Integração de Aprendizado de Máquina e NSGA-II para Otimização no Torneamento de Aço AISI 52100

Lucas Ribeiro Alves Costa
Universidade Federal de Itajubá - UNIFEI
lucas.ribeirocosta@hotmail.com

Giovana Moraes
Universidade Federal de Itajubá - UNIFEI
d2020010124@unifei.edu.br

Matheus Brendon Francisco
Universidade Federal de Itajubá - UNIFEI
matheus_brendon@yahoo.com.br

RESUMO

Este trabalho propõe uma metodologia para otimização multiobjetivo dos parâmetros de corte no torneamento do aço AISI 52100 endurecido, visando equilibrar a redução do tempo de usinagem e o aumento da vida útil da ferramenta. Utilizando sinais de vibração coletados durante os testes, foram extraídas características relevantes e empregados diversos algoritmos de Aprendizado de Máquina (AM), combinados em um modelo de ensemble stacking para prever o desgaste da ferramenta (VBc). O modelo preditivo, validado com alta acurácia ($R^2 = 0,92$), foi integrado ao algoritmo NSGA-II para identificar soluções de compromisso entre produtividade e desgaste. Os resultados fornecem uma Fronteira de Pareto com recomendações práticas para diferentes estratégias produtivas. A abordagem demonstrou ser eficaz na modelagem e otimização de processos de usinagem, com potencial de aplicação direta na indústria metalomecânica.

PALAVRAS CHAVE. Torneamento, Aprendizado de Máquina, Otimização Multiobjetivo.

Tópicos

Otimização em Processos de Manufatura; Aplicações de Inteligência Artificial em Engenharia de Produção; Planejamento e Controle da Produção.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212135
https://proceedings.science/p/212135?lang=pt-br

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

ABSTRACT

This study proposes a multi-objective optimization methodology for cutting parameters in the turning of hardened AISI 52100 steel, aiming to balance machining time reduction and tool life extension. Vibration signals collected during experimental tests were used to extract relevant features and train various Machine Learning (ML) algorithms. These models were combined through an ensemble stacking approach to predict tool flank wear (VBc). The predictive model, validated with high accuracy ($R^2 = 0.92$), was integrated with the NSGA-II algorithm to identify optimal trade-offs between productivity and tool wear. The results provide a Pareto Front with practical recommendations for different production strategies. The proposed approach proved effective in modeling and optimizing machining processes, offering a valuable decision-making tool for the metalworking industry.

KEYWORDS. Turning, Machine Learning, Multi-objective Optimization.

Paper topics

Optimization in Manufacturing Processes; Applications of Artificial Intelligence in Production Engineering; Production Planning and Control.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212135
https://proceedings.science/p/212135?lang=pt-br

1. Introdução

O torneamento é um processo de usinagem fundamental na indústria metalomecânica, contudo, enfrenta desafios significativos quando aplicado a materiais de alta dureza, como o aço AISI 52100. Nestes casos, o desgaste da ferramenta de corte ocorre de forma acelerada, impactando diretamente a produtividade, os custos operacionais e a qualidade dimensional das peças produzidas. A seleção inadequada dos parâmetros de corte, como velocidade de corte (Vc) e avanço (f), pode agravar este problema, tornando crucial a busca por estratégias de otimização.

A otimização dos parâmetros de corte no torneamento é uma tarefa complexa, especialmente quando se consideram múltiplos objetivos conflitantes, como a minimização do tempo de produção e a maximização da vida útil da ferramenta. Abordagens tradicionais muitas vezes se baseiam em experimentação extensiva ou em modelos analíticos simplificados, que podem não capturar toda a complexidade das interações entre os parâmetros do processo e o desgaste da ferramenta. Recentemente, técnicas de Aprendizado de Máquina (AM) têm demonstrado grande potencial para modelar fenômenos complexos como o desgaste, utilizando dados de sensores, como sinais de vibração, para realizar previsões acuradas.

Neste contexto, o presente trabalho propõe uma metodologia para a otimização multiobjetivo dos parâmetros de corte (Vc e f) no torneamento do aço AISI 52100 endurecido. O objetivo central é identificar combinações ótimas destes parâmetros que promovam um equilíbrio eficiente entre a redução do tempo de usinagem por peça e o prolongamento da vida útil da ferramenta, respeitando um critério técnico de desgaste máximo (VBc=0,3 mm). Para tal, um modelo preditivo de desgaste da ferramenta, baseado em *ensemble stacking* de algoritmos de AM e alimentado por dados de vibração e parâmetros de usinagem, é integrado a um algoritmo de otimização multiobjetivo.

Espera-se que esta abordagem forneça um conjunto de soluções ótimas (Fronteira de Pareto) que auxilie na tomada de decisão em diferentes cenários produtivos, oferecendo recomendações práticas para a indústria. Este artigo está estruturado da seguinte forma: a Seção 2 apresenta o referencial teórico sobre o torneamento, desgaste de ferramentas, monitoramento por vibração, AM e otimização em usinagem. A Seção 3 detalha a metodologia empregada no desenvolvimento do modelo preditivo e na formulação e resolução do problema de otimização. Os resultados são apresentados e discutidos na Seção 4.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212135
https://proceedings.science/p/212135?lang=pt-br

2. Referencial teórico

2.1. Torneamento de Materiais Endurecidos e o Fenômeno do Desgaste

O torneamento é uma das operações de usinagem mais empregadas na indústria, crucial para a produção de peças com diversas geometrias e elevada precisão dimensional [Campos e Muniz 2019]. A eficiência deste processo, contudo, é significativamente desafiada pela usinagem de materiais com alta dureza, como o aço AISI 52100, utilizado em componentes que exigem alta resistência ao desgaste. Nestas condições, o desgaste da ferramenta de corte, um fenômeno complexo e progressivo resultante de mecanismos como abrasão, adesão e difusão, torna-se um fator crítico [Bagga et al. 2023]. Este desgaste não só compromete a integridade superficial e dimensional da peça usinada, mas também eleva os custos de produção devido à necessidade de substituições frequentes da ferramenta e potenciais paragens não planeadas [Díaz Builes et al. 2023]. A interação entre os parâmetros de corte (velocidade, avanço, profundidade) e o material da peça, especialmente em aços endurecidos, intensifica estes mecanismos de desgaste [Li et al. 2023]. Portanto, o monitoramento e a previsão do desgaste, como o desgaste de flanco (VBc), são fundamentais para otimizar o torneamento de materiais como o AISI 52100 [Irino et al. 2021] e garantir a eficiência e qualidade do processo.

2.2. Monitoramento da Condição da Ferramenta Baseado em Sinais de Vibração

A análise de sinais de vibração consolidou-se como uma técnica eficaz para o monitoramento da condição da ferramenta em processos de usinagem, pois as vibrações geradas durante o corte carregam informações valiosas sobre a dinâmica do processo e a progressão do desgaste. A captura precisa destes sinais é crucial, sendo comumente realizada por acelerômetros piezoelétricos devido à sua sensibilidade e ampla faixa de frequência [Irino et al. 2021], ou mesmo por acelerômetros MEMS [Twardowski et al. 2021]. O posicionamento estratégico dos sensores, como no porta-ferramenta, é fundamental para otimizar a captação de variações associadas ao desgaste . Os sinais adquiridos são processados por Sistemas de Aquisição de Dados (DAQs), que digitalizam e condicionam os dados, sendo a frequência de amostragem um parâmetro crítico para evitar a perda de informações relevantes, conforme o teorema de Nyquist-Shannon. Subsequentemente, a extração de características (*features*) dos sinais de vibração, tanto no domínio do tempo (por exemplo, RMS, curtose) quanto no domínio da frequência (por exemplo, frequência dominante, energia espectral) [Huang et al. 2021], permite quantificar alterações no comportamento vibracional que se correlacionam com o estado da ferramenta. Estas características servem de base para a construção de modelos preditivos, como os abordados na seção seguinte.

2.3. Aplicação de Aprendizado de Máquina na Previsão do Desgaste

O Aprendizado de Máquina tem emergido como uma abordagem robusta para a previsão do desgaste de ferramentas, especialmente quando alimentado por características extraídas de sinais de vibração [Patange et al. 2021]. A capacidade dos algoritmos de aprendizado de maquina em identificar padrões complexos e não lineares nos dados de usinagem permite estimativas de desgaste mais precisas do que métodos tradicionais. Modelos supervisionados de regressão são frequentemente empregados, aprendendo a mapear as *features* de entrada (provenientes da

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212135
https://proceedings.science/p/212135?lang=pt-br

vibração e parâmetros de corte) para o nível de desgaste da ferramenta. Diversas técnicas têm sido exploradas, incluindo Redes Neurais Artificiais como o *Multi Layer Perceptron* (MLP), eficazes na modelagem de relações complexas [Baig et al. 2021], e o *Support Vector Regression* (SVR), conhecido por sua capacidade de lidar com espaços de alta dimensionalidade e não linearidades [Gomes et al. 2021]. Algoritmos baseados em árvores de decisão, como *Random Forest* [Mahmood et al. 2022] e *ExtraTreesRegressor* [Xue et al. 2023], são valorizados pela sua interpretabilidade e bom desempenho. Técnicas de *boosting*, como *Gradient Boosting* [Xie et al. 2021] e AdaBoost [GÜRE 2024], constroem modelos fortes a partir da combinação sequencial de modelos mais fracos. Adicionalmente, métodos de *ensemble*, como o *stacking*, que combinam as predições de múltiplos modelos base para obter uma previsão final mais acurada e generalizável, têm mostrado resultados promissores na previsão do desgaste da ferramenta, sendo a abordagem adotada neste trabalho.

2.4. Otimização de Parâmetros de Usinagem via Pesquisa Operacional

A otimização dos parâmetros de corte no torneamento, como velocidade de corte (Vc) e avanço (f), é fundamental para alcançar objetivos de produção, como a minimização de custos ou, como no presente estudo, o equilíbrio entre a minimização do tempo de produção e a maximização da vida útil da ferramenta. A Pesquisa Operacional (P.O.) oferece um conjunto de ferramentas matemáticas e algoritmos capazes de encontrar soluções ótimas ou aproximadamente ótimas para problemas complexos de tomada de decisão, sujeitos a diversas restrições [Taha 2017]. No contexto da usinagem, a P.O. tem sido amplamente aplicada para modelar o processo e determinar os parâmetros que otimizam um ou mais indicadores de desempenho, com recentes avanços focando na integração de planeamento e otimização de parâmetros [Chen et al. 2024].

Quando múltiplos objetivos conflitantes são considerados – por exemplo, reduzir o tempo de produção geralmente implica aumentar o desgaste da ferramenta – abordagens de otimização multiobjetivo (OMO) são essenciais. Estas metodologias buscam encontrar um conjunto de soluções de compromisso, conhecidas como soluções de Pareto-ótimo, onde nenhuma solução pode ser melhorada em um objetivo sem piorar pelo menos um outro [Deb 2001]. Trabalhos recentes continuam a explorar a aplicação de OMO para diversos processos de usinagem, como fresagem, visando otimizar simultaneamente produtividade, vida útil da ferramenta e outras métricas de desempenho [Li et al. 2025]. Algoritmos evolutivos multiobjetivo, como o NSGA-II (*Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II*), são frequentemente utilizados devido à sua capacidade de explorar o espaço de soluções e encontrar uma fronteira de Pareto bem distribuída [Chen et al. 2024]. A integração de modelos preditivos precisos, como os baseados em AM para o desgaste da ferramenta, com algoritmos de OMO permite uma otimização mais informada e eficaz, uma tendência reforçada por estudos que combinam AM e OMO para o design e descoberta de materiais, com princípios aplicáveis à otimização de processos [Wang et al. 2024].

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212135
https://proceedings.science/p/212135?lang=pt-br

3. Metodologia

A presente pesquisa caracteriza-se como um estudo quantitativo e experimental, empregando uma abordagem de modelagem para desenvolver uma solução de otimização para o processo de torneamento. A metodologia compreende três etapas principais: (i) a realização de ensaios experimentais de torneamento do aço AISI 52100 endurecido, com coleta simultânea de dados de vibração e medição do desgaste da ferramenta; (ii) o desenvolvimento e validação de um modelo preditivo de desgaste da ferramenta utilizando técnicas de Aprendizado de Máquina (*ensemble stacking*), que correlaciona os parâmetros de corte e as características dos sinais de vibração com o desgaste de flanco (VBc); e (iii) a formulação e resolução de um problema de otimização multiobjetivo, utilizando o modelo preditivo desenvolvido, para identificar os parâmetros de corte ótimos que equilibram o tempo de produção e a vida útil da ferramenta. As subseções seguintes detalham cada uma destas etapas.

3.1. Desenvolvimento do Modelo Preditivo de Desgaste da Ferramenta

3.1.1. Procedimento Experimental e Coleta de Dados

Os ensaios experimentais foram conduzidos em um torno CNC (ROMI GL240) utilizando corpos de prova de aço AISI 52100 endurecido (59,5 ± 1 HRC). Foram empregados insertos de cerâmica mista (Al_2O_3 + TiC) com cobertura de TiN (Sandvik Coromant, classe CC6050, geometria ISO CNGA 12 04 08 S01525), fixados em um suporte ISO PCLNL 2020K 12. A profundidade de corte (ap) foi mantida constante em 0,10 mm. As variáveis de entrada manipuladas foram a velocidade de corte (Vc) e o avanço (f), cujos níveis foram definidos segundo um Delineamento Composto Central (CCD), resultando em 9 combinações distintas (Vc variando entre 200 e 300 m/min, e f entre 0,06 e 0,14 mm/rev).

Para cada uma das 9 condições de corte, realizou-se um ensaio de vida da ferramenta até que o desgaste de flanco (VBc) atingisse o critério de fim de vida de 0,30 mm. Durante os ensaios, o VBc foi medido em intervalos irregulares utilizando um microscópio estereoscópico (Olympus SZ6). Simultaneamente às medições de desgaste, os sinais de vibração foram coletados utilizando um acelerômetro piezoelétrico triaxial (fixado na torre do torno, capturando vibrações nos eixos X, Y e Z) e um vibrômetro a laser (posicionado para medir a vibração no contraponto). Este procedimento sistemático de coleta de dados de desgaste e sinais de vibração correspondentes resultou em um total de 78 conjuntos de dados experimentais, cada um contendo Vc, f, VBc medido e os sinais de vibração associados.

3.1.2. Extração de Características e Preparação dos Dados

A partir dos sinais de vibração brutos coletados, procedeu-se à extração de características (*features*) relevantes nos domínios do tempo e da frequência, visando capturar informações sensíveis ao desgaste da ferramenta. Para os sinais do acelerômetro (eixos X, Y e Z) e do vibrômetro, foram calculadas no domínio do tempo estatísticas descritivas como: média, desvio padrão, valores mínimo e máximo, amplitude pico a pico, valor eficaz (RMS), energia, assimetria (*skewness*) e curtose. Adicionalmente, para o sinal do vibrômetro, aplicou-se a Transformada Rápida de Fourier (FFT) para extrair características no domínio da frequência, tais como a

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212135
https://proceedings.science/p/212135?lang=pt-br

frequência dominante, frequências máxima e mínima do espectro, e a energia em diferentes bandas de frequência.

As variáveis independentes (*features*) selecionadas para a modelagem incluíram o tempo de usinagem, os parâmetros de corte (Vc e f) e o conjunto de características extraídas dos sinais de vibração. A variável dependente (*target*) definida foi o desgaste de flanco da ferramenta (VBc). Antes da etapa de modelagem, todas as variáveis independentes foram normalizadas através da padronização (subtração da média e divisão pelo desvio padrão), garantindo que todas as *features* contribuíssem de forma equilibrada para o treinamento dos modelos de Aprendizado de Máquina.

3.1.3. Modelagem com Aprendizado de Máquina

Para a predição do desgaste da ferramenta, foram explorados diversos algoritmos de Aprendizado de Máquina (AM) com capacidade de modelar relações não lineares complexas, adequados para tarefas de regressão. Os modelos base selecionados incluíram Redes Neuronais Artificiais (*Multi Layer Perceptron* - MLP), *Support Vector Regression* (SVR), *ExtraTreesRegressor*, *GradientBoostingRegressor*, *AdaBoostRegressor*, XGBoost e LightGBM.

A otimização dos hiperparâmetros de cada modelo foi realizada sistematicamente através da técnica de *Grid Search* combinada com validação cruzada K-Fold (com k=5 dobras), visando encontrar a combinação que resultasse no melhor desempenho preditivo, avaliado pelas métricas de R2 e MSE. Por exemplo, para as Redes Neuronais, otimizaram-se parâmetros como taxa de aprendizado, taxa de *dropout*, número de épocas e tamanho do lote; para o SVR, o parâmetro de regularização (C), a tolerância à margem de erro (ϵ) e o tipo de *kernel* foram ajustados.

Adicionalmente, implementou-se uma técnica de *ensemble stacking*. Nesta abordagem, as predições dos modelos base (MLP, SVR, ExtraTrees, XGBoost, LightGBM e *Gradient Boosting*), treinados nos dados, serviram como entrada para um meta-modelo de Regressão Linear. Este meta-modelo aprendeu a ponderar as contribuições de cada modelo base para gerar a previsão final do desgaste, com o objetivo de alcançar uma precisão e capacidade de generalização superiores às dos modelos individuais.

3.1.4. Avaliação do Modelo Preditivo

A capacidade preditiva dos modelos de Aprendizado de Máquina desenvolvidos foi rigorosamente avaliada utilizando o coeficiente de determinação (R2) e o Erro Quadrático Médio (MSE - *Mean Squared Error*). O R2 indica a proporção da variância na variável de desgaste que é explicada pelas variáveis de entrada, enquanto o MSE quantifica o erro médio quadrático entre os valores previstos e os reais. Para assegurar uma estimativa robusta do desempenho em dados não vistos, os resultados foram obtidos através da média das métricas calculadas em cada uma das 5 dobras da validação cruzada.

Entre os modelos individuais testados, o SVR e as Redes Neuronais apresentaram desempenhos promissores. Contudo, o modelo de *ensemble stacking* demonstrou uma superioridade significativa, alcançando um R2 de 0,92 e um MSE de 0,00552. Estes valores indicam uma alta precisão e uma excelente capacidade de generalização do modelo combinado para estimar o

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212135
https://proceedings.science/p/212135?lang=pt-br

desgaste da ferramenta (VBc) com base nos parâmetros de corte e nas características dos sinais de vibração, validando a abordagem de *ensemble* como a mais eficaz para este problema.

3.2. Formulação do Problema de Otimização Multiobjetivo

Com o modelo preditivo de desgaste da ferramenta estabelecido e validado, o passo seguinte da metodologia consiste na formulação matemática do problema de otimização multiobjetivo. O objetivo é determinar os parâmetros de corte que ofereçam o melhor compromisso entre produtividade e vida útil da ferramenta.

3.2.1 Variáveis de Decisão

As variáveis de decisão para o problema de otimização são os principais parâmetros de corte controláveis no processo de torneamento:

- Velocidade de corte (Vc), em m/min.
- Avanço por rotação (f), em mm/rev.

3.2.2 Funções Objetivo

Foram definidas duas funções objetivo conflitantes a serem otimizadas simultaneamente:

1. **Minimizar o Tempo de Produção por Peça (Tp):** Representa a produtividade do processo. Assumindo um comprimento de usinagem fixo (L) para uma determinada operação, o tempo de produção é dado por: MinimizeTp=Vc · fL

2. **Maximizar a Vida Útil da Ferramenta (N):** Definida como o número estimado de peças que podem ser usinadas até que o desgaste de flanco (VBc) atinja o limite crítico de 0,3 mm. O desgaste (VB) para uma combinação de (Vc,f) e outras condições fixas (como ap e características de vibração representativas de um passe) é estimado pelo modelo de Aprendizado de Máquina(Vc,f,outras features). Assim, o número de peças N é: MaximizeN=fML(Vc,f,outras features)0,3 Para manter a formulação como um problema de minimização, esta função pode ser invertida: MinimizeN1=0,3fML(Vc,f,outras features)

3.2.3 Restrições

A otimização está sujeita às seguintes restrições, baseadas nos limites operacionais da máquina-ferramenta, da ferramenta e nas recomendações técnicas:

- **Limites da Velocidade de Corte:** Vcmin≤Vc≤Vcmax (onde Vcmin e Vcmax são os limites inferior e superior para a velocidade de corte, definidos com base nos experimentos, por exemplo, 200 m/min e 300 m/min, respectivamente).

- **Limites do Avanço:** fmin≤f≤fmax (onde fmin e fmax são os limites inferior e superior para o avanço, definidos com base nos experimentos, por exemplo, 0,06 mm/rev e 0,14

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212135
https://proceedings.science/p/212135?lang=pt-br

mm/rev, respectivamente).

- **Restrição de Desgaste Máximo:** O desgaste previsto pelo modelo de AM para os parâmetros ótimos não deve exceder o critério de fim de vida da ferramenta: fML(Vc,f,outras features)≤0,3 mm (Esta restrição é inerentemente considerada ao otimizar N, mas pode ser explicitada).

3.3. Algoritmo de Otimização e Análise dos Resultados

Para resolver o problema de otimização multiobjetivo formulado, será empregado um algoritmo evolutivo, especificamente o NSGA-II (*Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II*) [Deb et al. 2002]. Esta escolha baseia-se na comprovada eficácia do NSGA-II em encontrar um conjunto diversificado de soluções de Pareto-ótimo para problemas com múltiplos objetivos conflitantes, como o presente caso. O algoritmo opera sobre uma população de soluções candidatas (combinações de Vc e f), avaliando cada solução em relação às funções objetivo de tempo de produção (Tp) e vida útil da ferramenta (N), utilizando o modelo fML para estimar o desgaste. Através de operadores genéticos como seleção, cruzamento e mutação, o NSGA-II evolui a população ao longo de gerações, buscando convergir para a verdadeira fronteira de Pareto.

A implementação do NSGA-II será realizada utilizando uma biblioteca de otimização em Python, como a PyMoo, que oferece uma estrutura robusta para algoritmos multiobjetivo. Os parâmetros do algoritmo (tamanho da população, número de gerações, probabilidades de cruzamento e mutação) serão definidos com base em testes preliminares e recomendações da literatura para garantir uma boa exploração do espaço de busca e convergência.

Como resultado da otimização, espera-se obter uma Fronteira de Pareto, que representa o conjunto de soluções não-dominadas. Cada ponto nesta fronteira corresponderá a uma combinação ótima de (Vc,f) que oferece um *trade-off* específico entre o tempo de produção e a vida útil da ferramenta. A análise desta fronteira permitirá identificar diferentes estratégias de usinagem: algumas que priorizam a máxima produtividade (menor Tp) em detrimento da vida da ferramenta, outras que maximizam a vida da ferramenta (N) com um possível aumento no tempo, e soluções intermediárias que oferecem um balanço entre os dois objetivos. Estas soluções serão apresentadas de forma a fornecer recomendações práticas para a indústria, permitindo a escolha dos parâmetros de corte mais adequados conforme a estratégia de produção desejada.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212135
https://proceedings.science/p/212135?lang=pt-br

4. Resultados

Os resultados da otimização multiobjetivo realizada para o processo de torneamento foram obtidos considerando uma profundidade de corte fixa em 0,1 mm, velocidade de corte (Vc) variando entre 200 e 300 m/min, avanço (f) na faixa admissível, e limite máximo para o desgaste da ferramenta fixado em 0,3 mm.

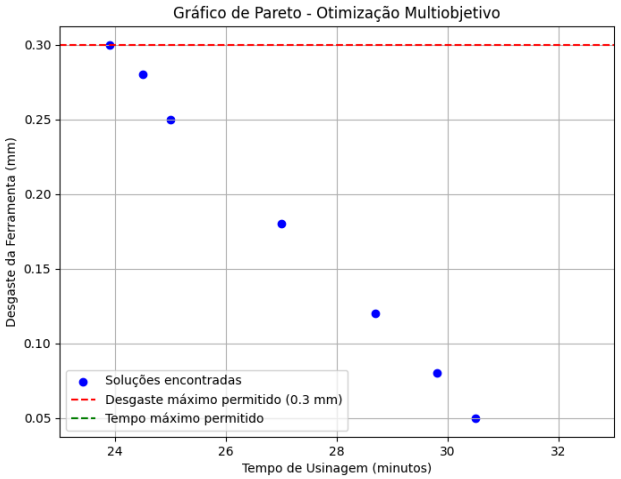
A Tabela 1 apresenta algumas das soluções encontradas que melhor equilibram os objetivos de minimizar o desgaste da ferramenta e o tempo total de usinagem. Destaca-se, em particular, a solução com parâmetros:

Vc	f	ap	Desgaste	Tempo
250.0	0.07	0.10	0.29	25.0

Essa solução representa um ótimo compromisso entre produtividade e vida útil da ferramenta, atingindo o limite máximo aceitável para desgaste com um tempo de usinagem bastante competitivo, de aproximadamente 25 minutos.

A Figura 1 apresenta o Front de Pareto resultante da otimização multiobjetivo, evidenciando o trade-off entre tempo de usinagem e desgaste da ferramenta. Observa-se que, para manter o desgaste dentro do limite de 0,3 mm, a velocidade de corte e avanço devem ser escolhidos de forma a balancear o aumento do tempo e a preservação da ferramenta.

Figura 1 – Fronteira de Pareto da otimização multiobjetivo: Tempo de Usinagem (min) x Desgaste da Ferramenta (mm).



Esses resultados reforçam a capacidade do algoritmo NSGA-II em identificar soluções eficientes para a otimização simultânea de múltiplos objetivos em processos de usinagem, proporcionando bases sólidas para tomadas de decisão na indústria.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212135
https://proceedings.science/p/212135?lang=pt-br

5. Agradecimentos

Os autores gostariam de expressar sua gratidão à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG), à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) e à Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI) pelo apoio fundamental à realização deste trabalho.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212135
https://proceedings.science/p/212135?lang=pt-br

6. Referências

Baig, R. U., Javed, S., Khaisar, M., Shakoor, M. e Raja, P. (2021). Development of an ANN model for prediction of tool wear in turning EN9 and EN24 steel alloy. *Advances in Mechanical Engineering*, 13(6).

Bagga, P. J., Patel, K. M., Makhesana, M. A., Şirin, Ş., Khanna, N., Krolczyk, G. M., Pala, A. D. e Chauhan, K. C. (2023). Machine vision-based gradient-boosted tree and support vector regression for tool life prediction in turning. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 126:471–485.

Campos, C. e Muniz, J. (2012). Análise do acabamento da superfície no torneamento do aço AISI 52100 com ferramentas de PCBN e metal-duro. In *Anais do XX Congresso Brasileiro de Engenharia e Ciência dos Materiais (CBECiMat)*, p. (inserir páginas), Joinville, SC. (inserir publicador/organizador, e.g., ABCM).

Chen, Y., Zhang, L., Li, J., Wang, S. e Liu, K. (2024). Multi-objective optimization by improved NSGA-II for integrated process planning and scheduling problems in a machining job shop for large-size valve. *PLOS ONE*, 19(6):e0306024.

Deb, K. (2001). *Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms*. John Wiley & Sons.

Díaz Builes, S., Dornelles, C. F., Eberspah, F. G. e Schroeter, R. B. (2023). Influência da velocidade de corte nas componentes da força de usinagem no torneamento de compósitos autolubrificantes sinterizados. In *Anais do XXV Colóquio de Usinagem*, p. (inserir páginas). (inserir publicador/organizador).

Gomes, M. C., Brito, L. C., da Silva, M. B. e Duarte, M. A. V. (2021). Tool wear monitoring in micromilling using Support Vector Machine with vibration and sound sensors. *Precision Engineering*, 67:137–151.

GÜRE, Ö. B. (2024). Previsão de modelos de tráfego de cidades inteligentes usando o método Adaboost e Gradient Boosting. *European Journal of Technique*, 14(1):17–22.

Huang, Z., Zhu, J., Lei, J., Li, X. e Tian, F. (2021). Tool Wear Monitoring with Vibration Signals Based on Short-Time Fourier Transform and Deep Convolutional Neural Network in Milling. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021.

Irino, N., Imabeppu, Y., Higuchi, Y., Shinba, Y., Kawai, K., Suzuki, N., Kaneko, J., Kakinuma, Y. e Mori, M. (2021). Vibration analysis and cutting simulation of structural nonlinearity for machine tool. *CIRP Annals*, 70:317–320.

Li, Y., Huang, X., Tang, J. e Ding, P. (2023). A steps-ahead tool wear prediction method based on support vector regression and particle filtering. *Measurement*, 218:113237.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212135
https://proceedings.science/p/212135?lang=pt-br

Li, Z., Zhang, J., Wang, Y., Liu, C. e Zhao, G. (2025). Comprehensive Analysis of Milling Performance and Multi-Objective Parameter Optimization for YG6C Milling Tool. *Applied Sciences*, 15(1):420.

Mahmood, J., Ghulam-e, M. e Ali, M. (2022). Accurate estimation of tool wear levels during milling, drilling and turning operations by designing novel hyperparameter tuned models based on LightGBM and stacking. *Measurement*, 190.

Patange, A. D. e Jegadeeshwaran, R. (2021). Review on tool condition classification in milling: A machine learning approach. *Materials Today: Proceedings*, 46:1106–1115.

Taha, H. A. (2017). *Operations Research: An Introduction*. Pearson, 10th edition.

Twardowski, P., Tabaszewski, M., Wiciak–Pikuła, M. e Felusiak-Czyryca, A. (2021). Identification of tool wear using acoustic emission signal and machine learning methods. *Precision Engineering*, 72:738–744.

Wang, C., Zhang, Y., Li, Y., Chen, S. e Liu, Y. (2024). Multi-objective optimization in machine learning assisted materials design and discovery. *Journal of Materiomics*.

Xie, Y., Zhang, C. e Liu, Q. (2021). Tool Wear Status Recognition and Prediction Model of Milling Cutter Based on Deep Learning. *IEEE Access*, 9:1625–1637.

Xue, Z., Li, L., Wu, Y., Yang, Y., Wu, W., Zou, Y. e Chen, N. (2023). Study on tool wear state recognition algorithm based on spindle vibration signals collected by homemade tool condition monitoring ring. *Measurement*, 223.

DOI: 10.59254/sbpo-2025-212135
https://proceedings.science/p/212135?lang=pt-br