



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA

LUCAS DE MELO SOUZA

**ANÁLISE DA QUALIDADE DO PROCESSO DE IMPRESSÃO 3D POR *FDM* VIA
DESIGN OF EXPERIMENTS E *MACHINE LEARNING***

Recife
2020

LUCAS DE MELO SOUZA

**ANÁLISE DA QUALIDADE DO PROCESSO DE IMPRESSÃO 3D POR *FDM* VIA
DESIGN OF EXPERIMENTS E *MACHINE LEARNING***

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao curso de Graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para a obtenção do grau de Engenheiro Mecânico.

Orientador: Prof. Dr. Justo Emílio Álvarez Jácomo

Coorientador: Prof. Dr. Walter Franklin Marques Correia

Recife

2020

Catálogo na fonte
Bibliotecária Margareth Malta, CRB-4 / 1198

S729a Souza, Lucas de Melo.
Análise da qualidade do processo de impressão 3D por FDM via *design of experiments* e *machine learning* / Lucas de Melo Souza. - 2020.
119 folhas, il., gráfs., tabs.

Orientador: Prof. Dr. Justo Emílio Álvarez Jacobo.
Coorientador: Prof. Dr. Walter Franklin Marques Correia.

TCC (Graduação) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG.
Departamento de Engenharia Mecânica, 2020.
Inclui Referências, Glossário e Apêndice.

1. Engenharia mecânica. 2. Impressão 3D. 3. FDM. 4. DOE. 5. *Machine learning*. 6. Controle de qualidade. I. Álvarez Jacobo, Justo Emílio (Orientador). II. Correia, Walter Franklin Marques (Coorientador). III. Título.

UFPE

621 CDD (22. ed.)

BCTG/2021- 116

LUCAS DE MELO SOUZA

**ANÁLISE DA QUALIDADE DO PROCESSO DE IMPRESSÃO 3D POR *FDM* VIA
DESIGN OF EXPERIMENTS E *MACHINE LEARNING***

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao curso de Graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Tecnologia e Geociências, como requisito parcial para a obtenção do grau de Engenheiro Mecânico.

Aprovado em: 03/12/2020.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Justo Emílio Álvarez Jácomo (Orientador)

Universidade Federal de Pernambuco

Prof. Dr. Tiago Lima de Souza (Examinador Interno)

Universidade Federal de Pernambuco

Prof. Dr. Orivaldo Viera de Santana Júnior (Examinador Externo)

Universidade Federal do Rio Grande do Norte

AGRADECIMENTOS

Quero expressar minha eterna gratidão, primeiramente a Deus, pelo fôlego de vida e por todas as bênçãos concedidas em minha vida. Em seguida aos meus familiares: a minha mãe Betânia, meu Pai Ivo, e meus irmãos: Rebeca e Rafael, por me apoiarem em todos os momentos e por acreditarem em mim até onde cheguei.

Agradeço aos meus companheiros e amigos de curso: Otávio Augusto, João Araújo, Sidicley Ribeiro, Ivan Mendes, Washington Avelino, Thales Almeida, Diógenes Wallis e Jonathan Neves pela presença física e virtual, por me ouvirem nos momentos bons e ruins, e principalmente por sua amizade que levarei pelo resto de minha vida.

Agradeço a Thayza Araújo, minha companheira, por seu amor e presença em minha vida, por estar comigo em todos esses momentos.

Agradeço ao meu coorientador, Prof. Walter Franklin, por ter cedido os recursos do Laboratório de Análise e Concepção de Artefatos Inteligentes, sem o qual essa pesquisa não poderia ter sido feita.

Agradeço ao meu orientador, Prof. Justo Emílio, por toda ajuda durante a elaboração deste trabalho, pelo acompanhamento e sua orientação.

Agradeço a Manoel Felipe pela proatividade em me ajudar nos experimentos e nas atividades de manutenção da impressora.

Agradeço ao projeto de extensão MARACATRONICS, por me fornecer a oportunidade de aprender sobre impressão 3D, e por fornecer os equipamentos de medição.

Se eu tiver esquecido de alguém, perdoe-me, pois durante essa jornada tantas pessoas me auxiliaram de forma verbal ou com dicas para o trabalho que não consegui enumerar todos, mas sou grato a cada um.

“Porque Deus amou o mundo de tal maneira, que deu o seu filho unigênito, para que todo aquele que nele crê não pereça, mas tenha a vida eterna.” (João 3:16 – Bíblia Sagrada)

RESUMO

Na atualidade, a impressão 3D está revolucionando a indústria, peças mais complexas podem ser impressas em tempo hábil, tornando a manutenção de máquinas mais rápida. Por ser um processo novo, é necessário evoluir no controle da qualidade do mesmo. Diante desta necessidade, este estudo, trata da análise do processo de impressão 3D para a tecnologia *Fused Deposition Modelling (FDM)*, mapeando o comportamento deste processo, através do Planejamento de Experimentos (*DOE*), analisando estatisticamente a influência de cada parâmetro. A análise proposta, primeiramente foi realizada em três *softwares* de fatiamento, simulando a impressão de modelos 3D e coletando o tempo de impressão e o gasto de material. Os dados foram analisados através do software estatístico MINITAB, e a partir de gráficos fatoriais foi modelada uma tabela de decisão, utilizada para a escolha do melhor *software* de fatiamento, sempre baseada na prioridade específica do usuário (tempo, economia, confiabilidade, etc.). Em um segundo momento, utilizando o *software* escolhido, foi desenhado um novo modelo 3D para impressão, e planejado um Projeto de Experimentos mais refinado, como os dados obtidos foram mais difíceis de analisar via MINITAB, foi utilizada a linguagem Python para fazer as análises estatísticas e a modelagem preditiva utilizando *Machine Learning*. Os resultados desta análise mostram que o *Ultimaker Cura* foi o *software* com impressão mais rápida, o *Simplify 3D* mostrou maior confiabilidade, e o *Slic3r* mostrou uma impressão mais econômica e melhor exatidão no eixo vertical. Dentre os algoritmos preditivos analisados o *Decision Tree* deu os melhores resultados, apresentando uma maior performance, e a possibilidade de otimizar a impressão em função da qualidade e o tempo. Quanto aos *insights* das geometrias, há diferenças no nível de deformação entre peças quadradas e circulares. O tamanho da geometria também influencia na forma em que cada parâmetro afeta a deformação, as peças quadradas são menos suscetíveis a mudanças de deformação do que as circulares. O Algoritmo preditivo proposto permitiu prever as geometrias “reais” das peças 3D (incluindo o erro geométrico), esclarecer as relações de causa e efeito dos parâmetros na impressão 3D. Espera-se que a utilização deste modelo preditivo proposto seja promissora para a indústria, prevendo falhas de impressão, e antecipando correções adicionais nas peças 3D, melhorando significativamente o processo de controle de qualidade desta tecnologia, trazendo, em longa escala, corte de gastos com impressões 3D.

Palavras-chave: Engenharia Mecânica; Impressão 3D; FDM; DOE; *Machine Learning*; controle de qualidade.

ABSTRACT

Currently, 3D printing is revolutionizing the industry, due the viability to manufacture complex parts with a good leadtime, making machines maintenance faster. As it is a new process, it is necessary to evolve in its quality control. Given this need, this study deals with the analysis of 3d printing process by Fused Deposition Modelling, mapping the behavior of this process, through a statistical method called Design of Experiments (DOE), which was used to analyze the influence of each parameter. The proposed analysis was first performed in three slicing software, simulating the printing of 3D models, collecting printing time and material consumption. The data were analyzed using MINITAB, a statistical software, and from the factorial charts a decision table was modeled to help in choice of most suitable slicing software, based in user's specific priority (time, economy, reability, and so on). In a second moment, using the chosen software, a new 3D model was designed for printing, and a more refined Design of experiment was planned. Due to difficulty in analyze this data in MINITAB, was used Python programming language to make the statistical analysis and predictive modelling by Machine Learning. The results of this study showed that Ultimaker Cura was the software who performed a faster printing, Simplify 3D performed with greater reliability, and Slic3r showed the most economical printing, and the best vertical geometrical accuracy. Among the predictive models tested, Decision Tree algorithm brought best results, presenting the best performance and the possibility to optimize the printing process in function of time and quality. About the insights from parts of 3D models, there are differences in the deformation level of deformation between square and circular shapes, and the size of parts also influences in the way that each parameter affects the measures. It was seen that square parts are less susceptible to the changes in the level of deformation than circular parts. The purposed algorithm provided the prediction of real size of geometries and clarified the cause and effect relationships of the parameters in 3D printing. It is expected that the use of this predictive model will be promising for the industry, predicting printing failures, and anticipating additional corrections in the CAD model, significantly improving the quality control process of this technology, bringing in a large scale, savings with 3D printed parts.

Keywords: Mechanical Engineering ;3D printing; FDM; DOE; *Machine Learning*; Quality Control.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Réplica impressa em 3D do castelo de Lichtenstein – Alemanha.	20
Figura 2 - Impressora 3D(FDM) - Modelo Prusa I3	21
Figura 3 - Impressora 3D(FDM) - Ultimaker 2.....	21
Figura 4 - Sistema de coordenadas cartesianas.	22
Figura 5 - Diagrama do processo de impressão 3D – FDM.	22
Figura 6 - Divisão da estrutura do cabeçote da impressora FDM.	23
Figura 7 - Cabeçote de uma impressora 3D – RepRap.....	24
Figura 8 - Cabeçote de uma impressora 3D - Sethi3D.....	25
Figura 9 - Tipos de HotEnd para impressoras 3D.	26
Figura 10 - Heatbed de uma impressora 3D – RepRap.	27
Figura 11 - Réplica de coruja com impressão 3D - Material: PLA.....	28
Figura 12 - Protótipo impresso em 3D - Material: ABS.	29
Figura 13 - Protótipo impresso em 3D - Material: PETG.	30
Figura 14 - Curva tensão x deformação de alguns materiais usados em impressão 3D.....	31
Figura 15 - Fluxograma do processo de Impressão 3D por FDM.	32
Figura 16 - Comparação entre sólido modelado em CAD e suas resoluções em STL.....	32
Figura 17 - Interface gráfica do software de fatiamento: Ultimaker Cura 3.6.0.	33
Figura 18 - Interface gráfica do software de fatiamento: Simplify 3D.	33
Figura 19 - Interface gráfica do software de fatiamento: Slic3r.....	34
Figura 20 - Superfície de peças impressas em 3D.....	34
Figura 21 - Engrenagem impressa em ABS, com alta velocidade de impressão.	35
Figura 22 - Engrenagem impressa em ABS, com baixa velocidade de impressão.	36
Figura 23 - Níveis de preenchimento para impressão 3D.	36
Figura 24 -Tipos de estrutura para preenchimento interno.....	37
Figura 25 - Vista superior de peças impressas 3D, variando a quantidade de paredes	38
Figura 26 - O efeito do ângulo de overhang em diferentes peças impressas em 3D.....	39
Figura 27 - Efeito da orientação da peça no uso do suporte.....	39
Figura 28 - Modelo gráfico de um processo.....	42
Figura 29 - Gráficos fatoriais para um experimento de Golf.	43
Figura 30 - Esquema de experimentos 2^k fatorial.	44
Figura 31 - Gráficos de interação para experimentos.....	44
Figura 32 - Esquema de experimentos 3^k fatorial.....	45

Figura 33 - Exemplo de gráfico S/R para o método Taguchi.....	47
Figura 34 - Exemplo de uma superfície de resposta para um modelo não-linear.	48
Figura 35 - Exemplo de Plot de pontos experimentais para um CCD.....	49
Figura 36 - Exemplo de aplicação do algoritmo SVR(SVM) em análise preditiva.	52
Figura 37 - Exemplo de Árvore de decisão para Machine Learning.....	54
Figura 38 - Exemplos de Underfitting, modelo adequado, e Overfitting.....	57
Figura 39 - Impressora 3D utilizada no projeto.....	58
Figura 40 - Fluxograma do trabalho.	59
Figura 41 - Modelo de Benchmark utilizado na pesquisa.	63
Figura 42 - Espécimes utilizados para a análise de confiabilidade de impressão.	64
Figura 43 – Perfil do Benchmark para segunda etapa.	66
Figura 44 - Peças utilizadas para análise de qualidade de impressão 3D.....	68
Figura 45 - Gráfico de Pareto dos efeitos influentes no tempo do processo.	72
Figura 46 - Gráficos de Resíduos para o Tempo de processo.	73
Figura 47 - Teste de normalidade da função Tempo de processo para o UC 3.6.0.....	74
Figura 48 - Teste de normalidade para o Tempo de processo no Simplify 3D.....	74
Figura 49 - Teste de normalidade do tempo de processo para o Slic3r.....	75
Figura 50 - Gráficos fatorais de efeitos principais no tempo do processo.	76
Figura 51 - Gráfico fatorial de interação de efeitos no tempo de processo.	76
Figura 52 - Gráfico de Pareto para o Consumo de Material.....	77
Figura 53 - Gráficos de resíduos para o Consumo de Material.	78
Figura 54 - Teste de normalidade para o Consumo no Ultimaker Cura 3.6.0.....	79
Figura 55 - Teste de normalidade para o Consumo no Simplify 3D.....	79
Figura 56 - Teste de normalidade para o Consumo para o Slic3r.	80
Figura 57 - Gráficos Fatoriais de efeitos principais para o Consumo de material.	81
Figura 58 - Gráfico dos erros geométricos no eixo Z.....	82
Figura 59 - Gráfico fatorial de interação de efeitos para o Consumo de material.....	83
Figura 60 - gráfico de Pareto para o fluxo de gasto.....	84
Figura 61 - Gráficos de resíduo para o Fluxo de gasto.....	85
Figura 62 - Gráficos fatoriais de efeitos principais para o fluxo de gasto.....	85
Figura 63 - Gráfico de interações de efeitos para o fluxo de gasto.	86
Figura 64 - Gráfico de Pareto para análise de Erro Dimensional.....	87
Figura 65 - Gráficos fatoriais de efeitos principais para o Erro dimensional.....	88
Figura 66 - Gráfico fatorial de interações de efeitos para o Erro dimensional.....	88

Figura 67 - Comparação de erro geométrico entre Q2_I e Q2_E.....	90
Figura 68 - Comparação de erro geométrico entre Q5_I e Q5_E.....	91
Figura 69 - Comparação de erro geométrico entre C2_I e C2_E.	91
Figura 70 - Comparação de erro geométrico entre C5_I e C5_E.	92
Figura 71 - Comparação entre geometrias quadriculares internas.	93
Figura 72 - Comparação entre geometrias circulares internas.	94
Figura 73 - Comparação entre geometrias quadriculares externas.....	95
Figura 74 - Comparação entre geometrias circulares externas.....	95
Figura 75 - Matriz de correlação entre as geometrias do Benchmark.	97
Figura 76 - Comparação entre algoritmos de Machine Learning.....	98
Figura 77 - Gráfico de importância das features sobre as respostas do processo.....	99
Figura 78 - Gráfico de Pareto para tempo real de processo.....	100
Figura 79 - Gráfico de resíduos para o tempo real de processo.	101
Figura 80 - Gráfico de interação para o tempo real de processo.	101
Figura 81 - Gráfico de efeitos principais para o tempo real de processo.	102
Figura 82 - Gráfico de Pareto para diferença de tempos de processo.	103
Figura 83 - Gráfico de Pareto para o consumo real de material.	104
Figura 84 - Gráficos fatoriais de efeitos principais para o Consumo real de material.	105
Figura 85 - Gráficos de resíduos da função consumo real de material.....	105
Figura 86 - Gráfico de Pareto para a diferença de consumo de material.....	106

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Matriz de experimentos, referente a figura 30.	44
Tabela 2 - Tabela de fórmulas para cálculo da razão sinal/ruído (S/R).	46
Tabela 3 - Níveis utilizados para o DOE.	61
Tabela 4 - Fatores utilizados para de Erro dimensional.	86
Tabela 5 - Tabela de decisão do Software de fatiamento mais adequado.	89
Tabela 6 - Comparação entre resultado esperado e obtido.	110

LISTA DE SIGLAS

ABS	Acrylonitrile Butadiene Styrene
CAD	Computer Aided Design
CCD	Central Composite Design
CNC	Computer Numeric Control
DOE	Design of Experiments
FDM	Fused Deposition Modelling
GUI	Graphical User Interface
PET	Polietileno tereftalato
PETG	Polietileno tereftalato-glicol
PLA	Polyatic Acid
SLA	Stereolithography
STL	Standard Tessellation Language

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	16
1.1	JUSTIFICATIVA	17
1.2	OBJETIVOS GERAIS	17
1.3	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	17
1.4	ESTRUTURA DO TRABALHO	18
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	19
2.1	O PROCESSO DA IMPRESSÃO 3D POR FDM.....	19
2.1.1	Registro histórico.....	19
2.1.2	A impressora 3D – FDM.....	20
2.1.3	Princípio de funcionamento.....	21
2.1.3.1	Visão geral.....	22
2.1.3.2	Cabeçote da impressora.....	23
2.1.3.3	<i>Hot-end</i>	25
2.1.3.4	<i>HeatBed</i> e <i>Fan</i>	26
2.1.4	Materiais mais utilizados	27
2.1.4.1	<i>PLA</i>	28
2.1.4.2	<i>ABS</i>	29
2.1.4.3	<i>PETG</i>	30
2.1.5	Etapas do processo	31
2.1.5.1	Geração do Modelo <i>CAD</i>	32
2.1.5.2	Geração do arquivo <i>STL</i>	32
2.1.5.3	Processo de <i>Slicing</i>	33
2.1.5.4	Impressão 3D.....	39
2.1.6	Inconvenientes e limitações.....	40
2.2	FERRAMENTAS ESTATÍSTICAS PARA ANÁLISE DE DADOS.....	40
2.2.1	<i>Design of Experiments (DOE)</i>	40
2.2.2	Tipos de <i>DOE</i>	41
2.2.2.1	<i>OFAT (One Factor At A Time</i> ou Um fator de cada vez).....	42
2.2.2.2	<i>Factorial design</i> (ou experimento fatorial)	43
2.2.2.3	Método Taguchi	45
2.2.2.4	Superfície de Resposta	47
2.2.3	Princípios do <i>DOE</i>	50

2.2.4	Machine Learning	50
2.2.4.1	Regressão <i>Lasso</i>	51
2.2.4.2	Regressão <i>Ridge</i>	51
2.2.4.3	<i>Support Vectorial Regressor</i> (SVR) ou Regressão de Suporte Vetorial	52
2.2.4.4	Regressão por Árvores de Decisão.....	53
2.2.5	Métricas para qualidade de ajuste do modelo	54
2.2.5.1	<i>R</i> ² (R-quadrado).....	55
2.2.5.2	<i>R</i> _{adj} ² (R-quadrado ajustado)	55
2.2.5.3	<i>R</i> _{pred} ² (R- Quadrado predito)	56
3	METODOLOGIA	58
3.1	ANÁLISE DOS SOFTWARES DE FATIAMENTO	60
3.1.1	Métricas utilizadas	60
3.1.2	Planejamento de Experimentos.....	61
3.1.3	Padronização das condições experimentais	62
3.1.4	Confecção do <i>Benchmark</i>	63
3.1.5	Análise da Confiabilidade x <i>Slicing Software</i>	64
3.1.6	Tabela de decisão do <i>Software</i> de fatiamento mais adequado.....	65
3.2	ANÁLISE DA QUALIDADE DO PROCESSO	65
3.2.1	Confecção do <i>Benchmark</i>	66
3.2.2	Planejamento de Experimentos.....	67
3.2.3	Coleta de dados.....	67
3.2.4	Otimização de respostas.....	68
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	71
4.1	ANÁLISE DOS <i>SOFTWARES</i> DE <i>SLICING</i>	71
4.1.1	Análise do Tempo de processo	71
4.1.2	Análise de Consumo de material.....	77
4.1.3	Análise de Fluxo de Gasto.....	83
4.1.4	Análise de Erro dimensional (Confiabilidade)	86
4.1.5	Tabela para escolha do <i>Software</i> de fatiamento	88
4.2	ANÁLISE DE QUALIDADE DE PEÇAS GERADAS POR IMPRESSÃO 3D.....	89
4.2.1	Tempo real de processo (min)	99
4.2.2	Consumo real de material (R\$)	103
4.2.3	Efeitos sobre a geometria C2_I	106
4.2.4	Efeitos sobre a geometria Q2_I.....	107

4.2.5	Efeitos sobre a geometria C5_I	107
4.2.6	Efeitos sobre a geometria Q5_I	107
4.2.7	Efeitos sobre a geometria C2_E	108
4.2.8	Efeitos sobre a geometria Q2_E	108
4.2.9	Efeitos sobre a geometria C5_E	108
4.2.10	Efeitos sobre a geometria Q5_E	108
4.2.11	Efeitos sobre a geometria C10_E	108
4.2.12	Efeitos sobre a geometria Q6_E	109
4.2.13	Otimização da resposta do processo	109
5	CONCLUSÃO	111
5.1	TRABALHOS FUTUROS	112
	REFERÊNCIAS	114
	GLOSSÁRIO	117
	APÊNDICE A – INFORMAÇÕES	118

1 INTRODUÇÃO

No ramo da engenharia, é fundamental a plena compreensão dos processos de manufatura, independentemente de ser grande ou pequena escala, afim de obter a máxima qualidade do processo, que implica na máxima qualidade do produto. Segundo Lins (2000), a qualidade é o conjunto de fatores que tornam um bem ou serviço adequado para o propósito que foi feito, sendo necessário que se conheça as variáveis que atuam de forma direta na qualidade.

Com a necessidade de novas ferramentas para obtenção de níveis mais altos de controle de qualidade do processo, muitas inovações tecnológicas têm mudado o cenário atual das indústrias. Tais mudanças podem ser consideradas como a Quarta revolução industrial, mais conhecida como Indústria 4.0.

Segundo Félix (2018), as principais características da Indústria 4.0 são: A aplicação de um processo inteligente que utiliza informações obtidas em toda a cadeia produtiva, integrando diversas ferramentas, o que inclui também diversos setores comerciais, inclusive o próprio cliente. A indústria 4.0 pode ser dividida em nove pilares, e alguns deles serão explorados neste trabalho, como: Simulações, Impressão 3D e *Data Science*.

Dentre os processos de prototipagem, a impressão 3D tem se destacado nos últimos anos, principalmente o tipo *FDM*, devido a relativa facilidade de uso do equipamento, bem como o custo acessível da máquina. Embora é dito quase sempre que há um gasto inicial enquanto se aprende a usar, decorrente das adaptações de configurações da máquina, além de manutenções, tais deficiências trazem perda de tempo e de dinheiro, o que reforça a necessidade de uma compreensão não somente subjetiva, mas objetiva e quantitativa do que ocorre no processo.

Contudo, ultimamente muitos trabalhos de pesquisa têm sido desenvolvidos para melhoria do processo de impressão 3D, tanto para destacar os parâmetros mais importantes na impressão, e como os mesmos afetam as propriedades mecânicas e estéticas, visando otimizar a qualidade, não apenas do processo, como também do produto gerado, de forma a aproximar a impressão 3D para um processo de manufatura de longa escala.

Como ferramentas para controlar a qualidade das peças fabricadas, se utilizam simulações, a fim de prever o resultado esperado com base num modelo preditivo previamente programado, podendo ser baseado em um modelo físico-matemático, ou um modelo treinado a partir de uma base de dados.

O presente trabalho consiste em fazer uma análise do processo da impressão 3D do tipo *FDM*, para criar uma fundamentação teórica de como o processo é afetado pelos parâmetros do mesmo. As informações obtidas da base de dados pelos serão utilizados para criar um modelo preditivo que poderá ser utilizado por meio de uma interface gráfica. O trabalho foi aplicado numa impressora do modelo Sethi3D, modelo S3, que está alocado no Laboratório de Análise e Concepção de Artefatos Inteligentes (Laca²I), no Departamento de Design da Universidade Federal de Pernambuco.

1.1 JUSTIFICATIVA

Durante o processo de uso da impressão 3D, configurações iniciais obtidas por tentativa e erro eram aceitáveis para peças de baixa complexidade. Com o avanço corrente das pesquisas, a necessidade de peças mais complexas, com aplicações distintas veio à tona.

Diante de uma demanda maior e mais complexa, as configurações até então utilizadas não puderam satisfazer por completo o usuário, causando problemas como: péssimo acabamento das primeiras camadas, tempo de impressão muito alto, baixa resistência mecânica, erros dimensionais não-aceitáveis, gerando perdas de peças, retrabalho, bem como processos adicionais para acabamento da peça.

Diante desse problema, surge a necessidade de criar um método de controle de qualidade em que o usuário defina as características mais importantes para a peça, e com base nessas seleções, obtenha a configuração de impressão que satisfaça as necessidades do usuário.

1.2 OBJETIVOS GERAIS

- a) Analisar o processo de impressão 3D do tipo FDM desde o processo de fatiamento, execução e dimensões resultantes, identificando a influência dos parâmetros nas métricas e dimensões das peças 3D;
- b) Através do planejamento experimental (DOE), utilizar os dados obtidos para desenvolver um modelo preditivo para a análise anterior, que permita estimar as dimensões das peças impressas, de forma a contribuir com o controle de qualidade da impressão 3D.

1.3 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Baseados nos objetivos gerais do trabalho, foram listados:

- a) Entender como cada parâmetro da configuração dos *Softwares* de fatiamento afetam as geometrias do corpo impresso;
- b) Utilizar dados experimentais para obtenção dos insights do processo de impressão 3D;
- c) Unir as aplicações do método de *Design of Experiments* e análise de dados com *Machine Learning*;
- d) Aplicar modelos de *Machine Learning* para obter a configuração ótima e ter o controle preditivo das dimensões das peças geradas por impressão 3D.

1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO

O trabalho está dividido em 5 capítulos: Introdução, Fundamentação Teórica, Metodologia, Resultados obtidos e a Conclusão.

O primeiro capítulo visa introduzir o contexto em que o trabalho se encontra, e dar um resumo da proposta e aplicação da pesquisa desenvolvida.

O segundo capítulo tem como objetivo apresentar o processo de Impressão 3D, explicando o funcionamento do processo, as partes do equipamento, além dos parâmetros mais importantes na definição do produto, encerrando com a apresentação das ferramentas estatísticas de análise de dados utilizadas no trabalho.

O terceiro capítulo mostra a metodologia utilizada no trabalho, relatando o passo-a-passo para cumprir cada objetivo, além de definir as escolhas mais importantes adotadas durante a execução da pesquisa.

O quarto capítulo contém os resultados alcançados pela aplicação da metodologia citada no capítulo anterior, cumprindo os objetivos definidos.

O quinto capítulo possui comentários sobre os resultados obtidos e mostra o potencial uso para fins industriais, bem como formas de dar continuação a este trabalho.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

O capítulo está dividido em dois grandes tópicos, em que o primeiro relata sobre o processo de impressão 3D, e o segundo relata as ferramentas estatísticas e matemáticas usadas no trabalho.

2.1 O PROCESSO DA IMPRESSÃO 3D POR FDM

Antes de executar o projeto, foi preciso estudar o processo, entendendo a criação do mesmo, os itens que compõem o maquinário, bem como as configurações a serem feitas, além disso, foram coletadas as limitações do processo, a fim de obter um direcionamento para abrandá-las.

2.1.1 Registro histórico

Segundo Gómez (2017) primeira impressora 3D foi criada em meados de 1984, por Chuck Hull, baseado na impressão por *SLA*, sendo comercializada pela primeira vez em 1989. No mesmo ano, o processo por *FDM* foi patenteado por S. Scott e Lisa Crump, fundadores da fábrica de impressoras *Stratasys, Ltd.* Apenas em 2005, após o vencimento da patente, o processo se tornou acessível a outros fabricantes, dando a abertura para o movimento RepRap, que se tornou uma plataforma online que possibilita o usuário construir uma impressora a partir de peças impressas de uma máquina pré-existente, sendo um processo de réplica.

De acordo com Woodson (2016), a impressão 3D, também chamada de manufatura aditiva, é um processo de fabricação de corpos tridimensionais em arquivos digitais, onde o mesmo é construído por sobreposição de camadas. A principal vantagem desse processo é a concepção de peças de alta complexidade, ao passo da queda de custo do processo com constantes melhorias (WITTBRODT et al,2013).

Figura 1 – Réplica impressa em 3D do castelo de Lichtenstein – Alemanha



Fonte: Thingiverse, 2015.

2.1.2 A impressora 3D – FDM

A grande maioria das impressoras 3D do tipo FDM possuem formatos semelhantes as impressoras das figuras 2 e 3, podendo diferir nos parâmetros:

- Estrutura de montagem/suporte dos eixos;
- Área disponível para impressão;
- Tipos de material utilizáveis;
- Isolamento para impressão;
- Tipo Código aberto ou fechado.

No caso da Figura 2, é necessário que o usuário faça a montagem ao adquirir o equipamento, enquanto no caso da Figura 3, a mesma já vem montada. Segundo Horvath (2014), do ponto de vista didático, é mais viável a compra de uma impressora desmontada, para que o usuário aprenda sobre a mecânica e eletrônica da impressora. Como um contra-argumento, as impressoras montadas apresentam uma estrutura mais robusta, tendo maior resistência a vibrações, e sistemas de calibração mais eficientes.

Figura 2 - Impressora 3D(FDM) - Modelo Prusa I3



FONTE: RepRap.org, 2019.

Figura 3 - Impressora 3D(FDM) - Ultimaker 2.

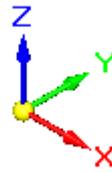


FONTE: (Ultimaker, 2019).

2.1.3 Princípio de funcionamento

Vale salientar que o sistema de coordenadas utilizado nos próximos capítulos a partir dessa seção está mostrado na Figura 4.

Figura 4 - Sistema de coordenadas cartesianas.



FONTE: SIEMENS, 2019.

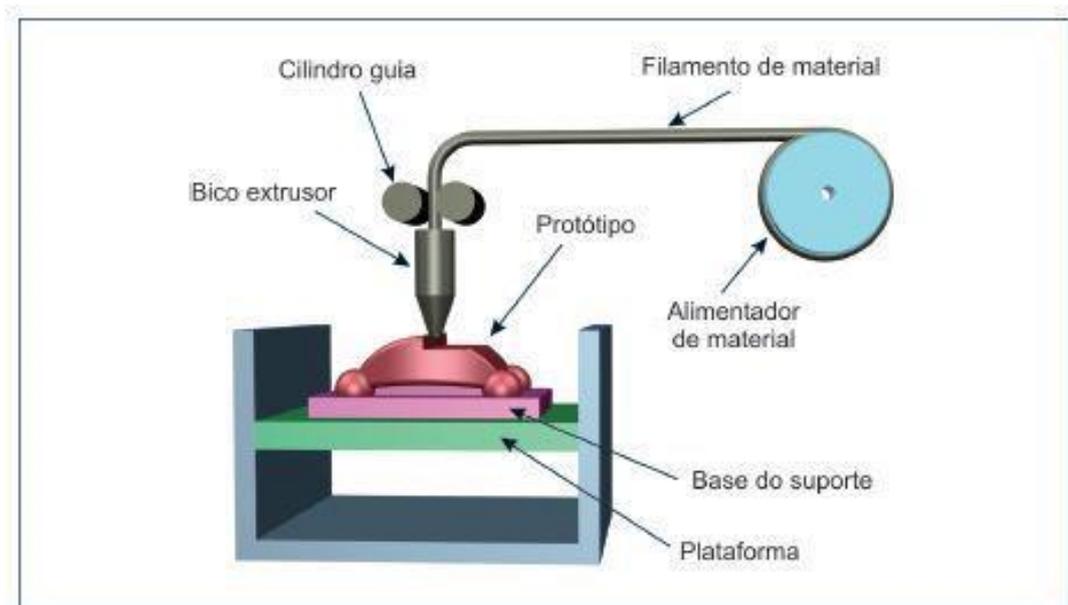
2.1.3.1 Visão geral

Primeiramente, é necessário compreender o princípio de funcionamento da impressora FDM. Mostrado na Figura 5, o material de impressão em forma de fio é puxado por um par de rolagens, sendo um deles anexo a um motor de alto torque.

Após isso, o filamento é levado para o *Hot-end*, onde o mesmo é aquecido até a temperatura de operação do material, que se encontra entre a temperatura de transição vítrea e a de fusão, afim de obter estabilidade da estrutura cristalina do material (WITTBRODT e M. PEARCE, 2015). Sendo extrudado no bico extrusor sobre a plataforma de impressão, geralmente feita de acrílico ou vidro.

O processo ocorre simultaneamente enquanto o cabeçote que contém a extrusora se move pelos eixos cartesianos, a partir do movimento dos motores de cada eixo cartesiano, que ocorre pela transmissão de movimento por polias e correias (FERNANDES, 2016).

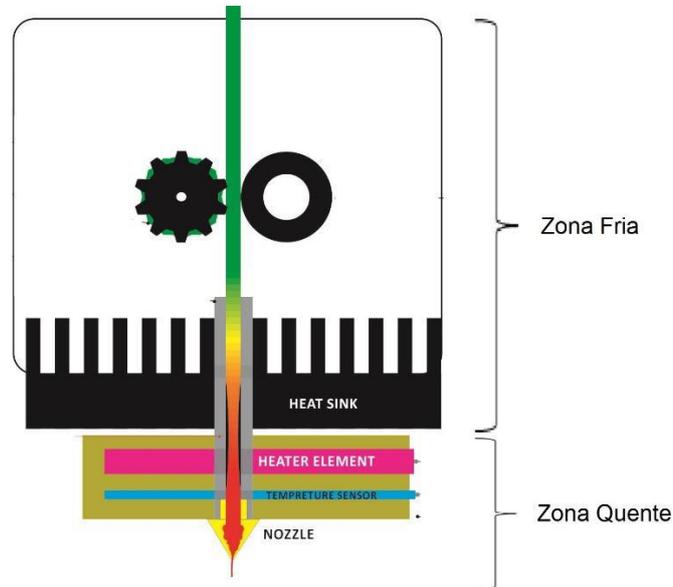
Figura 5 - Diagrama do processo de impressão 3D – FDM.



FONTE: FLÁVIO, 2020.

A Figura 6 mostra a divisão em relação a temperatura do filamento. Na zona fria, em que o filamento é transmitido para dentro do *Hot-end*, e a zona quente onde o filamento é derretido e extrudado.

Figura 6 - Divisão da estrutura do cabeçote da impressora FDM.

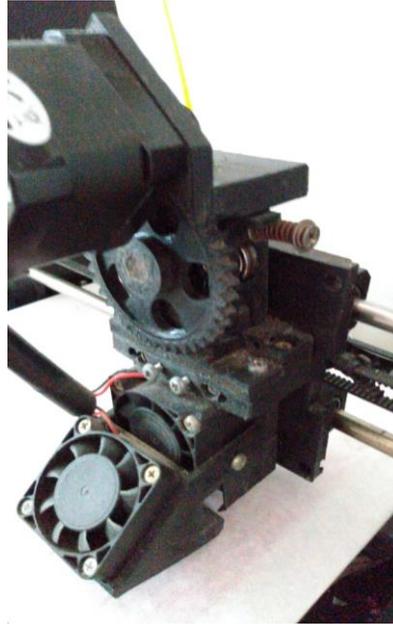


FONTE: FERNANDES, 2016.

2.1.3.2 Cabeçote da impressora

Para as impressoras de código aberto (replicáveis), tendem a ter o modelo de cabeçote mostrado na Figura 7, onde a grande parte das peças são feitas de material impresso em 3D, em geral *ABS*. Apresenta a vantagem da retirada do filamento, dado que é apenas girar a engrenagem mostrada. Porém durante a inserção do novo filamento, pode ocorrer que o filamento não encaixe no espaço entre os rolamentos, tendo que tentar diversas vezes.

Figura 7 - Cabeçote de uma impressora 3D – RepRap.

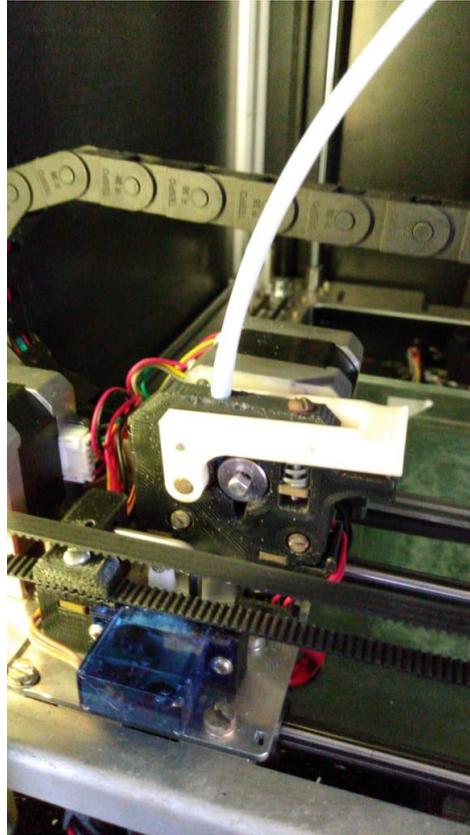


Fonte: O Autor, 2020.

Um outro tipo de cabeçote, mostrado na figura 8 resolveu parte dos problemas de ergonomia, além de ser uma estrutura mais compacta e mais fácil de utilizar, já que há menos dificuldade para inserir o filamento para a impressão.

É necessário notar que embora o uso seja mais fácil, a estrutura é mais difícil para fabricação, porque a estrutura apresenta muitas partes que há a inserção de peças metálicas por interferência, principalmente feitas de latão e alumínio, e havendo mal dimensionamento da estrutura impressa, a tensão residual na inserção deforma a peça, causando tensões residuais que com o tempo causam a quebra da estrutura.

Figura 8 - Cabeçote de uma impressora 3D - Sethi3D.



Fonte: O Autor, 2020.

2.1.3.3 *Hot-end*

Esta parte é a zona quente do cabeçote e como mostrado nos diversos exemplares da Figura 9, consiste em uma estrutura acoplada com aletas, a fim de evitar sobreaquecimento da estrutura, um cubículo comumente feito de alumínio contendo uma resistência elétrica, e o bico extrusor, feito de latão ou de aço.

Figura 9 - Tipos de *HotEnd* para impressoras 3D.

FONTE: RepRap, 2019.

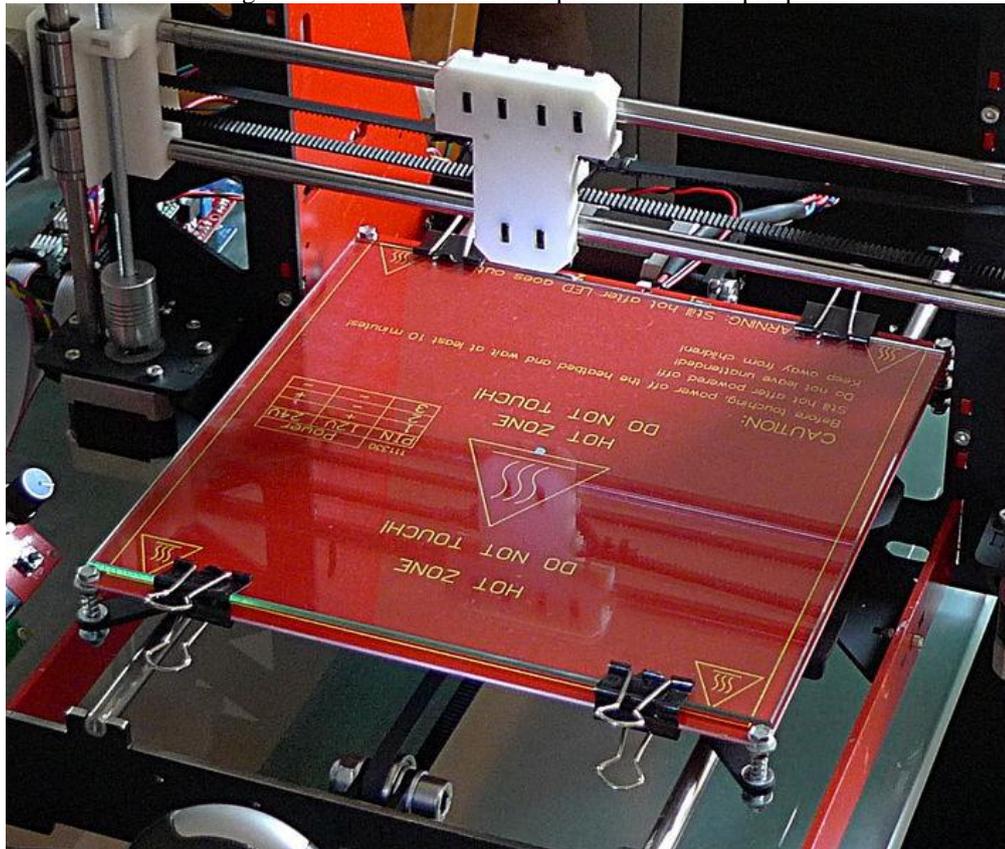
2.1.3.4 *HeatBed e Fan*

Mostrada na figura 10, a mesa de impressão possui uma resistência elétrica ligada, afim de aquecer a mesa. Alguns materiais como o *ABS*, são mais suscetíveis ao efeito de contração térmica (*warping*) em mudanças bruscas de temperatura. A mesma consiste numa resistência elétrica feita de alumínio, transmitindo o calor para a plataforma. Para materiais como o *PLA*, não há necessidade relevante de aquecimento na mesa, já que o *PLA* não é muito suscetível ao *warping*.

Dentre as utilidades de aquecimento da mesa, são listados:

- Redução do *warping*;
- Melhor adesão da peça na mesa;
- Facilita adesão entre as primeiras camadas da peça.

Figura 10 - *Heatbed* de uma impressora 3D – RepRap



Fonte: RepRap, 2019.

Semelhantemente, a ventoinha acoplada ao cabeçote, mostrada na Figura 7 também serve para o controle de temperatura, porém focando na região em que o material está sendo depositado em determinado instante. Conforme a análise experimental de BAUMANN, BUGDAYCI, *et al.* (2016), a qualidade da peça foi melhor utilizando a ventoinha, nos casos com baixa inclinação, utilizando o *ABS*. Para o caso com *PLA*, Horvath (2014) diz que a ventoinha melhora a qualidade.

2.1.4 Materiais mais utilizados

Para a impressão 3D por FDM, os materiais utilizáveis são poliméricos. É importante selecionar o material com base nos seguintes parâmetros:

- Facilidade de uso;
- Aplicação;
- Resistência mecânica;
- Necessidade de Pintura;
- Necessidade de exatidão dimensional;
- Preço.

Baseado em tais parâmetros, os materiais mais conhecidos são: *PLA*, *ABS*, *PETG*, etc.

2.1.4.1 *PLA*

Sua proveniência é de fontes renováveis e biodegradáveis, como o amido de milho e a cana-de açúcar (HORVATH, 2014). É um dos materiais mais comuns usados em impressão 3D, tanto em impressoras com ou sem mesa aquecida, e sem necessidade de isolamento. É o mais indicado para quem está aprendendo sobre o assunto, pelo baixo preço e facilidade de uso.

É o mais apropriado quando se deseja pouca deformação em carregamentos, bem como quando se deseja qualidade dimensional. Devido a sua versatilidade de uso, é possível encontra-lo em diversas cores e níveis de opacidade, permitindo a criação de belas peças com cores vibrantes. Um exemplar está mostrado na Figura 11.

Figura 11 - Réplica de coruja com impressão 3D - Material: *PLA*.



FONTE: CAMMADA, 2019.

Alguns pontos negativos encontrados: Baixa resistência a impacto e facilidade de absorção de água pelo ar, facilitando a deterioração do produto. Além disso, apresenta

problemas de acabamento em regiões com muito suporte, principalmente pelo aumento de ductilidade quando a peça esfria (HORVATH, 2014).

2.1.4.2 ABS

Além do *PLA*, o *ABS* é amplamente utilizado em impressões 3D, é o mais utilizado em peças com aplicação industrial, devido a sua alta tenacidade e resistência a impacto, bem como a operações com altas temperaturas. Além disso, apresenta soluções para pós-processamento afim de melhorar o acabamento, através da acetona, como solvente ou vapor (PORTELLA, 2019).

Porém, o mesmo é mais sujeito a deteriorar em ambientes com incidência de luz solar constante. Sendo assim, mais apropriado para operações internas, e o mesmo é bastante suscetível a contração térmica, sendo necessária uma mesa aquecida, além de uma câmara de isolamento para a impressão, pois o *ABS* libera um cheiro forte e é nocivo ao ser humano (CAMMADA, 2019). Um exemplo do nível de impressão é mostrado na Figura 12.

Figura 12 - Protótipo impresso em 3D - Material: ABS.



FONTE: CAMMADA, 2019.

2.1.4.3 PETG

É um material oriundo do *PET*, que foi criado pela combinação com o glicol, melhorando as propriedades mecânicas. É classificado como um copolímero (FILAMENT2PRINT, 2019).

Tem sido utilizado como uma alternativa ao *ABS*, devido ao *PETG* apresentar propriedades mecânicas melhores do que o *ABS*, além de ser impresso com ou sem mesa aquecida, e sem necessidade de isolamento, assim como o *PLA*.

Por isso, pode ser utilizado com produtos alimentícios, apresentando baixa reatividade química. Pode apresentar o efeito do *warping*, embora reduzido em relação ao *ABS* (PORTELLA, 2019). Uma desvantagem de seu uso, é o preço relativamente maior do que os filamentos de *PLA* e *ABS*. Um exemplo de peça manufaturada por este material está na Figura 13.

Figura 13 - Protótipo impresso em 3D - Material: PETG.

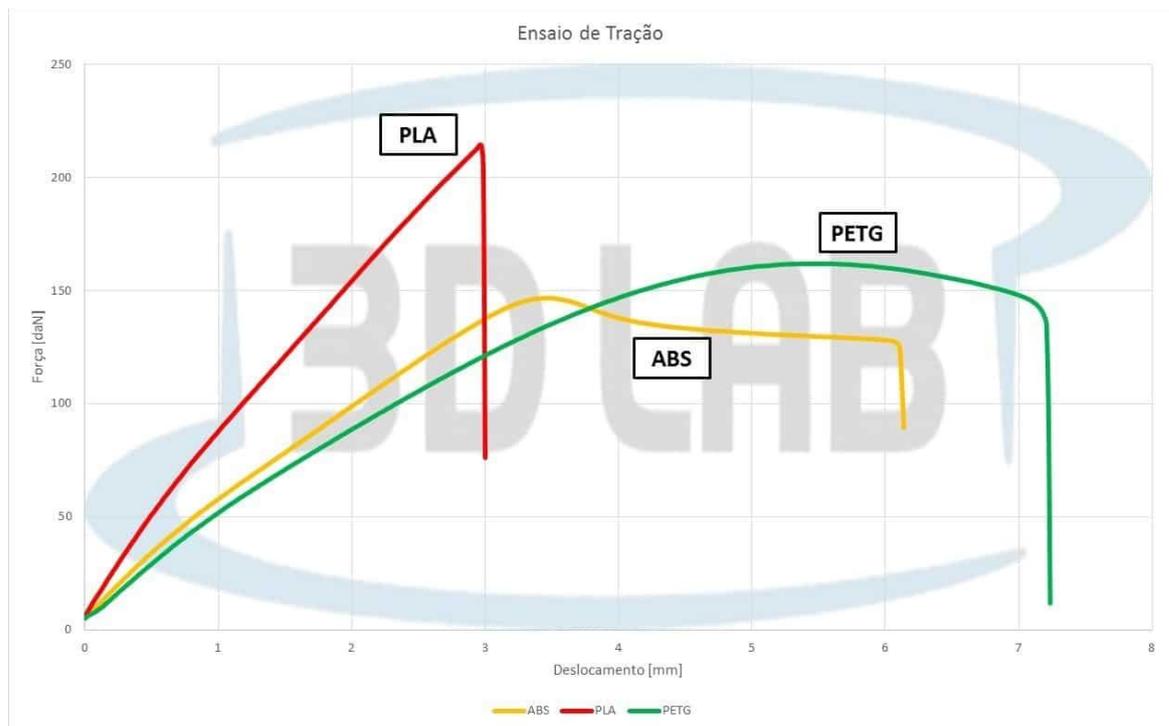


FONTE: FILAMENT2PRINT, 2019.

Em suma, cada filamento possui suas vantagens e desvantagens, deve-se analisar a aplicação da peça previamente, baseado nas necessidades e propriedades mecânicas

requeridas. De acordo com a Figura 14, para aplicações com pouca deformação, e que o carregamento seja preferencialmente axial, o *PLA* é o mais adequado. Já para carregamento de impacto, o *PETG* é o mais adequado, e se o custo para *PETG* estiver alto, o *ABS* é o mais apropriado.

Figura 14 - Curva tensão x deformação de alguns materiais usados em impressão 3D.

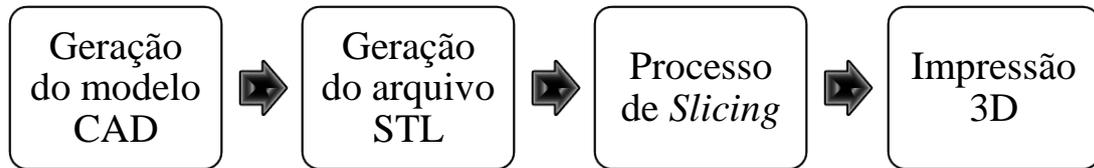


FONTE: PORTELLA, 2019.

2.1.5 Etapas do processo

De forma geral, a impressão *FDM* é mais famosa dentre os processos de impressão, pelo baixo custo de aquisição do maquinário, o baixo custo do material, e as diversas aplicações, tanto no ambiente acadêmico, como entretenimento. De acordo com o fluxograma da Figura 15, o processo está dividido em quatro partes, que abarca desde a parte conceitual, até o palpável.

Figura 15 - Fluxograma do processo de Impressão 3D por FDM.



Fonte: O Autor, 2020.

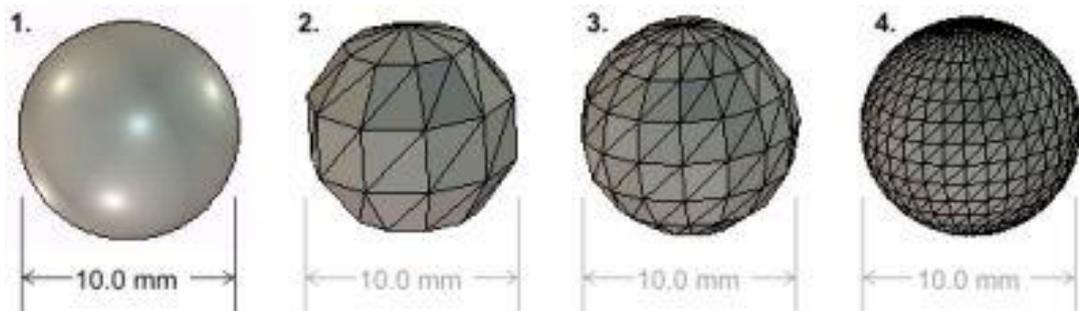
2.1.5.1 Geração do Modelo CAD

A etapa inicial onde o usuário aplica a concepção do projeto. Hoje em dia, diversos *softwares* tanto comerciais quanto gratuitos são utilizados: *SolidWorks*, *DesignSpark*, *Rhinoceros* etc.

2.1.5.2 Geração do arquivo STL

Esta etapa transforma o modelo CAD em um modelo aproximado por triângulos, a fim de utilizar as coordenadas como comandos compreensíveis pela impressora. *STL* é amplamente aplicado em manufatura aditiva, bem como aplicações em simulação industrial, pelo método dos elementos finitos. O efeito do refinamento da malha *STL* está exposto na Figura 16.

Figura 16 - Comparação entre sólido modelado em CAD e suas resoluções em STL.



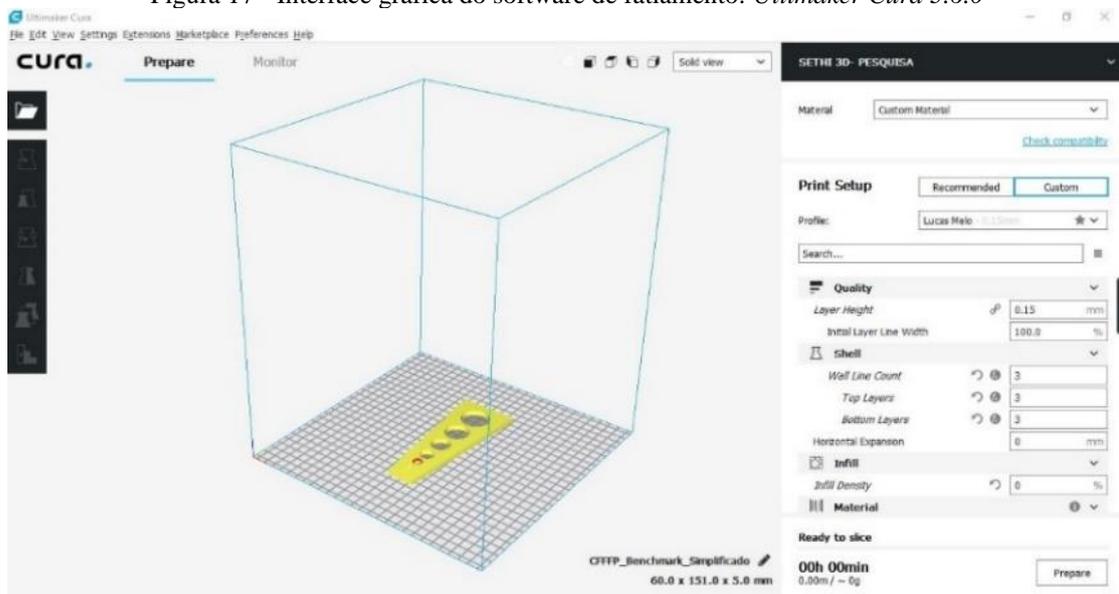
FONTE: (FRAX3D, 2015)

Naturalmente, quanto maior a quantidade de triângulos, melhor a aproximação geométrica ao imprimir o objeto, embora o arquivo aumente de tamanho. A grande maioria dos *Softwares* de CAD permitem essa conversão de arquivo dentro da própria plataforma.

2.1.5.3 Processo de *Slicing*

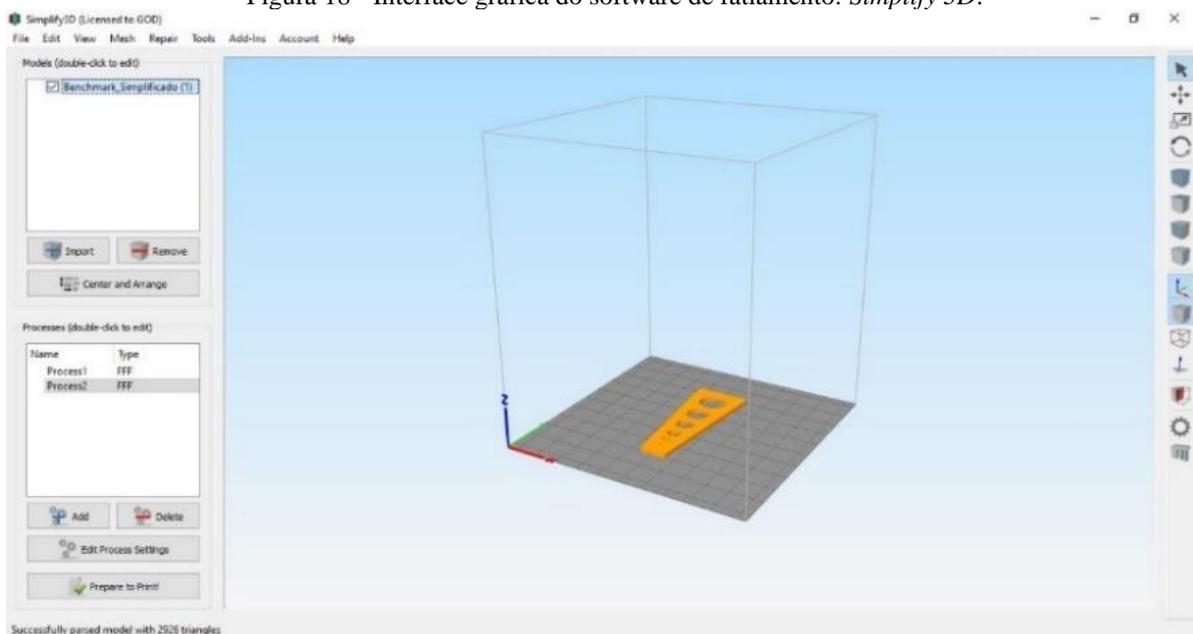
Esta é a etapa mais importante do processo de impressão 3D, pois influencia diretamente nos principais atributos de um processo de manufatura: Tempo e Qualidade. Nesta etapa o arquivo *STL* é lido por um *software* de fatiamento, onde se configuram os parâmetros de processo, gerando um *G-Code*, a linguagem compreensível por máquinas *CNC*. Existem diversos *softwares* no mercado, tanto gratuitos (Figuras 17 e 19) quanto comerciais (Figura 18).

Figura 17 - Interface gráfica do software de fatiamento: *Ultimaker Cura 3.6.0*



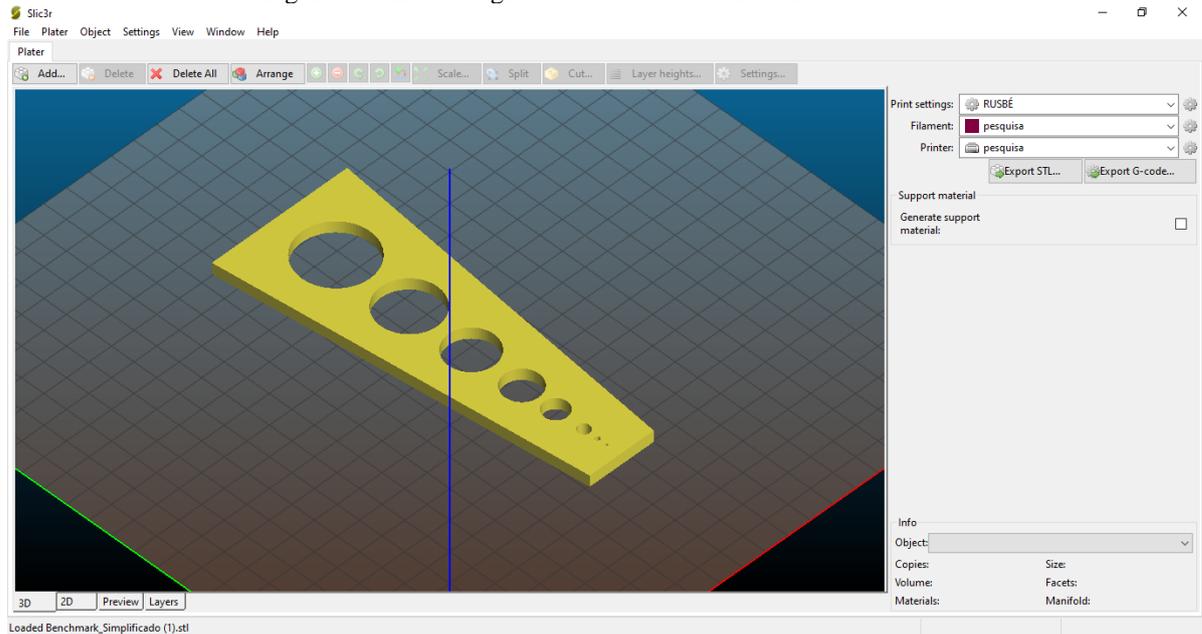
Fonte: O Autor, 2020.

Figura 18 - Interface gráfica do software de fatiamento: *Simplify 3D*.



Fonte: O Autor, 2020.

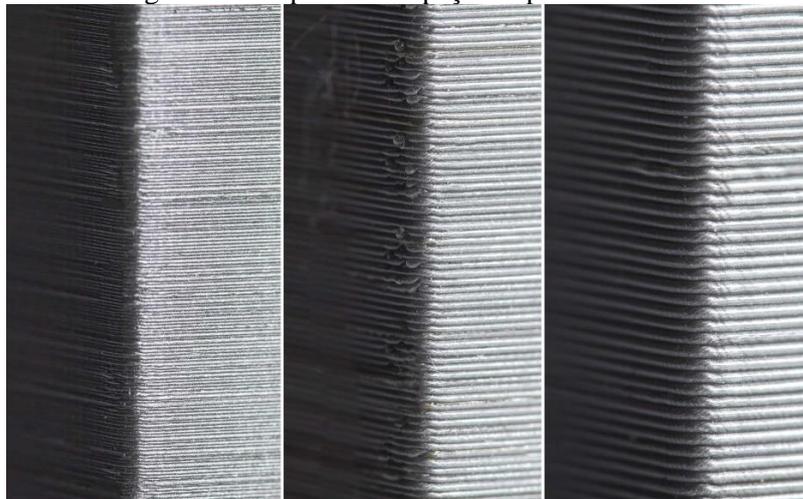
Figura 19 - Interface gráfica do software de fatiamento: *Slic3r*



Fonte: O Autor, 2020.

Altura de camada: O processo ocorre pela sobreposição de camadas, em relação ao eixo z (vertical). A altura de camada remete a quantidade de camadas necessárias para se fazer o produto. Como mostrado na figura 20, a superfície com menor altura de camada apresenta melhor acabamento superficial, sendo os espaços entre camadas menos visíveis, embora apresentando maior tempo para a impressão, por haver mais camadas para serem impressas. De acordo com Nascimento (2019), o limite superior de camada para a impressora 3D não pode exceder 80% do diâmetro do bico extrusor.

Figura 20 - Superfície de peças impressas em 3D



Fonte: CAIN, 2019.

Velocidade de impressão: É a velocidade do cabeçote de impressão no deslocamento entre dois pontos, quando há deposição de material. Para a maioria dos *softwares* de fatiamento, este parâmetro é utilizado como base de cálculo para a velocidade de outros parâmetros de velocidade.

A influência da velocidade está ligada diretamente com o tempo de impressão, bem como a adesão entre camadas, e qualidade da superfície (Figuras 21 e 22). Note que quanto menor a altura de camada, a figura mais se assemelha a uma superfície contínua.

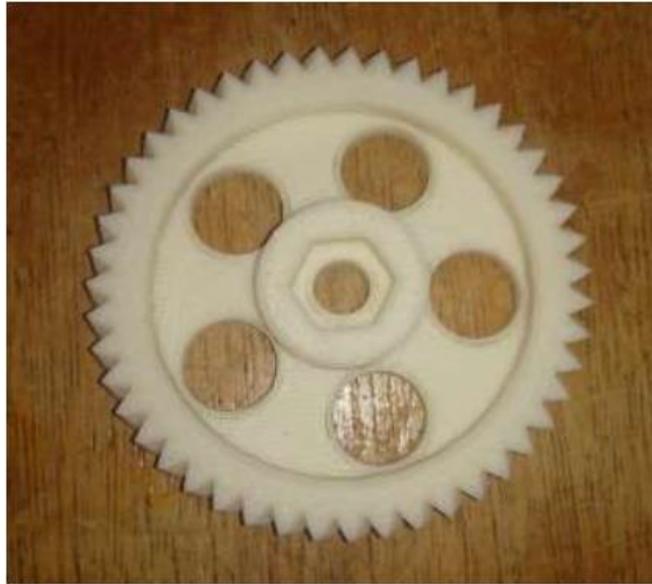
Um dos fatores que influenciam os limites superiores de operação de velocidade é a estrutura da impressora. É um ponto positivo das impressoras fechadas, por terem uma estrutura mais robusta para suportarem as vibrações, que são mais intensas em peças com alta complexidade. As vibrações podem acarretar em danos nos componentes eletrônicos, bem como afrouxar as ligações mecânicas (COMBTECH,s.d).

Figura 21 - Engrenagem impressa em ABS, com alta velocidade de impressão.



FONTE: RITTER, 2014.

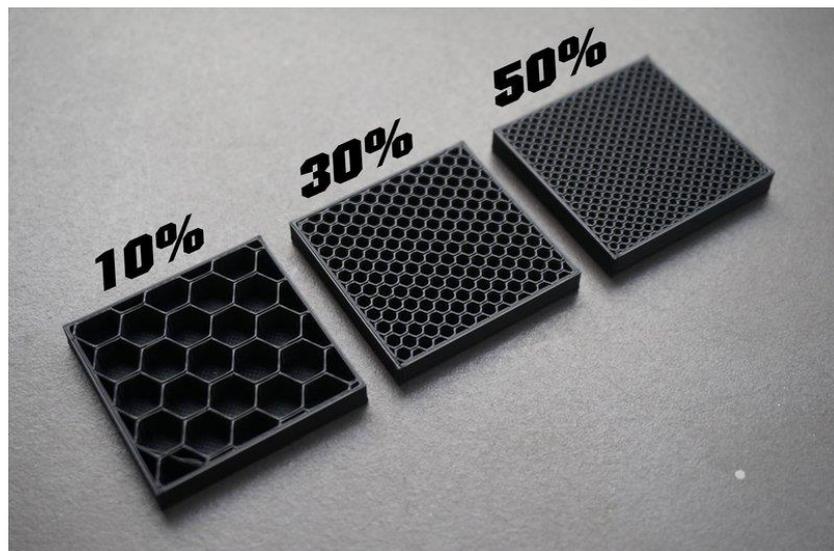
Figura 22 - Engrenagem impressa em ABS, com baixa velocidade de impressão.



FONTE: RITTER, 2014.

Preenchimento: A fim de economizar material e prover boa resistência a peça impressa, o preenchimento é a estrutura impressa da peça. As impressoras 3D variam esse parâmetro com um valor percentual de 0% (peça oca) até 100% (peça maciça), ou com um valor decimal de 0 a 1. Na figura 23, percebe-se que o espaço vazio vai se reduzindo conforme o preenchimento aumenta. Esse valor define o quanto da região interna da peça contém material.

Figura 23 - Níveis de preenchimento para impressão 3D.



FONTE: SPIEGEL e BRENT WRIGHT, 2018.

Além desse valor percentual, os *softwares* permitem escolher a estrutura interna. Alguns dos tipos de estrutura disponíveis na Figura 24 são:

Retangular (*Grid*): É o mais comum, sendo a configuração inicial dos *softwares*. É fácil de imprimir e oferece boa resistência, porém não apresenta nenhuma aplicação especial em relação aos outros tipos, sendo utilizado por quem está aprendendo a utilizar os recursos de impressão 3D (3DPRINTING.COM, 2015).

Triangular: Oferece boa resistência mecânica nos eixos x e y (vide figura 24) maior do que o tipo Retangular, embora o tempo de impressão é maior (NASCIMENTO, s.d).

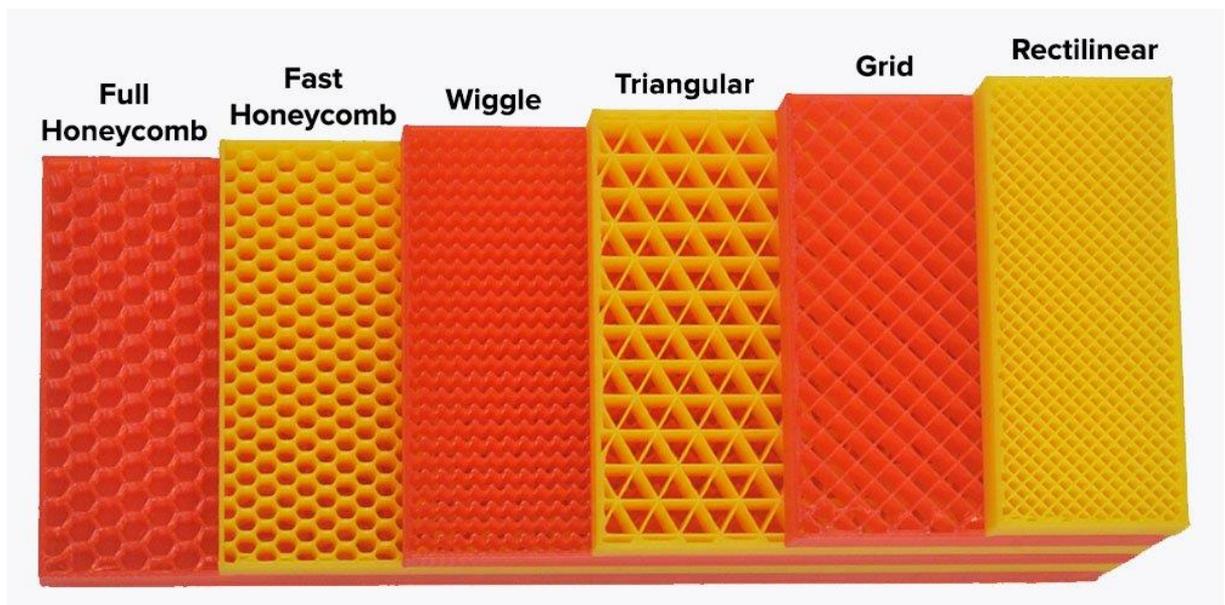
Concêntrico: É mais aplicado em peças que exigem maior flexibilidade, bem como esforços compressivos (3DPRINTING.COM, 2015).

Ondular: É utilizado para peças com material mais flexível, fornecendo boa resistência a esforços de torção.

Hexagonal: Dentre os mencionados, é o mais viável pelo custo/benefício. Apresenta resistência mecânica uniforme em diversas direções, além de não apresentar grande aumento de tempo de impressão.

Com essas informações, chega-se a conclusão que é necessário verificar o contexto de aplicação da peça, afim de minimizar o gasto e tempo de impressão, ao mesmo tempo que se mantém uma boa resistência mecânica.

Figura 24 -Tipos de estrutura para preenchimento interno.

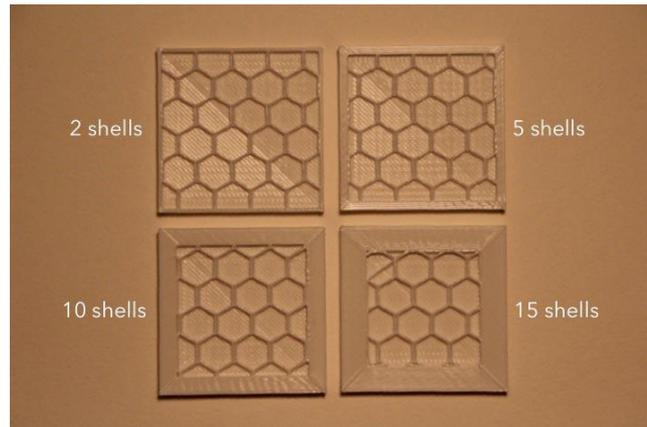


FONTE: Simplify3D, 2018.

Paredes (*Shells*): Pode ser entendido como as camadas impressas verticalmente, constituindo a superfície lateral do corpo impresso. É uma forma eficiente de aumentar a

resistência mecânica sem gastar muito filamento. De acordo com o site da empresa All3DP (2019), uma técnica muito utilizada consiste em zerar o preenchimento, e aumentar a quantidade de paredes, sendo útil em peças com muitos pontos de pequena largura lateral. Na Figura 25, é possível ver o efeito da adição de paredes, sendo maior do que a largura padrão do corpo, o *software* põe como parede sólida.

Figura 25 - Vista superior de peças impressas 3D, variando a quantidade de paredes



FONTE: ENABLING THE FUTURE,s.d.

No geral, cada ferramenta de fatiamento possui peculiaridades em relação as suas configurações e o nome utilizado para cada uma.

Suporte: Dependendo da estrutura da peça a ser impressa, há casos que a peça teria que ter algo para sustentar a impressão, do contrário o cabeçote iria depositar material no ar.

Para isso, serve a estrutura de suporte. Impressoras com dupla extrusão de ABS, usam um filamento solúvel, que após a peça ser impressa é derretido num solvente, que pode ser solda cáustica ou produto a base de d-limoleno (3DFILA, s.d).

Já para o caso de *PLA*, é necessário a remoção do suporte manualmente, sendo necessário definir previamente a aplicação do suporte nas configurações. Um parâmetro ligado ao suporte é o ângulo de *overhang*, cujo parâmetro é o ângulo máximo que a impressora deve reproduzir sem o uso de suporte. Mostrado na Figura 26, o *overhang* foi configurado para 45°. Além disso, é necessário que o suporte possua um preenchimento muito inferior em relação ao preenchimento da peça.

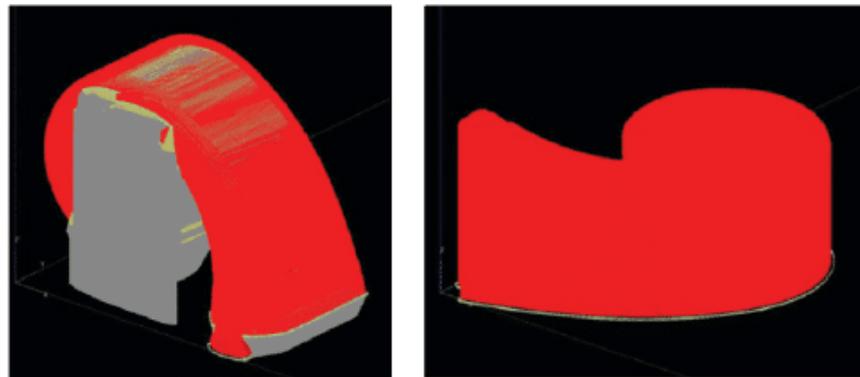
Figura 26 - O efeito do ângulo de *overhang* em diferentes peças impressas em 3D.



FONTE: 3DLAB,s.d.

Se a peça possuir baixa resistência mecânica de forma que a retirada do suporte haja risco de danificar a peça, é mais viável manipular a orientação da peça, conforme mostrado na figura 27.

Figura 27 - Efeito da orientação da peça no uso do suporte.



FONTE: 3DLAB,s.d.

2.1.5.4 Impressão 3D

Após o *G-code* obtido, a impressora recebe através de conexão USB, ou por cartão de memória. A depender da necessidade, é necessária uma calibração da impressora, verificando a eletrônica e a mecânica da mesma, ou até um sistema de manutenção preventiva, visando uma boa qualidade de impressão.

2.1.6 Inconvenientes e limitações

Segundo Woodson (2016), o processo está em constante evolução, e muitas empresas buscam evoluí-lo de um processo de prototipagem rápida para manufatura de larga escala. Porém, existem questões que limitam tal aplicação, bem como possíveis inconvenientes que podem já estar presente hoje. Alguns citados por Marques (2014, apud. Hausman e Horne, 2014), Gómez Reyes (2017) e Chaves Abreu (2015) são:

- Desperdício de material;
- Limitação de materiais utilizáveis;
- Dificuldade de remoção da peça;
- Alto custo de manutenção;
- Tempo de produção;
- O alto consumo de energia elétrica, decorrente do tempo de produção;
- Riscos à saúde, por exemplo: uso de *ABS* numa impressora sem isolamento;
- Violação de direitos, ao oferecer a capacidade de replicar qualquer objeto;
- A criação de objetos ilícitos, cuja aquisição é restrita por lei.

Com todas essas informações obtidas, nota-se que o processo tem restrições quanto a precisão e a qualidade, e uma das fontes destas restrições é a configuração utilizada. Para a análise do processo, é necessária uma ferramenta que permita avaliar de forma completa, abrangendo diversos parâmetros de impressão, em seus limites operacionais mínimos e máximos, de forma que o tempo e o custo de impressão sejam baixos.

2.2 FERRAMENTAS ESTATÍSTICAS PARA ANÁLISE DE DADOS

Conforme citado no tópico anterior, para avaliar o comportamento do processo, é preciso obter dados do mesmo, de forma rápida e pouco custosa e que traga bons *insights* para tomada de decisões. Com isso, duas ferramentas foram utilizadas: *DOE* para a criação do *dataset* de avaliações do processo, e o uso de algoritmos de *Machine Learning* para avaliar os dados.

2.2.1 *Design of Experiments (DOE)*

De acordo com Montgomery (2008), observar um processo durante sua operação é fundamental para compreendê-lo. Mas para entender como a qualidade do produto gerado pelo processo é afetada pelas variáveis do mesmo, e qual a condição operacional mais

adequada, é necessária uma série de experiências, de modo a mapear o comportamento do processo.

Dessa forma, é importante que o planejamento experimental seja efetivo, de modo que não seja dispendioso em tempo e custo, e ainda assim forneça uma descrição ampla sobre o processo. Para suprir essas necessidades, o *DOE* foi desenvolvido em meados do Século XX, por *Sir Ronald Fisher*, que implementou primeiramente na área agrícola, expandindo-se para outros setores, principalmente na indústria. Por ser uma ferramenta da estatística aplicada, é bastante utilizada por pesquisadores (ANDERSON e WHITCOMB, 2007).

Algumas aplicações e vantagens do *DOE* incluem: aumentar o rendimento de processo, reduzir a variabilidade e dirigir a resposta do processo para uma especificação, reduzir o tempo de desenvolvimento e a redução de custos em geral (MONTGOMERY, 2008).

Em suma, a aplicação do *DOE* oferece uma quantidade de pontos adequados para gerar um modelo de regressão linear, como mostrado na Equação (1), onde \mathbf{Y} é um vetor ($n \times 1$) contendo as respostas do processo, \mathbf{X} é uma matriz ($n \times p$) que contém os pontos utilizados para estimar o modelo de regressão, $\boldsymbol{\beta}$ é um vetor ($p \times 1$) que contém os coeficientes do modelo obtido e $\boldsymbol{\varepsilon}$ é um vetor ($p \times 1$) que contém os erros entre o valor previsto para o modelo e o valor real para cada ponto, sendo n a quantidade de experimentos, e p o número de camadas utilizadas no modelo de regressão. (MONTGOMERY, 2008)

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (1)$$

Para a resolução do sistema de equações acima, utiliza-se o método dos mínimos quadrados, obtendo a expressão da Equação 2, para os coeficientes do modelo mais adequados para os pontos selecionados.

$$\boldsymbol{\beta} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{Y} \quad (2)$$

2.2.2 Tipos de *DOE*

Na aplicação do *DOE*, é importante saber qual é o objetivo, para selecionar qual a melhor abordagem experimental, pois existem vários tipos de planejamentos. Por isso, antes de definir alguns tipos de *DOE* mais utilizados em pesquisa/indústria, é necessário definir alguns componentes utilizados na ferramenta, conforme citados abaixo:

Fator: Entradas do processo. Corresponde as variáveis selecionadas para o experimento, que podem influenciar na resposta do sistema.

Níveis: São os valores que cada fator poderá assumir durante os experimentos. Ao menos um nível é necessário para cada fator.

Resposta: Saídas do processo, corresponde ao que deseja ser estudado.

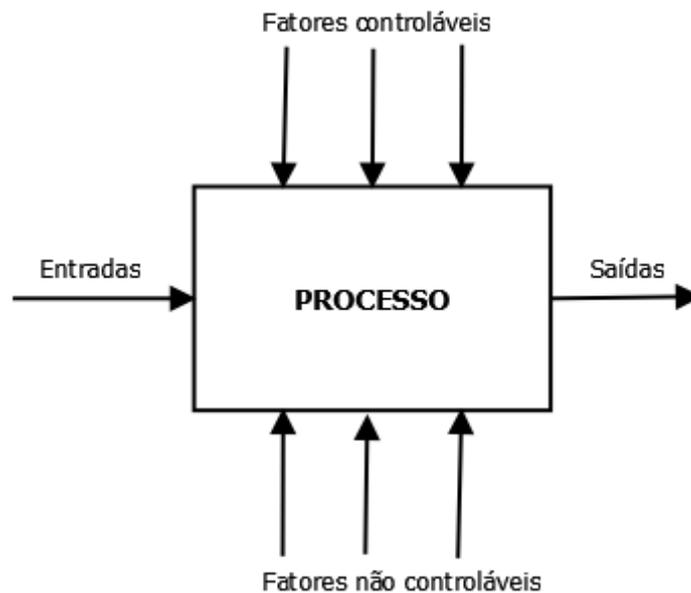
Quanto aos fatores, pode-se dividir em dois tipos, quanto a ordenação:

Experimentais: São fatores fáceis de modificar, como por exemplo: A velocidade de percurso de uma impressora 3D.

Classificativos: Fatores que são difíceis de modificar o valor, como por exemplo: a idade de um indivíduo.

Quanto ao tipo de valor assumido pelo fator, o mesmo pode ser numérico, ou categórico. Se for um fator numérico, o mesmo fator pode ser contínuo ou discreto, a depender do cenário utilizado. De acordo com a Figura 28, Entradas e fatores controláveis são diferenciados, porque à critério do experimentador nem todas as variáveis serão selecionadas para a análise.

Figura 28 - Modelo gráfico de um processo.



FONTE: Adaptado de MONTGOMERY, 2008.

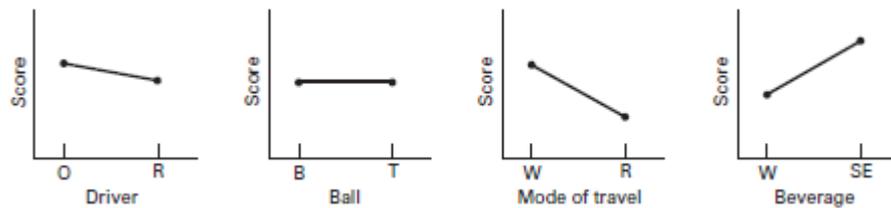
2.2.2.1 OFAT (*One Factor At A Time* ou Um fator de cada vez)

É o tipo de *DOE* mais simples e utilizável em casos simples. Consiste em utilizar um fator por vez, onde os níveis de fatores são escolhidos dentro de um intervalo específico, gerando um gráfico X-Y para cada fator, conforme a Figura 29, utilizando uma função conforme a Equação 3, onde i representa o i -ésimo fator, e j o expoente do termo.

O grande risco de utilizar este tipo de análise é que não há como avaliar o efeito da interação entre dois fatores numa resposta, o que torna este método não tão eficiente, sendo preferível outros métodos, como *factorial design*, no próximo item.

$$Y(x_i) = \sum_{j=1}^N \beta_j x_i^j + \varepsilon \quad (3)$$

Figura 29 - Gráficos fatoriais para um experimento de Golf.



FONTE: MONTGOMERY, 2008.

2.2.2.2 Factorial design (ou experimento fatorial)

Nas obras de Montgomery (2008), Anderson e Whitcomb (2007) os mesmos afirmaram que experimentos fatoriais são os mais adequados para lidar com processos com múltiplos fatores, levando em conta o efeito de interação entre fatores. Embora a análise seja mais complexa do que a análise *OFAT*, esta ferramenta oferece uma compreensão mais rica sobre o processo.

O tipo mais simples de experimento fatorial é o 2^k Factorial design, onde k representa o número de fatores considerados, com dois níveis para cada fator. Esses níveis podem ser representados pelos valores nominais ou por sinais, como: + e -. Uma representação é dada pelo gráfico exposto na figura 30, onde cada eixo é um fator, e cada ponto é um experimento. Em relação a quantidade de experimentos é dada pela Equação 4, para uma quantidade de N repetições para cada experimento, com k fatores com z níveis. Os experimentos são feitos por análise combinatória entre os níveis dos fatores, constituindo uma Matriz de experimentos, mostrada na Tabela 1.

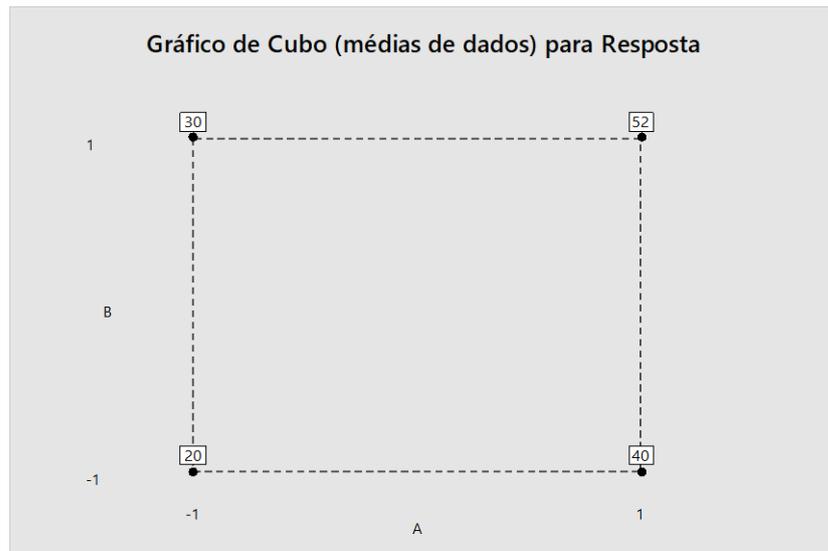
$$N^{\circ} \text{ de experimentos} = N_r \prod_{i=1}^k z_i \quad (4)$$

Tabela 1 - Matriz de experimentos, referente a figura 30

Fator A \ B	B ⁻	B ⁺
A ⁻	20	30
A ⁺	40	52

Fonte: O Autor, 2020.

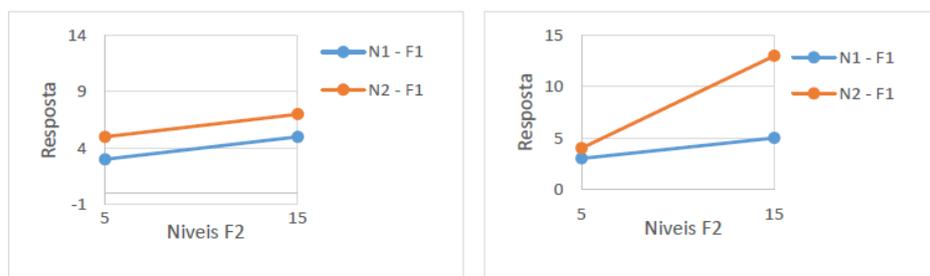
Figura 30 - Esquema de experimentos 2^k fatorial.



FONTE: Adaptado de MONTGOMERY, 2008.

Para a análise gráfica das respostas obtidas, utilizam-se dois gráficos. Os gráficos fatoriais de efeitos principais, referente aos fatores, e o gráfico de interação, que mostra a presença/ausência do efeito de interação entre as variáveis. Conforme mostrado na Figura 31, se a inclinação difere quando um dos fatores tem o nível alterado, existe a interação entre as variáveis.

Figura 31 - Gráficos de interação para experimentos.



FONTE: FERNANDES, 2016.

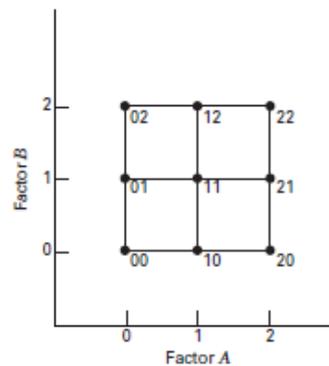
Para o modelo estatístico, usa-se um modelo de regressão linear, conforme a Equação 5. Vale salientar que embora não estejam mostrados termos quadráticos, a ferramenta abrange

sistemas não-lineares. Segundo MONTGOMERY (2008), a adição de pontos centrais na matriz de experimento melhora a precisão para avaliar tais tipos de sistemas, gerando o *DOE* do tipo *CCD* (*Central Composite Design*).

$$Y = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \beta_{12}x_1x_2 + \varepsilon \quad (5)$$

Para sistemas mais complexos, ainda há o 3^k *factorial design*, que consiste em utilizar para cada fator, 3 níveis, também nomeados como: baixo, médio e alto. Este tipo de planejamento experimental é uma boa escolha para analisar sistemas não lineares, embora não é a opção eficiente para estimar modelos matemáticos de sistemas quadráticos (MONTGOMERY, 2008). Além de ter o campo de aplicação mais amplo, ainda considera o efeito de interação tripla. O modo como os experimentos são definidos é mostrado na figura 32.

Figura 32 - Esquema de experimentos 3^k fatorial



Fonte: Montgomery, 2008.

2.2.2.3 Método Taguchi

Diferente das metodologias citadas anteriormente, a metodologia Taguchi considera o efeito dos fatores de ruído (não-controláveis). A ideia de um planejamento do tipo *Taguchi* é otimizar a resposta do processo, além de encontrar a condição operacional menos afetada pelos ruídos, reduzindo a variabilidade do processo.

Outra grande vantagem desse método é a quantidade de experimentos. Enquanto o *factorial design* aplicado a uma grande quantidade de fatores exigiria centenas de experimentos, a metodologia *Taguchi* exige uma quantidade muito menor. p.ex. para um experimento com 13 fatores e 2 níveis, seriam necessárias 169 experiências com o *factorial design*, enquanto para *Taguchi*, 27 são o suficiente.

Além dos tipos de variáveis já citados: controláveis, não controláveis (ruídos), ainda pode haver o fator de sinal. O fator de sinal é utilizado para manipular a saída do processo

para um valor específico. Se o mesmo for incluído na análise, a análise é dinâmica, caso o contrário, é estática (MINITAB, 2018).

Analisando o caso mais complexo, o de análise dinâmica, o projetista estuda três dados: desvio padrão, inclinação e S/N (razão sinal/ruído). O desvio padrão é um parâmetro de variabilidade de processo, e a inclinação é a razão entre o fator de sinal e a resposta do sistema, e o parâmetro S/N é utilizado como um parâmetro que mede o grau de variabilidade do processo, além de ser utilizado para achar a condição ótima de operação.

O parâmetro S/N é medido em decibéis(dB), cujas fórmulas de cálculo mostradas na Tabela 2 dependem do tipo de otimização requerido. É importante salientar que a ideia é que a condição de operação forneça o sinal ótimo, com a mínima interferência de ruídos, logo o valor utilizado para cada fator é o que oferece a menor variabilidade de resposta.

Tabela 2 - Tabela de fórmulas para cálculo da razão sinal/ruído (S/R)

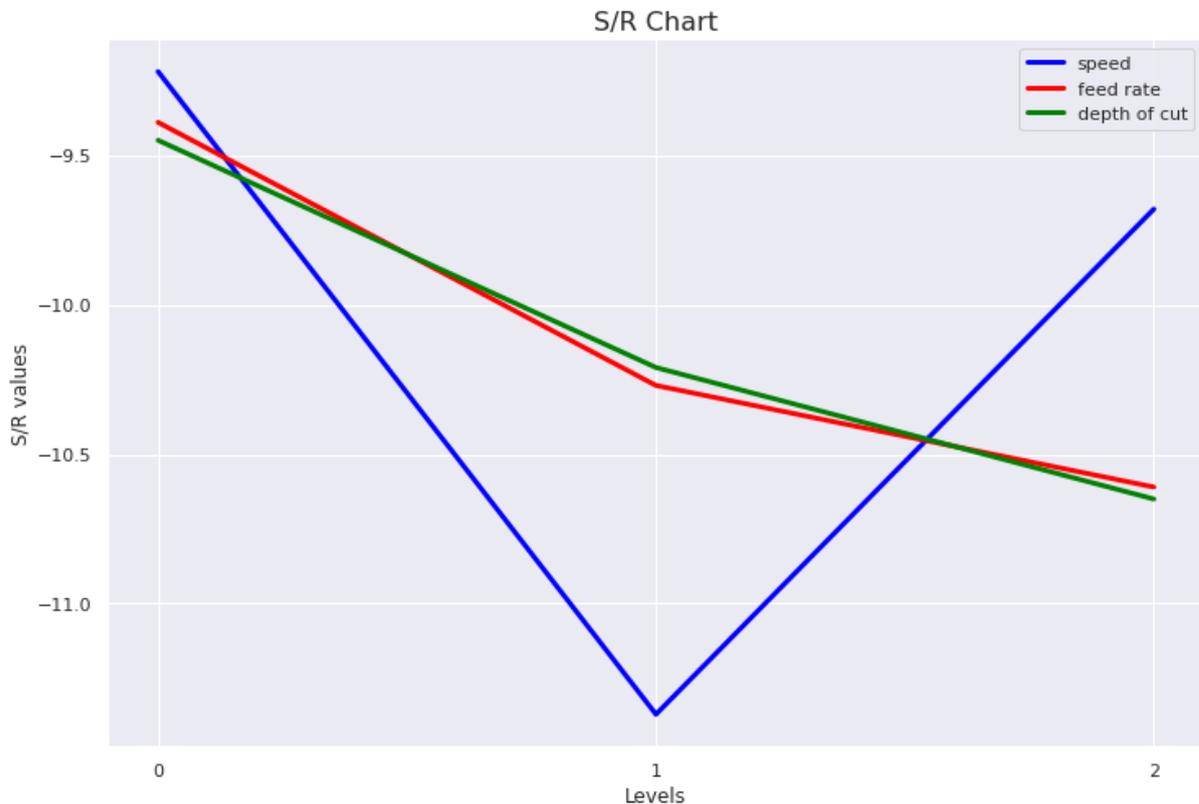
Razão sinal-ruído	Objetivo do experimento	Características dos dados	Fórmulas da razão sinal-ruído
Quando maior, melhor	Maximizar a resposta	Positivos	$S/R = -10 * \log(\Sigma(1/Y^2)/n)$
Nominal é melhor	Criar uma resposta alvo e basear a razão sinal-ruído somente em desvios padrão	Positivo, zero ou negativo	$S/R = -10 * \log(\sigma^2)$
Nominal é melhor (padrão)	Criar uma resposta alvo e basear a razão sinal-ruído somente nas médias e em desvios padrão	Não-negativa com um "zero absoluto", em que o desvio padrão é igual a zero quando a média é zero	$S/R = 10 \times \log((\bar{Y}^2) \div \sigma^2)$ A fórmula ajustada é: $S/R = 10 \times \log((\bar{Y}^2 - s^2 \div n) \div s^2)$
Quanto menor, melhor	Minimizar a resposta	Não negativos com valor alvo zero	$S/R = -10 * \log(\Sigma(Y^2)/n)$

Fonte: MINITAB, 2018.

Um bom exemplo de aplicação do método Taguchi foi feito por Athreya e Venkatesh (2012), ao reduzir a rugosidade da superfície durante uma operação de faceamento num torno

mecânico. Através das variáveis: velocidade de corte, profundidade e avanço, os gráficos obtidos estão na Figura 34, onde o ponto máximo de cada gráfico contém o nível adequado para a melhor condição operacional do processo de torneamento.

Figura 33 - Exemplo de gráfico S/R para o método Taguchi.



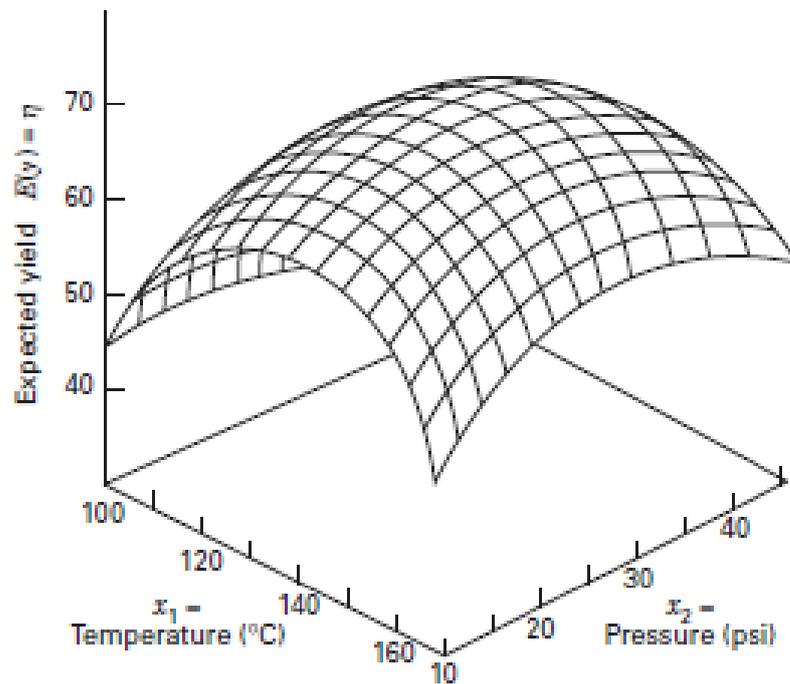
Fonte: Adaptado de ATHREYA e VENKATESH, 2012.

2.2.2.4 Superfície de Resposta

Há casos onde não basta apenas encontrar o ponto ótimo de qualidade de um processo e saber como cada fator influencia, necessitando de um modelo preditivo preciso, afim de controlar a especificação do processo para atender a múltiplas necessidades. O método da superfície de resposta é o mais adequado para isso, apresentando maior utilidade preditiva, além de ser uma ótima alternativa para otimização (MONTGOMERY, 2008), (MOHAMED, MASOOD e BHOWMIK, 2015).

Segundo o site oficial do Minitab 18, um *software* de estatística usando mundialmente para análises, esse método é aplicado após o uso das metodologias anteriores, já definidos os fatores mais relevantes em um processo, usando a metodologia da resposta de superfície para buscar um modelo mais refinado, principalmente quando há não-linearidades, gerando um gráfico semelhante ao da figura 34. Para esta metodologia, há dois tipos de *DOE*: *CCD* e *Box-Behnken*, que focam em aumentar a precisão da curvatura na função obtida.

Figura 34 - Exemplo de uma superfície de resposta para um modelo não-linear.

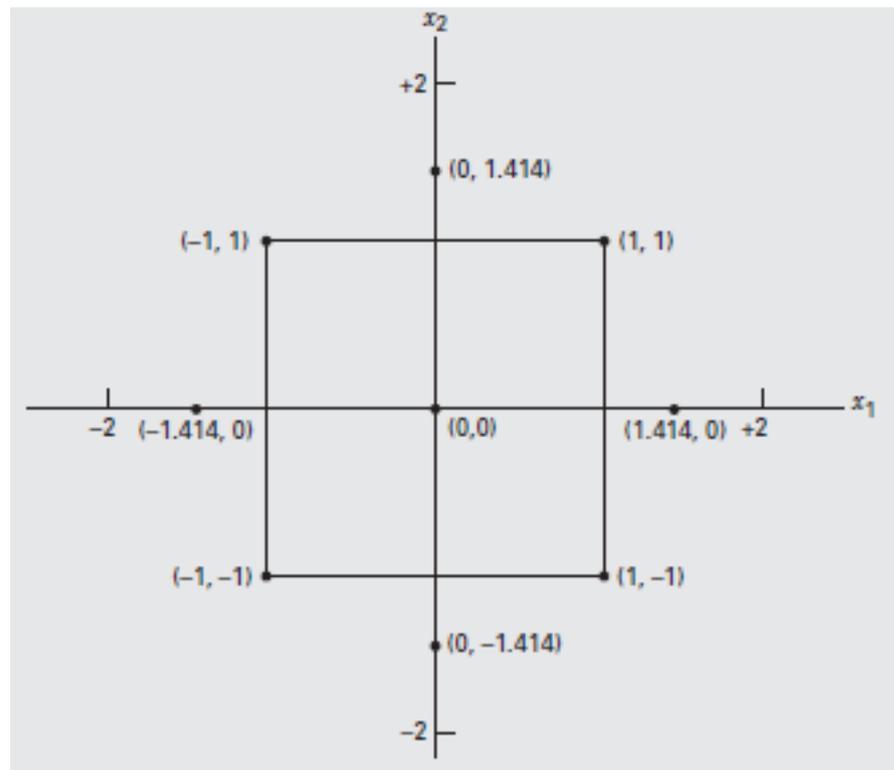


FONTE: MONTGOMERY, 2008.

A diferença entre tais métodos é que o CCD se utiliza de pontos centrais, e pontos axiais, que são pontos mais extremos, localizados fora dos limites de níveis definidos. A razão das distâncias entre os pontos axiais e centrais, e pontos experimentais padrão e centrais é chamada de *alpha*. Para o exemplo do gráfico de pontos experimentais na Figura 36, $\alpha = \sqrt{2}$. Já o *Box-Behnken* é aplicável para processos onde os termos quadráticos são mais relevantes, além de necessitar de menos experimentos para um mesmo número de fatores (MINITAB, 2018).

Embora esse tipo de planejamento de experimento seja mais complexo para análise, o mesmo tem a viabilidade para métodos de otimização múltipla, aplicado para achar a melhor condição operacional que atenda mais de uma resposta. A ideia é definir os níveis de importância para cada resposta, visando uma solução satisfatória para todas as saídas do processo.

Figura 35 - Exemplo de Plot de pontos experimentais para um CCD.



FONTE: MONTGOMERY, 2008.

Além desses tipos de *DOE*, a análise de superfície de resposta é usada para necessidades específicas de análise, utilizando combinações otimizadas de matrizes de experimentos, conhecidos como *Optimal Designs*, cuja geração é feita computacionalmente por algoritmos. Seguem alguns tipos de *Optimal Design* utilizados:

A – Ótimo: Aplicável para obter a mínima variância generalizada dos coeficientes do modelo de regressão;

G – Ótimo: Aplicável para reduzir a máxima variância na predição de valores baseados no modelo de regressão;

D-Ótimo: Aplicável para escolha de pontos que minimizam o determinante de $(X'X)^{-1}$, melhorando a confiabilidade dos coeficientes do modelo de regressão. Segundo Mohamed, Masood e Bhowmik (2015) e Montgomery (2008) é o *Optimal Design* mais utilizado nas análises de processo, pois permite avaliar os fatores mais importantes para uma análise mais refinada, sendo aplicado para sistemas de primeira ordem.

I-Ótimo: É aplicável para melhorar a capacidade preditiva do modelo experimental, sendo mais apropriado para modelos de segunda ordem (quadráticos).

2.2.3 Princípios do *DOE*

Durante a aplicação de um experimento, há três regras que precisam ser seguidas, de modo a minimizar e evitar erros de análise e variabilidade de resposta. Os princípios são: Repetibilidade, Aleatoriedade e Blocos, como se seguem:

Repetibilidade: Cada experimento necessita ser feito ao menos duas vezes, afim de obter um valor adequado para representar a resposta de cada experimento.

Aleatoriedade: Os experimentos precisam ser feitos de forma aleatória, para evitar que a resposta de um experimento seja afetada pela condição operacional criada pelo experimento anterior. Essa medida evita uma análise enviesada e conclusões equivocadas.

Blocos: Aplicado para agrupar os experimentos com características semelhantes, a fim de analisar o efeito de um fator individualmente, bem como estudar fatores de ruído ou perturbação.

2.2.4 *Machine Learning*

Como o próprio nome diz, Aprendizado de máquina, consiste em desenvolver algoritmos que permitem ao computador encontrar relações entre dados de entrada e saída, cujas relações são obtidas através de algoritmos que se baseiam em modelos matemáticos, cabendo ao cientista de dados selecionar qual algoritmo atende o propósito. Uma forma interessante de classificar os tipos de algoritmos para *Machine Learning* é da seguinte forma:

- Algoritmos Supervisionados: São algoritmos que tem como objetivo prever valores de uma variável dependente, em função de outras variáveis. Ex: Algoritmos de Regressão (quando a variável dependente é numérica) Classificação (quando a variável dependente é categórica).
- Algoritmos não Supervisionados: Em resumo, são algoritmos que visam uma representação mais informativa entre os dados. Ex: Separar os dados em grupos, detecção de anormalidades em dados temporais, etc.
- Algoritmos de Reforço: É uma classe totalmente diferente pois não necessita de uma base de dados prévia. Este tipo de modelo funciona como um agente de interação entre o usuário e o modelo, fornecendo opções aleatórias, que com o *feedback* do usuário, sendo positivo (1) ou negativo (0) são ajustadas. Ou seja, o algoritmo está sempre aprendendo com o usuário.

Para a finalidade deste trabalho o foco foi dado aos algoritmos de regressão, cujos são supervisionados e dependem de uma base de dados, gerada pelo método *DOE*, citado em

2.2.1. Alguns exemplos de algoritmos amplamente utilizados são: Regressão Linear, citado no item 2.2.1, Regressão *Lasso*, Regressão *Ridge*, Máquinas de Suporte Vetorial, Árvores de Decisão e Bosques Aleatórios. Para garantir uma boa predição, é necessário que o erro do modelo seja minimizado, e cada algoritmo difere na função de erro a ser minimizado, sendo essa função também conhecida como função de custo.

2.2.4.1 Regressão *Lasso*

Sabe-se que o modelo de regressão linear é ao minimizar a função de custo dada pela equação 6:

$$\sum_{i=1}^n (y_i - y_{pred})^2 \quad (6)$$

O método da regressão *Lasso* adiciona um termo de penalização α sobre os coeficientes, resultando na seguinte função de custo dada pela equação 7:

$$F_{custo} = \sum_{i=1}^n (y_i - y_{pred})^2 + \alpha \sum_{j=1}^p |\beta_j| \quad (7)$$

Onde p é o número de coeficientes das variáveis preditoras, e β representa o coeficiente das variáveis. Segundo KUHN e JOHNSON (2016), a vantagem de se utilizar esse algoritmo é que para valores ótimos de α , alguns coeficientes são zerados, melhorando a qualidade de predição do modelo e executando uma seleção de variáveis.

2.2.4.2 Regressão *Ridge*

Semelhante a regressão *lasso*, esse algoritmo também faz uso de um termo de penalização sobre as variáveis, mas sobre o quadrado dos coeficientes, resultando na função de custo da equação 8:

$$F_{custo} = \sum_{i=1}^n (y_i - y_{pred})^2 + \alpha \sum_{j=1}^p |\beta_j|^2 \quad (8)$$

Segundo KUHN e JOHNSON (2016), o efeito desta penalização serve para fazer o *trade-off* entre o *bias* e o *variance* do modelo, funcionando da seguinte forma: Os parâmetros só possuem altos valores de coeficientes se a função de custo reduzir, e conseqüentemente os coeficientes tendem a zero quando o valor de penalização α cresce.

2.2.4.3 Suport Vectorial Regressor (SVR) ou Regressão de Suporte Vetorial

Semelhante as regressões citadas anteriormente, SVR também faz uso de um coeficiente de penalização. Segundo KUHN e JOHNSON (2016), o algoritmo é semelhante a regressão linear simples e objetiva minimizar a seguinte função de custo dada pela equação 9:

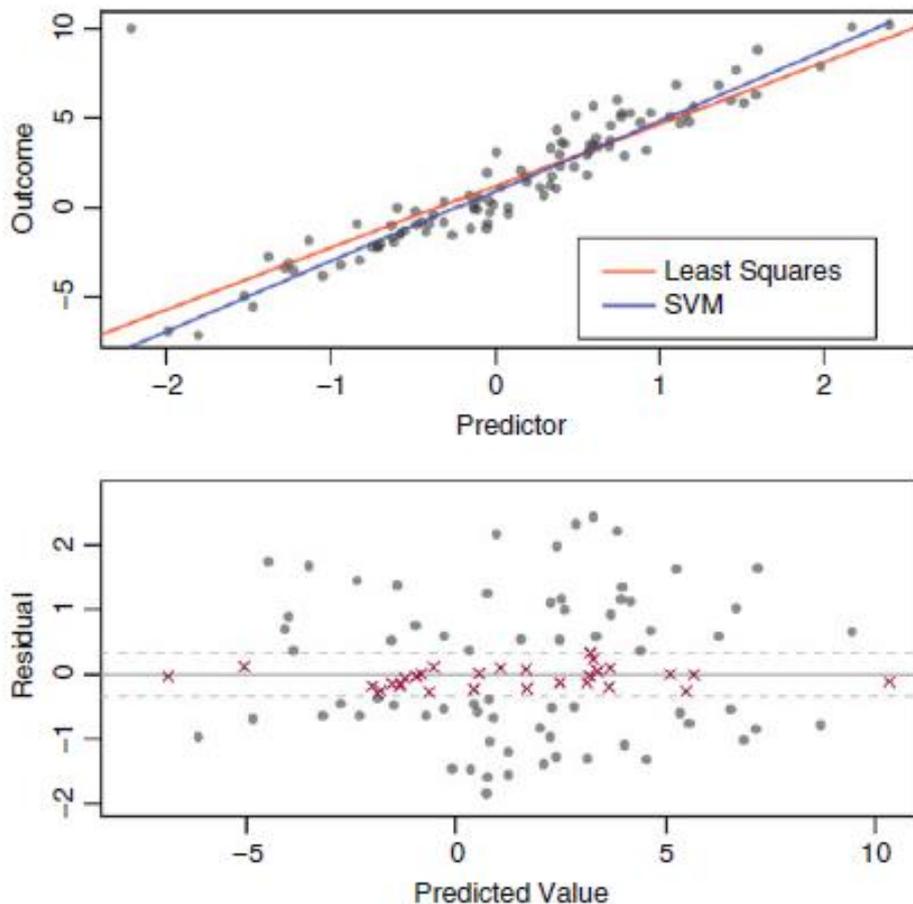
$$\sum_{i=1}^n L_{\epsilon}(y_i - \hat{y}_i) + \sum_{j=1}^p \beta_j^2 \quad (9)$$

Onde L_{ϵ} é uma função da sensibilidade do parâmetro ϵ . Esse parâmetro tem relação com a estrutura do modelo de regressão utilizado na equação 10:

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \alpha_i \sum_{j=1}^p x_{ij} u_j \quad (10)$$

Para cada ponto do *dataset* de treino há um peso α_i a ele. De início isso seria um problema, já que quanto mais pontos, mais tempo levaria para executar o algoritmo. E é nesta parte que o parâmetro ϵ entra. Apenas os pontos que possuem erro residual maior que ϵ possuem peso não nulo, sendo tais pontos chamados de vetores de suporte. Um exemplo gráfico está ilustrado na figura abaixo:

Figura 36 - Exemplo de aplicação do algoritmo SVR em análise preditiva



Uma outra forma de ver a função de regressão é através do produto de matrizes, tendo a forma da equação 11:

$$f(\mathbf{u}) = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{u}) \quad (11)$$

Onde $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{u})$ é chamada de *Kernel Function*, e a depender do tipo de problema, toma diferentes formas. Kuhn e Johnson, (2016) em seu livro *Applied Predictive Modelling* aponta três tipos de funções:

- Polinomial: $(\varphi(\mathbf{x}'\mathbf{u}) + 1)^{grau}$, onde grau é o grau máximo do polinômio
- Exponencial: $e^{-\sigma\|\mathbf{x}-\mathbf{u}\|^2}$
- Tangente Hiperbólico: $\tanh(\varphi(\mathbf{x}'\mathbf{u}) + 1)$

Os parâmetros adicionais φ e σ ótimos são obtidos através de experimentação (*cross-validation*).

2.2.4.4 Regressão por Árvores de Decisão

Este algoritmo pertence aos modelos não-paramétricos. Ou seja, que não podem ser descritos por uma função analítica. A ideia central do algoritmo é dividir o *dataset* em grupos menores com o valor de saída semelhante. Segundo o site *Scikit-learn* (2019), uma biblioteca da linguagem *Python* para *Machine Learning*, a modelagem funciona da seguinte forma:

Seja uma base de dados com vetores $\mathbf{x}_i \in R^n$, para $i = 1, 2, 3, \dots, L$, onde L é o número de dados existentes, e seja $y \in R^L$ a variável dependente. A árvore será dividida conforme mostrado na figura abaixo. Cada componente da árvore é um nó. Seja m um nó qualquer, e os dados dentro desse nó, chamado de Q .

As divisões são sempre utilizando $<$ e $>$ (maior que e menor que). Seja uma divisão de dados chamada de $\theta = (j, t_m)$, onde j é uma *feature* e t_m é o valor limite. Sejam duas subdivisões definidas como: Q_1 e Q_2 . Onde:

$$Q_1(\theta) = (\mathbf{x}, \mathbf{y}) | x_j \leq t_m \quad (12)$$

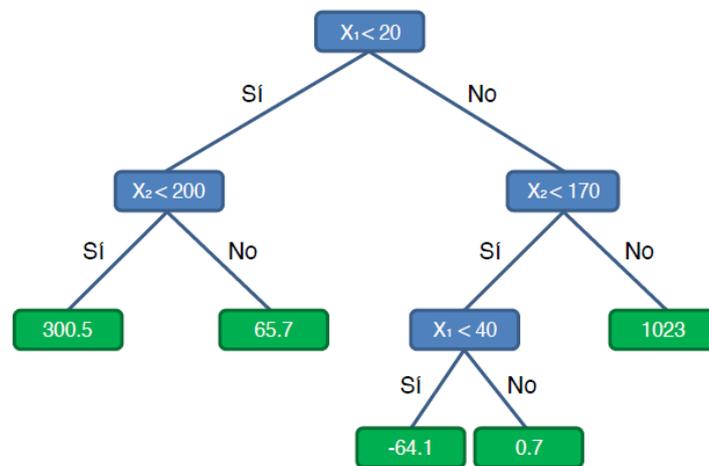
$$Q_2(\theta) = (\mathbf{x}, \mathbf{y}) | x_j > t_m \quad (13)$$

Para cada nó m , é associado um valor de impureza, que depende da função de custo. Para o caso de regressão, pode-se utilizar o erro quadrado médio ou o erro absoluto médio. Função de impureza é dada por:

$$G(Q, \theta) = \frac{n_1}{n_m} H(Q_1(\theta)) + \frac{n_2}{n_m} H(Q_2(\theta)) \quad (14)$$

Em que H é a função de custo, sendo o valor do nó atribuído como a média dos valores y_i . n_1 e n_2 são o número de dados em cada subdivisão. A ideia é achar um valor de θ para minimizar G , e a subdivisão vai ocorrendo até que chegue ao mínimo de nós admitidos pelo usuário. O algoritmo é bom para prever valores medianos, mas apresenta baixa capacidade preditiva quando precisa prever valores muito altos ou muito baixos.

Figura 37 - Exemplo de Árvore de decisão para *Machine Learning*.



FONTE: SALAS, 2020.

Um outro algoritmo adotado como uma melhoria das árvores de decisão é o algoritmo de Bosques Aleatórios, em que várias árvores de decisão são geradas, e a predição de um ponto é dada pela média da predição de todas as árvores. É um algoritmo muito bom, devido a facilidade de compreensão e de bons ajustes, embora é um método mais suscetível ao fenômeno de *Overfitting*, que será explicado no próximo subtópico.

2.2.5 Métricas para qualidade de ajuste do modelo

De acordo com Montgomery (2008), para verificar se um modelo tem alta ou baixa capacidade preditiva, se utilizam algumas estatísticas de avaliação. Alguns exemplos são R^2 , R_{adj}^2 e R_{pred}^2 . A avaliação desses três valores pode diagnosticar problemas de *Underfitting* e *Overfitting*. O *Underfitting* é o fenômeno que ocorre quando o modelo não consegue prever os valores para o modelo, e ao comparar os dados reais do *dataset* de treino e teste, percebe-se que em ambos casos o modelo é falho.

Já o *Overfitting* ocorre apenas com a parte referente ao treino, o que torna esse problema pior, pois a depender do conjunto de dados, não é possível separá-lo em treino e teste.

Com os fenômenos definidos, é importante entender o significado dos valores estatísticos para medir o quão bom é o ajuste do modelo.

2.2.5.1 R^2 (R-quadrado)

Esta estatística serve para definir o quão bem os pontos se aderem a “curva”. É definido como a porcentagem de 0% a 100% da variância em relação a média dos dados que o modelo consegue descrever. É calculado pela expressão da equação 15:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2} \quad (15)$$

Em que \hat{y}_i são os valores previstos pelo modelo, e \bar{y} é a média dos dados. No entanto, é importante verificar se os erros residuais do modelo seguem alguma tendência, do contrário, o cientista de dados poderá ter surpresas ao ver que há regiões com boa ou má capacidade preditiva. Um outro adendo a ser feito é que ao acrescentar a quantidade de variáveis preditoras não reduz o valor de R^2 . Logo, essa estatística não pode detectar se há variáveis desnecessárias, para isso, se utiliza o R_{adj}^2 .

2.2.5.2 R_{adj}^2 (R-quadrado ajustado)

Como R^2 possui a limitação de não detectar excesso de variáveis preditoras, utiliza-se um parâmetro que está em função de R^2 multiplicado por um fator de penalização para o excesso de variáveis, utilizando a expressão abaixo, em que “n” é o número de observações presentes no *dataset*, e “k” é o número de variáveis preditoras (ou termos existentes no modelo). Abaixo segue a equação 16 para o cálculo de R_{adj}^2 .

$$R_{adj}^2 = 1 - (1 - R^2) \left(\frac{n-1}{n-k} \right) \quad (16)$$

Se os valores de R^2 e de R_{adj}^2 diferem muito, é um sinal de que há variáveis que não contribuem de forma significativa para as respostas do sistema. No entanto, para detectar o *Overfitting* é necessário que haja um parâmetro diretamente ligado com a predição de

resultados, daí que se analisa essas duas estatísticas com o R-quadrado predito (R_{pred}^2), principalmente quando não é possível fazer a divisão do conjunto de dados citado no item 2.2.4.1.

2.2.5.3 R_{pred}^2 (R- Quadrado predito)

Uma forma interessante de definir essa estatística é imaginar como a capacidade preditiva de um modelo quando se retira uma observação do *dataset*, e se cria um novo modelo com um *dataset* sem essa mesma observação.

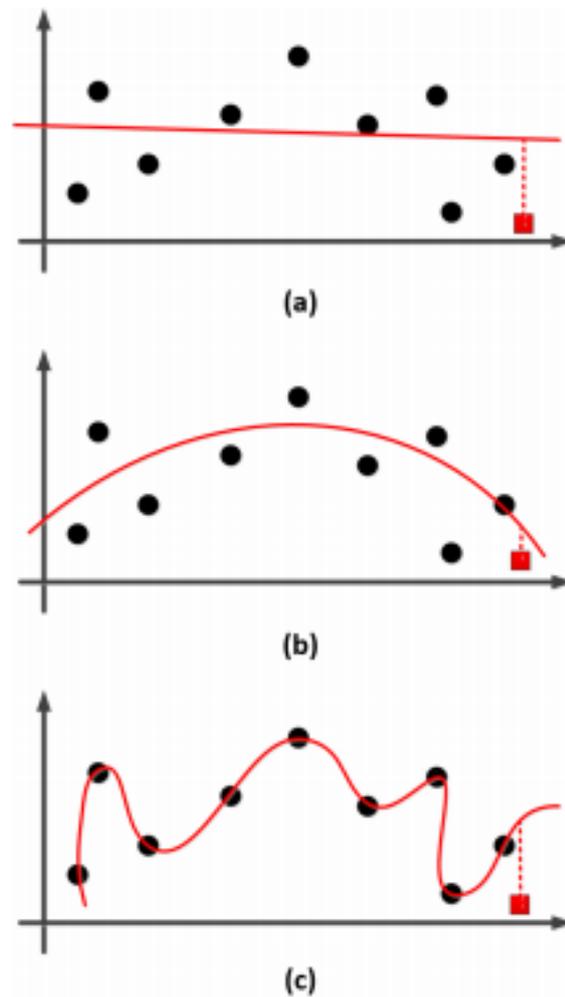
Para o cálculo dessa estatística, precisa-se calcular um valor chamado *PRESS*, calculado através da equação 17, em que n é o número de observações no *dataset*, e h_{ii} é o elemento da diagonal principal da matriz $H = X(X'X)^{-1}X'$. Onde X é definido como a matriz contendo os valores do *dataset*.

$$PRESS = \sum_i^N \frac{y_i - \bar{y}_i}{1 - h_{ii}} \quad (17)$$

Com isso, o valor de R_{pred}^2 é calculado pela equação 18:

$$R_{pred}^2 = 1 - \frac{PRESS}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2} \quad (18)$$

Se o valor for notoriamente menor que R^2 e R_{adj}^2 altos o modelo tem baixa capacidade preditiva, indicando *Overfitting*, e que apenas houve uma “curva” que passa contornando os pontos, como mostrado na figura abaixo:

Figura 38 - Exemplos de *Underfitting*, modelo adequado, e *Overfitting*.

FONTE: GHOJOGH e CROWLEY, (2019).

Com isso, tem-se toda a fundamentação estatística e matemática suficiente para a aplicação do presente trabalho, restando descrever o fluxo de trabalho para o uso dessas ferramentas.

3 METODOLOGIA

O projeto de análise do processo de impressão 3D foi aplicado numa impressora da marca Sethi3D S3, no Laca²I, mostrada na Figura 39.

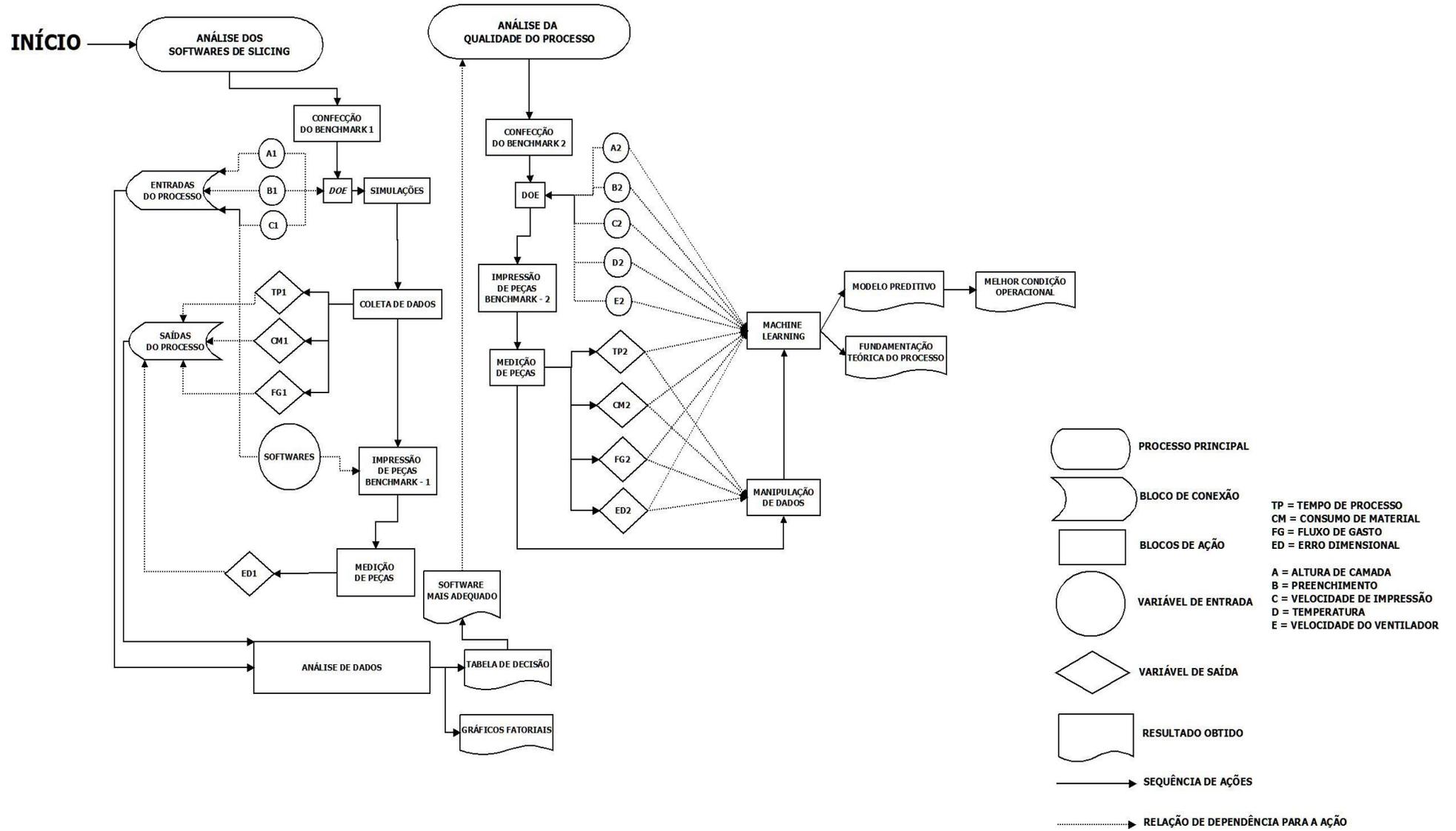
Figura 39 - Impressora 3D utilizada no projeto.



Fonte: O Autor, 2020.

A metodologia foi dividida da seguinte forma: O trabalho foi subdividido em dois subprojetos, similar ao diagrama de blocos funcionais. Cada bloco retangular representa uma ação feita na pesquisa, onde os blocos circulares são a entrada, ou seja, as informações necessárias para realização de um passo específico, e os blocos de saída representam os dados ou informações obtidas. O diagrama completo está mostrado abaixo, na figura 40.

Figura 40 - Fluxograma do trabalho.



Fonte: O Autor, 2020.

3.1 ANÁLISE DOS SOFTWARES DE FATIAMENTO

Para esta etapa, três *softwares* de fatiamento, dos mais usados para impressão 3D foram selecionados para comparação, dentre eles: *Ultimaker Cura 3.6.0*, *Simplify 3D* e *Slic3r*. Os critérios de comparação utilizados foram: Tempo de processo, Consumo de material, Fluxo de Gasto e Erro dimensional.

3.1.1 Métricas utilizadas

A ideia é avaliar os pontos fortes e fracos, e qual utilizar, dependendo da necessidade, como definido o primeiro objetivo deste trabalho. Para esta análise, os seguintes parâmetros precisaram ser definidos, em ordem cronológica:

- Respostas: As respostas analisadas são as mais cruciais em um processo, todas remetentes a qualidade do produto e custo de produção, e para cada saída definir a unidade de medida e o modo como a resposta será medida.

Para a resposta **Tempo de processo**, foi definido como o tempo de execução da primeira até a última linha do *G-code* obtido, medido em minutos (min).

Para a variável **Consumo de material**, foi definido como o custo de filamento referente ao tamanho do fio utilizado. Baseando-se na Equação 19, o custo de impressão (C_p) medido em Reais Brasileiros (R\$), o custo de aquisição do filamento (C_f) em (R\$/kg), ρ , a densidade linear do filamento, medido em gramas/metro e (C_m), o tamanho do filamento gasto em metros, que é a variável coletada em cada experimento.

$$C_p = \frac{C_f \rho C_m}{1000} \quad (19)$$

Para a variável **Fluxo de Gasto**, foi definido como a razão entre o **Consumo de material** e o **Tempo de processo**, medido em R\$/h, como visto na Equação 19. É um parâmetro que foi visto como importante durante a experiência em laboratório, devido a necessidade de avaliar o quanto de dinheiro é gasto durante o processo, afim de verificar o quanto se pode perder num processo de impressão que o resultado não esteja conforme, e que cujos defeitos sejam visíveis durante o processo.

Para a variável **Erro dimensional**, foi definido como o erro dimensional entre a dimensão projetada (D_p) e a dimensão obtida (D_o), medido em percentual (%), conforme a Equação 20.

$$E_d = 100 x \left\{ 1 - \left| \frac{D_p - D_o}{D_p} \right| \right\} \quad (20)$$

3.1.2 Planejamento de Experimentos

Conforme citado na seção 2.2, o DOE necessita de Fatores e níveis para ser definido. Nesta primeira etapa utilizou-se da seguinte forma:

Fatores: Baseado em experiências de uso, e nos parâmetros mais citados na literatura, foram usados três fatores para as simulações: Altura de camada (mm), Preenchimento (%) e Velocidade de Impressão (mm/s).

Níveis: É fundamental conhecer os limites operacionais do processo (ANDERSON e WHITCOMB, 2007). Com base nas especificações do fabricante da impressora, os limites operacionais são:

$$\left\{ \begin{array}{l} 0.05 \text{ mm} \leq \text{Altura de camada} \leq 0.3 \text{ mm} \\ 0 \% \leq \text{Preenchimento} \leq 100 \% \\ 20 \frac{\text{mm}}{\text{s}} \leq \text{Velocidade de impressão} \leq 150 \text{ mm/s} \end{array} \right\}$$

Com uma boa margem de segurança, foram escolhidos valores dentro dos limites selecionados, utilizando a disposição de níveis da Tabela 3:

Tabela 3 - Níveis utilizados para o DOE.

Nível	Altura de camada (mm)	Preenchimento (%)	Velocidade de Impressão (mm/s)
1	0,075	25	30
2	0,15	50	60
3	0,23	75	90

Fonte: O Autor, 2020.

Como observado, é um *DOE 3^k factorial*. A aplicação foi preferida porque nesta etapa dois problemas precisaram ser solucionados:

- A análise da capacidade preditiva dos modelos estatísticos;
- A análise fatorial e comparativa entre os programas selecionados.

Embora o método Taguchi pudesse ser preferível, o mesmo não apresentaria boa acurácia de modelo como o *factorial design*. O 2^k poderia ter sido utilizado, mas pelo fato de se esperar uma função de segunda ordem, como obtido por Mohamed, Masood e Bhowmik, (2015), preferiu-se utilizar com 3 níveis, além de que neste experimento é impossível o uso de réplicas, já que o *G-code* é invariável a cada simulação, para um mesmo experimento.

No total, serão utilizados $3^4 = 81$ simulações. É importante salientar que os softwares também são considerados como um fator, sendo um fator categórico, ou seja, não-numérico. Os níveis aplicados para os fatores numéricos foram utilizados baseados nas configurações mais utilizadas em impressões no Laca²I.

3.1.3 Padronização das condições experimentais

Antes de prosseguir os experimentos, alguns problemas necessitaram ser resolvidos. Pelo fato de serem *softwares* de fabricantes diferentes, há configurações que possuem o nome diferente, bem como o modo de aplicar o valor para cada uma. Dentre as diferenças, foram encontradas:

Enquanto no *Ultimaker Cura 3.6.0* e no *Slic3r* a altura da primeira camada é selecionável, no *Simplify 3D* é um parâmetro em função da altura de camada, devendo selecionar o fator multiplicador em por cento (%). Durante os experimentos, foi necessária uma atenção especial para isso.

Para dar o Setup de velocidades de impressão, *Ultimaker Cura 3.6.0* e *Slic3r* usam a unidade mm/s, enquanto no *Simplify 3D* as unidades estão em mm/min.

Outro passo importante foi padronizar as configurações complementares, para reduzir o máximo possível as diferenças de configurações. Dentre estas se destacaram as seguintes:

- Dimensões da plataforma de impressão: 270 mm x 270 mm; precisou ser regulado segundo as especificações da máquina, além de definir o ponto inicial da impressão.
- Diâmetro do bico extrusor: 0.4 mm; este parâmetro também está segundo a máquina usada, foi útil para definir as margens de utilização da altura de camada.
- Diâmetro do filamento usado: 1,75 mm; definido para o filamento que foi usado em etapas posteriores.
- Tipo de Preenchimento: Grade; escolhido por ser o padrão que conferiria boa resistência além de ser mais econômico na impressão.

- Altura da primeira camada: 0,3 mm; esse valor foi selecionado para prover uma boa aderência para as camadas adjacentes, aumentando o sucesso da impressão.
- Quantidade de camadas superiores/inferiores: 4; um valor alto para prover resistência a peça contra avarias no processo, e armazenamento. p.e. quebra da peça, quedas durante a armazenagem, etc.)
- Quantidade de paredes: 2; usado para conferir resistência a peça.

Os demais, foram definidos como padrão, com base em experiências de uso da máquina:

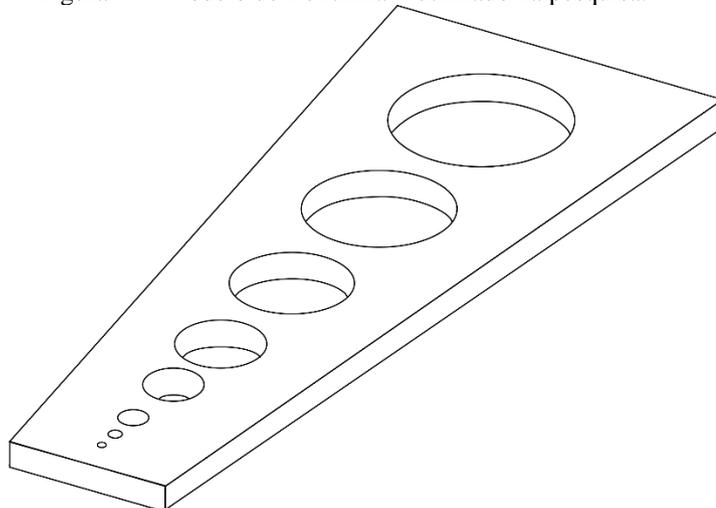
- Velocidade de Percurso: 120 mm/s (7200 mm/min);
- Distância de retração: 6.5 mm;
- Velocidade de retração: 25 mm/s.

3.1.4 Confeção do *Benchmark*

Um *Benchmark* segundo Rebaioli e Fassi (2017) é um artefato projetado para determinar alguns aspectos específicos de processos de manufatura aditiva, como: Acurácia dimensional, repetibilidade e tamanho mínimo fabricável.

Foi utilizado um *Benchmark Geométrico* para avaliar a qualidade dimensional de furos circulares. Conforme a figura 41, a geometria possui uma sequência de furos de dimensões iguais a: 1, 2, 5, 10, 15, 20, 25 e 30 mm. Foi utilizado um modelo com grande extensão para que o efeito nas respostas no sistema seja observado com mais facilidade.

Figura 41 - Modelo de Benchmark utilizado na pesquisa.



Fonte: O Autor, 2020.

Após a padronização dos experimentos, vem o passo das **Simulações**, em que os experimentos foram executados, obtendo uma série de dados que foram armazenadas numa planilha do *Excel*, em seguida os dados foram processados pelo *MINITAB 18*, a fim de analisar os dados obtidos.

3.1.5 Análise da Confiabilidade x *Slicing Software*

Após obter os modelos estatísticos, se inicia o passo: **Impressão de peças de Benchmark -1**. Para esse passo, as simulações não seriam tão úteis, já que serve apenas para gerar o *G-code*, sendo necessária a impressão real. Como o tempo de desenvolvimento da pesquisa foi muito curto, optou-se por selecionar um dos experimentos, e avaliar as peças geradas.

Utilizou-se o experimento com as seguintes especificações:

- Altura de camada: 0,23 mm;
- Velocidade de Impressão: 90 mm/s;
- Preenchimento: 25%
- Temperatura do Extrusor: 210°C;
- Temperatura da plataforma: 60°C.

Após impressas, os furos circulares foram medidos utilizando um paquímetro digital, com resolução de 0,01 mm, em que cada medição de cada experimento foi feita 5 vezes.

Figura 42 - Amostras utilizadas para a análise de confiabilidade de impressão.



Fonte: O Autor, 2020.

3.1.6 Tabela de decisão do *Software* de fatiamento mais adequado

A partir dos dados obtidos em relação as vantagens e desvantagens de uso para cada *Software* de fatiamento, foi feita uma tabela de comparação para as quatro respostas analisadas: Tempo de processo, Consumo de material, Fluxo de gasto e Confiabilidade. A ideia é que o usuário defina o grau de importância para cada resposta, para assim obter qual a ferramenta mais adequada.

Para isso, utilizou-se os dados obtidos nos gráficos fatoriais de efeitos principais, em que o *Software* mais apropriado recebe o valor unitário, e os outros recebem valores em relação a ele, como mostrado pela Equação 21:

$$\beta_j(\%) = \left(\frac{Y_{melhor}}{Y_j} \right)^\alpha, \left\{ \begin{array}{l} \alpha = 1, \text{ se a resposta é do tipo menor é melhor} \\ \alpha = -1, \text{ se a resposta é do tipo maior é melhor} \end{array} \right\} \quad (21)$$

Onde Y_{melhor} é a resposta do *Software* com o melhor desempenho, Y_j é a resposta do *Software j* e β_i é o valor associado ao *Software j*, para determinada resposta.

Para comparar a **Eficiência global** de cada *Software*, o usuário precisa definir o grau de importância para cada resposta com um valor de 0 a 10, aplicando o valor na Equação 22, que é o cálculo de uma média ponderada, onde x_i são as importâncias escolhidas e N o número de respostas. Quanto maior o valor da eficiência, mais apropriado o *Software* é.

$$Eficiência_i = \frac{\sum_{i=1}^N \beta_j x_i}{\sum_{i=1}^N x_i} \quad (22)$$

Após feita a análise de cenário, foram numerados os pontos para as quatro saídas: **Tempo de processo, Consumo de material, Fluxo de Gasto e Erro dimensional**. O *software* mais adequado foi utilizado para o segundo subprojeto: **Análise da Qualidade do Processo**, que está relacionado no cumprimento do segundo objetivo deste trabalho.

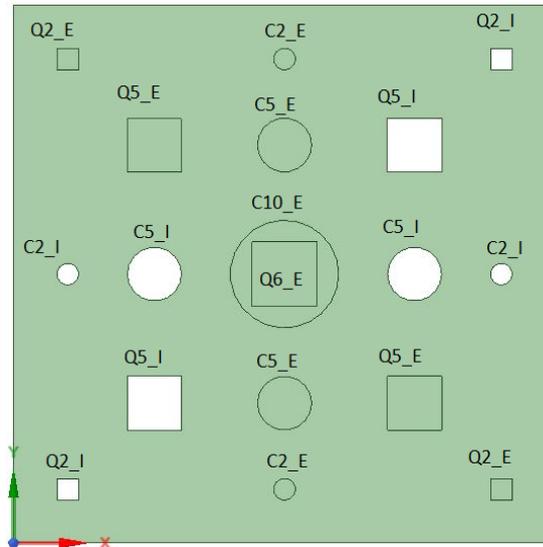
3.2 ANÁLISE DA QUALIDADE DO PROCESSO

Nesta etapa o foco foi a qualidade das peças impressas na *Sethi3D*. Para este estudo, a qualidade é definida como o quão próximas as medidas reais estão das medidas projetadas.

3.2.1 Confeção do *Benchmark*

Para este estudo, foi gerado um *Benchmark* de menores dimensões, porém com maior variedade de geometrias e tamanhos. O perfil superior da peça está mostrado na figura 43.

Figura 43 – Perfil do *Benchmark* para segunda etapa.



Fonte: O Autor, 2020.

Para o desenvolvimento deste *Benchmark*, foram consideradas quatro tipos de dimensões, divididas em perfis quadrangulares e circulares, e em geometrias externas e internas. O tamanho da geometria foi variado para verificar se há interação entre o tamanho e outros fatores de processo. Para esta análise, todas as respostas do experimento anterior foram consideradas, com uma alteração no conceito de **Erro dimensional**.

Conforme citado anteriormente, a confiabilidade foi definida em função das dimensões projetadas e obtidas, embora o fato de serem geometrias distintas a fórmula de cálculo é a mesma para ambas, utilizando a ideia abaixo:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{perfil circular: } D \rightarrow \text{diâmetro} | E_d = 100 \times \left\{ 1 - \left| \frac{D_p - D_o}{D_p} \right| \right\} \\ \text{perfil quadrado: } A \rightarrow \text{Área} | E_d = 100 \times \left\{ 1 - \left| \frac{A_p - A_o}{A_p} \right| \right\} \end{array} \right\}$$

Como visto na Figura 43, as geometrias estão identificadas por um código, utilizando a seguinte sintaxe: DX_Y, em que D é o tipo de geometria, sendo C para uma geometria de perfil Circular, e Q para uma geometria de perfil quadrangular. X é a dimensão projetada em mm (o diâmetro para círculos e o lado para quadrados), e finalmente Y é o indicador da

geometria ser interna (I), como um furo, ou externa (E), como uma extrusão do perfil. Por exemplo, a resposta do processo C2_I representa um furo de perfil circular com 2 mm de diâmetro.

3.2.2 Planejamento de Experimentos

Esta análise exigiu um planejamento experimental mais sofisticado, e com maior poder preditivo, que pudesse descrever melhor o processo. A partir dessas necessidades, foi utilizado um *DOE* do tipo I-ótimo, gerado pelo *Design-Expert 12*. Para isso foram utilizados 5 fatores de valor contínuo com os limites operacionais mostrados a seguir:

$$0.1 \text{ mm} \leq \mathbf{A}: \text{Altura de camada (mm)} \leq 0.3 \text{ mm}$$

$$15 \% \leq \mathbf{B}: \text{Preenchimento (\%)} \leq 45\%$$

$$30 \text{ mm/s} \leq \mathbf{C}: \text{Velocidade de impressão (mm/s)} \leq 110 \text{ mm/s}$$

$$200^\circ\text{C} \leq \mathbf{D}: \text{Temperatura de Extrusão (}^\circ\text{C)} \leq 220^\circ\text{C}$$

$$0\% \leq \mathbf{E}: \text{Potência da ventoinha (\%)} \leq 100\%$$

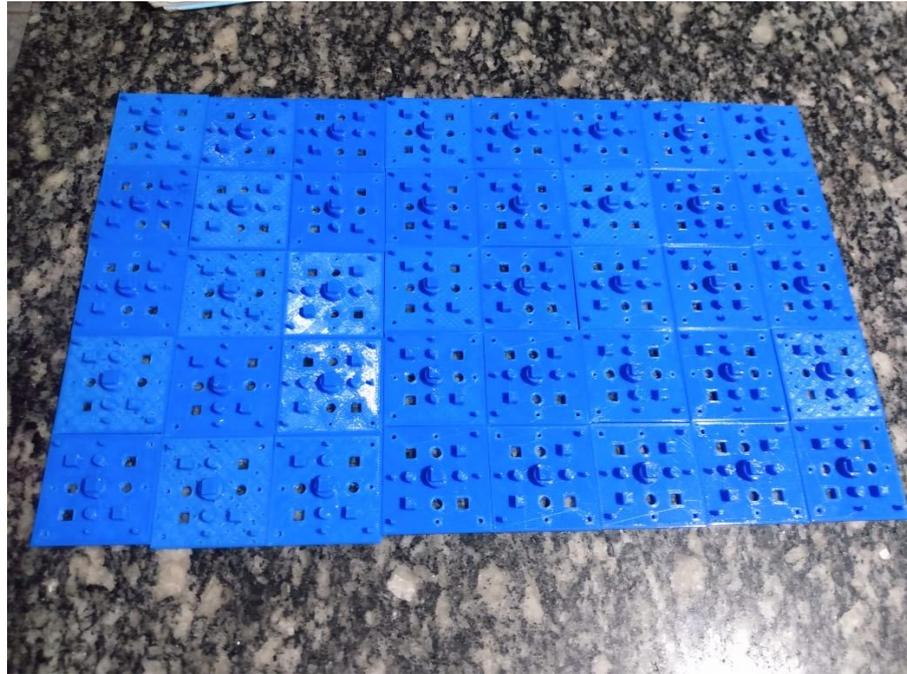
Para este estudo foram utilizados cerca de 40 experimentos, sendo 21 deles pontos principais, e 19 pontos auxiliares para melhorar a robustez e precisão do modelo estatístico.

3.2.3 Coleta de dados

Para evitar a influência dos efeitos da umidade do filamento, as impressões foram feitas com um filamento novo, e imprimindo uma após a outra, sem paradas para outra aplicação. As peças impressas estão mostradas na Figura 44. Para medi-las, foi utilizado um paquímetro digital com resolução 0,01 mm, utilizando o seguinte procedimento de medição:

- Após a medição de cada geometria, o paquímetro foi zerado;
- Para as medidas de perfil quadricular, cada lado foi medido duas vezes;
- Para as medidas de perfil circular, cada diâmetro foi medido três vezes.

Figura 44 - Peças utilizadas para análise de qualidade de impressão 3D.



Fonte: O Autor, 2020.

Tais procedimentos foram utilizados a fim de evitar vícios de medição e erro de procedimento. Após a coleta dos dados de cada entidade geométrica, foi calculada a média geral para cada geometria e utilizada como valor de resposta para a medida (vide apêndice).

A análise de dados foi feita em um *Jupyter notebook* escrito na linguagem *Python 3* (vide apêndice), visando responder algumas perguntas sobre os dados, as quais foram:

- **A deformação em furos e peças extrudadas funciona da mesma forma?**
- **A deformação é influenciada pelo tipo e tamanho de geometria?**
- **Qual o melhor modelo matemático para prever as respostas do processo?**
- **Qual a configuração ótima para todas as respostas do processo?**

Onde as duas primeiras foram respondidas através de testes estatísticos, a terceira pergunta foi obtida comparando alguns modelos de Regressão citados na seção 2.2.4. O modo como a última questão foi resolvida está explicado na seção posterior, 3.2.4.

3.2.4 Otimização de respostas

Para encontrar a combinação de entradas que fornece a melhor resposta é necessário achar o ponto ótimo que satisfaz a todas as saídas do processo. Devido ao modelo de Árvores de Decisão ser um modelo não-paramétrico não há como obter uma solução analítica, logo a

forma mais viável é utilizar o modelo de funções de desejabilidade. Segundo (MONTGOMERY, 2008) é um método utilizado para otimização de múltiplas respostas, em que cada saída do processo é transformada numa função d_i , em que o valor segue a restrição:

$$0 \leq d_i \leq 1$$

Em que $d_i = 1$ se o valor da saída i é igual ao valor-alvo e $d_i = 0$ se o valor da saída está fora da região aceitável. Após obter todas as funções de desejabilidade, calcula-se a desejabilidade composta, dada pela Equação 23:

$$D = (d_1 \cdot d_2 \cdot \dots \cdot d_m)^{1/m} \quad (23)$$

Em que m é o número de respostas. A equação acima é equivalente a média geométrica das funções de desejabilidade individuais. Analogamente, o valor de D segue a mesma restrição que os valores d_i . Caso ocorra de $D = 0$, significa que a configuração é indesejável.

Para o cálculo de d_i , baseia-se no tipo de valor-alvo desejado, se é o máximo, mínimo ou um valor específico. Neste trabalho, as saídas **Tempo de Processo**, **Consumo de Material** e **Fluxo de Gasto** precisam ser minimizadas, e a saída **Erro Dimensional** precisa obter o valor meta igual a zero. Com isso, se aplica as fórmulas 24 e 25 para valor mínimo e alvo, respectivamente.

$$d = \begin{cases} 1, & \text{se } y < T \\ \left(\frac{U-y}{U-T}\right)^r, & \text{se } T \leq y \leq U \\ 0, & \text{se } y > U \end{cases} \quad (24)$$

$$d = \begin{cases} 0, & \text{se } y < L \\ \left(\frac{y-L}{T-L}\right)^r, & \text{se } L \leq y \leq T \\ \left(\frac{U-y}{U-T}\right)^r, & \text{se } T \leq y \leq U \\ 0, & \text{se } y > U \end{cases} \quad (25)$$

Em que T é o valor-alvo utilizado, U é o valor máximo da resposta do processo, L é o valor mínimo, r é o grau de importância dado para a resposta, e y é o valor coletado da resposta para determinado experimento.

Porém, a ideia é que o algoritmo de otimização seja capaz de detectar uma solução que possa ser diferente dos 40 experimentos. Com isso usa-se uma malha de dimensão m , cuja ordem depende do grau de refinamento para cada resposta.

Neste trabalho, cada feature foi dividida em 5 valores, entre o valor mínimo o máximo utilizado no *DOE*. Multiplicando todos esses valores, obtém-se a quantidade de testes executados, o que oferecer o maior valor de D , é dado como a função ótima. Com isso, o segundo passo é concluído, e a modelagem do processo é utilizada para a confecção da *GUI*, que é o subprojeto final do trabalho.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo de resultados, os mesmos serão abordados da seguinte forma, serão divididos em três grandes tópicos, um para cada objetivo e subprojeto definido, e para cada subprojeto, se dividem em subtópicos abordando a análise de cada resposta que inclui: Quais os fatores mais relevantes na resposta e como cada resposta influencia, além de expor as tabelas de cálculo e a interface gráfica proposta no último tópico.

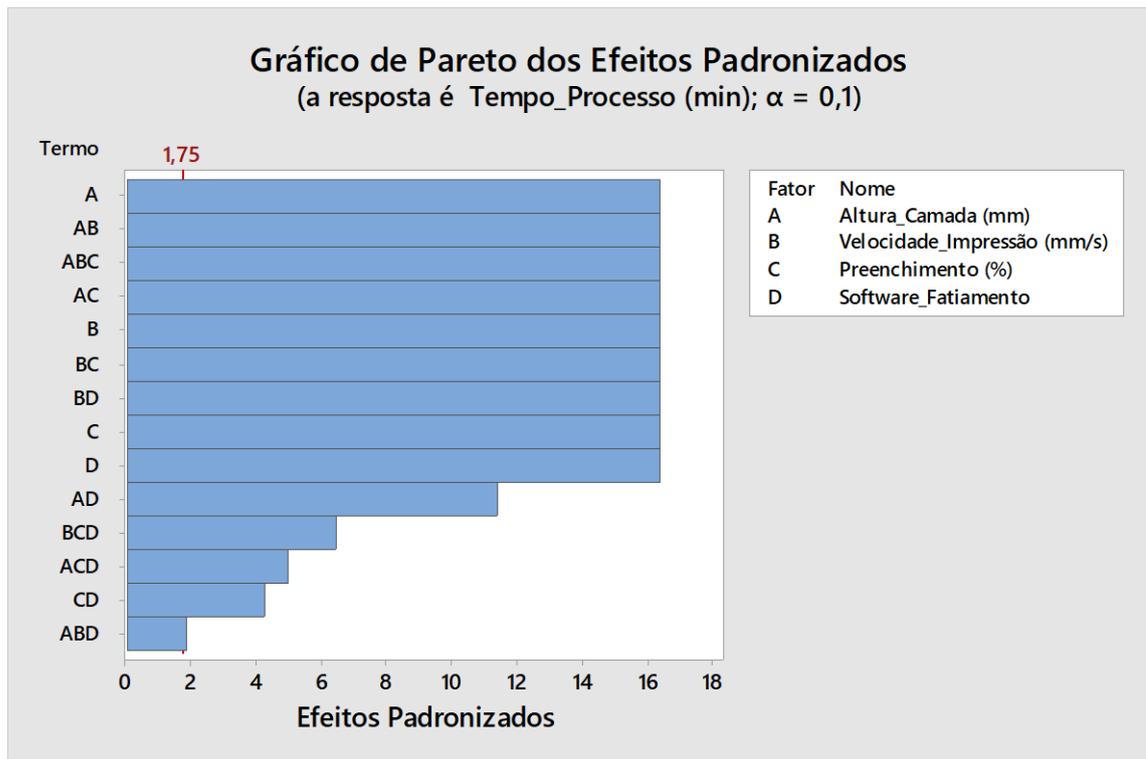
4.1 ANÁLISE DOS *SOFTWARES* DE *SLICING*

Neste tópico estão apresentadas as análises de **Tempo de Processo**, **Consumo de Material**, **Fluxo de Gasto**, **Erro dimensional**, e a tabela de decisão para escolha do *Software* mais adequado.

4.1.1 Análise do Tempo de processo

De acordo com o gráfico de Pareto na figura 45, todos os fatores selecionados influenciam no tempo de impressão. Isso é um indicativo de que o conjunto de fatores é apropriado para esta análise. Além disso, é importante verificar que os efeitos de interação estão presentes e afetam o tempo de processo. Cabe notar que dentre as interações mais relevantes, estão apenas as que envolvem os modelos numéricos, e que o *Software* é um fator que tem a influência maior como um termo linear.

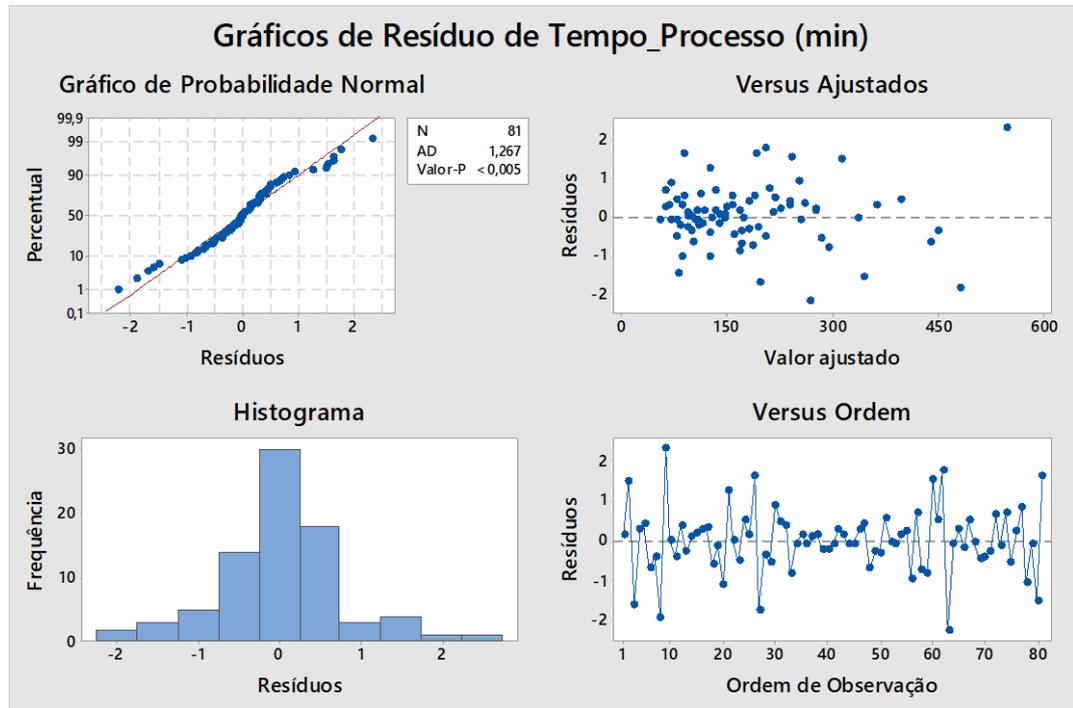
Figura 45 - Gráfico de Pareto dos efeitos influentes no tempo do processo.



Fonte: O Autor, 2020.

Um outro indicativo do sucesso da análise é dado pelo gráfico de resíduos, que na figura 46 indica a normalidade do erro residual. Segundo Montgomery (2008), quando os resíduos estão bem alinhados na reta normal pelo gráfico de probabilidade e possuem um formato de curva normal no histograma, é uma evidência da normalidade, embora o valor-p está abaixo do valor de 0.05, o que indica que os valores não são distribuídos normalmente. De toda forma, os resíduos são valores muito pequenos em relação aos valores de tempo de processo, e os *outliers* vistos no gráfico em sua maioria são os valores obtidos no *Slic3r*.

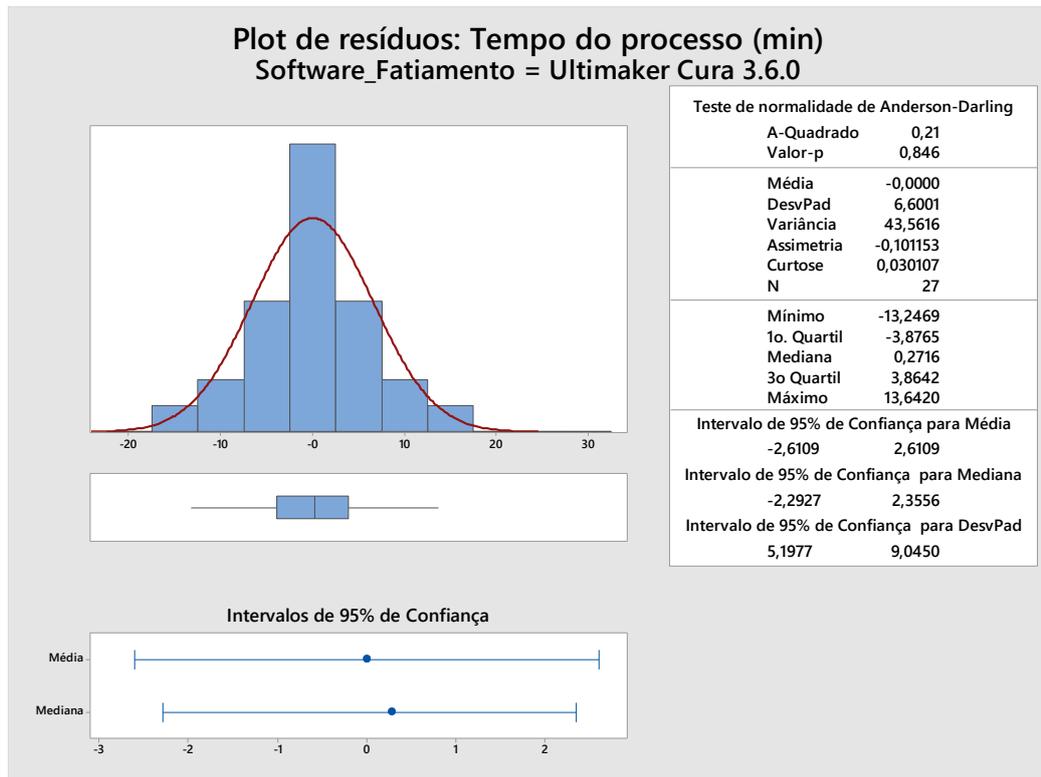
Figura 46 - Gráficos de Resíduos para o Tempo de processo.



Fonte: O Autor, 2020.

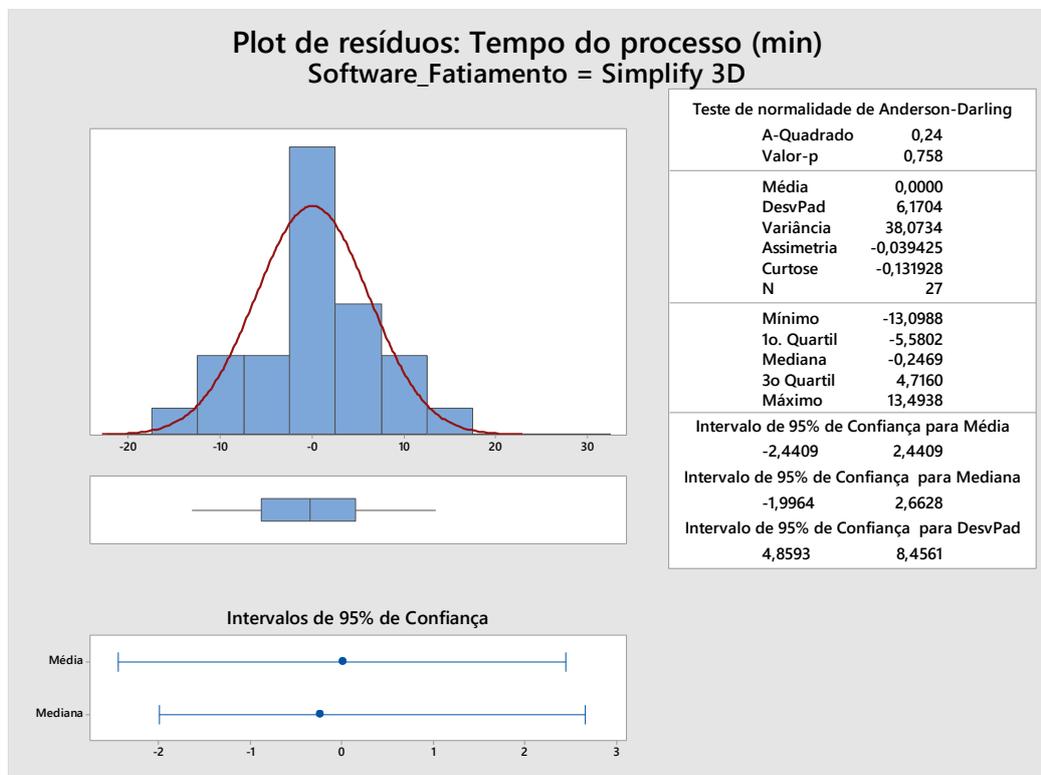
Para verificar de forma mais precisa, foi feito o teste de normalidade para cada *Software* de fatiamento separadamente, e como mostrado nas Figuras 47, 48 e 49, apenas o *Slic3r* não tem os erros residuais numa distribuição normal, o que indica que sua capacidade preditiva é menor em alguns pontos, em relação ao *Ultimaker Cura 3.6.0* e o *Simplify 3D*.

Figura 47 - Teste de normalidade da função Tempo de processo para o UC 3.6.0.



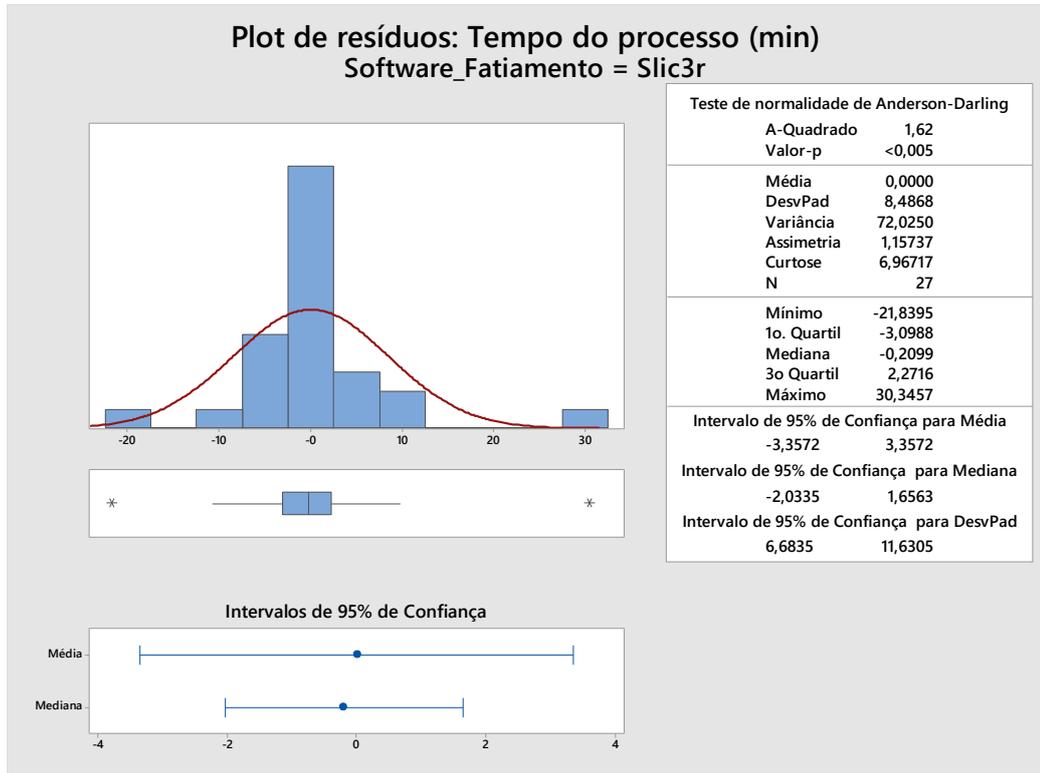
Fonte: O Autor, 2020.

Figura 48 - Teste de normalidade para o Tempo de processo no Simplify 3D.



Fonte: O Autor, 2020.

Figura 49 - Teste de normalidade do tempo de processo para o Slic3r.



Fonte: O Autor, 2020.

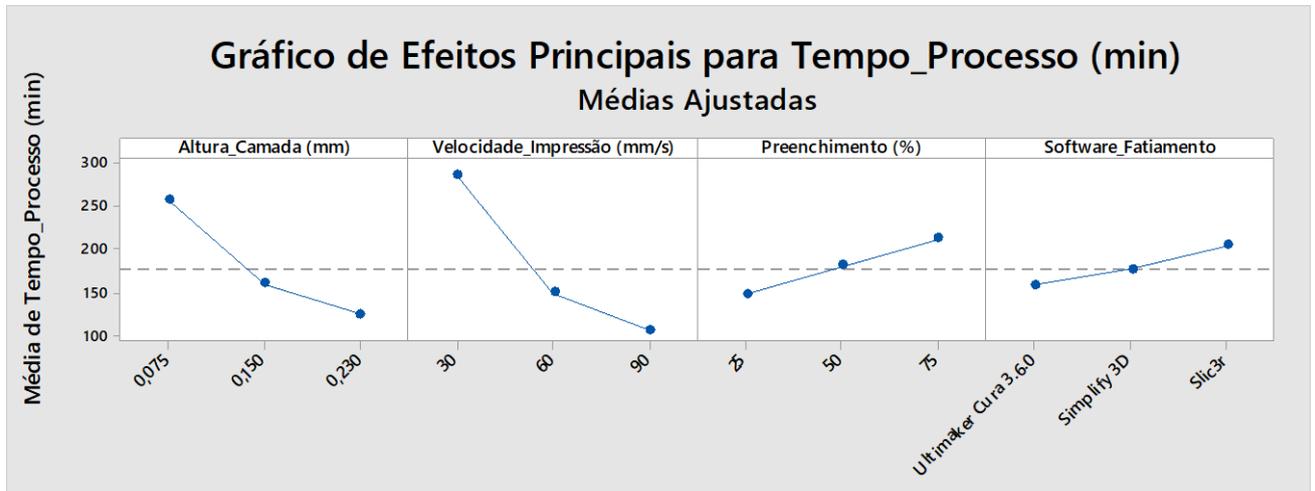
É importante verificar nos gráficos que há regiões que o modelo apresenta menor capacidade preditiva, nas regiões com o tempo de impressão superior a 300 min, e capacidade preditiva mais apropriada para prever resultados entre 60 e 300 min.

Quanto ao modo como cada fator influencia, foi necessário analisar o gráfico fatorial mostrado abaixo, na Figura 50. De acordo com o mesmo, o comportamento da altura de camada e velocidade segue uma não linearidade, cuja inclinação se reduz com o aumento do valor desses fatores. Já o preenchimento aumenta de forma linear, o que já era esperado, dado que é apenas o indicador de quanto de volume interno é sólido.

Pelo gráfico fatorial de interações, pode se confirmar o que foi informado no parágrafo anterior. Quanto maior a altura de camada e a velocidade de impressão, menor é a influência no tempo de impressão. Além disso, é possível observar que o valor do preenchimento é mais influente no tempo de impressão quando o valor da altura de camada é pequeno, ao aumentar a altura de camada da peça, a inclinação não é tão influenciada pelo preenchimento.

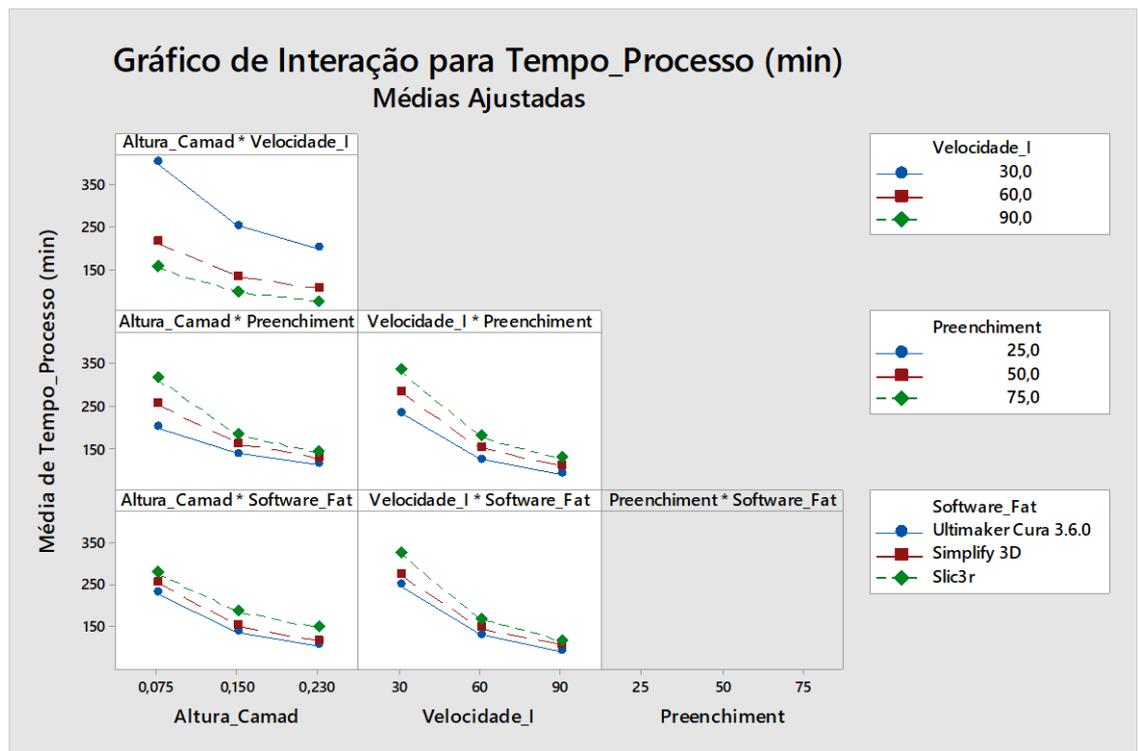
Uma aplicação dessa informação é que para fabricação de uma peça que precisa de resistência mecânica nos eixos x-y (vide Figura 51) e rápida fabricação, um alto valor de altura de camada e preenchimento é adequado, uma vez que o tempo de processo é pouco afetado pelo preenchimento com maiores alturas de camada.

Figura 50 - Gráficos fatorais de efeitos principais no tempo do processo.



Fonte: O Autor, 2020.

Figura 51 - Gráfico fatorial de interação de efeitos no tempo de processo.



Fonte: O Autor, 2020.

E finalmente, em relação ao *Software* de fatiamento, o *Ultimaker Cura 3.6.0* mostrou ter o menor tempo de processo, sendo o mais adequado para o usuário que preferir por impressões mais rápidas.

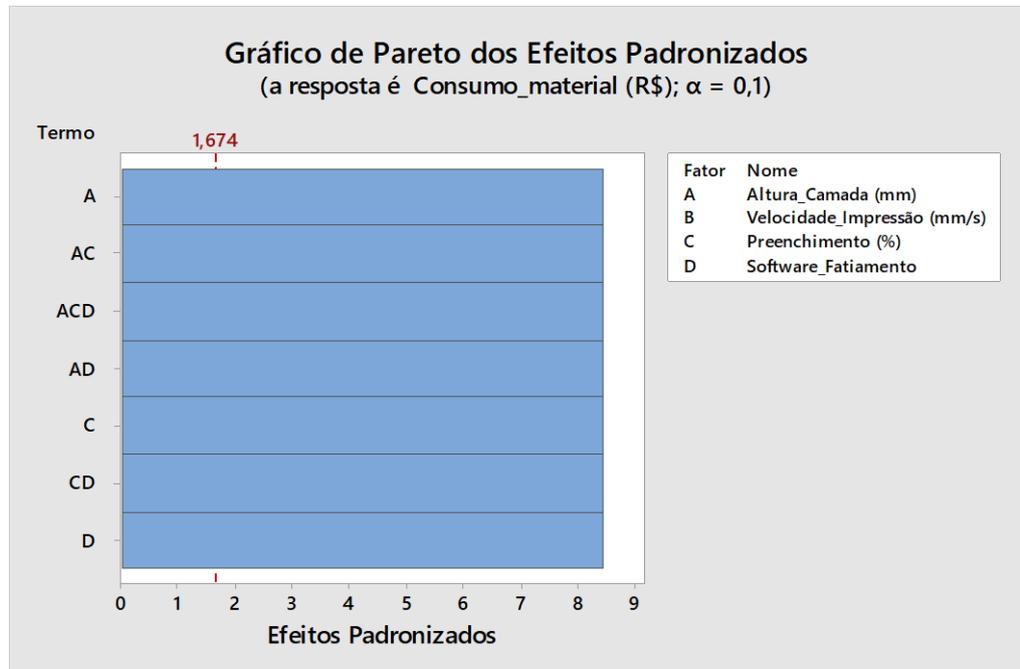
4.1.2 Análise de Consumo de material

Para analisar este parâmetro, é necessário conhecer as especificações do filamento usado, as quais são:

- Material: PLA;
- Fabricante: Sethi3D;
- Preço: R\$ 150/Kg;
- Cor: Vermelho Sólido;
- Densidade de fio: 2,96 g/m.

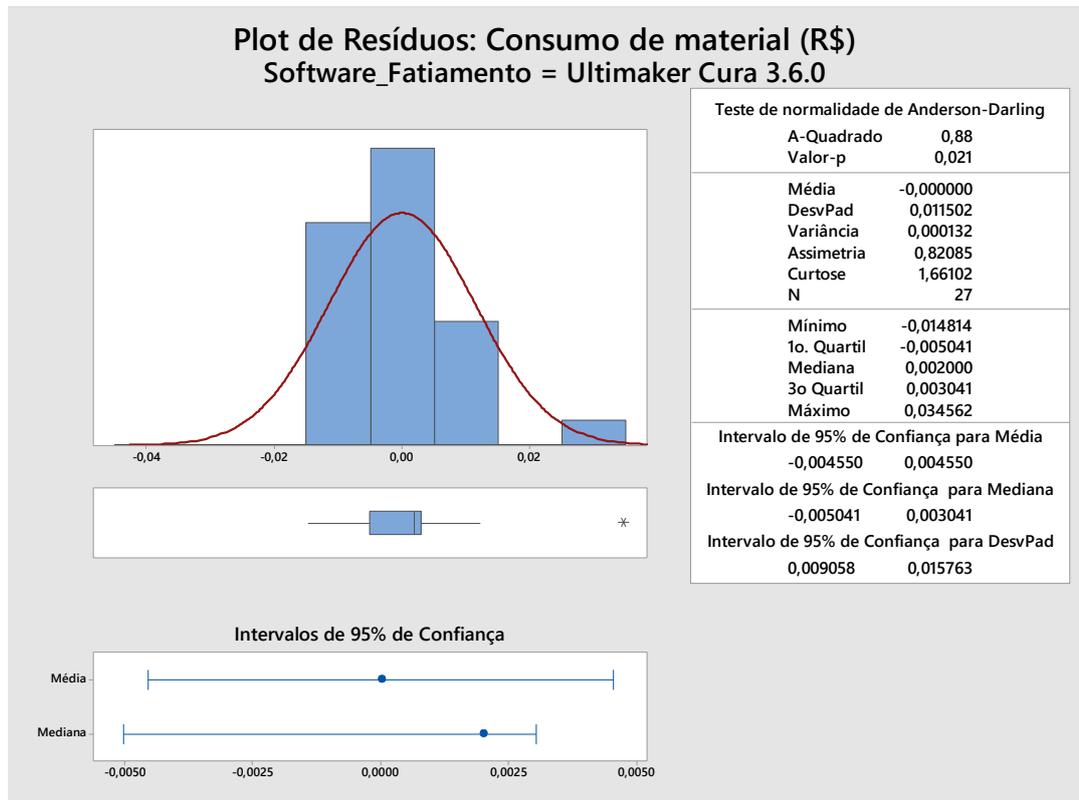
De forma análoga com o que foi feito para a análise de tempo do processo, o primeiro passo foi verificar o gráfico de Pareto para o consumo de material, exposto na figura 52. Nesse caso, a velocidade não exerce influência nenhuma. Isso já era um resultado esperado, já que a simulação não leva em conta os efeitos de escoamento do material no bico extrusor, mostrado na figura abaixo, Altura de camada, Preenchimento e *Software* são variáveis bastante relevantes, além de interagirem entre si.

Figura 52 - Gráfico de Pareto para o Consumo de Material.



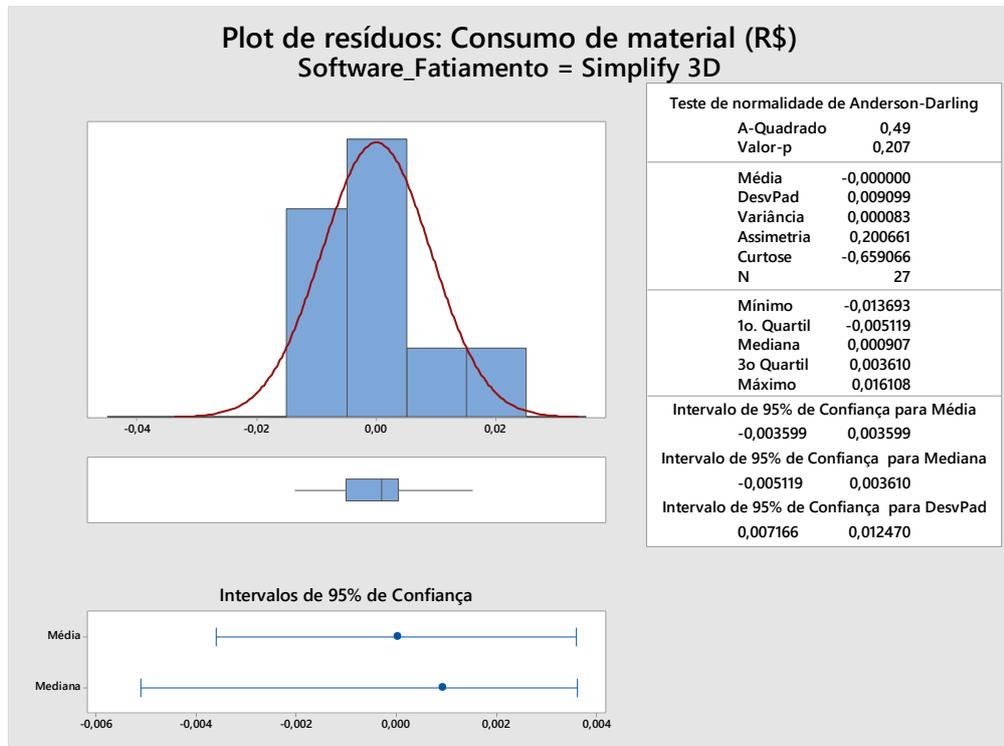
Fonte: O Autor, 2020.

Figura 54 - Teste de normalidade para o Consumo no Ultimaker Cura 3.6.0



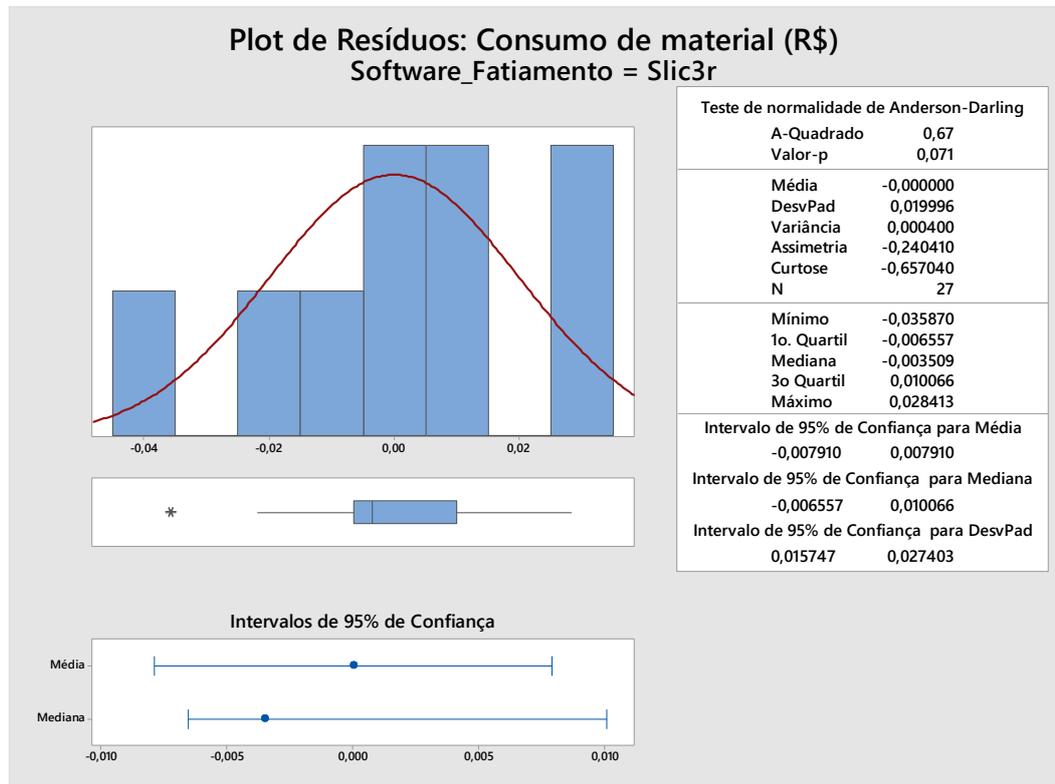
Fonte: O Autor, 2020.

Figura 55 - Teste de normalidade para o Consumo no Simplify 3D.



Fonte: O Autor, 2020.

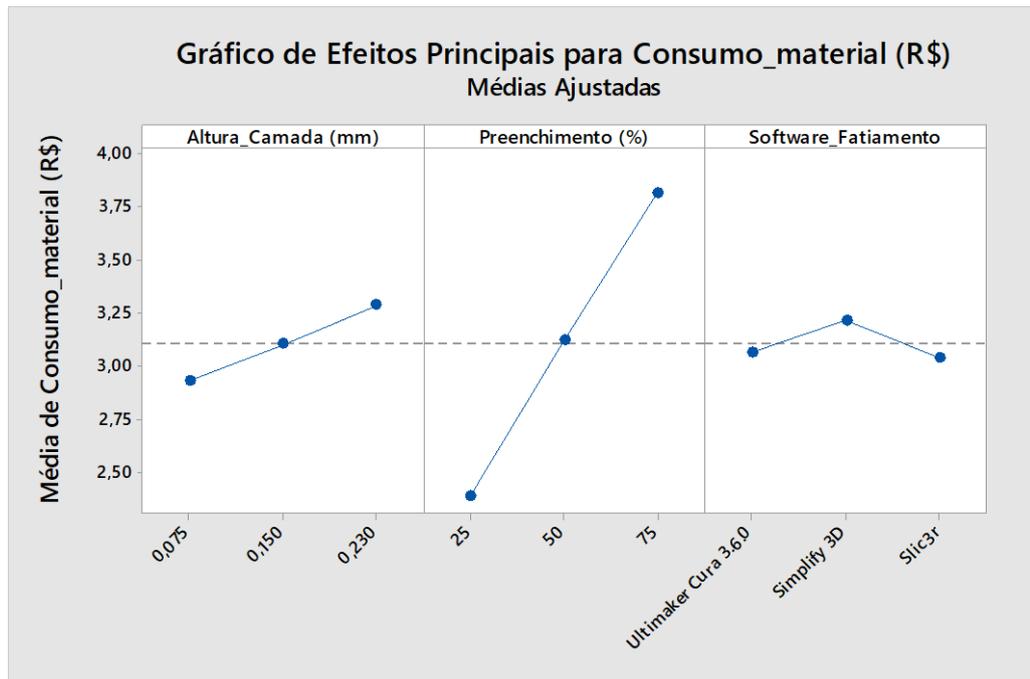
Figura 56 - Teste de normalidade para o Consumo para o Slic3r.



Fonte: O Autor, 2020.

Quanto ao modo como os fatores influenciam no gasto de material expostos na Figura 57, o comportamento do Preenchimento foi de acordo com o esperado, ao contrário do aumento de gasto em relação à altura de camada. À primeira vista isso pareceu um equívoco na modelagem do sistema, já que isso apenas indica a resolução das camadas sobrepostas no eixo z (vide figura 58).

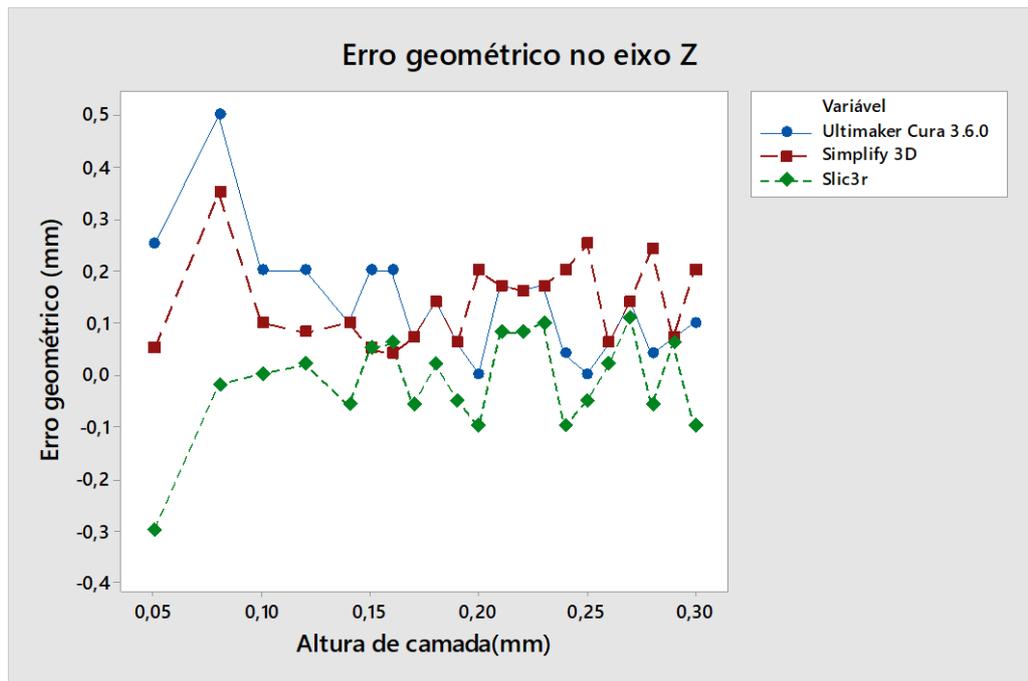
Figura 57 - Gráficos Fatoriais de efeitos principais para o Consumo de material.



Fonte: O Autor, 2020.

Para verificar esse problema, foi utilizado um experimento do tipo *OFAT*, para examinar o efeito da altura de camada nas propriedades geométricas na peça. E foi encontrado de fato um comportamento totalmente diferente. De acordo com o gráfico da Figura 58, ao gerar o *G-Code*, o *Slic3r* tende a deixar a peça menor do que o esperado, o que faz com que o mesmo seja o mais apropriado, se o usuário tiver como prioridade economizar material, desde que o eixo z da peça não seja uma dimensão crítica.

Figura 58 - Gráfico dos erros geométricos no eixo Z.

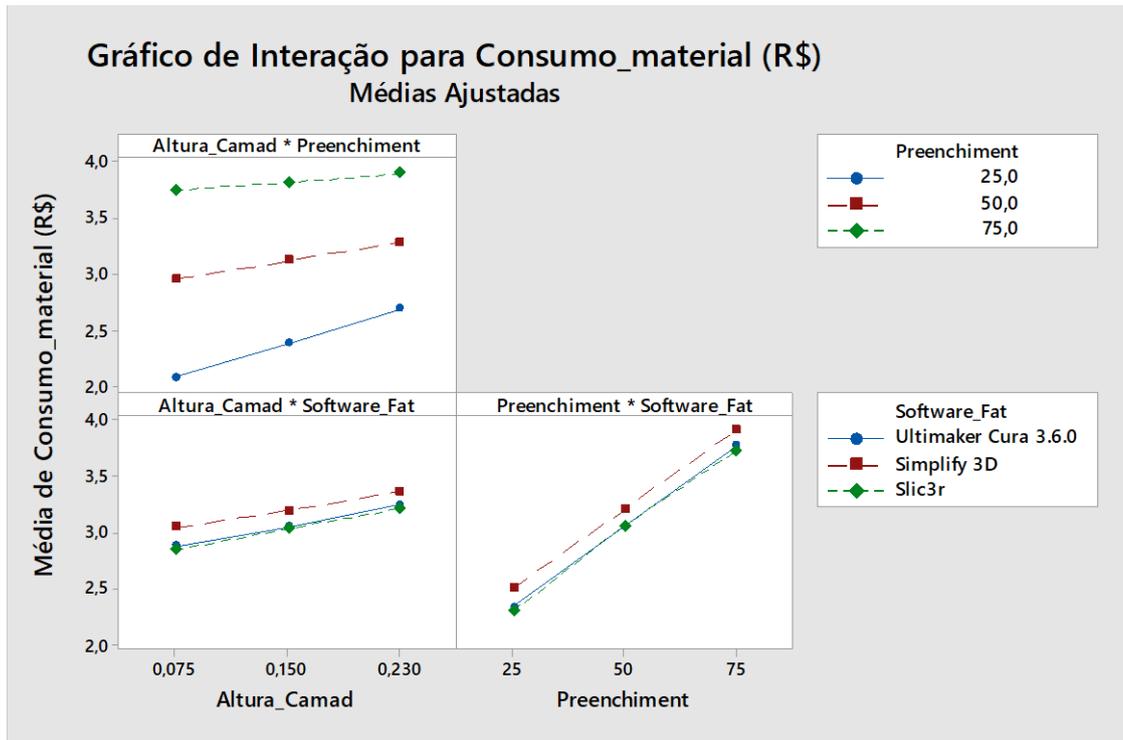


Fonte: O Autor, 2020.

Quanto ao *Simplify 3D* é o menos indicado para uso econômico quando se imprime entre 0,2 mm e 0,3 mm, já que o seu algoritmo para criar o *G-Code* trunca o valor de camadas para acréscimo de tamanho no eixo z. Semelhantemente ocorre com o *Ultimaker Cura 3.6.0*, porém para tamanhos de camada menor, entre 0,05 mm e 0,15 mm. Pelo gráfico dos efeitos de interações, observou-se que de fato o *Simplify 3D* é o menos apropriado para necessidade de economia de material.

Embora pareça uma afirmação que se contraponha com o gráfico da Figura 59, vale lembrar que esse gráfico foi feito pelo experimento *OFAT*, não considerando todas as outras condições operacionais possíveis.

Figura 59 - Gráfico fatorial de interação de efeitos para o Consumo de material.



Fonte: O Autor, 2020.

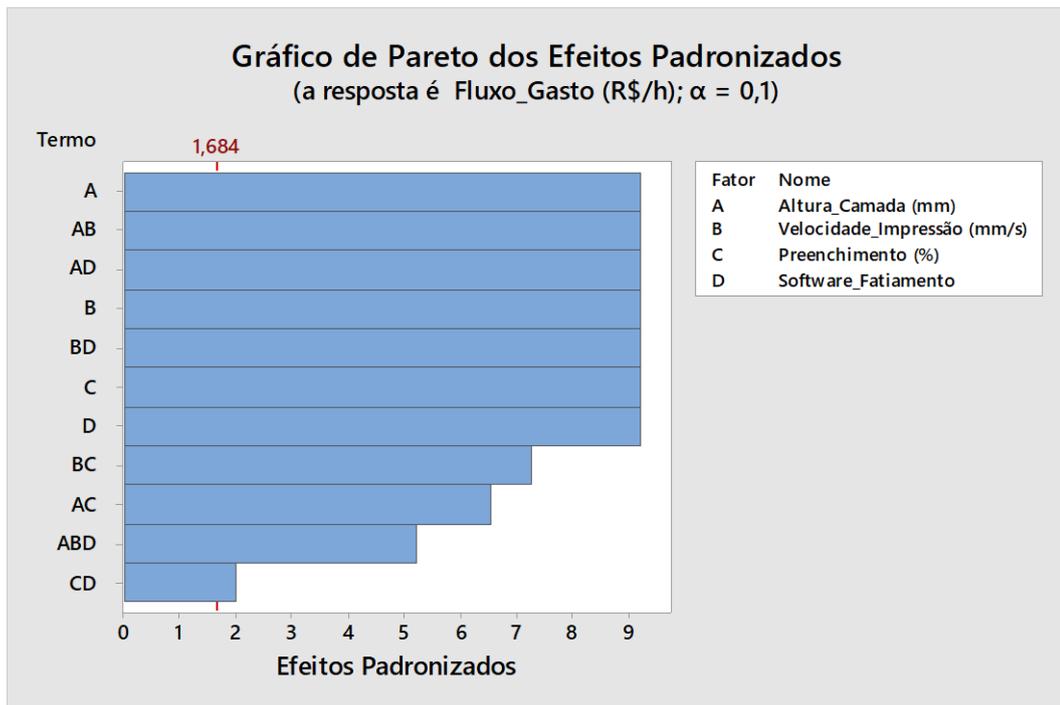
Uma outra análise feita foi verificar quais experimentos *OFAT* executados retornaram um valor mais adequado, de forma a reduzir o erro geométrico, em caso de necessidade do usuário. Para um total de 21 experimentos executados, o *Ultimaker Cura 3.6.0* falhou 11 vezes em aplicar a quantidade de camada mais adequada, o *Simplify 3D* falhou em 15 vezes, e o *Slic3r* falhou em 4 vezes.

Para todos estes casos, a adição de uma camada extra foi o mais adequado, uma evidência de que os *Softwares* priorizam menor tempo e gasto do que a qualidade dimensional do eixo z.

4.1.3 Análise de Fluxo de Gasto

A análise desta resposta foi mais simples, dado que é uma função das duas respostas anteriores. De acordo com o gráfico de Pareto na Figura 60, todos os parâmetros são relevantes. Dentre os efeitos de interação, percebe-se que as interações do Preenchimento com a velocidade de impressão e altura de camada são menos relevantes do que as interações do *Software* com a altura de camada e a velocidade.

Figura 60 - gráfico de Pareto para o fluxo de gasto.

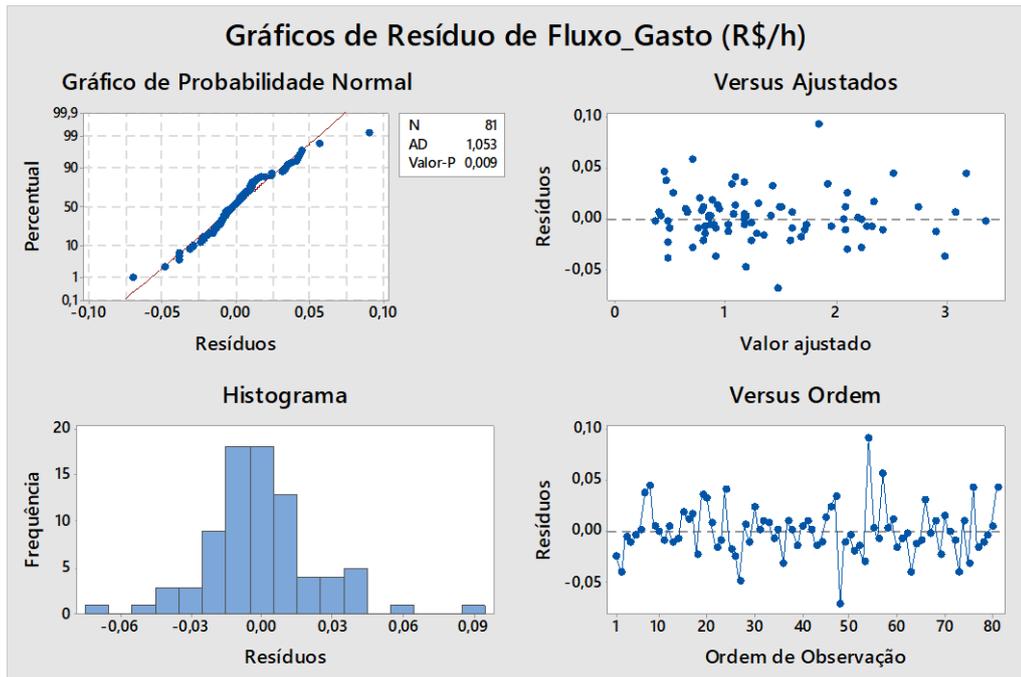


Fonte: O Autor, 2020.

Além disso, a resposta do sistema também apresenta comportamento não-normal, ainda que os pontos se aderiram a reta normal e que o formato da curva gaussiana no histograma, mas há uma concentração de pontos com maiores erros residuais nos extremos da curva, embora visualmente haja pontos com erro residual maior, são pontos que o valor da resposta é maior, analogamente para os pontos com menor fluxo de gasto, há menor erro residual.

Quanto a análise individual dos *Softwares*, todos possuem comportamento normal, o que indica que esses pontos extremos de maior erro residual estão distribuídos entre os *Softwares*. Os *outliers* encontrados em sua maioria são do *Slic3r*, o que mostra que sua capacidade preditiva é um pouco menor do que os outros dois *Softwares*.

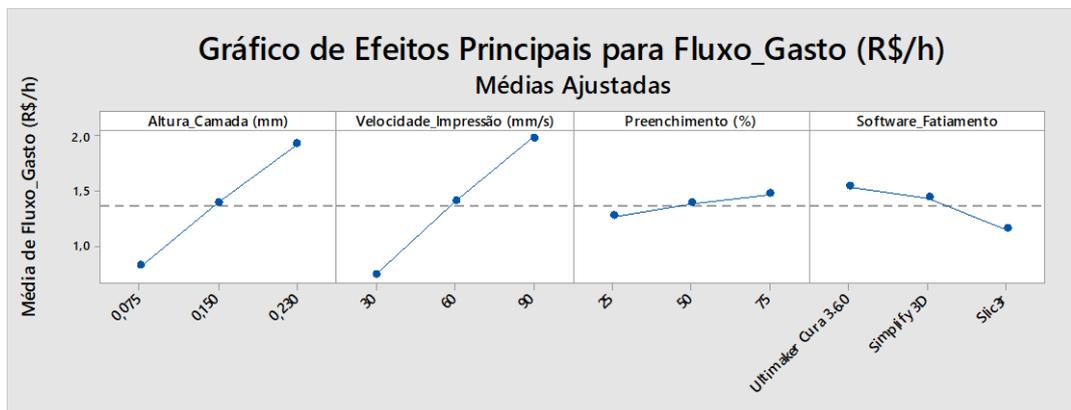
Figura 61 - Gráficos de resíduo para o Fluxo de gasto.



Fonte: O Autor, 2020.

Foi verificado também que a altura de camada e velocidade, fatores mais influentes no tempo de processo, são os que mais influenciam no fluxo de gasto. De acordo com a Figura 62, o preenchimento tem a menor influência, já que as outras variáveis citadas influenciam de forma não-linear. A partir do gráfico, se conclui também que o *Slic3r* além de ser o mais apropriado para impressões mais econômicas, é o mais apropriado para reduzir o fluxo de gasto, útil para aumentar o tempo para tomada de decisões durante a impressão das peças.

Figura 62 - Gráficos fatoriais de efeitos principais para o fluxo de gasto.



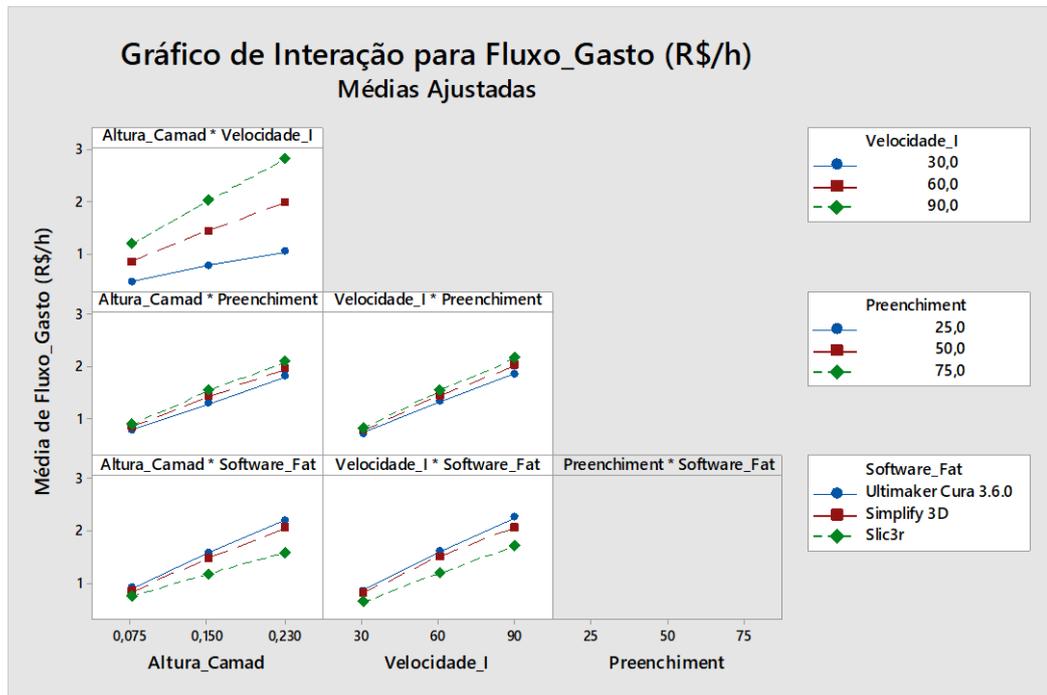
Fonte: O Autor, 2020.

Mais informações puderam ser obtidas pela influência nos termos de interação. Na Figura 63 consta que na interação entre altura de camada e velocidade percebe-se que quanto

maior a velocidade usada, mais a altura de camada influencia no fluxo de gasto, o que indica que se o usuário precisa de maior tempo de decisão e um processo curto, altas velocidades e menores alturas de camada são uma boa escolha.

Para o preenchimento, não há tanta interferência, já que as inclinações não variam tanto. Para a interação da altura de camada e velocidade de impressão com o *Software*, fica claro que o *Slic3r* é mais apropriado para essa resposta do que o *Ultimaker Cura 3.6.0* e o *Simplify 3D*

Figura 63 - Gráfico de interações de efeitos para o fluxo de gasto.



Fonte: O Autor, 2020.

4.1.4 Análise de Erro dimensional (Confiabilidade)

Para analisar a influência das variáveis na resposta, foi feito um *DOE* do tipo fatorial completo, utilizando como fatores: **Medida e Software**, como visto na Tabela 4, em que a variável **Medida** é o diâmetro projetado no *Benchmark*.

Tabela 4 - Fatores utilizados para de Erro dimensional.

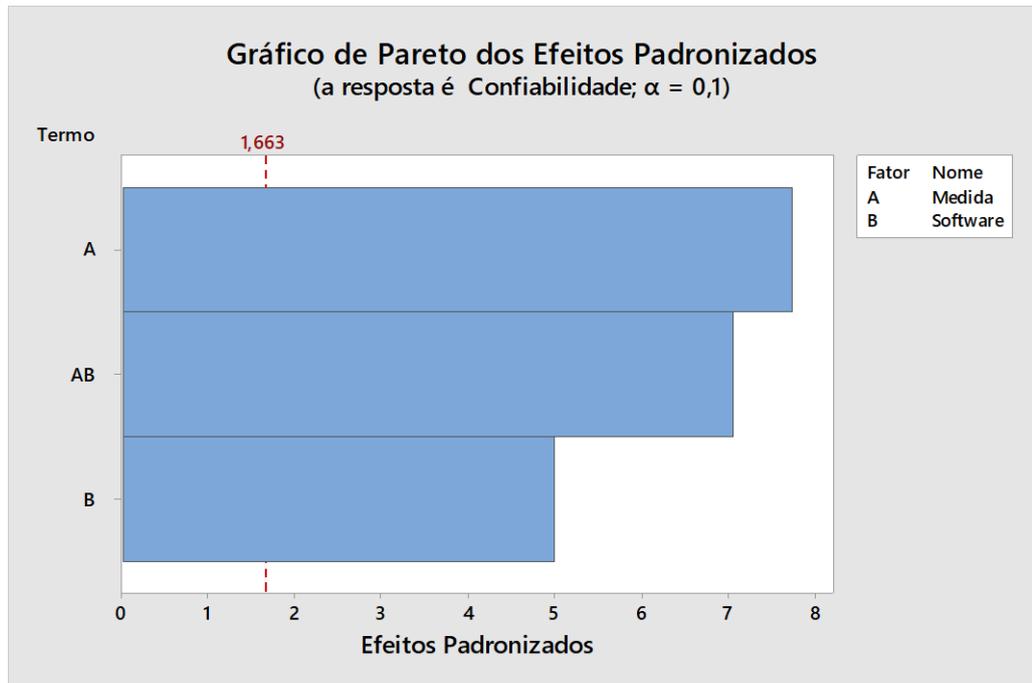
Informações dos Fatores

Fator	Níveis	Valores
Medida	7	2; 5; 10; 15; 20; 25; 30
Software	3	Ultimaker Cura 3.6.0; Simplify 3D; Slic3r

Fonte: O Autor, 2020.

Neste caso, o modelo de regressão é mais simples, considerando apenas os efeitos lineares e de interação. De acordo com o gráfico de Pareto na Figura 64, é verdadeira a influência do *Software* na confiabilidade da peça.

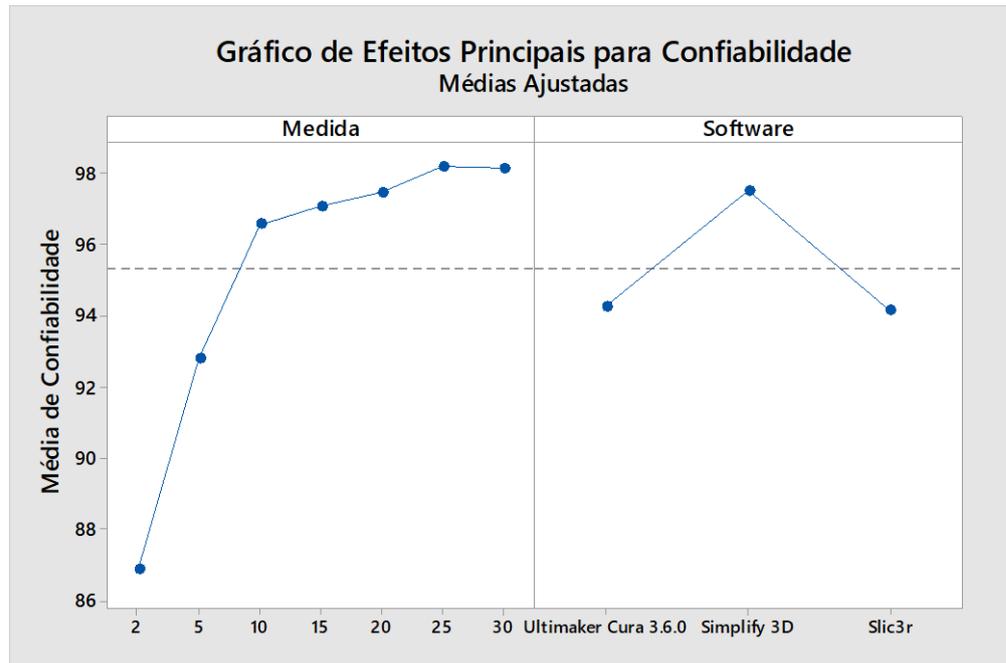
Figura 64 - Gráfico de Pareto para análise de Erro Dimensional.



Fonte: O Autor, 2020.

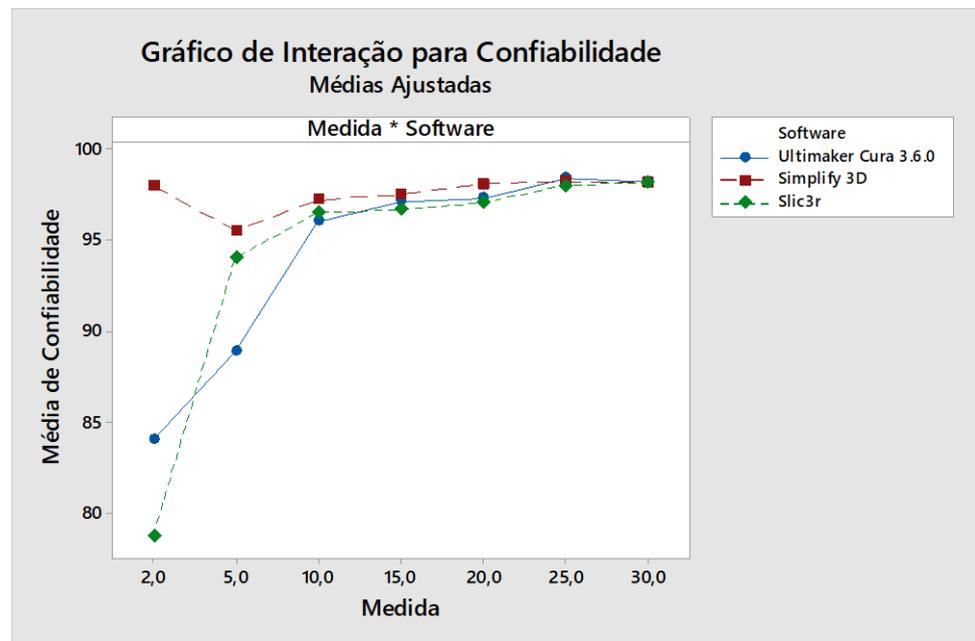
Os gráficos fatoriais mostraram influências interessantes na confiabilidade, como por exemplo: O *Simplify 3D* apresentou a melhor confiabilidade dos três, tendo um valor alto até em pequenos furos no *Benchmark*, o que indica que o mesmo foi menos afetado pelo desvio de forma, como notado no gráfico fatorial de interação medida x *software*. Além disso, a confiabilidade em função das dimensões se assemelha bastante a uma função exponencial com argumento negativo.

Figura 65 - Gráficos fatoriais de efeitos principais para o Erro dimensional.



Fonte: O Autor, 2020.

Figura 66 - Gráfico fatorial de interações de efeitos para o Erro dimensional.



Fonte: O Autor, 2020.

4.1.5 Tabela para escolha do Software de fatiamento

Pela aplicação da Equação 8, e os dados dos gráficos fatoriais nas figuras 50, 57, 62 e 65, os valores foram colocados na Tabela 5.

Tabela 5 - Tabela de decisão do Software de fatiamento mais adequado.

Software	Tempo de Processo	Consumo de material	Fluxo de gasto	Confiabilidade
Ultimaker Cura 3.6.0	1	0,991	0,744	0,431
Simplify 3D	0,898	0,946	0,8	1
Slic3r	0,775	1	1	0,422

Fonte: O Autor, 2020.

Para aplicar a tabela, foi utilizada a Equação 21 e 22, é necessária uma breve descrição do cenário de trabalho: Ao aplicar o cálculo para a análise de qualidade das peças, requer mais tempo, já que o *DOE* aplicado foi mais complexo do que este, o que exigiu que o tempo de fabricação fosse mais curto. Quanto a quantidade de material, não foi um problema, visto que apenas um filamento já foi mais que o suficiente.

O fluxo de gasto foi levado como importante, visto que para as impressões posteriores o processo precisou ser supervisionado para que ocorresse corretamente. E finalmente para a confiabilidade, não foi um valor tão considerável, visto que os desvios de formas foram vistos como muito relevante para dimensões muito pequenas, cerca de 1 a 2 mm, cujo problema foi resolvido.

Logo, utilizou-se a seguinte configuração:

- $x_{tempo\ de\ processo} = 10$;
- $x_{consumo\ de\ material} = 0$;
- $x_{fluxo\ de\ gasto} = 5$;
- $x_{confiabilidade\ de\ impressão} = 1$.

Com isso, foram obtidas as eficiências iguais a 0.885, 0.874 e 0.823, para o *Ultimaker Cura 3.6.0*, *Simplify 3D* e *Slic3r*, respectivamente. A partir desse resultado, o *Ultimaker Cura 3.6.0* foi escolhido para ser utilizado na análise de qualidade, no tópico a seguir.

4.2 ANÁLISE DE QUALIDADE DE PEÇAS GERADAS POR IMPRESSÃO 3D

De acordo com a metodologia, o *Ultimaker Cura 3.6.0* foi o *Software* mais adequado para o estudo, utilizado para os experimentos. Inicialmente os dados coletados tinham sido analisados pelo método de Regressão Linear, pelo MINITAB, porém o modelo obtido foi

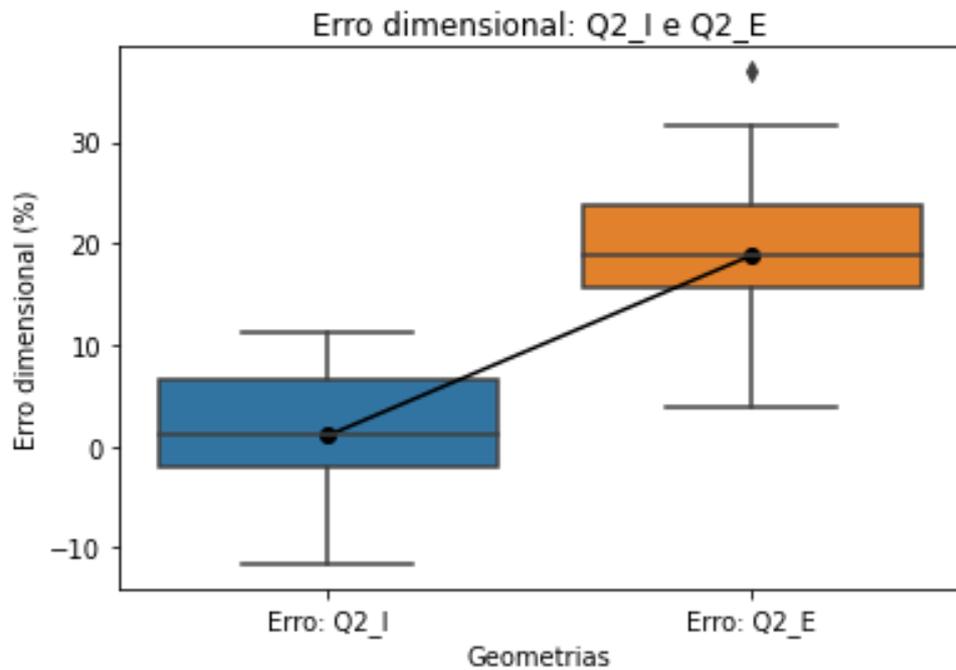
bastante inadequado, de modo que a maioria das geometrias apresentou problemas de *Underfitting* e *Overfitting*, exceto as saídas não-geométricas.

Com isso, houve a necessidade de fazer uma análise de dados mais aprimorada. Através da linguagem de programação *Python* no *Jupyter Notebook*, foram feitas algumas análises para obtenção de alguns *insights* sobre os dados. A primeira coisa a ser feita foi procurar a resposta para as seguintes perguntas:

- A deformação em furos e peças extrudadas funciona da mesma forma?

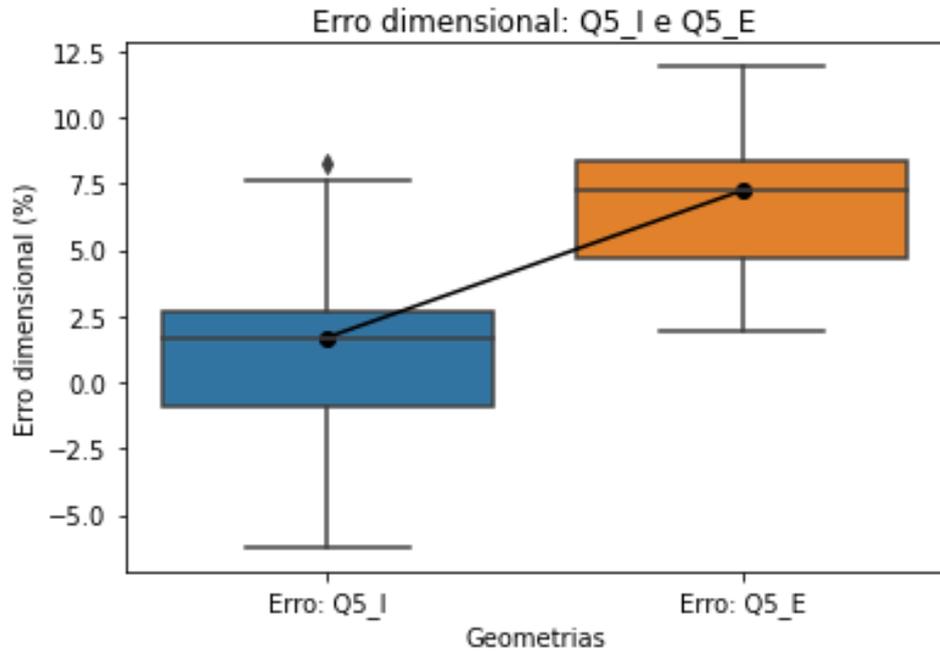
Para a solução deste problema foi utilizado o teste de hipótese de *t-student* para duas amostras de dados, utilizando-se $p\text{-value} = 0.05$.

Figura 67 - Comparação de erro geométrico entre Q2_I e Q2_E.



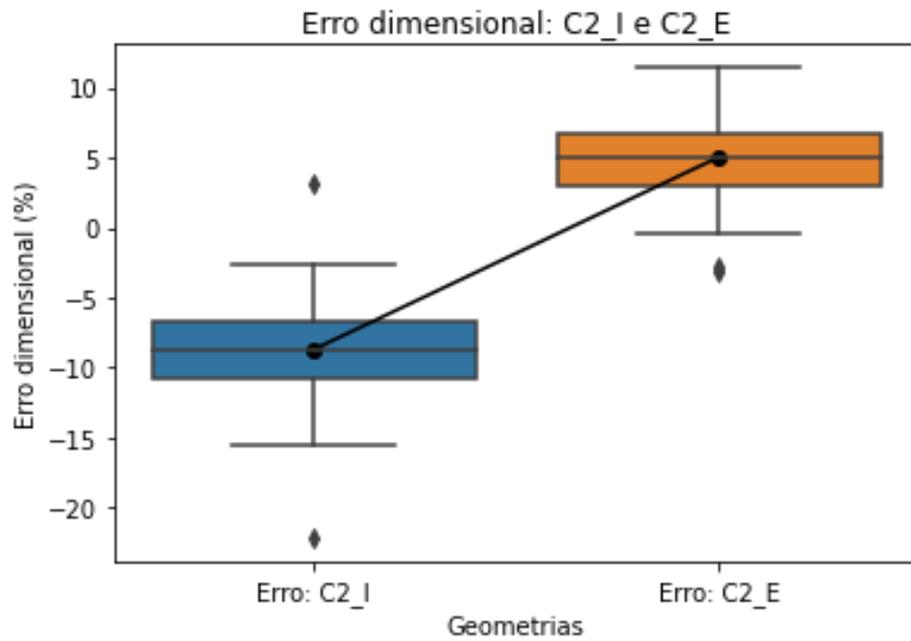
Fonte: O Autor, 2020.

Figura 68 - Comparação de erro geométrico entre Q5_I e Q5_E.



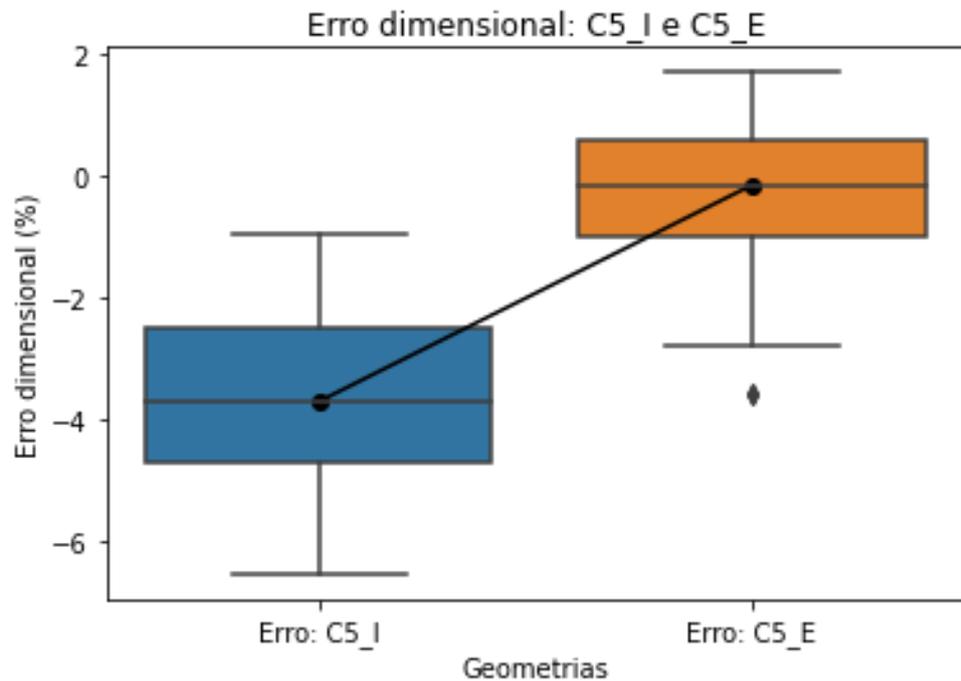
Fonte: O Autor, 2020.

Figura 69 - Comparação de erro geométrico entre C2_I e C2_E.



Fonte: O Autor, 2020.

Figura 70 - Comparação de erro geométrico entre C5_I e C5_E.



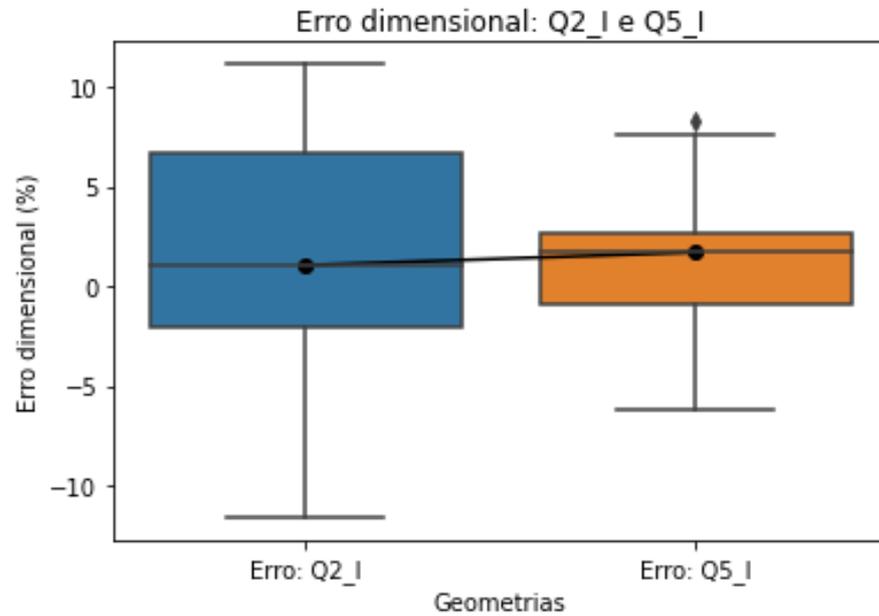
Fonte: O Autor, 2020.

Para ambos casos, o *p-value* foi incrivelmente baixo, o que significa que os dados permitem descartar a hipótese nula com 95 % de confiança e que provavelmente é real: As peças extrudadas são mais suscetíveis a deformação do que os furos, sejam eles de perfil circular ou quadricular.

- A deformação é influenciada pelo tamanho da geometria?

O raciocínio é análogo, o mesmo tipo de teste de hipótese, obtendo os seguintes gráficos:

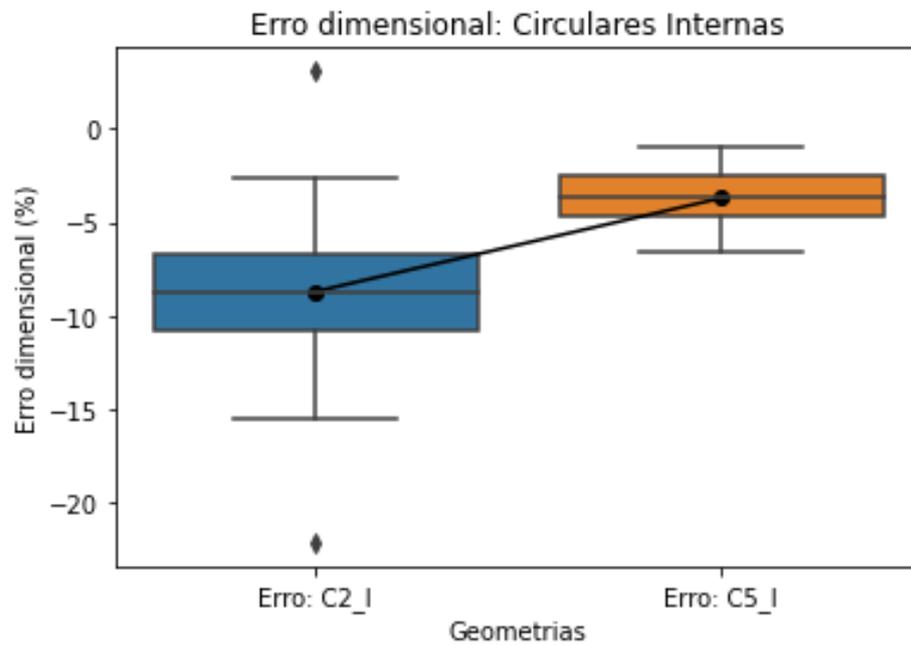
Figura 71 - Comparação entre geometrias quadriculares internas.



Fonte: O Autor, 2020.

Inicialmente, era esperado que ocorresse uma redução, dado que a impressora conseguiria imprimir melhor com medidas maiores. Embora ao aplicar o teste de hipótese, a hipótese nula não pôde ser rejeitada. Disto pode-se pensar que: O erro geométrico dos furos quadriculares não possui grande influência do tamanho de geometria quando esta se encontra entre 4 e 25 mm², embora isto pode ser um erro tipo II. Seguindo a análise, foi aplicado também para os furos circulares:

Figura 72 - Comparação entre geometrias circulares internas.

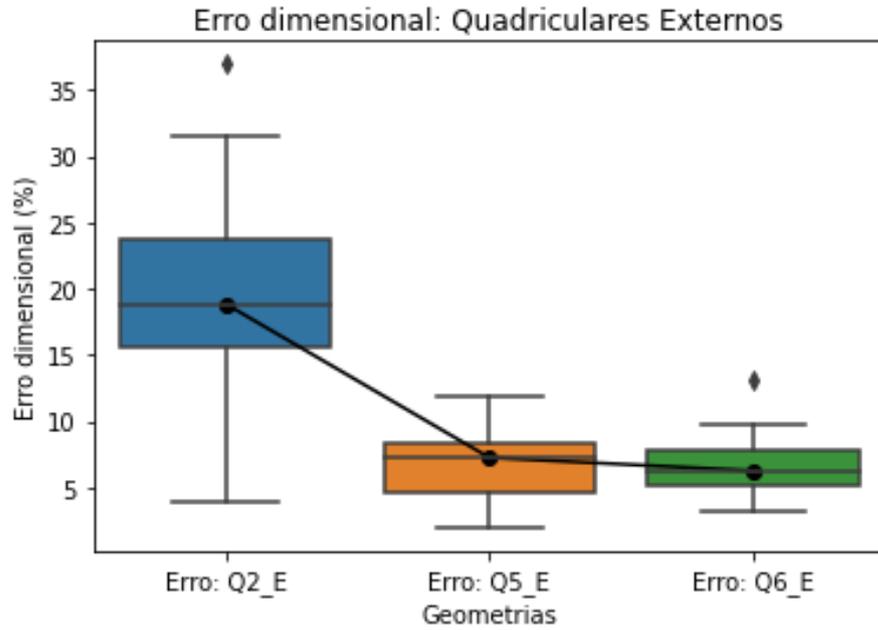


Fonte: O Autor, 2020.

Houve um aumento, assim como no caso dos furos quadrulares. O teste de hipótese rejeita a hipótese nula, o que informa que o tamanho tem uma influência mais relevante. Isso faz dar mais credibilidade a hipótese de que o tamanho influencia, mas para geometrias quadrulares a influência é mais fraca.

Para as geometrias externas, se utilizou dois testes de hipóteses, entre o primeiro nível e o segundo e entre o segundo nível e o terceiro, conforme as figuras abaixo:

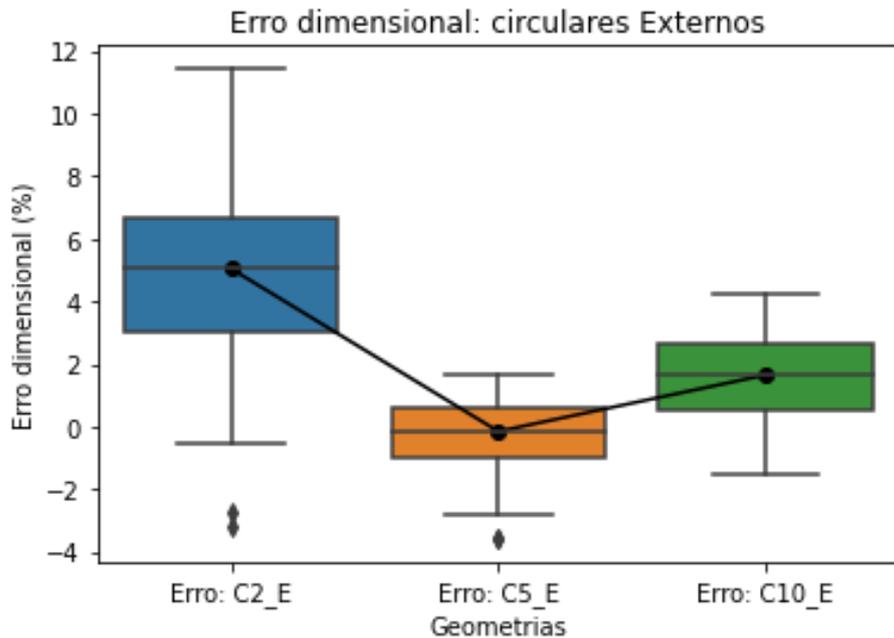
Figura 73 - Comparação entre geometrias quadriculares externas.



Fonte: O Autor, 2020.

Os testes de hipóteses confirmam o formato mostrado na figura acima, o que identifica que a partir de 25 mm² a influência do tamanho é mais fraca ou não existente (pois o segundo teste de hipótese não rejeitou H0), o que indica que a impressora tende a um erro constante com o aumento da geometria, podendo a mesma ser utilizada como padrão para peças com geometrias maiores, no caso dela ter perfil quadricular.

Figura 74 - Comparação entre geometrias circulares externas.



Fonte: O Autor, 2020.

Conforme figura acima, houve um aumento não esperado na região entre diâmetro de 5mm e 10mm. Um dos motivos é um erro tipo I, ou o aumento da geometria pode fazer com que mais fibras de impressão realizem esforço mecânico na direção externa. Embora pensar isso faria com que o mesmo ocorresse na região entre 2 e 5mm.

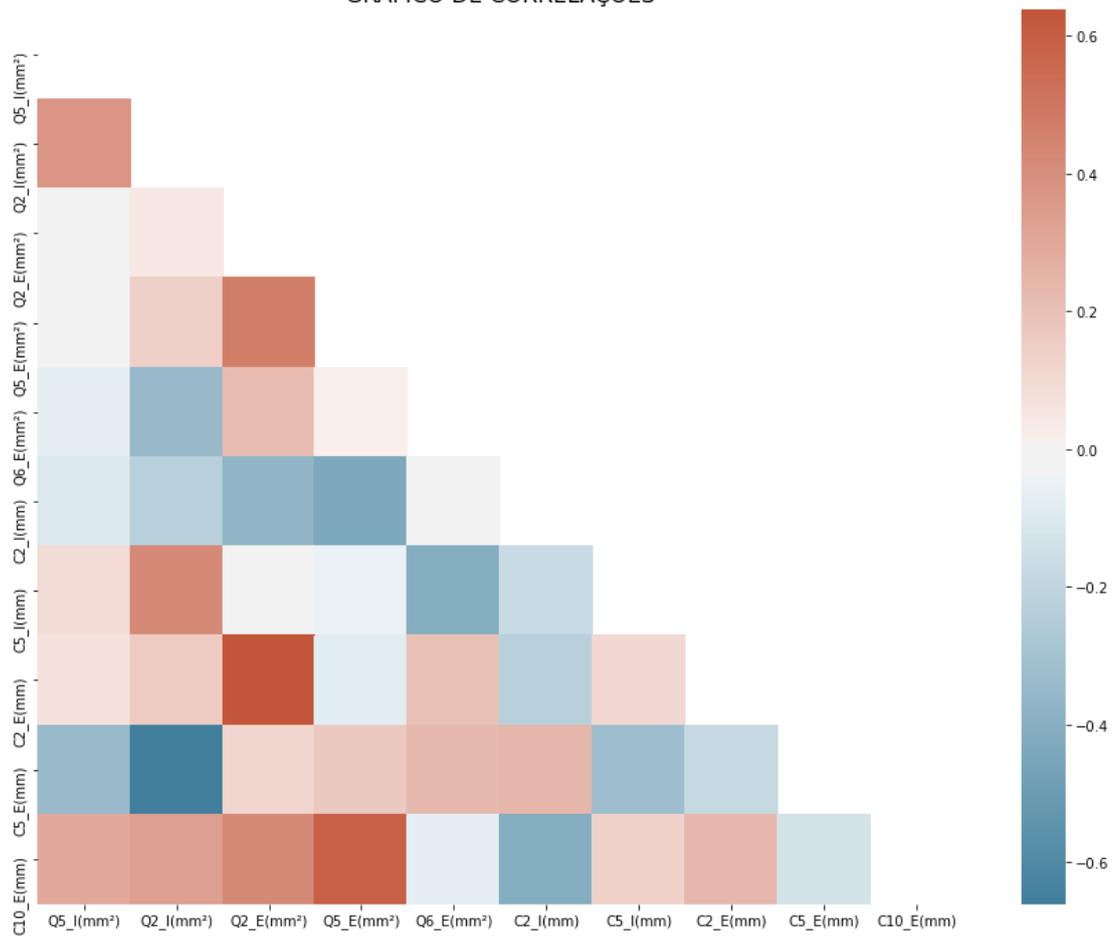
Diante dessas duas hipóteses, não foi possível obter um veredicto sem considerar o efeito de cada parâmetro de impressão, o que tornou necessário encontrar um modelo preditivo para explicar a variabilidade de resposta.

- Qual o melhor modelo de *Machine Learning* para resolução do problema?

Conforme citado na fundamentação teórica, é importante ter um modelo com as melhores métricas ($R^2, R_{adj}^2, R_{pred}^2$). Para evitar problemas de *Underfitting* e *Overfitting*. Foram utilizados 5 modelos: Regressão Linear, Regressão *Lasso*, Regressão *Ridge*, Árvores de Decisão e Bosques Aleatórios.

Mas antes de aplicar os modelos, é importante verificar se as medidas não possuem correlação entre si, isto é, se o valor de uma geometria não é influenciado pela outra. Conforme a figura abaixo, a correlação da grande maioria é fraca, logo, podem ser consideradas como independentes, para obtenção deste gráfico foi utilizado um comando do *Python* para correlação de variáveis de *Pearson*, aplicada para detectar relações lineares entre duas *features*.

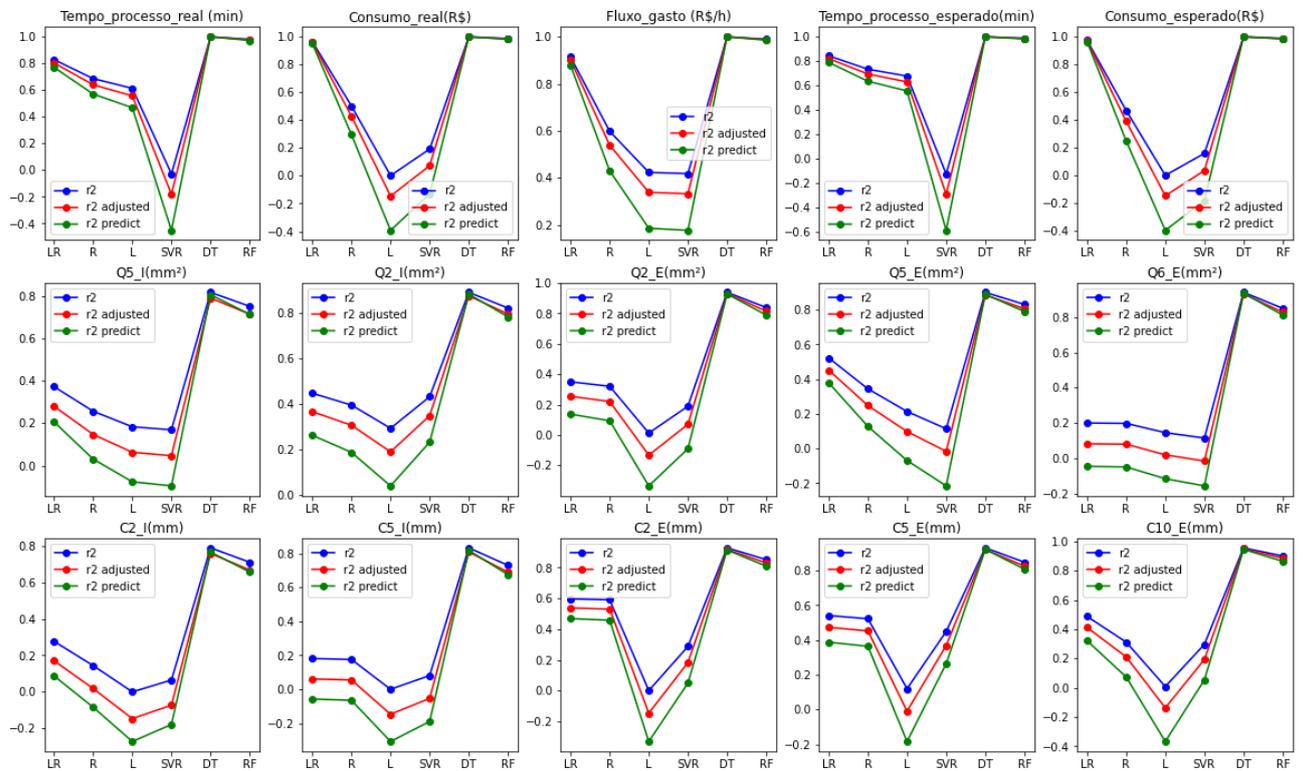
Figura 75 - Matriz de correlação entre as geometrias do Benchmark.
GRÁFICO DE CORRELAÇÕES



Fonte: O Autor, 2020.

Em seguida, foram aplicados os modelos, para cada saída do processo, para as geometrias e para os tempos e gastos, obtendo os gráficos abaixo:

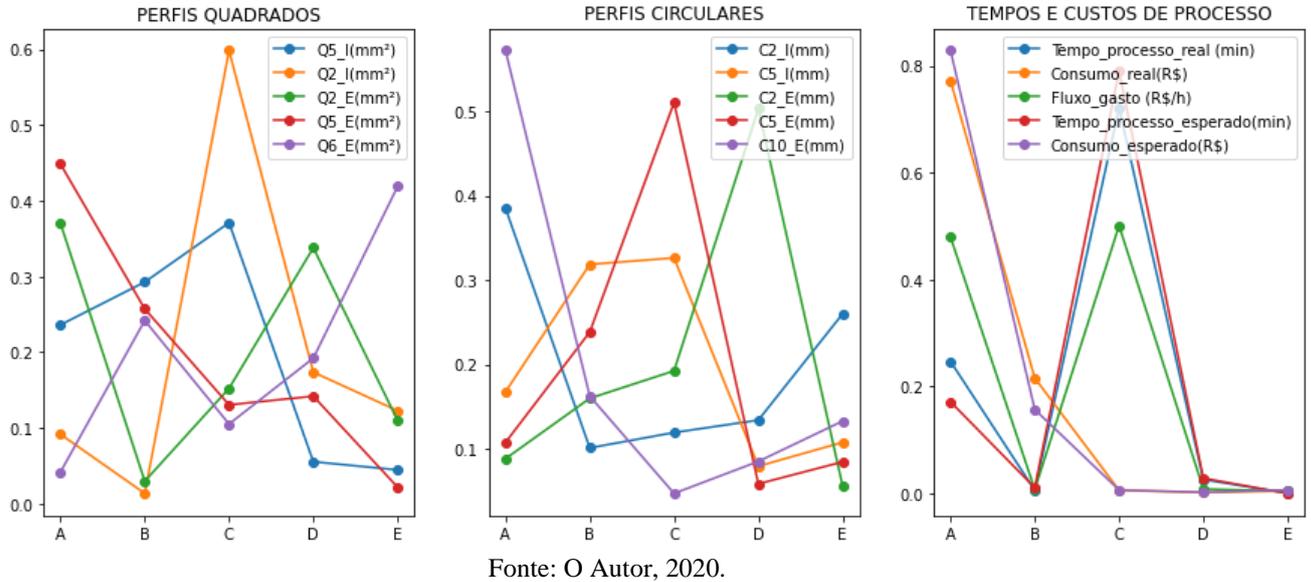
Figura 76 - Comparação entre algoritmos de Machine Learning.
ANÁLISE DE ALGORÍTMOS DE MACHINE LEARNING



Fonte: O Autor, 2020.

Com o que o gráfico exibe, o modelo DT – (*Decision Tree* ou *Árvores de Decisão*) possui o melhor desempenho. Com isso, o modelo de *Árvores de Decisão* foi julgado como o mais adequado para a análise do processo, pois apresenta as melhores métricas para os indicadores R^2 , R^2_{adj} e R^2_{pred} . Baseado no modelo escolhido, foi aplicado um comando em *Python* para avaliar o quanto cada *feature* consegue explicar a variabilidade de dados, para cada saída do processo, utilizando a função *feature_importance*, gerando a figura 77. O gráfico é analisado da seguinte forma: Cada saída do processo é representada por uma curva com 5 pontos, e cada ponto identifica o quão impactante é o efeito das variáveis de entrada sobre a saída.

Figura 77 - Gráfico de importância das *features* sobre as respostas do processo.
IMPORTÂNCIA DAS VARIÁVEIS PREDITORAS



Fonte: O Autor, 2020.

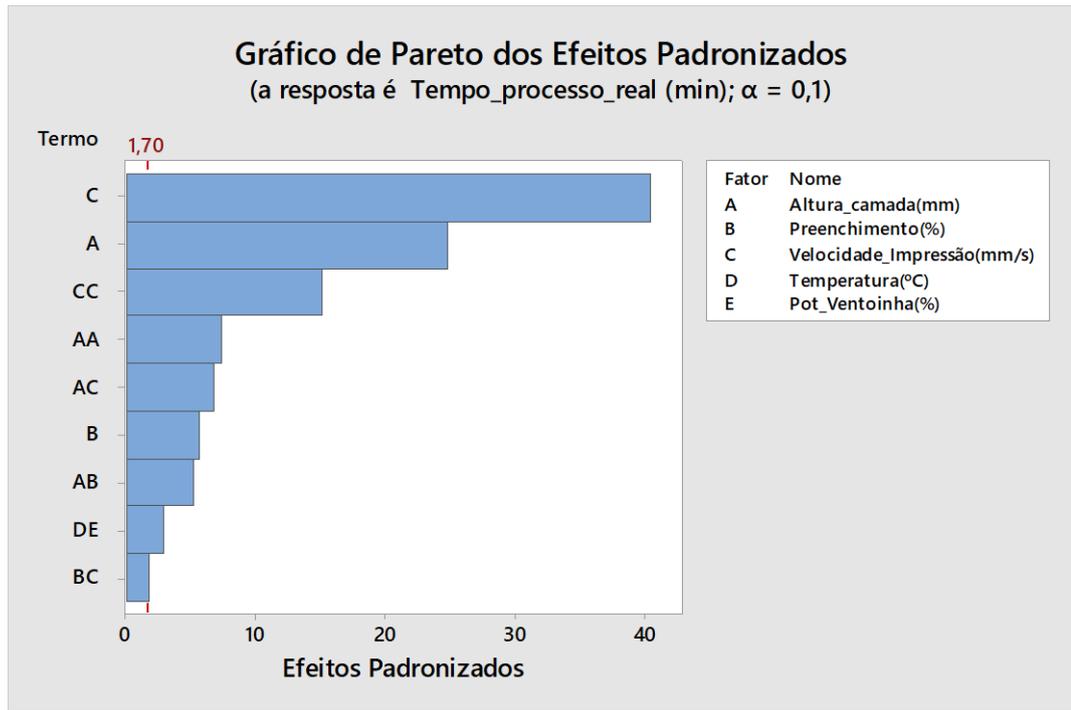
Dessa forma, para este tópico, cada subtópico possui os *insights* obtidos pela análise gráfica e inspeção visual das peças impressas de acordo com o *DOE*.

4.2.1 Tempo real de processo (min)

Para este estudo, é esperado apenas a dependência da altura de camada, preenchimento e velocidade de impressão, sendo a temperatura e a potência da ventoinha irrelevantes no tempo de processo. Foi visto durante os experimentos que há uma diferença entre o tempo de impressão dado pelo *Ultimaker Cura 3.6.0* e o tempo medido pelo cronômetro.

Pelo gráfico de Pareto na Figura 78, aparece o termo **DE** referente ao termo de interação Temperatura x potência da ventoinha, como se influenciasse no tempo de impressão. É importante se atentar que o valor estatístico desse termo se encontra no limite do valor estipulado para o índice de 90% de confiança, o que indica que é um erro de hipótese, semelhantemente para **BC**.

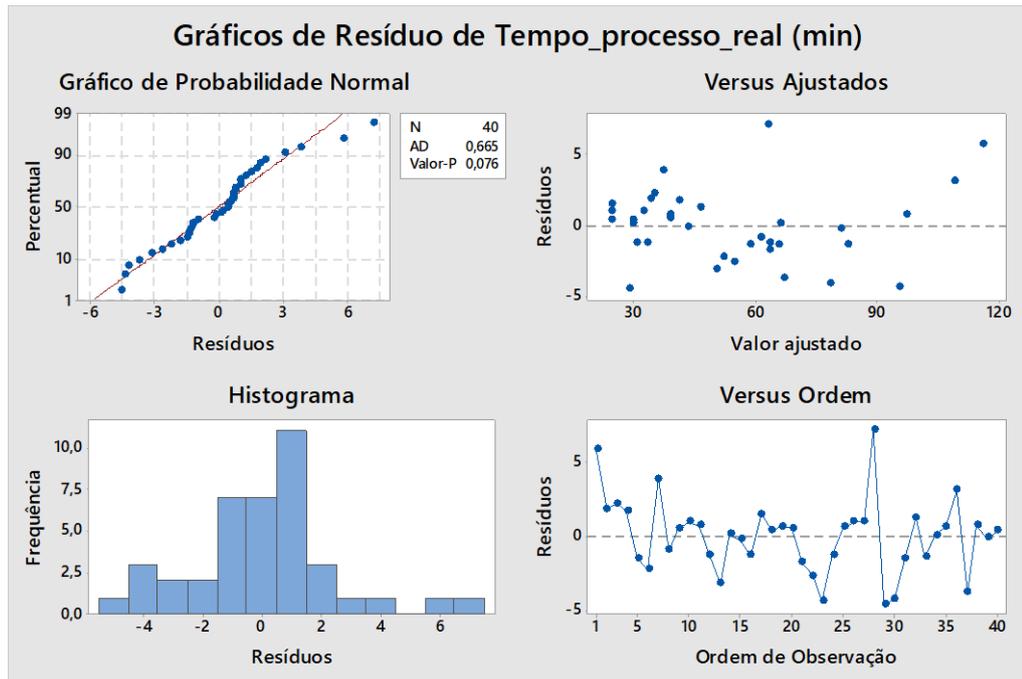
Figura 78 - Gráfico de Pareto para tempo real de processo.



Fonte: O Autor, 2020.

Quanto aos demais termos, a influência maior da velocidade de impressão e altura de camada já era esperada, devido aos resultados obtidos pelo primeiro experimento. Quanto à normalidade de resíduos, pelo gráfico da Figura 79, há uma distribuição de erro normal, cujos resíduos máximos ocorrem entre 5 e 6 minutos de diferença, o que indica que o modelo estatístico para descrever o tempo de processo está bem adequado.

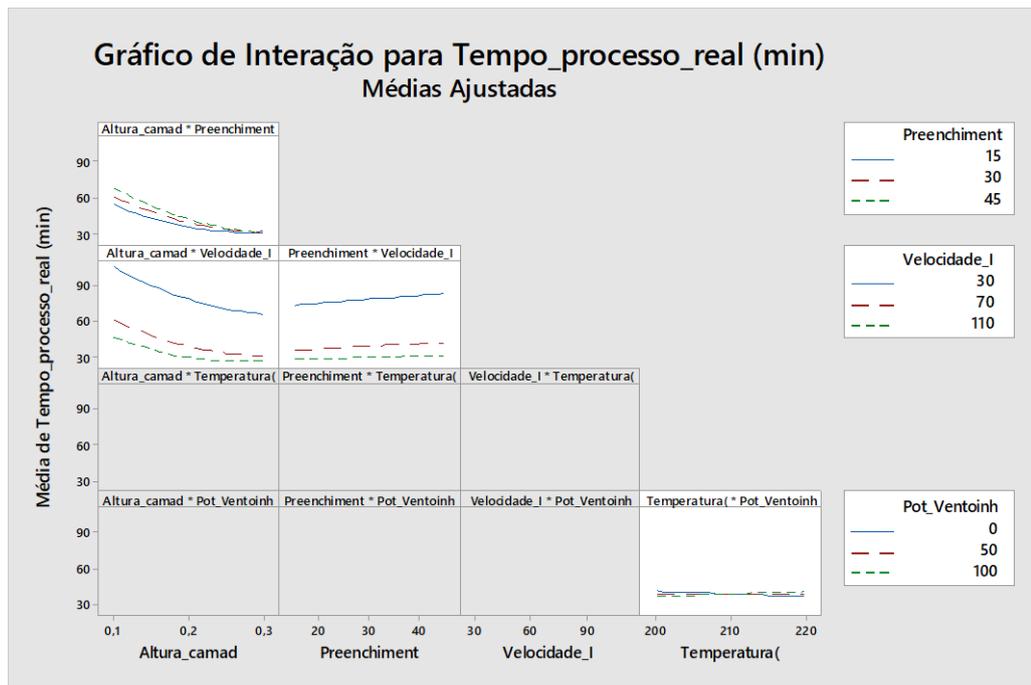
Figura 79 - Gráfico de resíduos para o tempo real de processo.



Fonte: O Autor, 2020.

Pelos gráficos fatoriais de interações da figura 81, é confirmado que temperatura e potência da ventoinha não foram adicionadas na função para redução de resíduos.

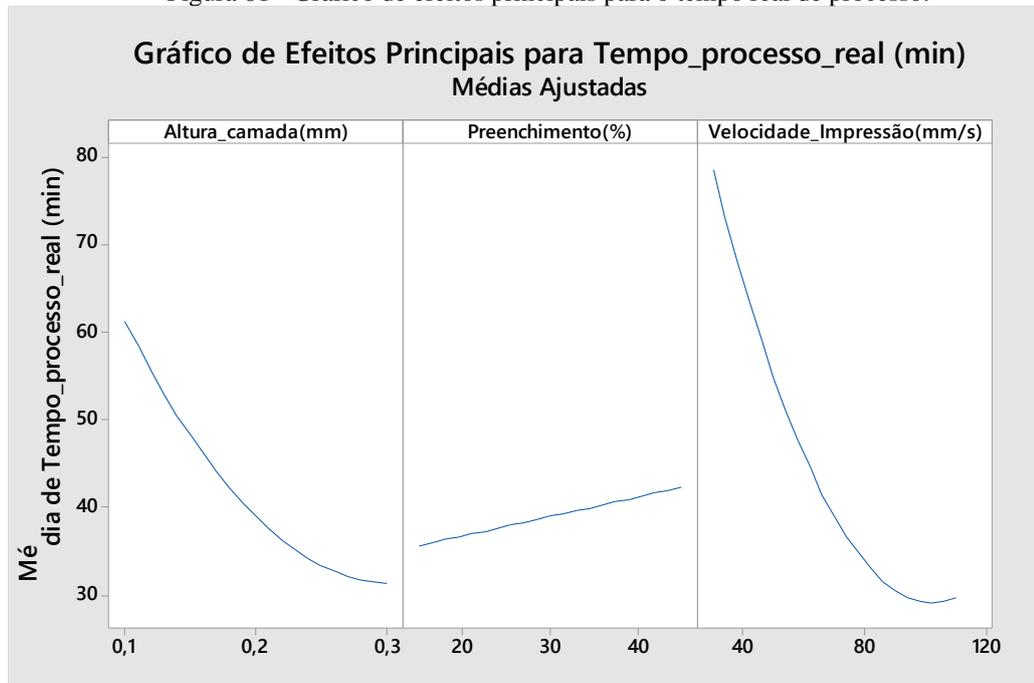
Figura 80 - Gráfico de interação para o tempo real de processo.



Fonte: O Autor, 2020.

Um detalhe adicional visto nos gráficos fatoriais de efeitos principais é que aparenta haver um aumento do tempo de impressão quando a velocidade está próxima do limite superior (110 mm/s), embora isso é apenas a diferença causada pelo fato de que o processo está sendo modelado com polinômios de primeiro e segundo grau, vide Figura 81.

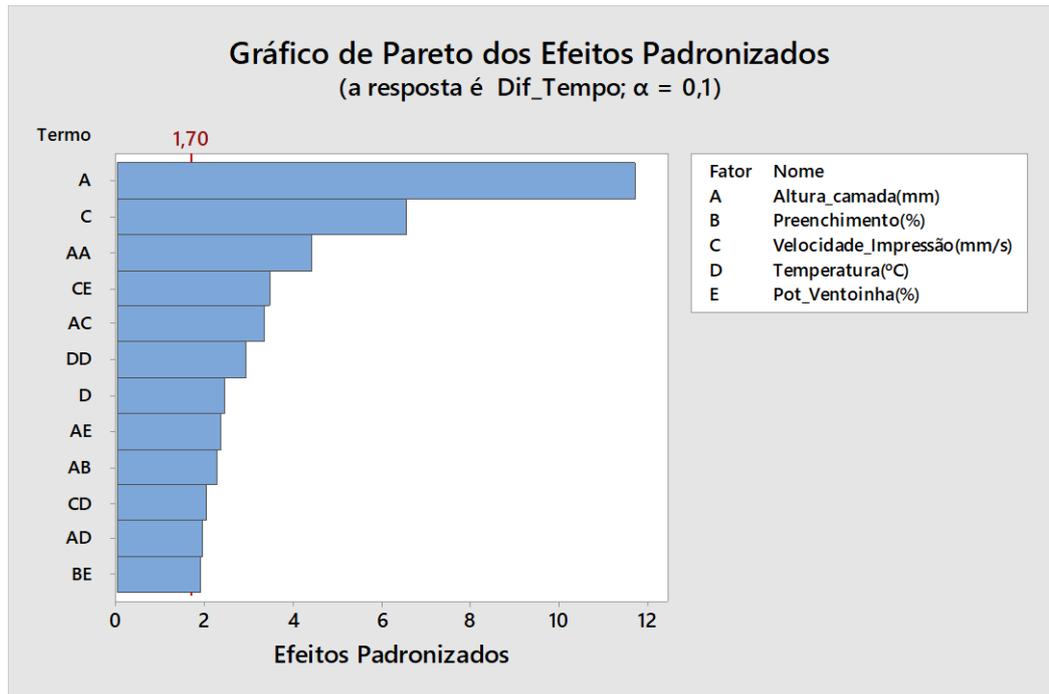
Figura 81 - Gráfico de efeitos principais para o tempo real de processo.



Fonte: O Autor, 2020.

Outra questão importante foi verificar quais fatores que influenciam na diferença do tempo de impressão. Pelo gráfico de Pareto na Figura 82, foi visto que é devido a velocidade e altura de camada. A explicação para isso é que o *Software* não considera no cálculo os seguintes efeitos: O *delay-time* de transmissão de comando do computador para a Impressora e para finalizar uma linha e iniciar outra no *g-code*, o efeito do amortecimento viscoso do lubrificante nos eixos da impressora.

Figura 82 - Gráfico de Pareto para diferença de tempos de processo.



Fonte: O Autor, 2020.

4.2.2 Consumo real de material (R\$)

Baseado no que foi visto na revisão bibliográfica e em experimentos, é esperado que no valor real do consumo de material a velocidade seja um fator relevante, porque em altas velocidades não há a deposição de material devida, gerando espaços vazios, fazendo com que a massa da peça seja menor que o esperado.

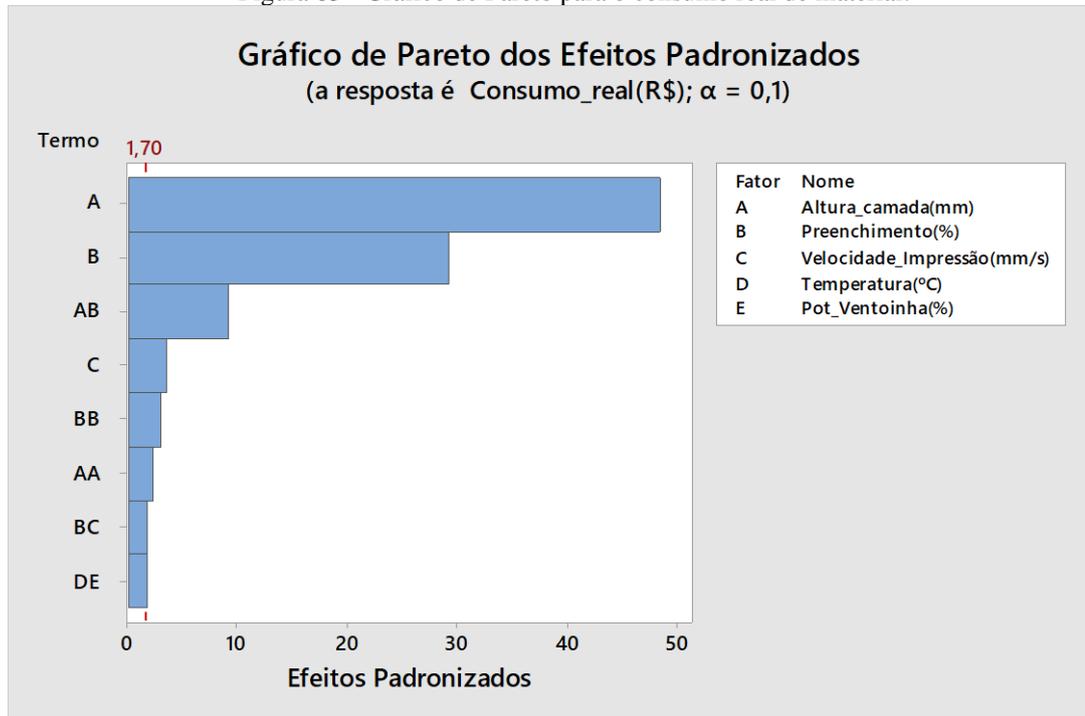
Para avaliar o consumo real de material cada peça foi medida utilizando uma balança de precisão, com resolução de 0,01g, cujo resultado foi aplicado na Equação 26, obtendo a resposta de cada experimento em R\$.

$$C_p[\text{R\$}] = \frac{C_f M}{1000} \quad (26)$$

Pelo gráfico de Pareto da figura 83 isso está confirmado pelo termo **C** estar sendo como um dos termos mais relevantes mesmo que tenha influência mais branda, logo depois da altura de camada e o preenchimento. Em relação ao termo **DE**, esse é um termo com a influência baixíssima, embora é plausível que haja a influência da seguinte forma: Ao aumentar a temperatura do PLA durante a extrusão, isso afeta a viscosidade do material, que influencia no fluxo do mesmo durante a impressão, influenciando nos espaços que foram ou não preenchidos com material durante a impressão.

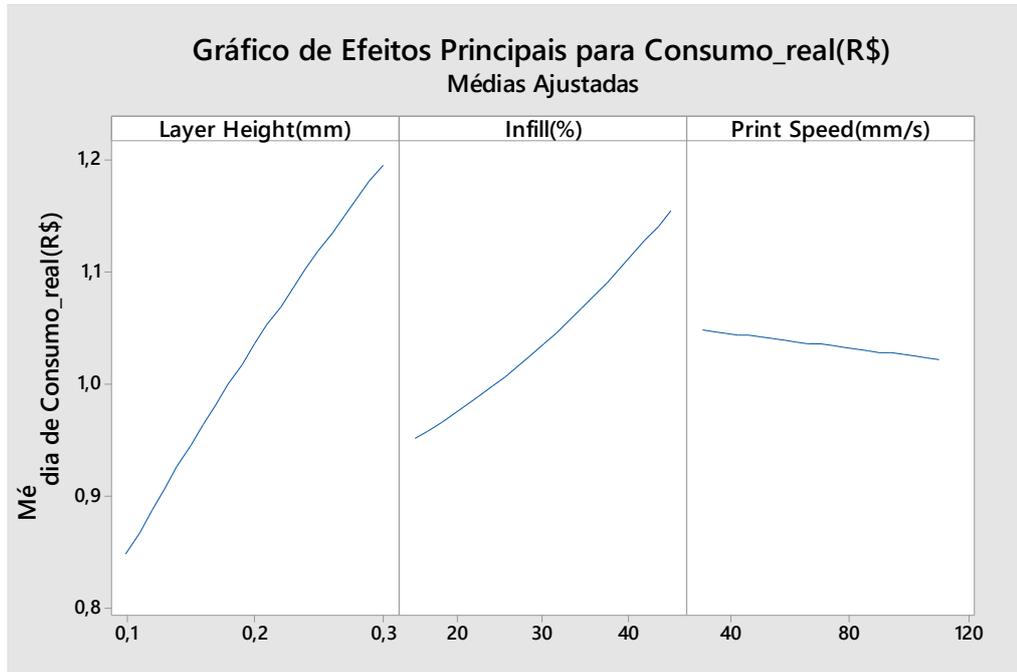
Avaliando os gráficos fatoriais na Figura 84, o comportamento da resposta em relação a velocidade confirma o que foi suposto pelos experimentos e pela fundamentação teórica: Quanto maior a velocidade, menor o gasto de material. Como esperado, o cabeçote de impressão se desloca tão rápido que há pontos que o material não é depositado corretamente. Em caso de reuso do mesmo filamento, o restante que se solidificou dentro do extrusor pode ser reutilizado, mas se houver alguma troca de filamento, haverá um desperdício de material, dado que o material solidificado deverá ser expurgado antes da próxima impressão.

Figura 83 - Gráfico de Pareto para o consumo real de material.



Fonte: O Autor, 2020.

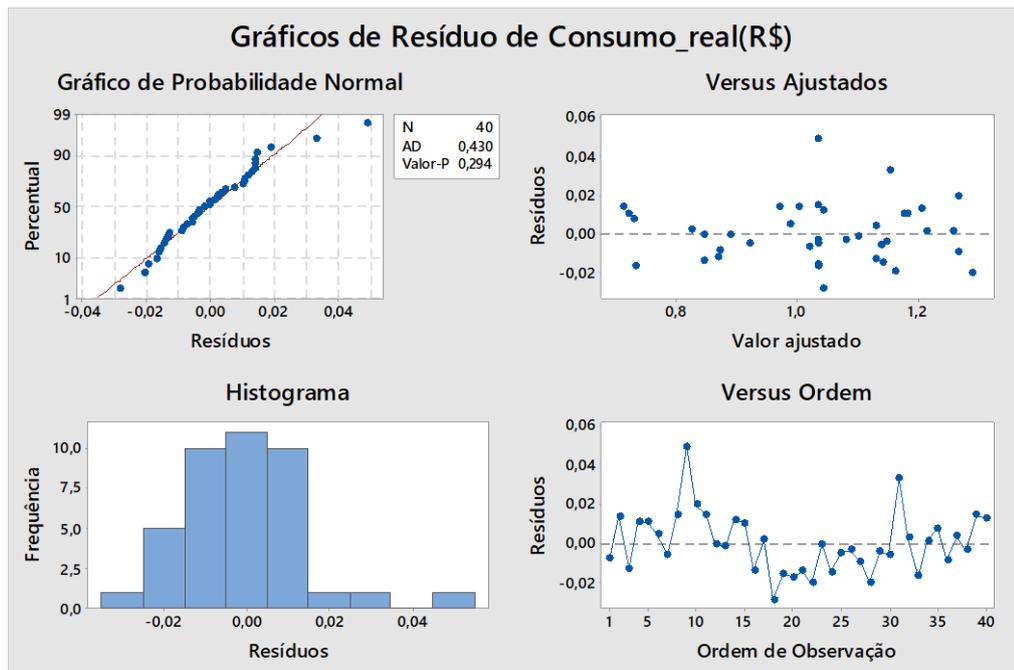
Figura 84 - Gráficos fatoriais de efeitos principais para o Consumo real de material.



Fonte: O Autor, 2020.

Quanto ao poder preditivo, foi visto nos gráficos de resíduos da Figura 85 que são distribuídos normalmente, e o fato de se concentrarem em regiões com menor resíduo é um sinal de boa acurácia do modelo.

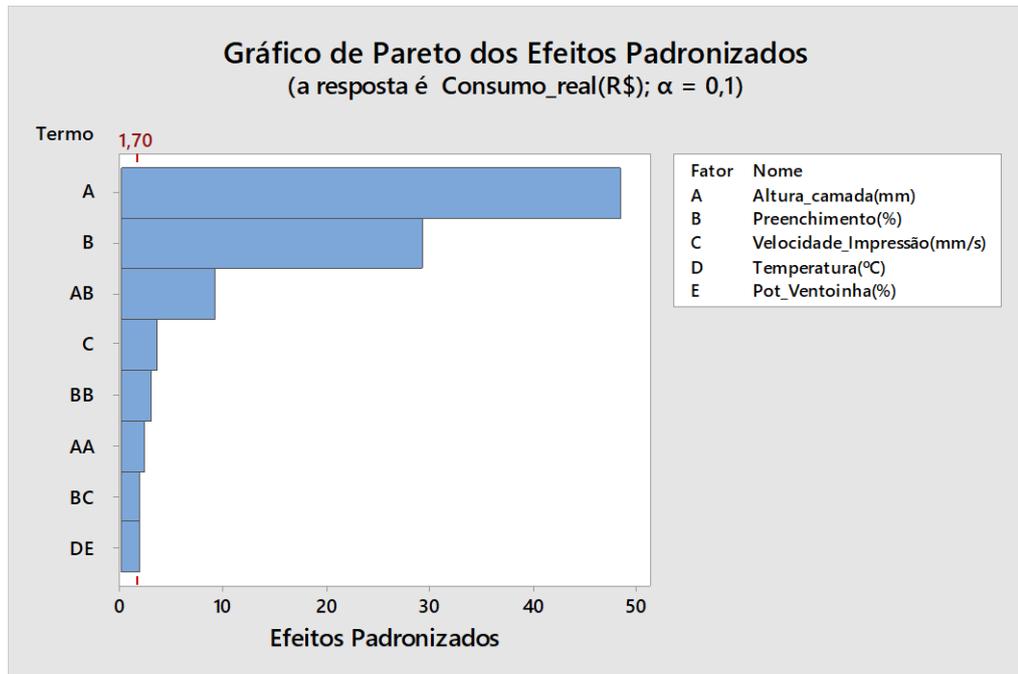
Figura 85 - Gráficos de resíduos da função consumo real de material.



Fonte: O Autor, 2020.

Uma outra prova para verificar a influência da velocidade de impressão no consumo de material para cada experimento é vista na função resposta para a diferença de consumo entre o *Software* e o real, pela Figura 86 foi observado que a velocidade também influencia na diferença.

Figura 86 - Gráfico de Pareto para a diferença de consumo de material.



Fonte: O Autor, 2020.

4.2.3 Efeitos sobre a geometria C2_I

A partir do gráfico da figura 78, foi visto que há maior influência da altura de camada, dado que seu aumento faz com que o deslocamento entre as camadas afete de forma mais severa no furo, gerando desvio de forma. Para o efeito da potência da ventoinha, segundo Horvath (2014), para o material PLA, o uso de maiores potências da ventoinha colabora para uma melhor qualidade de impressão, justificando.

Para a influência de preenchimento e temperatura, suas influências são mais brandas devido ao tamanho da geometria. Com isso é esperado que com o maior tamanho do furo, a influência seja maior. Para o caso da velocidade, a influência reduziu porque a geometria foi pequena para que a impressora consiga produzir com precisão. Com isso se conclui que a velocidade ser mais baixa ou mais alta não mostrará grandes influências com furos circulares pequenos.

4.2.4 Efeitos sobre a geometria Q2_I

Devido a ser uma geometria semelhante, foi esperado que houvessem resultados semelhantes, devido as impressões em pequena escala produzirem geometrias semelhantes. Observou-se que a influência majoritária foi da Velocidade de impressão. Isso ocorreu porque a impressora necessitou de mais comandos para fazer um perfil quadrado para cada camada, o que faz o perfil quadrado ser mais suscetível a influência da velocidade do que o furo circular.

Diante disso, com a maior quantidade de comandos, as arestas das geometrias quadradas tendem a ter um acúmulo de material de material, que pode ter causado o aumento da geometria, o que faz com que essas arestas também sejam pontos influenciados pela temperatura de impressão.

Em relação a potência da ventoinha, é visto que a ventoinha desligada tende a criar erros que aumentam a dimensão do furo, e que quanto maior a potência da mesma, menor é o efeito do erro geométrico pela velocidade de impressão, semelhantemente ao que foi dito para os furos circulares menores.

4.2.5 Efeitos sobre a geometria C5_I

Ao comparar os resultados obtidos com os do subtópico 4.2.3, foi observado que alguns parâmetros são influentes dependendo da geometria, como esperado. Na Figura 77 mostra que o preenchimento de fato é bem mais relevante, já que a geometria tem o tamanho maior, com influência semelhante ao citado no tópico 4.2.4.

A velocidade continua presente, sendo mais relevante por causa do tamanho de geometria, confirmando que geometrias maiores são mais suscetíveis a desvios de forma com velocidades mais altas em geometrias circulares. Quanto ao preenchimento, o aumento da área de contato é o responsável, já que o aumento de preenchimento origina mais linhas produzindo tensões a fim de reduzir a região vazia.

Já a temperatura e velocidade da ventoinha possuem menos influência, o que pode concluir que afetam apenas geometrias pequenas na faixa de 2 mm de diâmetro ou 4mm² de área.

4.2.6 Efeitos sobre a geometria Q5_I

Pela Figura 77, foi esperado que o preenchimento fosse mais influente do que em Q2_I, dado que as fibras do preenchimento poderiam afetar melhor, o que de fato ocorreu. A velocidade foi menos influente, o que ocorreu porque a geometria maior é mais fácil de ser impressa, sendo menos sujeita ao aumento de área pela deposição de material nas arestas.

4.2.7 Efeitos sobre a geometria C2_E

Diferente dos outros tópicos, esta geometria é externa, sendo um cilindro extrudado de 2mm de diâmetro. Diferentemente das geometrias internas, a temperatura foi o fator mais relevante. Para o preenchimento, a influência obtida foi maior do que o furo com o mesmo tamanho. Isso porque por menor que seja a geometria, o material é praticamente acumulado no centro da mesma, tendendo a escoar para fora e causando o aumento de tamanho.

4.2.8 Efeitos sobre a geometria Q2_E

Uma coisa interessante é o comportamento ter sido muito semelhante a geometria C2_E, o que implica que as sentenças são aplicáveis aos dois casos, embora a altura de camada influenciou bem mais, devido ao acúmulo de material nas arestas se somar ao fato de todo material se acumular no centro, dando maior efeito de desvio de forma.

4.2.9 Efeitos sobre a geometria C5_E

Como esperado, com o aumento da geometria a temperatura deixou de ter a influência principal, já que o PLA é um material com baixo coeficiente de dilatação/contração térmica. Para esta geometria, os fatores mais relevantes foram a velocidade de impressão e o preenchimento. Inicialmente era esperado que a velocidade afetasse menos porque uma geometria menor seria mais fácil de controlar durante o processo. Infelizmente, pelo fato de que o algoritmo aplicado ser não-paramétrico, não é possível obter mais detalhes sobre a influência da velocidade.

4.2.10 Efeitos sobre a geometria Q5_E

Conforme esperado na análise de Q2_E, o preenchimento tem maior efeito, e a altura de camada influencia de forma mais forte, porque com o aumento da área, o escoamento de material decorrente de falha de retração deixa a região com acúmulo de material nas pontas, e havendo algumas medidas que o paquímetro captou nessas regiões, retornando valores maiores.

4.2.11 Efeitos sobre a geometria C10_E

Para esta geometria, o resultado esperado teve o mesmo comportamento que C5_E, havendo menos fatores relevantes. Dentre os mostrados no gráfico da figura 77, a altura de camada, preenchimento e a potência da ventoinha são os mais importantes. O que indica que

em geometrias maiores, é aconselhável utilizar velocidade moderada de impressão e potência da ventoinha no máximo, se possível.

4.2.12 Efeitos sobre a geometria Q6_E

Esta geometria, pelo fato de ter dimensão semelhante a Q5_E, apresentou alguns comportamentos não esperados na Figura 77, como exemplo: a temperatura como termo relevante na dimensão. É importante salientar que nem todos erros causados pela temperatura estão ligados a dilatação/contração térmica, mas sim a desvios de forma por deposição excessiva de material que afetam nas medições.

4.2.13 Otimização da resposta do processo

Conforme citado na metodologia, o modelo de regressão por Árvores de Decisão por não ser paramétrico inviabiliza a otimização de forma analítica. Ao aplicar o método descrito, utilizando os seguintes pesos: $r = 1.5$ e 2 , para as saídas geométricas e $r=1$ para não-geométricas, respectivamente; o algoritmo obteve várias soluções, sendo uma delas:

- Altura de camada = 0.25 mm;
- Preenchimento = 15 %;
- Velocidade de Impressão = 110 mm/s;
- Temperatura = 200°C;
- Potência da Ventoinha = 0%.
- Desejabilidade composta = 1.0

Com isso, se supõe que: Menores preenchimentos oferecem maior acuidade dimensional para a maioria das geometrias, assim como temperaturas mais baixas reduzem os problemas de retração, acúmulo de material e desvios de forma durante a deposição. Embora foi citado diversas vezes que o adequado seria utilizar a ventoinha no máximo, ela está utilizada como desligada porque a temperatura aplicada na extrusão foi no extremo inferior da especificação do material.

Para testar a acurácia do modelo, foi utilizada uma configuração aleatória, aplicando a seguinte configuração:

- Altura de camada (mm): 0.1

- Preenchimento (%): 26
- Velocidade de Impressão (mm/min): 102
- Temperatura de Extrusão (°C): 200
- Potência da Ventoinha: 78%

Obtendo os dados na Tabela 6:

Tabela 6 - Comparação entre resultado esperado e obtido.

	Previsto	Obtido
Q5_I(mm ²)	23.87	25.77
Q2_I(mm ²)	4.29	4.10
Q2_E(mm ²)	4.70	4.77
Q5_E(mm ²)	25.91	25.49
Q6_E(mm ²)	37.17	37.27
C2_I(mm)	1.81	1.82
C5_I(mm)	4.84	4.78
C2_E(mm)	2.10	2.09
C5_E(mm)	4.94	4.90
C10_E(mm)	10.04	10.03

Fonte: O Autor, 2020.

5 CONCLUSÃO

O fluxo de trabalho se mostrou muito preciso, trazendo informações para boas práticas de prototipagem de peças. A primeira etapa do trabalho trouxe um esclarecimento das vantagens e desvantagens de cada *Software*, sendo elas: *Ultimaker 3.6.0* para impressões mais rápidas, *Simplify 3D* para impressões com maior confiabilidade e o *Slic3r* para impressões mais econômicas e maior assertividade de medida no eixo vertical. Com estas informações, foi possível elaborar uma tabela de escolhas para seleção da ferramenta mais adequada para impressão de determinada peça, em um cenário definido pelo usuário.

Quanto ao tempo de impressão, a primeira etapa revelou os seguintes *insights*: Em maiores alturas de camadas não é válido aplicar altas velocidades para reduzir o tempo de impressão, o que indica que há um ponto onde há um *trade-off* entre qualidade e tempo de impressão. Descobriu-se também que o preenchimento é mais influente no tempo de impressão quando a altura de camada utilizada é menor, e isso indica que em uma peça que necessita de um equilíbrio entre tempo de impressão e resistência mecânica nos eixos horizontais (x e y) pode ser impressa com maiores alturas de camada e preenchimento. Na segunda etapa do trabalho foi descoberto que a altura de camada e velocidade de impressão são fatores influentes entre o tempo de impressão esperado e obtido, pois a velocidade do cabeçote de impressão é influenciada pelo amortecimento do lubrificante aplicado nas guias de impressão.

Em relação ao Consumo de material, tanto a primeira etapa quanto a segunda trouxeram os seguintes *insights*: Os modelos para prever o gasto foram mais precisos por causa da variabilidade de valores ser menor do que o tempo de impressão. Foi visto que a velocidade de fato influencia no gasto de material, porque a impressão perde a qualidade pelo material não estar sendo depositado adequadamente.

Sobre o Fluxo de Gasto, foi visto que se os modelos obtidos para tempo de impressão e consumo de material são bons, esta métrica é útil para planejar produção de materiais diante de uma máquina que possui índices de falha de impressão consideráveis, e nesse caso o *Slic3r* é o *Software* mais adequado, segundo a primeira etapa do trabalho.

Para a métrica de Confiabilidade, foi descoberto que a Impressora limitações para imprimir furos com dimensões na faixa de 2mm, como mostrado na Figura 65. No mais, os *insights* obtidos na primeira etapa foram úteis para gerar uma decisão *data-driven* para selecionar o *Software* para a segunda etapa.

Referente a segunda etapa do trabalho, a aplicação de testes de hipóteses e diferentes algoritmos de *Machine Learning* foi muito eficiente para obter informações sobre a forma em que cada parâmetro afeta os corpos impressos, mostrando que o algoritmo das Árvores de Decisão foi mais adequado. Uma limitação desse modelo é que pelo fato de ser não-paramétrico não é possível saber se os parâmetros de controle influenciam direta ou inversamente sobre as dimensões. No mais, com a união dos gráficos obtidos do modelo e a experiência pessoal do autor que permitiram a aquisição das seguintes informações sobre o erro dimensional:

- As peças extrudadas são mais suscetíveis a deformação térmica do que os furos.
- As peças de perfil quadrado possuem o erro dimensional mais constante ao variar o tamanho do que as peças de perfis circulares.
- A ventoinha produz melhor confiabilidade em potências maiores.
- A temperatura foi mais efetiva em geometrias circulares sólidas, mas não tanto quanto quadrados sólidos, devido ao efeito de escoamento de material.
- As geometrias sólidas de perfil quadrado são pouco afetadas pela velocidade de impressão.
- Geometrias de perfil quadrado são mais suscetíveis a desvios de forma do que os círculos.
- O preenchimento foi mais influente em dimensões maiores de geometrias sólidas.
- Para geometrias circulares, quanto maior o aumento, maior a sensibilidade a velocidade, o que não ocorreu com as geometrias quadradas.
- Para furos circulares, a temperatura afetou de forma mais branda.

5.1 TRABALHOS FUTUROS

- A aplicação deste método em diferentes impressoras para análises comparativas;
- Análise da influência do material e da substância de pigmentação na qualidade do processo;
- Abranger este estudo para mais tipos de geometrias aplicadas em indústria(círculos, elipses, triângulos, quadrados, hexágonos,etc), a fim de cobrir diferentes tipos de peças, para criação de uma ferramenta de predição de qualidade mais robusta;
- Aplicar mais fatores para uma análise mais robusta, incluindo parâmetros como: o número de paredes, largura de extrusão, vazão de filamento, etc.

- Aplicação desse fluxo de trabalho para geração de peças onde a importância da análise não esteja na qualidade da construção do sólido senão na qualidade do espaço vazio, uma aplicação importante seria por exemplo microcanais, Muito utilizados em Lab-on-a-Chip.

REFERÊNCIAS

- 3DFILA. **Imprimindo suporte em impressão 3D**. 2019. Disponível em: <https://3dfila.com.br/imprimindo-suporte-em-impressao-3d/>. Acesso em: 16 nov. 2019.
- 3DLAB. **Saiba escolher o melhor sentido de impressão das peças 3D!** Disponível em: <https://3dlab.com.br/sentido-de-impressao-das-pecas-3d/>. Acesso em: 16 nov. 2019.
- 3DLAB. **Suporte de impressão 3D: aprenda agora como utilizar a seu favor!** Disponível em: <https://3dlab.com.br/suporte-de-impressao-3d/>. Acesso em: 16 nov. 2019.
- 3DPRINTING.COM. **How to choose an infill for your 3D prints**. 2015. Disponível em: <https://3dprinting.com/tips-tricks/how-to-choose-an-infill-for-your-3d-prints/#:~:targetText=There%20is%20a%20variety%20of,hexagonal%20or%20the%20honey%20comb>. Acesso em: 15 nov. 2019.
- ABREU, S. A. C. **Impressão 3D baixo custo versus impressão em equipamentos de elevado custo**. 2015. Dissertação (Mestrado integrado em Engenharia Mecânica) - FEUP, Porto, 2015. p. 259.
- ALL3DP. **3D printing shells – all you need to know**. Disponível em: <https://all3dp.com/2/3d-printing-shells-all-you-need-to-know/>. Acesso em: 15 nov. 2019.
- ALL3DP. **The Best Cura Infill Pattern (for Your Needs)**. Disponível em: <https://all3dp.com/2/cura-infill-patterns-all-you-need-to-know/>. Acesso em: 15 nov. 2019.
- ANDERSON, M. J.; WHITCOMB, P. J. **DOE simplified: practical tools for effective experimentation**. 3. ed. [Boca Raton]: Taylor & Francis Group, 2007.
- ATHREYA, S.; VENKATESH, Y. D. Application of taguchi method for optimization of process parameters in improving the surface roughness of lathe facing operation. **International Refereed Journal of Engineering and Science**, p.13-19, nov. 2012.
- BAUMANN, F. *et al.* Influence of slicing tools on quality of 3D printed parts. **Computer-Aided Design & Applications**, Stuttgart, p.14-31, 2016.
- CAIN, P. **The impact of layer height on a 3D Print**. 3DHubs. Disponível em: <https://www.3dhubs.com/knowledge-base/impact-layer-height-3d-print/>. Acesso em: 13 nov. 2019.
- CAMMADA. **Materiais para impressão 3D**. Cammada, 2019. Disponível em: <https://www.cammada.com/materiais>. Acesso em: 11 nov. 2019.
- CAPATTO, T. **Maior velocidade em impressoras 3D de FDM**. i3D Printer, 2017. Disponível em: <https://impressao3dprinter.com.br/blog/2017/04/06/maior-velocidade-em-impressoras-3d-de-fdm/>. Acesso em: 11 nov. 2019.

COMBTECH. **Guia de resolução de problemas da impressora 3D: vibrações**. Disponível em: <https://combtech.com.br/2017/12/27/guia-resolucao-problemas-da-impressora-3d-vibracoes/>. Acesso em: 15 nov. 2019.

CUSTOMPART.NET. **Fused Deposition Modeling (FDM)**. Disponível em: <http://www.custompartnet.com/wu/fused-deposition-modeling>. Acesso em: 10 nov. 2019.

ENABLING THE FUTURE. **Tech talk thursday: intro to 3D printing**. Disponível em: <https://enablingthefuture.org/2014/11/13/tech-talk-thursday-intro-to-3d-printing/>. Acesso em: 15 nov. 2019.

F. Como funciona uma impressora 3D. Negócios Disruptivos, 2020. Disponível em: <https://www.negociosdisruptivos.com/como-funciona-uma-impressora-3d/>. Acesso em: 21 nov. 2020.

FÉLIX, G. R. **A indústria 4.0: o que você precisa saber para garantir seu emprego! Excelência Operacional**, 2018. Disponível em: <http://www.excelenciaoperacional.blog.br/2018/08/24/a-industria-4-0-o-que-voce-precisa-saber-para-garantir-seu-emprego/>. Acesso em: 30 abr. 2020.

FERNANDES, J. F. M. **Estudo da influência de parâmetros de impressão 3D nas propriedades mecânicas do PLA**. Lisboa: Técnico Lisboa, 2016. p. 4.

FILAMENT2PRINT. **Que é o PETG?** Filament2print, 2019. Disponível em: https://filament2print.com/pt/blog/49_petg.html. Acesso em: 11 nov. 2019.

FRAX3D. **Aspectos básicos en el diseño para impresión 3D**. Frax3D, 2015. Disponível em: <https://www.frax3d.com/aspectos-basicos-diseno-impresion-3d>. Acesso em: 11 nov. 2019.

GHOJOGH, ; CROWLEY, M. The Theory Behind Overfitting, Cross Validation, Regularization, Bagging, and Boosting: Tutorial. **Researchgate**, 25 Maio 2019.

GOMÉZ REYES, L. Análisis documental de los inconvenientes de la impresión 3D. **3C Tecnología**, Estado do México, p. 50-52, 14 set. 2017.

HORVATH, J. **Mastering 3D printing**. 1. ed. New York: Apress, 2014. Acesso em: 10 Novembro 2019.

KUHN, M.; JOHNSON, K. **Applied Predictive Modeling**. 5. ed. [S.l.]: Springer, 2016.

MINITAB. **Experimentos Taguchi**. Suporte ao MINITAB 18. 2018. Disponível em: <https://support.minitab.com/pt-br/minitab/18/help-and-how-to/modeling-statistics/doe/supporting-topics/taguchi-designs/taguchi-designs/>. Acesso em: 10 fev. 2020.

MINITAB. **Visão geral de criar um experimento de superfície de resposta (Box-Behnken)**. Suporte ao Minitab, 2018. Disponível em: <https://support.minitab.com/pt-br/minitab/18/help-and-how-to/modeling-statistics/doe/how-to/response-surface/create-response-surface-design/create-box-behnken-design/before-you-start/overview/>. Acesso em: 18 fev. 2020.

MOHAMED, O. A.; MASOOD, S. H.; BHOWMIK, J. L. Optimization of fused deposition modeling process parameters. **Adv. Manuf**, Fevereiro 2015.p. 42-53.

MONTGOMERY, D. C. **Design and Analysis of Experiments**. 8. ed. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc., 2008.

NASCIMENTO, M. **Aprenda a usar diferentes diâmetros de bicos para impressoras 3D!** 3DLab, 2019. Disponível em: <https://3dlab.com.br/bicos-para-impressoras-3d/>. Acesso em: 15 nov. 2019.

NASCIMENTO, M. **Aprenda como escolher o tipo e percentual de preenchimento na impressão 3D!** 3DLab, s.d. Disponível em: <https://3dlab.com.br/preenchimento-na-impressao-3d/>. Acesso em: 15 nov. 2019.

PORTELLA, S. **4 dicas para escolha ideal do filamento para impressora 3D**. 3DLab - Solução em Impressão 3D, 2019. Disponível em: <https://3dlab.com.br/como-escolher-o-filamento-para-impressora-3d/>. Acesso em: 11 nov. 2019.

REBAIOLI, L.; FASSI, I. A review on Benchmark Artifacts for evaluating the geometrical performance of additive manufacturing process. **Int J Adv Manuf Technol**, Londres, p. 2571-2598, 6 jul. 2017.

RITTER, G. M. **Influência dos parâmetros de uma impressora 3D sobre a produção de peças**. Horizontina: Faculdade Horizontina, 2014. p. 46.

SALAS, Juan Gabriel Gomila. **Idea de la regresión com árboles de decisión**. Udemy. Disponível em: <https://www.udemy.com/course/machinelearning-es/learn/lecture/13901068#overview>. Acesso em: 05 de mai. 2020.

SAS. **Machine learning**: o que é e qual a sua importância. SAS, 2019. Disponível em: https://www.sas.com/pt_br/insights/analytics/machine-learning.html. Acesso em: 06 mai. 2020.

SCIKIT-LEARN. **Decision Trees**. Scikit-learn, 2020. Disponível em: <https://scikit-learn.org/stable/modules/tree.html#tree>. Acesso em: 07 out. 2020.

SETHI3D. **Impressora Sethi3D S3**. Sethi3D. Disponível em: <https://www.sethi3d.com.br/impressora-sethi3d-s3>. Acesso em: 19 fev. 2020.

SIEMENS. **Sistemas de Coordenadas**. Siemens. Disponível em: <http://support.industrysoftware.automation.siemens.com/training/se/pt/ST3/spse01515/coordb1a.htm>. Acesso em: 11 nov. 2019.

SPIEGEL, G.; BRENT WRIGHT, W. 3D printing in O&P. **Medium**, 2018. Acesso em: 15 nov. 2019.

GLOSSÁRIO

Benchmark – Referência utilizada para padronização e/ou comparação.

CCD – *Central Composite Design* é uma abordagem de planejamento experimental. É vantajosa em relação aos experimentos fatoriais por prover bons resultados com menos experimentos.

Data Science – Ciência de dados.

Dataset – Arquivo de um banco de dados utilizado para análise.

Design of Experiments – Planejamento experimental, uma técnica para coletar dados através de uma pequena quantidade de experimentos, a fim de entender o funcionamento de um processo ou um fenômeno.

Factorial Design – Projeto de experimentos fatoriais.

Fan – Ventoinha/Ventilador que esfria a região onde está sendo depositado material durante a impressão 3D.

Features – Variáveis de entrada/saída aplicadas em modelos de *Machine Learning*.

HeatBed – Plataforma onde o material de impressão é depositado, sob um aquecedor.

Hot-End – Parte do cabeçote da impressora que aquece e extruda o material.

Insight – Compreensão ou solução de um problema através da captação mental dos elementos e relações adequados.

Machine Learning - Aprendizado de Máquina. Ferramenta utilizada para encontrar padrões entre dados de entrada e a resposta, relativos a um processo ou um fenômeno.

Optimal Design – Planejamento de Experimento otimizado.

Overfitting – Sobreajuste, ou ajuste em excesso.

One Factor at a time – É o tipo de planejamento experimental mais básico, que consiste em modificar o valor de um fator por vez, e observar as mudanças na resposta do processo ou fenômeno.

Slicing – Fatiamento. É a etapa na impressão 3D onde o arquivo é transformado num código na linguagem G.

Underfitting – Sob ajuste, quando o modelo não tem o nível de ajuste adequado para uso.

Warp – Fenômeno que ocorre durante a impressão 3D em que a base da peça se solta da plataforma de impressão, devido a temperaturas inadequadas no ambiente interno ou externo.

APÊNDICE A – INFORMAÇÕES

Para os códigos utilizados, base de dados e o *Jupyter Notebook* auxiliar para os cálculos, entre no *GitHub* do autor: <https://github.com/LucasMelo-Souza/Trabalho-de-Conclus-o-de-Curso>.