

MÉTODO DE INTERSEÇÃO NORMAL À FRONTEIRA APLICADO À OTIMIZAÇÃO DO TORNEAMENTO DO AÇO ABNT 52100 COM FERRAMENTAS DE CERÂMICA MISTA

José Henrique de Freitas Gomes

ze_henriquefg@yahoo.com.br

Tarcísio Gonçalves de Brito

engtarc.gb@ig.com.br

Anderson Paulo de Paiva

andersonppaiva@yahoo.com.br

Aurélio Xavier de Andrade

aurelioxavierandrade@gmail.com

Resumo. Este trabalho apresenta um estudo detalhado sobre a aplicação do Método de Interseção Normal à Fronteira na otimização do processo de usinagem de um aço SAE/ABNT 52100 – 55 HRC de modo a se obter uma fronteira equiespaçada de Pareto para a Vida da ferramenta de cerâmica mista e de geometria convencional e da Rugosidade média da peça. Estas duas funções objetivo foram estimadas utilizando arranjos de superfície de resposta. Os fatores investigados são: Velocidade Corte (V_c), avanço (f_n) e a profundidade de corte (a_p). Os resultados indicam a boa adequação do método à otimização deste processo de manufatura.

Palavras-Chave: Interseção Normal à Fronteira, RSM, Vida de Ferramentas.

1. INTRODUÇÃO

Para estabelecer relacionamentos funcionais adequados entre a Vida das ferramentas e os parâmetros de corte (velocidade de corte, avanço e profundidade de

corte), muitos experimentos geralmente são necessários, o que torna o custo com a experimentação por vezes proibitivo.

De acordo com Choudhury e El-Baradie (1998), muitos pesquisadores têm investigado o efeito dos parâmetros de corte sobre a Vida da Ferramenta e a Rugosidade Média da superfície usinada, utilizando o enfoque de variar um único fator por experimento. O presente estudo, ao contrário, leva em consideração a variação simultânea dos fatores para construir modelos de previsão para as respostas de interesse. Esta abordagem estatística conhecida como Metodologia de Projeto de Experimentos (DOE) consiste em planejar experimentos capazes de gerar dados apropriados para uma eficaz análise estatística, o que resulta em conclusões válidas e objetivas (Montgomery, 2001). Das diversas estratégias experimentais disponíveis, este estudo fará uso dos fatoriais completos e da Metodologia de Superfície de Resposta (MSR).

Um fatorial completo é um arranjo experimental no qual cada fator é testado igualmente em cada um dos seus níveis, escolhidos dentro de sua amplitude normal de variação. Isso permite a criação de um modelo de primeira ordem para a variável dependente a partir de um algoritmo de mínimos quadrados. De modo análogo, os arranjos MSR utilizam uma combinação de um arranjo fatorial (completo ou fracionário), pontos médios dos níveis dos fatores (center points) e pontos axiais (extremos) para ajustar, caso seja adequado, um modelo polinomial de ordem mais elevada.

Diversos pesquisadores têm empregado esta metodologia para o estudo da usinabilidade dos materiais. Noordin et. al. (2004) aplicaram a MSR para descrever o desempenho de ferramentas de metal duro no torneamento de um aço AISI 1045. Choudhury e El-Baradie (1998) e Dhavlikaret al. (2003) também empregam a RSM para modelar a vida de ferramentas utilizadas no torneamento de aços de alta resistência. Alauddinet al. (1997) realizaram um trabalho similar. Chouldhury e Bartarya (2003) empregaram fatoriais em três níveis para estudar a influência da temperatura no desgaste de ferramentas. Yih-Fong (2005) emprega uma abordagem híbrida entre análise de componentes principais (PCA) e Taguchi para otimizar as múltiplas respostas de um processo de fresamento em HSM (High-speedMachining).

Todos estes trabalhos objetivam a otimização de processos de usinagem, obtida a partir de uma pequena, porém, eficiente quantidade de experimentos.

2. DESENVOLVIMENTO TEÓRICO

2.1 Metodologia de Superfície de Resposta

De acordo com Montgomery (2001), a Metodologia de Superfície de Resposta (MSR) é uma coleção de técnicas matemáticas e estatísticas utilizadas para modelar e analisar problemas no qual a forma de relacionamento entre as variáveis dependentes e independentes, é desconhecida. Usualmente, emprega-se, um polinômio de baixa ordem. Se houver curvatura no processo, então, um polinômio ordem mais elevado se torna necessário, tal como descreve a Eq. (1).

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

(1)

Para estimar os parâmetros (β) na Eq. (1), emprega-se o método dos mínimos quadrados, que na forma matricial ser escrito como:

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y$$

(2)

Na Equação (2), X é a matriz dos fatores e y , das respostas.

Na maioria dos experimentos, assume-se que o modelo linear é adequado; entretanto, para se avaliar a presença de curvatura e, conseqüentemente, a inadequação do modelo linear, utilizam-se pontos médios dos níveis dos fatores. Serão adicionados ao fatorial completo, tantos pontos centrais quantos forem os K fatores do experimento (Box et al.,1978).

Um típico arranjo para modelos quadráticos é o CCD (*Central Composite Design*). Formado por três grupos distintos de elementos experimentais: um fatorial, um conjunto de pontos centrais e um grupo de pontos axiais, este arranjo possui a distância α entre os pontos centrais e os axiais, constante. Este parâmetro confere rotacionalidade ao experimento, ou seja, a variância da resposta predita em um ponto de interesse \mathbf{x} é consistente e estável. Definindo-se a variância como:

$$V[\hat{y}(x)] = \sigma^2 x^T (X^T X)^{-1} x$$

(3)

Então, um arranjo de superfície de resposta será rotacionável se $V[\hat{y}(x)]$ for constante para todos os pontos a igual distância do centro, isto é, a variância da resposta predita é constante em uma esfera de raio α . O valor de α depende do número de fatores envolvidos (Montgomery, 2001).

Para este trabalho, onde se empregará um arranjo em blocos, α é dado por:

$$\alpha = \left[k \left(1 + \frac{n_{s0}}{n_s} \right) / \left(1 + \frac{n_{c0}}{n_c} \right) \right]^{\frac{1}{2}}$$

(4)

Na Equação (4), n_{s0} é o número de center points presentes na porção axial do arranjo e n_s é a quantidade restante de pontos da porção axial. n_{c0} é o número de center points da porção cúbica do arranjo (Fatorial Completo) e n_c é a quantidade restante de pontos da porção cúbica.

O teste individual de significância de cada coeficiente do modelo pode conduzir à sua otimização através da eliminação ou da adição de termos. Se o P-Value do teste individual para os termos for inferior ao nível de significância, então, o termo é adequado ao modelo e deve, portanto, ser mantido. Se, entretanto, ocorrer o contrário (Box et al., 1978), o termo deve ser excluído se tal procedimento conduzir a um aumento do coeficiente de determinação R^2 conjuntamente com a diminuição do termo

de erro S (este termo é a raiz quadrada do erro médio quadrático). O teste para falta de ajuste do modelo reduzido deve ter um P-value superior ao nível de significância, caso contrário, a eliminação do termo não se justifica. Além disso, a retirada de qualquer termo deve obedecer ao princípio da Hierarquia (Montgomery, 2001), ou seja, se um termo de ordem alta é mantido no modelo, o de ordem baixa também deve ser conservado.

Para a construção dos arranjos e a análise estatística, será utilizado neste trabalho o software Minitab®.

2.6 Otimização

Geralmente, todo produto ou processo apresenta múltiplas características de qualidade que devem ser atendidas. Desse modo, para alcançar a otimização das mesmas é muito comum se empregar uma função de aglutinação baseada em somas ponderadas. As somas ponderadas são amplamente utilizadas para gerar soluções de compromisso (*trade-off*) em problemas multiobjetivo e formam, via de regra, um conjunto de soluções viável e não dominadas conhecidas como “Fronteira de Pareto”. Apesar de serem extremamente utilizadas, se o conjunto de soluções de Pareto for não convexo, a fronteira passa a ser não convexa e descontínua, formando clusters de soluções Pareto-ótimas em regiões de grande curvatura, porém, descontínuas no espaço de solução (Figura 1), o que é típico de problemas mal condicionados. É importante destacar que um vetor de decisão $\mathbf{x}^* \in S$ é Pareto-ótimo se nenhum outro vetor $\mathbf{x} \in S$ existir de maneira que $f_i(\mathbf{x}) \leq f_i(\mathbf{x}^*)$, para todo $i = 1, 2, \dots, k$.

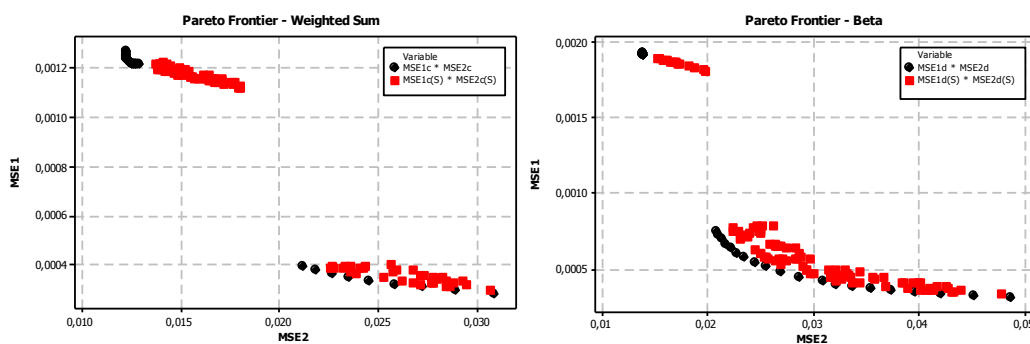
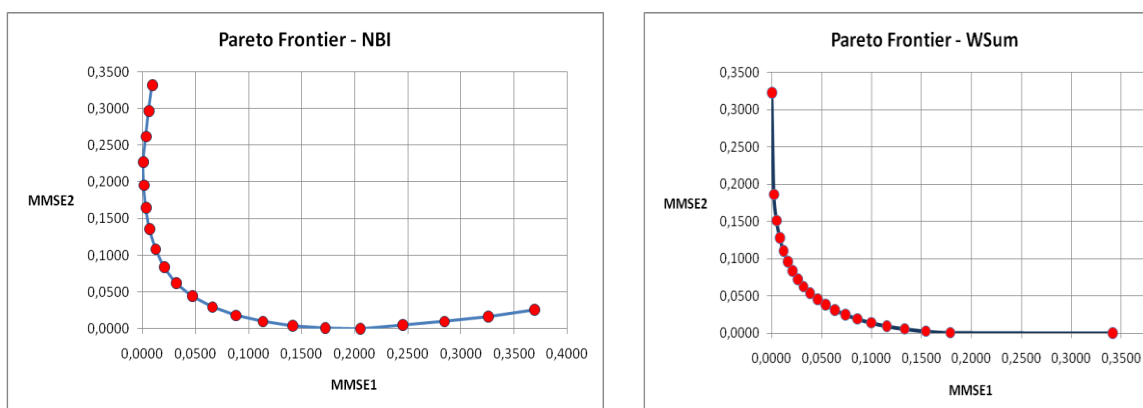


Figura 1 – Desvantagens do Método de Somas Ponderadas.

Fonte: próprio autor.

Como tal, as somas ponderadas dificilmente detectarão soluções nas regiões não-convexas da Fronteira ou em fronteiras não-convexas (descontínuas) que, eventualmente, podem existir (Figura 2). Além disso, este método também não é capaz de gerar uma fronteira uniformemente espaçada, mesmo que a distribuição dos pesos seja uniforme (Shukla e Deb, 2007; Vahidinasab e Jadid, 2010).

Para contornar as desvantagens inerentes ao método das somas ponderadas, Das e Dennis (1998) propuseram o método da Interseção Normal à Fronteira (NBI, do inglês Normal Boundary Intersection), mostrando ser possível a construção de fronteiras contínuas e uniformemente distribuídas, independentemente da distribuição dos pesos ou das escalas relativas entre as diversas funções objetivo (Figura 2).



(a) Método NBI

(b) Somas Ponderadas

Figura 2 – Comparação entre NBI e o Método de Somas Ponderadas.

Fonte: próprio autor.

O primeiro passo a ser executado no método NBI compreende o cálculo dos elementos da matriz Payoff Φ , que representa os valores ótimos das múltiplas funções objetivo minimizados de modo individual. O vetor de solução que minimiza individualmente a i -ésima função objetivo $f_i(x)$ é representado por x_i^* , de sorte que o

valor mínimo de $f_i(x)$ neste ponto seja $f_i^*(x_i^*)$. Quando se substitui o ponto de ótimo individual x_i^* obtido na otimização de função objetivo nas demais funções, tem-se $f_i(x_i^*)$ que é, portanto, um valor não-ótimo dessa função. Repetindo-se este algoritmo para todas as funções, pode-se representar a matriz *Payoff* como:

$$\Phi = \begin{bmatrix} f_1^*(x_1^*) & \cdots & f_1(x_i^*) & \cdots & f_1(x_m^*) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_i(x_1^*) & \cdots & f_i^*(x_i^*) & \cdots & f_i^*(x_m^*) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_m(x_1^*) & \cdots & f_m(x_i^*) & \cdots & f_m^*(x_m^*) \end{bmatrix} \quad (3)$$

Cada linha de Φ é composta valores mínimos e máximos de $f_i(x)$. No método NBI, estes valores podem ser usados para normalizar as funções objetivo, principalmente quando as mesmas são representadas por escalas ou unidades diferentes. De maneira semelhante, escrevendo o conjunto de ótimos individuais em um vetor, tem-se $f^U = [f_1^*(x_1^*) \ \dots, \ f_i^*(x_i^*) \ \dots, \ f_m^*(x_m^*)]^T$. Este vetor é denominado Ponto de Utopia. Do mesmo modo, agrupando-se os valores máximos (não-ótimos) de cada função objetivo tem-se $f^N = [f_1^N \ \dots, \ f_i^N \ \dots, \ f_m^N]^T$. Este vetor é denominado de Pontos Nadir (Jia and Ierapetritou, 2007; Utyuzhnikov et al., 2009). Usando estes dois conjuntos de pontos extremos, a normalização das funções objetivo pode ser obtida como:

$$\bar{f}(x) = \frac{f_i(x) - f_i^U}{f_i^N - f_i^U} \quad i = 1, \dots, m \quad (4)$$

Esta normalização conduz, conseqüentemente, à normalização da matriz *Payoff*, $\bar{\Phi}$. De acordo com VahidinasabandJadid (2010), as combinações convexas de cada linha da matriz *Payoff*, $\bar{\Phi}$ formam a “Envoltória Convexa de Mínimos Individuais” ou

CHIM (*Convex Hull of Individual Minima*), ou ainda, a **Linha de Utopia** (Figura 3) (Utyuzhnikov et al., 2009).

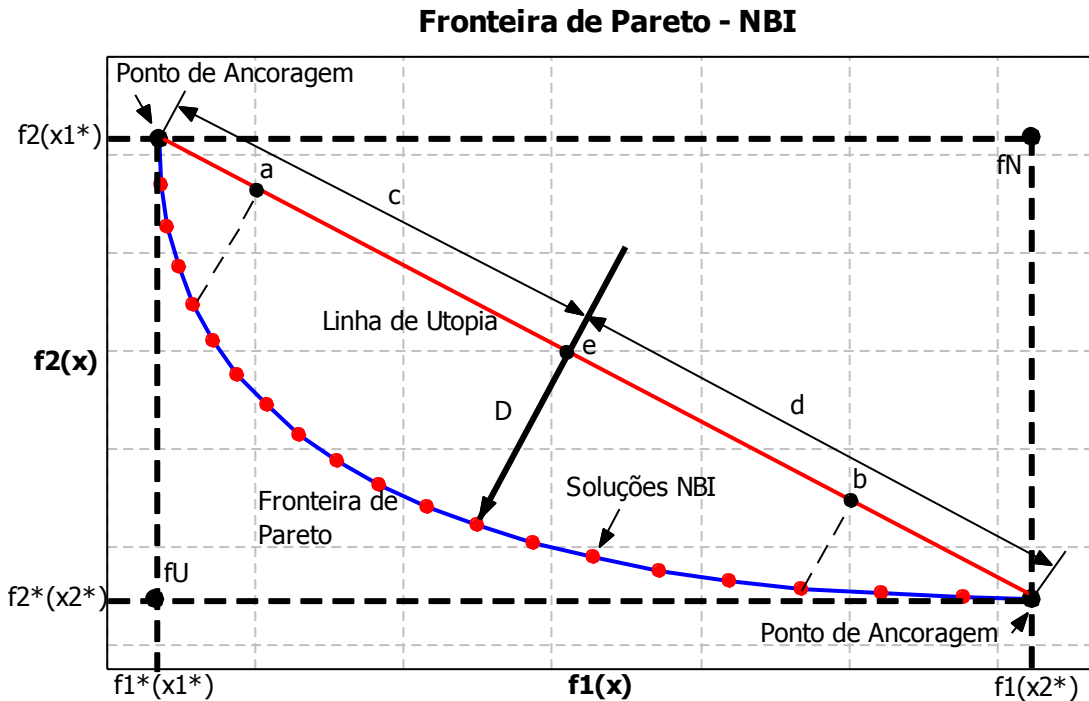


Figura 3 – Método da Interseção Normal à Fronteira (NBI).

Ressalta-se que uma distribuição igualmente espaçada de pontos ao longo da linha de utopia não garante uma distribuição uniforme de pontos na fronteira de Pareto. A figura 3 ilustra os principais elementos associados à otimização multiobjetivo. Os pontos de ancoragem representam as soluções individuais de duas funções $f_i^*(x_i^*)$ (Jia and Ierapetritou, 2007; Utyuzhnikov et al., 2009). A figura 3 ilustra como o método NBI funciona. Os pontos a, b e e são calculados a partir da matriz payoff escalonada, $\bar{\Phi}_{w_i}$. Considerando um conjunto de valores convexas para os pesos, w, tem-se que Φ_{w_i} representará um ponto na linha de utopia. Fazendo \hat{n} denotar um vetor unitário normal à linha de utopia nos pontos Φ_{w_i} na direção da origem; então, $\Phi_{w_i} + D\hat{n}$, com $D \in \mathbb{R}$, representará o conjunto de pontos naquela normal (Jia and Ierapetritou, 2007; Shukla and Deb, 2007). O ponto de interseção desta normal com a fronteira da região

viável que for mais próximo da origem corresponderá à maximização da distância entre a linha de utopia e a Fronteira de Pareto. Desse modo, o método NBI pode escrito como um problema de programação não-linear restrita, tal que:

$$\begin{aligned} & \text{Max}_{(x,t)} \quad D \\ & \text{subject to: } \bar{\Phi}w + D\hat{n} = \bar{F}(\mathbf{x}) \\ & \quad \mathbf{x} \in \Omega \end{aligned} \quad (5)$$

O problema de otimização representado pelo sistema de equações (5) pode ser resolvido iterativamente para diferentes valores de w , o que cria, por conseguinte, uma Fronteira de Pareto igualmente espaçada. Uma escolha comum proposta por Jia and Ierapetritou (2007) é fazer $w_n = 1 - \sum_{i=1} w_i$. Por uma questão de simplificação, o parâmetro conceitual D pode ser algebricamente eliminado da Eq. (5), dado que ele está tanto na função objetivo quanto nas restrições de igualdade. Para o caso bidimensional, esta expressão simplificada pode ser reescrita como:

$$\begin{aligned} & \text{Min } \bar{f}_1(\mathbf{x}) \\ & \text{s.t.: } \bar{f}_1(\mathbf{x}) - \bar{f}_2(\mathbf{x}) + 2w - 1 = 0 \\ & \quad g_j(\mathbf{x}) \geq 0 \\ & \quad 0 \leq w \leq 1 \end{aligned} \quad (6)$$

Onde $\bar{f}_1(\mathbf{x})$ e $\bar{f}_2(\mathbf{x})$ representam duas funções objetivo escalonadas (normalizadas).

De acordo com Köskoy e Doganaksoy (2003), em um experimento do tipo CCD – que pode ser utilizado para a obtenção das funções objetivo, há duas regiões de interesse: a região esférica e a região cuboidal. Para os arranjos cuboidais, a restrição para os fatores é do tipo $-1 \leq x_i \leq 1, i = 1, 2, \dots, k$, onde k igual ao número fatores do arranjo experimental. Já para a região esférica, as restrições para os fatores podem ser definidas por $x^T x \leq \alpha^2$, onde α é o raio do arranjo. Em alguns casos, é adequado se adotar ambas as restrições.

2.2.2 Método do Gradiente Reduzido Generalizado (GRG)

O GRG é um algoritmo adequado para a resolução de problemas de programação não-linear com restrições, basicamente, de igualdade. Entretanto, para casos onde a restrição for de desigualdade, contorna-se o problema introduzindo-se variáveis de folga (se a restrição for do tipo \leq), ou variáveis de excesso (no caso de restrições do tipo \geq). De acordo com Köskoy e Doganaksoy (2003), o GRG é um dos mais robustos e eficientes métodos de otimização não-linear restrita.

A expressão “gradiente reduzido” advém do procedimento de substituição das restrições de igualdade (já caracterizada a introdução de variáveis de folga) na função objetivo, reduzindo assim o número de variáveis e de gradientes presentes. Dado um vetor viável x , então, fazendo-se a partição das variáveis em básicas (ou dependentes) Z e não-básicas (independentes) Y , pode-se escrever que $X = [Z \ Y]^T$. Reescrevendo-se a função objetivo e as restrições em termos das variáveis básicas e não-básicas, vem que: $F(X) = F(Z, Y)$ e $h(X) = h(Z, Y)$. Usando a expansão em série de Taylor, pode-se derivar a função objetivo e as restrições, tal que:

$$dF(X) = \nabla_z F(X)^T dZ + \nabla_Y F(X)^T dY \quad dh_j(X) = \nabla_z h_j(X)^T dZ + \nabla_Y h_j(X)^T dY \quad (7)$$

Para atender à condição de otimalidade, é necessário que $dh_j(X) = 0$. Fazendo-se com que $A = \nabla_z h_j(X)^T$ e $B = \nabla_Y h_j(X)^T$, então, $dY = -B^{-1}AdZ$. Assim, pode-se definir o gradiente reduzido generalizado (GRG) como:

$$G_R = \frac{d}{dZ} F(X) = \nabla_z F(X) - [B^{-1}A]^T \nabla_Y F(X)^T$$

(8)

A direção de busca é $S_x = [-G_R \ dY]^T$. Para as iterações, deve se utilizar $X^{k+1} = X^k + \lambda S^{k+1}$ verificando-se em cada passo se X^{k+1} é viável e se $h(X^{k+1})=0$. Basta, então, resolver $F(X)$ escrito em termos de λ , usando-se um algoritmo unidimensional de busca, como o método de Newton.

Para realizar estes cálculos, neste trabalho será utilizado o Solver do Microsoft Excel®.

3. PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL

Para a operação de acabamento desenvolvida neste trabalho, foi utilizado um Torno CNC NardiniLogic 175, com potência máxima de eixo de 7,5 CV; rotação máxima de 4000 rpm; torre com oito posições e torque máximo de 200 Kgf.m. Como suporte, foi adotado o modelo ISO DCLNL 1616H12. Na usinagem dos corpos de prova, foram empregados insertos de cerâmica mista ($Al_2O_3 + TiC$), classe Sandvik GC 6050, recoberta com TiN, com geometria ISO CNGA 120408 S01525. Os corpos de prova utilizados nos ensaios têm dimensões de 49 mm de diâmetro e 50 mm de comprimento e utilizam Aço SAE/ABNT 52100 (Villares), com dureza de 55 HRC, possuindo a seguinte composição química:

Tabela 1. Composição Química do Aço SAE/ABNT 52100

Composição Química (% em peso)								
Elemento	C	Si	Mn	Cr	Mo	Ni	S	P
Teor	1,03	0,23	0,35	1,40	0,04	0,11	0,001	0,01

Para as medições necessárias, utilizou-se um Rugosímetro Taylor Hobson, modelo Surtronic 3⁺ e um Micrômetro Mitutoyo. O desgaste da ferramenta foi monitorado após o décimo passe de usinagem, utilizando-se um microscópio óptico. Utilizou-se como critério do fim de vida, a quebra da ferramenta.

Tabela 2 – Parâmetros de usinagem utilizados.

Parâmetro	Símbolo	Unidade	Nível Inferior	Nível Superior
Velocidade de Corte	Vc	m/min	200	240
Avanço	Fn	mm/rotação	0,05	0,10
Profundidade de Corte	Ap	mm	0,15	0,30

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Modelo de Vida da Ferramenta

Para se estabelecer o equacionamento da vida da ferramenta, 20 ensaios iniciais foram realizados projetando-se um arranjo fatorial completo, com três fatores (Vc, fn e ap), com dois pontos centrais e duas réplicas, de acordo com os fatores e níveis da Tab. (2), originando-se os resultados da Tab. (3). Neste caso, os pontos centrais são úteis para se avaliar se a superfície de resposta está localizada nas proximidades de regiões de curvatura.

Segundo Choudhury e El-Baradie (1998), o relacionamento entre a vida da ferramenta e as variáveis de usinagem independentes pode ser representado logaritmicamente por:

$$\ln T = \ln C + l \ln Vc + m \ln fn + n \ln ap + \ln \varepsilon'$$

(9)

Fazendo $\ln T = y$, $x_1 = \ln Vc$; $x_2 = \ln fn$; $x_3 = \ln ap$; $\varepsilon = \ln \varepsilon'$, $\beta_0 = \ln C$, e $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ parâmetros do modelo, escrevendo-se a resposta em termos dos parâmetros estimados b_0, b_1, b_2 e b_3 , tem-se que:

$$\hat{y} = y - \varepsilon = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3$$

(10)

Tabela 3 – Fatorial Completo 2^3 com Pontos centrais para resposta Vida.

Fatores			Níveis Codificados			Vida	
Vc	fn	Ap	x1	x2	x3	1ª rep.	2ª rep.
200	0,05	0,150	-1	-1	-1	15,8	17,7
240	0,05	0,150	1	-1	-1	10,9	12,1
200	0,100	0,150	-1	1	-1	9,2	10,5
240	0,100	0,150	1	1	-1	8,5	8,5
200	0,05	0,300	-1	-1	1	12,4	10,6
240	0,05	0,300	1	-1	1	7,2	7,7
200	0,100	0,300	-1	1	1	7,9	8,5
240	0,100	0,300	1	1	1	6,8	5,7
220	0,075	0,225	0	0	0	8,6	7,2
220	0,075	0,225	0	0	0	6,8	9,1

Tabela 4. ANOVA do Fatorial Completo 2^3 com *Center Points* para resposta Vida.

Termo	Efeito	Coef	Se Coef	T	P
Constante		10,000	0,2327	42,98	0,000
Vc	-3,150	-1,575	0,2327	-6,77	0,000
Fn	-3,600	-1,800	0,2327	-7,74	0,000
Ap	-3,300	-1,650	0,2327	-7,09	0,000
Vc X Fn	1,500	0,750	0,2327	3,22	0,008
Vc X Ap	0,150	0,075	0,2327	0,32	0,753
Fn X Ap	1,350	0,675	0,2327	2,90	0,014
Vc X Fn X Ap	-0,450	-0,225	0,2327	-0,97	0,354
Center Point		-2,075	0,5203	-3,99	0,002

Observando-se os resultados da Tab.(4), conclui-se que os todos os fatores estudados são significativos e os níveis adotados encontram-se nas proximidades da região de ótimo, uma vez que o P-value de curvatura foi inferior ao nível de significância de 5% (Tab. (5)). Assim, pode-se ajustar a resposta do experimento utilizando um CCD.

Tabela 5. Análise de Curvatura de Ajuste do Fatorial Completo 2^3 .

Fonte	Df	SeqSs	AdjSs	Ms	F	P
Efeitos Principais	3	135,090	135,090	45,0300	51,99	0,000
Interações 2 ^a .Ordem	3	16,380	16,380	5,4600	6,30	0,010
Interações 3 ^a .Ordem	1	0,810	0,810	0,8100	0,94	0,354
Curvatura	1	13,778	13,778	13,7780	15,91	0,002
Erro Residual	11	9,527	9,527	0,8661		
Erro Puro	11	9,527	9,527	0,8661		
Total	19	175,585				

De maneira análoga, procedeu-se o ajuste da superfície de resposta para a rugosidade média (Ra), de acordo com o arranjo mostrado na Tab. 6.

Tabela 6. Parâmetros de Corte e resultados para o RSM da resposta Vida e rugosidade.

Nº	Bloco	Vc	Fn	ap	x1	x2	x3	Vida	Ra
1	1	200,000	0,050	0,150	-1,000	-1,000	-1,000	16,75	0.330
2	1	240,000	0,050	0,150	1,000	-1,000	-1,000	11,50	0.280
3	1	200,000	0,100	0,150	-1,000	1,000	-1,000	9,85	0.695
4	1	240,000	0,100	0,150	1,000	1,000	-1,000	8,50	0.565
5	1	200,000	0,050	0,300	-1,000	-1,000	1,000	11,50	0.245
6	1	240,000	0,050	0,300	1,000	-1,000	1,000	7,45	0.420
7	1	200,000	0,100	0,300	-1,000	1,000	1,000	8,20	0.565
8	1	240,000	0,100	0,300	1,000	1,000	1,000	6,25	0.610
9	1	220,000	0,075	0,225	0,000	0,000	0,000	8,60	0.360
10	1	220,000	0,075	0,225	0,000	0,000	0,000	6,80	0.420
11	2	187,340	0,075	0,225	-1,633	0,000	0,000	10,10	0.340
12	2	252,660	0,075	0,225	1,633	0,000	0,000	7,60	0.450
13	2	220,000	0,034	0,225	0,000	-1,633	0,000	17,50	0.320
14	2	220,000	0,116	0,225	0,000	1,633	0,000	7,20	0.720
15	2	220,000	0,075	0,103	0,000	0,000	-1,633	12,00	0.360
16	2	220,000	0,075	0,347	0,000	0,000	1,633	6,70	0.310
17	2	220,000	0,075	0,225	0,000	0,000	0,000	7,20	0.370
18	2	220,000	0,075	0,225	0,000	0,000	0,000	9,10	0.290

Neste caso, como já se está na região de ótimo (P-Value de curvatura < 5%), serão utilizados os resultados do fatorial anterior (Tab. (3)), executando-se, complementarmente, apenas os pontos axiais do arranjo. Como o fatorial anterior tem uma réplica, serão adotadas as médias das respostas de cada experimento. Para se combater uma possível tendenciosidade, blocou-se o experimento de modo que os

resultados já obtidos mais dois pontos centrais formaram o bloco 1, enquanto que os pontos axiais, seguidos também de dois pontos centrais, o bloco 2. Se não houver diferença entre os blocos, tal termo será excluído do modelo. Assim se compõe a Tab. (6).

Analisando-se os resultados da Tab. (6), verifica-se que o modelo de primeira ordem para a vida da ferramenta apresentou um ajuste muito baixo ($R^2_{adj} = 66,7\%$). Portanto, deve-se tentar um modelo de ordem mais alta.

A Tabela (7) apresenta a ANOVA (Análise de Variância) de um modelo de segunda ordem (modelo quadrático completo), obtido a partir dos resultados do CCD. Uma análise precedente considerou a presença dos blocos. O P-value da análise dos blocos (0,503) revelou não haver diferença entre os experimentos executados na primeira rodada e os pontos axiais. Assim, os blocos podem ser eliminados do modelo. Percebe-se na Tab. (7) que o modelo possui um excelente ajuste ($R^2_{adj} = 85,0\%$), entretanto, as interações não são significativas. A retirada das interações, no entanto, conduzem a um ajuste pior ($R^2_{adj} = 83,0\%$), com um termo de erro S maior (1,336), embora não se verifique falta de ajuste. Por esta razão, decidiu-se empregar neste trabalho o modelo quadrático completo. A Figura (1) mostra estas superfícies de resposta para a Vida em minutos.

Tabela 7. ANOVA da Superfície de Resposta.

Termo	Coef	Se Coef	T	P
Constante	7,968	0,6247	12,754	0,000
Vc	-1,251	0,3442	-3,636	0,007
Fn	-2,341	0,3442	-6,804	0,000
Ap	-1,639	0,3442	-4,763	0,001
Vc X Vc	0,234	0,3678	0,638	0,542
Fn X Fn	1,547	0,3678	4,206	0,003
Ap X Ap	0,422	0,3678	1,147	0,284
Vc X Fn	0,750	0,4443	1,688	0,130
Vc X Ap	0,075	0,4443	0,169	0,870
Fn X Ap	0,675	0,4443	1,519	0,167
S = 1,257	R-Sq = 92,9 %		R-Sq (Adj) = 85,0 %	

Fonte	Df	SeqSs	AdjSs	Ms	F	P
Regressão	9	166,226	166,226	18,470	11,70	0,001
Linear	3	129,796	129,796	42,265	27,40	0,000
Quadrático	3	28,240	28,240	9,413	5,96	0,019
Interação	3	8,190	8,190	2,730	1,73	0,238
Erro Residual	8	12,634	12,634	1,579		
Falta de Ajuste	5	9,006	9,006	1,801	1,49	0,395
Erro Puro	3	3,627	3,627	1,209		
Total	17	178,860				

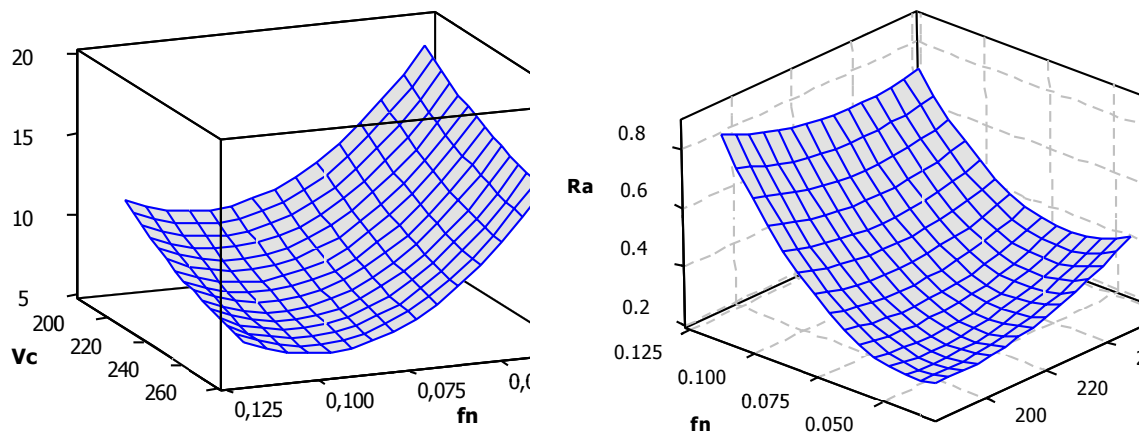


Figura 4 – Superfícies de Respostas da Vida da ferramenta e Rugosidade da peça.

De acordo com as recomendações de Noordin et al. (2004), deve-se realizar uma análise dos resíduos das respostas para se avaliar a qualidade dos resultados experimentais. Segundo Montgomery (2001), os resíduos devem ser normais, independentes (não-correlacionados) e identicamente distribuídos. Na Figura (2) não são evidenciados padrões de anormalidade nos resíduos, portanto, os resultados descritos neste trabalho podem ser considerados válidos.

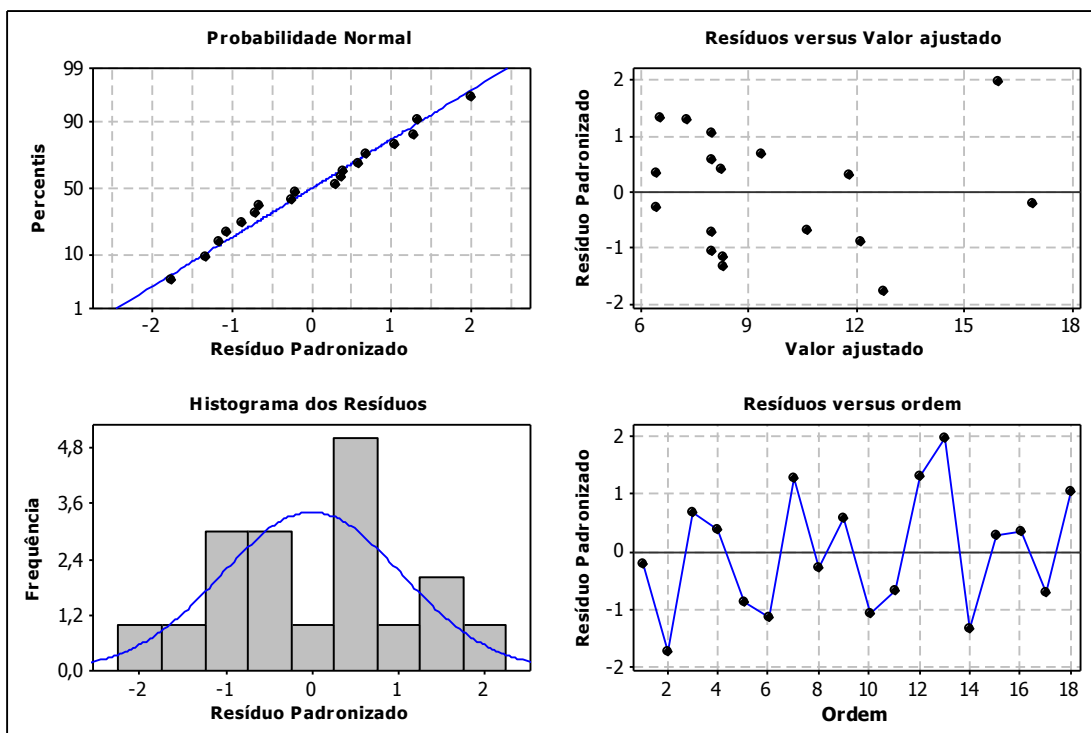


Figura 5. Análise de Resíduos dos dados experimentais da Tab. (6).

4.2 Otimização pelo Método de Interseção Normal à Fronteira

Considerando-se o modelo quadrático completo e as restrições cuboidais e esféricas descritas anteriormente, o problema de otimização da vida da ferramenta pode ser escrito como:

$$\begin{aligned}
 \text{Min } \bar{f}_{(1)}(\mathbf{x}) &= \left[\frac{f_{(T)}(\mathbf{x}) - f_{(T)}^l}{f_{(T)}^{MAX} - f_{(T)}^l} \right] \\
 \text{s.t.: } \bar{g}_1(\mathbf{x}) &= \left[\frac{f_{(T)}(\mathbf{x}) - f_{(T)}^l}{f_{(T)}^{MAX} - f_{(T)}^l} \right] - \left[\frac{f_{(Ra)}(\mathbf{x}) - f_{(Ra)}^l}{f_{(Ra)}^{MAX} - f_{(Ra)}^l} \right] + 2w_i - 1 = 0 \quad (11) \\
 g_2(\mathbf{x}) &= \mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq \rho^2 \\
 0 &\leq w_i \leq 1
 \end{aligned}$$

$$\text{Com: } \rho = \left[k \left(1 + \frac{n_{s0}}{n_s} \right) / \left(1 + \frac{n_{c0}}{n_c} \right) \right]^{\frac{1}{2}}$$

Aplicando-se o algoritmo GRG disponível no aplicativo Solver do Microsoft Excel®, ao sistema de equações (11), obtém-se os resultados mostrados pela Tab. (8) a seguir. Nesta tabela, a cada iteração adota-se um valor diferente para o peso, deslocando-se a cada ponto a solução ótima pela Fronteira Equiespaçada de Pareto.

Tabela 8. Resultados da otimização utilizando GRG.

Peso w	Unidades Codificadas			Unidades Decodificadas			Respostas	
	Vc	fn	Ap	Vc	fn	ap	T	Ra
0.0	-0.998	-0.792	1.021	200.035	0.055	0.302	11.011	0.233
0.1	-1.028	-0.882	0.912	199.445	0.053	0.293	11.692	0.234
0.2	-1.048	-0.975	0.787	199.045	0.051	0.284	12.446	0.237
0.3	-1.056	-1.066	0.644	198.886	0.048	0.273	13.254	0.242
0.4	-1.048	-1.152	0.492	199.040	0.046	0.262	14.065	0.248
0.5	-1.026	-1.225	0.337	199.487	0.044	0.250	14.823	0.256
0.6	-0.990	-1.286	0.182	200.201	0.043	0.239	15.505	0.263
0.7	-0.940	-1.335	0.025	201.191	0.042	0.227	16.109	0.270
0.8	-0.873	-1.373	-0.141	202.542	0.041	0.214	16.648	0.276
0.9	-0.772	-1.399	-0.339	204.569	0.040	0.200	17.128	0.283
1.0	-0.495	-1.437	-0.599	210.104	0.039	0.180	17.468	0.288

De acordo com os resultados da Tab. (8), a vida da ferramenta aumenta quando se empregam os níveis inferiores adotados para as variáveis, com profundidades de corte da ordem de 0,15 mm, velocidades de corte inferiores a 200 m/min e avanços inferiores a 0,05. A adoção destes níveis conduz a vidas de ferramentas em torno de 17 min. A Figura (3) destaca este ponto de ótimo no plano dos gráficos de contorno para as superfícies de resposta, geradas para os 3 pares de fatores.

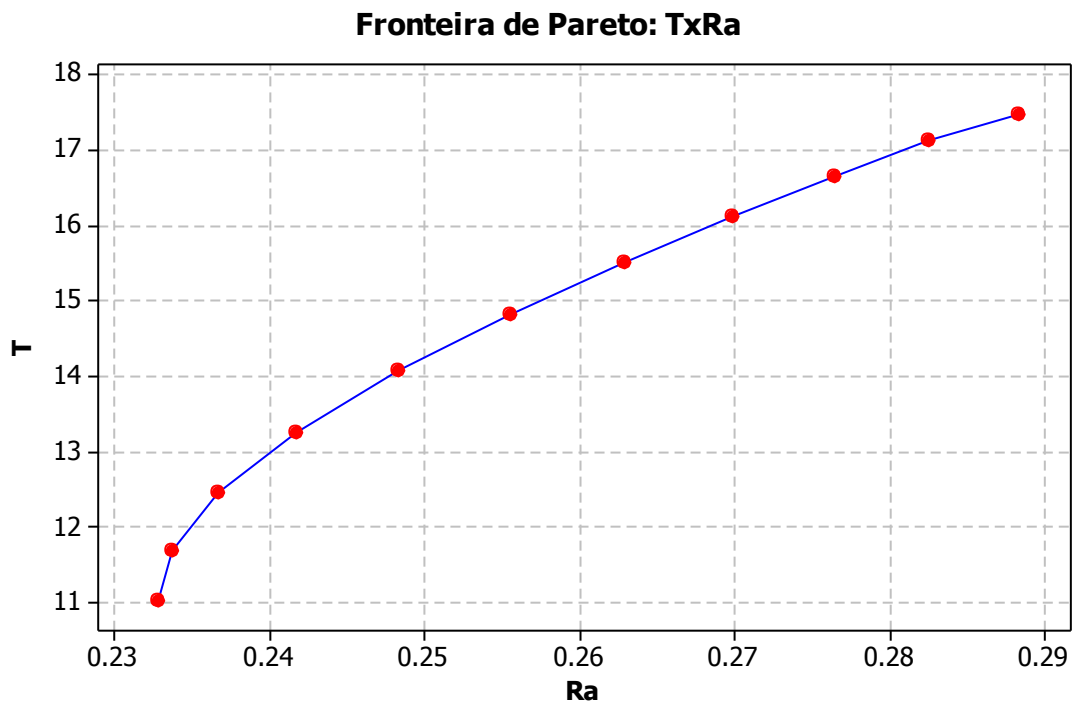


Figura 6 – Fronteira de Pareto para T x Ra.

Cabe ressaltar que, embora as conclusões estatísticas sejam fortes, elas só podem ser empregadas para este caso específico. No entanto, embora não se possa generalizar, este procedimento pode ser adequado para a modelagem e otimização de outros processos e materiais.

5. CONCLUSÕES

Este artigo apresenta as conclusões obtidas a partir da investigação experimental realizada da influência dos parâmetros de corte sobre a vida de ferramentas de cerâmica mista ($Al_2O_3 + TiC$), classe Sandvik GC 6050, com geometria ISO CNGA 120408 S01525, recobertas com TiN.

Constatou-se que a Metodologia de Projeto de Experimentos é muito útil na modelagem de processos de usinagem, com uma pequena quantidade de experimentos. Para a vida da ferramenta e para a rugosidade média, um modelo de segunda ordem

mostrou-se mais apropriado. De acordo com os resultados do método de otimização, uma fronteira equiespaçada de Pareto foi obtida para diferentes pesos atribuídos às duas funções objetivo. Desse modo, dependendo do critério do decisor (maximizar a vida ou reduzir a rugosidade), variando-se o peso pode-se encontrar uma solução viável que atenda às necessidades do processo.

Estas conclusões não devem ser extrapoladas para outros níveis, fatores, tipos de materiais e ferramentas, bem como só têm validade para amplitude de níveis adotados. Porém, pode-se recomendar sua utilização em outros processos de manufatura.

6. REFERÊNCIAS

Alauddin, M., El-Baradie, M. A., Hashmi, M. S. J., 1997, Prediction of tool life in end milling by response surface methodology, *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 71, pp.457-465.

Box, G. E. P., Hunter, W. G., Hunter, J. S., 1978, *Statistics for Experimenters*, John Wiley & Sons, New York.

Choudhury, I. A., El-Baradie, 1998, Tool-life prediction model by design of experiments for turning high strength steel (290 BHN), *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 77, pp.319-326.

Choudhury, S.K., Bartarya,G., 2003, Role of temperature and surface finish in prediction tool wear using neural network and design of experiments, *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, vol. 43, pp. 747-753.

Dhavlikar, M. N., Kulkarni, M. S., Mariappan, V., 2003, Combined Taguchi and dual response method for optimization of a centerless grinding operation, *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 132, pp. 90-94.

Köksoy, O., Doganaksoy, N., 2003, “Joint Optimization of Mean and Standard Deviation Using Response Surface Methods”, *Journal of Quality Technology*, Vol.35, No. 3, pp. 237-334.

Montgomery, D. C., 2001, “*Designs and Analysis of Experiments*”, 4^a ed. John Wiley & Sons.

- Noordin, M. Y., Venkatesh, V. C., Sharif, S., Elting, S. and Abdullah, A., 2004, Application of response surface methodology in describing the performance of coated carbide tools when turning AISI 1045 steel, *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 145, pp.46-58.
- Yih-Fong, T. (2005), A Hybrid approach to optimize multiple performance characteristics of high-speed computerized numerical control milling tool steels, *Materials and Design*. Article in Press. Disponível *online* em 15 de agosto de 2005.
- Ardakani, M. K., & Noorossana, R. (2008). A new optimization criterion for robust parameter design – the case of target is best. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 38, 851-859.
- Box, G. E. P., & Jones, S. (1992). Designing products that are robust to the environment. *Total Quality Management*, 3, 265-282.
- Box, G. E. P., Hunter, W. G., MacGregor, J. F., & Erjavec, J. (1973). Some problems associated with the analysis of multiresponse data. *Technometrics*, 15, 33-51.
- Bratchell, N. (1989). Multivariate response surface modeling by principal components analysis. *Journal of Chemometrics*, 3, 579-588.
- Brown, M. B., & Forsythe, A. B. (1974). Robust tests for the equality of variance. *Journal of the American Statistical Association*, 69, 364-367.
- Busacca, G. P., Marseguerra, M., & Zio, E. (2001). Multiobjective optimization by genetic algorithms: application to safety systems. *Reliability Engineering & System Safety*, 72, 59-74.
- Chiao, C. H., & Hamada, M. (2001). Analyzing experiments with correlated multiple responses. *Journal of Quality Technology*, 33, 451-465.
- Cho, B. R., & Park, C. (2005). Robust design modeling and optimization with unbalanced data. *Computers & Industrial Engineering*, 48, 173-180.
- Correa, M., Bielza, C., & Pamies-Teixeira, J. (2009). Comparison of Bayesian networks and artificial neural networks for quality detection in a machining process. *Expert Systems with Applications*, 36, 7270-7279.
- Das, I., & Dennis, J.E. (1998). Normal boundary intersection: A new method for generating the Pareto surface in nonlinear multicriteria optimization problems. *SIAM Journal of Optimization*, 8, 631-657.

- Del Castillo, E., Fan, S. K., & Semple, J. (1999). Optimization of dual response systems: a comprehensive procedure for degenerate and nondegenerate problems. *European Journal of Operational Research*, 112, 174-186.
- Govindaluri, S. M., & Cho, B. R. (2007). Robust design modeling with correlated quality characteristics using a multicriteria decision framework. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 32, 423-433.
- Haggag, A. A. (1981). A variant of the generalized reduced gradient algorithm for non-linear programming and its applications. *European Journal of Operational Research*, 7, 161-168.
- Jeong, I. J., Kim, K. J., & Chang, S. Y. (2005). Optimal weighting of bias and variance in dual response surface optimization. *Journal of Quality Technology*, 37, 236-247.
- Jia, Z. & Ierapetritou, G. (2007). Generate Pareto optimal solutions of scheduling problems using normal boundary intersection technique. *Computers and Chemical Engineering*, 31, 268-280.
- Johnson, R. A., & Wichern, D. (2002). *Applied Multivariate Statistical Analysis*. (5th ed.). New Jersey: Prentice-Hall.
- Kazemzadeh, R. B., Bashiri, M., Atkinson, A.C., & Noorossana, R. (2008). A general framework for multiresponse optimization problems based on goal programming. *European Journal of Operational Research*, 189, 421-429.
- Khuri, A. I., & Conlon, M. (1981). Simultaneous optimization of multiple responses represented by polynomial regression functions. *Technometrics*, 23, 363-375.
- Köksoy, O. (2006). Multiresponse robust design: Mean square error (MSE) criterion. *Applied Mathematics and Computation*, 175, 1716-1729.
- Kovach, J., & Cho, B. R. (2009). A *D*-optimal design approach to constrained multiresponse robust design with prioritized mean and variance considerations. *Computers & Industrial Engineering*, 57, 237-245.
- Lasdon, L. S., Waren, A. D., Jain, A., & Ratner, M. (1978). Design and testing of a Generalized Reduced Gradient code for nonlinear programming. *ACM Transactions on Mathematical Software*, 4, 34-50.
- Lee, S. B., & Park, C. (2006). Development of robust design optimization using incomplete data. *Computers & Industrial Engineering*, 50, 345-356.

- Liao, H. C. (2006). Multi-response optimization using weighted principal components. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 27, 720-725.
- Lin, D. K. J., & Tu, W. (1995). Dual response surface optimization. *Journal of Quality Technology*, 27, 34-39.
- Montgomery, D. C. (2009). *Design and Analysis of Experiments*. (7th ed.). New York: John Wiley.
- M'silti, A., & Tolla, P. (1993). An interactive multiobjective nonlinear programming procedure. *European Journal of Operational Research*, 64, 115-125.
- Nair, V. N. (1992). Taguchi's parameter design: a panel discussion. *Technometrics*, 34, 127-161.
- Paiva, A. P., Campos, P. H., Ferreira, J. R., Lopes, L. G. D., Paiva, E. J., & Balestrassi, P. P. (2012). A multivariate robust parameter design approach for optimization of AISI 52100 hardened steel turning with wiper mixed ceramic tool. *International Journal of Refractory Metals and Hard Materials*, 30, 152-163.
- Paiva, A. P., Paiva, E. J., Ferreira, J. F., Balestrassi, P. P., & Costa, S. C. (2009). A multivariate mean square error optimization of AISI 52100 hardened steel turning. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 43, 631-643.
- Pereyra, V., Saunders, M., Castillo, & Castillo, J. (2010). Equispaced Pareto front construction for constrained bi-objective optimization. *Mathematical and Computer Modelling*. Article in press. DOI:10.1016/j.mcm.2010.12.044.
- Quesada, G. M., & Del Castillo, E. (2004). Two approaches for improving the dual response method in robust parameter design. *Journal of Quality Technology*, 36, 154-168.
- Sadagopan, S., & Ravindran, A. (1986). Interactive algorithms for multiple criteria nonlinear programming problems. *European Journal of Operational Research*, 25, 247-257.
- Shaibu, A. B., & Cho, B. R. (2009). Another view of dual response surface modeling and optimization in robust parameter design. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 41, 631-641.
- Shin, S., & Cho, B. R. (2005). Bias-specified robust design optimization and its analytical solutions. *Computers & Industrial Engineering*, 48, 129-140.

- Shin, S., Samanlioglu, F., Cho, B. R., & Wiecek, M. M. (2011). Computing trade-offs in robust design: perspectives of the mean squared error. *Computers & Industrial Engineering*, 60, 248-255.
- Shukla, P.K., & Deb, K. (2007). On finding multiple Pareto-optimal solutions using classical and evolutionary generating methods. *European Journal of Operational Research*, 181, 1630-1652.
- Steenackers, G., & Guillaume, P. (2008). Bias-specified robust design optimization: a generalized mean squared error approach. *Computers & Industrial Engineering*, 54, 259-268.
- Taguchi, G. (1986). *Introduction to quality engineering: designing quality into products and processes*. Tokyo: Usian.
- Tang, L. C., & Xu, K. (2002). A unified approach for dual response surface optimization. *Journal of Quality Technology*, 34, 437-447.
- Utyuzhnikov, S.V., Fantini, P., & Guenov, M.D. (2009). A method for generating a well-distributed Pareto set in nonlinear multiobjective optimization. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 223, 820-841.
- Vahidinasab, V., & Jadid, S. (2010). Normal boundary intersection method for suppliers' strategic bidding in electricity markets: An environmental/economic approach. *Energy Conversion and Management*, 51, 1111-1119.
- Vining, G. G. (1998). A compromise approach to multiresponse optimization. *Journal of Quality Technology*, 30, 309-313.
- Vining, G. G., & Myers, R. H. (1990). Combining Taguchi and response surface philosophies: a dual response approach. *Journal of Quality Technology*, 22, 38-45.
- Wu, F. C. (2005). Optimization of correlated multiple quality characteristics using desirability function. *Quality Engineering*, 17, 119-126.
- Yang, J. B., & Sen, P. (1996). Preference modelling by estimating local utility functions for multiobjective optimization. *European Journal of Operational Research*, 95, 115-138.
- Yuan, J., Wang, K., Yu, T., & Fang, M. (2008). Reliable multi-objective optimization of high-speed WEDM process based on Gaussian process regression. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 48, 47-60.