

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA  
FACULDADE DE ADMINISTRAÇÃO, CIÊNCIAS CONTÁBEIS,  
ENGENHARIA DE PRODUÇÃO E SERVIÇO SOCIAL

DENER AUGUSTO OLIVEIRA SANTOS

APLICAÇÃO DO PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTOS  
FATORIAL FRACIONÁRIO PARA ANÁLISE DE  
VARIÁVEIS EM IMPRESSÃO 3D

ITUIUTABA  
2022

DENER AUGUSTO OLIVEIRA SANTOS

APLICAÇÃO DO PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTOS  
FATORIAL FRACIONÁRIO PARA ANÁLISE DE  
VARIÁVEIS EM IMPRESSÃO 3D

Trabalho de Conclusão de Curso com objetivo  
de obtenção do título de Graduado em  
Engenharia de Produção, Universidade Federal  
de Uberlândia  
Orientador: Ricardo Batista Penteado

ITUIUTABA  
2022

# APLICAÇÃO DO PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTOS FATORIAL FRACIONÁRIO PARA ANÁLISE DE VARIÁVEIS EM IMPRESSÃO 3D

Trabalho de Conclusão de Curso com objetivo de obtenção do título de Graduado em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Uberlândia, pela banca examinadora formada por:

Ituiutaba, 10 de Agosto do 2022.

Banca Examinadora:

---

Fernando Costa Malheiros,  
UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA

---

Marcus Vinícius Ribeiro Machado,  
UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA

---

Ricardo Batista Penteado (Orientador),  
UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço a minha mãe Anuce e meu pai Darci por me incentivarem a estudar desde que eu era criança e dizia que queria ser Engenheiro.

Agradeço a minha tia Maria Helena pelas conversas e xícaras de café recheadas de incentivo e a meu tio Ricardo Cardoso pelo apoio dado ao longo da graduação e fundamental no começo dessa caminhada.

Agradeço meu amigo Henrique por seu apoio e por ser um exemplo de determinação, e a minha amiga Thaís pelo incentivo dado desde o dia em que a conheci.

Agradeço a todos os professores do curso de Engenharia de Produção e a todos que deram aulas em nosso curso pela enorme competência que todos têm. Agradeço em especial a dois professores muito importantes que tive na graduação. Ao professor Luís Fernando por ter acreditado e me incentivado quando comecei a estudar sobre gestão de projetos e ao professor Ricardo Penteado por me orientar neste trabalho.

Agradeço a ONG Engenheiros Sem Fronteiras Núcleo Ituiutaba pois num momento de quase desistência foram os projetos e ações desenvolvidas com eles que não me deixaram largar o curso, o lado humano foi importante neste processo de formação

## RESUMO

Com os recentes avanços da manufatura aditiva, processo de construção de um objeto através da deposição de determinado material camada por camada, diversos estudos sobre materiais e métodos vem sendo feitos nas últimas décadas. A manufatura aditiva cresce de forma exponencial e nos últimos anos as análises sobre fatores e seus efeitos vem ganhando espaço dado a especificidade de cada projeto ou estudo onde se faz necessário. Para compreender o efeito que a altura da camada, a velocidade de impressão, a temperatura da mesa e a temperatura do bico extrusor da impressora Ender 3 tem sobre o tempo de impressão, a massa da peça impressa e o consumo de energia elétrica, foi realizado um planejamento de experimento fatorial fracionado  $2^{4-1}$  para cada resposta a ser estudada. A análise da variância das três respostas é apresentada junto aos gráficos de efeitos que apresentam com significância estatística a influência ou não influência dos fatores de entrada em cada resposta. Foi identificado que nenhum parâmetro de entrada tem influência sobre a massa, que a altura da camada e a velocidade de impressão influenciam tanto no tempo de impressão quanto no consumo de energia elétrica, que a interação entre altura da camada e velocidade de impressão também influencia no tempo de impressão, que a temperatura da mesa e a interação entre ela e a altura da camada influencia no consumo de energia elétrica. É apresentado um modelo matemático para determinação do tempo de impressão e outro para o consumo de energia elétrica.

**Palavras-chave:** Planejamento de experimentos; Fatorial Fracionado; Manufatura aditiva.

## ABSTRACT

With recent advances in additive manufacturing, the process of building an object through the deposition of a certain material layer by layer, several studies on materials and methods have been carried out in recent decades. Additive manufacturing grows exponentially and in recent years the analysis of factors and their effects has been gaining ground given the specificity of each project or study where it is necessary. In order to understand the effect that layer height, printing speed, table temperature and extruder nozzle temperature of the Ender 3 printer have on printing time, printed part mass and electrical energy consumption, a  $2^{4-1}$  fractional factorial design for each response to be studied. The analysis of variance of the three responses is presented together with the effects graphs that show, with statistical significance, the influence or non-influence of the input factors on each response. It was identified that no input parameter has any influence on the mass, that the layer height and the printing speed influence both the printing time and the electrical energy consumption, that the interaction between layer height and printing speed also influences the printing time, that the table temperature and the interaction between it and the layer height influence the electric energy consumption. A mathematical model is presented for determining the printing time and another for the consumption of electrical energy.

**Keywords:** Design of Experiment; Fractional Factorial; Additive manufacturing.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

<b>Figura 1:</b> Principais técnicas de Impressão 3D .....	15
<b>Figura 2:</b> Relação Fatores-Respostas .....	18
<b>Figura 3:</b> Quadro de confundimentos do planejamento fatorial fracionário $2^{4-1}$ .....	22
<b>Figura 4:</b> Quadro ANOVA.....	24
<b>Figura 5:</b> Medidor de energia elétrica digital.....	28
<b>Figura 6:</b> Mini balança digital.....	28
<b>Figura 7:</b> Modelo CAD da peça.....	30
<b>Figura 8:</b> Peça impressa .....	30
<b>Figura 9:</b> Impressora Ender 3.....	31
<b>Figura 10:</b> Gráfico dos Efeitos (Tempo de Impressão).....	33
<b>Figura 11:</b> Gráfico de Pareto (Tempo de Impressão).....	34
<b>Figura 12:</b> Gráfico de Efeitos (Tempo de Impressão).....	35
<b>Figura 13:</b> Sumário do modelo (Tempo de Impressão) .....	37
<b>Figura 14:</b> Gráfico dos Efeitos (Massa da Peça).....	38
<b>Figura 15:</b> Gráfico dos Efeitos (Massa da Peça).....	39
<b>Figura 16:</b> Gráfico dos Efeitos (Consumo de Energia elétrica) .....	42
<b>Figura 17:</b> Gráfico de Pareto (Consumo de Energia Elétrica) .....	43
<b>Figura 18:</b> Gráfico de Efeitos (Consumo de Energia Elétrica) .....	44
<b>Figura 19:</b> Sumário do modelo (Consumo de Energia Elétrica).....	46

## LISTA DE TABELAS

<b>Tabela 1:</b> Matriz de planejamento para um experimento $2^3$ .....	19
<b>Tabela 2:</b> Matriz de planejamento com efeitos de interações para um experimento $2^3$ .....	19
<b>Tabela 3:</b> Matriz de planejamento para experimento fracionário.....	21
<b>Tabela 4:</b> Matriz de cálculo, experimento fracionário $2^{4-1}$ .....	22
<b>Tabela 5:</b> Combinações lineares e suas respectivas estimativas.....	23
<b>Tabela 6:</b> Combinações lineares e suas respectivas estimativas sem interações de 3 e 4 fatores .....	23
<b>Tabela 7:</b> Classificação da pesquisa .....	27
<b>Tabela 8:</b> Fatores e níveis.....	28
<b>Tabela 9:</b> Matriz de Planejamento .....	28
<b>Tabela 10:</b> Tempo médio de impressão.....	32
<b>Tabela 11:</b> ANOVA (Tempo de Impressão) .....	36
<b>Tabela 12:</b> Coeficientes codificados (Tempo de Impressão).....	36
<b>Tabela 13:</b> Massa média da peça .....	38
<b>Tabela 14:</b> ANOVA (Massa da Peça) .....	40
<b>Tabela 15:</b> Consumo médio de Energia Elétrica.....	41
<b>Tabela 16:</b> ANOVA (Consumo de Energia Elétrica) .....	45
<b>Tabela 17:</b> Coeficientes codificados (Consumo de Energia Elétrica).....	45

## LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

ABS – Acrilonitrila butadieno esterino

AM – Additive Manufacturing

CAD – Computer Aided Design

FDM – *Fused Deposition Modeling*

PLA – Ácido polilático

ANOVA – Análise da variância

TPU – Termoplástico de poliuretano

## SUMÁRIO

<b>AGRADECIMENTOS .....</b>	<b>4</b>
<b>RESUMO.....</b>	<b>5</b>
<b>ABSTRACT .....</b>	<b>6</b>
<b>LISTA DE ILUSTRAÇÕES .....</b>	<b>7</b>
<b>LISTA DE TABELAS .....</b>	<b>8</b>
<b>LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS .....</b>	<b>9</b>
<b>SUMÁRIO.....</b>	<b>10</b>
<b>1 INTRODUÇÃO .....</b>	<b>11</b>
1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO.....	11
1.2 OBJETIVOS DE PESQUISA .....	12
1.2.1 Objetivo geral.....	12
1.2.2 Objetivos específicos.....	12
1.3 JUSTIFICATIVA .....	12
1.4 DELIMITAÇÃO DO TRABALHO .....	13
1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO .....	13
<b>2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA .....</b>	<b>14</b>
2.1 MANUFATURA ADITIVA .....	14
2.2 PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTOS .....	17
2.3 PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTOS FATORIAIS.....	18
2.4 PLANEJAMENTO DE EXPERIMENTOS FATORIAIS FRACIONADOS .....	20
2.5 ANÁLISE DA VARIÂNCIA .....	24
2.6 REGRESSÃO MÚLTIPLA .....	25
<b>3 METODOLOGIA .....</b>	<b>26</b>
3.1 CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA .....	26
3.2 TÉCNICAS DE COLETA DE DADOS .....	27
3.3 TÉCNICAS DE ANÁLISE DE DADOS .....	29
3.4 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS .....	30
3.5 EQUIPAMENTOS E MATERIAIS.....	30
<b>4 RESULTADOS.....</b>	<b>32</b>
4.1 TEMPO DE IMPRESSÃO .....	32
4.2 MASSA DA PEÇA.....	38
4.3 CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA .....	41
<b>5 CONSIDERAÇÕES FINAIS .....</b>	<b>47</b>
5.1 CONCLUSÕES DO TRABALHO.....	47
5.2 LIMITAÇÕES DO ESTUDO .....	47
5.3 TRABALHOS FUTUROS.....	47
<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>49</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Este capítulo apresenta o tema, objetivos, justificativa, limitação e estruturação do trabalho.

### 1.1 Contextualização

Conforme Mourão, De Miranda e Tavares (2019) atualmente as empresas buscam entregar produtos em menor tempo, com menores custos, maior confiabilidade e eficiência para se manterem competitivas no mercado, onde as tecnologias estão cada vez mais auxiliando e criando novas formas de produzir o que traz benefícios significativos tanto para os consumidores quanto para os produtores.

Segundo Guo *et al.* (2019) nos últimos anos o rápido desenvolvimento de materiais funcionais fez com que as demandas de fabricação aumentassem junto ao crescimento da manufatura aditiva que possibilita a fabricação de peças tridimensionais através do empilhamento sequencial de materiais. E conforme Camposeco-Negrete (2020) nos últimos anos os pesquisadores vêm examinando os resultados dos parâmetros de impressão 3D nas principais métricas do FDM para melhorar a condição da peça, diminuir o ciclo de construção e garantir um desempenho estrutural confiável.

Segundo Al-Dawalibi (2020) o planejamento de experimentos tem sido utilizado como uma valiosa ferramenta para pesquisas em diferentes tipos de aplicações. Durakovic (2017) relata que o planejamento de experimento é uma ferramenta multifuncional que pode ser utilizada em diversas situações para identificação de fatores de entrada importantes e como eles estão relacionados com as saídas, e sua utilização está presente em diversas áreas científicas da medicina, engenharia, bioquímica, física, ciência da computação e outras.

Khalid (2021) aponta que para o processo de fabricação tradicional, o planejamento de experimentos tem sido utilizado para estudos de eficiência energética, utilização de materiais, capacidades técnicas, tempo de produção, características das peças e qualidade das peças, mas para manufatura aditiva o planejamento de experimentos tem sido usado principalmente para examinar os parâmetros do processo de manufatura aditiva e seus efeitos nas características da peça, qualidade da peça e propriedades mecânicas.

Experimentos são empregados para resolver problemas de fabricação, decidir entre diferentes processos de manufatura, entender a influência de determinados fatores, relatar condições de um produto específico, etc. Além disso, essa tarefa se torna cada vez mais importante à medida em que se intensifica a base tecnológica dos produtos e as exigências

governamentais e de clientes, aumentando a necessidade de emprego de experimentos durante todas as etapas do ciclo de vida do produto (FIOROTTO, 2014).

O presente trabalho consta na aplicação do planejamento de experimentos dentro da manufatura aditiva, visando identificar os efeitos causados por quatro parâmetros de entrada sobre três respostas desejadas e posteriormente gerando um modelo matemático para uma melhor combinação entre os fatores de acordo com o objetivo desejado dentro dos limites imposto pelo estudo.

## **1.2 Objetivos de pesquisa**

### ***1.2.1 Objetivo geral***

O objetivo principal deste trabalho é analisar, através do planejamento de experimentos, os efeitos dos fatores selecionados (altura da camada, temperatura do bico, temperatura da mesa e velocidade de impressão) sobre três respostas (tempo de impressão, massa da peça e consumo de energia elétrica) e apresentar condições para a busca de uma melhor combinação entre os fatores.

### ***1.2.2 Objetivos específicos***

- a) Identificar a relevância de cada fator que pode ou não influenciar na variável resposta;
- b) Apresentar uma aplicação de Planejamento de Experimentos para compreensão e disseminação da metodologia; e
- c) Apresentar um modelo matemático para configuração de cada resposta desejada.

## **1.3 Justificativa**

Vem se tornando notório a importância da manufatura aditiva. Ela está presente em diversas áreas da medicina, engenharia e outros ramos. Nos últimos anos diversos estudos vêm sendo realizados acerca da impressão 3D, suas técnicas e materiais utilizados. Nos últimos anos

muitos estudos sobre a influência que fatores de entradas causam na resposta, ou produto final, vem sendo realizados e se faz necessário a utilização de planejamento de experimentos.

Este trabalho visa a aplicação do planejamento de experimentos para melhor compreensão do tema e conclusão do curso. Este trabalho poderá servir de base para pesquisas relacionadas ao tema ou ainda a questões de aplicabilidade de estudo em impressões 3D quando se faz necessário a determinação da melhor configuração a se usar.

#### **1.4 Delimitação do trabalho**

Este trabalho apresentará um breve resumo sobre manufatura aditiva e posteriormente apresentará o Planejamento de experimentos seguido dos planejamentos do tipo Fatorial Fracionado.

Este trabalho se limita a aplicação na impressora 3D Ender 3 Pro com mesa em vidro de 0,3 mm de espessura e sendo assim está limitado a aplicações posteriores apenas a este modelo de impressora ou similares sendo necessário um novo estudo em outras impressoras. Este trabalho poderá servir de base para os próximos estudos.

#### **1.5 Estrutura do trabalho**

Este trabalho será estruturado em cinco capítulos. O capítulo 1 será a introdução que apresenta o assunto estudado, a problemática e a justificativa. Ainda apresenta o objetivo geral e os específicos.

O capítulo 2 descreve a fundamentação teórica, conceitua a manufatura aditiva, o planejamento de experimentos e detalha o planejamento de experimento fatorial fracionado.

O capítulo 3 apresenta a metodologia utilizada neste trabalho.

O capítulo 4 apresenta os dados obtidos, seu tratamento e o os resultados.

O capítulo 5 apresenta as considerações finais.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

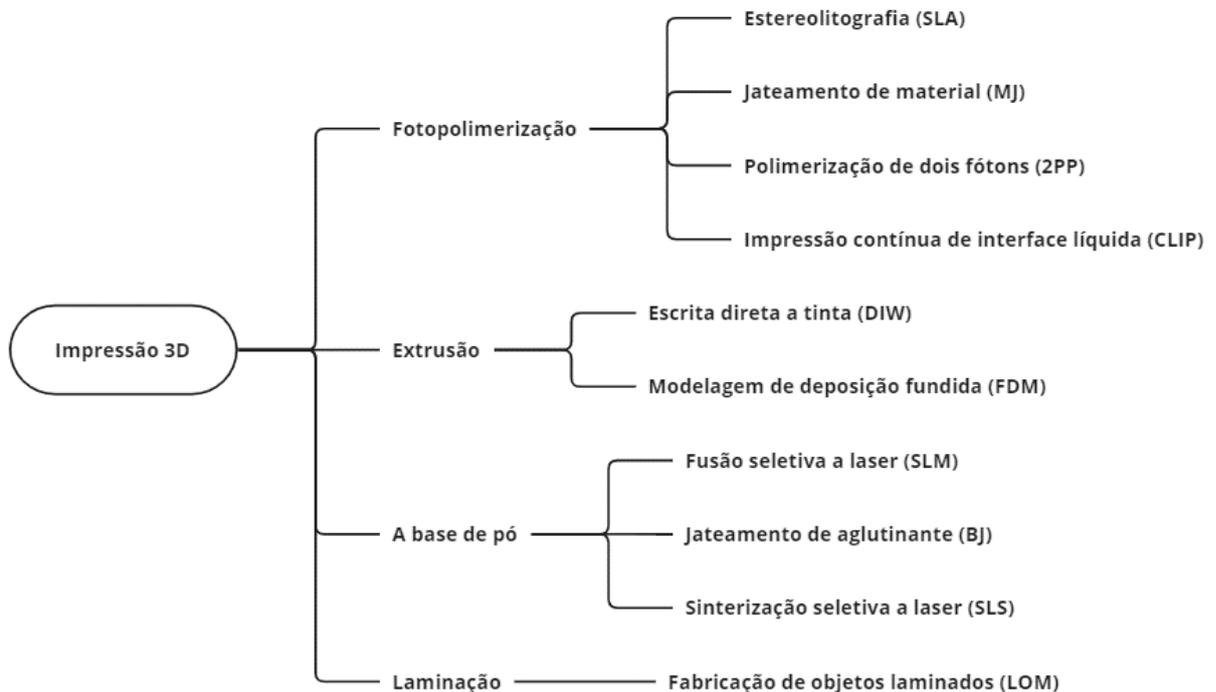
### 2.1 Manufatura aditiva

Volpato (2017) define a Manufatura Aditiva (*Additive Manufacturing – AM*) como um processo de fabricação onde o material é posto em camadas planas e contínuas, por meio de informações obtidas de modelos geométricos elaborado em um sistema CAD (Computer Aided Design), objetivando a produção de componentes de forma rápida, automática e com total flexibilidade. Barros (2021) aponta que a manufatura aditiva (AM), também conhecida como impressão 3D, é uma ferramenta essencial no processo criativo que ajuda a validar as propostas desenvolvidas e ainda auxilia na identificação de aspectos passíveis de melhorias.

Conforme Assis (2018) o conceito de manufatura aditiva apesar de longínquo tornou-se notório apenas entre o final dos anos 1970 e início dos anos 1980 devido à crescente demanda das empresas em criar protótipos de forma rápida e barata. Veit (2018) resume a história da manufatura aditiva em quatro correntes sendo a primeira a prototipagem que é o desenvolvimento de protótipos, utilizada de maneira tímida, principalmente por universidades, devido ao alto custo dos equipamentos e materiais, enquanto a segunda corrente destina-se a aplicações da manufatura aditiva, buscando mostrar sua empregabilidade no contexto das empresas, principalmente na área médica. Após verificado a relevância das aplicações, a terceira corrente, descrita por Veit (2018), refere-se a expansão dos materiais e equipamentos utilizados na manufatura aditiva e a quarta corrente está voltada ao desenvolvimento contínuo da tecnologia para substituir os processos de fabricação tradicional, chamado de manufatura subtrativa.

Conforme Ambrosi (2016) muitas tecnologias de impressão 3D foram criadas onde se diferem na forma de deposição de material em suas camadas durante a construção do objeto, podendo, dentre as principais técnicas serem divididas em quatro categorias de acordo com seus mecanismos de funcionamento, sendo eles: fotopolimerização, extrusão, “à base de pó” e laminação. Como aponta Prado (2019) houve, desde o início da comercialização de impressoras 3D, em 1988, o surgimento de diversas inovações em técnicas de impressão 3D variando tanto a tecnologia aplicada quanto a matéria-prima utilizada, que pode ser líquida, sólida e também em pó. A Figura 1 apresenta as principais técnicas de impressão 3D.

**Figura 1:** Principais técnicas de Impressão 3D



**Fonte:** Adaptado de Ambrosi (2016)

Dentre as principais técnicas acima citadas, uma de grande destaque é a Fusão por Deposição de Material (*Fused Deposition Modeling* – FDM), também denominada de Modelagem de Deposição Fundida, onde, segundo Melcová (2021), um material plástico é conduzido a um bico aquecido, fundido e extrudado sobre um substrato formando a primeira camada de material. Existem vários materiais disponíveis para utilização em impressões 3D e diversos outros vem sendo estudados. Segundo Ligon *et al.* (2017) o material PLA (ácido polilático) e o material ABS (acrilonitrila butadieno esterino) são os principais polímeros usados para FDM.

Assis (2018) menciona que a AM não é mais apenas usada por grandes empresas especialistas em prototipagens rápidas, em decorrência de sua difusão após a chegada das impressoras 3D do tipo desktop, pois estas são pequenas e simples de utilizar. Assis (2018) ainda menciona que atualmente há no mercado impressoras com baixos preços, a depender da técnica a que se pretende aplicar. O que é comprovado por Dhinakaran (2020) que relata que devido ao interesse de diversos grupos nessa tecnologia, por sua simplicidade, ela é bastante explorada e há uma grande variedade de impressoras 3D disponíveis no mercado a baixo custo.

Muitos estudos sobre os efeitos que determinados fatores geram sobre a resposta vem sendo feitos nos últimos anos usando-se metodologias de planejamento de experimento.

Qattawi (2018) analisou, através da metodologia de Taguchi, a influência que a porcentagem de preenchimento, o padrão de preenchimento, altura da camada e temperatura de extrusão tem sobre a precisão das dimensões dos objetos impressos, e observou que usando o padrão hexagonal para preenchimento e os demais níveis em baixo tem-se a melhor precisão dimensional. El Magri (2021), através da metodologia de superfície de resposta, analisou o efeito que a temperatura do bico extrusor, a velocidade de impressão e a altura da camada geravam sobre o módulo de Young (propriedade que mede a rigidez de um sólido), resistência a tração e grau de cristalinidade, onde observou-se que a altura da camada foi o fator mais influente sobre o módulo de Young e o grau de cristalinidade.

Para este trabalho foi escolhido o Planejamento Fatorial Fracionado para analisar a influência que a velocidade de impressão, temperatura do bico e da mesa e a altura da camada tem sobre o tempo de impressão, a massa da peça e o consumo de energia elétrica.

A velocidade de impressão, segundo Murugan (2018), refere-se a rapidez que o material é extrudado durante o processo de impressão. Miyanaji (2018) afirma que a velocidade de impressão pode afetar significativamente a qualidade da peça. Murugan (2018) ainda afirma que a qualidade da impressão final é inversamente proporcional a velocidade de impressão.

Conforme Abbas (2018) quanto menor a altura da camada, que é a espessura de material depositada pelo bico, maior será a resistência da peça, entretanto com a diminuição da altura da camada haverá aumento no tempo de impressão. Além da resistência e tempo de impressão, a altura da camada pode influenciar em outras respostas de forma nítida, entre elas a rugosidade. Murugan (2018) cita que a altura de impressão define o acabamento da peça impressa.

A temperatura da mesa está diretamente relacionada a aderência do material extrudado à mesa onde espera-se que o mesmo não se desprenda durante o processo de impressão. Benwood (2018) cita que o aumento da temperatura da mesa proporciona um aumento na cristalinidade o que melhora a resistência térmica da peça. Carneiro (2019) aponta que o aumento da temperatura da mesa tende a fortalecer a união entre as camadas, reduzir vazios nas amostras e também a aumentar a cristalinidade.

Conforme Wang (2020) a temperatura do bico extrusor afeta principalmente a fluidez do material no momento de extrusão, sendo que quando a temperatura do bico é muito baixa a fluidez do material é baixa e, desta forma, resulta uma fraca força de ligação entre as camadas. De acordo com Carneiro (2019) com o aumento da temperatura do bico extrusor haverá redução na viscosidade do material e conseqüentemente o melhor preenchimento de espaços que podem ocorrer devido a características do processo e do material a ser usado. Entretanto isso não significa que se deve aumentar muito a temperatura do bico, pois segundo Wang (2020), quando

essa temperatura é muito alta o material extrudado é quase líquido e não propício a impressão devido a possibilidade de degradação térmica parcial.

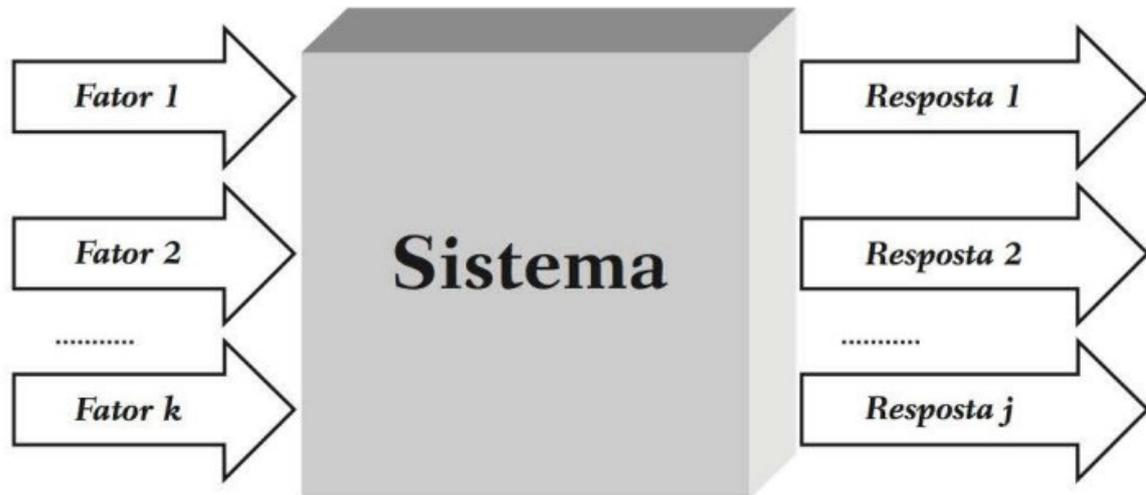
## 2.2 Planejamento de experimentos

Montgomery (2013) define Planejamento de Experimentos como o processo em que se estabelece um plano para um experimento e se coletam dados passíveis de análise estatística, resultando em conclusões válidas e objetivas. Yanes (2018) caracteriza o planejamento de experimentos (DOE) como uma metodologia estatística para uma experimentação eficiente, no qual lhe é permitido que identifique as variáveis significativas independentemente do sistema ou processo.

Segundo Gutierrez e Vara (2008) o planejamento de experimentos é precisamente a forma mais eficiente de teste: o planejamento de experimentos consiste em determinar quais testes devem ser realizados e de que forma, para obter dados que, quando analisados estatisticamente, forneçam evidências objetivas que permitam responder às questões colocadas, e assim esclarecer os aspectos incertos de um processo, resolvendo um problema ou conseguir melhorias. Khalid (2021) complementa que o planejamento de experimentos proporciona uma forma clara de entender os fatores de controle de um processo e nos auxilia na identificação dos efeitos causados pelos mesmos.

De acordo com Barros Neto (2010) o primeiro passo a se dar no planejamento de qualquer experimento é decidir quais são os fatores e as respostas de interesse. Os fatores são as variáveis que podem ser controladas podendo ser qualitativas ou quantitativas. Enquanto que os ruídos são as variáveis que não podem ser controladas. Barros Neto (2010) ainda nos alerta sobre os fatores que podem afetar as respostas, mas que não temos condições ou interesse em os controlar para que o efeito destes não seja confundido com os efeitos em que estamos interessados em estudar.

Segundo Barros Neto (2010) uma função inicialmente desconhecida pode representar o sistema, relacionando diretamente os fatores às respostas, podendo, em alguns casos, ter várias respostas de interesse. A Figura 2 representa esse sistema.

**Figura 2:** Relação Fatores-Respostas

Fonte: Barros Neto (2010)

Yu, Low e Zhou (2018) relatam que os planejamentos de experimentos variam desde a abordagem básica de um fator de cada vez, até projetos fatoriais clássicos. Dentre os diversos tipos de planejamentos de experimentos pode-se destacar o planejamento totalmente aleatorizado, planejamento aleatorizado por blocos, planejamento aleatorizado por níveis, planejamento por níveis completo aleatorizado por bloco, planejamento por níveis incompleto aleatorizados por blocos, planejamento fatorial com dois fatores, planejamento fatorial  $2^k$ , planejamento fatorial fracionado, entre outros.

### 2.3 Planejamento de experimentos fatoriais

Montgomery (2013) afirma que experimentos fatoriais são os mais eficientes tipos de experimentos quando há dois ou mais fatores envolvidos, e que todas as possíveis combinações de níveis de fatores são analisadas, sendo que quando há dois níveis são denominados de “alto” designados para os maiores valores (+) e “baixo” que são designados para os menores valores (-). Li *et al.* (2021) ressaltam a importância dos experimentos fatoriais  $2^k$ , onde  $k$  fatores são testados em apenas 2 níveis, resultando em  $2^k$  combinações. Conforme Elhalil (2016) pode ser testado mais de uma vez uma determinada combinação dos  $k$  fatores, chamando-o de réplica.

Para fazer um planejamento fatorial completo, devemos realizar experimentos em todas as possíveis combinações dos níveis dos fatores. Cada um desses experimentos, em que o sistema é submetido a um conjunto de níveis definido é um ensaio experimental. Podemos querer estimar o erro experimental a partir de ensaios repetidos, e nesse caso vamos precisar de mais experimentos (BARROS NETO, 2010).

Carpinetti (2009) apresenta o experimento fatorial  $2^3$  onde 3 é o número de fatores e desta forma  $2^3 = 2 \times 2 \times 2 = 8$  ensaios são feitos. A Tabela 1 mostra a matriz de planejamento para este exemplo:

**Tabela 1:** Matriz de planejamento para um experimento  $2^3$

Teste	Fator de Controle		
	$x_1$	$x_2$	$x_3$
1	-1	-1	-1
2	+1	-1	-1
3	-1	+1	-1
4	+1	+1	-1
5	-1	-1	+1
6	+1	-1	+1
7	-1	+1	+1
8	+1	+1	+1

Fonte: Carpinetti (2009)

A partir da matriz de planejamento Carpinetti (2009) apresenta, na Tabela 2, a matriz de cálculo para o experimento  $2^3$ .

**Tabela 2:** Matriz de planejamento com efeitos de interações para um

Teste	Efeitos Principais				Efeitos de Interação			
	I	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_1 x_2$	$x_1 x_3$	$x_2 x_3$	$x_1 x_2 x_3$
1	+1	-1	-1	-1	+1	+1	+1	-1
2	+1	+1	-1	-1	-1	-1	+1	+1
3	+1	-1	+1	-1	-1	+1	-1	+1
4	+1	+1	+1	-1	+1	-1	-1	-1
5	+1	-1	-1	+1	+1	-1	-1	+1
6	+1	+1	-1	+1	-1	+1	-1	-1
7	+1	-1	+1	+1	-1	-1	+1	-1
8	+1	+1	+1	+1	+1	+1	+1	+1

Fonte: Adaptado de Carpinetti (2009)

Para estudar o efeito de qualquer fator sobre uma dada resposta, precisamos fazê-lo variar de nível e observar o resultado que essa variação produz sobre a resposta. Como, para isso, precisamos ter o fator em pelo menos dois níveis diferentes, pode-se concluir que o planejamento mais simples é aquele em que todos os fatores são estudados em apenas dois níveis. Para  $k$  fatores, isto é,  $k$  variáveis controladas pelo experimentador, um planejamento completo de dois níveis exige a realização de  $2 \times 2 \times \dots \times 2 = 2^k$  ensaios diferentes, sendo chamado por isso de planejamento fatorial  $2^k$  (BARROS NETO, 2010).

Para Montgomery (2013) o efeito de um fator é definido como a mudança na resposta produzida por uma mudança no nível do fator. Isso é chamado de efeito principal porque se refere aos fatores primários de interesse no experimento.

Barros Neto (2010) define o efeito principal como a média dos efeitos nos dois níveis de cada fator. Carpinetti (2009) explica que efeito principal do primeiro fator  $E_1$  corresponde à mudança da resposta média do processo quando o nível de  $E_1$  é alterado do nível baixo para o alto mantendo os outros fatores constantes. A mesma análise é feita para os demais fatores, variando apenas seus índices.

A Equação (1) adaptada de Barros Neto (2010) representa o k-ésimo efeito e pode ser reescrita como a diferença entre duas médias: vemos que o efeito principal  $E_k$  é a diferença entre a resposta média no nível superior e a resposta média no nível inferior desse fator:

$$E_k = \bar{y}_+ - \bar{y}_- \quad (1)$$

Cada efeito é a diferença de duas médias. Metade das observações contribui para uma das médias, e a metade restante aparece na outra média. Esta é uma importante característica dos planejamentos fatoriais de dois níveis. As respostas obtidas nunca ficam ociosas (BARROS NETO, 2010).

#### 2.4 Planejamento de experimentos fatoriais fracionados

De acordo com Montgomery (2013) à medida que o número de fatores em um experimento fatorial  $2^k$  aumenta, a quantidade de execuções necessárias para uma réplica completa do experimento supera rapidamente os recursos da maioria dos experimentadores.

Elazazy (2017) aponta que mesmo quando o número de fatores é pequeno, muitas execuções podem ser necessárias se um fatorial completo for usado. Conforme Mazen *et al.* (2022) o experimento fatorial fracionário é recomendado quando em um experimento fatorial completo as interações de mais altas ordens podem ser desprezadas se as mesmas são insignificantes, e desta forma resolve-se o problema do aumento exponencial do número de execuções experimentais para um experimento fatorial completo à medida que o número de fatores sendo estudados aumenta.

Com um número grande de fatores, os planejamentos fatoriais com 2 níveis exigem um grande número de combinações de teste. Por exemplo, um planejamento com 7 fatores requer  $2^7 = 128$  combinações de teste. Com esses pontos, estimamos uma média, 7 efeitos principais, 21 efeitos de interação com 2 fatores, 35 efeitos de interação com 3 fatores, 35 efeitos de interação com 4 fatores, 21 efeitos de interação com 5 fatores, 7 efeitos de interação com 6 fatores e 1 efeito de interação com 7 fatores (CARPINETTI, 2009).

Montgomery (2013) diz que se o experimentador puder supor, mesmo que de forma razoável, que certas interações de alta ordem não são tão importantes quanto as de baixa ordem, as informações sobre os efeitos principais e as interações de baixas ordens podem ser obtidas executando apenas uma fração do experimento fatorial completo. Conforme Carpinetti (2009) os efeitos de mais alta ordem podem, na maioria das vezes, ser desprezados pois não são significativos e há enorme interesse prático em considerar e utilizar frações de planejamentos fatoriais.

Segundo Montgomery (2013) os experimentos fatoriais fracionários, ou fatoriais fracionados, estão entre os tipos de experimentos mais usados para design de produtos e processos, melhoria de processos e experimentação industrial e comercial.

Considere um experimento fatorial  $2^4$ . Nesse caso, o experimento completo envolve 16 combinações. Suponha que queiramos reduzir o número de combinações de teste para 8. Então, queremos realizar metade de um experimento  $2^4$ , ou seja,  $2^4/2 = 2^{4-1} = 8$  combinações (CARPINETTI, 2009).

Barros Neto (2010) apresenta como exemplo a construção do planejamento fracionário  $2^{4-1}$  onde é construído um planejamento  $2^3$  completo para os fatores 1, 2 e 3 e em seguida é atribuído ao fator 4 os sinais do produto das colunas 1, 2 e 3.

Carpinetti (2009) nos traz o mesmo exemplo, planejamento fatorial fracionário  $2^{4-1}$ , e ilustra na Tabela 3.

**Tabela 3:** Matriz de planejamento para experimento fracionário

Teste	1	2	3	4 = 123
1	-	-	-	-
2	+	-	-	+
3	-	+	-	+
4	+	+	-	-
5	-	-	+	+
6	+	-	+	-
7	-	+	+	-
8	+	+	+	+

Fonte: Carpinetti (2009)

Carpinetti (2009) também apresenta a matriz de cálculo dos efeitos para este planejamento, apresentada na Tabela 4:

**Tabela 4:** Matriz de cálculo, experimento fracionário  $2^{4-1}$ 

Teste	I	1	2	3	4	12	13	14	23	24	34	123	124	134	234	1234
1	+	-	-	-	-	+	+	+	+	+	+	-	-	-	-	+
2	+	+	-	-	+	-	-	+	+	-	-	+	-	-	+	+
3	+	-	+	-	+	-	+	-	-	+	-	+	-	+	-	+
4	+	+	+	-	-	+	-	-	-	-	+	-	-	+	+	+
5	+	-	-	+	+	+	-	-	-	-	+	+	+	-	-	+
6	+	+	-	+	-	-	+	-	-	+	-	-	+	-	+	+
7	+	-	+	+	-	-	-	+	+	-	-	-	+	+	-	+
8	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+

Fonte: Carpinetti (2009)

Examinando a matriz de cálculo, podemos perceber que muitas das colunas são idênticas. Das 16 colunas, apenas 8 são únicas, ou seja, a combinação linear para o cálculo do efeito da variável 1 é o mesmo que para o cálculo do efeito da interação entre 234 (CARPINETTI, 2009).

A Figura 3 apresenta os confundimentos:

**Figura 3:** Quadro de confundimentos do planejamento fatorial fracionário  $2^{4-1}$ 

Efeito	Confundimento	Efeito	Confundimento
1	234	12	34
2	134	13	24
3	124	23	14
4	123	Média I	1234

Fonte: Adaptado de Carpinetti (2009)

Conforme Carpinetti (2009) ao se multiplicar a coluna 12 pela coluna de dados e dividir por 4, obtém-se o valor da soma dos efeitos das interações 12 e 34. As duas interações são ditas confundidas.

Similarmente, temos o confundimento entre os outros efeitos listados acima. Assim, as 8 colunas diferentes entre si, quando multiplicada pela coluna de dados e dividindo por 4 ( $N/2$ ), são usadas para se obter as combinações lineares  $l_0, l_1, l_2, \dots, l_{123}$  de efeitos confundidos (CARPINETTI, 2009). O quadro abaixo, representado pela Tabela 5, apresenta as combinações lineares e suas respectivas estimativas:

**Tabela 5:** Combinações lineares e suas respectivas estimativas

$l_0$	Média + $(1/2)$ 1234
$l_1$	1 + 234
$l_2$	2 + 134
$l_3$	3 + 124
$l_{12}$	12 + 34
$l_{13}$	13 + 24
$l_{23}$	23 + 14
$l_{123}$	4 / 123

Fonte: Adaptado de Carpinetti (2009)

De acordo com Carpinetti (2009) ao assumirmos que as interações de 3 fatores e de 4 fatores podem ser desprezadas, o experimento produzirá as combinações lineares apresentadas na Tabela 6 adaptada abaixo:

**Tabela 6:** Combinações lineares e suas respectivas estimativas sem interações de 3 e 4 fatores

$l_0$	Média
$l_1$	1
$l_2$	2
$l_3$	3
$l_{12}$	12 + 34
$l_{13}$	13 + 24
$l_{23}$	23 + 14
$l_{123}$	4

Fonte: Adaptado de Carpinetti (2009)

De acordo com Carpinetti (2009) neste experimento fatorial fracionário  $k$  fatores são examinados em  $2^{k-p}$  combinações de testes. Ele também requer  $p$  das variáveis sejam introduzidas no experimento fatorial completo  $2^k$  onde as colunas de interação da matriz de cálculo de um experimento fatorial  $2^k$  são usadas para a introdução das variáveis.

## 2.5 Análise da variância

Segundo Govaerts (2020) a ANOVA é usada principalmente para analisar a influência estatística de um conjunto de fatores categóricos em uma resposta quantitativa e seu principal objetivo é medir a importância e a significância de cada efeito apresentado por ela.

A ANOVA consiste em uma série de cálculos que visa determinar a soma quadrática (SQ) que conforme Barros Neto (2010) indica a parte da variação observada das respostas em torno da média que o modelo não consegue produzir.

Durakovic (2017) complementa que nos casos onde existam mais de duas amostras de teste, a ANOVA é usada para determinar se existem diferenças estatisticamente significativas entre as médias das amostras.

Montgomery (2013) apresenta o quadro da anova com dois fatores e uma iteração para exemplificar a metodologia de sua construção.

**Figura 4:** Quadro ANOVA

Source of Variation	Sum of Squares	Degrees of Freedom	Mean Square	$F_0$
A treatments	$SS_A$	$a - 1$	$MS_A = \frac{SS_A}{a - 1}$	$F_0 = \frac{MS_A}{MS_E}$
B treatments	$SS_B$	$b - 1$	$MS_B = \frac{SS_B}{b - 1}$	$F_0 = \frac{MS_B}{MS_E}$
Interaction	$SS_{AB}$	$(a - 1)(b - 1)$	$MS_{AB} = \frac{SS_{AB}}{(a - 1)(b - 1)}$	$F_0 = \frac{MS_{AB}}{MS_E}$
Error	$SS_E$	$ab(n - 1)$	$MS_E = \frac{SS_E}{ab(n - 1)}$	
Total	$SS_T$	$abn - 1$		

**Fonte:** Montgomery (2013)

A soma total dos quadrados é dada por:

$$SS_T = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^a \sum_{k=1}^a y_{ijk}^2 - \frac{y^2}{abn} \quad (2)$$

Os cálculos de  $SS_A$  e  $SS_B$ , que representam as somas dos quadrados dos efeitos principais são apresentados nas equações 3 e 4:

$$SS_A = \frac{1}{bn} \sum_{i=1}^a y_{i..}^2 - \frac{y^2}{abn} \quad (3)$$

$$SS_B = \frac{1}{an} \sum_{i=i}^a y_{.j}^2 - \frac{y^2}{abn} \quad (4)$$

Para o cálculo de  $SS_{AB}$  que representa o efeito da interação, é conveniente fazê-lo em duas etapas. Primeiro calcula-se soma dos quadrados

$$SS_{\text{Subtotais}} = \frac{1}{n} \sum_{i=i}^a \sum_{j=i}^a y_{ij}^2 - \frac{y^2}{abn} \quad (5)$$

E posteriormente realizar o cálculo:

$$SS_{AB} = SS_{\text{Subtotais}} - SS_A - SS_B \quad (6)$$

Pode-se calcular  $SS_E$  por subtração como

$$SS_E = SS_T - SS_{\text{Subtotais}} \quad (7)$$

## 2.6 Regressão Múltipla

Um modelo geral de regressão linear múltipla com  $k$  variáveis repressoras é expresso como:

$$Y_j = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon_j \quad (8)$$

onde,

- $Y$  é a variável de resposta também chamada de variável dependente,  $\beta_j$ ,
- $\beta_j$  com  $j = 0, 1, 2, \dots, k$ , são coeficientes ou parâmetros de regressão e representam a mudança esperada na variável de resposta por unidade de mudança na variável de entrada,
- $x_j$  é variável regressora, variável de entrada ou variável independente,
- $\varepsilon_j$  é um erro aleatório, que deveria ser normalmente distribuído com  $N(0, \sigma^2)$  para valores dados de  $x$  e  $y$ .

### 3 METODOLOGIA

#### 3.1 Caracterização da pesquisa

Gil (2017) afirma que dentre os inúmeros fatores para a elaboração de um projeto o primeiro e mais importante é a definição de sua natureza. Com o objetivo de estudar os efeitos dos fatores selecionados este trabalho se classifica quanto à natureza como pesquisa aplicada, que conforme Gil (2017) está voltada a obtenção de conhecimento visando a aplicabilidade em uma situação específica. Segundo Prodanov (2013) a pesquisa aplicada tem o objetivo de proporcionar conhecimento necessário para solucionar problemas específicos, dentro de um contexto local.

Quanto ao problema este trabalho é classificado como pesquisa quantitativa pois segundo Prodanov (2013) esta classificação se dá quando é possível transformar opiniões e informações em números com o objetivo de as classificar e analisar.

Com a justificativa de obter maior conhecimento em planejamento de experimentos por parte do autor e baseado nos objetivos apresentados este trabalho se classifica como pesquisa exploratória. As pesquisas explicativas têm como propósito identificar fatores que determinam ou contribuem para a ocorrência de fenômenos (GIL, 2017). A pesquisa explicativa, conforme Prodanov (2013), visa determinar a causa da variação do fenômeno estudado através da manipulação e controle das variáveis, tendo-se assim seu objetivo fundamental. A maioria das pesquisas explicativas utiliza o método experimental, que possibilita a manipulação e o controle das variáveis, no intuito de identificar qual a variável independente que determina a causa da variável dependente, ou o fenômeno em estudo (PRODANOV, 2013).

Quanto aos procedimentos o presente trabalho constitui o método experimental que segundo Gil (2017) pode se resumir na determinação do objeto a ser estudado, seleção das variáveis que possivelmente o influencia e definição das formas de controle e de observação dos efeitos gerados. Prodanov (2013) cita que este método busca demonstrar o modo ou a causa pelo qual um fato é produzido. Gil (2017) afirma que no procedimento experimental o pesquisador é um agente ativo, e não um observador passivo, pois o mesmo manipula os fatores, de forma individual ou não, para verificação da ocorrência do evento pesquisado.

Penteado (2015) apresenta um resumo da classificação da pesquisa apresentada através da tabela 7. Embasado nesta tabela pode-se classificar o presente trabalho quanto a Natureza como Aplicada, com o Problema tratado de forma Quantitativa, quanto aos Objetivos como Explicativa e seu Procedimento como Experimental.

**Tabela 7:** Classificação da pesquisa

<b>CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA</b>			
<b>Natureza</b>	<b>Problema</b>	<b>Objetivos</b>	<b>Procedimentos</b>
			Bibliográfica
			Documental
			Experimental
Básica	Quantitativa	Exploratória	Levantamento
Aplicada	Qualitativa	Explicativa	Estudo de caso
		Descritiva	Ex-post-facto
			Pesquisa-ação
			Participante
			Modelagem e simulação

**Fonte:** Adaptado de Pentead, 2015

### 3.2 Técnicas de coleta de dados

O foco deste trabalho é o desenvolvimento de um planejamento de experimentos fracionado para avaliar três respostas em que se tem interesse: Tempo de impressão, Consumo de Energia Elétrica e Massa da peça. A coleta de dados se dará através da observação sistemática, onde haverá o planejamento prévio do experimento seguido pelo registro dos dados resultantes.

Para registrar os dados relativo ao tempo de impressão, fornecendo os dados em minutos, e para medição do consumo de energia elétrica, fornecendo os dados em quilowatt-hora, será utilizada um medidor de energia elétrica digital Romacci, e para o registro da massa, em gramas, uma mini balança digital LM será usada. Ambos equipamentos são apresentados nas Figura 5 e Figura 6.

**Figura 5:** Medidor de energia elétrica digital

Fonte: Autor

**Figura 6:** Mini balança digital

Fonte: Autor

Foi feito apenas uma réplica deste experimento, o que foi necessário para gerar dados para se estudar a variância do experimento. Um experimento fatorial fracionado  $2^{4-1}$  nos possibilita 8 testes. Ao realizar a réplica obtivemos ao final um total de 16 testes.

A Tabela 8 apresenta os fatores e os respectivos níveis utilizados neste experimento.

**Tabela 8:** Fatores e níveis

Fator	Nome	Baixo (-)	Alto (+)
A	Altura de camada (mm)	0,1	0,2
B	Velocidade (mm/s)	50	70
C	Temperatura mesa (°C)	40	60
D	Temperatura bico (°C)	195	205

Fonte: Autor

Após determinar os fatores a matriz de planejamento, Tabela 9, foi gerada.

**Tabela 9:** Matriz de Planejamento

Experimento	A	B	C	ABC = D
1	-1	-1	-1	-1
2	1	-1	-1	1
3	-1	1	-1	1
4	1	1	-1	-1
5	-1	-1	1	1
6	1	-1	1	-1
7	-1	1	1	-1
8	1	1	1	1

Fonte: Autor

Os dados coletados, para cada resposta, serão inseridos em novas colunas e analisados individualmente.

Os experimentos foram conduzidos da seguinte forma:

- 1- Com a caixa modelada, foi utilizado o software Ultimaker Cura para gerar o arquivo com o código de leitura de impressão, sendo nele feitas as mudanças dos parâmetros estudados.
- 2- Com a mesa nivelada e com auxílio de um spray adesivo (para a peça não descolar), foi ligada a impressora junto ao medidor de consumo de energia elétrica, que além da energia elétrica consumida também teve o papel de tomada de tempo de impressão.
- 3- Com auxílio de um cartão de memória, o arquivo oriundo do “fatiamento”, nome conhecido do procedimento de gerar o arquivo de leitura de impressão, foi levado a impressora para ler as informações de impressão.
- 4- Após a inserção do cartão de memória na impressora foi dado início a impressão, que consta na extrusão do material PLA derretido posto camada sobre camada através de movimentos lineares na área de impressão até a formação do objeto desejado.
- 5- Terminada a impressão, foi necessário esperar todo equipamento esfriar, afim de garantir as mesmas condições experimentais para toda rodada de um novo experimento.
- 6- Foi feito um sorteio, entre as condições experimentais para garantir a aleatoriedade dos experimentos, e um novo ciclo se inicia, até terminar todas as condições experimentais adicionados mais uma réplica para cada condição.

### **3.3 Técnicas de análise de dados**

Após coletar os dados e completar a tabela acima mencionada os dados serão analisados com o Minitab®, que é uma ferramenta estatística muito usual entre estudantes e profissionais de engenharias e outras áreas exatas. Para verificar a significância dos fatores e suas interações será utilizada a ANOVA.

### 3.4 Procedimentos metodológicos

Para iniciar o experimento foi necessário identificar quais eram os possíveis fatores e o quanto de recurso havia disponível, tanto matéria prima quanto tempo disponível, para em seguida definir qual melhor experimento a se usar. Após análise de possíveis métodos viáveis de experimentação, foi definido, para termos de economia de recursos, a utilização do fatorial fracionado, pois o mesmo possibilita uma quantidade menor de testes e conseqüentemente uma economia significativa. Esta análise e escolha se configura como a primeira etapa deste trabalho.

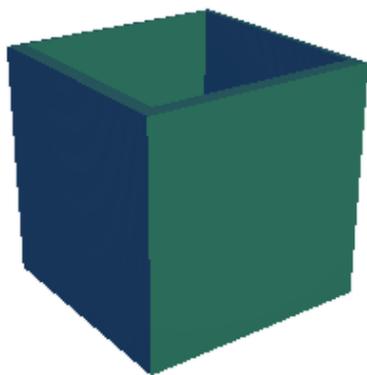
A segunda etapa foi a escolha dos fatores e serem analisados e a definição dos níveis de cada um, seguido da construção da matriz de planejamento. A coleta de dados constitui a terceira etapa, que conta com todo processo de impressão, desde a limpeza e inserção de informações na impressora, passando pela impressão e a espera por esfriar tanto o bico quanto a mesa para poder iniciar a próxima impressão e, por fim, o registro dos dados.

A quarta etapa foi a análise dos dados através do Minitab® que constitui a construção dos resultados e posteriormente a equação que fornece o melhor ajuste para impressão.

### 3.5 Equipamentos e materiais

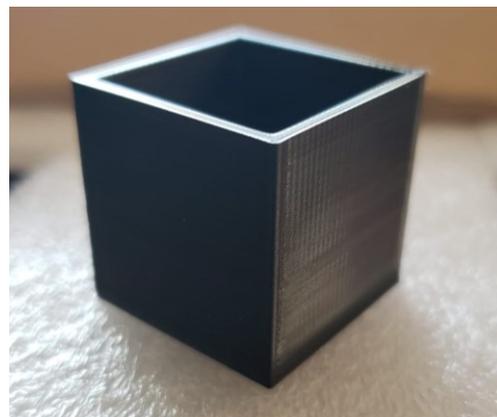
O modelo CAD e a peça impressa são apresentadas seguir. É uma caixinha sem a tampa que possui 25mm em cada aresta. Foi escolhida com o único propósito de estudo acerca da impressão e seu delineamento de experimento.

**Figura 7:** Modelo CAD da peça



**Fonte:** Autor

**Figura 8:** Peça impressa



**Fonte:** Autor

A impressora utilizada foi a Ender 3 Pro com mesa em vidro de 0,3 mm de espessura, Figura 9, que possui tecnologia FDM e pode imprimir com materiais PLA, ABS e TPU. A impressão foi feita em câmara aberta, isto significa que toda a estrutura e a peça impressa ficaram expostas ao contato com o ar. Por não possuir barreiras para circulação de ar e mesmo que as temperaturas sejam exibidas corretamente no display poderá haver má distribuição de calor ocasionando em temperaturas não homogêneas nas extremidades da estrutura, e conseqüentemente afetar a no consumo de energia elétrica e algumas características físicas e mecânicas da peça.

Para este experimento o material usado foi o PLA na cor preta, com diâmetro de 1,75 mm, temperatura de impressão sugerida entre 190°C e 210°C e com a temperatura da mesa sugerida acima das 60°C. Tendo-se conhecimento do calor perdido por usarmos impressora de câmara aberta e utilizando um spray para melhor adesão da peça à mesa, neste trabalho foi utilizado a temperatura da mesa nos limites de 40°C a 60°C com o intuito de reduzir custos operacionais o que em teoria pode ocorrer.

Os demais limites foram definidos tendo base a usualidade comum nas impressões e o interesse do autor.

**Figura 9:** Impressora Ender 3



**Fonte:** Autor

## 4 RESULTADOS

Esta seção apresentará os dados obtidos através do planejamento de experimentos, a análise dos mesmos separados em tópicos para cada resposta desejada e o modelo matemático para configuração de impressão.

### 4.1 Tempo de Impressão

Os dados sobre tempo de impressão obtidos nos testes são apresentados na Tabela 10.

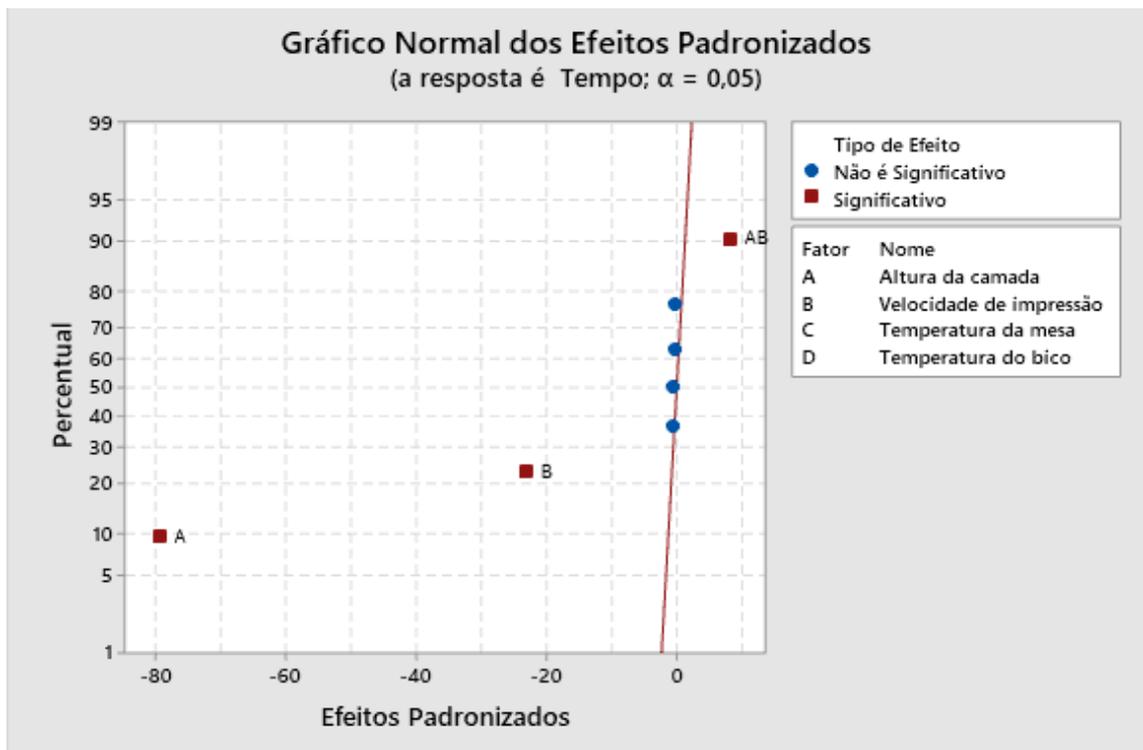
**Tabela 10:** Tempo médio de impressão

Tempo de Impressão (min)							
Exp	A	B	C	ABC = D	Exp1	Exp2	Tempo médio de impressão
1	-1	-1	-1	-1	78,30	78,00	78,15
2	1	-1	-1	1	44,36	44,62	44,49
3	-1	1	-1	1	65,13	67,33	66,23
4	1	1	-1	-1	39,66	38,55	39,11
5	-1	-1	1	1	78,23	78,20	78,20
6	1	-1	1	-1	44,67	44,42	44,55
7	-1	1	1	-1	65,12	66,88	66,00
8	1	1	1	1	38,42	38,60	38,51

**Fonte:** Autor

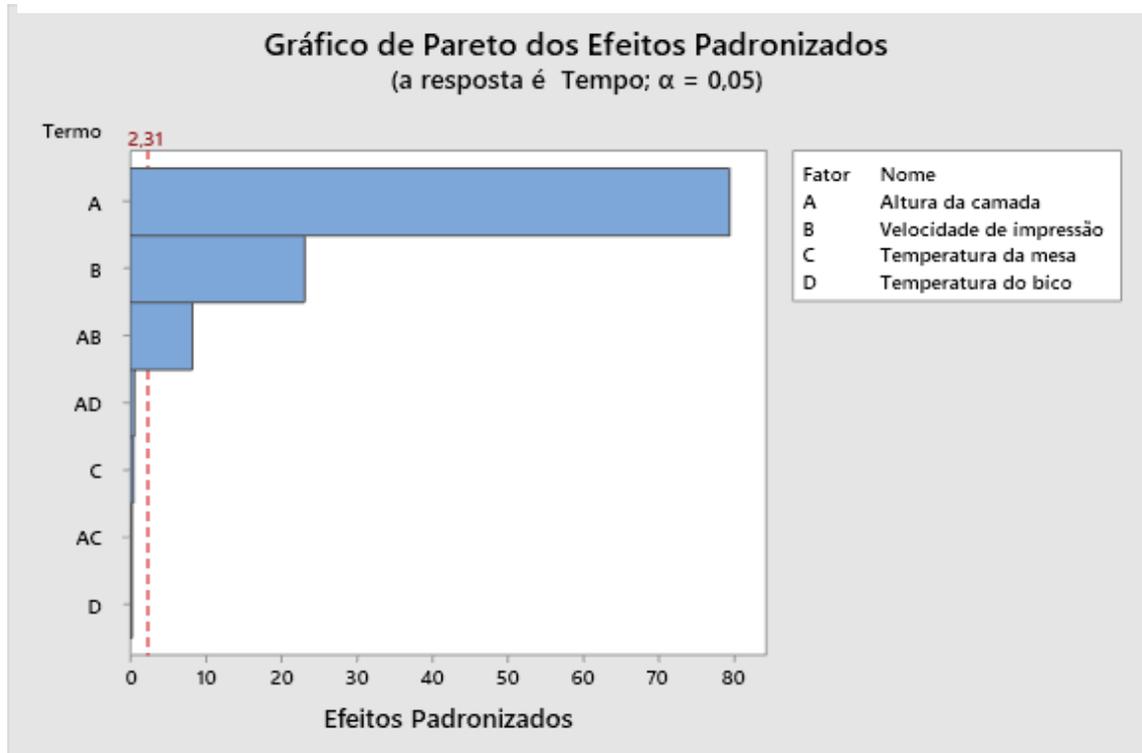
O gráfico normal dos efeitos padronizados, Figura 10, nos indica que os fatores significativos para esta resposta são os fatores A, B e a interação AB, que são respectivamente a altura da camada, a velocidade de impressão e a relação direta entre ambas. O gráfico ainda indica que a Altura da camada e a Velocidade de impressão possuem efeitos padronizados negativos, isso significa que quando o aumentamos de forma individual a resposta diminui, entretanto, um aumento na interação entre elas resulta em um aumento na resposta.

**Figura 10:** Gráfico dos Efeitos (Tempo de Impressão)



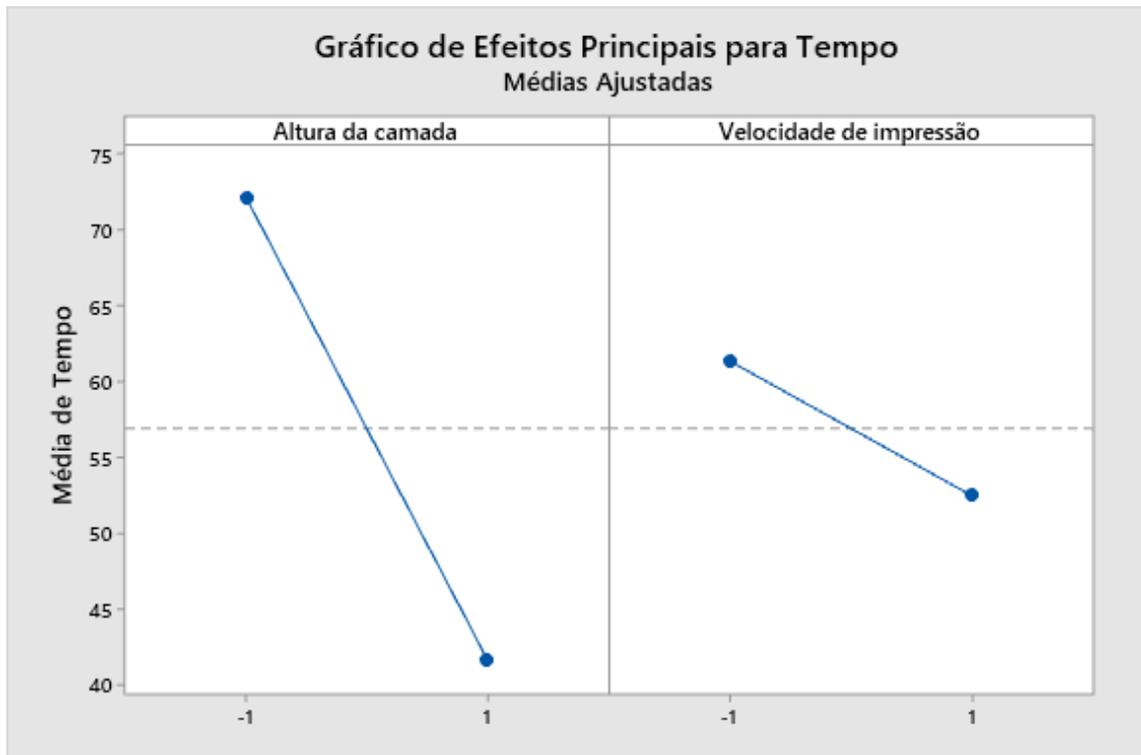
O gráfico de Pareto dos efeitos padronizados, Figura 11, indica que a Altura da Camada gera o maior efeito e conseqüentemente possui um papel muito importante no tempo de impressão. A velocidade de impressão e a interação AB possuem significância, como mencionado anteriormente e comprovado no gráfico de Pareto dos efeitos padronizados ao cruzarem a linha de referência.

**Figura 11:** Gráfico de Pareto (Tempo de Impressão)



**Fonte:** Autor

Através do gráfico de efeitos, Figura 12, pode-se observar que ao sair do nível baixo da altura da camada indo ao nível alto há uma diminuição no tempo médio de impressão, que varia de 72,15 minutos em -1 para 41,66 minutos em +1. O mesmo ocorre com a velocidade da impressão, pois ao variar seu nível de baixo para alto o tempo médio de impressão é reduzido variando de 61,35 minutos em -1 para 52,46 minutos em +1.

**Figura 12:** Gráfico de Efeitos (Tempo de Impressão)

**Fonte:** Autor

A influência da altura da camada e da velocidade de impressão no tempo de impressão e no consumo de energia se dá pela quantidade de material que é extrudado a cada segundo durante a impressão.

Com a variação da altura de -1 para +1 há o aumento de material extrudado pelo bico ocasionando em maior velocidade no processo pois, em comparação a alturas menores, a mesma peça é impressa, porém depositando maior quantidade de material, o que conseqüentemente torna mais ágil o processo de impressão onde o tempo de impressão será necessariamente menor.

A variação de -1 para +1 na velocidade de impressão também ocasiona a diminuição do tempo de impressão dado que o processo de impressão será mais veloz no nível alto. Isto significa que quanto maior a velocidade de impressão, menor será o tempo gasto para acabar uma peça.

Na Tabela 11 tem-se a análise de variância do tempo de impressão. Observou-se que as variáveis A e B e a interação AB são de fato significativas com 95% de confiança, pois o Valor-P, que é usado para calcular a significância estatística, está abaixo de 0,05 em cada um deles.

**Tabela 11:** ANOVA (Tempo de Impressão)

<b>Análise da Variância: Tempo de Impressão</b>					
<b>Fonte</b>	<b>GL</b>	<b>SQ (Aj.)</b>	<b>QM (Aj.)</b>	<b>Valor F</b>	<b>Valor-P</b>
Modelo	7	4074,52	582,07	988,34	0,000
Linear	4	4033,84	1008,46	1712,32	0,000
Altura da Camada	1	3717,65	3717,65	6312,4	0,000
Velocidade de impressão	1	316,04	316,04	536,62	0,000
Temperatura da mesa	1	0,12	0,12	0,21	0,658
Temperatura do bico	1	0,03	0,03	0,05	0,823
Interação de 2 fatores	3	40,68	13,56	23,02	0,000
Altura da Camada * Velocidade de impressão	1	40,42	40,42	68,63	0,000
Altura da camada * Temperatura da mesa	1	0,04	0,04	0,06	0,813
Altura da camada * Temperatura do bico	1	0,22	0,22	0,38	0,555
Erro	8	4,71	0,59		
Total	15	4079,23			

**Fonte:** Autor

A equação (9) expressa o modelo matemático do tempo de impressão deste experimento. Os fatores sem significância foram descartados da equação pois tem pouco impacto sobre a resposta. A Tabela 12 apresenta os coeficientes codificados onde todos fatores com o valor-p abaixo de 0,05 é significativo. O coeficiente representa o tamanho e direção do termo no modelo e sua relação com a resposta quando os demais termos são mantidos fixos. Pode-se notar que a Altura da camada (fator A) , Velocidade de impressão (fator B) e a interação entre elas (interação A\*B) possuem o valor-p abaixo de 0,05 demonstrando-se significativos e desta forma seus coeficientes compõem o modelo matemático de previsão do tempo de impressão.

**Tabela 12:** Coeficientes codificados (Tempo de Impressão)

<b>Coeficientes Codificados Tempo de Impressão</b>						
<b>Termo</b>	<b>Efeito</b>	<b>Coef</b>	<b>EP de Coef</b>	<b>Valor-T</b>	<b>Valor-P</b>	<b>VIF</b>
Constante		56,90600	0,19200	296,60	0,000	
A	-30,48600	-15,24300	0,19200	-79,45	0,000	1,00
B	-8,88900	-4,44400	0,19200	-23,17	0,000	1,00
C	-0,17600	-0,08800	0,19200	-0,46	0,658	1,00
D	-0,08900	-0,04400	0,19200	-0,23	0,823	1,00
A*B	3,17900	1,58900	0,19200	8,28	0,000	1,00
A*C	-0,09400	-0,04700	0,19200	-0,24	0,813	1,00
A*D	-0,23600	-0,11800	0,19200	-0,62	0,555	1,00

**Fonte:** Autor

$$\text{Tempo de Impressão} = 56,906 - 15,243 * A - 4,444 * B + 1,589 * A * B \quad (9)$$

A Figura 13 apresenta o sumário do modelo onde o coeficiente  $R^2(\text{aj})$  representa a porcentagem de variação na resposta que é explicada pelo modelo, ela mostra o quanto as variáveis analisadas influenciam na resposta. Neste modelo tem-se o  $R^2(\text{aj}) = 99,78\%$ , o que representa uma boa aderência do modelo aos valores reais.

**Figura 13:** Sumário do modelo (Tempo de Impressão)

#### Sumário do Modelo

S	R2	R2(aj)	R2(pred)
0,767427	99,88%	99,78%	99,54%

**Fonte:** Autor

## 4.2 Massa da peça

Os dados sobre a massa da peça obtidos nos testes são apresentados na Tabela 13.

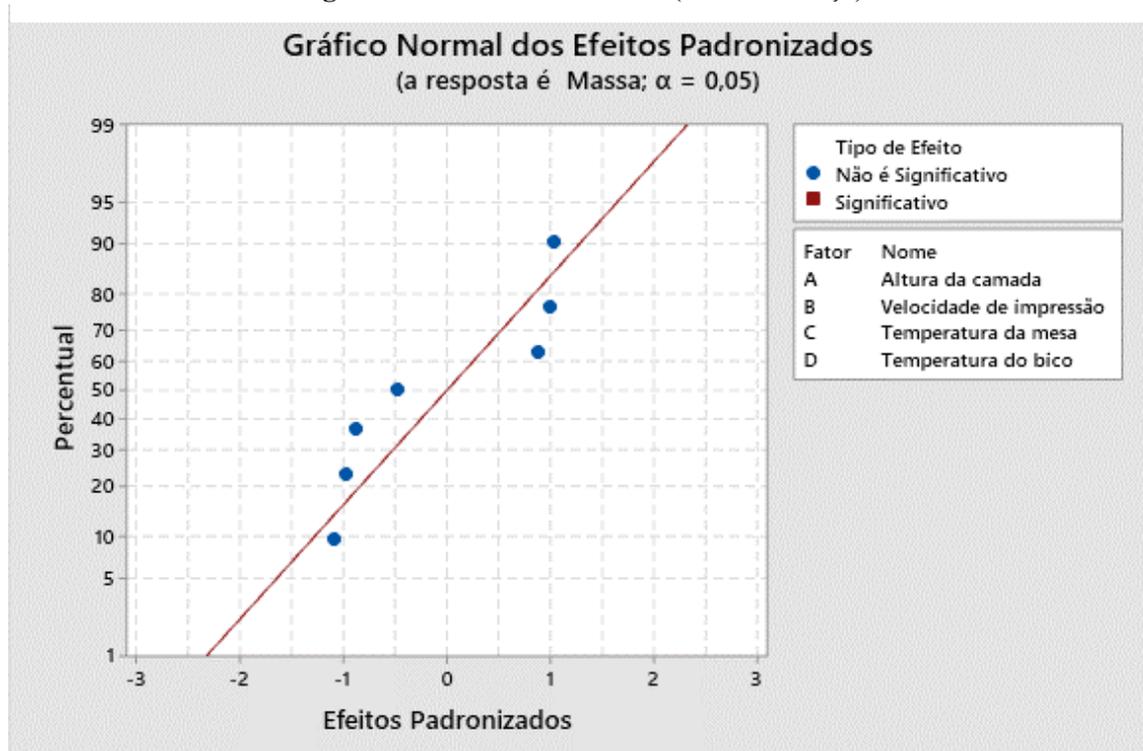
**Tabela 13:** Massa média da peça

Massa da Peça (g)							
Exp	A	B	C	ABC = D	Exp1	Exp2	Massa média da Peça
1	-1	-1	-1	-1	4,69	4,71	4,70
2	1	-1	-1	1	4,92	4,90	4,91
3	-1	1	-1	1	4,65	4,88	4,77
4	1	1	-1	-1	4,84	5,03	4,94
5	-1	-1	1	1	4,72	4,75	4,74
6	1	-1	1	-1	4,84	4,91	4,88
7	-1	1	1	-1	4,63	4,65	4,64
8	1	1	1	1	4,90	4,90	4,90

Fonte: Autor

O gráfico normal dos efeitos padronizados, Figura 14, indica que não há fatores significativos, pois os valores dos efeitos padronizados se encontram próximos a linha de ajuste de distribuição.

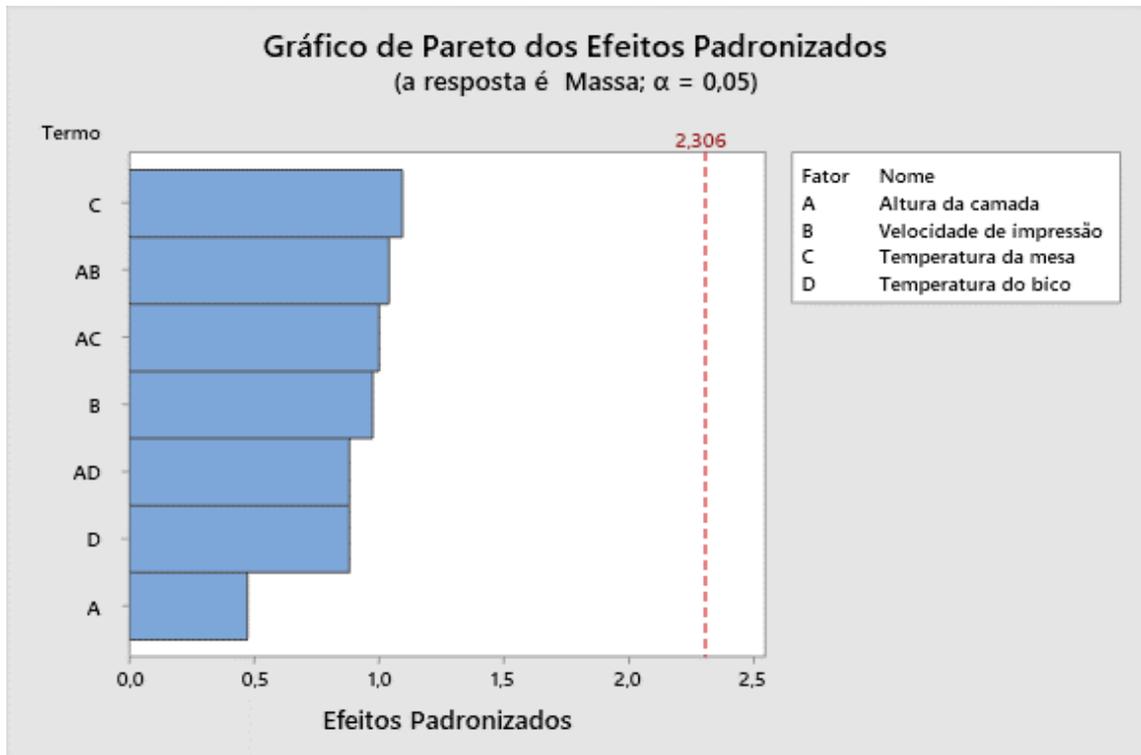
**Figura 14:** Gráfico dos Efeitos (Massa da Peça)



Fonte: Autor

Pode-se confirmar que não há relevância através do gráfico de Pareto, Figura 15, que mostra que nenhum dos fatores supera a linha de referência e desta forma nenhum tem significância para a Massa da Peça.

**Figura 15:** Gráfico dos Efeitos (Massa da Peça)



**Fonte:** Autor

A Tabela 14 apresenta a análise de variância da Massa da peça. Observou-se que nenhuma variável é significativa com 95% de confiança, pois o Valor-P supera 0,05 em todos eles. Pode-se concluir que os fatores estudados não influenciam na Massa da peça.

**Tabela 14:** ANOVA (Massa da Peça)

<b>Análise da Variância: Massa da Peça</b>					
<b>Fonte</b>	<b>GL</b>	<b>SQ (Aj.)</b>	<b>QM (Aj.)</b>	<b>Valor F</b>	<b>Valor-P</b>
Modelo	7	3,4656	0,4951	0,86	0,573
Linear	4	1,8150	0,4537	0,79	0,564
Altura da Camada	1	0,1296	0,1296	0,22	0,648
Velocidade de impressão	1	0,5476	0,5476	0,95	0,358
Temperatura da mesa	1	0,6889	0,6889	1,20	0,306
Temperatura do bico	1	0,4489	0,4489	0,78	0,403
Interação de 2 fatores	3	1,6506	0,5502	0,96	0,459
Altura da Camada * Velocidade de impressão	1	0,6241	0,6241	1,08	0,328
Altura da camada * Temperatura da mesa	1	0,5776	0,5776	1,00	0,346
Altura da camada * Temperatura do bico	1	0,4489	0,4489	0,78	0,403
Erro	8	4,6080	0,5760		
Total	15	8,0736			

**Fonte:** Autor

### 4.3 Consumo de Energia Elétrica

Os dados sobre tempo de impressão obtidos nos testes são apresentados na Tabela 15.

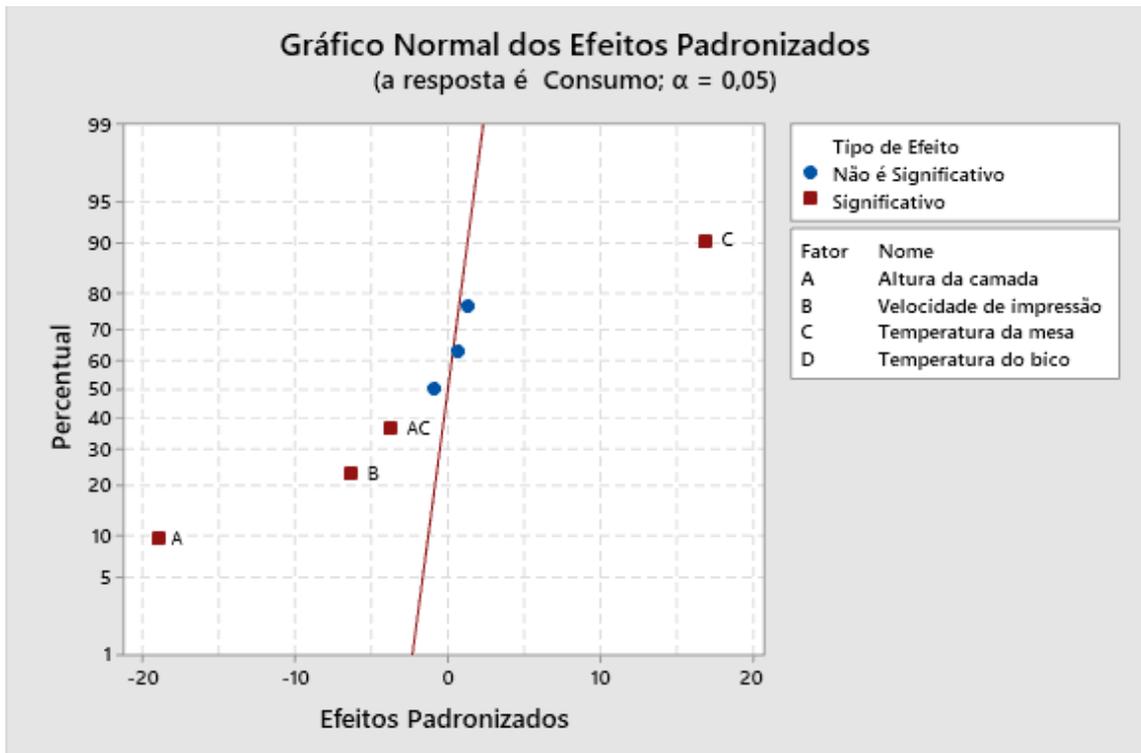
**Tabela 15:** Consumo médio de Energia Elétrica

Consumo de Energia Elétrica (KWh)							
Exp	A	B	C	ABC = D	Exp1	Exp2	Consumo médio de Energia Elétrica
1	-1	-1	-1	-1	0,089	0,076	0,083
2	1	-1	-1	1	0,050	0,053	0,052
3	-1	1	-1	1	0,074	0,071	0,073
4	1	1	-1	-1	0,039	0,038	0,039
5	-1	-1	1	1	0,133	0,129	0,131
6	1	-1	1	-1	0,078	0,079	0,079
7	-1	1	1	-1	0,116	0,107	0,112
8	1	1	1	1	0,067	0,068	0,068

**Fonte:** Autor

O gráfico normal dos efeitos padronizados, Figura 16, indica que os fatores significativos para o Consumo de energia elétrica são os fatores A, B, C e a interação AC, que são respectivamente a altura da camada, a velocidade de impressão, temperatura da mesa e a relação direta entre altura da camada e temperatura da mesa. A temperatura da mesa possui efeito padronizado positivo, o que significa que quando é alterada do nível baixo para o alto haverá um aumento na resposta, em contrapartida os demais fatores significativos e a interação AC possuem efeitos padronizados negativos indicando que, de forma individual, a alteração de nível, do baixo para o alto, condicionará na diminuição da resposta.

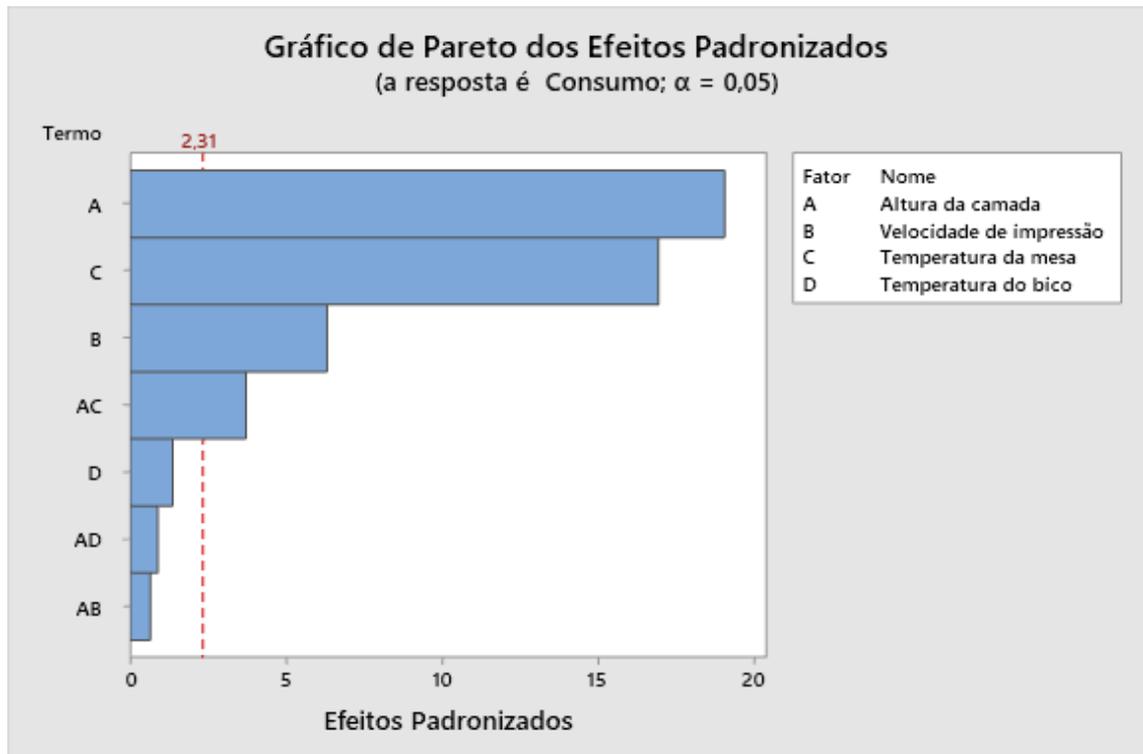
**Figura 16:** Gráfico dos Efeitos (Consumo de Energia elétrica)



Fonte: Autor

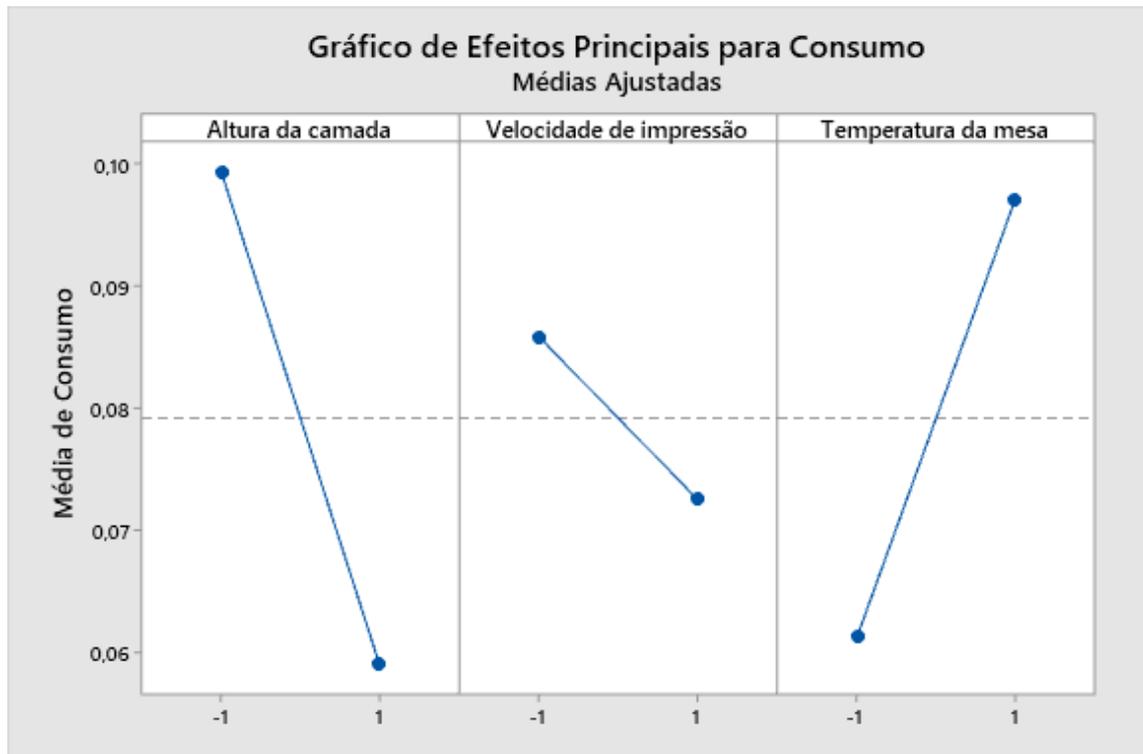
O gráfico de Pareto, Figura 17, indica que o fator Altura da camada e a Temperatura da mesa geram os maiores efeitos no consumo de energia elétrica. A Velocidade de impressão também influencia na resposta, igualmente a interação entre a altura da camada e a temperatura da mesa, em menores escalas, mas ainda significativas.

**Figura 17:** Gráfico de Pareto (Consumo de Energia Elétrica)



**Fonte:** Autor

Pode-se observar no gráfico de efeitos, Figura 18, que ao alterar os níveis da altura da camada de baixo para alto há uma diminuição no consumo médio de energia elétrica, indo de 0,099 Kwh em -1 para 0,059 Kwh em +1. O mesmo ocorre com a velocidade da impressão, pois ao variar seu nível de baixo para alto o consumo médio de energia elétrica é reduzido de 0,086 Kwh em -1 para 0,072 Kwh em +1. Entretanto há evidência estatística de aumento no consumo de energia elétrica ao variar o nível da temperatura da mesa do baixo para o alto, passando de 0,061 Kwh no nível baixo para 0,097 Kwh no nível alto.

**Figura 18:** Gráfico de Efeitos (Consumo de Energia Elétrica)

**Fonte:** Autor

O aumento na altura da camada proporciona um menor consumo de energia elétrica pois dado que o tempo de impressão será menor consequentemente a impressora ficará ligada por um tempo menor ocasionando na diminuição do gasto de energia elétrica.

O mesmo acontece com o aumento da velocidade de impressão. Com a peça sendo impressa num tempo inferior a impressora permanecerá ligada por menos tempo gerando, desta forma, consumos menores de energia elétrica.

A temperatura da mesa afeta o consumo de energia elétrica dado o tempo gasto na impressão, quanto maior o tempo de impressão maior o consumo de energia elétrica. A energia elétrica é transformada em energia térmica usada na mesa durante o processo de fabricação, e há perda de calor dado que a impressora é de câmara aberta.

O quadro ANOVA do consumo de energia elétrica, Tabela 16, mostra que as a altura da camada, a velocidade de impressão, a temperatura da mesa e a interação entre altura da camada e temperatura da mesa são de fato significativas com 95% de confiança, tendo cada uma seu Valor-P abaixo de 0,05.

**Tabela 16:** ANOVA (Consumo de Energia Elétrica)

<b>Análise da Variância: Consumo de Energia Elétrica</b>					
<b>Fonte</b>	<b>GL</b>	<b>SQ (Aj.)</b>	<b>QM (Aj.)</b>	<b>Valor F</b>	<b>Valor-P</b>
Modelo	7	0,012687	0,001812	101,04	0,000
Linear	4	0,012417	0,003104	173,06	0,000
Altura da Camada	1	0,006521	0,006521	363,52	0,000
Velocidade de impressão	1	0,000716	0,000716	39,89	0,000
Temperatura da mesa	1	0,005148	0,005148	287,00	0,000
Temperatura do bico	1	0,000033	0,000033	1,84	0,212
Interação de 2 fatores	3	0,000270	0,000090	5,01	0,030
Altura da Camada * Velocidade de impressão	1	0,000008	0,000008	0,42	0,534
Altura da camada * Temperatura da mesa	1	0,000248	0,000248	13,83	0,006
Altura da camada * Temperatura do bico	1	0,000014	0,000014	0,78	0,402
Erro	8	0,000143	0,000018		
Total	15	0,012830			

**Fonte:** Autor

A equação (10) expressa o modelo matemático do consumo de energia elétrica deste experimento. Os fatores sem significância foram descartados da equação pois tem pouco impacto sobre a resposta. A Tabela 17 apresenta os coeficientes codificados onde todos fatores com o valor-p abaixo de 0,05 é significativo. Pode-se observar que a Altura da camada (fator A), a Velocidade de impressão (fator B), a Temperatura da mesa (fator C) e a interação entre a altura da camada e temperatura da mesa (interação A\*C) possuem o valor-p abaixo de 0,05 são significativos e, portanto, seus coeficientes compõem o modelo matemático de previsão de consumo de energia elétrica.

**Tabela 17:** Coeficientes codificados (Consumo de Energia Elétrica)

<b>Coeficientes Codificados Consumo de Energia Elétrica</b>						
<b>Termo</b>	<b>Efeito</b>	<b>Coef</b>	<b>EP de Coef</b>	<b>Valor-T</b>	<b>Valor-P</b>	<b>VIF</b>
Constante		0,07919	0,00106	74,79	0,000	
A	-0,04037	-0,02019	0,00106	-19,07	0,000	1,00
B	-0,01338	-0,00669	0,00106	-6,32	0,000	1,00
C	0,03588	0,01794	0,00106	16,94	0,000	1,00
D	0,00288	0,00144	0,00106	1,36	0,212	1,00
A*B	0,00138	0,00069	0,00106	0,65	0,534	1,00
A*C	-0,00787	-0,00394	0,00106	-3,72	0,006	1,00
A*D	-0,00187	-0,00094	0,00106	-0,89	0,402	1,00

**Fonte:** Autor

Consumo de energia elétrica =  $0,07919 - 0,02019 * A - 0,00669 * B + 0,01794 * C - 0,00394 * AC$  (10)

A Figura 19 apresenta o sumário do modelo. Neste modelo tem-se o  $R^2(aj) = 97,90\%$ , o que representa uma boa aderência do modelo aos valores reais.

**Figura 19:** Sumário do modelo (Consumo de Energia Elétrica)

#### Sumário do Modelo

S	R2	R2(aj)	R2(pred)
0,0042353	98,88%	97,90%	95,53%

**Fonte:** Autor

## **5 CONSIDERAÇÕES FINAIS**

### **5.1 Conclusões do trabalho**

Com este trabalho foi possível identificar e analisar, através do planejamento de experimentos, quais fatores são relevantes para cada resposta desejada e a alteração que geram quando se altera o nível de cada uma. Foi identificado que nenhum fator influencia na massa da peça, mas que a altura da camada, a velocidade de impressão e a interação entre elas possuem grandes efeitos sobre o tempo de impressão, já com relação ao consumo de energia elétrica os fatores que influenciam são a altura da camada, a velocidade de impressão, a temperatura da mesa e a interação entre altura da camada e temperatura da mesa. Pode-se afirmar, com base no gráfico de Pareto, que a altura da camada é o fator que mais tem influência em ambas respostas.

A influência da altura da camada e da velocidade de impressão no tempo de impressão e no consumo de energia se dá pela quantidade de material que é extrudado a cada segundo durante a impressão. Enquanto a temperatura da mesa influencia o consumo de energia dado o tempo que a impressão demora. A temperatura do bico não influencia nenhuma das respostas estudadas dado o nível de significância em 95%.

Os modelos matemáticos para tempo de impressão e consumo de energia elétrica poderão ser utilizados para futuras previsões e busca de uma melhor combinação entre os fatores de entrada.

### **5.2 Limitações do estudo**

Este trabalho se limitou a aplicação na impressora Ender 3 Pro com mesa em vidro de 0,3 mm de espessura de câmara aberta e seus resultados não podem ser replicados a outros modelos de impressoras. O trabalho se limita ao material PLA descrito nos equipamentos e materiais podendo não apresentar repostas aproximadas quando utilizados outros materiais.

O trabalho limitou-se ao estudo de respostas de forma individuais não trabalhando a correlação entre elas pois não era o objetivo deste estudo. O trabalho também se limita aos fatores escolhidos de modo que para outros fatores a serem analisados um novo estudo deverá ser feito.

### **5.3 Trabalhos futuros**

A continuação deste trabalho pode ser realizada através do estudo de outros fatores que podem influenciar nas respostas estudadas. Pode-se também estudar outras respostas bem como outros modelos de impressoras e materiais.

Como futuro trabalho é interessante estudar a correlação entre as respostas e o efeito dos fatores sobre esta relação.

## REFERÊNCIAS

- ABBAS, Tahseen Fadhil; OTHMAN, Farhad Mohammad; ALI, Basílio Hind. Influência da espessura da camada na propriedade de impacto do PLA impresso em 3D. **Int. Res. J. Eng. Technol. (Irjet)**, v. 5, p. 1-4, 2018.
- AL-DAWALIBI, Anas; AL-DALI, Ibrahim H.; ALKHAYYAL, Bandar A. Best marketing strategy selection using fractional factorial design with analytic hierarchy process. **MethodsX**, v. 7, p. 100927, 2020.
- AMBROSI, Adriano; PUMERA, Martin. 3D-printing technologies for electrochemical applications. **Chemical Society Reviews**, v. 45, n. 10, p. 2740-2755, 2016.
- ASSIS, Marley Alisson Perdigão de. **Impressão 3D, modelos de negócios e os novos cenários para a propriedade intelectual** [manuscrito] / Marley Alisson Perdigão de Assis. – 2018.
- BARROS NETO, Benício de. **Como fazer experimentos** [recurso eletrônico] : pesquisa e desenvolvimento na ciência e na indústria / Benício de Barros Neto, Ieda Spacino Scarminio, Roy Edward Bruns. - 4. ed. - Dados eletrônicos. - Porto Alegre : Bookman, 2010.
- BARROS, R. DOS S.; LOPES DINIZ, R.; MOREIRA SANTOS, D.; PORTO BONTEMPO, K. A importância da manufatura aditiva no processo de design de embalagens: o caso das Memórias de Resultado (MRs). **Design e Tecnologia**, v. 11, n. 22, p. 14-30, 30 jun. 2021.
- BENWOOD, Claire et al. Improving the impact strength and heat resistance of 3D printed models: structure, property, and processing relationships during fused deposition modeling (FDM) of poly (lactic acid). **Acs Omega**, v. 3, n. 4, p. 4400-4411, 2018.
- CAMPOSECO-NEGRETE, Carmita. Optimization of printing parameters in fused deposition modeling for improving part quality and process sustainability. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 108, n. 7, p. 2131-2147, 2020.
- CARNEIRO, Luiz Renato Rodrigues et al. Influência da temperatura da mesa de impressão 3d na dureza e dimensões geométricas de amostras em abs. In: **submitted in the Proceedings of the 26th Congresso Nacional de Estudantes de Engenharia Mecânica**. 2019.
- CARPINETTI, L. C. R. **Planejamento e Análise de Experimentos**. 4. ed. São Carlos: Editora EESC-USP, 2009.
- DHINAKARAN, V. et al. A review on recent advancements in fused deposition modeling. **Materials Today: Proceedings**, v. 27, p. 752-756, 2020.

EL MAGRI, Anouar et al. Experimental investigation and optimization of printing parameters of 3D printed polyphenylene sulfide through response surface methodology. **Journal of Applied Polymer Science**, v. 138, n. 1, p. 49625, 2021.

ELAZAZY, Marwa S. Factorial design and machine learning strategies: Impacts on pharmaceutical analysis. **Spectroscopic Analyses—Developments and Applications**, p. 213-230, 2017.

ELHALIL, A. *et al.* Factorial experimental design for the optimization of catalytic degradation of malachite green dye in aqueous solution by Fenton process. **Water Resources and Industry**, v. 15, p. 41-48, 2016.

FIOROTTO, Nilton Roberto. **Técnicas experimentais em química**. 1. ed. – São Paulo : Érica, 2014.

GOVAERTS, Bernadette *et al.* The essentials on linear regression, ANOVA, general linear and linear mixed models for the chemist. **Reference Module in Chemistry, Molecular Sciences and Chemical Engineering**, p. 431-463, 2020.

GUO, Haichang; LV, Ruicong; BAI, Shulin. Recent advances on 3D printing graphene-based composites. **Nano Materials Science**, v. 1, n. 2, p. 101-115, 2019.

GUTIERREZ, H.P.; VARA, R.S.: **Análisis y Diseño de Experimentos**. 2a ed. McGraw Hill, ISBN-10: 970-10-6526-3. New York. USA. 2008.

KHALID, Marwan; PENG, Qingjin. Investigation of printing parameters of additive manufacturing process for sustainability using design of experiments. **Journal of Mechanical Design**, v. 143, n. 3, 2021.

LI, Shuai *et al.* Lateral cyclic response sensitivity of rectangular bridge piers confined with UHPFRC tube using fractional factorial design. **Engineering Structures**, v. 235, p. 111883, 2021.

LIGON, Samuel Clark *et al.* Polymers for 3D printing and customized additive manufacturing. **Chemical reviews**, v. 117, n. 15, p. 10212-10290, 2017.

MAZEN, Amna; MCCLANAHAN, Brendan; WEAVER, Jonathan M. Factors affecting ultimate tensile strength and impact toughness of 3d printed parts using fractional factorial design. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 119, n. 3, p. 2639-2651, 2022.

MELČOVÁ, Veronika *et al.* FDM 3D printed composites for bone tissue engineering based on plasticized poly (3-hydroxybutyrate)/poly (d, l-lactide) blends. **Polymers**, v. 12, n. 12, p. 2806, 2020.

MIYANAJI, Hadi; MOMENZADEH, Niknam; YANG, Li. Effect of printing speed on quality of printed parts in Binder Jetting Process. **Additive Manufacturing**, v. 20, p. 1-10, 2018.

MONTGOMERY, D. C. **Design and Analysis of Experiments**. John Wiley & Sons, Inc. Arizona State University, 8. ed. Arizona, 2013.

MOURÃO, Laura Braz; DE MIRANDA, Carlos Alberto Silva; TAVARES, Paulo Henrique Campos Prado. Impacto da Manufatura Aditiva nos Processos Tradicionais de Produção: Um Estudo de Caso em Joalheria Artesanal. **Gepros: Gestão da Produção, Operações e Sistemas**, v. 14, n. 3, p. 222, 2019.

MURUGAN, Ramu; MITILESH, R. N.; SINGAMNENI, Sarat. Influence of process parameters on the mechanical behaviour and processing time of 3D printing. **Int J Mod Manuf Technol**, v. 1, n. 1, p. 21-27, 2019.

PRADO, Adolpho Nilson; DO AMARAL MATTOS, Érica Cristina; DA SILVA RODRIGUES, Fábio. MANUFATURA ADITIVA: conceitos, aplicações e impactos na gestão. **Encontro Internacional de Gestão, Desenvolvimento e Inovação (EIGEDIN)**, v. 3, n. 1, 2019.

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

SILVA, Lucas Dias da. **Aplicação do fatorial fracionado no estudo de fatores relacionados ao preparo de bebida não alcoólica**. – Viçosa, 2014.

VEIT, D. R. **Impactos da manufatura aditiva nos sistemas produtivos e suas repercussões nos critérios competitivos**. Tese (Doutorado) - Universidade do Vale do Rio dos Sinos. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas, 2018.

VOLPATO, Neri. **Manufatura aditiva: tecnologias e aplicações da impressão 3D**. Editora Blucher, 2017.

YANES, Jacqueline Pedrera. **Parâmetros mais influentes na previsão da diluição inicial em sistemas de emissários submarinos: uma contribuição baseada em técnicas de Planejamento de Experimentos e Superfícies de Resposta** / J. P. Yanes -- versão corr. -- São Paulo, 2018.

WANG, Shuheng et al. Efeitos dos parâmetros do processo de modelagem de deposição fundida em propriedades mecânicas dinâmicas e de tração de materiais de ácido polilático impressos em 3D. **Teste de polímero**, v. 86, p. 106483, 2020.

YU, P., LOW, M. Y., & ZHOU, W. (2018). **Design of experiments and regression modelling in food flavour and sensory analysis: A review**. *Trends in Food Science & Technology*, 71, 202–215