

PROJETO DE PARÂMETRO ROBUSTO APLICADO À OTIMIZAÇÃO DO PROCESSO DE TORNEAMENTO DO AÇO ABNT 12L14

Fabrício Alves de Almeida

Universidade Federal de Itajubá – Instituto de Engenharia de Produção e Gestão Av. BPS, 1303 - Pinheirinho, Itajubá - MG, 37500-903 fabricio-almeida@unifei.edu.br

Leandro Framil Amorim

Universidade Federal de Itajubá – Instituto de Engenharia de Produção e Gestão Av. BPS, 1303 - Pinheirinho, Itajubá - MG, 37500-903 leandroframorim@gmail.com

Tavnara Incerti de Paula

Universidade Federal de Itajubá – Instituto de Engenharia de Produção e Gestão Av. BPS, 1303 - Pinheirinho, Itajubá - MG, 37500-903 tayincerti@hotmail.com

Vinícius Renó de Paula

Universidade Federal de Itajubá – Instituto de Engenharia de Produção e Gestão Av. BPS, 1303 - Pinheirinho, Itajubá - MG, 37500-903 viniciusrp77@gmail.com

Rachel Campos Sabioni

Universidade Federal de Itajubá – Instituto de Engenharia de Produção e Gestão Av. BPS, 1303 - Pinheirinho, Itajubá - MG, 37500-903 rachelcampossabioni@gmail.com

Anderson Paulo de Paiva

Universidade Federal de Itajubá – Instituto de Engenharia de Produção e Gestão Av. BPS, 1303 - Pinheirinho, Itajubá - MG, 37500-903 andersonppaiva@unifei.edu.br

José Henrique de Freitas Gomes

Universidade Federal de Itajubá – Instituto de Engenharia de Produção e Gestão Av. BPS, 1303 - Pinheirinho, Itajubá - MG, 37500-903 ze_henriquefg@yahoo.com.br

RESUMO

O objetivo deste trabalho é determinar um setup para o processo de torneamento do aço 12L14 que seja capaz de neutralizar a influência do desgaste da ferramenta de corte na rugosidade média da peça usinada. Para atingir este objetivo, equações de média e variância da rugosidade foram modeladas através da metodologia de superfícies de resposta, a partir de um arranjo combinado com três variáveis de entrada do processo de usinagem (velocidade de corte, avanço e profundidade de corte) e uma variável de ruído (utilização de ferramenta nova e ferramenta desgastada). Posteriormente, estas mesmas respostas foram otimizadas utilizando-se o erro quadrático médio, que permite que o valor médio da resposta se aproxime de um valor alvo pré-definido anulando a variabilidade da mesma. Experimentos de confirmação foram realizados para conferir a adequação do método e comprovar os resultados obtidos.

PALAVRAS CHAVE. Otimização, Projeto de parâmetro robusto, Erro quadrático médio, Torneamento do aço ABNT 12L14.



Tópicos (OC - Otimização Combinatória; IND - PO na Indústria; EST - Estatística)

ABSTRACT

The objective of this work is to determine a setup for the 12L14 free machining steel turning process that will be able to neutralize the influence of tool wear in the workpiece's mean roughness. Aiming this, equations for the mean and variance of the roughness were modeled by the response surface methodology, from a combined array with three input variables of the turning process (cutting speed, feed and depth of cut) and a noise variable (use of new and worn tools). Subsequently, these same responses were optimized by the mean square error, which allows the response mean value to approach a predetermined target value by canceling variation thereof. Confirmation experiments were conducted to prove the suitability of the method and to check the results.

KEYWORDS. Optimization, Robust parameter design, Mean square error, 12L14 free machining steel turning.

Paper topics (OC - Combinatorial Optimization; IND - OR in Industry; EST Statistics)



1. Introdução

Dentro dos processos de usinagem, um dos processos mais utilizados é o torneamento, que tem sido caracterizado como uma operação muito importante para a indústria moderna [Diniz et al. 2010]. No processo de torneamento, os parâmetros de entrada (velocidade de corte, avanço e profundidade de corte) são diretamente responsáveis por muitas das características de qualidade e produtividade do processo, tais como o desgaste da ferramenta, o acabamento da peça e a quantidade de material removido [Singh e Rao 2007; Campos et al. 2012].

O acabamento das peças usinadas pode ser avaliado de acordo com a rugosidade superficial, que são irregularidades apresentadas na superfície das peças, caracterizadas por sulcos feitos pela ferramenta durante o processo de usinagem [Lia et al. 2013]. De acordo com Choudhury e El-Baradie [1998] e Paiva et al. [2007], muitos pesquisadores têm investigado os efeitos dos parâmetros de corte (variando um único parâmetro por experimento) nas respostas de qualidade, como a vida útil da ferramenta e a rugosidade superficial. Assim, o presente estudo faz uso apenas de um parâmetro de avaliação da rugosidade, a rugosidade média aritmética (R_a), que é a média aritmética dos valores absolutos das ordenadas do perfil efetivo (medido) em relação à linha média em um comprimento de amostragem [Campos 2011].

Este trabalho foca na rugosidade superficial das peças torneadas e como esta característica é afetada pelo desgaste da ferramenta de corte. Diversos são os tipos de desgastes que podem ocorrer em uma ferramenta (desgaste de entalhe, de flanco, de cratera, entre outros) e a combinação entre estes desgastes e os parâmetros de corte utilizados no processo pode ser crítica para o acabamento superficial da peça usinada moderna [Diniz et al. 2010].

Visando o acabamento, tem-se como objeto de estudo deste artigo o processo de torneamento do aço ABNT 12L14. Um estudo experimental foi realizado para modelagem das respostas de interesse (relativas à rugosidade média das superfícies usinadas) onde um arranjo experimental foi criado para três variáveis do processo (velocidade de corte, avanço e profundidade de corte) e para uma variável de ruído (uso de ferramenta nova e desgastada). Este arranjo experimental, do tipo arranjo combinado, foi criado com a utilização da metodologia de superfície de resposta (MSR), amplamente utilizada para modelar parâmetros de usinagem [Mandal et al. 2011; Bouacha et al. 2010; Paiva et al. 2009; Iqbal et al. 2008; Sahin e Motorcu 2008; Kwak et al. 2006].

O objetivo deste trabalho é determinar um setup ótimo para o processo de torneamento do aço 12L14, capaz de eliminar os efeitos do desgaste da ferramenta sobre a rugosidade média da peça usinada. Para isto, é proposta a utilização de otimização robusta pelo Erro Quadrático Médio (EQM), das funções de média (μ) e variância (σ^2) da rugosidade média (σ^2) medida em um conjunto de experimentos realizados para o processo de torneamento do aço ABNT 12L14.

Desta forma, o artigo encontra-se estruturado da seguinte forma: a Seção 2 apresenta uma visão geral de projeto de parâmetro robusto (RPD) e técnicas utilizadas dentro desta metodologia, como a metodologia de superfície de resposta (MSR) e o erro quadrático médio (EQM). A Seção 3 apresenta a metodologia proposta em uma sequência de passos para aplicação do RPD. Já a Seção 4 apresenta a aplicação do método proposto, juntamente com a discussão dos resultados. Finalmente, a seção 5 apresenta as conclusões desta pesquisa.

2. Otimização Robusta pelo Erro Quadrático Médio

O Projeto de Parâmetro Robusto (*Robust Parameter Design – RPD*) se caracteriza por uma coletânea de técnicas para identificar o grau de fatores que reduz a sensibilidade do processo perante os ruídos (fatores incontroláveis), proporcionando uma análise e melhoria de processos a fim de encontrar os níveis de suas variáveis, garantindo que alcancem a média desejada das respostas, além de minimizar sua variação, tornando o processo mais estável e insensível a ruídos [Ardakani e Noorossana 2008; Montgomery 2009; Yang et al. 2013; Elsayed e Lacor 2014]. O RPD é um método utilizado para se reduzir tempo de experimentação, além de aumentar o conjunto de informações que podem ser obtidas perante os dados [Jurkow e Stiernstedt 2014].



Em relação à análise e modelagem dos dados para a otimização robusta, utiliza-se a Metodologia de Superfície de Resposta (MSR) que se refere ao conjunto de artifícios matemáticos e estatísticos utilizados para modelar e analisar aplicações onde à resposta de interesse tem influencia de diversas variáveis. A relação entre as variáveis dependentes e independentes tende a ser desconhecido. Neste caso, busca-se encontrar a relação real entre as respostas (y) e o conjunto de variáveis independentes (x) com uma aproximação razoável [Montgomery, 2009].

Para uma região de interesse qualquer, a relação entre variáveis e respostas pode ser modelada empregando-se um polinômio de baixa ordem, porém, se constar uma curvatura no sistema, a função de aproximação mais utilizada é de um polinômio de ordem superior, como na Eq. (1), onde y é a resposta; k é o número de fatores; x_i corresponde às variáveis de referencia; β_i corresponde aos coeficientes e ε refere-se ao erro.

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

O planejamento de experimentos, com sua metodologia de superfície de resposta, possui grande eficiência para a abordagem do RPD. Assim, segundo Brito [2012], para o RPD, os métodos de análise podem ser o arranjo combinado e o arranjo cruzado, onde tais métodos são amplamente utilizados para otimizar as condições das variáveis selecionadas.

Segundo Shoemaker et al. [1991], os arranjos combinados são por definição como sequenciamento de experimentos. Desta maneira, as variáveis de ruído serão tratadas como variáveis de controle, onde haverá uma combinação das variáveis de controle e ruído formando um único arranjo experimental. A partir dos dados gerados e atribuído a coleta de informação destes experimentos, torna-se possível a construção do modelo de superfície de resposta, que relacionará as variáveis de controle, ruídos e suas interações. A Eq. (2) apresenta o modelo de segunda ordem elaborado com base no arranjo combinado [Montgomery, 2009]:

$$y(x,z) = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} \sum \beta_i x_i x_j + \sum_{i=1}^k y_i z_i + \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^r \delta_{ij} x_i z_j + \varepsilon$$
(2)

Onde, y é a resposta, x_i atua como variável de controle, z_i será tratada como a variável de ruído, β_0 , β_i , β_{ii} , β_{ij} , y_i , δ_{ij} serão os coeficientes a serem estimado pelo modelo, k será o número de variável de controle, r o numero de variável de ruído e por fim ε o erro experimental.

Segundo Brito et al. [2014], os coeficientes ilustrados na equação acima β_0 , β_i , β_{ii} , β_{ij} , γ_i e δ_{ij} referem-se ao Método dos Mínimos Quadrados Ordinários (OLS – Ordinary Least Squares). Desta maneira, podemos chegar a média da resposta y, segundo a Eq. (3).

$$\mu(y) = f(x) = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} \beta_{ij} x_i x_j$$
 (3)

Em seguida, tem-se o modelo de variância estimado a partir do princípio da propagação de erro, como na Eq. (4):

$$\sigma^2(y) = \sum_{i=1}^r \left[\frac{\partial y(x,z)}{\partial z_i} \right]^2 \cdot \sigma_{z_i}^2 + \sigma^2$$
 (4)

Brito et al. [2014], afirma que as equações de média e variância, Eq. (3) e (4) respectivamente, referem-se a resposta y como função para as variáveis de controle x_i , permitindo que a variabilidade vinda do ruído seja mínima. Montgomery aconselha considerar, para a equação de variância, $\sigma_{z_i}^2 = 1$.

Diante das equações de média e variância, pode-se então utilizar técnicas de otimização de múltiplos objetivos, onde, neste artigo, optou-se pelo Erro Quadrático Médio (EQM). Segundo Köksoy [2006] se dá pela soma da variância e o quadrado da diferença entre o valor alvo e a



média da resposta. Minimizar o erro quadrático médio permite que o valor médio da resposta se aproxime do valor alvo e, sucessivamente, o menor valor para a variabilidade. A formulação dessa otimização é apresentada na Eq. (5) [Brito et al. 2014]:

Minimizar
$$EQM(y) = \left[\mu(y) - T_y\right]^2 + \sigma^2(y)$$

sujeito $a: x^T x \le \infty^2$ (5)

Onde EQM é o erro quadrático médio, μ se dá pelo modelo para a média, T o alvo para a média e σ^2 o modelo para a variância. Todos relacionados para a resposta y. Tem-se também $x^Tx \le \infty^2$ como a restrição esférica para o espaço amostral do arranjo experimental.

3. Metodologia

Com o intuito de encontrar um setup para o processo que, independente do estado de desgaste da ferramenta, a rugosidade das peças produzidas se mantenha estável, este trabalho utilizou uma estratégia desenvolvida de acordo com o seguinte procedimento, dividido em cinco passos, ilustrados na Figura 1:

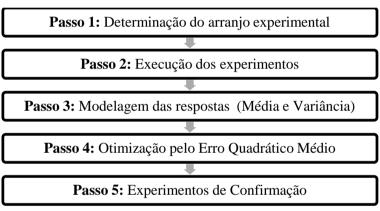


Figura 1 - Resumo do procedimento proposto

O passo 1, consiste na seleção das variáveis de controle e de ruído e na determinação da matriz experimental. No passo 2, os experimentos são conduzidos de acordo com o planejamento experimental realizado no passo 1 e as respostas medidas são armazenadas para posterior análise. No passo 3, o algoritmo *OLS* (*Ordinary Least Squares*) é aplicado para gerar as superfícies de resposta e os resultados são analisados. No passo 4, as respostas modeladas são otimizadas pelo método multiobjetivo EQM. Utiliza-se então o algoritmo GRG (Gradiente Reduzido Generalizado) na otimização restrita das respostas. No passo 5, e o ponto onde obteve-se o menor valor de EQM é utilizado para setup dos experimentos de confirmação. Os experimentos são realizados e os valores obtidos para as respostas são comparados com os valores esperados.

A próxima seção deste trabalho apresenta a aplicação desta metodologia na otimização do processo de torneamento do aço 12L14 e avalia a adequação do método proposto.

4. Otimização do processo de torneamento do aço 12L14

A metodologia proposta neste estudo foi aplicada ao processo de torneamento do aço 12L14, com o objetivo de neutralizar a influência do desgaste da ferramenta (variável de ruído) na rugosidade média dos corpos de prova de aço 12L14. A aplicação dos passos definidos na metodologia é detalhada a seguir:

Passo 1: Determinação do arranjo experimental



Foi planejado um arranjo composto central (CCD), criado para três parâmetros em dois níveis, com 8 pontos fatoriais, 6 pontos axiais e 5 pontos centrais, totalizando 19 experimentos. Foram estabelecidos como variáveis de decisão a velocidade de corte (V_c), o avanço (f) e a profundidade de corte (a_p). O desgaste da feramenta (Z_d) foi considerado como variável de ruído. A Tabela 1 apresenta os níveis testados para cada uma destas variáveis. O Arranjo experimental completo pode ser observado na Tabela 2.

Tabela 1 – Variáveis de controle e ruído e seus níveis

	Variáveis	Níveis				
	variaveis	-1	0	1		
	V_c [m/min]	180	210	240		
Controle	f [mm/rot]	0,120	0,135	0,150		
	a_p [mm]	0,30	0,45	0,60		
Ruído	Z_d	Nova		Desgastada		

Tabela 2 – Matriz experimental (arranjo combinado) e valores obtidos para as respostas

uoc.	1u 2	Mull	сирении	mui (ui	ranjo comor	naao) e vaioi	es condos	para as respo
	Exp	V_c	f	a_p	Ra (Nova)	Ra (Desg.)	$\mu(R_a)$	$\sigma^2(R_a)$
	1	180	0,120	0,30	1,330	2,110	1,720	0,304
	2	240	0,120	0,30	1,367	2,405	1,886	0,539
	3	180	0,150	0,30	1,563	1,220	1,392	0,059
	4	240	0,150	0,30	2,010	1,590	1,800	0,088
	5	180	0,120	0,60	1,403	1,590	1,497	0,017
	6	240	0,120	0,60	1,450	1,550	1,500	0,005
	7	180	0,150	0,60	2,003	1,995	1,999	0,000
	8	240	0,150	0,60	2,010	1,880	1,945	0,008
	9	159	0,130	0,45	1,553	1,725	1,639	0,015
	10	260	0,130	0,45	1,593	1,630	1,612	0,001
	11	210	0,110	0,45	1,277	1,765	1,521	0,119
	12	210	0,160	0,45	2,337	1,985	2,161	0,062
	13	210	0,130	0,19	1,303	2,130	1,717	0,342
	14	210	0,130	0,70	1,730	2,200	1,965	0,110
	15	210	0,135	0,45	1,610	2,500	2,055	0,396
	16	210	0,135	0,45	1,730	2,520	2,125	0,312
	17	210	0,135	0,45	1,707	2,625	2,166	0,422
	18	210	0,135	0,45	1,770	2,765	2,268	0,495
	19	210	0,135	0,45	1,767	2,735	2,251	0,469

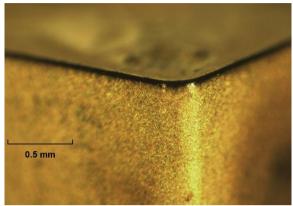
Passo 2: Execução dos experimentos

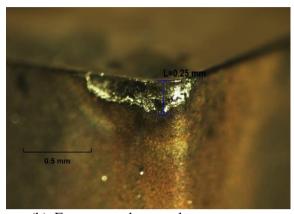
O material dos corpos de prova usados nos ensaios foi o aço de corte tipo ABNT/SAE 12L14 (0,090% C; 0,030% Si; 1,240% Mn; 0,046% P; 0,273% S; 0,150% Cr; 0,080% Ni; 0,260% Cu; 0,001% Al; 0,020% Mo; 0,280% Pb; 0,0079% N2). Os corpos de prova, com dimensões de 30 x 200 mm, foram usinados em um torno CNC NARDINI, com 7,5cv de potência e rotação máxima de 4000 rpm. Utilizou-se insertos de metal duro Sandvik CG 4035 (classe ISO P35, geometria ISO 090304-PM) e porta ferramenta ISO DSBNL 1616H 09. A medição dos valores de rugosidade do corpo de prova foi registrada pelo rugosímetro portátil Mitutoyo Surftest 201 fabricado pela Mitutoyo, aferido e calibrado antes do início das medições.

Os dezenove experimentos determinados pela matriz experimental foram realizados com a ferramenta nova e repetidos com a ferramenta desgastada, como mostra a Figura 2. As



medições de rugosidade para cada experimento estão apresentadas na Tabela 2. A partir dos dados obtidos para as rugosidades (R_a) dos corpos de prova após a usinagem com as duas ferramentas, foi possível calcular a Média e a Variância para cada um dos experimentos. Os valores calculados também estão apresentados na Tabela 2.





(a) Ferramenta nova

(b) Ferramenta desgastada

Figura 2 – Imagem das ferramentas utilizadas no experimento

Passo 3: Modelagem das respostas

O algoritmo OLS foi aplicado para os dados de média e variância de R_a, para obtenção dos modelos quadráticos destas funções. Os modelos apresentaram elevados valores de R², indicando que os modelos adotados são adequados. Estes modelos estão apresentados na Tabela 3. Apesar de nem todos os termos serem significativos, a remoção destes termos não melhorou o ajuste do modelo. Optou-se, portanto, pela utilização dos modelos quadráticos completos.

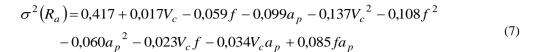
Tabela 3 – Matriz experimental (arranjo combinado) e valores obtidos para as resposta

Termos	μ (R	a)	$\sigma^2(R_a)$		
Termos	Coeficiente	p-value	Coeficiente	p -value	
Constante	2,174	0,000	0,417	0,000	
V_c	0,035	0,300	0,017	0,459	
f	0,118	0,005	-0,059	0,270	
a_p	0,041	0,228	-0,099	0,002	
V_c^2	-0,199	0,000	-0,137	0,000	
f^2	-0,123	0,004	-0,108	0,001	
a_p^2	-1,232	0,004	-0,060	0,025	
$V_c * f$	0,023	0,591	-0,023	0,450	
$V_c * a_p$	-0,078	0,092	-0,034	0,281	
$f * a_p$	0,170	0,003	0,085	0,017	
$R^2 Adj$ (%)	82,3	30	82,	25	

Segundo o modelo quadrático descrito na Tabela 3, as equações de média (μ) e variância (σ^2) para Ra podem ser descritas como nas Eq. (6) e (7). Os gráficos destas superfícies de resposta estão apresentados na Figura 2, onde o valor de a_p foi mantido como 0,45.

$$\mu(R_a) = 2,174 + 0,035V_c + 0,118f + 0,041a_p - 0,199V_c^2 - 0,123f^2 - 1,232a_p^2 + 0,023V_c f - 0,078V_c a_p + 0,170f a_p$$
(6)





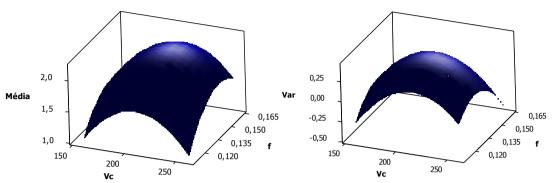


Figura 2 – Gráficos de superfície de resposta para média e variância de R_a.

Passo 4: Otimização pelo Erro Quadrático Médio

Após a modelagem das equações de média e variância, os valores ótimos para as duas respostas foram estabelecidos através da minimização individual restrita das mesmas. O mínimo encontrado para a média foi $T_{\mu}=1,445$ e para a variância foi $T_{\sigma}=0,001$. Estes valores foram utilizados como alvo na formulação do problema de otimização por EQM. Assim, o problema de otimização do processo de torneamento é representado como na Eq. (8).

Min EQM =
$$w_1 \cdot (\mu - 1,445)^2 + w_2 \cdot \sigma^2$$

s.a.: $\sigma^2 \ge 0,001$
 $X^T X \le 2,829$ (8)

A utilização das restrições permite que o modelo encontre pontos ótimos válidos, evitando valores que estejam fora do espaço experimental. A restrição da variância foi necessária para que o algoritmo utilizado na busca dos pontos ótimos não permitisse valores de variância negativos.

Os pesos (w_i) necessários para a construção da fronteira de Pareto foram determinados segundo um arranjo de misturas do tipo *Simplex-Lattice*, com pesos variando entre 0,03 e 0,97, para que nenhum peso fosse zerado. O arranjo criado, com os pesos determinados, está descrito na Tabela 4.

Foram realizadas diferentes otimizações para cada um dos pontos determinados pelo arranjo *Simplex-Lattice*, e os resultados encontrados para cada combinação de peso também estão apresentados na Tabela 4. O menor valor de EQM foi obtido para a combinação de pesos $w_1 = 0.03$ e $w_2 = 0.97$. O balanço determinado por estes pesos corresponde aos valores de $V_c = 240.3$ m/min; f = 0.124 mm/rot. e $a_p = 0.619$ mm, fornecendo uma média de rugosidades de 1.4965 µm com variância de 0.001 (EQM = 0.0011).

Tabela 4 – Alvos determinados pelas otimizações individuais das respostas



w ₁	***	Parâmetros Codificados		lificados	Parâmetros Decodificados			$-\mu(R_a)$	$\sigma^2(R_a)$) EOM
	\mathbf{w}_2	V_c	f	a_p	V_{c}	f	a_p	$-\mu(K_a)$	o (Ka) EQM
0,970	0,030	1,0852	-0,0376	1,2846	242,6	0,134	0,643	1,704	0,001	0,0651
0,657	0,343	0,9954	-0,7456	1,1325	239,9	0,124	0,620	1,494	0,001	0,0021
0,343	0,657	-1,6812	0,0362	-0,0362	159,6	0,136	0,445	1,548	0,001	0,0043
0,030	0,970	1,0088	-0,7317	1,1296	240,3	0,124	0,619	1,496	0,001	0,0011
0,735	0,265	0,9359	-0,8093	1,1394	238,1	0,123	0,621	1,485	0,003	0,0021
0,265	0,735	1,0074	-0,7322	1,1305	240,2	0,124	0,620	1,496	0,001	0,0014

Passo 5: Experimentos de Confirmação

Para realização do teste de confirmação dos resultados, com o setup encontrado na otimização foram realizados 5 experimentos com cada ferramenta (nova e usada). É importante ressaltar que o cálculo de *power sample size* sugere uma amostra necessária de 3 experimentos para a confirmação dos resultados, porém devido à disponibilidade e facilidade de execução dos testes, optou-se por realizar 2 experimentos adicionais para melhor tratamento estatístico.

As rugosidades médias encontradas nos experimentos de confirmação estão apresentadas na Tabela 5.

Tabela 5 – Resultados dos experimentos de confirmação

1 400	rabela 5 – Resultados dos experimentos de communação								
Exp	V_{c}	f	a_p	R _a (Nova)	R _a (Desg.)				
1	240	0,124	0,62	2,127	2,023				
2	240	0,124	0,62	1,987	2,060				
3	240	0,124	0,62	2,040	1,963				
4	240	0,124	0,62	2,067	1,950				
5	240	0,124	0,62	1,970	1,913				

Para fins de validação dos resultados, o teste de hipóteses 2-sample-t foi utilizado para comparar a média dos valores de rugosidade obtidos utilizando a ferramenta nova e a desgastada, pois mostra se há diferença estatística entre eles. A Tabela 6 apresenta os resultados do teste realizado.

Tabela 6 – Teste 2-Sample t								
	N	Média	SD	Erro Médio	IC 95%	t-value	p-value	
R _a (Nova)	5	2,038	0,0631	0,028	(0.252, 0.1472)	1 45	0.10	
R_a (Desg.)	5	1,982	0,0589	0,026	(-0,353; 0,1473)	1,45	0,19	

Neste teste a hipótese nula é a igualdade das médias, portanto o valor de *p-value* obtido (0,19), mostra que não se pode rejeitar a hipótese nula, ou seja, as médias são estatisticamente iguais. Dessa maneira, o setup determinado pela otimização proposta mostra que o efeito do ruído (desgaste da ferramenta) foi neutralizado.

5. Conclusão

A aplicação da metodologia de planejamento de experimentos seguida da otimização multiobjetivo da média e variância da rugosidade média (R_a) foi aplicada com sucesso. Após a execução do método, os valores ótimos estabelecidos para as variáveis de decisão foram: V_c =



240,0 m/min, f = 0.124 mm/rot e $a_p = 0.619$ mm. Estes valores de parâmetros geram valores de média e variância de $\mu(Ra) = 1.500$ μ m e $\sigma^2(Ra) = 0.001$ (μ m)².

Os experimentos de confirmação provaram que, quando utilizado o setup ótimo determinado através da metodologia proposta neste trabalho, a variável de ruído não é significativa para o processo, visto que as médias de rugosidade com uso da ferramenta nova é estatisticamente igual à média com uso da ferramenta desgastada (*p-value* > 0,05).

Por fim, destaca-se a importância do conhecimento do processo e do estabelecimento dos valores das variáveis de decisão para que o resultado buscado seja otimizado. Muitas empresas utilizam parâmetros (variáveis de decisão) não ótimos para seus processos, e isso resulta em desperdícios financeiros consideráveis. Além disso, os próprios catálogos de ferramentas e manuais de máquinas comumente indicam parâmetros não ótimos, de forma a estimular o consumo de ferramentas. Nesse contexto, otimizar processos é uma ação decisiva para garantir competitividade e liderança no mercado.

Agradecimentos

Os autores gostariam de agradecer a FAPEMIG, CNPq e CAPES pelo suporte nesta pesquisa.

Referências

Ardakani, M. K., Noorossana, R. (2008). A new optimization criterion for robust parameter design --- the case of target is best. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, v. 38, n. 9, p. 851–859.

Brito, T. G. (2012). Otimização Do Fresamento De Topo Do Aço Abnt 1045 Utilizando Projeto De Parâmetro Abnt 1045 Utilizando Projeto De Parâmetro. Dissertação de Mestrado - Programa de Pós Graduação em Engenharia Mecânica- Universidade Federal de Itajubá.

Brito, T. G., Paiva, A. P.; Ferriera, J. R., Gomes, J. H. F., Balestrassi, P. P. (2014). A normal boundary intersection approach to multiresponse robust optimization of the surface roughness in end milling process with combined arrays. Precision Engineering, v. 38, n. 3, p. 628–638. Elsevier Inc.

Campos, P. H. S. (2011). Otimização Robusta Multivariada do Processo de Torneamento do Aço Endurecido ABNT 52100 com Ferramenta Cerâmica Alisador. Dissertação de Mestrado - Programa de Pós Graduação em Engenharia de Produção - Universidade Federal de Itajubá.

Campos, P. H. S., Ferreira, J. R., Paiva, A. P. (2012). Utilização De Parâmetro Robusto Multivariado No Processo De Torneamento Do Aço Endurecido Abnt 52100 Com Ferramenta De Geometria Alisadora. VII Congresso Nacional de Engenharia Mecânica. Anais.

Choudhury, I.A., El-Baradie, M.A. (1998). Tool-life prediction model by design of experiments for turning high strength steel (290 BHN), J. Mater. Process. Technol. 77. 319–326.

Diniz, A. E.; Marcondes, F. C.; Coppini, N. L. (2010). Tecnologia de usinagem dos materiais. Artliber.

Elsayed, K., Lacor, C. (2014). Robust parameter design optimization using Kriging, RBF and RBFNN with gradient-based and evolutionary optimization techniques. Applied Mathematics and Computation, v. 236, p. 325–344.

Jurków, D., Stiernstedt, J. (2014). Investigation of High Temperature Co-fired Ceramics sintering conditions using Taguchi Design of the experiment. Ceramics International, v. 40, n. 7, p. 10447–10455.



Iqbal, A., Ning, H., Khan, I., Liang, L., Dar, N. U. (2008). Modeling the effects of cutting parameters in MQL-employed finish hard-milling process using D-optimal method. J Mater Process Technol; 199:379–90

Köksoy, O. (2006). Multiresponse robust design: Mean square error (MSE) criterion. Applied Mathematics and Computation, v. 175, n. 2, p. 1716–1729.

Kwak, J. S., Sim, S. B., Jeong, Y.D. (2006). An analysis of grinding power and surface roughness in external cylindrical grinding of hardened SCM440 steel using the response surface method. Int J Mach Tools Manuf 2006;46:304–12.

Lia, L. S., Paiva, A. P., Ferrer, V., Papandréa, P. J. (2013). Otimização Dual Multiobjetivo no Torneamento do Aço ABNT 12L14. E-Locução, Revista Científica da Faex. Edição 4, ano 2.

Mandal, N., Doloi, B., Mondal, B. (2011). Development of flank wear prediction model of Zirconia Toughened Alumina (ZTA) cutting tool using response surface methodology. Int J Refract Met Hard Mater; 29:273–80

Montgomery, D. (2009). Design and Analysis of Experiments. 7th ed. New York: John Wiley & Sons.

Paiva, A.P., Ferreira J.R., Balestrassi P.P. (2007). A multivariate hybrid approach applied to AISI 52100 hardened steel turning optimization. J Mater Process Technol;189: 26–35

Paiva A.P., Paiva, E. J., Ferreira J.R., Balestrassi P.P., Costa, S. C. (2009). A multivariate mean square error optimization of AISI 52100 hardened steel turning. Int J Adv Manuf Technol; 43:631–43

Sahin, Y., Motorcu, A. R. (2008). Surface roughness model in machining hardened steel with cubic boron nitride cutting tool. Int J Refract Met Hard Mater; 26:84–90.

Shoemaker, A. C., Tsui, K. L.; Wu, C. F. (1991). J. Economical experimentation methods for robust design. Technometrics, v. 33, n. 4.

Singh, D., Rao, P. V. (2007). A surface roughness prediction model for hard turning process. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, v. 32, n. 11, p. 1115–1124.

Yang, J., Zhang, R., Liu, M. (2013) Construction of Optimal Blocking Schemes for Robust Parameter Designs. Acta Mathematica Scientia, v. 33, n. 5, p. 1431–1438.