57º SBPO
SIMPÓSIO BRASILEIRO DE PESQUISA OPERACIONAL
Gramado • RS
DE 5 A 9 DE OUTUBRO DE 2025

MODELAGEM E OTIMIZAÇÃO DE PARÂMETROS DE RUGOSIDADE NO PROCESSO DE TORNEAMENTO

Mirelli de Castro Cesário
Universidade Federal de Itajubá
Av. BPS, 1303, Pinheirinho, Itajubá/MG
mirellicastro@yahoo.com.br

Matheus Costa Pereira
Universidade Federal de Itajubá
Av. BPS, 1303, Pinheirinho, Itajubá/MG
matheusc_pereira@hotmail.com

Anderson Paulo de Paiva
Universidade Federal de Itajubá
Av. BPS, 1303, Pinheirinho, Itajubá/MG
andersonppaiva@unifei.edu.br

RESUMO

Este estudo propõe uma metodologia integrada para modelagem e otimização de processos com múltiplas variáveis-resposta, aplicada ao torneamento de peças esbeltas. As respostas consideradas são rugosidade quadrática média, altura total do perfil, altura máxima média dos picos e vales e altura máxima de perfil. A abordagem inicia-se com a análise fatorial com rotação Varimax, utilizada para a redução dimensional e geração de escores de fator. Em seguida, esses escores são modelados e prossegue-se com a otimização utilizando o método de Interseção Normal à Fronteira (NBI). As soluções obtidas compõem a fronteira de Pareto na qual, para a seleção do ponto ótimo, adota-se um índice baseado na combinação da distância de Mahalanobis e da entropia, permitindo considerar simultaneamente centralidade e diversidade entre os objetivos. A metodologia proposta oferece uma alternativa estruturada e robusta para problemas multiobjetivo promovendo equilíbrio entre sustentabilidade e qualidade de acabamento.

PALAVRAS CHAVE. Otimização multiobjetivo. Análise fatorial. Fronteira de Pareto.
Tópicos: Otimização Multiobjetivo. Outras Aplicações em PO.

ABSTRACT

This study proposes an integrated methodology for modeling and optimization of processes with multiple response variables, applied to the turning of slender workpieces. The considered responses are root mean square roughness, total profile height, mean peak-to-valley height, and maximum profile height. The approach begins with factor analysis with Varimax rotation, used for dimensionality reduction and score generation. Subsequently, these scores are modeled, and the optimization is carried out using the Normal Boundary Intersection (NBI) method. The resulting solutions form the Pareto frontier, from which the optimal point is selected using an index based on the combination of Mahalanobis distance and entropy, allowing simultaneous consideration of centrality and diversity among objectives. The proposed methodology offers a structured and robust alternative for multi-objective problems, promoting a balance between sustainability and surface finish quality.

KEYWORDS. Multiobjective optimization. Factor analysis. Pareto frontier.
Paper topics Multi-objective Optimization. Other Applications in OR.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212102
https://proceedings.science/p/212102?lang=pt-br

1. Introdução

A atividade industrial voltada à manufatura representa um motor de desenvolvimento econômico e social, estimulando a inovação e a criação de empregos [Sihag e Sangwan 2020]. Nesse contexto, o torneamento consiste em um dos principais processos de usinagem empregados na obtenção de peças com precisão dimensional e qualidade superficial adequadas. Contudo, trata-se de um processo com intensivo uso de energia, cuja demanda contribui significativamente para a emissão de dióxido de carbono, associando-o diretamente aos impactos ambientais [Yıldırım *et al.* 2023].

Para mitigar esses efeitos, diferentes estratégias vêm sendo exploradas no sentido de promover maior sustentabilidade nos processos de usinagem, incluindo a otimização dos parâmetros de corte, a adoção de soluções inovadoras relacionadas à lubrificação e iniciativas voltadas à redução do consumo de energia [Pawanr e Gupta 2024]. Entretanto, os fluidos de corte tradicionalmente utilizados continuam sendo uma fonte crítica de preocupação ambiental e ocupacional. Compostos por substâncias tóxicas e não biodegradáveis, esses fluidos podem causar danos ao meio ambiente e até mesmo à saúde dos trabalhadores [Abellán-Nebot *et al*. 2024]. Além disso, os custos associados ao seu manuseio, tratamento e descarte adequado são elevados [Pervaiz *et al*. 2018; Duman *et al*. 2024]. Outro fator que influencia diretamente nos impactos ambientais é a qualidade de acabamento das peças, uma vez que esse fator está diretamente relacionado à necessidade de retrabalho, ou até mesmo, refugo de peças.

A obtenção de uma superfície de alta qualidade e o incremento da produtividade estão fortemente ligados à definição adequada dos parâmetros do processo, que exercem influência significativa em diversas características da usinagem, como vida útil da ferramenta, acabamento superficial e volume de material removido [Paiva *et al.*, 2012]. Zaretalab *et al.* [2018] destacam que tanto a qualidade das peças quanto os custos de produção são diretamente condicionados pelos parâmetros de corte. E, de acordo com Gai *et al.* [2023], a otimização desses parâmetros impacta de maneira direta a eficiência do processo, a qualidade final e os custos operacionais.

Dentro desse contexto, a rugosidade superficial surge como uma variável-chave para avaliar o desempenho do torneamento, com implicações diretas no desempenho funcional do componente, incluindo resistência à fadiga, atrito, desgaste e comportamento em processos subsequentes. Em aplicações que exigem precisão e durabilidade, pequenas variações nos parâmetros de corte podem comprometer o funcionamento do sistema, afetando negativamente tanto o desempenho quanto a sustentabilidade do processo [Gao *et al.* 2022]. Dessa forma, a otimização da rugosidade não apenas aprimora a qualidade do produto final, como também contribui para a redução de desperdícios, do consumo energético e da geração de resíduos, alinhando-se aos princípios da manufatura sustentável.

Diante disso, o presente estudo tem como objetivo otimizar múltiplos parâmetros de rugosidade como: Rq (rugosidade quadrática média), Rt (altura total do perfil), Rz (altura máxima média dos picos e vales) e Ry (altura máxima de perfil), em um processo de torneamento de peças. A proposta visa oferecer uma abordagem robusta para a melhoria da qualidade superficial, ao mesmo tempo em que proporciona práticas ambientalmente mais responsáveis no ambiente fabril.

2. Metodologia

A Metodologia de Superfície de Resposta (RSM) consiste em técnicas matemáticas e estatísticas utilizadas para analisar problemas nos quais uma resposta de interesse é influenciada por diversas variáveis [Montgomery 2017]. Essa metodologia consiste em uma estrutura amplamente aplicada para modelagem e otimização de processos industriais e é frequentemente citada como uma das técnicas de Planejamento de Experimentos (DOE) mais populares [Abbas *et al.* 2020]. O DOE oferece diversos delineamentos experimentais, sendo o delineamento composto central o mais comum devido às suas fortes propriedades estatísticas, permitindo a estimativa de efeitos lineares e quadráticos pela combinação de pontos fatoriais, axiais e centrais [Ahmad *et al.* 2020; Allen 2019]. Esta metodologia tem sido amplamente utilizada na modelagem e otimização

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212102
https://proceedings.science/p/212102?lang=pt-br

de diversos processos de fabricação [Amirian *et al*. 2024; Bheel *et al*. 2024; Cao *et al*. 2021; Mandal e Mondal 2021; Mele *et al*. 2024; Soleimani *et al,* 2024].

Na presença de múltiplos objetivos, frequentemente conflitantes e estatisticamente independentes, a otimização multiobjetivo configura-se como uma abordagem eficaz para lidar com esses desafios [Francisco *et al*. 2024]. Diferentemente da otimização tradicional, esse tipo de problema não resulta em uma única solução ótima, mas em um conjunto de soluções eficientes, conhecidas como soluções de Pareto. Nessas situações, devido à existência de relações de *trade-off* entre diferentes características do sistema, cada solução representa um compromisso específico: enquanto uma favorece o desempenho de uma variável, outra se orienta para a otimização de uma variável distinta [Gellerich e Majschak 2023].

Entre os métodos disponíveis para a geração de soluções eficientes em problemas com múltiplos objetivos, destaca-se o *Normal Boundary Intersection* (NBI), que permite a obtenção de soluções distribuídas de forma uniforme ao longo da fronteira de Pareto [Das e Dennis 1998]. A fronteira de Pareto é composta por soluções viáveis, ótimas e não dominadas, oferecendo aos tomadores de decisão um conjunto de alternativas que possibilitam a escolha do vetor de parâmetros mais adequado para atingir altos níveis de desempenho em processos específicos [Das e Dennis 1998; Pereira *et al*. 2017].

Em muitas aplicações práticas, os problemas de otimização multiobjetivo envolvem objetivos conflitantes, o que torna inviável a existência de uma solução única que satisfaça simultaneamente todos os critérios. Nesse contexto, torna-se necessário identificar um conjunto de soluções que represente diferentes combinações possíveis entre os objetivos [Qing *et al*. 2023].

A distribuição uniforme das soluções ao longo da fronteira facilita a análise e a interpretação do espaço de compromisso entre os objetivos, permitindo uma visualização mais clara da geometria da fronteira, particularmente em problemas com duas ou três funções-objetivo. A formulação matemática do NBI para o caso biobjetivo pode ser expressa como:

$$\begin{cases} \underset{\boldsymbol{x}}{Min} & F(\boldsymbol{x}) = \bar{f}_1(x) \\ St.: & \bar{f}_1(\boldsymbol{x}) - \bar{f}_2(\boldsymbol{x}) + 2\beta - 1 = 0 \\ & \boldsymbol{x} \in \Omega \\ & g_j(\boldsymbol{x}) \leq 0 \\ & 0 \leq \beta \leq 1 \end{cases} \tag{1}$$

Sendo:

$$\bar{f}_i(\boldsymbol{x}) = \left[\frac{f_i(\boldsymbol{x}) - f_i^U}{f_i^N - f_i^U}\right] \tag{2}$$

Nessa formulação, $f_i(\boldsymbol{x})$ representa as funções objetivo a serem otimizadas; $\bar{f}_i(\boldsymbol{x})$ corresponde à versão escalonada de $f_i(\boldsymbol{x})$, variando entre [0,1]; f_i^Ué o ponto de utopia de f_i, representando a solução ótima para aquele objetivo; enquanto f_i^N corresponde ao ponto de nadir, ou seja, à solução menos favorável. Por fim, $\boldsymbol{\beta}$ é o vetor de pesos que representa diferentes pontos ao longo da linha de utopia, sendo seu somatório igual à 1.

Esse processo é realizado de forma iterativa, variando-se os pesos atribuídos a cada função objetivo, o que permite a obtenção de múltiplas soluções ao longo da fronteira de Pareto. No caso de problemas biobjetivo, por exemplo, podem ser utilizados incrementos de 0,05 para os pesos, o que resulta em 21 combinações distintas e, consequentemente, 21 soluções ao longo da Fronteira de Pareto.

O conjunto de soluções obtido oferece ao tomador de decisão diferentes alternativas de combinação das variáveis de entrada, as quais podem ser escolhidas conforme as prioridades e restrições específicas do processo [Vallerio *et al.,* 2015]. Como alternativa à escolha baseada

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212102
https://proceedings.science/p/212102?lang=pt-br

exclusivamente em critérios subjetivos, podem ser adotadas métricas que auxiliem na identificação da solução mais representativa em termos de equilíbrio entre os objetivos. Entre as opções disponíveis, destacam-se a distância de Mahalanobis, a distância generalizada, a ponderação por entropia e o método TOPSIS (*Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution*), entre outros. Neste trabalho, adota-se um índice que combina a distância de Mahalanobis e a entropia.

A distância de *Mahalanobis*, mede o afastamento de cada solução em relação a uma solução ideal, e é dada por:

$$D(x) = \sqrt{[(\mathbf{X} - \mu)^T \, \mathbf{\Sigma}^{-1} \, (\mathbf{X} - \mu)]} \tag{3}$$

Onde**:** $\mathbf{X}$ é o vetor de observações; μ é o vetor de médias da distribuição; e $\mathbf{\Sigma}^{-1}$é a inversa da matriz de covariância das variáveis.

A entropia, proposta por Shannon [1948], quantifica o grau de incerteza associado a uma distribuição de probabilidade; quanto maior o número de elementos e mais equilibradas forem as probabilidades de ocorrência entre eles, maior será a entropia. Sua formulação é dada por:

$$S(x) = -\sum_{i=1}^{n} w_i \ln w_i \tag{4}$$

Onde**:** w é o vetor de pesos utilizados para cada função.

Ao combinar essas duas medidas em um único índice, busca-se selecionar um ponto ótimo que represente simultaneamente centralidade estatística e uniformidade entre os objetivos, promovendo uma decisão mais robusta e imparcial. Esse critério integrado permite superar limitações associadas à escolha arbitrária de soluções de compromisso, oferecendo uma alternativa fundamentada e alinhada à natureza multiobjetivo do problema.

Ao considerar problemas multiobjetivo, a estrutura de correlação entre as variáveis-resposta pode aumentar significativamente a complexidade do problema, introduzindo elementos de covariância que, se desconsiderados, podem desviar as soluções da fronteira ideal ou gerar resultados irrealistas [Khuri e Conlon 1981; Costa *et al.* 2017]. Nesse contexto, técnicas como a análise fatorial tornam-se valiosas por permitirem a construção de novas funções objetivo e restrições linearmente independentes, representando as funções originais em novas dimensões dentro dos mesmos agrupamentos de variáveis [Naves *et al.* 2017; Toledo *et al.* 2023].

A análise fatorial possibilita a rotação dos autovetores, o que aprimora significativamente a formação e a interpretação dos fatores. Essa rotação corresponde a uma transformação ortogonal, na qual os *loadings* fatoriais são multiplicados por uma matriz de rotação ortogonal. As rotações podem ser classificadas como ortogonais, quando os fatores são mantidos não correlacionados entre si, ou oblíquas, quando se admite correlação entre os fatores. Entre os métodos ortogonais mais utilizados destacam-se o *Quartimax*, *Orthomax*, *Varimax* e *Equimax* [Johnson e Wichern 2014].

Para representar os fatores extraídos, é comum a utilização dos escores fatoriais, métricas derivadas da análise fatorial que quantificam o grau de associação de cada observação com os fatores identificados. Esses escores são amplamente empregados na geração de funções objetivo ortogonais em superfícies de resposta [Bacci *et al.* 2019; Luz *et al.* 2021; Oliveira *et al.* 2020; Toledo *et al.* 2023]. Neste trabalho, adotam-se os escores fatoriais rotacionados como base para a modelagem e otimização das funções-resposta.

A Figura 1 ilustra a metodologia utilizada neste trabalho, destacando suas etapas fundamentais. Na seção seguinte, será apresentado um detalhamento mais amplo dessa abordagem, incluindo a descrição do estudo de caso adotado, bem como os procedimentos aplicados e as análises realizadas de maneira aprofundada.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212102
https://proceedings.science/p/212102?lang=pt-br

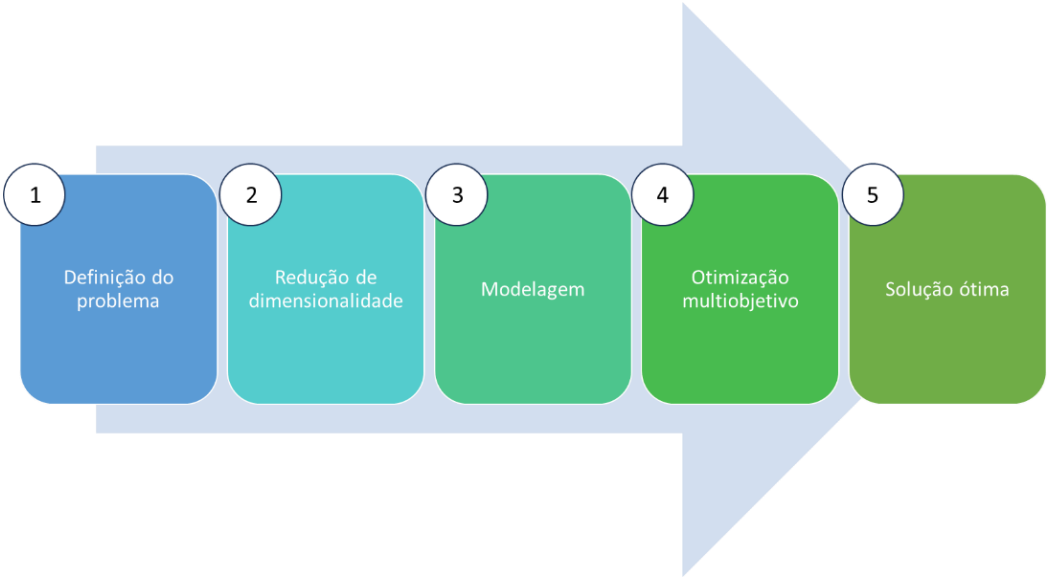

Figura 1: Passo a passo da metodologia
Fonte: Elaborado pelos autores [2025]

3. Aplicação da metodologia proposta: torneamento de peças esbeltas

O problema analisado nessa pesquisa consiste no processo de torneamento de peças esbeltas (Figura 2). O objetivo é minimizar os parâmetros da rugosidade superficial de peças do aço AISI 12L14, cujas variáveis de resposta consideradas foram: Rq (rugosidade quadrática média), Rt (altura total do perfil), Rz (altura máxima média dos picos e vales) e Ry (altura máxima de perfil). O experimento foi realizado considerando os ruídos do processo, conforme o planejamento robusto representado na Figura 3. O arranjo aninhado possui como variáveis de ruído: desgaste da ferramenta (nova ou usada), esbeltez da peça (30mm ou 50mm) e posição da medição (castanha, contraponto e centro). A Tabela 1 apresenta os valores experimentais, bem como os seus resultados. Neste estudo, os parâmetros de entrada são: Vc (velocidade de corte), f(avanço) e ap (profundidade de corte).

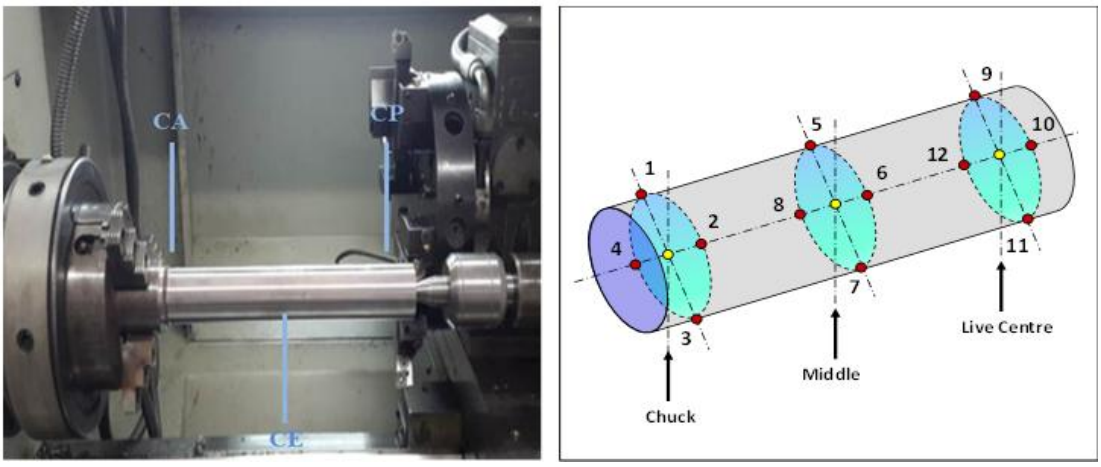

Figura 2: Processo de torneamento de peças esbeltas
Fonte: Adaptado de Salgado Júnior [2010]

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212102
https://proceedings.science/p/212102?lang=pt-br

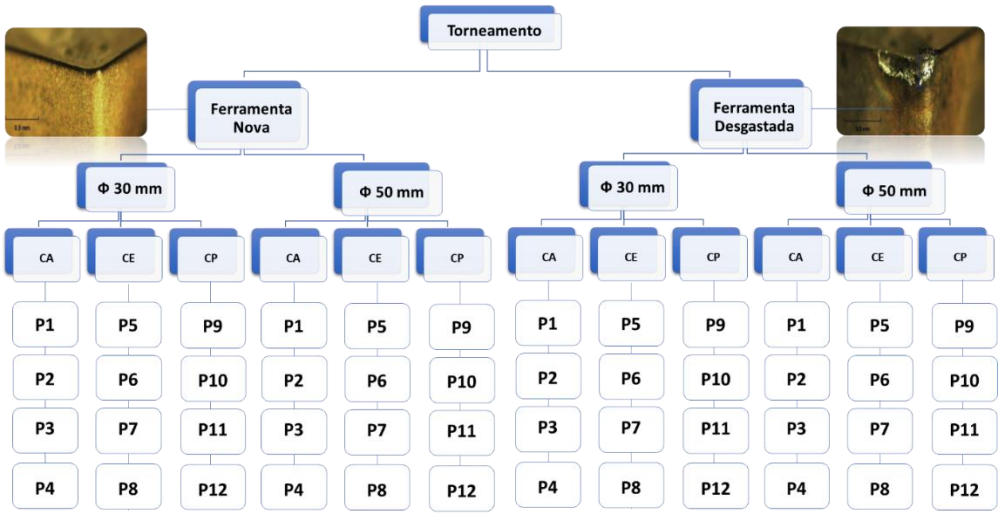

Figura 3: Disposição no arranjo aninhado para o processo de torneamento
Fonte: Elaborado pelos autores [2025]

Ao analisar a correlação entre as variáveis, é possível contatar que a maioria das variáveis apresenta algum grau de correlação entre si – independentemente de a correlação ser positiva ou negativa. Como trata-se de um processo com muitas variáveis, é necessária a utilização de um método de redução de dimensionalidade. Como o objetivo é utilizar o menor número de funções possíveis para representar as funções originais, as novas variáveis serão os escores de fator rotacionados com rotação *Varimax*. Essas novas variáveis irão representar as variáveis originais do problema, mas num problema biobjetivo. O agrupamento das variáveis, assim como o percentual de explicação dos fatores encontram-se resumidos na Tabela 2 e equivalem à etapa 2 do fluxograma.

Tabela 1: Planejamento dos experimentos para as variáveis originais

Vc [m/min]	**f** [mm/rot]	**ap** [mm]	**Rq** [µm]	**Rt** [µm]	**Rz** [µm]	**Ry** [µm]
220,00	0,08	0,70	1,679	9,407	7,031	9,139
340,00	0,08	0,70	2,018	11,239	8,331	10,607
220,00	0,12	0,70	2,130	10,078	8,466	9,931
340,00	0,12	0,70	2,256	10,395	8,772	10,145
220,00	0,08	1,20	2,722	14,734	11,184	14,372
340,00	0,08	1,20	2,703	13,693	11,212	13,384
220,00	0,12	1,20	2,219	11,292	8,970	11,031
340,00	0,12	1,20	2,717	13,353	10,727	13,005
179,09	0,10	0,95	2,334	12,648	9,877	12,293
380,91	0,10	0,95	2,516	12,483	10,154	12,332
280,00	0,07	0,95	2,220	10,839	8,794	10,603
280,00	0,13	0,95	2,237	10,854	8,963	10,653
280,00	0,10	0,53	2,046	8,947	7,381	8,753
280,00	0,10	1,37	2,764	13,765	10,854	13,533
280,00	0,10	0,95	2,745	12,566	10,349	12,559
280,00	0,10	0,95	2,666	12,740	10,254	12,499
280,00	0,10	0,95	2,706	12,996	10,458	12,786

Fonte: Adaptado de Salgado Júnior [2010]

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212102
https://proceedings.science/p/212102?lang=pt-br

Conforme apresentado na Tabela 2, dois fatores são suficientes para explicar 99,6% da variância dos dados. Desse modo, foram selecionados dois escores rotacionados de fator para substituir as quatro variáveis originais. As novas variáveis (FA_1 e FA_2) foram modeladas diretamente por mínimos quadrados ordinários ponderados utilizando pesos para compensar a heterocedasticidade dos resíduos (Etapa 3).

Tabela 2: Análise Fatorial

Variável	Fator 1	Fator 2	Comunalidade
Rt	0,854	-0,518	0,998
Ry	0,825	-0,564	0,998
Rz	0,714	-0,694	0,991
Rq	0,524	-0,851	0,998
Variância	2,194	1,792	3,986
% Var	0,549	0,448	0,996

Fonte: Elaborado pelos autores [2025]

Na Tabela 3 encontram-se os resultados equivalentes ao resumo estatístico das modelagens realizadas. Nota-se que a modelagem ponderada apresenta excelentes resultados para todas as métricas analisadas. Para FA_1, o R^2 de 96,33% revela que o modelo é capaz de explicar praticamente toda a variabilidade associada ao fator, enquanto o R^2 ajustado de 91,62% confirma que esse desempenho se mantém mesmo após o ajuste pelo número de variáveis. O R^2 preditivo de 90,34% indica boa capacidade de generalização, com uma diferença pequena em relação ao R^2 ajustado, o que sugere baixo risco de *overfitting*. Para FA_2, observa-se um comportamento semelhante: o R^2 de 95,69% demonstra alto grau de explicação, e o R^2 ajustado de 90,15% reforça a consistência do modelo. Ainda que o R^2 preditivo de FA_2 (84,57%) seja ligeiramente inferior ao de FA_1, ele permanece elevado, apontando para um modelo confiável, embora com menor estabilidade preditiva relativa.

Tabela 3: Resumo estatístico

Termo	**FA_1**	**FA_2**
Constante	-0,082	-1,134
V_c	-0,208	-0,335
F	-0,342	-0,328
a_p	0,888	-0,421
V_c*V_c	0,286	0,495
f*f	-0,027	0,585
a_p*a_p	-0,193	0,339
V_c*f	0,223	-0,121
V_c*a_p	0,028	-0,187
$f*a_p$	-0,127	0,440
R^2	96,33%	95,69%
R^2-ajust	91,62%	90,15%
R^2-prev	90,34%	84,57%

Fonte: Elaborado pelos autores [2025]

Após a obtenção dos modelos para os escores de fator, foi possível obter um conjunto de soluções utilizando o método NBI (Etapa 4). A Figura 4 ilustra a fronteira de Pareto que contém as soluções ótimas, viáveis e não-dominadas. Na Tabela 4 encontram-se os valores equivalentes das

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212102
https://proceedings.science/p/212102?lang=pt-br

variáveis originais, ou seja, os valores para Rq, Rt, Rz e Ry correspondentes às soluções encontradas anteriormente.

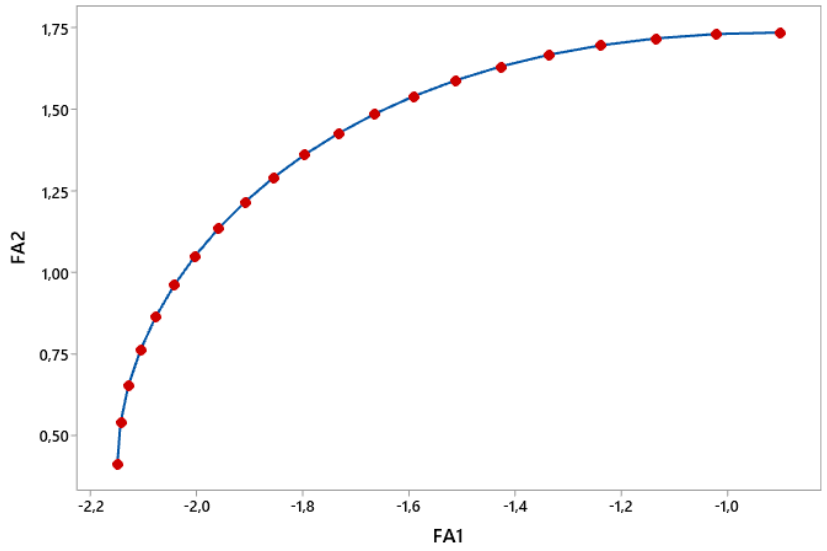

Figura 4: Fronteira de Pareto
Fonte: Elaborado pelos autores [2025]

Tabela 4: Pontos ótimos da Fronteira de Pareto

w_1	w_2	Vc [m/min]	f [mm/rot]	ap [mm]	Rq [µm]	Rt [µm]	Rz [µm]	Ry [µm]
0,00	1,00	281,135	0,073	0,705	1,804	9,517	7,185	9,115
0,05	0,95	284,412	0,074	0,690	1,795	9,431	7,117	9,025
0,10	0,90	287,094	0,075	0,676	1,788	9,355	7,059	8,947
0,15	0,85	289,245	0,076	0,662	1,784	9,289	7,009	8,879
0,20	0,80	290,936	0,077	0,648	1,782	9,231	6,968	8,821
0,25	0,75	292,236	0,078	0,635	1,782	9,180	6,935	8,772
0,30	0,70	293,204	0,079	0,623	1,784	9,137	6,910	8,732
0,35	0,65	293,897	0,081	0,612	1,788	9,100	6,893	8,699
0,40	0,60	294,351	0,082	0,601	1,794	9,070	6,884	8,673
0,45	***0,55***	***294,618***	***0,083***	***0,591***	***1,802***	***9,045***	***6,883***	***8,655***
0,50	0,50	294,688	0,085	0,581	1,812	9,027	6,889	8,643
0,55	0,45	294,637	0,086	0,572	1,823	9,014	6,902	8,639
0,60	0,40	294,442	0,087	0,564	1,836	9,007	6,924	8,640
0,65	0,35	294,129	0,089	0,557	1,850	9,005	6,952	8,648
0,70	0,30	293,712	0,091	0,550	1,866	9,009	6,989	8,663
0,75	0,25	293,196	0,092	0,545	1,884	9,019	7,035	8,685
0,80	0,20	292,587	0,094	0,540	1,904	9,036	7,089	8,714
0,85	0,15	291,889	0,096	0,536	1,926	9,058	7,153	8,750
0,90	0,10	291,105	0,098	0,533	1,950	9,089	7,228	8,796
0,95	0,05	290,235	0,100	0,532	1,977	9,128	7,317	8,851
1,00	0,00	289,281	0,102	0,532	2,007	9,178	7,423	8,920

Fonte: Elaborado pelos autores [2025]

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212102
https://proceedings.science/p/212102?lang=pt-br

Para selecionar um dos pontos da Fronteira de Pareto (Etapa 5), foi utilizado um índice calculado com base na razão entre os valores da entropia e da distância de Mahalanobis correspondentes a cada solução. Com base nesse critério foi possível calcular o valor do índice para cada ponto pertencente à fronteira de Pareto. A solução que apresentou o menor índice, refletindo a menor distância de Mahalanobis e a maior entropia relativa, foi a configuração definida pelos valores Rq = 1,802 μm, Rt = 9,045 μm, Rz = 6,883 μm e Ry = 8,655 μm. Essa combinação demonstrou o melhor equilíbrio entre regularidade superficial e variação de perfil, indicando uma superfície de maior qualidade sob a perspectiva funcional e sustentável.

A predominância de menores amplitudes nos parâmetros analisados reduz a necessidade de retrabalhos e etapas adicionais de acabamento, contribuindo para um processo de torneamento mais eficiente e ambientalmente responsável. A combinação de variáveis de entrada selecionada como ponto ótimo é capaz de representar o melhor equilíbrio entre desempenho global dos objetivos e estabilidade estatística no espaço das soluções eficientes.

4. Conclusões

Este estudo apresentou uma metodologia integrada para a modelagem e otimização de processos com múltiplas variáveis-resposta, aplicada ao torneamento de peças esbeltas, com foco na melhoria da qualidade superficial. Utilizando como respostas os parâmetros de rugosidade Rq, Rt, Rz e Ry, a abordagem adotada combinou Análise Fatorial com rotação Varimax, seguida da modelagem dos escores fatoriais e da otimização pelo método de Interseção Normal à Fronteira.

A metodologia mostrou-se eficaz na construção da fronteira de Pareto, permitindo a exploração de soluções que equilibram, de forma estruturada, diferentes aspectos do desempenho superficial. A seleção da solução ótima, realizada utilizando um índice combinado de distância de Mahalanobis e entropia relativa, proporcionou uma escolha fundamentada tanto na centralidade estatística quanto na diversidade das alternativas, atributos essenciais em problemas de natureza multiobjetivo. A solução selecionada configurou-se como a mais vantajosa em termos de qualidade superficial. Do ponto de vista prático, os resultados indicam que é possível obter superfícies com melhor acabamento por meio da otimização simultânea dos parâmetros de corte e da adoção de técnicas analíticas robustas. Tal avanço contribui para a redução do retrabalho e do consumo energético, aspectos diretamente associados a práticas sustentáveis de manufatura.

Como contribuição metodológica, destaca-se a aplicabilidade da abordagem multivariada com otimização multiobjetivo em processos industriais complexos, ampliando o potencial de generalização para outros contextos de usinagem e manufatura. Estudos futuros podem incorporar outras métricas funcionais, como o desgaste da ferramenta ou o consumo de energia, bem como avaliar a robustez da metodologia em diferentes materiais e geometrias de peças.

5. Agradecimentos

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES), da Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG) e da Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI).

Referências

Abbas, N., Riaz, M., Ahmad, S., Abid, M. e Zaman, B. (2020). On the efficient monitoring of multivariate processes with unknown parameters, *Mathematics*, Vol. 8 No. 5, DOI: 10.3390/MATH8050823.

Abellán-Nebot, J. V., Vila Pastor, C. e Siller, H. R. (2024). A Review of the Factors Influencing Surface Roughness in Machining and Their Impact on Sustainability. *Sustainability (Switzerland)*, 16(5). https://doi.org/10.3390/su16051917.

Ahmad, T., Gilmour, S.G. e Muhammad Arshad, H. (2020). Comparisons of augmented pairs designs and subset designs, *Communications in Statistics: Simulation and Computation*, Vol. 49 No. 7, pp. 1898–1921, DOI: 10.1080/03610918.2018.1508703.

Allen, T.T. (2019). Introduction to Engineering Statistics and Lean Six Sigma Statistical Quality Control and Design of Experiments and Systems, 3rd ed., *Industrial Systems Engineering*.

Amirian, S., Amiri, M. e Taghavifard, M.T. (2024). Optimizing Supply Chain Design for Sustainability and Reliability: A Comparative Study of Augmented Epsilon and Normalized Normal Constraint Methods, *Control and Optimization in Applied Mathematics*, Vol. 9 No. 1, pp. 97–130, DOI: 10.30473/coam.2023.67540.1230.

Bacci, L. A., Mello, L. G., Incerti, T., Paiva, A. P. e Balestrassi, P. P. (2019). Optimization of combined time series methods to forecast the demand for coffee in Brazil: A new approach using Normal Boundary Intersection coupled with mixture designs of experiments and rotated factor scores. *International Journal of Production Economics*, vol. 212, p. 186–211. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.03.001.

Bheel, N., Waqar, A., Radu, D., Benjeddou, O., Alwetaishi, M. e Almujibah, H.R. (2024), A comprehensive study on the impact of nano-silica and ground granulated blast furnace slag on high strength concrete characteristics: RSM modeling and optimization, *Structures*, Vol. 62, doi: 10.1016/j.istruc.2024.106160.

Cao, X., Li, Z., Zhou, X., Luo, Z. e Duan, J. (2021), Modeling and optimization of resistance spot welded aluminum to Al-Si coated boron steel using response surface methodology and genetic algorithm, *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, Vol. 171, doi: 10.1016/j.measurement.2020.108766.

Costa, D. M. D., Belinato, G., Brito, T. G., Paiva, A. P., Ferreira, J. R. e Balestrassi, P. P. (2017). Weighted principal component analysis combined with Taguchi's signal-to-noise ratio to the multiobjective optimization of dry end milling process: a comparative study. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 39(5), 1663–1681. https://doi.org/10.1007/s40430-016-0614-7

Das, I. e Dennis, J. E. (1998). Normal-boundary intersection: A new method for generating the Pareto surface in nonlinear multicriteria optimization problems. *SIAM Journal on Optimization*, v. 8, n. 3, p. 631–657.

Duman, E., Yapan, Y. F., Salvi, H., Sofuoğlu, M. A., Khanna, N. e Uysal, A. (2024). Investigation of ultrasonic vibration assisted orthogonal turning under dry and minimum quantity lubrication conditions and performing sustainability analyses. *Journal of Cleaner Production*, 434. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.140187

Francisco, M. B. *et al.* (2024). An optimization analysis of a sandwich composite panel with auxetic reentrant core using lichtenberg algorithm based on surrogate modelling. *Mechanics of Advanced Materials and Structures*.

Gai, X. *et al.* (2023). Tool remaining useful life prediction and parameters optimization in milling 508III steel. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 129, n. 3–4, p. 1741–1757, 2023.

Gao, Z.; Hu, Q.; Xu, X. (2022). Condition monitoring and life prediction of the turning tool

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212102
https://proceedings.science/p/212102?lang=pt-br

based on extreme learning machine and transfer learning. *Neural Computing and Applications*, v. 34, n. 5, p. 3399–3410.

Gellerich, P. A. e Majschak, J. (2023). A design of experiments based on the Normal-boundary-intersection method to identify optimum machine settings in manufacturing processes. *Pamm*, v. 23, n. 3.

Johnson, R. A. e Wichern, D. W. (2014). Applied Multivariate Statistical Analysis. 7th ed. Pearson.

Khuri, A. I. e Conlon, M. (1981). Simultaneous Optimization of Multiple Responses Represented by Polynomial Regression Functions. Technometrics, 23(4), 363–375. https://doi.org/10.1080/00401706.1981.10487681.

Kim, D. M., Kim, H. I. e Park, H. W. (2021). Tool wear, economic costs, and CO2 emissions analysis in cryogenic assisted hard-turning process of AISI 52100 steel. *Sustainable Materials and Technologies*, 30, e00349. https://doi.org/10.1016/j.susmat.2021.e00349.

Luz, E. R., Romão, E. L., Streitenberger, S. C., Gomes, J. H. F., Paiva, A. P. e Balestrassi, P. P. (2021). A new multiobjective optimization with elliptical constraints approach for nonlinear models implemented in a stainless steel cladding process. International *Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 113, no. 5–6, p. 1469–1484. https://doi.org/10.1007/s00170-020-06581-3.

Mandal, P. e Mondal, S.C. (2021). Multi-objective optimization of Cu-MWCNT composite electrode in electro discharge machining using MOPSO-TOPSIS, *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, Vol. 169, doi: 10.1016/j.measurement.2020.108347.

Mele, M.A., Kumar, R., Dada, T.K., Heydari, A. e Antunes, E. (2024). Investigation of gold adsorption by ironbark biochar using response surface methodology and artificial neural network modelling, *Journal of Cleaner Production*, Vol. 456, doi: 10.1016/j.jclepro.2024.142317.

Naves, F.L., Paula, T.I., Balestrassi, P.P., Moreira Braga, W.L., Sawhney, R.S. e Paiva, A.P. (2017). Multivariate Normal Boundary Intersection based on rotated factor scores: A multiobjective optimization method for methyl orange treatment, *Journal of Cleaner Production*, Vol. 143, pp. 413–439, doi: 10.1016/j.jclepro.2016.12.092.

Oliveira, L. G. Oliveira, C. H., Brito, T. G., Paiva, E. J., Paiva, A. P. e Ferreira, J. R. (2020). Nonlinear optimization strategy based on multivariate prediction capability ratios: Analytical schemes and model validation for duplex stainless steel end milling. *Precision Engineering*, vol. 66, p. 229–254. https://doi.org/10.1016/j.precisioneng.2020.06.005.

Paiva, A. P. *et al.* (2012). 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.

Pawanr, S. e Gupta, K. (2024). Dry Machining Techniques for Sustainability in Metal Cutting: A Review. *Processes*, 12(2). https://doi.org/10.3390/pr12020417

Pereira, R. B. D., Leite, R. R., Alvim, A. C., Paiva, A. P., Ferreira, J. R. e Davim, J. P. (2017). Multi-objective robust optimization of the sustainable helical milling process of the aluminum

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212102
https://proceedings.science/p/212102?lang=pt-br

alloy Al 7075 using the augmented-enhanced normalized normal constraint method. *Journal of Cleaner Production*, *152*, 474–496.

Pervaiz, S., Kannan, S. e Kishawy, H. A. (2018). An extensive review of the water consumption and cutting fluid based sustainability concerns in the metal cutting sector. *Journal of Cleaner Production*, 197, 134–153. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.06.190.

Qing, J., Couckuyt, I. e Dhaene, T. (2023). A robust multi-objective Bayesian optimization framework considering input uncertainty. *Journal of Global Optimization*, 86(3), 693–711. https://doi.org/10.1007/s10898-022-01262-9.

Salgado Júnior, A. R. (2010). Otimização de múltiplos duais correlacionados no processo de torneamento do aço de corte fácil ABNT 12L14. 2010. 146 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI), Itajubá.

Shannon, C.E. (1948). A mathematical theory of communication. *Bell System Technical Journal*. v.27, p.379-423 e p.623-656.

Sihag, N. e Sangwan, K. S. (2020). A systematic literature review on machine tool energy consumption. *Journal of Cleaner Production*, 275, 123125. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.123125.

Soleimani, A., Akbari, M., Karimipour, A., Meghdadi Isfahani, A.H. e Nosouhi, R. (2024). Investigation the effect of dissimilar laser welding parameters on temperature field, mechanical properties and fusion zone microstructure of inconel 600 and duplex 2205 stainless steel via response surface methodology, *Heliyon*, Vol. 10 No. 4, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e26010.

Toledo, J. V. R., Pires, T. F., Pereira, R. B. D. e Ferreira, J. R. (2023). A multi-objective robust evolutionary optimization approach applied to the multivariate helical milling process of super duplex steel. *Applied Soft Computing*, v. 147. DOI: 10.1016/j.asoc.2023.110811.

Vallerio, M., Hufkens, J., Van Impe, J. e Logist, F. (2015). An interactive decision-support system for multi-objective optimization of nonlinear dynamic processes with uncertainty. *Expert Systems with Applications*, *42*(21), 7710–7731.

Yıldırım, Ç. V., Şirin, Ş., Dağlı, S., Salvi, H. e Khanna, N. (2023). Analysis of machinability and sustainability aspects while machining Hastelloy C4 under sustainable cutting conditions. *Sustainable Materials and Technologies*, 38. https://doi.org/10.1016/j.susmat.2023.e00781.

Zaretalab, A.; Sharifi, M.; Taghipour, S. (2020). Machining condition-based stochastic modeling of cutting tool's life. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 111, p. 3159–3173. https://doi.org/10.1007/s00170-020-06225-6.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212102
https://proceedings.science/p/212102?lang=pt-br