

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE
PRODUÇÃO

Otimização de um processo de usinagem a laser
pelo método NBI-GRA

Gabriela Belinato

Itajubá
Julho de 2018

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE
PRODUÇÃO

Gabriela Belinato

Otimização de um processo de usinagem a laser
pelo método NBI-GRA

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Ciências em Engenharia de Produção.

Área de Concentração: Engenharia de Produção

Orientadores: Prof. Pedro Paulo Balestrassi, Dr.

Prof. Pedro Alexandre Rodrigues Carvalho Rosa, Dr.

Itajubá

Julho de 2018

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE
PRODUÇÃO

Gabriela Belinato

Otimização de um processo de usinagem a laser
pelo método NBI-GRA

Banca Examinadora:

Danielle Martins Duarte Costa, Dr. (examinadora)

Pedro José Papandréa, Dr. (examinador)

Anderson Paulo de Paiva, Dr. (examinador)

João Roberto Ferreira, Dr. (examinador)

Itajubá

Julho de 2018

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus por guiar meus passos até aqui.

Agradeço a toda a minha família, principalmente aos meus pais Maria e Romeu, pelo amor e apoio incondicional nos caminhos que eu escolhi, cada vez mais distante deles, ao Gregório, meu irmão e amigo de todas as horas.

Ao Prof. Dr. Pedro Paulo Balestrassi por toda a compreensão, incentivo, amizade e pelas orientações para esse trabalho e para a vida.

Ao Prof. Dr. Pedro Alexandre Rodrigues Rosa do Instituto Superior Técnico de Lisboa, por aceitar me receber em Lisboa e pela compreensão e orientações nesse trabalho.

Aos professores do Instituto de Engenharia de Produção e Gestão da UNIFEI pela contribuição na minha formação, em especial ao Prof. Dr. Anderson Paulo de Paiva pela amizade e pelas orientações e contribuições nesse trabalho e ao Prof. Dr. João Roberto Ferreira pelas notáveis contribuições e orientações.

A todos os amigos da pós-graduação e do GEPE de Qualidade. Em especial a Taynara Incerti, Rachel Sabioni, Fabrício Almeida, Vinícius Renó, Danielle Costa e Juliana Gaudêncio pela amizade, incentivo e contribuições.

Aos amigos de Pouso Alegre que me incentivaram desde o começo dessa jornada.

A todos os amigos que eu fiz durante o intercâmbio em Lisboa, principalmente a Flávia e Guilherme, por todo apoio e compreensão.

Ao IFSULDEMINAS por conceder o meu afastamento para a realização desse trabalho.

A FAPEMIG, CAPES, CNPq e ao programa ERASMUS MUNDUS - Smart2 pelo apoio financeiro.

“Para aonde quer que vá, seja inteiro, vá de todo o coração”

Confúcio

RESUMO

O processo de usinagem a laser (LBM) apresenta ampla aplicabilidade na indústria, nos mais diversos setores, como automobilístico, aeronáutico e eletrônico. As principais vantagens da LBM sobre as tecnologias convencionais de usinagem são a remoção de material sem contato, a peça é usinada com elevada precisão e não há desgaste de ferramenta. A LBM apresenta diversas características de qualidade e múltiplas grandezas correlacionadas, a análise dessas características pode ser melhor abordada utilizando-se técnicas multivariadas. Entretanto não existem muitos estudos sobre como os fatores de entrada influenciam essa tecnologia de fabricação. Desta forma, o presente trabalho tem como propósito o desenvolvimento do método NBI-GRA com restrições multivariadas para problemas de otimização multiobjetivo, com funções objetivo e restrições correlacionadas. Este método permite que processos de resposta correlacionadas sejam otimizados simultaneamente aplicando-se o Método de Interseção Normal à Fronteira (NBI) e em seguida a Análise Relacional Grey (GRA). Para testar a adequação da proposta, um arranjo L_{16} de Taguchi com 3 variáveis de entrada (\mathbf{x}) e 8 respostas (\mathbf{Y}) foi desenvolvido para otimizar o processo de usinagem a laser da liga de alumínio AA1050. Resultados preliminares indicam que o método contribuiu para a formação de fronteiras equiespaçadas e sem inversão dos sinais de correlação das respostas originais, conduzindo todas as respostas para valores próximos aos seus alvos, sem desrespeitar as restrições pré-estabelecidas. Do ponto de vista prático, as soluções encontradas promoveram excelentes níveis de qualidade para as peças usinadas e com alta produtividade.

Palavras chaves: Usinagem a Laser, Interseção Normal à Fronteira, Análise relacional Grey, Análise fatorial.

ABSTRACT

Laser beam machining (LBM) has wide application in industry, especially in automobile, aeronautic and electronic sectors. The main advantages of LBM over conventional machining technologies are: non-contact material removal, high precision machining and no tool wear. LBM presents several quality characteristics and multiple correlated quantities analysis can be better approached using multivariate techniques. However, not many studies have been done about how the input factors can interfere in LBM process. Thus, this work presents the development of the NBI-GRA method with multivariate constraints for multiobjective optimization problems, with objective functions and correlated constraints. This method allows the simultaneous optimization of correlated process response using the Normal Boundary Intersection (NBI) followed by Grey Relational Analysis (GRA). To test the proposal's adequacy, a Taguchi L_{16} array with 3 controllable variables (x) and 8 responses (Y) were developed to optimize the AA1050, aluminum alloy, laser beam machining process. Numerical results indicates the method contributes to the creation of equispaced Pareto Frontiers, without correlation inversion, leading all the responses to their targets, without disrespecting the pre-established constraints. From the practical point of view, the solutions found have promoted excellent levels of quality for machined and high productivity parts.

Keywords: Laser Beam Machining (LBM), Normal Boundary Intersection (NBI), Grey Relational Analysis (GRA), Factorial Analysis (FA).

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Remoção de material a laser. Fonte: próprio autor.	8
Figura 2– Funcionamento do laser. Fonte: próprio autor.	9
Figura 3– Esquema do funcionamento de uma máquina de usinagem a laser (Adaptado de DUBEY & YADAVA, 2008).	10
Figura 4 – (a) Influência do comprimento de onda e (b) de diferentes tipos de laser (SCHAEFFER, 2012).	12
Figura 5 - Fronteira de Pareto construída através do método NBI. Fonte: próprio autor.	27
Figura 6- Metodologia NBI-GRA.	34
Figura 7 – Máquina de ensaios Lasertec DML40SI (Instituto Superior Técnico, Universidade de Lisboa).	37
Figura 8 - Mesa de trabalho: (a) peça e suporte de fixação e (b) interação entre o laser e a peça.	38
Figura 9 – Unidade de laser da DML40SI.	38
Figura 10 – Blocos usinados da liga de alumínio AA1050.	40
Figura 11 - Rugosímetro Surfcomer SE1200.	42
Figura 12 – (a) Ra, Desvio Médio Aritmético; (b) Ry, Rugosidade máxima; (c) Rz, Desvio médio quadrático; (d) Rt, Rugosidade total; (e) Rp, Altura máxima.	43
Figura 13 – Pontos de referências das medidas de profundidade.	44
Figura 14 – (a) Analisador de rede portátil AR6 da marca Circutor; (b) Diagrama de instalação do aparelho (retirado do manual do analisador de rede portátil AR6).	45
Figura 15 – Micro durômetro HVS-1000 da marca Hardruler.	46
Figura 16 – Região da superfície de resposta.	48
Figura 17 – Direções de medição das rugosidades.	50
Figura 18 - Gráficos de carta R para as rugosidades.	52
Figura 19 - Gráfico de otimização simultânea das respostas pelo método <i>Desirability</i>	54
Figura 20 – Gráficos de efeitos principais para média e Sinal Ruído do custo.	66
Figura 21 – Gráfico dos efeitos principais para as médias das respostas originais: (a) Ra, (b) Ry, (c) Rz, (d) Rt, (e) Rp, (f) MRR, (g) DD, (h) Pot.	70
Figura 22 – Gráficos de superfície de superfície de resposta entre as respostas originais e os fatores f e V, mantendo o fator I constante em 2,5 (codificado por Taguchi).	71
Figura 23 – Gráficos de superfícies de respostas para MRR e Pot.	72
Figura 24 – AHC para FA das respostas originais sem rotação.	74

Figura 25 - AHC para FA das respostas originais com Varimax.....	75
Figura 26 – AHC para FA dos SNR das respostas sem rotação.....	76
Figura 27 – Fronteira de Pareto entre F2 e F3.....	78
Figura 28 – Gráfico de contorno para as funções objetivos das respostas originais e ponto de ótimo.....	81

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Trabalhos recentes sobre otimização em processos LBM.	3
Tabela 2 – Tipos de lasers.	11
Tabela 3 - Relação de importância entre o alvo e os limites do <i>Desirability</i> (PAIVA, 2006).	19
Tabela 4 - Objetivos de otimização do método <i>Desirability</i> . Adaptado de (SALGADO JÚNIOR, 2010).	20
Tabela 5 – Médias dos GRG para encontrar os melhores níveis para os parâmetros de entrada.	24
Tabela 6 – Tarifas de energia elétrica aplicada sobre os consumidores do grupo A4.	32
Tabela 7 – Dados do laser da DML40SI.	39
Tabela 8 – Composição química do AA1050.	39
Tabela 9 – Parâmetros mantidos constantes.	41
Tabela 10 – Parâmetros de entrada e seus respectivos níveis para AA1050.	41
Tabela 11 – Arranjo experimental L_{16} de Taguchi.	47
Tabela 12 – Dureza vickers medida antes e após a usinagem do AA1050.	49
Tabela 13 – Teste t pareado para durezas antes e depois da usinagem dos blocos.	49
Tabela 14 – Teste t pareado para as rugosidades no sentido vertical e horizontal.	50
Tabela 15 - Resultados das otimizações individuais das funções objetivo pelo método <i>Desirability</i>	53
Tabela 16 – Transformação Sinal Ruído de Taguchi.	55
Tabela 17 – Normalização das SNR para Taguchi-GRA.	56
Tabela 18 – Cálculo das sequências de desvio para Taguchi-GRA.	56
Tabela 19 – Cálculo dos coeficientes Grey para Taguchi-GRA.	57
Tabela 20 – Cálculo dos GRGs para Taguchi-GRA.	57
Tabela 21 – Melhores parâmetros de entrada para Taguchi-GRA.	58
Tabela 22– Respostas estimadas pela abordagem Taguchi-GRA.	58
Tabela 23 – Normalização das respostas originais para GRA-PCA.	59
Tabela 24 – Cálculo das sequências de desvio para GRA-PCA.	59
Tabela 25 – Cálculo dos coeficientes Grey para GRA-PCA.	60
Tabela 26 – Análise de componentes principais.	60
Tabela 27 – Cálculo dos GRGs para GRA-PCA.	61
Tabela 28 – Melhores parâmetros de entrada para GRA-PCA.	61
Tabela 29 – Respostas estimadas pela abordagem GRA-PCA.	61

Tabela 30 – Autovalores e autovetores dos PCs para PCA-GRA.	62
Tabela 31 – Escores armazenados de PC1 e PC2 para PCA-GRA.	62
Tabela 32 - Matriz de correlação entre as variáveis e os PCs para PCA-GRA.	63
Tabela 33 – Normalização dos PCs para PCA-GRA.	63
Tabela 34 – Cálculo das sequências de desvio para PCA-GRA.	64
Tabela 35 – Cálculo dos coeficientes Grey para PCA-GRA.	64
Tabela 36 – Cálculo dos GRGs para PCA-GRA.	65
Tabela 37 – Resultado da otimização de PCA-GRA para AA1050.	65
Tabela 38 – Respostas estimadas para a abordagem PCA-GRA.	65
Tabela 39 – Arranjo cruzado para análise de custos com variáveis não controláveis.	67
Tabela 40 – Arranjo cruzado para análise de custos com variáveis não controláveis – Continuação.	68
Tabela 41 – Coeficientes estimados dos modelos quadráticos completos para AA1050.	69
Tabela 42 – Otimizações individuais das respostas originais.	69
Tabela 43 – Correlação entre as respostas originais.	73
Tabela 44 – Resultado da análise fatorial sem rotação para as respostas originais.	74
Tabela 45 - Resultado da análise fatorial para as respostas originais com Varimax.	75
Tabela 46 - Resultado da análise fatorial sem rotação para respostas transformadas por SNR de Taguchi.	75
Tabela 47 – Escores dos Fatores para FA sobre SNR de Taguchi sem rotação.	76
Tabela 48 - Coeficientes estimados dos modelos quadráticos completos para os fatores.	77
Tabela 49 – Resultados da otimização.	79
Tabela 50 – Arranjo cruzado para cálculo do custo para as soluções ótimas encontradas pelo método NBI-GRA.	80
Tabela 51 – Arranjo cruzado para cálculo do custo para as soluções ótimas encontradas pelo método NBI-GRA - continuação.	81
Tabela 52 – Média e variância do custo para os pontos de ótimo da fronteira de Pareto.	82
Tabela 53 – Normalização das respostas originais para o método NBI-GRA.	82
Tabela 54 – Cálculo das sequências de desvio para o método NBI-GRA.	83
Tabela 55 – Cálculo dos coeficientes Grey para o método NBI-GRA.	83
Tabela 56 – Cálculo dos GRGs para o método NBI-GRA.	84

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AA1050	Liga de alumínio utilizada
AHC	Análise Hierárquica de Cluster
AM	Bandeira Amarela
ANEEL	Agência Nacional de Energia Elétrica
ANN	<i>Artificial Neural Network</i> (Redes Neurais Artificiais)
ANOVA	Análise de Variância
B	Bandeira
C	Modalidade Convencional
CEMIG	Companhia Energética de Minas Gerais
CHIM	<i>Convex Hull of Individual Minima</i> (Linha Convexa dos Mínimos Individuais)
D	<i>Desirability</i>
DD	Desvio Dimensional
DOE	<i>Design of Experiments</i> (Arranjo de Experimentos ou Planejamento e Análise de Experimentos)
DurA	Dureza do AA1050 antes de usinado
DurD	Dureza do AA1050 depois de usinado
f	Frequência
FA	<i>Factorial Analysis</i> (Análise fatorial)
FEM	<i>Finite Element Method</i> (Método dos Elementos Finitos)
FL	<i>Factor Loadings</i> (Carregamentos Fatoriais)
GRA	<i>Grey Relational Analysis</i> (Análise relacional Grey)
GRG	Grey Relational Grade (Grau relacional Grey)
GRG	Gradiente Reduzido Generalizado (<i>Generalized Reduced Gradient</i>)
H	Horário
HFP	Horário fora de ponta
HP	Horário de ponta
I	Intensidade
K	Custo
LASER	<i>Ligh Amplification by Stimulated Emission of Radiation</i>
LBM	<i>Laser Beam Machining</i> (Usinagem a Laser)

M	Modalidade tarifária
MMQ	Método dos Mínimos Quadrados
MOP	<i>Multiobjective Optimization Problem</i> (Problema de Otimização Multiobjetivo)
MRR	<i>Material Removal Rate</i> (Taxa de Remoção de Material)
NBI	<i>Normal Boundary Intersection</i> (Interseção Normal à Fronteira)
NBI-GRA	<i>Normal Boundary Intersection – Grey Relational Analysis</i>
Nd:YAG	<i>Neodymium-doped Yttrium Aluminum Garnet</i>
OLS	<i>Ordinary Least Squares</i> (Mínimos Quadrados Ordinários)
p	Profundidade desejada
P Regressão	Regressão <i>p-value</i>
PC	<i>Principal Components</i> (Componentes Principais)
PCA	<i>Principal Components Analysis</i> (Análise de Componentes Principais)
PLS	<i>Partial Least Squares</i> (Mínimos Quadrados Parciais)
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i> (Otimização por Enxame de Partículas)
R ²	Coefficiente de determinação
R ² (adj.)	Coefficiente de determinação ajustado
R ² (pred.)	Coefficiente de predição
RSM	<i>Response Surface Methodology</i> (Metodologia de Superfície de Resposta)
SA	Modalidade Horo-Sazonal Verde
SNR	<i>Signal to Noise Ratio</i> (Relação Sinal Ruído)
SV	Modalidade Horo-Sazonal Azul
T	Tarifa (valor em R\$)
V	Velocidade
VD	Bandeira Verde
VM	Bandeira Vermelha
Z	Profundidade encontrada

SUMÁRIO

1. Introdução	1
1.1. Justificativa	2
1.2. Problema de Pesquisa	3
1.3. Objetivos	4
1.4. Metodologia	5
1.5. Delimitação do estudo	5
1.6. Estrutura do trabalho	6
2. Fundamentação teórica	7
2.1. O processo de usinagem a laser (LBM)	7
2.1.1. Funcionamento do laser	8
2.1.2. Tipos de laser	10
2.1.3. Material - Alumínio	13
2.2. Planejamento de experimentos	14
2.2.1. DOE Clássico x Taguchi	15
2.3.1. <i>Desirability</i>	17
2.3.2. Análise relacional Grey	20
2.3.3. Método de Interseção Normal a Fronteira	24
2.3.4. Análise de componente principais	27
2.3.5. Análise fatorial	29
2.4. Análise de custo	31
3. Método NBI-GRA	33
3.1. Caracterização da metodologia proposta	33
4. Procedimento experimental	37
4.1. Máquina	37
4.2. Material - Liga de alumínio AA1050	39
4.3. Planejamento de experimentos	40
4.4. Aquisição das respostas	41
4.4.1. MRR	42
4.4.2. Rugosidade	42
4.4.3. Desvio dimensional	43

4.4.4. Potência.....	44
4.4.5. Dureza.....	45
5. Resultados e discussões	47
5.1. Arranjo experimental	47
5.2. Dureza.....	48
5.3. Análise das rugosidades.....	49
5.4. <i>Desirability</i>	52
5.5. Método de Taguchi combinado com Análise Relacional Grey	55
5.6. Análise Relacional Grey combinada com Análise de Componentes Principais.....	58
5.7. Análise de Componentes Principais combinada com Análise Relacional Grey.....	61
5.8. Análise de custos	65
5.9. Modelagem das funções objetivo	68
5.10. Análise dos efeitos principais dos parâmetros	69
5.11. Método NBI-GRA	73
6. Conclusões	85
6.1. Contribuições do trabalho.....	86
REFERÊNCIAS	87

1. Introdução

A usinagem a laser também conhecida como LBM (*Laser Beam Machining* - LBM) é amplamente utilizada na indústria mecânica de precisão. A LBM é uma tecnologia avançada que permite remover pequenas quantidades de material com elevada precisão e fabricar geometrias complexas em uma ampla diversidade de materiais. Processos como fresamento, furação, corte, torneamento e até soldagem e tratamentos térmicos podem ser realizados a partir da interação do material com o laser (DUBEY & YADAVA, 2008c). A remoção de material é feita por energia térmica devido ao elevado fluxo de calor gerado pelo feixe de laser (PARANDOUSH & HOSSAIN, 2014). Como a transferência de energia ocorre por meio de radiação, não são necessários esforços mecânicos, com consequente deformação ou vibração da peça, permitindo manter constante o rigor geométrico e dimensional das peças fabricadas. Outra vantagem é que não há desgaste da ferramenta, o que permite eliminar tempos improdutivos e custos associados à substituição ou quebra das mesmas. Além disso, a taxa de remoção de material (*Material Removal Rate* - MRR) não fica limitada por restrições tais como força máxima da ferramenta, formação de rebarbas ou deformação de funções delicadas dos componentes. O estudo da LBM e de como seus parâmetros de entrada influenciam as respostas obtidas pode levar a uma otimização desse processo e a obtenção de melhores resultados.

Otimização, segundo a definição de Rao (2009), é o processo responsável por encontrar as condições que proporcionam o valor máximo ou mínimo de uma função. A otimização multiobjetivo é utilizada para resolver problemas complexos, com diversos objetivos ao mesmo tempo. Para esse tipo de problema as diferentes características devem ser otimizadas em conjunto (GOMES, 2013). Segundo Paiva (2012), o processo de otimização multiobjetivo contempla três etapas: modelar as funções objetivo e as restrições, determinar a estratégia de combinação entre os múltiplos objetivos e aplicar um algoritmo capaz de determinar o ponto de ótimo que atenda ao sistema como um todo.

Existem diversos métodos de otimização disponíveis na literatura, dentre eles destaca-se o *Desirability*, um dos primeiros desenvolvidos para otimizar problemas de múltiplas respostas, sendo amplamente utilizado devido à sua facilidade de aplicação. Um método mais recente é o de Interseção Normal à Fronteira (*Normal Boundary Intersection* - NBI), considerado mais eficiente em otimizações multiobjetivo, devido à sua capacidade de obter várias respostas ótimas para um mesmo problema de otimização. Nota-se que o *Desirability* é amplamente utilizado em otimizações de processos não convencionais de usinagem, entretanto

o número de trabalhos que utilizam NBI ainda é muito restrito. Até a presente conclusão desse trabalho aplicações de NBI em processos LBM não foram encontradas em artigos científicos.

A otimização de diversas respostas com sentidos diferentes de otimização gera problemas complexos que podem ser melhor resolvidos com a aplicação de técnicas de redução de dimensionalidade. A Análise Fatorial (*Factorial Analysis* - FA) é uma técnica estatística multivariada capaz de descrever em alguns poucos fatores latentes relacionamentos de covariância entre muitas variáveis (Johnson & Wichern, 2002). A FA pode ser considerada como uma extensão da Análise de Componentes Principais (*Principal Component Analysis* - PCA).

O método NBI, proposto por Das e Dennis (1998), é um método que gera fronteiras de Pareto para problemas de otimização lineares e não lineares. Esse método utiliza uma parametrização geométrica intuitiva para produzir um conjunto de pontos equiespaçados sobre a superfície de Pareto, mesmo para problemas mal dimensionados (JIA & IERAPETRITOU, 2007).

A análise relacional Grey (*Grey Relational Analysis* - GRA) é um método de otimização multiobjetivo que converte várias respostas em um único objetivo (SRINIVASAN et al., 2018). GRA é uma poderosa ferramenta de análise de processos com múltiplas características de desempenho (JAGADISH; RAY, 2016). O desempenho geral do experimento depende dos graus relacionais de Grey (*Grey Relational Grade* - GRG). Neste método, todas as características de desempenho são convertidas em um único GRG.

O planejamento de experimentos (*Design of Experiments* - DOE) é um grande aliado nas pesquisas de otimização multiobjetivo pois combina técnicas matemáticas e estatísticas para o desenvolvimento de arranjos experimentais eficientes, balanceados e econômicos (MONTGOMERY, 2009).

Este trabalho propõe o desenvolvimento do método NBI-GRA para a otimização de processo multivariados, especificamente para o processo LBM aplicado a liga de alumínio AA1050.

1.1. Justificativa

Estudos recentes mostram que muitos métodos de otimização multiobjetivo vem sendo constantemente utilizados em LBM. A Tabela 1 lista alguns trabalhos realizados em LBM e verifica os métodos e o número de respostas utilizadas.

Tabela 1 – Trabalhos recentes sobre otimização em processos LBM.

Referência	Modelagem e Otimização	Número de Respostas
(KIBRIA, et al., 2013)	Anova, Taguchi, GRA	2
(KIBRIA, et al., 2013b)	GRA	2
(DARWISH et al., 2017)	RSM, Anova	2
(GENNA et al., 2010)	Anova	2
(GUARINO et al., 2018)	Anova	2
(HOSSAIN et al., 2016)	Fuzzy, ANN, Taguchi	1
(CAMPANELLI et al., 2007)	Anova	3
(DARWISH et al., 2016)	Anova	3
(KASMAN; SAKLAKOGLU, 2012)	Taguchi, Anova	3
(BELINATO et al., 2017)	NBI, PCA	6
(ALAHMARI, et al., 2016)	PSO, RSM, Anova	3
(CAMPANELLI et al., 2013)	ANN	3
(MATHEW et al., 1999)	RSM, Anova	3
(DUBEY; YADAVA, 2008a)	Taguchi, PCA, Anova	4
(PANDEY; DUBEY, 2012)	Taguchi, Fuzzy, Anova	3
(SHARMA; YADAVA, 2012)	GRA, RSM	2
(DHARA, et al., 2008)	ANN	2
(UMER, et al., 2017)	Anova	3
(PAN et al., 2007)	Taguchi, GRA, Anova	4
(KUMAR; KUMAR, 2018)	PSO	3
(RANJAN; MISHRA, 2016)	Taguchi, GRA, Anova	4
(MISHRA; YADAVA, 2013)	FEM, ANN, PCA, GRA	3
(DUBEY; YADAVA, 2008c)	Anova	2

Pode-se perceber que não há muitos trabalhos de LBM otimizados com o método NBI. A GRA é bastante utilizada, mas na otimização discreta dos fatores. O método NBI-GRA propõe uma otimização contínua pelo NBI e posteriormente a escolha do melhor ponto pela GRA.

1.2. Problema de Pesquisa

Considerando as discussões anteriores e as limitações observadas na otimização de problemas por NBI, este trabalho pretende investigar:

- a) Como encontrar os melhores parâmetros de entrada para um processo de usinagem a laser;
- b) Como diminuir a dimensionalidade de um problema de otimização que apresenta múltiplas funções objetivo e múltiplas restrições;
- c) Como considerar a estrutura de correlação entre as funções objetivo e de restrição, tornando-as independentes e ao mesmo tempo manter as características originais de cada resposta otimizada, sem a inversão da correlação entre as mesmas;
- d) Como escolher o melhor ponto em uma fronteira de Pareto.

1.3. Objetivos

O objetivo principal deste trabalho pode ser assim sintetizado:

Desenvolver um método de otimização multiobjetivo por NBI para a geração de fronteiras de Pareto equiespaçadas com funções objetivo e restrições multivariadas, assistido por GRA para a otimização de um processo de usinagem a laser.

A partir do objetivo geral, os seguintes objetivos específicos podem ser destacados:

- a) Estudar o processo de usinagem a laser, verificando os parâmetros que mais influenciam na qualidade da peça fabricada e escolhendo as características de interesse a serem analisadas.
- b) Estudar a análise relacional Grey, e a combinação dela com outros métodos, na otimização de processos multivariados;
- c) Desenvolver um método de otimização por NBI que considere a dimensionalidade do problema original, o sentido de otimização e a estrutura de correlação entre o grupo de funções objetivo, de forma que os eixos da fronteira de Pareto sejam independentes;
- d) Desenvolver uma metodologia que considere um terceiro grupo de respostas multivariadas, definidas como restrições do problema;
- e) Construir a fronteira de Pareto e, através da Análise Relacional Grey, encontrar o melhor ponto de ótimo para o processo.
- f) Analisar quanto e como o custo do processo de usinagem a laser pode variar devido às diferentes tarifas do sistema elétrico brasileiro.

Espera-se que este método de otimização, o qual denominou-se NBI-GRA seja capaz de definir um conjunto de soluções ótimas, ao mesmo tempo que um conjunto de restrições multivariadas sejam satisfeitas, sem que a estrutura de correlação entre as características originais analisadas seja alterada.

1.4. Metodologia

Este estudo pode ser classificado como uma pesquisa quantitativa e explicativa, sendo a coleta de dados classificada como experimental e secundária. A abordagem quantitativa se deve ao fato de que todos os dados coletados serão quantificados e tratados estatisticamente. Explicativa por se entender que ela permite ao pesquisador capturar as evidências do estudo por meio da mensuração de variáveis, classificando-as e analisando-as para se testar hipóteses deduzidas a partir de uma teoria existente. Quanto à coleta de dados, classifica-se como experimental pelo uso de metodologias de coleta e análise de dados experimentais que serão determinantes para a resposta das questões de pesquisa (MARCONI & LAKATOS, 2003).

Considerando que o objetivo deste estudo é propor uma metodologia de otimização multiobjetivo que possa ser aplicada a diversos processos industriais, pode-se também classificar esta tese como de natureza aplicada, devido ao seu interesse prático desenvolvido para resolver um problema real de indústria (MARCONI & LAKATOS, 2003).

1.5. Delimitação do estudo

A delimitação dessa pesquisa leva em conta os seguintes aspectos:

- a) Os dados foram coletados a partir de um arranjo experimental L_{16} de Taguchi.
- b) O processo escolhido para a aplicação desse estudo foi a usinagem a laser, em uma liga de alumínio comercialmente pura (AA1050).
- c) Para redução de dimensionalidade, será usada a FA;
- d) Será utilizada a transformação Sinal Ruído de Taguchi, caso os sentidos de otimização das respostas sejam diferentes;
- e) Quanto ao método de otimização multiobjetivo, será utilizado o método NBI;
- f) Para a escolha do melhor ponto será utilizada a GRA.

1.6. Estrutura do trabalho

Este trabalho está dividido em seis capítulos. Este primeiro capítulo apresenta a introdução geral do trabalho por meio da contextualização do tema, a justificativa, problema de pesquisa, objetivos, metodologia e delimitações do estudo.

O segundo capítulo apresenta o processo de usinagem a laser, suas características e os fatores que influenciam direta ou indiretamente o seu desempenho. Também são aqui explorados a fundamentação teórica relativa à Metodologia de Planejamento de Experimentos e as principais técnicas de modelagem, a fundamentação teórica da Análise de Componentes Principais, Análise Fatorial e dos métodos de otimização multiobjetivo descritos pela literatura, com destaque para o método da Análise Relacional Grey e Interseção Normal à Fronteira. O método multivariado *desirability* também foi abordado.

O terceiro capítulo apresenta o método NBI-GRA proposto neste estudo, discriminando cada etapa necessária para sua aplicação.

O quarto capítulo apresenta o procedimento experimental: o arranjo, a máquina de usinagem a laser e os equipamentos utilizados na coleta dos dados e a composição do material escolhido.

O quinto capítulo apresenta os resultados e discussões: a modelagem e análise das funções objetivo e os resultados da otimização pelo método NBI-GRA. Adicionalmente, é feita uma comparação entre as diversas utilizações do GRA na literatura.

O sexto capítulo apresenta as conclusões parciais e as contribuições do trabalho.

2. Fundamentação teórica

2.1. O processo de usinagem a laser (LBM)

Os métodos de usinagem não convencionais envolvendo feixes de energia (como raios laser e elétrons) ou fontes de plasma onde o mecanismo de remoção de material não é baseado em cisalhamento mecânico tem atraído interesse da indústria aeroespacial nos últimos anos como alternativas às técnicas tradicionais de usinagem de materiais de alta resistência (XU et al., 2018). A usinagem a laser é um desses processos de usinagem não convencionais, e também recente, que tem demonstrado grande potencial, principalmente por causa da sua versatilidade de aplicações, como setores automobilísticos, indústria aeronáutica e eletrônica, estruturas civis, setor nuclear e em eletrodomésticos (RAO & KALYANKAR, 2014; DUBEY & YADAVA, 2008b).

Uma das vantagens da usinagem a laser sobre os processos de usinagem convencionais é a remoção de material sem contato. A remoção de material da peça usinada é realizada com elevada precisão e sem desgaste de ferramenta. Na usinagem a laser, o mecanismo básico de remoção de material baseia-se na interação entre o laser e a matéria no estado sólido, através da focagem do laser sobre a superfície da peça e absorção da energia térmica transmitida ao material (KASMAN et al. 2012; GHOSAL & MANNA, 2013). Durante essa interação, a energia do laser se transforma em energia térmica. A intensidade dessa energia térmica aumenta a cada pulso do feixe. Assim, a temperatura da superfície aumenta rapidamente até a fusão e vaporização da peça e o material é removido camada por camada. A remoção do material da peça usinada é dada geralmente de duas formas: fornecimento de gás auxiliar com alguma pressão e pressão de vapor e plasma do material fundido (DARWISH et al., 2017). O processo de aquecimento e vaporização ocorre exclusivamente no ponto onde o laser está focado e a absorção de energia não afeta outras áreas do material (KASMAN et al., 2012). A Figura 1 ilustra como ocorre a remoção de material da peça.

A usinagem a laser poder ser realizada em uma vasta gama de materiais (DHARA et al., 2008). Existe uma diferença entre a interação do feixe de laser com materiais metálicos e não metálicos, como polímeros. Nos materiais metálicos, o feixe de laser aquece e vaporiza o material na superfície, esse processo é chamado de sublimação de metal. Em materiais polímeros pode ocorrer a degradação de cadeias moleculares, devido à ação do laser (DARWISH et al., 2017).

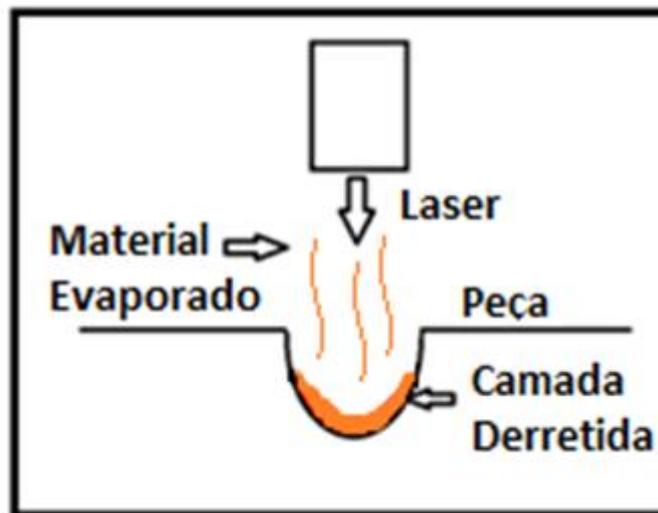


Figura 1 – Remoção de material a laser. Fonte: próprio autor.

Os processos de usinagem a laser envolvem parâmetros de entrada importantes, cada um dos quais desempenha um papel fundamental no processo. Alguns desses parâmetros são: potência do laser, frequência de pulso, intensidade de pulso, corrente da lâmpada, pressão do ar, largura de pulso, sobreposição, velocidade de varredura da fonte de laser, modo de varredura e abertura do laser. A maioria das medidas de desempenho do processo estão relacionados com a precisão dimensional e qualidade do produto. Assim, é de extrema necessidade o estabelecimento dos parâmetros adequados para o processo, no intuito de satisfazer os objetivos conflitantes do mesmo (RAO & KALYANKAR, 2014). A melhoria da qualidade das peças usinadas a laser pode ser feita através da otimização adequada e controle dos vários parâmetros de processo (GHOSAL & MANNA, 2013).

2.1.1. Funcionamento do laser

O conceito de quanta foi proposto por Planck em 1900. Ele afirmava que além das características de onda, a luz também tem uma natureza de partículas enquanto interagem com a matéria e troca energia na forma de fótons (PLANCK, 1900). O fundamento da teoria do laser foi iniciado por Albert Einstein com o conceito de emissão estimulada. Em 1957, Townes e Shalow produziram o primeiro laser chamado Ruby laser. A sigla LASER vem do inglês *Light Amplification by Stimulated Emission of Radiation* ou amplificação da luz por emissão estimulada de radiação. O laser é um feixe de radiação eletromagnética, produzido pela emissão estimulada dos fótons de alta energia. O elemento chave na produção de um laser é a

amplificação da luz obtida pela emissão estimulada devido aos fótons incidentes de alta energia. A radiação laser consiste numa onda eletromagnética gerada por um meio ativo. A luz de um laser difere da luz comum porque seus fótons estão na mesma frequência, fase e comprimento de onda. Assim, ao contrário dos feixes de luz comuns, os lasers são altamente direcionais, possuem alta densidade de potência e melhores características de foco. Estas características únicas dos lasers são úteis na usinagem de materiais.

Industrialmente os materiais mais comuns utilizados como meio ativo são o dióxido de carbono CO_2 e o neodímio Nd, que forma o laser Nd:YAG (*Neodymium-doped Yttrium Aluminum Garnet* - $\text{Nd:Y}_3\text{Al}_5\text{O}_{12}$) (MEIJER, 2004). O princípio básico de funcionamento do laser (Figura 2) consiste em dois espelhos colocados de forma paralela formando um oscilador óptico, uma câmara de luz, onde a luz é refletida entre os dois espelhos, e o meio ativo, posicionado entre os dois espelhos, que permite a amplificação da luz por emissão estimulada (MEIJER, 2004).

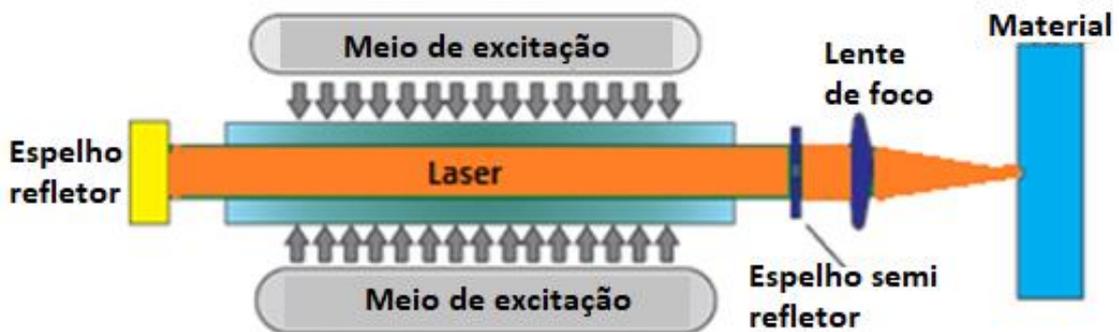


Figura 2– Funcionamento do laser. Fonte: próprio autor.

Dependendo do tipo de feixe e do ajuste do foco, combinado com um rendimento eficiente, o laser pode ter várias aplicações: corte, soldagem, endurecimento superficial, gravação, entre outros. Os fenômenos físicos na interação do feixe de laser com qualquer material de substrato podem ser categorizados como reflexão, absorção, espalhamento e transmissão. No entanto, a indução de qualquer efeito na peça só é possível através da absorção do raio laser. A energia absorvida dos fótons depende do comprimento de onda do laser, do ângulo de incidência, da rugosidade da superfície, da temperatura do sólido e das características de absorção espectral do espectro do material da peça. A Figura 3 é uma representação esquemática do mecanismo do funcionamento do laser dentro de uma máquina de usinagem a laser.

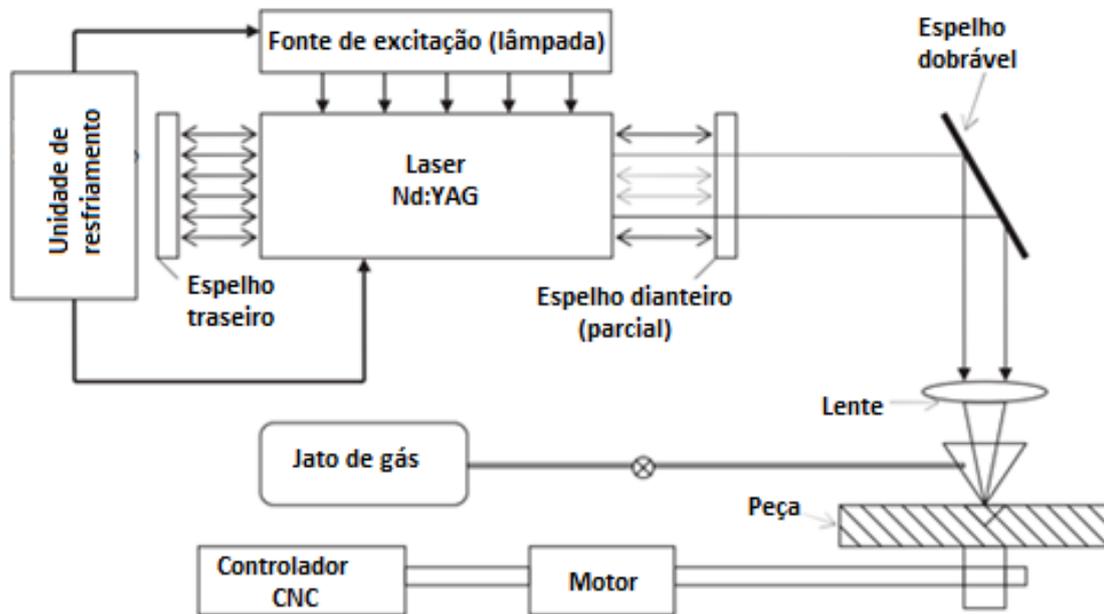


Figura 3– Esquema do funcionamento de uma máquina de usinagem a laser (Adaptado de DUBEY & YADAVA, 2008).

2.1.2. Tipos de laser

Diferentes tipos de lasers estão disponíveis no mercado e podem ser classificados de acordo com o meio ativo que possuem. O meio ativo de um laser pode estar em estado sólido ou gasoso. Geralmente os lasers a gás são usados para modo contínuo e lasers sólidos para modo pulsado (MAJUMDAR & MANNA, 2003). A Tabela 2 apresenta alguns dos lasers em estado sólido e gasoso.

Apesar de existir uma grande variedade de lasers, a escolha certa deve ser feita considerando o desempenho do laser numa situação específica. Algumas características precisam ser estudadas previamente para influenciarem positivamente no processo. O comprimento de onda e a duração dos pulsos de laser podem influenciar no resultado da usinagem. Os lasers podem ser utilizados com pulsos curtos e ultracurtos. Para pulsos ultracurtos a profundidade da difusão térmica deve ser igual ou menor do que a profundidade de penetração ótica, o que os distingue dos pulsos apenas curtos. Os comprimentos de onda dos lasers podem variar do ultravioleta aos infravermelhos. A Figura 4 mostra a variação da usinagem feita por diferentes lasers em vários materiais.

Tabela 2 – Tipos de lasers.

Tipo de Laser	Material do Laser	Comprimento de onda	Duração do pulso	Frequência
Lasers sólidos	Nd:YAG (segundo harmônico)	532 nm		
	Nd:YAG (terceiro harmônico)	355 nm	100–10 ns	50 Hz
	Nd:YAG (quarto harmônico)	266 nm		
	Nd:YVO ₄	1064 nm	2.8–7.9 ps	84 MHz a 77 GHz
	Nd:GdVO ₄	1053 nm	37 ps	100 MHz
	Nd:BEL	1070 nm	2.9–7.5 ps	250 MHz a 20 GHz
	Nd:LSB	1062 nm	1.6–208 ps	177–240 MHz
	Nd:vidro	1054 nm	7 ps	
	Nd:VAN	750–870 nm		
	Nd:YLF	1047–1053 nm	1.5–37 ps	76 MHz a 2.85 GHz
	Yb:YAG	1030 nm	340–730 fs	35–81 MHz
	Yb:vidro	1025–1082 nm	58–61 fs	112 MHz
	Yb:GdCOB ⁸	1045 nm	90 fs	100 MHz
	Yb:KGW	1037 nm	176 fs	86 MHz
	Ti:safira	750–880 nm	6–150 fs	15 MHz a 2 GHz
	Cr:LiSAF ⁹	800–880 nm	12–220 s	82–200 MHz
	Cr:LiCAF ¹⁰	800–820 nm	20–170 fs	90–95 MHz
	Cr:LiSGaF ¹¹	830–895 nm	14–100 fs	71–119 MHz
	Cr:LiSCaF ¹²	860 nm	90 fs	140 MHz
	Cr:Forsterite	1.21–1.29 μm	14–78 fs	81–100 MHz
	Cr:YAG	1.52 μm	44–120 fs	81 MHz a 1.2 GHz
	Lasers de fibra	1064 nm	100 ns	20–50 Hz
	Lasers de Diodo	0.8 μm		
Lasers de microprocessadores	1064 nm	Menos de 100 ps	100 kHz	
Lasers gasosos	ArF	193	5–25 ns	1–1000 Hz
	KrF	248	2–60 ns	1–500 Hz
	XeCl	308	1–250 ns	1–500 Hz
	XeF	353	0.3–35	1–1000 Hz
	CO ₂ laser	10,600	200 μs	5 Hz
	Lasers de vapor de cobre	611–578	30	4–20 Hz

Fonte: (SCHAEFFER, 2012).

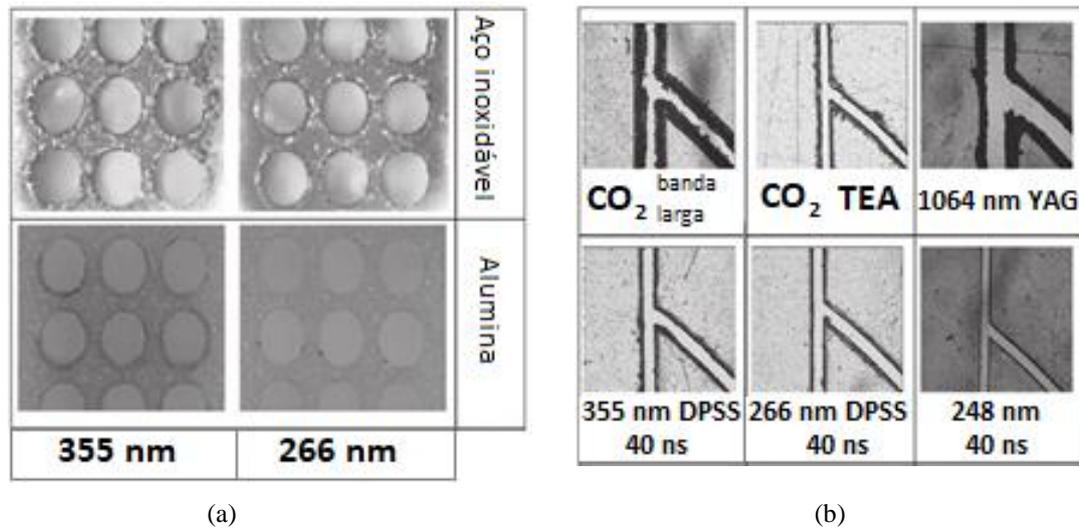


Figura 4 – (a) Influência do comprimento de onda e (b) de diferentes tipos de laser (SCHAEFFER, 2012).

Verifica-se então que a escolha do laser utilizado pode determinar a qualidade e o acabamento do produto. Nos processos de usinagem os lasers mais utilizados são o CO₂ e o Nd:YAG devido às suas altas potências requeridas para o processamento dos materiais (PANDEY & DUBEY, 2012).

- **Laser CO₂:**

Os lasers de CO₂ possuem comprimento de onda de 10 mm na região do infravermelho. Tem alta potência média de feixe, melhor eficiência e boa qualidade de feixe, são adequados para corte de chapas metálicas em alta velocidade (PARANDOUSH & HOSSAIN, 2014), (PATEL, et al., 2010). Devido à sua baixa absorção, os lasers de CO₂ não são muito utilizados na usinagem de materiais altamente refletivos e termicamente condutores, como o alumínio e suas ligas (PANDEY & DUBEY, 2012).

- **Laser ND:YAG**

Os lasers de Nd:YAG (granada de alumínio com ítrio dopado com neodímio; Nd:Y₃Al₅O₁₂) têm comprimentos de onda mais curtos de cerca de 1µm, o que os torna adequados para usinagem de materiais refletivos, devido à maior absorção de luz em comparação aos lasers de CO₂. Embora os lasers Nd:YAG operem com baixa potência, eles podem ser usados em modo pulsado com alta potência de pico para cortar materiais espessos. Materiais mais finos também podem ser usinados por lasers Nd:YAG usando duração de pulso curto (PARANDOUSH & HOSSAIN, 2014; PATEL, et al., 2010; KUMAR & KUMAR, 2018).

O laser Nd:YAG funciona mais rápido que um sistema de laser de CO₂. O Nd:YAG não consegue sustentar uma grande densidade de energia por muito tempo, isso pode causar uma

dificuldade em usinagens contínuas e pequenas. Por isso, em alguns casos, é adequado utilizar o sistema de troca Q (Q-switching) que faz com que o laser opere em modo pulsado em vários harmônicos diferentes. O comprimento de onda do laser Nd:YAG também afeta o processamento de materiais. Os 1064 nm são o comprimento de onda de emissão mais comum de Nd:YAG. No modo pulsado, o laser Nd:YAG oferece altas potências de pico em um curto período de tempo, aumentando o impacto térmico e possibilitando a perfuração através do material mais espesso com bom foco, que o torna adequado para perfurar diferentes materiais. O laser Nd:YAG é usado para corte, perfuração, marcação e outras aplicações em setores industriais, podendo também realizar micro-usinagem em metais, cerâmicas e polímeros (GAUTAM & PANDEY, 2018a).

2.1.3. Material - Alumínio

O alumínio e suas ligas são bastante utilizadas na indústria automotiva e aeronáutica devido às suas características físicas, mecânicas e tribológicas (SAKIN, 2018), sendo que outras aplicações são distribuídas na construção civil; em indústrias elétricas, eletromecânicas, eletrônicas e de embalagens (WEINGAERTNER, 1991). Entre as vantagens do uso do alumínio podemos citar: a sua alta resistência à corrosão sob a maioria das condições de trabalho; a formação de sais incolores na superfície, sem manchar ou descolorir produtos com os quais está em contato, tais como, tecido na indústria têxtil e soluções na indústria química; não produz reação tóxica; possui boa condutividade térmica e elétrica; alta refletividade, tanto para o calor, como para a luz; pode ser facilmente trabalhado em qualquer forma e aceita uma grande variedade de acabamentos superficiais. Em comparação com outros materiais leves, como magnésio e ligas de titânio, as ligas de alumínio oferecem maior desempenho nos processos de fundição, conformação e usinagem (SOARES et al., 2017). O alumínio é um material leve com baixo peso específico ($2,7 \text{ g/cm}^3$) (SAKIN, 2018) que possui ligas com resistência superiores às do aço estrutural, além de reduzir o impacto ambiental causado pelo consumo de energia (DAWIES et al., 2002).

As ligas de alumínio usadas na aeronáutica são uma das mais promissoras para a implantação de usinagem a laser. Devido à sua alta refletividade e condutividade térmica, o alumínio e suas ligas são materiais difíceis de serem usinados a laser. Entretanto o laser Nd:YAG pode ser usado para a perfuração desses materiais altamente refletivos, por possuir boas características de foco, comprimento de onda curto e alta potência de pico (GAUTAM &

PANDEY, 2018b). SANTOS et al., 2018 e BRAGANÇA et al., (2013) realizaram estudos sobre a liga de alumínio AA1050.

2.2. Planejamento de experimentos

Montgomery (2009) define experimento como sendo um teste ou uma série de testes nas quais propositalmente mudanças são feitas nas variáveis de entrada de um processo ou sistema, para que se possa observar e identificar as razões das mudanças que poderão ser observadas nas respostas. Planejamento de experimentos (DOE) é uma coleção de técnicas estatísticas capaz de gerar e analisar modelos experimentais em que vários fatores são variados simultaneamente. A metodologia visa planejar um delineamento experimental de modo que com dados apropriados chegue-se a boas conclusões, utilizando o número mínimo de experimentos. Assim, na análise das variáveis, a técnica DOE pode ajudar a avaliar a importância de cada fator na estimativa de eficiência de cada resposta, assim como também é útil para avaliar a significância estatística (LEME *et al.* 2014).

A metodologia de planejamento de experimentos é geralmente utilizada para a avaliação de processos e sistemas. O processo é uma combinação de operações, máquinas, ferramentas, e outros recursos que transformam as entradas (geralmente materiais necessários para a realização dos experimentos) em saídas (respostas observáveis) (MONTGOMERY, 2009). As variáveis que interferem nas respostas são chamadas de fatores (ou parâmetros). Os fatores podem ser controláveis (aqueles que podem ser controlados de acordo com a necessidade do processo ou do experimentador) ou incontroláveis (também chamados de ruídos).

O DOE pode ser utilizado quando se deseja determinar quais fatores mais influenciam as respostas, definir o ajuste dos fatores de modo que os valores desejados para as respostas sejam atingidos ou para que se possa minimizar a variação destas respostas. Pode-se ainda utilizar o DOE para definir como os ruídos interferem nas respostas. A aplicação das técnicas de DOE podem resultar em melhorias no rendimento dos processos; redução de variabilidade e aumento no nível de conformidade; redução do tempo de desenvolvimento e redução de custos.

Após a definição do problema, dos parâmetros e das respostas, é necessária a definição do projeto experimental, também chamado de arranjo experimental. Os arranjos experimentais podem ser de vários tipos como por exemplo: fatoriais (completos ou fracionados), de Taguchi, de superfícies de resposta e de misturas.

Existem diversos softwares estatísticos para auxiliar os experimentadores na criação e análise do arranjo escolhido. O experimentador pode entrar com as informações definidas, como o número de fatores e níveis, e esses programas vão apresentar uma seleção de arranjos possíveis. Esses programas geralmente fornecem uma planilha com a ordem dos experimentos, para guiar o experimentador na condução dos mesmos (MONTGOMERY, 2009).

Segundo Paiva (2006), um bom planejamento de experimentos pode incluir a utilização de réplicas, de aleatorização e blocagem, que devem ser definidas durante a criação do arranjo. Com a utilização das réplicas, é possível criar uma variação para a variável de resposta que pode ser utilizada na avaliação da significância estatística do incremento experimental. A aleatorização dos experimentos garante um aumento da validade dos mesmos, pois aumenta a chance dos efeitos desconhecidos serem distribuídos através dos níveis dos fatores. A blocagem deve ser utilizada nos casos em que não é possível manter a homogeneidade das condições experimentais, pois através da utilização desta técnica é possível avaliar se a falta de homogeneidade interfere nos resultados. Esta técnica divide os experimentos em blocos, onde se presume que cada bloco é mais uniforme do que o todo.

2.2.1. DOE Clássico x Taguchi

O DOE clássico é uma técnica estatística na qual os experimentos projetados são realizados sob condições controláveis para avaliar quais fatores têm um efeito significativo nas respostas do processo, a fim de otimizar rapidamente o desempenho dos sistemas (UY & TELFORD, 2009). A aplicação de técnicas de planejamento experimental provou ser muito eficaz na melhoria do rendimento de processos, reduzindo a variabilidade e garantindo a conformidade com os requisitos desejados, reduzindo o tempo de progressão e o custo de operação (KHADEMI et al., 2014). Ao utilizar o DOE os engenheiros podem verificar qual subconjunto das variáveis do processo tem maior influência sobre o desempenho do processo (ANTONY; CAPON, 1998).

Um DOE do tipo fatorial completo leva em conta todas as possibilidades de combinações para um determinado conjunto de fatores e níveis. Em geral, um fatorial completo requer n^k experimentos, onde n é o número de níveis e k é o número de fatores. A maior vantagem desse arranjo é que considera os principais efeitos das interações entre os fatores, providenciando assim uma visão completa do processo. Entretanto, é necessário um grande número de experimentos que podem ser demorados e dispendiosos. Em comparação com um

DOE clássico, a utilização de um arranjo de Taguchi pode gerar uma grande economia na realização dos experimentos. Os arranjos de Taguchi são ditos ortogonais, e tem um número reduzido de experimentos. Denotados por L_x , onde x é o número de experimentos que deverão ser realizados (LAXMAN & RAJ, 2015).

Taguchi formalizou o método fatorial DOE fracionário e publicou uma biblioteca de matrizes ortogonais, que reduziu significativamente o número de experimentos necessários. A ortogonalidade do DOE permite a separação dos efeitos individuais de cada uma das várias variáveis. Detalhes dos arranjos ortogonais de Taguchi podem ser encontrados na literatura. Outra diferença entre o DOE via tradicional e o método Taguchi é como os dados coletados são analisados. Na análise tradicional, os valores médios dos dados de resposta são usados, enquanto o método de Taguchi utiliza tanto a média quanto a variação de dados. Portanto, espera-se que o método Taguchi produza melhores resultados, pois garante a mais alta qualidade com mínima variação. Taguchi propôs a relação sinal ruído (*Signal to Noise* - SNR) como uma ferramenta de análise quantitativa para otimizar o resultado de um processo. Taguchi classifica as características de qualidade em três categorias: quanto menor, melhor; quanto maior, melhor e de alvo. A fórmula para calcular a relação SNR depende do tipo de características de qualidade investigadas.

O Taguchi DOE concentra-se na robustez do produto ou processo contra influências incontrolláveis ou ruído. O método é projetado para reduzir a variabilidade e otimizar a função ou o desempenho. É uma modificação do conceito clássico do DOE (ANTONY, 2006). O método aplica duas matrizes, uma matriz interna para os fatores de controle e uma matriz externa para fatores de ruído. Isso é no lugar de um único arranjo no DOE clássico. A estratégia é quantificar a interação SNR entre os fatores de controle e ruído, assim como as interações fator-a-fator são quantificadas no DOE clássico (KHADEMI et al., 2014). ISLAM & PRAMANIK, (2016) fizeram uma comparação entre um DOE clássico e um de Taguchi para o mesmo experimento e concluíram que ao utilizar o arranjo de Taguchi conseguiu-se um resultado similar ao do arranjo fatorial clássico, com uma economia de 88,9% na realização dos experimentos.

2.3. Otimização Multiobjetivo

Otimização é o ato de obter o melhor resultado para um sistema ou processo, sob determinadas circunstâncias. A otimização é a combinação dos fatores que levam a melhor

resposta de um problema (RAO, 2009). A finalidade da solução de um Problema de Otimização Multiobjetivo (*Multiobjective Optimization Problem* - MOP) é a determinação de um vetor de variáveis de decisão $\mathbf{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ que otimiza o vetor de funções objetivo $F(\mathbf{x}) = \{f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_m(\mathbf{x})\}$, dentro de uma região de solução viável (BARIL *et al.* 2011). O MOP pode ser formulado de acordo com a Equação 1, onde $h_i(\mathbf{x})$ são restrições de igualdade, $g_j(\mathbf{x})$ são restrições de desigualdade e \mathbf{x}^{\min} e \mathbf{x}^{\max} são, respectivamente, os limites mínimo e máximo para o vetor de variáveis (GOMES, 2013).

$$\begin{aligned} & \text{Minimizar } F(\mathbf{x}) = \{f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_m(\mathbf{x})\} \\ & \text{Sujeito a: } h_i(\mathbf{x}) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, p \\ & \quad \quad g_j(\mathbf{x}) \leq 0, \quad j = 1, 2, \dots, q \\ & \quad \quad \mathbf{x}^{\min} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}^{\max} \end{aligned} \tag{1}$$

A otimização de um MOP leva a um conjunto de soluções denominadas Pareto-ótimas e, segundo Rao (2009), este conceito é de grande relevância para problemas deste tipo. Considera-se uma solução viável \mathbf{x}^* como Pareto-ótima quando não existe nenhum outro vetor de solução \mathbf{x} tal que $f_i(\mathbf{x}) \leq f_i(\mathbf{x}^*)$, para $i = 1, 2, \dots, m$, com $f_j(\mathbf{x}) < f_j(\mathbf{x}^*)$, em pelo menos um objetivo j . Como não há uma solução global para um MOP, a tarefa essencial dos métodos de otimização multiobjetivo é identificar um conjunto de soluções Pareto-ótimas que, juntas, delimitam a fronteira de eficiência do problema, conhecida como Fronteira de Pareto (MARLER & ARORA, 2004; KULTUREL-KONAK *et al.*, 2006).

2.3.1. *Desirability*

O método *Desirability* foi um dos primeiros métodos propostos para a otimização de múltiplas respostas, desenvolvido inicialmente por Harrington (1965) e, posteriormente, aprimorado e disseminado por Derringer e Suich (1980). *Desirability* é um método multicritério que pode ser utilizado para determinar as melhores condições de ajuste de processo, possibilitando uma otimização simultânea de múltiplas respostas. Com isso, melhores condições de respostas são obtidas simultaneamente, minimizando, maximizando ou buscando valores nominais de especificações, dependendo da situação mais conveniente para o processo (VAN GYSEGHEM *et al.*, 2004).

Uma das vantagens deste método é que as funções objetivo são balanceadas de acordo com sua importância no processo ou produto final, dentro de uma mesma escala (entre 0 e 1), permitindo que elas sejam ponderadas simultaneamente de modo adimensional (DERRINGER, 1994). Sua desvantagem, no entanto, é que este método desconsidera a existência de variância-

covariância entre as respostas, o que pode acabar favorecendo a obtenção de soluções inadequadas (WU, 2005; KO *et al.*, 2005).

A simplicidade na sua utilização faz com que o *Desirability* seja bastante conhecido e utilizado na otimização de processos. Segundo (PAIVA, 2006), esse método reduz um problema multivariado em univariado por meio de um princípio simples que consiste, basicamente, no estabelecimento de uma relação entre as respostas e as variáveis independentes. Em seguida é feita a aplicação do algoritmo proposto por Harrington (1965) para a transformação de cada uma das respostas em uma função única d_i pertencente ao intervalo 0 e 1, isto é $0 \leq d_i \leq 1$, sendo que $d_i = 0$ representa uma resposta fora da região aceitável, enquanto $d_i = 1$ é o objetivo (*target*), que se deseja atingir para a resposta (MYERS *et al.*, 2009).

O objetivo final é maximizar o *Desirability* Global (D) que é representado pela média geométrica de cada uma das funções individuais (d) das respostas que se deseja otimizar, Equação 2, em que m representa o número de respostas.

$$D = (d_1(Y_1)d_2(Y_2) \dots d_m(Y_m))^{1/m} \quad (2)$$

De acordo com PAIVA, (2006), nos casos em que cada uma das respostas apresenta importâncias diferentes, a Equação 3 é utilizada, em que g_i representa o grau de importância individual de cada função e G a soma deles.

$$D = \left[\prod_{i=1}^n d_i^{g_i}(\widehat{Y}_i) \right]^{\frac{1}{G}} \quad (3)$$

A vantagem de se utilizar a média geométrica é que a solução global é alcançada de modo balanceado, o que permite que as variáveis de interesse (saída) alcancem os valores desejados dentro das especificações impostas no algoritmo, que vai variar conforme o tipo de otimização que se deseja realizar em cada resposta, isto é, minimização, normalização ou maximização (PAIVA, 2006).

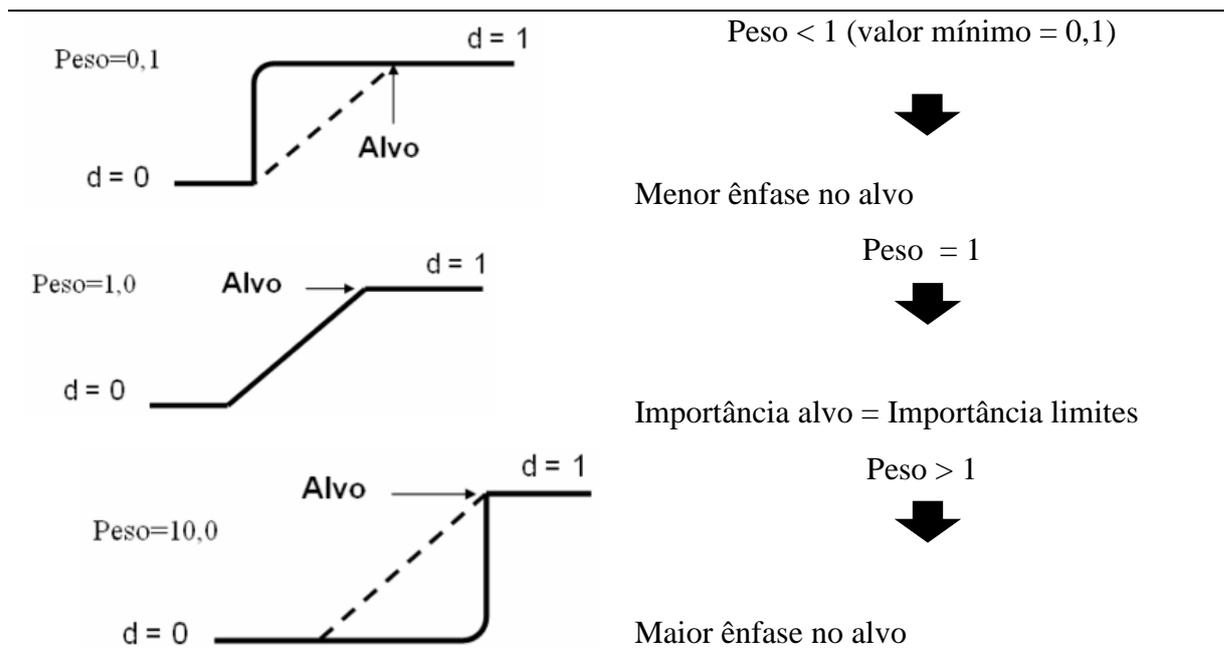
Segundo Myers *et al.* (2009) e Montgomery (2013), para maximizar uma função deve-se utilizar a Equação 4, em que T e L são o valor máximo e mínimo da resposta, respectivamente.

$$d = \begin{cases} 0 & y < L \\ \left(\frac{y-L}{T-L}\right)^r & L \leq y \leq T \\ 1 & y > T \end{cases} \quad (4)$$

Onde r é a ponderação das funções. Quando $r = 1$, a função é linear; para $r > 1$, os valores se de d_i se aproximam de T e, quando $r < 1$ a função d_i terá menor importância, portanto esta escolha é aconselhável quando não houver problema em se encontrar valores da resposta inferiores ao dos limites pré-estabelecidos, conforme detalhado na **Erro! Fonte de referência não encontrada.** (PAIVA, 2006; MYERS et al., 2009; MONTGOMERY, 2013). Quando o objetivo da resposta é a minimização deve-se aplicar a fórmula apresentada na Equação 5.

$$d = \begin{cases} 1 & y < T \\ \left(\frac{H - y}{H - T}\right)^r & T \leq y \leq H \\ 0 & y > H \end{cases} \quad (5)$$

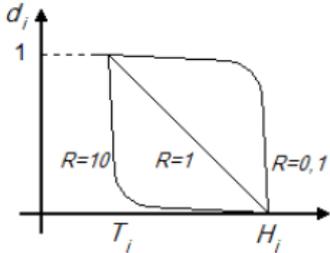
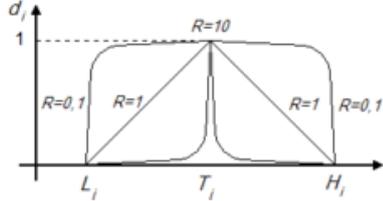
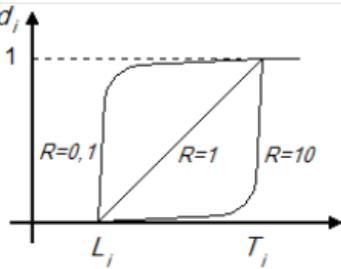
Tabela 3 - Relação de importância entre o alvo e os limites do *Desirability* (PAIVA, 2006).



Nos casos em que se deseja atingir um objetivo específico, um determinado valor alvo entre o mínimo e máximo, utiliza-se a Equação 6. A Tabela 4 apresenta o método *Desirability* para todas as funções (minimização, normalização e maximização).

$$d = \begin{cases} 0 & y < L \\ \left(\frac{y-L}{T-L}\right)^r & L \leq y \leq T \\ \left(\frac{H-y}{H-T}\right)^r & T \leq y \leq H \\ 0 & y > H \end{cases} \quad (6)$$

Tabela 4 - Objetivos de otimização do método *Desirability*. Adaptado de (SALGADO JÚNIOR, 2010).

Objetivo	Características	Representação
Minimização	Acima de H → d = 0 Abaixo de T → d = 1	
Normalização	Acima de H ou abaixo de L → d = 0 Igual à T → d = 1	
Maximização	Abaixo de L → d = 0 Acima de T → d = 1	

2.3.2. Análise relacional Grey

A teoria Grey, desenvolvida por Deng em 1989, tem sido aplicada nos mais variados campos de pesquisa como sistemas sociais, ecologia, economia, produção, geografia, tráfego, gerenciamento, educação etc. Foca em situações onde há a incerteza, variedade de dados de entrada, dados discretos e informações insuficientes para a tomada de decisão. A análise relacional Grey (GRA) é um método de otimização multiobjetivo

que converte várias respostas em um único objetivo (SRINIVASAN et al., 2018). GRA é uma poderosa ferramenta de análise de processos com múltiplas características de desempenho (JAGADISH & RAY, 2016). O desempenho geral do experimento depende dos graus relacionais de Grey (GRG). Neste método, todas as características de desempenho são convertidas em um único GRG.

No GRA, o preto representa a não informação e o branco representa todas as informações. Um sistema tem um nível de informação entre preto e branco (cinza – do inglês *grey*). A vantagem de GRA sobre os métodos estatísticos convencionais é requer apenas dados parciais para estimar o comportamento de um sistema incerto (PRIYADARSHINI et al., 2015). Ele também apresenta uma solução eficiente para problemas que possuem variáveis de entrada discretas. A principal função do GRA é indicar o grau entre as sessões utilizando o método de medição discreta (VASUDEVAN et al., 2018).

A GRA utiliza a informação do sistema Grey para comparar dinamicamente cada fator quantitativamente, baseado no nível de similaridade e variabilidade entre todos os fatores para estabelecer a sua relação. É um método para analisar o grau de relacionamento para sequências discretas (PRADHAN, 2013).

O intuito da GRA é transformar a performance de todas as características em uma sequência de comparabilidade. Esse passo é chamado construção relacional Grey. De acordo com essas sequências a sequência de referência é definida. Então, os coeficientes relacionais de Grey entre as sequências de comparabilidade e a de referência são calculados. Finalmente, baseado nos coeficientes, é calculado o GRG entre a sequência de referência e cada sequência de comparabilidade. A sequência de comparabilidade que possuir o maior grau, será a melhor escolha (KUO et al., 2008).

O GRG indica o nível de associação entre a sequência de referência e a sequência de comparabilidade. Um maior valor de grau relacional cinza infere um grau relacional mais forte entre a sequência comparativa e referencial (ideal). Por exemplo, se as duas sequências são coincidências idênticas, então GRG é igual a 1. Esta nota também especifica o grau de influência que as sequências de comparabilidade poderiam empregar sobre a sequência de referência. Consequentemente, se uma sequência de comparabilidade específica é mais vital para a sequência de referência do que as outras sequências de comparabilidade, então o GRG para essa sequência de comparabilidade será maior que o outro. Assim, a análise cinza é essencialmente uma medida do valor absoluto. A aplicação da GRA é dada a partir dos seguintes passos:

Passo 1: Normalização das respostas experimentais

As respostas devem ser normalizadas através das Equações 7 e 8 de acordo com o objetivo da otimização: maximização ou minimização, respectivamente.

$$y(i) = \frac{x_k(i) - \min x_k(i)}{\max x_k(i) - \min x_k(i)} \quad (7)$$

$$y(i) = \frac{\max x_k(i) - x_k(i)}{\max x_k(i) - \min x_k(i)} \quad (8)$$

Onde $k = 1, 2, \dots, n$; $i = 1, 2, \dots, m$; $y(i)$ são os valores após a construção relacional Grey de $x_k(i)$ para k respostas; $\min x_k(i)$ é o valor mínimo de $x_k(i)$, $\max x_k(i)$ é o valor máximo de $x_k(i)$; m é o número de experimentos n é o número de respostas experimentais.

Passo 2: Cálculo dos coeficientes de Grey para as respostas normalizadas

Os coeficientes de Grey são calculados a partir da Equação 9:

$$\xi_k(i) = \frac{\Delta_{min} + \zeta * \Delta_{max}}{\Delta_{0k}(i) + \zeta * \Delta_{max}} \quad (9)$$

$$\Delta_{0k}(i) = |y_0(i) - y_k(i)|$$

$$\Delta_{min} = \min(\min \Delta_{0k}(i))$$

$$\Delta_{max} = \max(\max \Delta_{0k}(i))$$

Onde: $\Delta_{0k}(i)$, $y_0(i)$, e $y_k(i)$ são as sequências de desvio, referência e comparação, respectivamente; $\zeta \in (0, 1)$ é o coeficiente de diferenciação que, geralmente, é utilizado como 0,5 (CHEN et al., 2017; JAGADISH & RAY, 2016; DEEPANRAJ; et al., 2017).

Passo 3: Construção dos graus relacionais Grey

Os graus relacionais de Grey são calculados a partir da soma dos coeficientes de Grey divididos pelo número total de respostas, como mostra a Equação 10:

$$\gamma(i) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \xi_k(i) \quad (10)$$

Onde $\xi_k(i)$ são os coeficientes relacionais Grey. A partir dos GRG calculados é estabelecido uma classificação de acordo com os valores obtidos. Quanto maior for o valor do GRG melhor é o ponto experimental dentre os testados pelo método. GRA é comumente utilizado em conjunto com outros métodos para melhoria da otimização (JAGADISH & RAY, 2016; ADALARASAN et al., 2014; SANKAR et al., 2015; CHEN et al., 2017; THORAT &

THAKUR, 2018), a seguir são apresentadas as combinações de GRA com o método de Taguchi e com a técnica de PCA.

- **Método de Taguchi combinado com análise relacional Grey**

O método de Taguchi GRA é uma combinação que acrescenta ao GRA a transformação Sinal Ruído de Taguchi. Antes das respostas serem normalizadas pelas Equações 7 e 8, deve-se calcular a razão SNR de Taguchi para as respostas, utilizando as seguintes fórmulas de acordo com o objetivo de cada resposta. Onde n=número de repetições y_{ij} =valor de resposta observado; $i = 1, 2, \dots, n$ e $j = 1, 2, \dots, k$.

Maximização (11)

$$SNR(\eta) = -10 \log_{10} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{y_{ij}^2} \right)$$

Alvo (12)

$$SNR(\eta) = 10 \log_{10} \left(\frac{\mu^2}{\sigma^2} \right)$$

$$\mu = \frac{y_1 + y_2 + \dots + y_n}{n} \quad \sigma^2 = \frac{\sum (y_i - \bar{y})^2}{n - 1}$$

Minimização (13)

$$SNR(\eta) = -10 \log_{10} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_{ij}^2 \right)$$

Após a transformação SNR de Taguchi todas as etapas do GRA deverão ser seguidas, até o cálculo dos GRG e a classificação final, para encontrar o melhor ponto experimental do arranjo (ANTIL et al., 2018). Alguns trabalhos (CHEN et al., 2015; ZHOU et al, 2017) apresentam ainda mais um passo, depois do cálculo dos GRG, é um cálculo baseado nas médias dos GRG para encontrar os melhores valores dos fatores operacionais para as respostas estudadas. Para o caso de um arranjo L_{16} as médias dos valores do GRG dos seguintes pontos experimentais (Tabela 5) devem ser calculadas e então, para cada fator, o nível que apresentar o maior valor será o nível que otimizará as respostas.

Tabela 5 – Médias dos GRG para encontrar os melhores níveis para os parâmetros de entrada.

Parâmetro/Nível	1	2	3	4
A	1 2 3 4	5 6 7 8	9 10 11 12	13 14 15 16
B	1 5 9 13	2 6 10 14	3 7 11 15	4 8 12 16
C	1 6 11 16	2 5 12 15	3 8 9 14	4 7 10 13

- **Análise relacional Grey combinado com análise de componentes principais**

A PCA pode ser utilizada como um método de ponderação para a GRA (CHEN et al., 2017; PORWAL et al., 2013; CHINNAIYAN & JEEVANANTHAM, 2014; DATTA et al., 2009, KAUSHIK & SINGHAL, 2018). Nesse caso, a PCA é rodada em cima dos coeficientes Grey (Passo 2); os componentes principais são analisados a partir de seus autovalores e porcentagem acumulada de explicação do modelo, e, os autovetores são utilizados como ponderação no cálculo do GRG, como na Equação 14, onde W_i são os valores dos autovetores ao quadrado.

$$\gamma(i) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n W_i * \xi_k(i) \quad (14)$$

- **Análise de componentes principais combinado com análise relacional Grey**

A PCA também pode ser utilizada antes do GRA. Assim como no método de Taguchi GRA, nesse caso, também é feita a transformação SNR nas respostas. A PCA é então aplicada e pode então reduzir a dimensionalidade do problema. Assim os passos da GRA serão realizados em cima dos scores dos PCs selecionados (VASUDEVAN et al., 2018).

2.3.3. Método de Interseção Normal a Fronteira

O NBI é uma das opções mais adequadas para a solução de problemas de otimização multiobjetivo. Das e Dennis (1998) propuseram o método NBI 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. NBI é um método capaz de encontrar uma dispersão uniforme de soluções ótimas de Pareto. Usando a maximização de um escalar t , perpendicular à linha de utopia, várias soluções ótimas de Pareto podem ser encontradas mudando os pesos escolhidos de forma recursiva. Um conjunto de restrições envolvendo a matriz Φ dos ótimos individuais de cada função objetivo, um vetor de

pesos β , representando diferentes pontos ao longo da linha de Utopia, um vetor quasi-normal \hat{n} e um vetor de funções objetivo normalizadas $\bar{F}(\mathbf{x})$. Podem ser introduzidos para garantir uma distribuição equiespaçada dos pontos sobre a superfície de Pareto. Após a normalização da matriz Φ , a formulação NBI pode ser escrita como na Equação 15:

$$\begin{aligned}
 & \underset{(\mathbf{x}, t)}{\text{Max}} t \\
 & \text{S.t: } \bar{\Phi}\beta + t\hat{n} = \bar{F}(\mathbf{x}) \\
 & \quad \mathbf{x} \in \Omega \\
 & \quad g_j(x) \leq 0 \\
 & \quad h_j(x) \leq 0
 \end{aligned} \tag{15}$$

O NBI pode ser entendido como uma linha perpendicular à linha de utopia ou a “envoltória convexa de mínimos individuais” (CHIM - Convex Hull of Individual Minima) em um ponto que é mais longe da CHIM. A linha normal é definida como $\bar{\mathbf{r}}(t) = [x_0 \ y_0 \ z_0]^T + t \times \bar{\nabla}f[x_0 \ y_0 \ z_0]^T$, em que t é um escalar. Em outras palavras, é necessário apenas um ponto no plano ou superfície e um vetor de direção específica para a sua construção. Considerando-se que a t é a distância entre \mathbf{P}_0 (em qualquer ponto da CHIM) e um ponto de \mathbf{P}_{\max} (um ponto na Fronteira de Pareto), quando t é um máximo, a linha normal irá interceptar o limite mantendo a ortogonalidade. Esta condição será repetida para qualquer ponto na CHIM representada pelo vetor de pesos. Isto é, essencialmente, a natureza do método NBI.

O primeiro passo a ser executado no método NBI compreende o cálculo dos elementos da matriz *payoff* Φ , dados pelos valores de mínimos $f_i^*(x_i^*)$ e máximos $f_i(x_i^*)$ das i -ésimas funções objetivo $f_i(x)$. As funções objetivo são normalizados utilizando valores de $f_i^*(x_i^*)$ e $f_i(x_i^*)$, um vetor com o conjunto de mínimos individuais, como $f^U = [f_1^*(x_1^*), \dots, f_i^*(x_i^*), \dots, f_m^*(x_m^*)]^T$, e um vetor com os pontos de Nadir $f_i(x_i^*)$, como $f^N = [f_1(x_1^*), \dots, f_i(x_i^*), \dots, f_m(x_m^*)]^T$. Este vetor corresponde aos piores valores para a cada função objetivo. Estes resultados são condensados na matriz *payoff* Φ , dada pela Equação 16:

$$\Phi = \begin{bmatrix} f_1^*(x_1^*) & \cdots & f_1(x_i^*) & \cdots & f_1(x_m^*) \\ \vdots & \ddots & & & \vdots \\ f_i(x_1^*) & \cdots & f_i^*(x_i^*) & \cdots & f_i(x_m^*) \\ \vdots & & & \ddots & \vdots \\ f_m(x_1^*) & \cdots & f_m(x_i^*) & \cdots & f_m^*(x_m^*) \end{bmatrix} \quad (16)$$

A normalização das funções objetivo pode ser obtida aplicando-se:

$$\bar{f}_i(x) = \frac{f_i(x) - f_i^U}{f_i^N - f_i^U}, \quad i = 1, \dots, m \quad (17)$$

Esta normalização conduz, conseqüentemente, à normalização da matriz *payoff* Φ . Como a maioria dos métodos de otimização multiobjetivo, a principal desvantagem do NBI é o grande número dos subproblemas que devem ser resolvidos para se obter o conjunto de soluções Pareto ótimas. Geralmente, o número de subproblemas é igual ao número de combinações C_p^{n+p+1} , em que n é o número de funções objetivo e p representa o inverso do espaçamento entre os pesos adotados (MONTGOMERY, 2013). O número de combinações é dado por:

$$C_p^{n+p+1} = \left[\frac{(n+p-1)!}{p!(n-1)!} \mid p = \frac{1}{\delta} \right] \quad (18)$$

Como a discussão acima mencionada, é muito comum a presença de funções objetivo correlacionados nos problemas de otimização multiobjetivo. Assim, se uma certa quantidade de correlação está presente, algumas técnicas de estatística multivariada como PCA podem ser utilizadas para eliminar a correlação e para reduzir o número de funções. Supondo-se que o conjunto original de função objetivo pode ser reduzido a apenas duas principais equações de componentes, a formulação NBI pode ser simplificada para o caso biobjetivo, e ser escrita como na Equação 19. Onde: $\bar{f}_1(\mathbf{x})$ e $\bar{f}_2(\mathbf{x})$ representam duas funções objetivo escalonadas (normalizadas).

$$\begin{aligned} & \text{Min } \bar{f}_1(\mathbf{x}) \\ & \text{s.a.: } \bar{f}_1(\mathbf{x}) - \bar{f}_2(\mathbf{x}) + 2w - 1 = 0 \\ & \quad g_j(\mathbf{x}) \geq 0 \\ & \quad 0 \leq w \leq 1 \end{aligned} \quad (19)$$

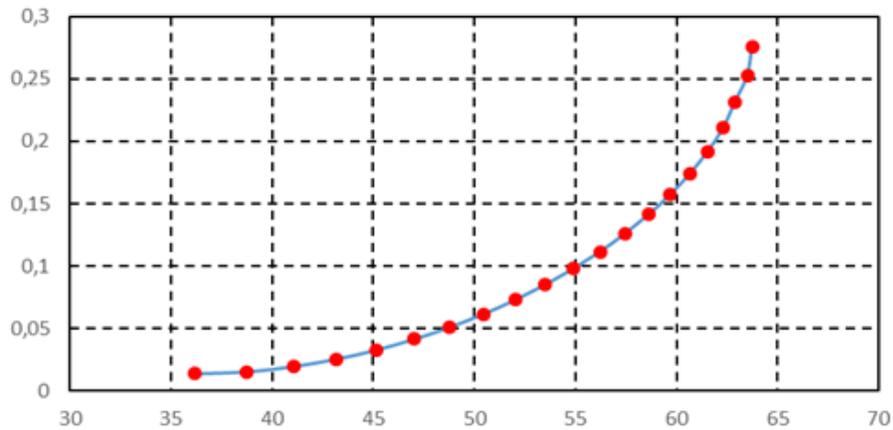


Figura 5 - Fronteira de Pareto construída através do método NBI. Fonte: próprio autor.

A Figura 5 apresenta uma Fronteira de Pareto construída através do método NBI. Há várias aplicações do método NBI em problemas de engenharia. Alguns exemplos são citados a seguir. Ahmadi *et al.*, (2015) avaliaram a eficiência do método NBI para a otimização de despachos de sistemas geradores hidrotérmicos no regime de curto prazo com objetivo de minimizar o custo total de operação com concomitante minimização da emissão de poluentes das plantas térmicas. Costa *et al.* (2015) e Brito *et al.* (2014) aplicaram o método NBI na otimização das rugosidades de peças em processo de fresamento de topo do aço ABNT 1045. Aalae, *et al.* (2015) aplicaram o NBI para a otimização do formato e do *design* de latas para aerossóis. Ganesan *et al.* (2013) utilizaram o NBI para otimizar o processo de fundição por moldagem com areia verde. Aghaei *et al.* (2013) utilizaram o NBI em um modelo multiperíodo e multiobjetivo do planejamento da expansão da geração, incorporando fontes de energia sustentáveis. Belinato *et al.* (2017) aplicaram o NBI na otimização do processo de LBM.

2.3.4. Análise de componente principais

Análise de Componentes Principais (PCA) foi proposta por Pearson em 1901 e desenvolvida por Hotelling em 1933 (Paiva *et al.*, 2009). A PCA tem uma extensa gama de aplicações. Basicamente, sua utilidade está na redução de dimensionalidade de vetores de entradas ou de saídas em determinados equacionamentos (COSTA *et al.*, 2016). Essa técnica dedica-se a explicar a estrutura de variância-covariância existente em um conjunto de dados, utilizando-se combinações lineares das variáveis originais. Os objetivos principais da PCA são: a redução de dimensionalidade, e a interpretação de dados (JOHNSON & WICHERN, 2007).

A análise de dados estatísticos pode ter a PCA como um passo intermediário que geralmente revela relacionamentos que não seriam previamente identificados com o conjunto original, o que resulta em uma interpretação mais abrangente do fenômeno (JOHNSON & WICHERN 2002). 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). De acordo com Paiva *et al.* (2009) o conjunto de dados reduzido consiste de componentes individuais ou múltiplos chamados de Componentes Principais (PC – *Principal Components*) e são classificados a partir da mais alta variância para a menor.

Segundo Johnson e Wichern (2002) quando algumas funções objetivo $f_1(x), f_2(x), \dots, f_p(x)$ 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 $(\lambda_i \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0)$, 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, definida como (JOHNSON & WICHERN, 2007):

$$PC_k = Z^T E = \begin{bmatrix} \left(\frac{x_{11} - \bar{x}_1}{\sqrt{s_{11}}} \right) & \left(\frac{x_{21} - \bar{x}_2}{\sqrt{s_{22}}} \right) & \dots & \left(\frac{x_{p1} - \bar{x}_p}{\sqrt{s_{pp}}} \right) \\ \left(\frac{x_{12} - \bar{x}_1}{\sqrt{s_{11}}} \right) & \left(\frac{x_{22} - \bar{x}_2}{\sqrt{s_{22}}} \right) & \dots & \left(\frac{x_{p2} - \bar{x}_p}{\sqrt{s_{pp}}} \right) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \left(\frac{x_{1n} - \bar{x}_1}{\sqrt{s_{11}}} \right) & \left(\frac{x_{2n} - \bar{x}_2}{\sqrt{s_{22}}} \right) & \dots & \left(\frac{x_{pn} - \bar{x}_p}{\sqrt{s_{pp}}} \right) \end{bmatrix}^T \times \begin{bmatrix} e_{11} & e_{12} & \dots & e_{1p} \\ e_{21} & e_{22} & \dots & e_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{1p} & e_{2p} & \dots & e_{pp} \end{bmatrix} \quad (20)$$

Sendo x_{pn} uma observação randômica, x_p a média das p respostas, $\sqrt{s_{pp}}$ o desvio padrão, p as resposta e $[E]$ a matriz dos autovetores. Muitos métodos têm sido propostos para determinar o número de componentes principais k , entre eles destacam-se: o modelo Broken Stick (vara quebrada), critério de Kaiser, diagrama Log – autovalor (LEV- Log-Eigenvalue), Procedimento de correlação parcial de Velicer, validação cruzada, percentuais cumulativos do total de variância e teste de Bartlett para a igualdade de valores próprios.

O critério de Kaiser é o método mais popular para a seleção dos componentes principais (COSTA *et al.*, 2016). O critério de Kaiser seleciona apenas os componentes principais que

possuem autovalores maiores do que um, e variância cumulativa maiores que 80% para substituir as respostas iniciais. Este critério é adequado quando utilizado com a matriz de correlação (PAIVA *et al.*, 2007).

Outro aspecto necessário na associação de PCA está relacionada com o tipo de otimização que as funções objetivo multivariadas devem seguir. Numa abordagem de superfície de resposta (*Response Surface Methodology* - RSM) os sentidos de otimização podem ou não ser iguais. Para o caso de serem diferentes, Paiva *et al.* (2007) otimiza as funções dos componentes principais baseando-se na correlação entre os componentes principais significativos e cada resposta original, isto é, para a correlação positiva entre um componente principal e uma resposta original específico, ambas as funções serão tem o mesmo sentido de otimização. Para correlação negativa entre a principal pontuação da componente e uma resposta original específico, as funções terão direção diferentes da otimização.

A PCA tem muitas aplicações possíveis. Neste projeto, os escores serão utilizados como novas funções objetivo (ou, novos eixos da Superfície ou Fronteira de Pareto) em um problema de otimização multiobjetivos resolvido pelo algoritmo NBI. Assim, se um problema multiobjetivo original tem p funções objetivo, depois da redução de dimensionalidade e agrupamento das funções objetivo originais, o problema terá r funções objetivo de escores. Assim, a Fronteira de Pareto poderá ser construída para grupos de funções. Pode-se então aplicar o método NBI para problemas de otimização multiobjetivo de grande dimensionalidade a um problema de otimização que envolve modelos de Superfície de Resposta.

2.3.5. Análise fatorial

Análise Fatorial é uma técnica estatística multivariada capaz de descrever em alguns poucos fatores latentes (reais mais não observáveis) relacionamentos de covariância entre muitas variáveis. Supondo que estas variáveis possam ser agrupadas por suas correlações, todas as variáveis que pertencem a um grupo específico serão altamente correlacionadas entre si, porém possuirão correlações muito baixas com variáveis de outros grupos (JOHNSON & WICHERN, 2002). A FA pode ser considerada como uma extensão da PCA.

Um modelo fatorial postula que um vetor aleatório \mathbf{X} , com p componentes, com um respectivo vetor de médias $\boldsymbol{\mu}$ e matriz de variância-covariância $\boldsymbol{\Sigma}$, é linearmente dependente de algumas variáveis aleatórias não F_1, F_2, \dots, F_m , denominadas Fatores comuns, e p fontes adicionais de variação denominadas erros (ou, fatores específicos), tal que:

$\mathbf{L}^* = \mathbf{L}\mathbf{T}$, onde $\mathbf{T}\mathbf{T}^T = \mathbf{T}^T\mathbf{T} = \mathbf{I}$. Esta transformação não altera as comunalidades e as variâncias específicas.

Existem vários métodos de rotação fatorial. O mais efetivo, porém, é o método **Varimax** que utiliza coeficientes rotacionados que são escalonados pela raiz quadrada das comunalidades, tal que $\tilde{\ell}_{ij}^* = \tilde{\ell}_{ij}^* / \hat{h}_i$. O objetivo do método Varimax é obter apenas alguns pesos significativos com os demais pesos sendo igualados a zero. Desse modo, o método pressupõe que a variância total entre os pesos de cada componente seja maximizada, tal que:

$$\text{Max } V = \frac{1}{p} \sum_{j=1}^m \left[\sum_{i=1}^p \tilde{\ell}_{ij}^{*4} - \left(\sum_{i=1}^p \tilde{\ell}_{ij}^{*2} \right)^2 / p \right] \quad (27)$$

A FA com escores rotacionados tem muitas aplicações possíveis. Neste projeto, os escores rotacionados serão utilizados como novas funções objetivo (ou, novos eixos da Superfície ou Fronteira de Pareto) em um problema de otimização multiobjetivos resolvido pelo algoritmo NBI. Assim, se um problema multiobjetivos original tem p funções objetivo, depois da redução de dimensionalidade e agrupamento das funções objetivo originais, o problema terá r funções objetivo de escores rotacionados. A Fronteira de Pareto poderá ser construída para grupos de funções. Pode-se então, aplicar o método NBI para problemas de otimização multiobjetivos de grande dimensionalidade ou a um problema de otimização estocástica que envolve modelos de Superfície de Resposta.

2.4. Análise de custo

O custo é um fator importante para qualquer tipo de atividade. Nos processos de usinagem a laser, o custo da energia elétrica tem uma grande influência no custo total do processo. O sistema elétrico brasileiro possui diferentes tarifas que podem ser contratadas por empresas. Costa, (2017) desenvolveu um estudo sobre custos de processos de usinagem baseado no sistema tarifário brasileiro.

A Tabela 6 apresenta os valores de tarifas aplicada durante o ano de 2015 sobre os consumidores de energia de média tensão (grupo A4), enquadrados em três Modalidades de tarifárias (M): Convencional (C), Horo-Sazonal Verde (SV) e Horo-Sazonal Azul (SA), para dois Horários (H) diferentes: Horário de Ponta (HP) e Horário Fora de Ponta (HFP) e com a aplicação das tarifas de Bandeiras (B): Verde (VD), Amarela (AM) e Vermelha (VM). Estes valores foram definidos para a distribuidora de energia CEMIG (Companhia Energética de

Minas Gerais) conforme Resolução Homologatória ANEEL n° 1872, de 07/04/2015, posteriormente alterada pela Resolução n° 2076 de 24/05/2016. Portanto, consulta às tarifas vigentes aplicadas sobre o grupo A4 e sobre os demais consumidores podem ser vistas nas resoluções mencionados. As siglas da Tabel

Tabela 6 – Tarifas de energia elétrica aplicada sobre os consumidores do grupo A4.

Modalidade Convencional A4 (C)	Demanda (R\$/Kw)	Bandeira VD	Bandeira AM	Bandeira VM^a
Tarifa de Demanda	30,00	-	-	-
Tarifa de Energia	-	0,32127	0,34627	0,36627
Modalidade Horo-Sazonal Verde A4 (SV)	Demanda (R\$/Kw)	VD	AM	VM
Tarifa de Demanda HP e HFP	9,00	-	-	-
Tarifa de Demanda Ultrapassar HFP	18,00	-	-	-
Tarifa de Energia HP (Seco e Úmido)	-	1,17498	1,99998	1,21998
Tarifa de Energia HFP (Seco e Úmido)	-	0,30976	0,33476	0,35476
Modalidade Horo-Sazonal Azul A4 (SA)	Demanda (R\$/Kw)	VD	AM	VM
Tarifa de Demanda HP	30,00	-	-	-
Tarifa de Demanda HFP	9,00	-	-	-
Tarifa de Demanda Ultrapassar HP	60,00	-	-	-
Tarifa de Demanda Ultrapassar HFP	18,00	-	-	-
Tarifa de Energia HP (Seco e Úmido)	-	0,44788	0,47288	0,50288
Tarifa de Energia HFP (Seco e Úmido)	-	0,30976	0,33476	0,36476

^a A segunda tarifa para a bandeira vermelha só foi estabelecida em 2016, pela Resolução n° 2076 (ANEEL).

Fonte: (CEMIG, 2015)

3. Método NBI-GRA

No Capítulo 2, foram apresentados os métodos da Interseção Normal à Fronteira e Análise Relacional de Grey e os conceitos necessários para o desenvolvimento de uma metodologia de otimização multiobjetivo que considere a dimensionalidade do problema, a correlação e o sentido de otimização entre as funções objetivo e de restrição, ao mesmo tempo que seja capaz de incluir e atender os alvos estabelecidos para as restrições multivariadas. O tratamento adequado dessas características é fundamental para o desempenho dos resultados otimizados pelo NBI.

Neste sentido, considerando o problema e os objetivos de pesquisa, este Capítulo 3 apresenta o desenvolvimento do Método NBI-GRA com restrições multivariadas para problemas de otimização multiobjetivo. Este método permite que grandes grupos de respostas correlacionadas sejam otimizados simultaneamente aplicando-se o Método NBI. Além de permitir a redução de dimensionalidade do problema original empregando-se apenas dois eixos fatoriais independentes para uma Fronteira de Pareto, o método permite também a inclusão de um terceiro grupo de respostas, também representado por um fator, na forma de uma restrição.

3.1. Caracterização da metodologia proposta

O método NBI-GRA caracteriza-se, como uma abordagem de otimização multiobjetivo, uma vez que aplica o método NBI assistido por GRA a problemas com múltiplos objetivos correlacionados e restrições multivariadas, cujos valores alvo são definidos pelo método dos Mínimos Quadrados Parciais (*Partial Least Squares* - PLS).

O método da Interseção Normal à Fronteira é proposto como método de otimização por ser comprovadamente uma alternativa mais viável na resolução de problemas multiobjetivos. No entanto, em problemas de dimensões elevadas ou que apresentam respostas multicorrelacionadas, o NBI pode obter soluções dominadas ou irreais e tornar-se extremamente complexo.

Neste caso, para tratar da correlação entre as respostas e da dimensionalidade do problema de otimização por NBI, a Análise Fatorial é a abordagem multivariada mais indicada. A fim de normalizar a direção de otimização das funções objetivo e de restrição, considerar a matriz de correlação e os alvos estabelecidos para cada característica de interesse e ainda,

diminuir a dimensionalidade do problema de otimização, a Transformação Sinal Ruído de Taguchi foi utilizada em conjunto com a Análise Fatorial.

Considerando que o problema apresenta restrições multivariadas, o método dos Mínimos Quadrados Parciais foi proposto para definir os valores alvo para essas funções. Dado que o PLS considera a matriz de correlação entre os dados, os valores alvo definidos por esse método serão mais reais e prováveis de serem alcançados. Uma visão geral da metodologia proposta pode ser vista na Figura 6.

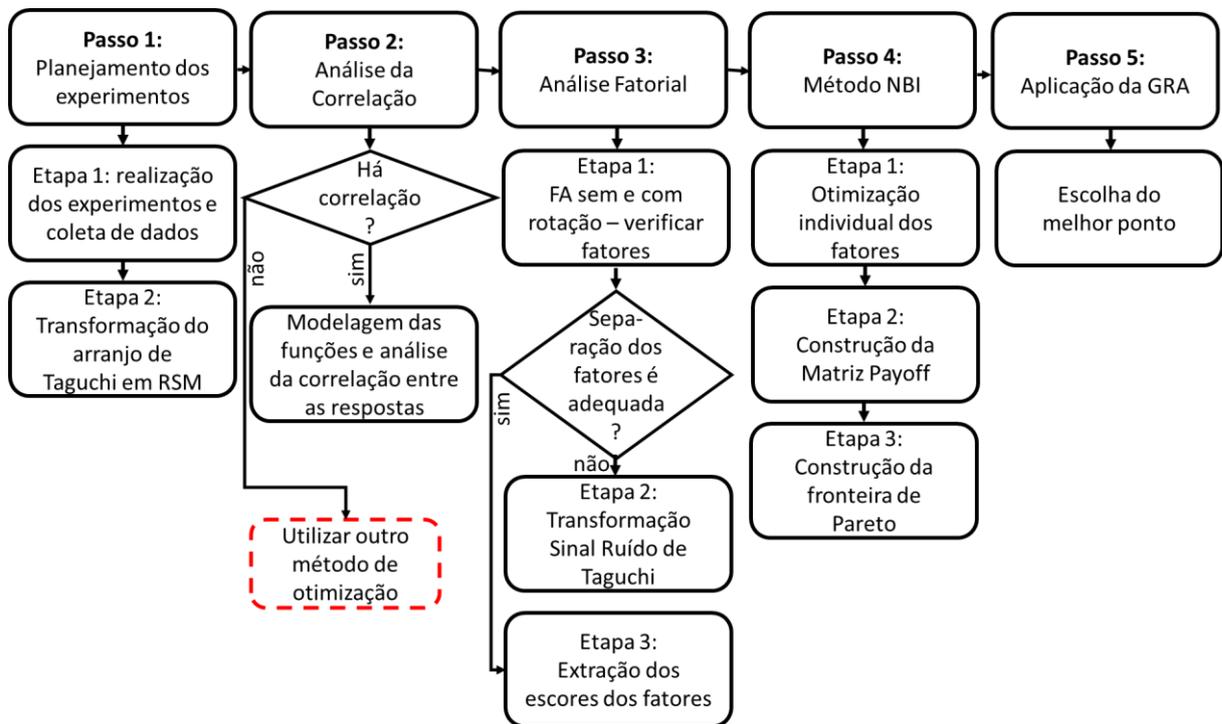


Figura 6- Metodologia NBI-GRA.

Primeiro Passo - Planejamento experimental, modelagem e seleção das respostas

Etapa 1: Definir o processo de estudo, planejar e executar os experimentos e mensurar as respostas do processo.

Etapa 2: Transformar o arranjo L_{16} de Taguchi para superfície de respostas e desenvolver os modelos de superfície de resposta para as características de interesse.

Segundo Passo – Analisar a matriz de correlação

Analisar a correlação entre as características de interesse. Caso não seja identificada correlação significativa entre pelo menos duas respostas, pode-se otimizar o processo usando outros métodos de otimização. Caso contrário, a abordagem NBI-GRA deve ser aplicada de acordo com as etapas descritas nos próximos Passos.

Terceiro Passo – Desenvolver a Análise Fatorial

Etapa 1: Na aplicação da FA deve-se verificar se como as funções objetivos que representam as respostas serão separadas nos fatores. Há a possibilidade de fazer a FA com e sem rotação e obter diferentes resultados, e ambos devem ser testados. Primeiramente deve-se aplicar a FA sem rotação sobre as respostas originais, observar as correlações e os sentidos de otimização entre elas e os fatores extraídos. Caso as respostas não estejam separadas adequadamente nos fatores, deve-se repetir a análise com rotação e verificar novamente a separação das respostas nos fatores. Caso seja satisfatória deve-se partir para a **Etapa 3**.

Caso ainda haja algum conflito de interesse entre os fatores e as respostas originais, deve-se seguir a **Etapa 2**.

Etapa 2: Aplicar a transformação SNR de Taguchi, que visa resolver os conflitos nos sentidos de otimização das respostas. Após essa transformação deve-se repetir a **Etapa 1**.

Etapa 3: Uma vez definidas as funções objetivo, extrair os fatores usando a matriz de correlação. Definir os fatores das funções principais (e da função de restrição) e armazenar seus respectivos escores. Analisar a relação entre os autovalores e as respostas em cada fator selecionado. Os fatores selecionados formarão: (a) o bloco de funções objetivo que representarão os eixos da fronteira de Pareto e (b) o bloco de restrições do problema de otimização.

Quarto Passo – Aplicar o método NBI

Etapa 1: Desenvolver os modelos de superfície de resposta para os fatores e avaliar a significância estatística dos modelos e sua adequação às respostas obtidas.

Etapa 2 – Calcular os valores de Utopia (f^U) e Nadir (f^N) das funções objetivo, pela otimização individual, tal como $f^U(F_i) = \min_{\mathbf{x} \in \Omega} [F_i^U(\mathbf{x})]$ e $f^N(F_i) = \max_{\mathbf{x} \in \Omega} [F_i^N(\mathbf{x})]$, respectivamente. Com base nestes valores, calcular a matriz *Payoff* ($\overline{\Phi}$). Para um problema biobjetivo, a $\overline{\Phi}$ pode ser obtida pela (28).

$$\overline{\Phi} = \begin{bmatrix} F_2^U(\mathbf{x}) & F_2^N(\mathbf{x}) \\ F_3^N(\mathbf{x}) & F_3^U(\mathbf{x}) \end{bmatrix} \quad (28)$$

Em seguida, as funções dos fatores são normalizadas, usando os respectivos valores de Utopia e Nadir, Equação 29.

$$\bar{f}(\mathbf{x}) = \begin{cases} \bar{f}_1(\mathbf{x}) = \bar{F}_2(\mathbf{x}) = \frac{F_2(\mathbf{x}) - F_2^U}{F_2^N - F_2^U} \\ \bar{f}_2(\mathbf{x}) = \bar{F}_3(\mathbf{x}) = \frac{F_3(\mathbf{x}) - F_3^U}{F_3^N - F_3^U} \end{cases} \quad (29)$$

Etapa 3 – Uma vez definidos os valores para $f_i(\mathbf{x}) = F_i(\mathbf{x})$, $f^U = F_i^U(\mathbf{x})$ e $f^N = F_i^N(\mathbf{x})$, aplicar o algoritmo GRG, disponível na rotina do *Solver*®, sobre a Equação 30, a fim de identificar os pontos de ótimo obtidos pelo problema de otimização.

$$\begin{aligned} \text{Min } \bar{f}_1(\mathbf{x}) &= \left(\frac{F_2(\mathbf{x}) - F_2^U(\mathbf{x})}{F_2^N(\mathbf{x}) - F_2^U(\mathbf{x})} \right) \\ \text{s.t.: } g_1(\mathbf{x}) &= \left(\frac{F_2(\mathbf{x}) - F_2^U(\mathbf{x})}{F_2^N(\mathbf{x}) - F_2^U(\mathbf{x})} \right) - \left(\frac{F_3(\mathbf{x}) - F_3^U(\mathbf{x})}{F_3^N(\mathbf{x}) - F_3^U(\mathbf{x})} \right) + 2w - 1 = 0 \\ g_2(\mathbf{x}) &= X^T X \leq \rho^2 \\ g_3(\mathbf{x}) &= Z_{1LT} \leq F_1(\mathbf{x}) \leq Z_{1U} \end{aligned} \quad (30)$$

onde, $X^T X \leq \rho^2$ é o conjunto de restrições convexas da região experimental, em que f , V e I são os parâmetros do processo de usinagem a laser. Para esse arranjo de Taguchi transformado em superfície de resposta a escolha de $\rho = \alpha$ é adequada, onde α é a distância axial do arranjo experimental. Ressalta-se que a restrição $g_1(\mathbf{x})$ assegura que o ponto x será mapeado da fronteira para um ponto na normal, enquanto a restrição $g_2(\mathbf{x})$ assegura a viabilidade de \mathbf{x} com respeito ao conjunto de restrições no problema original NBI. Já a notação matemática $Z_{1LT} \leq F_1(\mathbf{x}) \leq Z_{1U}$ representa as restrições do problema em termos de F_1 , definidas pelo *PLS* e asseguram que os valores estabelecidos para as respostas originais classificadas como restrição sejam atendidas dentro dos intervalos de previsão.

O problema representado pelo sistema de (30) pode ser resolvido iterativamente para diferentes valores de pesos (w_i), o que cria, por conseguinte, uma fronteira de Pareto equiespaçada. Uma escolha comum para os pesos consiste em fazer $w_j = \mathbf{1} - \sum_{i=1}^n w_i$, com espaçamento de 5%, de forma que 21 soluções serão obtidas.

Quinto Passo – Aplicar a Análise relacional Grey para a escolha do melhor ponto da fronteira de Pareto.

Uma vez construída a fronteira de Pareto deve-se encontrar o melhor ponto dentre as 21 soluções ótimas encontradas. A GRA é uma técnica de otimização multiobjectivo utilizada na otimização de processos discretos. Nesse caso, a classificação final do Grau Grey possibilitará a escolha do melhor ponto dentre os 21 pontos ótimos da fronteira de Pareto.

Desta forma, o método NBI-GRA pretende reduzir a dimensionalidade e ser eficaz na otimização de processos com características multivariadas. Todos os passos do método NBI-GRA serão apresentados a seguir.

4. Procedimento experimental

Esse capítulo apresenta o desenvolvimento experimental que serviu de base para a presente pesquisa. Primeiramente, apresenta a máquina de usinagem a laser, na qual os experimentos foram realizados, o material de estudo e os instrumentos utilizados para a monitoração das principais características resultantes do processo. Em seguida, apresenta o planejamento experimental da pesquisa, importante para a modelagem e otimização das funções objetivo e principalmente, para verificar a viabilidade da metodologia proposta.

4.1. Máquina

Para a realização dos experimentos utilizou-se uma máquina de erosão laser modelo Lasertec DML40SI, da marca Deckel Maho Gildemeister (Figura 7), instalada no Instituto Superior Técnico, Universidade de Lisboa. A DML40SI utiliza um laser contínuo de Nd:YAG. O foco do laser é apontado para a peça a ser usinada a partir do dispositivo de orientação do laser. A mesa pode se movimentar nos três eixos: x, y e z com valores de 400, 300 e 500 mm respectivamente. Um suporte em formato de L foi fixado a mesa para garantir que as peças a serem usinadas estivessem sempre na mesma posição. O computador integrado à máquina é o canal de entrada para os comandos do operador. É necessário criar previamente um programa no Software LaserSoft3D com as especificações desejadas da geometria final da peça. Uma vez criado o programa e colocado na máquina as alterações dos parâmetros de entrada (frequência, velocidade e intensidade) são feitas pelo computador. A Figura 8 mostra a mesa de trabalho onde a peça é colocada e onde ocorre sua interação com o laser.

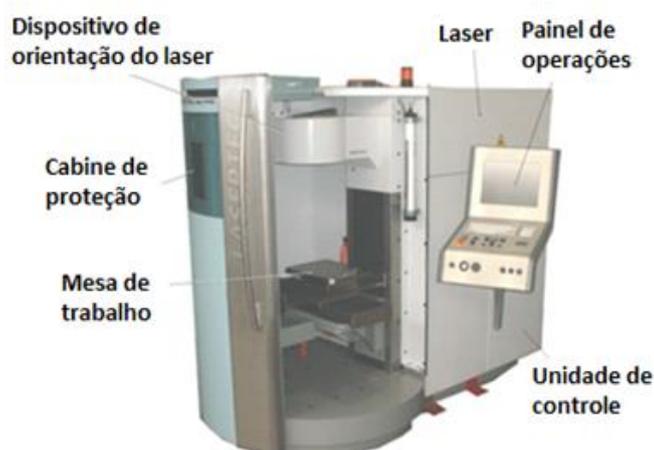


Figura 7 – Máquina de ensaios Lasertec DML40SI (Instituto Superior Técnico, Universidade de Lisboa).

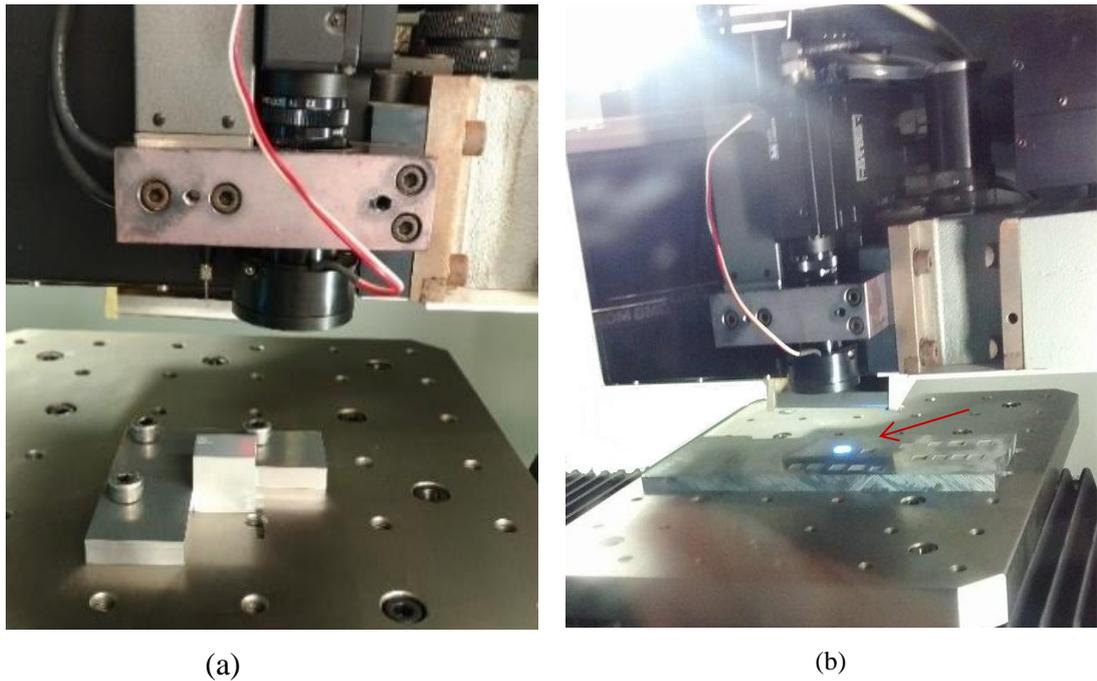


Figura 8 - Mesa de trabalho: (a) peça e suporte de fixação e (b) interação entre o laser e a peça.

Para proteger o operador de uma grande exposição à radiação do laser, a cabine de proteção deve estar fechada durante todo o processo de usinagem. Existe uma pequena janela, também com proteção contra a radiação, que permite a observação do processo, contudo deve-se evitar olhar diretamente para o laser por muito tempo. A Figura 9 apresenta a unidade que contém o laser e os seus componentes.

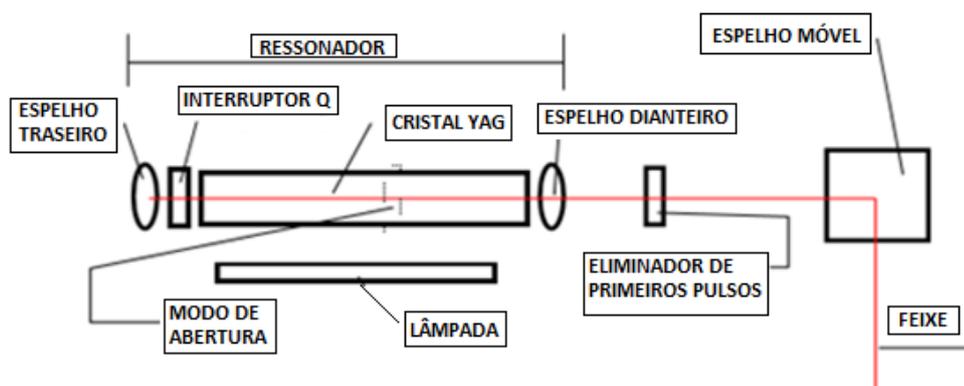


Figura 9 – Unidade de laser da DML40SI.

Dentro do ressonador ocorre a formação de ondas estacionárias de luz através da radiação do cristal YAG que é o meio ativo do laser. A energia das ondas de luz é direcionada para o exterior do ressonador na forma de feixe de laser. Através de um sistema de espelhos

esse feixe é redirecionado para o material a ser usinado. Quando o interruptor Q está fechado a trajetória do raio no interior do ressonador é interrompida e, portanto, não é emitido o feixe de laser. A energia fica então acumulada no cristal. Ao se abrir o interruptor Q o feixe de laser é emitido, com energia superior à que saiu do ressonador, sendo assim pode-se dizer que a intensidade do feixe de laser depende da frequência de fechamento e do tempo de abertura do interruptor Q. Portanto o objetivo do interruptor é controlar a intensidade e a frequência do laser. As propriedades do laser são apresentadas na Tabela 7.

Tabela 7 – Dados do laser da DML40SI.

Especificação	Descrição
Tipo de Laser	Nd:YAG contínuo
Comprimento de onda	1.064 nm
Largura do pulso	120 ns a 150 ns
Modo de operação	Troca Q (pulsado)
Modo do laser	Modo fundamental (TEM ₀₀)
Refletividade dos espelhos	Dianteiro 80 %, Traseiro 100 %
Classe de laser	4
Aumento de pulso	Interruptor Q
Potência nominal de saída	100 W
Líquido de refrigeração	Água deionizada (condutividade < 2.8 µS)

4.2. Material - Liga de alumínio AA1050

O material utilizado na realização dos experimentos foi a liga de alumínio comercialmente pura AA1050. Esta liga é muito usada nas indústrias elétrica e química devido à sua elevada condutibilidade elétrica, resistência à corrosão, condutividade térmica e usinabilidade. A desvantagem, no entanto, é a sua baixa resistência mecânica. A Tabela 8 apresenta a composição química do alumínio, em porcentagem de peso, conforme especificado pelo fabricante Alusuisse, da Suíça.

Tabela 8 – Composição química do AA1050.

Elemento	Al	Si	Fe	Cu	Mn	Mg	Zn	Ti
% em Peso	99,50	0,25	0,40	0,05	0,05	0,05	0,05	0,03

Os experimentos foram feitos em blocos de AA1050 com dimensões 25x25x20 mm, produzidos especialmente para a realização desses testes, passando por um procedimento de lixamento das suas quatro faces para que as rugosidades iniciais fossem semelhantes e um recozimento à temperatura de 400 °C durante duas horas com o objetivo de eliminar qualquer histórico de deformações do material. Foram utilizadas as 4 faces de cada bloco para fazer as cavidades de 10x10 mm com o laser. A Figura 10 apresenta quatro dos blocos usinados na face número 1.

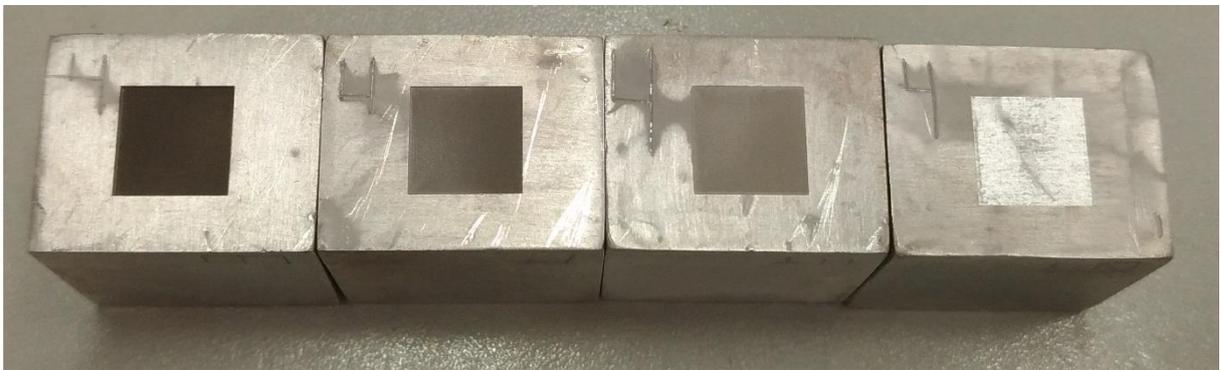


Figura 10 – Blocos usinados da liga de alumínio AA1050.

4.3. Planejamento de experimentos

O planejamento e análise dos experimentos do processo de LBM foram realizados com base na metodologia de Taguchi, em um arranjo do tipo L_{16} , desenvolvido para três parâmetros em 4 níveis, resultando em 16 experimentos. Alguns dos parâmetros operativos secundários do processo foram mantidos constantes e suas definições e valores estão na Tabela 9.

Os parâmetros selecionados como variáveis de entrada foram: frequência de pulso (f), velocidade de avanço do laser (V) e a intensidade do laser (I), definida pela porcentagem de corrente da lâmpada. Para a especificação dos níveis dos parâmetros foram considerados estudos anteriores relacionados ao processo LBM, informações de catálogo da Lasertec e a realização de testes preliminares. Os limites de cada variável foram pré-fixados e testes preliminares foram realizados para verificar o comportamento do processo nas condições extremas. Ao final dos testes, os níveis dos parâmetros foram fixados para a liga AA1050, como mostra a Tabela 10. Os níveis dos parâmetros de usinagem escolhidos visam operações de desbaste e uma varredura desses parâmetros a fim de encontrar uma região de melhoria do processo.

Tabela 9 – Parâmetros mantidos constantes.

Parâmetro	Definição	Valor
Modo de abertura	Diâmetro do laser	Pequeno = 30 μm
Tempo de pulso	Tempo de duração dos pulsos	10 μs
Distância	Distância entre as passagens do laser	0,01 mm
Direção	Escolher entre direção vertical, horizontal ou ambas (cruzado)	Cruzado
FPK	Eliminação do primeiro pulso	Desligado
Z-Pos	Desfocagem do laser	Desligado
Nº de camadas	Número de passagens do laser	10
Espessura da camada	Quantidade retirada por camada	1 μm

Tabela 10 – Parâmetros de entrada e seus respectivos níveis para AA1050.

Parâmetros de entrada	Símbolo (unidade)	Níveis			
		1	2	3	4
Frequência	f (kHz)	10	15	25	30
Velocidade	V (mm/s)	150	250	350	450
Intensidade	I (%)	30	50	70	90

Os dezesseis experimentos foram realizados em blocos que, segundo explicado anteriormente, foram usinados em suas faces. A máquina DML40SI era ligada trinta minutos antes do início da realização dos experimentos, para sua estabilização. Os parâmetros fixos eram programados e salvos no computador integrado a máquina e então era necessário fazer somente a alteração dos parâmetros de entrada variáveis, e troca dos blocos, a cada experimento. Os blocos de AA1050 tiveram cada uma de suas faces usinadas com uma cavidade de 10x10 mm de área e 10 μm de profundidade num total de quatro blocos com dezesseis experimentos.

4.4. Aquisição das respostas

Após a usinagem de cada face as peças passaram por um ultrassom, por um tempo de quinze minutos, para remover qualquer sedimento proveniente do processo de usinagem na peça, o que poderia atrapalhar a realização da medição das respostas desejadas.

4.4.1. MRR

A taxa de remoção de material (MRR) é definida como o volume de material que se retira da peça por segundo, a unidade de medida utilizada é mm^3/s , e o objetivo de otimização é a maximização. O cálculo da MRR é dado por:

$$MRR = \frac{v}{t} \quad (31)$$

Onde v é o volume de material removido em mm^3 e t é o tempo de usinagem em s . O volume removido é calculado pela Equação 32, onde a e b são os lados da cavidade e c é a profundidade, em mm :

$$v = a \times b \times c \quad (32)$$

4.4.2. Rugosidade

As rugosidades foram medidas através de um rugosímetro Surfscorder SE1200 da marca Kosaka Lab (Figura 11).

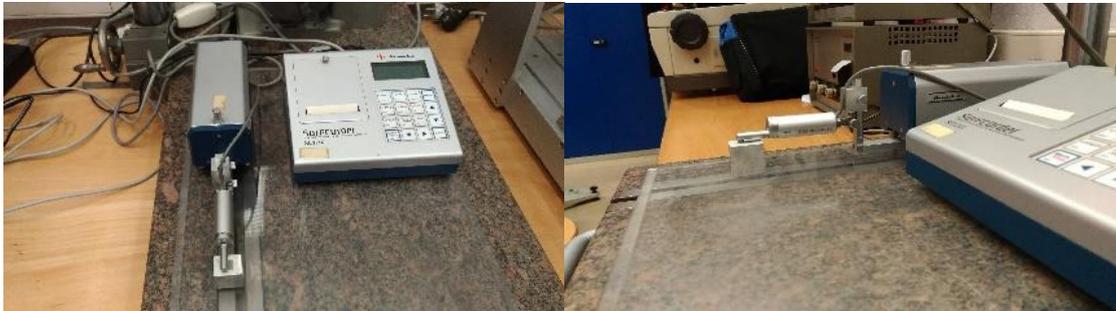


Figura 11 - Rugosímetro Surfscorder SE1200.

Foram obtidos os valores de R_a , R_y , R_z , R_t e R_p , em μm . As definições de cada uma dessas rugosidades são apresentadas a seguir: (a) R_a , desvio médio aritmético do perfil de rugosidades, média aritmética dos valores absolutos das ordenadas no comprimento de amostragem; (b) R_y , rugosidade máxima, definido como o maior valor das rugosidades parciais que se apresenta no percurso de medição; (c) R_z , média das alturas máxima, é a diferença entre o valor médio dos 5 maiores picos de irregularidades e as 5 maiores reentrâncias de irregularidades, medidas a partir de uma linha paralela a linha média e no comprimento de amostragem; (d) R_t , rugosidade total, é a distância vertical entre o pico mais alto e o vale mais profundo no comprimento de avaliação; e (e) R_p , altura máxima, é a altura máxima do pico

mais elevado da rugosidade, situado acima da linha média. A Figura 12 exemplifica as rugosidades.

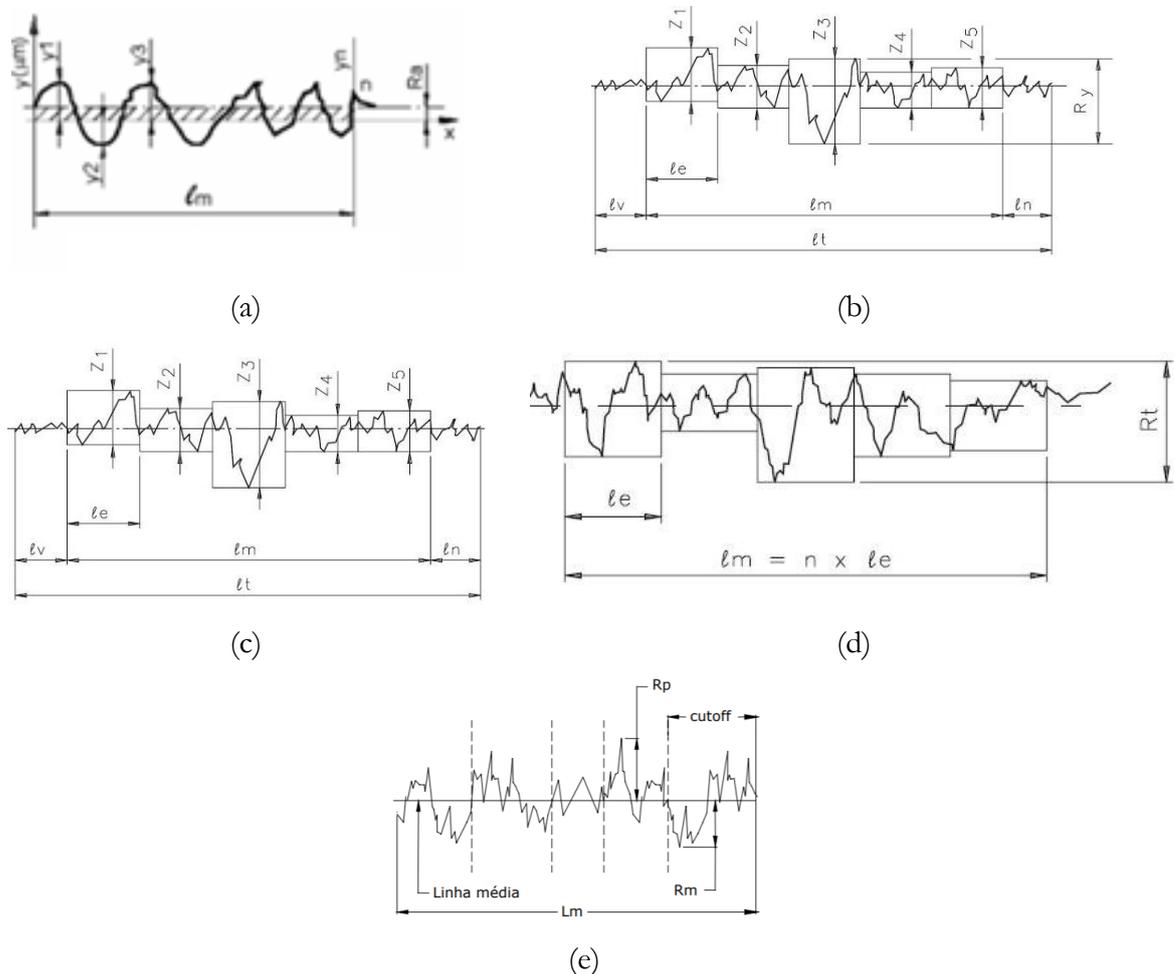


Figura 12 – (a) R_a , Desvio Médio Aritmético; (b) R_y , Rugosidade máxima; (c) R_z , Desvio médio quadrático; (d) R_t , Rugosidade total; (e) R_p , Altura máxima.

Apesar de se tratar de um procedimento de desbaste, onde a otimização das rugosidades não está em primeiro plano, foi tomado o cuidado de medir o valor dessa característica em todos os experimentos. Dessa maneira será possível estimar as próximas etapas necessárias para a peça usinada. Ao se tentar obter menores rugosidades nesse processo, visa-se um menor custo para as fases seguintes, portanto o objetivo de otimização das rugosidades é o de minimização.

4.4.3. Desvio dimensional

O desvio dimensional (DD) foi calculado como o módulo da diferença entre a profundidade que se almejava encontrar (p) e a profundidade que foi realmente encontrada (Z) depois da peça usinada, conforme:

$$DD = |Z - p| \quad (33)$$

A medida do DD se faz necessária porque ao se alterar os parâmetros operacionais da máquina, mais ou menos material será retirado, portanto a profundidade desejada pode ser diferente da profundidade que será encontrada. O DD é dado em mm e o seu objetivo de otimização é a minimização. Para a obtenção de Z foram feitas cinco medidas de profundidade (uma no centro da peça e as outras quatro em pontos distantes 4 mm do centro, como mostra a Figura 13) em cada face dos blocos antes do início da usinagem, e outras cinco medidas nos mesmos pontos imediatamente após término da usinagem. Após a obtenção das medidas foi feita a média da profundidade inicial e final e calculada a diferença entre elas, como mostra a Equação 34.

$$Z = \bar{z}_f - \bar{z}_i \quad (34)$$

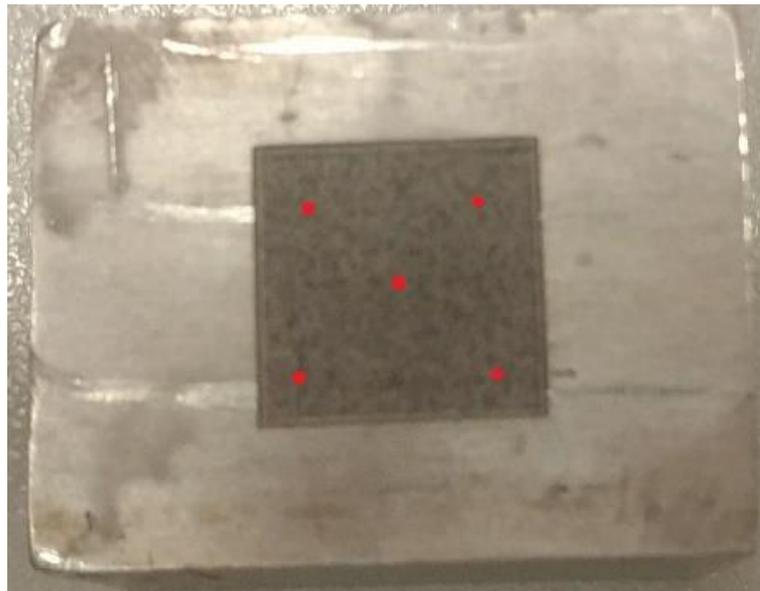


Figura 13 – Pontos de referências das medidas de profundidade.

4.4.4. Potência

A potência (Pot) foi medida através de um analisador de rede portátil designado por AR6 da marca Circutor. Esse aparelho mede a intensidade da corrente e a voltagem em cada fase (a máquina é um sistema trifásico), e calcula o valor de potência consumida instantaneamente a partir desses dados. Para isso, é necessário instalar o aparelho na rede de acordo com o diagrama apresentado na Figura 14.

Durante cada ensaio registou-se o valor de potência em três momentos distintos, calculando posteriormente a média (Equação 35). A unidade de medida de potência é o kWh e o sentido de otimização é a minimização.

$$Pot = \frac{p_1 + p_2 + p_3}{3} \quad (35)$$

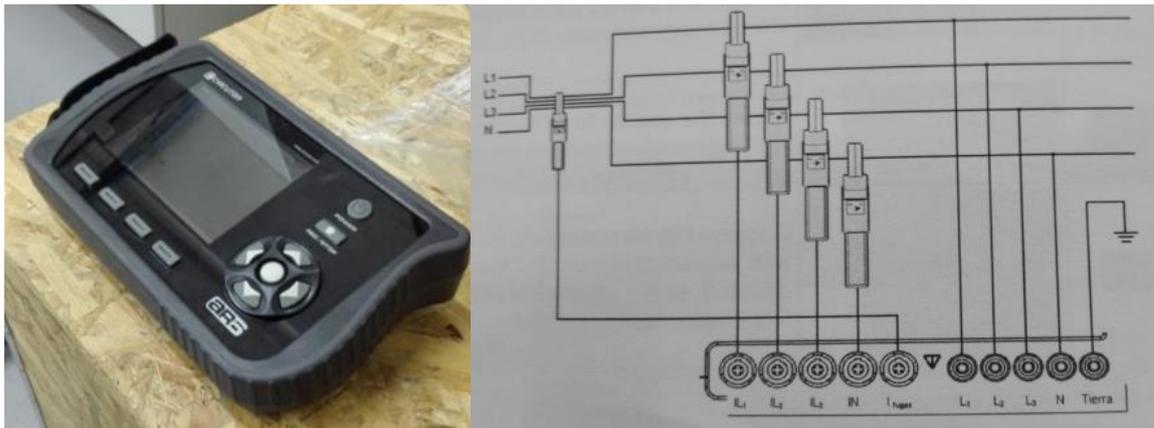


Figura 14 – (a) Analisador de rede portátil AR6 da marca Circutor; (b) Diagrama de instalação do aparelho (retirado do manual do analisador de rede portátil AR6).

4.4.5. Dureza

A dureza foi medida pois tendo em conta a ação térmica do laser ao atingir a superfície e aumentar a temperatura do material da peça em grandes quantidades, é possível que essa superfície sofra algumas alterações, como em um tratamento térmico. Entre as características que podem ser afetadas pelo calor provindo do laser está a dureza. Utilizou-se um micro durômetro HVS-1000 Digital Micro Hardness Tester da marca Hardruler, com uma carga de 4,9 N. O tempo de carga foi de 15 segundos para ambos os materiais. A dureza foi a última característica a ser medida nos blocos usinados, pois para se efetuar essas medições, foi necessário polir previamente as superfícies dos blocos, para que se conseguisse visualizar as identificações e obter os valores de dureza. A Figura 15 apresenta o micro durômetro utilizado.

O sentido de otimização da dureza se altera conforme o objetivo do processo. Nesse estudo a dureza não foi otimizada. Entretanto os valores medidos serão apresentados para efeito de comparação com a dureza inicial do material.



Figura 15 – Micro durômetro HVS-1000 da marca Hardruler.

5. Resultados e discussões

Este capítulo apresenta a análise das rugosidades; a análise de custos, a modelagem das funções objetivo; a comparação entre os métodos *Desirability*, Taguchi-GRA, PCA-GRA e GRA-PCA e a aplicação do método NBI-GRA. Tem por base os dados de medições do processo LBM coletados no capítulo 4 para: a) a comparação entre os métodos de otimização *Desirability*, GRA e GRA conjunto com PCA; b) a aplicação do método NBI-GRA detalhado no Capítulo 3.

5.1. Arranjo experimental

O arranjo de experimentos utilizado foi o L₁₆ de Taguchi para três fatores e quatro níveis. A Tabela 11 apresenta esse arranjo e as características observadas no processo de usinagem a laser da liga de alumínio AA1050.

Tabela 11 – Arranjo experimental L₁₆ de Taguchi.

	f	V	I	Ra	Ry	Rz	Rt	Rp	MRR	DD	Pot
Exp	kHz	mm/s	%	µm	µm	µm	µm	µm	mm³/s	µm	kW
1	10	150	30	4,155	25,506	17,332	33,416	14,060	0,023	0,165	10,840
2	10	250	50	6,407	35,624	23,906	46,814	20,356	0,051	0,225	11,150
3	10	350	70	17,829	87,965	60,870	107,446	49,351	0,086	0,260	12,200
4	10	450	90	22,918	105,992	75,691	137,346	51,015	0,103	0,271	13,100
5	15	150	50	5,740	34,070	23,736	41,952	17,917	0,038	0,202	11,530
6	15	250	30	1,953	13,332	9,585	17,175	7,030	0,028	0,079	10,540
7	15	350	90	19,793	96,231	69,827	133,248	47,791	0,128	0,403	13,710
8	15	450	70	9,704	53,046	34,104	70,014	30,572	0,096	0,249	13,070
9	25	150	70	6,165	38,422	25,599	46,868	17,265	0,043	0,248	13,090
10	25	250	90	10,502	58,585	39,164	75,352	28,659	0,079	0,323	13,730
11	25	350	30	2,327	16,741	11,812	21,255	8,535	0,016	0,007	11,550
12	25	450	50	2,373	15,775	11,730	18,959	8,297	0,045	0,080	12,310
13	30	150	90	8,109	47,034	31,093	60,174	22,181	0,053	0,341	13,890
14	30	250	70	4,597	28,568	20,191	37,828	13,813	0,039	0,175	13,140
15	30	350	50	2,756	17,731	13,565	21,988	9,502	0,016	0,043	12,220
16	30	450	30	1,525	11,732	7,857	19,359	5,267	0,007	0,005	11,440

Esse arranjo foi posteriormente transformado em um arranjo de superfície de respostas para que todas as análises propostas pelo método pudessem ser realizadas. Com a transformação do arranjo a codificação dos parâmetros se alterou. Para o L₁₆ de Taguchi os níveis variam

discretamente de 1 a 4, e na superfície de respostas os limites vão de -1 a 1. A Figura 16 apresenta a região onde o arranjo de superfície de resposta está inserido.

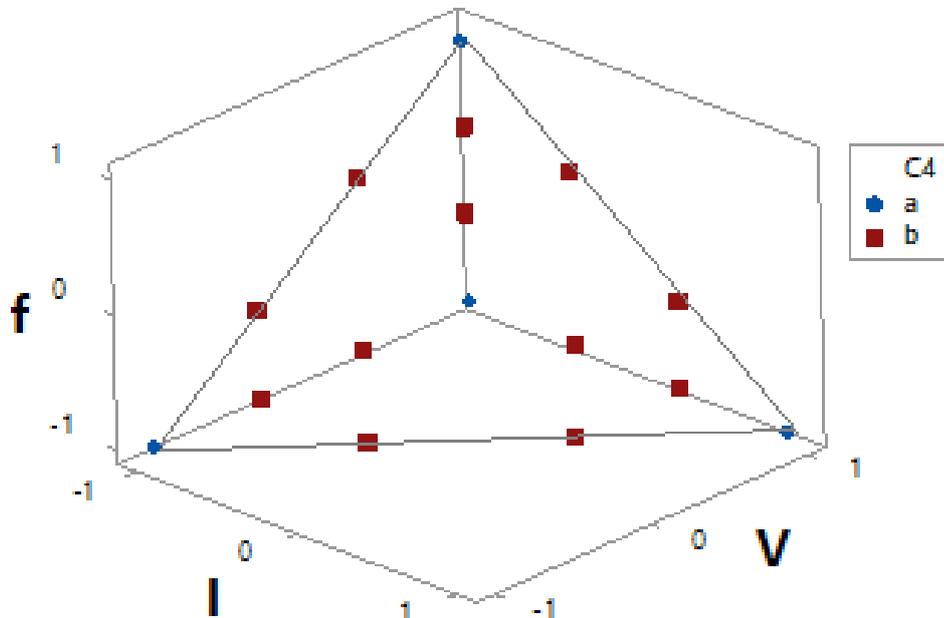


Figura 16 – Região da superfície de resposta.

5.2. Dureza

A dureza é uma propriedade importante nos processos de usinagem em geral. A medição dessa característica no AA1050 foi feita antes de ser usinado e, após a usinagem. A Tabela 12 apresenta esses valores e a diferença entre eles, possibilitando saber assim se houve um aumento ou diminuição da dureza nas peças usinadas. A dureza não foi otimizada como uma resposta do processo, pois para cada tipo de operação o sentido de otimização dessa grandeza pode variar.

Para a liga de alumínio AA1050 era de se esperar que a diferença da dureza antes e depois não sofresse grande variação, pois se trata de um material homogêneo. Para confirmar essa característica foi rodado um teste t pareado entre as medidas das durezas antes (DurA) e depois (DurD) da realização dos experimentos para verificar a significância da diferença entre elas (Tabela 13).

Tabela 12 – Dureza vickers medida antes e após a usinagem do AA1050.

Exp	DurA (HV)	DurD (HV)	Diferença (HV)
1	28,34	28,86	0,52
2	28,34	29,84	1,50
3	28,34	29,45	1,11
4	28,34	29,67	1,33
5	28,34	28,80	0,46
6	28,34	28,15	-0,19
7	28,34	26,10	-2,24
8	28,34	29,12	0,78
9	28,34	33,00	4,66
10	28,34	30,21	1,87
11	28,34	28,13	-0,21
12	28,34	28,05	-0,29
13	28,34	33,32	4,98
14	28,34	30,61	2,27
15	28,34	29,07	0,73
16	28,34	27,73	-0,61

Tabela 13 – Teste t pareado para durezas antes e depois da usinagem dos blocos.

Amostra	N	Média	DesvPad	Média SE
DurA	16	28,340	0,000	0,000
DurD	16	29,382	1,830	0,457
Valor t			-2,28	
Valor p			0,038	

A partir do resultado apresentado na Tabela 13, pode-se confirmar que a diferença entre as durezas medidas na liga de alumínio AA1050 não é significativa (valor $p < 0,05$).

5.3. Análise das rugosidades

A rugosidade é uma característica importante nos processos de usinagem, principalmente quando o objetivo do processo é o acabamento da peça. Nesse estudo o enfoque foi o desbaste de modo que a otimização dessa resposta não foi colocada como objetivo principal. Entretanto, foram obtidas medições das rugosidades com o intuito de controlar essas características. Após a usinagem das peças, as rugosidades foram medidas nas direções vertical (linha azul) e horizontal (linha vermelha), como mostra a Figura 17. Posteriormente foram realizados testes estatísticos para verificar se as superfícies usinadas das peças apresentavam diferença significativa dessa característica com a mudança das direções.

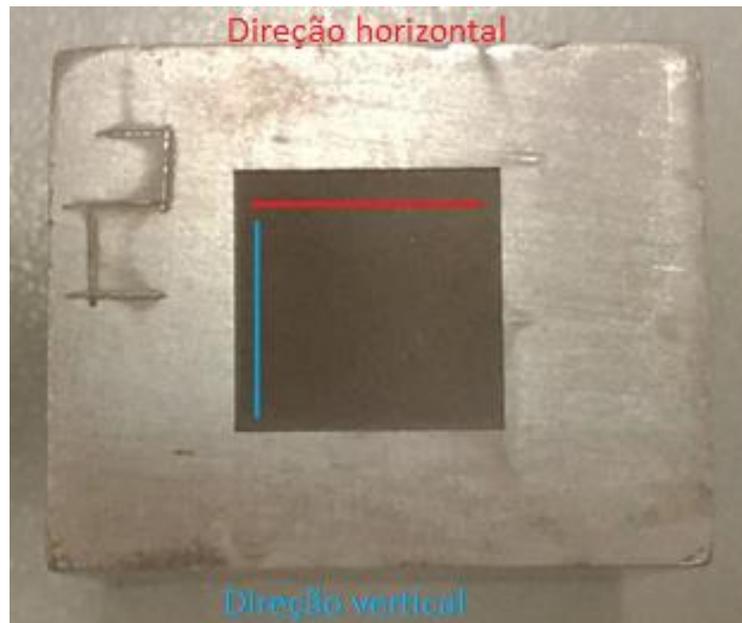


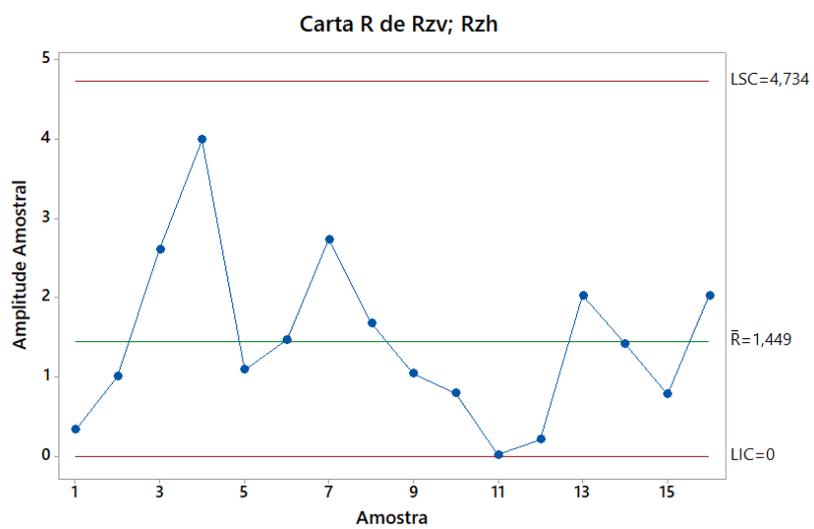
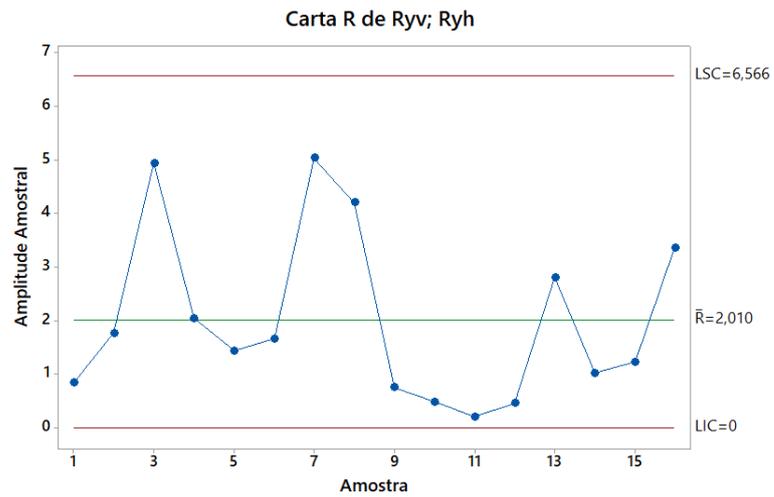
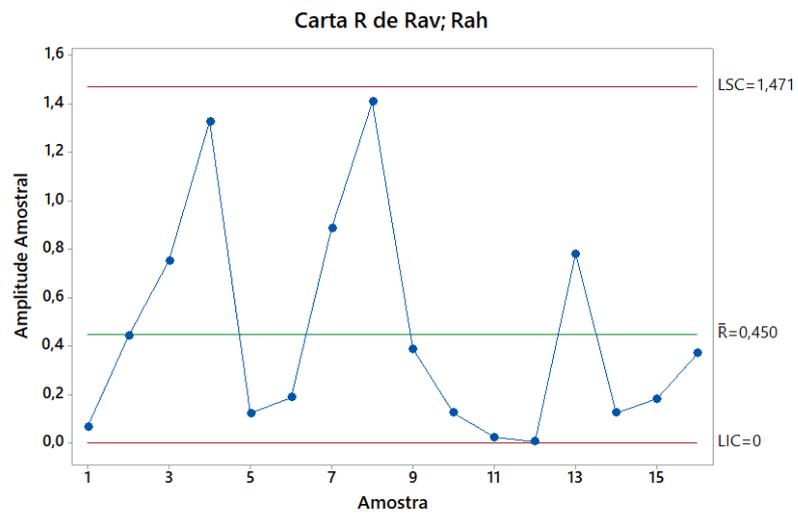
Figura 17 – Direções de medição das rugosidades.

A Tabela 14 apresenta os resultados dos testes t pareados entre as rugosidades medidas nas direções vertical e horizontal em ambos os materiais. Nota-se que, para todas as rugosidades medidas, a hipótese nula não pode ser descartada (valor $p > 0,05$), portanto pode-se afirmar que não há diferença significativa entre as medidas.

Tabela 14 – Teste t pareado para as rugosidades no sentido vertical e horizontal.

	Ra	Ry	Rz	Rt	Rp
Média	0,015	-0,412	-0,3	0,095	0,127
DesvPad	0,649	2,581	1,799	3,867	1,19
Valor t	0,09	-0,64	-0,67	0,1	0,43
Valor p	0,926	0,533	0,514	0,923	0,675

Na Figura 18, são apresentados os gráficos de carta R para as rugosidades. A carta R representa graficamente os intervalos de um subgrupo. Se o tamanho do subgrupo for constante, a linha central na carta R é a média dos intervalos do subgrupo. Se os tamanhos dos subgrupos forem diferentes, o valor da linha central dependerá do tamanho do subgrupo, porque subgrupos maiores tendem a ter variações maiores. Os limites de controle da carta R são fixados a uma distância de 3 desvios padrão acima e abaixo da linha central e mostram a quantidade de variação que é esperada nos intervalos do subgrupo. A partir desses gráficos verifica-se que as medições estão sob controle, pois estão dentro dos limites estimados.



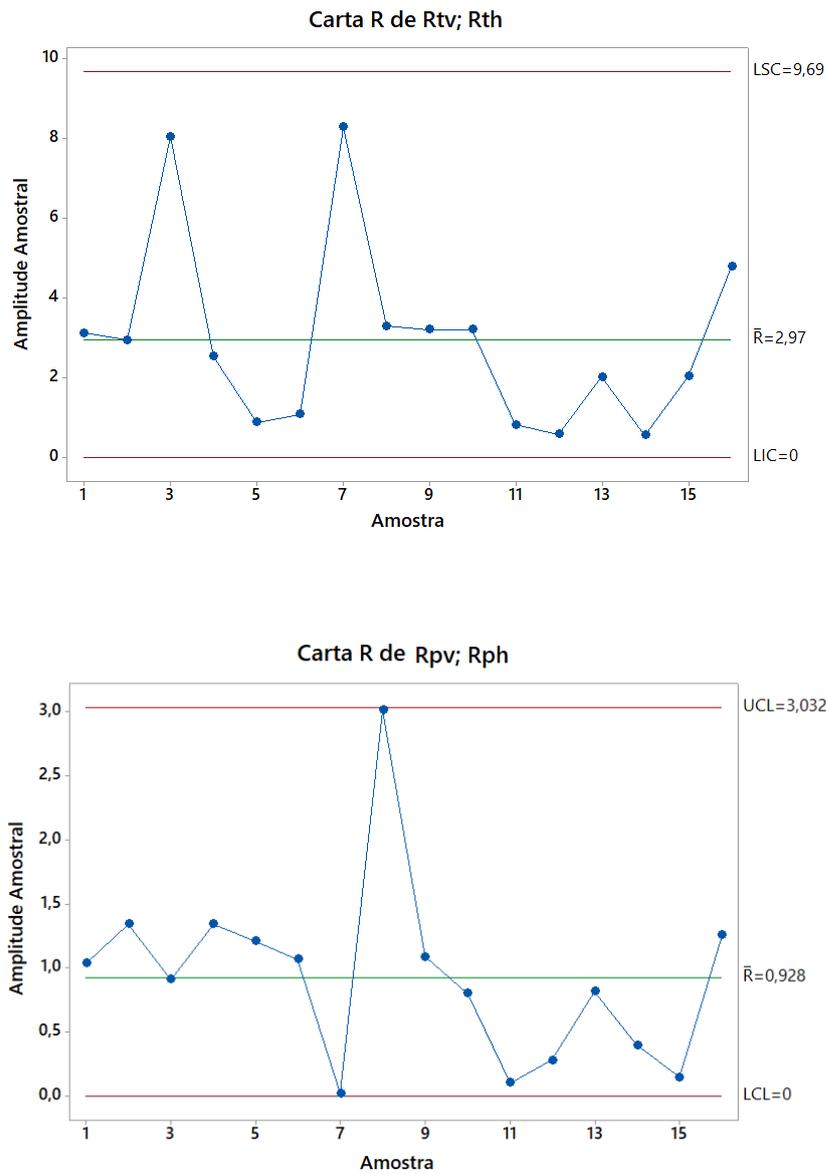


Figura 18 - Gráficos de carta R para as rugosidades.

5.4. *Desirability*

A otimização pelo método *Desirability* foi feita com auxílio do *software* estatístico Minitab18®. Primeiramente, realizou-se a otimização individual de cada uma das funções para avaliar como elas se comportavam, os resultados estão expressos na Tabela 15. Os resultados são apresentados a seguir, de acordo com objetivo de otimização de cada resposta.

Tabela 15 - Resultados das otimizações individuais das funções objetivo pelo método *Desirability*.

Resposta	Otimização individual								
	<i>d</i>	Y	Parâmetros codificados			Parâmetros decodificados			Objetivo
			f	V	I	F	V	I	
Ra	1,000	0,411	2,545	4,000	1	20,4	450	30	min
Ry	1,000	8,452	2,666	4,000	1	21,6	450	30	min
Rz	1,000	2,951	2,06	4,000	1	15,6	450	30	min
Rt	1,000	8,792	2,000	4,000	1	15,0	450	30	min
Rp	1,000	1,225	3,939	1,000	1	29,6	150	30	min
MRR	0,919	0,118	2,148	4,000	4	16,4	450	90	max
DD	1,000	0,120	4,000	1,000	1	30,0	150	30	min
Pot	1,000	10,48	1,000	2,424	1	10,0	292	30	min

Pela análise da Tabela 15 é possível perceber que todas as respostas apresentaram um bom desempenho na otimização pelo método *Desirability*, pois apresentam valores de $d = 1,0$ ou próximo disso. O objetivo de otimização da MRR é a maximização, para todas as outras respostas o objetivo é a minimização. Comparando os valores da Tabela 15 com os dados experimentais (Tabela 11) pode-se concluir que os resultados das otimizações individuais são coerentes e melhoram o desempenho das respostas estudadas.

A otimização simultânea das respostas também foi feita e é apresentada na Figura 19. Nessa etapa, teve-se o cuidado de colocar maior importância às respostas MRR (5), DD (2) e Pot (2), pois uma vez que se trata de um processo de desgaste, as rugosidades não são objetivo principal.

Pela análise da Figura 19 nota-se que mesmo que a otimização seja feita simultaneamente o resultado final é bom pois o d global é superior a 0,70. Percebe-se também que mesmo tendo menores graus de importância as funções das rugosidades obtiveram em sua maioria uma *Desirability* maior do que as demais respostas, isso se deve ao bom ajuste das respostas ao problema. Quanto mais respostas, e principalmente com diferentes sentidos de otimização, maior será a complexidade ao se otimizar as respostas em simultâneo.

A seguir, apresenta-se o estudo de diferentes combinações da GRA com métodos de otimização e técnicas de redução de dimensionalidade para efeito de comparação entre elas e para exemplificar a otimização multiobjetiva feita de forma discreta para o processo LBM.

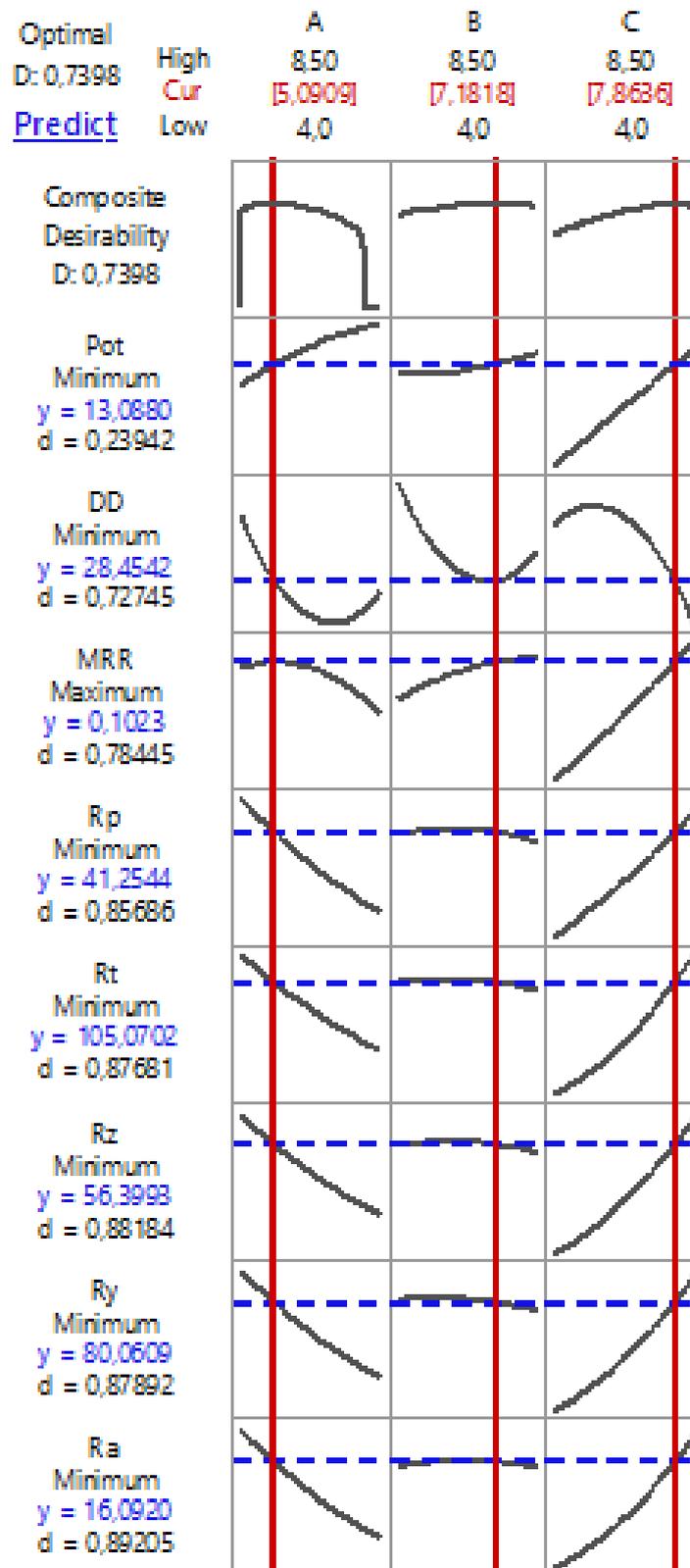


Figura 19 - Gráfico de otimização simultânea das respostas pelo método *Desirability*.

5.5. Método de Taguchi combinado com Análise Relacional Grey

A combinação do método de Taguchi com a GRA está sendo muito utilizada ultimamente em diferentes tipos de trabalhos (ZHOU et al., 2017; KIBRIA et al., 2013; PILLAI et al., 2018; DEEPANRAJ et al., 2017). Os autores utilizam a transformação sinal ruído de Taguchi antes de iniciar a análise por GRA. Os resultados da aplicação do método conjugado de Taguchi com GRA são apresentados, a seguir. Os passos foram calculados de acordo com as equações apresentadas anteriormente no capítulo 2, seção 2.3.2.

Primeiramente é aplicada a transformação Sinal Ruído de Taguchi de acordo com o objetivo de otimização de cada resposta. Nesse caso, todas as respostas, exceto a MRR, foram transformadas com a formulação quanto menor, melhor. Para a MRR utilizou-se a transformação quanto maior, melhor. A Tabela 16 apresenta o resultado das transformações SNR de Taguchi.

Tabela 16 – Transformação Sinal Ruído de Taguchi.

Exp	Ra	Ry	Rz	Rt	Rp	MRR	DD	Pot
1	-12,371	-28,133	-24,777	-30,479	-22,960	-32,860	15,666	-20,701
2	-16,133	-31,035	-27,570	-33,408	-26,174	-25,811	12,952	-20,945
3	-25,022	-38,886	-35,688	-40,624	-33,866	-21,347	11,687	-21,727
4	-27,204	-40,505	-37,581	-42,756	-34,154	-19,768	11,337	-22,345
5	-15,178	-30,647	-27,508	-32,455	-25,065	-28,503	13,893	-21,237
6	-5,812	-22,498	-19,632	-24,698	-16,938	-31,188	22,081	-20,457
7	-25,930	-39,666	-36,880	-42,493	-33,587	-17,825	7,905	-22,741
8	-19,739	-34,493	-30,656	-36,904	-29,706	-20,344	12,090	-22,326
9	-15,799	-31,692	-28,164	-33,418	-24,743	-27,335	12,111	-22,339
10	-20,426	-35,356	-31,858	-37,542	-29,145	-22,002	9,824	-22,753
11	-7,336	-24,476	-21,447	-26,549	-18,624	-35,801	42,615	-21,252
12	-7,505	-23,959	-21,386	-25,556	-18,378	-26,894	21,993	-21,805
13	-18,180	-33,448	-29,853	-35,588	-26,919	-25,500	9,350	-22,854
14	-13,249	-29,118	-26,103	-31,556	-22,805	-28,090	15,159	-22,372
15	-8,805	-24,975	-22,648	-26,844	-19,556	-35,945	27,290	-21,741
16	-3,663	-21,387	-17,905	-25,738	-14,430	-43,016	46,021	-21,169

A normalização das respostas já é parte integrante da GRA, e foi aplicada em cima das respostas transformadas por SNR, como mostra a Tabela 17.

Tabela 17 – Normalização das SNR para Taguchi-GRA.

Exp	Ra	Ry	Rz	Rt	Rp	MRR	DD	Pot
1	0,370	0,353	0,349	0,320	0,432	0,597	0,796	0,102
2	0,530	0,505	0,491	0,482	0,595	0,317	0,868	0,204
3	0,907	0,915	0,904	0,882	0,985	0,140	0,901	0,530
4	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,077	0,910	0,788
5	0,489	0,484	0,488	0,430	0,539	0,424	0,843	0,325
6	0,091	0,058	0,088	0,000	0,127	0,530	0,628	0,000
7	0,946	0,956	0,964	0,985	0,971	0,000	1,000	0,953
8	0,683	0,686	0,648	0,676	0,775	0,100	0,890	0,780
9	0,516	0,539	0,521	0,483	0,523	0,378	0,890	0,785
10	0,712	0,731	0,709	0,711	0,746	0,166	0,950	0,958
11	0,156	0,162	0,180	0,103	0,213	0,714	0,089	0,332
12	0,163	0,135	0,177	0,048	0,200	0,360	0,630	0,562
13	0,617	0,631	0,607	0,603	0,633	0,305	0,962	1,000
14	0,407	0,404	0,417	0,380	0,425	0,407	0,810	0,799
15	0,218	0,188	0,241	0,119	0,260	0,719	0,491	0,536
16	0,000	0,000	0,000	0,058	0,000	1,000	0,000	0,297

A partir da normalização, os coeficientes Grey podem ser calculados (Tabela 19), mas antes do cálculo dos coeficientes, é necessário calcular a sequência de desvio (Tabela 18).

Tabela 18 – Cálculo das sequências de desvio para Taguchi-GRA.

$\Delta 0i(\text{Ra})$	$\Delta 0i(\text{Ry})$	$\Delta 0i(\text{Rz})$	$\Delta 0i(\text{Rt})$	$\Delta 0i(\text{Rp})$	$\Delta 0i(\text{MRR})$	$\Delta 0i(\text{DD})$	$\Delta 0i(\text{Pot})$
0,630	0,647	0,651	0,680	0,568	0,403	0,204	0,898
0,470	0,495	0,509	0,518	0,405	0,683	0,132	0,796
0,093	0,085	0,096	0,118	0,015	0,860	0,099	0,470
0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,923	0,090	0,212
0,511	0,516	0,512	0,570	0,461	0,576	0,157	0,675
0,909	0,942	0,912	1,000	0,873	0,470	0,372	1,000
0,054	0,044	0,036	0,015	0,029	1,000	0,000	0,047
0,317	0,314	0,352	0,324	0,225	0,900	0,110	0,220
0,484	0,461	0,479	0,517	0,477	0,622	0,110	0,215
0,288	0,269	0,291	0,289	0,254	0,834	0,050	0,042
0,844	0,838	0,820	0,897	0,787	0,286	0,911	0,668
0,837	0,865	0,823	0,952	0,800	0,640	0,370	0,438
0,383	0,369	0,393	0,397	0,367	0,695	0,038	0,000
0,593	0,596	0,583	0,620	0,575	0,593	0,190	0,201
0,782	0,812	0,759	0,881	0,740	0,281	0,509	0,464
1,000	1,000	1,000	0,942	1,000	0,000	1,000	0,703

Tabela 19 – Cálculo dos coeficientes Grey para Taguchi-GRA.

Exp	ξ_{Ra}	ξ_{Ry}	ξ_{Rz}	ξ_{Rt}	ξ_{Rp}	ξ_{MRR}	ξ_{DD}	ξ_{Pot}
1	0,442	0,436	0,435	0,424	0,468	0,554	0,711	0,358
2	0,515	0,502	0,496	0,491	0,553	0,423	0,791	0,386
3	0,844	0,855	0,839	0,809	0,972	0,368	0,834	0,515
4	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,351	0,847	0,702
5	0,495	0,492	0,494	0,467	0,520	0,465	0,761	0,426
6	0,355	0,347	0,354	0,333	0,364	0,516	0,573	0,333
7	0,902	0,919	0,934	0,972	0,946	0,333	1,000	0,914
8	0,612	0,614	0,587	0,607	0,689	0,357	0,820	0,694
9	0,508	0,520	0,511	0,492	0,512	0,445	0,819	0,699
10	0,635	0,650	0,632	0,634	0,663	0,375	0,909	0,923
11	0,372	0,374	0,379	0,358	0,388	0,636	0,354	0,428
12	0,374	0,366	0,378	0,344	0,385	0,439	0,575	0,533
13	0,566	0,575	0,560	0,557	0,577	0,418	0,930	1,000
14	0,458	0,456	0,462	0,446	0,465	0,458	0,724	0,713
15	0,390	0,381	0,397	0,362	0,403	0,640	0,496	0,519
16	0,333	0,333	0,333	0,347	0,333	1,000	0,333	0,416

Os GRGs encontrados para a combinação Taguchi GRA são apresentados na Tabela 20. Dentre os pontos do arranjo experimental o que apresentar o maior GRG é considerado o melhor ponto, e ocupa a primeira posição no rank.

Tabela 20 – Cálculo dos GRGs para Taguchi-GRA.

Exp	Υ	Rank
1	0,432	11
2	0,505	9
3	0,766	3
4	0,884	1
5	0,483	10
6	0,370	15
7	0,865	2
8	0,639	5
9	0,582	7
10	0,677	4
11	0,390	14
12	0,420	12
13	0,682	6
14	0,515	8
15	0,415	13
16	0,349	16

É possível, entretanto, calcular a melhor combinação dos níveis de fatores de entrada, mesmo que esta não faça parte dos pontos do arranjo experimental. A Tabela 21, mostra qual a melhor combinação indicada pela abordagem Taguchi GRA.

Tabela 21 – Melhores parâmetros de entrada para Taguchi-GRA.

Parâmetro	1	2	3	4	Max-Min	Posição
f	0,654	0,600	0,519	0,512	0,142	2
V	0,551	0,529	0,620	0,584	0,091	3
I	0,429	0,477	0,616	0,763	0,334	1

Portanto o melhor ponto, segundo Taguchi-GRA, seria o encontrado quando $f = 10$ kHz, $V = 350$ mm/s e $I = 90$ %. As respostas esperadas para esse ponto e o erro médio calculado entre o método e os mínimos individuais são apresentados na Tabela 22.

Tabela 22– Respostas estimadas pela abordagem Taguchi-GRA.

	Ra	Rq	Rz	Rt	Rp	MRR	DD	Pot	MMQ
Respostas estimadas por Taguchi-GRA	24,808	117,717	83,742	154,187	58,956	0,110	0,363	12,924	46066
Ótimos individuais	0,001	6,194	0,001	4,130	0,001	0,135	0,0001	10,064	

Nota-se que o método Taguchi-GRA priorizou a taxa de remoção no processo de usinagem a laser, se aproximando do ótimo individual, porém, para as demais respostas se afastou muito do esperado. O método dos mínimos quadrados (MMQ) foi aplicado no cálculo do erro médio, para termos de comparação com as outras abordagens do GRA, que serão apresentadas a seguir.

5.6. Análise Relacional Grey combinada com Análise de Componentes Principais

Em uma outra abordagem, a análise relacional Grey é utilizada em conjunto com a Análise de Componentes Principais, nesse caso os autovetores dos componentes principais são utilizados para a ponderação dos GRGs. Essa abordagem é muito utilizada na literatura (PRADHAN, 2013; SANKAR et al., 2015; PORWAL, et al., 2013; JAGADISH & RAY, 2016; DATTA, et al., 2009; CHINNAIYAN & JEEVANANTHAM, 2014). Nessa abordagem a normalização é feita em cima das respostas originais (Tabela 11), levando em conta os sentidos de otimização de cada resposta, maximização para MRR e minimização para as demais

respostas (Tabela 23). Em seguida a sequência de desvio (Tabela 24) e os coeficientes Grey (Tabela 25) são calculados.

Tabela 23 – Normalização das respostas originais para GRA-PCA.

Exp	Ra	Ry	Rz	Rt	Rp	MRR	DD	Pot
1	0,877	0,854	0,860	0,865	0,808	0,129	0,584	0,910
2	0,772	0,747	0,763	0,753	0,670	0,364	0,435	0,818
3	0,238	0,191	0,218	0,249	0,036	0,647	0,349	0,504
4	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,788	0,322	0,236
5	0,803	0,763	0,766	0,794	0,723	0,251	0,492	0,704
6	0,980	0,983	0,975	1,000	0,961	0,169	0,795	1,000
7	0,146	0,104	0,086	0,034	0,070	1,000	0,000	0,054
8	0,618	0,562	0,613	0,560	0,447	0,734	0,378	0,245
9	0,783	0,717	0,738	0,753	0,738	0,296	0,379	0,239
10	0,580	0,503	0,538	0,516	0,489	0,596	0,196	0,048
11	0,962	0,947	0,942	0,966	0,929	0,075	0,970	0,699
12	0,960	0,957	0,943	0,985	0,934	0,314	0,793	0,472
13	0,692	0,625	0,657	0,642	0,630	0,379	0,151	0,000
14	0,856	0,821	0,818	0,828	0,813	0,266	0,559	0,224
15	0,942	0,936	0,916	0,960	0,907	0,073	0,882	0,499
16	1,000	1,000	1,000	0,982	1,000	0,000	1,000	0,731

Tabela 24 – Cálculo das sequências de desvio para GRA-PCA.

Exp	$\Delta 0i(Ra)$	$\Delta 0i(Ry)$	$\Delta 0i(Rz)$	$\Delta 0i(Rt)$	$\Delta 0i(Rp)$	$\Delta 0i(MRR)$	$\Delta 0i(DD)$	$\Delta 0i(Pot)$
1	0,123	0,146	0,140	0,135	0,192	0,871	0,416	0,090
2	0,228	0,253	0,237	0,247	0,330	0,636	0,565	0,182
3	0,762	0,809	0,782	0,751	0,964	0,353	0,651	0,496
4	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,212	0,678	0,764
5	0,197	0,237	0,234	0,206	0,277	0,749	0,508	0,296
6	0,020	0,017	0,025	0,000	0,039	0,831	0,205	0,000
7	0,854	0,896	0,914	0,966	0,930	0,000	1,000	0,946
8	0,382	0,438	0,387	0,440	0,553	0,266	0,622	0,755
9	0,217	0,283	0,262	0,247	0,262	0,704	0,621	0,761
10	0,420	0,497	0,462	0,484	0,511	0,404	0,804	0,952
11	0,038	0,053	0,058	0,034	0,071	0,925	0,030	0,301
12	0,040	0,043	0,057	0,015	0,066	0,686	0,207	0,528
13	0,308	0,375	0,343	0,358	0,370	0,621	0,849	1,000
14	0,144	0,179	0,182	0,172	0,187	0,734	0,441	0,776
15	0,058	0,064	0,084	0,040	0,093	0,927	0,118	0,501
16	0,000	0,000	0,000	0,018	0,000	1,000	0,000	0,269

Tabela 25 – Cálculo dos coeficientes Grey para GRA-PCA.

Exp	ξ_{Ra}	ξ_{Ry}	ξ_{Rz}	ξ_{Rt}	ξ_{Rp}	ξ_{MRR}	ξ_{DD}	ξ_{Pot}
1	0,803	0,774	0,782	0,787	0,722	0,365	0,546	0,848
2	0,687	0,664	0,679	0,670	0,603	0,440	0,470	0,733
3	0,396	0,382	0,390	0,400	0,342	0,586	0,434	0,502
4	0,333	0,333	0,333	0,333	0,333	0,702	0,425	0,396
5	0,717	0,678	0,681	0,708	0,644	0,400	0,496	0,629
6	0,962	0,967	0,952	1,000	0,928	0,376	0,709	1,000
7	0,369	0,358	0,354	0,341	0,350	1,000	0,333	0,346
8	0,567	0,533	0,564	0,532	0,475	0,652	0,446	0,398
9	0,697	0,638	0,657	0,669	0,656	0,415	0,446	0,396
10	0,544	0,501	0,520	0,508	0,494	0,553	0,383	0,344
11	0,930	0,904	0,896	0,936	0,875	0,351	0,943	0,624
12	0,927	0,921	0,898	0,971	0,883	0,422	0,707	0,486
13	0,619	0,572	0,593	0,583	0,575	0,446	0,371	0,333
14	0,777	0,737	0,733	0,744	0,728	0,405	0,531	0,392
15	0,897	0,887	0,856	0,926	0,844	0,350	0,809	0,499
16	1,000	1,000	1,000	0,965	1,000	0,333	1,000	0,650

A análise de componentes principais, é então rodada em cima dos coeficientes Grey. E o número de PCs gerados é igual ao número de respostas, nesse caso oito PCs (Tabela 26), mas nem todos serão utilizados na ponderação. A partir da análise dos autovalores e da proporção acumulada por eles, decidiu-se por utilizar somente PC1 e PC2 na ponderação do GRA. A ponderação é feita multiplicando o quadrado dos autovetores dos PCs pelos coeficientes Grey antes do cálculo dos GRG. Após essa ponderação são então calculados o GRG para PC1, PC2 e um GRG total para o método, que vai apontar o melhor ponto experimental segundo essa abordagem (Tabela 27).

Tabela 26 – Análise de componentes principais.

Autovalores	6,797	0,633	0,379	0,173	0,011	0,007	0,001	0,000
Acumulado	0,850	0,929	0,976	0,998	0,999	1,000	1,000	1,000
Autovetores	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8
Ra	0,380	-0,097	-0,045	0,243	-0,027	-0,360	0,788	-0,185
Ry	0,381	-0,068	0,059	0,209	0,080	-0,056	-0,456	-0,765
Rz	0,381	-0,059	0,007	0,210	-0,223	-0,575	-0,405	0,513
Rt	0,380	-0,065	0,002	0,223	0,769	0,331	-0,008	0,318
Rp	0,378	-0,140	0,047	0,209	-0,591	0,651	0,045	0,125
MRR	-0,325	-0,004	0,794	0,512	0,014	-0,029	0,036	0,022
DD	0,333	-0,223	0,584	-0,703	0,029	-0,038	0,049	0,015
Pot	0,247	0,953	0,148	-0,064	-0,038	0,033	0,040	0,002

Tabela 27 – Cálculo dos GRGs para GRA-PCA.

Exp	PC1	Rank 1	PC2	Rank 2	Graus	Rank
1	0,089	6	0,100	2	0,094	3
2	0,078	9	0,087	3	0,082	5
3	0,052	15	0,059	9	0,055	12
4	0,048	16	0,047	14	0,047	15
5	0,079	8	0,075	6	0,077	8
6	0,109	2	0,118	1	0,114	1
7	0,052	14	0,041	15	0,047	16
8	0,066	12	0,048	12	0,057	11
9	0,075	10	0,048	11	0,062	10
10	0,062	13	0,042	14	0,052	14
11	0,104	3	0,075	5	0,090	4
12	0,102	4	0,060	8	0,081	6
13	0,067	11	0,041	16	0,054	13
14	0,083	7	0,048	10	0,066	9
15	0,099	5	0,061	7	0,080	7
16	0,113	1	0,079	4	0,096	2

Tabela 28 – Melhores parâmetros de entrada para GRA-PCA.

	1	2	3	4	Max-Min	Posição
f	0,070	0,074	0,071	0,074	0,004	2
V	0,072	0,078	0,068	0,070	0,010	3
I	0,099	0,080	0,060	0,050	0,049	1

A melhor combinação de parâmetros para a abordagem GRA-PCA é quando $f = 30$ kHz, $V = 250$ mm/s e $I = 30$ %. As respostas e o erro estimados dessa abordagem são apresentados na Tabela 29. Nesse caso, o valor encontrado para a MRR não foi prioridade, mas tanto DD como Pot tiveram resultados mais próximos dos seus ótimos individuais, e o mesmo aconteceu para as rugosidades.

Tabela 29 – Respostas estimadas pela abordagem GRA-PCA.

	Ra	Rq	Rz	Rt	Rp	MRR	DD	Pot	MMQ
Respostas estimadas por GRA-PCA	3,779	18,573	16,316	23,024	4,828	0,025	0,089	11,118	815
Ótimos individuais	0,001	6,194	0,001	4,130	0,001	0,135	0,0001	10,064	

5.7. Análise de Componentes Principais combinada com Análise Relacional Grey

Essa abordagem também aplica a transformação SNR de Taguchi sobre as respostas originais (Tabela 16) e, em seguida aplica a PCA sobre as respostas transformadas (Tabela 30) (VASUDEVAN et al., 2018).

Tabela 30 – Autovalores e autovetores dos PCs para PCA-GRA.

Autovalores	6,3331	1,0413	0,4212	0,1901	0,009	0,0047	0,0005	0,0001
Acumulado	0,792	0,922	0,974	0,998	0,999	1,0000	1,0000	1,0000
Autovetores	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8
Ra	0,393	-0,104	0,119	0,117	-0,115	0,144	-0,62	0,623
Ry	0,394	-0,082	0,1	0,163	0,038	0,116	0,772	0,437
Rz	0,393	-0,103	0,069	0,149	-0,42	0,586	-0,016	-0,536
Rt	0,39	-0,11	0,057	0,295	0,793	-0,075	-0,137	-0,303
Rp	0,391	-0,131	0,166	0,052	-0,391	-0,78	0,003	-0,199
MRR	-0,362	0,091	0,073	0,911	-0,147	-0,055	-0,01	0,034
DD	0,139	0,868	0,471	-0,063	0,029	0,013	-0,012	-0,03
Pot	0,283	0,425	-0,845	0,122	-0,065	-0,074	-0,013	0,022

A partir dos autovalores e do valor acumulado em cada componente, podemos definir o número de PCs que serão utilizados nas próximas etapas. Nesse caso PC1 e PC2 representam 92 % das respostas, portanto somente os scores dos PCs 1 e 2 foram armazenados (Tabela 31) e analisados pelo GRA. A aplicação do PCA reduziu o número de respostas de 8 para 2.

Tabela 31 – Escores armazenados de PC1 e PC2 para PCA-GRA.

Exp	PC1	PC2
1	1,483	0,619
2	0,002	0,462
3	-3,002	0,580
4	-3,804	0,435
5	0,315	0,629
6	3,353	0,746
7	-3,563	1,874
8	-1,850	0,103
9	-0,641	-1,828
10	-2,152	-0,468
11	2,716	0,161
12	2,165	0,050
13	-1,602	-2,219
14	0,216	-1,076
15	2,211	-0,453
16	4,152	0,385

A correlação entre as respostas mostra como elas se comportam com relação a cada componente. Isso possibilita saber o sentido de otimização dos PCs, mas é importante salientar que as respostas foram transformadas por SNR de Taguchi, nesse caso, todos os objetivos de otimização passam a ser a maximização. Portanto tanto PC1 quanto PC2 serão maximizados.

A Tabela 33 apresenta a normalização dos escores dos PCs. As sequencias de desvios (Tabela 34), coeficientes Grey (Tabela 35) e GRGs (Tabela 36) foram calculados para os PC1 e PC2.

Tabela 32 - Matriz de correlação entre as variáveis e os PCs para PCA-GRA.

	Ra	Ry	Rz	Rt	Rp	MRR	DD	Pot	p1
Ry	0,999								
Valor p	0,000								
Rz	0,998	0,998							
Valor p	0,000	0,000							
Rt	0,992	0,995	0,99						
Valor p	0,000	0,000	0,000						
Rp	0,996	0,994	0,992	0,984					
Valor p	0,000	0,000	0,000	0,000					
MRR	-0,888	-0,881	-0,884	-0,854	-0,894				
Valor p	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000				
DD	0,273	0,289	0,264	0,251	0,257	-0,232			
Valor p	0,306	0,277	0,324	0,349	0,337	0,387			
Pot	0,62	0,639	0,639	0,637	0,585	-0,614	0,464		
Valor p	0,01	0,008	0,008	0,008	0,017	0,011	0,07		
p1	0,99	0,992	0,99	0,982	0,983	-0,912	0,349	0,713	
Valor p	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,186	0,002	
p2	-0,106	-0,084	-0,105	-0,113	-0,133	0,093	0,000	0,434	0,000
Valor p	0,696	0,758	0,698	0,678	0,623	0,732	0,000	0,093	1,000

Tabela 33 – Normalização dos PCs para PCA-GRA.

Exp	PC1	PC2
1	0,124	0,191
2	0,266	0,268
3	0,796	0,251
4	1,000	0,283
5	0,233	0,231
6	0,016	0,090
7	0,972	0,000
8	0,536	0,411
9	0,325	0,861
10	0,565	0,568
11	0,058	0,256
12	0,117	0,311
13	0,445	1,000
14	0,248	0,655
15	0,096	0,422
16	0,000	0,146

Tabela 34 – Cálculo das sequências de desvio para PCA-GRA.

Exp	$\Delta 0i(PC1)$	$\Delta 0i(PC2)$
1	0,8762	0,8090
2	0,7336	0,7325
3	0,2041	0,7494
4	0,0000	0,7169
5	0,7668	0,7694
6	0,9843	0,9098
7	0,0283	1,0000
8	0,4641	0,5893
9	0,6746	0,1387
10	0,4352	0,4321
11	0,9418	0,7443
12	0,8828	0,6887
13	0,5548	0,0000
14	0,7518	0,3447
15	0,9042	0,5777
16	1,0000	0,8544

Tabela 35 – Cálculo dos coeficientes Grey para PCA-GRA.

Exp	$\xi PC1$	$\xi PC2$
1	0,363	0,382
2	0,405	0,406
3	0,710	0,400
4	1,000	0,411
5	0,395	0,394
6	0,337	0,355
7	0,946	0,333
8	0,519	0,459
9	0,426	0,783
10	0,535	0,536
11	0,347	0,402
12	0,362	0,421
13	0,474	1,000
14	0,399	0,592
15	0,356	0,464
16	0,333	0,369

A partir dos coeficientes o rank é calculado e pode-se definir qual das combinações de parâmetros utilizadas no arranjo é a que mais se aproxima da solução ótima (Tabela 37). Pode-se, além disso, calcular a combinação ótima de todos os parâmetros utilizados, assim temos a combinação $f = 10$ kHz, $V = 150$ mm/s e $I = 90$ % como ponto de ótimo para essa abordagem. As respostas estimadas e o erro calculado são mostrados na Tabela 38.

Tabela 36 – Cálculo dos GRGs para PCA-GRA.

	Υ	Rank
1	0,373	14
2	0,406	10
3	0,555	5
4	0,705	2
5	0,394	11
6	0,346	16
7	0,640	3
8	0,489	8
9	0,604	4
10	0,536	6
11	0,374	13
12	0,391	12
13	0,737	1
14	0,496	7
15	0,410	9
16	0,351	15

Tabela 37 – Resultado da otimização de PCA-GRA para AA1050.

AA1050	1	2	3	4	Max-Min	Posição
f	0,560	0,511	0,545	0,561	0,050	2
V	0,600	0,512	0,538	0,528	0,088	3
I	0,404	0,458	0,616	0,700	0,297	1

Tabela 38 – Respostas estimadas para a abordagem PCA-GRA.

	Ra	Rq	Rz	Rt	Rp	MRR	DD	Pot	MMQ
Respostas estimadas por PCA-GRA	7,345	44,068	28,414	55,546	20,243	0,049	0,328	13,945	5364
Ótimos individuais	0,001	6,194	0,001	4,130	0,001	0,135	0,0001	10,064	

A abordagem PCA-GRA obteve melhor resultado quando comparada com a Taguchi-GRA, mas relativamente à abordagem GRA-PCA, seu desempenho foi inferior. A PCA-GRA não priorizou a Pot e a MRR, e obteve resultados razoáveis para as demais respostas. Percebe-se assim, que a abordagem GRA-PCA foi a mais efetiva na otimização do processo LBM.

5.8. Análise de custos

O sistema tarifário de energia elétrica no Brasil possui algumas variáveis, como já foi detalhado no capítulo 2, seção 2.4. O custo de um processo de usinagem é um fator muito

importante, principalmente quando depende de variáveis que não são controladas pelo operador. No LBM o gasto com energia elétrica abrange a maior parte do custo total do processo. Portanto, foi gerado um arranjo cruzado que combinasse as variáveis que interferem no custo da energia elétrica no Brasil. O arranjo experimental está na Tabela 39. Os valores de custo foram calculados para uma máquina de 19 kW e um lote hipotético de $n = 1000$ peças, nas quais seriam retiradas uma área $A = 10 \times 10 \text{ mm}^2$ e uma profundidade $p = 1 \text{ mm}$.

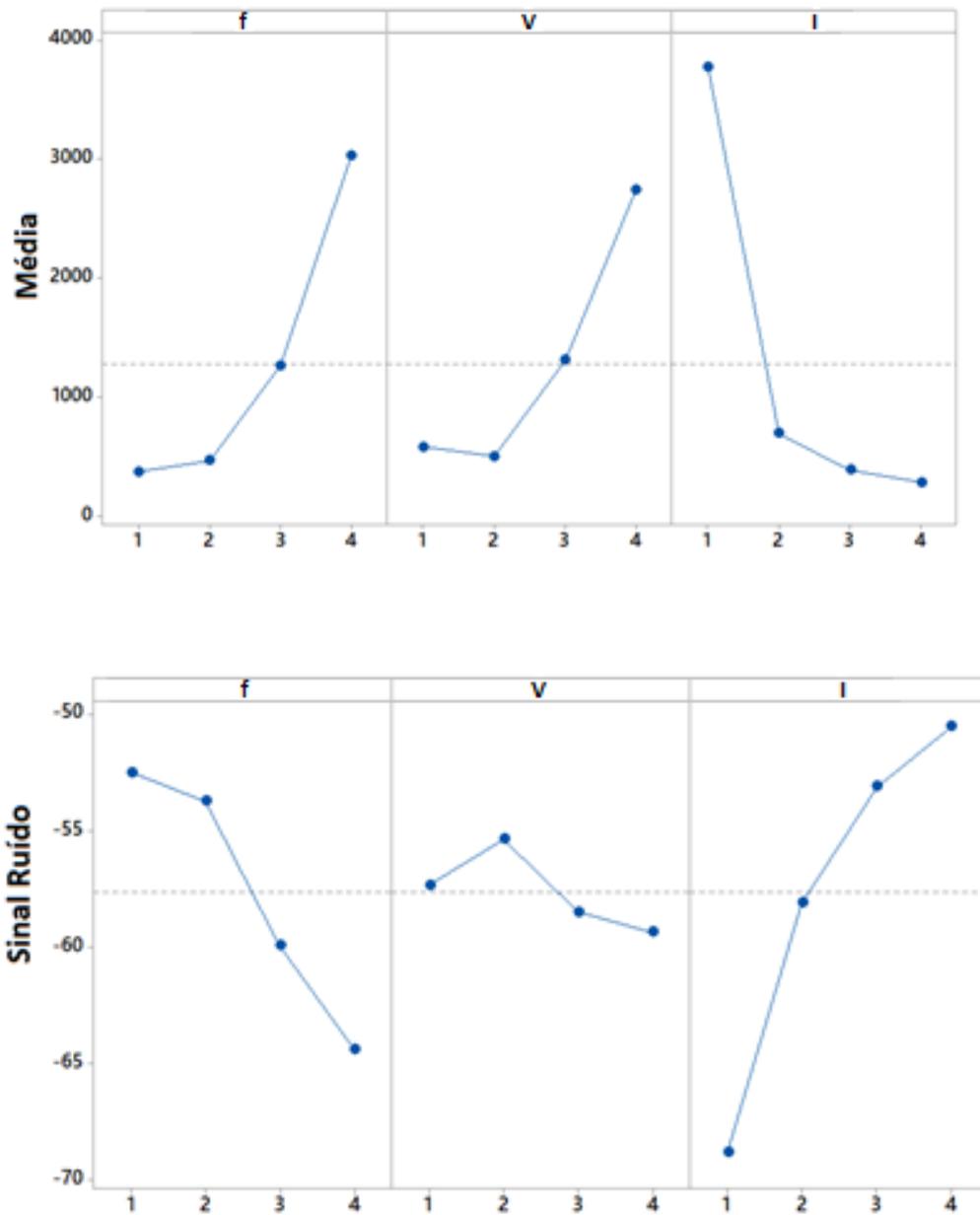


Figura 20 – Gráficos de efeitos principais para média e Sinal Ruído do custo.

A partir das Tabela 39 e 40, onde T é o valor da tarifa em R\$, percebe-se a importância da escolha da modalidade tarifária e dos horários em que se utilizara as máquinas. A variável das bandeiras não é uma escolha feita pelo consumidor, ela depende de fatores climáticos e ambientais. Para um mesmo experimento o valor de energia gasto no lote pode variar de R\$ 191,80 na tarifa horo sazonal azul com bandeira verde no horário fora de ponta, para R\$ 1.238,35 na tarifa horo sazonal verde com bandeira amarela no horário de ponta, um aumento equivalente a 84,51% no custo da energia elétrica. Essa análise é importante no caso de uma empresa que pretende aumentar a sua produção, ela pode verificar se há mais vantagem em dobrar um turno ou adquirir uma nova máquina e trabalhar no horário fora de ponta.

Tabela 39 – Arranjo cruzado para análise de custos com variáveis não controláveis.

H	HP								
B	VD	VD	VD	AM	AM	AM	VM	VM	VM
M	C	SV	AS	C	SV	SA	C	SV	SA
T	0,32	1,17	0,45	0,35	2,00	0,47	0,37	1,22	0,50
1	405,61	1483,45	565,46	437,18	2525,03	597,02	462,43	1540,26	634,90
2	198,92	727,53	277,32	214,40	1238,35	292,80	226,79	755,39	311,37
3	139,31	509,52	194,22	150,16	867,27	205,06	158,83	529,03	218,07
4	119,98	438,82	167,27	129,32	746,93	176,61	136,79	455,62	187,81
5	359,16	1313,57	500,71	387,11	2235,88	528,66	409,47	1363,88	562,20
6	498,41	1822,82	694,82	537,19	3102,69	733,61	568,22	1892,63	780,15
7	102,63	375,33	143,07	110,61	638,87	151,06	117,00	389,71	160,64
8	130,35	476,73	181,72	140,49	811,46	191,86	148,61	494,99	204,04
9	331,66	1212,99	462,37	357,47	2064,67	488,18	378,12	1259,44	519,15
10	171,62	627,67	239,26	184,98	1068,38	252,61	195,66	651,71	268,64
11	2097,03	7669,45	2923,45	2260,21	13054,47	3086,63	2390,75	7963,17	3282,45
12	349,82	1279,40	487,68	377,04	2177,72	514,91	398,82	1328,40	547,57
13	258,83	946,63	360,84	278,97	1611,29	380,98	295,09	982,88	405,15
14	298,56	1091,92	416,22	321,79	1858,59	439,45	340,38	1133,74	467,33
15	716,43	2620,20	998,77	772,18	4459,95	1054,52	816,78	2720,55	1121,42
16	5819,27	21282,80	8112,60	6272,10	36226,30	8565,43	6634,37	22097,90	9108,83

A partir arranjo cruzado foi possível analisar o custo a partir da média e do sinal ruído calculados pelo software Minitab18® para os arranjos de Taguchi. A Figura 20 apresenta os gráficos dos principais efeitos da média e variância do custo. A partir da qual pode-se notar que a intensidade é o fator com maior influência sobre o custo, seguido da frequência e da velocidade.

Tabela 40 – Arranjo cruzado para análise de custos com variáveis não controláveis – Continuação.

H	HFP								
B	VD	VD	VD	AM	AM	AM	VM	VM	VM
M	C	SV	SA	C	SV	SA	C	SV	SA
T	0,32	0,31	0,31	0,35	0,33	0,33	0,37	0,35	0,36
1	405,61	391,08	391,08	437,18	422,64	422,64	462,43	447,89	460,52
2	198,92	191,80	191,80	214,40	207,28	207,28	226,79	219,66	225,85
3	139,31	134,32	134,32	150,16	145,16	145,16	158,83	153,84	158,17
4	119,98	115,69	115,69	129,32	125,02	125,02	136,79	132,49	136,23
5	359,16	346,30	346,30	387,11	374,25	374,25	409,47	396,60	407,78
6	498,41	480,55	480,55	537,19	519,33	519,33	568,22	550,36	565,87
7	102,63	98,95	98,95	110,61	106,94	106,94	117,00	113,32	116,52
8	130,35	125,68	125,68	140,49	135,82	135,82	148,61	143,94	148,00
9	331,66	319,78	319,78	357,47	345,59	345,59	378,12	366,23	376,56
10	171,62	165,47	165,47	184,98	178,83	178,83	195,66	189,51	194,85
11	2097,03	2021,90	2021,90	2260,21	2185,08	2185,08	2390,75	2315,62	2380,90
12	349,82	337,29	337,29	377,04	364,51	364,51	398,82	386,29	397,18
13	258,83	249,56	249,56	278,97	269,70	269,70	295,09	285,81	293,87
14	298,56	287,86	287,86	321,79	311,09	311,09	340,38	329,68	338,97
15	716,43	690,76	690,76	772,18	746,51	746,51	816,78	791,11	813,41
16	5819,27	5610,79	5610,79	6272,10	6063,62	6063,62	6634,37	6425,89	6607,02

5.9. Modelagem das funções objetivo

As funções objetivo para as respostas apresentadas na Tabela 41 foram determinadas levando-se em consideração o modelo de superfície de resposta de segunda ordem, o qual representa a relação matemática aproximada das respostas, em função de das variáveis de entrada controláveis do processo. A Equação 36 apresenta essa relação, onde β_i , β_{ii} e β_{ij} são os coeficientes a serem estimados para cada resposta em unidades codificadas e f, V e I são os parâmetros de entrada do LBM. A estimação dos modelos foi feita a partir do algoritmo *OLS* disponível no software estatístico Minitab18®.

$$y(x) = \beta_0 + \beta_1 f + \beta_2 V + \beta_3 I + \beta_{11} f^2 + \beta_{22} V^2 + \beta_{33} I^2 + \beta_{12} fV + \beta_{13} fI + \beta_{23} VI + \varepsilon \quad (36)$$

A Tabela 41 apresenta os coeficientes para os modelos quadráticos completos das respostas consideradas e os principais resultados da Análise de Variância para o A11050. Os resultados da ANOVA indicaram que todos os modelos foram adequados, pois apresentaram *p-values* inferiores a 5 % de significância (*P regressão*). Os modelos para todas as respostas apresentaram bons ajustes, já que os valores de R^2 (*adj.*) foram superiores a 85 %. A Tabela 42

por sua vez, apresenta os valores das otimizações individuais das respostas originais e os respectivos parâmetros de entrada em que se pode obtê-los.

Tabela 41 – Coeficientes estimados dos modelos quadráticos completos para AA1050.

	Ra	Ry	Rz	Rt	Rp	MRR	DD	Pot
Constante	6,368	37,061	25,704	46,826	20,532	0,062	0,188	12,378
f	-4,168	-19,306	-12,549	-23,378	-11,740	-0,020	-0,071	0,514
V	-0,427	-2,891	-2,421	-2,481	0,138	0,016	-0,028	0,209
I	6,490	31,230	21,971	43,031	15,278	0,042	0,165	1,348
f*f	1,369	4,774	3,508	5,561	2,739	-0,013	-0,015	-0,218
V*V	-0,770	-3,263	-3,063	-4,643	-2,596	-0,005	0,006	0,145
I*I	2,210	8,993	6,843	14,830	2,456	0,003	0,016	0,013
f*V	-0,128	0,401	0,657	4,394	0,515	0,008	0,049	0,092
f*I	-4,231	-17,763	-13,917	-22,670	-7,051	0,006	0,025	0,172
V*I	0,478	0,150	1,848	2,098	-1,278	0,000	-0,034	0,105
R ² (%)	96,960	96,710	96,340	96,550	94,720	96,390	96,510	97,200
R ² (adj) (%)	92,400	91,780	90,860	91,380	86,810	90,980	91,280	92,990
P (reg)	0,001	0,001	0,001	0,001	0,003	0,001	0,001	0,001

Tabela 42 – Otimizações individuais das respostas originais.

Resposta	Ótimo individual	Pontos de Utopia Codificados			Pontos de Utopia decodificados		
		f	V	I	f	V	I
Ra	0,001	-0,287	1,023	-1,141	17,125	453,429	25,779
Ry	6,194	-0,597	0,907	-1,258	14,034	436,115	22,262
Rz	0,001	-0,597	0,907	-1,258	14,034	436,115	22,262
Rt	4,131	-0,620	1,057	-1,152	13,797	458,517	25,434
Rp	0,001	0,337	-1,249	-1,043	23,369	112,697	28,715
MRR	0,136	0,279	0,841	1,430	22,791	426,160	102,889
DD	0,000	0,507	0,092	-0,924	25,069	313,827	32,287
Pot	10,065	-0,829	0,015	-1,464	11,714	302,206	16,090

5.10. Análise dos efeitos principais dos parâmetros

Os efeitos dos parâmetros de entrada sobre as respostas são apresentados na Figura 21 (a – h). É possível notar que para o parâmetro intensidade do laser foi o mais significativo para todas as respostas.

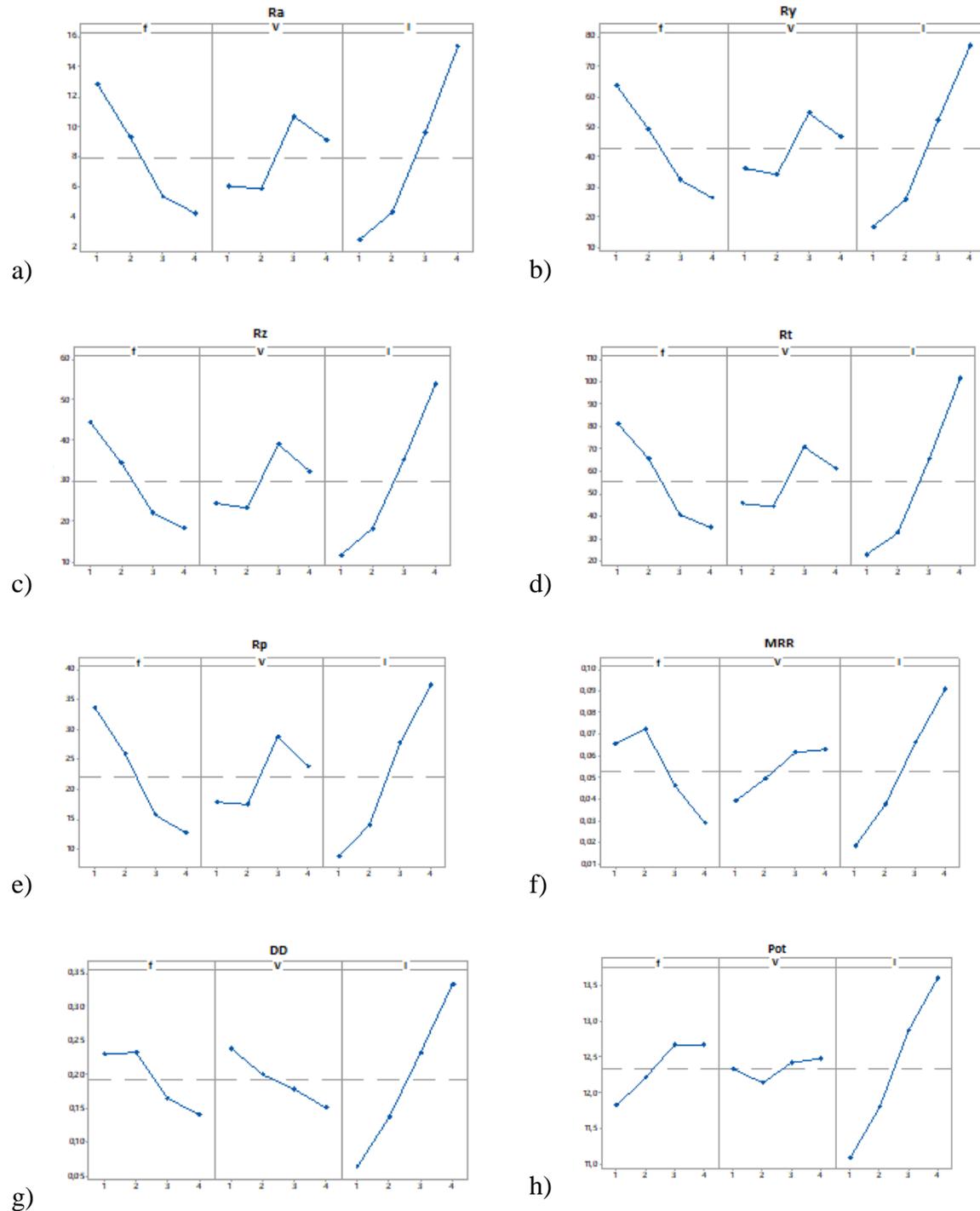


Figura 21 – Gráfico dos efeitos principais para as médias das respostas originais: (a) R_a , (b) R_y , (c) R_z , (d) R_t , (e) R_p , (f) MRR, (g) DD, (h) Pot.

De forma semelhante Alahmari et al., 2016 encontraram maior influência da intensidade do laser nas três respostas estudadas em seu trabalho: largura, profundidade e ângulo de conicidade. O aumento da intensidade gera o aumento das resposta, o que nesse caso, é interessante somente para a MRR. A frequência vem em seguida da intensidade mas com o

efeito contrário, ou seja, quando se diminui a frequência os valores das respostas aumentam. Assim, para menores valores de frequência deve-se obter maiores rugosidades e menor MRR. O parâmetro da velocidade exerce pouca influência nas respostas e não foi significativo para a potência.

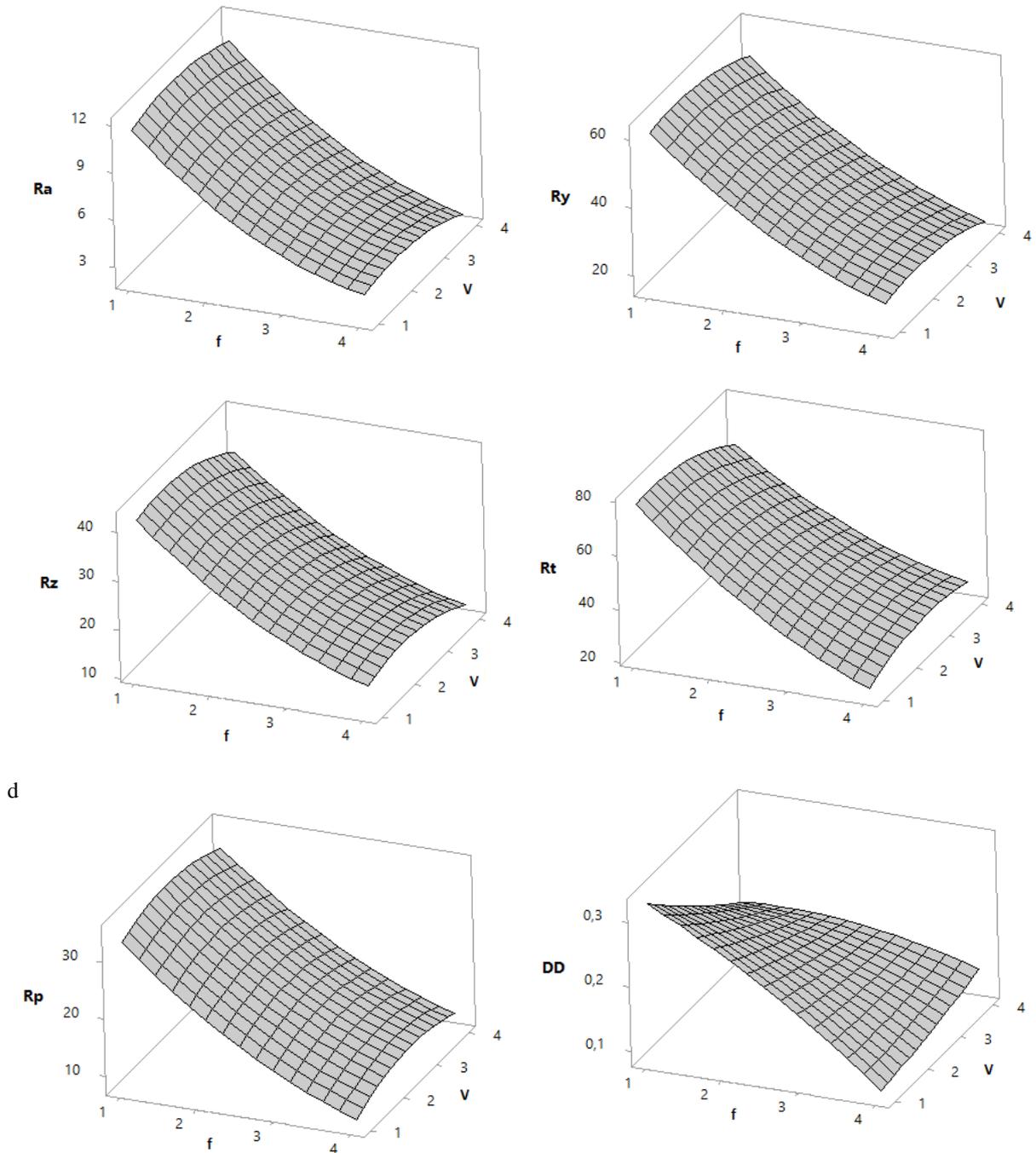


Figura 22 – Gráficos de superfície de superfície de resposta entre as respostas originais e os fatores f e V , mantendo o fator I constante em 2,5 (codificado por Taguchi).

A Figura 22 apresenta os gráficos de superfícies de respostas para as rugosidades R_a , R_y , R_z , R_t e R_p , e para o DD. O parâmetro I foi mantido constante em 2,5 (hold value), valor codificado pelo arranjo L_{16} de Taguchi, e equivalente a $I = 60\%$. A Figura 24 apresenta as superfícies de respostas para MRR e Pot em função de: a) intensidade e velocidade; b) intensidade e frequência e c) frequência e velocidade, respectivamente, sempre com o hold value igual a 2,5. A partir desses gráficos é possível visualizar a curvatura e o comportamento das funções de acordo com os fatores de entrada.

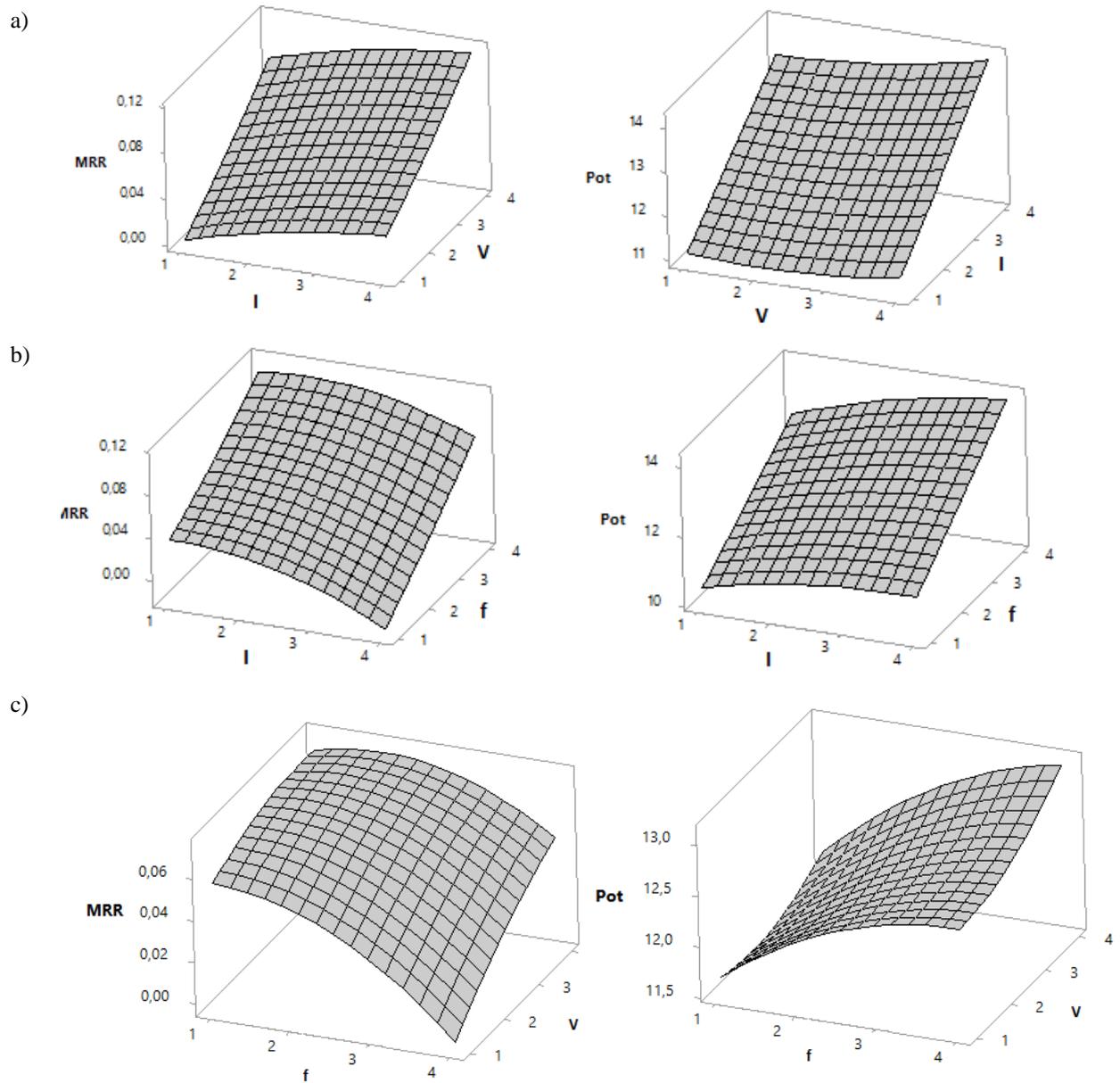


Figura 23 – Gráficos de superfícies de respostas para MRR e Pot.

5.11. Método NBI-GRA

A metodologia NBI-GRA será agora aplicada às repostas originais do processo LBM. O Passo 1 foi realizado conforme descrito no procedimento experimental do Capítulo 4. O arranjo de Taguchi foi então transformado através do software Minitab18® para ser analisado como superfície de resposta. A modelagem das funções objetivo foi apresentada na seção 5.6 desse Capítulo e a matriz de correlação entre as repostas é mostrada na Tabela 43.

Tabela 43 – Correlação entre as repostas originais.

	Ra	Ry	Rz	Rt	Rp	MRR	DD
Ry	0,997						
	0						
Rz	0,998	0,998					
	0	0					
Rt	0,995	0,997	0,997				
	0	0	0				
Rp	0,988	0,991	0,987	0,985			
	0	0	0	0			
MRR	0,902	0,913	0,906	0,923	0,916		
	0	0	0	0	0		
DD	0,749	0,79	0,77	0,792	0,774	0,824	
	0,001	0	0	0	0	0	
Pot	0,537	0,576	0,563	0,582	0,523	0,64	0,689
	0,032	0,02	0,023	0,018	0,038	0,008	0,003

Nota-se pela Tabela 43 que as repostas apresentam correlações fortes e positivas entre si. Isso significa que o método NBI-GRA pode ser aplicado para esse conjunto de dados. Por se tratar de um processo com múltiplas repostas a FA pode e deve ser aplicada no intuito de reduzir a dimensionalidade do processo. Além da correlação, é importante lembrar que o objetivo de otimização da MRR é a maximização enquanto o das demais repostas é a minimização, portanto é de interesse que essa resposta seja representada por um fator separadamente das demais.

O Passo 3 é a aplicação da FA, que foi feita para 3 fatores, inicialmente, sobre as repostas iniciais e sem rotação. O resultado encontrado é apresentado na Tabela 44. Junto com a observação dos fatores gerados pela FA também foi feita uma análise hierárquica de cluster (AHC) para melhor visualização da separação em grupos das repostas com os fatores (Figura 24).

Tabela 44 – Resultado da análise fatorial sem rotação para as respostas originais.

Variável	Fator1	Fator2	Fator3	Comunalidade
Ra	0,977	-0,189	-0,081	0,997
Ry	0,988	-0,133	-0,046	0,996
Rz	0,983	-0,154	-0,07	0,995
Rt	0,989	-0,124	-0,046	0,995
Rp	0,977	-0,185	-0,012	0,989
MRR	0,95	0,041	0,061	0,908
DD	0,855	0,305	0,41	0,992
Pot	0,665	0,707	-0,237	0,999
Variância	6,905	0,722	0,244	7,871
% Var	0,863	0,09	0,031	0,984

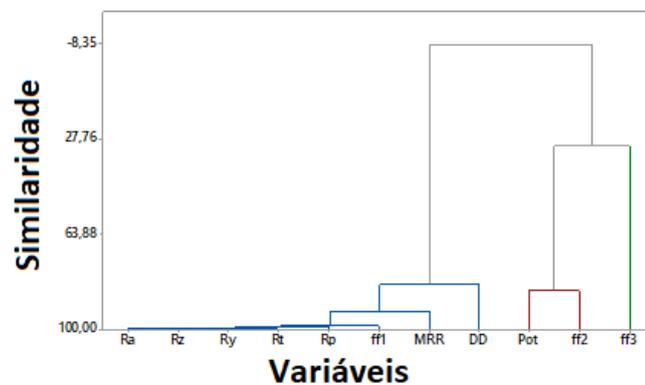


Figura 24 – AHC para FA das respostas originais sem rotação.

Nessa primeira tentativa, a MRR ficou no grupo das rugosidades e do DD (Fator 1). A correlação entre as rugosidades, DD e MRR dentro do Fator 1 são altas e positivas, o que significa que ao se minimizar o Fator 1, MRR seria minimizado juntamente com as demais respostas. A potência foi separada em outro fator (Fator 3) e o fator não está representando nenhuma resposta efetivamente. Com essa configuração o método não pode avançar. Uma segunda tentativa foi feita em cima das respostas originais, com a extração de 3 fatores agora rotacionados com Varimax. O resultado é apresentado a seguir pela Tabela 45 e Figura 25.

Dessa vez, o Fator 2 está representando a potência, o Fator 3 representa o DD, mas novamente a MRR está no mesmo grupo das rugosidades com correlação alta e positiva. A diferença no sentido de otimização dessas respostas não permite que elas sejam otimizadas no mesmo fator. Para tentar resolver essa divergência, a Transformação Sinal Ruído de Taguchi foi aplicada as repostas originais e a FA foi aplicada mais uma vez, para três fatores e sem rotação. Os resultados são apresentados na Tabela 46 e Figura 26.

Tabela 45 - Resultado da análise fatorial para as respostas originais com Varimax.

Variável	Fator1	Fator2	Fator3	Comunalidade
Ra	0,934	0,240	0,257	0,997
Ry	0,909	0,275	0,307	0,996
Rz	0,920	0,266	0,278	0,995
Rt	0,905	0,283	0,311	0,995
Rp	0,917	0,213	0,319	0,989
MRR	0,768	0,360	0,435	0,908
DD	0,481	0,396	0,777	0,992
Pot	0,267	0,932	0,244	0,999
Variância	5,098	1,484	1,289	7,871
% Var	0,637	0,186	0,161	0,984

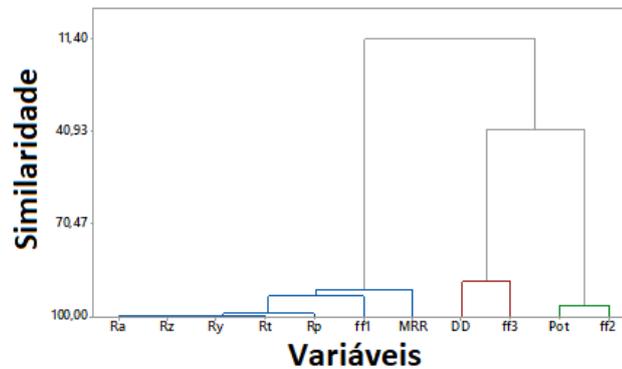


Figura 25 - AHC para FA das respostas originais com Varimax.

Tabela 46 - Resultado da análise fatorial sem rotação para respostas transformadas por SNR de Taguchi.

Variável	Fator1	Fator2	Fator3	Comunalidade
SNR Ra	0,989	-0,072	0,123	0,999
SNR Ry	0,989	-0,045	0,137	0,998
SNR Rz	0,988	-0,043	0,136	0,996
SNR Rt	0,977	-0,030	0,190	0,992
SNR Rp	0,984	-0,116	0,117	0,996
SNR MRR	-0,930	0,053	0,241	0,925
SNR DD	0,837	-0,171	-0,493	0,974
SNR Pot	0,689	0,720	-0,079	0,999
Variância	6,896	0,574	0,410	7,880
% Var	0,862	0,072	0,051	0,985

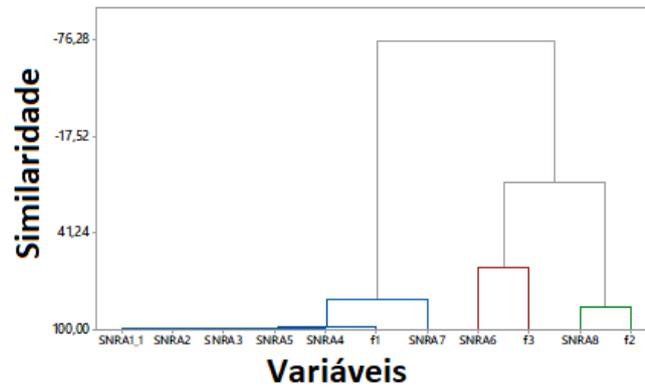


Figura 26 – AHC para FA dos SNR das respostas sem rotação.

A aplicação da FA sobre as respostas transformadas pelo SNR de Taguchi conseguiu isolar a MRR no Fator 3, a potência no Fator 2 e as rugosidades junto com o DD no Fator 1. No Fator 1 nota-se que houve inversão no sentido de correlação de MRR. Com essa configuração o método pode avançar para a próxima etapa. Assim, os escores desses fatores foram então armazenados (Tabela 47), modelados (Tabela 48) e o método NBI-GRA pode avançar para o próximo passo.

Tabela 47 – Escores dos Fatores para FA sobre SNR de Taguchi sem rotação.

	F₁	F₂	F₃
	0,494	1,591	0,217
	-0,055	1,624	0,335
	-1,151	1,110	-1,090
	-1,448	0,242	-1,220
	0,047	1,022	0,264
	1,215	1,349	1,197
	-1,494	-0,349	-0,410
	-0,737	-0,240	0,308
	-0,205	-0,684	0,652
	-0,848	-0,876	0,348
	1,220	-0,399	-1,650
	0,793	-0,666	1,536
	-0,565	-1,253	0,679
	0,084	-1,009	0,862
	0,899	-0,722	-0,144
	1,751	-0,740	-1,883

Tabela 48 - Coeficientes estimados dos modelos quadráticos completos para os fatores.

	F₁	F₂	F₃
Constante	-0,039	0,055	0,750
f	0,543	-1,123	0,413
V	0,054	-0,317	0,402
I	-1,205	-0,549	0,081
f*f	-0,025	0,234	-0,681
V*V	0,009	-0,208	0,106
I*I	0,064	-0,126	-0,815
f*V	-0,095	-0,047	-0,152
f*I	0,003	-0,049	1,529
V*I	-0,040	-0,064	0,404
R ² (%)	99,810	99,990	99,840
R ² (adj) (%)	99,530	99,970	99,600
P (reg)	0,000	0,000	0,000

Com essa separação dos fatores pela FA, o NBI pode ser aplicado. Os fatores 2 e 3 serão utilizados como vértices da fronteira de Pareto e o Fator 1 será utilizado como restrição multivariada do o método, os valores da restrição de F₁ serão calculados por PLS. A matriz *Payoff* é apresentada a seguir:

$$\Phi = \begin{bmatrix} F_2^U(\mathbf{x}) & F_2^N(\mathbf{x}) \\ F_3^N(\mathbf{x}) & F_3^U(\mathbf{x}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2,66 & -1,99 \\ -1,12 & 2,09 \end{bmatrix}$$

Em seguida, usando os respectivos valores de Utopia e Nadir, a normalização das funções objetivo foi realizada. É importante ressaltar que a normalização das funções objetivo conduzem, também, à normalização da matriz *Payoff*.

Uma vez definidos os valores para $f_i(\mathbf{x}) = F_i(\mathbf{x})$, $f^U = F_i^U(\mathbf{x})$ e $f^N = F_i^N(\mathbf{x})$ e $\bar{\Phi}$, o algoritmo GRG, disponível na rotina do *Solver*®, foi aplicado sobre o sistema de Equações 37, fim de identificar os pontos de ótimo obtidos para o problema biobjetivo desenvolvido. Nesse sistema, $g_3(x)$ é a restrição dada por F₁, que representa as rugosidades. O critério de maximização foi utilizado para ambos os fatores. Na distribuição de pesos (w_i), foram utilizados espaçamentos de 5%, de forma que 21 soluções Pareto-ótimo puderam ser obtidas. Neste problema, apenas a restrição do espaço experimental $\mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq \rho^2$ foi utilizada.

$$\begin{aligned}
 \text{Min } \bar{f}_1(\mathbf{x}) &= \left(\frac{F_2(\mathbf{x}) - F_2^U(\mathbf{x})}{F_2^N(\mathbf{x}) - F_2^U(\mathbf{x})} \right) \\
 \text{s.t.: } g_1(\mathbf{x}) &= \left(\frac{F_2(\mathbf{x}) - F_2^U(\mathbf{x})}{F_2^N(\mathbf{x}) - F_2^U(\mathbf{x})} \right) - \left(\frac{F_3(\mathbf{x}) - F_3^U(\mathbf{x})}{F_3^N(\mathbf{x}) - F_3^U(\mathbf{x})} \right) + 2w - 1 = 0 \\
 g_2(\mathbf{x}) &= X^T X \leq \rho^2 \\
 g_3(\mathbf{x}) &= -1,579 \leq F_1(\mathbf{x}) \leq 1,49
 \end{aligned} \tag{37}$$

Neste sentido, a maximização das funções definidas usando o método NBI-GRA resultaram nos valores ótimos para as respostas apresentadas na Tabela 49 e os 21 pontos ótimos obtidos foram usados para gerar a fronteira de Pareto, conforme Figura 27. Nota-se que os pontos de ótimos obtidos pelo método NBI-GRA formaram uma fronteira com pontos uniformemente distribuídos.

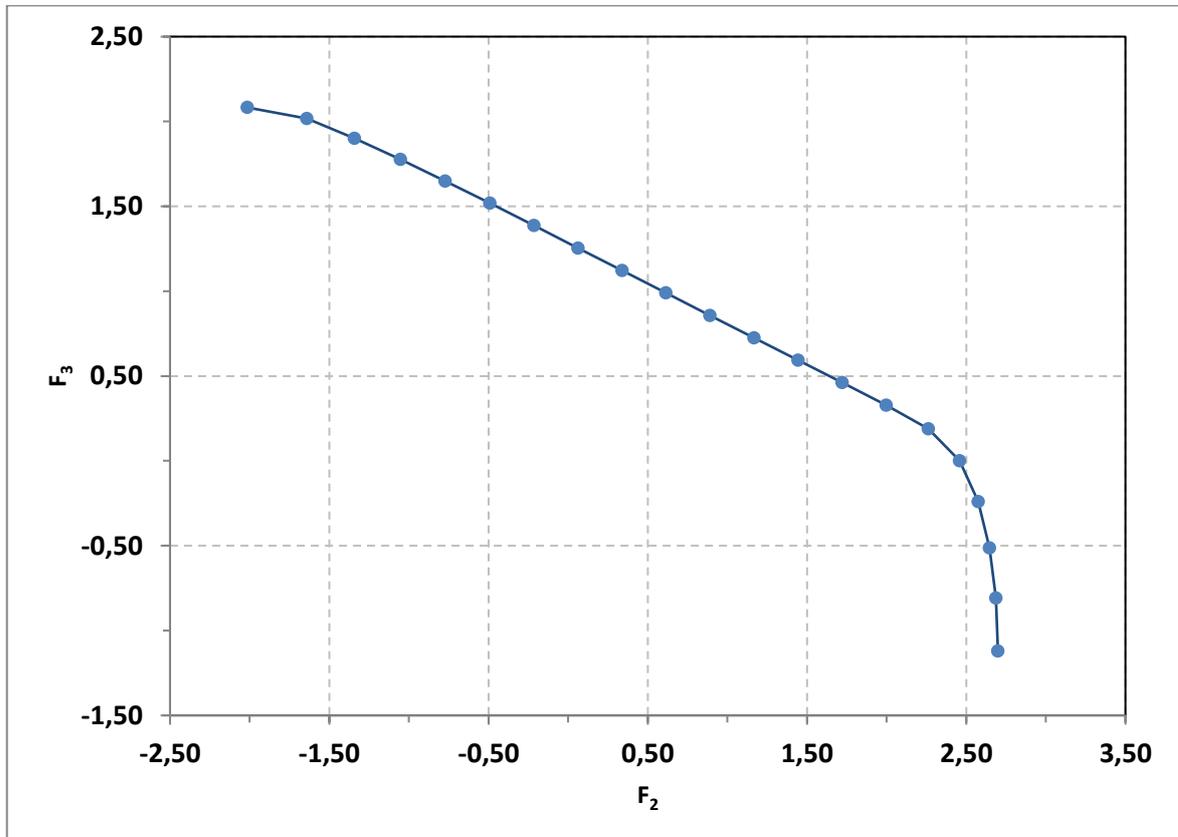


Figura 27 – Fronteira de Pareto entre F2 e F3.

Tabela 49 – Resultados da otimização.

Exp	Parâmetros decodificados			Respostas decodificadas									F2	F3
	f	V	I	Ra	Rq	Rz	Rt	Rp	MRR	DD	Pot			
0,00	27,427	502,483	80,242	5,619	32,310	22,777	51,461	16,023	0,092	0,251	14,375	-2,015	2,082	
0,05	22,946	538,623	73,800	5,800	33,091	22,039	48,179	16,858	0,092	0,219	13,975	-1,642	2,017	
0,10	20,801	547,983	68,979	5,490	31,702	20,204	43,480	16,800	0,086	0,195	13,632	-1,341	1,901	
0,15	19,071	550,705	64,932	5,244	30,578	18,714	39,645	16,879	0,081	0,176	13,316	-1,053	1,777	
0,20	17,570	549,570	61,284	5,031	29,579	17,418	36,332	17,021	0,076	0,161	13,015	-0,771	1,648	
0,25	16,216	545,615	57,928	4,854	28,724	16,314	33,504	17,229	0,072	0,147	12,726	-0,492	1,518	
0,30	14,979	539,341	54,709	4,681	27,873	15,287	30,940	17,431	0,067	0,136	12,442	-0,214	1,387	
0,35	13,825	530,940	51,650	4,535	27,124	14,410	28,757	17,668	0,063	0,126	12,166	0,062	1,255	
0,40	12,744	520,452	48,670	4,398	26,398	13,622	26,845	17,897	0,059	0,118	11,894	0,338	1,122	
0,45	11,723	507,771	45,756	4,273	25,707	12,938	25,228	18,115	0,055	0,112	11,627	0,615	0,990	
0,50	10,756	492,637	42,889	4,161	25,055	12,365	23,921	18,313	0,051	0,107	11,364	0,891	0,857	
0,55	9,840	474,563	40,044	4,059	24,432	11,911	22,942	18,472	0,047	0,104	11,105	1,167	0,725	
0,60	8,975	452,650	37,191	3,965	23,826	11,587	22,327	18,561	0,044	0,102	10,851	1,444	0,593	
0,65	8,168	425,175	34,318	3,886	23,262	11,451	22,199	18,547	0,040	0,104	10,603	1,721	0,461	
0,70	7,440	388,000	31,424	3,836	22,803	11,640	22,843	18,360	0,037	0,109	10,367	1,997	0,329	
0,75	6,804	329,405	29,270	4,028	23,461	13,104	25,977	18,241	0,034	0,126	10,186	2,263	0,189	
0,80	5,770	297,005	33,103	5,644	30,837	18,812	35,982	22,052	0,035	0,157	10,226	2,459	0,002	
0,85	4,922	289,862	37,727	7,465	39,139	24,793	46,267	26,545	0,038	0,181	10,307	2,576	-0,240	
0,90	4,316	285,543	42,000	9,235	47,185	30,613	56,340	30,731	0,041	0,201	10,394	2,647	-0,513	
0,95	3,878	282,044	46,074	10,986	55,127	36,392	66,421	34,714	0,045	0,220	10,489	2,687	-0,808	
1,00	3,570	278,898	50,060	12,739	63,081	42,208	76,650	38,573	0,048	0,239	10,593	2,699	-1,121	

Os dados da Tabela 49 mostram que a otimização pelo método NBI-GRA foi eficaz em otimizar simultaneamente as rugosidades, a taxa de remoção de material, o desvio dimensional e a potência. Quando o peso favoreceu a MRR, as rugosidades sofrem um aumento juntamente com a potência, o que era de se esperar. Quando a potência é favorecida há diminuição na MRR. Esse comportamento das funções vai de encontro com a correlação entre elas.

A partir dos resultados da otimização (Tabela 49) foram calculados os custos para as diferentes modalidades, tarifas, horários e bandeiras do sistema tarifário brasileiro e apresentados nas Tabela 50 e 51. Ao final foram obtidas a média e a variância do custo para serem incluídas na GRA para a escolha do melhor ponto da fronteira (Tabela 52).

Dessa maneira, além de levar em contas as 8 respostas otimizadas pelo NBI, a GRA considerará a influência do custo no processo LBM. O sentido de otimização tanto da média quanto da variância do custo é a minimização.

Tabela 50 – Arranjo cruzado para cálculo do custo para as soluções ótimas encontradas pelo método NBI-GRA.

H	HP	HP	HP	HP	HP	HP	HP	HP	HP
B	VD	VD	VD	AM	AM	AM	VM	VM	VM
M	C	SV	SA	C	SV	SA	C	SV	SA
T	0,32	1,17	0,45	0,35	2	0,47	0,37	1,22	0,5
1	214,16	783,25	298,56	230,83	1333,20	315,23	244,16	813,25	335,22
2	172,29	630,12	240,19	185,70	1072,54	253,59	196,42	654,25	269,68
3	151,27	553,24	210,88	163,04	941,68	222,65	172,46	574,42	236,78
4	143,86	526,15	200,56	155,06	895,59	211,75	164,01	546,30	225,19
5	186,12	680,69	259,47	200,60	1158,63	273,95	212,19	706,76	291,33
6	429,91	1572,32	599,34	463,37	2676,31	632,79	490,13	1632,54	672,94
7	88,67	324,30	123,62	95,57	552,00	130,52	101,09	336,72	138,80
8	134,89	493,34	188,05	145,39	839,73	198,55	153,78	512,23	211,14
9	128,37	469,47	178,95	138,36	799,11	188,94	146,35	487,45	200,93
10	94,25	344,70	131,39	101,58	586,73	138,73	107,45	357,90	147,53
11	1705,52	6237,60	2377,65	1838,24	10617,26	2510,37	1944,41	6476,49	2669,63
12	314,78	1151,23	438,83	339,27	1959,56	463,32	358,87	1195,32	492,72
13	76,94	281,38	107,26	82,92	478,95	113,24	87,71	292,16	120,43
14	142,96	522,85	199,30	154,09	889,97	210,43	162,99	542,88	223,78
15	507,65	1856,64	707,72	547,16	3160,27	747,22	578,76	1927,75	794,63
16	6225,25	22767,58	8678,57	6709,67	38753,59	9162,99	7097,21	23639,54	9744,30
17	7061,07	25824,44	9843,79	7610,54	43956,81	10393,25	8050,11	26813,48	11052,61
18	7346,24	26867,40	10241,34	7917,90	45732,06	10813,00	8375,22	27896,38	11498,98
19	7568,58	27680,55	10551,30	8157,54	47116,16	11140,26	8628,70	28740,68	11847,01
20	7780,83	28456,79	10847,19	8386,30	48437,44	11452,66	8870,68	29546,65	12179,23
21	7996,68	29246,22	11148,10	8618,95	49781,15	11770,37	9116,76	30366,31	12517,10

A partir dos resultados obtidos pela otimização dos fatores pelo método NBI é necessário encontrar, entre os 21 pontos da fronteira de Pareto, o mais adequado para a otimização do processo. A escolha desse ponto será feita pela GRA, utilizada aqui em combinação com o método NBI que otimiza um problema de forma contínua. A função da GRA será fazer a escolha (discreta) de um ponto, dentre os 21 gerados pelo NBI. Para essa análise utilizou-se dos valores das respostas encontradas pelo método NBI para o cálculo dos GRGs, o ponto que apresentar maior GRG será o escolhido pela GRA. Os resultados são apresentados a seguir.

Tabela 51 – Arranjo cruzado para cálculo do custo para as soluções ótimas encontradas pelo método NBI-GRA - continuação.

H	HFP								
B	VD	VD	VD	AM	AM	AM	VM	VM	VM
M	C	SV	SA	C	SV	SA	C	SV	SA
T	0,32	0,31	0,31	0,35	0,33	0,33	0,37	0,35	0,36
1	214,16	206,49	206,49	230,83	223,15	223,15	244,16	236,49	243,15
2	172,29	166,12	166,12	185,70	179,52	179,52	196,42	190,25	195,61
3	151,27	145,85	145,85	163,04	157,62	157,62	172,46	167,04	171,75
4	143,86	138,71	138,71	155,06	149,90	149,90	164,01	158,86	163,34
5	186,12	179,45	179,45	200,60	193,93	193,93	212,19	205,52	211,31
6	429,91	414,51	414,51	463,37	447,97	447,97	490,13	474,73	488,11
7	88,67	85,49	85,49	95,57	92,40	92,40	101,09	97,92	100,68
8	134,89	130,06	130,06	145,39	140,55	140,55	153,78	148,95	153,15
9	128,37	123,77	123,77	138,36	133,76	133,76	146,35	141,75	145,74
10	94,25	90,87	90,87	101,58	98,21	98,21	107,45	104,07	107,01
11	1705,52	1644,42	1644,42	1838,24	1777,13	1777,13	1944,41	1883,31	1936,39
12	314,78	303,50	303,50	339,27	327,99	327,99	358,87	347,59	357,39
13	76,94	74,18	74,18	82,92	80,17	80,17	87,71	84,96	87,35
14	142,96	137,84	137,84	154,09	148,96	148,96	162,99	157,86	162,31
15	507,65	489,47	489,47	547,16	528,97	528,97	578,76	560,57	576,38
16	6225,25	6002,22	6002,22	6709,67	6486,64	6486,64	7097,21	6874,18	7067,95
17	7061,07	6808,10	6808,10	7610,54	7357,56	7357,56	8050,11	7797,14	8016,92
18	7346,24	7083,05	7083,05	7917,90	7654,71	7654,71	8375,22	8112,03	8340,70
19	7568,58	7297,42	7297,42	8157,54	7886,38	7886,38	8628,70	8357,55	8593,13
20	7780,83	7502,07	7502,07	8386,30	8107,54	8107,54	8870,68	8591,92	8834,11
21	7996,68	7710,18	7710,18	8618,95	8332,45	8332,45	9116,76	8830,27	9079,18

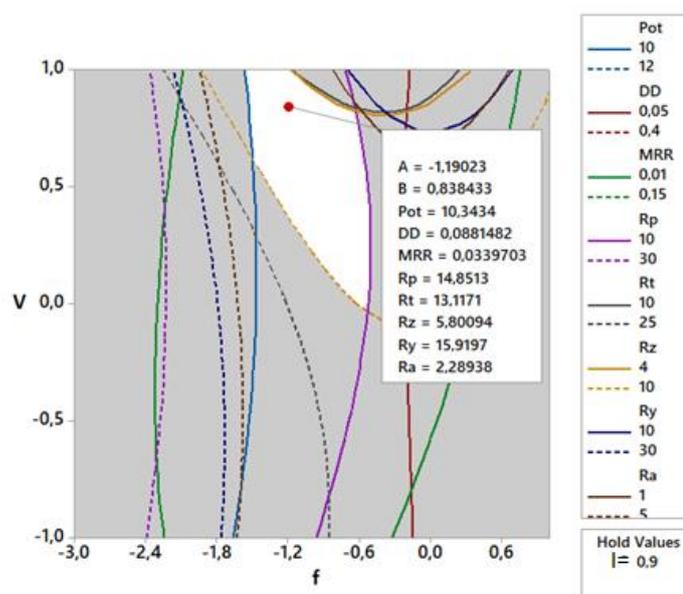


Figura 28 – Gráfico de contorno para as funções objetivas das respostas originais e ponto de ótimo.

Tabela 52 – Média e variância do custo para os pontos de ótimo da fronteira de Pareto.

Exp	μK	$\sigma^2 K$
1	366,44	9,14E+04
2	294,80	5,91E+04
3	258,83	4,56E+04
4	246,16	4,12E+04
5	318,46	6,90E+04
6	735,60	3,68E+05
7	151,72	1,57E+04
8	230,80	3,63E+04
9	219,64	3,28E+04
10	161,27	1,77E+04
11	2918,23	5,80E+06
12	538,60	1,97E+05
13	131,64	1,18E+04
14	244,61	4,07E+04
15	868,62	5,14E+05
16	10651,70	7,72E+07
17	12081,84	9,93E+07
18	12569,79	1,08E+08
19	12950,22	1,14E+08
20	13313,38	1,21E+08
21	13682,71	1,27E+08

Tabela 53 – Normalização das respostas originais para o método NBI-GRA.

Exp	Ra	Ry	Rz	Rt	Rp	MRR	DD	Pot	μK	$\sigma^2 K$
1	0,800	0,764	0,632	0,463	1,000	1,000	0,000	0,000	0,983	0,999
2	0,779	0,745	0,656	0,523	0,963	0,986	0,216	0,095	0,988	1,000
3	0,814	0,779	0,715	0,609	0,966	0,897	0,376	0,177	0,991	1,000
4	0,842	0,807	0,764	0,680	0,962	0,810	0,503	0,253	0,992	1,000
5	0,866	0,832	0,806	0,740	0,956	0,727	0,609	0,325	0,986	1,000
6	0,886	0,853	0,842	0,792	0,947	0,647	0,698	0,394	0,955	0,997
7	0,905	0,874	0,875	0,839	0,938	0,569	0,775	0,461	0,999	1,000
8	0,921	0,893	0,904	0,880	0,927	0,495	0,840	0,527	0,993	1,000
9	0,937	0,911	0,929	0,915	0,917	0,424	0,895	0,592	0,994	1,000
10	0,951	0,928	0,952	0,944	0,907	0,356	0,939	0,656	0,998	1,000
11	0,964	0,944	0,970	0,968	0,898	0,291	0,971	0,719	0,794	0,954
12	0,975	0,960	0,985	0,986	0,891	0,228	0,992	0,781	0,970	0,999
13	0,985	0,975	0,996	0,998	0,887	0,168	1,000	0,841	1,000	1,000
14	0,994	0,989	1,000	1,000	0,888	0,110	0,990	0,900	0,992	1,000
15	1,000	1,000	0,994	0,988	0,896	0,053	0,953	0,957	0,946	0,996
16	0,978	0,984	0,946	0,931	0,902	0,000	0,842	1,000	0,224	0,392
17	0,797	0,801	0,761	0,747	0,733	0,028	0,634	0,990	0,118	0,218
18	0,592	0,594	0,566	0,558	0,533	0,080	0,475	0,971	0,082	0,150
19	0,394	0,395	0,377	0,373	0,348	0,131	0,336	0,950	0,054	0,102
20	0,197	0,197	0,189	0,188	0,171	0,184	0,208	0,928	0,027	0,047
21	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,241	0,083	0,903	0,000	0,000

Tabela 54 – Cálculo das sequências de desvio para o método NBI-GRA.

Exp	$\Delta 0i(Ra)$	$\Delta 0i(Ry)$	$\Delta 0i(Rz)$	$\Delta 0i(Rt)$	$\Delta 0i(Rp)$	$\Delta 0i(MRR)$	$\Delta 0i(DD)$	$\Delta 0i(Pot)$	$\Delta 0i(\mu K)$	$\Delta 0i(\sigma^2 K)$
1	0,200	0,236	0,368	0,537	0,000	0,000	1,000	1,000	0,017	0,001
2	0,221	0,255	0,344	0,477	0,037	0,014	0,784	0,905	0,012	0,000
3	0,186	0,221	0,285	0,391	0,034	0,103	0,624	0,823	0,009	0,000
4	0,158	0,193	0,236	0,320	0,038	0,190	0,497	0,747	0,008	0,000
5	0,134	0,168	0,194	0,260	0,044	0,273	0,391	0,675	0,014	0,000
6	0,114	0,147	0,158	0,208	0,053	0,353	0,302	0,606	0,045	0,003
7	0,095	0,126	0,125	0,161	0,062	0,431	0,225	0,539	0,001	0,000
8	0,079	0,107	0,096	0,120	0,073	0,505	0,160	0,473	0,007	0,000
9	0,063	0,089	0,071	0,085	0,083	0,576	0,105	0,408	0,006	0,000
10	0,049	0,072	0,048	0,056	0,093	0,644	0,061	0,344	0,002	0,000
11	0,036	0,056	0,030	0,032	0,102	0,709	0,029	0,281	0,206	0,046
12	0,025	0,040	0,015	0,014	0,109	0,772	0,008	0,219	0,030	0,001
13	0,015	0,025	0,004	0,002	0,113	0,832	0,000	0,159	0,000	0,000
14	0,006	0,011	0,000	0,000	0,112	0,890	0,010	0,100	0,008	0,000
15	0,000	0,000	0,006	0,012	0,104	0,947	0,047	0,043	0,054	0,004
16	0,022	0,016	0,054	0,069	0,098	1,000	0,158	0,000	0,776	0,608
17	0,203	0,199	0,239	0,253	0,267	0,972	0,366	0,010	0,882	0,782
18	0,408	0,406	0,434	0,442	0,467	0,920	0,525	0,029	0,918	0,850
19	0,606	0,605	0,623	0,627	0,652	0,869	0,664	0,050	0,946	0,898
20	0,803	0,803	0,811	0,812	0,829	0,816	0,792	0,072	0,973	0,953
21	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	0,759	0,917	0,097	1,000	1,000

Tabela 55 – Cálculo dos coeficientes Grey para o método NBI-GRA.

Exp	ξRa	ξRy	ξRz	ξRt	ξRp	ξMRR	ξDD	ξPot	$\xi \mu K$	$\xi \sigma^2 K$
1	0,714	0,679	0,576	0,482	1,000	1,000	0,333	0,333	0,967	0,999
2	0,694	0,662	0,592	0,512	0,931	0,974	0,390	0,356	0,976	0,999
3	0,729	0,694	0,637	0,561	0,936	0,829	0,445	0,378	0,982	0,999
4	0,760	0,721	0,679	0,609	0,929	0,725	0,501	0,401	0,983	1,000
5	0,788	0,748	0,720	0,658	0,919	0,647	0,561	0,425	0,973	0,999
6	0,814	0,773	0,760	0,707	0,903	0,586	0,624	0,452	0,918	0,994
7	0,840	0,799	0,800	0,757	0,889	0,537	0,690	0,481	0,997	1,000
8	0,864	0,823	0,839	0,806	0,873	0,498	0,758	0,514	0,986	1,000
9	0,888	0,849	0,876	0,854	0,857	0,465	0,826	0,551	0,987	1,000
10	0,911	0,874	0,912	0,900	0,844	0,437	0,891	0,592	0,996	1,000
11	0,932	0,899	0,944	0,941	0,831	0,414	0,946	0,640	0,709	0,916
12	0,952	0,925	0,971	0,973	0,822	0,393	0,985	0,695	0,943	0,997
13	0,972	0,952	0,991	0,995	0,816	0,375	1,000	0,759	1,000	1,000
14	0,989	0,978	1,000	1,000	0,817	0,360	0,980	0,834	0,984	1,000
15	1,000	1,000	0,988	0,977	0,828	0,346	0,913	0,920	0,902	0,992
16	0,959	0,968	0,903	0,878	0,836	0,333	0,759	1,000	0,392	0,451
17	0,711	0,715	0,676	0,664	0,652	0,340	0,577	0,981	0,362	0,390
18	0,551	0,552	0,535	0,531	0,517	0,352	0,488	0,946	0,353	0,370
19	0,452	0,452	0,445	0,444	0,434	0,365	0,430	0,910	0,346	0,358
20	0,384	0,384	0,381	0,381	0,376	0,380	0,387	0,874	0,340	0,344
21	0,333	0,333	0,333	0,333	0,333	0,397	0,353	0,838	0,333	0,333

Tabela 56 – Cálculo dos GRGs para o método NBI-GRA.

Exp	Y	Rank
1	0,645	16
2	0,650	15
3	0,665	14
4	0,683	13
5	0,703	12
6	0,724	11
7	0,748	10
8	0,773	9
9	0,799	7
10	0,825	6
11	0,841	5
12	0,870	4
13	0,886	3
14	0,894	1
15	0,888	2
16	0,785	8
17	0,628	17
18	0,533	18
19	0,472	19
20	0,428	20
21	0,394	21

O método NBI-GRA encontrou a melhor combinação de parâmetros de entrada que otimiza simultaneamente todas as respostas para o processo de usinagem a laser. Essa combinação é dada por $f = 8,2$ kHz; $V = 425,2$ mm/s e $I = 34,3$ %.

Uma vez que as funções objetivo foram linearmente separadas, eixos independentes e bem definidos foram otimizados pelo método NBI-GRA, conduzindo todas as respostas para valores próximos aos seus alvos, sem desrespeitar as restrições pré-estabelecidas. A Figura 28 mostra o ponto de ótimo que está dentro da região viável definida para os níveis de parâmetros desse processo.

6. Conclusões

A principal contribuição desse trabalho consistiu no desenvolvimento do método NBI-GRA para a otimização do processo de usinagem a laser de uma liga de alumínio de AA1050.

Este método permite que grandes grupos de superfícies de resposta correlacionadas sejam otimizados simultaneamente aplicando-se o Método de Interseção Normal à Fronteira às funções objetivo. Além de permitir a redução de dimensionalidade do problema original empregando-se apenas dois eixos fatoriais independentes para uma Fronteira de Pareto, o método permite também a inclusão de um terceiro grupo de superfícies de resposta, também representado por fator, na forma de uma restrição não-linear multivariada. A otimização das superfícies de respostas de um processo de usinagem a laser da liga de alumínio AA1050, foi utilizada como aplicação prática para desenvolver os passos do método proposto.

Sendo assim, os resultados preliminares indicam que o método NBI-GRA, além de considerar a dimensionalidade do problema de otimização e os alvos estabelecidos para as funções objetivo, contribuiu para a formação de fronteiras equiespaçadas e sem inversão dos sinais de correlação das respostas originais, conduzindo todas as respostas para valores próximos aos seus alvos, sem desrespeitar as restrições pré-estabelecidas.

Adicionalmente, a partir dos resultados apresentados no Capítulo 5, podem ser estabelecidas as seguintes considerações:

- a) O processo de usinagem a laser foi estudado e os parâmetros mais influentes foram otimizados através da metodologia proposta. Todos os modelos matemáticos analisados pela Metodologia de Superfície de Resposta, tanto para as funções das respostas otimizadas, quanto para os fatores se mostraram como expressões confiáveis para a análise e otimização do processo analisado. Os resultados estatísticos para estas funções apresentaram um nível de confiança superior a 90% para todos os modelos.
- b) A análise do comportamento do processo LBM analisado, sob o ponto de vista dos efeitos principais e efeitos das interações entre os parâmetros, além de esclarecer informações relevantes para um adequado controle do processo no que se refere à eficiência técnica do processo, permitiu visualizar os conflitos de interesse existente entre as múltiplas variáveis. Todos os parâmetros de processo foram significativos. No entanto, como os seus níveis de influência foram diferentes entre as respostas,

com pontos de ótimo individuais levando a configurações distintas do processo, comprovou-se a necessidade de sua otimização multiobjetivo;

- c) O conjunto de soluções ótimas da fronteira de Pareto obtidos pelo método NBI-GRA biobjetivo, assim como a qualidade da fronteira de Pareto gerada, são mais eficientes quando as funções objetivo são linearmente separáveis (definidas por clusters diferentes), de forma que as funções objetivo que compõem os eixos da fronteira também sejam linearmente separáveis.
- d) O custo foi estimado para as diferentes modalidades, horários, tarifas e bandeira do sistema elétrico brasileiro possibilitando assim a escolha da melhor opção para se investir no processo LBM.

6.1. Contribuições do trabalho

A principal contribuição desta pesquisa refere-se à seleção das funções correlacionadas que integram os eixos da fronteira de Pareto. Na metodologia proposta, um arranjo de Taguchi pode ser otimizado continuamente pelo método NBI a partir da transformação em superfície de resposta. A dimensionalidade do problema foi reduzida através da aplicação da análise fatorial sobre as respostas (e SNR das respostas). A separação em fatores juntamente com a análise hierárquica de cluster assegura que os grupos de funções formados sejam linearmente separáveis, o que viabiliza a representação de cada grupo por escores de fatores distintos com a mínima sobreposição possível. Essa metodologia melhora a qualidade dos pontos ótimos obtidos pelo método NBI-GRA.

O método NBI-GRA apresentou uma nova abordagem para a GRA, utilizada aqui para a escolha do melhor ponto da fronteira de Pareto. A GRA é uma técnica de otimização multiobjetivo discreta, que vem assistir o NBI utilizado em processos contínuos. Foi gerada uma planilha em Excel® para o cálculo da GRA.

Ao longo do desenvolvimento dessa pesquisa, alguns dos resultados aqui discutidos, juntamente com outras aplicações e trabalhos paralelos realizados dentro da linha de pesquisa “Modelagem e Otimização”, puderam ser convertidos em publicações de artigos em periódicos e anais de congressos, de caráter nacional e internacional e de relevância significativa nas respectivas áreas de atuação. Assim, estas publicações, que se encontram ao final deste documento, também se mostram como uma importante contribuição do presente trabalho.

REFERÊNCIAS

- AALAE, B.; ABDERRAHMANE, H.; GAEL, M.; OLIVEIR, B. . Multicriteria shape design of an aerosol can. **Journal of Computational Design and Engineering**, v. 2(3), p. 165–175, 2015.
- ADALARASAN, R.; SANTHANAKUMAR, M.; SHANMUGA SUNDARAM, A. Optimization of weld characteristics of friction welded AA 6061-AA 6351 joints using grey-principal component analysis (G-PCA). **Journal of Mechanical Science and Technology**, v. 28, n. 1, p. 301–307, 2014.
- AGHAEI, J. et al. Multiobjective generation expansion planning considering power system adequacy. **Electric Power Systems Research**, v. 102, p. 8–19, 2013.
- AHMADI, A. et al. Evaluating the effectiveness of normal boundary intersection method for short-term environmental/economic hydrothermal self-scheduling. **Electric Power Systems Research**, v. 123, p. 192–204, 2015.
- ALAHMARI, A. M.; AHMED, N.; DARWISH, S. Laser beam micro-machining under water immersion. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 83, n. 9–12, p. 1671–1681, 2016.
- ANTIL, P.; SINGH, S.; MANNA, A. Electrochemical Discharge Drilling of SiC Reinforced Polymer Matrix Composite Using Taguchi's Grey Relational Analysis. **Arabian Journal for Science and Engineering**, v. 43, n. 3, p. 1257–1266, 2018.
- ANTONY, J. Taguchi or classical design of experiments: A perspective from a practitioner. . **Sensor Review**, v. 26, n. 3, p. 227–230, 2006.
- ANTONY, J.; CAPON, N. Teaching experimental design techniques to industrial engineers. **International Journal of Engineering Education**, v. 14, n. 5, p. 335–343, 1998.
- BARIL, C.; YACOUT, S.; CLÉMENT, B. Design for Six Sigma through collaborative multiobjective optimization. **Computers and Industrial Engineering**, v. 60, p. 43–55, 2011.
- BELINATO, G. et al. **OTIMIZAÇÃO DO PROCESSAMENTO LASER NO AÇO AISI 314S ATRAVÉS DOS MÉTODOS PCA E NBI**. 13 Congresso Ibero-Americano de Engenharia Mecânica. **Anais...2017**
- BRAGANÇA, I. M. F. et al. Experimental study of micro electrical discharge machining discharges. **Journal of Applied Physics**, v. 113, n. 23, p. 233301, 2013.
- BRITO, T. G. et al. 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, 2014.
- CAMPANELLI, S. L. et al. Experimental analysis of the laser milling process parameters. **Journal of Materials Processing Technology**, v. 191, n. 1–3, p. 220–223, 2007.
- CAMPANELLI, S. L. et al. An artificial neural network approach for the control of the laser milling process. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 66, n. 9–12, p. 1777–1784, 2013.
- CEMIG. **Valores de Tarifas e serviços**.
- CHEN, F. et al. Multi-performance optimization of small-scale resistance spot welding process parameters for joining of Ti-1Al-1Mn thin foils using hybrid approach. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 89, n. 9–12, p. 3641–3650, 2017.
- CHEN, S. et al. Multi-Objective Optimization of Vehicle Sound Package in Middle Frequency Using Gray Relational Analysis Coupled with Principal Component Analysis. **Fluctuation and Noise Letters**, v. 14, n. 01, p. 1550010, 2015.
- CHINNAIYAN, P.; JEEVANANTHAM, A. K. Multi-objective optimization of single point incremental sheet forming of AA5052 using Taguchi based grey relational analysis coupled with principal component analysis. **International Journal of Precision Engineering and Manufacturing**, v. 15, n. 11, p. 2309–2316, 2014.
- COSTA, D. M. D. et al. A normal boundary intersection with multivariate mean square error approach for dry end

- milling process optimization of the AISI 1045 steel. **Journal of Cleaner Production**, 2015.
- COSTA, D. M. D. et al. Normal boundary intersection method based on principal components and Taguchi's signal-to-noise ratio applied to the multiobjective optimization of 12L14 free machining steel turning process. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, 2016a.
- COSTA, D. M. D. et al. 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**, 2016b.
- DARWISH, S. et al. A comparison of laser beam machining of micro-channels under dry and wet mediums. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 83, n. 9–12, p. 1539–1555, 2016.
- DARWISH, S. et al. A study of micro-channel size and spatter dispersion for laser beam micro-milling. **Materials and Manufacturing Processes**, v. 32, n. 2, p. 171–184, 2017.
- DAS, I.; DENNIS, J. E. Normal-Boundary Intersection: A New Method for Generating the Pareto Surface in Nonlinear Multicriteria Optimization Problems. **SIAM Journal on Optimization**, v. 8, n. 3, p. 631–657, 1998.
- DATTA, S.; NANDI, G.; BANDYOPADHYAY, A. Application of entropy measurement technique in grey based Taguchi method for solution of correlated multiple response optimization problems: A case study in welding. **Journal of Manufacturing Systems**, v. 28, n. 2–3, p. 55–63, 2009.
- DE, P. D. E. P. E. M. E. et al. Método Nbi -Eqmm Com Restrições Processo De Torneamento Duro Multivariadas Para Otimização Do. 2017.
- DEEPANRAJ, B.; SIVASUBRAMANIAN, V.; JAYARAJ, S. Multi-response optimization of process parameters in biogas production from food waste using Taguchi – Grey relational analysis. **Energy Conversion and Management**, v. 141, p. 429–438, 2017.
- DERRINGER, G. C. A Balancing Act: Optimizing a Product's Properties. **Quality Progress**, v. 27, n. 6, p. 51–58, 1994.
- DERRINGER, G.; SUICH, R. Simultaneous Optimization of Several Response Variables. **Journal of Quality Technology**, v. 12, n. 4, p. 214–219, 1980.
- DHARA, S. K.; KUAR, A. S.; MITRA, S. An artificial neural network approach on parametric optimization of laser micro-machining of die-steel. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 39, n. 1–2, p. 39–46, 2008.
- DOS SANTOS, T. et al. Experimental procedure and simplified modeling for the high strain-rate and transient hardness evolution of aluminum AA1050. **Mechanics of Materials**, v. 122, n. March, p. 42–57, 2018.
- DUBEY, A. K.; YADAVA, V. 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**, v. 46, n. 2, p. 124–132, 2008a.
- DUBEY, A. K.; YADAVA, V. Laser beam machining-A review. **International Journal of Machine Tools and Manufacture**, v. 48, n. 6, p. 609–628, 2008b.
- DUBEY, A.; YADAVA, V. Robust parameter design and multi-objective optimization of laser beam cutting for aluminium alloy sheet. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 38, p. 268–277, 2008c.
- DUTTA MAJUMDAR, J.; MANNA, I. Laser processing of materials. **Sadhana**, v. 28, n. 3–4, p. 495–562, 2003.
- GANESAN, T.; VASANT, P.; ELAMVAZUTHI, I. Normal-boundary intersection based parametric multi-objective optimization of green sand mould system. **Journal of Manufacturing Systems**, v. 32, n. 1, p. 197–205, 2013.
- GAUTAM, G. D.; PANDEY, A. K. Pulsed Nd:YAG laser beam drilling: A review. **Optics and Laser Technology**, v. 100, p. 183–215, 2018a.

- GAUTAM, G. D.; PANDEY, A. K. Teaching learning algorithm based optimization of kerf deviations in pulsed Nd:YAG laser cutting of Kevlar-29 composite laminates. **Infrared Physics and Technology**, v. 89, p. 203–217, 2018b.
- GENNA, S. et al. Study of fibre laser machining of C45 steel: Influence of process parameters on material removal rate and roughness. **International Journal of Material Forming**, v. 3, n. SUPPL. 1, p. 1115–1118, 2010.
- GHOSAL, A.; MANNA, A. Optics & Laser Technology Response surface method based optimization of ytterbium fiber laser parameter during machining of Al / Al₂O₃-MMC. **Optics and Laser Technology**, v. 46, p. 67–76, 2013.
- GOMES, J. H. F. **Método dos polinômios canônicos de misturas para otimização multi-objetivo**. Itajubá, Minas Gerais, Brazil: Tese de Doutorado - Programa de Pós Graduação em Engenharia de Produção - Universidade Federal de Itajubá, 2013.
- GUARINO, S. et al. Laser milling of yttria-stabilized zirconia by using a Q-switched Yb:YAG fiber laser: experimental analysis. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 94, n. 1–4, p. 1373–1385, 2018.
- HARRINGTON, E. C. The Desirability Function. **Industrial Quality Control**, n. 2, p. 494–498, 1965.
- HOSSAIN, A. et al. A Fuzzy Logic-Based Prediction Model for Kerf Width in Laser Beam Machining. **Materials and Manufacturing Processes**, v. 31, n. 5, p. 679–684, 2016.
- ISLAM, M. N.; PRAMANIK, A. Comparison of Design of Experiments via Traditional and Taguchi Method. **Journal of Advanced Manufacturing Systems**, v. 15, n. 03, p. 151–160, 2016.
- JAGADISH; RAY, A. Optimization of process parameters of green electrical discharge machining using principal component analysis (PCA). **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 87, n. 5–8, p. 1299–1311, 2016.
- JIA, Z.; IERAPETRITOU, M. G. Generate Pareto optimal solutions of scheduling problems using normal boundary intersection technique. **Computers and Chemical Engineering**, v. 31, p. 268–280, 2007.
- KASMAN, Ş.; ETEM SAKLAKOGLU, I. Determination of process parameters in the laser micromilling application using Taguchi method: A case study for AISI H13 tool steel. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 58, n. 1–4, p. 201–209, 2012.
- KAUSHIK, N.; SINGHAL, S. Wear conduct of aluminum matrix composites: A parametric strategy using Taguchi based GRA integrated with weight method. **Cogent Engineering**, v. 5, n. 1, p. 1–17, 2018.
- KHADEMI, A. et al. The Best Location for Speed Bump Installation Using Taguchi and Classical Design of Experiments. **Quality Engineering**, v. 26, n. October, p. 392–403, 2014.
- KIBRIA, G.; DOLOI, B.; BHATTACHARYYA, B. Experimental investigation and multi-objective optimization of Nd:YAG laser micro-turning process of alumina ceramic using orthogonal array and grey relational analysis. **Optics and Laser Technology**, v. 48, p. 16–27, 2013.
- KO, Y.; KIM, K.; JUN, C. A New Loss Function-Based Method for Multiresponse Optimization. **Journal of Quality Technology**, v. 37, n. 1, p. 50–59, 2005.
- KULTUREL-KONAK, S.; SMITH, A. E.; NORMAN, B. A. Multi-objective tabu search using a multinomial probability mass function. **European Journal of Operational Research**, v. 169, p. 918–931, 2006.
- KUMAR, P.; KUMAR, A. Geometrical quality evaluation in laser cutting of Inconel-718 sheet by using Taguchi based regression analysis and particle swarm optimization. **Infrared Physics and Technology**, v. 89, p. 369–380, 2018.
- KUO, Y.; YANG, T.; HUANG, G. W. The use of grey relational analysis in solving multiple attribute decision-making problems. **Computers and Industrial Engineering**, v. 55, n. 1, p. 80–93, 2008.
- LAXMAN, J.; RAJ, K. G. Mathematical modeling and analysis of EDM process parameters based on Taguchi design of experiments. **Journal of Physics: Conference Series**, v. 662, n. 1, 2015.
- LEME, R. C. et al. Design of experiments applied to environmental variables analysis in electricity utilities efficiency: The Brazilian case. **Energy Economics**, v. 45, p. 111–119, 2014.

- MARCONI, M.; LAKATOS, E. **Fundamentos de metodologia científica**. 5. ed. São Paulo: [s.n.].
- MARLER, R. T.; ARORA, J. S. Survey of multi-objective optimization methods for engineering. **Structural and Multidisciplinary Optimization**, v. 26, p. 369–395, 2004.
- MATHEW, J. et al. Parametric studies on pulsed Nd:YAG laser cutting of carbon fibre reinforced plastic composites. **Journal of Materials Processing Technology**, v. 89–90, p. 198–203, 1999.
- MEIJER, J. Laser beam machining (LBM), state of the art and new opportunities. **Journal of Materials Processing Technology**, v. 149, n. 1–3, p. 2–17, 2004.
- MISHRA, S.; YADAVA, V. Modeling and optimization of laser beam percussion drilling of thin aluminum sheet. **Optics and Laser Technology**, v. 48, p. 461–474, 2013.
- MONTGOMERY, D. **Design and Analysis of Experiments**. 7. ed. New York: John Wiley & Sons, 2009.
- MONTGOMERY, D. C. **Design and Analysis of Experiments Eighth Edition**. 8. ed. [s.l.] John Wiley & Sons, Inc., 2013.
- MYERS, R. H.; MONTGOMERY, D. C.; ANDERSON-COOK, C. M. Response Surface Methodology. **Wiley**, n. 3, p. 1–1247, 2009.
- PAIVA, A. P. et al. A multivariate mean square error optimization of AISI 52100 hardened steel turning. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 43, n. 7–8, p. 631–643, 2009.
- PAIVA, A. P.; FERREIRA, J. R.; BALESTRASSI, P. A multivariate hybrid approach applied to AISI 52100 hardened steel turning optimization. **Journal of Materials Processing Technology**, v. 189, p. 26–35, 2007.
- PAIVA, A. P. DE. **Metodologia de Superfície de Resposta e Análise de Componentes Principais em Otimização de Processos de Manufatura com Múltiplas Respostas Correlacionadas**. [s.l.] Tese de Doutorado - Programa de Pós Graduação em Engenharia Mecânica - Universidade Federal de Itajubá, 2006.
- PAIVA, E. J. **Erro Quadrático Médio Multivariado na otimização do torneamento do aço ABNT 52100 endurecido**. [s.l.] Tese de Doutorado - Programa de Pós Graduação em Engenharia Mecânica - Universidade Federal de Itajubá, 2012.
- PAN, L. K. et al. Optimizing multiple quality characteristics via Taguchi method-based Grey analysis. **Journal of Materials Processing Technology**, v. 182, n. 1–3, p. 107–116, 2007.
- PANDEY, A. K.; DUBEY, A. K. Taguchi based fuzzy logic optimization of multiple quality characteristics in laser cutting of Duralumin sheet. **Optics and Lasers in Engineering**, v. 50, n. 3, p. 328–335, 2012.
- PARANDOUSH, P.; HOSSAIN, A. A review of modeling and simulation of laser beam machining. **International Journal of Machine Tools and Manufacture**, v. 85, p. 135–145, 2014.
- PATEL, K. M.; PANDEY, P. M.; RAO, P. V. Optimisation of process parameters for multi-performance characteristics in EDM of Al 20 3 ceramic composite. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 47, n. 9–12, p. 1137–1147, 2010.
- PLANCK, M. Verh. Dtsch. Phys. Ges. Berlin 2, 237 (1900) 1. v. 237, n. 1967, p. 1–8, 1900.
- PORWAL, R. K.; YADAVA, V.; RAMKUMAR, J. Modelling and optimisation of Hole Drilling Electrical Discharge Micromachining process of Ti-6Al-4V thin sheet. **International Journal of Precision Technology**, v. 3, n. 2, p. 183–205, 2013.
- PRADHAN, M. K. Estimating the effect of process parameters on MRR, TWR and radial overcut of EDMed AISI D2 tool steel by RSM and GRA coupled with PCA. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 68, n. 1–4, p. 591–605, 2013.
- PRIYADARSHINI, M. et al. Multi Characteristics Optimization of Laser Drilling Process Parameter Using Grey Fuzzy Reasoning Method. **Materials Today: Proceedings**, v. 2, n. 4–5, p. 1518–1532, 2015.

- R.D. SCHAEFFER. **Fundamentals of Laser Micromachining**. Boca Raton FL: CRC Press, 2012.
- RANJAN, R.; MISHRA, A. Parametric Optimization of Laser Beam Micro-Grooving of Hydroxyapatite. **Arabian Journal for Science and Engineering**, v. 41, n. 11, p. 4607–4612, 2016.
- RAO, R. V.; KALYANKAR, V. D. Optimization of modern machining processes using advanced optimization techniques: a review. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, p. 1159–1188, 2014.
- RAO, S. S. **Engineering optimization: theory and practice**. 4. ed. New Jersey: John Wiley & Sons, 2009.
- RW, D. et al. Mechanical properties of aluminum tailor welded blanks at superplastic temperatures. **JMater Process Technol**, v. 128, p. 38–47, 2002.
- SAKIN, R. Investigation of bending fatigue-life of aluminum sheets based on rolling direction. **Alexandria Engineering Journal**, v. 57, n. 1, p. 121–130, 2018.
- SALGADO JÚNIOR, A. R. **Otimização de múltiplos duais correlacionados no processo de torneamento do aço de corte fácil ABNT 12L14**. [s.l.: s.n.].
- SANKAR, B. R. et al. Optimization of Milling Process on Jute Polyester Composite using Taguchi based Grey Relational Analysis Coupled with Principle Component Analysis. **Materials Today: Proceedings**, v. 2, n. 4–5, p. 2522–2531, 2015.
- SHARMA, A.; YADAVA, V. Modelling and optimization of cut quality during pulsed Nd:YAG laser cutting of thin Al-alloy sheet for straight profile. **Optics and Laser Technology**, v. 44, n. 1, p. 159–168, 2012.
- SOARES, R. B. et al. Comparison Between Cemented Carbide and PCD Tools on Machinability of a High Silicon Aluminum Alloy. **Journal of Materials Engineering and Performance**, v. 26, n. 9, p. 4638–4657, 2017.
- SRINIVASAN, L. et al. Application of GRA and TOPSIS Optimization Techniques in GTA Welding of 15CDV6 Aerospace Material. **Transactions of the Indian Institute of Metals**, v. 71, n. 2, p. 373–382, 2018.
- THORAT, S. R.; THAKUR, A. G. Optimization of Burnishing Parameters by Taguchi Based GRA Method of AA 6061 Aluminum Alloy. **Materials Today: Proceedings**, v. 5, n. 2, p. 7394–7403, 2018.
- UMER, U.; MOHAMMED, M. K.; AL-AHMARI, A. Multi-response optimization of machining parameters in micro milling of alumina ceramics using Nd:YAG laser. **Measurement: Journal of the International Measurement Confederation**, v. 95, p. 181–192, 2017.
- UNNIKRISHNA PILLAI, J. et al. Optimisation of multiple response characteristics on end milling of aluminium alloy using Taguchi-Grey relational approach. **Measurement: Journal of the International Measurement Confederation**, v. 124, n. April, p. 291–298, 2018.
- UY, M.; TELFORD, J. K. **Optimization by design of experiment techniques**. IEEE Aerospace Conference. **Anais...2009**
- VAN GYSEGHM, E. et al. Selection of reversed-phase liquid chromatographic columns with diverse selectivity towards the potential separation of impurities in drugs. **Journal of Chromatography A**, v. 1042, n. 1–2, p. 69–80, 2004.
- VASUDEVAN, H. et al. Optimization of Multi-Performance Characteristics in the Turning of GFRP(E) Composites using Principle Component Analysis combined with Grey Relational Analysis. **Materials Today: Proceedings**, v. 5, n. 2, p. 5955–5967, 2018.
- WEINGAERTNER WL, S. R. **Tecnologia de Usinagem do Alumínio e Suas Ligas: Tornerar, Fresar, Furar e Serra**. São Paulo: Alcan Alumino do Brasil, 1991.
- WU, F. C. Optimization of correlated multiple quality characteristics using desirability function. **Quality Engineering**, v. 17, n. 1, p. 119–126, 2005.
- XU, Z. et al. The influence of shot peening on the fatigue response of Ti-6Al-4V surfaces subject to different machining processes. **International Journal of Fatigue**, v. 111, n. December 2017, p. 196–207, 2018.

ZHOU, J.; REN, J.; YAO, C. Multi-objective optimization of multi-axis ball-end milling Inconel 718 via grey relational analysis coupled with RBF neural network and PSO algorithm. **Measurement: Journal of the International Measurement Confederation**, v. 102, p. 271–285, 2017.

Anexo I

Publicações

J Braz. Soc. Mech. Sci. Eng. (2017) 39:1663–1681
DOI 10.1007/s40430-016-0614-7



TECHNICAL PAPER

Weighted principal component analysis combined with Taguchi's signal-to-noise ratio to the multiobjective optimization of dry end milling process: a comparative study

Danielle M. D. Costa^{1,2} · Gabriela Belinato^{1,2} · Tarcísio G. Brito¹ · Anderson P. Paiva¹ · João R. Ferreira^{1,2} · Pedro P. Balestrassi¹

Received: 2 November 2015 / Accepted: 24 July 2016 / Published online: 5 August 2016
© The Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering 2016

Abstract The weighted principal component analysis (WPCA) method is a mathematical programming technique developed to optimize multiple correlated characteristics, considering the most significant principal components scores, weighted by their respective eigenvalues. This method has obtained noteworthy results, given that it reduces the data set and still considers the correlation between the responses. However, when multiple correlated characteristics also have conflicting objectives, maximizing or minimizing the WPCA can favor some variables and harm others. This paper proposes a hybrid approach able to standardize the optimization objectives of the original responses, reduce dimensions, and, at the same time, eliminate the correlation between the multiple responses.

This approach, called Weighted Principal Component Analysis combined with Taguchi's Signal-to-noise ratio (or WPCA-SNR), is based on Taguchi's signal-to-noise ratio and Principal Component Analysis weighted by their respective eigenvalues. Since most of the manufacturing processes present multiple correlated characteristics and conflicting objectives, a case study based in six quality characteristics of the dry end milling process of the AISI 1045 steel is here presented to illustrate the comparative performance of two approaches, WPCA and WPCA-SNR. Theoretical and experimental results indicate that the WPCA-SNR method has evidenced acceptable solutions for both objectives, indicating feasibility of the multiobjective optimization technique applied to this process. In this case, $f_z = 0.08$ mm/tooth, $a_p = 1.62$ mm, $V_c = 331$ m/min, and $a_e = 15.49$ mm are the optimal parameters for minimizing roughness and maximizing material removal rate, simultaneously.

Technical Editor: Márcio Bacci da Silva.

✉ Danielle M. D. Costa
danielle.costa@ifsulde Minas.edu.br

Gabriela Belinato
gabrielabelinato@gmail.com

Tarcísio G. Brito
engtarc.gb@ig.com.br

Anderson P. Paiva
andersonppaiva@unifei.edu.br

João R. Ferreira
jorofo@unifei.edu.br

Pedro P. Balestrassi
pedro@unifei.edu.br

¹ Institute of Production Engineering and Management, Federal University of Itajubá, Bps Avenue 1303, Itajubá, Minas Gerais 37500-188, Brazil

² Instituto Federal do Sul de Minas – Campus Pouso Alegre, Avenida Maria da Conceição Santos 900, Parque Real, Pouso Alegre, Minas Gerais 37550-000, Brazil

Keywords Weighted principal component analysis (WPCA) · Taguchi's signal-to-noise ratio (SNR) · Response surface methodology (RSM) · Multiobjective optimization · Correlated responses

1 Introduction

As with most machining processes, such as end milling, the multiple quality characteristics measured are highly correlated and with different optimization objectives. The relationship between roughness and material removal rate responses can be taken as one example; while roughness has to be minimized, removal rate has to be maximized. In these cases, the task is to find a vector of decision variables that satisfies, at the same time, more than one of the



Multivariate mean square error for the multiobjective optimization of AISI 52100 hardened steel turning with wiper ceramic inserts tool: a comparative study

P. H. S. Campos^{1,2} · G. Belinato² · T. I. Paula² · M. de Oliveira-Abans² · J. R. Ferreira² · A. P. Paiva² · P. P. Balestrassi²

Received: 20 October 2016 / Accepted: 17 June 2017 / Published online: 6 July 2017
 © The Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering 2017

Abstract This work aims at comparing the optimization of an AISI-52100-steel turning process with a wiper tool attained through the use of the weighted multivariate mean square error (MMSE) method and that obtained through the use of the MMSE. Both of these methods combine principal component analysis and response surface methodology, with the difference that the weighted approach allows the assignment of different degrees of importance to each response. Three input factors were considered: cutting speed (V_c), feed rate (f) and depth of cut (d). Six highly correlated output characteristics (process responses) were considered: tool life (T), cutting time (C_t), total turning cycle time (T_t), processing cost per piece (K_p), arithmetic mean roughness (R_a) and maximum peak to valley roughness (R_t). It should be kept in mind that the material removal rate was a constraint of the problem and not a dependent factor, as a means to guarantee the existence of a minimum productivity. The multiobjective optimization results have been validated experimentally. All models developed in this study, both for turning outputs and for principal component scores, are then suitable for predicting and controlling turning processes similar to that studied here.

Keywords Multi-objective optimization · Hardened steel turning · Multivariate mean square error · Weighted multivariate mean square error · Response surface methodology

1 Introduction

During the past few years, there has been a significant industrial interest in using dry machining. Due to its many advantages, such as the reduced cycle times, improved flexibility, reduced machine tool costs and the fact that it is environmentally friendly, dry machining has become a very popular finishing process. Hard turning is defined as the process of single point cutting of pieces that have hardness values over 45 HRC, more typically ranging from 52 to 65 HRC [1, 2]. The selection of the most appropriate machining settings is crucial for the turning process since it can improve cutting efficiency, produce high-quality products and reduce process costs [3]. An increasing number of papers have been developing mathematical models to analyze the machinability of hard turning process.

Optimization of multiple responses is essential for producing precision parts with low costs in turning operations. Taguchi methods and Response surface methodology have been widely employed for this kind of optimization problem. However, when there are correlated responses being analyzed, those methods can be inadequate. If the variance-covariance structure among the responses is not considered, the optimization may lead to unsatisfactory results [4, 5]. The presence of such correlation, according to [6], can influence the optimization results, since it can create errors in the regression coefficients and unbalance the mathematical models. If the correlation (variance-covariance) is left out of the analysis, the regression equations cannot rightly represent

Technical Editor: Márcio Bacci da Silva.

✉ P. P. Balestrassi
 ppbalestrassi@gmail.com

¹ CAPES Foundation, Ministry of Education of Brazil, Brasília, DF 70040-020, Brazil

² Institute of Industrial Engineering, Federal University of Itajubá, Itajubá, MG 37500-903, Brazil



RELAÇÃO ENTRE CUSTO DE ENERGIA E MODALIDADE TARIFÁRIA EM UM PROCESSO DE USINAGEM DE AÇO ENDURECIDO COM FERRAMENTA COM GEOMETRIA WIPER USANDO METODOLOGIA DE SUPERFÍCIE DE RESPOSTA

DANIELLE MARTINS DUARTE COSTA (UNIFEI)
 dmdc.duarte@gmail.com

Gabriela Belinato (UNIFEI)
 gabrielabelinato@gmail.com

Existem no Brasil três modalidades tarifárias para consumidores de média/alta tensão: convencional, Horo-Sazonal Verde e Horo-Sazonal Azul, com tarifas diferenciadas por potência demandada, período/ano e horário/dia. Este estudo determinou o custo de energia do processo de torneamento do aço endurecido ABNT-H13 usinado com ferramenta CC-605 wiper e verificou a melhor modalidade tarifária a ser contratada de forma a reduzir os custos com energia. Um conjunto de 19 experimentos foram modelados utilizando Metodologia de Superfície de Resposta. Considerando as condições de usinagem estudadas e uma potência máxima demandada de 18kW (potência do torno), a modalidade Horo-Sazonal Azul-HFP apresentou o menor custo de energia para um lote de 1.000 peças usinadas; a diferença foi de 79,77% e 89,45% em relação às modalidades Horo-Sazonal Verde e Convencional, respectivamente. Simulações considerando outros 05 tornos com potências entre 7kW e 42,5kW mostraram que, abaixo de 8,44kW de potência demandada, os custos são menores para a modalidade convencional.

Palavras-chave: Custo de energia, Modalidade Tarifária, Usinagem, Ferramenta Wiper.

ABORDAGEM HÍBRIDA MULTIVARIADA PARA OTIMIZAÇÃO DO CUSTO, QUALIDADE E PRODUTIVIDADE DE UM PROCESSO DE TORNEAMENTO USANDO FERRAMENTAS DE CORTE WIPER E CONVENCIONAL

DANIELLE MARTINS DUARTE COSTA (UNIFEI)

dmde.duarte@gmail.com

Gabriela Belinato (UNIFEI)

gabrielabelinato@gmail.com



Este estudo fez um comparativo da relação custo/benefício obtidos durante o torneamento duro do aço ABNT-H13 utilizando duas ferramentas diferentes: CC-650, com geometria wiper e, CC-650, com geometria convencional. As características do processo analisadas foram: Custo Total do Processo, Rugosidade da Superfície e Taxa de remoção de material. Um conjunto de 19 experimentos foram modelados para 03 parâmetros de entrada: Velocidade de Corte, avanço e Profundidade de Corte. As respostas foram otimizadas pelo método de Interseção Normal à Fronteira e método do Erro Quadrático Médio Multivariado (NBI-EQMM). Os resultados apontaram que, apesar da ferramenta CC-650 wiper ter um custo de aquisição maior, os valores ótimos encontrados para as características de custo, qualidade e produtividade foram considerados mais apropriados e com valores mais próximos dos valores definidos como ideais se comparados com os resultados apresentados pela ferramenta CC-650. Pode-se afirmar que a utilização de métodos de otimização multi-objetivo são uma alternativa viável para análise de planejamento e melhoria da qualidade e, redução de custos do processo no âmbito industrial.

Palavras-chave: Custo x benefício. Interseção normal à fronteira. Erro quadrático médio multivariado. Torneamento duro. Ferramentas de corte.



MULTI-OBJECTIVE OPTIMIZATION OF THE 1045 STEEL DRY END MILLING PROCESS BASED ON NORMAL BOUNDARY INTERSECTION AND PRINCIPAL COMPONENTS ANALYSIS

Gabriela Belinato, gabrielabelinato@gmail.com^{1,2}

Danielle M Duarte Costa, danielle.costa@ifsuldeminas.edu.br^{1,2}

Pedro Paulo Balestrassi, ppbalestrassi@gmail.com¹

¹Universidade Federal de Itajubá, Itajubá - MG

²Instituto Federal do Sul de Minas, Pouso Alegre - MG

Resumo: This work introduces a mathematical approach that combine the Normal Boundary Intersection method with principal Components Analysis (NBI-PCA) for correlated responses. Theoretical results indicate that the solution found by NBI-PCA approach characterized as an appropriate optimal point. In this case, a cutting speed of 330.20 m/min, feed rate of 0.06 mm/tooth, axial depth of cut of 1.45 mm and radial depth of cut of 16.33 mm are the optimal cutting parameters for minimum roughness and maximum material removal rate. These results were validated statistically confirming the adequacy of the work's proposal.

Keywords: Dry end milling, Optimization, Principal Analysis Component, NormalBoundary Intersection.

1. INTRODUCTION

In looking for the best process operating condition, the traditional experimental strategy is to analyze the behavior of some desired features that are considered significant as a function of the factor's increment (Paiva, 2007). However, as occur in most of the machining processes, and also in end milling, the multiple quality characteristics measured are highly correlated and with different optimization objectives (Patwari, 2008; Moshat et al., 2010; Thangarasu, 2012; Kumar, 2013; Singh, 2014; Kumar 2014; Singh et al., 2014; Bhogal, 2015). In this cases, the presence of correlation, or the use of optimization methods that do not consider it, can cause the model's instability, the overfitting, and the inaccuracy on the regression coefficients (BratvHELL, 1989; Chiao, 2011). In fact, if the influence of the correlation structure that exists in the original data set is ignored, one achieves an unreliable setting that improves the quality of all the responses simultaneously (Chiao, 2011; Wu, 2005). Furthermore, the individual analysis of each response may lead to a conflicting optimum, since the factor levels that improve one response can, otherwise, degrade another (Chiao, 2011).

In addressing the correlation influence in multi-objective optimization problems, researchers have used the Principal Component Analysis (PCA) as the principal approach (Tong, 2005; Murthy, 2012; De Freitas et al., 2012; Chen et al., 2015).

PCA is a multivariate analysis technique able to summarize, in a few uncorrelated components, common patterns of variation among response variables (Paiva, 2007; De Freitas et al., 2012; Antony, 2000).

According to Johnson and Wicher (Johnson, 2007), PCA uses the factorization of a variance-covariance (Σ) or correlation (R) matrix associated with the random vector $Y^T = [Y_1, Y_2, \dots, Y_p]$, to produce pairs of eigenvalues-eigenvectors $(\lambda_1, e_1), \dots, (\lambda_p, e_p)$ where $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$ and an uncorrelated linear combination $PC_i = e_i^T Y = e_{i1} Y_1 + e_{i2} Y_2 + \dots + e_{ip} Y_p$, $i = 1, 2, \dots, p$. The original data set may be then replaced by the uncorrelated linear combinations in the form of principal components score (PC_{score}). PC_{score} can be written as $PC_{score} = [Z] \times [E]$, where Z is the standardized data matrix and E is the eigenvectors matrix of the multivariate set.

Using the Kaiser's criteria, only the principal components whose eigenvalues are greater than one, and whose explained cumulative variance are greater than 80% can be used to replace the original responses (Paiva et al., 2010).

ESTUDO EXPERIMENTAL DA EROSÃO LASER DO AA7075

Gabriela Belinato^{1,2,3}, Fábio Pereira¹, João Mascarenhas⁴,
Pedro P. Balestrassi² e Pedro A.R. Rosa¹

¹ IDMEC, Departamento de Engenharia Mecânica, Instituto Superior Técnico, Universidade de Lisboa, Lisboa, Portugal, email: fabiogcpereira@hotmail.com, pedro.rosa@tecnico.ulisboa.pt

² Instituto de Engenharia de Produção e Gestão, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, Brasil, email: ppbalestrassi@gmail.com

³ Campus Pouso Alegre, Instituto Federal do Sul de Minas, Pouso Alegre, Brasil, email: gabrielabelinato@gmail.com

⁴ LNEG, Laboratório Nacional de Energia e Geologia, Lisboa, Portugal, email: joao.mascarenhas@lneg.pt

Resumo

A erosão laser é uma tecnologia de maquinagem não convencional que permite o fabrico de micro funcionalidades num espectro alargado de materiais, com elevado rigor geométrico e dimensional, e boa integridade superficial. O seu campo de aplicação é complementar ao dos processos de corte por arranque de apara, em particular no que respeita ao fabrico de moldes e aplicações de micromecânica. O presente trabalho procura avaliar a influência dos parâmetros operativos da erosão laser, relativamente à qualidade dos componentes fabricados e à eficiência da produção. Os ensaios foram realizados em AA7075 fazendo variar os principais parâmetros operativos: a frequência de pulso, a velocidade de varrimento e a intensidade energética do laser. O plano de ensaios foi definido com base num modelo de superfície de resposta procurando identificar a influência dos parâmetros operativos nas principais características das superfícies maquinadas e na taxa de remoção de material. Os resultados mostram que o processo de erosão laser pode ser utilizado com sucesso no processamento do AA7075.

Palavras chave: Erosão laser, maquinagem, micro mecânica, rugosidade, taxa de remoção de material, superfície de respostas.

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

Gabriela Belinato^{1,2,3}, Leonor Neto¹, Anderson P. Paiva², João R. Ferreira², Pedro P. Balestrassi², Pedro A.R. Rosa¹

1. IDMEC, Departamento de Engenharia Mecânica, Instituto Superior Técnico de Lisboa, Universidade de Lisboa, Portugal, email: leonometo13@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 resolução de um problema de otimização será tão mais complexa quanto maior o número de funções objetivo envolvidas. Nos processos de usinagem este número é particularmente elevado e as funções geralmente são correlacionadas. Neste sentido, propõe-se 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 planejamento de experimentos (DOE) em função de três parâmetros operativos (frequência, velocidade de varrimento e intensidade energética) visando melhorar o desempenho do processo. Os resultados mostram que a metodologia proposta 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.

PAPER REF: 6474

RESPONSE SURFACE METHODOLOGY APPLIED TO A HARD TURNING PROCESS USING CERAMIC TOOL**Gabriela Belinato^{1, 2(*)}, Rachel Campos Sabioni¹, Taynara Incerti de Paula¹, Paulo Henrique Campos¹, Pedro Paulo Balestrassi¹**¹Department of Industrial Engineering, Federal University of Itajubá, Itajubá, Brazil²IFSULDEMINAS campus Pouso Alegre, Pouso Alegre, Brazil^(*)Email: gabriela.belinato@gmail.com**ABSTRACT**

The use of hard turning materials has been increasing over the last few years. Due to the development of special geometries and tool material with high hardness and wear resistance at high temperatures, added to the development of machine tools with greater rigidity and dimensional precision in high rotations, it has been possible to machining these materials by the turning process. Conventional studies of tool life and roughness of machined surfaces by the turning process takes into account the influence of several input factors such as cutting speed, cutting feed and machining depth in isolation, which requires a large number of tests. To consider the simultaneous variation of many input factors to construct predictive models for responses of interest we can use the Design of Experiments (DOE). In this way, this study deals specifically with the workpiece surface roughness (Ra) and tool life (T) in the turning process of hardened AISI H13 (54 HRC) steel by the ceramic tool CC650. We obtained the mathematical models by the Response Surface Methodology (RSM) using as variables of process cutting speed, cutting feed and machining depth. According to experiments, we observed cutting feed (f) is the main effect of roughness (Ra), while cutting speed (V_c) is the factor with major influence on the tool life (T).

Keywords: Hard turning, Cutting tools, AISI H13 steel, Response Surface Methodology.

PAPER REF: 6475

OPTIMIZATION OF A HARD TURNING PROCESS USING WIPER GEOMETRY TOOL BY NORMAL BOUNDARY INTERSECTIONGabriela Belinato^{1,2 (*)}, Pedro A. R. Rosa³, Anderson P. Paiva¹, João R. Ferreira¹, Pedro P. Balestrassi¹¹Department of Industrial Engineering, Federal University of Itajubá, Itajubá, Brasil²IFSULDEMINAS, Campus Pouso Alegre, Pouso Alegre, Brasil³Department of Mechanical Engineering, University of Lisboa, Portugal^(*)Email: gabrielabelinato@gmail.com**ABSTRACT**

Conventional factors influence analysis, in a machining process, is usually done studying the effect of each one separately. In this context, arises the Normal Boundary Intersection (NBI), which is a statistical technique that allow the simultaneous analysis of several influence factors in a process. This statistical approach consists of planning experiments, which can generate appropriate data for effective analysis, resulting in valid and objective conclusions. This paper specifically addresses the modeling of the surface roughness parameters (Ra) and the tool life (T) in the AISI H13 (54 HRC) hardened steel turning process, by using a ceramic tool coated with titanium nitride. The models were obtained by the Design of Experiments methodology, using the following parameters: cutting speed, feed rate and depth of cut, as the influence variables. Thus, a brief analysis of the process quality and productivity were done by NBI method.

Keywords: Hard Turning, Cutting Tools, Normal Boundary Intersection (NBI).



4º Encontro de Jovens Investigadores do Laeta

D-optimal design and Normal Boundary Intersection methods applied to the multiobjective optimization of 1045 steel end milling process

Autores: Gabriela Belinato, Taynara Incerti Paula, Anderson Paulo de Paiva, Pedro A. R. Rosa, Pedro Paulo Balestrassi

Abstract: D-optimal method is used in mathematical model's development for process responses. D-optimal experimental design is response surface based methodology, used for conducting the design of experiments, the analysis of variance, and the empirical modelling, and this method has some advantages compared to other response surface methods. In this study, the responses analyzed includes surface roughness, Ra and Rt, in end milling of AISI 1045 steel. Four input parameters (cutting speed, feed per tooth, axial depth of cut and radial depth of cut) and tree noises variables (tool wear, cutting fluid concentration and flow rate) are considered. Coupling the Normal Boundary Intersection (NBI) method to Weighted Least Squares (WLS) principle, an equispaced and convex Pareto Frontier were generated for the mean and variance functions derived from the respective response surface combined array.

Introduction

Response surface methodology (RSM) is a collection of statistical and mathematical techniques useful for developing, improving, and optimizing processes. It