

ERRO QUADRÁTICO MÉDIO MULTIVARIADO PONDERADO NA OTIMIZAÇÃO DE MÚLTIPLAS RESPOSTAS

Emerson Jose de Paiva (UNIFEI)
emersonjpaiva@gmail.com

Joao Roberto Ferreira (UNIFEI)
jorofe@unifei.edu.br

Pedro Paulo Balestrassi (UNIFEI)
ppbalestrassi@gmail.com

Anderson Paulo de Paiva (UNIFEI)
andersonppaiva@yahoo.com.br



A otimização de parâmetros de manufatura tem sido alvo de diversas pesquisas devido à sua crescente aplicação na indústria moderna. O grande número de variáveis, a possível estrutura de variância-covariância existente entre elas e a influência que uma pode exercer sobre as demais, contribuem para aumentar sua complexidade. Neste trabalho, apresenta-se uma abordagem para otimização multivariada, baseada no conceito do Erro Quadrático Médio Multivariado, desenvolvido a partir de uma combinação entre a Análise de Componentes Principais e a Metodologia de Superfície de Respostas. Sobre a abordagem original, se propõe uma forma de ponderação das respostas vida da ferramenta e taxa de remoção de material, para o torneamento do aço ABNT 52100 endurecido. A proposta é aplicada sobre resultados experimentais pré-existentes, cujas variáveis de entrada foram velocidade de corte, avanço e profundidade de corte. Os resultados teóricos apontam para a boa adequação da proposta.

Palavras-chaves: Otimização multivariada; múltiplas respostas ponderadas; Erro Quadrático Médio Multivariado.

1. Introdução

A usinagem de aços endurecidos – designação atribuída ao processo de usinagem para materiais com dureza superior aos 45 HRC – vem sendo bastante utilizado ao longo dos últimos anos, devido ao crescente aumento da demanda de componentes mecânicos de elevada resistência ao desgaste, à necessidade de redução dos custos de fabricação e à redução dos impactos ambientais.

Devido à constante evolução dos materiais para ferramentas, aliados ao surgimento de máquinas ferramentas mais rígidas e precisas é possível obter a partir de processos de torneamento, peças com rugosidades da ordem de 0,2 a 0,3 μm (SALES, 2004), utilizando-se para isto, tornos CNC de alta precisão, parâmetros otimizados de corte e geometrias especiais de ferramentas.

A substituição do processo de retificação pelo torneamento possibilita o trabalho sem utilização de fluidos lubri-refrigerantes, a eliminação de etapas de fabricação, maior produtividade, baixo consumo de energia, máquinas-ferramenta de menor custo, a fabricação de peças de geometrias complexas e a realização de várias operações numa mesma fixação, o que garante as características geométricas da peça e reduz o tempo de usinagem (HASHIMOTO *et al.*, 2009; KLOCKE *et al.*, 2005). Porém, sem o correto *setup* dos parâmetros definidos através de métodos de otimização, dificilmente os benefícios proporcionados pelas novas tecnologias de fabricação, ferramentas e materiais poderiam ser usufruídos (PAIVA *et al.*, 2012).

Considerando que todo processo pode ser entendido como uma relação entre variáveis de entrada (x) e as variáveis de saída (Y), é razoável se admitir que a melhoria da qualidade só possa ser atingida com a definição do melhor conjunto de parâmetros de processo (x) capaz de tornar as saídas compatíveis com as especificações impostas. Muitas vezes, estas funções são conflitantes e a otimização individual de cada uma delas raramente conduz a uma solução global adequada para todas. Verifica-se, portanto, que uma solução adequada só pode ser obtida a partir de uma estratégia de otimização multiobjetivo (CH'NG *et al.*, 2005).

No otimização multiobjetivo, é comum representar as múltiplas respostas em termos do mesmo conjunto de variáveis de entrada, podendo originar uma estrutura de correlação entre elas capaz de alterar o valor e a precisão dos coeficientes dos seus termos independentes (CHIAO e HAMADA, 2001; KHURI, 2003). Assim, a correlação entre respostas compromete a qualidade das soluções obtidas. Se é fato que a correlação altera os regressores dos modelos (PAIVA, 2006; BOX *et al.*, 1978), então, modelos que consideram a correlação da estimação dos coeficientes e aqueles que a negligenciam podem conduzir a pontos de ótimo (x^*) diferentes. Além disto, a presença de correlação pode causar instabilidade nos modelos, sua falta de ajuste e o aumento dos erros de previsão (BOX *et al.*, 1978). Khuri e Conlon (1981) e Bratchell (1989) alertam que a negligência da estrutura de correlação ou a utilização de métodos de otimização que não a considerem, podem conduzir o processo a ótimos inapropriados.

Além disso, é pertinente imaginar que, ao menos uma das respostas, possa exercer maior influência sobre as funções de transferência dos que as outras. Assim, é também pertinente,

utilizar-se de uma estratégia de ponderação para que a contribuição dessa resposta não seja equalizada às demais.

Pozo *et al.* (2012) afirmaram que uma das principais limitações dos métodos existentes para a solução de problemas multivariados, é que sua carga computacional tende a crescer rapidamente em tamanho, com um elevado número de objetivos simultâneos. Eles utilizaram, então, a Análise de Componentes Principais (ACP) para identificar elementos redundantes que poderiam ser omitidos sem prejuízo das características principais do problema, reduzindo assim a complexidade associada. Além disso, inadequações da ACP podem ser eficazmente contornadas se todos os problemas de otimização forem convertidos em problemas de alvo (NTB - *Nominal the Best*), independentemente da correlação observada entre os escores de componentes e as respostas originais.

Assim, na tentativa de se estabelecer um método de otimização multivariada que considere adequadamente a estrutura de correlação, os alvos estabelecidos para cada função objetivo e a devida ponderação das respostas de interesse, apresenta-se uma estratégia de ponderação para o método denominado Erro Quadrático Médio Multivariado (EQMM), que busca uma solução por meio do uso combinado da Metodologia de Superfície de Respostas (MSR) e da ACP.

Para demonstrar sua aplicação, os resultados de um procedimento experimental de torneamento foram submetidos à metodologia proposta.

2. Desenvolvimento teórico

Na análise de processos com múltiplas respostas, dá-se especial atenção ao estudo das fontes de variabilidade que possam influenciá-lo. Segundo Montgomery (2001), técnicas estatísticas podem ser úteis em todo o ciclo produtivo, principalmente para análise, tratamento, redução ou eliminação da variabilidade. Para ele, uma metodologia adequada para o estudo dessa variabilidade é o Planejamento e Análise de Experimentos (DOE – *Design of Experiments*), por meio da modificação sistemática, simultânea e planejada das variáveis de entrada controladas e analisando-se os efeitos destas sobre as variáveis de saída. Uma considerável vantagem da utilização do DOE, é que este método pode ser útil na descoberta do conjunto de variáveis significativas no processo, em que níveis essas variáveis podem otimizá-lo, além de permitir o isolamento e estimativa de suas fontes de variabilidade.

Arranjos fatoriais completos correspondem a uma técnica do DOE na qual todas as possíveis combinações de níveis dos fatores experimentais são utilizadas, cobrindo todo o espaço experimental. Na metodologia DOE, o teste empregado para avaliar a significância dos efeitos das mudanças nos níveis dos fatores é o teste de hipótese para médias. Na técnica do fatorial completo, o teste utilizado é a análise de variância (MONTGOMERY, 2001).

Embora os arranjos fatoriais sejam muito eficazes, o número de combinações experimentais diferentes que estes arranjos possuem não é compatível com o número de coeficientes presentes nos modelos quadráticos completos, sendo capazes, porém, de apenas estimar os coeficientes de termos lineares e interações. Para modelos quadráticos, portanto, existem os chamados arranjos de superfície de resposta, dentre os quais se destaca o “Arranjo Composto Central”, ou CCD.

A MSR é um conjunto de técnicas estatísticas e matemáticas que são utilizadas para modelar e analisar problemas para os quais não existam modelos determinísticos conhecidos (MONTGOMERY, 2001). Apesar de eficaz, a maioria dos trabalhos em MSR têm utilizado a

metodologia para a modelagem e a otimização de uma única característica (KOKSOY, 2008), solução geralmente insuficiente para atender a várias respostas simultaneamente. Singh e Rao (2007), afirmam que a MSR é uma metodologia prática, econômica e relativamente fácil de implementar. Para Alaeddini e Yang (2009), a MSR pode ser empregada para encontrar um conjunto de fatores que produzam as melhores respostas; encontrar um conjunto de fatores que satisfaçam as especificações de processo; identificar novas condições de operação que produzam melhorias sobre as correntes; e modelar o relacionamento entre os fatores e as respostas.

Na maioria dos problemas de MSR, existe uma relação funcional entre as respostas e as variáveis independentes. A função polinomial de primeira ordem desenvolvida para uma DOE que relaciona uma dada resposta y com k variáveis de entrada e descrita pela Equação 1.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon \quad (1)$$

Onde: y é a resposta de interesse, x_i são os parâmetros de entrada, β_0 , β_i , β_{ii} , β_{ij} são coeficientes a serem estimados $k=p$ representa o número de parâmetros de entrada considerados e ε é o erro. Entretanto, se existir curvatura no sistema, a função de aproximação mais usada é um polinômio de segunda ordem, representado pela Equação 2.

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \quad (2)$$

A existência de correlações entre as várias respostas de um conjunto pode exercer forte influência sobre as funções de transferência utilizadas. Para investigar e tratar essas correlações, muitos pesquisadores têm utilizado a abordagem baseada na ACP (LIAO, 2005; PAIVA *et al.*, 2009).

A ACP é uma técnica estatística multivariada criada por Hotelling (1933) e que se dedica à explicação da estrutura de variância-covariância existente em um conjunto de dados, utilizando-se combinações lineares das variáveis originais. Segundo Johnson e Wichern (2002), Rencher (2002) e Datta *et al.* (2009), seus objetivos principais são a redução de dimensionalidade e a interpretação de dados, sendo esta técnica utilizada sistematicamente na conversão de múltiplos objetivos numa função objetivo singular.

Num processo normal, embora p componentes sejam necessários para se reproduzir a variabilidade total de um sistema, geralmente, a maior parte desta variabilidade pode ser representada por um pequeno número k de componentes principais. Isto significa que existe quase tanta informação em k componentes principais do que nas p variáveis originais. A ideia geral da ACP é, portanto, que k componentes principais podem substituir, sem perda considerável de informação, as p variáveis originais. O conjunto original de dados, consistindo de n medições das p variáveis, é reduzido para um conjunto posterior formado por n medições de k componentes principais.

Neste trabalho, o DOE foi utilizado para a modelagem matemática da vida da ferramenta (T) e da taxa de remoção de material (TRM) e as respostas devidamente ponderadas, analisadas pela ACP.

2.1. Ponderação de respostas

O método denominado Erro Quadrático Médio Multivariado (EQMM), proposto por Paiva (2008), apresenta como principal vantagem a capacidade de tratar as estruturas de correlação existentes entre as respostas. Entretanto, em problemas de otimização, não há evidências de que os graus de importância entre as respostas devam ser iguais, dado que uma determinada característica pode ser mais importante para o decisor do que as demais. Dessa forma, quando se deseja a otimização de múltiplas respostas correlacionadas com graus de importância diferentes, a otimização da resposta mais importante pode ser prejudicada em favor da otimização da resposta menos importante. Sendo assim, uma estratégia de ponderação das respostas deve ser considerada antes da implementação do EQMM.

Portanto, para o EQMM, propõe-se que a atribuição dos pesos às respostas seja realizada antes da ACP e que esta última seja desenvolvida levando em consideração a matriz de variância-covariância. Além disso, é necessário que as respostas sejam padronizadas antes da ponderação.

Dessa forma, é realizada inicialmente a padronização das respostas, segundo a Equação (3).

$$Z(y) = \frac{y - \mu_y}{\sigma_y} \quad (3)$$

Onde: $Z(y)$ é o valor padronizado; y é o valor experimental obtido; μ_y é a média experimental; σ_y é o desvio-padrão experimental.

Em seguida, as respostas padronizadas são multiplicadas pelas respectivas ponderações. Várias formas de ponderação podem ser utilizadas. Entre elas, Ch'ng *et al.* (2005) sugerem que os pesos sejam atribuídos de forma que a soma entre eles seja igual a um, ou seja:

$$\sum_{i=1}^k \omega_i = 1 \quad (4)$$

Onde: ω_i correspondem aos pesos atribuídos para as respostas; k é o número de respostas consideradas.

Após a padronização e ponderação das respostas, procede-se a ACP, de forma que os componentes sejam extraídos levando em consideração a matriz de variância-covariância. Os passos seguintes consistem no desenvolvimento de modelos quadráticos para os componentes principais e cálculo dos alvos em termos desses componentes. Tais procedimentos são idênticos aos realizados pelo EQMM sem ponderação.

Finalmente, chega-se à formulação para o EQMM ponderado, propondo-se que a otimização de múltiplas respostas correlacionadas, considerando níveis de importância diferentes entre as respostas, seja realizada a partir do seguinte equacionamento:

$$\begin{aligned} \text{Minimizar } EQMM_P &= \prod_{i=1}^k \left[\left(CP_i^*(\gamma) - \theta_{CP_i}^*(\gamma) \right)^2 + \lambda_{CP_i}^*(\gamma) \right] \\ \text{Sujeito a : } \mathbf{x}^T \mathbf{x} &\leq \rho^2 \end{aligned} \quad (5)$$

Onde: $EQMM_P$ – Erro Quadrático Médio Multivariado Ponderado;

k – Número de componentes principais utilizados;

$CP_i^*(\gamma)$ – Modelos de superfície de resposta desenvolvidos para os escores dos componentes principais;

$\theta_{CP}^*(\gamma)$ – Alvos em termos dos componentes principais;

$\lambda_{CP(\gamma)}^*$ – Autovalores dos componentes principais;

$x^T x \leq \rho^2$ – Restrição do espaço experimental para arranjos CCD.

3. Exemplo prático

Para demonstrar a aplicação do método da ponderação de EQMM, um ensaio experimental foi planejado e executado, utilizando-se o aço ABNT 52100 endurecido, cuja composição química está descrita na Tabela 1.

Elemento	C <i>Carbono</i>	Si <i>Silício</i>	Mn <i>Manganês</i>	Cr <i>Crômio</i>	Mo <i>Molibdênio</i>	Ni <i>Níquel</i>	S <i>Enxofre</i>	P <i>Fósforo</i>
Teor (%)	0,98 a 1,10	0,15 a 0,35	0,25 a 0,45	1,30 a 1,60	0,04	0,11	0,025 máx.	0,025 máx.

Tabela 1 – Composição química do aço ABNT 52100

O torneamento foi realizado utilizando-se de um Torno CNC Nardini Logic 175, com potência máxima no eixo de 7,5 CV, rotação máxima de 4000 rpm, torre com oito posições e torque máximo de 200 kgf.m.

Os corpos de prova foram usinados a partir dos parâmetros sugeridos pelo fabricante.

Foi gerado um arranjo experimental CCD, cuja sequência dos experimentos seguiu sua ordem padrão e os parâmetros de entrada adotados foram velocidade de corte (V_c) – velocidade tangencial instantânea resultante da rotação da peça em relação à ferramenta para a operação de torneamento, cujos movimentos de avanço e corte ocorrem simultaneamente; avanço (f) – produto da taxa de avanço pela rotação da peça; e profundidade de usinagem (a_p) – profundidade ou largura de penetração da ferramenta em relação à peça, medida perpendicularmente ao plano de trabalho (DINIZ *et al*, 2008, *apud* FERRARESI, 1977). A Tabela 2 apresenta os parâmetros e seus respectivos níveis.

Os corpos de prova utilizados apresentavam dimensões de Φ 49 x 50 mm, previamente temperados e revenidos, apresentando, após o tratamento térmico, valores de durezas entre 53 e 55 HC, até uma profundidade de 3 mm abaixo da superfície. As respostas medidas no fim de vida da ferramenta foram: vida da ferramenta (T), tempos de corte (T_c), tempo total do processo (T_t), custo (K_p), taxa de remoção de material (TRM) e rugosidade média (R_a). Para esse trabalho apenas as repostas vida da ferramenta (T) e Taxa de Remoção de Materiais (TRM) foram consideradas.

Parâmetros	Símbolo	Unidade	Níveis (Codificados)				
			-1,633	-1	0	+1	+1,633
Velocidade de corte	V_c	m/min	187,34	200	220	240	252,66
Avanço	f	mm/v	0,0342	0,050	0,075	0,100	0,1158
Profundidade de usinagem	a_p	mm	0,1025	0,150	0,225	0,300	0,3475

Tabela 2 – Parâmetros de usinagem do aço ABNT 52100

Utilizaram-se insertos de cerâmica mista ($Al_2O_3 + TiC$), classe Sandvik-Coromant GC6050, recoberta por uma fina camada de Nitreto de Titânio (TiN) e geometria ISO CNGA 120408 S01525. Utilizou-se um suporte com geometria negativa ISO, código DCLNL 1616H12 e ângulo de posição $\chi_r = 95^\circ$.

Nesse conjunto de seis respostas, três características foram medidas – vida da ferramenta (T), rugosidade média (R_a) e tempo de corte (T_c) – a taxa de remoção de material (TRM) foi obtida diretamente pelo produto $V_c \times f \times a_p$; tempo total (T_t) e custo de usinagem (K_p) foram calculados segundo as equações descritas em Diniz *et al*, (2008, *apud* FERRARESI, 1977), utilizando-se os dados complementares da Tabela 3.

Parâmetro	Símbolo	Valor
Tamanho do lote (unidade)	Z	1.000
Tempo secundário (min)	t_s	0,5
Tempo de aproximação e afastamento da ferramenta (min)	t_a	0,1
Tempo de preparo da máquina (min)	t_p	60
Tempo de troca de inserto (min)	t_{ft}	1
Custo máquina + operador (US\$)	$S_m + S_{it}$	80
Custo do porta-ferramenta (US\$)	V_{si}	200
Vida média do porta-ferramenta (número de arestas)	N_{fp}	1.000
Custo do inserto (US\$)	K_{pi}	50
Número de arestas de corte no inserto	N_s	4
Comprimento da peça (mm)	l_f	50
Diâmetro inicial (mm)	D	49
Diâmetro final (mm)	d	46
Diâmetro médio (mm)	D_m	47,5

Tabela 3 – Condições experimentais no torneamento do aço ABNT 52100

Ensaios experimentais foram estabelecidos utilizando um CCD com blocagem, construído de acordo com o arranjo de superfície de resposta apresentado na Tabela 4.

Nº	B	V_c	f	a_p	T	T_c	T_t	K_p	TRM	R_a
1	1	200,00	0,0500	0,1500	16,75	7,70	8,82	17,59	1,50	0,33
2	1	240,00	0,0500	0,1500	11,50	6,41	7,63	17,26	1,80	0,28
3	1	200,00	0,1000	0,1500	9,85	3,85	4,90	11,49	3,00	0,70
4	1	240,00	0,1000	0,1500	8,50	3,21	4,24	10,45	3,60	0,57
5	1	200,00	0,0500	0,3000	11,50	3,85	4,84	10,71	3,00	0,25
6	1	240,00	0,0500	0,3000	7,45	3,21	4,30	11,20	3,60	0,42
7	1	200,00	0,1000	0,3000	8,20	1,92	2,82	6,74	6,00	0,57
8	1	240,00	0,1000	0,3000	6,25	1,60	2,52	6,62	7,20	0,61
9	1	220,00	0,0750	0,2250	8,60	3,11	4,13	10,10	3,71	0,36
10	1	220,00	0,0750	0,2250	6,80	3,10	4,23	11,44	3,71	0,42
11	2	187,34	0,0750	0,2250	10,10	3,65	4,67	10,82	3,16	0,34
12	2	252,66	0,0750	0,2250	7,60	2,71	3,72	9,49	4,26	0,45
13	2	220,00	0,0342	0,2250	17,50	6,82	7,87	15,45	1,69	0,32
14	2	220,00	0,1158	0,2250	7,20	2,01	2,95	7,49	5,73	0,72
15	2	220,00	0,0750	0,1025	12,00	6,82	8,05	17,96	1,69	0,36
16	2	220,00	0,0750	0,3475	6,70	2,01	2,97	7,78	5,73	0,31
17	2	220,00	0,0750	0,2250	7,20	3,09	4,20	11,09	3,71	0,37
18	2	220,00	0,0750	0,2250	9,10	3,11	4,11	9,82	3,71	0,29
Média:					9,60	3,79	4,83	11,31	3,71	0,42
Variância:					3,24	1,86	1,93	3,55	1,61	0,14
Alvo (θ_{Y_i}):					6,50	1,60	2,60	7,30	6,30	0,40
Variável padronizada $Z(Y_i \theta_{Y_i})$:					-0,97	-1,17	-1,16	-1,13	1,61	-0,17

Tabela 4 – Arranjo de Superfície de Resposta

O modelo de superfície de resposta foi aplicado, por meio de um CCD, com quatro *center points*, dois blocos e uma distância axial de projeto, $\rho = 1,633$, coletando-se, assim, os dados das seis características investigadas. Utilizando-se o software Minitab, com nível de significância de 5%, verificou-se que os dados suportariam uma fatorização multivariada, segundo a Tabela 5. Na Tabela 5, os dados superiores (a) representam o Coeficiente de Pearson e os inferiores (b), *P-Value*.

	<i>T</i>	<i>T_c</i>	<i>T_t</i>	<i>K_p</i>	<i>TRM</i>
<i>T_c</i>	0,899 ^a 0,000 ^b				
<i>T_t</i>	0,885 0,000	0,999 0,000			
<i>K_p</i>	0,776 0,000	0,971 0,000	0,979 0,000		
<i>TRM</i>	-0,772 0,000	-0,894 0,000	-0,900 0,000	-0,917 0,000	
<i>R_a</i>	-0,420 0,082	-0,471 0,048	-0,475 0,047	-0,483 0,042	0,540 0,021

Tabela 5 – Análise de correlação entre as respostas

Como já demonstrado, as seis respostas apresentam-se bem correlacionadas, suportando, assim, uma otimização multivariada pelo método EQMM.

Observando-se a correlação entre as duas variáveis de estudo, vida da ferramenta (*T*) e taxa de remoção de material (*TRM*), percebe-se que há uma forte e negativa correlação. Correlações negativas indicam sentidos contrários de otimização, ou seja, a maximização da resposta *T* implicaria na minimização da resposta *TRM*, e vice-versa. Assim, não se pode pensar em aumentar a produtividade, pelo aumento da remoção de material, sem estar ciente da provável diminuição da vida da ferramenta e conseqüente aumento de custos.

Para a realização da otimização ponderada das respostas pelo método EQMM, as seguintes adaptações devem ser realizadas: (a) a padronização das respostas (Equação 3); (b) a escolha do critério de ponderação e os respectivos pesos; (c) a multiplicação de cada resposta pelo peso respectivo; (d) a extração dos componentes pela matriz de covariância. Este procedimento simples garante que os pesos das respostas originais sejam transmitidos para os escores dos componentes.

Com base nos dados originais (Tabela 4), procedeu-se, inicialmente, à sua padronização, resultando nos dados apresentados pela Tabela 6.

$Z(T)$	$Z(T_c)$	$Z(T_t)$	$Z(K_p)$	$Z(TRM)$	$Z(R_a)$
2,204	2,102	2,065	1,769	-1,376	-0,655
0,586	1,409	1,449	1,676	-1,189	-1,000
0,077	0,033	0,035	0,052	-0,442	1,861
-0,339	-0,310	-0,306	-0,241	-0,069	0,965
0,586	0,033	0,004	-0,168	-0,442	-1,241
-0,663	-0,310	-0,275	-0,030	-0,069	-0,034
-0,432	-1,003	-1,042	-1,285	1,424	0,965
-1,033	-1,175	-1,197	-1,319	2,171	1,275
-0,308	-0,364	-0,363	-0,339	-0,001	-0,448
-0,863	-0,369	-0,312	0,038	-0,001	-0,034
0,154	-0,074	-0,084	-0,137	-0,343	-0,586
-0,617	-0,579	-0,576	-0,511	0,342	0,172
2,436	1,629	1,573	1,167	-1,257	-0,724
-0,740	-0,955	-0,974	-1,074	1,256	2,034
0,740	1,629	1,667	1,873	-1,257	-0,448
-0,894	-0,955	-0,964	-0,992	1,256	-0,793
-0,740	-0,375	-0,327	-0,061	-0,001	-0,379
-0,154	-0,364	-0,374	-0,418	-0,001	-0,931

Tabela 6 – Dados padronizados

Conforme o critério de ponderação de Ch'ng *et al.* (2005), os valores para os pesos foram variados de 0,050 a 0,975. A Tabela 7 apresenta, o resultado da ponderação dos dados padronizados, no valor de 0,975 (w) e 0,025 ($1-w$) para T e TRM , respectivamente.

Pesos		<i>W</i> 0,975	<i>1-W</i> 0,025
<i>Z(T)</i>	<i>Z(TRM)</i>	<i>wZ(T)</i>	<i>(1-w)Z(TRM)</i>
2,204	-1,376	2,149	-0,034
0,586	-1,189	0,571	-0,030
0,077	-0,442	0,075	-0,011
-0,339	-0,069	-0,331	-0,002
0,586	-0,442	0,571	-0,011
-0,663	-0,069	-0,646	-0,002
-0,432	1,424	-0,421	0,036
-1,033	2,171	-1,007	0,054
-0,308	-0,001	-0,301	0,000
-0,863	-0,001	-0,842	0,000
0,154	-0,343	0,150	-0,009
-0,617	0,342	-0,601	0,009
2,436	-1,257	2,375	-0,031
-0,740	1,256	-0,721	0,031
0,740	-1,257	0,721	-0,031
-0,894	1,256	-0,872	0,031
-0,740	-0,001	-0,721	0,000
-0,154	-0,001	-0,150	0,000

Tabela 7 – Ponderação dos dados padronizados

Depois de devidamente ponderados, os dados foram submetidos à ACP, utilizando-se a matriz de variância-covariância, e não mais a matriz de correlação, como no método original. A Tabela 8 apresenta os resultados da ACP.

	CP_1	CP_2	CP_3	CP_4	CP_5	CP_6
Autovalores	0,144	0,017	0,011	0,003	0,000	0,000
Proporção	0,823	0,100	0,061	0,015	0,000	0,000
Acumulado	0,823	0,923	0,985	1,000	1,000	1,000
Respostas	Autovetores					
$wZ(T)$	0,620	-0,381	-0,648	0,111	0,196	-0,009
$wZ(T_c)$	0,389	-0,060	0,192	-0,309	-0,565	-0,627
$wZ(T_t)$	0,387	-0,044	0,233	-0,310	-0,332	0,767
$wZ(K_p)$	0,369	0,064	0,487	-0,289	0,721	-0,135
$wZ(TRM)$	-0,361	-0,154	-0,365	-0,837	0,109	-0,007
$wZ(R_a)$	-0,218	-0,906	0,345	0,111	0,003	0,000
$R^2 Adj$	97,54%	81,09%	48,86%	89,24%	0,00%	44,77%

Tabela 8 – ACP sobre as respostas padronizadas ponderadas

Em seguida, foram obtidos os modelos quadráticos para os componentes principais e os alvos também foram transformados.

$$\begin{aligned}
 CP_1 = & -0,1138 - 0,0986V_c - 0,3111f - 0,2499a_p + \\
 & 0,0021V_c^2 + 0,0902f^2 + 0,0614a_p^2 + \quad (6) \\
 & 0,0421V_c f - 0,0005V_c a_p + 0,0577 f a_p
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 CP_2 = & 0,1159 + 0,0185V_c - 0,0720f + 0,0421a_p - \\
 & 0,0287V_c^2 - 0,1136f^2 - 0,0143a_p^2 - \quad (7) \\
 & 0,0004V_c f - 0,0511V_c a_p - 0,0115 f a_p
 \end{aligned}$$

	T	T_c	T_t	K_p	TRM	R_a
Média	9,600	3,788	4,832	11,306	3,711	0,426
Desvio-padrão	3,244	1,861	1,931	3,553	1,607	0,146
Alvo	17,468	1,594	2,517	6,327	7,235	0,233
Escore	2,426	-1,179	-1,199	-1,401	2,192	-1,324
Autovetor CP_1	0,620	0,389	0,387	0,369	-0,361	-0,218
Autovetor CP_2	-0,381	0,060	-0,044	0,064	-0,154	-0,906

Tabela 9 – Dados para cálculos dos alvos

Os alvos estabelecidos foram **-0,439** para CP_1 e **-0,028** para CP_2 .

Com base em todas as informações levantadas a partir do ensaio experimental realizado, o modelo de otimização pelo EQMM ponderado pôde ser gerado.

$$\text{Minimizar EQMM} = \sqrt{\left[(CP_1^* + 0,439)^2 + 0,144 \right] \times \left[(CP_2^* + 0,028)^2 + 0,017 \right]} \quad (8)$$

$$\text{Sujeito a : } x^T x \leq \rho^2$$

A otimização realizado pelo EQMM ponderado chegou aos seguintes parâmetros de entrada: $V_c=0,230$, $f=0,887$ e $a_p=0,674$, em valores codificados.

Por fim, a otimização pelo EQMM ponderado foi repetida para cada par de pesos fixados a priori. Esse procedimento foi realizado reiteradamente até o limite $w=0,975$.

Segundo Martínez et al. (2009), a solução de um problema de otimização multiobjetivo é usualmente associado à construção da fronteira de Pareto. Uma fronteira de Pareto é um conjunto de soluções em que uma melhora em um objetivo só pode existir se, em pelo menos um dos demais objetivos houver uma piora. Portanto, cada ponto desta fronteira representa uma solução da função objetivo. Para qualquer par de soluções dado como vetores de valores da função objetivo, uma melhoria em um de seus componentes envolverá piora nos demais. Segundo Ardakani e Noorossana (2008), a fronteira de Pareto pode ser utilizada para se visualizar o comportamento de diversas funções objetivo, otimizadas simultaneamente.

A Figura 2 apresenta a Fronteira de Pareto gerada a partir da matriz de ponderação, para as variáveis T e TRM .

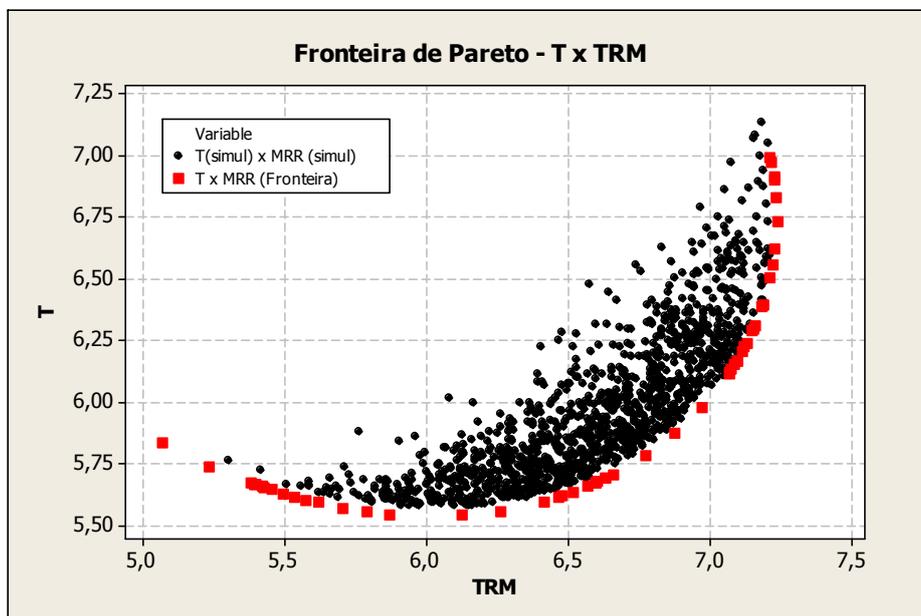


Figura 2 – Resultados da otimização ponderada de EQMM

Observa-se, pela Figura 2, uma Fronteira de tendência contínua com o emprego do EQMM Ponderado, cuja nuvem de pontos se mantém ao longo da mesma. Essa nuvem de pontos foi simulada a partir de uma distribuição multivariada normal, utilizando-se o vetor de médias e a matriz de variância-covariância dos pontos de ótimo obtidos para a fronteira.

Adicionalmente, foram geradas as Fronteiras de Pareto para CP_1 e CP_2 (Figura 3). O objetivo aqui era avaliar e certificar se os componentes representariam as variáveis originais.

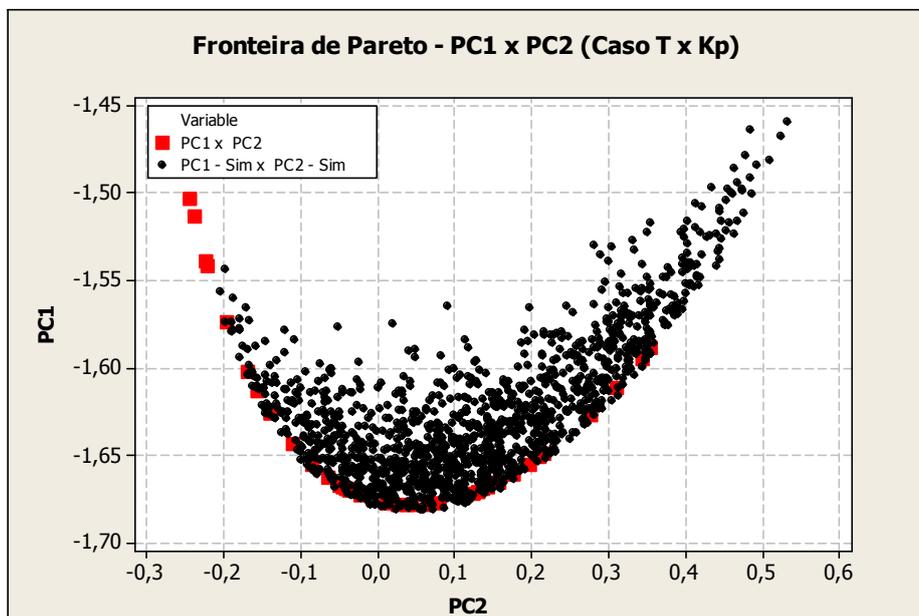


Figura 3 – Fronteira de Pareto para CP_1 e CP_2

Observa-se pela Figura 3, uma fronteira contínua, cuja nuvem de pontos gerada se mantém ao longo da mesma, jamais extrapolando seus limites. Observa-se, também, que a Fronteira de Pareto gerada para $CP_1 \times CP_2$ é uma função convexa.

4. Conclusões

Pelo exemplo apresentado, percebe-se que a proposta de ponderação ao método EQMM é adequada, pois permite que a otimização alcance valores compatíveis para os parâmetros de entrada, velocidade de corte, avanço e profundidade de usinagem, considerando o grau de importância de cada uma das respostas do conjunto.

As adaptações sugeridas ao método original não impactaram no aumento da complexidade de resolução e resultaram em modelos com excelentes ajustes, assegurando uma considerável representatividade dos dados originais.

Conclui-se, pois, que o método EQMM Ponderado é uma alternativa viável para a otimização de múltiplas respostas, respeitando-se a estrutura de correlação existente entre elas e o seu respectivo grau de importância.

5. Referências

ALLAEDDINI, A., YANG, K. *Adaptive sequential experiment methodology for response surface optimisation*. Int. J. Quality Engineering and Technology, v. 1, n. 1, p. 40-61, 2009.

ARDAKANI, M. K., NOOROSSANA, R. *A new optimization criterion for robust parameter design – the case of target is best*. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, v. 38, pp. 851-859, 2008.

BOX, G. E. P., HUNTER, W. G., HUNTER, J. S. *Statistics for Experimenters*. John Wiley e Sons, 1 ed., p. 690, 1978.

BRATCHELL, N. *Multivariate Response Surface Modelling by Principal Components Analysis*. Journal of Chemometrics, v 3, pp. 579-588, 1989.

CH'NG, C. K., QUAH, S. H., LOW, H. C. *Index Cpm in Multiple Response Optimization*. Quality Engineering, n. 17, p. 165-171, 2005.

CHIAO, C. H., HAMADA, M. *Analyzing experiments with correlated multiple responses*. Journal of Quality Technology, v. 33, n. 4, pp. 451-465, 2001.

DATTA, S., NANDI, G., BANDYOPADHYAY, A., PAL, P. K. *Application of PCA-based hybrid Taguchi method for correlated multicriteria optimization of submerged arc weld: a case study*. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, v. 45, p. 276-286, 2009.

DINIZ, A. E., MARCONDES, F. C., COPPINI, N. L. *Tecnologia da Usinagem dos Materiais*, São Paulo, Artliber Editora Ltda, 2008.

FERRARESI, D. *Fundamentos da usinagem dos metais*. 3ª ed., São Paulo, Ed. Edgard Blücher Ltda, 1977.

HASHIMOTO, F., MELKOTE, S. N., SINGH, R., KALIL, R. *Effect of finishing methods on surface characteristics and performance of precision components in rolling/sliding contact*. International Journal Machining and Machinability of Materials, v. 6, pp. 3-15, 2009.

HOTELLING, H. *Analysis of a complex of statistical variables into principal components*. Journal of Educational Psychology, v. 24, pp. 417-441, 1933.

JOHNSON, R. A., WICHERN, D. W. *Applied multivariate statistical analysis*. New Jersey: Prentice-Hall Inc., 5 ed., p. 797, 2002.

KHURI, A. I. *An introduction to set theory, in advanced calculus with applications in statistics*. 2 ed, John Wiley e Sons, Inc., Hoboken, NJ, USA. doi: 10.1002/0471394882.ch1, 2003.

KHURI, A. I., CONLON, M. *Simultaneous optimization of multiple responses represented by polynomial regression functions*. Technometrics, v 23, n 4, pp. 363-375, 1981.

KLOCKE, F., BRINKSMEIER, E., WEINERT, K. *Capability profile of hard cutting and grinding processes*. Annals of CIRP 54, n. 2, pp. 22-45, 2005.

KÖKSOY, O. *A nonlinear programming solution to robust multi-response quality problem*. Applied Mathematics and Computation, v. 196, p. 603-612, 2008.

LIAO, H. C. *Multi-response optimization using weighted principal component*. International Journal Adv. Manuf. Technol, n. 27, pp. 720-725, 2005.

MARTÍNEZ, M., GARCÍA-NETO, S., SANCHIS, J., BLASCO, X. *Genetic algorithms optimization for normalized normal constraint method under Pareto construction*. Advances in Engineering Software, n. 40, pp. 260-267, 2009.

MONTGOMERY, D. C. *Design and analysis of experiments*. Fourth ed., Wiley, New York, 2001.

SALES, G. T. *Torneamento do aço ASTM 300M endurecido com ferramentas de cerâmica e PCBN com geometria "Wiper"*. Dissertação de Mestrado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da Universidade Federal de Itajubá. 2004.

PAIVA, A. P. *Metodologia de Superfície de Resposta e Análise de Componentes Principais em otimização de processos de manufatura com múltiplas respostas correlacionadas.* Tese de Doutorado – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, UNIFEI, Itajubá, 2006.

PAIVA, A. P., PAIVA, E. J., FERREIRA, J. R., BALESTRASSI, P. P., COSTA, S. C. *A multivariate mean square error optimization of AISI 52100 hardened steel turning.* International Journal of Advanced Manufacturing Technology, v. 43, p. 631-643, 2009a.

PAIVA, A. P., CAMPOS, P. H., FERREIRA, J. R., LOPES, L. G. D., PAIVA, E. J., BALESTRASSI, P. P. *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, n. 30, pp. 152-163, 2012a.

PAIVA, E. J. *Otimização de processos de manufatura com múltiplas respostas baseada em índices de capacidade.* Itajubá, 119p. Dissertação de Mestrado – UNIFEI, Itajubá, 2008.

POZO, C., RUÍZ-FEMENIA, R., CABALLERO, J., GUILLÉN-GOSÁLBEZ, G., JIMÉNEZ, L. *On the use of Principal Component Analysis for reducing the number of environmental objectives in multi-objective optimization: Application to the design of chemical supply chains.* Chemical Engineering Science, v. 69, issue 1, pp. 146-258, 2012.

RENCHER, A.C. *Methods of Multivariate Analysis.* John Wiley and Sons, 2 ed., 740p., 2002.

SINGH, D., RAO, P. V. *A surface roughness prediction model for hard turning process.* International Journal of Advanced Manufacturing Technology, v. 32, p. 1115-1124, 2007.

Abstract

The parameter optimization of manufacturing has been the subject of several studies due to its increasing application in modern industry. The large number of variables, the possible structure of variance-covariance between them and the influence one can exert on the other, contribute to increase its complexity. This paper presents an approach for multivariate optimization based on the concept of the Multivariate Mean Square Error, developed by combination of Principal Component Analysis and Response Surface Methodology. About the original approach, proposes a form of weighting the answers tool life and material removal rate for the AISI 52100 hardened steel turning. The proposal is applied to experimental results pre-existing, whose input variables were cutting speed, feed and depth of cut. The theoretical results show the good fit of the proposal.