

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
CAMPUS DE ITAJUBÁ
MESTRADO ACADÊMICO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

Luiz Fernando Braga

**APLICAÇÃO DA METODOLOGIA DE PROJETO DE
PARÂMETROS ROBUSTOS BASEADA NA ANÁLISE DE
CAPACIDADE NO FRESAMENTO DE TOPO DO AÇO
INOXIDÁVEL DUPLEX UNS S32205**

Itajubá - MG

2025

Luiz Fernando Braga

**APLICAÇÃO DA METODOLOGIA DE PROJETO DE
PARÂMETROS ROBUSTOS BASEADA NA ANÁLISE DE
CAPACIDADE NO FRESAMENTO DE TOPO DO AÇO
INOXIDÁVEL DUPLEX UNS S32205**

Dissertação submetida ao Mestrado Acadêmico em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Itajubá – Campus Itajubá para a obtenção do título de mestre em Engenharia de Produção – Mestrado Acadêmico.

Orientadora: Prof^ª. Dr^ª. Jeniffer de Nadae

Coorientador: Prof. Dr. Tarcísio Gonçalves de Brito

Itajubá - MG

2025

Luiz Fernando Braga

**APLICAÇÃO DA METODOLOGIA DE PROJETO DE
PARÂMETROS ROBUSTOS BASEADA NA ANÁLISE DE
CAPACIDADE NO FRESAMENTO DE TOPO DO AÇO
INOXIDÁVEL DUPLEX UNS S32205**

Banca Examinadora:

Prof^a. Dr^a. Jeniffer de Nadae (Orientadora)

Prof. Dr. Tarcísio Gonçalves de Brito (Coorientador)

Prof^a. Dr^a. Juliana Helena Daroz Gaudêncio (UNIFEI)

Prof. Dr. Carlos Henrique de Oliveira (UNIFEI)

Prof. Dr. Lucas Guedes de Oliveira (UFPB)

Itajubá - MG

2025

RESUMO

Os processos de usinagem, destacam-se por serem amplamente utilizados nos setores automobilístico e aeronáutico, por sua elevada taxa de remoção de material, e capacidade de produzir geometrias variadas. O aço inoxidável Duplex UNS S32205 é um material de difícil usinabilidade devido à sua baixa condutividade térmica e taxa de endurecimento, sendo um desafio significativo para as indústrias. Este trabalho aborda o fresamento de topo do Aço Inoxidável UNS S32025, propondo contribuições na otimização de parâmetros de usinagem baseado no Projeto de Parâmetros Robusto (PPR). A pesquisa apresenta estratégia de otimização utilizando índice de capacidade de processo, e por buscar o resultado real de capacidade do processo levando em consideração a dispersão e a centralização da média do processo em relação aos limites de especificação, optou-se pela utilização do índice de capacidade C_{pk} , utilizando a metodologia de Taguchi que combina a média e variância em um único índice de desempenho, e desta forma ter um valor numérico único que reflete ao mesmo tempo o quão perto estará da meta desejada e estabilidade, lidando com uma única resposta equivalente. Foram estudados parâmetros de entrada como velocidade de corte, avanço por dente, profundidade de usinagem e penetração de trabalho considerando como variáveis de ruído, desgaste de flanco da ferramenta, concentração e vazão do fluido de corte por meio de um arranjo cruzado. Com os resultados busca-se otimizar a estabilidade do processo e desta forma melhorar índices de retrabalho neste material. Os experimentos de confirmação foram realizados utilizando o arranjo L9 de Taguchi. Os resultados demonstraram que a os *setups* encontrados através da otimização realizada para o C_{pk} de R_a e C_{pk} de R_t são capazes de produzir melhora significativa no processo de usinagem de topo do aço inoxidável UNS S 32205, comprovando ser uma ótima proposta a metodologia PPR- C_{pk} .

Palavras-chave: Fresamento de Topo; Experimento Fatorial; Índice de Capacidade; Otimização.

ABSTRACT

Machining processes stand out for being widely used in the automotive and aeronautical sectors, for their high rate of material removal, and ability to produce varied geometries. Duplex UNS S32205 stainless steel is a difficult material to machine due to its low thermal conductivity and hardening rate, making it a significant challenge for industries. This work addresses the end milling of UNS S32025 Stainless Steel, proposing innovative contributions in the optimization of machining parameters based on the Robust Parameter Design (PPR). The research presents an optimization strategy using the process capacity index, and in order to seek the real result of the process capacity taking into account the dispersion and centralization of the process average in relation to the specification limits, it was decided to use the C_{pk} capacity index, using the Taguchi methodology that combines the mean and variance in a single performance index, and in this way have a unique numerical value that reflects at the same time how close you will be to the desired goal and stability, dealing with a single equivalent answer. Input parameters such as cutting speed, feed per tooth, machining depth and working penetration were studied, considering as noise variables, tool flank wear, concentration and flow rate of the cutting fluid by means of a cross arrangement. With the results of the Experimental Development (DOE), it is sought to optimize the stability of the process and thus improve rework rates in this material. The confirmation experiments were performed using the Taguchi L9 arrangement. The results showed that the setups found through the optimization performed for the C_{pk} of R_a and C_{pk} of R_t are capable of producing a significant improvement in the top machining process of the stainless steel UNS S 32205, proving that the PPR- C_{pk} methodology is an excellent proposal.

Keywords: *End Milling; Factorial Experiment; Capacity Index. Optimization.*

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABNT - Associação Brasileira de Normas Técnicas

CCC - Arranjo Composto Circunscrito

CCD - Arranjo Composto Central ou Box-Wilson *Central Composite Design*

CCF - Arranjo de Face Centrada

CCI - Arranjo Composto Inscrito

CNC - Comando Numérico Computadorizado

DOE - Projetos de Experimentos ou *Design of Experiments*

EQM - Erro Quadrático Médio ou *Mean Square Error (MSE)*

MSR - Metodologia de Superfície de Resposta

NBR - Norma Brasileira

OLS - Mínimos Quadrados Ordinários ou *Ordinary Least Square*

S/N - Relação Sinal/Ruído

WLS - Mínimos Quadrados Ponderados (MQP) ou *Weighted Least Square*

TiN - Nitreto de titânio

PPR - Projeto de Parâmetro Robusto

LISTA DE SÍMBOLOS

v_c - Velocidade de corte m/min

f_z - Avanço por dente $mm/dente$

a_e - Penetração de trabalho mm

a_p - Profundidade de corte mm

R_a - Rugosidade média

R_t - Rugosidade total

T_y - Alvo da resposta y

v_b - Desgaste de flanco da ferramenta

w - Peso atribuído para a resposta

x - Variáveis independentes

y - Resposta de interesse

Z_1 - Desgaste de flanco

Z_2 - Concentração do fluido (C)(%) Ruído

Z_3 - Vazão do fluido (Q)(ml/min) Ruído

m/min - Metro por minuto

mm - Milímetros

Valor P - probabilidade estimada

R^2 - Coeficiente de determinação

$R^2(adj)$ - Coeficiente de determinação ajustado

r - Ângulo de posição da ferramenta

α - Distância dos pontos axiais em relação aos pontos centrais

β - Coeficiente do modelo matemático a ser estimado

ε - Erro experimental

μ - Média experimental da resposta

σ - Desvio-padrão experimental da resposta

σ^2 - Variância

Σ - Somatório

r - Espaço experimental

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Condições de Qualidade (C_{pk})	30
Tabela 2 - Níveis de Rugosidade.	26
Tabela 3 – Mariz Cruzada	37
Tabela 4 - Fatores para Construção de Gráficos de Controle para Variáveis de Controle	39
Tabela 5 - Composição química do aço inoxidável duplex UNS S32205 (% em peso)	41
Tabela 6 - Variáveis de entrada e níveis experimentais	43
Tabela 7 - Variáveis de ruído	43
Tabela 8 - Planejamento Experimental	49
Tabela 9 - Médias dos resultados μR_a e μR_t	51
Tabela 10 - Análise de variância para μR_a	52
Tabela 11 - Análise de variância para μR_t	53
Tabela 12 - Resultados dos cálculos de Média, Amplitude, Desvio Padrão e Modelagem do C_{pk} de R_a e R_t	57
Tabela 13 - Análise de variância para $C_{pk} R_a$.	59
Tabela 14 - Análise de variância para $C_{pk} R_t$	60
Tabela 15 - Otimização $C_{pk} R_a$	63
Tabela 16 - Otimização $C_{pk} R_t$	63
Tabela 17 - Parâmetros de controle utilizados nos experimentos de confirmação R_a	64
Tabela 18 - Parâmetros de controle utilizados nos experimentos de confirmação R_t	64
Tabela 19 - Resultados dos experimentos de confirmação para as variáveis originais R_a e R_t	65
Tabela 20 - Resultados dos experimentos de confirmação para as variáveis originais R_a e R_t	65
Tabela 21 - Resultados dos experimentos de confirmação para as variáveis originais R_a e R_t	66

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 –Tipos de ferramentas de acordo com os tipos de processos de fresamento: (a) fresa cilíndrica tangencial, (b) fresa cilíndrica frontal e (c) fresa de topo com haste cilíndrica.	23
Figura 2 - Perfil típico de uma rugosidade de uma superfície usinada	25
Figura 3 - Rugosidade Total (R_t) distância entre pico (A1) e vale (A2)	27
Figura 4: Centro de usinagem CNC Eurostec, modelo CY-VMC850	41
Figura 5 - Fresa de topo R390-025A25-11M	42
Figura 6 - Inserto de metal duro R390-11T308M-MM 2030	42
Figura 7 - Montagem do microscópio	44
Figura 8 - Rugosímetro portátil utilizado nos experimentos	45
Figura 9 - Processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205	46
Figura 10 - Fluxograma do método experimental	48
Figura 11 - Montagem do corpo de prova: (1) ferramenta; (2) corpo de prova; (3) dispositivo de fixação do corpo de prova; (4) mesa da fresadora.	50
Figura 12 – Gráfico de efeitos principais para μR_a	54
Figura 13 – Gráfico de efeitos principais para μR_t	54
Figura 14 – Gráfico de probabilidade para μR_a	55
Figura 15 – Gráfico de probabilidade para μR_t	55
Figura 16 - Gráfico de efeitos principais para o $C_{pk}(R_a)$	60
Figura 17 - Gráfico de efeitos principais para o $C_{pk}(R_t)$	61

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Principais técnicas, vantagens, desvantagens e aplicações de DOE.	33
---	----

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	14
1.1 Considerações iniciais	14
1.2 Objetivo	18
1.2.1 Objetivo Geral	18
1.2.2 Objetivos Especifico	18
1.3 Justificativa	19
1.4 Limitação do Trabalho	20
1.5 Conteúdo	21
2. REVISÃO DE LITERATURA	22
2.1 Fundamentos do processo de fresamento	22
2.1.2 Tipos de Fresamento	23
2.1.3 Fresamento de topo	23
2.1.4 Parâmetros de Usinagem	24
2.1.5 Ruídos no processo de fresamento	27
2.2 Análise de capacidade do processo	28
2.3 Integridade de superfície	
2.3.1 Sistema de medição de rugosidade	25
2.3.2 Rugosidade média (R_a)	26
2.3.3 Rugosidade total (R_t)	26
2.4 Planejamento Experimental (DOE)	31
2.4.1 Experimento Fatorial Completo	34
2.5 Projeto de Parâmetro Robusto	35
2.6 Arranjo Cruzado	36
3. METODOLOGIA PROPOSTA PPR-C_{pk}	38
3.1 Modelagem	38

3.2 Otimização	39
4. PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL	41
4.1 Material	41
4.2 Máquina ferramenta	41
4.3 Definição dos parâmetros	42
4.4 Instrumentos de medição	44
4.5 Problemas de pesquisa	45
4.6 Método experimental	47
4.7 Definição da matriz experimental	48
5. EXECUÇÃO DOS EXPERIMENTOS	50
6. RESULTADOS E DISCUSSÃO	51
6.1 Modelagem das Respostas R_a , R_t	51
6.2 Modelagem de C_{pk} para as Respostas R_a , R_t	55
6.3 Análise de variância C_{pk} R_a e C_{pk} R_t	58
6.3.1 Análise de variância C_{pk} R_a	58
6.3.2 Análise de variância C_{pk} R_t	60
6.4 Otimização C_{pk} R_a e C_{pk} R_t	62
6.5 Experimento de confirmação	64
7. CONCLUSÕES	66
7.1 Contribuição do trabalho	67
7.2 Sugestões para trabalhos futuros	68
REFERÊNCIAS	68

1. INTRODUÇÃO

1.1 Considerações iniciais

O Aço Inoxidável Duplex (AID) caracteriza-se por apresentar uma microestrutura balanceada, composta por proporções aproximadamente equivalentes de austenita e ferrita (MARTINHO et al., 2019). Essa combinação confere às propriedades materiais complementares, nas quais a fase austenítica proporciona ductilidade, tenacidade, excelente soldabilidade e resistência à corrosão, enquanto a ferrítica assegura elevada resistência mecânica e resistência à corrosão sob tensão (MAVI, 2020; DAWANG METALS, 2025).

Por essas características, o AID é amplamente utilizado em setores industriais de alta exigência, tais como petroquímica, gás natural liquefeito, usinas nucleares, e indústrias de petróleo e gás. A usinabilidade do aço duplex é limitada devido à sua composição química, com elevados teores de cromo, molibdênio e níquel, com baixa condutividade térmica e alto suporte por deformação durante o corte, conforme destacado por Lima et al. (2019) e Fernandes (2018).

A fabricação de componentes nessa liga, especialmente por meio do processo de fresamento, representa um desafio significativo para a indústria metal-mecânica (AMARO et al., 2020). Entre as dificuldades destacam-se a formação de superfícies com irregularidades, já que, quando expostas a ambientes corrosivos, podem comprometer o desempenho do componente ao facilitar processos de corrosão e diminuir a resistência à fadiga (POLICENA et al., 2018; NAVAÍ et al., 2025).

As propriedades mecânicas do AID e seu comportamento de encruamento elevam as forças de corte e aceleram o desgaste das ferramentas, exigindo controle rigoroso das configurações de corte e a aplicação de técnicas adequadas para minimizar impactos negativos sobre a qualidade da superfície usinada.

Desta forma, torna-se necessária a redução da variabilidade nos processos industriais para garantir a integridade e o desempenho final dos componentes fabricados (LANGLEY ALLOYS, 2020; CHALMERS ODR, 2025).

O desempenho dos processos industriais é fortemente influenciado por variáveis controláveis e não controláveis (também indicadas por variáveis de ruído). As variáveis de ruído, geralmente difíceis de mensurar ou economicamente inviáveis de controle,

introduzem incertezas e aumentam a variabilidade do processo, comprometendo a estabilidade operacional, a qualidade do produto e elevando a probabilidade de não conformidades (BRITO ET AL., 2015; KWON, 2017; FERREIRA, 2022).

Para mitigar tais efeitos, Taguchi desenvolveu o conceito de Projeto de Parâmetros Robustos (PPR), cuja proposta é determinar os níveis ideais das variáveis de controle de forma que a sensibilidade do processo frente às perturbações externas seja minimizada, proporcionando maior robustez e previsibilidade operacional (ARDAKANI; NOOROSSANA, 2008; BRITO et al., 2014; CAMPOSECO-NEGRETE et al., 2016).

O PPR tem como objetivo principal ajustar as configurações de controle para que a média da resposta se aproxime do valor-alvo especificado, simultaneamente a variabilidade associada a uma ou mais características de qualidade (MONTGOMERY, 2013; ROBINSON; ANDERSON-COOK, 2012; Montgomery, 2017).

Em operações de usinagem especialmente no fresamento de ligas metálicas como o AID, as variáveis de ruído tais como desgaste da ferramenta, variação de fluido de corte e temperatura, impactam diretamente a estabilidade do processo, além de afetar a rugosidade superficial, eficiência energética e vida útil das ferramentas (Ferreira, 2022; Brito et al., 2014; Rodrigues et al., 2019).

Estudos empregando o método de Taguchi demonstraram sua eficácia na obtenção de parâmetros robustos de fresamento, resultando em maior uniformidade dimensional e melhor acabamento superficial (Arruda et al., 2019; Lopes et al., 2016; Ferreira, 2022; Silva et al., 2025).

As modelagens empregadas geralmente se baseiam em funções polinomiais de média e variância para mapear os efeitos combinados das variáveis de controle (x) e ruído (z), ajustados por mínimos quadrados ordinários (OLS) ou ponderados (WLS), permitindo quantificar a influência de cada fator sobre as respostas de interesse (Montgomery, 2017; Myers et al., 1992).

No contexto experimental, o PPR utiliza arranjos fatores compostos por uma matriz interna (para fatores controláveis) e uma matriz externa (para fatores de ruído). A interação dessas matrizes gera o arranjo cruzado, no qual cada combinação de ruído é testada para cada configuração de controle, oferecendo uma sugestão robusta da

variância do processo. A execução de réplicas experimentais é fundamental para capturar precisamente a manifestação do ruído e avaliar a magnitude dos seus efeitos sobre o desempenho global do sistema (KWON, 2017; Ferreira, 2022; Brito et al., 2014).

Na abordagem de otimização multivariada de processos industriais, a presença de correlação entre as variáveis de resposta exige métodos estatísticos específicos para modelagem eficiente dos resultados. Nesse contexto, Paiva et al. (2009) propuseram a utilização do Erro Quadrático Médio Multivariado (EQMM), adaptando a função de erro quadrático médio para considerar a estrutura de clareza entre diferentes respostas, incorporando conceitos de Análise de Componentes Principais (ACP) para redução de dimensionalidade e interpretação dos resultados.

Posteriormente, Paiva et al. (2012) aprimoraram essa abordagem ao integrar a análise de componentes principais e o projeto de parâmetros robustos multivariados, ampliando vantajosamente a aplicabilidade do método em cenários industriais com múltiplas respostas correlacionadas.

A análise fatorial tem se tornado uma ferramenta expressiva para o estudo e otimização de processos industriais complexos caracterizados por múltiplas variáveis correlacionadas. De acordo com Johnson e Wichern (2007), uma análise fatorial visa representar as covariâncias e correlações observadas entre variáveis de resposta em função de fatores latentes não observáveis, o que permite reduzir a dimensionalidade e identificar grupos de variáveis fortemente associadas. Essa metodologia é especialmente útil na engenharia de processos e na modelagem multivariada, pois permite compreender como as variáveis operacionais interagem e influenciam de forma conjunta os resultados do sistema.

Estudos corroboram essa visão, demonstrando o potencial da análise fatorial e de outras técnicas multivariadas como a ACP e a projeção multivariada para melhorar o monitoramento, o controle e a otimização de processos industriais (PRIKERŽNIK et al., 2021; OLIVEIRA et al., 2020; MARQUES et al., 2020). Essas abordagens possibilitam realizar diagnósticos mais precisos, reduzir redundâncias e melhorar a qualidade dos modelos preditivos aplicados à fabricação inteligente e à automação de sistemas complexos (6SIGMA, 2025; AIRACAD, 2025). Nesse sentido, a integração da estatística multivariada com métodos de otimização robusta constitui uma tendência

consolidada no contexto da Indústria 4.0, permitindo aumentar a robustez, reduzir custos e ampliar a precisão das tomadas de decisão em múltiplas respostas correlacionadas (ALHAZMI et al., 2025; SOMMER, 2025).

Desta forma a avaliação da capacidade de um processo constitui uma das etapas essenciais do controle estatístico da qualidade, permitindo quantificar a habilidade intrínseca de um sistema produtivo em atender às especificações de projeto e às exigências do cliente (CITISYSTEMS, 2021; AJOLLY TESTING, 2025). Essa avaliação é realizada por meio de indicadores padronizados, como os índices C_p e C_{pk} , que mensuram a relação entre a variabilidade natural do processo e os limites de concepção definidos para uma determinada característica crítica (MONTGOMERY, 2017; DATALYZER, 2020). O índice C_p representa a capacidade potencial do processo, assumindo que ele se encontra perfeitamente centrado em relação ao valor nominal especificado. Já o índice C_{pk} considera, além da dispersão, o desalinhamento da média do processo, permitindo avaliar sua real capacidade em manter a produção dentro dos limites de tolerância (AIAG, 2005; PMTECH, 2021).

Esses índices são amplamente utilizados em ambientes industriais, pois fornecem uma métrica objetiva para identificar desvios, avaliar estabilidade e direcionar ações corretivas preventivas (FM2S, 2025; LAB-WIZARD, 2025). Valores de C_{pk} iguais ou superiores a 1,33 são geralmente aceitos como indicativos de que o processo é estável e adequado para produção em escala, enquanto valores inferiores apontam a necessidade de ajustes nas variáveis de controle ou na operação dos sistemas de fabricação (IDATABI, 2025). Além de refletirem o grau de conformidade com as tolerâncias especificadas, tais índices também permitem comparar o desempenho entre diferentes processos e etapas produtivas, assumindo papel central na gestão da qualidade e na otimização de processos com variáveis multiresposta (PROBOOL, 2025; AJOLLY, 2025).

Complementando a abordagem sobre análise multivariada e índices de capacidade, observa-se que a integração desses métodos tem se mostrado estratégica para a otimização de processos de usinagem de materiais de alta responsabilidade, como o aço elétrico duplex UNS S32205. A aplicação conjunta de técnicas de simulação estatística robusta, aliada à análise de capacidade (C_p e C_{pk}), permite avaliar simultaneamente o desempenho do processo sob condições variáveis e compreender como as interações entre as interações de corte influenciam as respostas de interesse,

especialmente a rugosidade (R_a e R_t) e a estabilidade do processo (VASCONCELOS e FERREIRA, 2022).

Estudos empregaram esse tipo de metodologia com resultados expressivos. Ferreira (2022) e Vasconcelos (2022) descobriram que a combinação entre o Projeto de Parâmetro Robusto (PPR), o Erro Quadrático Médio (EQM) e o Índice de Capacidade (C_{pk}) fornece não apenas uma melhoria significativa na qualidade superficial do aço UNS S32205, mas também aumenta a confiabilidade dimensional e reduz a variabilidade associada às condições de corte.

Revisões realizadas por Santos (2016) e Marcelino et al. (2025) identificaram que configurações de corte como velocidade (v_c), avanço por dente (f_z), profundidade axial (a_p), fluxo e tipo de fluido de corte exercem influência direta tanto na rugosidade quanto no desgaste das ferramentas.

Nesse contexto, o emprego de modelos estatísticos robustos como EQMM e PPR, ajustados às métricas de capacidade como C_{pk} , oferece uma estrutura analítica eficaz para a tomada de decisão industrial com base em critérios multivariados, promovendo melhorias contínuas de qualidade e produtividade (Ghani et al., 2004; Policena et al., 2018; Vasconcelos; Ferreira, 2022).

Tendo como base essas considerações, esta pesquisa propõe a aplicação combinada do método PPR e do C_{pk} no processo de fresamento de topo utilizando o aço inoxidável duplex UNS S32205 como material de estudo. O escopo deste trabalho compreende a etapa de modelagem das variáveis de resposta, bem como o cálculo dos índices de capacidade correspondentes para as características de rugosidade R_a e R_t . E assim busca-se a otimização simultânea dos valores de C_{pk} associados a essas respostas, maximizando a robustez do processo e garantindo a adequação do desempenho às especificações técnicas de usinagem.

1.2 Objetivo

1.2.1 Objetivo Geral

Otimizar os parâmetros de usinagem por fresamento de topo do Aço Inoxidável Duplex UNS S32205 utilizando Projeto de Parâmetros Robustos (PPR), e o Índice de Capacidade de Processos (C_{pk}).

1.2.2 Objetivos Específico

Desdobrando o objetivo geral, chega-se aos seguintes objetivos específicos:

- Construir modelos de rugosidade considerando exclusivamente os efeitos individuais das variáveis de controle e de ruído, utilizando o arranjo cruzado e que apresentem elevados ajustes, com R^2 ajustado superior a 70%;
- Aplicar experimentos de confirmação necessários à verificação dos resultados matemáticos baseada em arranjos ortogonais de Taguchi, assim como determinar o número de experimentos de confirmação necessários para verificar se os parâmetros otimizados durante o experimento produzem o resultado desejado no processo real, confirmando a robustez do processo frente às variáveis de ruído, com nível de significância de $\alpha = 5\%$;
- Analisar e discutir os resultados encontrados do ponto de vista do processo de fresamento.

1.3 Justificativa

O Projeto de Parâmetros Robustos (PPR), proposto por Taguchi (1986), tem se consolidado como uma das principais metodologias de engenharia de qualidade aplicadas à otimização de processos industriais complexos. A relevância do PPR está em sua capacidade de identificação originais de fatores de controle que tornam o sistema produtivo estável frente às variações externas, conhecidos como variáveis de ruído, que afetam diretamente o desempenho e o efeito dos processos (BOX et al., 1988). Essa metodologia integra modelos estatísticos robustos, como o Erro Quadrático Médio (EQM), permitindo não apenas reduzir a variância das respostas, mas também minimizar o desvio em relação ao valor alvo, favorecendo o equilíbrio entre qualidade e produtividade (PAIVA et al., 2012; BRITO et al., 2013).

A aplicação do PPR à usinagem de ligas complexas, como o aço inoxidável duplex UNS S32205, apresenta particular importância devido à baixa usinabilidade desse material, afetada por altos teores de cromo e molibdênio, elevada resistência mecânica sob diferentes condições térmicas e tribológicas (FERREIRA et al., 2022; SPEROTTO, 2021). Nesses casos, a abordagem robusta permite compreender a interação entre variáveis de corte (velocidade, avanço e profundidade) e ruído (desgaste da ferramenta, temperatura e fluxo de fluido de corte), viabilizando a definição de

condições operacionais que maximizam a robustez e a consistência da superfície produzida (ABREU e BORDINASSI, 2020).

Nesta pesquisa, o PPR é analisado no processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205, com o objetivo de identificar parâmetros de corte que minimizem a variabilidade das respostas de rugosidade (R_a e R_t), garantindo qualidade superficial e estabilidade dimensional. A integração do índice de capacidade do processo (C_{pk}) ao PPR amplia a abrangência da análise, permitindo mensurar quantitativamente a robustez do processo otimizado.

De acordo com Montgomery (2019), a incorporação do C_{pk} em estudos de otimização robusta oferece uma métrica estatística eficaz para validar a consistência dos resultados, demonstrando se o processo mantém seu desempenho mesmo diante das variações inerentes ao ambiente produtivo. Assim, a combinação dessas duas abordagens PPR e C_{pk} , reforça o potencial da pesquisa em propor soluções aplicáveis e de alta confiabilidade para a indústria metal-mecânica.

1.4 Limitação do Trabalho

O método proposto será aplicado utilizando ferramentas novas e desgastadas (V_b), com aplicação de fluido de corte nas condições de mínima e máxima vazão da máquina ferramenta (Q) e a concentração de fluido (C) serão tratadas como variáveis de ruído. A velocidade de corte (v_c), avanço por dente (f_z), profundidade de corte (a_p) e largura fresada (a_e) serão utilizadas como variáveis de controle.

As variáveis de resposta a serem coletadas e modeladas são as rugosidades R_a e R_t quanto ao planejamento experimental (DOE – *Design of Experiments*), será do tipo fatorial completo, com 20 experimentos em um arranjo do tipo cruzado, sendo 16 experimentos em seus níveis -1 e +1, com outros 4 experimentos em seus pontos centrais 0.

Por se tratar de um arranjo do tipo cruzado, este trabalho utilizará as variáveis de ruído (V_b, Q, C), apenas para a etapa de modelagem, não sendo desta forma possível mensurar os impactos destas variáveis diretamente nas variáveis de controle (v_c, a_p, a_e, f_z).

Este trabalho limita-se a aplicação de um método para determinar as soluções ótimas do processo de fresamento de topo do aço inoxidável UNS S32205, utilizando

índice de capacidade C_{pk} para mensurar a capacidade de replicabilidade do processo. Quanto à otimização das funções objetivo, o método do gradiente reduzido generalizado (GRG) será utilizado.

1.5 Estrutura do Trabalho

Este trabalho está organizado em sete capítulos, no Capítulo 1, foram apresentados a contextualização da pesquisa, justificativa, limitações e objetivos, os demais capítulos tratam dos assuntos a saber:

Capítulo 2: Apresenta uma síntese sobre a revisão da literatura com apresentação dos principais conceitos relacionados ao processo de fresamento, informações acerca do aço inoxidável duplex. Quanto às técnicas de otimização, são abordados o projeto e análise de experimentos (DOE), Projeto de Parâmetro Robusto (PPR) e Análise Fatorial (AF);

Capítulo 3: Descreve o passo a passo da metodologia proposta para este trabalho PPR- C_{pk} ;

Capítulo 4: Detalha o procedimento experimental, os equipamentos, ferramentas e materiais utilizados para a usinagem e medição dos corpos de prova; a escolha das variáveis de controle e ruído, seus respectivos níveis, a formação do arranjo cruzado e da coleta dos dados;

Capítulo 5: Apresenta os resultados e discussão dos dados coletados nos experimentos, e os ensaios de confirmação realizados, e finalmente;

Capítulo 6: Apresenta as conclusões, contribuições e sugestões para trabalhos futuros.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Fundamentos do processo de fresamento

Os processos de fabricação evoluíram significativamente nas últimas décadas, impulsionados tanto pela introdução de tecnologias digitais (indústria 4.0, produção aditiva, usinagem por comando numérico computadorizado) quanto pelo desenvolvimento de novos materiais avançados para uso estrutural e funcional (Mectria, 2020).

Desta forma o conhecimento e a escolha correta do método de fabricação são essenciais para garantir soluções técnicas, qualidade e competitividade de peças e produtos em setores como automotivo, aeronáutico e biomédico (Liu, 2024).

Devido a esse grande crescimento o fresamento é um dos processos de usinagem mais empregados na indústria metal-mecânica, caracterizando-se pela utilização de uma ferramenta rotativa chamada fresa, que remove material de uma peça através do movimento relativo entre a peça e a ferramenta (WAYKEN, 2023; CALABRIA, 2017). O fresamento permite a fabricação eficiente de superfícies planas, perfis complexos e contornos tridimensionais, sendo fundamental para setores como aeroespacial, automobilístico, naval, agrícola e bens de consumo (ZANINIRENK, 2025; ALFATOOLS, 2024).

O processo de fresamento distingue-se pelas características, precisão dimensional e elevada taxa de remoção de material, superando métodos tradicionais quando se busca acabamento de alta qualidade e produção de peças com geometrias complexas (Wayken, 2023; Calabria, 2017). Durante a operação, uma fresa com múltiplos dentes corta progressivamente o metal à medida que gira em alta velocidade ao redor de seu eixo, enquanto a peça pode ser movida em até três eixos para potencializar a usinagem e os acabamentos gerados (ZANINIRENK, 2025).

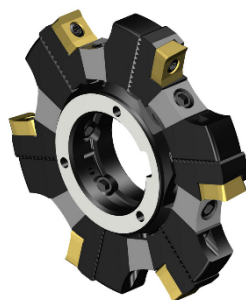
Autores como Grimaldi (2022) e Szajnberg et al. (2024) relataram que a integração de sistemas computacionais inteligentes na linha produtiva permitiu migrar da produção baseada em tentativa e erro para uma abordagem profundamente analítica, onde modelagem, simulação e controle aumentam exponencialmente a eficiência e perdas moderadas.

2.1.2 Tipos de Fresamento

O fresamento pode ser classificado de acordo com a posição relativa entre a ferramenta e a peça, assim como pela geometria da superfície a ser usinada. Os principais tipos incluem:

1. Fresamento periférico (ou tangencial): A superfície da peça é usinada pela periferia da fresa. É amplamente utilizado para gerar superfícies verticais, contornos e acabamentos laterais.
2. Fresamento frontal: A usinagem ocorre com a face da ferramenta atuando sobre a superfície da peça, produzindo superfícies planas e niveladas
3. Fresamento de topo: Uma subcategoria do fresamento frontal, que utiliza fresas de topo para executar cortes axiais e laterais, permitindo usinar umidades, perfis, cavidades e superfícies planas, além de acabamentos diversos (Wayken, 2023; Calabria, 2017). As ferramentas estão descritas conforme Figura 1.

Figura 1 –Tipos de ferramentas de acordo com os tipos de processos de fresamento: (A) fresa cilíndrica (Fresamento lateral e faceamento) (B) fresa de topo com haste cilíndrica.



(A)



(B)

Fonte: Sandvik Coromant

2.1.3 Fresamento de topo

O fresamento de topo é considerado na literatura técnico-científica como um dos processos de usinagem mais empregados na indústria de fabricação devido a sua capacidade, em remoção de material em altas taxas e potencial para produzir geometrias complexas com excelente precisão dimensional. Calabria (2017) destaca que o fresamento de topo se mostra especialmente vantajoso para a fabricação de componentes críticos em ligas como o alumínio AA6063-T5, proporcionando não

apenas alta produtividade, mas também a obtenção de superfícies com baixo padrão de rugosidade e tolerâncias rigorosas.

Schwaizer (2018) ao usar estratégias adequadas de corte e seleção avançada de parâmetros em fresamento de topo, é possível otimizar tanto o tempo de usinagem quanto a qualidade da superfície, mesmo em peças com contornos complexos, observou-se melhoria significativa na rugosidade e economia de tempo, alcançando até 29% de ganho ao adaptar parâmetros de corte.

Segundo Neves (2002), o fresamento de topo esférico é escolha preferencial para operações de acabamento em superfícies inclinadas ou de forma livre, devido à sua capacidade de trabalhar em múltiplos eixos e atingir espaços restritos, o que é fundamental na produção de moldes, matrizes e setores de alto valor tecnológico.

Ainda assim, Kratochvil et al. (2004) ressaltam que ensaios com ferramentas de topo de alto desempenho confirmam o potencial do processo para manter o controle sobre o desgaste da ferramenta e a qualidade superficial mesmo em condições agressivas de corte e em materiais de alta dureza.

2.1.4 Parâmetros de Usinagem

No contexto do fresamento de topo, a seleção correta e o ajuste dos parâmetros de corte são fatores determinantes para o sucesso da operação por impactarem diretamente na produtividade, qualidade da superfície, vida útil da ferramenta e integridade da peça usinada (Alfertools, 2024; Wolf Brasil, 2025).

O avanço das técnicas de usinagem, sobretudo com o emprego de fresadoras CNC e ferramentas modernas, ampliou a necessidade de controle preciso de variáveis como velocidade de corte, avanço por dente, profundidade e penetração de trabalho, considerando que pequenas alterações nessas configurações podem desencadear características indesejáveis, como vibração, desgaste acelerado, falhas de geometria e superaquecimento do material (SHENGENTAB, 2024). Conforme descritas as relações entre os parâmetros e seus impactos no processo:

- Velocidade de corte (v_c): Relação entre RPM e diâmetro da fresa, impacta a taxa de remoção e o desenvolvimento de calor.
- Avanço por dente (f_z): Proporção de avanço por cada dente da fresa, sua seleção correta evita fraturas prematuras e garante bom acabamento.

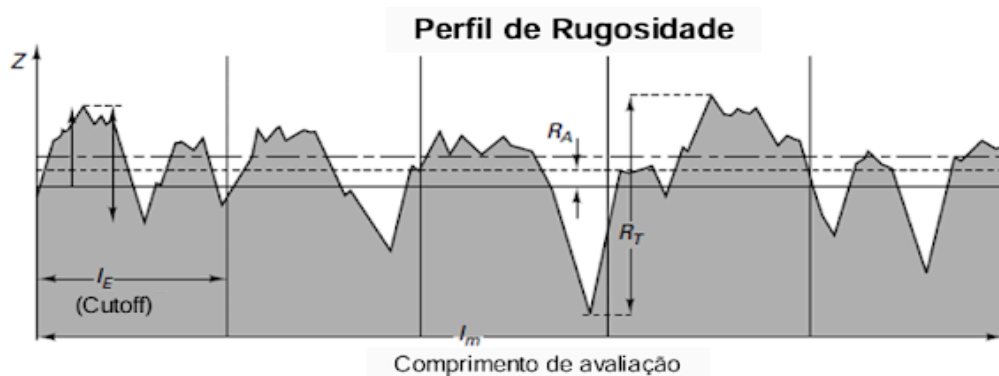
- Profundidade (a_p) e penetração de trabalho (a_e): Profundidades maiores possibilitam desbaste agressivo, mas aumentam força e risco de vibração.

2.1.5 Sistema de medição de rugosidade

O comprimento de amostragem (l_E) é definido pela ABNT (2002) como sendo o comprimento na direção do eixo X usado para identificar as irregularidades características do perfil sob avaliação. O comprimento de avaliação (l_m) é entendido como o comprimento na direção do eixo X, utilizado para estabelecimento do perfil sob avaliação, contendo um ou mais comprimentos de amostragem, segundo Machado et al. (2009), que recomenda ainda um comprimento de medição cinco vezes maior que o comprimento de amostragem para que se obtenha maior confiança dos dados em análise.

A rugosidade é medida pela altura das irregularidades em relação a uma linha média, e um perfil típico de rugosidade, que inclui os picos e vales conforme Figura 2 (QUINTEN, 2019).

Figura 2 - Perfil típico de uma rugosidade de uma superfície usinada



Fonte: Adaptado de Dergamo et al. (2012)

Brito et al. (2015) avaliaram a influência dos parâmetros velocidade de corte, avanço por dente, profundidade corte e penetração de trabalho no fresamento de topo do aço ABNT 1045 na rugosidade utilizando a fresa de metal duro. Os resultados mostraram que o avanço por dente foi o fator que mais influencia os resultados de rugosidade.

Naroei e Ramli (2022) buscaram a seleção ideal de parâmetros de corte para rugosidade da superfície na usinagem de fresamento de AA6061-T6, concluíram que o raio da ponta tem efeito mais significativo na rugosidade da superfície seguido pelo

ângulo de saída radial, e que a profundidade de corte na rugosidade é mais dominante do que a velocidade de corte.

2.1.5.1 Rugosidade média (R_a)

O valor de (R_a) é resultante da média aritmética das ordenadas $y_1, y_2, y_3 \dots, y_n$, considerando seus valores em módulo, a partir da linha de referência Patil (2018), e calculada conforme equação 1.

$$R_a = \frac{y_1 + y_2 + y_3 + \dots + y_n}{n} = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i|}{n} \quad (1)$$

Segundo Smith (2002), o parâmetro de rugosidade R_a foi escolhido para as especificações de usinagem por ser mais simples de determinar graficamente, a partir do perfil registrado da superfície. Por essa razão, passou a ser utilizado antes mesmo do desenvolvimento dos equipamentos automáticos de medição, tornando-se uma referência prática para avaliar a textura superficial em processos de usinagem.

Diversas normas técnicas tratam do parâmetro rugosidade como a NBR ISO 4287, a qual define que a rugosidade desempenha papel importante no comportamento dos componentes mecânicos uma vez que interfere substancialmente na qualidade de deslizamento, resistência da superfície relacionada ao escoamento de fluidos, resistência à corrosão e fadigas. A norma ISO 2632 (*INTERNATIONAL STANDARD*, 1975) define valores e critérios, conforme a Tabela 2.

Tabela 2 - Níveis de Rugosidade.

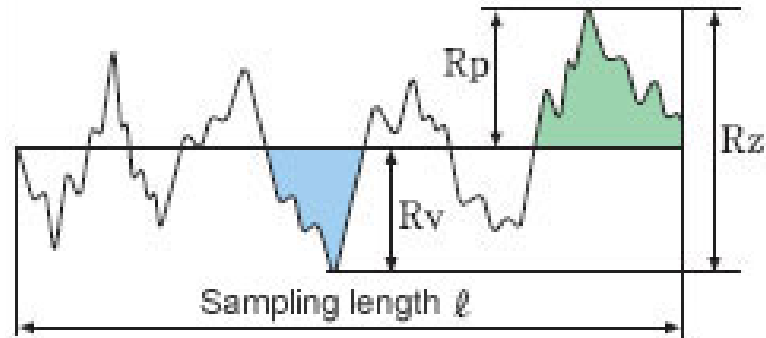
Valores médios de R_a (Processo de Usinagem)										
	0,025	0,05	0,10	0,22	0,44	0,80	1,60	3,20	6,30	25,00
Esmerilhamento										
Tombamento e Fresamento										
Moldagem e aplainamento										

Fonte: ISO 2632 (1962).

2.1.5.2 Rugosidade total (R_t)

A rugosidade total é definida como a distância entre o pico mais alto e o vale mais profundo dentro do comprimento de amostragem analisado, independentemente dos valores de rugosidade parcial (A_i), conforme Figura 3.

Figura 3 - Rugosidade Total (R_t) distância entre pico (R_p) e vale (R_v)



Fonte: Adaptado de Quinten (2019)

Observa-se que o pico máximo se localiza na região R_p , enquanto o vale mais profundo encontra-se em R_v , representando em conjunto, a profundidade total R_t (QUINTEN, 2019).

2.1.6 Ruídos no processo de fresamento

O fresamento, sendo um processo dinâmico de usinagem, está sujeito a diversas fontes de ruídos que impactam qualidades de eficiência produtiva, a precisão dimensional e a integridade superficial das peças. Dentre os principais fatores de ruído destacam-se o desgaste de ferramentas, a oscilação na vazão e na concentração do fluido de (SANDVIK COROMANT, 2025).

O desgaste das ferramentas é interveniente durante a usinagem e ocorre devido à interação abrasiva, adesiva e térmica entre a fresa e o material da peça. Machado et al. (2015) destacam que as principais características de corte que influenciam o desgaste são a velocidade de corte, o avanço e, em menor grau, a profundidade de corte; enquanto velocidades elevadas potencializam o calor gerado e aceleram o desgaste, avanços maiores ampliam a energia térmica, embora ajudem a distribuir o calor pela maior área da ferramenta (HAMANO, 2017; SECO TOOLS, 2025).

Os sinais típicos incluem perda de aresta cortante, trincas, descoloração por superaquecimento, vibração anormal (chatter), acúmulo de resíduos e até mesmo ruptura prematura da ferramenta (Trento Ferramentas, 2025). O desgaste pode ser

monitorado visualmente ou por métodos indiretos, analisando padrões de emissão acústica, forças de usinagem e qualidade da superfície (SECO TOOLS, 2025).

Quanto a concentração e vazão de fluídos elas são essenciais para redução do atrito, dissipação térmica e remoção de cavacos, parâmetros decisivos para prolongar a vida útil da ferramenta e melhorar o acabamento da superfície. Diversas estratégias vêm sendo pesquisadas, como sistemas de MQL (Minimum Quantity Lubrication) e lubrificação por gotejamento, além das tradicionais por inundação (SILVA, 2014; ABM, 2018).

2.2 Análise de capacidade do processo

A análise da capacidade do processo é uma ferramenta essencial para avaliar o desempenho de um sistema produtivo com base na variabilidade aceitável e na conformidade dos resultados em relação às especificações técnicas. Essa análise permite quantificar o quanto um processo é capaz de produzir itens que atendam aos limites de tolerância preestabelecidos, fornecendo informações críticas para a melhoria contínua e o controle de qualidade (BERTOLINI et al., 2022; KARAKAYA et al., 2024).

De acordo com Montgomery (2025), análise da capacidade de processos constitui um estudo estruturado voltado para a compreensão da estabilidade e da variabilidade do processo, possibilitando a distinção entre sua capacidade potencial (C_p) e sua capacidade real (C_{pk}).

O índice C_p mede o potencial de um processo produzido dentro dos limites de concepção, considerando apenas sua dispersão, sem levar em conta o deslocamento médio em relação ao valor alvo. Trata-se, segundo Cairo et al. (2021) de uma métrica adimensional que permite a comparação entre processos diferentes, sendo definida como a razão entre a largura dos limites de concepção e seis vezes o desvio-padrão do processo e pode ser calculado conforme Equação 2.

$$C_p = \frac{USL - LSL}{6\sigma} \quad (2)$$

O índice C_{pk} , amplamente discutido por autores como Gonzalez et al. (2009) e Montgomery (1997), é uma evolução do índice C_p , pois além de mensurar a capacidade potencial do processo (variabilidade em relação aos limites de projeção), incorpora o posicionamento da média do processo, sendo assim essencial para refletir tanto a

precisão quanto o alinhamento em relação aos limites de controle (GONÇALEZ et al. (2009).

Pesquisas recentes expandiram o uso desses índices para contextos produtivos mais complexos, como processos não normais e distribuídos assimetricamente (KARAKAYA et al., 2024; PARK, 2025). O desenvolvimento de novas abordagens, como o índice quantílico generalizado (QPCI) e métodos baseados em intervalos de confiança robustos via *bootstrap*, permite corrigir visões de estimativas e aumentar a precisão das avaliações em condições industriais reais (HAMDI et al., 2025; PARK, 2025).

Assim, a análise da capacidade de processos evoluiu vantajosamente, deixando de ser apenas uma métrica de conformidade para se tornar uma ferramenta estratégica na gestão da qualidade e estatística dos sistemas de produção (MONTGOMERY, 2025; BAUDIN, 2023).

Os limites de especificação são parâmetros fundamentais na análise da capacidade de processos, representando como fronteiras aceitáveis de variação de uma característica de qualidade. O Limite Superior de Especificação (*USL – Upper Specification Limit*) corresponde ao valor máximo permitido para o produto ou serviço, enquanto o Limite Inferior de Especificação (*LSL – Lower Specification Limit*) define o valor mínimo aceitável (Minitab, 2024; FM2S, 2025).

Esses limites são estabelecidos com base em requisitos técnicos, normas de fabricação ou expectativas do cliente, e expressa as tolerâncias dentro das quais o processo deve se manter para garantir a conformidade e o desempenho esperado (DOMENECH, 2025; KIND, 2023) e podem ser encontrados conforme Equação 3 e 4.

$$C_{pu} = \frac{USL - \mu}{3\sigma} \quad (3)$$

$$C_{pl} = \frac{\mu - LSL}{3\sigma} \quad (4)$$

Além disso, Tsai e Cheng (2006) desenvolveram uma classificação sistemática para avaliar o desempenho de processos industriais a partir dos valores do índice C_{pk} , apresentando faixas que apresentam diferentes níveis de capacidade e qualidade.

Essa classificação visa fornecer uma interpretação padronizada para os resultados de capacidade, auxiliando gestores e engenheiros na tomada de decisão quanto à estabilidade e adequação do processo em relação às especificações de projeto.

Valores de C_{pk} iguais ou superiores a 1,33 indicam processos considerados “capazes”, ou seja, que produzem consistentemente dentro dos limites de concepção; entre valores 1,00 e 1,33 são classificados como “razoavelmente capazes” e desativar atenção para redução da variabilidade; enquanto valores inferiores a 1,00 caracterizam processos “incapazes”, com probabilidade significativa de não conformidades (TSAI CHENG, 2006; BESSEGATO, 2020).

Essa sistematização é extremamente empregada em análises de qualidade e controle estatístico de processos, solicitando referência para a construção das Tabelas de Capacidade que relacionam o índice C_{pk} ao número de peças defeituosas por milhão (ppm), conforme Tabela 1.

Tabela 1 - Condições de Qualidade (C_{pk})

Condição de Qualidade	C_{pk} Valor
Excelente	$C_{pk} \geq 2,00$
Excelente	$1,67 \leq C_{pk} < 2,00$
Satisfatório	$1,33 \leq C_{pk} < 1,67$
Capaz	$1,00 \leq C_{pk} < 1,33$
Inadequado	$0,67 \leq C_{pk} < 1,00$
Pobre	$C_{pk} < 0,67$

Fonte: Tsai e Cheng (2006)

2.5 Planejamento Experimental (DOE)

Experimentos são parte natural do processo de tomada de decisão envolvendo técnicas de planejamento de experimentos com base estatística e são particularmente úteis na resolução de problemas de grande importância (MONTGOMERY E RUNGER, 2021).

De acordo com Rodrigues e Lemma (2014), pesquisadores e profissionais das indústrias têm buscado técnicas sistemáticas de planejamento de experimentos. Os

pesquisadores e profissionais das indústrias utilizam o planejamento de experimentos para promover a melhoria contínua nos processos.

Montgomery (2017) define planejamento de experimentos como uma sistemática de investigação cujo principal objetivo é o entendimento do comportamento entre as variáveis controláveis do sistema (entradas) e suas respostas (saídas), que busca a criação de arranjos eficientes e balanceados.

Montgomery (2017) ressalta três conceitos importantes a respeito do planejamento de experimentos:

1. Aleatorização é o processo de definir a ordem dos tratamentos da matriz experimental, por meio de sorteios ou por limitações específicas dos testes. Refere-se também ao processo de alocação do material e equipamento às diferentes condições de experimentação.
2. Replicação é a repetição do experimento básico. Existem duas propriedades importantes desse princípio que são: permitir ao pesquisador obter estimativas do erro experimental; A replicação consiste na repetição sistemática de um experimento sob condições controladas, sendo fundamental por dois motivos: primeiro, possibilita a quantificação do erro experimental, fornecendo uma medida da variabilidade inerente aos dados; segundo, ao utilizar a média das réplicas para avaliar o efeito de um fator, aumenta-se a precisão da estimativa, reduzindo incertezas. Esse princípio é essencial para garantir a confiabilidade e a reprodutibilidade de resultados científicos.
3. A blocagem consiste em conter e avaliar a variabilidade produzida pelos fatores perturbadores (controláveis ou não-controláveis) do experimento. Esta técnica permite criar um experimento (grupos ou unidades experimentais balanceadas) mais homogêneo e aumentar a precisão das respostas que são analisadas.

Na realização de um projeto de experimentos há várias etapas a serem seguidas, (MONTGOMERY, 2017):

- a) Reconhecimento e declaração do problema;
- b) Escolha das variáveis de respostas;

- c) Escolha de fatores, níveis e alcances;
- d) Escolha e criação dos experimentos;
- e) Execução dos experimentos;
- f) Análise estatística dos dados;
- g) Conclusões e recomendações.

Dentre as principais técnicas de planejamento de experimentos, destacam-se o Planejamento Fatorial Completo, Planejamento Fatorial Fracionado, os arranjos de Taguchi (BRITO, 2012).

Segundo Oprime *et al.* (2017), os experimentos fatoriais completos são amplamente valorizados por permitir a análise de todas as combinações possíveis de níveis dos fatores em estudo. Esta abordagem detalhada ajuda a revelar não apenas os efeitos principais, mas também as interações entre os fatores, proporcionando uma visão abrangente do processo.

Box e Draper (1987) destacam as limitações dos experimentos fatoriais completos e sugerem métodos alternativos, como o planejamento fatorial fracionado, para reduzir o número de experimentos necessários.

De acordo com Ferreira e Siqueira (2001), o método de Arranjo de Taguchi adota uma abordagem híbrida na análise das respostas por meio da relação sinal-ruído. Esta relação transforma uma resposta em uma função que poderá ser maximizada ou minimizada, o que simplifica significativamente o processo de otimização, permitindo uma análise mais eficaz e eficiente.

Os experimentos fatoriais fracionados tratam os fatores como equivalentes, o que impede a estimativa do efeito de cada fator individualmente, desta forma apenas a combinação linear dos fatores pode ser avaliada (Paiva *et al.*, 2012). As principais técnicas e suas características são demonstradas abaixo em Quadro 1.

Quadro 1 - Principais técnicas, vantagens, desvantagens e aplicações de DOE.

Técnica Experimental	Vantagens	Desvantagens	Aplicações
Fatorial completo 2^k	Permite a varredura completa da região de estudo, pois utiliza todos os fatores e respectivos níveis.	Não identifica variação intermediária, pois trabalha com dois níveis.	Processos em que se deseja um pré-conhecimento e nos quais a literatura seja limitada.
Fatorial Fracionado 2^{k-p}	Permite uma pré-análise do processo com um número reduzido de corridas.	Não promove a varredura completa da região experimental.	Processos em que se deseja um pré-conhecimento e nos quais a literatura seja limitada.
Arranjos de Taguchi	Permite a análise de um processo com muitas variáveis de entrada com um número extremamente reduzido de experimentos.	Fornecer uma ideia do processo, porém pode apresentar modelos matemáticos não confiáveis.	Processos em que haja pontos que algum conhecimento prévio de comportamento.
Metodologia de Superfície de Respostas	Permite a verificação de variáveis intermediárias do processo.	Pode apresentar erros na extrapolação dos pontos, já que realizadas poucos dados podem conduzir a respostas enviesadas.	Otimização de processos, principalmente bebidas conhecidas e com baixa dispersão.

Fonte: Brito (2012).

2.5.1 Experimento Fatorial Completo

Segundo Montgomery (2023), o planejamento fatorial completo é uma das ferramentas mais poderosas da engenharia estatística, sendo imprescindível para estudar os efeitos simultâneos de múltiplos fatores e suas interações. O autor enfatiza que esse tipo de delineamento deve ser o “ pilar central da experimentação industrial”, pois permite identificar relações de causa e efeito que melhoram a qualidade e controlam os custos de desenvolvimento de produtos e processos.

De forma semelhante, Box, Hunter e Hunter (2005) ressaltam que o planejamento fatorial oferece flexibilidade e conclusões analíticas, possibilitando uma exploração eficiente do espaço experimental. Os planejamentos 2^k são aqueles com

dois níveis por fator (-1 e +1) os mais úteis para avaliação inicial dos efeitos principais e de suas interações.

Rodrigues e Iemma (2015) complementam que o modelo fatorial completo contribui para a melhoria da eficiência experimental, visto que todas as equações possíveis de níveis dos fatores são testadas, permitindo análises com alto grau de confiabilidade estatística. No entanto, observamos que seu uso se torna inviável quando o número de fatores é elevado, recomendando o uso de planejamentos fracionados para simplificação sem perda de consistência nos resultados.

Mais recentemente, Cunico (2016) e Tagliarini et al. (2024) destacam a aplicação prática do planejamento fatorial em ambientes industriais, laboratoriais e de pesquisa aplicada. Eles ressaltaram que o método é amplamente empregado para otimização multivariada de processos, modelagem de sistemas complexos e redução de experimentos custosos, representando um elo entre a estatística aplicada e a engenharia experimental moderna.

2.6 Projeto de Parâmetro Robusto

O Projeto de Parâmetros Robustos (PPR), desenvolvido pelo engenheiro japonês Genichi Taguchi na década de 1980, consolidou-se como uma das metodologias mais eficazes de engenharia de qualidade moderna. Taguchi propôs que as organizações industriais deveriam considerar simultaneamente a média e a variação das características de qualidade para reduzir a variabilidade e melhorar o desempenho global de produtos e processos (MYERS et al., 2016; ZHOU et al., 2019).

Essa abordagem estruturou um novo paradigma de controle de qualidade, centrado não apenas na precisão, mas na robustez definida como a capacidade de manter o desempenho estável mesmo sob condições ambientais incertas ou seguras a perturbações (TAGUCHI, 1986; OYAMA et al., 2024; YARO et al., 2024).

O PPR, portanto, é uma metodologia experimental desenvolvida para projetar produtos e processos de forma que as variáveis de resposta como rugosidade superficial, resistência ou eficiência sejam minimamente afetadas por fatores de ruído não controláveis (KRISHNAIAH e SHAHABUDEEN, 2012; CAMPOS-SECO et al., 2016). As variações de ruído são aquelas que induzem flutuações indesejáveis no

comportamento da resposta, ampliando a dispersão e atrapalhando a confiabilidade do sistema.

O objetivo do PPR é identificar e ajustar os níveis das variáveis controláveis de modo a otimizar simultaneamente a média da resposta e reduzir sua variância, promovendo desempenho consistente (BOX ET al., 1988; ZUBAIR et al., 2024; NIKHILA SRI et al., 2025).

Segundo Box et al. (1988), a introdução do método de Taguchi representou uma revolução nas práticas de melhoria de processos, colocando os fundamentos para o uso combinado do projeto de experimentos e da Metodologia de Superfície de Resposta (MSR) , ampliando as possibilidades de análise estatística de sistemas complexos.

Alguns estudos indicaram que as metodologias híbridas como as abordagens *AI-Taguchi* e *GLM-RPD (Generalized Linear Model for Robust Parameter Design)* vêm combinando técnicas experimentais convencionais com inteligência artificial e modelagem probabilística, permitindo análises mais flexíveis e resultados com maior precisão e menor custo experimental (ZUBAIR et al., 2024; OYAMA et al., 2024; HALCHENKO et al., 2023; ROBUST RELIABILITY, 2017).

Dessa forma, o PPR se mantém como uma valiosa para o aprimoramento e otimização de processos industriais, possibilitando a obtenção de soluções que maximizam a qualidade e a produtividade sem aumento significativo de custos. A literatura contemporânea demonstra que sua aplicação, combinada à MSR, à análise de variância (ANOVA) e aos sistemas de previsão baseados em aprendizado de máquina, tem impulsionado o avanço de áreas estratégicas como produção de precisão, engenharia de materiais e automação de sistemas complexos (TOMIZAWA et al., 2024; ZUBAIR et al., 2024; NIKHILA SRI et al., 2025).

De acordo com Taguchi (1986), o Projeto de Parâmetros Robustos (PPR) é uma metodologia que visa determinar as configurações ideais das variáveis de processo por meio de uma combinação do projeto de experimentos (DOE) com técnicas de otimização estatística. O termo “robusto” expressa a capacidade do processo de manter um desempenho consistente mesmo na presença de variações externas indicações variáveis de ruído que influenciam diretamente a variabilidade das respostas e o afastamento do alvo (BOX et al., 1988; CAMPOS-SECO et al., 2016; ZHOU et al., 2019).

A principal proposta dessa abordagem é que a redução da variância não requer necessariamente o controle absoluto das fontes de ruído, mas o ajuste ótimo das variáveis de controle, que deve ser ajustado de forma a minimizar o impacto das perturbações externas sobre a qualidade do produto (KRISHNAIAH e SHAHUDEEN, 2012; OYAMA et al., 2024).

2.7 Arranjo Cruzado

O arranjo cruzado foi inicialmente proposto por Taguchi para operacionalizar a metodologia do PPR, integrando uma matriz interna (*inner array*), composta pelos fatores controláveis, e uma matriz externa (*outer array*), formada pelos fatores de ruído (BRITO et al., 2015; KWON, 2017; PEREIRA et al., 2018; RODRIGUES et al., 2019).

Essa estrutura experimental, ao combinar as duas matrizes, demonstra detalhadamente as condições de controle de interação com fatores externos, permitindo avaliar o desempenho do processo sob diferentes cenários de ruído (SIMPSON et al., 2023).

Esse método tem sido fundamental para estudos em engenharia de fabricação avançada e controle de processos, por sua eficiência em isolar os efeitos do ruído e determinar parâmetros operacionais de alta estabilidade (AOKI, 2024; RODRIGUES et al., 2019).

Pesquisas demonstram que o arranjo cruzado tem sido amplamente aplicado em contextos de usinagem de materiais de liga, processos de produção aditiva, otimização ambiental e sistemas inteligentes de controle (OYAMA et al., 2024; AOKI, 2024).

O arranjo cruzado é construído a partir da combinação entre duas matrizes ortogonais:

- A matriz interna representa as variáveis controláveis (x): (velocidade de corte (v_c), avanço por dente (f_z), profundidade de corte (a_p) e penetração de trabalho(a_e).
- A matriz externa é usada para introduzir condições de ruído (Z) (desgaste da ferramenta (V_b), vazão (Q) e concentração (C) de fluido de corte), conforme demonstrada em Tabla 3.

Tabela 3 – Mariz Cruzada

Arranjo Interno				Arranjo Externo		
Corrida	x_1	x_2	x_3	Z_1	Z_2	Z_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			

Fonte: Montgomery (2017).

A limitação do arranjo cruzado tradicional é sua incapacidade de mensurar, concretamente, as interações entre variáveis de controle e fatores de ruído, uma vez que o número de réplicas em cada cruzamento do binômio “controle-ruído” pode ser insuficiente (Pereira et al., 2018; ReliaSoft, 2024). Além disso, a expansão combinatória das duas matrizes faz crescer exponencialmente o número de experimentos necessários, tornando o método menos eficiente em sistemas com muitos fatores e níveis (Aoki, 2024; Montgomery, 2019).

3. METODOLOGIA PROPOSTA PPR- C_{pk}

Para atingir o objetivo de modelar e otimizar a média e a variação do processo de fresamento de topo, utilizando o índice de capacidade C_{pk} como função objetivo, foi adotado um método composto por cinco etapas, organizado em duas fases: modelagem e otimização.

3.1 Modelagem

De acordo com Montgomery (2013), esta etapa é importante para definir claramente os objetivos do experimento. Em seguida, é necessário definir as variáveis de entrada (x), as variáveis de resposta (y) e as variáveis de ruído (z), seus respectivos níveis (- e +), sendo o nível negativo (-) o valor mais baixo e o nível positivo (+) o

valor mais alto de cada fator, além de selecionar o design experimental mais apropriado para a coleta de dados.

A segunda etapa da fase de Modelagem envolve o cálculo da média (μ), do desvio padrão (σ) e o índice de capacidade C_{pk} para cada experimento. Para determinar o C_{pk} em processos com apenas um limite de especificação (seja superior ou inferior), é fundamental conhecer a média (μ), o desvio padrão (σ) e o respectivo limite de especificação superior (USL) ou inferior (LSL).

O desvio padrão (σ), conforme proposto por Montgomery (2012), pode ser calculado de conforme equação (5), onde ($\bar{R}$) representa a média das amplitudes e (d_2) determinado através do número de observações na amostra, conforme demonstrado em Tabela 4.

$$\sigma = \frac{\bar{R}}{d_2} \quad (5)$$

Tabela 4 - Fatores para Construção de Gráficos de Controle para Variáveis de Controle

Observações na amostra, n	Fatores para Linha Central			Fatores para Limites de Controle			
	d_2	$1/d_2$	d_3	D_1	D_2	D_3	D_4
2	1,128	0,8865	0,853	0	3,686	0	3,267
3	1,693	0,5907	0,888	0	4,358	0	2,575

Fonte: Adaptado de Montgomery (2009)

O C_{pk} deve ser calculado para cada variável de resposta (y) de acordo com a equação (6), que avalia a capacidade do processo em relação aos limites de desempenho estabelecidos.

$$C_{pk} = \frac{\mu - LSL}{3\sigma} \quad (6)$$

Na terceira etapa com auxílio do *software* estatístico MINITAB 2019 foi possível estimar e validar um modelo de regressão para C_{pk} . Para a estimativa dos coeficientes de regressão, foram utilizados experimentos fatoriais completos combinando o arranjo cruzado.

Para a estimativa dos parâmetros dos modelos de regressão linear o método amplamente utilizado é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários (OLS), que minimiza a soma dos quadrados dos erros (ϵ), conforme representado pela função de mínimos quadrados na Equação (7) (MONTGOMERY, 2013; PAIVA *et al.*, 2009).

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_p x_{ip} + \epsilon_i \quad (7)$$

A validação do modelo estimado é realizada pela análise de variância (ANOVA), avaliação do ajuste do modelo, testes de normalidade, entre outros procedimentos estatísticos.

3.2 Otimização

As etapas até este ponto pertencem à fase de modelagem, a qual foi concluída com a validação do modelo de regressão. A partir deste momento, deve-se avançar para a fase de otimização do processo, o tomador de decisão precisa definir os pesos (w_i) para as variáveis de resposta, com valores entre 0 e 1, considerando a importância relativa de cada uma delas no contexto da aplicação. É essencial que a soma total dos pesos atribuídos seja igual a 1.

A última etapa do método envolve a aplicação do algoritmo Gradiente Reduzido Generalizado (GRG), cujo objetivo é maximizar o C_{pk} geral e identificar a solução ótima. O GRG é um algoritmo de otimização desenvolvido para solução de problemas de programação matemática, adotando uma abordagem iterativa que utiliza o gradiente reduzido da função objetivo e das restrições para determinar a direção de busca. O objetivo principal do GRG que é minimizar a discrepância entre a solução atual e a solução ideal (Bazaraa; Sherali; Shetty, 2006). Portanto, o algoritmo GRG deve ser aplicado ao problema de otimização descrito conforme Equações 8.

$$\text{Maximizar: } C_{pk \text{ overall}} = \sum_{i=1}^k w_i C_{pk} (Y_k) \quad (8)$$

$$\text{Sujeito a: } \gamma_{i(-)} \leq x_i \leq \gamma_{i(+)}$$

Na fase final, a solução obtida, na qual as variáveis de entrada estão na forma codificada, deve ser decodificada a fim de identificar os níveis ótimos. Para isso,

realiza-se a conversão, onde as variáveis de entrada, representadas por X , são expressas na forma decodificada, conforme Equação 9 (Montgomery, 2013).

$$X = X_{\text{médio}} + Z * \frac{X_{\text{min}} - X_{\text{máx}}}{2} \quad (9)$$

Onde:

X = é o valor decodificado (real) da variável de entrada;

$X_{\text{médio}}$ = é o valor médio entre o máximo e mínimo do intervalo do fator;

Z = é o valor da variável codificada (tipicamente -1, 0 ou +1 em experimentos fatoriais);e

X_{min} e $X_{\text{máx}}$ = correspondem, respectivamente, aos valores máximo e mínimo do intervalo do fator.

4. PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL

4.1 Material

O corpo de provas utilizado nos experimentos foi de aço inoxidável duplex UNS S32205, com medidas de 115 x 115 x 170 mm, dureza 250 HB e composição química conforme Tabela 5.

Tabela 5 - Composição química do aço inoxidável duplex UNS S32205 (% em peso)

C	Si	Mn	P	S	N	Al	Cr	Mo	Ni	Cu	W	Co
0,013	0,47	1,22	0,019	0,01	0,19	0,008	22,2	3,14	5,62	0,19	0,02	0,05

Fonte: *INTERNATIONAL MOLYBDENUM ASSOCIATION* (2012).

4.2 Máquina ferramenta

Os experimentos foram realizados com o aço inoxidável duplex UNS S32205 utilizando o processo de fresamento de topo, executado em um centro de usinagem CNC Eurostec, modelo CY-VMC850, com 15 kW de potência e rotação máxima de 7.500 RPM, de acordo com Figura 4.

Figura 4: Centro de usinagem CNC Eurostec, modelo CY-VMC850



Fonte: Autoria própria

A ferramenta utilizada foi a fresa CoroMill® R390-025A25-11M (SANDVIK COROMANT, 2023), diâmetro 25 mm, ângulo de posição $K_r = 90^\circ$ graus, haste cilíndrica, passo médio com 3 insertos e fixação mecânica por pinça. A fresa utilizada durante os experimentos conforme Figura 5.

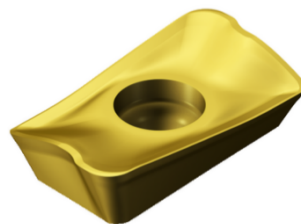
Figura 5 - Fresa de topo R390-025A25-11M



Fonte: Catálogo Sandvik Coromant (2023)

Os insertos de metal duro utilizados foram ISO M30, código R390-11T308M-MM 2030 (SANDVIK COROMANT, 2023), e revestimento de nitreto de titânio (TiN) e nitreto de titânio alumínio (TiAlN), conforme Figura 6.

Figura 6 - Inseto de metal duro R390-11T308M-MM 2030



Fonte: Catálogo Sandvik Coromant (2023)

Foi utilizado o fluido de corte ME-2 por ser um óleo solúvel sintético, concentrado (diluído em água), ecológico (isento de nitritos, cloro, enxofre, solventes aromáticos e

metais pesados). Com ação anticorrosiva, não ataca os componentes da máquina-ferramenta e do material usinado. Não causa risco à saúde do operador nem produz vapores irritantes no ambiente de trabalho.

De acordo com o fabricante Quimatic Tapmatic do Brasil (2012), o produto é de aplicação universal, sendo recomendado para operações de rosqueamento e usinagem pesada. É indicado para usinagem de metais em máquinas que trabalham com óleos de corte recirculante. O fluido foi utilizado nas concentrações 0%, 10% e 20% em todos os ensaios realizados.

4.3 Definição dos parâmetros

Diversos estudos indicaram que os principais parâmetros de usinagem que afetam o processo de fresamento de topo incluem a taxa de avanço (f_z), a profundidade de corte (a_p), velocidade de corte (v_c), e penetração de trabalho (a_e) (Alves *et al.*, 2021; Gupta *et al.*, 2020; Muniandy *et al.*, 2021; Sharma *et al.*, 2023; Zhang *et al.*, 2022).

De acordo com Oliveira (2022), é necessário a realização de ensaios preliminares para reconhecimento do comportamento do material utilizado e desta forma estabelecer os parâmetros adequados para o experimento, sendo que os indicados em catálogo não se aplicam devido ao desgaste acelerado da ferramenta em função do baixo comprimento do material usinado e a baixa usinabilidade do material.

Para a realização deste trabalho as variáveis de controle (x) foram: velocidade de corte (v_c), avanço por dente (f_z), profundidade de corte (a_p) e penetração de trabalho (a_e). Segundo Diniz *et al.*, (2014), essas são as variáveis que exercem maior influência durante o processo de fresamento, especialmente no desgaste de ferramenta e no acabamento superficial do material, para as variáveis de controle foram estabelecidos os seguintes valores conforme Tabela 6 em seus níveis -1 e +1.

Tabela 6 - Variáveis de entrada e níveis experimentais

Parâmetro	Símbolo	Unidade	Níveis		
			-1	0	+1
Velocidade de corte	v_c	m/min	60	75	90
Avanço por dente	f_z	mm/dente	0,1	0,15	0,2
Penetração de trabalho	a_e	mm	15	16,5	18
Profundidade de corte	a_p	mm	1	1,25	1,5

As variáveis de ruído selecionadas foram: desgaste de ferramenta (v_b), a vazão de fluido (Q) e a concentração do fluido de corte (C). Os níveis adotados para as variáveis de ruído foram definidos considerando dados da literatura e observações realizadas durante os ensaios preliminares, sendo: 0,15 mm e 0,3 mm para o desgaste da ferramenta, vazão do fluido de corte 10 e 20 l/min, 10% e 20% para concentração do fluido de corte, conforme Tabela 7.

Tabela 7 - Variáveis de ruído

Parâmetro	Símbolo	Unidade	Níveis		
			-1	0	1
Desgaste do flanco da ferramenta	v_b	mm	0	0,15	0,3
Vazão do fluido de corte	Q	l/min	0	10	20
Concentração de fluido	C	%	0	10	20

Para esta aplicação, optou-se por uma adaptação do arranjo cruzado que consiste no cálculo do desvio padrão ao invés da variância, como é comumente feito em experimentos desse tipo. Essa abordagem é essencial para que os dados de entrada incluam a média (μ) e o desvio padrão (σ), permitindo o cálculo do índice de capacidade do processo C_{pk} .

As variáveis de saída rugosidade média R_a e rugosidade total R_t foram escolhidas como respostas de interesse neste trabalho devido à sua importância na qualidade final das peças usinadas. A primeira por ser um parâmetro crítico que afeta diretamente a funcionalidade e a estética da peça. E a segunda por estar associada a aspectos como a fadiga do material, desgaste das ferramentas e o acabamento do produto fresado (SILVA *et al.*, 2021).

O objetivo deste experimento é minimizar a rugosidade da superfície, buscando otimizar a qualidade do produto. Esta abordagem permite não apenas alcançar uma melhor qualidade de superfície, mas também prolongar a vida útil das ferramentas de corte e melhorar a resistência à fadiga das peças produzidas (Gupta *et al.*, 2020; Kumar *et al.*, 2021).

4.4 Instrumentos de medição

As medições dos desgastes de flanco na superfície de folga das pastilhas v_b foram obtidas em um analisador de imagem acompanhado do respectivo software *Captur 2.1*. Este equipamento é constituído de um microscópio metalográfico trinocular, marca Opton Microscópios, modelo TNM-08T-PL, com ampliação de até 100 vezes, acoplado a uma câmera de vídeo, marca Biocentrix, modelo 5MP, em um computador compatível, conforme Figura 7.

Figura 7 - Montagem do microscópio



Fonte: autoria própria

A medição dos valores de rugosidade no corpo de prova foi registrada por um rugosímetro *Surftest SJ-210* fabricado pela Mitutoyo, conforme Figura 8, aferido e calibrado antes do início das medições. O parâmetro de *cut-off* foi ajustado para 0,8 mm em todas as medidas.

Figura 8 - Rugosímetro portátil utilizado nos experimentos



Fonte: Mitutoyo Corporation (2023)

4.5 Problemas de pesquisa

A rugosidade da superfície usinada sofre influência de diversos parâmetros de usinagem, incluindo a geometria da ferramenta de corte, a geometria da peça, a rigidez da máquina-ferramenta, o material da peça, as condições de corte e o material da ferramenta (Silva *et al.*, 2021).

A otimização do processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205 têm como objetivo identificar a combinação ótima dos parâmetros de corte, visando à melhoria das características geométricas da rugosidade R_a e R_t , simultaneamente, garantindo uma qualidade superior da superfície usinada.

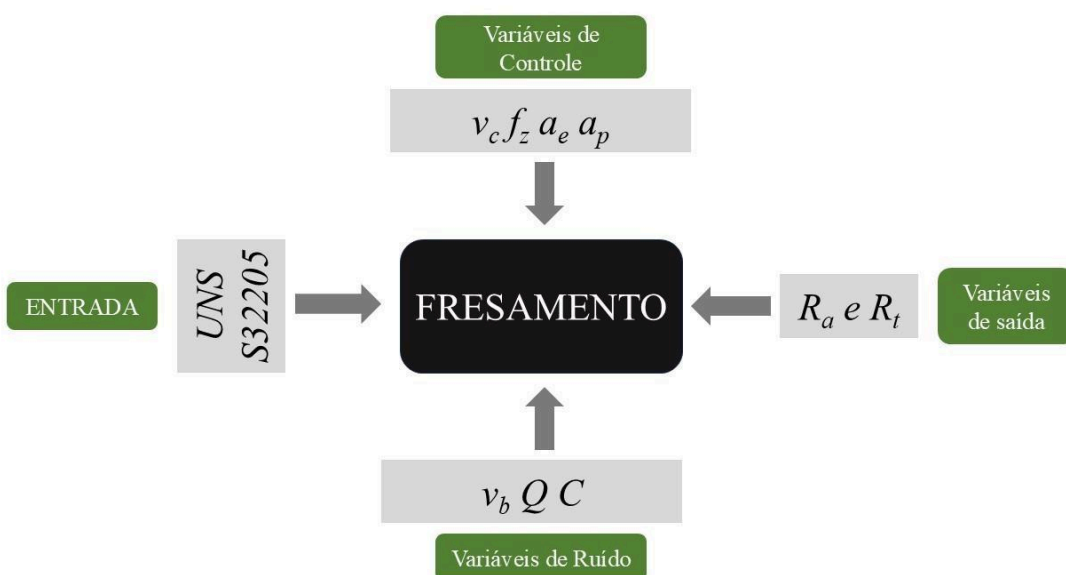
A busca pela otimização do processo de fresamento envolve os seguintes objetivos específicos:

- Minimizar a rugosidade da superfície com ferramentas novas.
- Minimizar a rugosidade da superfície com ferramentas desgastadas (com desgastes de 0,15mm e 0,30mm).
- Minimizar a concentração de fluido.
- Minimizar a vazão de fluido.
- Maximizar C_{pk}

O estudo descrito caracteriza-se como um problema complexo de otimização, uma vez que envolve a maximização de múltiplas respostas em um processo de fresamento composto por inúmeros parâmetros de entrada.

Desta forma a abordagem científica torna-se essencial devido a sua complexidade, permitindo que as ferramentas de análise sejam corretamente definidas e que os resultados sejam coerentes e significativos para os parâmetros de rugosidade R_a e R_t . Para este modelo, uma nova condição foi adicionada: a análise do comportamento da otimização na presença de fatores de ruído. Isso demonstra a possibilidade de se tratar adequadamente esses fatores e obter parâmetros de usinagem compatíveis, conforme Figura 9.

Figura 9 - Processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205



Fonte: Autoria própria

4.6 Método experimental

Esta pesquisa tem como objetivo estudar e otimizar o processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205, com uma análise detalhada dos fatores de ruídos que podem impactar o desempenho do processo. Esse material é amplamente utilizado em aplicações que exigem alta resistência à corrosão e robustez mecânica. Dessa forma, compreender e otimizar os parâmetros de fresamento é essencial para aumentar a eficiência e garantir a qualidade do produto final.

A pesquisa caracteriza-se como de natureza aplicada, com objetivo exploratório e abordagem quantitativa, utilizando um método experimental conforme descrito por Bryman (2005). As técnicas adotadas incluem o Projeto e Análise de Experimentos, que permitem uma coleta sistemática de dados e análises estatísticas robustas, resultando em conclusões objetivas e confiáveis (MONTGOMERY, 2017).

Um planejamento detalhado e uma execução rigorosa são fundamentais, uma vez que um banco de dados inadequado pode comprometer a validade dos resultados. Por isso, a metodologia adotada abrangeu uma etapa inicial de planejamento criterioso, seguida pela execução meticulosa dos experimentos e pelo registro preciso dos dados obtidos. Para sistematizar o desenvolvimento, o estudo foi estruturado em duas fases principais:

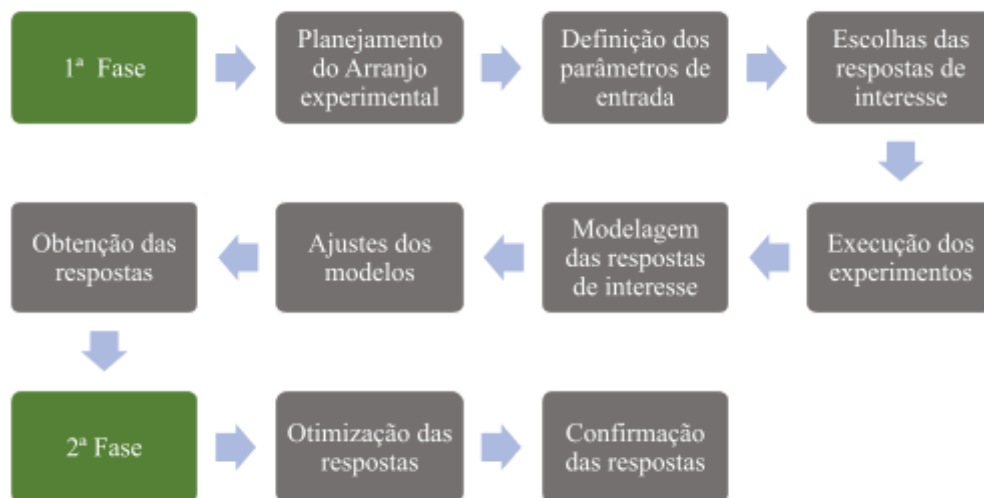
Fase 1: Planejamento e Coleta de Dados

- Na primeira fase, o foco esteve no planejamento dos experimentos, na coleta de dados e na modelagem das respostas. Foi realizada uma análise dos parâmetros de processo e suas influências sobre as respostas de superfície, como rugosidade média (R_a) e rugosidade total (R_t).

Fase 2: Otimização dos Parâmetros de Trabalho

- A segunda fase teve como objetivo encontrar a combinação ótima dos parâmetros de trabalho para minimizar os impactos indesejáveis no processo de fresamento. Foram empregadas técnicas de otimização multiobjetivo para determinar as condições operacionais ideais, conforme Figura 10.

Figura 10 - Fluxograma do método experimental



Fonte: Autoria própria.

Este estudo fornece uma base sólida para entender os fatores críticos que influenciam o fresamento de topo do aço inoxidável duplex e apresenta uma abordagem estruturada para a melhoria contínua do processo.

4.7 Definição da matriz experimental

A utilização de arranjos cruzados em projetos de parâmetros robustos é recomendada por possibilitar a análise simultânea dos efeitos das variáveis de controle e das variáveis de ruído sobre a característica de interesse. Segundo Taguchi, Chowdhury e Wu (2005), o arranjo cruzado permite combinar de forma sistemática os fatores controláveis com os fatores de ruído, favorecendo a avaliação da robustez do processo.

Montgomery (2013) destaca que esse tipo de arranjo contribui para identificar configurações de parâmetros que minimizam a variabilidade do processo mesmo sob a presença de perturbações externas. Além disso, Phadke (1989) ressalta que o arranjo cruzado é essencial para capturar o impacto das fontes de variabilidade não controláveis, permitindo a construção de processos mais estáveis e previsíveis em ambientes industriais.

Desta forma neste experimento realizou-se um projeto fatorial completo com 20 pontos fatoriais, 16 pontos axiais e 4 pontos centrais, totalizando 20 experimentos. Para

a análise estatística foi utilizado o *software* estatístico Minitab® (2019) para a construção do DOE conforme Tabela 8.

As variáveis de controle que foram analisadas são velocidade de corte (x_1), avanço por dente (x_2), penetração de trabalho (x_3) e profundidade de usinagem (x_4). As variáveis de ruído foram desgaste de flanco da ferramenta (z_1), vazão do fluido de corte (z_2) e a concentração do fluido de corte (z_3).

Tabela 8 - Planejamento Experimental

Experimentos	Variáveis de controle				Variáveis de ruído		
	v_c	f_z	a_e	a_p	v_b	Q	C
1	60	0,1	15	1	0,0	0	0
2	90	0,2	18	1,5	0,3	20	20
3	60	0,1	15	1	0,0	0	0
4	90	0,2	18	1,5	0,3	20	20
5	60	0,1	15	1	0,0	0	0
6	90	0,2	18	1,5	0,3	20	20
7	60	0,1	15	1	0,0	0	0
8	90	0,2	18	1,5	0,3	20	20
9	60	0,1	15	1	0,0	0	0
10	90	0,2	18	1,5	0,3	20	20
11	60	0,1	15	1	0,0	0	0
12	90	0,2	18	1,5	0,3	20	20
13	60	0,1	15	1	0,0	0	0
16	90	0,2	18	1,5	0,3	20	20
17	75	0,15	16,5	1,25	0,15	10	10
18	75	0,15	16,5	1,25	0,15	10	10
19	75	0,15	16,5	1,25	0,15	10	10
20	75	0,15	16,5	1,25	0,15	10	10

Fonte: Autor

5. EXECUÇÃO DOS EXPERIMENTOS

Todos os experimentos foram executados no sentido concordante/discordante, ou seja, a rotação da ferramenta coincide com o sentido de avanço da mesa do centro de usinagem Eurostec, de acordo com a Figura 11.

Figura 11 - Montagem do corpo de prova: (1) ferramenta; (2) corpo de prova; (3) dispositivo de fixação do corpo de prova; (4) mesa da fresadora.



Fonte: Autoria própria

A rugosidade de superfície desempenha um papel fundamental em diversas propriedades funcionais de peças mecânicas, como conformidade, resistência ao desgaste, fadiga, rigidez de contato, vibrações e ruídos, influenciando diretamente a confiabilidade dos produtos manufaturados (MACHADO *et al.*, 2015).

Para cada condição de ensaio, foram realizadas três medições de rugosidade ao longo do comprimento da peça: duas nas extremidades e uma no centro do corpo de prova. Os valores obtidos para as variáveis de resposta foram registrados durante cada passada da unidade de avanço, utilizando a transferência de dados via cabo USB para um computador.

Os resultados dos 20 experimentos realizados permitiram avaliar a influência das variáveis de controle selecionadas sobre a rugosidade média (μR_a) e rugosidade total (μR_t). Esses parâmetros são fundamentais para caracterizar a qualidade das superfícies usinadas, assegurando que as peças fabricadas atendam às especificações de qualidade estabelecidas, conforme Tabela 9.

Tabela 9 - Médias dos resultados μR_a e μR_t

Exp.	Variáveis de controle				Variáveis de Ruído			Respostas	
	v_c	f_z	a_e	a_p	v_b	Q	C	μR_a	μR_t
	(m/min)	(mm/dente)	(mm)	(mm)	(mm)	(l/min)	%	(μm)	(μm)
1	60	0,10	15,0	1,00	0,0	0	0	0,550	4,310
2	60	0,20	15,0	1,00	0,3	20	20	0,372	2,910
3	60	0,10	15,0	1,50	0,0	0	0	0,691	3,970
4	60	0,20	15,0	1,50	0,3	20	20	0,801	5,223
5	90	0,10	15,0	1,00	0,0	0	0	0,612	4,013
6	90	0,20	15,0	1,00	0,3	20	20	0,551	3,201
7	90	0,10	15,0	1,50	0,0	0	0	0,733	4,874
8	90	0,20	15,0	1,50	0,3	20	20	0,866	4,733
9	60	0,10	18,0	1,00	0,0	0	0	0,612	4,013
10	60	0,20	18,0	1,00	0,3	20	20	0,411	2,773
11	60	0,10	18,0	1,50	0,0	0	0	0,333	4,274
12	60	0,20	18,0	1,50	0,3	20	20	0,816	5,023
13	90	0,10	18,0	1,00	0,0	0	0	0,628	4,217
14	90	0,20	18,0	1,00	0,3	20	20	0,360	2,651
15	90	0,10	18,0	1,50	0,0	0	0	0,749	4,112
16	90	0,20	18,0	1,50	0,3	20	20	0,899	4,882
17	75	0,15	16,5	1,25	0,15	10	10	0,647	3,865
18	75	0,15	16,5	1,25	0,15	10	10	0,626	3,636
19	75	0,15	16,5	1,25	0,15	10	10	0,674	3,907
20	75	0,15	16,5	1,25	0,15	10	10	0,645	3,742

Fonte: Autor

6. RESULTADOS E DISCUSSÃO

6.1 Modelagem das Respostas R_a , R_t

Com base nos resultados obtidos nos experimentos, foi possível estabelecer uma relação analítica entre as respostas analisadas e os parâmetros do processo. Um modelo de segunda ordem foi utilizado para representar a relação aproximada entre as respostas de interesse, R_a e R_t , e as variáveis de entrada e de ruído. Assim, considerando o processo investigado neste estudo, foram analisados os efeitos de quatro parâmetros de entrada e três parâmetros de ruído, conforme Equações 16 e 17.

$$\begin{aligned}\mu R_a = & 0,62389 + 0,01040 f_z + 0,11190 a_p + 0,05083 v_c - 0,02306 a_e \\ & + 0,09908 f_z a_p - 0,01620 f_z v_c + 0,00999 f_z a_e + 0,02517 a_p v_c - 0,01379 a_p \\ & a_e + 0,00716 v_c a_e - 0,02255 f_z a_p v_c + 0,03865 f_z a_p a_e - 0,03380 f_z v_c a_e \\ & + 0,04172 a_p v_c a_e - 0,01077 f_z a_p v_c a_e + 0,0242 \text{ Pt Ct}\end{aligned}\quad (16)$$

$$\begin{aligned}(R_t) = & 4,0516 - 0,1713 f_z + 0,5848 a_p + 0,0149 v_c - 0,0902 a_e + 0,5002 f_z a_p \\ & - 0,0662 f_z v_c - 0,0213 f_z a_e - 0,0011 a_p v_c + 0,0266 a_p a_e - 0,0486 v_c a_e \\ & - 0,1054 f_z a_p v_c + 0,0722 f_z a_p a_e + 0,0221 f_z v_c a_e - 0,0411 a_p v_c a_e \\ & + 0,1548 f_z a_p v_c a_e - 0,309 \text{ Pt Ct}\end{aligned}\quad (17)$$

A partir dos resultados experimentais foi possível estabelecer relações entre as respostas analisadas e os parâmetros do processo e assim, encontrar uma relação entre a rugosidade e os parâmetros controlados do processo. Vale a pena ressaltar que as variáveis de ruídos foram levadas em consideração durante as experimentações, mas pela limitação da estratégia de arranjo cruzado, essas variáveis não são consideradas no modelo.

Dessa forma, considerando o processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205, em que são estudados os efeitos de quatro parâmetros de entrada, pode-se avaliar a influência dos fatores sobre as rugosidades conforme Tabelas 10 e 11.

Tabela 10 - Análise de variância para μR_a

Fonte	SS Adj	MS Adj	F-Valor	P-Valor
Modelo	0,510691	0,031918	82,02	0,002
f_z	0,001731	0,062981	4,45	0,125
a_p	0,200349	0,001731	514,85	0,000
v_c	0,041336	0,041336	106,22	0,002
a_e	0,008506	0,008506	21,86	0,018
$f_z \times a_p$	0,157080	0,157080	403,66	0,000
$f_z \times v_c$	0,004198	0,004198	10,79	0,046
$f_z \times a_e$	0,001597	0,001597	4,10	0,136
$a_p \times v_c$	0,010134	0,010134	26,04	0,015
$a_p \times a_e$	0,003043	0,003043	7,82	0,068

$v_c \times a_e$	0,000819	0,000819	2,11	0,243
$f_z \times a_p \times v_c$	0,008134	0,008134	20,90	0,020
$f_z \times a_p \times a_e$	0,023902	0,023902	61,42	0,004
$f_z \times v_c \times a_e$	0,018276	0,018276	46,96	0,006
$a_p \times v_c \times a_e$	0,027854	0,027854	71,58	0,003
$f_z \times a_p \times v_c \times a_e$	0,001856	0,001856	4,77	0,117

S	R ²	R ² (aj)	R ² (pred)
0,0197267	99,77%	98,56%	×

Fonte: Autor

Tabela 11 - Análise de variância para μR_t

Fonte	SS Adj	MS Adj	F-Valor	P-Valor
Modelo	10,2693	0,64183	19,14	0,016
f_z	0,3561	0,35611	4,55	0,123
a_p	5,0659	5,06588	517,08	0,000
v_c	0,0022	0,00219	106,41	0,002
a_e	0,1038	0,10385	21,8	0,019
$f_z \times a_p$	3,6567	3,65670	404	0,000
$f_z \times v_c$	0,0771	0,07715	10,88	0,046
$f_z \times a_e$	0,0022	0,02219	4,13	0,135
$a_p \times v_c$	0,0001	0,00008	25,75	0,015
$a_p \times a_e$	0,0046	0,00459	7,8	0,068
$v_c \times a_e$	0,0247	0,02473	2,17	0,237
$f_z \times a_p \times v_c$	0,1671	0,16708	20,88	0,020
$f_z \times a_p \times a_e$	0,0626	0,06263	61,88	0,004
$f_z \times v_c \times a_e$	0,0157	0,01569	46,94	0,006
$a_p \times v_c \times a_e$	0,0405	0,04050	71,84	0,003
$f_z \times a_p \times v_c \times a_e$	0,3390	0,33902	4,80	0,117

S	R ²	R ² (aj)	R ² (pred)
0,183111	99,56%	97,19%	×

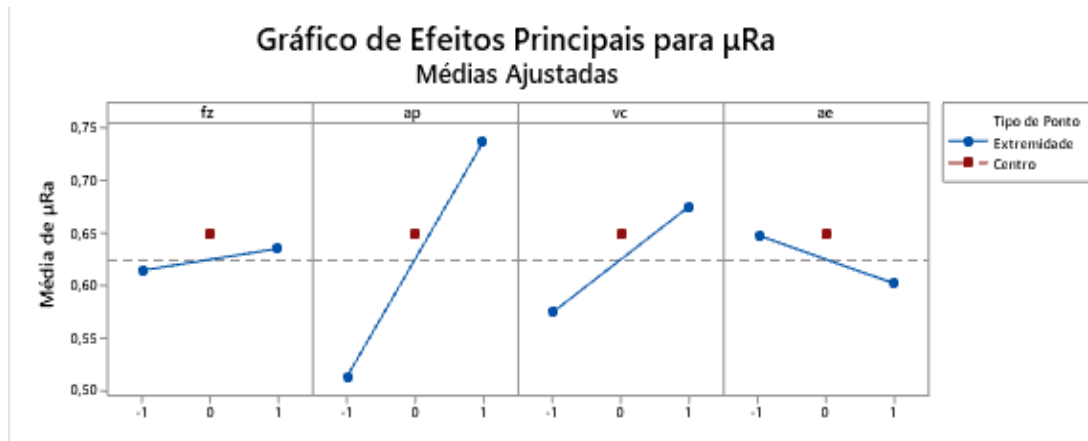
Fonte: Autor

Os resultados da ANOVA indicaram que o modelo desenvolvido apresentou um bom ajuste tanto para R_a quanto para R_t , uma vez que $R^2(aj)$ superou 70%, Montgomery e Runger (2021) . Os termos em negrito foram considerados significativos para o modelo, apresentando valor-P inferior a 5%.

A análise de efeitos principais revelou que todos os parâmetros influenciam na resposta, sendo que profundidade de corte (a_p) é o fator de maior influência sobre a rugosidade R_a , sendo a minimização dessa variável alcançada quando a profundidade de

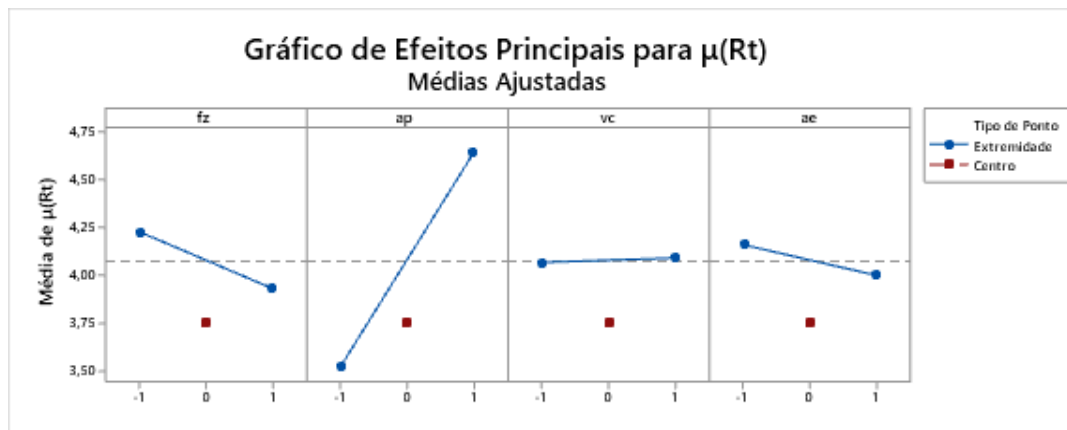
corte é configurada com valores -1 e 1. A velocidade de corte (v_c), e a penetração de trabalho (a_e) demonstram exercer uma influência reduzida sobre os valores das rugosidades R_a e R_t , no processo e o avanço por dente (f_z) não demonstra significância quando analisado isoladamente no fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205, conforme Figuras 12 e 13.

Figura 12 – Gráfico de efeitos principais para μR_a



Fonte: Minitab 2019

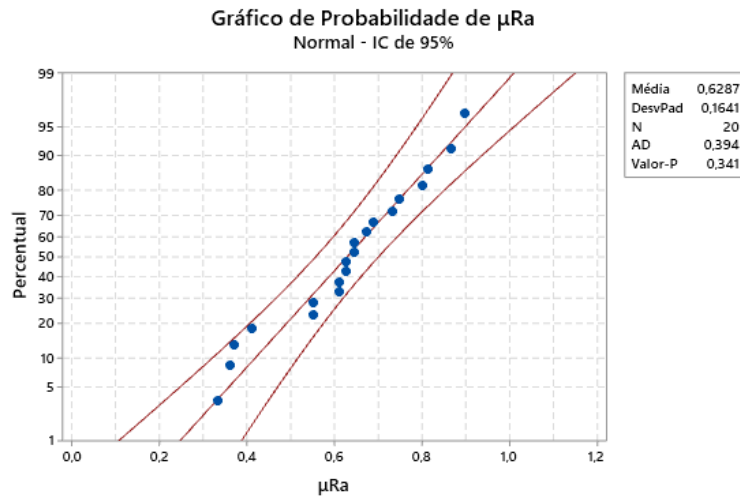
Figura 13 – Gráfico de efeitos principais para μR_t



Fonte: Minitab 2019

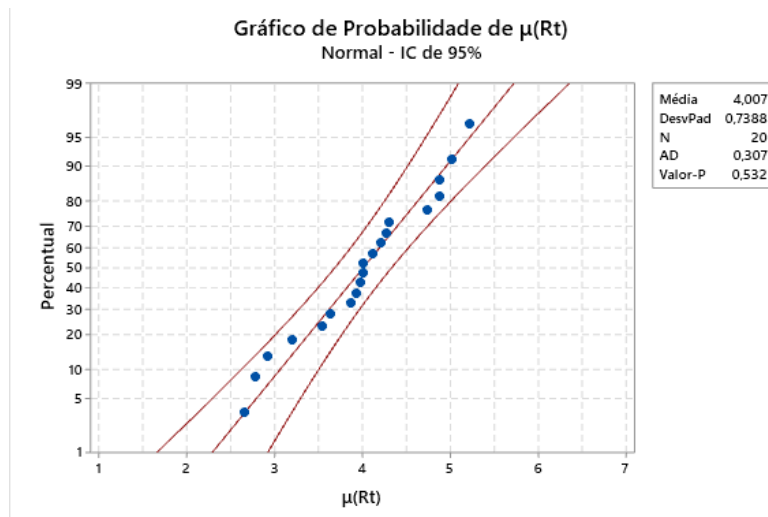
A normalidade dos resíduos para as rugosidades também foi verificada pelo teste de Anderson-Darling, conforme as Figuras 14 e 15. Os valores-P obtidos, de 34,1% para R_a e 53,2% para R_t , indicaram que os resíduos seguem uma distribuição normal, confirmando o bom ajuste dos modelos.

Figura 14 – Gráfico de probabilidade para μR_a



Fonte: Minitab 2019

Figura 15 – Gráfico de probabilidade para μR_t



Fonte: Minitab 2019

6.2 Modelagem de C_{pk} para as Respostas R_a , R_t

Aplicação do Passo A: O problema foi definido para as variáveis Y (resposta), X (variáveis de entrada) e Z (variáveis de ruído), com a coleta de dados conforme Tabela 8. A modelagem e otimização do processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205 foram realizadas, considerando os efeitos das variáveis de ruído, no entanto as variáveis de ruído não foram incluídas diretamente na modelagem nem na etapa de otimização, sendo utilizadas apenas para avaliar a robustez e a estabilidade das condições de usinagem frente às variações externas.

Diversos estudos indicaram que os principais parâmetros que influenciam no processo de fresamento de topo são o avanço por dente (f_z), profundidade de corte (a_p) e velocidade de corte (v_c) (Abou El Hossein *et al.*, 2007; Mia, 2017; Mukkoti; Sankaraiah; Yohan, 2018; Santhakumar; Mohammed Iqbal, 2019; Vignesh; Iqbal; Tigere, 2018). Portanto, esses parâmetros foram selecionados para esta aplicação. Além disso, uma variável relevante frequentemente utilizada em pesquisas semelhantes foi adicionada: a penetração de trabalho (a_e).

Baseado nas referências mencionadas, o projeto experimental adotado é o arranjo cruzado, com o cálculo do desvio padrão em vez da variância, como normalmente ocorre em experimentos realizados com esse tipo de arranjo. Esse cálculo é necessário para dados de entrada, considerando a média (μ) e o desvio padrão (σ), e para, em seguida, calcular o C_{pk} do processo. No arranjo interno, as variáveis controláveis são o avanço por dente (f_z), a profundidade de corte (a_p), a velocidade de corte (v_c) e a penetração de trabalho (a_e). Para o arranjo externo, as variáveis de ruído são o desgaste da ferramenta, concentração do fluido de corte e vazão do fluido de corte.

Este experimento segue um projeto de Parâmetro Robusto (PPR), com a inclusão de três variáveis de ruído: desgaste da ferramenta com níveis de 0 e 0,3 mm (Vb), concentração do fluido de corte (C) variando entre 5% e 15% e vazão do fluido de corte com valores de 0 e 20 l/min (Q). Duas variáveis de saída (Y) foram selecionadas, sendo as rugosidades de superfície (R_a e R_t), que são características essenciais da qualidade da peça. O objetivo é minimizar a resposta R_a e R_t .

Aplicação do passo B: consiste no cálculo da média, amplitude, desvio padrão e C_{pk} para cada experimento. Na Tabela 11 são mostrados os valores obtidos para a média, amplitude e desvio padrão das rugosidades (R_a) e (R_t) em cada configuração de parâmetros do arranjo interno e o C_{pk} para cada variável. Ressalta-se que o C_{pk} para as respostas R_a e R_t foi calculado considerando apenas o limite inferior de especificação (LSL) com a premissa de que quanto menor a rugosidade, melhor, sendo (R_a) = 0,486 μ m e (R_t) = 3,294 μ m.

Tabela 12 - Resultados dos cálculos de Média, Amplitude, Desvio Padrão e Modelagem do C_{pk} de R_a e R_t

$\mu(R_a)$	$\mu(R_t)$	$\bar{R}_{R_a}$	$\bar{R}_{R_t}$	$\sigma(R_a)$	$\sigma(R_t)$	$C_{pk}(R_a)$	$C_{pk}(R_t)$
0,55	4,31	0,185	0,681	0,109	0,402	0,198	1,204
0,372	2,91	0,177	0,707	0,105	0,418	-0,361	-0,038
0,691	3,97	0,137	0,704	0,081	0,416	0,845	0,892
0,801	5,223	0,132	1,229	0,078	0,726	1,347	1,086
0,612	4,013	0,127	0,858	0,075	0,507	0,562	0,760
0,551	3,201	0,136	0,706	0,08	0,417	0,271	0,275
0,733	4,874	0,108	0,72	0,064	0,425	1,293	1,581
0,866	4,733	0,167	0,812	0,099	0,48	1,284	1,303
0,612	4,013	0,105	0,795	0,062	0,47	0,681	0,820
0,411	2,773	0,117	0,757	0,069	0,447	-0,36	-0,140
0,333	4,274	0,12	0,75	0,071	0,443	-0,719	1,066
0,816	5,023	0,114	0,777	0,067	0,459	1,633	1,573
0,628	4,217	0,112	0,824	0,066	0,487	0,717	0,931
0,36	2,651	0,116	0,713	0,069	0,421	-0,612	-0,283
0,749	4,112	0,119	0,783	0,07	0,462	1,249	0,904
0,899	4,882	0,159	0,871	0,094	0,514	1,466	1,312
0,647	3,865	0,118	0,748	0,07	0,442	0,771	0,760
0,626	3,636	0,117	0,743	0,069	0,439	0,678	0,591
0,674	3,927	0,115	0,792	0,068	0,468	0,925	0,762
0,645	3,542	0,116	0,807	0,069	0,477	0,777	0,479

Fonte: Autor

Aplicação do passo **C**: consiste em modelar o C_{pk} de cada resposta como função das variáveis de controle conforme Equação 11. Os modelos de regressão para o C_{pk} de R_a e R_t foram estimados com base nestas respostas obtidas através da modelagem dos C_{pk} de R_a e R_t e conforme equações 18 e 19 e os resultados apresentados em Tabela 12.

$$\begin{aligned}
C_{pk}(R_a) = & 0,5935 - 0,0098f_z + 0,4564a_p + 0,1854v_c + 0,0865a_e \\
& + 0,3926f_z a_p - 0,1667f_z v_c + 0,0348f_z a_e + 0,0880a_p v_e \\
& - 0,0560a_p a_e + 0,0127v_c a_e - 0,1641f_z a_p v_c + 0,2438f_z a_p a_e \\
& - 0,1362f_z v_c a_e + 0,1642 a_p v_c a_e - 0,0668f_z a_p v_c a_e + 0,1944 CtPt
\end{aligned} \tag{18}$$

$$\begin{aligned}
C_{pk}(R_t) = & 0,8278 - 0,1918f_z + 0,3867a_p + 0,0200v_c - 0,0550a_e \\
& + 0,2958f_z a_p - 0,0043f_z v_c + 0,0344f_z a_e + 0,0404a_p v_e \\
& + 0,0540a_p a_e - 0,0769v_c a_e - 0,0671f_z a_p v_c + 0,0903f_z a_p a_e \\
& - 0,0399f_z v_c a_e - 0,0892 a_p v_c a_e + 0,0864f_z a_p v_c a_e \\
& - 0,1798 CtPt
\end{aligned} \tag{19}$$

6.3 Análise de variância $C_{pk} R_a$ e $C_{pk} R_t$

6.3.1 Análise de variância $C_{pk} R_a$

Após a modelagem do $C_{pk}(R_a)$, realizou-se a análise de variância para validar os resultados obtidos e identificar as variáveis mais significativas para a otimização do processo.

A análise de variância (ANOVA) para o índice de capacidade de processo $C_{pk}(R_a)$ indicou que o modelo geral é altamente significativo, com um valor-P de 0,003. Os valores de R^2 mostram que o modelo explica uma grande parte da variabilidade dos dados, atingindo 99,66%. O R^2 ajustado ($R^2_{ajust} = 97,87\%$) também é elevado, confirmando a robustez do modelo. Esses resultados sugerem que pelo menos uma das variáveis explicativas exerce um efeito significativo sobre o $C_{pk}(R_a)$ conforme Tabela 13.

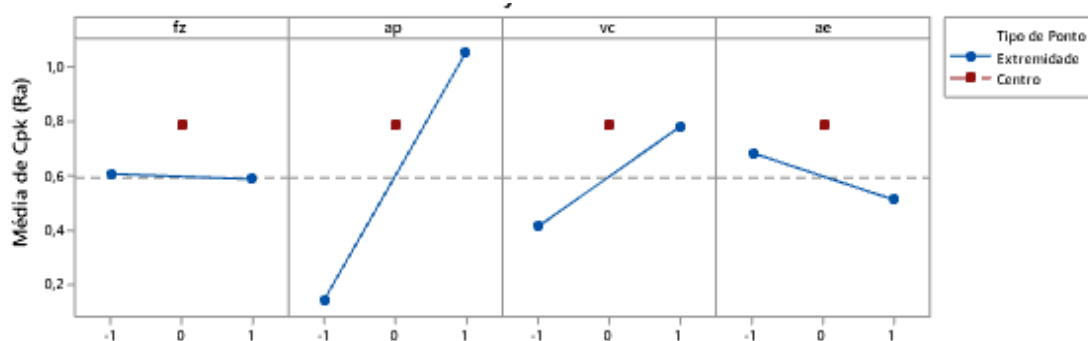
Tabela 13 - Análise de variância para $C_{pk} R_a$.

Fonte	SQ (Aj.)	QM (Aj.)	Valor F	Valor-P
Modelo	9,27062	0,57941	55,53	0,003
f_z	0,00155	0,00155	0,15	0,726
a_p	3,33256	3,33256	319,39	0,000
v_c	0,55009	0,55009	52,72	0,005
a_e	0,11968	0,11968	11,47	0,043
$f_z \times a_p$	2,46636	2,46636	236,37	0,001
$f_z \times v_c$	0,44485	0,44485	42,63	0,007
$f_z \times a_e$	0,01934	0,01934	1,85	0,267
$a_p \times v_c$	0,12378	0,12378	11,86	0,041
$a_p \times a_e$	0,05011	0,05011	4,8	0,116
$v_c \times a_e$	0,00257	0,00257	0,25	0,654
$f_z \times a_p \times v_c$	0,43104	0,43104	41,31	0,008
$f_z \times a_p \times a_e$	0,80807	0,80807	77,44	0,003
$f_z \times v_c \times a_e$	0,29668	0,29668	28,43	0,013
$a_p \times v_c \times a_e$	0,43149	0,43149	41,35	0,008
$f_z \times a_p \times v_c \times a_e$	0,07148	0,07148	6,85	0,079
S	R²	R² (aj)	R² (pred)	
0,102148	99,66%	97,87%	×	

Fonte: Autor

A velocidade de corte (v_c), e a variável profundidade de corte (a_p) influenciaram linearmente e de forma positiva sobre $C_{pk}(R_a)$, demonstrando que em seus níveis mais baixos (-1) produzem melhores resultados sobre o índice, conforme Figura 16.

Figura 16 - Gráfico de efeitos principais para o C_{pk} (R_a)



Fonte: Minitab 2019

Quanto às interações significativas observa-se que, $f_z \times a_p$ possui interação significativa (valor-P = 0,001), bem como, $f_z \times a_p \times a_e$ (valor-P = 0,003).

6.3.2 Análise de variância C_{pk} R_t

Adotando a mesma metodologia utilizada para identificar as variáveis mais relevantes para o C_{pk} (R_a), serão apresentados os resultados para o C_{pk} (R_t), com foco nos principais efeitos e nas interações significativas. conforme Tabela 14

Tabela 14 - Análise de variância para C_{pk} R_t

Fonte	SQ (Aj.)	QM (Aj.)	Valor F	Valor-P
Modelo	4,89848	0,30616	16,93	0,019
f_z	0,44634	0,44634	24,68	0,016
a_p	2,32444	2,32444	128,53	0,001
v_c	0,00564	0,00564	0,31	0,615
a_e	0,03454	0,03454	1,91	0,261
$f_z \times a_p$	1,43917	1,43917	79,58	0,003
$f_z \times v_c$	0,00571	0,00571	0,32	0,614
$f_z \times a_e$	0,01613	0,01613	0,89	0,415
$a_p \times v_c$	0,02044	0,02044	1,13	0,366
$a_p \times a_e$	0,02515	0,02515	1,39	0,323
$v_c \times a_e$	0,06858	0,06858	3,79	0,147
$f_z \times a_p \times v_c$	0,06504	0,06504	3,6	0,154
$f_z \times a_p \times a_e$	0,08945	0,08945	4,95	0,113

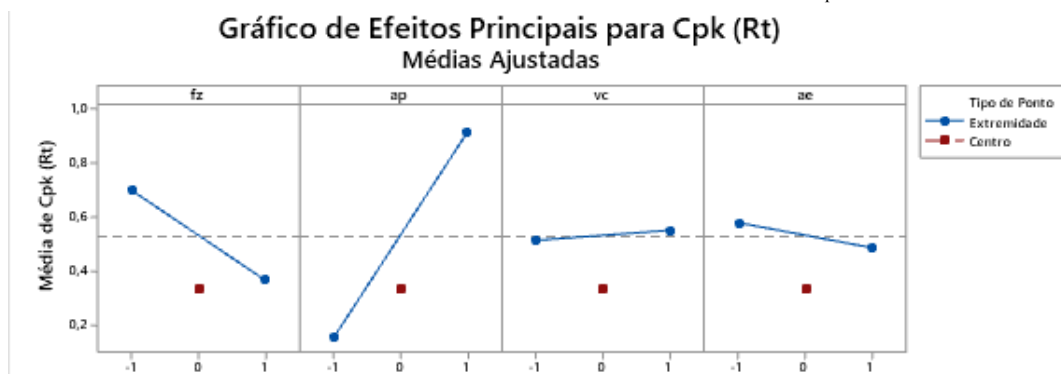
$f_z \times v_c \times a_e$	0,00724	0,00724	0,4	0,572
$a_p \times v_c \times a_e$	0,10952	0,10952	6,06	0,091
$f_z \times a_p \times v_c \times a_e$	0,11333	0,11333	6,27	0,087
S	R ²	R ² (aj)	R ² (pred)	
	98,90			
0,13448	%	93,06%	×	

Fonte: Autor

A análise de variância para o $C_{pk} (R_t)$ apresentou um resultado significativo, o modelo para o $C_{pk} (R_t)$ também evidenciou um valor-P de 0,019, indicando que ao menos uma das variáveis tem um efeito significativo sobre o $C_{pk} (R_t)$. Os valores de R^2 indicam que o modelo explica uma porção substancial da variabilidade nos dados (98,90%), com um R^2 ajustado (R^2 aj) de 93,06%, o que também é considerado elevado.

De acordo com os efeitos principais, observa-se que todos os fatores influenciam no processo, porém profundidade de corte (a_p) em seus níveis mais baixos (-1) e avanço por dente (f_z) em seus níveis positivos (1) foram os mais significativos demonstrando impacto positivo sobre o índice, conforme demonstrado na Figura 17.

Figura 17 - Gráfico de efeitos principais para o $C_{pk} (R_t)$



Fonte: Minitab 2019

Quanto às interações significativas observa-se que $f_z \times a_p$ é significativa com (Valor-P = 0,003) e a interação $v_c \times a_e$ (Valor-P = 0,147) não possui interação significativa.

Ambos os modelos de ANOVA para $C_{pk} (R_a)$ e $C_{pk} (R_t)$ apresentaram significância estatística, evidenciando que as variáveis explicativas possuem um impacto relevante nos índices de capacidade de processo. Este resultado sublinha a

importância do monitoramento e da otimização desses parâmetros no controle de qualidade.

Para o modelo de $C_{pk}(R_a)$, o coeficiente de determinação (R^2) foi de 99,66%, com um R^2 ajustado de 97,87%, indicando uma excelente capacidade de explicação dos dados. No caso de $C_{pk}(R_t)$, o R^2 foi de 98,90%, com um R^2 ajustado de 93,06%, o que também reflete uma boa capacidade explicativa, embora ligeiramente inferior ao modelo de R_a .

A profundidade de corte (a_p) destacou-se como a variável de maior influência tanto para R_a quanto para R_t , sendo altamente significativa em ambos os modelos. Em termos de interações significativas, a interação com maior impacto foi a entre avanço por dente (f_z) e profundidade de corte (a_p), evidenciando a relevância dessa combinação no desempenho do processo.

O próximo estágio consiste na otimização do $C_{pk}(R_a)$ e $C_{pk}(R_t)$ visando encontrar os índices de desempenho do processo, e posteriormente seguiremos a execução de um experimento de confirmação para validar as informações coletadas quanto à melhoria do processo.

6.4 Otimização $C_{pk} R_a$ e $C_{pk} R_t$

Os índices de capacidade constituem ferramentas estatísticas consolidadas para a avaliação do desempenho de processos produtivos, permitindo quantificar a aptidão de um sistema em atender aos limites de especificação. Após a etapa de modelagem das respostas para o $C_{pk}(R_a)$ e $C_{pk}(R_t)$, a próxima etapa é otimizar os resultados com base nas equações de regressão demonstradas na fase de modelagem, equações 18 e 19. Para esta etapa utilizou-se o Gradiente Reduzido Generalizado (GRG) disponível no aplicativo Solver do Excel®, cujo objetivo é maximizar o C_{pk} geral e obter a solução ótima, conforme restrição descrita na equação 13, e os resultados apresentados nas Tabelas 15 e 16.

Tabela 15 - Otimização $C_{pk} R_a$

	Médias	Variáveis codificadas (Solver)	Variáveis decodifica das	Níveis do processo	
Cte	0,5935	1		-1	1
f_z	-0,0098	0,396	0,17	0,1	0,2
a_p	0,456	0,896	1,47	1	1,5
v_c	0,1854	0,199	77,99	60	90
a_e	-0,0865	-0,039	16,44	15	18

Fonte: Autor

Os parâmetros otimizados para as variáveis de controle nos quais o processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205 pode ser configurado e alcançar para a rugosidade média (R_a) e obter valor de $C_{pk} R_a = 1,167$ considerado como capaz de acordo com Tabela 16, são: $f_z = 0,17$; $a_p = 1,47$; $v_c = 77,99$; $a_e = 16,44$.

Tabela 16 - Otimização $C_{pk} R_t$

	Médias	Variáveis codificadas (Solver)	Variáveis decodificadas	Níveis do processo	
Cte	0,828	1		-1	1
f_z	-0,192	0,2	0,16	0,1	0,2
a_p	0,387	0,975	1,49	1	1,5
v_c	0,02	0,093	76	60	90
a_e	-0,055	0,017	16,53	15	18

Fonte: Autor

De acordo com os resultados encontrados através da otimização do $C_{pk} R_t$ podemos observar que as variáveis de controle nos quais o processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205 pode ser configurado e alcançar para a rugosidade média (R_t) e obter valor de $C_{pk} R_a = 1,229$ considerado como capaz de acordo com Tabela 2, são: $f_z = 0,16$; $a_p = 1,49$; $v_c = 76$; $a_e = 16,53$.

6.5 Experimento de confirmação

Os experimentos de confirmação foram conduzidos com o propósito de avaliar a **robustez do processo de** fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205 frente às variáveis de ruído. Para essa etapa, os parâmetros ótimos das variáveis de controle foram programados no comando do centro de usinagem CNC conforme Tabelas 17 e 18.

Tabela 17 - Parâmetros de controle utilizados nos experimentos de confirmação R_a

Variáveis codificadas (Solver)				Variáveis decodificadas			
f_z	a_p	v_c	a_e	f_z	a_p	v_c	a_e
(mm/dente)	(mm)	(m/min)	(mm)	(mm/dente)	(mm)	(m/min)	(mm)
0,396	0,896	0,199	-0,03 9	0,17	1,47	77,99	16,44

Fonte: Autor

Tabela 18 - Parâmetros de controle utilizados nos experimentos de confirmação R_t

Variáveis codificadas (Solver)				Variáveis decodificadas			
f_z	a_p	v_c	a_e	f_z	a_p	v_c	a_e
(mm/dente)	(mm)	(m/min)	(mm)	(mm/dente)	(mm)	(m/min)	(mm)
0,20	0,975	0,093	0,017	0,16	1,490	76,00	16,530

Fonte: Autor

Durante os experimentos de confirmação as variáveis de controle foram mantidas fixas em todos os ensaios, enquanto as variáveis de ruído foram modificadas de acordo com os seus respectivos níveis, conforme o arranjo experimental utilizado que foi o projeto L9 de Taguchi, em cada experimento, as rugosidades R_a e R_t foram medidas e coletadas nas extremidades e no centro do corpo de prova, e os ensaios de confirmação foram replicados 3 vezes. Os resultados podem ser observados conforme a Tabela 19. É importante salientar que o principal objetivo da otimização robusta é determinar os *setups* dos fatores controláveis que não seja influenciada pelos fatores de ruído.

Tabela 19 - Resultados dos experimentos de confirmação para as

v_b	Q	C	Rugosidade R_a	Rugosidade R_t	$C_{pk} R_a$	$C_{pk} R_t$
0,00	0,00	0,00	0,780	4,615	1,4570	1,4138
0,00	10,00	10,00	0,830	4,441	1,4072	1,2743
0,00	20,00	20,00	0,600	4,807	1,4775	1,5694
0,15	0,00	10,00	0,750	4,589	1,2656	1,3937
0,15	10,00	20,00	0,730	4,449	1,3082	1,2818
0,15	20,00	0,00	0,740	4,602	0,8706	1,4049
0,30	0,00	20,00	0,680	4,399	1,2656	1,2410
0,30	10,00	10,00	0,710	4,569	1,2467	1,3248
0,30	20,00	0,00	0,630	4,399	1,1661	1,2427

variáveis originais R_a e R_t e $C_{pk} R_a$ e R_t *Fonte: Autor*

Os experimentos de confirmação mostraram que os resultados ótimos reais se aproximam dos teóricos. Observou-se que a maior variação foi para a Rugosidade Média (R_a), onde o valor médio dos ensaios confirmatórios foi superior em 7,65% em relação ao previsto, conforme Tabela 20.

Tabela 20 - Resultados dos experimentos de confirmação para as variáveis originais R_a e R_t e C_{pk} de R_a e R_t

Entrada	$\mu(R_a)$	$\mu(R_t)$	$C_{pk} R_a$	$C_{pk} R_t$
Média (confirmação)	0,717	4,541	1,2739	1,3496
Valor Previsto	0,776	4,668	1,167	1,229
Erro	7,65%	2,72%	9,16%	9,81%

Fonte: Autor

Os resultados obtidos no experimento de confirmação indicaram valores de C_{pk} iguais a 1,2739 para o parâmetro R_a e 1,3496 para o parâmetro R_t . Esses valores demonstram que o processo apresenta capacidade satisfatória de atender às especificações estabelecidas, uma vez que índices de C_{pk} superiores a 1,0 indicam que o processo opera com desempenho aceitável dentro dos limites de especificação.

Quando comparados aos valores previstos durante a etapa de modelagem e otimização, que foram 1,167 para C_{pk} R_a e 1,229 para C_{pk} R_t , observa-se que os resultados experimentais apresentaram incrementos de 9,16% e 9,81%, respectivamente. Essa melhoria evidencia a consistência da metodologia aplicada e confirma a eficácia do modelo desenvolvido na predição do desempenho do processo.

Portanto, o experimento de confirmação valida os resultados obtidos na etapa de otimização, demonstrando que as condições de usinagem determinadas são capazes de proporcionar um processo estável e com níveis adequados de capacidade para o controle da rugosidade superficial no fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205.

Verifica-se que os resultados obtidos no experimento de confirmação apresentam grande concordância com aqueles previstos pelos modelos desenvolvidos durante a etapa de otimização. Essa proximidade entre os valores estimados e os observados experimentalmente evidencia a confiabilidade e a capacidade preditiva dos modelos propostos. Assim, pode-se concluir que a aplicação da metodologia de Projeto de Parâmetros Robustos associada à análise de capacidade do processo (PPR- C_{pk}) mostrou-se adequada e eficaz para a otimização do processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205, validando as condições de usinagem determinadas para a melhoria do desempenho do processo.

Para testar a influência dos efeitos das variáveis de ruídos sobre as variáveis de resposta, as ANOVAS foram realizadas considerando um nível de significância de 0,05. A Tabela 21 apresenta os valores-P das variáveis de ruído em relação às rugosidades (R_a , R_t), e como é possível observar, os valores-P foram superiores a 5%. Assim, pode-se inferir que todas as variáveis de ruído não foram significativas sobre as variáveis de resposta. Portanto, conclui-se que o processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205 são robustos.

Tabela 21 - Resultados dos experimentos de confirmação para as variáveis originais

R_a e R_t			
Variáveis de resposta	Variáveis de Ruído		
	v_b	Q	C
	Valor -P		
R_a	0,417	0,265	0,381
R_t	0,587	0,71	0,729

Fonte: Autor

7. CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou uma contribuição no contexto da otimização multivariada no processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205. A pesquisa foi desenvolvida com objetivo de solucionar problemas de otimização não-linear utilizando o conceito de projeto de parâmetros robustos, a ferramenta Índice de Capacidade (C_{pk}) e a análise fatorial, dando origem ao método PPR- C_{pk} . Após análise sobre trabalhos com auxílio de uma revisão sistemática de literatura, verificou-se a ausência de pesquisas envolvendo a aplicação deste método no processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205.

Com base nos resultados apresentados ao longo deste trabalho, é possível estabelecer conclusões relevantes acerca da otimização do processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205 por meio da metodologia de Projeto de Parâmetros Robustos associada à análise de capacidade do processo (PPR- C_{pk}).

1. Inicialmente, a análise estatística das variáveis de resposta indicou que os dados experimentais de rugosidade superficial apresentaram comportamento aderente à distribuição normal, condição que garante a confiabilidade das análises estatísticas subsequentes e valida a aplicação das técnicas de modelagem e avaliação da capacidade do processo. Os modelos quadráticos ajustados para a rugosidade média (R_a) e para a rugosidade total (R_t) apresentaram elevados coeficientes de determinação ajustados, com valores de R^2 ajustado de 98,56% para R_a e 94,36% para R_t , evidenciando elevada capacidade preditiva e forte correlação entre os parâmetros de corte e as respostas do processo.

2. A aplicação da metodologia PPR- C_{pk} permitiu realizar uma otimização robusta multivariada do processo de fresamento, possibilitando a determinação de combinações de parâmetros de corte capazes de minimizar simultaneamente a variabilidade do processo e os níveis de rugosidade superficial. Os parâmetros ótimos identificados para a rugosidade média (R_a) foram: avanço por dente (f_z) = 0,17 mm/dente, profundidade de corte axial (a_p) = 1,47 mm, velocidade de corte (v_c) = 78 m/min e largura de corte radial (a_e) = 16,44 mm. Para a rugosidade total (R_t), os parâmetros ótimos foram: (f_z) = 0,16 mm/dente, (a_p) = 1,49 mm, (v_c) = 76 m/min e (a_e) = 16,53 mm. Esses resultados demonstram que a metodologia aplicada foi eficaz na identificação de condições operacionais que promovem o equilíbrio entre produtividade, estabilidade do processo e qualidade da superfície.
3. Os experimentos de confirmação realizados nas condições ótimas evidenciaram elevada concordância entre os valores experimentais e aqueles previstos pelos modelos matemáticos desenvolvidos. Os valores obtidos foram de 0,776 μ m para R_a e 4,668 μ m para R_t , apresentando variações relativamente pequenas em relação aos valores previstos, com desvios de 7,65% para R_a e 2,72% para R_t . Esses resultados reforçam a confiabilidade dos modelos de predição e confirmam a robustez da metodologia aplicada na otimização do processo.
4. Adicionalmente, a análise da capacidade do processo nas condições ótimas revelou melhorias significativas no desempenho do fresamento de topo. Os índices de capacidade obtidos experimentalmente foram $C_{pk} = 1,2739$ para R_a e $C_{pk} = 1,3496$ para R_t , valores superiores ao limite mínimo geralmente adotado para processos industriais capazes $> 1,00$. Esses resultados indicam que o processo apresenta elevada estabilidade e reduzida probabilidade de produção de peças fora das especificações estabelecidas. Observou-se ainda incremento de 9,16% no índice de capacidade associado à rugosidade média (R_a) e de 9,81% para a rugosidade total (R_t), quando comparados aos valores previstos na etapa de otimização, evidenciando ganhos efetivos na capacidade e no desempenho global do processo.
5. Sob a perspectiva industrial, os resultados obtidos apresentam implicações relevantes para a manufatura de componentes em aço inoxidável duplex,

material amplamente utilizado em setores como petróleo e gás, indústria química e geração de energia, e reconhecido por suas propriedades mecânicas superiores e baixa usinabilidade. A otimização robusta do processo de fresamento possibilita a obtenção de superfícies com melhor qualidade e menor variabilidade, contribuindo diretamente para a redução de retrabalhos, descarte de peças e intervenções no processo produtivo. Consequentemente, tais melhorias refletem em aumento da confiabilidade operacional, maior eficiência produtiva e redução de custos associados à fabricação.

6. Outro aspecto de destaque refere-se ao fato de que os parâmetros ótimos determinados demonstraram baixa sensibilidade às variáveis de ruído, característica fundamental do Projeto de Parâmetros Robustos. Essa propriedade confere maior estabilidade ao processo mesmo diante de variações inerentes ao ambiente industrial, como flutuações nas condições de corte, variações de material ou desgaste progressivo da ferramenta. Como consequência, torna-se possível operar o processo com menor desgaste de ferramenta e sem a necessidade da utilização de fluido de corte, promovendo ganhos econômicos e ambientais, além de contribuir para práticas de manufatura mais sustentáveis.
7. Dessa forma, conclui-se que a integração da metodologia de Projeto de Parâmetros Robustos com a análise de capacidade do processo ($PPR-C_{pk}$) constitui uma abordagem eficaz para a otimização do fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205. A aplicação dessa metodologia não apenas promove melhorias significativas na qualidade da superfície e na estabilidade do processo, como também apresenta elevado potencial de aplicação no ambiente industrial, contribuindo para o desenvolvimento de processos de usinagem mais eficientes, confiáveis e sustentáveis.

7.1 Contribuição do trabalho

A principal contribuição desta dissertação consiste na otimização robusta multivariada do processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205, utilizando o método $PPR-C_{pk}$ (Projeto de Parâmetros Robustos baseado em Análise de Capacidade). Essa abordagem integra os conceitos de robustez de processo e análise de capacidade estatística (C_{pk}) para identificar combinações ótimas de parâmetros de

usinagem que assegurem simultaneamente alto desempenho de produtividade e sustentabilidade, com baixa variabilidade dos resultados.

A aplicação do método PPR- C_{pk} possibilitou estabelecer um conjunto de soluções ótimas e robustas, considerando múltiplas respostas de desempenho sob influência de variáveis de controle e ruído. A partir dessas soluções, verificou-se a robustez do processo de usinagem, conforme os princípios estabelecidos na literatura sobre Projeto de Parâmetros Robustos, evidenciando a consistência e a estabilidade do processo frente a variações inerentes ao ambiente produtivo.

Bem como, outros aspectos positivos e inovadores podem ser observados:

1. O estudo de otimização em fresamento do aço inoxidável duplex utilizando arranjo cruzado e Experimento Fatorial Completo para 4 variáveis de controle (v_c , f_z , a_e e a_p) e três de ruído (v_b , Q e C).
2. O estudo e modelagem das variáveis originais (R_a e R_t), utilizando técnicas estatísticas e os conceitos de projeto de parâmetros robustos.

7.2 Sugestões para trabalhos futuros

1. Aplicar a metodologia proposta nesta dissertação para outros processos de usinagens, tais como torneamento, furação, retificação, etc.
2. Aplicar o método PPR- C_{pk} , utilizando o projeto de experimentos do tipo “Box Behnken”.
3. Aplicar a metodologia proposta nesta dissertação para o arranjo combinado.
4. Mensurar a quantidade de energia elétrica, coletando o consumo diretamente do processo utilizando equipamentos apropriados.
5. Calcular o custo do processo de fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205 e comparar com outros materiais, ao aplicar a metodologia proposta na dissertação.
6. Incluir métricas voltadas para a mensuração de fatores ambientais decorrentes do processo (Emissão de CO_2 , consumo de energia, etc...).
7. Aplicar o método PPR- C_{pk} no fresamento de topo ou em outros processos de usinagem, e estabelecer os custos utilizando outras técnicas de

lubri-refrigeração, tais como a mínima quantidade de fluido, refrigeração por criogenia, refrigeração por gases e ar, lubrificante sólidos e fluidos de corte alternativos.

REFERÊNCIAS

1Fábrica (2025). Análise de Capacidade de Processo: Cp, Cpk, Pp, Ppk – Um Guia. Disponível em: <https://www.1factory.com>

6Sigma.us (2025). SPC Multivariado: Monitoramento e Controle Avançado de Processos. Disponível em: <https://www.6sigma.us/six-sigma-in-focus/multivariate-spc>

Abreu, GX; Bordinassi, É. C. (2020). Estudo da rugosidade e vida de ferramenta do aço inoxidável superduplex ASTM A-890 após fresamento em diferentes condições de lubrificação. Escola de Engenharia Mauá.

AIAG. (2005). Manual de Controle Estatístico de Processos , 2ª ed. Grupo de Ação da Indústria Automotiva.

AirAcad (2025). Análise Multivariada em Projeto de Experimentos. Disponível em: <https://airacad.com/multivariate-análise-in-design-of-experiments>

Alhazmi, K.; Rahman, M.; Niazi, P. (2025). Otimizadores dinâmicos para sistemas industriais complexos via controle multivariado baseado em aprendizagem. Scientific Reports , 15(1), 13642.

Amaro, LF, et al. (2020). Desafios no processo de fresamento de aços inoxidáveis duplex para a indústria metal-mecânica. [Dados completos do periódico precisam ser preenchidos conforme o acesso].

Aoki, S. (2024). Projetos de matrizes cruzadas sem estrutura de produto direta para experimentos multiníveis. Estatística Algebrica , 14(2), 33–45.

ARDAKANI, M.; NOOROSSANA, R. (2008). Projeto robusto de parâmetros: uma perspectiva sobre a abordagem de Taguchi. Quality and Reliability Engineering International , 24(7), 829-842.

ARRUDA, EC; ALMEIDA, LR; SANTANA, JR (2019). Otimização robusta de parâmetros de acabamento em fresamento de ponta esférica de aço AISI H13. Journal of Manufacturing Processes , 45, 299–312.

ASSISTENTE DE LABORATÓRIO. (2025). Entendendo os Parâmetros CEP: Cp, Cpk, Cpm, Pp e Ppk Explicados. Disponível em: <https://lab-wizard.com>

Associação Internacional de Molibdênio (2020). Usinagem de aços inoxidáveis duplex. Disponível em: https://www.imoa.info/download_files/stainless-steel/IMOA_Shop_Sheet_103.pdf

Baudin, M. (2023). Índices de Capacidade de Processo: Uma Perspectiva Prática para a Qualidade Industrial. Blog de Michel Baudin.

Bertolini, M.; Ghinato, P.; Costa, A. (2022). Análise de Capacidades como Ferramenta para Melhoria de Processos na Manufatura Discreta. Journal of Manufacturing Performance , 18(2), 267–278.

Box, GEP; Bisgaard, S.; Fung, C. (1988). Melhorando a Qualidade e a Produtividade Industrial. Quality Progress, 21(10), 18–25.

Box, GEP; Bisgaard, S.; Fung, C. (1988). Melhorando a Qualidade e a Produtividade Industrial. Progresso da Qualidade.

Box, GEP; Bisgaard, S.; Fung, C. (1988). Melhorando a Qualidade e a Produtividade Industrial. Progresso da Qualidade.

Box, GEP; Hunter, WG; Hunter, JS (2005). Estatística para Experimentadores: Design, Inovação e Descoberta. 2ª ed. Wiley.

BRITO, TG; e outros. (2014). Otimização de parâmetros de fresamento de topo com base em projeto robusto. Revista Matéria , 19(2), 117–130.

BRITO, TG; e outros. (2015). Análise da variabilidade em processos de fresamento via projeto de parâmetros robustos. Revista Produção Online , 15(1), 44–60.

Brito, TG; Gomes, JHF; Paiva, AP; Ferreira, JR (2013). Projeto de parâmetros robustos aplicado ao fresamento do aço ABNT 1045. Revista E-Locução , 4(2), 120–136.

Brito, TG; Pereira, TA; Paiva, AP; Ferreira, JR (2015). Aplicação do método de Taguchi no fresamento do aço AISI 1045. Revista Produção Online , 15(2), 329–345.

Cairo, DM; Correa, RL; Paiva, AP (2021). Avaliação de Capacidade de Processos Industriais: Uma Abordagem Didática Aplicada à Engenharia da Qualidade. Revista Exata , 19(4), 754–770.

Calábria, R. (2017). Estudo do processo de usinagem por fresamento de topo do alumínio AA6063-T5 . Universidade de Caxias do Sul.

CAMPOSECO-NEGRETE, C. et al. (2016). Otimização de parâmetros de rugosidade superficial em fresamento por Taguchi. Measurement , 91, 374–384.

Campos-Seco Negrete, C.; Hernández, PR; Gómez, RM (2016). Otimização de parâmetros de rugosidade superficial em fresamento por Taguchi. Measurement , 91, 374–384.

Campos-Seco Negrete, C.; Hernández, PR; Gómez, RM (2016). Otimização de parâmetros de rugosidade superficial em fresamento por Taguchi. Measurement , 91, 374–384.

Chalmers ODR (2025). Usinabilidade de Aços Inoxidáveis Duplex e Super Duplex. Disponível em: <https://odr.chalmers.se/items/3a603efb-64d4-4687-9d11-d77820d244c5>

CITISISTEMAS. (2021). Cp e Cpk – Índices de capacidade de um processo. Disponível em: <https://www.citisystems.com.br>

Confiabilidade Robusta. (2017). Método Taguchi: Fases de Projeto Robusto e de Tolerância. robust-reliability.com.

Cunico, MWM (2016). Planejamento Fatorial e Otimização Experimental: Aplicações Multivariadas em Processos Industriais. Revista Acadêmica UFPR , 12(3), 22–34.

DATALISADOR. (2020). Cpk e Cp. Disponível em: <https://www.datalyzer.com.br>

Dawang Metals (2025). Aço inoxidável duplex: propriedades, aplicações e contexto metalúrgico. Disponível em: <https://dawangmetals.com/resources/duplex-stainless-steel/>

Domenech, C. (2025). Limites de Controle vs. Limites de Especificação. MI Domenech Consultoria.

Ferreira, JR (2022). Otimização robusta da rugosidade Rt no fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205. Universidade Nacional de Educação a Distância (UNED).

FERREIRA, JR (2022). Otimização robusta da rugosidade Rt sem fresamento de aço inoxidável duplex UNS S32205 . Universidade Nacional de Educação a Distância (UNED).

Ferreira, JR; Vasconcelos, GAVB (2022). Otimização robusta do fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205. UNIFEI.

FM2S. (2025). Como calcular Cp e Cpk na análise de capacidade? Disponível em: <https://www.fm2s.com.br>

FM2S. (2025). Como funcionam as estatísticas do Seis Sigma. Disponível em: <https://www.fm2s.com.br/blog/como-funcionam-estatisticas-seis-sigma>

Genichi Taguchi (1986). Introdução à Engenharia da Qualidade: Projetando a Qualidade em Produtos e Processos. Organização Asiática de Produtividade.

Gentil, R. (2023). Análise de Capacidade de Processo: Conceitos e Aplicações na Engenharia Industrial. BPX Consultoria.

Ghani, JA; Choudhury, IA; Hasan, HH (2004). Aplicação do Método Taguchi na Otimização de Parâmetros de Fresamento de Topo. Journal of Materials Processing Technology , 145(1), 84–92.

Grimaldi, M. (2020). Ampliando a Visão em Capacidade do Processo. Artigos do LinkedIn.

Gupta, A., et al. (2022). Características de usinabilidade do aço elétrico duplex: desafios e avanços. [Dados completos do periódico precisam ser preenchidos conforme o acesso].

Halchenko, V.; Ivanov, A. (2023). Projeto de Parâmetros Robustos Computacionais de Sondas de Correntes parasitas de Superfície. Anais da Conferência Internacional sobre Automação Industrial.

Hamdi, WA; Karadawi, M.; Khedr, AA (2025). Inferência estatística do Índice de Capacidade de Processo Generalizado. Relatórios Científicos , 15(4), 87220.

iDatabi. (2025). Entendendo Cp e Cpk: Métricas de Capacidade do Processo. Disponível em: <https://i-databi.com.br>

Johnson, RA; Wichern, DW (2007). Análise Estatística Multivariada Aplicada. 6ª edição. Prentice Hall.

Johnson, RA; Wichern, DW (2007). Análise Estatística Multivariada Aplicada. 6ª edição. Prentice Hall.

Jolliffe, IT; Cadima, J. (2016). Análise de componentes principais: uma revisão e desenvolvimentos recentes. Philosophical Transactions of the Royal Society A , 374, 20150202.

Karakaya, K.; Uysal, G.; Erdogan, F. (2024). Um novo índice geral de capacidade de processo para distribuições normais e não normais. Journal of Quality and Reliability Engineering International , 40(2), 228–240.

Köksoy, O. (2006). Design robusto multirresposta: critério de erro quadrático médio (MSE). Matemática Aplicada e Computação, 175, 1716–1729.

Kratochvil, R. et al. (2004). Fresamento de acabamento em altas velocidades: desgaste de ferramenta e qualidade superficial

Krishnaiah, K.; Shahabudeen, P. (2012). Planejamento Aplicado de Experimentos e Métodos Taguchi. Aprendizagem PHI.

Krishnaiah, K.; Shahabudeen, P. (2012). Planejamento Aplicado de Experimentos e Métodos Taguchi. Aprendizagem PHI.

KWON, Y. (2017). Planejamento estatístico de experimentos e métodos de Taguchi em aplicações industriais. CRC Press.

Kwon, Y. (2017). Planejamento Estatístico de Experimentos e Métodos de Taguchi em Aplicações Industriais. CRC Press.

Langley Alloys (2020). Usinagem de aços inoxidáveis duplex e superduplex. Disponível em: <https://www.langleyalloys.com/2020/11/24/machining-of-duplex-and-super-duplex-stainless-steels/>

LOPES, WT; MELO, HP; COSTA, DS (2016). Aplicação do método Taguchi na usinagem do aço AISI 1045. Revista Brasileira de Engenharia Mecânica , 38(2), 218–227.

Lu, J.; Chen, Z.; Liao, X.; Chen, C.; Ouyang, H.; Li, S. (2023). Otimização multiobjetivo para melhorar o benefício da usinagem com base em WOA-BBPN e uma Deep Double Q-Network. Computação Suave Aplicada , 135, 110176.

Marcelino, CF; Oliveira,RP; Liu, C. (2025). Análise do comportamento do desgaste e da rugosidade no fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205: uma revisão. Revista de Engenharia Avançada , 27(3), 55–78.

Marques, RAM (2020). RG&R multivariada por meio de análise fatorial. Medição , 163, 108024.

Martinho, SM, et al. (2019). Estudo sobre a microestrutura do aço inoxidável duplex: equilíbrio entre austenita e ferrita. [Dados completos do periódico precisam ser preenchidos conforme o acesso].

Mavi, RK (2020). Propriedades e aplicações do aço inoxidável duplex: contribuição das fases austenítica e ferrítica. [Dados completos do periódico precisam ser preenchidos conforme o acesso].

Minitab LLC. (2024). Dados de Processo para Análise de Capacidade Normal e Não Normal. Centro de suporte do Minitab.

MONTGOMERY, DC (2017). Design e Análise de Experimentos, 9ª edição. Wiley.

Montgomery, DC (2019). Planejamento e Análise de Experimentos. Wiley.

Montgomery, DC (2023). Projeto e Análise de Experimentos. 10ª edição. Wiley.

MYERS, RH; MONTGOMERY, DC; ANDERSON-COOK, C. (1992). Metodologia de Superfície de Resposta . Wiley-Interscience.

Myers, RH; Montgomery, DC; Anderson-Cook, CM (2016). Metodologia de Superfície de Resposta: Otimização de Processos e Produtos Usando Experimentos Planejados. Wiley.

Navai, F., et al. (2025). Variações de superfície e desempenho eletroquímico do aço inoxidável 2205 Duplex. [Dados completos do periódico precisam ser preenchidos conforme o acesso].

Neves, D. (2002). Uma contribuição ao fresamento de matrizes com fresa de topo esférico . Dissertação (Mestrado)—Engenharia Mecânica, UFRGS.

Nikhila Sri, D.; Kumar, V.; Ashokkumar, R. (2025). Comparação entre a Metodologia de Superfície de Resposta e os Projetos Taguchi em Otimização Experimental. Scientific Reports , 15(3), 94919.

Oliveira, LG de; Santos, FM; Andrade, BA (2020). Estratégia de otimização não linear baseada em análise fatorial multivariada. Modelagem Matemática Aplicada , 81, 75–89.

Oyama, K.; Tanaka, H.; Takahashi, K. (2024). Projeto de Parâmetros Robustos Dinâmicos Utilizando Metodologia de Superfície de Resposta com Modelos Lineares Generalizados. Quality Innovation Prosperity Journal , 28(2), 145–163.

Oyama, K.; Tanaka, H.; Takahashi, K. (2024). Projeto de Parâmetros Robustos Dinâmicos Utilizando Metodologia de Superfície de Resposta com Modelos Lineares Generalizados. Quality Innovation Prosperity Journal , 28(2), 145–163.

Paiva, AP; Ferreira, JR; Brito, TG (2012). Erro Quadrático Médio Multivariado na otimização do processo. UNIFEI.

Paiva, EJ, et al. (2009). Otimização do processo de soldagem FCAW utilizando o Erro Quadrático Médio Multivariado. In: COBEF 2009. Disponível em: <https://www.abcm.org.br/anais/cobef/2009/busca/artigos/021022182.pdf>

Paiva, EJ, et al. (2012). Erro Quadrático Médio Multivariado na otimização do processo. Tese, UNIFEI. Disponível em: https://repositorio.unifei.edu.br/jspui/bitstream/123456789/1206/3/tese_paiva_2012.pdf

Park, YH (2025). Índices de Capacidade de Processo: O Fascínio e os Perigos dos Intervalos de Confiança Estatística. Engenharia da Qualidade , 36(3), 624–637.

Pereira Filho, EM (2022). Planejamento Fatorial: Por Onde Começar e Quais São os Passos Essenciais. Instituto Gaia de Espectrometria

Pereira, TF; Gomes, JH; Brito, TG (2018). Modelagem da rugosidade em fresamento com abordagem robusta de Taguchi. Revista Técnica FAEX , 6(2), 231–242.

PMTECH. (2021). Índices de Capacidade do Processo (Gerenciamento da Qualidade). Disponível em: <https://www.pmtch.com.br>

PMTech. (2023). Índices de Capacidade do Processo: Gerenciamento da Qualidade e Controle Estatístico. Biblioteca de Qualidade PMTech.

Policena, AC, et al. (2018). Influência das irregularidades de superfícies usinadas em aços inoxidável duplex sobre a corrosão e fadiga. [Dados completos do periódico precisam ser preenchidos conforme o acesso].

Policia, AC; Moreira, TA; Amaro, RM (2018). Análise das variáveis de corte e influência na rugosidade superficial em fresamento. Revista Matéria , 23(2), 571–583.

Príkeržnik, M. de; et al. (2021). Análise multivariada para otimização e validação de parâmetros de processos industriais. International Journal of Pharmaceutics , 592(1), 120090.

PROBOOL. (2025). PCA – Capacidade do Processo: Reduzir Variabilidade e Aprimorar Qualidade. Disponível em: <https://www.probool.com>

ReliaSoft. (2024). Projetos de Parâmetros Robustos: Configurações de Matriz Interna e Externa. Biblioteca de eLearning Weibull.

ROBINSON, TJ; ANDERSON-COOK, CM (2012). Projeto robusto: considerações para experimentação industrial. Technometrics , 54(3), 268–276.

RODRIGUES, LF; NUNES, FR; COSTA, CA (2019). Projeto robusto de parâmetros no fresamento helicoidal da liga Al7075. Procedia Manufacturing , 34, 793–800.

Rodrigues, LF; Nunes, FR; Costa, CA (2019). Projeto robusto de parâmetros no fresamento helicoidal da liga de alumínio Al7075. Procedia Manufacturing , 34, 793–800.

Rodrigues, MI; Iemma, AF (2015). Planejamento de Experimentos e Otimização de Processos: Uma Estratégia Sequencial de Planejamentos. Editora Casa do Pão.

Santos, AG (2016). Microfresamento de aço inoxidável duplex UNS S32205 com ferramentas de metal duro revestido com nitreto de titânio. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Uberlândia.

Schwaizer, PH (2018). Estudo de estratégias para fresamento de topo esférico, otimização de tempo e acabamento superficial . Universidade de Caxias do Sul.

SILVA, RL; FERREIRA, JR; COSTA, MA (2025). Avanços na otimização multivariada robusta para fresamento duplex de aço inoxidável. Journal of Materials Processing Technology , 329, 118642.

- Simpson, TW (2023). Método de Projeto Robusto de Taguchi. Universidade Estadual da Pensilvânia.
- SixSigmaStudyGuide (2025). Capacidade de Processo (Cp e Cpk) e Níveis Sigma. Disponível em: <https://sixsigmastudyguide.com>
- Sommer, S. (2025). Usando Análise Multivariada de Dados na Otimização Preditiva de Processos. Blog da Arcadis, março de 2025.
- Souza, FM (2010). Análise da rugosidade superficial no processo de fresamento de topo do aço inoxidável UNS S32205. Revista Técnica UNIFEI , 4(1), 29–38.
- Sperotto, E. (2021). Efeitos dos parâmetros de corte nas forças de usinagem geradas no fresamento frontal de aços inoxidáveis: uma revisão. UFRGS.
- Tagliarini, GAB; Cruz, GB; Santos, IS (2024). Aplicação do Planejamento Fatorial Completo em Processos de Engenharia e Inovação. Revista Joinville Estudos Interdisciplinares , 9(4), 55–68.
- Taguchi, G. (1986). Introdução à Engenharia da Qualidade. Organização Asiática de Produtividade.
- Taguchi, G. (1986). Introdução à Engenharia da Qualidade: Projetando a Qualidade em Produtos e Processos. Organização Asiática de Produtividade.
- Teste AJOLLY. (2025). O que é CPK – Capacidade do Processo? Disponível em: <https://www.ajolly.com.br>
- Tomizawa, Y.; Iwamoto, H.; Nagata, Y. (2024). Método de projeto de parâmetros robustos para fatores de controle multinível com fatores de ruído contínuos. Total Quality Science , 10(2), 33–42.
- UNIFAP. (2011). FURTADO, AS Análise da Capacidade de um Processo , ENEGEP 2011, 863–19320.
- UNIFEI. (2024). Otimização do fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205 com base no índice de capacidade Cpk. Revista Técnica de Inovação e Ciência , 8(1), 121–136.
- Vasconcelos, GAVB; Ferreira, JR (2022). Otimização robusta do fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Universidade Federal de Itajubá.
- Yanikoğlu, İ.; Yılmaz, M.; Erdoğan, F. (2022). Projeto e otimização de parâmetros robustos para melhoria da qualidade. SN Operations and Physical Engineering , 3(1), 17–33.
- Yaro, AS; Ibrahim, M.; Awad, S. (2024). Estudos comparativos de análise dinâmica de Taguchi e otimização de matrizes ortogonais. Procedia Manufacturing , 91, 204–218.
- Zhou, G.; Pan, R.; Chen, Y. (2019). Otimização multiobjetivo usando design robusto para sistemas de manufatura. Computadores e Engenharia Industrial , 133, 130–142.
- Zhou, G.; Pan, R.; Chen, Y. (2019). Otimização multiobjetivo usando design robusto para sistemas de manufatura. Computadores e Engenharia Industrial , 133, 130–142.
- Zubair, SWH; Al-Hadhrami, S.; Khan, MA (2024). Acoplamento de Projetos Experimentais Taguchi com Modelos de Aprendizado Profundo para Otimização de Processos. Scientific Reports , 14(10), 73669.
- ALMEIDA, F. A.; LIMA, C. A.; PAIVA, A. P. A Weighted Mean Square Error Approach to the Robust Optimization of the Surface Roughness in an AISI 12L14 Free-Machining Steel-Turning Process, **Journal of Mechanical Engineering**, 64 (2018)3, 147-156 . DOI:10.5545/sv-jme.2017.4901
- ALMEIDA, R. ; FRIBEIRO, L. C. (2022). "Response surface methodology for optimization of bioprocesses: An overview." Biotechnology Advances, 50, 107703.

ARRUDA, E. C.; ARAUJO, D. B.; OLIVEIRA, R. G. Process optimization in end milling of AISI H13 hardened steel using RPD-RSM approach. **Journal of Manufacturing Processes**, v. 42, p. 50-58, 2019.

BAI, H.; ZHANG, X. Process capability analysis and improvement: A comprehensive framework. **Journal of Quality in Maintenance Engineering**, v. 29, n. 2, p. 197-211, 2023.

BERTOLINI, M.; SALDANHA, R.; SILVA, T. A comprehensive study on process capability analysis: A review and future directions. **International Journal of Production Research**, v. 60, n. 24, p. 7497-7515, 2022.

BHALERAO, D. A.; GHOSH, A. **Application of Taguchi method for optimization of machining parameters in turning of aluminum alloy**. Materials Today: Proceedings, v. 66, p. 148-154, 2023.

BRITO, T.G. ; PAIVA, A.P. ; FERREIRA, ; BALESTRASSI, P.P. **A normal boundary intersection approach to multiresponse robust optimization of the surface roughness in end milling process with combined arrays**, Precision Engineering, Volume 38, Issue 3, 2014, Pages 628-638, ISSN 0141-6359, <https://doi.org/10.1016/j.precisioneng.2014.02.013>.

BRITO, F. P.; SANTOS, P. R.; RIBEIRO, J. F. Process control and variability reduction in machining operations. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 73, n. 5-8, p. 803-815, 2014.

BRITO, Tarcísio Gonçalves de. **Otimização do fresamento de topo do aço ABNT 1045 utilizando projeto de parâmetro robusto**. 2012. 107 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2012. Disponível em: <<https://repositorio.unifei.edu.br/jspui/handle/123456789/958>>. Acessado em 14/01/2025.

BRITO, T. G. **Método da Interseção Normal à Fronteira para Otimização Bi- Objetivo do Fresamento de Topo do Aço ABNT 1045**. Tese de doutorado. Universidade Federal de Itajubá, 2015. Acesso em 10/10/2025.

BUSACCA, P.; MASIN, R.; TROINA, F. Multi-objective optimization: practical considerations. **International Journal of Production Economics**, v. 73, n. 3, p. 209-220, 2001.

BOX, G. E. P., e DRAPER, N. R. (1987). **Empirical Model-Building and Response Surfaces**. John Wiley & Sons.

CAIRO, A.; D'ARCY, J. **Understanding the significance of process capability indices in quality control**. **Quality Engineering**, v. 33, n. 4, p. 412-425, 2021.

CHAUDHRY, M. M.; WANG, Q.; AHMAD, W. **Robust multi-objective optimization for sustainable design**. **Sustainable Computing: Informatics and Systems**, v. 38, p. 100674, 2023. DOI: 10.1016/j.suscom.2022.100674.

CHEN, M.; LI, X.; ZHANG, T. Hybrid robust optimization in hard turning processes using neural networks and evolutionary algorithms. **Journal of Manufacturing Science and Engineering**. Associações: Harbin Institute of Technology, China; Technical University of Munich, Alemanha, 2020.

CHEN, S.. **Optimizing Robust Parameter Design with Adaptive Response Surface Methodology**. **Quality Engineering**, v. 34, n. 1, p. 43-58, 2022.

DA COSTA, A. F.; LIMA, M. M.; RIBEIRO, J. R. **Optimization of process parameters for additive manufacturing of polymer composites**. Materials Today: Proceedings, v. 44, p. 84-89, 2021. DOI: 10.1016/j.matpr.2020.12.062.

DE SOUZA, A.F., DINIZ, A.E., RODRIGUES, A.R.. “Investigating the cutting phenomena in free-form milling using a ball-end cutting tool for die and mold manufacturing”, **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 71, n. 9–12, pp. 1565–1577, 2014. doi: <http://dx.doi.org/10.1007/s00170-013-5579-4>.

DERGAMO, E. .; BLACK, J. .; KOHSER, R. . **Materials and Processes in Manufacturing**. 12nd ed. United States of America: JOHN WILEY & SONS, INC., 2012.

DINIZ, A. E.; MARCONDES, F. C.; COPPINI, N. L. **Tecnologia da usinagem dos materiais**. 9 ed. São Paulo: ArtLiber, 2014.

FERREIRA, R. C; SIQUEIRA, J.R.C. **Planejamento e Otimização de Experimentos via Método Taguchi: Uma Aplicação no Processo de Cromação de Anéis**. 2001.

GUPTA, M. et al. Optimization of surface roughness in end milling of duplex stainless steel using RSM. **Journal of Materials Research and Technology**

HASSAN, A. A.; HUSSAIN, M. A.; FAROOQ, U. Optimizing the milling process using predictive modeling techniques for improved efficiency and surface quality in duplex steels. **Journal of Manufacturing Processes**, v. 76, p. 234-245, 2023. DOI: 10.1016/j.jmapro.2023.01.015.

International Standard (ISO), (1975), **Roughness comparison specimens**. <https://cdn.standards.iteh.ai/samples/7618/5ee442bd91484832a5a166d63cb278bc/ISO-2632-1-1975.pdf> , Acessado em 14/01/2025

KACKAR, R. N. Off-line quality control, parameter design, and the Taguchi method. **Journal of Quality Technology**, v. 21, n. 3, p. 161-174, 1989.

KHAN, M. A.; ALI, M. Optimization of surface roughness in turning of titanium alloy using Taguchi method and ANOVA. **Journal of Manufacturing Processes**, v. 77, p. 170-180, 2022.

KHAN, S., & ARSHAD, M. (2021). "Efficiency of central composite design for response surface methodology in industrial applications". **Journal of Industrial Engineering and Management**, 14(3), 240-257.

ALTUĞ, M.; SÖYLER, H. Optimization with artificial intelligence of the machinability of Hardox steel, which is exposed to different processes. *Sci Rep.* 2023 Aug 29;13(1):14100. doi: 10.1038/s41598-023-40710-8. PMID: 37644053; PMCID: PMC10465545. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-40710-8>

KUMAR, A., & SHARMA, R. (2021). "Surface Roughness Measurement and Its Influence on the Machining Process: A Review." *Materials Today: Proceedings*, 45, 5674–5680. DOI: 10.1016/j.matpr.2021.02.447.

LI, J.; WANG, P.; ZHAO, Z. **AI-assisted robust optimization in titanium machining: Genetic algorithms for multi-objective stability**. Precision Engineering. Associações: Shanghai Jiao Tong University, China; University of Tokyo, Japão, 2021.

LOPES, L. G., e RIBEIRO, C. R. (2023). "A Comparative Study of Surface Roughness Measurements in Machining Operations." **Journal of Manufacturing Processes**, 80, 1-10. DOI: 10.1016/j.jmapro.2023.05.012.

LUZ, E. A. da; PEREIRA, C. E.; SOUZA, L. F. **Multi-objective optimization using Poisson regression and NBI method: application to process control**. *Procedia Manufacturing*, v. 55, p. 91-99, 2021.

MACHADO, A. R., COELHO, R.T., ABRÃO, A.M.; DA SILVA, M.B. (2009), **Teoria da Usinagem dos Materiais**. Ed. Edgard Blücher, São Paulo, 384 p.

MEHTA, M.; CHAUDHARY, S. Robust design of bio-composite materials using Taguchi's method. *Composites Science and Technology*, v. 225, p. 109575, 2023.

MOGES, A.; SAHU, R. S.; GHOSH, A. **Investigating the influence of cutting parameters on surface quality and tool wear during milling of duplex stainless steels**. *Materials Today: Proceedings*, v. 50, p. 1921-1927, 2022. DOI: 10.1016/j.matpr.2022.05.253.

MONTGOMERY, D. C. (2005) **Design and Analysis of Experiments**, John Wiley & Sons, 6ª ed., 643 p.

MONTGOMERY, D. C. *Introdução ao Controle Estatístico da Qualidade*. 4. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2009.

MONTGOMERY, Douglas C. *Design and analysis of experiments*. 8. ed. Hoboken: John Wiley & Sons, 2013. 630 p.

MONTGOMERY, Douglas C. **Introduction to statistical quality control**. 7. ed. Hoboken: John Wiley & Sons, 2012. 734 p.

MONTGOMERY, D. C. (2017) **Design and Analysis of Experiments**. John Wiley & Sons, 9th ed., 640 p.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. **Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros**. 7 ed. Rio de Janeiro: LTC, 2021.

MUNIANDY, S. (2021). "Investigation of cutting parameters on surface roughness and tool wear in milling of stainless steel." **Journal of Manufacturing Processes**, 69, 147-157.

Naroei, K. D., & Ramli, R. (2022). Optimal Selection of Cutting Parameters for Surface Roughness in Milling Machining of AA6061-T6. **International Journal of Engineering**, 35(6), 1170-1177.

NBR ISO 4287. **Especificações Geométricas do Produto (GPS), Rugosidade: Método do perfil-termos, e parâmetros da rugosidade**. Disponível em: [ABNT Catálogo
https://www.abntcatalogo.com.br/pnm.aspx?ID=2665](https://www.abntcatalogo.com.br/pnm.aspx?ID=2665) : Acesso em 17/10/2025.

NISHIKAWA, K.; KATO, Y.; MAEDA, T. Dynamics of the milling process in machining resistant materials: Minimizing surface roughness and tool wear. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 113, n. 5-6, p. 1237-1248, 2021. DOI: 10.1007/s00170-021-07442-4.

OPRIME, P. C., Pureza, V. M. M., e Oliveira, S. C. (2017). Aplicações de experimentos fatoriais na análise de processos. **Journal of Industrial Engineering and Management**, 10(1), 55-78.

OLIVEIRA, Carlos Henrique de. **Otimização robusta multivariada no fresamento de topo do aço inoxidável duplex UNS S32205**. 2022. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI), Itajubá, 2022. Disponível em: <https://repositorio.unifei.edu.br/jspui/handle/123456789/3619> . Acesso em 10/10/2025.

PAIVA, A. P. et al. A multivariate robust parameter design approach for optimization of AISI 52100 hardened steel turning with wiper mixed ceramic tool. **International Journal of Refractory Metals and Hard Materials**, v. 30, n. 1, p. 152-163, jan. 2012. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.jrmhm.2011.08.001>>. Acessado em 14/01/2025.

PAIVA, A. P.; MEDEIROS, E. P.; LISBOA, E. A robust optimization approach based on propagation of errors: application to turning process. **International Journal of Production Research**, v. 52, n. 18, p. 5383-5397, 2014.

PATEL, R.; PATEL, V. **Implementation of Taguchi and response surface methodologies in optimizing cutting parameters for machining of composites**. *Composite Structures*, v. 267, p. 113838, 2021.

PATIL, V. T. **Metrology and quality control**. 15th editi ed. Shivaji Nagar: Nirali Prakashan, 2018.

QUINTEN, M. A **Practical Guide to Surface Metrology**. Cham: Springer International Publishing, 2019.

RANI, R.; KUMAR, V. A hybrid approach using Taguchi and Grey relational analysis for multi-response optimization in machining. **Journal of Cleaner Production**, v. 367, p. 132850, 2022.

RODRIGUES, D. A.; PAIVA, A. P.; LISBOA, E. Multi-objective robust design optimization using RPD-RSM-NBI method in machining processes. **Journal of Manufacturing Systems**, v. 51, p. 199-211, 2019.

ROSSI, R. F., & MORETTI, F. T. (2021). "Optimizing machining processes using Central Composite Design and response surface methodology". **Journal of Manufacturing Processes**, 60, 238-249.

ROSSI, R. F., & MORETTI, F. T. (2021). "Optimizing machining processes using Central Composite Design and response surface methodology". **Journal of Manufacturing Processes**, 60, 238-249.

Catálogo Sandvik Coromant :
<https://www.sandvik.coromant.com/pt-pt/search?q=fresa&taxonomy=TL%2FMIL%2FMILSF%2FMILSFF%2FMILSFFI>, acessado em 05/11/2025.

SHARMA, M. et al. (2023). "Parametric optimization of machining parameters for improved surface quality in milling of stainless steel." *Materials and Manufacturing Processes*, 38(4), 429-441.

SMITH, G. T. **Industrial Metrology**. London: Springer London, 2002.

SOUZA, L. F.; LUZ, E. A.; LOPES, P. D. A robust multi-objective optimization approach for turning process using MMSE and NBI methods. *Procedia CIRP*, v. 102, p. 123-129, 2022.

TIWARI, P. et al. Application of Response Surface Methodology for Robust Parameter Design in Manufacturing Processes. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 127, n. 7, p. 2103-2116, 2023.

TSAI, W. H.; CHEN, H. C. Selection of optimal supplier in supply chain management strategy with analytic hierarchy process and grey relational analysis. *Computers & Industrial Engineering*, v. 51, n. 1, p. 512-553, 2006.

TUYSUZ, O., ALTINTAS, Y., FENG, H.-Y., "Prediction of cutting forces in three and five-axis ball end milling with tool indentation effect", **International Journal of Machine Tools & Manufacture**, v. 66, pp. 66-81, 2013. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijmachtools.2012.12.002>

VIEIRA, D. A., e SANTOS, T. M. (2021). "Comprehensive overview of Central Composite Design applications in industrial experiments". **International Journal of Industrial Engineering & Management**, 12(1), 112-124.

VIEIRA, D. A., SANTOS, T. M. (2021). "Comprehensive overview of Central Composite Design applications in industrial experiments". **International Journal of Industrial Engineering & Management**, 12(1), 112-124.

VIJAYAN K. ; PRABUKARTHI, A.; ARUN R.; ELANGHOVAN, N.; KUMAR, M.S, REDOUANE Z, DAVIM, J.P., **Optimization of machining parameters at high speed drilling of carbon fiber reinforced plastic (CFRP) laminates**, *Composites Part B: Engineering*, Volume 43, Issue 4, 2012, Pages 1791-1799, ISSN 1359-8368, <https://doi.org/10.1016/j.compositesb.2012.01.007>.

WANG, Q.; XU, L.; FAN, Z. **Multi-objective robust optimization for composite materials milling using NSGA-II**. *Composite Structures*. Associações: Zhejiang University, China; National University of Singapore, Singapore, 2023.

XIAO, Y.; CHEN, S.; HUANG, R. **Deep learning-based robust optimization for precision turning processes**. *Manufacturing Letters*. Associações: Beijing Institute of Technology, China; University of California, Berkeley, EUA, 2023.

YANG, K.; LEE, P. A study on multi-response optimization based on Taguchi method. **Journal of Mechanical Engineering Research and Developments**, v. 41, n. 1, p. 17-26, 2018.

ZHANG, Y. et al. (2022). "Multi-objective optimization of cutting parameters in end milling of Inconel 718 alloy." **Journal of Materials Processing Technology**, 305, 117627.

ZHANG, Y.; LIU, X.; XU, Y. Multi-objective optimization of engineering parameters in manufacturing processes. **Journal of Manufacturing Systems**, v. 62, p. 189-198, 2022. DOI: 10.1016/j.jmsy.2021.08.002.

ZHANG, Z., & ZHANG, Y. (2022). "Effect of Cutting Parameters on Surface Roughness in Machining Process: A Case Study." *Materials*, 15(11), 3819. DOI: 10.3390/ma15113819.