



18 a 21 de novembro de 2014, Caldas Novas - Goiás

GRAU DE RECALQUE E ZONA DE FLUXO EM USINAGEM DE LIGAS DE ALUMÍNIO - OTIMIZAÇÃO MULTIOBJETIVO E TÉCNICAS DE METAMODELAGEM

Marcelo do Nascimento Sousa, mnascimento28@yahoo.com.br¹

Marcio Aurélio Silva, marcioaureliosilva10@gmail.com¹

Fran Sérgio Lobato, fslobato@feq.ufu.br²

Marcos Antonio de Souza Barrozo, barrozomasbarrozo@ufu.br²

Alisson Rocha Machado, alissonm@mecanica.ufu.br¹

¹Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Uberlândia

²Faculdade de Engenharia Química, Universidade Federal de Uberlândia

^{1,2}Universidade Federal de Uberlândia, Av. João Naves de Ávila, 2121, Campus Santa Mônica, P.O. Box 593, 38400-902, Uberlândia-MG, Brasil.

Resumo: A usinabilidade de materiais é fortemente dependente das suas propriedades mecânicas e pode ser medida através de vários parâmetros, dentre os quais pode-se citar a vida útil da ferramenta, as forças de usinagem, a temperatura de corte, a rugosidade superficial, entre outros. Em usinagem, a relação entre a espessura do cavaco (ou o grau de recalque) e as dimensões da zona de fluxo do cavaco são variáveis importantes e que devem ser consideradas no processo. Neste contexto, o principal objetivo deste trabalho é determinar estas variáveis de saída do processo de corte (grau de recalque e espessura da zona de fluxo) em relação às propriedades mecânicas (dureza, resistência à tração, alongamento) de ligas de alumínio, bem como às condições de corte (velocidade de corte, avanço e profundidade de corte) através da otimização multiobjetivo. Busca-se a minimização do grau de recalque e da espessura da zona de fluxo, levantados via emprego de técnicas de metamodelagem. Os resultados obtidos indicam que as condições de corte e as propriedades mecânicas das ligas analisadas influenciam significativamente nos parâmetros de saída e que a determinação da curva de Pareto constitui uma forma interessante de tratamento deste problema.

Palavras-chave: Propriedades Mecânica, Usinagem, Otimização Multiobjetivo, Metamodelagem.

1. INTRODUÇÃO

O alumínio é o terceiro metal mais abundante na crosta terrestre e apresenta-se em sua forma natural combinado com oxigênio e outros elementos, além de possuir alta ductilidade a temperatura ambiente, relativa facilidade para ser usinado e temperatura de fusão em torno de 659°C (Budd, 1999). Desde o início de sua produção, por volta de 1886, através do método Hall-Heroult de redução eletrolítica, sua produção passou de pouco mais de 45000 toneladas para mais de 39 milhões de toneladas nos dias atuais (ABAL, 2013). Na prática, a usinagem de alumínio não apresenta maiores preocupações, excetuando-se algumas ligas heterogêneas, como a de alumínio-silício e outras mais dúcteis (Demir e Gündüz, 2008). Assim, a grande maioria das ligas de alumínio é considerada de alta usinabilidade, se comparadas com a maioria dos metais de engenharia, pois possuem menores resistências, dureza e ponto de fusão, o que facilita o seu corte. Por outro lado, uma das poucas características desfavoráveis de tais ligas é a ductilidade, promovendo grandes comprimentos de contato cavaco-ferramenta, forças de usinagem elevadas e cavacos difíceis de serem controlados (Weingaertner, 1991).

A análise de problemas com múltiplas respostas tem atraído a atenção de inúmeros pesquisadores nos últimos anos devido a sua aplicação em áreas distintas da ciência e da engenharia. Tradicionalmente, este problema tem sido abordado através de metodologias que consistem na agregação das respostas, isto é, transforma-se o problema multi-respostas em um similar com uma única função. Dentre estas, pode-se citar a Função Utilidade Global (*Total Desirability Function, D*) proposta por Derringer e Suich (1980). Todavia, apesar de prático, tal procedimento deixa de considerar o problema original multi-objetivo, sendo altamente dependente da escolha dos parâmetros utilizados para a agregação dos objetivos.

Diante do que foi apresentado, este trabalho tem como principal objetivo determinar experimentalmente as correlações existentes entre algumas variáveis de saída do processo de torneamento cilíndrico (grau de recalque e

dimensões da zona de fluxo) e as propriedades mecânicas de ligas de alumínio e as condições de corte, através de técnicas de meta-modelagem, além de minimizar estas variáveis de saída através do algoritmo *Multi-objective Optimization Differential Evolution* (MODE). Para essa finalidade são estudadas as seguintes ligas: 3030 O, 6351 T4, 6262 T4, 7075 T73 e 7075 T6. Este trabalho está organizado como segue: A seção 2 apresenta a descrição do processo físico. Já as seções 3 e 4 apresentam a descrição do algoritmo de Evolução Diferencial, bem com a sua extensão para o contexto multi-objetivo, respectivamente. A Seção 5 apresenta a metodologia proposta neste trabalho. Os resultados e discussões são apresentados na seção 6. Finalmente, as conclusões são apresentadas na última seção.

2. PROCESSO FÍSICO

2.1. Processo de Torneamento

O processo torneamento é um processo mecânico de usinagem que combina dois movimentos, o avanço da ferramenta e a rotação da peça, podendo ser classificado como torneamento de desbaste e torneamento de acabamento. A Figura 1 mostra as direções dos movimentos envolvidos no corte no torneamento.

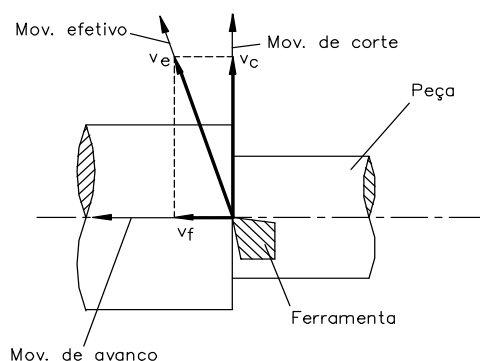


Figura 1. Direção dos movimentos de corte, avanço e efetivo no torneamento (Norma ABNT NBR 6162/1989).

2.2. Processo de Formação do Cavaco

O material removido da superfície da peça durante a usinagem é denominado cavaco, sendo o subproduto final presentes em todos os processos, e pode variar (em tipo, forma e extensão) para cada operação de usinagem ou mesmo em uma única operação como o torneamento. O cavaco é caracterizado por certas irregularidades, sendo que a sua formação é basicamente influenciada pela geometria da ferramenta (ângulo de saída, ângulo de posição, ângulo de inclinação da aresta e raio de ponta da ferramenta), material da peça (limite de escoamento, tenacidade e ductilidade), fluido de corte (tipo e método de aplicação), material da ferramenta (dureza, resistência ao desgaste e tenacidade), condições de corte (avanço, profundidade de corte e velocidade de corte), quebra-cavaco (postição ou integral) e máquina-ferramenta (características estática e dinâmica) (Ferraresi, 1977).

2.3. Grau de Recalque

O grau de recalque do cavaco (R_c) é a razão entre a espessura do cavaco (h') e a espessura de corte (h) (ver Eq. (1)). No corte ortogonal ele é uma medida da quantidade de deformação sofrida pelo cavaco e pode ser usado, entre outras coisas, para calcular o ângulo de cisalhamento e a velocidade de saída do cavaco. O ângulo de cisalhamento ϕ , formado entre o plano de cisalhamento e a direção de corte, são dependentes das condições de corte empregadas, do material da peça e da ferramenta de corte dentre outros, sendo utilizados como indicativos da quantidade de deformação. Um grau de recalque elevado, que corresponde a um pequeno ângulo de cisalhamento, significa grande quantidade de deformação e baixa velocidade de saída do cavaco (Micheletti, 1980). A Equação (2) apresenta a relação entre a espessura de corte (espessura de material a ser removida, segundo a direção perpendicular de corte) e o ângulo de posição da ferramenta (κ_r).

$$R_c = h'/h \quad (1)$$

$$h = f \sin(\kappa_r) \quad (2)$$

2.3. Zona de Fluxo

Em usinagem, principalmente quando empregando elevadas velocidades de corte e avanços, o movimento do cavaco na interface ocorre pela deformação do material numa camada adjacente à face da ferramenta de corte. O comportamento do material, neste caso, é mais comparável a um fluido extremamente viscoso do que a um sólido, daí o

termo “zona de fluxo” (Trent, 1988). Na Figura 2 é mostrada de forma esquemática a presença da zona de fluxo na interface.

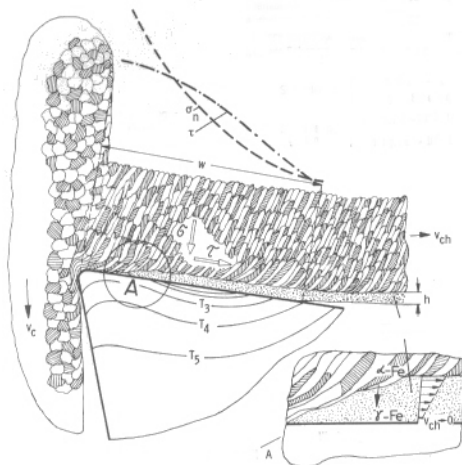


Figura 2. Zona de fluxo na interface (Konig e Klocke, 1997).

3. OTIMIZAÇÃO MULTI-OBJETIVO

Matematicamente, o Problema de Otimização Multi-objetivo (POMO) é formulado como um vetor de funções objetivo $f(\mathbf{x}) = [f_1(\mathbf{x}) \ f_2(\mathbf{x}) \ \dots \ f_m(\mathbf{x})]$ sujeito a um vetor de variáveis de projeto $\mathbf{x} = [x_1; x_2 \ \dots \ x_n]$, onde m é o número de objetivos, e n é o número de parâmetros. De acordo com o ótimo de Pareto, problemas multi-objetivos tem um conjunto de soluções de “compromisso”, onde uma solução pode ser melhor com relação a um objetivo f_1 mas pior em relação ao objetivo f_2 e vice versa.

A resolução deste problema, diferentemente do que acontece com o problema com um único objetivo, é baseada na extensão do conceito de ótimo. A ideia base deste conceito foi proposta inicialmente por Edgeworth (1881), sendo generalizada mais tarde por Pareto (1896). O ótimo de Edgeworth-Pareto, ou simplesmente ótimo de Pareto, como é mais conhecido, é baseado na convicção intuitiva de que um ponto x é tomado como ótimo se nenhum critério utilizado pode melhorar a solução sem piorar pelo menos um dos outros critérios. Essa definição é uma das bases fundamentais de quaisquer algoritmos propostos para a resolução do POMO. É importante ter em mente quando lidamos com POMO que a sua solução é formada por um conjunto de pontos, diferentemente do que acontece no caso da otimização com um único objetivo, formando a denominada Curva ou Fronteira de Pareto (CP) (Deb, 2001).

A literatura especializada apresenta vários métodos de otimização multi-objetivos (Deb, 2001; Lobato, 2008). A grande maioria destes apresenta como fundamentação conceitual os algoritmos bio-inspirados na natureza, isto é, algoritmos que procuram imitar o comportamento da natureza para o desenvolvimento de métodos de otimização. O aumento da popularidade dos algoritmos multi-objetivos baseados em métodos bio-inspirados se deve a sua concepção simples, por serem de fácil uso e de fácil implementação e por serem capazes de obter a CP em uma simples execução. Essas características têm feito com que estes métodos se tornem bastante atrativos para a resolução de problemas reais de otimização (Deb, 2001; Lobato, 2008; Lobato *et al.*, 2009ab).

3.1. Evolução Diferencial (ED)

O algoritmo Evolução Diferencial, proposto por Storn e Price (1995), é uma versão melhorada dos atuais algoritmos genéticos para a resolução de problemas de otimização (Babu *et al.*, 2005). Ainda segundo estes autores, ED é uma poderosa técnica baseada em população e que faz uso de codificação real para a representação das variáveis de projeto.

A principal ideia por trás desta técnica heurística é o esquema proposto para atualização do vetor de variáveis de projeto que constitui uma população de candidatos em potencial. Basicamente, a diferença ponderada entre dois indivíduos da população é adicionada a um terceiro indivíduo. O indivíduo gerado através deste esquema é avaliado pela função objetivo e pode inclusive substituir indivíduos mal sucedidos nas gerações seguintes. Desta forma, nenhuma distribuição de probabilidade em separado deve ser usada, o que torna este esquema completamente auto-ajustável.

Os parâmetros de controle no algoritmo de ED são: N o tamanho da população, CR a probabilidade de cruzamento, e D a taxa de perturbação. O algoritmo de ED canônico é apresentado a seguir (Storn *et al.*, 2005).

Evolução Diferencial

```

Inicializar e avaliar a população  $P$ 
enquanto nenhum critério de parada for satisfeito faça {
  para ( $i = 0$  ;  $i < N$  ;  $i++$ ) {
    Criar um candidato  $C[i]$ 
    Avaliar  $C[i]$ 
  }
}
```

```

Se ( $C[i]$  é melhor que  $P[i]$ )
     $P'[i] = C[i]$ 
senão
     $P'[i] = P[i]$ 
 $P = P'$ 

```

onde N é o tamanho da população, P é a população da geração (iteração) corrente, e P' é a população da próxima geração. A rotina **Criar um candidato** $C[i]$ é descrita a seguir.

Criar um candidato $C[i]$

```

Randomicamente selecione os pais  $P[i_1]$ ,  $P[i_2]$ , e  $P[i_3]$  onde  $i$ ,  $i_1$ ,  $i_2$ , e  $i_3$  são diferentes.
Crie inicialmente o candidato  $C_1[i] = P[i_1] + D \times (P[i_2] - P[i_3])$ .
Crie o candidato final  $C[i]$  pelo cruzamento dos genes de  $P[i]$  e  $C_1[i]$  como mostrado a seguir:
para ( $j = 0 ; j < N ; j++$ ) {
    se ( $r < CR$ )
         $C[i][j] = C_1[i][j]$ 
    senão
         $C[i][j] = P[i][j]$ 
}

```

$C[i]$ é a solução candidato com índice de população i , $C[i][j]$ é a j -th entrada no vetor de solução de $C[i]$, r é um número randômico entre 0 e 1.

Na literatura podem ser encontradas várias aplicações do algoritmo de ED, dentre as quais destacam-se a estimação de parâmetros cinéticos no processo de fermentação batelada (Wang *et al.*, 2001), o controle ótimo multi-objetivo de um fermentador batelada alimentada (Lobato *et al.*, 2007), o projeto de sistemas de engenharia (Lobato e Steffen Jr, 2007), o problema inverso de transferência de calor por radiação (Lobato *et al.*, 2008; 2009ab), a estimação da difusividade térmica na secagem de frutas (Mariani *et al.*, 2008), a estimação de parâmetros térmicos em um secador rotativo (Arruda *et al.*, 2008), a minimização da energia livre de Gibbs em sistemas reais (2009b), dentre outra (Storn *et al.*, 2005).

4. MULTI-OBJECTIVE OPTIMIZATION DIFFERENTIAL EVOLUTION (MODE)

O algoritmo empregado neste trabalho para resolver o POMO é o *Multi-objective Optimization Differential Evolution* (MODE) proposto por Lobato (2008). Basicamente, este apresenta como base fundamental o algoritmo de ED associado aos seguintes operadores: ordenamento por *rank*, truncamento das soluções não dominadas e exploração das vizinhanças de candidatos em potencial.

Resumidamente, o algoritmo MODE apresenta a seguinte estruturação: inicialmente, uma população com N indivíduos é gerada randomicamente. Selecionam-se, randomicamente, três pais (um para ser o genitor principal e outros dois para serem os genitores secundários). Um filho (candidato a solução) é gerado a partir destes três pais através do operador de ED descrito anteriormente. Este processo continua até que uma nova população com N filhos (candidatos) seja gerada. Esta nova população é agrupada com a população antiga, formando assim a população P_l de tamanho $2N$. P_l é então classificada segundo o critério de dominância, formando a população P_l^* , com N indivíduos. Este critério consiste na organização dos indivíduos da população em fronteiras que refletem sua importância no processo evolutivo da seguinte maneira: inicialmente, através do critério de dominância, a população é classificada e tomada como *Rank* 1. Esses indivíduos de *Rank* 1 são retirados da população. A população restante é novamente classificada segundo esse critério de dominância, sendo que essa população assume *Rank* 2. Esses indivíduos são retirados da população atual e novamente é realizada a classificação dos indivíduos que restaram. Tal procedimento é repetido até que todos os indivíduos da população sejam classificados.

Classificada a população, apenas os N “melhores” indivíduos são considerados para a geração dos vizinhos segundo a relação abaixo (Hu *et al.*, 2006):

$$\chi(x) = [x - D_k(x)/2, x + D_k(x)/2] \quad (3)$$

onde

$$D_k(g) = \frac{k}{R} [x^U - x^L] \quad (4)$$

$D_k(g)$ é um vetor que depende da geração corrente g , R é o número de pseudo-curvas definidas pelo usuário e x^U e x^L são os limites máximos e mínimos de cada variável de projeto x . O número de indivíduos em cada pseudo-curva (n_k) é dado por (Hu *et al.*, 2006):

$$n_k = rn_{k-1} \quad (5)$$

onde r é a taxa de redução. Segundo Hu *et al.* (2006), uma população com N indivíduos, n_k pode ser calculado como:

$$n_k = N \frac{1-r}{1-r^R} r^{k-1} \quad (6)$$

Se $r < 1$, o número de indivíduos na primeira pseudo-curva é alto e cada pseudo-curva tem um número de soluções exponencialmente reduzidas, enfatizando assim a busca local. Por outro lado, se $r > 1$, o número de soluções na última pseudo-curva é alto, enfatizando a busca global.

A Figura 3 apresenta a relação entre pseudo-curvas (PC) e a estratégia de ordenamento por Rank. Nesta figura é possível observar que candidatos com ranks diferentes podem fazer parte da mesma pseudo-curva, fazendo com que exista uma maior diversidade, evitando assim uma possível pressão no processo de seleção que pode ocorrer em qualquer procedimento evolutivo (Babu *et al.*, 2005).

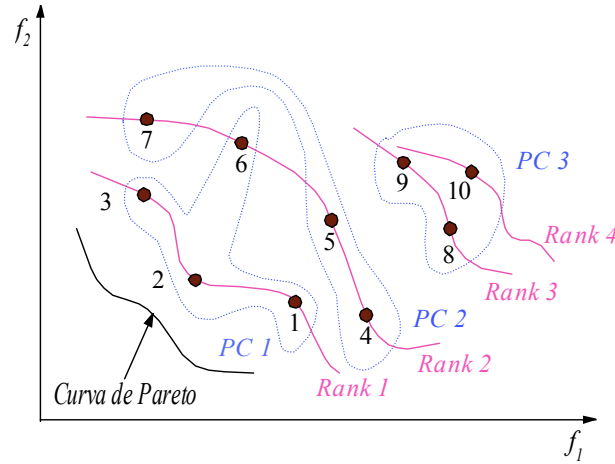


Figura 3. Pseudo-curvas e mecanismo de ordenamento por ranking.

De posse dos vizinhos gerados pelo procedimento descrito anteriormente, estes por sua vez são classificados de acordo com o critério de dominância e somente os vizinhos não-dominados (P_2) serão adicionados à população P_1^* para formar a população P_3 (população da próxima geração). P_3 é classificada de acordo com o critério de dominância. A população P_3 , de tamanho maior de N , é truncada de acordo com o operador *Crowding Distance* (Deb, 2001). Este operador é responsável pela eliminação das soluções que estão muito próximas, já que é interessante que se tenha uma CP bem distribuída no domínio dos objetivos.

O processo continua até que um determinado critério de parada seja satisfeito. Mais detalhes sobre o desenvolvimento do algoritmo descrito pode ser encontrado em Lobato (2008).

5. METODOLOGIA

Para gerar os meta-modelos será empregada a Técnica de Superfície de Respostas. Segundo Montgomery (2000), esta técnica é uma coleção de ferramentas matemáticas e estatísticas usadas em pesquisa, com a finalidade de determinar as melhores condições e dar maior conhecimento sobre a natureza de certos fenômenos. É composta por planejamentos e análise de experimentos que procura relacionar respostas com níveis de fatores quantitativos que afetam as respostas (Box e Hunter, 1978).

$$Y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{i,j} x_i^2 + \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j>1}^k \beta_{i,j} x_i x_j \quad (7)$$

onde Y é a variável independente (resposta), x_i é o vetor de variáveis independentes e β_j é o vetor de parâmetros a serem determinados.

Neste contexto, a metodologia proposta neste trabalho consiste na determinação da Curva de Pareto considerando como objetivos a minimização do grau de recalque e da espessura da zona de fluxo. Para essa finalidade, alguns pontos devem ser abordados a seguir.

Para gerar os modelos utilizou-se um planejamento composto central (PCC) com quatro réplicas no centro, cujos valores das variáveis de entrada são apresentados na Tab. (1).

Tabela 1. Variáveis de entrada para montagem do PCC.

Variáveis	Níveis de codificação				
	-1,41	-1	0	+1	+1,41
v_c , m/min (x_1)	124	170	280	390	435
a_p , mm (x_2)	0,59	1,00	2,00	3,00	3,41
f , mm/rev (x_3)	0,10	0,14	0,23	0,32	0,36

Nesta tabela, v_c é velocidade de corte, f é o avanço, e a_p é a profundidade de corte. Este planejamento prevê um conjunto de ensaios com o objetivo de determinar a influência de diversas variáveis no comportamento de um dado sistema ou processo (Box, 1978). Por exemplo, determinar quais variáveis são mais influentes nos resultados; atribuir valores às variáveis influentes de modo a otimizar os resultados, minimizar a variabilidade destes e minimizar a influência de variáveis inconstruíveis.

A usinagem das ligas de alumínio foram realizadas em um torno CNC (Romi – Multiplic 35D) (1), com potência de motor principal de 11 kW e rotação com variação contínua de 3 a 3.000 rpm.

As ferramentas utilizadas nos testes foram insertos de metal duro, composto por WC-Co (Mitsubishi: TCGT16T308-AZ HTi10) montadas em um suporte também fabricado pela Mitsubishi (ISO: STGCR2020K16Z). O conjunto montado ferramenta-suporte, gerou a seguinte geometria: α (ângulo de folga) = 10° ; γ (ângulo de saída) = 15° e κ_r (ângulo de posição) = 90° .

A Tabela (2) apresenta as principais propriedades medidas em cada uma das ligas de alumínio utilizadas.

Tabela 2. Valores médios das propriedades mecânicas das ligas de alumínio.

Propriedades	3030 O	6262 T4	6351 T4	7075 T73	7075 T6
Dureza (D) (x_4)	38 HV	74 HV	93 HV	132 HV	161 HV
Níveis codificados (D) (x_4)	-1,44	-0,59	-0,17	0,74	1,42
Limite de resistência σ_R^* (x_5)	121 MPa	270 MPa	300 MPa	470 MPa	571 MPa
Níveis codificados σ_R (x_5)	-1,44	-0,50	-0,31	0,75	1,44
Estricção (Z)* (x_6)	66%	53%	45%	22%	15%
Níveis codificados (Z) (x_6)	1,44	0,72	0,44	-1	-1,38

*Ensaio de tração: amostra com diâmetro útil igual a \varnothing 5 mm a temperatura ambiente de 25°C .

5.1. Medição do Grau de Recalque

Após a realização dos testes de torneamento, os cavacos foram coletados para medição de suas espessuras (h'), com um micrômetro com 0,001mm de resolução. A espessura de cada cavaco coletado em um teste foi medida 5 vezes, cujas médias garantiram uma melhor confiabilidade nos resultados. Com estes valores obteve-se o grau de recalque dado pela Eq. (1).

5.2. Medição da Zona de Fluxo

Na zona de fluxo ocorre deformação em níveis tão altos que não é possível observar a presença de segunda fase do material, contornos de grão ou outros detalhes metalográficos. Ao mesmo tempo, o limite superior da zona de fluxo não é bem definido, o que poderá promover erros subjetivos de medições. Portanto, a fim de quantificar a dimensão da zona de fluxo foi adotado um critério específico, tomando como referência as linhas de deformação dos contornos de grãos. A partir do momento que estes contornos são identificados, significa que a zona de fluxo não está mais presente. A partir do momento em que for possível identificar estas linhas de deformação, esse ponto será adotado como o final da zona de fluxo, conforme ilustrado na Fig. 4.

**Figura 4 – Exemplo de medição da zona de fluxo em um cavaco.**

6. RESULTADOS

6.1. Determinação dos Meta-Modelos

A Tabela 3 mostra os resultados obtidos para o grau de recalque utilizados para gerar os meta-modelos analisados neste trabalho.

Tabela 3. Resultados encontrados para o Grau de Recalque.

Nº	v_c (m/min)	a_p (mm)	f (mm/rot)	3039 0	6262 T4	6365 T6	7075 T73	7075 T6
1	170	1,00	0,14	5,40	3,80	2,95	2,70	2,50
2	170	1,00	0,32	4,84	2,80	2,44	1,90	2,10
3	170	3,00	0,14	4,62	3,00	2,67	2,14	2,20
4	170	3,00	0,32	4,40	2,47	2,32	1,66	1,67
5	390	1,00	0,14	4,91	3,20	2,45	2,50	2,30
6	390	1,00	0,32	4,34	2,50	2,30	1,60	1,70
7	390	3,00	0,14	4,30	2,70	2,50	1,70	1,80
8	390	3,00	0,32	3,50	2,30	2,10	1,55	1,60
9	124	2,00	0,23	4,60	3,40	2,70	2,24	2,20
10	435	2,00	0,23	3,30	2,20	2,10	1,79	1,65
11	280	0,59	0,23	4,00	3,20	2,60	2,06	2,06
12	280	3,41	0,23	3,40	2,30	2,10	1,43	1,60
13	280	2,00	0,10	4,80	3,40	2,80	2,10	2,40
14	280	2,00	0,36	3,20	2,40	2,00	1,68	1,70
15	280	2,00	0,23	3,60	2,70	2,40	1,83	1,77
16	280	2,00	0,23	3,50	2,80	2,40	1,90	1,80
17	280	2,00	0,23	3,60	2,77	2,30	1,88	1,85
18	280	2,00	0,23	3,70	2,67	2,30	1,83	1,85

Os coeficientes do meta-modelo foram obtidos com a utilização do *software Statistica*®7.0. A Tabela 4 apresenta os coeficientes significativos, ou seja, aqueles com níveis de significância menor que 5%.

Tabela 4. Coeficientes do modelo de regressão do grau de recalque com níveis de significância menor que 5%.

Coeficientes de Regressão: $R^2 = 0,92323907$		
Intercepto	Coeficientes	p-level
x_1	2,22	$< 10^{-5}$
x_2	-0,15	$< 10^{-4}$
x_3	-0,19	$< 10^{-3}$
x_4	-0,30	$< 10^{-4}$
x_2x_3	-0,67	$< 10^{-6}$
x_2x_4	0,09	$< 3 \times 10^{-4}$
x_2x_5	0,67	$< 10^{-3}$
x_3x_6	-0,68	$< 10^{-5}$
x_3^2	-0,06	$< 10^{-2}$
x_4^2	0,09	$< 10^{-4}$

A Tabela 5 mostra os resultados obtidos para as dimensões da zona fluxo utilizados para gerar os meta-modelos analisados neste trabalho.

Tabela 5. Resultados encontrados para as dimensões da zona de fluxo em μm .

Nº	v_c (m/min)	a_p (mm)	f (mm/rot)	3039 0	6262 T4	6365 T6	2011 T4	7075 T73
1	170	1,00	0,14	24,53	20,35	18,46	17,35	15,58
2	170	1,00	0,32	34,38	29,48	26,58	26,37	24,37
3	170	3,00	0,14	28,32	23,56	22,35	23,45	22,75
4	170	3,00	0,32	35,43	32,45	26,44	27,53	26,53
5	390	1,00	0,14	26,42	24,56	20,35	19,43	17,65
6	390	1,00	0,32	30,32	26,33	23,25	21,34	18,54
7	390	3,00	0,14	20,21	17,67	17,67	18,34	16,54
8	390	3,00	0,32	28,42	23,45	24,32	23,42	19,52
9	124	2,00	0,23	22,51	17,52	19,52	17,44	15,54
10	435	2,00	0,23	25,54	22,31	16,22	14,33	12,32
11	280	0,59	0,23	20,41	17,42	15,38	15,47	14,67
12	280	3,41	0,23	22,32	19,25	17,95	17,88	16,75
13	280	2,00	0,10	19,43	17,35	15,25	14,32	13,42
14	280	2,00	0,36	25,28	21,52	19,35	18,62	17,52
15	280	2,00	0,23	19,51	16,33	14,95	15,32	13,72
16	280	2,00	0,23	19,12	15,94	14,94	14,98	12,88
17	280	2,00	0,23	18,96	15,45	15,81	15,21	13,32
18	280	2,00	0,23	18,78	16,25	15,76	15,44	13,23

Os coeficientes do meta-modelo para as dimensões da zona de fluxo foram obtidos com a utilização do *software Statistica*®7.0. A Tabela 6 apresenta os coeficientes significativos, ou seja, aqueles com níveis de significância menor que 5%.

Tabela 6. Coeficientes do modelo de regressão de R_c com níveis de significância menor que 5%.

Coeficientes de Regressão: $R^2 = 0,92323907$		
Intercepto	Coeficientes	p-level
x_1	14,88	$< 10^{-6}$
x_2	-1,42	$< 10^{-6}$
x_6	2,18	$< 10^{-6}$
x_1x_6	2,45	$< 10^{-6}$
x_2x_4	-1,52	$< 10^{-6}$
x_1^2	0,99	$< 2 \times 10^{-5}$
x_2^2	2,35	$< 10^{-6}$
x_3^2	2,06	$< 10^{-6}$
x_4^2	1,68	$< 10^{-6}$
x_6^2	5,87	$< 10^{-6}$

6.2. Otimização Multi-objetivo

A partir da determinação dos meta-modelos referentes ao grau de recalque e as dimensões da zona de fluxo, deseja-se determinar o valor das variáveis x_i ($i=1, \dots, 6$) de modo a minimizá-los. Para essa finalidade será utilizado o algoritmo MODE considerando os seguintes parâmetros (Lobato, 2008): 100 indivíduos na população; 250 gerações; probabilidade de cruzamento e taxa de perturbação iguais a 0,8; taxa de redução igual a 0,9 e número de pseudo-curvas igual a 10. A Figura 5 apresenta a Curva de Pareto obtida com a aplicação do MODE. A Tabela 7 apresenta alguns pontos da Curva de Pareto obtida (ver Fig. 3).

Tabela 7. Alguns pontos da Curva de Pareto.

Ponto	x_1 (m/min) v_c	x_2 (mm) a_p	x_3 (mm/rev) f	x_4 (HV) Dureza	x_5 (MPa) σ_R	x_6 (%) Estricção	f_1 (R_c)	f_2 (DF) (μm)
A	272,00	0,74	0,16	134	321	25	1.93E-5	4,81
B	356,00	1,667	0,20	110	498	25	2,09	5,91E-4
C	272,00	1,03	0,21	104	321	25	1,09	1,07

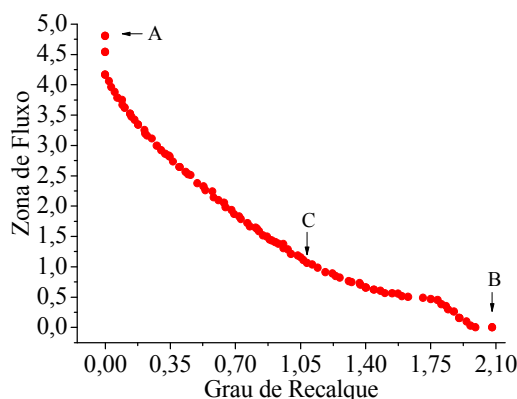


Figura 5 – Curva de Pareto.

Na tabela 7 observa-se que uma mudança nos valores das propriedades mecânicas (dureza, resistência à tração, alongamento) das ligas de alumínio, bem como às condições de corte (velocidade de corte, avanço e profundidade de corte) proporcionam uma variação na espessura do cavaco R_c (ou o grau de recalque) e nas dimensões da zona de fluxo DF.

7. CONCLUSÕES

Este trabalho teve por objetivo determinar a Curva de Pareto em um processo de usinagem de ligas de alumínio através do algoritmo MODE (*Multi-objective Optimization Differential Evolution*) associado a técnicas de meta-modelagem. Neste contexto, foi empregado o enfoque multi-objetivo para a minimização do grau de recalque e da espessura da zona de fluxo do cavaco. Os resultados obtidos com a aplicação do algoritmo MODE demonstram que as reduções do grau de recalque e dimensões da zona de fluxo acompanham o aumento da dureza. Em termos do custo computacional, verifica-se que o estudo de caso apresentado requer menos de um minuto para a execução do algoritmo MODE, considerando um microcomputador Intel Core i5 (3GB de RAM).

8. AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem a FAPEMIG ao CNPq pelo suporte financeiro.

REFERÊNCIAS

- ABAL. Associação Brasileira do Alumínio, Anuário Estatístico 2012. São Paulo, 2013.
- ABNT (Associação Brasileira de Normas Técnicas). NBR 6162- Movimentos e relações geométricas na usinagem dos metais - Rio de Janeiro, 1989.
- Arruda, E. B., Lobato, F. S., Barrozo, M. A. S., Steffen Jr, V., 2008. Estimation of drying parameters in rotary dryers using differential evolution. *6th International Conference on Inverse Problems in Engineering: Theory and Practice* – ICIPE, Dourdan-França.
- Babu, B. V.; Chakole, P. G.; Mubben, J. H. S., 2005. Multiobjective differential evolution (mode) for optimization of adiabatic styrene reactor. *Chemical Engineering Science*, v. 60, p. 4822-4837.
- Budd, G., 1999. *Resources and Production of Aluminium*, Birmingham: European Aluminium Association.
- Demir, H.; gündüz, S. The effects of aging on machinability of 6061 aluminium alloy, *Journal Materials and Design*. v. 30, n. 5, may 2009, pp. 1480-1483.
- Derringer, G., Suich, R., 1980. Simultaneous Optimization of Several Response Variables. *Journal of Quality Technology*, 12 (4), 214-219.
- Ferraresi, D., 1977. *Fundamentos da usinagem dos metais*, Editora Edgar Dblücherl tda, São Paulo, 751 p.
- Edgeworth, F. Y., 1881. *Mathematical physics*. First Edition. London, England, P. Keagan.
- Deb, K., 2001. *Multi-objective Optimization using Evolutionary Algorithms*. First edition. New York, John Wiley and Sons.
- Hu, X., Coello Coello, C. A., Huang, Z., 2006. A new multi-objective evolutionary algorithm: neighborhood exploring evolution strategy, <http://www.lania.mx/~ccoello/EMOO>, Accessed in 15/07/2014.
- Klock, F., König, W., 2007. *Fertigungsverfahren 3: Abtragen, Generieren Lasermaterialbearbeitung*, VDI-Buch, Springer-Verlag, Berlin, 389p.
- Lobato, F. S., 2008. *Otimização Multi-objetivo para o Projeto de Sistemas de Engenharia*. Tese de Doutorado, Universidade Federal de Uberlândia.
- Lobato, F. S., Steffen Jr, V., 2007. Engineering system design with multi-objective differential evolution, *In Proceedings in 19th International Congress of Mechanical Engineering – COBEM*.

- Lobato, F. S., Murata, V. V., Oliveira-Lopes, L. C., Steffen Jr, V., 2007. Solution of multi-objective optimal control problems with Index fluctuation using differential evolution. *6th Brazilian Conference on Dynamics, Control and Their Applications* – DINCON, São José do Rio Preto-Brasil.
- Lobato, F. S., Silva Neto, A. J., Steffen Jr., V., 2009a. Adaptive differential evolution based on the concept of population diversity applied to simultaneous estimation of radiation phase function, albedo and optical thickness. *20th International Congress of Mechanical Engineering* - COBEM, Gramado-RS.
- Lobato, F. S., Figueira, C. E. Soares, R. R., Steffen Jr., V., 2009b. A comparative study of Gibbs free energy minimization in real systems using heuristic methods. *10th International Symposium on Process Systems Engineering* - PSE'09, Salvador – Ba, August, 16-20.
- Mariani, V. C., Lima, A. G. B., Coelho, L. S., 2008. Apparent thermal diffusivity estimation of the banana during drying using inverse method, *Journal of Food Engineering*, 85, 569-579.
- Pareto, V., 1896. *Cours d'économie politique*. First edition. França: Vol I and II, F. Rouge, Lausanne.
- Storn, R., Price, K., 1995. Differential evolution: a simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces. *International Computer Science Institute*, vol. 12, pp. 1-16.
- Storn, R., Price, K., Lampinen, J. A., 2005. *Differential Evolution - A Practical Approach to Global Optimization*. Springer - Natural Computing Series.
- Trent, E. M., 1988. *Metal Cutting and the Tribology of Seizure: II-Movement of Work Material Over the Tool in Metal Cutting*, Wear, vol. 128, pp.47-64.
- Wang, F. S., Su, T. L., Jang, H. J., 2001. Hybrid differential evolution for problems of kinetic parameter estimation and dynamic optimization of an ethanol fermentation process. *Industry Engineering Chemical Research*, vol. 40, pp. 2876-2885.
- Weingaertner, W. L., Schroeter, R. B., 1991. *Tecnologia de usinagem do alumínio e suas ligas: tornear, fresar, furar e serrar*. 2ª ed. São Paulo: Alcan Alumino do Brasil, 79p.

RESPONSABILIDADE AUTORAL

Os autores são os únicos responsáveis pelo conteúdo deste trabalho.

CHIP THICKNESS RATIO AND ZONE DIMENSIONS OF ALUMINUM ALLOYS ON MACHINABILITY – MULTI-OBJECTIVE OPTIMIZATION AND META-MODELLING TECHNIQUES

Abstract. *The machinability of materials is strongly dependent on mechanical properties and can be measured by several parameters, such as tool life, machining forces, the cutting temperature, surface roughness, among others. In machining, the relationship between the chip thickness and flow area size of chip are important variables that must be considered in the process. In this context, the main objective of this work is to determine the mechanical properties (hardness, tensile strength, elongation) of aluminum alloys as well the cutting conditions (cutting speed, feed and depth of cut) through the multi-objective optimization. For this purpose the following objectives are considered: minimizing the repression degree and minimizing the flow zone size, using meta-modeling techniques. Preliminary results indicate that the cutting conditions and the mechanical properties analyzed influence significantly the output and determine the Pareto' Curve is an interesting way of treating this problem.*

Keywords: *Mechanical Properties, Machining, Multi-objective optimization, Meta-modeling.*