mm para a espessura. O alvo da modelagem foi estabelecido em 10 mm e 4 mm, respectivamente. Após a modelagem das médias, são calculados os índices $C_{a;w}$ e $C_{a;t}$, conforme a classificação descrita na Tabela 2, onde o processo é classificado como excelente para ambos os índices de fabricação. Os resultados do algoritmo demonstram que, para a otimização do processo de fabricação, os índices C_a estão classificados como excelente, com valores entre 0,75 e 1,00.

Quanto aos índices $C_{gk;w}$ e $C_{gk;t}$, a definição do limite inferior de especificação segue a classificação apresentada na Tabela 1, onde um sistema de medição é considerado bom estando acima de 1,00. Os resultados da otimização indicam que o sistema de medição está entre 1,33 e 1,67, classificado como processo capaz. Para a otimização, os limites foram calculados a partir dos valores mínimos e máximos dos experimentos, conforme descrito na Tabela 7.

Na literatura revisada, não foram encontrados artigos que abordassem a otimização simultânea dos processos de medição e fabricação. Portanto, espera-se que a aplicação do modelo proposto melhore o tempo de execução em comparação com métodos convencionais, como o DMAIC, já que o framework do Six Sigma desenvolve o processo de validação e aprimoramento do sistema de medição em fases distintas. As classificações de otimização do sistema de fabricação $C_{a;w}$ e $C_{a;t}$, referentes à largura e espessura, bem como a modelagem da média do processo e a otimização do processo de medição $C_{gk;w}$ e $C_{gk;t}$, apresentaram resultados excelentes. Isso demonstra que o método é viável e proporciona desempenho significativo na redução de custos de fabricação, além de produzir peças com melhores características dimensionais e maior precisão.

3.9 Conclusões

Este artigo apresenta uma proposta de método de otimização multiobjetivo que combina as características do processo de fabricação, como centralização, com as características da medição, como dispersão, utilizando um CCD (*Central Composite Design*), juntamente com modelos de superfície de resposta. Essa abordagem possibilita a definição do ponto ótimo dos processos tanto para a média quanto para a variância de cada resposta de interesse. Os resultados do estudo são obtidos da modelagem do experimento, utilizando um CCD com 27 níveis, em que a melhor resposta abrangeu as 27 execuções do experimento. O estudo confirma que o método proposto pode efetivamente melhorar o sistema de medição C_{gk} , bem como a precisão e eficiência do processo de fabricação C_a .

O método proposto para otimização é composto por cinco passos. No primeiro passo, determina-se o problema, resposta, fatores e níveis e o arranjo experimental. No segundo passo, as peças são fabricadas e os ensaios não destrutivos são executados. O primeiro ensaio não destrutivo envolve a medição da grandeza do mensurando considerando 20 réplicas do sistema de medição que será avaliado. Após a coleta das medições, o valor de referência deve ser calculado utilizando um instrumento de medição

mais preciso. O terceiro passo determina a média e a variância para a fabricação e medição. No quarto passo, são avaliadas as relações entre os fatores e os modelos de regressão obtidos utilizando o método OLS (*Ordinary Least Squares*). O quinto e último passo consiste na otimização do processo de fabricação e do sistema de medição considerando os critérios de aceitação, com base em análises estatísticas.

Testes de validação para os modelos de regressão, ANOVA, teste de normalidade, R-sq (adj) e lack of fit foram realizados para verificar a adequação do modelo de regressão aos dados experimentais. Foi determinando os fatores significativos com a análise do p-value, como critério o p-value dever ser menor que 0,05, foram determinados os coeficientes dos fatores e seu grau de importância, os modelos lineares, quadráticos e suas interações.

Para $\bar{Y}_w$ o termo linear velocidade foi o mais significativo (p-value < que 0,05), sendo p-value de 0,000, largura da camada (p-value = 0,012), altura da camada (p-value = 0,022), densidade de preenchimento (p-value = 0,023), o termo quadrático densidade de preenchimento (p-value = 0,000) e largura da camada (p-value = 0,000) foram os mais significativos e a interação de altura da camada e velocidade (p-value = 0,016). Para o $\bar{Y}_t$, o termo linear, velocidade de impressão (p-value = 0,000), altura da camada (p-value = 0,002) e densidade de preenchimento (p-value = 0,004), foram os termos lineares significativos, os termos quadráticos largura da camada (p-value 0,000), densidade de preenchimento (p-value 0,000) altura da camada (0,000).

O modelo para o sistema de medição apresentou os seguintes termos significativos; para $C_{gk;w}$, termo linear velocidade (p-value = 0,000), largura da camada (p-value = 0,012), altura da camada (p-value = 0,016) foram os termos lineares significativos, termos quadráticos velocidade (p-value = 0,000), e as interações largura da camada e altura da camada com (p-value = 0,022), de largura da camada e densidade de preenchimento (p-value 0,002), largura da camada e densidade de preenchimento (p-value = 0,011), foram os termos mais significativos para o $C_{gk;w}$. Em relação ao $C_{gk;t}$ termo linear altura da camada (p-value = 0,010), termo quadrático, densidade de preenchimento (p-value = 0,000), o termo quadrático altura da camada (p-value = 0,017), e as interações dos termos densidade de preenchimento e velocidade (p-value 0,005), altura da camada com velocidade (p-value 0,000), largura da camada e densidade (p-value 0,023), altura da camada e densidade (p-value 0,000).

Após modelagem da média para largura e espessura, foram calculados os índices de capacidade para o processo de fabricação, sendo alcançado o melhor valor para $C_{a;w}$,

1,00 o que define o sistema como excelente, para $C_{a;t}$ o valor de 0,993 foi encontrado na linha 11 da matriz experimental. Para $C_{a;w}$ o melhor valor foi de 0,99, classificando o processo em excelente. O maior valor encontrado para $C_{gk;w}$ foi de 2,17 na linha 16 do experimento, o maior valor encontrado para $C_{gk;t}$ 2,06 na linha 15 do experimento, visualmente não é possível determinar qual a melhor solução experimental para a otimização dos múltiplos fatores, dessa forma o *desirability* foi utilizado para a otimização dos múltiplos fatores, como resultado, as melhores configurações foram largura da camada 0,6 mm, altura da camada 0,28mm, densidade de preenchimento 90% e velocidade de 50m/s. A melhor trade-off entre as configurações está na linha dez da tabela 5. Esperasse que as respostas tenham os resultados: para acurácia dimensional ($\bar{Y}_w = 10,00$, $\bar{Y}_t = 4,02$, $C_{a;w} = 1,00$, $C_{a;t} = 0,99$) e exatidão do sistema de medição ($C_{gk;w} = 2,387$ e $C_{gk;t} = 1,846$). Para estudos futuros o método proposto pode ser aplicado em figuras complexas, como componentes mecânicos, engrenagens e articulações. Outro ponto seria a adição das variáveis Z, como umidade do ambiente, variações dos padrões da matéria prima utilizada, ou mesmo a repetibilidade do processo em um estudo de medição.

3.10 Agradecimentos

Os autores agradecem à FAPESQ (Fundação de Apoio à Pesquisa do Estado da Paraíba), CNPq (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico) e CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior) pelo apoio financeiro e incentivo à pesquisa

3.11 Referências

Araújo Barbosa, Francisco Tiago, “Conventional true value”, *Mendeley Data*, V1, doi: 10.17632/m2zyv8vvrk.1. (2023)

Araújo Barbosa, Francisco Tiago, “Centralization of the manufacturing process, Ca calculation for width and thickness.”, *Mendeley Data*, V1, doi: 10.17632/7rs3p6xwtn.1. (2023).

ABAS, Muhammad et al. Direct ink writing of flexible electronic circuits and their characterization. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, v. 41, p. 1-11, 2019.

ABBAS, Adel T. et al. Effects of tool edge geometry and cutting conditions on the

performance indicators in dry turning AISI 1045 steel. **Machines**, v. 11, n. 3, p. 397, 2023.

AKTEKE-ÖZTÜRK, Başak; WEBER, Gerhard-Wilhelm; KÖKSAL, Gülser.

Optimization of generalized desirability functions under model uncertainty. **Optimization**, v. 66, n. 12, p. 2157-2169, 2017.

AL-REFAIE, Abbas; BATA, Nour. Evaluating measurement and process capabilities by GR&R with four quality measures. **Measurement**, v. 43, n. 6, p. 842-851, 2010

ALTINISIK, Armagan; BOLOVA, Emre. A comparison of off-line laser scanning measurement capability with coordinate measuring machines. **Measurement**, v. 168, p. 108228, 2021.

AMORIM, Leandro Framil et al. Multi-objective optimization algorithm for analysis of hardened steel turning manufacturing process. **Applied Mathematical Modelling**, v. 106, p. 822-843, 2022.

AQUILA, Giancarlo et al. Analysis of the wind average speed in different Brazilian states using the nested GR&R measurement system. **Measurement**, v. 115, p. 217-222, 2018.

ATAKOK, Gurcan; KAM, Menderes; KOC, Hanife Bukre. Tensile, three-point bending and impact strength of 3D printed parts using PLA and recycled PLA filaments: A statistical investigation. **Journal of Materials Research and Technology**, v. 18, p. 1542-1554, 2022.

AYYILDIZ, Hamide Filiz et al. Separation and identification of different therapeutic pharmaceutical drugs on humic acid-based HPLC column: Method optimization using central composite design. **Journal of Separation Science**, v. 46, n. 14, p. 2200914, 2023.

BARBOSA, Francisco Tiago Araújo et al. Lean, six sigma and sustainability case studies on supply chain management: a systematic literature review. **Revista de Gestão e Secretariado**, v. 14, n. 9, p. 15509-15536, 2023.

BARBOSA, Francisco Tiago Araújo; PERUCHI, Rogério Santana; JUNIOR, Paulo

- Rotella. Central composite designs for optimization of the energy factor in 3D printing. **Revista de Gestão e Secretariado**, v. 14, n. 10, p. 17798-17815, 2023.
- BURDICK, Richard K.; BORROR, Connie M.; MONTGOMERY, Douglas C. Capability Analysis A Review of Methods for Measurement Systems Capability Analysis. **Journal of Quality Technology**, v. 4065, p. 330–354, 2018.
- CARDOSO, Ronald Palandi et al. Scientific research trends about metaheuristics in process optimization and case study using the desirability function. **Revista de Gestão e Secretariado**, v. 14, n. 3, p. 3348-3367, 2023.
- CANDIOTI, Luciana Vera et al. Experimental design and multiple response optimization. Using the desirability function in analytical methods development. **Talanta**, v. 124, p. 123-138, 2014.
- CHANDARANA, Chandni; RAI, Pratiksha; JADHAV, Divya. Measurement of process capability of manufacturing process of Levetiracetam by applying concept of six sigma. **Indian J Pharm Educ Res**, v. 57, n. 2, p. 386-392, 2023.
- CHEN, Hong. Study of prevention mechanism in process control. In: **2012 IV International Congress on Ultra Modern Telecommunications and Control Systems**. IEEE, 2012. p. 442-445.
- COSTA, Nuno Ricardo; LOURENÇO, João. Multiresponse problems: Desirability and other optimization approaches. **Journal of Chemometrics**, v. 30, n. 12, p. 702-714, 2016.
- CZARSKI, A. Comparative analysis of methods of hardness assessment. **Arch Mater Sci Eng**, v. 40, n. 2, p. 94-97, 2009.
- DE OLIVEIRA, Lucas Guedes et al. Prediction capability of Pareto optimal solutions: A multi-criteria optimization strategy based on model capability ratios. **Precision Engineering**, v. 59, p. 185-210, 2019.
- DE OLIVEIRA, Lucas Guedes et al. Nonlinear optimization strategy based on multivariate prediction capability ratios: Analytical schemes and model validation for duplex stainless steel end milling. **Precision Engineering**, v. 66, p. 229-254, 2020.

DE SOUZA, Luiz Gustavo Paes et al. Evaluation of trade-off between cutting time and surface roughness robustness regarding tool wear in hard turning finishing. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 123, n. 9, p. 3047-3078, 2022.

DEL CASTILLO, Enrique; MONTGOMERY, Douglas C.; MCCARVILLE, Daniel R. Modified desirability functions for multiple response optimization. **Journal of quality technology**, v. 28, n. 3, p. 337-345, 1996.

DERRINGER, George; SUICH, Ronald. Simultaneous optimization of several response variables. **Journal of quality technology**, v. 12, n. 4, p. 214-219, 1980.

DURÃO, Luiz Fernando CS et al. Optimizing additive manufacturing parameters for the fused deposition modeling technology using a design of experiments. **Progress in Additive Manufacturing**, v. 4, p. 291-313, 2019.

ELGENDY, Heba Amin et al. Syringeable atorvastatin loaded eugenol enriched PEGylated cubosomes in-situ gel for the intra-pocket treatment of periodontitis: statistical optimization and clinical assessment. **Drug Delivery**, v. 30, n. 1, p. 2162159, 2023.

FERREIRA, I. S. B. et al. Measurement system analysis in angle of repose of fertilizers with distinct granulometries. **Measurement**, v. 170, p. 108681, 2021.

GADIM, Hossein Gheshlaghi; DONIAVI, Ali. Improving structural properties of polymer fibers to design and construct fiber spinneret and optimize process parameters using response surface method and gage R&R. **Journal of Mechanical Science and Technology**, v. 32, p. 1135-1142, 2018.

GALANTUCCI, Luigi Maria et al. Analysis of dimensional performance for a 3D open-source printer based on fused deposition modeling technique. **Procedia Cirp**, v. 28, p. 82-87, 2015.

GASPARIN, Stefania et al. Quality control and process capability assessment for injection-moulded micro mechanical parts. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 66, p. 1295-1303, 2013.

GHOSH, Nabendu; PAL, Pradip Kumar; NANDI, Goutam. GMAW dissimilar welding of AISI 409 ferritic stainless steel to AISI 316L austenitic stainless steel by using AISI 308 filler wire. **Engineering science and technology, an international journal**, v. 20, n. 4, p. 1334-1341, 2017.

GÓRSKI, Filip et al. Mechanical properties of composite parts manufactured in FDM technology. **Rapid Prototyping Journal**, v. 24, n. 8, p. 1281-1287, 2018.

GUNIŠ, Zdenko; MORAVČÍKOVÁ, Jana; VAGOVSKÝ, Juraj; GÖRÖG, Augustín. Evaluation of Capability of Roughness Measuring Device. **Technological Engineering**, v. 10, n. 1, p. 34–37, 2013.

HAJIPOUR, Vahid; KAZEMI, Abolfazl; MOUSAVI, Seyed Mohsen. A fuzzy expert system to increase accuracy and precision in measurement system analysis. **Measurement**, v. 46, n. 8, p. 2770-2780, 2013.

HASSAN, Wan Nur Firdaus Wan et al. Mixture optimization of high-strength blended concrete using central composite design. **Construction and Building Materials**, v. 243, p. 118251, 2020.

JABBAR, Mostafa Abbas et al. A Design of Experiment Analysis Approach to Improve Part Quality in 3D Printing. **Manufacturing Technology Journal**, v. 23, n. 3, p. 290-297, 2023.

JURACKA, David et al. Influence of Size and Orientation of 3D Printed Fiber on Mechanical Properties under Bending Stress. **Periodica Polytechnica Civil Engineering**, v. 66, n. 4, p. 1071-1076, 2022.

JUNIOR, Cristiano Zenaide Paiva et al. Performance of ethylene vinyl acetate waste (EVA-w) when incorporated into expanded EVA foam for footwear. **Journal of Cleaner Production**, v. 317, p. 128352, 2021.

KARL, Justin; GORDON, A. L. I. P. modeling with polylactic acid via design of experiments Mechanical Property Optimization of FDM PLA in Shear with Multiple Objectives. **Rapid Prototyping Journal**, v. 67, n. July, p. 1183–1193, 2018.

KIRACI, Ercihan et al. Moving towards in-line metrology: evaluation of a Laser Radar

system for in-line dimensional inspection for automotive assembly systems. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 91, p. 69-78, 2017.

KLOCHKOV, Yury; GAZIZULINA, Albina; MURALIDHARAN, Kunnummal. Lean six sigma for sustainable business practices: A case study and standardisation. **International Journal for Quality Research**, v. 13, n. 1, p. 47, 2019.

KUBÁTOVÁ, Dana; MELICHAR, Martin; KUTLWAŠER, Jan. Evaluation of Repeatability and reproducibility of CMM equipment. **Procedia Manufacturing**, v. 13, p. 558-564, 2017.

LEARDI, Riccardo. Experimental design in chemistry: A tutorial. **Analytica chimica acta**, v. 652, n. 1-2, p. 161-172, 2009.

LEUNG, Bartholomew PK; SPIRING, F. Adjusted action limits for Cpm based on departures from normality. **International Journal of Production Economics**, v. 107, n. 1, p. 237-249, 2007.

LIU, Zengguang et al. A critical review of fused deposition modeling 3D printing technology in manufacturing polylactic acid parts. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 102, p. 2877-2889, 2019.

LYU, Yang et al. Optimization of 3D printing parameters for high-performance biodegradable materials. **Journal of Applied Polymer Science**, v. 138, n. 32, p. 50782, 2021.

MARQUES, Rafaela Aparecida Mendonça et al. Multivariate GR&R through factor analysis. **Measurement**, v. 151, p. 107107, 2020.

MEYER, Pascal et al. Comparison of measurement methods for microsystem components: application to microstructures made by the deep x-ray lithography process (x-ray LIGA). **Measurement Science and Technology**, v. 20, n. 8, p. 084024, 2009.

MONTGOMERY, Douglas C. **Introduction to Statistical quality control**. Seventh Ed ed. New York. John Wiley. 2013

MORADI, Mahmoud et al. Statistical and experimental analysis of process parameters

of 3D nylon printed parts by fused deposition modeling: response surface modeling and optimization. **Journal of Materials Engineering and Performance**, v. 30, n. 7, p. 5441-5454, 2021.

MORADI, Mahmoud et al. Post-processing of FDM 3D-printed polylactic acid parts by laser beam cutting. **Polymers**, v. 12, n. 3, p. 550, 2020.

PEARN, Wen-lea; KOTZ, Samuel. **Encyclopedia and handbook of process capability indices: a comprehensive exposition of quality control measures**. World Scientific, 2006.

PEARN, Wen Lea; KOTZ, Samuel; JOHNSON, Norman L. Distributional and inferential properties of process capability indices. **Journal of Quality Technology**, v. 24, n. 4, p. 216-231, 1992.

PEARN, W. L.; SHU, M. H.; HSU, B. M. Monitoring manufacturing quality for multiple Li- BPIC processes based on capability index C_{pmk} . **International Journal of Production Research ISSN: v. 7543**, p. 1–21, 2007.

PENG, W. A. N. G. et al. Effects of FDM-3D printing parameters on mechanical properties and microstructure of CF/PEEK and GF/PEEK. **Chinese Journal of Aeronautics**, v. 34, n. 9, p. 236-246, 2021.

PERUCHI, Rogério Santana et al. Integrating multivariate statistical analysis into six sigma DMAIC projects: A case study on AISI 52100 hardened steel turning. **IEEE Access**, v. 8, p. 34246-34255, 2020.

PERUCHI, Rogério Santana et al. A new multivariate gage R&R method for correlated characteristics. **International Journal of Production Economics**, v. 144, n. 1, p. 301-315, 2013.

QATTAWI, Ala et al. Experimental optimization of fused deposition modelling processing parameters: a design-for-manufacturing approach. **Procedia Manufacturing**, v. 10, p. 791-803, 2017.

ROCHA, Luiz CS et al. Comparing DEA and principal component analysis in the multiobjective optimization of P-GMAW process. **Journal of the Brazilian Society of**

Mechanical Sciences and Engineering, v. 38, p. 2513-2526, 2016.

SAAD, Mohd Sazli et al. Optimization of surface roughness in FDM 3D printer using response surface methodology, particle swarm optimization, and symbiotic organism search algorithms. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 105, p. 5121-5137, 2019.

SHARMA, Sathyashankara et al. Dependence of pre-treatment structure on spheroidization and turning characteristics of AISI1040 steel. **Cogent Engineering**, v. 10, n. 1, p. 2219095, 2023.

SHISHEBORI, Davood; HAMADANI, Ali Zeinal. Properties of multivariate process capability in the presence of gauge measurement errors and dependency measure of process variables. **Journal of manufacturing systems**, v. 29, n. 1, p. 10-18, 2010.

SHI, Xiaolin et al. Semantic-based assembly precision optimization strategy considering assembly process capacity. **Machines**, v. 9, n. 11, p. 269, 2021.

SKENTOU, Athanasia D. et al. Closed-form equation for estimating unconfined compressive strength of granite from three non-destructive tests using soft computing models. **Rock Mechanics and Rock Engineering**, v. 56, n. 1, p. 487-514, 2023.

SOARES, Williane de Oliveira Silva et al. Gage R&R studies in measurement system analysis: A systematic literature review. **Quality Engineering**, v. 34, n. 3, p. 382-403, 2022.

SOOD, Anoop Kumar; OHDAR, Raj K.; MAHAPATRA, Siba S. Parametric appraisal of mechanical property of fused deposition modelling processed parts. **Materials & Design**, v. 31, n. 1, p. 287-295, 2010.

TAWFIK, Mai Ahmed et al. Brain targeting of zolmitriptan via transdermal terpesomes: statistical optimization and in vivo biodistribution study by ^{99m}Tc radiolabeling technique. **Drug Delivery and Translational Research**, v. 13, n. 12, p. 3059-3076, 2023.

TOSTO, Claudio et al. Methods for the characterization of polyetherimide based materials processed by fused deposition modelling. **Applied Sciences**, v. 10, n. 9, p.

3195, 2020.

TUFAIL, Muhammad Mutasim Billah et al. DMAIC methodology for achieving public satisfaction with health departments in various districts of Punjab and optimizing CT scan patient load in urban city hospitals. **AIMS Public Health**, v. 9, n. 2, p. 440, 2022.

VAGOVSKÝ, Juraj; BURANSKÝ, Ivan; GÖRÖG, Augustín. Evaluation of measuring capability of the optical 3D scanner. **Procedia Engineering**, v. 100, p. 1198-1206, 2015.

VALERGA, Ana Pilar et al. Influence of PLA filament conditions on characteristics of FDM parts. **Materials**, v. 11, n. 8, p. 1322, 2018.

WASEEM, Muhammad et al. Multi-response optimization of tensile creep behavior of PLA 3D printed parts using categorical response surface methodology. **Polymers**, v. 12, n. 12, p. 2962, 2020.

WATER, Jorrit Jeroen et al. Three-dimensional printing of drug-eluting implants: preparation of an antimicrobial polylactide feedstock material. **Journal of pharmaceutical sciences**, v. 104, n. 3, p. 1099-1107, 2015.

WU, Chien-Wei; PEARN, W. L.; KOTZ, Samuel. An overview of theory and practice on process capability indices for quality assurance. **International journal of production economics**, v. 117, n. 2, p. 338-359, 2009.

WU, Feng; MA, Yizhong; WANG, Jianjun. Robust parameter design based on response surface model under considering measurement errors. **Scientia Iranica**, v. 28, n. 4, p. 2323-2332, 2021.

XU, Wenyang et al. Three-dimensional printing of wood-derived biopolymers: a review focused on biomedical applications. **ACS sustainable chemistry & engineering**, v. 6, n. 5, p. 5663-5680, 2018.

YADRIFIL, Yadrifil; SEPTYANTI, Anindya Alfi; RUS, Annisa Marlin Masbar. Implementation of lean-DMAIC method for reducing packing defect in a flour company. In: **AIP conference proceedings**. AIP Publishing, 2020.

YAP, Yee Ling et al. A non-destructive experimental-cum-numerical methodology for

the characterization of 3D-printed materials—polycarbonate-acrylonitrile butadiene styrene (PC-ABS). **Mechanics of Materials**, v. 132, p. 121-133, 2019.

ZHANG, Feng et al. Ensemble learning based on policy optimization neural networks for capability assessment. *Sensors*, v. 21, n. 17, p. 5802, 2021.

4. ARTIGO 3 – MAXIMIZANDO DESEMPENHO OPERACIONAL E MINIMIZANDO VARIAÇÃO DE DISPERSÃO E CENTRALIZAÇÃO NO PROCESSO DE MEDIÇÃO E FABRICAÇÃO POR FILAMENTO FUNDIDO

RESUMO

A manufatura aditiva utilizando a técnica de fabricação por filamentos fundidos (FFF) tem recebido atenção devido ao seu baixo custo de produção e à sua capacidade de produzir peças com alta complexidade geométrica a custos reduzidos, com características físicas e mecânicas satisfatórias. No entanto, poucas pesquisas combinam desempenho, custo, qualidade e avaliação do sistema de medição. Nesta pesquisa, foram analisados os efeitos dos parâmetros de impressão, largura da camada, altura da camada, densidade de preenchimento e velocidade de impressão. As respostas foram medidas de desempenho (consumo de energia elétrica, custos de fabricação), acurácia dimensional (Y_w , Y_t , $Ca;w$, $Ca;t$) exatidão do sistema de medição ($Cgk;w$ e $Cgk;t$) em amostras produzidas em ácido polilático (PLA). Foi utilizado um *central composite design* (CCD) da metodologia de superfície de resposta para verificar o efeito dos fatores sobre as variáveis respostas. Os modelos quadráticos de regressão para as seis respostas foram estimados utilizando o método Ordinary Least Squares (OLS). Para a otimização multiobjetivo, o método de critério global normalizado (NGC) foi empregado. A solução ótima de compromisso para os múltiplos objetivos foi: largura da camada 0,59 mm, altura da camada 0,12 mm, densidade de preenchimento 10% e velocidade de impressão 50 mm/s. Com esta configuração, as respostas estimadas foram: energia 0,16 kWh, custo 0,80 R\$, $Cgk;w$ de 1,62 (capaz), $Cgk;t$ de 1,39 (capaz), Y_w de 10,07 mm ($Ca;w = 0,64$, capaz) e Y_t de 4,00 mm ($Ca;t = 1,00$, excelente). Concluiu-se que as medidas de desempenho operacional foram otimizadas, a acurácia dimensional foi pelo menos capaz e o sistema de medição também foi classificado como capaz.

Palavras-chave: Desvio dimensional, Fabricação por filamentos fundidos, Manufatura aditiva, Método de critério global, Otimização multiobjetivo

4.1 Introdução

A indústria de transformação depende de recursos naturais como metais, água, madeira e minerais. A extração e uso desses componentes tem alto impacto ambiental. Com o consumo considerável desses recursos torna-se cada vez mais necessário a redução de custos de fabricação e a melhoria da qualidade na produção com foco no meio ambiente. A manufatura aditiva é um termo que se refere a várias tecnologias que constroem produtos camada por camada formando um produto tridimensional (PENG *et al.*, 2018). Algumas técnicas utilizadas para a fabricação utilizando (FDM), como fusão por feixe de elétrons (EBM) (ROMEDENNE *et al.*, 2022), estereolitografia (SLA) (GARCIA *et al.*, 2024), sinterização seletiva a laser (SLS) (PARK *et al.*, 2024), polyjet (KRAUSE *et al.*, 2024), processo de fusão em leito de pó a laser (LPBF) (JEYAPRAKASH *et al.*, 2024), fabricação de objetos laminados (LOM) (JIANG *et al.*, 2024) e processamento de luz direta (DLP) (OH; PARK, 2024).

Diversos materiais são utilizados na manufatura aditiva por Fused Filament Fabrication, como o Polioximetileno (POM) (AKHOUNDI; MODANLOO, 2023), Acrilonitrila Estireno Acrilato (ASA) material com as estruturas similares ao ABS, mas utilizado para itens que terão contato com raios UV devido a sua maior resistência (PRABAKARAN; SATHIES, 2023), Poliestireno de Alto Impacto (HIPS) (SHINDE *et al.*, 2022), Acrilonitrila Butadieno Estireno (ABS) (PAZHAMANNIL, 2023) e o ácido polilático (PLA) que por suas propriedades biodegradáveis, de baixo custo e facilidade de impressão é o mais utilizado (ARORA *et al.*, 2024; ARTICLE *et al.*, 2023; SAMYKANO *et al.*, 2024; SIMUNEC *et al.*, 2023). Uma estratégia sustentável para os materiais utilizados na impressão é o reforço de origem natural, como o desenvolvimento de polímeros com adição de borra de café (AGÜERO *et al.*, 2023; BOEY *et al.*, 2024; KOOKOS, 2018). Foruzanmehr *et al.* (2016) reforçou o PLA com fibras de linho adicionadas de co-Ti-carboxílico (TiO₂), a adição do material o melhorou o módulo de elasticidade e o armazenamento. Du *et al.* (2014) utilizou celuloses de madeiras duras e moles, e fibras de madeiras longas kraft para adicionar ao PLA. Fiore *et al.* (2014) adicionaram cargas de arundo donax ao PLA (PLA-ADF), resultando no aumento das propriedades de resistência à tração e flexão.

Com a preocupação crescente no meio ambiente e em questões energéticas as atividades de produção têm buscado a utilização de materiais biodegradáveis derivados de fontes naturais (SELVAM *et al.*, 2021). O ácido polilático (PLA) é um bioplástico derivado de fontes renováveis na natureza como milho, arroz, amido de batata, cana-de-

açúcar, mandioca sorgo, dentre outros materiais ricos em amido, que são convertidos em glicose e posteriormente através de fermentação em ácido lático (VAN DEN EYNDE; VAN PUYVELDE, 2018). O PLA é frequentemente utilizado em projetos de impressão 3D utilizando *Fused Filament Fabrication* (FFF) (CAMARGO *et al.*, 2019; YEH; CHOU; LIN, 2021), porém algumas características mecânicas desse polímero deixam a desejar, por isso diversos estudos tem buscado as melhores soluções para superar problemas de baixa resistência mecânica (HU *et al.*, 2019). Na pesquisa de Abas *et al.* (2020) buscou-se otimizar os parâmetros para melhorar a taxa de fluência e o tempo de ruptura de corpos de prova ASTM D2990 utilizando PLA e a técnica FFF. Lyu *et al.* (2021) investigou os parâmetros ótimos para aprimorar a precisão dimensional e as propriedades mecânicas. Além disso, o estudo abordou os efeitos da anisotropia, que se refere à variação das propriedades conforme a direção de impressão nos eixos X, Y e Z. Para melhorar suas propriedades mecânicas, o material PLA foi modificado para melhorar suas propriedades mecânicas. Wang *et al.* (2024) a revisão mostra as diversas áreas de impressão utilizando o ácido polilático, os métodos de processamento físicos, químicos e físico-químicos, assim como a evolução do PLA modificado para melhorar as propriedades mecânicas.

Com os avanços dos processos de manufatura aditiva utilizando FFF muitas áreas tem evoluído na aplicação de produtos oriundos da impressão 3D. Os autores Xu *et al.* (2018) destacam a evolução de biopolímeros derivados de madeira com foco na aplicação de produtos farmacêuticos por meio de impressões 3D. Yang *et al.* (2018) destaca a evolução dos materiais biodegradáveis na manufatura aditiva, na sua pesquisa ele utiliza uma série de materiais a base de poli-succinato de butileno (PBS) enriquecido com PLA, constatando a melhor condição experimental para materiais biodegradáveis com resistências mecânica. Quando o teor de PLA fica acima de 40% os produtos obtém melhor precisão dimensional e melhores propriedades mecânicas. Os autores Pang *et al.* (2020) em sua revisão abordam as principais técnicas de impressão 3D e sua aplicação na impressão de componentes de baterias. Alabi & Wichers (2019) avaliam o desenvolvimento da manufatura aditiva no âmbito educacional e sustentável. Xu *et al.* (2023) neste estudo foram avaliados os parâmetros de fabricação de produtos médicos customizados, preparações matriciais, preparação de reservatórios e implantes ortopédicos. Schneider *et al.* (2023) abordaram impressão 3D e sua segurança biológica na medicina, com o objetivo de avaliar a precisão dos métodos de medição para a

avaliação de impressões de andaimes, considerando também a precisão dimensional, topografia de superfície e potencial citotóxico.

Com atuação em diversas áreas da indústria, é importante ser assertivo nos parâmetros de impressão para cada projeto. Utilizar os recursos disponíveis sem perder a qualidade dos produtos com o menor custo é um desafio. O consumo de energia é uma resposta importante. Escolher os parâmetros adequados de impressão, fatores controláveis, é um ponto crítico, já que muitas vezes um parâmetro que resultaria no menor consumo de energia pode não atender às características dimensionais, mecânicas ou de custo. Os autores Torvi *et al.* (2023) propuseram um método para mapear o consumo de energia nas diversas etapas de fabricação utilizando diagramas de Sankey modificados. Zhu *et al.* (2019) abordaram a correlação entre a redução do consumo de energia e a melhoria das propriedades mecânicas. O parâmetro de densidade de preenchimento pode ser aumentado sem grandes aumentos no consumo de energia; no entanto, o estudo verificou que, para alcançar melhores parâmetros mecânicos de flexão, o consumo de energia aumenta significativamente. Qin *et al.* (2017) desenvolveram um framework utilizando Internet das coisas (IoT) para reduzir o consumo de energia. A estrutura proposta tem quatro etapas: execução de processamento, integração de dados, pré-processamento e geração de informações. De forma simplificada, o framework coleta, integra e analisa os dados do ambiente de produção, propondo a melhor solução para otimizar o consumo de energia. A energia influencia diretamente os custos de produção, assim, o custo é uma variável que necessita de atenção.

Liu *et al.*, (2019) na pesquisa foi desenvolvido um algoritmo para otimizar os custos das peças impressas sem perder as propriedades mecânicas. Neste estudo, foi identificado que as principais variáveis que impactam o custo de impressão são os suportes utilizados e a altura da camada. Portanto, a redução dos suportes e a utilização de configurações com maior altura de camada contribuem para a redução dos custos, com pouco impacto nas propriedades mecânicas. A área de impressão de próteses médicas tem sido fonte de estudos, por terem sua geometria complexa utilizar métodos de modelagem e otimização são considerados para melhorar o desempenho e a eficiência das impressões. A orientação de impressão, densidade de preenchimento, número de perímetros e altura da camada foram os fatores de entrada estudados por Griffiths *et al.* (2016) os autores destacam que para a melhoria das propriedades mecânicas o quanto maior o número de perímetros e a densidade de preenchimento melhor o nível de resistência a tração. Porém na área de biomateriais a estética é importante, dessa forma os fatores que mais

influenciam a dimensionalidade é o valor máximo de altura e o mínimo de densidade de preenchimento. Assim a última configuração é mais eficiente para a redução de custos (GRIFFITHS *et al.*, 2016).

Melhorar problemas de qualidade na manufatura aditiva envolve o conhecimento sobre os parâmetros utilizados. Dessa forma, identificar quais características precisam melhorar para se obter peças com características mecânicas e dimensionais que atendam ao cliente, dessa forma estudos para melhorar os as propriedades mecânicas e dimensional tem sido fonte de atenção. Kumar *et al.* (2021) desenvolveram um estudo para investigar a otimização das características mecânicas, como resistência à flexão e resistência ao impacto e resistência a tração e dureza, em função da densidade de preenchimento. O estudo determinou que o parâmetro ótimo de densidade de preenchimento foi de 100%. A densidade de preenchimento, em conjunto com o parâmetro de largura da camada, foi estudada por Kerekes *et al.* (2019), para identificar os melhores parâmetros para a otimização do módulo de Young, da tensão de escoamento inicial, da resistência máxima e do módulo de tenacidade. Os resultados indicaram que uma maior densidade de preenchimento melhorou o módulo de Young, a tensão de escoamento inicial e a tenacidade. No entanto, o aumento da largura da camada elevou o módulo de Young, mas reduziu o alongamento na ruptura.

Assim como as propriedades mecânicas os parâmetros para melhorar as características da qualidade relacionadas a dimensionalidade deve ser observada. Gorgani *et al.* (2021) verificaram o erro dimensional das peças impressas, considerando os modelos realizados pelo software (CAD) e a impressão das peças. O modelo apresentado, que utiliza o método Taguchi e redes neurais (GDMH), melhorou a taxa de erro de 0,377 para 0,33, resultando em uma redução percentual de 12,4%. Hasan *et al.* (2024) realizaram experimentos com o objetivo de otimizar a rugosidade das peças impressas. Os parâmetros avaliados incluíram a altura da camada, a densidade de preenchimento e a temperatura de impressão. Entre esses parâmetros, a altura da camada e a densidade de preenchimento foram identificados como os mais relevantes para melhorar tanto a rugosidade das peças quanto suas propriedades mecânicas. O distanciamento entre as camadas pode alterar as dimensões da peça e as características mecânicas (GAO *et al.*, 2022; TIENTCHEU *et al.*, 2024).

Para modelagem e otimização são utilizados diversos métodos, um deles é o de superfície de resposta. O método (RSM) é utilizado para investigar, modelar e otimizar processos com o intuito de identificar a relação entre os fatores de entrada e as variáveis

respostas. Afshari *et al.* (2024) utilizaram o método de superfície de resposta para estudar os efeitos dos fatores de entrada ângulo de impressão, largura da camada, espessura da camada temperatura da cama na otimização para melhorar as propriedades mecânicas de peças impressas com PLA. Para avaliar os parâmetros de impressão ideais que aumentarão a resistência, o autor Mehmet (2023) utilizou o RSM como método de modelagem e otimização. Foram avaliados os fatores ângulo de impressão, densidade de preenchimento e número de perímetros em função da resistência à tração utilizando o PLA. Após os experimentos, os autores constataram que o ângulo de impressão de 90°, densidade de preenchimento de 100% e número de perímetros de 5-6 são os melhores parâmetros para otimizar a resistência à tração. Kamarian *et al.* (2024) buscaram otimizar as impressões de painéis sanduíche com núcleos quirais por FDM, buscando melhorar as respostas módulo de Young e a absorção de energia. Utilizando redes neurais profundas (DNNs), os autores procuraram prever o comportamento das estruturas sob cargas compressivas, com foco em parâmetros geométricos. No segundo passo, foi utilizada a otimização pelo RSM para alcançar os melhores parâmetros para as respostas do módulo de Young e absorção de energia.

Devido à rápida evolução dos processos de manufatura aditiva, é necessário estabelecer soluções que atendam aos parâmetros de qualidade industrial, garantindo precisão dimensional, baixo nível de variação e eficiência no uso de recursos naturais e energia, sem aumentar os custos de fabricação. Esta pesquisa tem como objetivo propor uma estratégia multiobjetivo para otimizar diversas respostas, incluindo desempenho (energia e custos), fabricação ($\bar{Y}_w$, $\bar{Y}_t$, $C_{a;w}$ e $C_{a;t}$) e de medição ($C_{gk;w}$ e $C_{gk;t}$). Dessa forma, as variáveis de resposta são otimizadas de maneira integrada, fornecendo uma estratégia de otimização que apresenta, de forma clara e estatisticamente comprovada, as melhores configurações para alcançar os objetivos da pesquisa. A técnica de planejamento experimental *Central Composite Design* (CCD) foi empregada para o desenvolvimento do planejamento experimental, enquanto a metodologia de superfície de resposta e o Método de Critério Global (NGC) foram utilizados para encontrar as melhores soluções. O estudo foi aplicado em um processo experimental de manufatura aditiva por *Fused Filament Fabrication* (FFF), utilizando espécimes conforme a norma ISO 178 em ensaios não destrutivos.

O artigo está estruturado em cinco sessões, introdução apresentando manufatura aditiva com FFF quanto a desempenho, custo, e precisão, usando métodos de otimização. Seção 2 apresenta os métodos que serão utilizados de maneira genérica. Na terceira seção

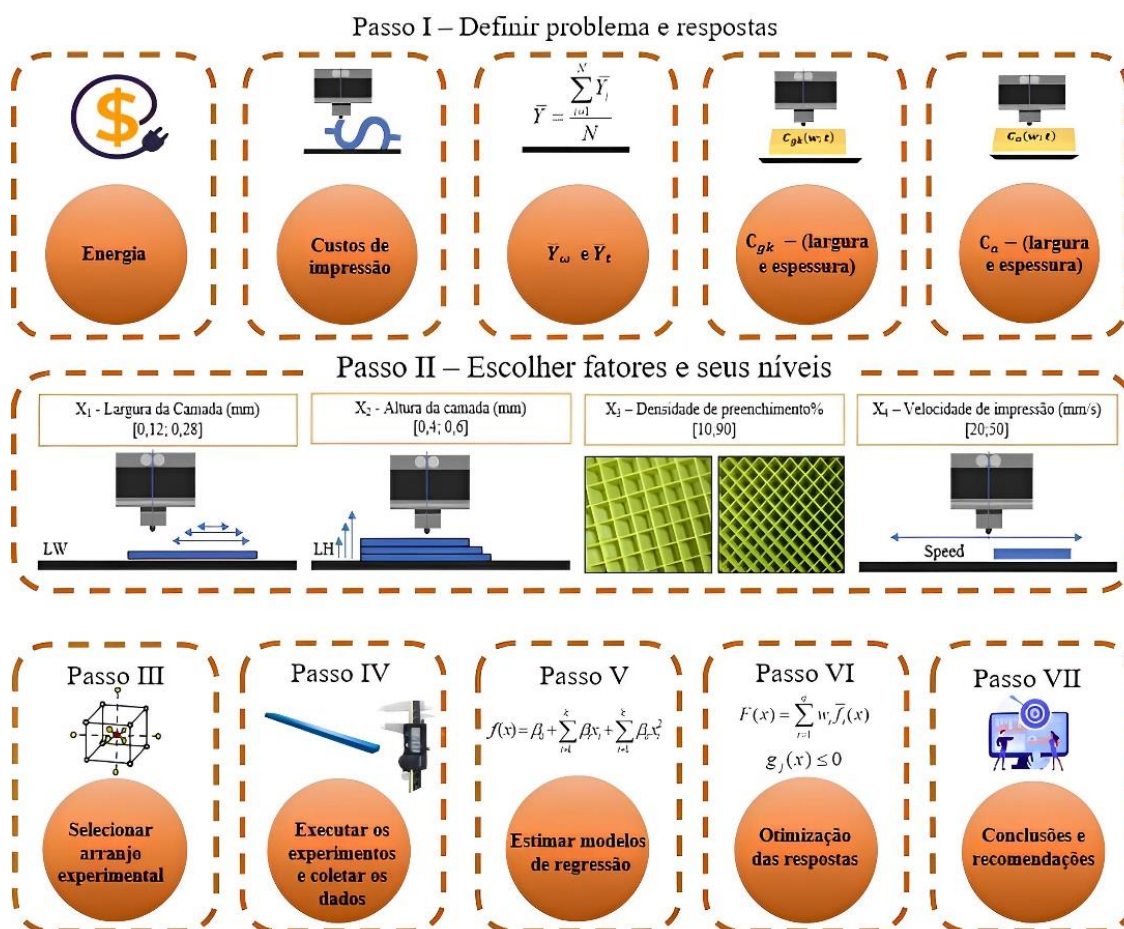
a aplicação dos métodos experimentais e de otimização em um case de manufatura aditiva por (FFF), na seção 4 os resultados obtidos e discussões, estimação dos modelos de regressão e apresentação dos parâmetros e resultados da otimização, na seção 5 as conclusões limitações e recomendações.

O artigo está estruturado em cinco seções. A Introdução apresenta uma visão geral da manufatura aditiva com FFF, abordando desempenho, custo e precisão, além dos métodos de otimização utilizados. A Seção 2 descreve os métodos empregados de forma genérica. Na Seção 3, é abordada a aplicação dos métodos experimentais e de otimização em um caso de manufatura aditiva por FFF. A Seção 4 discute os resultados obtidos, incluindo a estimação dos modelos de regressão e a apresentação dos parâmetros e resultados da otimização. Por fim, a Seção 5 apresenta as conclusões, limitações e recomendações do estudo.

4.2 Método de otimização do processo (FFF)

Os passos do método de DOE, segundo Montgomery (2013) , são: definição/declaração do problema e suas respostas, definição dos fatores e seus níveis, seleção do arranjo experimental, execução e coleta dos dados experimentais, estimativa dos modelos de regressão, otimização das respostas e elaboração de conclusões e recomendações. Diversos estudos têm utilizado o método ou adaptações de sua estrutura em processos químicos (Candioti *et al.*, 2008; Candioti *et al.*, 2014), otimização do processo de fabricação por *Fused Filament Fabrication (FFF)* (AFSHARI *et al.*, 2024), energias renováveis (MARREIRO *et al.*, 2024), combinação de métodos para otimização de problemas de torneamento (EVANGELISTA *et al.*, 2020; PERUCHI *et al.*, 2018). A Figura 1 apresenta um *roadmap* para o planejamento, execução, análise e tomada de decisão para otimização de processos.

Figura 1: Roadmap dos passos para modelar e otimizar processos



Fonte: Autoria própria (2024)

O primeiro passo é definir os problemas e suas respostas, figura 1. Problemas de manufatura são comuns, atender as especificações do projeto reduzindo a variação e desperdícios de recursos é fundamental. Nesse momento o especialista deve identificar claramente os objetivos, e os custos envolvidos no processo experimental. Uma das estratégias que podem ser seguidas para definir os problemas foi descrita por Leardi, (2009), conhecer a fundo o sistema estudado, reduzir custos e tempo através da seleção dos experimentos, estudar os efeitos das interações e ter certeza das informações coletadas.

O segundo passo é a definição dos fatores e dos níveis. Os fatores que podem influenciar o processo estudado devem ser identificados e aqueles com maior influência devem ser selecionados. O nível dos fatores é definido como -1 e 1, e o intervalo entre esses níveis é o valor pelo qual o nível do fator pode ser ajustado. O conhecimento de equipes multidisciplinares muitas vezes é negligenciado; portanto, a opinião de especialistas no processo estudado deve ser considerada na definição dos níveis operacionais. Além disso, trabalhos sobre o mesmo tema podem ser consultados, e uma

abordagem envolvendo especialistas de diversas áreas pode ser benéfica. Quanto maior o número de experimentos, maiores serão os custos do projeto. Assim, a triagem ajuda a evitar a seleção de fatores não significativos para os experimentos. Os fatores que vão se manter constantes devem ser selecionados, já que apesar de não serem fonte do estudo, eles podem ter alguma influência na variável resposta.

No terceiro passo, definição do arranjo experimental, envolve a determinação dos fatores, seus níveis e como o arranjo experimental será executado. A escolha do arranjo experimental, ou planejamento de experimentos, será mais eficiente se os passos anteriores forem corretamente executados. Os experimentos podem incluir: experimentos fatoriais completos (HASAN *et al.*, 2024), experimentos fatoriais fracionados (FERNANDO *et al.*, 2019), *central composite design* (CCD) (Barbosa, Peruchi & Junior, 2023; Lanzotti *et al.*, 2015), design Box-Benken (WARKE; PURANIK, 2023), Plackett-Burman (SAHA; PANDEY, 2022).

Após a seleção do arranjo experimental, é realizada a execução dos experimentos, quarto passo. Este é um ponto crítico, pois erros nesta etapa podem invalidar o experimento. Nessa fase, Candiotti *et al.* (2014) sugerem que as observações e os erros devem ser considerados como variáveis independentes. Caso os experimentos não possam ser executados no mesmo dia, devem ser utilizados blocos, que podem corresponder a sequências de experimentos ou dias distintos de experimentação. Sempre que possível, é recomendável aplicar cálculos para estimar os efeitos dos fatores na resposta.

No quinto passo, os modelos de regressão são estimados. Os modelos de regressão são desenvolvidos utilizando o método de Mínimos Quadrados Ordinários (*Ordinary Least Squares*, OLS). A escolha do arranjo experimental é importante para compreender a aplicação do Método de Superfície de Resposta (RSM, *response surface Methodology*), que busca encontrar as relações entre respostas e um conjunto de fatores, $y=f(\mathbf{x})$. A utilização de modelos de regressão polinomial de baixa ordem é utilizado para descrever relações entre os fatores e suas respostas, com comportamentos monos complexos, é expressa pela eq. 1.

$$y = f(x) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots \beta_k x_k + \varepsilon \quad (1)$$

Se o modelo exibir curvatura, é necessário utilizar um polinômio de maior grau. As respostas devem ser ajustadas de acordo com a eq. 2, que permite identificar um ou

mais pontos críticos, como pontos de sela, mínimos ou máximos. A inclusão de termos quadráticos na função, conforme detalhado na eq. 2.

$$y = f(x) = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \quad (2)$$

Onde $f(x)$ representa a resposta, $x_1, x_2, \dots, x_k$ são as variáveis independentes, β_0 é o coeficiente a ser estimado, β_i são os coeficientes lineares a serem estimados, β_{ii} e β_{ij} , são os coeficientes a serem estimados, k é o número de variáveis independentes, e ε são os resíduos do experimento.

Para validar modelos experimentais, é necessário empregar uma série de testes de adequação. Deve-se verificar a significância dos termos do modelo, com foco em valores de p -value inferiores a 0,05, que indicam significância estatística. A Análise de Variância (ANOVA) é usada para avaliar a importância geral dos fatores no modelo. A normalidade dos resíduos precisa ser confirmada para garantir que eles sigam uma distribuição normal. Além disso, é essencial identificar e considerar qualquer influência de observações atípicas. Deve-se também realizar uma análise do lack-of-fit para verificar se o modelo ajusta adequadamente os dados. A qualidade do ajuste é avaliada pelo coeficiente de determinação ajustado (R^2_{adj}). A Variância Inflacionada dos Fatores (VIF) é calculada para detectar multicolinearidade entre as variáveis independentes. Finalmente, análises gráficas fornecem uma visualização adicional da adequação do modelo e ajudam a identificar possíveis problemas ou padrões.

Após a validação dos modelos de regressão, no sexto passo métodos de otimização são aplicados. Métodos de otimização multiobjetivos buscam as melhores soluções para resolver problemas onde múltiplas respostas são consideradas simultaneamente (YILMAZ ACAR; BAŞÇIFTÇI, 2021). A otimização permite melhorar a aplicação de recursos, tempo de execução e atingir resultados esperados pelos especialistas (AMORIM *et al.*, 2022; GUEDES DE OLIVEIRA *et al.*, 2020; PAIVA *et al.*, 2014; RAMADAN *et al.*, 2024). Um método de otimização de múltiplas respostas é o método de critério global normalizado, que pode ser utilizado para funções objetivos do tipo maximizar e/ou minimizar (DE FREITAS GOMES *et al.*, 2012; GUSTAVO *et al.*, 2022; MARREIRO *et al.*, 2024). Na maioria das vezes, problemas de otimização envolvem múltiplas respostas, o que pode resultar em trade-offs, onde a melhoria de uma resposta pode impactar negativamente outra. O método de Critério Global Normalizado (NGC) se destaca pela sua eficiência na otimização simultânea de múltiplas respostas, permitindo uma análise

equilibrada e integrada dos diferentes critérios de desempenho. Após construir os modelos de regressão por OLS, define-se pesos w para cada função objetivo normalizada, de acordo com as Eqs. (3) - (5).

Maximizar:

$$F(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^q w_i \bar{f}_i(\mathbf{x}) \quad (3)$$

Sujeito a: $\mathbf{l}_i \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{u}_i$

$$\text{Onde: } \bar{f}_i(\mathbf{x}) = 1 - \frac{f_i(\mathbf{x}) - f_i^U}{f_i^N - f_i^U} \text{ para minimizar} \quad (4)$$

$$\bar{f}_i(\mathbf{x}) = 1 - \frac{f_i^U - f_i(\mathbf{x})}{f_i^U - f_i^N} \text{ para maximizar} \quad (5)$$

onde, $\mathbf{x}$ são as variáveis de decisão definidas pelos fatores do experimento limitados por $\mathbf{l}$ e $\mathbf{u}$ (para um arranjo central composto cúbico de face centrada, assume-se os valores -1 e +1, respectivamente), $f(\mathbf{x})$ são os modelos de regressão das respostas, f_i^U são os pontos de Utopia (melhor combinação possível) e f_i^N são os pontos de Nadir (pior combinação possível) obtidos da matriz de Payoff na Eq. (6), $\bar{f}_i(\mathbf{x})$ são os modelos normalizados de regressão das respostas e w_i são os pesos para cada função objetivo normalizada.

$$\text{Matriz de Payoff: } \begin{bmatrix} f_1^U & f_2^{N_1} & \dots & f_i^{N_1} & \dots & f_q^{N_1} \\ f_1^{N_1} & f_2^U & \dots & f_i^{N_2} & \dots & f_q^{N_2} \\ f_1^{N_2} & f_2^{N_2} & \ddots & f_i^U & \dots & f_q^U \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_1^{N_{q-1}} & f_2^{N_{q-1}} & \dots & f_i^{N_{q-1}} & \dots & f_q^U \end{bmatrix} \quad (6)$$

No método de critério global normatizado, $\bar{f}_i(\mathbf{x}) = [0,1]$, determina-se uma escala comum para todas as respostas. Considerando que as funções objetivas, Eq. (3), são polinômios quadráticos, o algoritmo GRG (Gradiente Reduzido Generalizado) foi aplicado para encontrar a solução ótima.

Sétimo passo são as conclusões e recomendações sobre os resultados ótimos do experimento. O especialista deve indicar a solução final para os parâmetros de fabricação, assim como estimar os resultados esperados para as respostas.

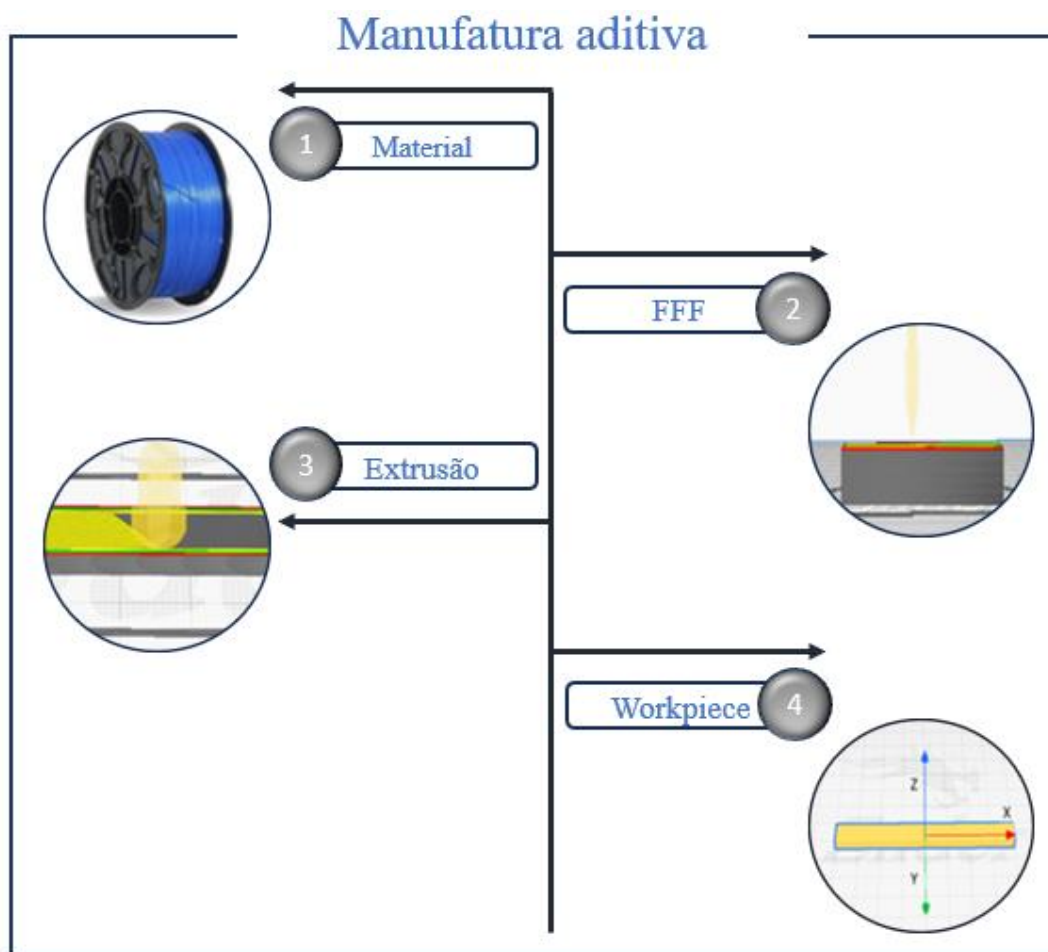
4.3 Aplicação de método de modelagem e otimização em *Fused Filament Fabrication*

Os processos industriais se comportam pela influência de múltiplos fatores sobre múltiplas respostas. Muitas vezes, a configuração do processo não é otimizada para as múltiplas características de qualidade. Para alcançar melhores condições operacionais, é necessário avaliar o comportamento das características da qualidade consideradas desejadas em função de fatores que, segundo especialistas, são significativos. Essa seção é destinada ao projeto do processo de manufatura aditiva utilizando *Fused Filament Fabrication* (FFF), abordando os fatores de entrada do arranjo experimental e suas respostas. São apresentados de forma didática as equações do cálculo do consumo de energia, dos custos de fabricação, C_a e C_{gk} , assim como o modelo experimental.

4.4 Definir problema e as respostas

A manufatura aditiva ou impressão 3D é um termo que engloba várias tecnologias de fabricação que adiciona camada por camada, criando peças tridimensionais. A técnica utilizada para a impressão foi o *Fused Filament Fabrication* (FFF) que consiste no aquecimento de um termoplástico até o ponto de fusão e passa pelo processo de extrusão por um bico, esse processo ocorre por camadas segundo o projeto. Assim, as impressões realizadas por manufatura aditiva podem apresentar características indesejadas de qualidade, como encolhimento das peças, conhecido como warping. Esse problema de impressão leva à deformação dos produtos (ZACH; DUDESCU, 2024) ou a problemas com as propriedades mecânicas das peças, como resistência à tração (SAMYKANO *et al.*, 2024), elasticidade das peças (PERMATA *et al.*, 2024), ou dureza das peças (HUSSAIN *et al.*, 2023). Além de problemas dimensionais e mecânicos, o especialista precisa verificar outros fatores importantes, como custos de produção e consumo de energia. Torna-se claro a necessidade de intervenções que possam otimizar o processo produtivo na manufatura aditiva. A figura 2 ilustra o processo de manufatura aditiva.

Figura 2: Processo de manufatura aditiva por FFF



Fonte: Autoria própria (2024)

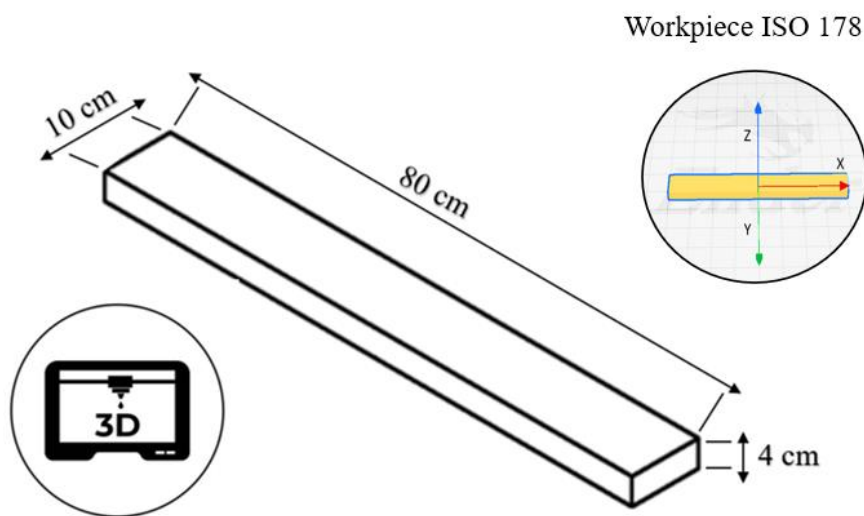
Os corpos de prova foram fabricados utilizando o *software* fusion 360 (Barbosa, *et al.*, 2023; Cho *et al.*, 2020; Gkartzou *et al.*, 2017; Castro *et al.*, 2021). O desenvolvimento do projeto seguiu dois passos principais: primeiro, foi criado um esboço retangular em formato 2D com dimensões de 0,80 mm de comprimento por 10 mm de largura. Em seguida, a função de extrusão foi empregada para adicionar a terceira dimensão à peça, resultando em uma forma tridimensional. A extrusão realizada foi de 4 mm de espessura.

Os limites de especificação foram estabelecidos para a largura e a espessura do corpo de prova. O Limite Superior de Especificação (LSE) para a largura foi definido como 10,2 mm, enquanto o Limite Inferior de Especificação (LIE) para a espessura foi de 9,8 mm. Para a largura, os limites foram de 4,2 (LSE) e 3,8 (LIE) (GKARTZOU; KOUMOULOS; CHARITIDIS, 2017). O corpo de prova utilizado nos experimentos

seguiu as normas da ISO 178 (ATAKOK; KAM; BUKRE, 2022; GÓRSKI *et al.*, 2018; JIMÉNEZ *et al.*, 2019; MORADI; MEIABADI; KAPLAN, 2019).

O Arquivo é convertido em formato *Standard Tessellation Language* que é compatível com os *Softwares* de fatiamento (AHMED; HASAN; LAL, 2016; BAHNINI *et al.*, 2018). Após ser utilizado um programa gerador de código G aberto, o arquivo é dividido em camadas bidimensionais (2D). Posteriormente, uma impressora utiliza essas camadas 2D do arquivo para criar o caminho ao longo dos eixos X e Y. O software fatiador utilizado para esse processo foi a Ultimaker Cura 5.2.2. (ANSARI; KAMIL, 2021; JABBAR, 2023; MOHAMED *et al.*, 2021). Para garantir as mesmas condições, a reprodução das peças foram impressas na mesma posição, individualmente e separadamente, sendo produzida uma peça por vez com seu comprimento paralelo ao plano XY, conforme Figura 3. O material utilizado foi o ácido polilático puro (PLA) de cor amarela, esse material é derivado de fontes renováveis na natureza, como o amido de milho e cana-de-açúcar (ILEANA; RIPEANU; DINIT, 2023; MOHAMED *et al.*, 2021; YANG; YEH, 2020). A figura 3 ilustra o modelo de corpo de prova fabricado.

Figura 3: Representação da peça utilizada nos experimentos



Fonte: Autoria própria (2024)

A técnica utilizada para impressão foi a *Fused Filament Fabrication* (FFF), que consiste em aquecer o filamento termoplástico e depositá-lo camada por camada através de um bico extrusor para construir a peça tridimensional (CUAN-URQUIZO *et al.*, 2019; FRUNZEVERDE *et al.*, 2023; PETERSON, 2019). Na tabela 1, identificam-se os parâmetros fixos utilizados para a fabricação de peças em 3D.

Tabela 1: Parâmetros mantidos constantes no durante o experimento
Parâmetros operacionais fixos de impressão

Nozzle temperature, printing temperature	200 C°
Build plate temperature	50 C°
Nozzle diameter (mm)	0,4
filament diameter	1,75
Fill Pattern	Cubic
Retraction distance (mm)	6.5
Retraction speed (mm)	25
Bilde plate adhesion type	Skirt
Top Layers	6
Botton layers	6
Wall line cont	2
Ângulo de Varredura	+45°/-45°
Material Type	PLA

Fonte: Autoria Própria (2024)

A impressora selecionada para o processo de fabricação foi a *Creality Ender 3* (ANSARI; KAMIL, 2021; KUIPERS *et al.*, 2020; SAPRE *et al.*, 2022). As molas para o ajuste da mesa de impressão são novas o reduz o tempo de operação relacionado ao nivelamento da mesa. Este é um item fundamental para que as peças possam ser impressas com a menor variação possível. Wang & Wang, (2019) em seu estudo mostra a importância do nivelamento da mesa para melhorar a precisão e a qualidade da mesa, os autores desenvolveram um modelo para automatizar o nivelamento utilizando um algoritmo para a melhor configuração de ajuste. O nivelamento da mesa de impressão foi abordado pelos autores. O nivelamento da mesa influencia na adesão do material, na distribuição do calor e na instabilidade dimensional da peça. Na execução foi dada atenção as molas, novas e aos ajustes manuais dos parafusos para reduzir falhas no processo produtivo (Kašcak *et al.*, 2024).

As variáveis respostas são: energia, custo, $\bar{Y}_\omega$, $\bar{Y}_t$, $C_{a;w}$, $C_{a;t}$, $C_{gk;w}$ e $C_{gk;t}$. Para calcular a energia consumida, é levada em consideração a potência da máquina em *watts*. Foi consultado as especificações do fabricante Creality para a impressora Ender 3, que indica o consumo de 360 watts. A equação utilizada para o cálculo foi $(PM \times TU/1000)$, onde PM é a potência da máquina, TU o tempo de utilização e 1000 fator de conversão, eq. 7, aplicação nos dados da linha 1.

$$E(\mathbf{x}) = \frac{360w \times 0,37h}{1000} = 0,13kWh \quad (7)$$

Um dos pontos de atenção nos processos de fabricação são os custos. Melhorar as características de qualidade das peças impressas com filamentos fundidos (FFF) sem aumentar os custos de produção é um dos desafios abordados na modelagem e otimização. O objetivo é alcançar peças com dimensionalidade precisa, utilizando um sistema de medição confiável, consumindo energia de forma racional e minimizando os custos totais. Para calcular os custos da impressão dos espécimes, foram considerados o custo do material (MT) em R\$/g, dividido pelo peso dos espécimes em gramas (g). Cada espécime de trabalho foi pesado em uma balança de precisão Shimadzu modelo BL3200H. A depreciação foi estimada por: (custo da máquina/mês de depreciação) / número de espécimes impressos (DP). Já o custo de energia (EN) foi obtido pelo consumo de energia (em kWh) multiplicado pelo valor da tarifa de energia (neste caso, 0,77 R\$/kWh). Isso é expresso pela equação ($C_t = MT + DP + EN$), adaptada de (MEIABADI *et al.*, 2021). A eq. 8, aplicação utilizando os dados da segunda linha da matriz experimental.

$$C_t(\mathbf{x}) = 0,28 + 0,41 + 0,27 = 0,96 \quad (8)$$

Notadamente a busca pela melhoria da qualidade e da sustentabilidade dos processos produtivos utilizando FFF vem ganhando espaço entre profissionais e pesquisadores. Os índices de capacidade são utilizados para avaliar se o processo está dentro dos limites de especificação exigido pelo cliente. Dessa forma, um processo é capaz quando gera produtos dentro dos limites de especificações (Oliveira *et al.*, 2019). Vários índices de capacidade podem ser aplicados para verificar o desempenho de um processo produtivo, como, C_a , C_p , C_{pk} , C_{pl} , C_{pu} , C_{pk} , C_{pm} e C_{pmk} , esses índices fazem a associação dos requisitos da qualidade a variabilidade do processo. De forma didática o processo está sob controle estatístico quando causas comuns de variabilidade são identificadas. Se o processo apresentar *outliers*, e não apenas causas comuns de variabilidade, ele estará fora de controle estatístico (GUEDES DE OLIVEIRA *et al.*, 2020). Mesmo os processos estando dentro dos limites de especificações (LSE e LIS) é necessário a avaliação contínua através da variabilidade natural do processo em relação a variabilidade permitida. Dessa forma pode-se destacar o índice de capacidade C_a , que avalia o excesso de variação da média do processo de fabricação em relação as especificações. O índice C_a é calculado pela Eq. (9).

$$C_a(\mathbf{x}) = 1 - \frac{|\bar{Y}(\mathbf{x}) - m|}{d} \quad (9)$$

Para um produto ser fabricado dentro das especificações é necessário o mínimo de variação no processo produtivo, ou seja, o mínimo de variação (GRÜBLER; DRABAREK, 2015). Avaliar se o processo de fabricação por manufatura aditiva está sendo capaz de produzir peças iguais sob as mesmas condições de materiais e configuração assegura que as peças atendam as especificações dimensionais e funcionais (AL-REFAIE; BATA, 2010; HAMADA, 2024). A classificação para o índice de capacidade que avalia a centralização do processo considera : $C_a < 0$ é pobre, $0 < C_a < 0,25$ é inadequado, $0,25 < C_a < 0,50$ é razoável, $0,50 < C_a < 0,75$ é capaz e $0,75 < C_a < 1,00$ é excelente (PEARN; KOTZ, 2006).

Outros indicadores são aplicados para verificar a capacidade de um sistema de medição e são muitas vezes aplicados em conjunto com os indicadores de capacidade, porém em fases diferentes de projeto (GADIM; DONIAVI, 2018; PERUCHI *et al.*, 2020; WU; WANG; MA, 2021). Dessa forma, é necessário garantir um sistema de medição que avalie o se os produtos estão sendo impressos com a qualidade especificada (GASPARIN *et al.*, 2013). A análise do sistema de medição contribui para garantir o mínimo de variabilidade no sistema de medição, assegurando o menor desvio possível das especificações (PARIDA *et al.*, 2024; ZHUANG; YANG, 2024). O índice C_{gk} considera não apenas a variação do sistema de medição ao realizar medições sucessivas do objeto (erro de repetibilidade), mas também o viés da medição (GASPARIN *et al.*, 2013; GUNIŠ *et al.*, 2013). A repetibilidade refere-se à consistência das medições feitas pelo mesmo operador em uma mesma peça, ou seja, até que ponto os valores são consistentes quando as medições são repetidas pelo mesmo operador (ALTINISIK; BOLOVA, 2021; FERREIRA *et al.*, 2021). Por outro lado, o viés é a diferença entre o valor de referência da peça (valor verdadeiro convencional) e as medições realizadas pelo operador. Os índices não apenas avaliam a variação das medições em relação à tolerância, mas também verificam se as medições estão centradas em relação ao valor verdadeiro da peça (APARECIDA MENDONÇA MARQUES *et al.*, 2020; SOARES *et al.*, 2022). O índice C_{gk} é estimado pela Eq. (10).

$$C_{gk}(\mathbf{x}) = \frac{\frac{k}{200} * (USL - LSL) - |\bar{Y} - Y_{ref}|}{L * s} \quad (10)$$

Onde k percentual de tolerância (20 é o padrão), $\bar{Y}$ é a média de todas as medições, Y_{ref} é o valor de referência (ou valor verdadeiro convencional), s é o desvio padrão das medições e L o número de desvios padrão que determina metade da dispersão

do processo (3 é comum) (Marques *et al.*, 2020). A classificação abordada neste estudo foi adaptada de Pearn & Kotz (2006), com os seguintes critérios: $C_{gk} < 0,33$ é considerado pobre; de 0,33 a 0,67 é razoável; de 0,67 a 1,00 é satisfatório; de 1,00 a 1,33 é bom; de 1,33 a 1,67 é capaz; de 1,67 a 2,00 é excelente; e $C_{gk} > 2,00$ é super.

4.5 Especificar fatores e seus níveis

A configuração inadequada de parâmetros resulta na má utilização dos recursos produtivos, como material, energia, tempo do operador e depreciação da máquina, o que acarreta em altos custos de produção. A manufatura aditiva oferece vantagens significativas, como a capacidade de produzir geometrias complexas com custos reduzidos em comparação com as técnicas tradicionais (ECKER *et al.*, 2017). Para garantir um processo de fabricação consistente, é essencial minimizar os erros dimensionais e assegurar a confiabilidade do processo (WEBBE KEREKES *et al.*, 2019). Desta forma, alcançar precisão requer um sistema de medição apurado, com poucos desvios. (PANDA *et al.*, 2017). Outro ponto importante é o consumo de energia, que varia de acordo com a complexidade da impressão, com o tipo de impressora, tamanho das peças. O consumo de energia depende diretamente das configurações de impressão (BARBOSA; PERUCHI; JUNIOR, 2023). Assim, o estudo foi conduzido para otimizar um conjunto de parâmetros de entrada descritos na tabela 2.

Tabela 2: Fatores de entrada e os níveis experimentais		
Parâmetros operacionais	Nível	
Variáveis	-1	1
X_1 - Largura da Camada (mm)	0,4	0,6
X_2 - Altura da camada (mm)	0,12	0,28
X_3 - Densidade de preenchimento (%)	10	90
X_4 - Velocidade de impressão (mm/s)	20	50

Fonte: Autoria própria

Quanto aos parâmetros de impressão, ou fatores controláveis, são os seguintes: largura da camada, que corresponde à dimensão total da camada de material depositada pelo bico em milímetros (espessura total da parede depositada), associada à largura do caminho utilizada pela extrusora; altura da camada, expressa em milímetros (mm), determina a distância vertical da camada depositada a cada linha no processo de impressão; densidade de preenchimento, expressa em porcentagem (%), determina a quantidade de material utilizada para preencher uma peça impressa em 3D; e velocidade

de impressão, que define a rapidez com que a extrusora percorre os eixos X, Y durante o processo de deposição de material na impressão.

4.6 Selecionar arranjo experimental

Um dos objetivos de projetos experimentais é identificar as melhores condições para obter uma solução ótima de processo (Candioti *et al.*, 2014). Experimentos têm sido utilizados para melhorar as características de qualidade nos mais diversos segmentos. Os experimentos são realizados após a seleção dos fatores de entrada (Xs) e das respostas (Ys); com a execução dos experimentos, é possível analisar os efeitos dos fatores de entrada sobre as respostas (DURAKOVIC, 2017). Na manufatura aditiva o DOE tem sido aplicado para otimizar os parâmetros de impressão (Chikkanna *et al.*, 2022; Baghi & Mansour, 2024; Vacas *et al.*, 2023). O DOE possui um pacote robusto de ferramentas estatísticas, testes 2-sample t (GHOLAMI *et al.*, 2021), ANOVA (PAZHAMANNIL, 2023) e análises gráficas que facilitam o entendimento de processos de interações entre fatores, criações de equações que demonstram linearidade ou modelos quadráticos (GALANTUCCI *et al.*, 2015; HASAN *et al.*, 2024; MANDPE; PARATE; NAIK, 2022).

O arranjo experimental foi um CCD cubico de face centrada, $n=2^k + 2*k + c$, onde n é o total de pontos experimentais, 2^k o número de fatores, $2k$ os pontos axiais inseridos no modelo experimental para avaliar a curvatura (modelo quadrático) c o número de pontos centrais. Dessa forma diversos fatores de entrada são estudados simultaneamente em um arranjo experimental, com números de experimentos pré-definidos, dessa forma é possível de maneira robusta variar todos os níveis dos fatores envolvidos. A técnica de modelagem e otimização superfície de resposta foi utilizada, na tabela 3, a matriz experimental, com os valores de referência.

Tabela 3: Matriz experimental e valores de referência para espessura, largura

OP	LW	LH	ID	S	W1	W2	...	W10	$Y_{ref,w}$	T1	T2	...	T10	$Y_{ref,t}$	En	Ct	$\bar{Y}_w$	$\bar{Y}_t$	$C_{gk;w}$	$C_{gk;t}$
	mm	mm	%	mm/s	mm	mm	...	mm	mm	mm	mm	...	mm	mm	kwh	R\$	mm	mm	-	-
1	0,4	0,12	10	20	10,59	10,58	...	10,58	10,59	3,75	3,74	...	3,74	3,73	0,36	1,03	10,67	3,78	-0,64	-0,18
2	0,6	0,12	10	20	10,35	10,36	...	10,34	10,35	3,90	3,90	...	3,90	3,90	0,27	0,96	10,38	3,94	0,45	0,33
3	0,4	0,28	10	20	10,34	10,34	...	10,32	10,33	3,81	3,80	...	3,80	3,80	0,23	1,01	10,35	3,84	0,44	0,11
4	0,6	0,28	10	20	10,28	10,27	...	10,27	10,28	3,79	3,82	...	3,79	3,80	0,17	0,94	10,30	3,83	0,65	0,93
5	0,4	0,12	90	20	10,42	10,43	...	10,40	10,41	3,92	3,91	...	3,91	3,91	0,49	1,34	10,44	3,93	0,35	1,50
6	0,6	0,12	90	20	10,27	10,28	...	10,25	10,27	3,94	3,94	...	3,95	3,94	0,36	1,19	10,28	3,97	1,02	1,13
7	0,4	0,28	90	20	10,20	10,20	...	10,20	10,20	3,89	3,89	...	3,89	3,89	0,26	1,11	10,21	3,94	0,97	-0,41
8	0,6	0,28	90	20	10,07	10,07	...	10,06	10,07	3,91	3,91	...	3,91	3,91	0,19	1,03	10,07	3,94	2,12	0,67
9	0,4	0,12	10	50	10,03	10,03	...	10,03	10,03	4,03	4,02	...	4,02	4,03	0,14	0,82	10,03	4,05	2,08	1,57
10	0,6	0,12	10	50	10,00	10,00	...	9,99	10,00	4,01	4,01	...	4,01	4,01	0,18	0,83	10,00	4,04	1,36	1,31
11	0,4	0,28	10	50	10,07	10,07	...	10,07	10,07	3,93	3,90	...	3,91	3,92	0,12	0,88	10,07	3,96	1,52	0,08
12	0,6	0,28	10	50	10,03	10,02	...	10,03	10,03	3,94	3,94	...	3,94	3,94	0,09	0,86	10,03	3,97	2,08	0,88
13	0,4	0,12	90	50	10,08	10,08	...	10,07	10,08	4,04	4,04	...	4,04	4,03	0,19	1,02	10,08	4,06	1,01	0,93
14	0,6	0,12	90	50	9,99	9,97	...	9,97	9,97	4,07	4,06	...	4,06	4,07	0,19	1,02	9,98	4,10	1,67	0,53
15	0,4	0,28	90	50	9,98	9,98	...	9,98	9,98	4,07	4,09	...	4,09	4,09	0,19	1,03	9,98	4,10	1,45	2,06
16	0,6	0,28	90	50	10,01	10,01	...	10,01	10,01	3,96	3,96	...	3,96	3,96	0,10	0,95	10,00	3,98	2,17	1,73
17	0,4	0,20	50	35	10,48	10,47	...	10,46	10,47	3,97	3,97	...	3,96	3,97	0,17	0,95	10,46	3,99	0,51	0,82
18	0,6	0,20	50	35	10,36	10,36	...	10,34	10,36	3,99	3,98	...	3,98	3,99	0,15	0,95	10,34	4,01	0,48	0,67
19	0,5	0,12	50	35	10,52	10,53	...	10,53	10,51	3,77	3,77	...	3,76	3,77	0,23	0,96	10,52	3,78	0,43	1,29
20	0,5	0,28	50	35	10,54	10,54	...	10,52	10,53	3,66	3,66	...	3,66	3,66	0,14	0,95	10,53	3,69	0,50	0,50
21	0,5	0,20	10	35	10,40	10,41	...	10,40	10,40	3,97	3,97	...	3,97	3,97	0,15	0,86	10,39	4,00	0,68	0,30
22	0,5	0,20	90	35	10,39	10,39	...	10,39	10,39	4,00	4,00	...	3,99	4,00	0,19	1,05	10,37	4,02	0,38	0,43
23	0,5	0,20	50	20	10,38	10,37	...	10,36	10,37	3,79	3,79	...	3,78	3,79	0,23	1,00	10,37	3,81	0,76	0,80
24	0,5	0,20	50	50	10,53	10,52	...	10,52	10,52	3,79	3,80	...	3,79	3,79	0,13	0,91	10,52	3,81	0,47	0,63
25	0,5	0,20	50	35	10,53	10,48	...	10,47	10,47	3,92	3,92	...	3,92	3,92	0,17	0,94	10,48	3,95	0,76	0,77
26	0,5	0,2	50	35	10,48	10,30	...	10,32	10,31	3,94	3,93	...	3,94	3,92	0,16	0,93	10,41	3,97	-1,87	0,00
27	0,5	0,2	50	35	10,34	10,46	...	10,45	10,450	3,719	3,734	...	3,731	3,723	0,23	1,00	10,49	3,78	0,20	0,90

Fonte: Autoria Própria (2023)

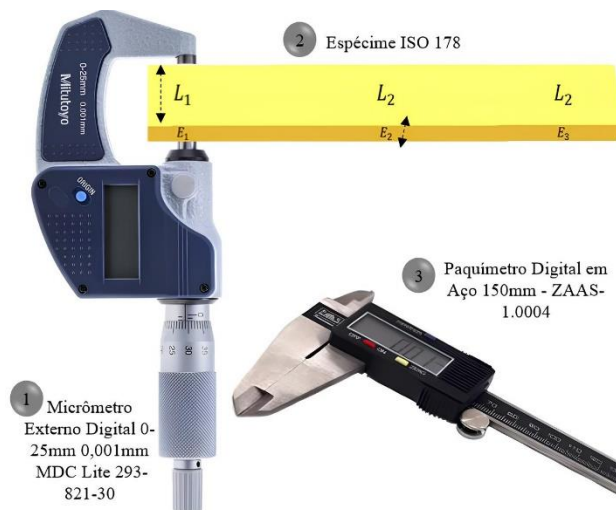
4.7 Executar os experimentos e coletar dados

Com a definição dos fatores de entrada (Xs) e das respostas (Ys), foram impressas 27 peças utilizando as configurações da matriz experimental em um ensaio não destrutivo. As técnicas de testes não destrutivos auxiliam no controle da qualidade e na otimização do processo, contribuindo para a redução de custos (MARCH; GUNASEGARAM; MURPHY, 2023; RAO *et al.*, 2023). Técnicas de ensaios não destrutivos (NDE) são comuns em modelagem por deposição fundida e são capazes de identificar falhas como rachaduras e falta de fusão entre as camadas, características que podem comprometer a qualidade dimensional da peça (MANDACHE, 2019).

Os experimentos foram realizados de forma aleatória, com as peças impressas em dias diferentes e sob condições de temperatura adversas. Dois instrumentos de medição foram utilizados: um paquímetro digital Zaas, com faixa de medição de 150 mm e resolução de 0,01 mm, conforme mostrado na Figura 4 (1). Com o paquímetro foram realizadas 20 medições por um único especialista (repetitividade), por característica, figura 4 (2). As medidas de largura (L) e espessura (E) foram obtidas através de três medições independentes para largura (L_1, L_2, L_3) e altura (E_1, E_2, E_3) figura 4 (2). A média das três medições foi calculada para cada característica, $(L_1 + L_2 + L_3)/3 = y$. Esse procedimento resultou em um total de 60 medições (20 médias) para a largura e 60 medições (20 médias) para a altura por linha do experimento. O procedimento com o paquímetro totalizou 1620 medições.

Um micrômetro digital *Mitutoyo*, com faixa de medição de 25 mm e resolução de 0,001 mm, foi utilizado para medir as peças e determinar o valor de referência (Y_{ref}), figura 5(1). O procedimento de medição segue o mesmo método aplicado com o paquímetro, figura 4 (2), consistindo em três medições por característica (L_1, L_2, L_3 para largura e E_1, E_2, E_3 para altura) (ALAFAGHANI *et al.*, 2017; DESWAL; NARANG; CHHABRA, 2019). Neste caso, cada peça é medida 30 vezes, resultando em 10 médias para cada linha do experimento. A média das médias das 10 medições é então utilizada como o valor de referência (Y_{ref}). A tabela 4, apresenta os índices de capacidade e os procedimentos de medição, os dados completos da tabela foram disponibilizados em (Barbosa, 2023).

Figura 4: Instrumentos de medição, espécime utilizada nos experimentos para determinar o valor de referência



Fonte: Autoria própria (2024)

4.8 Resultados e discussões

Nesta seção, apresentamos a análise dos resultados obtidos após a aplicação do *Central Composite Design* (CCD) e da Metodologia de Superfície de Resposta (RSM) para a otimização dos parâmetros no processo de manufatura aditiva por *Fused Filament Fabrication* (FFF). Utilizamos um modelo polinomial de segunda ordem, ajustado através do método *Ordinary Least Squares* (OLS), para prever e analisar as respostas, incluindo consumo de energia, custo de fabricação e precisão dimensional. A otimização das respostas foi realizada com o Método de Critério Global Normalizado (NGC), o qual permitiu identificar as configurações ideais para cada variável de interesse. A análise envolveu a criação de gráficos de contorno, superfícies de resposta e efeitos principais, proporcionando uma compreensão detalhada das interações entre os parâmetros de impressão e suas influências nas variáveis de desempenho. A seção a seguir discute as implicações dos resultados obtidos, destacando como essas descobertas se alinham com a literatura existente e oferecendo recomendações práticas para aprimorar o processo de impressão 3D.

4.9 Estimar modelos de regressão

A partir da aplicação do CCD os resultados são coletados e os modelos de respostas para os valores previstos em valores não codificados utilizando um modelo polinomial de segunda ordem descritos na eq. (2), o ajuste foi realizado utilizando o

método *Ordinary Least Squares* (OLS) os modelos representam a relação matemática para as respostas energia (E), custo (Ct), $C_{gk;w}$, $C_{gk;t}$, $\bar{Y}_w$ e $\bar{Y}_t$ Eqs. (11-16).

$$E(\mathbf{x}) = 0,17330 - 0,01893LW - 0,04417LH + 0,01834ID - 0,06112S \\ + 0,0188LH^2 + 0,0190S^2 - 0,01216LW.LH + 0,01010LW.S + 0,01952LH.S \quad (11)$$

$$Ct(\mathbf{x}) = 0,9498 - 0,02641LW - 0,02235LH + 0,08714ID - 0,07270S + 0,0250ID^2 \\ + 0,0239S^2 - 0,01071LW.ID + 0,01781LW.S - 0,03109LH.ID + 0,02864LH.S \quad (12)$$

$$C_{gk;w}(\mathbf{x}) = 0,4938 + 0,1569LW + 0,1495LH + 0,0571ID + 0,4108S + 0,7628S^2 \\ + 0,1508LW.LH + 0,2212LW.ID + 0,1706LH.ID - 0,1754ID.S \quad (13)$$

$$C_{gk;t}(\mathbf{x}) = 0,5189 + 0,0041LW - 0,3692LH - 0,0855ID - 0,1304S + 0,209LW^2 \\ + 0,361LH^2 + 0,186S^2 + 0,1319LW.LH - 0,1675LW.ID + 0,5113LH.ID \\ + 0,4173LH.S + 0,2808ID.S \quad (14)$$

$$\bar{Y}_w(\mathbf{x}) = 10,4884 - 0,0507LW - 0,0461LH - 0,0458ID - 0,1332S - 0,1402LW^2 \\ - 0,1630ID^2 + 0,0319LW.S + 0,0523LH.S + 0,0386ID.S \quad (15)$$

$$\bar{Y}_t(\mathbf{x}) = 3,8784 + 0,0066LW - 0,0224LH + 0,0352ID + 0,0599S + 0,1316LW^2 \\ - 0,1324LH^2 + 0,1421ID^2 - 0,0584S^2 - 0,0214LW.LH \quad (16)$$

Os fatores de entrada foram modelados com base nas medidas de desempenho, acurácia dimensional e exatidão do sistema de medição através dos experimentos realizados. A Tabela 5 apresenta os coeficientes estimados para os modelos quadráticos completos com seus respectivos p-values. Adicionalmente, foram incluídos os testes de validação como o teste de falta de ajuste (lack-of-fit) e testes de normalidade dos resíduos, todos com p-values superiores a 0,05. Estes resultados indicam que os modelos ajustados são estatisticamente significativos. Os coeficientes de determinação ajustados (R^2_{adj}) para consumo de energia, custo de produção, $C_{gk;w}$ e $C_{gk;t}$ estão acima de 80%, demonstrando boa precisão dos modelos. Para as variáveis de precisão dimensional, $\bar{Y}_w$ e $\bar{Y}_t$, os modelos apresentaram (R^2_{adj}) de 79,82% e 73,39%, respectivamente, evidenciando uma adequação satisfatória dos modelos às respostas observadas. Tabela 5 são mostrados os coeficientes, modelos lineares, quadráticos e interações utilizando ANOVA.

Tabela.5: Coeficientes para os modelos quadráticos e resultado (ANOVA)

Source	Medidas de Desempenho				Exatidão do Sistema de Medição				Acurácia Dimensional			
	EN		Ct		C _{gk;w}		C _{gk;t}		$\bar{Y}_w$		$\bar{Y}_w$	
	Coef	p-value	Coef	p-value	Coef	p-value	Coef	p-value	Coef	p-value	Coef	p-value
Constant	0,17330	0,000	0,9498	0,000	0,4938	0,000	0,5189	0,000	10,4884	0,000	3,8784	0,000
LW	-0,01893	0,005	-0,02641	0,002	0,1569	0,012	0,0041	0,942	-0,0507	0,035	0,0066	0,618
LH	0,04417	0,000	-0,02235	0,006	0,1495	0,016	-0,3692	0,000	-0,0461	0,053	-0,0224	0,105
ID	0,01834	0,006	0,08714	0,000	0,0571	0,315	-0,0855	0,249	-0,0458	0,054	0,0352	0,015
S	-0,06112	0,000	-0,07270	0,000	0,4108	0,000	-0,1304	0,064	-0,1332	0,000	0,0599	0,000
LW ²							0,209	0,126	-0,1402	0,014	0,1316	0,001
ID ²			0,0250	0,145					-0,1630	0,006	0,1421	0,001
LH ²	0,0188	0,163					0,361	0,017			-0,1324	0,001
S ²	0,0190	0,160	0,0239	0,161	0,7628	0,000	0,183	0,167			-0,0584	0,110
LW. LH	-0,01216	0,067			0,1508	0,022	0,1319	0,060			-0,0214	0,141
LW.ID			-0,01071	0,169	0,2212	0,002	-0,1675	0,023				
LH.ID			-0,03109	0,001	0,1706	0,011	0,5113	0,000				
LH. S	0,01952	0,006	0,02864	0,001			0,4173	0,000	0,0523	0,039		
ID. S					-0,1754	0,009	0,2808	0,005	0,0386	0,118		
LW. S	0,01010	0,122	0,01781	0,029					0,0319	0,192		
Lack-of-Fit	0,974		0,812		0,929		-		0,178		0,982	
Normality test	0,051		0,761		0,436		0,902		0,336		0,574	
R ²	92,03		95,51		92,89		93,40		86,81		82,6	
R ² (adj)	87,55		92,70		88,31		84,59		79,82		73,39	

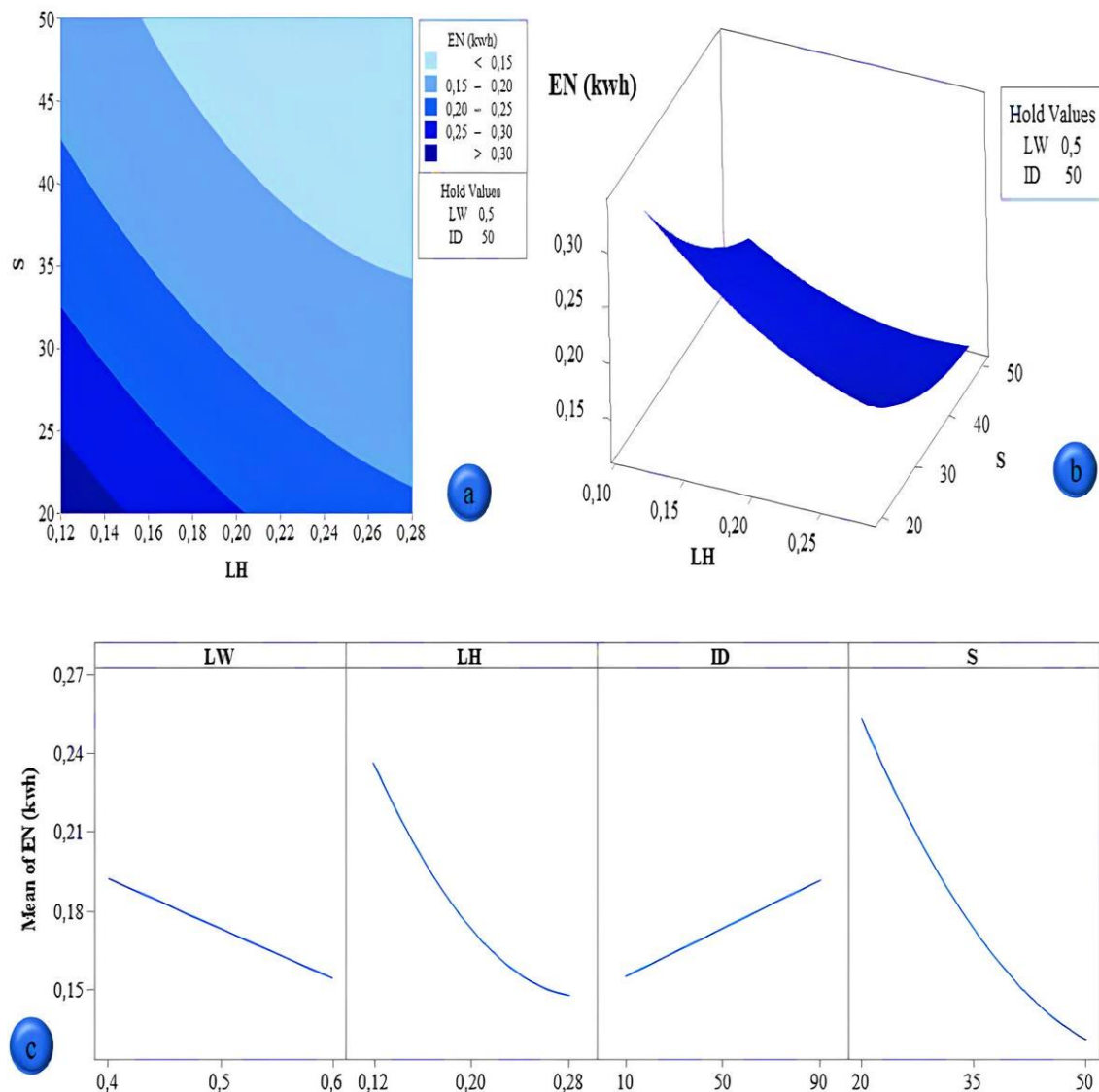
Fonte: Autoria própria (2024)

A análise de gráficos em Metodologia de Superfície de Resposta (RSM) o especialista compreende o comportamento das respostas, relações e tendências. Na aplicação para fabricação de filamentos fundidos (FFF), foram expostos gráficos com os efeitos mais significativos, conforme a análise de variância, com p-values inferiores a 0,05. O gráfico de contorno busca demonstrar as relações práticas entre duas variáveis, mantendo as demais constantes. O especialista deve analisar as curvas de nível dos gráficos para identificar a melhor solução. O gráfico de superfície apresenta a resposta de forma tridimensional, enquanto o gráfico de efeitos principais mostra o impacto dos fatores sobre as respostas de maneira independente (AFSHARI *et al.*, 2024; BREIG; LUTI, 2021).

Esses gráficos foram utilizados para avaliar o comportamento do processo FFF. Na figura a, o gráfico de contorno exhibe as principais respostas relacionadas à redução no consumo de energia, destacando a velocidade de impressão (S) com um p-value de 0,000 e a altura da camada (LH) também com p-value de 0,000 na análise de variância. A análise indica que quanto maior a velocidade de impressão e a altura da camada, menor será o consumo de energia, sendo 50 mm/s o valor ideal para a velocidade e 0,28 mm o valor ideal para a altura da camada. Na figura 5b, o gráfico de superfície apresenta uma leve curvatura, indicando linearidade e interações. Já na figura c, o gráfico de efeitos principais mostra que LW e S exibem leve curvatura, enquanto LW e ID demonstram linearidade.

Alguns estudos reforçam a importância dos parâmetros de impressão. Ramadan desenvolveu um estudo experimental com o objetivo de minimizar o consumo de energia e resistência a tração. Nesse estudo os autores identificam que a densidade de preenchimento, altura da camada, número de paredes utilizados na impressão e a temperatura da mesa como sendo os fatores que mais influenciaram o consumo de energia. Grif *et al.* (2016) verificaram em seus experimentos que os parâmetros que mais contribuem para a redução do consumo de energia é o tempo de produção e a altura da camada, já que com alturas maiores o tempo de produção da peça é menor, o que diminui o consumo. Figura 5 os gráficos de contorno superfície de resposta e efeitos principais para modelagem do consumo de energia.

Figura 5: Gráfico de contorno, superfície de resposta e efeitos principais para consumo de energia

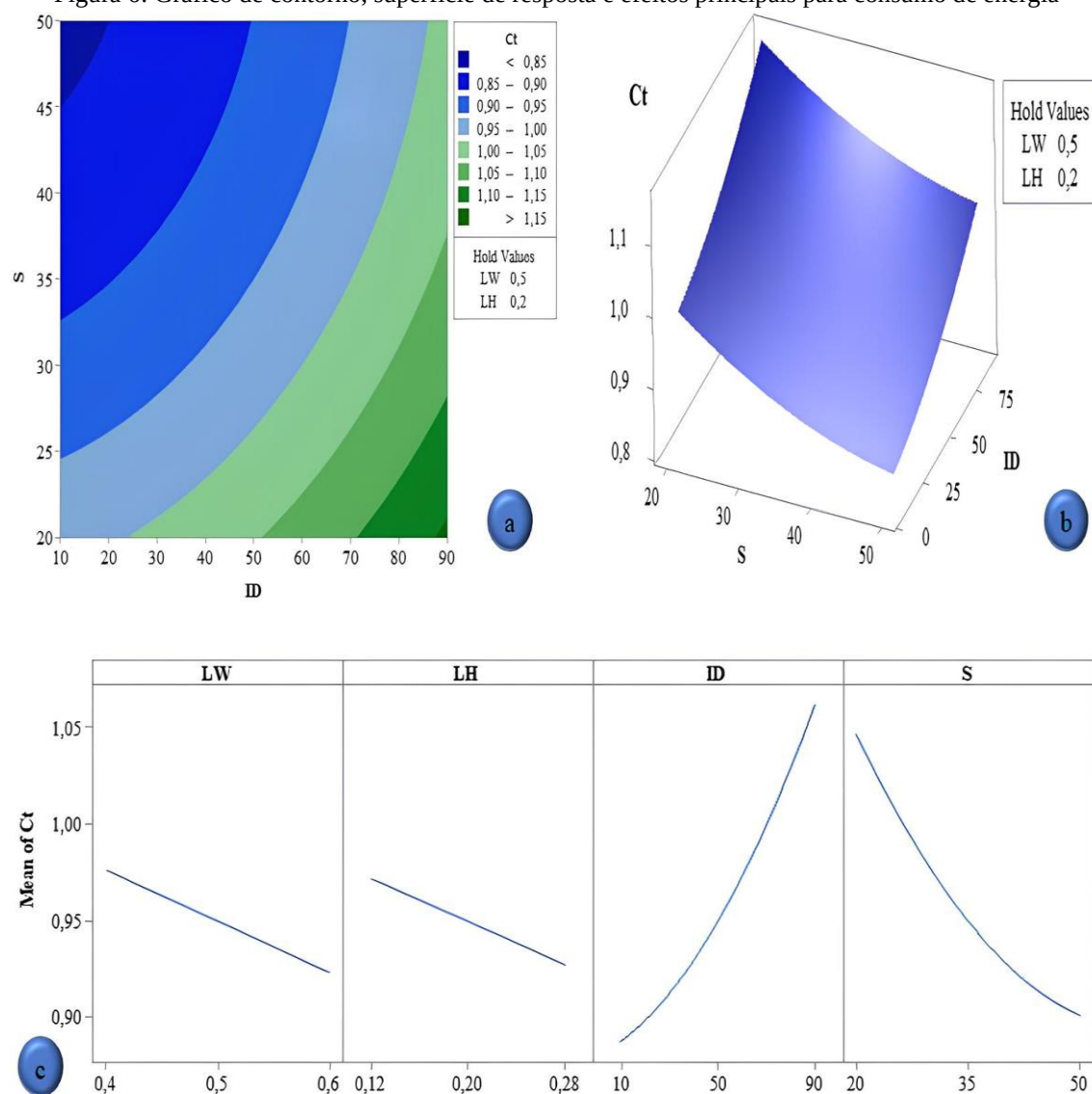


Fonte: Autoria própria (2024)

No gráfico de contorno da figura 6a para a otimização dos custos de fabricação quanto maior a velocidade de impressão (S) e menor a densidade de material (ID) menores os custos, com seus p-values de 0,00 para ambos (ANOVA). Os resultados da modelagem e otimização dos custos traz um gráfico de superfície, figura 6b para S e ID, com um plano característico de soluções lineares com interações. Conforme o gráfico de efeitos principais, figura 6c, ID assume valores próximos a 10, que é o menor resultado para densidade de preenchimento, e para velocidade de 50mm/s a maior configuração para redução dos custos de impressão. Outros parâmetros são apontados como responsáveis pela redução de custos, no estudo de Fernando *et al.* (2019) foi avaliado a altura da camada (LH) como sendo a variável que tem o maior efeito sobre o tempo de fabricação, para que a peça seja impressa com maior velocidade a altura da camada deve

ser mantida em com os valores altos. A densidade de preenchimento (ID) para formas com alto volume impacta diretamente o consumo de material. Naturalmente quanto maior o tamanho maior o consumo de material, consequentemente o aumento no custo de impressão. O estudo de Rimašauskas & Rimašauskienė (2012) Identificaram-se os principais fatores que influenciam os custos: espessura da camada, e consumo de material. A redução da espessura da camada pode diminuir em até 40% o tempo de impressão, além de reduzir a necessidade de suporte e o consumo de material. O tempo de impressão aumenta com a diminuição da altura da peça no eixo Z.

Figura 6: Gráfico de contorno, superfície de resposta e efeitos principais para consumo de energia



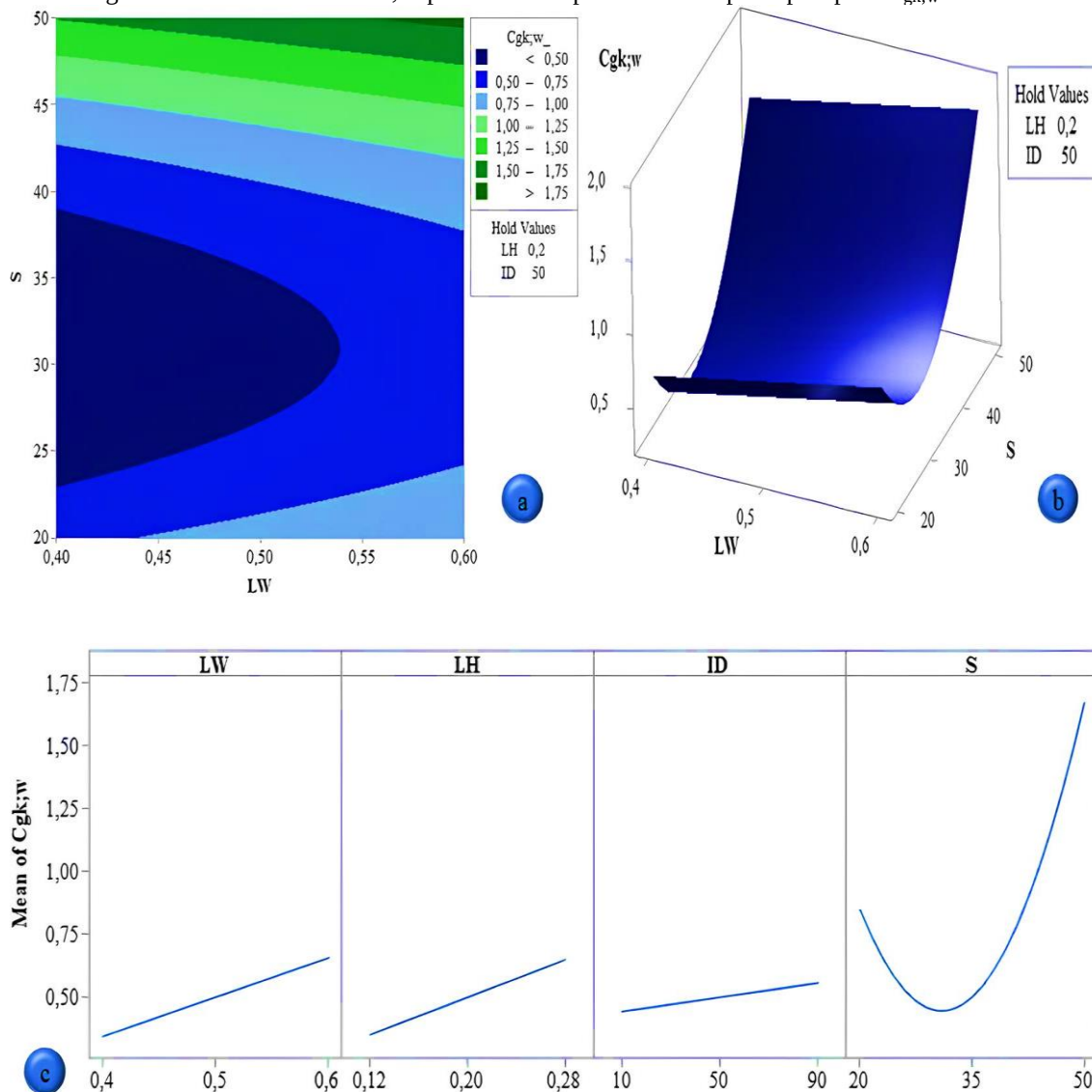
Fonte: Autoria própria (2024)

A figura 7a gráfico de contorno apresenta as melhores configurações, sendo, velocidade de impressão (S) com 50mm/s e p-value de 0,000 e LW com alturas acima de

5,5-0,6 tendo o p-value de 0,012 são os fatores mais significativos para obtenção de valores de $C_{gk;w}$ maiores que $>1,75$. Esses resultados são confirmados pelo estudo de Agarwal *et al.* (2022) onde largura da camada e a velocidade de impressão foram os principais fatores no processo de precisão dimensional. É importante ressaltar que quanto maior a espessura da camada menor o tempo de resfriamento do material, o que resulta em maior desvio dimensional (BASAVARAJ; VISHWAS, 2016). Na figura 7b, o gráfico de superfície mostra que o pico da curva no eixo Z (com configurações de S em 50mm/s e 6,0 de LW) é visualmente alinhado com o gráfico de contorno. A velocidade (s) de impressão foi o único fator com um modelo quadrático significativo, apresentando um p-value de 0,000, como demonstrado no gráfico de efeitos principais na figura 7c, os fatores LW, LH e ID apresentam modelos lineares. A curvatura observada é convexa, indicando que o ponto estacionário da curva representa a melhor oportunidade de minimização, o que vai de contra o objetivo para $C_{gk;w}$, que é a otimização das respostas.

As variáveis $C_{gk;w}$ e $C_{gk;t}$, envolvem um estudo de repetibilidade, observando a capacidade do mesmo especialista de repetir os mesmos resultados em diversas medições realizadas pelo mesmo indivíduo, aleatoriedade (Peruchi *et al.*, 2013). Outro ponto importante é o estudo do erro sistemático, o bias, que verifica o processo de centralização. O bias é calculado pela diferença entre a medição do especialista e o valor de referência para o espécime (Mohamed *et al.*, 2018; Peruchi *et al.*, 2014), conforme especificado no item 3.2.

A confiabilidade das medições deve ser avaliada, pois um erro de medição em uma das características estudadas pode levar o especialista a interpretações e ações equivocadas. Guo & Leu (2013) enfatizam a importância do sistema de medição ser verificado antes mesmo dos processos de desempenho e fabricação. Mesmo com o peso de 0,05 do C_{gk} da largura e da espessura ativeram resultados capazes, o que contribui para uma decisão viável com base nas soluções técnicas (RICARDO; JOÃO, 2016). Um processo não deve ter alto grau de variação ou erros, mas sim dados precisos para garantir as características de qualidade da peça (UDROIU; BRAGA, 2020).

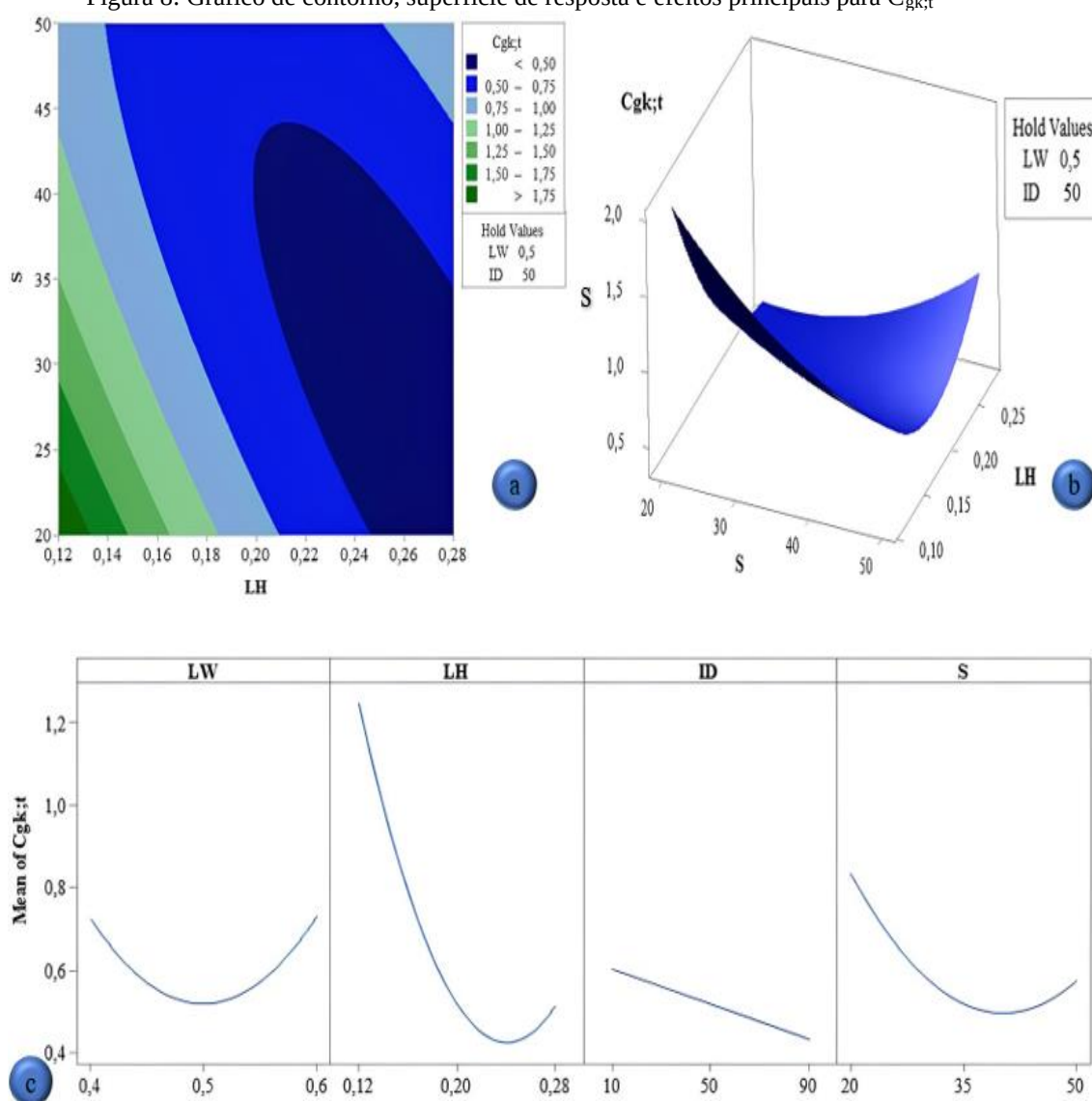
Figura 7: Gráfico de contorno, superfície de resposta e efeitos principais para $C_{gk;w}$ 

Fonte: Autoria própria (2024)

O fator com maior significância para o $C_{gk;t}$ foi a altura da coluna (LH), com p-value de 0,000, e a interação de LH e S também com um p-value de 0,000. Na figura 8a o gráfico de contorno traz como o melhor modelo de interação a velocidade de impressão (S) e a densidade de preenchimento (ID), sendo a configuração de velocidade mínima utilizada de 10mm/s e menores configurações de LH de 0,12mm. No gráfico de superfície de resposta, figura 8b, apresenta convexidade, a modelagem e otimização para $C_{gk;t}$, tiveram como objetivo a maximização do índice, estando no ápice da curvatura no eixo Z a melhor interação entre S e LH, sendo a menor velocidade e a menor altura da camada. No gráfico de efeitos principais, figura 8c, LW, LH e S apresentam curvaturas convexas com modelos quadráticos, já para ID, o modelo apresenta linearidade.

O resultado de configuração para LH está de acordo com estudos anteriores que definem a altura da coluna no mínimo da configuração, camadas altas causam bolsas de ar entre as camadas, o que pode dificultar a adesão entre as camadas, enfraquecendo a peça e influenciando dimensionalidade, a altura da camada também pode a capacidade da impressão de produzir detalhes (ABAS *et al.*, 2022; AGARWAL *et al.*, 2022; DESWAL; NARANG; CHHABRA, 2019). Para velocidade, diferente dos demais fatores a melhor configuração foi de 20mm/s, menor velocidade aplicada aos experimentos, o estudo de Jabbar (2023) os parâmetros de fabricação estando no mínimo otimizaram a precisão dimensional.

Figura 8: Gráfico de contorno, superfície de resposta e efeitos principais para $C_{gk;t}$



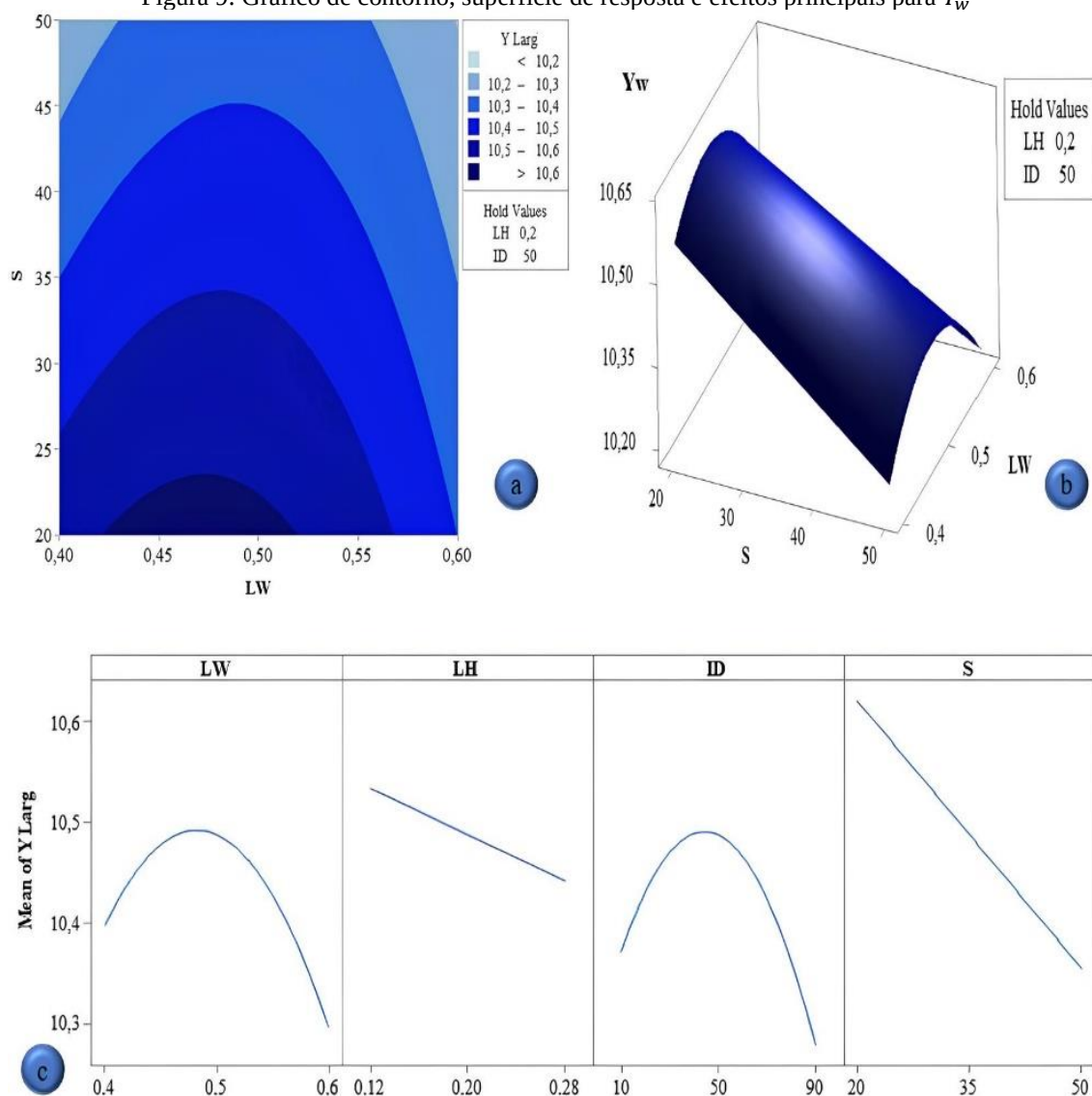
Fonte: Autoria própria (2024)

Em um processo fabril, os produtos devem ser produzidos com as características especificadas pelo projeto. Um processo de fabricação que atende às especificações de

qualidade tem o mínimo de desvio em relação às suas especificações originais. O erro de impressão causa impactos em suas dimensões, exigindo a atenção de especialistas para minimizar os impactos causados pela diferença entre projeto e execução. Para o cálculo do Índice de Capacidade C_a , é necessário que a média do processo esteja o mais próxima possível do alvo ($\bar{Y}_w$, 10), para se obter resultados excelentes. A modelagem e otimização utilizando o método de superfície de resposta mostram que as variáveis de largura da camada (LW) e velocidade de impressão (S) são as que mais contribuem para um processo próximo ao alvo (BOUZAGLOU; GOLAN; LACHMAN, 2023). Akande, (2015) verificou que a espessura da camada e a velocidade de impressão produzem peças com menos erros dimensionais. A espessura da camada é definida como uma das principais configurações para a melhoria da dimensão das peças impressas em manufatura aditiva por fabricação de filamentos fundidos (FFF)(KECHAGIAS *et al.*, 2022).

Na figura 9a, no gráfico de contorno para se atingir as melhores médias $< 10,20$ quanto maior a velocidade de impressão melhor a precisão dimensional, o gráfico de superfície figura 9b apresenta uma curvatura concava com ponto estacionário em uma velocidade de 50 mm/s e a altura da camada entre 5mm e 6mm. O gráfico de efeitos principais na figura 9c mostra o modelo quadrático para LW e densidade de preenchimento (ID), para $\bar{Y}_w$, os objetivos são de alvo (*target*) sendo S, modelo de linearidade, o fator que mais influencia nas características dimensionais com um P-value de 0,000 (ANOVA). O resultado da largura da camada difere do estudo de Alafaghani & Qattawi (2018) mesmo sendo aplicado com um espécime ASTM D638 o que difere do espécime adotado nesse estudo ISO 178. Para os autores a precisão dimensional é otimizada com espessuras da camada menores. Porém, os autores confirmam que para a melhoria das propriedades dimensionais quanto menor a densidade de preenchimento melhor a precisão das peças o que é consonante com o resultado da otimização na tabela 4.5.

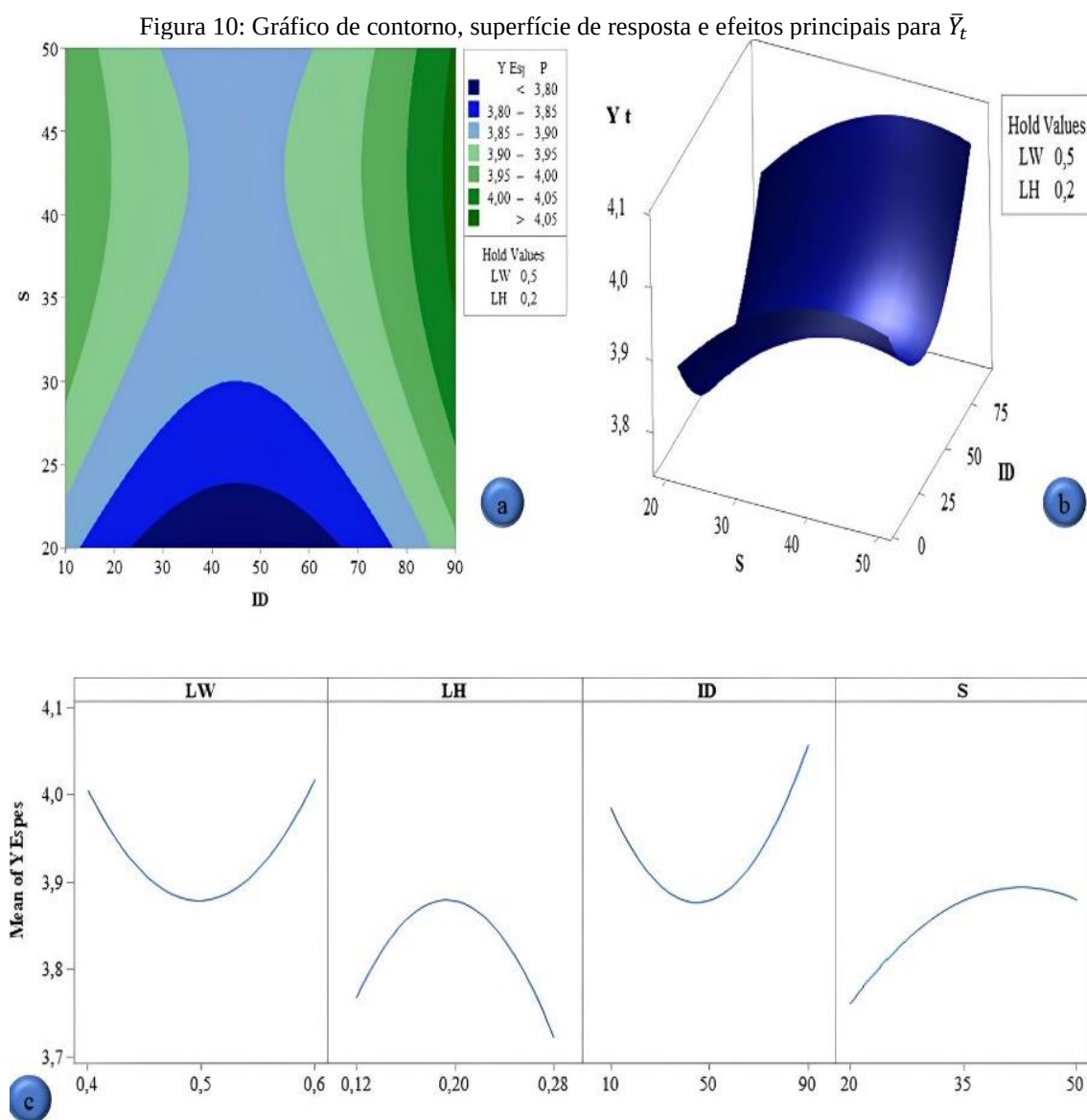
Figura 9: Gráfico de contorno, superfície de resposta e efeitos principais para $\bar{Y}_w$



Fonte: Autoria própria (2024)

A espessura das peças (t) foi medida para identificar os melhores parâmetros para $\bar{Y}_t$. os parâmetros ID e S tiveram a maior significância, com um p-value 0,015 para ID e p-value de 0,000 para S. s parâmetros ID e S mostraram a maior significância, com um p-value de 0,015 para ID e um p-value de 0,000 para S. O gráfico de contorno na Figura 10a exibe uma superfície com formato de sela, demonstrando que a superfície se comporta de maneira diferente em cada lado. No eixo das ordenadas (y), observou-se que, ao ajustar a velocidade entre 30 mm/s e 50 mm/s, os valores obtidos variam de 3,95-4,00. Ao se deslocar para a direita no eixo das abscissas, os valores desejados estão entre 3,95-4,00, ou entre 4,00-4,05. A Figura 10b mostra o gráfico de superfície, mas não evidencia claramente a representação de mínimos e máximos. Esta característica é útil para identificar onde as respostas mudam de comportamento.

Na figura 10c, o efeito principal de LW e ID é representado por curvas convexas, com seus pontos estacionários localizados no melhor resultado experimental para minimização. Por outro lado, LH e S são modeladas por curvas côncavas, que demonstram as melhores configurações para otimização. Para $\bar{Y}_t$, a melhor solução é buscar o processo de centralização, ou seja, o mais próximo das especificações do cliente (alvo).



Fonte: Autoria própria (2024)

4.10 Definir parâmetros de peso, pontos de utopia e nadir para encontrar solução ótima pelo Método de Critério Global Normalizado

A aplicação do método de otimização NGC é descrita pelas Eqs. (3)-(5). A função multiobjetivo é composta pelas funções normalizadas e ponderadas de E, Ct, $C_{gk;w}$, $C_{gk;t}$

$C_{a;w}$ e $C_{a;t}$, as quais foram obtidas pelas Eq. (7)-(10) calculadas a partir da matriz Payoff da Eq. (6). Na matriz Payoff, os valores em negrito são os pontos de Utopia e o valores em vermelho são os pontos de Nadir para as colunas de respostas E, Ct, $C_{gk;w}$, $C_{gk;t}$, $C_{a;w}$ e $C_{a;t}$.

$$\begin{aligned} \text{Maximizar: } & F(\mathbf{x}) = 0,10\bar{E}(\mathbf{x}) + 0,40\bar{C}_t(\mathbf{x}) && \text{Medidas de Desempenho} \\ & + 0,05\bar{C}_{gk;w}(\mathbf{x}) + 0,05\bar{C}_{gk;t}(\mathbf{x}) && \text{Exatidão do SM} \\ & + 0,20\bar{C}_{a;w}(\mathbf{x}) + 0,20\bar{C}_{a;t}(\mathbf{x}) && \text{Acurácia Dimensional} \end{aligned} \quad (3)$$

$$\text{Sujeito a: } \begin{cases} -1 \leq LW \leq 1 \\ -1 \leq LH \leq 1 \\ -1 \leq ID \leq 1 \\ -1 \leq S \leq 1 \end{cases}$$

$$\text{Onde: } \bar{E}(\mathbf{x}) = 1 - \frac{E(\mathbf{x}) - 0,085}{0,301 - 0,085} \quad (17)$$

$$\bar{C}_t(\mathbf{x}) = 1 - \frac{C_t(\mathbf{x}) - 0,799}{1,019 - 0,799} \quad (18)$$

$$\bar{C}_{gk;w}(\mathbf{x}) = 1 - \frac{2,398 - C_{gk;w}(\mathbf{x})}{2,398 - 0,419} \quad (19)$$

$$\bar{C}_{gk;t}(\mathbf{x}) = 1 - \frac{3,108 - C_{gk;t}(\mathbf{x})}{3,108 - 0,484} \quad (20)$$

$$\bar{C}_{a;w}(\mathbf{x}) = 1 - \frac{0,901 - C_{a;w}(\mathbf{x})}{0,901 - (-1,093)} \quad (21)$$

$$\bar{C}_{a;t}(\mathbf{x}) = 1 - \frac{1,000 - C_{a;t}(\mathbf{x})}{1,000 - 0,465} \quad (22)$$

A função multiobjetivo é composta pelas funções normalizadas e ponderadas de E, Ct, $C_{gk;w}$, $C_{gk;t}$, $C_{a;w}$ e $C_{a;t}$, as quais foram obtidas pelas Eq. (3)-(5) calculadas a partir da matriz Payoff da Eq. (23). Na matriz Payoff, os valores em negrito são os pontos de Utopia e o valores em vermelho são os pontos de Nadir para as colunas de respostas E, Ct, $C_{gk;w}$, $C_{gk;t}$, $C_{a;w}$ e $C_{a;t}$.

$$\text{Matriz Payoff [6x6]:} \begin{bmatrix} \mathbf{0,085} & 0,875 & 1,516 & 0,730 & 0,692 & 0,784 \\ 0,153 & \mathbf{0,799} & 2,022 & 1,372 & 0,641 & 0,902 \\ 0,123 & 0,969 & \mathbf{2,398} & 1,897 & 0,839 & 0,903 \\ \mathbf{0,301} & 0,971 & \mathbf{0,419} & \mathbf{3,108} & \mathbf{-1,093} & 0,583 \\ 0,196 & \mathbf{1,019} & 1,456 & \mathbf{0,484} & \mathbf{0,901} & \mathbf{0,465} \\ 0,153 & 0,989 & 1,540 & 0,611 & -0,187 & \mathbf{1,000} \end{bmatrix} \quad (23)$$

Após os testes de adequação e análise gráfica dos modelos de regressão, o método de otimização NGC foi aplicado, definindo uma solução de compromisso para as respostas do processo. Os resultados da otimização são apresentados da tabela 5.

Tabela 4: Parâmetros de peso, especificações e solução ótima pelo Método de Critério Global Normalizado, NGC

Factor	Fator				Respostas							
	LW	LH	ID	S	E	Ct	Cgk;w	Cgk;t	$\bar{Y}_w$	$\bar{Y}_t$	Ca;w	Ca;t
Solução ótima	0,59	0,12	10,00	50,00	0,16	0,80	1,62	1,39	10,07	4,00	0,64	1,00
Utopia					0,09	0,80	2,40	3,11			0,90	1,00
Nadir					0,30	1,02	0,42	0,48			-1,09	0,47
USL									10,20	4,20		
T									10,00	4,00		
LSL									9,80	3,80		
w					0,10	0,40	0,05	0,05			0,20	0,20
$\bar{f}(\mathbf{x})$					0,66	0,98	0,61	0,35			0,87	1,00
Classificação							Capaz	Capaz			Capaz	Excelente

Fonte: Autoria própria (2024)

Como observado na Tabela 5, a otimização empregou um ordem de prioridade primeiro para as medidas de desempenho (40% para Ct e 10% E), em seguida acurácia dimensional (20% para Ca;w e 20% para Ca;t) e, por fim, exatidão do sistema de medição (5% para Cgk;w e 5% para Cgk;t). A solução ótima determina um setup de 0,59 mm para LW, 0,12 mm para LH, 10% para ID e 50 mm/s para S. Usando esta configuração, as respostas estimadas para este experimento foram: E = 0,16 kWh, Ct = 0,80, $C_{gk;w} = 1,62$, $C_{gk;t} = 1,39$, $\bar{Y}_w = 10,07$ (ou seja, $C_{a;w} = 0,64$) e $\bar{Y}_t = 4,00$ (ou seja, $C_{a;t} = 1,00$). Vale destacar que as medidas de desempenho foram otimizadas de forma satisfatória, como observado pela função objetivo normalizada resultando em 0,66 e 0,98 para as respostas E e Ct, respectivamente. Além disso, o resultado ótimo determinou um sistema de medição que pode ser classificado como capaz, ou seja, os erros de medição devido a repetibilidade e bias foram estatisticamente baixos. Finalmente, a acurácia dimensional das peças fabricadas por filamento fundido, de acordo com a norma ISO 178, foi classificada como capaz e excelente para a largura e espessura, respectivamente. Neste

caso, conclui-se que a configuração ótima determinou peças capazes de atenderem, não apenas o alvo (10 e 4 para largura e espessura, respectivamente), mas também as tolerâncias.

4.11 Conclusão

A aplicação do Design de Experimentos com planejamento *Central Composite Design* (CCD) possibilitou a coleta e análise dos dados através de modelos polinomiais de segunda ordem, ajustados pelo método de Mínimos Quadrados Ordinários (OLS). Esses modelos descrevem a relação matemática entre as respostas, que incluem consumo de energia (E), custo (Ct), e índices de capacidade ($C_{gk;w}$ e $C_{gk;t}$), além das respostas de precisão dimensional ($\bar{Y}_w$ e $\bar{Y}_t$). Os fatores de entrada foram modelados com base em medidas de desempenho, acurácia dimensional e exatidão do sistema de medição.

A Tabela 4 apresentou os coeficientes estimados para os modelos quadráticos completos e inclui testes de validação, como o teste de falta de ajuste e testes de normalidade dos resíduos, todos com p-values superiores a 0,05. Esses resultados indicam que os modelos ajustados são estatisticamente significativos. Os coeficientes de determinação ajustados (R^2 adj) são superiores a 80% para a minimização do consumo de energia, custo de produção, $C_{gk;w}$ e $C_{gk;t}$, indicando boa precisão dos modelos. Para as variáveis de precisão dimensional, $\bar{Y}_w$ e $\bar{Y}_t$, os modelos apresentaram R^2 adj de 79,82% e 73,39%, respectivamente, indicando uma adequada correspondência com as respostas observadas.

A análise de gráficos permitiu a compreensão do comportamento das respostas e das interações entre variáveis. Para o processo de fabricação de filamentos fundidos (FFF), gráficos de contorno, superfície e efeitos principais foram utilizados para identificar os parâmetros significativos. Na Figura 5, o gráfico de contorno mostra que a velocidade de impressão (S) e a altura da camada (LH) são fatores críticos para a redução do consumo de energia. A configuração ideal para minimizar o consumo de energia é uma velocidade de 50 mm/s e uma altura de camada de 0,28 mm. A otimização dos custos de fabricação mostra que a menor densidade de material (ID) e maior velocidade de impressão resultam em menores custos. A densidade de preenchimento e a altura da camada influenciam diretamente o custo e o tempo de produção.

As análises gráficas para as variáveis Largura da camada (LW) e a velocidade de impressão (S) obtiveram os melhores resultados para alcançar altos índices de capacidade

($C_{gk;w}$). Valores ótimos para LW e (S) são indicados para maximizar a precisão dimensional. Na Figura 8, a altura da camada (LH) e a interação entre (LH) e (S) têm a maior importância para o índice de capacidade ($C_{gk;t}$), sendo que valores menores para LH e velocidades de impressão mais baixas são preferíveis.

A análise dos gráficos para $\bar{Y}_w$ e $\bar{Y}_t$, apresentados, indica que a velocidade de impressão e a densidade de preenchimento são fatores significativos para alcançar uma precisão dimensional próxima ao alvo. A espessura da camada também desempenha um papel importante na precisão dimensional, confirmando a importância de ajustes finos nos parâmetros de impressão para garantir a conformidade com as especificações.

Os resultados da otimização utilizando o Método de Critério Global Normalizado (NGC) mostram que a configuração ótima para as variáveis do processo é a seguinte: LW = 0,59, LH = 0,12, ID = 10,00, e S = 50,00. Essas configurações foram obtidas com base na otimização que priorizou o custo de fabricação e a acurácia dimensional. A análise do sistema de medições é importante para evitar interpretações e ações equivocadas, com o estudo das variáveis $C_{gk;w}$ e $C_{gk;t}$ sendo indicativo da capacidade de repetibilidade e do erro sistemático no processo.

Para novos estudos, outros arranjos experimentais podem ser aplicados, fatores como a temperatura da câmara de impressão em impressoras fechadas e a comparação entre impressões realizadas por impressoras fechadas e abertas. Também é importante testar outros métodos de otimização e realizar experimentos com diferentes tipos de materiais, buscando a otimização de variáveis mecânicas e dimensionais.

4.12 Agradecimentos

Os autores agradecem à FAPESQ (Fundação de Apoio à Pesquisa do Estado da Paraíba), CNPq (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico) e CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior) pelo apoio financeiro e incentivo à pesquisa.

4.13 Referências

ABAS, Muhammad et al. Parametric investigation and optimization to study the effect of process parameters on the dimensional deviation of fused deposition modeling of 3D printed parts. **Polymers**, v. 14, n. 17, p. 3667, 2022.

AKANDE, Stephen Oluwashola et al. Dimensional accuracy and surface finish

optimization of fused deposition modelling parts using desirability function analysis. **Int. J. Eng. Res. Technol**, v. 4, n. 4, p. 196-202, 2015.

AFSHARI, Hossein et al. Studying the effects of FDM process parameters on the mechanical properties of parts produced from PLA using response surface methodology. **Colloid and Polymer Science**, v. 302, n. 6, p. 955-970, 2024.

AGARWAL, Krishna Mohan et al. Analyzing the impact of print parameters on dimensional variation of ABS specimens printed using fused deposition modelling (FDM). **Sensors International**, v. 3, p. 100149, 2022.

AGÜERO, Angel et al. Use of bacterial cellulose obtained from kombucha fermentation in spent coffee grounds for active composites based on PLA and maleinized linseed oil. **Industrial Crops and Products**, v. 202, p. 116971, 2023.

MOHAMED, Omar Ahmed; MASOOD, Syed Hasan; BHOWMIK, Jahar Lal. Mathematical modeling and FDM process parameters optimization using response surface methodology based on Q-optimal design. **Applied Mathematical Modelling**, v. 40, n. 23-24, p. 10052-10073, 2016.

AKHOUNDI, Behnam; MODANLOO, Vahid. Investigation and feasibility of printing polyoxymethylene semi-crystalline polymer parts with fused filament fabrication 3D printer and evaluation of mechanical properties of the printed samples. **Journal of Materials Engineering and Performance**, p. 1-10, 2023.

AL-REFAIE, Abbas; BATA, Nour. Evaluating measurement and process capabilities by GR&R with four quality measures. **Measurement**, v. 43, n. 6, p. 842-851, 2010.

ALABI, Micheal Omotayo; DE BEER, Deon; WICHERS, Harry. Applications of additive manufacturing at selected South African universities: promoting additive manufacturing education. **Rapid Prototyping Journal**, v. 25, n. 4, p. 752-764, 2019.

ALTINISIK, Armagan; BOLOVA, Emre. A comparison of off-line laser scanning measurement capability with coordinate measuring machines. **Measurement**, v. 168, p. 108228, 2021.

AMORIM, Leandro Framil et al. Multi-objective optimization algorithm for analysis of hardened steel turning manufacturing process. **Applied Mathematical Modelling**, v. 106, p. 822-843, 2022.

ANSARI, Anis A.; KAMIL, M. Effect of print speed and extrusion temperature on properties of 3D printed PLA using fused deposition modeling process. **Materials Today: Proceedings**, v. 45, p. 5462-5468, 2021.

ARORA, Nishtha et al. A Comprehensive Review on Fillers and Mechanical Properties of 3D Printed Polymer Composites. **Materials Today Communications**, p. 109617, 2024.

ATAKOK, Gurcan; KAM, Menderes; KOC, Hanife Bukre. Tensile, three-point bending and impact strength of 3D printed parts using PLA and recycled PLA filaments: A statistical investigation. **Journal of Materials Research and Technology**, v. 18, p. 1542-1554, 2022.

BAHNINI, Insaf et al. Additive manufacturing technology: the status, applications, and prospects. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 97, p. 147-161, 2018.

BARBOSA, Francisco Tiago Araújo; PERUCHI, Rogério Santana; JUNIOR, Paulo Rotella. Central composite designs for optimization of the energy factor in 3D printing. **Revista de Gestão e Secretariado**, v. 14, n. 10, p. 17798-17815, 2023.

BARBOSA, Francisco Tiago Araújo, “Conventional true value”, **Mendeley Data**, V1, 2023. Doi: 10.17632/m2zyv8vvrk.1

BARBOSA, Francisco Tiago Araújo, “Centralization of the manufacturing process, Ca calculation for width and thickness.”, **Mendeley Data**, V1, 2023. Doi: 10.17632/7rs3p6xwtn.1

BASAVARAJ, C. K.; VISHWAS, M. Studies on effect of fused deposition modelling process parameters on ultimate tensile strength and dimensional accuracy of nylon. In: **IOP conference series: materials science and engineering**. IOP Publishing, 2016. p. 012035.

BOEY, J. Y. et al. The effect of spent coffee ground (SCG) loading, matrix ratio and biological treatment of SCG on poly (hydroxybutyrate)(PHB)/poly (lactic acid)(PLA) polymer blend. **International Journal of Biological Macromolecules**, v. 266, p. 131079, 2024.

BOUZAGLOU, Ouri; GOLAN, Ofek; LACHMAN, Noa. Process design and

parameters interaction in material extrusion 3D printing: a review. **Polymers**, v. 15, n. 10, p. 2280, 2023.

BREIG, Sura Jasem Mohammed; LUTI, Khalid Jaber Kadhum. Response surface methodology: A review on its applications and challenges in microbial cultures. **Materials Today: Proceedings**, v. 42, p. 2277-2284, 2021.

CASTRO, Brais Muñiz et al. Machine learning predicts 3D printing performance of over 900 drug delivery systems. **Journal of Controlled Release**, v. 337, p. 530-545, 2021.

CAMARGO, José C. et al. Mechanical properties of PLA-graphene filament for FDM 3D printing. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 103, p. 2423-2443, 2019.

CANDIOTI, Luciana Vera et al. Experimental design and multiple response optimization. Using the desirability function in analytical methods development. **Talanta**, v. 124, p. 123-138, 2014.

CAPTAN PRABAKARAN, A.; SENTHIL, P.; SATHIES, T. Experimental and numerical investigations on the fatigue characteristics of FFF-printed acrylonitrile styrene acrylate parts. **Progress in Additive Manufacturing**, v. 8, n. 6, p. 1653-1664, 2023.

COSTA, Nuno Ricardo; LOURENÇO, João. Multiresponse problems: Desirability and other optimization approaches. **Journal of Chemometrics**, v. 30, n. 12, p. 702-714, 2016.

CHIKKANNA, Niranjana et al. Quasi-static compression performance of material extrusion enabled re-entrant diamond auxetic metamaterial: Fabrication, tuning the geometrical parameters and fibre reinforcements. **Thin-Walled Structures**, v. 179, p. 109550, 2022.

CHO, Hui-Won et al. Orodispersible polymer films with the poorly water-soluble drug, olanzapine: hot-melt pneumatic extrusion for single-process 3D printing. **Pharmaceutics**, v. 12, n. 8, p. 692, 2020.

CUAN-URQUIZO, Enrique et al. Characterization of the mechanical properties of FFF structures and materials: A review on the experimental, computational and theoretical

approaches. **Materials**, v. 12, n. 6, p. 895, 2019.

DE FREITAS GOMES, José Henrique et al. Global Criterion Method Based on Principal Components to the Optimization of Manufacturing Processes with Multiple Responses. **Journal of Mechanical Engineering/Strojniški Vestnik**, v. 58, n. 5, 2012.

DE OLIVEIRA, Lucas Guedes et al. Prediction capability of Pareto optimal solutions: A multi-criteria optimization strategy based on model capability ratios. **Precision Engineering**, v. 59, p. 185-210, 2019.

DESWAL, Sandeep; NARANG, Rajan; CHHABRA, Deepak. Modeling and parametric optimization of FDM 3D printing process using hybrid techniques for enhancing dimensional preciseness. **International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDeM)**, v. 13, p. 1197-1214, 2019.

DU, Yicheng et al. Fabrication and characterization of fully biodegradable natural fiber-reinforced poly (lactic acid) composites. **Composites Part B: Engineering**, v. 56, p. 717-723, 2014.

DURAKOVIC, Benjamin. Design of experiments application, concepts, examples: State of the art. **Periodicals of Engineering and Natural Sciences**, v. 5, n. 3, 2017.

DURÃO, Luiz Fernando CS et al. Optimizing additive manufacturing parameters for the fused deposition modeling technology using a design of experiments. **Progress in Additive Manufacturing**, v. 4, p. 291-313, 2019.

ECKER, Josef Valentin et al. 3D-material extrusion-printing with biopolymers: a review. **Chem. Mater. Eng**, v. 5, n. 4, p. 83-96, 2017.

EVANGELISTA, George et al. A multivariate statistical quality control of AISI 52100 hardened steel turning. **IEEE Access**, v. 8, p. 109092-109104, 2020.

FERREIRA, I. S. B. et al. Measurement system analysis in angle of repose of fertilizers with distinct granulometries. **Measurement**, v. 170, p. 108681, 2021.

FIORE, Vincenzo et al. PLA based biocomposites reinforced with Arundo donax fillers. **Composites Science and Technology**, v. 105, p. 110-117, 2014.

FORUZANMEHR, MReza et al. Physical and mechanical properties of PLA composites reinforced by TiO₂ grafted flax fibers. **Materials & Design**, v. 106, p. 295-

304, 2016.

FRUNZEVERDE, Doina et al. The influence of the layer height and the filament color on the dimensional accuracy and the tensile strength of FDM-printed PLA specimens. **Polymers**, v. 15, n. 10, p. 2377, 2023.

GADIM, Hossein Gheshlaghi; DONIAVI, Ali. Improving structural properties of polymer fibers to design and construct fiber spinneret and optimize process parameters using response surface method and gage R&R. **Journal of Mechanical Science and Technology**, v. 32, p. 1135-1142, 2018.

GALANTUCCI, Luigi Maria et al. Analysis of dimensional performance for a 3D open-source printer based on fused deposition modeling technique. **Procedia Cirp**, v. 28, p. 82-87, 2015.

GAO, Ge et al. A survey of the influence of process parameters on mechanical properties of fused deposition modeling parts. **Micromachines**, v. 13, n. 4, p. 553, 2022.

GARCIA, Guilherme Elias Saltarelli et al. Graphene Oxide-Based Nanocomposites for Stereolithography (SLA) 3D Printing: Comprehensive Mechanical Characterization under Combined Loading Modes. **Polymers**, v. 16, n. 9, p. 1261, 2024.

GASPARIN, Stefania et al. Quality control and process capability assessment for injection-moulded micro mechanical parts. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 66, p. 1295-1303, 2013.

GHOLAMI, Hamed et al. The application of green lean six sigma. **Business Strategy and the Environment**, v. 30, n. 4, p. 1913-1931, 2021.

GKARTZOU, Eleni; KOUMOULOS, Elias P.; CHARITIDIS, Costas A. Production and 3D printing processing of bio-based thermoplastic filament. **Manufacturing Review**, v. 4, p. 1, 2017.

HAGHSHENAS GORGANI, Hamid et al. A nonlinear error compensator for FDM 3D printed part dimensions using a hybrid algorithm based on GMDH neural network. **Journal of Computational Applied Mechanics**, v. 52, n. 3, p. 451-477, 2021.

GÓRSKI, Filip et al. Mechanical properties of composite parts manufactured in FDM technology. **Rapid Prototyping Journal**, v. 24, n. 8, p. 1281-1287, 2018.

GRIFFITHS, C. A. et al. A design of experiments approach for the optimisation of energy and waste during the production of parts manufactured by 3D printing. **Journal of cleaner production**, v. 139, p. 74-85, 2016.

GRIFFITHS, C. A. et al. Effect of build parameters on processing efficiency and material performance in fused deposition modelling. **Procedia CIRP**, v. 49, p. 28-32, 2016.

GRÜBLER, Till; DRABAREK, Pawel. Interferometric measuring system for cone inspection on shop-floor level. In: **Optical Measurement Systems for Industrial Inspection IX**. SPIE, 2015. p. 140-147.

DE OLIVEIRA, Lucas Guedes et al. Nonlinear optimization strategy based on multivariate prediction capability ratios: Analytical schemes and model validation for duplex stainless steel end milling. **Precision Engineering**, v. 66, p. 229-254, 2020.

DE PAIVA, Anderson Paulo et al. A multivariate robust parameter optimization approach based on principal component analysis with combined arrays. **Computers & Industrial Engineering**, v. 74, p. 186-198, 2014.

DE SOUZA, Luiz Gustavo Paes et al. Evaluation of trade-off between cutting time and surface roughness robustness regarding tool wear in hard turning finishing. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 123, n. 9, p. 3047-3078, 2022.

GUERRERO-VACAS, Guillermo; GOMEZ-CASTILLO, Jaime; RODRÍGUEZ-ALABANDA, Oscar. Manufacture of thermoplastic molds by fused filament fabrication 3D printing for rapid prototyping of polyurethane foam molded products. **Rapid Prototyping Journal**, v. 30, n. 11, p. 32-49, 2024.

GUNIŠ, Zdenko; MORAVČÍKOVÁ, Jana; VAGOVSKÝ, Juraj; GÖRÖG, Augustín. Evaluation of Capability of Roughness Measuring Device. **Technological Engineering**, v. 10, n. 1, p. 34-37, 2013. DOI: 10.2478/teen-2013-0009.

GUO, Nannan; LEU, Ming C. Additive manufacturing: technology, applications and research needs. **Frontiers of mechanical engineering**, v. 8, p. 215-243, 2013.

HAMADA, M. S. On experimental designs for gauge R & R studies including some long forgotten ones. **Quality Engineering**, p. 1-12, 2024.

HASAN, Mohammad Raquibul et al. Impact of process parameters on improving the performance of 3D printed recycled polylactic acid (rPLA) components. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 131, n. 7, p. 3751-3779, 2024.

HASHEMI BAGHI, Ali; MANSOUR, Jasmin. Development of a Genetic Algorithm–Artificial Neural Network model to optimize the Dimensional Accuracy of parts printed by FFF. **Rapid Prototyping Journal**, v. 30, n. 5, p. 840-857, 2024.

HU, Jiajie et al. Analysis of biomechanical behavior of 3D printed mandibular graft with porous scaffold structure designed by topological optimization. **3D Printing in Medicine**, v. 5, p. 1-14, 2019.

HUSSAIN, F. et al. The Effect of Grit Blasting on Surface Roughness and Hardness of Magnesium Alloy AZ31B: A Statistical Study. **Physics of Metals and Metallography**, v. 124, n. 13, p. 1620-1631, 2023.

JABBAR, Mostafa Abbas et al. A Design of Experiment Analysis Approach to Improve Part Quality in 3D Printing. **Manufacturing Technology Journal**, v. 23, n. 3, p. 290-297, 2023.

JATTI, Vijaykumar S. et al. Mechanical properties of 3D-printed components using fused deposition modeling: optimization using the desirability approach and machine learning regressor. **Applied System Innovation**, v. 5, n. 6, p. 112, 2022.

JEYAPRAKASH, N. et al. Effect of heat treatment on microstructure and mechanical characteristics of Laser Powder Bed Fusion (LPBF) produced CuCrZr alloy. **Tribology International**, p. 109826, 2024.

JIANG, Lai et al. Mechanical property characterizations of woven natural fiber-reinforced polymers 3D printed through a laminated object manufacturing process. **Polymer-Plastics Technology and Materials**, v. 63, n. 12, p. 1596-1607, 2024.

JIMÉNEZ, Mariano et al. Additive manufacturing technologies: an overview about 3D printing methods and future prospects. **Complexity**, v. 2019, n. 1, p. 9656938, 2019.

KAMARIAN, Saeed et al. Prediction and optimization of 3D-printed sandwich beams with chiral cores. **International Journal of Mechanical Sciences**, v. 262, p. 108747, 2024.

2024.

KAŠČAK, J, KOCIŠKO, M, VODILKA, A, TÖRÖK, J, CORANIC, T. Adhesion Testing Device for 3D Printed Objects on Diverse Printing Bed Materials : Design and Evaluation. **Applied Sciences (Switzerland)**, v. 945, p. 14, 2024.

KECHAGIAS, John et al. Key parameters controlling surface quality and dimensional accuracy: a critical review of FFF process. **Materials and Manufacturing Processes**, v. 37, n. 9, p. 963-984, 2022.

KIRACI, Ercihan et al. Moving towards in-line metrology: evaluation of a Laser Radar system for in-line dimensional inspection for automotive assembly systems. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 91, p. 69-78, 2017.

KOOKOS, I. K. Technoeconomic and environmental assessment of a process for biodiesel production from spent coffee grounds (SCGs). **Resources, Conservation and Recycling**, v. 134, p. 156-164, 2018.

KRAUSE, Michael et al. Dimensional Fidelity and Orientation Effects of PolyJet Technology in 3D Printing of Negative Features for Microfluidic Applications. **Micromachines**, v. 15, n. 3, p. 389, 2024.

KUIPERS, Tim et al. A framework for adaptive width control of dense contour-parallel toolpaths in fused deposition modeling. **Computer-Aided Design**, v. 128, p. 102907, 2020.

KUMAR, K. Sathish et al. Augmenting effect of infill density and annealing on mechanical properties of PETG and CFPETG composites fabricated by FDM. **Materials Today: Proceedings**, v. 45, p. 2186-2191, 2021.

LANZOTTI, Antonio et al. The impact of process parameters on mechanical properties of parts fabricated in PLA with an open-source 3-D printer. **Rapid Prototyping Journal**, v. 21, n. 5, p. 604-617, 2015.

LEARDI, Riccardo. Experimental design in chemistry: A tutorial. **Analytica chimica acta**, v. 652, n. 1-2, p. 161-172, 2009.

LI, Yishan et al. Blending and functionalisation modification of 3D printed polylactic acid for fused deposition modeling. **Reviews on Advanced Materials Science**, v. 62, n.

1, p. 20230140, 2023.

LIU, Jikai et al. Manufacturing cost constrained topology optimization for additive manufacturing. **Frontiers of Mechanical Engineering**, v. 14, p. 213-221, 2019.

LYU, Yang et al. Optimization of 3D printing parameters for high-performance biodegradable materials. **Journal of Applied Polymer Science**, v. 138, n. 32, p. 50782, 2021.

MARQUES, Rafaela Aparecida Mendonça et al. Multivariate GR&R through factor analysis. **Measurement**, v. 151, p. 107107, 2020.

MANDACHE, Catalin. Overview of non-destructive evaluation techniques for metal-based additive manufacturing. **Materials Science and Technology**, v. 35, n. 9, p. 1007-1015, 2019.

MANDPE, Shilpa R.; PARATE, Vishal R.; NAIK, Jitendra B. Experimental design approach, screening and optimization of system variables, analytical method development of flurbiprofen in nanoparticles and stability-indicating methods for high-pressure liquid chromatography. **Future Journal of Pharmaceutical Sciences**, v. 8, n. 1, p. 38, 2022.

MARCH, Nathan G.; GUNASEGARAM, Dayalan R.; MURPHY, Anthony B. Evaluation of computational homogenization methods for the prediction of mechanical properties of additively manufactured metal parts. **Additive Manufacturing**, v. 64, n. January, p. 1–28, 2023.

MARREIRO, Hívila MP et al. Briquetting process optimization of poultry litter and urban wood waste. **Renewable Energy**, v. 222, p. 119955, 2024.

MEIABADI, Mohammad Saleh et al. Modeling the producibility of 3D printing in polylactic acid using artificial neural networks and fused filament fabrication. **Polymers**, v. 13, n. 19, p. 3219, 2021.

MOHAMED, Timoumi et al. Optimization of fused deposition modeling process parameters using the Taguchi method to improve the tensile properties of 3D-printed polyether ether ketone. **Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part L: Journal of Materials: Design and Applications**, v. 235, n. 11, p. 2565-2573, 2021.

MONTGOMERY, Douglas C. **Design and Analysis of Experiments Eighth Edition**.

8° edição, Willey: 2013.

MORADI, Mahmoud; MEIABADI, Saleh; KAPLAN, Alexander. 3D printed parts with honeycomb internal pattern by fused deposition modelling; experimental characterization and production optimization. **Metals and Materials International**, v. 25, p. 1312-1325, 2019.

OH, Seo-Hyeon; PARK, Keun. Direct slicing of microcellular structures for digital light processing (DLP) additive manufacturing. **Rapid Prototyping Journal**, v. 30, n. 4, p. 633-642, 2024.

OU-YANG, Qing; GUO, Baohua; XU, Jun. Preparation and characterization of poly (butylene succinate)/polylactide blends for fused deposition modeling 3D printing. **ACS omega**, v. 3, n. 10, p. 14309-14317, 2018.

PANDA, Biranchi N. et al. Performance evaluation of warping characteristic of fused deposition modelling process. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 88, p. 1799-1811, 2017.

PANG, Yaokun et al. Additive manufacturing of batteries. **Advanced Functional Materials**, v. 30, n. 1, p. 1906244, 2020.

PARIDA, Lukesh et al. A proof of concept study on reliability assessment of different metal foil length based piezoelectric sensor for electromechanical impedance techniques. **Scientific Reports**, v. 14, n. 1, p. 699, 2024.

PARK, Jeong Hun et al. 3D printing modality effect: Distinct printing outcomes dependent on selective laser sintering (SLS) and melt extrusion. **Journal of Biomedical Materials Research Part A**, v. 112, n. 7, p. 1015-1024, 2024.

PAZHAMANNIL, Ribin Varghese et al. Thermal post-processing effects on the polycarbonate acrylonitrile butadiene styrene composites manufactured by fused filament fabrication. **Polymer Engineering & Science**, v. 63, n. 4, p. 1184-1194, 2023.

PEARN, W. L.; KOTZ, Samuel. **Encyclopedia and Handbook of Process Capability Indices: A Comprehensive Exposition of Quality Control Measures**, World Scientific, Singapore. Covent Garden, London: v. 12, 2006.

PENG, Tao et al. Sustainability of additive manufacturing: An overview on its energy demand and environmental impact. **Additive manufacturing**, v. 21, p. 694-704, 2018.

HARTANTI, Lusiana Permata Sari et al. Recent progress and perspective in material and manufacturing of interference screw. **Cogent Engineering**, v. 11, n. 1, p. 2364048, 2024.

PERUCHI, R. S. et al. Multivariate process capability analysis applied to AISI 52100 hardened steel turning. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 95, p. 3513-3522, 2018.

PERUCHI, Rogério Santana et al. Integrating multivariate statistical analysis into six sigma DMAIC projects: A case study on AISI 52100 hardened steel turning. **IEEE Access**, v. 8, p. 34246-34255, 2020.

PETERSON, Amy M. Review of acrylonitrile butadiene styrene in fused filament fabrication: A plastics engineering-focused perspective. **Additive Manufacturing**, v. 27, p. 363-371, 2019.

PORTOACĂ, Alexandra Ileana et al. Optimization of 3D printing parameters for enhanced surface quality and wear resistance. **Polymers**, v. 15, n. 16, p. 3419, 2023.

QATTAWI, Ala et al. Investigating the effect of fused deposition modeling processing parameters using Taguchi design of experiment method. **Journal of Manufacturing Processes**, v. 36, p. 164-174, 2018.

QATTAWI, Ala et al. Experimental optimization of fused deposition modelling processing parameters: a design-for-manufacturing approach. **Procedia Manufacturing**, v. 10, p. 791-803, 2017.

QIN, Jian; LIU, Ying; GROSVENOR, Roger. A framework of energy consumption modelling for additive manufacturing using internet of things. **Procedia Cirp**, v. 63, p. 307-312, 2017.

RAMADAN, Saleem et al. Optimizing tensile strength and energy consumption for FDM through Mixed-Integer Nonlinear Multi-objective optimization and design of experiments. **Heliyon**, v. 10, n. 9, 2024.

RAO, Jing et al. Non-destructive testing of metal-based additively manufactured parts and processes: a review. **Virtual and Physical Prototyping**, v. 18, n. 1, p. e2266658, 2023.

RIMAŠAUSKAS, M.; RIMAŠAUSKIENĖ, R. Development of decision support

system for fused deposition modelling manufacturing cost estimation. **Mechanika**, v. 18, n. 5, p. 600-604, 2012.

ROMEDENNE, Marie et al. Isothermal and Cyclic Oxidation of Haynes 282 Processed by Electron Beam Melting (EBM) and Laser Powder Bed Fusion (LPBF) in Dry Air at 800 and 950° C. **JOM**, v. 74, n. 4, p. 1-12, 2022.

SAHA, Paramita; PANDEY, Murali Monohar. Design of experiment (DoE)-approach based RP-HPLC analytical method development and validation for estimation of efavirenz in bulk and formulations. **Journal of Chromatographic Science**, v. 60, n. 1, p. 35-44, 2022.

SAMYKANO, Mahendran et al. An overview of fused filament fabrication technology and the advancement in PLA-biocomposites. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 132, n. 1, p. 27-62, 2024.

SCHNEIDER, Karl H. et al. Medical 3D printing with polyjet technology: effect of material type and printing orientation on printability, surface structure and cytotoxicity. **3D Printing in Medicine**, v. 9, n. 1, p. 27, 2023.

SELVAM, Arivazhagan et al. Preparation and evaluation of the tensile characteristics of carbon fiber rod reinforced 3D printed thermoplastic composites. **Journal of Composites Science**, v. 5, n. 1, p. 8, 2020.

SHINDE, Vinita V. et al. Fused Filament Fabrication 3D Printing of Self-Healing High-Impact Polystyrene Thermoplastic Polymer Composites Utilizing Eco-friendly Solvent-Filled Microcapsules. **ACS Applied Polymer Materials**, v. 4, n. 5, p. 3324-3332, 2022.

SIMUNEC, Dejana Pejak et al. Facilitating the additive manufacture of high-performance polymers through polymer blending: A review. **European Polymer Journal**, p. 112553, 2023.

SOARES, Williane de Oliveira Silva et al. Gage R&R studies in measurement system analysis: A systematic literature review. **Quality Engineering**, v. 34, n. 3, p. 382-403, 2022.

TIENTCHEU, Silvain William Tieuna et al. A review on fused deposition modeling materials with analysis of key process parameters influence on mechanical properties. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v.

130, n. 5, p. 2119-2158, 2024.

TORVI, Shubham P.; NEPAL, Bimal; WANG, Jyhwen. Energy mapping of additive manufacturing processes using sankey diagrams. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 128, n. 9-10, p. 4551-4560, 2023.

UDROIU, Razvan; BRAGA, Ion Cristian. System performance and process capability in additive manufacturing: Quality control for polymer jetting. **Polymers**, v. 12, n. 6, p. 1292, 2020.

VAN DEN EYNDE, Michael; VAN PUYVELDE, Peter. 3D Printing of Poly (lactic acid). **Industrial Applications of Poly (lactic acid)**, p. 139-158, 2018.

VERA-CANDIOTI, Luciana et al. Chemometric assisted solid-phase microextraction for the determination of anti-inflammatory and antiepileptic drugs in river water by liquid chromatography–diode array detection. **Journal of Chromatography A**, v. 1211, n. 1-2, p. 22-32, 2008.

WASEEM, Muhammad et al. Multi-response optimization of tensile creep behavior of PLA 3D printed parts using categorical response surface methodology. **Polymers**, v. 12, n. 12, p. 2962, 2020.

TIENTCHEU, Silvain William Tieuna et al. A review on fused deposition modeling materials with analysis of key process parameters influence on mechanical properties. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 130, n. 5, p. 2119-2158, 2024.

TORVI, Shubham P.; NEPAL, Bimal; WANG, Jyhwen. Energy mapping of additive manufacturing processes using sankey diagrams. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 128, n. 9-10, p. 4551-4560, 2023.

TÜNÇAY, Mehmet Masum. An investigation of 3D printing parameters on tensile strength of PLA using response surface method. **Journal of Materials Engineering and Performance**, p. 1-10, 2023.

UDROIU, Razvan; BRAGA, Ion Cristian. System performance and process capability in additive manufacturing: Quality control for polymer jetting. **Polymers**, v. 12, n. 6, p. 1292, 2020.

VAN DEN EYNDE, Michael; VAN PUYVELDE, Peter. 3D Printing of Poly (lactic

acid). **Industrial Applications of Poly (lactic acid)**, p. 139-158, 2018.

VERA-CANDIOTI, Luciana et al. Chemometric assisted solid-phase microextraction for the determination of anti-inflammatory and antiepileptic drugs in river water by liquid chromatography–diode array detection. **Journal of Chromatography A**, v. 1211, n. 1-2, p. 22-32, 2008.

ZACH, Theodor Florian; DUDESCU, Mircea Cristian. The Three-Dimensional Printing of Composites: A Review of the Finite Element/Finite Volume Modelling of the Process. **Journal of Composites Science**, v. 8, n. 4, p. 146, 2024.

ZHU, Yi et al. Electrical energy consumption and mechanical properties of selective-laser-melting-produced 316L stainless steel samples using various processing parameters. **Journal of cleaner production**, v. 208, p. 77-85, 2019.

ZHUANG, Yuan; YANG, Shuo. Exploring quantitative indices to characterize piano timbre with precision validated using measurement system analysis. **Frontiers in Psychology**, v. 15, p. 1363329, 2024.

5. ARTIGO 4 – MAXIMIZANDO A SUSTENTABILIDADE NA IMPRESSÃO 3D: OTIMIZAÇÃO DO FATOR ENERGIA

RESUMO

Este estudo propõe uma estratégia de otimização para analisar o trade-off os fatores de entrada que muitas vezes podem ser conflitantes. Com essa perspectiva busca-se a minimização do uso de energia na impressão 3D por modelagem por deposição fundida. A motivação para este trabalho está na necessidade de otimização dos recursos naturais, que são finitos, em um contexto industrial cada vez mais competitivo e orientado para a sustentabilidade. Além disso, a redução no consumo de energia não apenas promove eficiência ambiental, mas também pode aumentar o lucro organizacional. As metodologias utilizadas incluíram uma revisão sucinta da literatura e a aplicação da metodologia de superfície de resposta em um experimento CCD. A modelagem do corpo de prova foi realizada no software CAD Fusion 360, começando com a criação de um esboço retangular em 2D com 80 mm de comprimento por 10 mm de largura. Para a impressão, foi utilizada uma impressora Ender 3 com filamento PLA amarelo, seguindo as diretrizes da norma ISO 178. O objetivo da pesquisa é otimizar o processo de

fabricação utilizando modelagem por deposição fundida, com foco na redução do consumo de energia (kWh). Foi empregado um planejamento fatorial completo 2^4 , onde os fatores investigados foram: velocidade de impressão (X1), densidade de impressão (X2), altura da camada (X3) e largura da camada (X4). A variável resposta do experimento foi o consumo de energia (Y). Foram realizados testes de normalidade dos resíduos, resultando em um p-valor de 0,170 ($> 0,05$), indicando que os dados se distribuem normalmente. O VIF foi abaixo de 10 e o R-sq (ajustado) foi superior a 87,16%, validando o modelo da equação proposta. Esta pesquisa contribui para o avanço no entendimento e na aplicação de estratégias de otimização no campo da impressão 3D por modelagem por deposição fundida, visando não apenas eficiência energética, mas também sustentabilidade industrial.

Palavras-chave: *Central composite design (CCD)*. Modelagem por deposição fundida (FDM). Modelagem de superfície de resposta (SRM). Otimização. Impressão 3D.

5.1 Introdução

A manufatura aditiva (AM), também conhecida como impressão tridimensional (3D) ou prototipagem rápida (RP), utiliza a técnica de modelagem por deposição fundida (FDM). Essa técnica envolve o aquecimento de filamento termoplástico até seu estado semilíquido, o qual é depositado camada por camada através de um bico, minimizando o desperdício por meio de extrusão e fusão (ECKER *et al.*, 2017; NGO *et al.*, 2018; OUYANG; GUO; XU, 2018). A FDM se destaca por dispensar o uso de moldes, ao contrário de métodos tradicionais como injeção e moldagem por compressão (ECKER *et al.*, 2017), permitindo a fabricação rápida de estruturas leves com massa estrutural reduzida e complexidade geométrica variável, com custos acessíveis (SOUZA; GROSSMANN; MITTELSTEDT, 2018).

Em contraste, processos tradicionais como fresamento e usinagem removem material de chapas, aumentando a complexidade para a fabricação de produtos de pequeno porte (WASTI; ADHIKARI, 2020). A FDM é amplamente empregada em diversas aplicações, incluindo setores aeroespaciais (DAVE *et al.*, 2021; LIU *et al.*, 2017, 2019; NGO *et al.*, 2018) e na fabricação de painéis sanduíche (AKBARZADEH *et al.*, 2014; SARVESTANI *et al.*, 2018). Nesse contexto, há um crescente interesse na utilização de materiais ambientalmente sustentáveis para preservar o meio ambiente

(GAO *et al.*, 2010; NGUYEN; BOWLAND; NASKAR, 2018), destacando-se a economia de energia durante a impressão (GORDEEV; GALUSHKO; ANANIKOV, 2018).

Um desafio significativo na manufatura aditiva (AM) é a obtenção de peças com maior resistência mecânica. Para abordar essa questão, diversos estudos têm se dedicado ao aprimoramento das propriedades mecânicas, como resistência à tração (ANSARI; KAMIL, 2021; FRUNZAVARDE *et al.*, 2023; GAWEL *et al.*, 2023; SONI; KUMAR; SINGH, 2018). Ao melhorar as propriedades mecânicas o especialista busca alcançar a excelência nos processos. Para que as múltiplas configurações tragam resultados satisfatórios é importante otimizar o uso de recursos, reduzir variabilidades e minimizar desperdícios, garantindo assim a capacidade produtiva alinhada às expectativas do cliente. Essa condição, que visa atender plenamente aos objetivos estabelecidos, não é trivial, exigindo a entrega de valor ao cliente por meio da conformidade dos produtos com suas especificações (AL-REFAIE; BATA, 2010; GASPARIN *et al.*, 2013; LEUNG; SPIRING, 2007; PEARN *et al.*, 2018; WU; PEARN; KOTZ, 2009).

Para melhorar as propriedades das peças impressas, diversas variáveis foram estudadas, incluindo a largura da camada (BAGSIK *et al.*, 2014; PANDA *et al.*, 2017; SOOD; OHDAR; MAHAPATRA, 2010), altura da camada (WATER *et al.*, 2015; XU *et al.*, 2018), densidade de preenchimento (DAMINABO *et al.*, 2020; GKARTZOU; KOUMOULOS; CHARITIDIS, 2017; LANZOTTI *et al.*, 2015), espessura da camada (DAVE *et al.*, 2020; KUIPERS *et al.*, 2020), velocidade de impressão (ANSARI; KAMIL, 2021; REZAEIAN *et al.*, 2022).

O objetivo deste estudo é minimizar o consumo de energia (em kWh) na impressão 3D, utilizando múltiplas variáveis para estabelecer uma relação eficaz entre as respostas desejadas e um conjunto de variáveis de entrada (fatores). Para isso, aplica-se o modelo de superfície de resposta, que permite explorar diferentes abordagens de otimização. A pesquisa foca na otimização de produtos fabricados por modelagem por deposição fundida, com ênfase especial no consumo de energia, destacando a relevância desse aspecto no contexto atual de busca por processos mais sustentáveis.

A estrutura metodológica do estudo é clara e lógica, começando com uma introdução que contextualiza a importância da otimização dos parâmetros na fabricação por impressão 3D. Os procedimentos metodológicos detalham as variáveis investigadas, como largura e altura da camada, densidade de preenchimento, espessura da camada e velocidade de impressão. Além disso, o consumo energético é analisado, uma vez que é fundamental para compreender os custos operacionais envolvidos no processo.

Os resultados e discussões apresentam as conclusões obtidas a partir da análise dos dados, abordando como cada variável influencia a eficiência energética e a qualidade das peças impressas. Por fim, as conclusões consolidam os achados do estudo e destacam direções potenciais para pesquisas futuras, ressaltando a importância de continuar explorando maneiras de aprimorar a sustentabilidade e a eficiência dos processos de impressão 3D.

5.2 Materiais e métodos

Várias abordagens de otimização têm sido propostas para determinar os melhores níveis entre variáveis, especialmente na otimização multiobjetivo. Este método busca equilibrar os trade-offs entre variáveis frequentemente conflitantes, onde melhorar uma variável pode impactar negativamente outra. Portanto, é essencial balancear essas variáveis para encontrar a solução que melhor atenda à combinação de objetivos desejados (AMORIM *et al.*, 2022; GUSTAVO *et al.*, 2022; ROCHA *et al.*, 2016). Além disso, na otimização multiobjetivo, a robustez do processo é fundamental, visto que o objetivo não é apenas encontrar o ponto ótimo, mas também garantir a confiabilidade do processo (CÉLIO *et al.*, 2017).

A escolha do modelo experimental adequado, como o modelo de superfície de resposta (RSM), é uma técnica importante para avaliar fatores de entradas e otimizar suas saídas. O RSM, inicialmente aplicado como uma função linear, pode ser estendido pela inclusão de termos quadráticos para identificar pontos críticos como mínimos, máximos ou pontos de sela, conforme a (Eq. 1):

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \quad (1)$$

Onde $y(x)$ é a resposta, x_i , x_j são as variáveis independentes, β_0 é o coeficiente a ser estimado, β_i coeficientes lineares a ser estimado, β_{ii} representa os coeficientes quadráticos, k é o número de variáveis independentes, ε são os resíduos do experimento. Embora um modelo polinomial não seja a abordagem ideal para todo o espaço experimental alcançados pelas variáveis independentes esses modelos tem se mostrado eficazes para uma região específica. Para o modelo proposto, y corresponde a energia. Para estimar os coeficientes do modelo se usa o método dos mínimos quadrados ordinários. Simplificadamente, os coeficientes da regressão são estimados pelo algoritmo

dos mínimos quadrados ordinários (OLS), conforme demonstrado na equação matricial a seguir (Eq. 2):

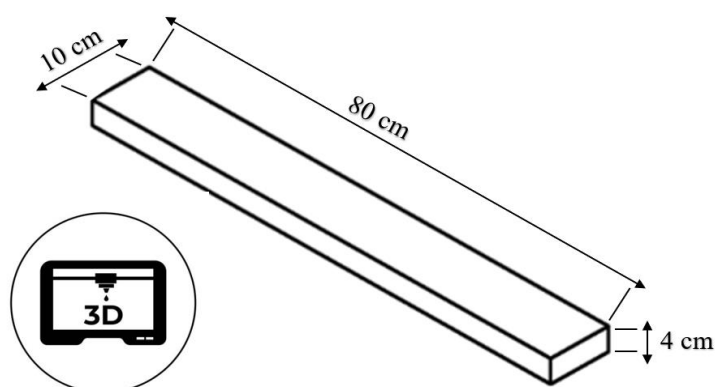
$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1} X'y \quad (2)$$

O método dos mínimos quadrados ordinários (OLS) é um algoritmo amplamente utilizado para estimar os coeficientes em modelos como regressão linear múltipla, arranjos fatoriais completos e arranjos de superfícies de resposta (PERUCHI *et al.*, 2020).

Os modelos de regressão das respostas devem passar por validações através de testes de adequação, como análise de variância (ANOVA), coeficiente de determinação ajustado R^2 (adj), testes de normalidade dos resíduos, identificação de observações influentes, entre outros. Após a validação dos modelos, análises gráficas (tais como efeitos principais, contornos, interações e superfícies) são conduzidas para explorar o comportamento do processo.

A modelagem do corpo de prova foi realizada utilizando o software CAD Fusion 360. O processo começou com a criação de um *sketch* retangular em 2D, seguindo especificações de 80 mm de comprimento por 10 mm de largura. Após a conclusão do esboço inicial, foi aplicada a função de extrusão para adicionar uma terceira dimensão à peça, com uma extrusão de 4 mm. Posteriormente, o modelo foi convertido para o formato STL (*Standard Tessellation Language*), sendo então processado por um *software* de fatiamento. Este software divide o objeto em camadas para preparação para a impressão 3D. A Figura 1 ilustra o resultado final da modelagem, apresentando uma ficha técnica detalhada do modelo. Este método de modelagem e fabricação utiliza um modelo de trabalho (espécime ISO 178), e busca garantir a precisão e a eficiência no desenvolvimento de protótipos e peças por meio da tecnologia de impressão 3D com baixo consumo de energia.

Figura 1: Ficha técnica da peça metrificada em milímetros



Fonte: Autoria própria (2023).

No *software* de fatiamento, também se pode alterar diferentes parâmetros de impressão, nesse momento foi determinado as variáveis de entrada dos experimentos, o material utilizado para a impressão foi o ácido polilático, PLA, material bastante utilizado para experimentos, influência do filamento nas características da peça (VALERGA *et al.*, 2018), baixo ponto de fusão (LIU *et al.*, 2019), tratamentos personalizados com misturas de componentes a base de polilactídeos (WATER *et al.*, 2015), aplicações na medicina (XU *et al.*, 2018). Na Tabela 1, os parâmetros de fabricação.

Tabela 1: Gráficos de contorno e superfície

Parâmetros operacionais		
Variáveis	-1	1
X 1 - Largura da Camada (mm)	0,4	0,6
X 2 - Altura da camada (mm)	0,12	0,28
X 3 - Densidade de preenchimento (%)	10	90
X 4 - Velocidade de impressão (mm/s)	20	50

Fonte: Autores (2023)

Antes de iniciar um experimento em impressão 3D utilizando a modelagem por deposição fundida (FDM), o operador deve realizar uma coleta de dados minuciosa para garantir que todas as variáveis relevantes sejam consideradas. Isso envolve a definição clara dos objetivos do experimento e a identificação das variáveis que podem impactar tanto a qualidade das peças produzidas quanto o consumo de energia. O operador deve catalogar as especificações técnicas da impressora e do material, como o tipo de filamento, temperaturas de extrusão e características mecânicas. Para a impressão dos

espécimes foi utilizada uma impressora Ender 3, PLA amarelo seguindo as orientações dispostas na ISO 178. Na tabela 2 os parâmetros de impressão utilizados na fabricação da peça.

Tabela 2: Parâmetro fixos de impressão.

Parâmetros operacionais fixos de impressão	
Temperatura do bico, temperatura de impressão	200 C°
Temperatura da placa de construção	50 C°
Diâmetro do bico (mm)	0,4
Diâmetro do filamento	1,75
Padrão de preenchimento	<i>Cubic</i>
Distância de retração (mm)	6.5
Velocidade de retração (mm)	25
Tipo de adesão	<i>Skirt</i>
Camadas superiores	6
Camadas inferiores	6
Linha de parede contínua	2
Ângulo de Varredura	+45°/-45°
tipo de material	PLA

Fonte: Autor (2023).

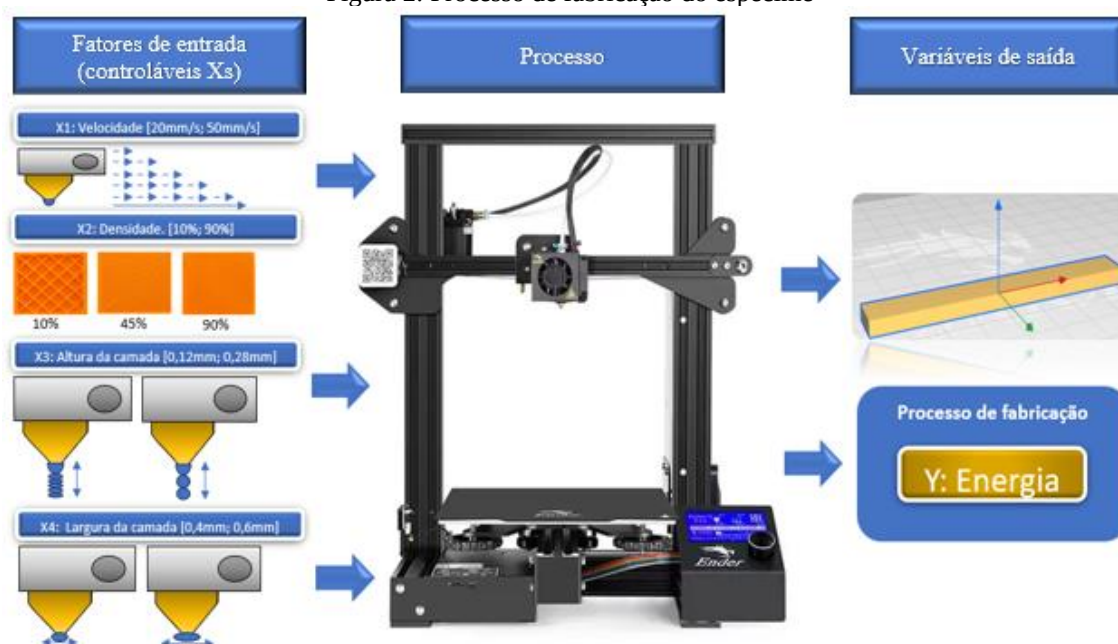
Os procedimentos metodológicos adotados para a condução do experimento foram fundamentados no modelo proposto por (COLEMAN; MONTGOMERY, 1993). Este modelo incluiu as seguintes etapas: definição clara do problema de pesquisa, seleção das variáveis resposta relevantes, escolha dos fatores de influência e seus respectivos níveis, determinação do arranjo experimental adequado, execução do experimento conforme planejado, análise dos dados obtidos, formulação de conclusões baseadas nos resultados. Essa abordagem não apenas aumenta a eficiência do processo, mas também ajuda a mitigar riscos e variabilidades que poderiam comprometer a qualidade das impressões. Além disso, é fundamental que a coleta de dados seja sistemática e bem documentada, o que possibilita uma análise robusta dos resultados. Esse rigor na documentação permite discussões mais aprofundadas e fundamentadas, visando à otimização do processo e à promoção da sustentabilidade na impressão 3D.

5.3 Definir o problema, selecionar as variáveis, arranjo experimental e sua execução.

A pesquisa busca otimizar o processo de fabricação utilizando modelagem por deposição fundida, reduzindo o consumo de energia (kwh). Os experimentos foram planejados com base em um CCD cúbico de face centrada, $n = 2^k + 2 \cdot k + c$, onde k é o

número de fatores e 2 é o número de níveis, com base na metodologia de superfície de resposta (RSM). Como fatores a velocidade de impressão (X1), a densidade de impressão (X2), altura da camada (X3) e a largura da camada (X4), como resposta do experimento foram adotadas para o processo de fabricação, energia (Y), demonstrados na figura 2. Os pontos centrais representam o nível médio de todos os fatores estudados e são fundamentais para o cálculo do erro de estimativa dos experimentos e detecção da curvatura. Os pontos axiais são os pontos nos níveis extremos, baixo e alto para cada fator (SOOD; OH DAR; MAHAPATRA, 2010). Na figura 2 é demonstrado os fatores de entrada, seus níveis, processo e a variável de saída redução com consumo de energia.

Figura 2: Processo de fabricação do espécime



Fonte: Autores (2023)

Os experimentos foram planejados com base em um CCD (*Central Composite Design*) de face centrada, conforme metodologia de superfície de resposta (RSM). O objetivo deste planejamento experimental foi investigar as interações entre os fatores independentes, realizar a modelagem estatística do sistema e reduzir o número de execuções experimentais necessárias. Este método permite explorar de forma eficiente e sistemática a influência dos fatores sobre a variável de resposta, ao mesmo tempo em que otimiza o uso dos recursos disponíveis. A aplicação do CCD cubico de face centrada é especialmente adequada para identificar e quantificar tanto os efeitos lineares quanto os não-lineares dos fatores (ABAS ET AL., 2019; NUR ET AL., 2020). Tabela 3, demonstração do planejamento composto central.

Tabela 3: Matriz categórica *central composite Design* (CCD)

PO	OE	T.Pt	Blocks	LW	LH	ID	S
1	21	1	1	0,4	0,12	10	20
2	4	1	1	0,6	0,12	10	20
3	22	1	1	0,4	0,28	10	20
4	11	1	1	0,6	0,28	10	20
5	24	1	1	0,4	0,12	90	20
6	2	1	1	0,6	0,12	90	20
7	23	1	1	0,4	0,28	90	20
8	10	1	1	0,6	0,28	90	20
9	19	1	1	0,4	0,12	10	50
10	18	1	1	0,6	0,12	10	50
11	15	1	1	0,4	0,28	10	50
12	20	1	1	0,6	0,28	10	50
13	7	1	1	0,4	0,12	90	50
14	17	1	1	0,6	0,12	90	50
15	6	1	1	0,4	0,28	90	50
16	13	1	1	0,6	0,28	90	50
17	5	-1	1	0,4	0,2	50	35
18	8	-1	1	0,6	0,2	50	35
19	3	-1	1	0,5	0,12	50	35
20	27	-1	1	0,5	0,28	50	35
21	16	-1	1	0,5	0,2	10	35
22	14	-1	1	0,5	0,2	90	35
23	26	-1	1	0,5	0,2	50	20
24	1	-1	1	0,5	0,2	50	50
25	9	0	1	0,5	0,2	50	35
26	25	0	1	0,5	0,2	50	35
27	12	0	1	0,5	0,2	50	35

Fonte: Autores (2023)

Após a definição do arranjo experimental, o operador iniciou os experimentos imprimindo os espécimes, coletando o consumo de energia por espécime ao longo de cada linha do experimento, conforme detalhado na Tabela 4.

Tabela 4: Execução dos experimentos

Op	L w	L h	I d	S	Tempo Imp	Min.	CV dec.	E kwh
1	0,4	0,12	10	20	00:59:15	59,25	0,74	0,27
2	0,6	0,12	10	20	00:44:25	44,42	0,65	0,23
3	0,4	0,28	10	20	00:38:42	38,70	0,47	0,17
4	0,6	0,28	10	20	00:27:58	27,97	1,37	0,49
5	0,4	0,12	90	20	01:22:00	82	0,99	0,36
6	0,6	0,12	90	20	00:59:36	59,60	0,72	0,26
7	0,4	0,28	90	20	00:43:25	43,42	0,51	0,19

8	0,6	0,28	90	20	00:30:53	30,88	0,39	0,14
9	0,4	0,12	10	50	00:23:25	23,42	0,50	0,18
10	0,6	0,12	10	50	00:29:49	29,82	0,34	0,12
11	0,4	0,28	10	50	00:20:29	20,48	0,25	0,09
12	0,6	0,28	10	50	00:15:06	15,10	0,52	0,19
13	0,4	0,12	90	50	00:31:16	31,27	0,52	0,19
14	0,6	0,12	90	50	00:31:17	31,28	0,52	0,19
15	0,4	0,28	90	50	00:31:17	31,28	0,28	0,10
16	0,6	0,28	90	50	00:16:50	16,83	0,48	0,17
17	0,4	0,20	50	35	00:28:40	28,67	0,43	0,15
18	0,6	0,20	50	35	00:25:39	25,65	0,65	0,23
19	0,5	0,12	50	35	00:38:47	38,78	0,38	0,14
20	0,5	0,28	50	35	00:22:30	22,50	0,41	0,15
21	0,5	0,20	10	35	00:24:28	24,47	0,54	0,19
22	0,5	0,20	90	35	00:32:13	32,22	0,65	0,23
23	0,5	0,20	50	20	00:39:03	39,05	0,37	0,13
24	0,5	0,20	50	50	00:22:17	22,28	0,46	0,17
25	0,5	0,20	50	35	00:27:42	27,70	0,46	0,16
26	0,5	0,20	50	35	00:27:28	27,47	0,65	0,23
27	0,5	0,20	50	35	00:38:46	38,77	0,65	0,23

Fonte: Autores (2023)

A partir dos experimentos realizados, são conduzidas análises visando identificar o modelo mais adequado para otimizar o gasto de energia na impressão 3D por modelagem por deposição fundida.

5.4 Análise dos resultados e discussões

Nesta seção, apresentamos os resultados do estudo, que elucidam a relação entre as variáveis de impressão e o consumo de energia na manufatura aditiva por modelagem por deposição fundida (FDM). Através da aplicação de um modelo de superfície de resposta, investigamos como fatores como largura da camada, altura da camada, densidade de preenchimento e velocidade de impressão influenciam a eficiência energética e a qualidade das peças. Os dados obtidos oferecem uma visão detalhada das interações entre essas variáveis, permitindo identificar condições ideais que não apenas minimizam o consumo energético, mas também garantem a integridade mecânica das peças produzidas. Os resultados são particularmente relevantes em um contexto de crescente preocupação com a sustentabilidade na fabricação, onde a otimização dos

processos se torna fundamental. A seguir, discutiremos em profundidade os achados, apresentando gráficos e tabelas que ilustram a eficácia das variáveis estudadas, além de explorar as implicações práticas e teóricas destes resultados para o avanço da impressão 3D sustentável.

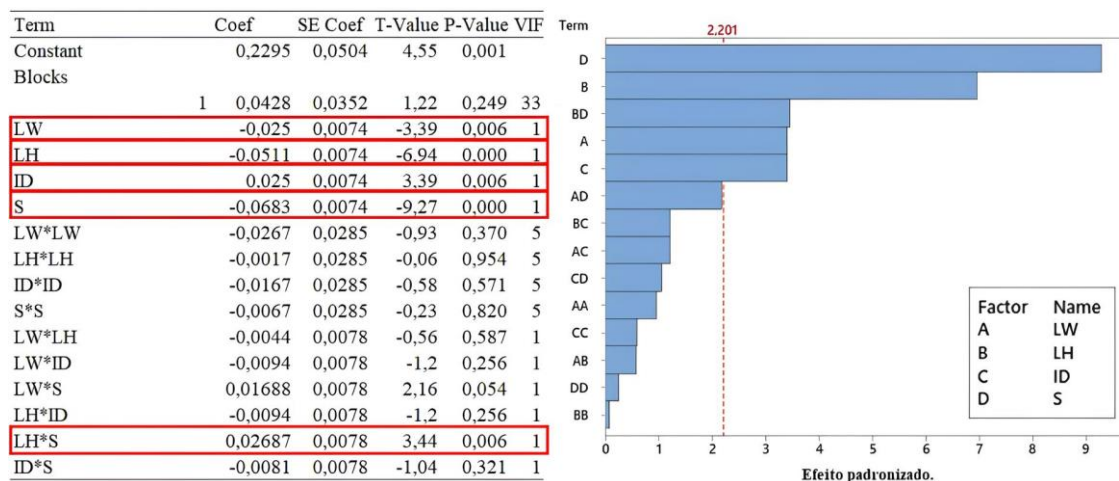
5.5 Análise dos resultados e discussões

Nesta seção, apresentamos os resultados do estudo, que elucidam a relação entre as variáveis de impressão e o consumo de energia na manufatura aditiva por modelagem por deposição fundida (FDM). Através da aplicação de um modelo de superfície de resposta, investigamos como fatores como largura da camada, altura da camada, densidade de preenchimento e velocidade de impressão influenciam a eficiência energética e a qualidade das peças. Os dados obtidos oferecem uma visão detalhada das interações entre essas variáveis, permitindo identificar condições ideais que não apenas minimizam o consumo energético, mas também garantem a integridade mecânica das peças produzidas. Os resultados são particularmente relevantes em um contexto de crescente preocupação com a sustentabilidade na fabricação, onde a otimização dos processos se torna fundamental. A seguir, discutiremos em profundidade os achados, apresentando gráficos e tabelas que ilustram a eficácia das variáveis estudadas, além de explorar as implicações práticas e teóricas destes resultados para o avanço da impressão 3D sustentável.

5.6 Análises dos dados, modelagem do fator energia

Na Figura 3, são apresentadas a análise dos coeficientes do modelo completo utilizando superfície de resposta, além do gráfico de Pareto, que permite estabelecer uma correlação entre a análise estatística e a representação gráfica dos dados. Figura 3, seleção das variáveis mais significativas no processo de modelagem.

Figura 3: Análise dos coeficientes e gráfico dos efeitos padronizados resposta é energia



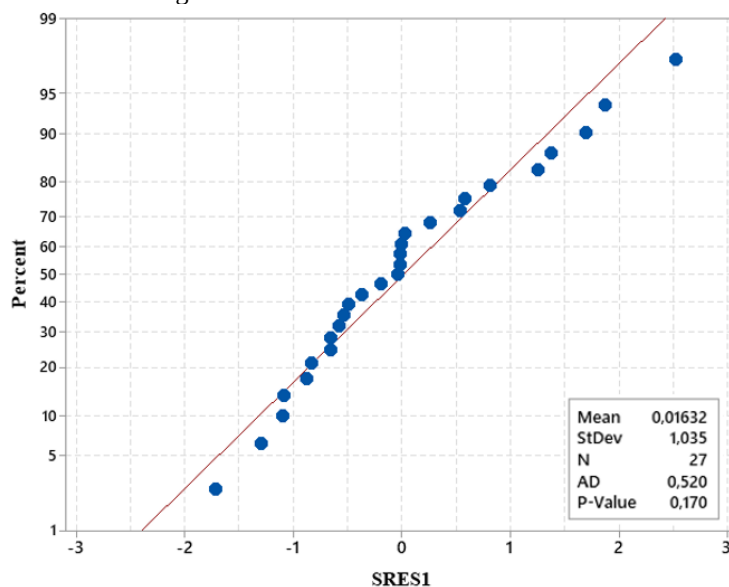
Fonte: Autores (2023)

Na análise dos coeficientes, podemos notar os fatores significativos, lineares, quadráticos e suas interações, largura da camada (p-value = 0,006), altura da camada (p-value = 0,000, densidade de preenchimento (p-value = 0,006), velocidade (p-value = 0,000), se mostram estatisticamente significativas, estando com o p-value abaixo de 0,05, a interação de altura da largura e velocidade se mostra significativa estando com o p-value abaixo de 0,05, com 0,006.

Para o modelo ser validado outros pontos são importantes, a análise da tabela 5 mostra que o R-sq (adj) está acima de 87,16%, o que valida o modelo, esse indicador deve estar acima de 70%. Para o fator de inflação da variância, recomenda-se que seja inferior a 10, na figura 3, na coluna seis o VIF, das variáveis é inferior a dez, em todas as linhas, os principais testes para a validação dos dados é o p-value, teste e normalidades dos resíduos, VIF e o R- sq (adj) como desejáveis.

A Figura 4 apresenta o teste de normalidade dos resíduos do experimento. Conforme critério obrigatório para o experimento, o valor de p deve ser superior a 0,05. De acordo com o gráfico, os resíduos exibem uma distribuição que se aproxima da normalidade, com um p-valor de 0,170. Ao analisar visualmente o gráfico, observa-se que os pontos azuis estão claramente próximos da linha vermelha, indicando a conformidade com a distribuição normal. Essa observação visual sugere que os resíduos seguem uma distribuição normal, com p-value > que 0,05.

Figura 4: Teste de normalidade dos dados



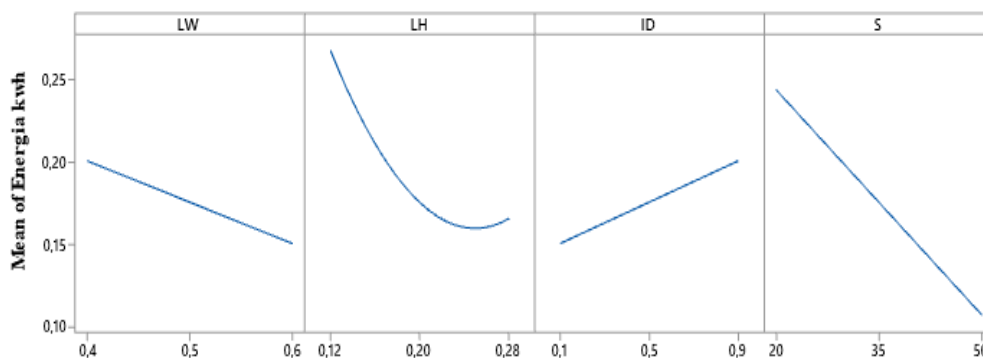
Fonte: Autores (2023)

Após a verificação dos testes de normalidade, com p-value de $0,170 > 0,05$, mostrando que os dados são normais, o VIF abaixo de 10 e R-sq (adj) está acima de 87,16%, se apresenta a equação de regressão com o modelo validado pelos testes de adequação, eq. 4.

$$\begin{aligned}
 \text{Energia (Kwh)} = & 1,167 - 0,644 \text{ LW} - 3,992 \text{ LH} \\
 & + 0,0625 \text{ ID} - 0,01466 \text{ S} + 6,42 \text{ LH.LH} \\
 & + 0,01125 \text{ LW.S} + 0,02240 \text{ LH} * \text{S}
 \end{aligned} \tag{4}$$

No apoio as análises estatísticas é importante o uso de gráficos, para melhorar a compreensão do operador, sobre o comportamento do processo de fabricação e a utilização de energia, no gráfico fatorial é possível verificar que a velocidade (s) é o fator mais significativo, em ressonância com a figura 3, com as análises estatísticas a velocidade (p-value = 0,000), para a altura da camada (p-value = 0,000), sendo as duas variáveis mais significativas do modelo, quanto maior a velocidade (50) e altura da camada (0,24) melhor os resultados, figura 5.

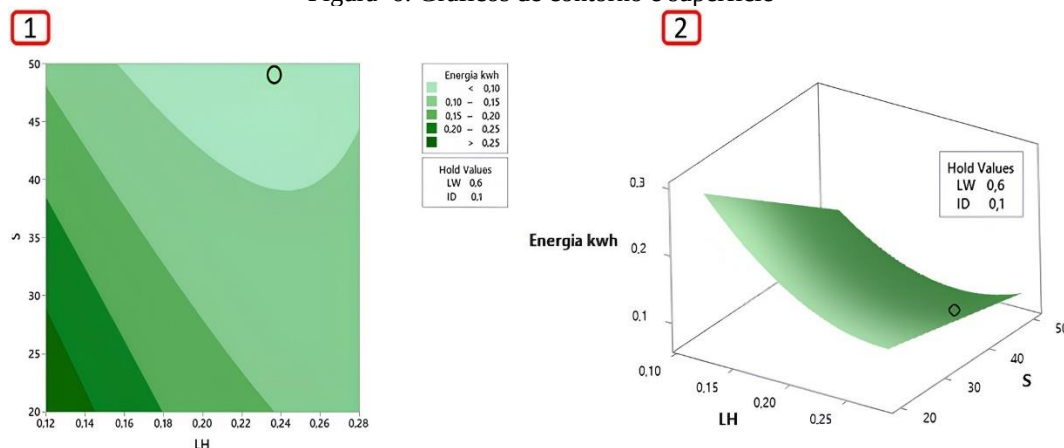
Figura 5: Gráfico fatorial, consumo de energia



Fonte: Autores (2023)

O gráfico de contorno (Figura 6.1) ilustra a relação entre a variável resposta energia (Y) e a interação entre os fatores velocidade de impressão (S). Quanto menor a velocidade de impressão (S) e a altura da camada maior o consumo de energia. No alto da ordenada (eixo vertical) com o ponto ótimo em 50 m/s encontra-se a melhor configuração para o menor consumo de energia. Para a altura da camada no eixo da abcissa (eixo horizontal) a melhor configuração (LH) de 0,24 mm. O ponto marcado no gráfico representa a melhor interação entre os fatores de entrada para minimizar o consumo de energia. Os gráficos apresentados obtiveram maior significância, com p-value de 0,000 para S e LH, o mesmo dado se repete na interseção entre os dois fatores.

Figura 6: Gráficos de contorno e superfície



Fonte: Autores da Pesquisa (2023)

No gráfico de superfície de resposta (Figura 6 (2)), são ilustradas as duas variáveis mais significativas, refletindo um resultado semelhante ao da superfície de resposta. O gráfico apresenta uma distorção que representa a interação entre os fatores, característica típica de um modelo quadrático. O círculo marcado representa o ponto ótimo de consumo de energia, resultante da otimização dos fatores altura da camada (LH) aproximadamente

0,24 mm e velocidade de impressão (S) de 50 m/s. O objetivo desses gráficos é melhorar o entendimento do operador em relação à resposta máxima ou mínima, permitindo a visualização clara do ponto ótimo na superfície.

Os resultados deste estudo têm implicações diretas para a sustentabilidade na manufatura aditiva. A redução do consumo de energia é um passo crucial para tornar a impressão 3D uma alternativa mais ecológica em comparação com métodos de fabricação tradicionais. Além disso, a utilização de materiais sustentáveis e a otimização de processos podem contribuir significativamente para diminuir a pegada de carbono associada à produção.

5.7 Conclusões

Este artigo teve como objetivo a modelagem e otimização do consumo de energia, utilizando um planejamento experimental (CCD) e o método de superfície de resposta para otimização. Essa abordagem permitiu identificar o ponto ótimo dos processos para redução do consumo de energia na impressão 3D utilizando modelagem por deposição fundida. Os resultados do estudo foram obtidos através da modelagem do experimento CCD com 27 linhas e dois níveis. A aplicação da modelagem de superfície de resposta foi crucial, pois constitui um método analítico eficaz. O modelo completo foi validado utilizando *ordinary least squares* (OLS) para estimar a melhor regressão. Foram realizados testes de normalidade dos resíduos, com um valor de p de $0,170 > 0,05$, indicando que os dados apresentam distribuição normal. O teste de multicolinearidade (VIF) mostrou valores abaixo de 10, e o coeficiente de determinação ajustado (R^2 (adj)) foi superior a 87,16%, confirmando a validade do modelo.

Os resultados revelaram que os fatores largura da camada (p -value = 0,006), altura da camada (p -value = 0,000), densidade de preenchimento (p -value = 0,006) e velocidade (p -value = 0,000) são estatisticamente significativos, com p -value abaixo de 0,05. Além disso, a interação entre altura da camada e velocidade de impressão também se mostrou significativa, com um p -value de 0,006.

A pesquisa identificou que, quanto maiores os níveis dos fatores, melhor o desempenho energético. Nos gráficos fatorial, de superfície e de contorno, foi possível identificar claramente os fatores e o ponto ótimo para o consumo de energia, com a altura da camada de 0,24 e a velocidade de impressão de 50 representando a melhor configuração de processo.

5.8 Agradecimentos

Os autores agradecem à FAPESQ (Fundação de Apoio à Pesquisa do Estado da Paraíba), CNPq (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico) e CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior) pelo apoio financeiro e incentivo à pesquisa.

5.9 Referências

ABAS, Muhammad et al. Direct ink writing of flexible electronic circuits and their characterization. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, v. 41, p. 1-11, 2019.

AKBARZADEH, A. H. et al. Dynamic eigenstrain behavior of magnetoelastic functionally graded cellular cylinders. **Composite Structures**, v. 116, p. 404-413, 2014.

AL-REFAIE, Abbas; BATA, Nour. Evaluating measurement and process capabilities by GR&R with four quality measures. **Measurement**, v. 43, n. 6, p. 842-851, 2010.

AMORIM, Leandro Framil et al. Multi-objective optimization algorithm for analysis of hardened steel turning manufacturing process. **Applied Mathematical Modelling**, v. 106, p. 822-843, 2022.

ANSARI, Anis A.; KAMIL, M. Effect of print speed and extrusion temperature on properties of 3D printed PLA using fused deposition modeling process. **Materials Today: Proceedings**, v. 45, p. 5462-5468, 2021.

BAGSIK, A. et al. Mechanical analysis of lightweight constructions manufactured with fused deposition modeling. In: **AIP Conference Proceedings**. American Institute of Physics, 2014. p. 696-701.

COLEMAN, David E.; MONTGOMERY, Douglas C. A systematic approach to planning for a designed industrial experiment. **Technometrics**, v. 35, n. 1, p. 1-12, 1993.

DAMINABO, Samuel Clinton et al. Fused deposition modeling-based additive manufacturing (3D printing): techniques for polymer material systems. **Materials today chemistry**, v. 16, p. 100248, 2020.

DAVE, Harshit K. et al. Effect of multi-infill patterns on tensile behavior of FDM printed parts. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, v. 43, n. 1, p. 23, 2021.

DAVE, Harshit K. et al. Open hole tensile testing of 3D printed parts using in-house fabricated PLA filament. **Rapid Prototyping Journal**, v. 26, n. 1, p. 21-31, 2020.

DE SOUZA BARBOSA, Anrafel et al. Integration of Environmental, Social, and Governance (ESG) criteria: their impacts on corporate sustainability performance. **Humanities and Social Sciences Communications**, v. 10, n. 1, p. 1-18, 2023.

ECKER, Josef Valentin et al. 3D-material extrusion-printing with biopolymers: a review. **Chem. Mater. Eng**, v. 5, n. 4, p. 83-96, 2017.

FRUNZEVERDE, Doina et al. The influence of the layer height and the filament color on the dimensional accuracy and the tensile strength of FDM-printed PLA specimens. **Polymers**, v. 15, n. 10, p. 2377, 2023.

GAO, Jian et al. Environment-friendly method to produce graphene that employs vitamin C and amino acid. **Chemistry of Materials**, v. 22, n. 7, p. 2213-2218, 2010.

GASPARIN, Stefania et al. Quality control and process capability assessment for injection-moulded micro mechanical parts. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 66, p. 1295-1303, 2013.

GAWEL, Anna et al. Examination of low-cyclic fatigue tests and poisson's ratio depending on the different infill density of polylactide (PLA) produced by the fused deposition modeling method. **Polymers**, v. 15, n. 7, p. 1651, 2023.

HASSAN, Wan Nur Firdaus Wan et al. Mixture optimization of high-strength blended concrete using central composite design. **Construction and Building Materials**, v. 243, p. 118251, 2020. OU-YANG, Qing; GUO, Baohua; XU, Jun. Preparation and Characterization of Poly(butylene succinate)/Polylactide Blends for Fused Deposition Modeling 3D Printing. **ACS Omega**, v. 3, n. 10, p. 14309–14317, 2018.

NGO, Tuan D. et al. Additive manufacturing (3D printing): A review of materials,

methods, applications and challenges. **Composites Part B: Engineering**, v. 143, p. 172-196, 2018.

NGUYEN, Ngoc A.; BOWLAND, Christopher C.; NASKAR, Amit K. A general method to improve 3D-printability and inter-layer adhesion in lignin-based composites. **Applied Materials Today**, v. 12, p. 138-152, 2018.

PANDA, Biranchi N. et al. Performance evaluation of warping characteristic of fused deposition modelling process. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 88, p. 1799-1811, 2017.

PEARN, Wen Lea; KOTZ, Samuel; JOHNSON, Norman L. Distributional and inferential properties of process capability indices. **Journal of Quality Technology**, v. 24, n. 4, p. 216-231, 1992.

PERUCHI, Rogério Santana et al. Integrating multivariate statistical analysis into six sigma DMAIC projects: A case study on AISI 52100 hardened steel turning. **IEEE Access**, v. 8, p. 34246-34255, 2020.

REZAEIAN, Parham et al. Effect of printing speed on tensile and fracture behavior of ABS specimens produced by fused deposition modeling. **Engineering Fracture Mechanics**, v. 266, p. 108393, 2022.

REZAEIAN, Parham et al. Effect of printing speed on tensile and fracture behavior of ABS specimens produced by fused deposition modeling. **Engineering Fracture Mechanics**, v. 266, p. 108393, 2022.

ROCHA, Luiz Célio Souza et al. Robust weighting applied to optimization of AISI H13 hardened-steel turning process with ceramic wiper tool: A diversity-based approach. **Precision Engineering**, v. 50, p. 235-247, 2017.

SARVESTANI, H. Yazdani et al. 3D printed architected polymeric sandwich panels: Energy absorption and structural performance. **Composite Structures**, v. 200, p. 886-909, 2018.

SONI, Abhishek; KUMAR, Shailendra; SINGH, Bhagat. Prediction of tensile strength of 3D printed part using response surface methodology. **Journal of the Brazilian**

Society of Mechanical Sciences and Engineering, v. 40, p. 1-11, 2018.

SOOD, Anoop Kumar; OHDAR, Raj K.; MAHAPATRA, Siba S. Parametric appraisal of mechanical property of fused deposition modelling processed parts. **Materials & Design**, v. 31, n. 1, p. 287-295, 2010.

SOUZA, José; GROßMANN, Alexander; MITTELSTEDT, Christian. Micromechanical analysis of the effective properties of lattice structures in additive manufacturing. **Additive Manufacturing**, v. 23, p. 53-69, 2018.

VALERGA, Ana Pilar et al. Influence of PLA filament conditions on characteristics of FDM parts. **Materials**, v. 11, n. 8, p. 1322, 2018.

WASEEM, Muhammad et al. Multi-response optimization of tensile creep behavior of PLA 3D printed parts using categorical response surface methodology. **Polymers**, v. 12, n. 12, p. 2962, 2020.

WASTI, Sanjita; ADHIKARI, Sushil. Use of biomaterials for 3D printing by fused deposition modeling technique: a review. **Frontiers in chemistry**, v. 8, p. 315, 2020.

WATER, Jorrit Jeroen et al. Three-dimensional printing of drug-eluting implants: preparation of an antimicrobial polylactide feedstock material. **Journal of pharmaceutical sciences**, v. 104, n. 3, p. 1099-1107, 2015.

WU, Chien-Wei; PEARN, W. L.; KOTZ, Samuel. An overview of theory and practice on process capability indices for quality assurance. **International journal of production economics**, v. 117, n. 2, p. 338-359, 2009.

XU, Wenyang et al. Three-dimensional printing of wood-derived biopolymers: a review focused on biomedical applications. *ACS sustainable chemistry & engineering*, v. 6, n. 5, p. 5663-5680, 2018.

6. PARTE III - CONSIDERAÇÕES FINAIS

Nas considerações finais, sintetizamos os principais achados da pesquisa, refletindo sobre os impactos das descobertas para o campo da manufatura aditiva. Esta etapa final visa consolidar os resultados obtidos, discutir suas implicações práticas e teóricas, e sugerir direções para pesquisas futuras. O objetivo é proporcionar uma visão

integrada dos conhecimentos adquiridos e avaliar como eles contribuem para o avanço do conhecimento e a aplicação da tecnologia em diferentes contextos.

6.1 Principais resultados e discussões

O processo de manufatura aditiva vem evoluindo e ganhando cada vez mais espaço na indústria. A capacidade de imprimir materiais complexos sem a utilização de moldes, o baixo custo dos materiais e a capacidade de atender a projetos especiais são pontos importantes que tornam a impressão 3D por deposição de filamentos fundidos aplicável tanto na indústria quanto em residências. No entanto, esse processo tem recebido críticas quanto às suas propriedades mecânicas e características dimensionais, o que evidencia a necessidade de estudos adicionais nessa área. Procurando contribuir com conhecimento técnico e aplicado essa pesquisa teve como objetivos sugerir um método de otimização de múltiplos fatores, maximizando o desempenho operacional e minimizando variação de dispersão e centralização no processo de medição e fabricação por filamento fundido.

O primeiro artigo desta pesquisa foi uma revisão sistemática da literatura, composta por 187 artigos. A análise revelou um crescimento contínuo na literatura sobre FDM (*Fused Deposition Modeling*) entre 2015 e 2023, com 2021 destacando-se como o ano com o maior número de publicações (25,81%). O material mais frequentemente estudado foi o PLA, representando 56,76% dos artigos. Um ponto importante sobre o PLA é que ele é biodegradável e produzido a partir de fontes renováveis, o que reduz os impactos ambientais. As principais normas mencionadas foram ISO 527 e ASTM D638. As tecnologias predominantes para modelagem e fatiamento incluíram *Simplify 3D*, *Ultimaker Cura* e *Creality Ender 3*. Os principais fatores investigados foram espessura da camada (16,95%), densidade de preenchimento (16,10%) e temperatura de impressão (13,56%). As respostas mais relevantes foram resistência à tração (22,67%), precisão dimensional (16%) e rugosidade (8%). A metodologia de superfície de resposta foi a mais utilizada para modelagem (54,83%), seguida pelo método Taguchi (19,35%). O método de otimização mais comum foi o método de desirability, destacando-se com 22,58% de uso, indicando sua prevalência em comparação com outros métodos de otimização na literatura revisada.

A revisão foi organizada em blocos distintos, começando com a análise do nível atual de desenvolvimento e conhecimento sobre os principais materiais, tecnologias e espécimes utilizados em ensaios de precisão, dimensionais e de medição. Em seguida,

realizou-se um levantamento qualitativo dos fatores de entrada e das principais respostas de interesse global. Após a análise dos principais fatores (Xs) e respostas (Ys) em estudos de modelagem e otimização, foi feito um estudo quantitativo dos métodos mais aplicados na literatura. Os benefícios da revisão sistemática para pesquisadores e profissionais incluem a disponibilização de referências valiosas que auxiliam na tomada de decisões para futuros trabalhos. De posse dos dados obtidos na revisão, foram selecionados os fatores (Xs) e as respostas (Ys), a impressora, arranjo experimental, e um dos métodos de otimização utilizados na pesquisa, além do material, de menor impacto ambiental.

O segundo artigo da pesquisa propõe um método de otimização multiobjetivo que combina o Central Composite Design (CCD) com modelos de superfície de resposta para aprimorar tanto o processo de fabricação quanto o sistema de medição. O método desirability, foi utilizado para otimizar múltiplos fatores simultaneamente e alcançar um equilíbrio entre diferentes objetivos. O método proposto segue cinco passos principais: No primeiro passo, o modelo avalia a variação do processo em relação ao alvo e às especificações. No segundo passo, as peças são fabricadas e os ensaios não destrutivos são executados. O primeiro ensaio não destrutivo envolve a medição da grandeza do mensurando considerando 20 réplicas do sistema de medição que será avaliado. Após a coleta das medições, o valor de referência deve ser calculado utilizando um instrumento de medição mais preciso. No terceiro passo, determina-se a média e a variância para a fabricação e medição. No quarto passo, são avaliadas as relações entre os fatores e os modelos de regressão obtidos utilizando o método OLS (*Ordinary Least Squares*). O quinto e último passo consiste na otimização do processo de fabricação e do sistema de medição considerando os critérios de aceitação, com base em análises estatísticas. A aplicação do CCD com 27 níveis demonstrou melhorias significativas na precisão e eficiência dos processos, evidenciando a eficácia do método para otimização global dos parâmetros de impressão e medição.

O estudo incluiu uma modelagem detalhada com 27 execuções experimentais e a aplicação de análises estatísticas rigorosas, como ANOVA e teste de normalidade dos resíduos. As principais variáveis identificadas foram a velocidade de impressão (s) e a altura da camada (LH), que foram estatisticamente significativas, com p-values inferiores a 0,05. Os termos lineares mais significativos foram a velocidade de impressão (S) (p-value = 0,000) e a altura da camada (LH) (p-value = 0,002), enquanto os termos quadráticos de densidade de preenchimento e largura da camada mostraram p-values significativos de 0,000.

A configuração ótima identificada pelo método de desirability foi largura da camada de 0,6 mm, altura da camada de 0,28 mm, densidade de preenchimento de 90% e velocidade de impressão de 50 mm/s. Com essa configuração esperasse que as respostas sejam:

Na quarta pesquisa o estudo apresentou uma modelagem multiobjetivo para observar os melhores parâmetros de fabricação relacionados ao consumo de energia. Utilizando um CCD em conjunto com modelos de superfície de resposta. Essa abordagem permitiu identificar eficazmente o ponto ótimo dos processos para redução do consumo de energia na impressão 3D utilizando modelagem por deposição fundida. Testes de normalidade dos resíduos indicaram uma distribuição normal dos dados ($p = 0,170 > 0,05$), enquanto o teste de multicolinearidade (VIF) revelou valores abaixo de 10. O coeficiente de determinação ajustado ($R\text{-sq (adj)}$) superior a 87,16% confirmou a precisão do modelo.

Os resultados destacaram que os fatores largura da camada ($p\text{-value} = 0,006$), altura da camada ($p\text{-value} = 0,000$), densidade de preenchimento ($p\text{-value} = 0,006$) e velocidade ($p\text{-value} = 0,000$) são estatisticamente significativos, com $p\text{-value}$ abaixo de 0,05. Além disso, a interação entre altura da camada e velocidade de impressão também foi significativa ($p\text{-value} = 0,006$).

A análise gráfica revelou que maiores níveis desses fatores resultam em melhor desempenho energético. Gráficos fatoriais, de superfície e de contorno permitiram identificar claramente os parâmetros e o ponto ótimo para o consumo de energia, indicando que uma altura da camada de 0,24 e velocidade de impressão de 50 representam a configuração ideal do processo.

6.2 Propostas para trabalhos futuros

Estudos futuros podem se beneficiar da exploração de diferentes tecnologias de manufatura aditiva, como sinterização a laser seletiva (SLS), estereolitografia (SLA), manufatura de objetos laminados (LOM) e processamento direto de luz, além de investigar a combinação dessas técnicas. Outra área promissora é o aprimoramento dos parâmetros para impressões com geometrias complexas, como conexões articuladas.

A aplicação do método proposto em componentes mecânicos e engrenagens, por exemplo, pode oferecer novos insights, especialmente ao incluir variáveis adicionais como a umidade do ambiente, variações na matéria-prima e a repetibilidade do processo. Além disso, futuros experimentos podem envolver diferentes arranjos experimentais,

incluindo a análise da temperatura da câmara de impressão em impressoras fechadas e comparações entre impressões realizadas em impressoras fechadas e abertas.

Testar novos métodos de otimização e explorar diversos materiais, com foco na otimização de variáveis mecânicas e dimensionais. Finalmente, uma análise dos impactos ambientais da manufatura aditiva é importante para compreender melhor sua sustentabilidade e seus impactos ecológicos.

7. REFERÊNCIAS

ABAS, Muhammad et al. Parametric investigation and optimization to study the effect of process parameters on the dimensional deviation of fused deposition modeling of 3D printed parts. **Polymers**, v. 14, n. 17, p. 3667, 2022.

ABAS, Muhammad et al. Direct ink writing of flexible electronic circuits and their characterization. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, v. 41, p. 1-11, 2019.

ABBAS, Adel T. et al. Effects of tool edge geometry and cutting conditions on the performance indicators in dry turning AISI 1045 steel. **Machines**, v. 11, n. 3, p. 397, 2023.

AFSHARI, Hossein et al. Studying the effects of FDM process parameters on the mechanical properties of parts produced from PLA using response surface methodology. **Colloid and Polymer Science**, v. 302, n. 6, p. 955-970, 2024.

AGARWAL, Krishna Mohan et al. Analyzing the impact of print parameters on dimensional variation of ABS specimens printed using fused deposition modelling (FDM). **Sensors International**, v. 3, p. 100149, 2022.

AGÜERO, Angel et al. Use of bacterial cellulose obtained from kombucha fermentation in spent coffee grounds for active composites based on PLA and maleinized linseed oil. **Industrial Crops and Products**, v. 202, p. 116971, 2023.

AKANDE, Stephen Oluwashola et al. Dimensional accuracy and surface finish optimization of fused deposition modelling parts using desirability function analysis. **Int. J. Eng. Res. Technol**, v. 4, n. 4, p. 196-202, 2015.

AKBARZADEH, A. H. et al. Dynamic eigenstrain behavior of magnetoelastic functionally graded cellular cylinders. **Composite Structures**, v. 116, p. 404-413, 2014.

AKHOUNDI, Behnam; MODANLOO, Vahid. Investigation and feasibility of printing polyoxymethylene semi-crystalline polymer parts with fused filament fabrication 3D printer and evaluation of mechanical properties of the printed samples. **Journal of Materials Engineering and Performance**, p. 1-10, 2023.

AKTEKE-ÖZTÜRK, Başak; WEBER, Gerhard-Wilhelm; KÖKSAL, Gülser. Optimization of generalized desirability functions under model uncertainty. **Optimization**, v. 66, n. 12, p. 2157-2169, 2017.

AL-REFAIE, Abbas; BATA, Nour. Evaluating measurement and process capabilities by GR&R with four quality measures. **Measurement**, v. 43, n. 6, p. 842-851, 2010.

ALTINISIK, Armagan; BOLOVA, Emre. A comparison of off-line laser scanning measurement capability with coordinate measuring machines. **Measurement**, v. 168, p. 108228, 2021.

AMORIM, Leandro Framil et al. Multi-objective optimization algorithm for analysis of hardened steel turning manufacturing process. **Applied Mathematical Modelling**, v. 106, p. 822-843, 2022.

ANSARI, Anis A.; KAMIL, M. Effect of print speed and extrusion temperature on properties of 3D printed PLA using fused deposition modeling process. **Materials Today: Proceedings**, v. 45, p. 5462-5468, 2021.

AQUILA, Giancarlo et al. Analysis of the wind average speed in different Brazilian states using the nested GR&R measurement system. **Measurement**, v. 115, p. 217-222, 2018.

ARAÚJO, Lavínia Maria Mendes et al. New indicators for measurement error detection in GR&R studies. **Measurement**, v. 140, p. 557-564, 2019.

ARORA, Nishtha et al. A Comprehensive Review on Fillers and Mechanical Properties of 3D Printed Polymer Composites. **Materials Today Communications**, p. 109617, 2024.

ATAKOK, Gurcan; KAM, Menderes; KOC, Hanife Bukre. Tensile, three-point bending and impact strength of 3D printed parts using PLA and recycled PLA filaments: A statistical investigation. **Journal of Materials Research and Technology**, v. 18, p. 1542-1554, 2022.

AYYILDIZ, Hamide Filiz et al. Separation and identification of different therapeutic pharmaceutical drugs on humic acid-based HPLC column: Method optimization using central composite design. **Journal of Separation Science**, v. 46, n. 14, p. 2200914, 2023.

BAGSIK, A. et al. Mechanical analysis of lightweight constructions manufactured with fused deposition modeling. In: **AIP Conference Proceedings**. American Institute of Physics, 2014. p. 696-701.

BAHNINI, Insaf et al. Additive manufacturing technology: the status, applications, and prospects. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 97, p. 147-161, 2018.

BARBOSA, Francisco Tiago Araújo et al. Lean, six sigma and sustainability case studies on supply chain management: a systematic literature review. **Revista de Gestão e Secretariado**, v. 14, n. 9, p. 15509-15536, 2023. a.

BARBOSA, Francisco Tiago Araújo; PERUCHI, Rogério Santana; JUNIOR, Paulo Rotella. Central composite designs for optimization of the energy factor in 3D printing. **Revista de Gestão e Secretariado**, v. 14, n. 10, p. 17798-17815, 2023.

BARBOSA, Anrafel De Souza; CRISTINA, Maria; CRISPIM, Basilio; BUENO, Luiz; MORIOKA, Sandra Naomi; SOUZA, Vinícius Fernandes De. corporate sustainability performance. **Humanities & Social Sciences Communications**, p. 1–18, 2023.

BASAVARAJ, C. K.; VISHWAS, M. Studies on effect of fused deposition modelling process parameters on ultimate tensile strength and dimensional accuracy of nylon. In: **IOP conference series: materials science and engineering**. IOP Publishing, 2016. p. 012035.

BOEY, J. Y. et al. The effect of spent coffee ground (SCG) loading, matrix ratio and biological treatment of SCG on poly (hydroxybutyrate)(PHB)/poly (lactic acid)(PLA)

polymer blend. **International Journal of Biological Macromolecules**, v. 266, p. 131079, 2024.

BOLIS, I. et al. The centrality of workers to sustainability based on values: Exploring ergonomics to introduce new rationalities into decision-making processes. **Applied Ergonomics**, v. 88, p. 103148, 2020.

BOUZAGLOU, Ouri; GOLAN, Ofek; LACHMAN, Noa. Process design and parameters interaction in material extrusion 3D printing: a review. **Polymers**, v. 15, n. 10, p. 2280, 2023.

BREIG, Sura Jasem Mohammed; LUTI, Khalid Jaber Kadhum. Response surface methodology: A review on its applications and challenges in microbial cultures. **Materials Today: Proceedings**, v. 42, p. 2277-2284, 2021.

BURDICK, Richard K.; BORROR, Connie M.; MONTGOMERY, Douglas C. Capability Analysis A Review of Methods for Measurement Systems Capability Analysis. **Journal of Quality Technology**, v. 4065, p. 330–354, 2018.

CAMARGO, José C. et al. Mechanical properties of PLA-graphene filament for FDM 3D printing. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 103, p. 2423-2443, 2019.

CANDIOTI, Luciana Vera et al. Experimental design and multiple response optimization. Using the desirability function in analytical methods development. **Talanta**, v. 124, p. 123-138, 2014.

CARDOSO, Ronald Palandi et al. Scientific research trends about metaheuristics in process optimization and case study using the desirability function. **Revista de Gestão e Secretariado**, v. 14, n. 3, p. 3348-3367, 2023.

CASTRO, Brais Muñoz et al. Machine learning predicts 3D printing performance of over 900 drug delivery systems. **Journal of Controlled Release**, v. 337, p. 530-545, 2021.

CAPTAN PRABAKARAN, A.; SENTHIL, P.; SATHIES, T. Experimental and numerical investigations on the fatigue characteristics of FFF-printed acrylonitrile

styrene acrylate parts. **Progress in Additive Manufacturing**, v. 8, n. 6, p. 1653-1664, 2023.

CHANDARANA, Chandni; RAI, Pratiksha; JADHAV, Divya. Measurement of process capability of manufacturing process of Levetiracetam by applying concept of six sigma. **Indian J Pharm Educ Res**, v. 57, n. 2, p. 386-392, 2023.

CHERRAFI, Anass et al. A framework for the integration of Green and Lean Six Sigma for superior sustainability performance. **International Journal of Production Research**, v. 55, n. 15, p. 4481-4515, 2017.

CHEN, Hong. Study of prevention mechanism in process control. In: **2012 IV International Congress on Ultra Modern Telecommunications and Control Systems**. IEEE, 2012. p. 442-445.

CHIKKANNA, Niranjana et al. Quasi-static compression performance of material extrusion enabled re-entrant diamond auxetic metamaterial: Fabrication, tuning the geometrical parameters and fibre reinforcements. **Thin-Walled Structures**, v. 179, p. 109550, 2022.

CHO, Hui-Won et al. Orodispersible polymer films with the poorly water-soluble drug, olanzapine: hot-melt pneumatic extrusion for single-process 3D printing. **Pharmaceutics**, v. 12, n. 8, p. 692, 2020.

COLEMAN, David E.; MONTGOMERY, Douglas C. A systematic approach to planning for a designed industrial experiment. **Technometrics**, v. 35, n. 1, p. 1-12, 1993.

COSTA, Nuno Ricardo; LOURENÇO, João. Multiresponse problems: Desirability and other optimization approaches. **Journal of Chemometrics**, v. 30, n. 12, p. 702-714, 2016.

CUAN-URQUIZO, Enrique et al. Characterization of the mechanical properties of FFF structures and materials: A review on the experimental, computational and theoretical approaches. **Materials**, v. 12, n. 6, p. 895, 2019.

CZARSKI, A. Comparative analysis of methods of hardness assessment. **Arch Mater**

Sci Eng, v. 40, n. 2, p. 94-97, 2009.

DAMINABO, Samuel Clinton et al. Fused deposition modeling-based additive manufacturing (3D printing): techniques for polymer material systems. **Materials today chemistry**, v. 16, p. 100248, 2020.

DAVE, Harshit K. et al. Effect of multi-infill patterns on tensile behavior of FDM printed parts. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, v. 43, n. 1, p. 23, 2021.

DAVE, Harshit K. et al. Open hole tensile testing of 3D printed parts using in-house fabricated PLA filament. **Rapid Prototyping Journal**, v. 26, n. 1, p. 21-31, 2020.

DAVOODI, Elham et al. 3D-printed ultra-robust surface-doped porous silicone sensors for wearable biomonitoring. **ACS nano**, v. 14, n. 2, p. 1520-1532, 2020.

DE FREITAS GOMES, José Henrique et al. Global Criterion Method Based on Principal Components to the Optimization of Manufacturing Processes with Multiple Responses. **Journal of Mechanical Engineering/Strojniški Vestnik**, v. 58, n. 5, 2012.

DE PAIVA, Anderson Paulo et al. A multivariate robust parameter optimization approach based on principal component analysis with combined arrays. **Computers & Industrial Engineering**, v. 74, p. 186-198, 2014.

DE SOUZA BARBOSA, Anrafel et al. Integration of Environmental, Social, and Governance (ESG) criteria: their impacts on corporate sustainability performance. **Humanities and Social Sciences Communications**, v. 10, n. 1, p. 1-18, 2023.

DE SOUZA, Luiz Gustavo Paes et al. Evaluation of trade-off between cutting time and surface roughness robustness regarding tool wear in hard turning finishing. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 123, n. 9, p. 3047-3078, 2022.

DE OLIVEIRA, Lucas Guedes et al. Prediction capability of Pareto optimal solutions: A multi-criteria optimization strategy based on model capability ratios. **Precision Engineering**, v. 59, p. 185-210, 2019.

- DE OLIVEIRA, Lucas Guedes et al. Nonlinear optimization strategy based on multivariate prediction capability ratios: Analytical schemes and model validation for duplex stainless steel end milling. **Precision Engineering**, v. 66, p. 229-254, 2020.
- DEL CASTILLO, Enrique; MONTGOMERY, Douglas C.; MCCARVILLE, Daniel R. Modified desirability functions for multiple response optimization. **Journal of quality technology**, v. 28, n. 3, p. 337-345, 1996.
- DERRINGER, George; SUICH, Ronald. Simultaneous optimization of several response variables. **Journal of quality technology**, v. 12, n. 4, p. 214-219, 1980.
- DESWAL, Sandeep; NARANG, Rajan; CHHABRA, Deepak. Modeling and parametric optimization of FDM 3D printing process using hybrid techniques for enhancing dimensional preciseness. **International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDeM)**, v. 13, p. 1197-1214, 2019.
- DU, Yicheng et al. Fabrication and characterization of fully biodegradable natural fiber-reinforced poly (lactic acid) composites. **Composites Part B: Engineering**, v. 56, p. 717-723, 2014.
- DURÃO, Luiz Fernando CS et al. Optimizing additive manufacturing parameters for the fused deposition modeling technology using a design of experiments. **Progress in Additive Manufacturing**, v. 4, p. 291-313, 2019.
- DURAKOVIC, Benjamin. Design of experiments application, concepts, examples: State of the art. **Periodicals of Engineering and Natural Sciences**, v. 5, n. 3, 2017.
- ECKER, Josef Valentin et al. 3D-material extrusion-printing with biopolymers: a review. **Chem. Mater. Eng**, v. 5, n. 4, p. 83-96, 2017.
- ELGENDY, Heba Amin et al. Syringeable atorvastatin loaded eugenol enriched PEGylated cubosomes in-situ gel for the intra-pocket treatment of periodontitis: statistical optimization and clinical assessment. **Drug Delivery**, v. 30, n. 1, p. 2162159, 2023.
- EVANGELISTA, George et al. A multivariate statistical quality control of AISI 52100 hardened steel turning. **IEEE Access**, v. 8, p. 109092-109104, 2020.

FERREIRA, I. S. B. et al. Measurement system analysis in angle of repose of fertilizers with distinct granulometries. **Measurement**, v. 170, p. 108681, 2021.

FIORE, Vincenzo et al. PLA based biocomposites reinforced with Arundo donax fillers. **Composites Science and Technology**, v. 105, p. 110-117, 2014.

FORUZANMEHR, MReza et al. Physical and mechanical properties of PLA composites reinforced by TiO₂ grafted flax fibers. **Materials & Design**, v. 106, p. 295-304, 2016.

FOUNTAS, Nikolaos A.; VAXEVANIDIS, Nikolaos M. Optimization of fused deposition modeling process using a virus-evolutionary genetic algorithm. **Computers in Industry**, v. 125, p. 103371, 2021.

FRUNZEVERDE, Doina et al. The influence of the layer height and the filament color on the dimensional accuracy and the tensile strength of FDM-printed PLA specimens. **Polymers**, v. 15, n. 10, p. 2377, 2023.

GADIM, Hossein Gheshlaghi; DONIAVI, Ali. Improving structural properties of polymer fibers to design and construct fiber spinneret and optimize process parameters using response surface method and gage R&R. **Journal of Mechanical Science and Technology**, v. 32, p. 1135-1142, 2018.

GALANTUCCI, Luigi Maria et al. Analysis of dimensional performance for a 3D open-source printer based on fused deposition modeling technique. **Procedia Cirp**, v. 28, p. 82-87, 2015.

GAO, Ge; XU, Fan; XU, Jiangmin; TANG, Guanghai; LIU, Zhenyu. A Survey of the Influence of Process Parameters on Mechanical Properties of Fused Deposition Modeling Parts. **Micromachines**, v. 13, n. 4, p. 1–28, 2022.

GAO, Jian et al. Environment-friendly method to produce graphene that employs vitamin C and amino acid. **Chemistry of Materials**, v. 22, n. 7, p. 2213-2218, 2010.

GARCIA, Guilherme Elias Saltarelli et al. Graphene Oxide-Based Nanocomposites for Stereolithography (SLA) 3D Printing: Comprehensive Mechanical Characterization under Combined Loading Modes. **Polymers**, v. 16, n. 9, p. 1261, 2024.

GASPARIN, Stefania et al. Quality control and process capability assessment for injection-moulded micro mechanical parts. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 66, p. 1295-1303, 2013.

GAWEŁ, Anna et al. Examination of low-cyclic fatigue tests and poisson's ratio depending on the different infill density of polylactide (PLA) produced by the fused deposition modeling method. **Polymers**, v. 15, n. 7, p. 1651, 2023.

GHOLAMI, Hamed et al. The application of green lean six sigma. **Business Strategy and the Environment**, v. 30, n. 4, p. 1913-1931, 2021.

GHOSH, Nabendu; PAL, Pradip Kumar; NANDI, Goutam. GMAW dissimilar welding of AISI 409 ferritic stainless steel to AISI 316L austenitic stainless steel by using AISI 308 filler wire. **Engineering science and technology, an international journal**, v. 20, n. 4, p. 1334-1341, 2017.

GKARTZOU, Eleni; KOUMOULOS, Elias P.; CHARITIDIS, Costas A. Production and 3D printing processing of bio-based thermoplastic filament. **Manufacturing Review**, v. 4, p. 1, 2017.

GORDEEV, Evgeniy G.; GALUSHKO, Alexey S.; ANANIKOV, Valentine P. Improvement of quality of 3D printed objects by elimination of microscopic structural defects in fused deposition modeling. **PloS one**, v. 13, n. 6, p. e0198370, 2018.

GÓRSKI, Filip et al. Mechanical properties of composite parts manufactured in FDM technology. **Rapid Prototyping Journal**, v. 24, n. 8, p. 1281-1287, 2018.

GRIFFITHS, C. A. et al. A design of experiments approach for the optimisation of energy and waste during the production of parts manufactured by 3D printing. **Journal of cleaner production**, v. 139, p. 74-85, 2016.

GRIFFITHS, C. A. et al. Effect of build parameters on processing efficiency and material performance in fused deposition modelling. **Procedia CIRP**, v. 49, p. 28-32, 2016.

GRÜBLER, Till; DRABAREK, Pawel. Interferometric measuring system for cone inspection on shop-floor level. In: **Optical Measurement Systems for Industrial**

Inspection IX. SPIE, 2015. p. 140-147.

GUERRERO-VACAS, Guillermo; GOMEZ-CASTILLO, Jaime; RODRÍGUEZ-ALABANDA, Oscar. Manufacture of thermoplastic molds by fused filament fabrication 3D printing for rapid prototyping of polyurethane foam molded products. **Rapid Prototyping Journal**, v. 30, n. 11, p. 32-49, 2024.

GÖRÖG, Augustín. Evaluation of Capability of Roughness Measuring Device. **Technological Engineering**, v. 10, n. 1, p. 34-37.

GUO, Nannan; LEU, Ming C. Additive manufacturing: technology, applications and research needs. **Frontiers of mechanical engineering**, v. 8, p. 215-243, 2013.

HAGHSHENAS GORGANI, Hamid et al. A nonlinear error compensator for FDM 3D printed part dimensions using a hybrid algorithm based on GMDH neural network. **Journal of Computational Applied Mechanics**, v. 52, n. 3, p. 451-477, 2021.

HAJIPOUR, Vahid; KAZEMI, Abolfazl; MOUSAVI, Seyed Mohsen. A fuzzy expert system to increase accuracy and precision in measurement system analysis. **Measurement**, v. 46, n. 8, p. 2770-2780, 2013.

HAMADA, M. S. On experimental designs for gauge R & R studies including some long forgotten ones. **Quality Engineering**, p. 1-12, 2024.

HARTANTI, Lusiana Permata Sari et al. Recent progress and perspective in material and manufacturing of interference screw. **Cogent Engineering**, v. 11, n. 1, p. 2364048, 2024.

HASAN, Mohammad Raquibul et al. Impact of process parameters on improving the performance of 3D printed recycled polylactic acid (rPLA) components. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 131, n. 7, p. 3751-3779, 2024.

HASSAN, Wan Nur Firdaus Wan et al. Mixture optimization of high-strength blended concrete using central composite design. **Construction and Building Materials**, v. 243, p. 118251, 2020.

HASHEMI BAGHI, Ali; MANSOUR, Jasmin. Development of a Genetic Algorithm–

Artificial Neural Network model to optimize the Dimensional Accuracy of parts printed by FFF. **Rapid Prototyping Journal**, v. 30, n. 5, p. 840-857, 2024.

HU, Jiajie et al. Analysis of biomechanical behavior of 3D printed mandibular graft with porous scaffold structure designed by topological optimization. **3D Printing in Medicine**, v. 5, p. 1-14, 2019.

HUSSAIN, F. et al. The Effect of Grit Blasting on Surface Roughness and Hardness of Magnesium Alloy AZ31B: A Statistical Study. **Physics of Metals and Metallography**, v. 124, n. 13, p. 1620-1631, 2023.

JABBAR, Mostafa Abbas et al. A Design of Experiment Analysis Approach to Improve Part Quality in 3D Printing. **Manufacturing Technology Journal**, v. 23, n. 3, p. 290-297, 2023.

JACKSON, Brandon; FOULADI, Kamran; ESLAMI, Babak. Multi-parameter optimization of 3D printing condition for enhanced quality and strength. **Polymers**, v. 14, n. 8, p. 1586, 2022.

JATTI, Vijaykumar S. et al. Mechanical properties of 3D-printed components using fused deposition modeling: optimization using the desirability approach and machine learning regressor. **Applied System Innovation**, v. 5, n. 6, p. 112, 2022.

JEYAPRAKASH, N. et al. Effect of heat treatment on microstructure and mechanical characteristics of Laser Powder Bed Fusion (LPBF) produced CuCrZr alloy. **Tribology International**, p. 109826, 2024.

JIANG, Cho-Pei et al. Optimization of FDM 3D printing parameters for high strength PEEK using the Taguchi method and experimental validation. **Rapid Prototyping Journal**, v. 28, n. 7, p. 1260-1271, 2022.

JIANG, Lai et al. Mechanical property characterizations of woven natural fiber-reinforced polymers 3D printed through a laminated object manufacturing process. **Polymer-Plastics Technology and Materials**, v. 63, n. 12, p. 1596-1607, 2024.

JIMÉNEZ, Mariano et al. Additive manufacturing technologies: an overview about 3D

printing methods and future prospects. **Complexity**, v. 2019, n. 1, p. 9656938, 2019.

JURACKA, David et al. Influence of Size and Orientation of 3D Printed Fiber on Mechanical Properties under Bending Stress. **Periodica Polytechnica Civil Engineering**, v. 66, n. 4, p. 1071-1076, 2022.

KAMARIAN, Saeed et al. Prediction and optimization of 3D-printed sandwich beams with chiral cores. **International Journal of Mechanical Sciences**, v. 262, p. 108747, 2024.

KARL, Justin; GORDON, A. L. I. P. modeling with polylactic acid via design of experiments Mechanical Property Optimization of FDM PLA in Shear with Multiple Objectives. **Rapid Prototyping Journal**, v. 67, n. July, p. 1183–1193, 2018.

KAŠČAK, Jakub et al. Adhesion Testing Device for 3D Printed Objects on Diverse Printing Bed Materials: Design and Evaluation. **Applied Sciences**, v. 14, n. 2, p. 945, 2024

KECHAGIAS, John et al. Key parameters controlling surface quality and dimensional accuracy: a critical review of FFF process. **Materials and Manufacturing Processes**, v. 37, n. 9, p. 963-984, 2022.

KEREKES, Tomas Webbe et al. Characterization of process–deformation/damage property relationship of fused deposition modeling (FDM) 3D-printed specimens. **Additive Manufacturing**, v. 25, p. 532-544, 2019.

KIRACI, Ercihan et al. Moving towards in-line metrology: evaluation of a Laser Radar system for in-line dimensional inspection for automotive assembly systems. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 91, p. 69-78, 2017.

KUBÁTOVÁ, Dana; MELICHAR, Martin; KUTLWAŠER, Jan. Evaluation of Repeatability and reproducibility of CMM equipment. **Procedia Manufacturing**, v. 13, p. 558-564, 2017.

KIRACI, Ercihan et al. Evaluating the capability of laser scanning to measure an automotive artefact: a comparison study of touch trigger probe and laser-

scanning. **International Journal of Productivity and Quality Management**, v. 18, n. 4, p. 440-455, 2016.

KLOCHKOV, Yury; GAZIZULINA, Albina; MURALIDHARAN, Kunnummal. Lean six sigma for sustainable business practices: A case study and standardisation. **International Journal for Quality Research**, v. 13, n. 1, p. 47, 2019.

KOOKOS, I. K. Technoeconomic and environmental assessment of a process for biodiesel production from spent coffee grounds (SCGs). **Resources, Conservation and Recycling**, v. 134, p. 156-164, 2018.

KRAUSE, Michael et al. Dimensional Fidelity and Orientation Effects of PolyJet Technology in 3D Printing of Negative Features for Microfluidic Applications. **Micromachines**, v. 15, n. 3, p. 389, 2024.

KUBÁTOVÁ, Dana; MELICHAR, Martin; KUTLWAŠER, Jan. Evaluation of Repeatability and reproducibility of CMM equipment. **Procedia Manufacturing**, v. 13, p. 558-564, 2017.

KUIPERS, Tim et al. A framework for adaptive width control of dense contour-parallel toolpaths in fused deposition modeling. **Computer-Aided Design**, v. 128, p. 102907, 2020.

KUMAR, K. Sathish et al. Augmenting effect of infill density and annealing on mechanical properties of PETG and CFPETG composites fabricated by FDM. **Materials Today: Proceedings**, v. 45, p. 2186-2191, 2021.

KUMAR, M. Saravana et al. Achieving effective interlayer bonding of PLA parts during the material extrusion process with enhanced mechanical properties. **Scientific Reports**, v. 13, n. 1, p. 6800, 2023.

LANZOTTI, Antonio et al. The impact of process parameters on mechanical properties of parts fabricated in PLA with an open-source 3-D printer. **Rapid Prototyping Journal**, v. 21, n. 5, p. 604-617, 2015.

LEARDI, Riccardo. Experimental design in chemistry: A tutorial. **Analytica chimica acta**, v. 652, n. 1-2, p. 161-172, 2009.

- LEUNG, Bartholomew PK; SPIRING, F. Adjusted action limits for Cpm based on departures from normality. **International Journal of Production Economics**, v. 107, n. 1, p. 237-249, 2007.
- LI, Yishan et al. Blending and functionalisation modification of 3D printed polylactic acid for fused deposition modeling. **Reviews on Advanced Materials Science**, v. 62, n. 1, p. 20230140, 2023.
- LIU, Jikai et al. Manufacturing cost constrained topology optimization for additive manufacturing. **Frontiers of Mechanical Engineering**, v. 14, p. 213-221, 2019. a.
- LIU, Renwei et al. Aerospace applications of laser additive manufacturing. In: **Laser additive manufacturing**. Woodhead Publishing, 2017. p. 351-371.
- LIU, Zengguang et al. A critical review of fused deposition modeling 3D printing technology in manufacturing polylactic acid parts. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 102, p. 2877-2889, 2019.
- LYU, Yang et al. Optimization of 3D printing parameters for high-performance biodegradable materials. **Journal of Applied Polymer Science**, v. 138, n. 32, p. 50782, 2021.
- MANDACHE, Catalin. Overview of non-destructive evaluation techniques for metal-based additive manufacturing. **Materials Science and Technology**, v. 35, n. 9, p. 1007-1015, 2019.
- MANDPE, Shilpa R.; PARATE, Vishal R.; NAIK, Jitendra B. Experimental design approach, screening and optimization of system variables, analytical method development of flurbiprofen in nanoparticles and stability-indicating methods for high-pressure liquid chromatography. **Future Journal of Pharmaceutical Sciences**, v. 8, n. 1, p. 38, 2022.
- MARCH, Nathan G.; GUNASEGARAM, Dayalan R.; MURPHY, Anthony B. Evaluation of computational homogenization methods for the prediction of mechanical properties of additively manufactured metal parts. **Additive Manufacturing**, v. 64, n. January, p. 1–28, 2023.

MARQUES, Rafaela Aparecida Mendonça et al. Multivariate GR&R through factor analysis. **Measurement**, v. 151, p. 107107, 2020.

MARREIRO, Hívila MP et al. Briquetting process optimization of poultry litter and urban wood waste. **Renewable Energy**, v. 222, p. 119955, 2024.

MEIABADI, Mohammad Saleh et al. Modeling the producibility of 3D printing in polylactic acid using artificial neural networks and fused filament fabrication. **Polymers**, v. 13, n. 19, p. 3219, 2021.

MEYER, Pascal et al. Comparison of measurement methods for microsystem components: application to microstructures made by the deep x-ray lithography process (x-ray LIGA). **Measurement Science and Technology**, v. 20, n. 8, p. 084024, 2009.

MOHAMED, Timoumi et al. Optimization of fused deposition modeling process parameters using the Taguchi method to improve the tensile properties of 3D-printed polyether ether ketone. **Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part L: Journal of Materials: Design and Applications**, v. 235, n. 11, p. 2565-2573, 2021.

MONTGOMERY, Douglas C. **Introduction to statistical quality control**. John Wiley & sons, 2019.

MONTGOMERY, Douglas C. **Design and Analysis of Experiments Eighth Edition**. 8° edição, Willey: 2013.

MORADI, Mahmoud et al. Statistical and experimental analysis of process parameters of 3D nylon printed parts by fused deposition modeling: response surface modeling and optimization. **Journal of Materials Engineering and Performance**, v. 30, n. 7, p. 5441-5454, 2021.

MORADI, Mahmoud; MEIABADI, Saleh; KAPLAN, Alexander. 3D printed parts with honeycomb internal pattern by fused deposition modelling; experimental characterization and production optimization. **Metals and Materials International**, v. 25, p. 1312-1325, 2019.

MORADI, Mahmoud et al. Post-processing of FDM 3D-printed polylactic acid parts by laser beam cutting. **Polymers**, v. 12, n. 3, p. 550, 2020.

- MOHAMED, Omar Ahmed; MASOOD, Syed Hasan; BHOWMIK, Jahar Lal. Mathematical modeling and FDM process parameters optimization using response surface methodology based on Q-optimal design. **Applied Mathematical Modelling**, v. 40, n. 23-24, p. 10052-10073, 2016.
- MORIOKA, Sandra Naomi et al. Transforming sustainability challenges into competitive advantage: Multiple case studies kaleidoscope converging into sustainable business models. **Journal of cleaner production**, v. 167, p. 723-738, 2017.
- MOHAMED, Omar Ahmed; MASOOD, Syed Hasan; BHOWMIK, Jahar Lal. Mathematical modeling and FDM process parameters optimization using response surface methodology based on Q-optimal design. **Applied Mathematical Modelling**, v. 40, n. 23-24, p. 10052-10073, 2016.
- NGO, Tuan D. et al. Additive manufacturing (3D printing): A review of materials, methods, applications and challenges. **Composites Part B: Engineering**, v. 143, p. 172-196, 2018.
- NGUYEN, Ngoc A.; BOWLAND, Christopher C.; NASKAR, Amit K. A general method to improve 3D-printability and inter-layer adhesion in lignin-based composites. **Applied Materials Today**, v. 12, p. 138-152, 2018.
- OH, Seo-Hyeon; PARK, Keun. Direct slicing of microcellular structures for digital light processing (DLP) additive manufacturing. **Rapid Prototyping Journal**, v. 30, n. 4, p. 633-642, 2024.
- OU-YANG, Qing; GUO, Baohua; XU, Jun. Preparation and characterization of poly (butylene succinate)/polylactide blends for fused deposition modeling 3D printing. **ACS omega**, v. 3, n. 10, p. 14309-14317, 2018.
- PANDA, Biranchi N. et al. Performance evaluation of warping characteristic of fused deposition modelling process. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 88, p. 1799-1811, 2017.
- PANG, Yaokun et al. Additive manufacturing of batteries. **Advanced Functional Materials**, v. 30, n. 1, p. 1906244, 2020.

PARIDA, Lukesh et al. A proof of concept study on reliability assessment of different metal foil length based piezoelectric sensor for electromechanical impedance techniques. **Scientific Reports**, v. 14, n. 1, p. 699, 2024.

PARK, Jeong Hun et al. 3D printing modality effect: Distinct printing outcomes dependent on selective laser sintering (SLS) and melt extrusion. **Journal of Biomedical Materials Research Part A**, v. 112, n. 7, p. 1015-1024, 2024.

PAZHAMANNIL, Ribin Varghese et al. Thermal post-processing effects on the polycarbonate acrylonitrile butadiene styrene composites manufactured by fused filament fabrication. **Polymer Engineering & Science**, v. 63, n. 4, p. 1184-1194, 2023.

PEARN, Wen-lea; KOTZ, Samuel. **Encyclopedia and handbook of process capability indices: a comprehensive exposition of quality control measures**. World Scientific, 2006.

PEARN, Wen Lea; KOTZ, Samuel; JOHNSON, Norman L. Distributional and inferential properties of process capability indices. **Journal of Quality Technology**, v. 24, n. 4, p. 216-231, 1992.

PEARN*, W. L.; SHU, M. H.; HSU, B. M. Monitoring manufacturing quality for multiple Li-BPIC processes based on capability index C_{pmk}. **International journal of production research**, v. 43, n. 12, p. 2493-2512, 2005.

PEREIRA, Robson Bruno Dutra et al. Combining Scott-Knott and GR&R methods to identify special causes of variation. **Measurement**, v. 82, p. 135-144, 2016.

PENG, Tao et al. Sustainability of additive manufacturing: An overview on its energy demand and environmental impact. **Additive manufacturing**, v. 21, p. 694-704, 2018.

PENG, W. A. N. G. et al. Effects of FDM-3D printing parameters on mechanical properties and microstructure of CF/PEEK and GF/PEEK. **Chinese Journal of Aeronautics**, v. 34, n. 9, p. 236-246, 2021.

PERUCHI, R. S. et al. Multivariate process capability analysis applied to AISI 52100 hardened steel turning. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 95, p. 3513-3522, 2018.

PERUCHI, Rogério Santana et al. A new multivariate gage R&R method for correlated characteristics. **International Journal of Production Economics**, v. 144, n. 1, p. 301-315, 2013.

PERUCHI, Rogério Santana et al. Integrating multivariate statistical analysis into six sigma DMAIC projects: A case study on AISI 52100 hardened steel turning. **IEEE Access**, v. 8, p. 34246-34255, 2020.

PETERSON, Amy M. Review of acrylonitrile butadiene styrene in fused filament fabrication: A plastics engineering-focused perspective. **Additive Manufacturing**, v. 27, p. 363-371, 2019.

PIRES, Arthur Leandro Guerra et al. Main trends and criteria adopted in economic feasibility studies of offshore wind energy: a systematic literature review. **Energies**, v. 15, n. 1, p. 12, 2021.

POPESCU, Diana et al. FDM process parameters influence over the mechanical properties of polymer specimens: A review. **Polymer Testing**, v. 69, p. 157-166, 2018.

PORTOACĂ, Alexandra Ileana et al. Optimization of 3D printing parameters for enhanced surface quality and wear resistance. **Polymers**, v. 15, n. 16, p. 3419, 2023.

QATTAWI, Ala et al. Investigating the effect of fused deposition modeling processing parameters using Taguchi design of experiment method. **Journal of Manufacturing Processes**, v. 36, p. 164-174, 2018.

QIN, Jian; LIU, Ying; GROSVENOR, Roger. A framework of energy consumption modelling for additive manufacturing using internet of things. **Procedia Cirp**, v. 63, p. 307-312, 2017.

RAMADAN, Saleem et al. Optimizing tensile strength and energy consumption for FDM through Mixed-Integer Nonlinear Multi-objective optimization and design of experiments. **Heliyon**, v. 10, n. 9, 2024.

RAO, Jing et al. Non-destructive testing of metal-based additively manufactured parts and processes: a review. **Virtual and Physical Prototyping**, v. 18, n. 1, p. e2266658, 2023.

REZAEIAN, Parham et al. Effect of printing speed on tensile and fracture behavior of ABS specimens produced by fused deposition modeling. **Engineering Fracture Mechanics**, v. 266, p. 108393, 2022.

RIMAŠAUSKAS, M.; RIMAŠAUSKIENĖ, R. Development of decision support system for fused deposition modelling manufacturing cost estimation. **Mechanika**, v. 18, n. 5, p. 600-604, 2012.

ROCHA, Luiz CS et al. Comparing DEA and principal component analysis in the multiobjective optimization of P-GMAW process. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, v. 38, p. 2513-2526, 2016.

ROCHA, Luiz Célio Souza et al. Robust weighting applied to optimization of AISI H13 hardened-steel turning process with ceramic wiper tool: A diversity-based approach. **Precision Engineering**, v. 50, p. 235-247, 2017.

ROMEDENNE, Marie et al. Isothermal and Cyclic Oxidation of Haynes 282 Processed by Electron Beam Melting (EBM) and Laser Powder Bed Fusion (LPBF) in Dry Air at 800 and 950° C. **JOM**, v. 74, n. 4, p. 1-12, 2022.

SAAD, Mohd Sazli et al. Optimization of surface roughness in FDM 3D printer using response surface methodology, particle swarm optimization, and symbiotic organism search algorithms. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 105, p. 5121-5137, 2019.

SAHA, Paramita; PANDEY, Murali Monohar. Design of experiment (DoE)-approach based RP-HPLC analytical method development and validation for estimation of efavirenz in bulk and formulations. **Journal of Chromatographic Science**, v. 60, n. 1, p. 35-44, 2022.

SAMYKANO, Mahendran et al. An overview of fused filament fabrication technology and the advancement in PLA-biocomposites. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 132, n. 1, p. 27-62, 2024.

SARVESTANI, H. Yazdani et al. 3D printed architected polymeric sandwich panels: Energy absorption and structural performance. **Composite Structures**, v. 200, p. 886-909, 2018.

SCHNEIDER, Karl H. et al. Medical 3D printing with polyjet technology: effect of material type and printing orientation on printability, surface structure and cytotoxicity. **3D Printing in Medicine**, v. 9, n. 1, p. 27, 2023.

SELVAM, Arivazhagan et al. Preparation and evaluation of the tensile characteristics of carbon fiber rod reinforced 3D printed thermoplastic composites. **Journal of Composites Science**, v. 5, n. 1, p. 8, 2020.

SHARMA, Sathyashankara et al. Dependence of pre-treatment structure on spheroidization and turning characteristics of AISI1040 steel. **Cogent Engineering**, v. 10, n. 1, p. 2219095, 2023.

SHINDE, Vinita V. et al. Fused Filament Fabrication 3D Printing of Self-Healing High-Impact Polystyrene Thermoplastic Polymer Composites Utilizing Eco-friendly Solvent-Filled Microcapsules. **ACS Applied Polymer Materials**, v. 4, n. 5, p. 3324-3332, 2022.

SHI, Xiaolin et al. Semantic-based assembly precision optimization strategy considering assembly process capacity. **Machines**, v. 9, n. 11, p. 269, 2021.

SHISHEBORI, Davood; HAMADANI, Ali Zeinal. Properties of multivariate process capability in the presence of gauge measurement errors and dependency measure of process variables. **Journal of manufacturing systems**, v. 29, n. 1, p. 10-18, 2010.

SIMUNEC, Dejana Pejak et al. Facilitating the additive manufacture of high-performance polymers through polymer blending: A review. **European Polymer Journal**, p. 112553, 2023.

SKENTOU, Athanasia D. et al. Closed-form equation for estimating unconfined compressive strength of granite from three non-destructive tests using soft computing models. **Rock Mechanics and Rock Engineering**, v. 56, n. 1, p. 487-514, 2023.

SOARES, Williane de Oliveira Silva et al. Gage R&R studies in measurement system analysis: A systematic literature review. **Quality Engineering**, v. 34, n. 3, p. 382-403, 2022.

SONI, Abhishek; KUMAR, Shailendra; SINGH, Bhagat. Prediction of tensile strength of 3D printed part using response surface methodology. **Journal of the Brazilian**

Society of Mechanical Sciences and Engineering, v. 40, p. 1-11, 2018.

SOOD, Anoop Kumar; OHDAR, Raj K.; MAHAPATRA, Siba S. Parametric appraisal of mechanical property of fused deposition modelling processed parts. **Materials & Design**, v. 31, n. 1, p. 287-295, 2010.

SOUZA, José; GROßMANN, Alexander; MITTELSTEDT, Christian. Micromechanical analysis of the effective properties of lattice structures in additive manufacturing. **Additive Manufacturing**, v. 23, p. 53-69, 2018.

SREEDHAR, P, MANIKANDAN C, Jothi G. c r v i h o e f c r v i h o e. **Advanced Design and Manufacturing Technology**, v. 5, n. 3, p. 21–8, 2012.

TAWFIK, Mai Ahmed et al. Brain targeting of zolmitriptan via transdermal terpesomes: statistical optimization and in vivo biodistribution study by ^{99m}Tc radiolabeling technique. **Drug Delivery and Translational Research**, v. 13, n. 12, p. 3059-3076, 2023.

TIENTCHEU, Silvain William Tieuna et al. A review on fused deposition modeling materials with analysis of key process parameters influence on mechanical properties. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 130, n. 5, p. 2119-2158, 2024.

TORVI, Shubham P.; NEPAL, Bimal; WANG, Jyhwen. Energy mapping of additive manufacturing processes using sankey diagrams. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 128, n. 9-10, p. 4551-4560, 2023.

TOSTO, Claudio et al. Methods for the characterization of polyetherimide based materials processed by fused deposition modelling. **Applied Sciences**, v. 10, n. 9, p. 3195, 2020.

TREVISAN, Adriana Hofmann et al. Unlocking the circular ecosystem concept: Evolution, current research, and future directions. **Sustainable Production and Consumption**, v. 29, p. 286-298, 2022.

TÜNÇAY, Mehmet Masum. An investigation of 3D printing parameters on tensile strength of PLA using response surface method. **Journal of Materials Engineering**

and Performance, p. 1-10, 2023.

UDROIU, Razvan; BRAGA, Ion Cristian. System performance and process capability in additive manufacturing: Quality control for polymer jetting. **Polymers**, v. 12, n. 6, p. 1292, 2020.

VAGOVSKÝ, Juraj; BURANSKÝ, Ivan; GÖRÖG, Augustín. Evaluation of measuring capability of the optical 3D scanner. **Procedia Engineering**, v. 100, p. 1198-1206, 2015.

VALERGA, Ana Pilar et al. Influence of PLA filament conditions on characteristics of FDM parts. **Materials**, v. 11, n. 8, p. 1322, 2018.

VAN DEN EYNDE, Michael; VAN PUYVELDE, Peter. 3D Printing of Poly (lactic acid). **Industrial Applications of Poly (lactic acid)**, p. 139-158, 2018.

VERA-CANDIOTI, Luciana et al. Chemometric assisted solid-phase microextraction for the determination of anti-inflammatory and antiepileptic drugs in river water by liquid chromatography–diode array detection. **Journal of Chromatography A**, v. 1211, n. 1-2, p. 22-32, 2008.

WANG, Xiyue et al. Research progress in polylactic acid processing for 3D printing. **Journal of Manufacturing Processes**, v. 112, p. 161-178, 2024.

WANG, Yuezong et al. Research on an automatic leveling method with a feedback mode for a parallel 3D printer. **Rapid Prototyping Journal**, v. 25, n. 7, p. 1250-1265, 2019.

WARKE, Shubhada S.; PURANIK, V. S. Optimizing Energy Consumption, Surface Quality, and Production Time in Fused Deposition Modeling Based 3D Printing of Polylactic Acid Polymers. **Journal of Materials Engineering and Performance**, v. 33, n. 9, p. 4492-4501, 2024.

WASEEM, Muhammad et al. Multi-response optimization of tensile creep behavior of PLA 3D printed parts using categorical response surface methodology. **Polymers**, v. 12, n. 12, p. 2962, 2020.

WASTI, Sanjita; ADHIKARI, Sushil. Use of biomaterials for 3D printing by fused

deposition modeling technique: a review. **Frontiers in chemistry**, v. 8, p. 315, 2020.

WATER, Jorrit Jeroen et al. Three-dimensional printing of drug-eluting implants: preparation of an antimicrobial polylactide feedstock material. **Journal of pharmaceutical sciences**, v. 104, n. 3, p. 1099-1107, 2015.

WU, Chien-Wei; PEARN, W. L.; KOTZ, Samuel. An overview of theory and practice on process capability indices for quality assurance. **International journal of production economics**, v. 117, n. 2, p. 338-359, 2009.

WU, Feng; MA, Yizhong; WANG, Jianjun. Robust parameter design based on response surface model under considering measurement errors. **Scientia Iranica**, v. 28, n. 4, p. 2323-2332, 2021.

XU, Wenyang et al. Three-dimensional printing of wood-derived biopolymers: a review focused on biomedical applications. **ACS sustainable chemistry & engineering**, v. 6, n. 5, p. 5663-5680, 2018.

XU, Xiaocui et al. Application and evaluation of fused deposition modeling technique in customized medical products. **International Journal of Pharmaceutics**, v. 640, p. 122999, 2023.

YADRIFIL, Yadrifil; SEPTYANTI, Anindya Alfi; RUS, Annisa Marlin Masbar. Implementation of lean-DMAIC method for reducing packing defect in a flour company. In: **AIP conference proceedings**. AIP Publishing, 2020.

YANG, Teng-Chun; YEH, Chin-Hao. Morphology and mechanical properties of 3D printed wood fiber/polylactic acid composite parts using fused deposition modeling (FDM): the effects of printing speed. **Polymers**, v. 12, n. 6, p. 1334, 2020.

YAP, Yee Ling et al. A non-destructive experimental-cum-numerical methodology for the characterization of 3D-printed materials—polycarbonate-acrylonitrile butadiene styrene (PC-ABS). **Mechanics of Materials**, v. 132, p. 121-133, 2019.

YEH, Chia Hung; CHOU, Chia Man; LIN, Chien Pang. Design of experiment for optimization of 3D printing parameters of base plate structures in colostomy bag for newborns. **Journal of Industrial and Production Engineering**, v. 38, n. 7, p. 523-535,

2021.

YILMAZ ACAR, Zuleyha; BAŞÇIFTÇI, Fatih. Solving multi-objective resource allocation problem using multi-objective binary artificial bee colony algorithm. **Arabian Journal for Science and Engineering**, v. 46, n. 9, p. 8535-8547, 2021.

ZACH, Theodor Florian; DUDESCU, Mircea Cristian. The Three-Dimensional Printing of Composites: A Review of the Finite Element/Finite Volume Modelling of the Process. **Journal of Composites Science**, v. 8, n. 4, p. 146, 2024.

ZHANG, Feng et al. Ensemble learning based on policy optimization neural networks for capability assessment. **Sensors**, v. 21, n. 17, p. 5802, 2021.

ZHU, Yi et al. Electrical energy consumption and mechanical properties of selective-laser-melting-produced 316L stainless steel samples using various processing parameters. **Journal of cleaner production**, v. 208, p. 77-85, 2019.

ZHUANG, Yuan; YANG, Shuo. Exploring quantitative indices to characterize piano timbre with precision validated using measurement system analysis. **Frontiers in Psychology**, v. 15, p. 1363329, 2024.

ANEXO 1 - ARTIGOS PUBLICADOS EM ANAIS DE CONGRESSOS E REVISTAS NACIONAIS

Esta seção é dedicada à apresentação dos anexos referentes aos artigos publicados em periódicos e às participações em congressos, como o ENEGEP e o SIMEP. Foram anexadas as primeiras páginas contendo os resumos de cada artigo. O objetivo é proporcionar acesso facilitado aos materiais de suporte que enriquecem o conteúdo dos trabalhos apresentados, oferecendo uma visão mais completa sobre os temas abordados.

A. 1. 1. Artigo 1 publicado na revista de Gestão e Secretariado em 2023: *Central composite designs for optimization of the energy factor in 3D printing* (DOI: <https://doi.org/10.7769/gesec.v14i10.3000>).



Central composite designs for optimization of the energy factor in 3D printing

Modelos compósitos centrais para otimização do fator de energia na impressão 3D

Francisco Tiago Araújo Barbosa¹

Rogério Santana Peruchi²

Paulo Rotella Junior³

Abstract

This study proposes an optimization strategy to analyze the trade-off between the conflicting objectives of minimizing energy use in 3D printing by fused deposition modeling. The motivation for this work is the need to optimize natural resources, finite in nature, in a more competitive industrial reality and increasingly focused on sustainability, another important point is that energy savings generate improvement in consumption raising organizational profit. The methodologies used were a brief review of the literature and response surface methodology in a CCD experiment. The modeling of the specimen took place through the *CAD Fusion 360 software*, its development began with the creation of a rectangular *2D sketch*, obeying the parameters of 80 mm in its length and 10 mm in width, an Ender 3 printer, yellow PLA, was used following the guidelines set out in ISO 178. Objective of the research is to optimize the manufacturing process using fused deposition modeling, reducing energy consumption (kwh). A complete factorial design was used 2^4 , as factors: the printing speed (X1), the printing density (X2), layer height (X3) and the layer width (X4), as a response of

¹Master's Student in Production and Systems Engineering, Universidade Federal da Paraíba, Campus I Lot. Cidade Universitária - PB, CEP: 58051-900. E-mail: tiago.barbosaaraujo@gmail.com
Orcid: <https://orcid.org/0000-0002-0657-0157>

²PhD in Production Engineering, Universidade Federal da Paraíba, Campus I Lot. Cidade Universitária - PB, CEP: 58051-900. E-mail: rsp@academico.ufpb.br Orcid: <https://orcid.org/0000-0002-0436-9214>

³ PhD in Production Engineering, Universidade Federal da Paraíba, Campus I Lot. Cidade Universitária - PB, CEP: 58051-900. E-mail: paulo.rotella@academico.ufpb.br Orcid: <https://orcid.org/0000-0002-4692-7800>

A. 1. 1. Artigo 2 publicado na revista de Gestão e Secretariado em 2023: *Lean, six sigma and Sustainability case studies on supply chain management: a systematic literature review* (DOI: <https://doi.org/10.7769/gesec.v14i9.2806>).



Lean, six sigma and sustainability case studies on supply chain management: a systematic literature review

Lean, six sigma e estudos de caso de sustentabilidade sobre a gestão da cadeia de fornecimento: uma revisão sistemática da literatura

Francisco Tiago Araújo Barbosa¹

Rogério Santana Peruchi²

Sandra Naomi Morioka³

Paulo Rotella Junior⁴

Abstract

Lean and six sigma approaches contribute to the development of processes with less waste and variability. The sustainability of processes the introduction of routines aimed at environmental well-being. Lean production methods, along with a sustainable supply chain, ensure cooperation, trust, reduced waste and process variation. Evidence suggests that organizations find the integration between these themes challenging. Thus, the objective of the research is to analyze the academic literature on the practical application of lean six sigma in the context of the supply chain. The method used was the critical review of the literature, to build the research gap and subsequently build the proposed methodological framework. As a result, the article presents characteristics of the literature for the application of Green Lean Six Sigma in the supply chain and identifies the tools that are used in the case studies that made up the research database.

Keywords: Lean. Six Sigma. Logistic. Sustainability. Supply.

¹ Master's Student in Production and Systems Engineering, Universidade Federal da Paraíba, Campus I Lot. Cidade Universitária - PB, CEP: 58051-900. E-mail: tiago.barbosaaraujo@gmail.com
Orcid: <https://orcid.org/0000-0002-0657-0157>

² PhD in Production Engineering, Universidade Federal da Paraíba, Campus I Lot. Cidade Universitária - PB, CEP: 58051-900. E-mail: rsp@academico.ufpb.br Orcid: <https://orcid.org/0000-0002-0436-9214>

³ PhD in Production Engineering, Universidade Federal da Paraíba, Campus I Lot. Cidade Universitária - PB, CEP: 58051-900. E-mail: sandra.morioka@academico.ufpb.br Orcid: <https://orcid.org/0000-0003-1741-4317>

⁴ PhD in Production Engineering, Universidade Federal da Paraíba, Campus I Lot. Cidade Universitária - PB, CEP: 58051-900. E-mail: paulo.rotella@academico.ufpb.br Orcid: <https://orcid.org/0000-0002-4692-7800>

A. 1. 3. Artigo 3 publicado no SIMEP 2024: Principais materiais e tecnologias utilizados na manufatura aditiva utilizando modelagem por deposição fundida: uma revisão sistemática da literatura (DOI: <https://doi.org/10.29327/12simep.791646>).



XII SIMPÓSIO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

"A contribuição da Engenharia de Produção para alcance dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável da ONU."
Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil – 22 a 24 de Maio de 2024.

PRINCIPAIS MATERIAIS E TECNOLOGIAS UTILIZADOS NA MANUFATURA ADITIVA UTILIZANDO MODELAGEM POR DEPOSIÇÃO FUNDIDA: UMA REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA

Francisco Tiago Araújo Barbosa (UFPB) francisco.tiago2@academico.ufpb.br
Rogério Santana Peruchi (UFPB) rsp@academico.ufpb.br

Resumo

A impressão 3D, também conhecida como manufatura aditiva é uma das ferramentas tecnológicas presentes na indústria 4.0. Essa técnica vem impulsionando diversas áreas, com medicina, farmácia, construção, espacial e engenharias. A manufatura aditiva apresenta desafios, como resistência mecânicas, precisão dimensional e sustentabilidade. Abordar essas complexidades requer a interação de tecnologias, matérias e métodos. Como esse campo de estar evoluindo rapidamente, é útil uma avaliação crítica e periódica do entendimento das necessidades de evolução e melhoria. Esse artigo procura entender essas necessidades, abrange a pesquisa sobre manufatura aditiva, ou impressão 3D. Fornece uma visão abrangente sobre informações que apoiará os pesquisadores, bem como, os profissionais que utilizam a manufatura aditiva. Ter um construto de informações sobre os padrões mais utilizados, seja para melhoria do processo de fabricação, dimensional, ou para melhoria mecânica, dará embasamento para novas pesquisas e experimentação por parte dos usuários de impressão 3D ou manufatura aditiva. A metodologia utilizada foi uma revisão sistemática da literatura. A singularidade desta revisão inclui resultados sobre os principais materiais utilizados para desenho, corte, impressão, principais corpos de prova e seus padrões utilizados em experimentos, posicionando o estado da literatura a respeito da manufatura aditiva. O objetivo deste artigo é realizar uma revisão sistemática da literatura relacionada à manufatura aditiva através do processo de modelagem por deposição fundida.

Palavras-Chaves: *Indústria 4.0, impressão 3D, manufatura aditiva, software fatiador, materiais para impressão*

1. Introdução

A manufatura aditiva (MA), também conhecida como impressão tridimensional (3D), prototipagem rápida (RP), utiliza a técnica de modelagem por deposição fundida (FDM), que consiste em aquecer o filamento termoplástico até seu estado semilíquido, que é depositado

A. 1. 4. Artigo 4 publicado no SIMEP 2024: Principais fatores e respostas utilizados na modelagem e otimização de impressão 3d utilizando modelagem por deposição fundida: revisão sistemática da literatura (DOI: <https://doi.org/10.29327/12simep.791844>).



XII SIMPÓSIO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

"A contribuição da Engenharia de Produção para alcance dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável da ONU."
Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil – 22 a 24 de Maio de 2024.

PRINCIPAIS FATORES E RESPOSTAS UTILIZADOS NA MODELAGEM E OTIMIZAÇÃO DE IMPRESSÃO 3D UTILIZANDO MODELAGEM POR DEPOSIÇÃO FUNDIDA: REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA

Francisco Tiago Araújo Barbosa (UTPB) francisco.tiago2@academico.ufpb.br
Rogério Santana Peruchi (UTPB) rsp@academico.ufpb.br

Resumo

A impressão 3D, ou manufatura aditiva é uma das principais técnicas da indústria 4.0. A modelagem por deposição fundida (FDM), é uma das tecnologias mais populares para aplicações em engenharia. O desempenho das peças impressas depende da seleção cuidadosa de fatores de entrada e sua configuração para a obtenção dos melhores resultados. Dessa forma, identificar os parâmetros do processo de impressão, depende da seleção cuidadosa dessas variáveis. Assim, verificar os parâmetros do processo de impressão 3D por modelagem por deposição fundida pode garantir o sucesso das impressões. Nos últimos anos, pesquisadores estudaram diversas formas de configurações, buscando melhorar as peças, tanto de maneira dimensional, quanto suas propriedades mecânicas. Este artigo tem como objetivo revisar pesquisas realizadas que utilizem modelagem por deposição fundida e busquem modelar e otimizar os parâmetros de fabricação e propriedades mecânicas. Diversos estudos que utilizaram experimentos estatísticos e técnicas de otimização foram verificados. As tendências de utilização de fatores, respostas e técnicas de otimização são descritas.

Palavras-Chaves: Indústria 4.0, impressão 3d, manufatura aditiva, FDM, fatores e respostas

1. Introdução

A impressão 3D, ou manufatura aditiva é uma tecnologia de fabricação avançada, que imprime camada por camada, a partir de um projeto de dados auxiliados um programa computacional (CAD) (Kuipers et al., 2020). Após a idealização do projeto o produto passa por um software fatiador, que dará as características necessárias para que as impressoras possam imprimir por camada, esse arquivo é um GCODE (Lattice; Using, 2023). Esse processo garante que a impressão será camada por camada e pode fabricar peças de baixa a alta complexidade, com tempo de ciclo mais curtos e com baixo custo em comparação aos métodos tradicionais (Ecker et al., 2017).

A tecnologia de impressão 3D, tem sido amplamente utilizada pela engenharia, projeto de capsulas de medicamentos, projetos espaciais, utilização na medicina, odontologia, produtos automotivos (Lee, 2021). Com a globalização a engenharia assume o papel de desenvolver produtos mais rapidamente para atender as necessidades do mercado cada vez mais

A. 1. 5. Artigo 5 publicado no SIMEP 2024: Utilização do DMAIC para melhoria das atividades de estoques e logística interna (DOI: <https://doi.org/10.29327/12simep.787245>).



XII SIMPÓSIO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

"A contribuição da Engenharia de Produção para alcance dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável da ONU."
Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil – 22 a 24 de Maio de 2024.

UTILIZAÇÃO DO DMAIC PARA MELHORIA DAS ATIVIDADES DE ESTOQUES E LOGÍSTICA INTERNA.

Francisco Tiago Araújo Barbosa (UFPB) francisco.tiago2@academico.ufpb.br

Rogério Santana Peruchi (UFPB) rsp@academico.ufpb.br

Resumo

Os processos logísticos são grandes sistemas que buscam atender os diversos tipos de clientes existentes. Para que as operações ocorram de maneira eficiente e eficaz é preciso extrair os melhores resultados, das pessoas, dos processos e das máquinas utilizadas. As atividades de melhoria na logística de estoques e sistemas de armazenamento exigem uma estratégia de melhoria para aumentar sua eficiência. Este artigo se concentra na aplicação do DMAIC, definir, medir, analisar e melhorar, como ferramenta para identificar e corrigir os gargalos na gestão da logística interna, com foco nas operações de estoques. A partir disso, foi proposto um plano de melhoria para corrigir as falhas nos processos de recebimento, armazenamento, movimentação e a gestão de estoques de uma empresa de alimentos do interior do Ceará, que faz parte de um grupo regional de beneficiamento de leite, que atua em seis estados do Nordeste. A pesquisa tem como objetivo estudar a aplicação do DMAIC para atividades na indústria de beneficiamento de leite. Justifica-se por fornecer conteúdo prático e teórico da aplicação de método de produção na gestão da logística interna e de estoques. Como parte da metodologia é apresentado um estudo de caso, exemplificando a implementação de processos LSS, nesse sentido a natureza da pesquisa é aplicada, com objetivos exploratórios, pesquisa qualitativa de caráter descritivo.

Palavras-Chaves: DMAIC, Gestão de estoques. Lean six sigma. Logística inbound.

1. Introdução

As indústrias exigem diversos tipos de insumos para transformarem em seu processo de fabricação. A partir disso, a logística de abastecimento da indústria, logística industrial, que é a atividade e abastecimento das linhas de produção, carga e descarga de insumos, são direcionadores de atendimento ao cliente, exigindo processos bem definidos e métodos de gestão (Barbosa et.al., 2023).

A. 1. 6. Artigo 6 publicado no SIMEP 2024: Proposta de aplicação de melhorias no layout de um home center: estudo de caso aplicado (DOI: <https://doi.org/10.29327/12simep.789384>).



XII SIMPÓSIO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

"A contribuição da Engenharia de Produção para alcance dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável da ONU."
Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil – 22 a 24 de Maio de 2024.

PROPOSTA E APLICAÇÃO DE MELHORIAS NO LAYOUT DE UM HOME CENTER: ESTUDO DE CASO APLICADO.

Francisco Tiago Araújo Barbosa (UFPB) francisco.tiago2@academico.ufpb.br
Rogério Santana Peruchi (UFPB) 2rsp@academico.ufpb.br

Resumo

Com a evolução das organizações o mercado se tornou mais competitivo e eficiente. Processos eficientes e eficazes são necessários para reduzir custos e aumentar as margens de lucro. Nesse cenário, as pessoas se tornaram mais exigentes, perdendo menos os erros. Notadamente o comércio eletrônico tem tomado uma boa parcela das vendas, dada sua comodidade. Aguardar em filas, para pagar o seu produto e posteriormente aguardar sua retirada, influencia diretamente na satisfação do cliente e na possibilidade de retorno do cliente a unidade. O trabalho trata da organização e melhoria de processos, em um estudo de caso na cidade de Campina Grande, Paraíba, em uma empresa de Home Center. Além disso, o artigo explora a possibilidade de aumentar a utilidade e a eficácia das práticas de recebimento, armazenamento e expedição, explorando os conceitos de curva ABC, gráfico de espaguete, FEFO e FIFO. O estudo apresenta brevemente a definição de arranjo físico ou *layout*, assim como, a descrição das funções setoriais da operação estudada. Entendendo quais mudanças são necessárias e seus benefícios. Operações que engargalam os processos de armazenamento de produtos, separação e expedição para o cliente final. A metodologia é um estudo de caso único, de natureza aplicada, de caráter descritivo, sendo uma pesquisa quali-quantitativa com objetivos exploratórios. Os resultados foram avaliados pelos vendedores, reposidores e time de logística operacional, constatando que não apenas os resultados favoreceram, a organização, priorização e melhoria de processos de recebimento, armazenamento e expedição, na logística e modelagem na loja, mas também oportunizou mais qualidade de vida, e segurança para os colaboradores, devido ao aumento de espaços e novas rotinas de limpeza.

Palavras-Chaves: *Armazenagem. Gestão de estoques. Planejamento Logístico. Melhoria de processos.*

A. 1. 7. Artigo 7 publicado no SIMEP 2024: Aplicação de ferramentas de gestão de estoques dentro do framework DMAIC, como estratégia de melhoria dos processos de suprimentos de embalagens (DOI: <https://doi.org/10.29327/12simep.793771>)



XII SIMPÓSIO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

"A contribuição da Engenharia de Produção para alcance dos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável da ONU."
Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil – 22 a 24 de Maio de 2024.

**APLICAÇÃO DE FERRAMENTAS DE GESTÃO DE ESTOQUES DENTRO DO
FRAMEWORK DMAIC, COMO ESTRATÉGIA DE MELHORIA DOS PROCESSOS
DE SUPRIMENTOS DE EMBALAGENS**

Englesson Jhone Moraes de Araújo Moreira de Assis (PUCPR) englesson46@gmail.com
Francisco Tiago Araújo Barbosa (UFPB) francisco.tiago2@academico.ufpb.br

Resumo

A pesquisa visa à implementação da metodologia *Lean Six Sigma*, com destaque para o framework DMAIC. O intuito é explanar os impactos operacionais, redução de custos, eficiência das operações, destacando os métodos aplicados nos processos de melhoria, análise da curva ABC, FIFO e FEFO. O Objetivo do estudo é melhorar a precisão do estoque sistemático e físico, nomeadamente acuracidade, implementando melhorias estruturais e aplicando métodos de gestão de estoques. A pesquisa justifica-se pela necessidade de um corpo de conhecimento prático para melhorar os processos organizacionais na gestão da qualidade de serviços. Tendo em vista que as divergências de estoques ocasionam perdas nas vendas, oneração operacional, e no caso estudado, a falta do insumo pode causar paradas na produção. A metodologia aplicada foi o *framework* do *Lean Six Sigma* DMAIC, em um estudo de caso único de caráter descritivo. A coleta dos dados foi visitas *in loco* e revisão da literatura sobre o tema. Pesquisa quali-quantitativa com objetivos exploratórios. Os resultados alcançaram uma melhoria no processo de gestão de estoques no âmbito de inventários em 54,70%, saindo de 17,39% para 72,09% de janeiro a dezembro de 2023. Foram conduzidas melhorias estruturais com implementação de verticalização da área de armazenamento, aplicação dos três primeiros sensores do 5S, utilização, ordenação e limpeza, o que garante um ambiente de trabalho mais eficiente e que proporciona melhor qualidade nas operações do colaborador.

Palavras-Chaves: *DMAIC, Gestão de estoques. Lean Six Sigma. Logística inbound*

1. Introdução

As indústrias exigem diversos tipos de insumos para transformarem em produtos no seu processo de fabricação. A partir disso, a logística de abastecimento da indústria, nomeadamente logística industrial, sendo a atividade de abastecimento das linhas de produção

A. 1. 8. Artigo 8 publicado no SIMEP 2023: Utilização do *Design of experiment*: estudo didático (DOI: <https://doi.org/10.29327/11simep.603170>)



XI SIMPÓSIO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

"A Engenharia de Produção no contexto das organizações "Data Driven"."
Campina Grande, Paraíba, Brasil – 24 a 26 de Maio de 2023.

UTILIZAÇÃO DO *DESIGN OF EXPERIMENT*: ESTUDO DIDÁTICO

Francisco Tiago Araújo Barbosa (UFPB) francisco.tiago2@academico.ufpb.br

Rogério Santana Peruchi (UFPB) rsp@academico.ufpb.br

Marcos do Santos (UFF) marcosdossantos_doutorado_uff@yahoo.com.br

Resumo

O trabalho apresenta uma pesquisa didática da aplicação da análise de experimentos, com a utilização do método DOE, *design of experiment*, buscando de forma didática apresentar o passo-a-passo dessa poderosa ferramenta. A pesquisa foi dividida em dois estágios: o primário foi de caráter exploratório, identificando na literatura disponível os fatores críticos e a aplicação no método *design of experiment* de forma estruturada na resolução de problemas didático; o secundário foi de caráter qualitativo e quantitativo descritivo. Objetivo de analisar o melhor modelo de otimização para assar os pães de queijos comprados congelados com a utilização de um experimento fatorial completo com três fatores, dois níveis e três *centers points*. No experimento foram analisadas duas variáveis de saída a média da área do pão de queijo e o desvio padrão, sendo a equação para o desvio padrão não sendo representativa e a da média sendo significativa e estando dentro dos testes aplicados, a melhor solução pães assados a uma temperatura de 200°C, tempo de forno de 35 minutos e sem papel alumínio.

Palavras-Chaves: DOE, Experimento; Fatorial completo, Otimização.

1. Introdução

O *design of experiment* é uma ferramenta estatística utilizada em conduções de experimentos, na análise e interpretação dos dados, sendo uma ferramenta extremamente útil para processos de planejamento, identificação, condução e validação de experimentos (DURAKOVIC, 2017).

Para que um experimento seja bem realizado é importante seguir um roteiro e que todas as combinações dos experimentos sejam realizadas (VERA CANDIOTI et al., 2014). Não utilizando dados suspeitos, mas garantindo a qualidade do sistema de medição (SOARES et al., 2022).

A. 1. 9. Artigo 9 publicado no SIMEP 2023: Aplicação da metodologia *lean six sigma* em uma indústria de alimentos: Redução dos índices de capital imobilizado na indústria (DOI: <https://doi.org/10.29327/11simep.603171>).



XI SIMPÓSIO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

"A Engenharia de Produção no contexto das organizações "Data Driven"."
Campina Grande, Paraíba, Brasil – 24 a 26 de Maio de 2023.

APLICAÇÃO DA METODOLOGIA *LEAN SIX SIGMA* EM UMA INDÚSTRIA DE ALIMENTOS: REDUÇÃO DOS ÍNDICES DE CAPITAL IMOBILIZADO NA INDÚSTRIA

Francisco Tiago Araújo Barbosa (UFPB) francisco.tiago2@academico.ufpb.br

Wendel Sales da Silva (UFCG) wendel.sales@estudante.ufcg.edu.br

Rogério Santana Peruchi (UFPB) rsp@academico.ufpb.br

Marcos do Santos (UFF) marcosdossantos_doutorado_uff@yahoo.com.br

Resumo

Diante do aumento da competitividade entre as empresas, é necessário buscar o alicerce para alavancar resultados satisfatórios nos modelos de gestão utilizados para a produção de produtos. Para tanto, muitas delas recorrem a metodologias que otimizam seus processos produtivos. A esse respeito, pode-se mencionar o uso do *Lean Six Sigma*, que busca a redução da variabilidade e dos defeitos. Sua utilização torna a organização mais competitiva e seus processos internos mais eficientes. Partindo desse contexto, a pesquisa tem por objetivo realizar um estudo de aplicação do *Framework DMAIC* e suas ferramentas da qualidade e estatística na melhoria do processo de identificação de capital imobilizado em uma empresa de laticínios, sendo caracterizado como estudo de caso, de base exploratória e abordagem quantitativa e qualitativa. Com a aplicação do método *lean six sigma* e suas ferramentas, houve uma redução de 32,04% de itens não conformes para 0,22%.

Palavras-Chaves: *DMAIC. Lean. Melhoria de processos. Six Sigma.*

1. Introdução

Um sistema organizacional bem desenvolvido necessita de modelos organizados e controlados de gestão. Um exemplo disso é o patrimonial, que constitui grande parte das organizações. Os modelos de controle de bens patrimoniais são complexos, existindo a necessidade de conduzir trabalhos assertivos e desenvolver modelos baseados em inovação interna, ou benchmarking de práticas consolidadas e níveis aprimorados de desempenho de processos (POWELL *et al.*, 2017).

A. 1. 10. Artigo 10 publicado no SIMEP 2023: Verticalização de armazém e aplicação de curva ABC de estoques: Estudo de caso em um centro de distribuição de produtos lácteos (DOI: <https://doi.org/10.29327/11simep.611864>).



XI SIMPÓSIO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

"A Engenharia de Produção no contexto das organizações "Data Driven"."
Campina Grande, Paraíba, Brasil – 24 a 26 de Maio de 2023.

VERTICALIZAÇÃO DE ARMAZÉM E APLICAÇÃO DE CURVA ABC DE ESTOQUES: ESTUDO DE CASO EM UM CENTRO DE DISTRIBUIÇÃO DE PRODUTOS LÁCTEOS

Francisco Tiago Araújo Barbosa (Universidade Federal da Paraíba)

francisco.tiago2@academico.ufpb.br

Arthur José Souto da Costa (Universidade Federal de Campina Grande)

arthur.jose@estudante.ufcg.edu.br

Resumo

Com o crescente aumento da competitividade é vital para as organizações buscarem formas de melhorar seus processos, aumentando sua eficiência operacional e reduzir custos. Dessa forma, é essencial fazer um planejamento, que permita uma tomada de decisão sobre o gerenciamento de suas operações de armazenagem e distribuição. Nesse sentido, aplicasse a ferramenta ABC como uma abordagem de apoio a gestão de estoques, e a verticalização como componente de otimização dos espaços. A pesquisa busca discutir a aplicação da curva ABC aplicada ao estoque e a verticalização de um centro de distribuição de produtos lácteos na cidade de Juazeiro do Norte no Ceará. Foram realizadas visitas a unidade para entender o processo logístico, também foram realizadas entrevistas semiestruturadas com todos os colaboradores do CD, centro de distribuição, sendo aplicado os conceitos de giro de produto 80/20, colocando os itens de curva A mais próximos ao carregamento, B nas posições intermediárias e C no final do depósito. Quanto a natureza pode ser considerada pesquisa aplicada descritiva e exploratória, do ponto de vista a abordagem, é qualitativa e quantitativa, a pesquisa pode ser classificada como estudo de caso.

Palavras-Chaves: Curva ABC. Gestão de estoques. Melhoria de processos. Verticalização.

1. Introdução

Uma das principais forças de uma organização é a gestão de estoques, possuindo um papel essencial dentro da empresa, ela equilibra a oferta e a demanda da organização evitando excesso de estoques (SINGH; VERMA, 2018). A gestão de estoques pode ganhar cada vez mais efetividade no serviço de entrega aos clientes e consumidores, dando importância ao planejamento, estruturação e eficácia do controle das atividades de movimentação e

A. 1. 11. Artigo 11 publicado no ENEGEP 2023: Revisão sistemática da literatura sobre estudos de caso integrando lean, seis sigma e sustentabilidade na gestão da cadeia de suprimentos (DOI: http://dx.doi.org/10.14488/ENEGEP2023_TN_ST_402_1976_46016).

XLIII ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO
 "A contribuição da engenharia de produção para desenvolvimento sustentável
 das organizações: Cadeias Circulares, sustentabilidade e tecnologias"
 Fortaleza, Ceará, Brasil, 17 a 20 de outubro de 2023.

REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA SOBRE ESTUDOS DE CASO INTEGRANDO LEAN, SEIS SIGMA E SUSTENTABILIDADE NA GESTÃO DA CADEIA DE SUPRIMENTOS

Francisco Tiago Araújo Barbosa (Universidade Federal da Paraíba)

Sandra Naomi Morioka (Universidade Federal da Paraíba)

Emerson Ribeiro Machado (Biolink Soluções Estratégicas)

Paulo Rotella Junior (Universidade Federal da Paraíba)

Rogério Santana Peruchi (Universidade Federal da Paraíba)



As abordagens lean e six sigma contribuem para o desenvolvimento de processos com menos desperdícios e variabilidade, o green agrega sustentabilidade aos processos e introduz rotinas visando o bem estar ambiental. Os métodos de produção lean juntamente com a cadeia de suprimentos sustentável, garantem cooperação, confiança, redução de desperdícios e variação dos processos. Evidências sugerem que as organizações consideram desafiadora a integração entre essas temáticas. Assim, objetivo da pesquisa é analisar a literatura acadêmica sobre aplicação prática de lean six sigma no contexto da cadeia de suprimentos. O método utilizado foi a revisão sistematica da literatura, para se construir a lacuna de pesquisa e posteriormente construir o referencial metodológico proposto. Como resultado, o artigo apresenta características da literatura para a aplicação do Green Lean Six Sigma na Cadeia de suprimentos.

Palavras-chave: Lean, Six sigma, Logística, Sustentabilidade, Suprimentos.

A. 1. 12. Artigo 12 publicado no ENEGEP 2023: *Framework para integrar green lean six sigma aplicado a cadeia de suprimentos* (DOI: http://dx.doi.org/10.14488/ENEGEP2023_TN_WPG_400_1961_46356).

XLIII ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO
 "A contribuição da engenharia de produção para desenvolvimento sustentável
 das organizações: Cadeias Circulares, sustentabilidade e tecnologias"
 Fortaleza, Ceará, Brasil, 17 a 20 de outubro de 2023.

FRAMEWORK PARA INTEGRAR GREEN LEAN SIX SIGMA APLICADO A CADEIA DE SUPRIMENTOS

Francisco Tiago Araújo Barbosa (Universidade Federal da Paraíba)

Rogério Santana Peruchi (Universidade Federal da Paraíba)

Sandra Naomi Morioka (Universidade Federal da Paraíba)

Paulo Rotela Junior (Universidade Federal da Paraíba)

João Batista Cordeiro Dantas (Universidade Federal da Paraíba)



Muitas metodologias propõem avanços e melhoria de resultados, reduzindo custos e otimizando processos, o lean se propõe a reduzir os desperdícios e o six sigma a reduzir a variação dos processos. Essa pesquisa visa trazer a união não apenas dos métodos lean e six sigma, mas, a conexão com a sustentabilidade, atendendo as demandas econômicas sociais e ambientais, assim como, a proposição de modelo sustentável utilizando o DMAIC, fornecendo um pacote de ferramentas para aplicação na cadeia de suprimentos. O framework foi elaborado a partir da revisão sistemática da literatura sobre os temas abordados, trazendo benchmarking de estudos realizados e propondo uma nova solução, o estudo trás também a reunião de quinze lacunas encontradas na literatura, fornecendo oportunidade de atuação de profissionais e pesquisadores para saná-las. O método utilizado foi revisão sistemática da literatura (RSL), para verificar o estado atual da literatura sobre o tema, as ferramentas e frameworks propostos. Como resultado a pesquisa disponibiliza um framework DMAIC com as ferramentas, mais aplicadas, quais os indicadores e métodos mais utilizados.

Palavras-chave: Cadeia de suprimentos, DMAIC, Framework, Sustentabilidade.

A. 1. 13. Artigo 13 publicado no ENEGEP 2024: maximizando eficiência: aplicação do indicador OTIF no abastecimento de insumos em uma empresa de beneficiamento de alimentos.

XLIV ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

"Reindustrialização no Brasil"

Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, 22 a 25 de outubro de 2024.

MAXIMIZANDO EFICIÊNCIA: APLICAÇÃO DO INDICADOR OTIF NO ABASTECIMENTO DE INSUMOS EM UMA EMPRESA DE BENEFICIAMENTO DE ALIMENTOS

Francisco Tiago Araújo Barbosa (Universidade Federal da Paraíba)

Marcos Renan de Oliveira Batista (Universidade Norte do Paraná)

Matheus Cunha de Almeida (Universidade Federal da Paraíba)

Emanuelly Alves Pelgio (Instituto Federal de Ensino, Ciência e Tecnologia, Norte de Minas Gerais)

Rogério Santana Peruchi (Universidade Federal da Paraíba)



A colaboração entre os elos da cadeia de suprimentos é um diferencial competitivo para um mercado em constante evolução. As organizações têm buscado incorporar tecnologias e fornecedores na cadeia de suprimentos em um processo de inovação necessário para a sobrevivência no mundo globalizado. Este artigo apresenta a implementação do indicador OTIF no processo de abastecimento industrial. O indicador busca garantir a entrega no horário certo, na quantidade certa, no lugar certo e com a qualidade desejada pelo cliente. O método utilizado foi um estudo de caso único em uma empresa de beneficiamento de insumos agrícolas. Com uma planta com quatro blocos industriais e seis setores, com necessidades singulares no abastecimento de insumos. A pesquisa se justifica ao proporcionar de maneira clara e aplicável uma proposta de OTIF (On Time In Full) no contexto do abastecimento de linha de produção na logística interna. O objetivo do estudo foi propor e implementar um indicador que permitisse quantificar o desempenho do processo de abastecimento de linha em uma indústria de alimentos. Os resultados demonstram que com o indicador aplicado é possível tomar decisões assertivas sobre o processo de abastecimento por parte da liderança. Segundo, com o acompanhamento do indicador foi possível reduzir as divergências de estoques, pedidos com não conformidades e erros no abastecimento.

Palavras-chave: Abastecimento, cadeia de suprimentos, indicador, nível de serviço, OTIF.

A. 1. 14. Artigo 14 publicado no ENEGEP 2024: Indicador de Desempenho a liberação de cargas: estudo de caso na logística de recebimento com testes de laboratório.

INDICADOR DE DESEMPENHO NA LIBERAÇÃO DE CARGAS: ESTUDO DE CASO NA LOGÍSTICA DE RECEBIMENTO COM TESTES DE LABORATORIO

Francisco Tiago Araújo Barbosa (Universidade Federal da Paraíba)

Elida Ramalho da Silva (Universidade Federal de Campina Grande)

Emanuelly Alves Pelogio (Instituto Federal de Ensino, Ciência e Tecnologia, Norte de Minas Gerais)

Matheus Cunha de Almeida (Universidade Federal da Paraíba)

Rogério Santana Peruchi (Universidade Federal da Paraíba)



Com a evolução das tecnologias, as organizações têm se tornado cada vez mais competitivas. A melhoria de processos é um dos fatores-chave para aprimorar os processos logísticos, incluindo a logística inbound. O recebimento de mercadorias é uma etapa crucial da logística inbound, sendo responsável por garantir a entrada do produto correto, na quantidade adequada e com a qualidade desejada pelo cliente. Algumas organizações realizam testes de laboratório antes do recebimento para verificar se a qualidade do produto está conforme as necessidades da organização. O processo de verificação laboratorial é necessário para manter a qualidade do produto e reduzir os riscos no processo produtivo. A pesquisa justifica-se ao trazer a aplicação do método de entrevista fornecedor-cliente e a proposição de indicadores de liberação de cargas. O objetivo deste estudo é propor indicadores de desempenho para a liberação de cargas sujeitas a análises laboratoriais. A metodologia consiste em um estudo de caso único de caráter exploratório e descritivo. O estudo de caso foi realizado em uma empresa de beneficiamento de leite no estado da Paraíba, e o objeto de estudo foi o processo de liberação de cargas do laboratório para o início do recebimento de mercadorias. Foi possível desenvolver e aplicar indicadores de conformidade de produtos, como açúcar, leite em pó e sal. Foram avaliadas a porcentagem de cargas conformes, de cargas recusadas e o índice de acuracidade entre as informações do lote, dos laudos técnicos e dos produtos recebidos.

Palavras-chave: Gestão por Processos, Indicador de Desempenho, Logística Inbound, Recebimento de Produto.

A. 1. 15. Artigo 15 publicado no ENEGEP 2024: Aperfeiçoamento da eficiência da separação de produtos em uma indústria Alimentícia: um estudo de caso aplicado do método DMAIC.

XLIV ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO
 "Reindustrialização no Brasil"

Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil, 22 a 25 de outubro de 2024.

APERFEIÇOAMENTO DA EFICIÊNCIA DA SEPARAÇÃO DE PRODUTOS EM UMA INDÚSTRIA ALIMENTÍCIA: UM ESTUDO DE CASO APLICADO DO MÉTODO DMAIC

Francisco Tiago Araújo Barbosa (Universidade Federal da Paraíba)

Mauro Sérgio Carneiro Mascarenhas (Universidade Norte do Paraná)

Emanuelly Alves Pelógio (Instituto Federal de Ensino, Ciência e Tecnologia, Norte de Minas Gerais)

Matheus Cunha de Almeida (Universidade Federal da Paraíba)

Rogério Santana Peruchi (Universidade Federal da Paraíba)



As operações logísticas estão em constante evolução. Uma operação logística eficiente é aquela que comete o mínimo de erros nos seus processos. Nesse sentido, essa pesquisa traz a aplicação do método DMAIC (define, measure, analyze, improve, control) para identificar as causas dos problemas de separação em uma indústria de alimentos. Os erros de separação comprometem o abastecimento de linha e a gestão dos estoques, sendo necessária a atenção da gestão em garantir o mínimo de erros a esse processo. A pesquisa justifica-se por apresentar um estudo aplicado que fornece diretrizes para a atividade de separação de produtos/insumos, direcionando pesquisadores e profissionais em processos de similares. O objetivo da pesquisa foi de melhorar o processo de separação de materiais e a assertividade da atividade. A metodologia foi um estudo de caso único aplicado em uma indústria alimentícia no estado da Paraíba. De natureza aplicada, com objetivos exploratórios de caráter descritivo. Os resultados da aplicação prática do estudo de caso, foi uma melhoria de 32,83 erros de separação e 0,66 erros de transferências sistemáticas nos meses de Janeiro a abril de 2024 em comparação com os meses de junho a dezembro de 2023.

Palavras-chave: Abastecimento de linha, Erros de Separação, DMAIC, Lean Six Sigma.