MINIMIZAÇÃO DO CUSTO DO PROCESSO DE USINAGEM A PARTIR DA OTIMIZAÇÃO DOS PARÂMETROS DE CORTE

Marco Antonio Bonelli Junior
Universidade Federal de Ouro Preto
Rua 36, n.115, Loanda, João Monlevade
marco.junior@ufop.edu.br

Augusto Freitas V. Campidelli
Universidade Federal de Minas Gerais
Av. Antônio Carlos, n.6627, Pampulha, Belo Horizonte
augustofvc@gmail.com

Izabela de Oliveira Santos
Universidade Federal de Ouro Preto
Rua 36, n.115, Loanda, João Monlevade
izabela.santos@aluno.ufop.edu.br

RESUMO

O presente trabalho tem como objetivo encontrar a combinação ótima de parâmetros de corte, de modo a minimizar o custo de usinagem. Assim, será apresentado um algoritmo metaheurístico que utiliza rotinas de trajeto aleatorizadas, denominado *Iterated Random Path Search* (IRPS), buscando a verificação da eficiência de algoritmos com fortes características de diversificação do espaço de busca aplicado ao problema de otimização dos parâmetros de corte. Como ponto de comparação, resultados derivados de estudos prévios sobre o tema serão utilizados. Com os resultados obtidos, conclui-se que a utilização de técnicas voltadas para a diversificação do espaço de busca de soluções é uma estratégia de grande eficiência para o problema de otimização dos parâmetros de corte, pois possibilita o alcance de soluções factíveis de alta qualidade com a aplicação de pouco esforço computacional.

PALAVRAS CHAVE. usinagem, parâmetros de corte, metaheurísticas.

IND - Pesquisa Operacional na indústria, MH - Metaheuristicas

ABSTRACT

This paper aims to find an optimal combination for the cutting parameters in order to minimize the cost of the machining process. Thus, will be presented a metaheuristic algorithm that uses random routines, denominated *Iterated Random Path Search* (IRPS), to verify the efficiency of algorithms that uses strong characteristics of search space diversification applied to the optimization problem of the cutting parameters. Some results from previous studies for the machining condition optimization problem will be used as comparison. From the obtained results, it was possible to conclude that the use of techniques focused on the diversification of the solution search space is a highly efficient strategy for the optimization problem of the cutting parameters, since it allows the reach of feasible solutions of high quality with the application of little computational effort.

KEYWORDS. machining, cutting parameters, metaheuristics.

IND - Operations Research in the industry, MH - Metaheuristics

https://proceedings.science/p/85379?lang=pt-br

1. Introdução

O planejamento do processo é um importante tópico no cenário competitivo da manufatura moderna. Um bom planejamento do processo de fabricação acarreta diretamente na redução do custo da manufatura, aumentando consequentemente os lucros da organização. Com o atual avanço da computação e tecnologia da informação, o planejamento do processo pode ser realizado de forma computadorizada. Na área da manufatura, isto é conhecido como planejamento do processo assistido por computador.

No cenário atual da manufatura, o principal objetivo no processo de usinagem é produzir, com baixo custo, produtos de alta qualidade. Consciência de custo com respeito ao processo de corte do metal é um elemento essencial na manufatura eficiente. Desta forma, o estudo e análise das operações de usinagem é essencial para possibilitar o trabalho em condições econômicas do processo. Devido ao alto custo de capital e operacional das máquinas CNC, existe uma necessidade econômica em operar estas máquinas da forma mais eficiente possível, para que se obtenha o retorno do investimento realizado (Raja e Baskar [2010]).

Neste trabalho será abordado o problema da obtenção de uma combinação ótima de parâmetros para o processo de usinagem. A definição destes parâmetros se caracteriza como parte importante do planejamento da operação de corte. Este é um problema de otimização não linear restrito, cuja função objetivo busca a minimização do custo de produção. Em geral, as restrições são os parâmetros físicos de usinagem, como velocidade de corte, avanço, profundidade de corte, força de corte, potência, vida útil da ferramenta, temperatura, acabamento superficial e rugosidade superficial. Tais restrições dependem do tipo de operação de usinagem empregado no processo de manufatura. Em geral, a seleção de parâmetros ótimos de usinagem para uma específica máquina-ferramenta se caracteriza como a tarefa de maior importância para a manufatura, dado que os parâmetros de controle deste processo quase nunca são conhecidos de maneira precisa (Madic e Radovanovic [2014]).

A determinação de valores ótimos para os parâmetros de usinagem é necessariamente realizada em dois estágios: modelagem matemática e otimização. Um modelo matemático de um processo de usinagem se caracteriza pela relação entre variáveis de entrada e saída, que por sua vez é representada em termos de equações matemáticas. Em geral, um modelo matemático fornece as relações matemáticas básicas requeridas para a formulação do problema de otimização. Posteriormente, a aplicação de uma técnica de otimização fornece uma solução ótima ou quase ótima aceitável. Uma solução consiste em um conjunto de valores para as variáveis de entrada e um valor de saída correspondente (Kovacevic et al. [2013]).

Muitos problemas de otimização das condições de usinagem são altamente não lineares, multidimensionais e de natureza complexa. Este fato é derivado da dificuldade e complexidade computacional para a resolução destes problemas utilizando algoritmos baseados em métodos de linearidade numérica e programação não linear, dado que estes requerem substancial informação de gradiente.

Os métodos baseados em gradiente diferem em sua confiabilidade, eficiência e sensibilidade quanto a solução inicial. Além disso, eles tendem a convergir para uma solução ótima local. Esta ineficiência dos métodos tradicionais em resolver problemas de otimização do processo de usinagem forçou pesquisadores a procurar novas abordagens. Na última década, a nova tendência na otimização de processos de usinagem tem sido baseada no uso de metaheurísticas (Yildin [2009]).

As metaheurísticas são definidas como métodos de aproximação de solução projetados para resolver uma alta gama de problemas difíceis de otimização, sem que se tenha grandes adaptações entre um problema e outro. Em geral, estas técnicas são utilizadas para a resolução de problemas para os quais não há um algoritmo específico que os resolvem de forma satisfatória. Segundo Boussaïd et al. [2013], para que uma metaheurística seja bem-sucedida na resolução de um problema de otimização, esta deve proporcionar um equilíbrio entre os procedimentos de diversificação da população e intensificação das soluções encontradas. Boussaïd et al. [2013] também apontam a

https://proceedings.science/p/85379?lang=pt-br

importância extra dos métodos de intensificação, afirmando que estes são essenciais na identificação de espaços de busca promissores e que contenham soluções de alta qualidade.

Vários modelos e algoritmos destinados para a otimização do processo de usinagem foram construídos ao longo dos últimos anos utilizando técnicas baseadas em metaheurísticas. A necessidade de identificação do algoritmo mais eficiente na resolução de modelos de usinagem surge em função de auxiliar os planejadores do processo na seleção do método que gere os melhores resultados (Musca et al. [2016]). Duffuaa et al. [1993] compararam a performance e utilidade de seis algoritmos diferentes, buscando identificar o mais adequado para a resolução de modelos de otimização do processo usinagem. Após a avaliação dos diferentes métodos de forma empírica, os autores concluíram que o método do Gradiente Reduzido Generalizado foi o mais adequado na resolução dos modelos empregados. Khan et al. [1997] implementaram soluções baseadas em algoritmos genéticos e arrefecimento simulado (*Simulated Annealing*) como métodos de otimização na resolução de modelos de custo de usinagem. Os resultados obtidos foram comparados com técnicas empregadas em trabalhos passados, levando os autores a concluir que os métodos citados são confiáveis e precisos na resolução deste tipo de problema, além de oferecerem vantagens sobre métodos baseados em gradiente.

Kim et al. [2008] implementaram um algoritmo genético de codificação real para encontrar as condições ótimas de usinagem em relação ao custo do processo. Os resultados obtidos foram comparados com os estudos realizados pelos autores citados anteriormente, confirmando a viabilidade e precisão deste tipo de algoritmo na resolução de modelos de otimização das condições de usinagem. Os resultados contidos no estudo realizado por Kim et al. [2008], bem como os modelos nele definidos, serão usados como base de comparação do algoritmo proposto neste trabalho.

2. Descrição e Modelagem Matemática

No presente estudo, serão utilizados os modelos matemáticos apresentados por Hati e Rao [1976] e Ermer [1971] para a operação de torneamento de aço baixo carbono utilizando uma ferramenta de metal duro. O objetivo nestes modelos é a minimização do custo de produção, em dólares por peça.

2.1. Modelo 01 (Hati e Rao [1976])

Este modelo considera a execução do processo de usinagem em uma sequência de múltiplos passes da ferramenta sobre o metal, aproximando-o do processo real de corte. Adotando a variável (n) para representar o número de passes e (d) para a profundidade de corte, a função objetivo para o problema é apresentada a seguir:

$$\text{Obj: } \Theta(V, f) = \min n * (3141.59V^{-1}f^{-1}d^{-1} + 2.879 * 10^{-8}V^4 f^{0.75}d^{-0.025} + 10) \tag{1}$$

O intervalo permitido para os parâmetros de velocidade de corte (V) e taxa de avanço (f) são dados por:

$$50 \leq V \leq 400 \text{ m/min} \tag{2}$$

$$0.30 \leq f \leq 0.75 \text{ mm/rev} \tag{3}$$

Além das restrições inerentes aos parâmetros apresentados, o problema de otimização de corte possui mais quatro restrições físicas. Estas restrições são: a força do corte (F_c), a potência de corte (P_c), a vida útil da ferramenta (TL) e a temperatura (T). Estas restrições variam em função de e e podem ser definidas por:

https://proceedings.science/p/85379?lang=pt-br

$$F_c = (28.10V^{0.07} - 0.525V^{0.5})d * f(1.59 + 0.946 * \frac{(1+x)}{\sqrt{(1-x)^2 + x}} \leq 85 \text{ kg} \tag{4}$$

$$P_c = \frac{0.746F_cV}{4500} \leq 2.25 \text{ kW} \tag{5}$$

$$25 \leq TL = 60\frac{10^{10}}{V^5 f^{1,75} d^{0,75}} \leq 45 \text{ min} \tag{6}$$

$$T = 132V^{0,4} f^{0,2} d^{0,105} \leq 1000 \text{ °C} \tag{7}$$

Na Expressão 4, para melhor visualização e entendimento, uma simplificação foi realizada ao acrescentar-se uma variável x, que é definida pela Equação 8.

$$x = (\frac{V}{142} e^{2.21f})^2 \tag{8}$$

O modelo apresentado acima foi utilizado por Kim et al. [2008] para encontrar as condições ótimas de usinagem empregando um algoritmo genético de codificação real. Na resolução do problema, estes autores adotaram os valores de $2,5\ mm$ para a profundidade de corte (d) e o número de passes (n) da operação equivalente a 2. Com o propósito de comparação dos resultados obtidos neste trabalho, serão utilizados os mesmos valores para (d) e (n).

Com a definição de valores para a profundidade de corte e o número de passes, as duas variáveis de decisão do problema se tornam a velocidade de corte e o avanço, dado que as quatro restrições físicas do problema são calculadas em função destas variáveis.

2.2. Modelo 02 (Ermer [1971])

Este modelo considera a execução do processo de usinagem em um único passe da ferramenta sobre o metal. Assim, o presente modelo utiliza como variáveis de decisão os parâmetros de velocidade de corte (V) e taxa de avanço (f), sendo a função objetivo do problema representada por:

$$\text{Obj: } \Theta(V, f) = \min 1.25V^{-1} f^{-1} + 1.8 * 10^{-8} V^3 f^{0.16} + 0.2 \tag{9}$$

Este o problema de otimização de corte possui três restrições físicas. Estas restrições são: o acabamento da superfície (SF), a taxa de avanço (f) e a potência (HP). Estas restrições variam em função de (V) e (f) e podem ser definidas por:

$$SF = 1.36 * 10^8 V^{-1.52} f^{1.004} \leq 100 \ \mu\text{in} \tag{10}$$

$$0.00 \leq f \leq 0.01 \text{ in/rev} \tag{11}$$

$$HP = 3.58V^{0.91} f^{0.78} \leq 2 \text{ hp} \tag{12}$$

O objetivo do problema é a definição das variáveis de velocidade de corte e a taxa de avanço, sendo as três restrições físicas do problema calculadas em função destas variáveis, de modo com que se alcance o menor custo de corte.

https://proceedings.science/p/85379?lang=pt-br

3. Solução Proposta

De modo a solucionar o problema de otimização dos parâmetros de corte em um processo de usinagem, foi elaborado um algoritmo heurístico de construção da solução inicial aleatorizada em que, após selecionar os candidatos viáveis (que não desrespeitam nenhuma restrição), é aplicada uma busca em vizinhança que visa encontrar o melhor candidato dentre as soluções existentes no espaço de busca vigente. Este segundo passo é executado até que não se encontrem melhores candidatos.

IRPS-h ():

inicializa o conjunto de soluções (P), tal que $(V, f) \subset [\min(V, f); \max(V, f)]$
Avalia (P) de tal forma que F_c*,* P_c*, T e TL sejam viáveis*
for $p_i \in \mathcal{P}$ **do**
  if P_i *é inviável* **then** $descarte\ P_i$
end
for $p_i \in \mathcal{P}$ **do**
  $gerar\ vizinho\ (p_i^{'} \in p_i)$
  if *custo*$(p_i^{'}) \leq$ *custo*(p_i) **then** $p_i = p_i^{'}$
  if *critério de parada for atingido* **then** finalizar execução
end
return *retornar melhor solução encontrada*
end

Algorithm 1: Geração do conjunto de solução inicial e busca em vizinhança

Embora o algoritmo IRPS-h obtenha bons resultados, esse, por conter características iniciais aleatorizadas, possui grande dependência ao conjunto inicial de soluções na geração de ótimos locais. Para reduzir este efeito na busca por soluções melhores, foi implementado uma metaheurística baseada no algoritmo ILS *(Iterated Local Search)* que busca aumentar a diversidade da solução proposta.

O método proposto visa realizar perturbações nos candidatos obtidos, de modo com que se torne possível o escape de soluções ótimos locais, podendo ser essa perturbação estática ou adaptativa. A abordagem utilizada neste trabalho utiliza perturbações estáticas e é definida por:

IRPS-m ():

Escolhe, aleatoriamente, uma solução s no conjunto de soluções encontradas
while *CritParada* $\neq$ *true* **do**
  obter perturbação $s_i^{'} \in S$
  aplicar busca local em $s^{'}$ *para a obtenção de* s^*_{local}
  if *critério de aceitação satisfeito* **then** $s_i = s^*_{local}$
  if *critério de parada satisfeito* **then** $CritParada = true$
end
return *retornar melhor solução encontrada*
end

Algorithm 2: Metaheurística Iterated Local Search

Como pode ser observado, o algoritmo IRPS-m, executado em conjunto com o algoritmo IRPS-h, realiza diversos *restarts* no conjunto de soluções obtidas ao mesmo tempo em que, a cada nova iteração, altera a semente aleatória do algoritmo, possibilitando o alcance de novas regiões viáveis ainda não exploradas.

https://proceedings.science/p/85379?lang=pt-br

4. Testes Computacionais

O algoritmo proposto para a obtenção dos parâmetros ótimos de corte foi executado em um computador com processador Intel i3, contendo 8 Gb de memória RAM padrão DDR3. De forma a comparar os resultados obtidos com métodos propostos previamente na literatura, também foram utilizados os valores $n = 2$ e $d = 2,5$. Deste modo, o presente trabalho tem como variáveis de decisão a velocidade de corte (V) e taxa de avanço (f). Os valores para a velocidade de corte V^* e para a taxa de avanço f^*, encontrados pelos métodos propostos para o problema proposto por Hati e Rao [1976] são mostrados nas Tabelas 1, e os resultados obtidos pelo algoritmo proposto são mostrados nas Tabelas 2.

Tabela 1: Soluções apresentadas por Kim et al. [2008] para o modelo proposto por Hati e Rao [1976]

Parâmetro	Simulated annealing	Cont. simulated annealing	Genetic algorithm	Gen. reduced gradient	Real-coded algorithm
*V**	148.215	148.219	147.710	151.55	147.925
*f**	0.3617	0.3617	0.3614	0.375	0.3616
Min Cost	79.544	79.542	79.569	*inviável*	79.554

Quando comparado com as soluções apresentadas por Kim et al. [2008], Duffuaa et al. [1993] e Khan et al. [1997], o algoritmo proposto possui comportamento médio mais eficiente em três dos cinco métodos propostos na literatura. Já em relação ao melhor resultado obtido pela solução proposta, este somente não obteve solução de menor custo quando comparado ao método de arrefecimento simulado contínuo *(Continuous Simulated Annealing)*.

Tabela 2: Soluções obtidas pelo método proposto para o modelo utilizado por Hati e Rao [1976]

Custo	*V*	*f*	*Fc*	*Pc*	*T*	*TL*
79,543	148,206	0,362	84,717	2,081	875,756	25,013
79,544	148,212	0,362	84,717	2,082	875,767	25,009
79,545	148,178	0,362	84,717	2,081	875,681	25,039
79,545	148,207	0,362	84,717	2,081	875,750	25,015
79,545	148,190	0,362	84,717	2,081	875,707	25,030
79,545	148,179	0,362	84,717	2,081	875,678	25,040
79,546	148,221	0,362	84,717	2,082	875,780	25,004
79,546	148,150	0,362	84,717	2,081	875,603	25,066
79,547	148,119	0,362	84,717	2,080	875,522	25,094
79,547	148,174	0,362	84,717	2,081	875,659	25,046
79,548	148,135	0,362	84,717	2,080	875,559	25,081
79,548	148,107	0,362	84,718	2,080	875,486	25,106
79,549	148,098	0,362	84,718	2,080	875,464	25,114
79,549	148,142	0,362	84,717	2,081	875,572	25,076
79,549	148,212	0,362	84,717	2,082	875,744	25,015
79,550	148,049	0,362	84,718	2,079	875,337	25,159
79,550	148,155	0,362	84,717	2,081	875,596	25,066
79,551	148,163	0,362	84,717	2,081	875,613	25,060
79,552	148,049	0,362	84,718	2,079	875,327	25,161
79,552	148,047	0,362	84,718	2,079	875,321	25,163

Quando comparado ao método de melhor solução, obtido por Khan et al. [1997], a solução proposta neste trabalho possui um GAP médio de 0,00703%, e um GAP de 0,00174% para a melhor solução encontrada. O método, mesmo possuindo soluções distintas em suas execuções, se mostra estável, possuindo uma amplitude entre a melhor e a pior solução de custo encontrada equivalente

https://proceedings.science/p/85379?lang=pt-br

a 0.009. Observa-se que para todas as soluções, encontrou-se o mesmo valor para a taxa de avanço (f), existindo variação somente em na velocidade de corte (V).

Em relação ao segundo problema apresentado neste trabalho, os resultados encontrados foram similarmente satisfatórios. Os valores para a velocidade de corte V^* e para a taxa de avanço f^*, encontrados pelos métodos propostos para o problema proposto por Ermer [1971] são mostrados na Tabela 3.

Tabela 3: Soluções apresentadas por Kim et al. [2008] para o modelo proposto por Ermer [1971]

Parâmetro	Simulated annealing	Continuous simulated anneling	Genetic algorithm	Generalized reduced gradient	Real-coded genetic algorithm
*V**	143.908	143.9140	145.068	143.90	143.9037
*f**	0.001439	0.00139	0.001423	0.0014	0.001439
Min Cost	6.255	6.2551	6.2758	6.26	6.255718

Para este caso, o algoritmo proposto possui comportamento médio mais eficiente em dois dos cinco métodos propostos na literatura e, utilizando o melhor resultado obtido, possui solução superior à três dos métodos até então propostos, contendo soluções piores somente em relação aos métodos de arrefecimento simulado *(Simulated Annealing)* e de arrefecimento simulado contínuo *(Continuous Simulated Annealing)*. Os resultados obtidos pelo algoritmo metaheurístico proposto são mostrados na Tabela 4.

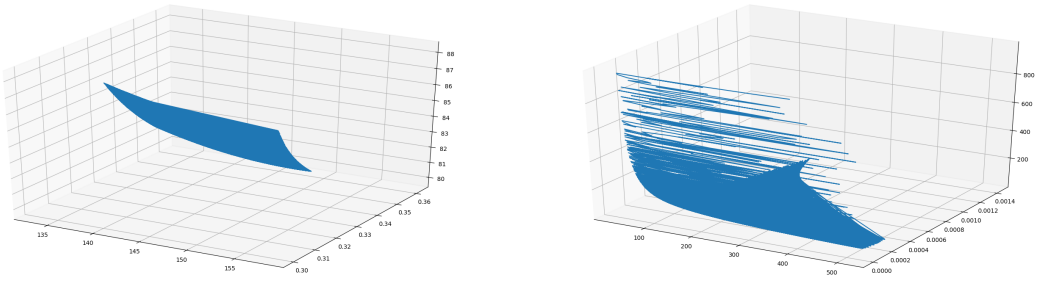
Tabela 4: Soluções obtidas pelo método proposto para o modelo utilizado por Ermer [1971]

Custo	*V*	*f*	*SF*	*HP*
6,2557	143,9354	0,001439	99,927936	1,999870
6,2559	143,9421	0,001438	99,912304	1,999821
6,2561	143,9624	0,001438	99,874155	1,999819
6,2562	143,9954	0,001438	99,815461	1,999862
6,2563	143,9757	0,001438	99,848145	1,999800
6,2564	144,0259	0,001438	99,758972	1,999870
6,2568	144,1512	0,001436	99,533344	1,999987
6,2570	143,9883	0,001438	99,814782	1,999646
6,2571	143,9909	0,001438	99,808464	1,999624
6,2571	144,0558	0,001437	99,694771	1,999737
6,2571	144,0003	0,001438	99,791087	1,999625
6,2573	143,9015	0,001439	99,959781	1,999380
6,2575	143,8907	0,001439	99,976100	1,999321
6,2577	143,9299	0,001438	99,904769	1,999351
6,2579	144,2823	0,001435	99,289235	1,999973
6,2581	144,0412	0,001437	99,703618	1,999451
6,2590	143,8858	0,001438	99,960345	1,998934
6,2597	144,1335	0,001436	99,516981	1,999218
6,2500	144,5822	0,001431	98,736611	1,999985
6,2504	144,1246	0,001436	99,520948	1,999023

Os resultados obtidos mostram que o uso de características aleatórias nos algoritmos de aproximação, para a resolução de problemas de otimização, gera resultados positivos dado sua grande característica de exploração do espaço de solução. Isto ocorre, pois, ao aplicar os princípios de diversificação, atrelados aos momentos de intensificação gerados pelas buscas em vizinhança,

https://proceedings.science/p/85379?lang=pt-br

o algoritmo é capaz de avaliar grande amplitude da superfície de resposta em busca de candidatos promissores. O espaço de busca explorado pelo algoritmo proposto pode ser visto na Figura 1.



(a) Modelo proposto por Hati e Rao [1976]

(b) Modelo proposto por Ermer [1971]

Figura 1: Superfícies de resposta explorada pelo algoritmo

Como dito, o algoritmo proposto utiliza de diversos momentos de decisão aleatorizada. Este fato gera uma oscilação das soluções elites durante sua execução visto que este fato gera ótimos locais distintos até que o algoritmo retorne a melhor solução encontrada. Outro aspecto que pode ser avaliado, através da análise do espaço de busca, é a eficiência dos movimentos de busca em vizinhança no processo de encontrar a região que contém as melhores soluções. Este fato se torna mais visível na resolução do modelo proposto por Ermer [1971], apresentado na Figura 1$[b]$, ao notarmos o caminho percorrido pelas soluções de pior valor objetivo.

Neste processo de busca exaustiva, em diversos momentos aceita-se, no conjunto de soluções elites, candidatos piores que os já anteriormente encontradas. Isto ocorre para que se mantenha o perfil de diversificação do algoritmo e evitar que, em certo momento, as buscas ocorram em regiões próximas. Deste modo, ao avaliar o espectro das soluções geradas pelo algoritmo, pode-se observar uma alta variabilidade na qualidade das soluções geradas durante a execução do algoritmo, dado ao seu comportamento exploratório. Este comportamento é exemplificado na Figura 2.

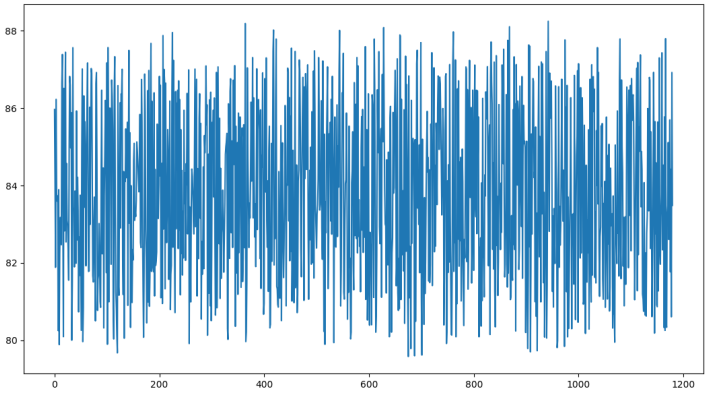
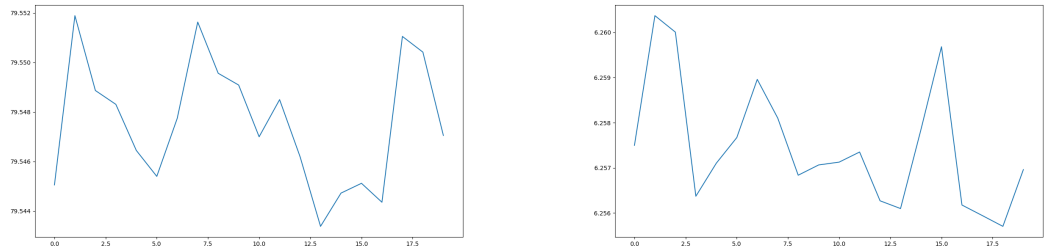


Figura 2: Evolução da geração de soluções elites (ótimos locais) para a resolução de Hati e Rao [1976]

Como pode ser visto na Figura 2, o algoritmo retorna soluções que não seguem um padrão único de declínio durante os momentos. Como dito, este fato ocorre pela característica de diversificação de soluções, fazendo com que a todo momento o algoritmo possa gerar soluções que sejam piores que as já obtidas anteriormente, iniciando assim um novo processo de intensificação da solução até que se obtenha um novo ótimo local.

Outra característica herdada pelo algoritmo devido a sua característica de geração aleatória

da população inicial, é o encontro de soluções finais distintas em novas execuções. Este fato é evidenciado nas Figuras 3$[a]$ e 3$[b]$, que demonstram o comportamento para a resolução do problema proposto por Hati e Rao [1976] e Ermer [1971], respectivamente.



(a) Modelo proposto por Hati e Rao [1976]

(b) Modelo proposto por Ermer [1971]

Figura 3: Soluções do algoritmo para as modelagens de Hati e Rao [1976] e Ermer [1971]

Como pode ser analisado, soluções ótimas distintas são encontradas conforme gera-se novas execuções do algoritmo. Contudo, a oscilação entre os resultados não é de extensa grandeza, mostrando a eficiência das rotinas de intensificação das soluções.

5. Resultados e Discussões

O presente trabalho buscou mostrar a eficiência de métodos aplicados à diversificação do espaço de busca no problema de definição de parâmetros ótimos em um processo de usinagem. Para isso, foi aplicado um algoritmo que utiliza a metaheurísticas ILS *(Iterated Local Search)* em conjunto com uma busca exaustiva em vizinhança. A contribuição do estudo se dá pela abordagem do tema utilizando métodos aproximativos baseados em características aleatorizadas, gerando, assim, menores esforços computacionais.

Os experimentos realizados obtiveram resultados satisfatórios, ao ponto que se obteve resultados superiores a métodos previamente apontados pela literatura. Observou-se também que, mesmo não obtendo soluções idênticas em novas execuções, a distância entre os resultados obtidos é ínfima, demonstrando a estabilidade do algoritmo desenvolvido, dado que o mesmo possui condições aleatórias que o tornam susceptível à população inicial de candidatos.

Para trabalhos futuros, sugere-se a continuidade das comparações com o demais modelos apresentados em Kim et al. [2008]. Sugere-se, também, uma rotina de treinamento para o algoritmo proposto de modo a definir os valores ótimos para os parâmetros de diversificações e intensificação do algoritmo, bem como o tamanho da população inicial de candidatos.

Referências

Boussaïd, I., Lepagnot, J., e Siarry, P. (2013). A survey on optimization metaheuristics. *Information Sciences*, 237:82–117.

Duffuaa, S., Shuaib, A. N., e Alam, M. (1993). Evaluation of optimization methods for machining economics models. *Computers and Operations Research*, 20:227–237.

Ermer, D. (1971). Optimization of the constrained maching economics problem by geometric programming. *Trans ASME*, 93:1067–1072.

Hati, S. K. e Rao, S. S. (1976). Determination of machining conditions – deterministic and probabilistic approaches. *Journal of Engineering for Industry*, 98:354–359.

Khan, Z., Prasad, B., e Singh, T. (1997). Machining condition optimization by genetic algorithms and simulated annealing. *Computers and Operations Research*, 24:647–657.

https://proceedings.science/p/85379?lang=pt-br

Kim, S. S., Kim, I. H., Mani, V., e Kim, H. J. (2008). Real-coded genetic algorithm for machining condition optimization. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 38: 884–895.

Kovacevic, M., Madic, M., e Radovanovic, M. (2013). Software prototype for validation of machining optimization solutions obtained with meta-heuristic algorithms. *Expert Systems with Applications*, 40:6985–6996.

Madic, M. e Radovanovic, M. (2014). Possibilities of using the monte carlo method for solving machining optimization problems. *Facta Universitatis – Series: Mechanical Engineering*, 12(1): 27–36.

Musca, G., Mihalache, A., e Tabacaru, L. (2016). Increase productivity and cost optimization in cnc manufacturing. *IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering*.

Raja, S. B. e Baskar, N. (2010). Optimization techniques for machining operations: a retrospective research based on various mathematical models. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 48:1075–1090.

Yildin, A. R. (2009). An effective hybrid immune-hill climbing optimizations approach for solving design and manufacturing optimization problems in industry. *Journal of Materials Processing Technology*, 209:2773–2780.

https://proceedings.science/p/85379?lang=pt-br