

OTIMIZAÇÃO DO PROCESSAMENTO LASER NO AÇO 314S ATRAVÉS DOS MÉTODOS PCA E NBI

Gabriela Belinato^{1,2,3}, Leonor Neto¹, Anderson P. Paiva², João R. Ferrerira², Pedro P. Balestrassi², Pedro A.R. Rosa¹

1. IDMEC, Departamento de Engenharia Mecânica, Instituto Superior Técnico, Universidade de Lisboa, Lisboa, Portugal, email: leorneto13@gmail.com, pedro.rosa@tecnico.ulisboa.pt
2. Instituto de Engenharia de Produção e Gestão, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, Brasil, email: ppbalestrassi@gmail.com, andersonppaiva@unifei.edu.br, jorofe@unifei.edu.br
3. Campus Pouso Alegre, Instituto Federal do Sul de Minas, Pouso Alegre, Brasil, email: gabrielabelinato@gmail.com

Resumo

A solução de um problema de otimização aumenta com o aumento de número de funções objetivo envolvidas. Nos processos de fabrico este número é particularmente elevado, tratando ainda de funções geralmente correlacionadas. Neste sentido, esta investigação propõe a aplicação duma abordagem estatística para reduzir a dimensionalidade de problemas multiobjetivo combinando o método de interseção normal a fronteira (NBI) com a análise de componentes principais (PCA). A presente proposta é conduzida com base na otimização do processamento laser do aço AISI 314S, a partir de um planeamento de experimentos (DOE) em função de três parâmetros operativos (frequência, velocidade de varrimento e intensidade energética) e procurando melhorar o desempenho do processo. Os resultados mostram que a metodologia proposta apresenta uma boa aproximação com os resultados experimentais e que pode ser aplicada com sucesso na minimização das rugosidades e maximização da taxa de remoção de material.

Palavras chave: Processamento laser, Otimização, Análise de componentes principais, Interseção normal a fronteira, Rugosidade.

1. Introdução

Os métodos de otimização permitem auxiliar a definição dos parâmetros tecnológicos utilizados no fabrico de componentes e produtos. A aplicação destes métodos está geralmente orientada para um aspeto crítico do produto, i.e, função objetivo (Paiva et al., 2010). Porém, um produto é caracterizado por um conjunto de especificações técnicas que também são necessárias satisfazer. Por exemplo, a necessidade de fabricar um produto com bom acabamento superficial a baixo custo de produção; isto implica reduzir a rugosidade à medida que se aumenta a taxa de processamento de material (Costa et al., 2016a). Neste caso, o desafio passa por encontrar um vetor de solução que satisfaça simultaneamente mais de uma função objetivo, as suas restrições e providencie um valor aceitável para cada resposta (Costa et al., 2016b; Rao, 2009). A dificuldade deste desafio tende a aumentar quando as funções objetivo apresentam diferentes sentidos de otimização.

O estabelecimento de funções objectivo robustas é fundamental para permitir melhorar a qualidade das estimativas teóricas fornecidas pelos métodos de otimização. Para isto é necessário identificar os mecanismos físicos envolvidos que, regra geral, estão direta ou indiretamente associados aos parâmetros operativos introduzidos nas máquinas-ferramenta. A interdependência entre fenómenos e/ou parâmetros operativos está intrínseca nos princípios base dos processos de fabrico, características correlacionadas, e que vêm contribuir para aumentar a complexidade do problema (Paiva et al., 2010). Para limitar a complexidade do problema é possível conduzir uma análise exploratória dos dados experimentais através da análise de componentes principais (PCA, *principal component analysis*) para reduzir a dimensionalidade dos problemas substituindo a estrutura de dados original por um pequeno número de componentes principais (Zhang & Wang, 2011). Este procedimento ganha importância com o aumento das características que se pretende otimizar.

A análise exploratória de dados pode ser bem melhorada por métodos de otimização multiobjetivo, entre elas o método de interseção normal à fronteira (NBI, *normal boundary intersection*). O NBI é um método que proporciona a geração da Fronteira de Pareto para problemas de otimização multiobjetivo. Este método é independente das escalas relativas das funções objetivo e capaz de fornecer um conjunto de pontos equiespaçados na Fronteira de Pareto, com vantagem sobre os métodos convencionais. Esta abordagem foi introduzida recentemente por Lopes

et al. (2016) para a otimização do processo de fresagem. Porém, carece de uma validação mais alargada para permitir evidenciar as vantagens e as desvantagens desta abordagem.

A literatura da especialidade mostra que a maioria das otimizações foca os processos convencionais de corte por arranque de aparas. Porém, estes processos de fabrico estão atualmente bem estudados e documentados através de tabelas tecnológicas, pelo que o custo da implementação dos métodos de otimização não compensa o benefício alcançado em linha de produção. Importa, pois, re-orientar o esforço da otimização para outras tecnologias onde a experiência acumulada é inferior e onde o valor acrescentado no produto seja superior. São exemplo as tecnologias não-convencionais de EDM (*electrical discharge machining*), ECM (*electrochemical machining*) e LBM (*laser beam machining*) aplicadas no fabrico de produtos para micromecânica, moldes, biomédicas, aeronáutica, aeroespacial, entre outras. Destas, o LBM é aquela onde existe uma quase total ausência de referências técnicas para definição dos parâmetros operativos. Esta é possivelmente a razão pela qual começaram a surgir agora os primeiros trabalhos de otimização do processo de LBM. Estes envolvem o planeamento de experimentos, com arranjos de Taguchi (Pandey & Dubey 2012) (Manjoth et al., 2016) (Dubey & Yadava, 2008) e de superfície de resposta (Ahmed et al., 2016) (Umer et al., 2017). Algumas técnicas de redução de dimensionalidade e métodos de otimização como análise de componentes principais (Dubey & Yadava, 2008), lógica fuzzy (Pandey & Dubey 2012), algoritmos genéticos (Umer et al. 2017) (Jain et al., 2007) *desirability* (Alahmari et al., 2016) e redes neurais (Campanelli et al., 2013) são utilizadas para analisar esse processo. Porém, tanto quanto é do conhecimento dos autores, a técnica combinada entre PCA e NBI não foi aplicada na otimização do processo de LBM. Neste sentido, a presente investigação propõem reduzir a dimensionalidade através do PCA e resolver o cálculo através do NBI, permitindo identificar o valor dos principais parâmetros operativos que otimiza o problema.

2. Fundamentação teórica

2.1 Análise de componentes principais

PCA é uma técnica de análise multivariada capaz de representar as respostas originais em um pequeno número de variáveis latentes não correlacionadas (COSTA et al., 2016). Segundo Johnson e Wicher (2002) quando algumas funções objetivas $f_1(x), f_2(x), \dots, f_p(x)$ são

correlacionadas com valores escritos em termos de um vetor aleatório $Y^T = [Y_1, Y_2, \dots, Y_p]$ tendo Σ como a matriz variância-covariância associada a esse vetor, então Σ pode ser fatorada em pares autovalores-autovetores $(\lambda_i, e_i), \dots, (\lambda_p, e_p)$, onde $(\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0)$, assim como a i -ésima combinação linear não correlacionada por ser indicada por $PC_1 = e_i^T Y = e_{1i}^T Y_1 + e_{2i}^T Y_2 + \dots + e_{pi}^T Y_p$, com $i = 1, 2, \dots, p$.

O i -ésimo componente principal pode ser obtido com a maximização da combinação linear. Um conjunto de variáveis originais podem ser substituídos por combinações lineares não correlacionadas na forma de componentes principais que podem ser expressas em termos de uma matriz (JOHNSON & WICHERN, 2007).

2.2 NBI

A aplicação do NBI inicia-se, segundo Das e Dennis (1998), com a obtenção da matriz payoff Φ calculada a partir dos valores de ótimos e não ótimos de cada função objetiva. A matriz payoff Φ pode ser escrita como:

$$\Phi = \begin{bmatrix} f_1^*(x_1^*) & \dots & f_1(x_i^*) & \dots & f_1(x_m^*) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_i(x_1^*) & \dots & f_i^*(x_i^*) & \dots & f_i(x_m^*) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_m(x_1^*) & \dots & f_m(x_i^*) & \dots & f_m^*(x_m^*) \end{bmatrix} \quad (1)$$

Cada linha da Φ é composta por valores mínimos e máximos de $f_i(x)$ que podem ser usados para normalizar as funções objetivo, principalmente quando as mesmas são representadas por escalas ou unidades diferentes. Usando os Pontos de Nadir e de Utopia, a normalização (escalamento) das funções objetivo pode ser obtida como:

$$\bar{f}_i(x) = \frac{f_i(x) - f_i^U}{f_i^N - f_i^U} \quad (2)$$

$$i = 1, \dots, m$$

Esta normalização leva conseqüentemente à normalização da matriz *Payoff*.

A formulação do método NBI, para o caso biobjetivo, pode ser escrita como:

$$\begin{aligned} & M \text{ in } \bar{f}_1(x) \\ & \text{s.t.} : \bar{f}_1(x) - \bar{f}_2(x) + 2w - 1 = 0 \\ & \quad g_j(x) \leq 0 \\ & \quad 0 \leq w \leq 1 \end{aligned} \quad (3)$$

Onde, $\bar{f}_1(x)$ e $\bar{f}_2(x)$ representam duas funções objetivas escalonadas.

O problema representado pela Equação (3) pode ser resolvido iterativamente para diferentes valores de pesos (w), o que cria, por conseguinte, uma Fronteira de Pareto igualmente espaçada. Uma escolha comum é fazer $w_n = 1 - \sum_{i=1} w_i$.

3. Procedimento experimental

3.1. Máquinas e procedimentos

Na realização desse trabalho foi utilizada uma máquina de erosão a laser, modelo DML 40 SI da Deckel Maho Lasertec (Figura 1) que utiliza um laser contínuo Nd:YAG. A rugosidade da peça foi obtida com um rugosímetro da marca Mahr modelo MarSurf XR 20 e a taxa de remoção de material por variação da massa do provete.



Figura 1: Máquina de erosão a laser DML 40 SI.

3.2. Material e geometria de teste

Para os ensaios em LBM foi escolhido o aço inoxidável AISI 314S cuja composição é C (0.25%); Cr (max. 26%); Fe (47%); Mn (2%); Ni (max. 22%); S (0.003%) and Si (max. 3%). Esta seleção teve em consideração o campo de aplicação da tecnologia e a adequação do material ao fabrico de cavidades moldantes e na mecânica de precisão. Seguindo esta lógica, a geometria de teste consistiu numa pequena caixa plana de 10×10×0.1 mm representativa do campo de aplicação e que permitisse a medição da rugosidade superficial.

3.3. Planejamento de experimentos

O arranjo utilizado para a definição dos experimentos foi um arranjo composto central (CCD, *central composite design*) para três fatores de entrada. A Tabela 1 apresenta os parâmetros e os respectivos níveis utilizados e a Tabela 2 apresenta o arranjo experimental junto com as respostas obtidas para cada ensaio.

Tabela 1: Parâmetros e Níveis

Parâmetros de entrada	Níveis				
	-2	-1	0	1	2
Frequência [kHz]	11.2	15	20.5	26	29.7
Velocidade [mm/min]	29.5	200	450	700	870.4
Intensidade [%]	26.3	40	60	80	93.6

4. Resultados e discussões

4.1. Modelagem do processo de LBM

Considerando o objetivo de analisar a influência dos parâmetros de entrada do LBM nas rugosidade e taxa de remoção os modelos polinomiais de segunda ordem foram desenvolvidos utilizando a metodologia de superfície de resposta (RSM, *response surface methodology*), os coeficientes

Tabela 2: Arranjo experimental.

Exp. Nº	Parâmetros			Respostas originais					Respostas da PCA		
	f	V	I	Ra	Rq	Rz	Rp	Rt	MRR	PC1	PC2
1	15.00	200.00	40.00	4.588	5.848	31.300	14.460	39.580	0.0006	-1.312	-0.810
2	26.00	200.00	40.00	2.120	2.652	12.770	6.696	14.000	0.0004	-3.218	-0.735
3	15.00	700.00	40.00	7.270	9.026	42.060	22.590	47.900	0.0008	0.137	-0.811
4	26.00	700.00	40.00	2.884	3.532	17.470	8.816	18.860	0.0006	-2.710	-0.627
5	15.00	200.00	80.00	12.380	15.070	66.300	33.680	78.490	0.0017	3.219	0.078
6	26.00	200.00	80.00	5.280	6.910	35.330	20.300	45.700	0.0017	-0.336	0.650
7	15.00	700.00	80.00	11.820	14.660	63.700	31.400	79.660	0.0017	2.940	-0.009
8	26.00	700.00	80.00	5.770	7.254	36.260	17.150	52.880	0.0023	-0.052	1.639
9	11.25	450.00	60.00	11.420	14.330	61.520	33.550	80.090	0.0012	2.784	-0.718
10	29.75	450.00	60.00	2.144	2.709	14.960	8.040	17.930	0.0011	-2.819	0.266
11	20.50	29.55	60.00	15.100	17.910	69.300	33.670	95.140	0.0002	3.712	-2.399
12	20.50	870.45	60.00	4.067	5.137	26.240	12.640	30.490	0.0012	-1.621	0.241
13	20.50	450.00	26.36	3.638	4.363	17.570	8.677	22.420	0.0003	-2.561	-1.045
14	20.50	450.00	93.64	14.730	17.920	71.640	32.470	89.210	0.0027	4.286	1.325
15	20.50	450.00	60.00	6.221	7.815	36.610	17.180	47.000	0.0014	-0.308	0.296
16	20.50	450.00	60.00	5.799	7.380	36.710	17.810	42.500	0.0016	-0.405	0.521
17	20.50	450.00	60.00	6.171	7.507	34.350	16.050	38.370	0.0016	-0.572	0.525
18	20.50	450.00	60.00	6.230	7.708	36.140	18.600	41.290	0.0016	-0.330	0.473
19	20.50	450.00	60.00	5.889	7.553	36.520	17.950	44.760	0.0016	-0.333	0.526
20	20.50	450.00	60.00	6.166	7.599	33.600	17.330	38.250	0.0016	-0.503	0.615
Ponto de Utopia (ζ_{y_j})				0.693	1.013	7.752	4.497	6.278	0.003	-3.766	1.670

Tabela 3: Coeficientes e resultados da ANOVA.

Coeficiente	Ra	Rq	Rz	Rp	Rt	MRR	PC1	PC2
Constante	6.14877	7.67264	35.84446	17.56304	42.33787	0.00155	-0.38053	-0.48085
f	-2.60707	-3.20719	-13.16806	-6.74171	-16.01615	0.00001	-1.51745	-0.30272
V	-1.11147	-1.28064	-4.29294	-2.23683	-6.38492	0.00019	-0.51305	-0.39890
I	2.71237	3.34162	13.83368	6.58885	18.21188	0.00066	1.78574	-0.68284
f ²	-0.20534	-0.18878	-0.32431	0.67055	0.44541	-0.00012	-0.04327	0.17734
V ²	0.78514	0.87329	3.04505	1.50493	5.32622	-0.00027	0.33257	0.47898
I ²	0.64389	0.73824	1.92606	0.59223	2.85134	0.00001	0.26798	0.04786
f x V	-0.10850	-0.19300	-0.31625	-0.86000	0.31875	0.00009	-0.04716	-0.14820

encontrados e resultados da ANOVA são apresentados na Tabela 3.

Das seis respostas medidas, todas as respostas de rugosidade (Ra, Ry, Rq, Rz, Rt) apresentam uma correlação forte e positiva (Tabela 4). Observou-se uma correlação positiva moderada entre a MRR e as respostas da microgeometria superficial. As medidas de rugosidade são dadas em μm e as de taxa de remoção em cm^3/s .

Como as respostas do processo de LBM são correlacionadas e possuem objetivos conflitantes, a utilização do PCA é, portanto, justificada. Em seguida, os componentes principais encontrados serão otimizados pelo método NBI para encontrar os pontos ótimos que solucionam o problema.

f x I	-0.78700	-0.85950	-1.91125	-0.76150	-0.61875	0.00013	-0.22417	-0.24511
V x I	-0.43950	-0.51550	-2.14125	-1.96000	-0.60375	0.00003	-0.24386	-0.09935
Adj.R ² (%)	78.110	79.790	86.130	87.770	81.650	93.150	84.870	87.340
p-value regressão	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Teste de normalidade (AD)	1.121	1.127	0.943	0.852	0.763	0.556	0.905	0.586
p-value normalidade (AD)	<5%	<5%	0.013	0.023	0.039	0.131	0.017	0.112

Tabela 4: Matriz de correlações entre as respostas

	Ra	Rq	Rz	Rp	Rt
Rq	0.999 (0.000)				
Rz	0.984 (0.000)	0.990 (0.000)			
Rp	0.965 (0.000)	0.973 (0.000)	0.989 (0.000)		
Rt	0.979 (0.000)	0.984 (0.000)	0.989 (0.000)	0.976 (0.000)	
MRR	0.317 (-0.173)	0.337 (-0.146)	0.399 (-0.082)	0.362 (-0.116)	0.369 (-0.109)

4.2. Otimização por PCA e NBI

A partir da matriz de correlação os scores dos componentes principais foram extraídos (Tabela 2) com os seus respectivos autovetores e autovalores (Tabela 5). Os dois primeiros componentes principais são responsáveis pela explicação de 98.9% da estrutura de variação das seis respostas originais analisadas (Tabela 5).

Tabela 5: Análise de componentes principais para as respostas em LBM.

Autovalores (λ_{ij})	5.0868	0.8485	0.042	0.0191
Proporção	0.848	0.141	0.007	0.003
Acumulado	0.848	0.989	0.996	0.999

Autovetores (e_{ij})	PC1	PC2	PC3	PC4
Ra	0.437	-0.133	0.536	-0.237
Rq	0.439	-0.111	0.388	-0.203
Rz	0.442	-0.039	-0.139	-0.063
Rp	0.437	-0.075	-0.731	-0.364
Rt	0.439	-0.07	-0.078	0.875
MRR	0.192	0.979	0.050	-0.023

A Tabela 3 mostra os resultados da ANOVA para as respostas originais e para os PCs modelados. Todos apresentam p-values inferiores a 5%. Em relação aos seus ajustes, todos apresentaram um ajuste superior a 75%, sendo que para PC1 Adj.R² foi de 84,9% e para PC2 87,3%. A Figura 4 mostra os gráficos de superfície de resposta entre os PCs e as características analisadas.

A partir da análise dos autovetores (Tabela 5) é possível observar a relação altamente positiva entre PC1 e Ra, Ry, Rz, Rq e Rt, o que justifica a minimização desse componente. Por outro lado, existe uma relação forte e positiva entre PC2 e MRR, o que sugere que o segundo componente deve ser maximizado.

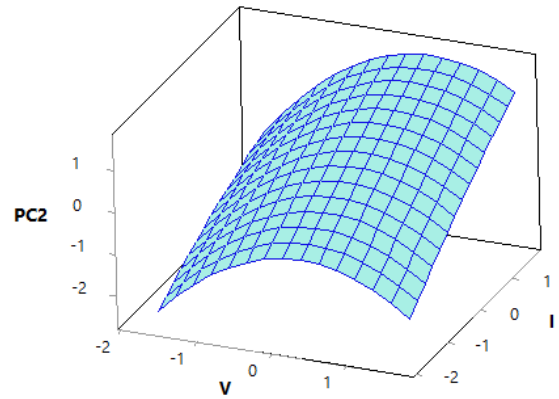
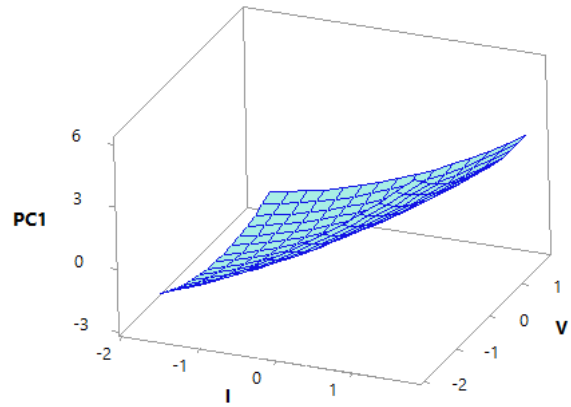


Figura 2: Superfícies de respostas para PC1 e PC2.

A matrix payoff contendo os pontos de Utopia e Nadir para os PCs, para esse caso, fica como a seguir:

$$\Phi = \begin{bmatrix} -3.766 & 0.191 \\ 0.325 & 1.670 \end{bmatrix}$$

E, finalmente, a Fronteira de Pareto (Figura 3) a partir dos pontos de ótimos encontrados na otimização pelo NBI (Tabela 6).

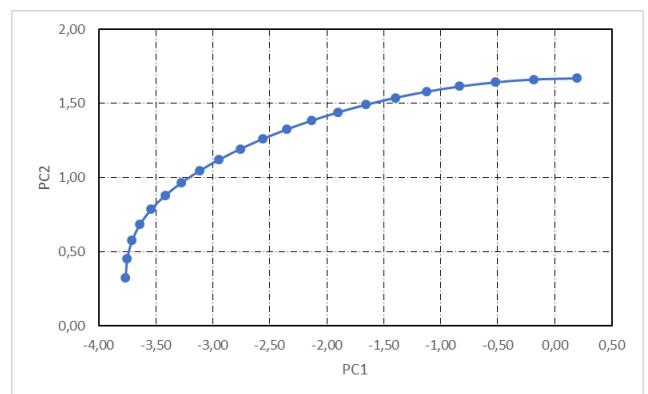


Figura 3: Fronteira de Pareto entre PC1 e PC2

Pode-se notar que a combinação PCA e NBI encontra uma fronteira e equiespaçada, evitando a aglomeração de soluções Pareto-ótimas ao longo da fronteira. As 21 soluções encontradas podem ser consideradas ótimas, no entanto, para determinar o ponto ótimo foi utilizado o critério de Entropia/EPG (Rocha, 2015).

Tabela 6: Resultados da otimização.

W	Parâmetros decodificados			Respostas decodificadas						PC1	PC2	EPG Entropia
	f	V	I	Ra	Rq	Rz	Rp	Rt	MRR			
0.00	20.35	48.73	50.05	8.27	9.92	41.66	19.99	56.35	0.00024	0.19	1.67	0.000
0.05	20.80	59.40	47.97	7.67	9.19	38.50	18.37	52.27	0.00020	-0.18	1.66	0.004
0.10	21.21	71.75	46.13	7.13	8.54	35.63	16.90	48.44	0.00017	-0.52	1.64	0.007
0.15	21.59	85.54	44.48	6.62	7.93	32.98	15.56	44.83	0.00015	-0.84	1.62	0.010
0.20	21.94	100.67	42.97	6.14	7.36	30.50	14.32	41.38	0.00013	-1.13	1.58	0.012
0.25	22.28	117.03	41.60	5.70	6.82	28.16	13.16	38.06	0.00013	-1.40	1.54	0.015
0.30	22.60	134.68	40.32	5.27	6.31	25.96	12.07	34.87	0.00012	-1.66	1.49	0.017
0.35	22.90	153.59	39.16	4.87	5.83	23.87	11.05	31.78	0.00013	-1.90	1.44	0.019
0.40	23.19	173.89	38.07	4.48	5.37	21.89	10.10	28.79	0.00014	-2.13	1.38	0.021
0.45	23.47	195.64	37.08	4.11	4.92	20.00	9.20	25.90	0.00015	-2.35	1.32	0.023
0.50	23.74	218.97	36.20	3.76	4.50	18.22	8.37	23.10	0.00016	-2.56	1.26	0.025
0.55	24.00	244.10	35.42	3.42	4.09	16.53	7.59	20.40	0.00018	-2.76	1.19	0.027
0.60	24.26	271.21	34.77	3.09	3.70	14.95	6.88	17.80	0.00021	-2.94	1.12	0.029
0.65	24.52	300.68	34.26	2.78	3.33	13.47	6.24	15.32	0.00023	-3.12	1.05	0.032
0.70	24.79	332.44	33.99	2.48	2.97	12.11	5.68	12.99	0.00026	-3.28	0.97	0.034
0.75	25.08	366.22	34.05	2.20	2.63	10.90	5.22	10.88	0.00030	-3.42	0.88	0.036
0.80	25.42	400.80	34.57	1.92	2.30	9.85	4.87	9.06	0.000351	-3.54	0.79	0.037
0.85	25.81	433.22	35.70	1.66	2.00	9.00	4.65	7.68	0.000403	-3.64	0.69	0.036
0.90	26.22	461.21	37.40	1.42	1.72	8.37	4.55	6.80	0.000464	-3.71	0.57	0.032
0.95	26.63	484.06	39.51	1.20	1.48	7.96	4.55	6.42	0.000535	-3.75	0.45	0.022
1.00	27.01	502.75	41.88	1.02	1.29	7.78	4.63	6.50	0.000615	-3.77	0.32	0.000

O ponto ótimo é encontrado quando se tem os seguintes parâmetros de entrada $f= 25.42$ kHz, $V= 400.80$ mm/s e $I= 34.57$ % como parâmetros de entrada.

5. Conclusões

Neste trabalho, foi desenvolvida e aplicada uma técnica combinada entre os métodos de PCA e NBI para a otimização do processamento laser no aço AISI 314S. A análise de resultados mostra que a abordagem NBI-PCA foi capaz de exibir uma Fronteira Pareto uniforme.

Os resultados numéricos indicam que a solução encontrada pela técnica NBI-PCA foi caracterizada como ponto ótimo apropriado.

A taxa de remoção de material é máxima e as respostas de rugosidade são mínimas quando temos $f= 25.42$ kHz, $V= 400.80$ mm/s e $I= 34.57$ % como parâmetros de entrada.

Os resultados apresentados neste trabalho confirmam que os métodos utilizados resultam na otimização do processo de LBM visando a minimização das rugosidades e a maximização da taxa de remoção.

A abordagem proposta fornecerá um grande auxílio aos engenheiros para identificar um conjunto de soluções ideais para auxiliar na melhoria do processo.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao (IDMEC/UL), Associated Laboratory for Energy, Transports and Aeronautics (LAETA), Conselho Nacional Desenvolvimento Científico e Tecnológico do Brasil CNPq e ao programa Erasmus Mundus – Smart 2 pelo apoio financeiro.

Referências

- Ahmed, N. et al., 2016. Experimental investigation of micro-channels produced in aluminum alloy (AA 2024) through laser machining. *Applied Physics A*, 122(11), p.948. Available at: <http://link.springer.com/10.1007/s00339-016-0463-3>.
- Alahmari, A.M., Darwish, S. & Ahmed, N., 2016. Laser beam micro-milling (LBMM) of selected aerospace alloys. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 86(9–12), pp.2411–2431. Available at: <http://dx.doi.org/10.1007/s00170-015-8318-1>.
- Campanelli, S.L. et al., 2013. An artificial neural network approach for the control of the laser milling process. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 66(9–12), pp.1777–1784.
- Costa, D.M.D. et al., 2016. Weighted principal component analysis combined with

- Taguchi's signal-to-noise ratio to the multiobjective optimization of dry end milling process: a comparative study. *Journal of Brazilian Society of Mechanical Science and Engineering*.
- Costa, D.M.D. et al., 2016. Weighted Principal Component Analysis combined with Taguchi's Signal-to-noise ratio to the multiobjective optimization of dry end milling process: a comparative study. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*.
- Das, I. & Dennis, J.E., 1998. Normal-Boundary Intersection: A New Method for Generating the Pareto Surface in Nonlinear Multicriteria Optimization Problems. *SIAM Journal on Optimization*, 8(3), pp.631–657.
- Dubey, A. & Yadava, V., 2008. Robust parameter design and multi-objective optimization of laser beam cutting for aluminium alloy sheet. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 38, pp.268–277.
- Dubey, A.K. & Yadava, V., 2008. Multi-objective optimization of Nd:YAG laser cutting of nickel-based superalloy sheet using orthogonal array with principal component analysis. *Optics and Lasers in Engineering*, 46(2), pp.124–132.
- Jain, N.K., Jain, V.K. & Deb, K., 2007. Optimization of process parameters of mechanical type advanced machining processes using genetic algorithms. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 47(6), pp.900–919.
- Lopes, L.G.D. et al., 2016. Robust parameter optimization based on multivariate normal boundary intersection. *Computers & Industrial Engineering*, 93, pp.55–66. Available at: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360835215005033>.
- Manjoth, S., Keshavamurthy, R. & Kumar, G.S.P., 2016. Optimization and Analysis of Laser Beam Machining Parameters for Al7075-TiB₂ In-situ Composite. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 149(1).
- Paiva, A.P. et al., 2010. Multi-objective optimization of pulsed gas metal arc welding process based on weighted principal component scores. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 50, pp.113–125.
- Pandey, A.K. & Dubey, A.K., 2012. Taguchi based fuzzy logic optimization of multiple quality characteristics in laser cutting of Duralumin sheet. *Optics and Lasers in Engineering*, 50(3), pp.328–335. Available at: <http://dx.doi.org/10.1016/j.optlaseng.2011.11.005>.
- RAO, S.S., 2009. *Engineering optimization: theory and practice*. 4th ed., New Jersey: John Wiley & Sons.
- Umer, U., Mohammed, M.K. & Al-Ahmari, A., 2017. Multi-response optimization of machining parameters in micro milling of alumina ceramics using Nd:YAG laser. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, 95, pp.181–192. Available at: <http://dx.doi.org/10.1016/j.measurement.2016.10.004>.
- Zhang, R. & Wang, W., 2011. Learning linear and nonlinear PCA with linear programming. *Neural Processing Letters*, 33(2), pp.151–170.