

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

**Tarcísio Gonçalves de Brito**

**MÉTODO DA INTERSEÇÃO NORMAL À  
FRONTEIRA PARA OTIMIZAÇÃO BI-  
OBJETIVO DO FRESAMENTO DE TOPO  
DO AÇO ABNT 1045**

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. João Roberto Ferreira, Dr.

Prof. Anderson Paulo de Paiva, Dr.

**Itajubá**

**Outubro de 2015**

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

Tarcísio Gonçalves de Brito

**MÉTODO DA INTERSEÇÃO NORMAL À  
FRONTEIRA PARA OTIMIZAÇÃO BI-  
OBJETIVO DO FRESAMENTO DE TOPO  
DO AÇO ABNT 1045**

Banca examinadora em 21 de Outubro de 2015, conferindo ao autor o título de Doutor em Ciências em Engenharia de Produção.

**Banca Examinadora:**

Prof. Dr. Olívio Novaski (UNICAMP)

Prof. Dr. Luiz Gustavo Dias Lopes (FEPI)

Prof. Dr. Paulo Henrique da Silva Campos (UNIFEI)

Prof. Dr. Pedro Paulo Balestrassi (UNIFEI)

Prof. Dr. João Roberto Ferreira (Orientador)

Prof. Dr. Anderson Paulo de Paiva (Co-Orientador)

**Itajubá**  
**Outubro de 2015**

## AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus por fazer parte da minha vida, abençoando-me com a força, a sabedoria e a persistência necessárias para o alcance dos meus objetivos e ideais. À minha família, pela educação e pelo exemplo de vida e de seres humanos. À minha esposa amiga e companheira Maria de Fátima da Costa Brito e ao meu filho, Hércules da Costa Brito, pela tolerância e compreensão.

Aos professores e amigos Anderson Paulo de Paiva, João Roberto Ferreira, Pedro Paulo Balestrassi, pelas orientações, pelas importantes contribuições científicas e, principalmente, pelo direcionamento da minha carreira profissional. Aos professores e amigos José Henrique de Freitas Gomes, Rogério Santana Peruchi, Paulo Henrique da Silva Campos pelas orientações e contribuições acadêmicas. Ao professor Marcos Aurélio, pelo apoio no laboratório.

Aos funcionários do LAM da UNIFEI, José Veríssimo, pela colaboração nas atividades de laboratório. A todos os professores do Programa de pós-graduação em Engenharia Produção e Mecânica da UNIFEI, pela formação e conhecimento adquirido.

Aos colegas de pós-graduação, em especial, Julian Ignacio Lopez Arcos, Paulo Roberto Maia, Taynara Incerti, João Éderson Corrêa pela convivência, amizade e apoio. A todos os meus amigos, que direta ou indiretamente contribuem para a minha formação pessoal e profissional.

À FAPEMIG, CAPES e CNPq, pelo apoio financeiro.

## RESUMO

A melhoria da qualidade de produtos e processos pode ser alcançada minimizando-se o deslocamento da média da característica de interesse de seu respectivo alvo com concomitante redução de variância, caracterizando-se o que se denomina “Projeto Robusto de Parâmetros” (PRP). Considerando-se um vetor de variáveis de controle ( $x$ ) e de ruídos ( $z$ ), um arranjo experimental pode ser empregado para a obtenção das equações de média e variância relativas. Porém, durante o processo de experimentação e modelagem destas equações, não é possível garantir uma padronização na convexidade das funções objetivo. Assim, ao se atribuir diferentes pesos para as duas funções, podem surgir regiões não-convexas de solução ao longo da Fronteira de Pareto, nas quais o algoritmo de busca não consegue identificar soluções ótimas viáveis para o problema de otimização não-linear bi-objetivo. Acoplando-se o método de Interseção Normal à Fronteira (NBI) com o método de Propagação de Erro (POE), uma Fronteira de Pareto convexa e equiespaçada pode ser construída para as funções de média e variância derivadas de um arranjo de superfície de resposta em configuração “combinada”. Tal arranjo permite a estimação de efeitos de interações entre variáveis de controle e ruído, melhorando a qualidade das funções objetivo. Deste modo, esta tese apresenta o método NBI-PRP como alternativa viável e eficiente de melhoria da qualidade de processos industriais. Para ilustrar a adequação e exatidão do método, emprega-se o processo de fresamento de topo do aço ABNT 1045. Por meio de um arranjo composto central (CCD) em configuração combinada o processo de fresamento com insertos de metal duro revestido de nitreto de titânio (TiN) foi delineado com 82 experimentos. Como variáveis de controle foram utilizadas a velocidade de corte ( $v_c$ ), avanço por dente ( $f_z$ ), penetração de trabalho ( $a_e$ ) e profundidade de usinagem ( $a_p$ ). Como ruídos, foram utilizados o desgaste da ferramenta ( $v_{b\acute{m}ax}$ ), concentração de fluido de corte ( $C$ ) e vazão de fluido ( $Q$ ). As respostas analisadas incluíram a energia específica de corte ( $E_c$ ), rugosidades ( $R_a$  e  $R_t$ ). Para a avaliação da adequação do método, empregou-se um arranjo ortogonal de Taguchi (L9). Os resultados de confirmação mostram que os setups ótimos encontrados são capazes de mitigar a influência das variáveis de ruído, o que corrobora a boa adequação da proposta.

**Palavras chaves:** Interseção Normal à Fronteira (NBI), Projeto Robusto de Parâmetros (PRP), Fresamento de Topo, Rugosidade da Peça.

## ABSTRACT

The improvement in the quality of products and processes can be achieved by minimizing the average displacement of the characteristic of interest for their respective target with concomitant reduction of variance, in an algorithm called “Robust Parameter Design”. Considering a control ( $x$ ) and a noise ( $z$ ) vectors, an experimental design may be applied to obtain the mean and variance equations. However, during the experimentation process, it can not be guaranteed that both objective functions have compatible convexities. In this way, nonconvex regions may arise in the Pareto Frontier when the practitioner applies the desired weights to each objective function. In such regions, the search algorithms are not able to find feasible solutions for the nonlinear bi-objective optimization problem. Coupling the Normal Boundary Intersection (NBI) method to Propagation of Error (POE) principle, an equispaced and convex Pareto Frontier may be generated for the mean and variance functions derived from the respective response surface combined array. Such array allows the estimation of control-noise interactions, improving the quality of objective function used in the frontier. Based on these assumptions, this thesis presents the NBI-RPD method as a feasible alternative to the quality improvement in industrial environments. This study aims to optimize the end milling of AISI 1045 steel, using carbide inserts coated with titanium nitride ( $T_{IN}$ ), using 82 experiments of a combined response surface array. The process parameters analyzed include cutting speed ( $v_c$ ), feed per tooth ( $f_z$ ), axial depth of cut ( $a_p$ ), and radial depth of cut ( $a_e$ ). Three noise variables are considered: tool wear ( $v_{bmax}$ ), cutting fluid concentration ( $C$ ) and flow rate ( $Q$ ). The responses analyzed include the cutting specific energy ( $E_c$ ) and the surface roughness ( $R_a$  and  $R_t$ ). In this case, depending on the weight assigned to mean or variance equation, the algorithm lead to feasible solution. To assess the method adequacy, a L9 Taguchi design were used. Theoretical e practical results obtained confirm the good adequacy of this proposal, allowing to achieve a minimal surface roughness with the smallest possible influence of the tool wear, cutting fluid concentration and flow rate.

**Palavras chaves:** Normal Boundary Intersection (NBI), Robust Parameter Design (RPD), End Milling, Surface Roughness.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 – Processo de modelagem .....	8
Figura 2.1 – Perda de qualidade (Fonte: autor). .....	12
Figura 2.2 – Superfícies de resposta: a) modelo linear; b) modelo com curvatura. ....	20
Figura 2.3 – Arranjos experimentais de superfície de resposta: a) CCD; b) Box-Behnken. ....	21
Figura 2.4 – Arranjos CCD: a) rotacionalidade do CCD; b) CCD para 2 Fatores. ....	22
Figura 2.5 – Tipos de CCD.....	22
Figura 3.1 – Exemplos de fresamento vertical com fresas de topo. ....	30
Figura 3.2 – Esquema do fresamento frontal.....	31
Figura 3.3 – Posicionamento da aresta de corte .....	32
Figura 3.4 – Forças e deslocamentos no fresamento concordante. (1) Sentido da força de avanço; (2) Avanço da mesa; (3) Contato entre porca e fuso .....	33
Figura 3.5 – Irregularidades de Superfícies, (A) textura de uma superfície mostrando efeitos de rugosidade; (B) ondulações; (C) erro de forma. ....	38
Figura 3.6 – Regra para definição da linha média. ....	39
Figura 3.7 – Desvio médio aritmético $R_q$ . ....	40
Figura 3.8 – Rugosidade $R_t$ distância entre pico e vale. ....	40
Figura 4.1 – Desvantagens do Método de somas ponderadas. ....	44
Figura 4.2 – Comparação entre NBI e o método somas ponderadas.....	44
Figura 4.3 – Método da Interseção normal à fronteira (NBI).....	46
Figura 4.4 – Artigos publicados sobre o Método NBI na base de dados Elsevier®. ....	52
Figura 4.5 – Distribuição dos artigos publicados sobre o Método NBI na base de dados Elsevier® por área de aplicação: Fonte autor. ....	52
Figura 5.1 – Convexidade da restrição $g(x)$ . (a) contorno (b) superfície. Fonte: autor.....	59
Figura 5.2 – Visão esquemática de um arranjo combinado generalizado. ....	61
Figura 5.3 – Etapas da metodologia desenvolvida. ....	62
Figura 5.4 – Efeitos do Método NBI-PRP.....	64

Figura 5.5 – Comparação entre viés e variância.....	65
Figura 6.1 – Esquematização do objeto de estudo. (Fonte: autor) .....	67
Figura 6.2 – Ferramentas utilizadas: (A) ferramenta nova; (B) ferramenta desgastada.....	69
Figura 6.3 – Centro de usinagem fadal (UNIFEI).....	74
Figura 6.4 – Cabeçote com insertos para o fresamento de topo.....	75
Figura 6.5 – Fixação do corpo de prova na máquina: 1) Dispositivo inferior;.....	76
Figura 6.6 – Montagem do microscópio <i>Olympus</i> . .....	79
Figura 6.7 – Rugosímetro utilizado no experimento.....	80
Figura 6.8 – Montagem do corpo de prova: 1) ferramenta; 2) corpo de prova; 3) dispositivo de fixação do corpo de prova; 4) mesa fresadora.....	80
Figura 6.9 – Medição da rugosidade: 1) dispositivo fixação rugosímetro; 2) escala graduada; 3) rugosímetro; 4) cabo USB.....	81
Figura 7.1 – Superfícies de resposta para a média de $R_a$ (a) interação entre avanço por dente e velocidade de corte; (b) interação entre profundidade de corte e penetração de trabalho.....	92
Figura 7.2 – Superfícies de resposta para a variância de $R_a$ (a) interação entre avanço por dente e velocidade de corte; (b) interação entre penetração de trabalho e profundidade de corte.....	93
Figura 7.3 – Superfícies de resposta para a média de $R_t$ (a) interação entre profundidade de corte e velocidade de corte; (b) interação entre profundidade de corte e penetração de trabalho.....	93
Figura 7.4 – Superfícies de resposta para a variância de $R_t$ (a) interação entre avanço por dente e velocidade de corte; (b) interação entre penetração de trabalho e profundidade de corte.....	94
Figura 7.5 – Superfícies de resposta para a média da energia de corte ( $E_c$ ) (a) interação entre penetração de trabalho e velocidade de corte; (b) interação entre profundidade de corte e avanço por dente corte.....	94

Figura 7.6 – Superfícies de resposta para a variância da energia de corte ( $E_c$ ) (a) interação entre penetração de trabalho e velocidade de corte; (b) interação avanço por dente e profundidade de corte. ....	95
Figura 7.7 – Fronteira de pareto de $R_a$ . ....	100
Figura 7.8 – Fronteira de pareto de $R_t$ . ....	100
Figura 7.9 – Fronteira de pareto de energia especifica de corte. ....	100

## LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 – Relação entre rugosidade e processos de usinagem. Adaptada da norma DIN 4766.....	37
Tabela 5.1 – Visão esquemática do método NBI-PRP.....	63
Tabela 6.1 – Composição química (%) do aço ABNT 1045.....	66
Tabela 6.2 – Ensaio preliminares.....	67
Tabela 6.3 – Variáveis de controle selecionadas.....	69
Tabela 6.4 – Variáveis de ruído selecionadas.....	69
Tabela 6.5 – Matriz experimental – arranjo combinado.....	72
Tabela 6.6 – Valores obtidos para força ativa ( $F_t$ ) e energia específica de corte ( $E_c$ ).....	76
Tabela 6.7 – Resultados experimentais do arranjo combinado.....	82
Continuação da Tabela 6.8 – Resultados experimentais do arranjo combinado.....	83
Continuação da Tabela 6.9 – Resultados experimentais do arranjo combinado.....	84
Tabela 7.1 – Coeficientes estimados para os modelos quadráticos completos de $R_a$ e $R_t$ .....	86
Tabela 7.2 – Análise de variância para rugosidade ( $R_a$ ).....	87
Tabela 7.3 – Análise de variância para a rugosidade ( $R_t$ ).....	88
Tabela 7.4 – Análise de variância ajustado ( $R_a$ ).....	89
Tabela 7.5 – Análise de variância ajustado $R_t$ .....	89
Tabela 7.6 – Análise de variância para energia específica de corte.....	90
Tabela 7.7 – Matrizes <i>payoff</i> para cada resposta de interesse.....	96
Tabela 7.8 – Parâmetro otimizado para $R_a$ .....	97
Tabela 7.9 – Parâmetro otimizado para $R_t$ .....	98
Tabela 7.10 – Parâmetro otimizado para $E_c$ .....	99
Tabela 7.11 – Parâmetros robustos ótimos para o fresamento de topo.....	101
Tabela 7.12 – Resultados dos experimentos de confirmação.....	102
Tabela 7.13 – Análise de variância para experimento de confirmação de $R_a$ .....	103

Tabela 7.14 – Análise de variância para experimento de confirmação de $R_f$ .....	103
Tabela 7.15 – Experimentos de confirmação para parâmetro de rugosidades $R_a$ e $R_f$ .....	104

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
CCC	Arranjo Composto Circunscrito
CCD	Arranjo Composto Central ou Box-Wilson <i>Central Composite Design</i>
CNC	Comando Numérico Computadorizado
CCC	Arranjo composto circunscrito
CCF	Arranjo de face centrada
CCI	Arranjo composto inscrito
DOE	<i>Design of Experiments</i>
EQM	Erro Quadrático Médio ou <i>Mean Square Error (MSE)</i>
GRG	Gradiente Reduzido Generalizado
NBR	Norma Brasileira
MSR	Metodologia de Superfície de Resposta
OLS	<i>Ordinary Least Squares</i> – Mínimos Quadrados Ordinários
WLS	Mínimos Quadrados Ponderados (MQP) ou <i>Weighted Least Square</i>
TiN	Nitreto de titânio
PRP	Projeto de Parâmetro Robusto
$v_c$	Velocidade de corte (m/min)
$f_z$	Avanço por dente (mm/dente)
$a_e$	Penetração de trabalho (mm)
$a_p$	Profundidade de usinagem (mm)
$R_a$	Rugosidade média ( $\mu\text{m}$ )
$R_t$	Rugosidade total ( $\mu\text{m}$ )
Y	Alvo da resposta y
$v_{b\text{máx}}$	Desgaste de flanco da ferramenta (mm)
W	Peso atribuído para a resposta

X	Variáveis independentes
Y	Resposta de interesse
C	Concentração do fluido (ruído)
Q	Vazão do fluido (ruído)
P	Valor ou probabilidade estimada
$R^2$	Coefficiente de determinação
$(R^2 \text{ (adj)})$	Coefficiente de determinação ajustado
Kr	Ângulo de posição da ferramenta
Fx	Força na direção x (N)
Fy	Força na direção y (N)
Mm	Milímetro
$v_{b\text{máx}}$	Desgaste de flanco (ruído)
C	Concentração do fluido % (ruído)
Q	Vazão do fluido l/min (ruído)

# SUMÁRIO

<b>1. Introdução .....</b>	<b>1</b>
1.1 Considerações Iniciais .....	1
1.2 Justificativa .....	5
1.3 Objetivos do Trabalho .....	6
1.4 Limitações do Trabalho .....	7
1.5 Metodologia .....	8
1.6 Estrutura do Trabalho .....	10
<b>2. Projeto Robusto de Parâmetros .....</b>	<b>11</b>
2.1 Estado da arte (PRP) .....	11
2.1.1 Otimização da característica robusta de qualidade .....	15
2.1 Metodologia de Superfície de Resposta .....	17
2.2.1 Arranjo combinado.....	23
2.3 Erro Quadrático Médio .....	27
<b>3. Usinagem por Fresamento .....</b>	<b>29</b>
3.1 Tipos de Operações por Fresamento.....	29
3.1.1 Escolha da fresa para operações de superfície plana .....	30
3.1.2 Diâmetro da fresa .....	30
3.1.3 Número de dentes.....	34
3.2 Propriedade Estrutural da Superfície .....	36
3.2.1 Sistemas de medição da rugosidade .....	39
3.2.2 Parâmetros de rugosidade ( $R_a$ ) .....	39
3.2.3 Parâmetro de rugosidade ( $R_t$ ) .....	40
3.3 Energia Específica de Corte.....	41
<b>4. Método da Interseção Normal à Fronteira (NBI).....</b>	<b>43</b>
4.1 Otimização Baseada na Interseção Normal à Fronteira.....	43
<b>5. Método NBI-PRP.....</b>	<b>57</b>

5.1	Otimização Bi-objetivo.....	57
5.2	Abordagem NBI-PRP .....	60
<b>6.</b>	<b>Procedimento Experimental .....</b>	<b>66</b>
6.1	Aplicação do Método NBI-PRP .....	66
6.2	Objeto de Estudo.....	66
6.2.1	Definição dos parâmetros.....	67
6.3	Método Experimental .....	70
6.3.1	Variáveis do processo .....	70
6.3.2	Matriz experimental .....	71
6.4	Máquina e Ferramentas.....	74
6.5	Execução dos Experimentos .....	75
<b>7.</b>	<b>Resultados e Discussão .....</b>	<b>85</b>
7.1	Modelagem das Funções Objetivo.....	85
7.2	Adequação e Ajuste dos Modelos.....	87
7.3	Análise dos Efeitos das Interações.....	91
7.4	Otimização das Respostas $R_a$ , $R_t$ , $E_c$ .....	95
7.5	Validação dos Resultados .....	101
7.6	Considerações Finais do Capítulo.....	104
<b>8.</b>	<b>Conclusões .....</b>	<b>106</b>
8.1	Contribuições do Trabalho.....	108
8.2	Sugestões para Estudos Futuros.....	108
<b>9.</b>	<b>Referências .....</b>	<b>110</b>
	<b>Livro Publicado.....</b>	<b>120</b>
	<b>Artigos publicados em periódicos.....</b>	<b>121</b>

# 1. Introdução

## 1.1 Considerações Iniciais

A melhoria de desempenho dos processos industriais depende intrinsecamente da redução de variabilidade nas características críticas de qualidade definidas para os produtos. Tal variabilidade é provocada pela adoção de *setups* inadequados para as variáveis de controle do processo ( $x$ ) e pela presença de variáveis de ruído ( $z$ ) que, reconhecidas ou não, aumentam o deslocamento da média em relação a valores alvo desejados com o concomitante aumento da curtose associada à distribuição de probabilidade da característica mensurada. Conseqüentemente, se o padrão de desempenho esperado para a característica for representado por limites de especificação, o aumento da variância implicará no aumento da probabilidade de produção de itens não-conformes (BRITO *et al.*, 2015).

Equacionando-se as funções de média e de variância do processo em termos do vetor de variáveis de controle, é possível a minimização simultânea do deslocamento da média e da variância aglutinando-se estas duas funções-objetivo em uma função resultante global. A otimização da função global promove a alteração nos momentos de primeira e segunda ordem (média e variância, respectivamente) alterando o formato da distribuição da característica de qualidade nos sentidos horizontal e vertical da distribuição e, conseqüentemente, reduzindo a probabilidade de produção de itens não conformes (PAIVA *et al.*, 2014). Este tipo de otimização é conhecido como “Projeto Robusto de Parâmetros” (PAIVA *et al.*, 2012; MONTGOMERY, 2009). Porém, estas alterações de forma e de escala na distribuição de probabilidade da característica da qualidade podem não ter a mesma intensidade e, a despeito do critério do decisor, também dependerão da importância atribuída a cada um dos deslocamentos através de um peso para cada função. Utilizando-se diferentes combinações convexas de pesos para a equação de média e de variância, resolve-se o problema de otimização repetidamente para cada um dos vetores de peso, formando-se um conjunto de soluções viáveis e não-dominadas denominado “Fronteira de Pareto” (SHIN *et al.*, 2011). A aglutinação das funções de média e variância associadas aos respectivos graus de importância denomina-se “Método das Somas Ponderadas” (SHIN *et al.*, 2011; RAO, 2009).

As equações referentes à média à variância de uma dada característica de qualidade são raramente conhecidas a priori, podendo ser estimadas a partir de arranjos experimentais que contemplem variáveis de controle ( $x$ ) e ruído ( $z$ ). Se um arranjo experimental de superfície de

resposta for utilizado para a coleta dos dados do processo, modelos quadráticos completos para a média e a variância do processo poderão ser escritos em função das variáveis controláveis (MONTGOMERY, 2009). Os arranjos experimentais para projetos robustos poderão ser definidos em uma configuração cruzada ou em uma configuração combinada (MONTGOMERY, 2009; PAIVA *et al.*, 2014). Na configuração cruzada, o arranjo experimental escolhido – que poderá ser um fatorial completo, um arranjo ortogonal ou uma superfície de resposta – será repetido para todos os cenários formados pela combinação de níveis das variáveis de ruído (PAIVA *et al.*, 2012). Assim, utilizando-se as observações da característica da qualidade medidas em cada cenário, computa-se seu valor médio e sua respectiva variância, operação esta que será repetida para todos os experimentos do arranjo escolhido. Utilizando-se um algoritmo de estimação de coeficientes, as duas funções objetivo serão estimadas separadamente (GOVINDALURY e CHO, 2007). Tal proposição tem, entretanto, duas desvantagens consideráveis: primeiramente, como o arranjo de  $m$  experimentos, formado pelas variáveis controláveis (arranjo interno), é cruzado com um arranjo de variáveis de ruído (arranjo externo) com  $r$  cenários, o número de experimentos resultante para a configuração cruzada será igual a  $m \times n$ . Dependendo do número de variáveis, tal configuração resultará em uma quantidade elevado de experimentos. Além disso, como a variância é medida longitudinalmente (ao longo do arranjo externo) não é possível à avaliação de interações entre as variáveis de controle e ruído (MONTGOMERY, 2009). Portanto, para desfazer tal desvantagem, as variáveis de ruído podem ser inseridas no arranjo de variáveis controláveis permitindo a estimação de um modelo  $y = f(x, z)$ . Tomando-se as derivadas parciais desta função em relação a cada variável de ruído, criam-se as equações de média e variância já considerando as possíveis interações ruído-controle, assumindo-se que as variáveis de ruído têm covariância zero (MONTGOMERY, 2009).

De acordo Ardakani e Noorossana (2008), a utilização de variáveis de ruído dentro dos arranjos de superfície de resposta para as variáveis controláveis geralmente causa a instabilidade da variância do modelo o que, por conseguinte, é responsável pela diminuição considerável do coeficiente de determinação ( $R^2$  (adj)). Para estes casos, comumente se emprega a estimação dos parâmetros através do algoritmo de mínimos quadrados ponderados (LEE e PARK, 2006).

Os modelos de média e variância gerados pelos arranjos combinados ou cruzados poderão resultar em funções convexas, côncavas ou de sela, de acordo com o sinal dos autovalores associados à matriz Hessiana formada pelos termos não lineares das funções

objetivo de média e variância (SHIN e CHO, 2009; SANGMUM *et al.*, 2011). Assim, uma soma ponderada de duas funções convexas resultará em uma Fronteira de Pareto convexa; a soma ponderada de duas funções côncavas, resultará em uma fronteira côncava. Porém, combinações de funções convexas com funções de sela poderão resultar em fronteiras não-convexas, descontínuas e diferentemente espaçadas. Desse modo, apesar de se aplicar uma distribuição de pesos equiespaçada, o método de otimização não será capaz de localizar soluções viáveis e não-dominadas na região descontínua da fronteira, embora as mesmas possam existir (RAO, 2009).

Portanto, a tarefa de promover a melhoria da qualidade de um processo ou de um produto torna-se, do ponto de vista matemático, a busca da solução de um conjunto de problemas de otimização não-linear com restrições para um vetor de combinações convexas de pesos associadas a funções-objetivo criadas a partir de arranjos experimentais (cruzados ou combinados), para as quais não é possível garantir conformidade de convexidade. A Fronteira de Pareto apresentará um conjunto de opções ótimas e viáveis para *setups* de processo para a escolha do decisor, que poderá usar como critério a máxima valoração do coeficiente de capacidade de processo *C<sub>pk</sub>* (BRITO *et al.*, 2015).

A Fronteira de Pareto é construída a partir de dois elementos: os pontos de ancoragem, que definem os extremos da fronteira e são obtidos quando o *i*-ésimo objetivo é minimizado independentemente; e a linha de utopia, que descreve a linha que liga dois pontos extremos de ancoragem, em casos bi-objetivos, e, em casos multiobjetivos, um plano que compreende todos os pontos de ancoragem (hiperplano de utopia).

Uma solução para o problema de descontinuidade de Fronteiras de Pareto foi apresentada por DAS e DENNIS (1998) e ficou conhecido como “Método da Interseção Normal à Fronteira”, mais comumente denominado de NBI (do inglês, *Normal Boundary Intersection*). Suponha que exista uma linha de utopia ligando os pontos de ancoragem que possa ser dividida em *n* segmentos equiespaçados. Suponha também que possa ser construída uma reta normal à linha de utopia em um ponto qualquer de sua extensão. Nota-se que tal reta é perpendicular ao plano que passa pela linha de utopia e é construída na direção do vetor gradiente, em qualquer ponto da mesma. Quando o comprimento da reta normal à linha de utopia for um máximo, tal reta irá interseparar a Fronteira de Pareto, mantendo-se a ortogonalidade. Repetindo-se o problema de otimização para cada valor de peso ao longo da linha de utopia, será possível a construção de uma fronteira de Pareto equiespaçada e convexa, independentemente da convexidade das funções originais.

Muitos processos industriais defrontam-se com instabilidades provocadas pelo excesso de variância nas distribuições de probabilidade relacionadas às características críticas de qualidade e, em sua maioria, este excesso de curtose deve-se à presença de variáveis de ruído e de *setups* de máquina que não são capazes de atenuar seus efeitos sobre a qualidade do produto (GOVINDALURI e CHO, 007; SHIN et al., 2011; PAIVA *et al.*, 2012; PAIVA *et al.*, 2014; BRITO *et al.*, 2014; BRITO *et al.*, 2015). Não obstante, há também muitos processos, de usinagem que apresentam tais particularidades. Porém, a maioria dos estudos relativos a estes processos que empregam algum tipo de abordagem experimental para a modelagem das funções de média e variância, desconsidera a possibilidade de avaliar as interações entre variáveis controláveis e variáveis de ruído e de medir seus efeitos e negligenciam a influência da convexidade de tais funções sobre os resultados apresentados na Fronteira de Pareto. Tal cenário reflete uma importante lacuna de pesquisa para a qual ainda não há alternativas bem definidas de solução.

Assim, para preencher tal lacuna, esta tese propõe a integração entre os arranjos combinados de superfície de resposta e o Método da Interseção Normal à Fronteira, em uma tentativa de se criar Fronteiras de Pareto convexas e equiespaçadas para funções de superfície de resposta de média e variância, geradas pela presença de variáveis de ruído. Esta proposição pode contribuir para a melhoria da qualidade de processos industriais, definindo-se setups ótimos que sejam capazes de neutralizar a influência das variáveis de ruído o que, via de regra, aumentará consideravelmente os valores dos coeficientes de capacidade de processo.

Para ilustrar esta proposição, esta tese utilizará o processo de fresamento de topo do aço ABNT 1045, utilizando quatro variáveis de controle, três variáveis de ruídos, um arranjo composto central em disposição “combinada”, medindo-se três respostas de interesse: os parâmetros das rugosidades  $R_a$ ,  $R_t$  e energia específica de corte ( $E_c$ ).

Neste caso, cada resposta de interesse originará um estudo de caso diferente, nos quais duas funções serão estimadas para cada característica, circunscrevendo-se a problemas de otimização não-linear bi-objetivo.

## 1.2 Justificativa

A principal justificativa para a realização deste estudo é a escassez de métodos de otimização disponíveis na literatura que atendam a duas características fundamentais do “Projeto Robusto de Parâmetros”: a negligência na estimação de efeitos de interação entre variáveis de ruído e de controle e a imprevisão sobre a influência da convexidade das funções de média e variância geradas pelos arranjos combinados sobre a convexidade e o equiespaçamento da Fronteira de Pareto resultante. Estas duas características afetam diretamente na qualidade das soluções encontradas pelos algoritmos de busca dentro do problema de otimização. A primeira característica enfatiza a imprevisão de efeitos de interação do tipo ruído-controle e está associada à assertividade e à precisão da função objetivo originada. Se uma parte significativa dos efeitos é negligenciada pela função objetivo, obviamente, o ponto de ótimo obtido não será capaz de ajustar o processo adequadamente. Já em relação à descontinuidade da Fronteira de Pareto gerada pela discrepância de convexidade das funções de média e variância, percebe-se que a insuficiência dos métodos tradicionais, tais como somas ponderadas, em localizar soluções viáveis em regiões não-convexas do espaço de solução, também conduzem para soluções que não são as mais adequadas. Portanto, aplicando-se o método NBI às funções de média e variância derivadas de arranjos combinados, será possível a identificação de um vetor de solução para cada peso de interesse que seja adequado para atenuar os momentos de segunda, terceira e quarta ordem (variância, assimetria e curtose) da distribuição de probabilidade da característica da qualidade dentro do espaço de solução para o problema.

Uma questão importante dentro de otimização é relativa ao tipo de algoritmo de busca que pode ser usado. Para que o método proposto possa ser utilizado regularmente pela indústria, é necessário que os algoritmos de busca sejam simples e que possam estar disponíveis em pacotes computacionais bem difundidos, como o Solver® do software MS-Excel®. Utilizando-se, portanto, um algoritmo como o GRG (Gradiente Reduzido Generalizado), disponível no Solver®, qualquer usuário será capaz de implementar o método.

Na formulação clássica do método NBI, a função objetivo é uma distância e as restrições formam uma matriz. Esta formulação impede a solução recursiva do problema através de planilhas de MS-Excel®. Nesta tese, apresenta-se um método de linearização da matriz de restrições de modo que o problema de otimização possa ser escrito apenas por uma função objetivo e uma restrição de igualdade. Restrições não-lineares de desigualdade

também podem ser adicionadas ao problema, sem que isto afete muito sua complexidade. Um método de otimização que seja capaz de considerar tais aspectos contribuirá para a melhoria da qualidade produtos e processos, provendo a indústria de uma estratégia bastante eficiente de mitigação de não-conformidades.

### 1.3 Objetivos do Trabalho

De acordo com os pressupostos assumidos anteriormente, o objetivo geral desta tese é:

Desenvolver e aplicar um método de otimização não-linear bi-objetivo para problemas de “Projeto Robusto de Parâmetros”, que proporcione a geração de fronteiras convexas e equiespaçadas de Pareto para equações de média e variância derivadas de arranjos de superfície em configuração combinada para cada característica crítica da qualidade separadamente. Tal proposição será ilustrada pela otimização do processo de fresamento de topo de um aço ABNT 1045, tendo como características principais de qualidade do processo as métricas de rugosidade da peça ( $R_a$ ,  $R_t$ ), e a energia específica de corte ( $E_c$ ).

Desdobrando os objetivos gerais enunciados anteriormente, chega-se aos seguintes objetivos específicos:

- A obtenção de modelos para rugosidade da peça e energia específica de corte que contemplem efeitos de interação ruído-controle e que exibam altos ajustes ( $R^2 adj.$ );
- Desenvolver uma formulação para o método NBI que simplifique a estrutura matricial das restrições por um sistema de equações não redundantes;
- Desenvolver uma estratégia para os experimentos de confirmação necessários à verificação dos resultados matemáticos baseada em arranjos ortogonais de Taguchi, assim como determinar o número de experimentos de confirmação necessários para se testar a redução da variância e a melhoria do valor médio da característica de interesse (Y), adequados a um poder de teste  $(1-\beta)$  maior do que 80%, com nível de significância de  $\alpha=5\%$ ;
- Analisar e discutir os resultados encontrados do ponto de vista do processo de fresamento.

## 1.4 Limitações do Trabalho

Este trabalho limita-se ao desenvolvimento de um método de otimização para a solução de um dual do tipo média-variância, representando apenas casos de otimização não-linear bi-objetivo. Embora a tese apresente três casos de estudo do mesmo processo de manufatura, tais respostas não serão integradas em um modelo multiobjetivo.

As funções objetivo utilizadas serão modelos quadráticos completos. Não serão analisados modelos quadráticos reduzidos, modelos exponenciais ou modelos de coeficientes não-lineares.

Quanto aos algoritmos de busca e solução, esta tese se restringirá em utilizar o algoritmo de Gradiente Reduzido Generalizado (GRG). Não serão feitas inferências sobre a utilização de métodos por pontos interiores ou algoritmos evolucionários tais como o Algoritmo Genético (GA), Enxame de Partículas (PSO, *Particle Swarm Optimization*) ou Colônia de Formigas.

Para viabilizar a aplicação da proposta em ambientes industriais e difundi-la também no meio acadêmico, o método proposto será programado no software MS-Excel®, através das rotinas de otimização não-linear disponíveis no aplicativo Solver®.

O único método de geração de fronteiras convexas será o Método de Interseção Normal à Fronteira (NBI). Não serão feitas inferências ou comparações com outros métodos disponíveis tais como o Método de Homotopia de Comprimento de Arco, Método das Restrições Normais (*Normal Constraint*) ou Somas Ponderadas Adaptativas (AWS, *Adaptive Weighted Sums*).

Quanto ao tipo de arranjo experimental, será utilizado apenas o arranjo de superfície de resposta do tipo “Composto Central”. Não serão feitas comparações entre este arranjo e arranjos do tipo Box-Behnken, *D-Optimal designs*, Taguchi, Fatoriais completos, fracionados ou Plackett-Burman. Apenas a configuração “combinada” será utilizada. Não serão feitas inferências ou comparações com arranjos cruzados. Arranjos cruzados não são capazes de estimar os efeitos de interação ruído-controle.

Como ilustração do método proposto, apenas o processo de Fresamento de topo do aço ABNT 1045 será apresentado. Neste caso, ferramentas novas e desgastadas, usando fluido de corte em três níveis de concentração serão utilizadas. Os desgastes das ferramentas e vazão de fluido serão tratados como ruídos para o caso bi-objetivo.

Mesmo existindo outros tipos de ruídos, como balanço da ferramenta e vibração, diâmetro da fresa, não estão sendo computados nesta pesquisa. Ficando a possibilidade para trabalho futuro, um método que ampare as mesmas condições para problemas multiobjetivo.

## 1.5 Metodologia

Visando o cumprimento do objetivo geral desta pesquisa, a metodologia de pesquisa empregada segue uma abordagem quantitativa (Martins, 2010) por se entender que ela permite ao pesquisador capturar as evidências de pesquisa por meio da mensuração de variáveis, classificando-as e analisando-as para se testar hipóteses deduzidas a partir de uma teoria existente (CRESWELL e CLARK, 2007). No caso específico desta tese, modelos clássicos da literatura de otimização foram estudados à priori para que fosse possível a criação de um novo conceito. Especificamente, a partir do Método de Interseção Normal à Fronteira e superfícies de funções objetivo derivadas de um arranjo combinado, criou-se um método para a geração de Fronteiras de Pareto convexas e equiespaçadas para problemas duais do tipo média-variância, adequados para a melhoria da qualidade de produtos e processos.

Definida a abordagem de pesquisa, o passo seguinte, segundo Martins (2010), é definir o método de pesquisa. Dentre os métodos de pesquisa existentes, adotou-se o método de Experimentação, com o qual é possível controlar as mudanças realizadas nas variáveis quantitativas com o objetivo de avaliar os efeitos produzidos pelos modelos propostos (BERTRAND e FRANSOO, 2002). A Figura 1.1 ilustra o processo de solução de um sistema por meio da modelagem.

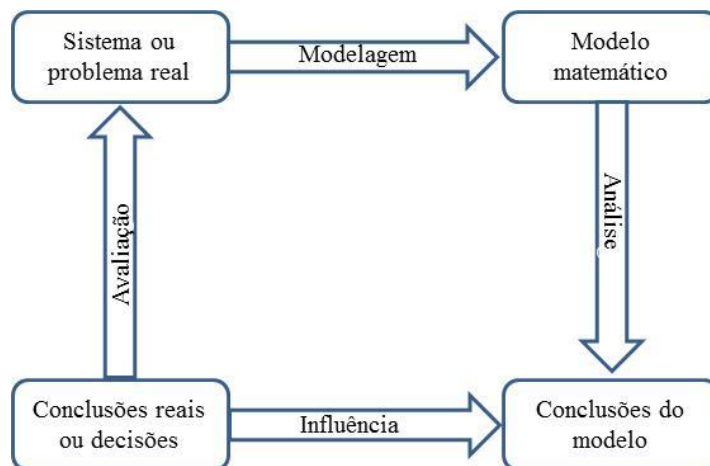


Figura 1.1 – Processo de modelagem (Arenales *et al.*, 2007)

Neste processo, a Modelagem é responsável por definir as variáveis de interesse e as relações matemáticas que descrevem o comportamento relevante do sistema; a Análise irá aplicar as técnicas matemáticas, por meio do uso de tecnologias (computadores, softwares, etc.), de maneira a resolver o modelo matemático e visualizar possíveis conclusões; a Inferência discutirá se as conclusões para o problema têm significado suficiente para o problema real; e por fim, a avaliação revelará se a modelagem e as conclusões obtidas são adequadas ao problema real, caso contrário, a modelagem pode sofrer revisões, reiniciando o ciclo (MORABITO e PUREZA, 2010).

Nesta tese, as variáveis de interesse (de resposta ( $Y$ ), de controle ( $\mathbf{x}$ ) e de ruído ( $\mathbf{z}$ )) são definidas com base na literatura relativa ao processo estudado, estabelecendo-se uma função de transferência do tipo  $Y = f(\mathbf{x}, \mathbf{z})$ . Tomando-se as derivadas parciais desta função em relação ao vetor  $\mathbf{x}$ , podem ser definidas as equações de média,  $\mu(\mathbf{x})$ , e variância,  $\sigma^2(\mathbf{x})$ , cumprindo-se assim a fase de Modelagem do processo de pesquisa. Aplicando-se o Método NBI usando um algoritmo GRG, resolve-se o modelo matemático, visualizando-se possíveis conclusões; desse modo, cumpre-se a etapa de “Análise” do processo de pesquisa. Comparando-se os resultados matemáticos proporcionados pelo método aos resultados reais obtidos através de medições pode-se definir se os resultados fazem sentido, permitindo avaliar se a proposta é exequível e os resultados, adequados; disto trata a “Inferência”. Utilizando-se um conjunto experimental de ensaios de confirmação, discute-se se o modelo foi capaz de detectar o comportamento do processo e se os resultados dos modelos matemáticos têm aderência com a realidade; assim, realiza-se a fase de “Avaliação”. Confirmando-se os resultados, o ciclo de pesquisa se encerra; caso contrário, volta-se à fase de “Modelagem”, reavaliando-se a pertinência dos conceitos e das teorias iniciais. Sucessivos ciclos deste processo contribuem para a melhoria do método proposto. Porém, se a “Avaliação” confirmar a assertividade dos pressupostos iniciais, o método estará concluído.

Desta forma, pode-se classificar este trabalho de tese como de natureza “Aplicada” (MONTGOMERY, 2009), uma vez que o objetivo principal é aplicar o método desenvolvido a um problema real de indústria, avaliando-se sua eficiência. Em relação ao seu objetivo, o trabalho se classifica como “Normativo”, uma vez que seus resultados ensejam um procedimento que pode ser adotado em cenários semelhantes (GIL, 2009). Toda a consecução do projeto se dará na forma “Quantitativa” (CRESWELL *et al.*, 2007).

## 1.6 Estrutura do Trabalho

Esta tese está organizada em oito capítulos. Além deste primeiro capítulo que apresenta os pressupostos iniciais desta tese, os capítulos remanescentes tratam dos assuntos a saber:

- **No Capítulo 2**, apresenta-se o estado da arte em “Projeto Robusto de Parâmetros”, descrevendo-se e discutindo-se os principais arranjos experimentais utilizados em PRP e os sistemas de otimização mais comuns para problemas duais do tipo média-variância.
- **No Capítulo 3**, apresentam-se as características gerais do processo de fresamento de topo e do aço ABNT 1045, caracterizando-se as variáveis de controle e de ruído próprias deste processo, bem como seus respectivos níveis. Concorrendo-se para o sucesso da utilização da Metodologia de Planejamento e Análise de Experimentos (DOE), a revisão da literatura ajuda na escolha dos níveis mais adequados para os parâmetros.
- **No Capítulo 4**, apresenta-se uma revisão da literatura relativa aos métodos de otimização multiobjetivo e não-lineares, suas características, vantagens, desvantagens e as particularidades do “Método de Interseção Normal à Fronteira”.
- **No Capítulo 5**, apresenta-se o método NBI-PRP, desenvolvido nesta tese para contornar os problemas relativos à falta de convexidade de fronteiras de Pareto equiespaçadas para funções de média e variância obtidas em arranjos de superfície de resposta em configuração combinada.
- **No Capítulo 6**, apresenta-se uma aplicação do método NBI-PRP ao fresamento de topo de aço ABNT 1045, detalhando-se o procedimento experimental, a escolha das variáveis de controle e ruído, seus respectivos níveis, a formação do arranjo combinado, a coleta dos dados, análise dos efeitos e estimação dos coeficientes e modelos de média e variância para característica de interesse.
- **No Capítulo 7**, apresenta-se uma discussão dos resultados obtidos assim como os experimentos de confirmação necessários para a avaliação da adequação do método proposto.

## 2. Projeto Robusto de Parâmetros

Projeto Robusto de Parâmetros (PRP) é uma abordagem para a garantia da qualidade, também chamada de método Taguchi, com enfoque no projeto do produto e do processo. Seu princípio fundamental é que, para assegurar uma qualidade consistente, deve-se procurar projetar produtos que sejam insensíveis a flutuações que venham ocorrer no processo de produção.

### 2.1 Estado da arte (PRP)

A filosofia e métodos de qualidade com foco de Taguchi (1986) formam a base para princípios do PRP, sendo que foram evoluídos para fornecer uma abordagem econômica para melhoria da qualidade de produto e processo. De acordo com esta filosofia, a perspectiva do cliente estabelece que fabricantes considerem tanto a média, quanto a variabilidade de uma medida de qualidade, a fim de melhorar a qualidade do produto, bem como a qualidade do processo usado para fabricá-lo. *Box et al.* (1988) e *TSUI et al.* (1992) debatem esta filosofia em torno de abordagens para projeto experimental.

*Box et al.* (1988), concluíram que a metodologia de Taguchi, facilitou a melhoria de processos e propuseram modelos PRP para investigar uma variedade de metodologias alternativas de otimização mais firmemente fundamentada em abordagens bem estabelecidas em projeto experimental e metodologia de superfície resposta (MSR).

Vining e Myers (1990) foram os primeiros a sugerir a abordagem dual-resposta usando (MSR) como uma alternativa para as relações do processo de modelagem. Pelo seu método, as funções de resposta para média e variância são estimadas separadamente e em seguida otimizadas usando um alvo com restrição que minimiza a média,  $\mu(\mathbf{x})$ , e a variância,  $\sigma^2(\mathbf{x})$ .

A partir destes procedimentos, Del Castillo e Montgomery (1993) propuseram o uso de técnicas de programação não-lineares, usando gradiente reduzido generalizado (GRG), para obter os mesmos resultados de forma mais eficiente. Como alternativa, Cho (1994) e Lin *et al.* (1995), focaram na abordagem da modelagem usada por Vining *et al.* (1990), argumentando que as soluções obtidas a partir do modelo dual-resposta podem não ser necessariamente ideais para o modelo. Nesse sentido, sua extensão usa o erro quadrático médio (EQM) como critério para incorporar o viés para a resposta média e o valor alvo de tal forma que a função-objetivo  $EQM = [\hat{\mu}(\mathbf{x}) - T]^2 + \hat{\sigma}^2(\mathbf{x})$  seja minimizada.

Copeland *et al.* (1996) concordaram com a avaliação para incorporar este viés, mas desafiaram a idéia de permitir um desvio do alvo ilimitado. Modificaram a abordagem EQM, adicionando a restrição  $\hat{\mu}(\mathbf{x}) - T \leq \Delta$ , que limitava a quantidade de viés permissível para algum valor alvo definido. Del Castillo e Montgomery (1993), Copeland e Nelson (1996) também adotaram a programação não-linear como uma maneira mais eficiente para obter resultados ótimos, mas preferiram o método simplex de *Nelder-Mead* como algoritmo potencialmente mais eficaz para otimizar a dupla função objetivo característica do PRP.

Outros pesquisadores desenvolveram extensões destes modelos inserindo pesos para as funções do modelo dual (Ding *et al.*, 2004) ou utilizando modelos lineares generalizados para o EQM (JEONG *et al.*, 2005 e MYERS *et al.*, 2005).

Ginsburg e Ben-Gal (2006) propuseram uma abordagem diferente de otimização baseada na função de perda de qualidade,  $L(y) = E(y - T)^2$ , que baseia-se na média e variância de Y, para minimizar a variabilidade na solução ótima conforme Figura 2.1.

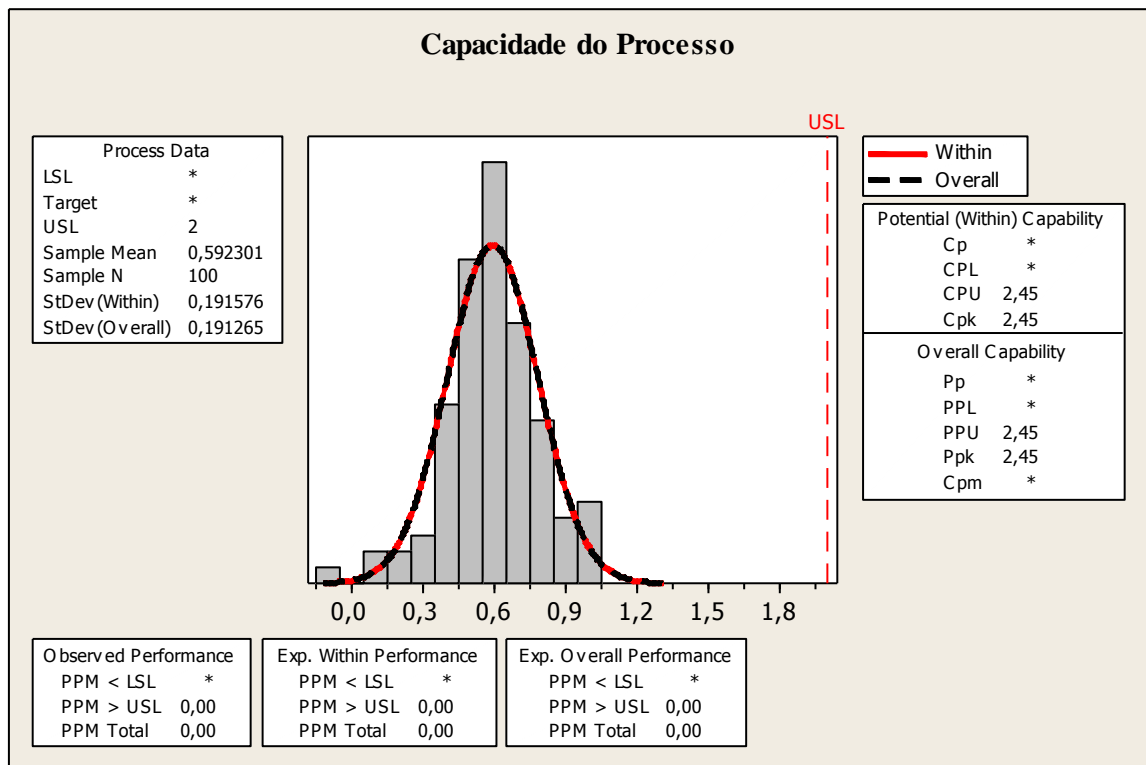


Figura 2.1 – Perda de qualidade (Fonte: autor).

Shaibu e Cho (2009) ofereceram outro ângulo para a abordagem baseada em EQM, considerando o grau do desvio padrão variando a um valor específico na função objetivo para todos os tipos de respostas.

Foi proposta uma extensão do método critério global que visa a minimização do desvio da média e desvio padrão dos valores de destino especificados como razão para o intervalo considerado (KIM e LIN, 2006; TANG e XU, 2002; KIM e CHO, 2002; KOKSOY e YALCINOZ, 2008; ROBINSON *et al.*, 2004; SHIN e CHO, 2009; KOVACH e CHO, 2009; SHAIBU *et al.*, 2009; COSTA, 2010; SHIN *et al.*, 2011; TROUNG e SHIN, 2012).

Asilahijani *et al.* (2010) sugeriram um modelo experimental como melhorias para PRP, denominado “*desensitization*” e “*robustness*” como métodos alternativos para mitigar sensibilidade do processo à variação indesejada, com arranjo composto central (CCD) e modelos de Box e Behnken. Foi aplicado como teoria de projeto ideal para proporcionar maior flexibilidade para estimativa independentemente do modelo (MATSURRA *et al.*, 2011; TOMMASI, 2012).

Tipicamente, presume-se que os modelos de superfície de resposta usados com cada uma das abordagens de otimização até agora mencionadas são bem ajustados por Mínimos Quadrados Ordinários (OLS, do inglês *Ordinary Least Square*). No entanto, o grau com o qual uma superfície de resposta (MSR) produz um bom ajuste é, em grande parte, atribuível à qualidade das estimativas utilizadas para desenvolver modelos fornecidos. Assim, presume-se que todos os procedimentos de otimização foram executados corretamente, e também que as estimativas de base são boas e foram obtidas usando estimadores apropriados (GREGORY *et al.*, 2013).

Segundo Gregory *et al.* (2013), existem diversos trabalhos na literatura com base em análise estatística e otimização. Concomitantemente, muitos pesquisadores também analisaram as diferenças entre os vários tipos de otimização. No entanto, a maioria das condições investigadas enfocam situações envolvendo *outliers* nos dados normalmente distribuídos (SIMPSON e MONTGOMERY, 1998; MUHLBAUER *et al.*, 2009; WEINS E WU, 2010; PARK e CHO, 2003; LEE *et al.*, 2007; GOETHALS *et al.*, 2009).

Em contrapartida, Park e Cho (2003) e Lee *et al.* (2007) investigaram alternativas para PRP em face da não-normalidade de respostas e seus resíduos. Em arranjos cruzados, é comum que a distribuição dos valores da resposta seja normalmente distribuída em função da diferença de cenários da matriz externa. Isto inviabiliza a utilização de métricas de centralidade como a média. Neste contexto, Goethals *et al.* (2009) compararam outras

medidas de variabilidade que independem de normalidade para criar as funções objetivo de centralidade e dispersão.

Segundo Taguchi (1986), “Projeto Robusto de Parâmetros” é uma abordagem que determina as configurações ideais das variáveis de processo, combinando projeto de experimentos, principalmente matrizes ortogonais, com algum tipo de algoritmo de otimização. Tal abordagem é chamada de “Robusta” porque torna o processo menos sensível à ação de variáveis de ruído, melhorando o controle da variabilidade e refinando a correção de viés que é a diferença entre uma média de processo e um valor alvo (ARDAKANI e NOOROSSANA, 2008; QUESADA e Del CASTILLO, 2004; SHIN *et al.*, 2011). Desenvolvido originalmente a partir de uma matriz cruzada, o arranjo original de PRP envolve a combinação de uma matriz interna formada por variáveis de controle e uma matriz ortogonal externa formada por fatores de ruído. Esta metodologia gera controvérsia, principalmente devido a várias falhas e inconsistências matemáticas e estatísticas relativas à modelagem do valor médio de dados não-simétricos e à negligência dos efeitos de interações entre variáveis de ruído e controle (NAIR, 1992; SHIN *et al.*, 2011).

A principal desvantagem desta abordagem controversa está relacionada com a incapacidade de uma matriz cruzada medir a interação entre as variáveis de controle e o ruído (QUESADA e DEL CASTILLO, 2004). Para superar esta desvantagem, Shoemaker *et al.* (1991), Box e Jones (1992), Welch *et al.* (1990) propuseram a utilização de uma matriz combinada, como uma abordagem alternativa para a matriz cruzada, que contém as configurações de fatores de controle e ruído. Neste tipo de arranjo, a variável de ruído é considerada como uma variável de controle de modo que o número de variáveis em um CCD seja igual a  $k = x + z$ , onde  $k$  é o número de variáveis utilizadas para gerar o arranjo experimental,  $x$  é o número de variáveis controláveis e  $z$ , o número de variáveis de ruído. Dadas as dificuldades de experimentação de vários níveis para as variáveis de ruído, são descartados os experimentos referentes aos pontos axiais relativos a estas variáveis. Aplica-se o método OLS para se estimar os coeficientes de  $Y = f(x,z)$ . Tomando-se as derivadas parciais desta função em termos das variáveis de ruído, encontram-se as equações de média e variância (MONTGOMERY, 2009; QUESADA e Del CASTILLO, 2004; VINING *et al.*, 1998; VINING e MYERS, 1990). Embora para se atingir níveis adequados de qualidade a maioria das aplicações industriais exijam mais de uma resposta a ser otimizada simultaneamente, poucos estudos têm sido dedicados ao conceito PRP para diversas respostas (BRITO *et al.*, 2014; PAIVA *et al.*, 2012; PAIVA *et al.*, 2009; KAZEMZADEH *et al.*, 2008;

GOVINDALURI e CHO, 2007; QUESADA e Del CASTILLO, 2004). Mesmo nos trabalhos envolvendo abordagens multivariadas, as interações entre variáveis de controle e ruído são geralmente negligenciados e as equações de média e variância vêm de matrizes cruzadas ou repetições de experimentos (GOVINDALURI e CHO, 2007; JEONG *et al.*, 2005; KOVACH e CHO, 2009 ; LEE *et al.*, 2006; PAIVA *et al.*, 2012; SHAIBU *et al.*, 2009; SHIN *et al.*, 2011; TANG e XU, 2002).

### 2.1.1 Otimização da característica robusta de qualidade

As superfícies de resposta duais (DRS, do inglês *Dual Response Surface*) formam uma classe de problemas na qual gera uma superfície de resposta para a

(CHO e PARK, 2005; KAZEMZADEH *et al.*, 2008; KOVACH e CHO, 2009; LEE e PARK, 2007; PAIVA *et al.*, 2012; SHIN *et al.*, 2011; STEENACKERS e GUILLAME, média  $\hat{y}(x)$  e outra para a variância  $\hat{\sigma}^2(x)$  para cada característica, utilizando para tal as réplicas experimentais, os arranjos cruzados ou combinados. Essas funções, usualmente são escritas como modelos (OLS) de segunda ordem e podem ser combinadas em diferentes esquemas de otimização não-linear, com ou sem restrições. Uma primeira abordagem apresenta a variância como função objetivo e propõe-se sua minimização,  $\text{Min } \hat{\sigma}^2(x)$ , sujeita a uma restrição para que a média seja igual ao alvo pré-estabelecido,  $\hat{y}(x) = T$ , onde T é o alvo para a média da característica  $\hat{y}(x)$ . Tal problema de otimização pode ser resolvido pelo Método dos Multiplicadores de Lagrange (KAZEMZADEH *et al.*, 2008; DEL CASTILLO *et al.*, 1999; VINING e MYERS 1990). Cho *et al.* (2005) apresentaram uma versão para esta formulação, incluindo-se uma restrição relativa a uma variação no viés, tal que  $|\hat{y}(X) - T| \leq \varepsilon$ .

Em várias pesquisas, no entanto, a escolha mais comum é a combinação de média, variância e alvo, usando a minimização do erro quadrático médio (EQM). O EQM é uma função objetivo, sujeita apenas à restrição experimental da região, como  $\text{Min } [\hat{y}(x) - T]^2 + \sigma^2$  (2008), KOVACH e CHO, 2009; LIN e TU, 1995; PAIVA *et al.*, 2012; SHIN *et al.*, 2011). Supondo que a média e variância podem ter diferentes graus de importância, tais funções objetivo também pode ser ponderadas por pesos específicos, tal que  $\text{EQM}_w = w_1(\hat{y}(x) - T)^2 + w_2 \times \hat{\sigma}^2(x)$ , onde os pesos  $w_1$  e  $w_2$  são constantes positivas pré-definidas (BOX e JONES, 1992; KAZEMAZADEH *et al.*, 2008; LIN e TU *et al.*, 1995; TANG e XU, 2002). Diferentes combinações convexas de pesos do tipo  $w_1 + w_2 = 1$ , com  $w_2 > 0$ , podem ser testadas, gerando um conjunto de soluções não inferiores para otimização objetivo

multiobjetivo (TANG e XU, 2002). O critério EQM pode ser estendido para problemas multiobjetivo usando algum tipo de operador de aglutinação tal como a soma ponderada, como sugerido por vários pesquisadores (BUSACCA *et al.*, 2001; YANG e SEM, 1996). Neste caso, se diferentes graus de importância ( $w_i$ ) são desejados para cada EQMi, a função objetivo global ponderada passa ser escrita (KOKSOY e YALSINOZ, 2008), conforme Equação 2.1.

$$EQM_T = \sum_{i=1}^P w_i \cdot EQM_i = \sum_{i=1}^P w_i \cdot [(\hat{y}_i - T_i)^2 + \hat{\sigma}_i^2] \quad (2.1)$$

Assumindo uma soma convexa de pesos para  $w_i$ , pode-se escrever:

$$EQM_T = \sum_{i=1}^P [w_i \cdot (\hat{y}_i - T_i)^2 + (1 - w_i) \cdot \hat{\sigma}_i^2] \quad (2.2)$$

Nessa expressão,  $w$  é o peso para priorizar a média ou variância e  $w_i$  é o mesmo peso descrito na Equação (2.1). Por uma questão de comparação, a Equação (2.2) é referida como soma ponderada. Nenhuma das formulações acima mencionadas leva em conta a estrutura de correlação que pode estar presente na matriz de respostas. Considerando a correlação entre as resposta, Vining (1998) apresentou a minimização de uma multiobjetivo conforme Equação 2.3, tal que:

$$\text{Min } E [L[\hat{y}(\mathbf{x}), \boldsymbol{\theta}]] = [E[\hat{y}(\mathbf{x})] - \boldsymbol{\theta}]^T \mathbf{C} [E[\hat{y}(\mathbf{x})] - \boldsymbol{\theta}] + \text{trace}[\mathbf{C} \boldsymbol{\Sigma}_{\hat{y}}(\mathbf{x})] \quad (2.3)$$

onde  $x$  representa um vetor de variáveis de projeto controlável,  $\hat{Y}(X)$  é o vetor da resposta estimada,  $\mathbf{C}$  é  $p \times p$ , formando a matriz de pesos, associado às perdas ocorridas quando  $(\hat{Y})(X)$  desvia-se de seus respectivos alvos,  $\boldsymbol{\theta}$ .  $\boldsymbol{\Sigma}_{\hat{y}}(x)$  é a matriz de variância-covariância estimada para as respostas. Da mesma forma, Chiao e Hamada (2001) propuseram a integração multivariada, usando uma região específica definida para as respostas, de tal forma que a solução ótima não levasse em consideração os valores alvo. Entretanto, apesar de eficiente, a integração multivariada não se mostra uma tarefa fácil, conforme Equação 2.4.

$$\text{Max } p(y \in S) = \frac{1}{\sqrt{|\Sigma|(2\pi)^m}} \left[ \int_{a_1}^{b_1} \int_{a_2}^{b_2} \dots \int_{a_m}^{b_m} e^{-\frac{1}{2} (y-\mu)^T \Sigma^{-1} (y-\mu)} (dy) \right] \quad (2.4)$$

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

Nesta equação,  $y$  é o vetor de múltiplas respostas,  $S$  é a região especificada para todas as respostas, formado pelos limites inferiores e limites superiores;  $\Sigma(y - \mu)$  é a matriz de variância-covariância dos desvios da média;  $x^T x \leq p^2$  denota uma restrição experimental para região. Segundo Ardakani e Noorossana (2008), para várias características correlacionadas, com  $f_i(x) = EQM_i(x)$ , pode-se empregar as seguintes formulações:

*Min*  $\beta$

$$\text{Sujeito a: } g_i(\mathbf{x}) = w_i \cdot \left( \frac{EQM_i(\mathbf{x}) - EQM_i^l(\mathbf{x})}{EQM_i^{\max}(\mathbf{x}) - EQM_i^l(\mathbf{x})} \right) \leq \beta \quad (2.5)$$

$$x^T x \leq \rho^2$$

$$\beta \geq 0$$

$$i = 1, 2, \dots, p$$

$$\text{Com: } EQM_i(\mathbf{x}) = (\hat{y}_i(\mathbf{x}) - T_i)^2 + \hat{\sigma}_i^2(\mathbf{x}) + \sum_{j=1}^{i-1} \frac{\hat{\sigma}_i(\mathbf{x})}{\hat{\sigma}_i(\mathbf{x}) + \hat{\sigma}_j(\mathbf{x})} \cdot [\hat{\sigma}_{ij}(\mathbf{x}) + (\hat{y}_i(\mathbf{x}) - T_i) \cdot (\hat{y}_j(\mathbf{x}) - T_j)] \quad (2.6)$$

Nesta equação,  $w_i$  é o peso associado a cada restrição  $g_i(x)$  referindo-se às funções escalonadas de  $EQM_1(x)$ .  $EQM_1^l(x)$  corresponde a cada otimização individual para  $EQM_1(x)$ .  $EQM_1^{\max}(x)$  refere-se ao valor máximo da matriz de compensação formado por todas as soluções observadas nas otimizações individuais. O conjunto de restrições  $g_1(x) \geq 0$  pode representar qualquer restrição desejada, e é geralmente usado para designar a região experimental.

## 2.1 Metodologia de Superfície de Resposta

Metodologia de Superfície de Resposta (MSR), segundo Montgomery (2005), Montgomery e Runger (2011), Mao *et al.* (2011), é uma metodologia composta por técnicas matemáticas e estatísticas aplicadas na análise e modelagem de respostas influenciadas por diversas variáveis. Esta técnica funciona muito bem quando se assume a homogeneidade da

variância dos dados (KARACABEI, 2010). Entretanto, tal consideração pode não ser válida para todos os casos de aplicações reais (KURAN *et al.*, 2013; DING *et al.*, 2004; MONTGOMERY, 2009; MYERS e MONTGOMERY, 2002), os quais exigirão métodos de correção para o comportamento da variância.

Segundo Montgomery (2009), em muitos problemas de superfície de resposta, a forma de relacionamento entre a variável de resposta e as variáveis independentes é desconhecida. Portanto, o primeiro passo dentro da metodologia MSR é encontrar uma aproximação razoável para o verdadeiro relacionamento entre  $y$  e o conjunto de variáveis. Usualmente, emprega-se um polinômio de baixa ordem, supondo que a resposta esperada  $E(y)$  seja função de  $k$  variáveis preditoras  $x_1, x_2, \dots, x_k$ , codificadas de tal maneira que o centro da região de interesse seja a origem  $(0,0,\dots,0)$ . O relacionamento entre  $y$  e as variáveis de predição pode ser expresso segundo uma expansão em Série de Taylor, conforme Equação 2.7 (PAIVA, 2006; BOX e DRAPER, 1987).

$$\varepsilon(y) = \eta = \eta_0 + \sum_{i=1}^r \left[ \frac{\partial \eta}{\partial x_i} \right] x_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^k \left[ \frac{\partial^2 \eta}{\partial x_i \partial x_j} \right] + \varepsilon \quad (2.7)$$

A equação linear de regressão expressa uma relação entre uma variável dependente e duas ou mais variáveis independentes. Onde o subscrito zero indica a avaliação na origem. Se os termos de alta ordem forem ignorados, a expansão produzirá a Equação 2.8:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon \quad (2.8)$$

onde:  $Y$  – Resposta de interesse,  $x_i$  – Variáveis independentes,  $\beta_i$  – Coeficientes a serem estimados,  $k$  – Número de variáveis independentes,  $\varepsilon$  – Erro experimental.

Para Myers e Montgomery (1995), se a resposta apresentar curvatura, então um polinômio de maior grau deve ser usado, como o modelo de segunda ordem. Se, em adição, forem mantidos os termos de segunda ordem, aproximação se tornará conforme Equação 2.9:

$$Y(x) = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \quad (2.9)$$

No entanto, Box e Draper (1987) utilizam-se de um ou ambos os modelos acima na maioria dos problemas de superfície de resposta. Além disso, é improvável que o modelo polinomial apresente uma aproximação adequada para todo o espaço experimental coberto pelas variáveis independentes. Entretanto, para uma região específica, tais modelos têm se mostrado eficientes.

Para Myers *et al.* (2002), a estimação dos coeficientes definidos pelos modelos o algoritmo tipicamente usado é o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários (OLS). O método dos mínimos quadrados ordinários (*Ordinary Least Squares – OLS*) é usado para estimar os regressores  $\beta$  do modelo polinomial, em forma matricial PAIVA (2006). Com isso, fica construída a função aproximada que relaciona a resposta de interesse com as variáveis do processo, que podem ser representados como a Equação 2.10.

Sendo X a matriz de fatores codificados e Y, o vetor de resposta.

$$\beta = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (2.10)$$

Quando a variância não é constante, é aconselhável utilizar o método dos mínimos quadrados ponderados (*Weighted Least Squares – WLS*), onde uma matriz de ponderação W pode ser representada pelo inverso do quadrado dos resíduos do modelo ajustado, pelo inverso da incerteza de medição ou pela variância calculada com experimentos replicados (CHO e PARK, 2005). Considerando que para a maioria dos processos industriais as relações entre as respostas e as variáveis independentes são desconhecidas, busca-se então encontrar uma aproximação adequada para representar as respostas de interesse como função destas variáveis.

Dessa forma fica construída a função aproximada que relaciona a resposta de interesse com as variáveis relacionadas do processo. Depois da construção do modelo, a significância deste modelo é verificada através de um procedimento de ANOVA (Análise de Variância). Esse teste de significância é importante para avaliar se o modelo é estatisticamente significativo. Além disso, a ANOVA também permite verificar quais dentre os termos do modelo são significativos e quais podem ser removidos. O ajuste dos modelos é representado através do coeficiente de determinação  $R^2$ , que representa o percentual de variação na resposta que é explicada pelo modelo construído. Associado a esse coeficiente, encontra-se o  $R^2$  ajustado ( $R^2(adj)$ ), que considera o fato de que  $R^2$  tende a superestimar a quantidade atual de variação contabilizada para a população. Uma visão mais detalhada envolvendo o Método dos

Mínimos Quadrados Ordinários, a Análise de Variância e ajuste dos modelos, juntamente com outras análises importantes como a análise de resíduos e o teste de falta de ajuste (*Lack-of-fit*) pode ser observada em Paiva (2006).

Na maioria dos problemas em superfície de resposta, a forma do relacionamento entre as variáveis dependentes e independentes é desconhecida. Assim, o primeiro passo é encontrar uma aproximação para o verdadeiro relacionamento entre a variável resposta ( $y$ ) e as variáveis independentes (fatores). No entanto, como um dos objetivos da MSR consiste na otimização das respostas, recomenda-se, sempre que possível, representá-las por meio dos modelos de segunda ordem, já que a curvatura apresentada por estes define a localização de um ponto estacionário. Portanto, quando a resposta de interesse apresentar um comportamento linear, deve-se utilizar das informações do modelo de primeira ordem para buscar a região de curvatura. De acordo com Del Castillo (2007) e Montgomery (2009) sugeriram o emprego do método do vetor gradiente. Essencialmente essa abordagem busca aproximar linearmente as repostas obtidas em polinômios que descrevem o comportamento dos fatores. Ao gerar os modelos de regressão é possível identificar as regiões de ponto ótimo. Para que seja calculado ao longo do espaço experimental, sendo a região de curvatura identificada através da realização de experimentos em cada passo. Com relação à capacidade de representação das respostas, é arriscado que o modelo polinomial se comporte como uma aproximação adequada para todo o espaço experimental coberto pelas variáveis independentes. Entretanto, para uma região específica, tais modelos tem se mostrado eficientes. Esses problemas de superfície de resposta utilizam um ou ambos os modelos acima mencionados. A Figura 2.2 ilustra os dois casos de superfície de resposta.

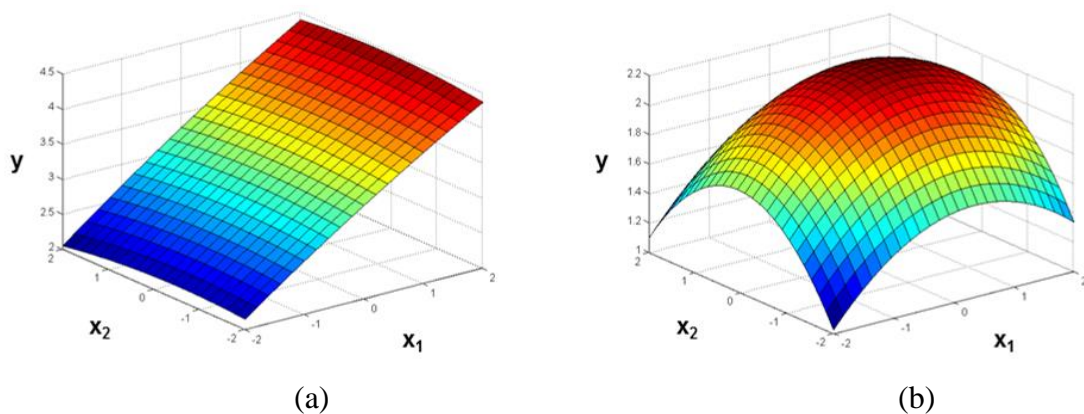


Figura 2.2 – Superfícies de resposta: a) modelo linear; b) modelo com curvatura.

Muitos pesquisadores aplicam Projeto e Análise de Experimentos e Metodologia de Superfície de Resposta nos mais diversos processos, contribuindo para um melhor entendimento dos fenômenos estudados.

Para a modelagem das funções de superfície de resposta, o arranjo experimental mais utilizado para a coleta dos dados é o arranjo composto central (*Central Composite Design – CCD*), conforme Figura 2.3-a. Outro arranjo que também pode ser utilizado é o arranjo Box-Behnken, conforme Figura 2.3-b, porém pouco aplicado em comparação ao emprego do CCD (BALASUBRAMANIAN *et al.*, 2009; NILO JÚNIOR, 2003; PAIVA *et al.*, 2012).

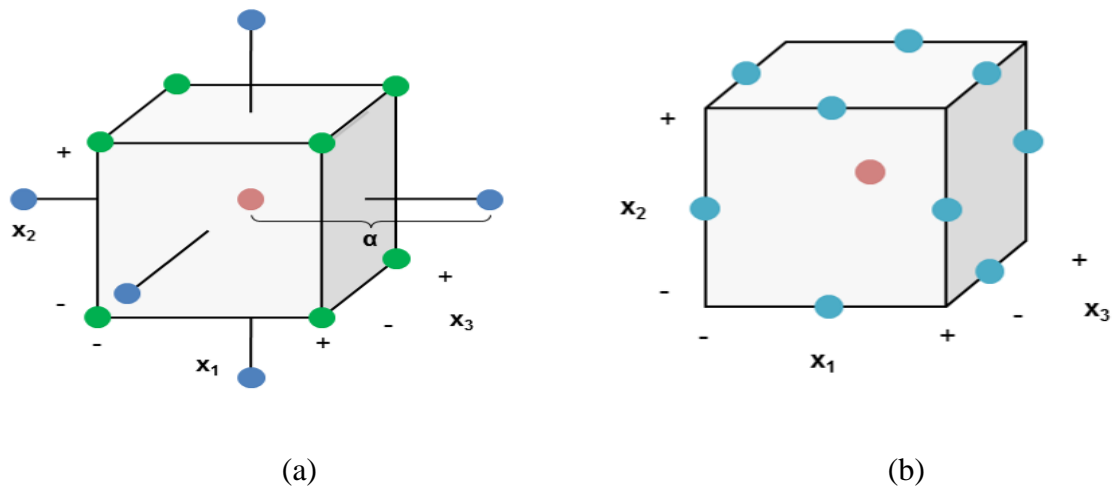


Figura 2.3 – Arranjos experimentais de superfície de resposta: a) CCD; b) Box-Behnken.

Para Box e Drapper (1987) e Montgomery (2005), o arranjo composto central (CCD), é amplamente empregado para ajustar um modelo de superfície de resposta de segunda ordem devido à sua eficiência com respeito ao número de experimentos necessários.

O arranjo composto central (CCD) é uma matriz formada por três grupos distintos de elementos experimentais: um fatorial completo ou fracionado; um conjunto de pontos centrais (*Center Points*) e, adicionalmente, um grupo de níveis extras denominados pontos axiais conforme Figura 2.4.

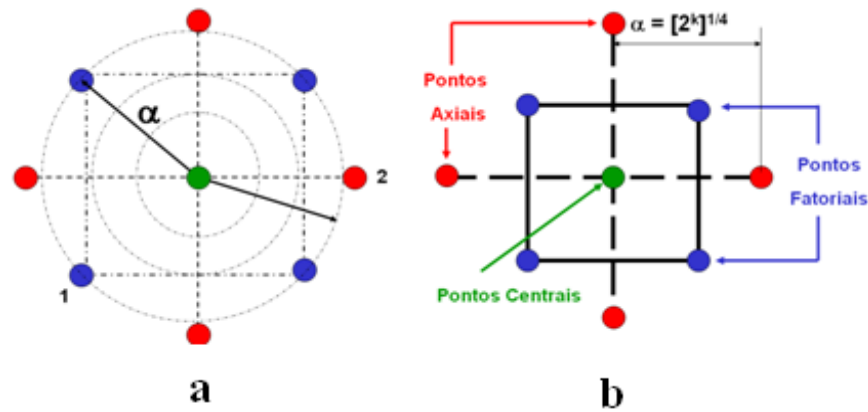


Figura 2.4 – Arranjos CCD: a) rotacionalidade do CCD; b) CCD para 2 Fatores. Adaptado de Paiva (2006).

Arranjos do tipo CCD são dotados de rotacionalidade. Esta propriedade consiste na constância na variância para a resposta prevista a todos os pontos presentes em uma circunferência de raio  $\alpha$ . Quanto mais afastado do centro do arranjo um ponto estiver, maior será o erro de previsão do modelo associado a ele MONTGOMERY (2005).

No arranjo composto central (CCD) o número de pontos axiais é igual ao dobro do número de fatores e representam seus valores extremos. Em função de sua localização, podem ser circunscritos, inscritos ou de face centrada. A Figura 2.5 representa os diferentes tipos de um arranjo composto central (CCD).

O Arranjo Circunscrito (CCC) é o arranjo composto central (CCD) original. Nele, os pontos axiais estão a uma distância  $\alpha$  do centro, baseado nas propriedades desejadas do projeto, Esse arranjo requer 5 (cinco) níveis para cada fator.

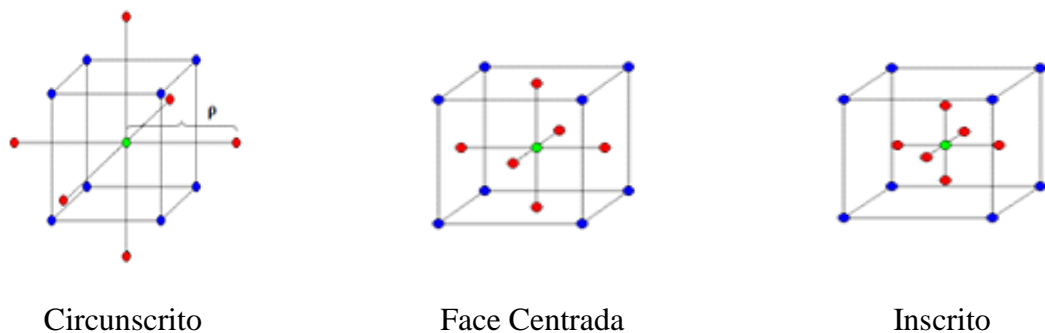


Figura 2.5 – Tipos de CCD

O Arranjo de Face Centrada (CCF) caracteriza-se por dispor os pontos axiais sobre o centro de cada face do espaço fatorial, ou seja,  $\alpha = +1$  ou  $-1$ . Requer três níveis para cada fator. O Arranjo Inscrito (CCI) é adequado às situações nas quais os limites especificados não podem ser extrapolados, quer por medida de segurança, quer por incapacidade física de realização. Neste caso, o CCI utiliza os níveis dos fatores como pontos axiais e cria um fatorial completo ou fracionado dentro desses limites, um CCI requer cinco níveis.

Um CCC explora o maior espaço fatorial possível, enquanto que um CCI explora o menor, ambos, CCC e CCI, são rotacionáveis. O mesmo não se aplica ao CCF.

Segundo Box e Drapper (1987), para manter a rotacionalidade de um arranjo, o valor de  $\alpha$  depende do número de experimentos ( $k$ ) da porção fatorial do arranjo composto central CCD, conforme a Equação 2.11:

$$\alpha = (\text{número de experimentos})^{1/4} = (2^k)^{1/4} \quad (2.11)$$

Segundo Montgomery (2005) o arranjo composto central CCD ajusta-se, quando necessário, em um modelo polinomial de segunda ordem.

Montgomery (2005) ressalta que, em regra, um arranjo composto central CCD com  $k$  fatores requer  $2^k$  corridas fatoriais,  $2 \times k$  corridas axiais e, no mínimo, um ponto central, Três a cinco pontos centrais são recomendados na literatura, este modelo é adequado, uma vez que muitos processos podem ser aproximados por uma expansão em série de Taylor, truncada em um termo quadrático.

### 2.2.1 Arranjo combinado

Segundo Taguchi (1986), uma maneira razoável para otimização robusta: resumir os dados de um experimento da matriz cruzada com a média de cada observação na matriz interna através de todas as execuções na matriz externa, sendo combinado na relação sinal-ruído. Montgomery (2009) enfatizou que não pode estimar interações entre parâmetros de controle e ruído para médias e variâncias amostrais em um arranjo cruzado, calculado sobre os mesmos níveis.

Ardakani e Noorossana (2008), Projeto de Parâmetro Robusto (PRP) é um conjunto de técnicas para determinar o nível de um conjunto de fatores controláveis que visa reduzir a sensibilidade do processo a outro conjunto de fatores incontroláveis, denominado como ruídos, de modo a aumentar a robustez do processo. Desta forma, o Projeto Robusto de

parâmetros (PRP) procura uma combinação de fatores controláveis tais que dois objetivos principais sejam alcançados: a localização da média da resposta esteja no nível desejado e a variação ou dispersão da resposta seja a menor possível, tornando assim o sistema insensível à ação das variações incontroláveis (ruídos).

Segundo Ardakani e Noorossana (2008) e Montgomery (2005), o projeto de robustos parâmetros (PRP) é um enfoque para a análise e melhoria de processos cujo foco é a determinação dos níveis das variáveis de controle visando os seguintes objetivos: (1) garantir que a média das respostas do processo se estabeleça em um nível desejado (alvo) e (2) garantir que a variabilidade em torno dos valores alvo seja a menor possível. Montgomery (2009) afirma que quanto às técnicas utilizadas para a modelagem e análise dos dados, a Metodologia de Superfície de Resposta tem se mostrado como uma estratégia eficiente para a abordagem do Projeto Robusto de Parâmetros (PRP) e, nesse sentido, o método de análise é desenvolvido a partir de um dos seguintes arranjos experimentais: os arranjos cruzados ou os arranjos combinados. Para o presente trabalho, a estratégia experimental foi baseada em um arranjo combinado.

Shoemaker *et al.* (1991) recomendam para arranjos combinados, sejam definidos como o sequenciamento de experimentos nos quais as variáveis de ruído, são tratadas como variáveis de controle e, dessa forma, variáveis de controle e ruídos são combinadas em um único arranjo experimental. Com isso, a partir das informações coletadas nos experimentos, torna-se possível a construção de um modelo de superfície de resposta que relaciona as variáveis de controle, os ruídos e suas respectivas interações. A Equação 2.12 descreve o modelo de segunda ordem desenvolvido a partir de um arranjo combinado (MONTGOMERY, 2009).

$$Y(\mathbf{x}, \mathbf{z}) = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i \mathbf{x}_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} \mathbf{x}_i^2 + \sum_{i < j} \beta_{ij} \mathbf{x}_i \mathbf{x}_j + \sum_{i=1}^r \gamma_i \mathbf{z}_i + \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^r \delta_{ij} \mathbf{x}_i \mathbf{z}_j + \varepsilon \quad (2.12)$$

Onde:  $\mathbf{Y}$  – Resposta de interesse,  $\mathbf{X}_i$  – Variáveis de controle,  $\mathbf{Z}_i$  – Variáveis de ruído

$\beta_0, \beta_i, \beta_{ii}, \beta_{ij}, \gamma_i, \delta_{ij}$  – Coeficientes a serem estimados,  $\mathbf{k}$  – Número de variáveis de controle

$\mathbf{r}$  – Número de variáveis de ruído,  $\varepsilon$  – Erro experimental.

Segundo Montgomery (2005), para dois fatores controláveis  $x_1$  e  $x_2$  e somente um fator de ruído  $z_1$ , assumindo que ambos estão expressos como as variáveis usuais codificadas (isto

é, eles estão centrados em zero e têm limites, inferior e superior ( $\pm a$ ), pode-se considerar um modelo de primeira ordem envolvendo as variáveis controláveis, conforme Equação 2.13.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} x_1 x_2 + \gamma_1 z_1 + \delta_{11} x_1 z_1 + \delta_{21} x_2 z_1 + \varepsilon \quad (2.13)$$

Pode ser observado na Equação 2.14, que esse modelo tem os efeitos principais dos fatores controláveis e sua interação, bem como os efeitos principais da variável de ruído; além das interações entre as variáveis controláveis e de ruído. Esse tipo de modelo que incorpora o controle e as variáveis de ruído é muitas vezes chamado de modelo de resposta. A menos que, um dos coeficientes de regressão seja diferente de zero, com isso não haverá problema de projeto robusto. Normalmente, chamamos o projeto contendo fatores controláveis e ruído de projeto de matriz combinada. Como mencionado anteriormente, as variáveis de ruído são variáveis aleatórias, embora sejam controláveis para fins experimentais (MONTGOMERY, 2005).

$$Y = y_z = 0 + \frac{\partial y}{\partial z} (z_1 - 0) + R + \varepsilon = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} x_1 x_2 + (\gamma_1 + \delta_{11} x_1 + \delta_{21} x_2) z_1 + R + \varepsilon \quad (2.14)$$

Onde  $R$  é chamado de termo restante na série de Taylor. Agora, a variância de  $y$  pode ser obtida e aplicada na expressão (sem  $R$ ), conforme a Equação 2.15:

$$V_z(y) = \sigma^2 (\gamma_1 + \delta_{11} x_1 + \delta_{21} x_2)^2 + \sigma^2 \quad (2.15)$$

Novamente, é usado o subscrito  $\mathbf{z}$  na equação de variância, que tanto  $Z_1$  e  $\varepsilon$  são variáveis aleatórias, derivando o modelo simples para média e variância da resposta, pode ser observado que:

1. O modelo de média e variância envolvem apenas as variáveis controláveis, Essas médias podem potencialmente alterar as variáveis controláveis para resultar um valor objetivo de média e minimizar a variabilidade transmitida para o ruído;

2. O modelo de variância envolve apenas as variáveis controláveis, também envolve os coeficientes de regressão de interação entre controle e variáveis de ruído;
3. O modelo de variância é uma função quadrática das variáveis de controle;
4. O modelo de variância ( $\sigma^2$ ) é apenas o quadrado da inclinação de ajuste do modelo de resposta na direção da variável de ruído;

Para usar os modelos citados anteriormente é necessário:

1. Realizar um experimento que melhor se adapte em um modelo de resposta apropriada, tal como a Equação 2.14;
2. Substituir os coeficientes de regressão desconhecidos nos modelos de média e variância com os seus mínimos quadrados estimados a partir do modelo de resposta e substituir ( $\sigma^2$ ) no modelo de variância e média do resíduo encontrado na montagem do modelo de resposta.

Podem-se generalizar resultados, supondo-se que existam variáveis controláveis e variáveis de ruído ( $R$ ), O modelo de resposta geral envolvendo essas variáveis é apresentado conforme Equação 2.16 (MONTGOMERY, 2005).

$$y(x, z) = f(x) + h(x, z) + \varepsilon \quad (2.16)$$

Em que  $f(x)$  é a função do modelo que envolve apenas as variáveis controláveis e  $h(x, z)$  são os termos que envolvem os efeitos principais dos fatores de ruído e das interações entre os fatores controláveis e do ruído, conforme Equação 2.17.

$$h(x, z) = \sum_{i=1}^k y_i z_i + \sum_{i=1}^k \sum_j^k \delta_{ij} x_i z_j \quad (2.17)$$

A estrutura para  $f(x)$  vai depender de que tipo de modelo para as variáveis controláveis o experimentador achar que é apropriado. As escolhas lógicas são o modelo de primeira ordem com interação e modelo de segunda ordem. Com isso assumindo-se que as variáveis de ruído têm média e variância zero e covariância zero, e que as variáveis de ruído e  $\varepsilon$  erros aleatórios têm covariância zero, então o modelo de média para a resposta Equação 2.18.

$$E_z = [\gamma(x, z)] = f(x) \quad (2.18)$$

Segundo Montgomery (2005) o modelo de variância para a resposta ficará conforme a Equação 2.19.

$$V_z[\gamma(x, z)] = \sigma_z^2 \sum_{i=1}^r \left[ \frac{\partial \gamma}{\partial z_i} \right]^2 + \sigma^2 \quad (2.19)$$

Welch *et al.* (1990) propuseram a substituição do arranjo cruzado pelo arranjo combinado, tanto com os fatores controláveis quanto com os fatores de ruído, aplicando esta abordagem a experimentos computacionais, por meio de simulação. Esta mesma abordagem foi aplicada por Shoemaker *et al.* (1991) em experimentos na física.

Wu e Zhu (2003) propuseram o critério *minimum J-aberration*, para a seleção do arranjo combinado baseado nos princípios da ordenação dos efeitos, nos quais as diferentes categorias dos efeitos são ordenadas de acordo com sua provável importância para (PRP).

A abordagem PRP com arranjo combinado trata todas as variáveis da mesma forma, sendo elas variáveis controláveis ou de ruído, usando um modelo que inclui as interações entre elas. Esses modelos são capazes de modelar os efeitos principais de fatores controláveis e ruído e também as suas interações (MONTGOMERY, 2005).

Alguns pesquisadores argumentam que o arranjo combinado geralmente é superior ao arranjo cruzado. Wu e Hamada (2000) afirmam que arranjos combinados são melhores que os arranjos cruzados, com quantidades menores de experimentos em termos de efeitos principais e interações de segunda ordem.

## 2.3 Erro Quadrático Médio

De acordo Lin *et al.* (1995), no contexto da otimização robusta, o erro quadrático médio (EQM) é uma técnica que combina as funções objetivo desenvolvidas para a média  $\hat{y}(x)$  e variância  $\hat{\sigma}^2(x)$  de uma resposta, além do alvo desejado  $T$ . Esta abordagem é sujeita apenas à restrição do espaço de solução viável, definida pela Equação (2.20).

$$\text{Min}_{x \in \Omega} EQM = [\hat{y}(x) - T]^2 + \hat{\sigma}^2(x) \quad (2.20)$$

Na equação anterior,  $\Omega$  é um símbolo utilizado para indicar a região de solução viável na qual o vetor  $x$  está inserido. Dessa forma, a minimização da função EQM promove a otimização conjunta da média e variância, levando, portanto, à melhoria da qualidade de diferentes produtos e processos. Entretanto, esta expressão se refere à média e variância de apenas uma resposta. Köksoy (2006) propôs para o caso de múltiplas características, a aglutinação de várias funções EQM, as quais poderiam ser ponderadas ou não. Assim, se as respostas apresentarem diferentes graus de importância, a função objetivo global para o erro quadrático médio pode ser escrita conforme Equação 2.21.

$$EQM = \sum_{i=1}^m w_i \cdot EQM_i = \sum_{i=1}^m w_i \cdot \{[\hat{y}_i(x) - T_i]^2 + \hat{\sigma}_i^2(x)\} \quad (2.21)$$

onde: EQM – Erro quadrático médio,  $m$  – Número de respostas consideradas  $w_i$  – Pesos atribuídos.

Segundo Ardakani e Noorossana (2008), essas estratégias também são encontradas na literatura, como as métricas utilizadas conforme Equação 2.22.

$$\begin{aligned} \text{Min } \bar{f}(x) &= \sum_{i=1}^m w_i \cdot \left[ \frac{f_i(x) - f_i^l}{f_i^{\text{MAX}} - f_i^l} \right]^2 \\ s, a, : x^T x &\leq \rho^2 \\ 0 &\leq w_i \leq 1 \end{aligned} \quad (2.22)$$

Com relação à Equação (2.22),  $\bar{f}(x)$  é a função objetivo global e os valores  $f_i^l$  e  $f_i^{\text{MAX}}$  são obtidos na matriz *payoff* das funções objetivo. A matriz *payoff* é uma matriz construída a partir da otimização individual de cada função objetivo, onde  $f_i^l$  representa o valor resultante da otimização de  $f_i(x)$  e  $f_i^{\text{MAX}}$  é o valor máximo observado para a  $i$ -ésima função objetivo, considerando todas as otimizações individuais. A expressão  $x^T x \leq \rho^2$  descreve a restrição para uma região de solução esférica, onde  $\rho$  é o raio da esfera, conforme (KOKSOY, 2006).

Köksoy (2006), afirma que dependendo da situação, uma resposta em particular pode ser maximizada, minimizada, ou direcionada a atingir um valor alvo, definindo-se uma função de EQM para cada caso.

## 3. Usinagem por Fresamento

Este capítulo tem como objetivo o embasamento sobre o processo de fresamento de topo, bem como escolha da fresa, conforme número de dentes e posicionamento do dente com os tipos de aplicações. A rugosidade no âmbito de normas, juntos com os parâmetros  $R_a$  e  $R_t$   $E_c$  sendo tratada como fenômeno de corte.

### 3.1 Tipos de Operações por Fresamento

Dentre os processos de usinagem, pode-se dizer que o fresamento, ainda que complexo, é um dos processos de usinagem com maior emprego na indústria, devido a aspectos como alta taxa de remoção de material e produção de formas com boa precisão dimensional e geométrica, sendo utilizado na fabricação de superfícies planas, contornos, ranhuras e cavidades, entre outras (MARCELINO *et al.*, 2004; DINIZ *et al.*, 2014), A Figura 3.1 apresenta algumas operações de usinagem por fresamento de topo.

O fresamento de topo é um dos mais usados em operações de remoção de material devido à boa qualidade da superfície. Este processo é utilizado em diversas indústrias metal-mecânica, incluindo aeroespacial e manufatura de setores automotivos. Maior atenção tem sido dada ao acabamento superficial dos componentes industriais, tendo importante influência nas propriedades, tais como fadiga, desgaste, corrosão, lubrificação e condutividade elétrica, (KUMAR *et al.*, 2006; WIBOWO *et al.*, 2012; CAMPATELLIET *et al.*, 2012).

Segundo Ferraresi (1970), o fresamento é um processo mecânico de usinagem à obtenção de superfícies quaisquer com o auxílio de ferramentas multicortantes.

Segundo Diniz et al., (2014), o processo de fresamento caracteriza-se principalmente pelos seguintes fatores:

- A ferramenta usada no processo, chamada de fresa, é multicortante, sendo provida de arestas cortantes dispostas simetricamente ao redor de um eixo.
- O movimento de corte é proporcionado pela rotação da fresa ao redor do seu eixo, fazendo com que cada uma das arestas cortantes retire uma porção de material.
- O movimento de avanço é geralmente feito pela própria peça em usinagem, que está fixada na mesa da máquina, o qual obriga a peça a passar sob a ferramenta em rotação, o que lhe dá a forma e a dimensão desejadas.

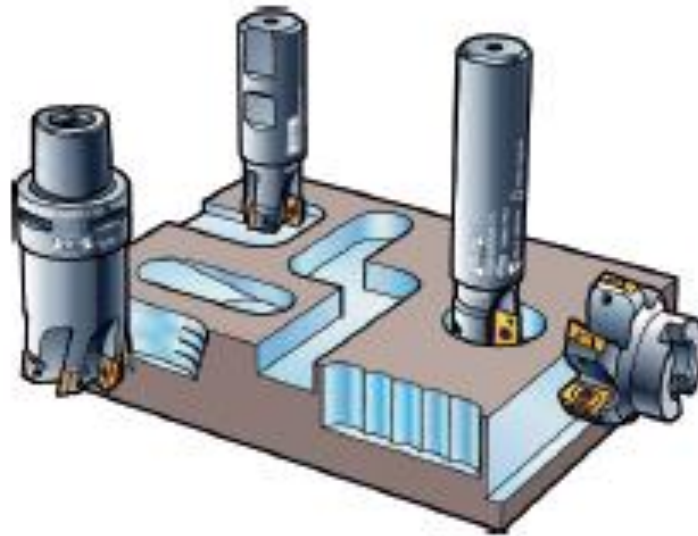


Figura 3.1 – Exemplos de fresamento vertical com fresas de topo (SANDVIK, 2011).

### 3.1.1 Escolha da fresa para operações de superfície plana

Segundo Diniz *et al.* (2014), Sandvik (2011) e Camuscu *et al.* (2005), para escolher uma fresa de topo, sugere-se a seguintes etapas:

- Diâmetro da fresa
- Número de dentes da fresa
- Material da pastilha

### 3.1.2 Diâmetro da fresa

Segundo Diniz *et al.* (2014), o principal fator de influência na escolha do diâmetro da fresa ( $D_c$ ) é a largura da superfície fresada ( $a_e$ ) conforme a Figura 3.2 (A). Se o diâmetro da fresa for igual ou pouco maior que a largura fresada, haverá valores de espessura de corte ( $h$ ) muito pequenos na entrada e saída do dente no corte, o que vai gerar muita pressão de corte. Por outro lado, se o diâmetro da fresa for muito maior que a largura fresada, haverá uma fresa de custo elevado para aquela superfície, conforme a Figura 3.2 (B), também, o choque do dente da fresa com a peça e a saída do dente do corte pode acontecer de tal maneira que facilite o lascamento e quebra da pastilha. Assim, um valor adequado para o diâmetro da fresa é próximo daquele fornecido pela Equação 3.1 (SANDVIK, 2011).

$$D_c = 1,3 \times a_e \quad (3.1)$$

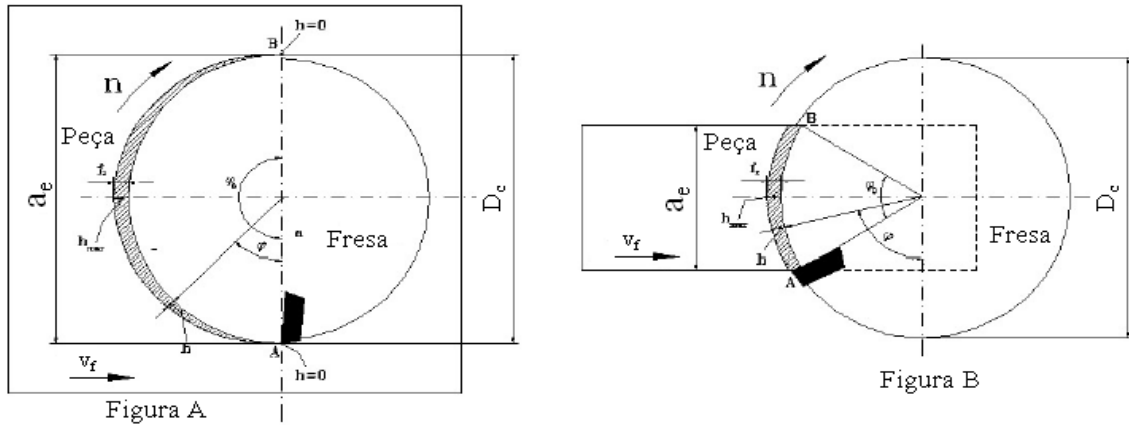


Figura 3.2 – Esquema do fresamento frontal (DINIZ *et al.*, 2014).

Quando se adota uma fresa com diâmetro menor que a largura fresada e, portanto, deseja-se fazer o corte em várias passadas laterais, é importante que o centro da fresa esteja dentro da largura cortada. A Figura 3.3 (A) ilustra esse caso em que o contato inicial é feito com a parte interior da pastilha, na qual a secção para resistir ao choque é maior (ângulo de entrada negativo). Quando a fresa de facear tem seu centro fora da largura da peça conforme Figura 3.3 (B), o corte começa com a parte extrema da pastilha tocando a peça (ângulo de entrada positivo), o que pode causar a quebra da aresta. Assim, deve-se continuar utilizando a Equação 3.1 para se calcular a relação entre o diâmetro da fresa ( $D_c$ ) e a penetração de trabalho ( $a_e$ ) (SANDVIK, 2011). No entanto, em muitos casos práticos escolhe-se o diâmetro da fresa com base na largura fresada de uma superfície, mas utiliza-se a mesma fresa para cortar outras superfícies de larguras diferentes. Nesses casos, pode-se ter que usar uma superfície com fresa maior que o dobro da largura fresada e, assim, tem-se o centro da fresa fora da superfície fresada. Nessas situações em geral, pode ser mais adequado que se utilize o sentido de avanço inverso aquele mostrado na Figura 3.3 (A). Assim, ao invés do dente entrar no corte com espessura de corte máxima e sair com espessura igual a zero, conforme a Figura 3.3 (B), denominado corte concordante, ocorre o inverso, que denominado de corte discordante, minimizando o choque na entrada do dente (DINIZ *et al.*, 2014).

O corte discordante também tem seus inconvenientes, a espessura de corte aumenta progressivamente de zero até um valor máximo, Inicialmente, quando a aresta toca a peça, ela

é forçada para dentro da peça, criando um excessivo atrito, com conseqüente deformação plástica daquela região da peça. Além disso, frequentemente o contato é realizado com uma superfície encruada pelo corte anterior com espessura tendendo a zero, causada pelo corte do dente anterior (DINIZ *et al.*, 2014; SANDVIK, 2011). Quando a pressão da aresta cortante atinge um valor capaz de vencer a tensão de ruptura do material da peça, a ferramenta penetra na peça e, com os movimentos de usinagem, retira uma porção de material (cavaco) em forma de vírgula. Assim, no início da operação de cada dente, a componente da força de usinagem perpendicular ao avanço tende a afastar a ferramenta da peça enquanto que, no fim da operação de um dente, a aresta cortante puxa a peça para o sentido inverso. Essa alternância da componente de força de usinagem produz vibrações indesejáveis, que prejudicam o acabamento superficial e a tolerância da peça fresada (DINIZ *et al.*, 2014; SANDVIK, 2011).

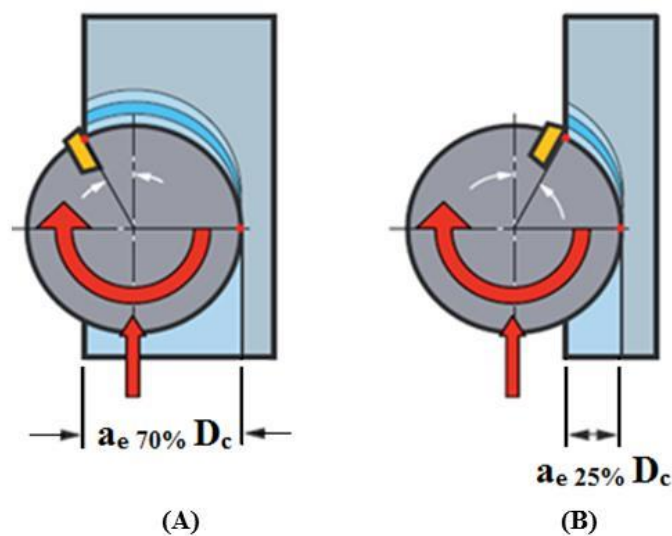


Figura 3.3 – Posicionamento da aresta de corte (SANDVIK, 2011).

Segundo Diniz *et al.* (2014), no fresamento concordante tais defeitos são sanados, já que a componente da força de usinagem sendo perpendicular ao avanço, sempre tem o mesmo sentido, isto é, sempre empurra a peça contra a mesa. Porém, ainda existem inconvenientes como pode ser visto na Figura 3.3 (A), a aresta de corte ao penetrar na peça faz com valor máximo da espessura de corte prossegue até atingir um valor igual a zero (SANDIVIK, 2011). Por isso, nas peças que apresentem uma camada superficial endurecida (crosta de fundição ou de forjamento, por exemplo), o contato inicial da aresta cortante se dá em condições desfavoráveis, o que diminui a vida da ferramenta (DINIZ *et al.*, 2014), Também, como já

citado, quando o centro da fresa está fora da peça no fresamento frontal ( $D_c > 2 a_e$ ), o choque do dente da fresa com a peça se dá em condições desfavoráveis, conforme Figura 3.3 (B).

Outro inconveniente é que a componente da força de usinagem na direção de avanço possui o mesmo sentido de avanço da mesa. A porca do sistema de avanço da máquina, sistema fuso-porca que está preso à mesa, para poder fazer a mesa percorrer em um sentido, tem que fazer força no fuso no sentido oposto, conforme Figura 3.4. Essa força, portanto, também está no sentido oposto da componente da força de usinagem, que tem módulo variável, devido à variação da espessura de corte. Então, a força resultante final sobre o fuso da máquina varia em módulo e em sentido, o que pode gerar vibração (DINIZ *et al.*, 2014). Esse inconveniente pode ser corrigido diminuindo-se as folgas entre fuso e porca, ou utilizando-se fusos de esferas recirculantes, nos quais não existam folga e todo contato entre fuso e porca seja feito através das esferas. Com isso, em geral, o fresamento concordante possibilita melhor acabamento da superfície da peça, sendo, portanto, preferido em muitos casos (METALS HANDBOOK, 1989; BOOTHROYD *et al.*, 2006; DINIZ *et al.*, 2014; SANDVIK, 2011).

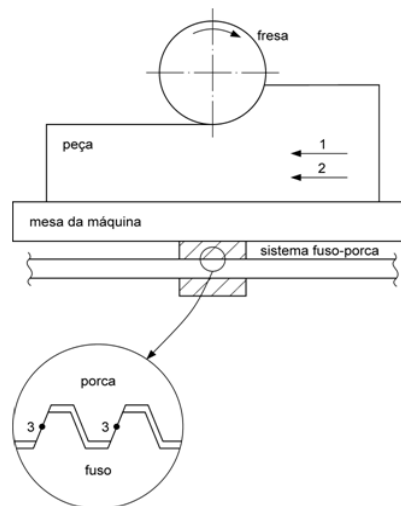


Figura 3.4 – Forças e deslocamentos no fresamento concordante. (1) Sentido da força de avanço; (2) Avanço da mesa; (3) Contato entre porca e fuso (DINIZ *et al.*, 2014).

Assim, o corte concordante é, em geral, preferível ao corte discordante, quando se tem máquina com fuso de esferas recirculantes e não se tem camada endurecida na peça. Os casos em que a largura fresada é menor que a metade do diâmetro da fresa ( $D_c > 2 a_e$ ) também podem se configurar em exceções, nas quais o corte discordante pode ser mais adequado.

Porém, há que se ter em mente que esse tipo de corte tende a gerar mais desgaste na pastilha, enquanto o concordante tende a gerar mais trincas e lascamentos (DINIZ *et al.*, 2014).

### 3.1.3 Número de dentes

Diferentemente de um torno onde o que usualmente se ajusta na máquina é o avanço, em uma fresadora o que se ajusta é a velocidade de avanço, velocidade da mesa da fresadora, Assim, uma alteração do número de dentes da fresa vai ocasionar uma alteração do avanço por dente ( $f_z$ ), exceto no caso em que a velocidade de avanço da mesa ( $V_f$ ) for alterada na mesma proporção conforme Equação 3.2 (DINIZ *et al.*, 2014).

$$V_f = f_z \times z_n \times n \quad (3.2)$$

Onde:  $z_n$  = número de dentes da fresa  $n$ = rotação da fresa em (rpm)

Segundo Diniz *et al.* (2014), quando se reduz o número de dentes da fresa sem se alterarem a velocidade de avanço ( $v_f$ ), há um aumento do avanço por dente e consequente aumento da espessura de corte média ( $h_m$ ). Com isso, há uma diminuição da força específica de corte ( $k_c$ ) e da potência de corte ( $P_c$ ), conforme as Equações 3.3 e 3.4. Portanto, uma fresa de passo largo (com poucos dentes) exige uma potência menor do que uma fresa de passo fino (com muitos dentes), para as mesmas condições de corte (Richetti *et al.*, 2004) conforme Equações 3.3 e 3.4.

$$k_c = k_{c1} h_m^{-m_c} \quad (3.3)$$

$$P_c = \frac{a_p a_e v_f k_c}{60 \times 10^6 \eta} \quad (3.4)$$

Onde:  $P_c$  = Potência de corte (kW);  $h_m$  = Espessura de corte média (mm);  $k_c$  = Força específica de corte (N/mm<sup>2</sup>);  $K_{c1}$  = Força específica de corte para  $h_m=1$  mm;  $a_p$  = (mm);  $\eta$  = Rendimento da máquina (%);  $m_c$  = Coeficiente angular.

Outros fatores de escolha do número de dentes da fresa são: o material da peça (materiais de cavacos longos exigem um espaço maior entre insertos), a largura da superfície fresada é necessária sempre manter no mínimo, 2 dentes simultaneamente no corte, para dar estabilidade ao sistema máquina/fresa/dispositivo de fixação-peça, para minimizar a vibração (SANDVIK, 2011). Por outro, não se podem ter muitos dentes, para que o avanço por dente não seja muito pequeno e, com isso, a pressão de corte não seja muito alta. Para o acabamento superficial desejado, quanto menor o avanço por dente e, conseqüentemente, quanto maior o número de dentes para um determinado avanço por volta, melhor o acabamento superficial da peça. Assim, pode-se resumir o problema da escolha do número de dentes nas seguintes recomendações (RICHETTI *et al.*, 2004; DINIZ *et al.*, 2008; SANDVIK, 2011).

1. Fresa de passo largo tipo L (poucos dentes) usada frequentemente para desbaste e semiacabamento de aços e onde a tendência à vibração seja uma ameaça para o resultado da operação.
2. Fresa de passo fino tipo M: maior número de dentes, os espaços entre dentes são pequenos, esta fresa permite alta taxa de remoção de cavaco. Pode-se aumentar a velocidade de avanço, mantendo-se o avanço por dente no mesmo nível da fresa de passo largo. Normalmente usada para ferro fundido, devido ao cavaco curto, que se aloja bem nos pequenos espaços entre dentes, e para operações em aços. Porém, nesses casos, o volume de cavaco removido fica limitado pelo espaço entre dentes e não se pode realizar desbaste muito pesado. Se o avanço por dente for mantido em níveis baixos, o acabamento da peça fica muito bom e não existe problema de entupimento dos bolsões de armazenamento do cavaco, conforme Quadro 3.1 (DINIZ *et al.*, 2014).
3. Fresa de passo extrafino tipo H: muitos dentes e bolsões de armazenamento do cavaco muito pequenos, permite altas velocidades de avanço. Adequada para o corte interrompido de ferro fundido, onde a espessura do cavaco é pequena, o que faz com que o choque com a peça não seja muito forte, e para operações de aços com pequena e baixo avanço por dente, o que gera um ótimo acabamento superficial da peça. Também é adequada para o fresamento de materiais em que a velocidade de corte tenha que ser mantida em níveis baixos, como é o caso de ligas de titânio. Relembrando, velocidade de corte baixa, significa rotação baixa. Como a velocidade de avanço é a velocidade da mesa da fresadora, o número de dentes ( $Z_n$ ) compensa a baixa rotação ( $n$ ) e o avanço por dente não precisa ser muito reduzido para se conseguir uma razoável velocidade de avanço e, com

isso, um razoável volume de remoção de cavaco. No Quadro 3.1 apresentado um resumo das aplicações dessas fresas (DINIZ *et al.*, 2014).

Quadro 3.1 – Aplicação das fresas de acordo com o tipo de passes (SANDVIK, 2011).

Tipo de Fresa	Aplicação
Passo Largo	Desbaste e semiacabamento de aço ou onde haja tendência à vibração
Passo Fino	Corte de ferro fundido e desbaste leve e acabamento de aço
Passo Extrafino	Corte interrompido de ferro fundido e liga de titânio, acabamento de aço

Diniz e Caldeirani Filho (1999) investigaram a influencia da posição relativa da ferramenta e da peça na vida da ferramenta de metal duro classe ISO P, no desbaste e no acabamento superficial da peça durante o fresamento frontal do aço ABNT 1045. Os pesquisadores perceberam que para um maior afastamento entre o eixo da fresa e a linha de simetria do material usinado, de modo que configurasse um fresamento frontal assimétrico discordante, o desgaste na ferramenta seria gradualmente diminuído para o mesmo critério de fim de vida quando maior fosse este afastamento. Esta simples mudança no posicionamento já seria substancial na conservação da integridade da ferramenta. Diniz *et al.* (2014) ressaltam que estes resultados poderiam não ser os mesmos em outras situações. Se houvesse uma mudança de ferramenta para uma classe mais tenaz e resistente ao choque. Assim o lascamento não seria mais tão determinante para o fim de vida da ferramenta, não havendo necessidade do deslocamento entre o centro da fresa e o eixo de simetria da fresa.

### 3.2 Propriedade Estrutural da Superfície

A Rugosidade é o conjunto de irregularidades que podem ser observadas nas peças em consequência dos reiterados passes da ferramenta e avaliadas com aparelhos como rugosímetro. A rugosidade desempenha um papel importante no comportamento dos componentes mecânicos, já que influi na qualidade de deslizamento, na resistência oferecida pela superfície ao escoamento de fluidos e lubrificantes, na qualidade de aderência que a estrutura oferece às camadas protetoras, na resistência à corrosão e à fadiga, na vedação e na aparência de peça (NBR ISO 4287, 2002).

O projeto em engenharia necessita de propriedades superficiais estabelecidas por valores descritos em normas (ISO 2632, por exemplo) para definir critério de ajuste, vedação, interferência e dinâmica dos elementos de um conjunto. Para obter os diferentes valores de rugosidades médias, a norma DIN 4766 estabelece o valor para fresamento de topo de  $R_a$  na faixa compreendida entre 1,6 a 25  $\mu\text{m}$ , conforme Tabela 3.1. Para as seguintes operações de usinagem.

Tabela 3.1 – Relação entre rugosidade e processos de usinagem. Adaptada da norma DIN 4766.

Grupo principal	Método de manufatura	Valores atingíveis médios de $R_a$ em $\mu\text{m}$							
	Designação do método	0,2	0,4	0,8	1,6	3,2	6,3	12,5	25
	Alisamento								
	Furação								
	Mandrillamento								
Usinagem (separação)	Escareamento								
	Alargamento								
	Fresamento tangencial								
	Fresamento de topo								

Fonte: DIN 4766

A rugosidade é um dos fatores importantes na avaliação da qualidade da peça dos componentes usinados, porque influencia as características funcionais da peça tais como compatibilidade e atrito superficial. O objetivo principal da análise quantitativa da rugosidade é a identificação de uma coleção de parâmetros suficientes para caracterização do acabamento superficial (CHEVIER *et al.*, 2003).

A superfície de uma peça tem dois aspectos importantes que devem ser definidos e controlados. O primeiro aspecto refere-se às irregularidades geométricas na superfície topográfica e o segundo às alterações metalúrgicas da camada subsuperficial (OLIVEIRA, 2006). Durante o processo de usinagem, a superfície gerada sofre efeitos mecânicos e térmicos que podem alterar de forma significativa, as características da superfície e abaixo da mesma (HIOKI, 2006; WHITEHOUSE, 2000). Tais alterações geram diferentes propriedades tecnológicas que exercem grande influência no desempenho da peça, principalmente no que diz respeito a sua vida útil (BASAVARAJAPPA *et al.*, 2007; JAVID *et al.*, 2008). A intensidade desses efeitos depende da interação da energia mecânica e térmica gerada durante

o processo de remoção de material e das propriedades do material da peça de trabalho (ROSÁRIO, 2006),

Segundo Oliveira (2004), nas superfícies existem irregularidades tais como alturas, espaçamentos e formas. Ao examinar uma superfície real pode-se ver o padrão dos picos e vales que podem ser irregulares ou repetitivos, conforme é mostrado na Figura 3.5.

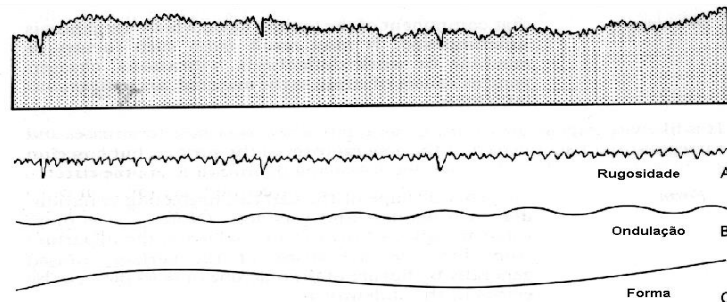


Figura 3.5 – Irregularidades de Superfícies, (A) textura de uma superfície mostrando efeitos de rugosidade; (B) ondulações; (C) erro de forma (OLIVEIRA, 2004).

Segundo a norma ANSI B46.1 (1995), o acabamento superficial é composto por quatro elementos: rugosidade, ondulações, marcas de avanço e falhas, conforme descrita a seguir (AGOSTINHO *et al.*, 2004).

1. Rugosidades da superfície da peça são finas irregularidades resultantes de ação inerente do processo de corte, ou seja, marcas de avanço. A altura ou profundidade média dessas irregularidades são medidas em pequeno comprimento amostral chamado *cut-off*. Pode-se dizer que a rugosidade e ondulações constituem a textura de uma superfície apesar de apresentarem outras caracterizações;
2. Ondulações consistem de irregularidades superficiais cujos espaçamentos são maiores em aproximadamente 1 mm que o *cut-off*, causado por deflexões e vibrações da ferramenta ou da peça;
3. Marcas de avanço denotam as direções das irregularidades superficiais, dependendo da orientação da peça e da ferramenta de corte na máquina, ou do movimento relativo entre elas;
4. Falhas são interrupções na topografia típica da superfície de um componente, sendo inesperadas e indesejáveis, causadas por defeitos tais como trincas, bolhas, inclusões que podem surgir durante o processo de corte.

### 3.2.1 Sistemas de medição da rugosidade

São usados dois sistemas básicos de medida: da linha média M e da linha envolvente. O sistema da linha média é o mais utilizado. Alguns países adotam ambos os sistemas. Mas no Brasil, os conceitos de rugosidade são definidos pela norma ABNT NBR 6405/1985. O sistema adotado pelas normas brasileiras é o sistema de medição da linha média ou sistema M. Neste sistema de medição, todas as grandezas são definidas a partir de uma linha de referência denominada linha média. A linha média é definida como uma linha disposta paralelamente à direção geral do perfil, dentro do percurso de medição, de tal modo que a soma das áreas superiores, compreendida entre ela e o perfil efetivo, seja igual à soma das áreas inferiores de acordo com a Equação 3.5. Na Figura 3.6 é apresentada a definição da linha média.

A rugosidade da superfície obtida varia diretamente em função do conjunto máquina-ferramenta adotado no processo de fabricação e, bem como, em função dos parâmetros de usinagem escolhidos e tipos de materiais.

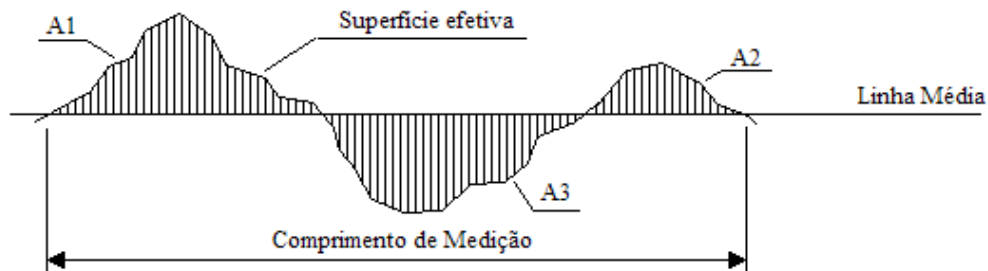


Figura 3.6 – Regra para definição da linha média.

$$A1 + A2 = A3 \quad (3.5)$$

### 3.2.2 Parâmetros de rugosidade ( $R_a$ )

Segundo Agostinho *et al.* (2004) e Machado *et al.* (2009), o parâmetro de rugosidade  $R_a$  é a média aritmética dos valores absolutos das ordenadas do perfil efetivo (medido) em relação à linha média em um comprimento de amostragem conforme Figura 3.7.

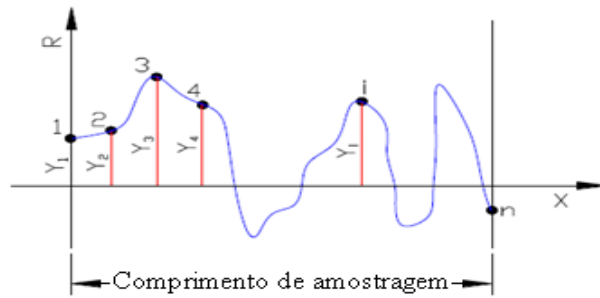


Figura 3.7 – Desvio médio aritmético  $R_a$  (AGOSTINHO *et al.*, 2004).

Segundo Agostinho *et al.* (2004), o parâmetro  $R_a$  pode ser usado nos seguintes casos:

- Quando for necessário o controle contínuo da rugosidade nas linhas de produção;
- Em superfícies em que o acabamento apresenta sulcos de usinagem bem orientados (torneamento e fresamento);
- Em superfícies de pouca responsabilidade, como no caso de acabamentos com fins apenas estéticos.

### 3.2.3 Parâmetro de rugosidade ( $R_t$ )

Segundo Agostinho *et al.* (2004) e Machado *et al.* (2009), a rugosidade  $R_t$  corresponde à distância vertical entre o pico mais alto e o vale mais profundo no comprimento de avaliação ( $L$ ), independentemente dos valores de rugosidade parcial ( $Z_i$ ). Conforme Figura 3.8, pode-se observar que o pico mais alto está no retângulo  $Z_1$  e que o vale mais fundo encontra-se no retângulo  $Z_3$ . Ambos configuram a profundidade total da rugosidade  $R_t$ .

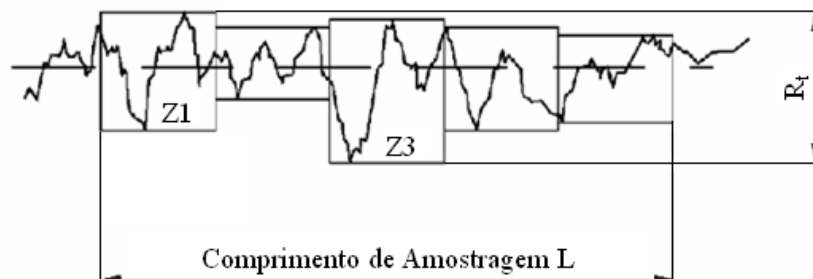


Figura 3.8 – Rugosidade  $R_t$  distância entre pico e vale (AGOSTINHO *et al.*, 2004).

Segundo Korkut *et al.* (2007) o acréscimo na velocidade de corte no fresamento resultou em menor valor de rugosidade para o fresamento do aço ABNT 1020.

A geometria da ferramenta tem um efeito significativo no desempenho da usinagem. Entre os vários parâmetros geométricos o ângulo de saída radial e raio da ferramenta são dos mais importantes, pois determinam, respectivamente, a área de contato entre cavaco e ferramenta, portanto, afetam o consumo de energia (RAO, 2006).

### 3.3 Energia Específica de Corte

A energia específica de corte ( $E_c$ ) é uma grandeza física proveniente da fenomenologia da usinagem (RODRIGUES *et al.*, 2007; SHAW, 2005; STEMMER, 2007). Esta é uma grandeza quantitativa que caracteriza a resistência ao corte pelo material da peça, assim como a tensão de tração e a dureza caracterizam a força e a resistência à deformação plástica do material, respectivamente (SHAW 2005).

Com o monitoramento das forças de usinagem é possível calcular a energia específica de corte, que pode ser dada pela relação entre a potência de corte e taxa de remoção de material (KUMAR *et al.*, 2006; KING & HAHN, 1986; ERSOY 2004). Neste trabalho a energia específica de corte será obtida conforme as Equações 3.6 a 3.8. Mas para Ferraresi, (1970) e Schmitz *et al.* (2008), força de usinagem no fresamento é a força total que atua sobre a cunha cortante durante a usinagem, sendo considerada a força que atua em direção e sentido sobre a ferramenta durante o processo. Diniz *et al.* (2014) explica que nem mesmo a direção e o sentido da força de usinagem são conhecidos, com isso fica impossível mensurá-la. Desta maneira, não se trabalha com a força de usinagem propriamente dita, mas com suas componentes segundo diversas direções conhecidas. Assim neste trabalho trabalhar-se-á com a força ativa ( $F_t$ ) resultante das forças  $F_x$  e  $F_y$  obtidas pelo dinamômetro. Afirmando também que o conhecimento do comportamento e da ordem de grandeza dos esforços de corte nos processos de usinagem é de fundamental importância, pois estes afetam principalmente a potência de corte.

$$F_t = \sqrt{F_x^2 + F_y^2} \quad (N) \quad (3.6)$$

$$MMR = \frac{a_p \cdot a_e \cdot v_f}{1000} \quad (cm^3/min) \quad (3.7)$$

$$E_c = \frac{F_t}{MMR} \quad (N/cm^3/min) \quad (3.8)$$

$E_c$  é denominada energia específica de corte dada pela relação força ativa ( $F_t$ ) e a taxa de remoção de material (MMR).

A energia específica de corte tem relação direta com os mecanismos de corte (Salmon, 1992). Para Ersoy (2004), valores altos de energia específica geram elevadas taxas de transferência de calor e tensões residuais na peça, que podem convergir para uma pobre integridade superficial da peça. Enquanto que valores de energia específica baixos resultam em menores danos à peça, indicando qualidade e eficiência da ferramenta de corte.

Nas pesquisas de Trent e Wright (2000) e Longbottom e Lanhan (2005), em operações de usinagem a maior parte da energia despendida com o processo é transformada em calor devido à deformação plástica no cisalhamento do cavaco e devido à fricção da ferramenta tanto com a peça quanto desta com o cavaco.

Segundo Melo *et al.* (2003), os mecanismos de deformação plástica e rupturas inerentes aos processos de usinagem podem ser compreendidos pelo conceito de energia específica de corte, onde a energia total está dividida, uma parte está relacionada ao cisalhamento na zona primária, na direção do plano de cisalhamento, e outra parte está associada à zona de cisalhamento secundária na interface entre o cavaco e a superfície de saída da ferramenta. Esta energia consumida no corte essencialmente converte-se em calor. Desse calor, maior parte vai para o cavaco, peça e ferramenta nesta ordem (TOH, 2005; LONGBOTTOM e LANHAM, 2005).

A tensão de ruptura ao cisalhamento, dentre as propriedades mecânicas mais comuns, é o fator mais adequado a se relacionar com a energia específica de corte, uma vez que o mecanismo de formação do cavaco envolve cisalhamento. Mas a composição química do material tem uma grande influência sobre a energia específica de corte. Para aços carbono comuns, o aumento da porcentagem de carbono eleva a energia específica de corte, já o aumento da porcentagem de fósforo, chumbo e boro fazem o valor da energia específica reduzir, devido à formação de planos de baixa resistência, o que requer menos energia para formação do cavaco (DINIZ *et al.*, 2014).

Para Shaw (1984), a energia específica de corte pode ser compreendida como uma quantidade intensiva que caracteriza a resistência oferecida ao corte por um dado material, assim como a tensão de tração e a dureza caracterizam a resistência à deformação plástica.

Estudos apontam para variações proporcionais pequenas na energia específica quando a profundidade de usinagem é alterada. Quanto maior a profundidade de usinagem, menor a energia específica de corte (ERSOY, 2004; FERRARESI 1970).

## 4. Método da Interseção Normal à Fronteira (NBI)

Geralmente, todo produto ou processo apresenta múltiplas características de qualidade que devem ser atendidas. Desse modo, para alcançar a otimização das mesmas é muito comum empregar-se uma função de aglutinação capaz de representar múltiplos objetivos de otimização. Baseado nesta função, um algoritmo de busca será capaz de localizar os pontos ótimo de acordo com as prioridades do decisor. Um projeto ótimo em problemas reais será aquele capaz de atender às várias metas (funções objetivo) a serem atendidas e várias restrições a serem satisfeitas. Uma classe de estratégias baseadas no denominado conceito de Fronteira de Pareto constitui a consideração adequada para esta classe de problemas de otimização bi-objetivo e multiobjetivo.

### 4.1 Otimização Baseada na Interseção Normal à Fronteira

O método das somas ponderadas é um operador de aglutinação com o qual são estabelecidos pesos para as funções objetivo de interesse enquanto se cria uma única função para otimização, ou seja, transforma-se um problema multiobjetivo em um problema de uma única função objetivo considerando o grau de importância de cada função original. Esta abordagem é interessante, pois isto permite aos conhecedores do processo uma maior interação com as entradas e saídas, de acordo com as suas necessidades práticas.

As somas ponderadas são amplamente utilizadas para gerar soluções de compromisso (*trade-off*) em problemas multiobjetivo e formam, via de regra, um conjunto de soluções viáveis e não dominadas conhecidas como “Fronteira de Pareto”. Entretanto, se o conjunto de soluções de Pareto for não convexo, a fronteira passa a ser não convexa e descontínua, formando clusters de soluções Pareto-ótimas em regiões de grande curvatura, porém, descontínuas no espaço de solução (Figura 4.1), o que é típico de problemas mal condicionados. É importante destacar que um vetor de decisão  $\mathbf{x}^* \in S$  é Pareto-ótimo se nenhum outro vetor  $\mathbf{x} \in S$  existir de maneira que  $f_i(\mathbf{x}) \leq f_i(\mathbf{x}^*)$ , para todo  $i = 1, 2, \dots, k$ .

Como tal, as somas ponderadas dificilmente detectarão soluções nas regiões não-convexas da Fronteira ou em fronteiras não-convexas (descontínuas) que, eventualmente, possam existir (Figura 4.1). Além disso, este método também não é capaz de gerar uma fronteira uniformemente espaçada, mesmo que a distribuição dos pesos seja uniforme (SHUKLA e DEB, 2007; VAHIDINASAB e JADID, 2010).

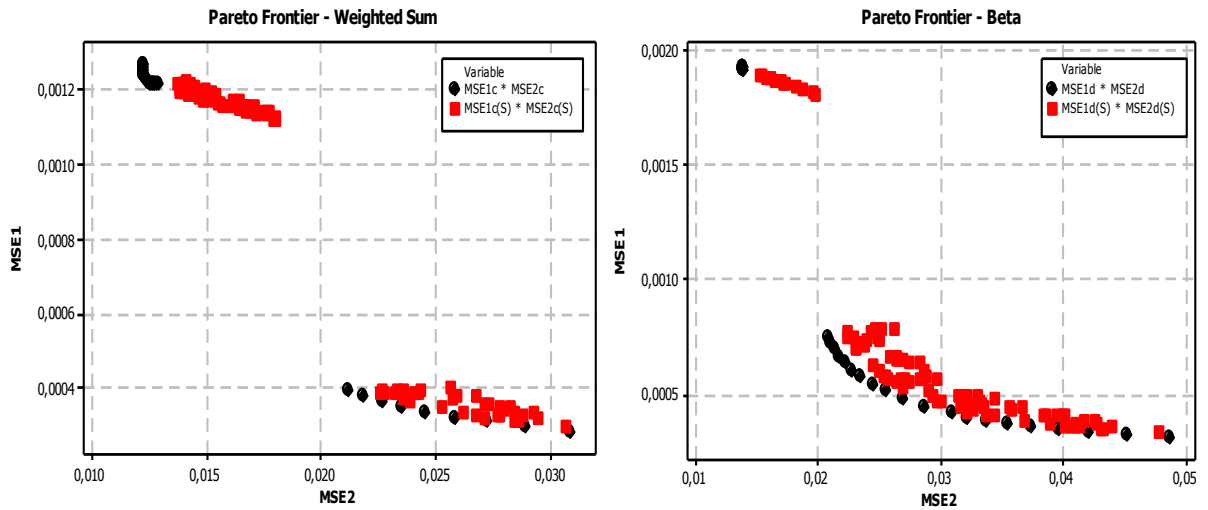


Figura 4.1 – Desvantagens do Método de somas ponderadas.  
 Fonte: PAIVA *et al.*, 2014.

Para contornar as desvantagens inerentes ao método das somas ponderadas, Das e Dennis (1998) propuseram o método da Interseção Normal à Fronteira (NBI, do inglês *Normal Boundary Intersection*), mostrando ser possível a construção de fronteiras contínuas e uniformemente distribuídas, independentemente da distribuição dos pesos ou das escalas relativas entre as diversas funções objetivo (Figura 4.2).

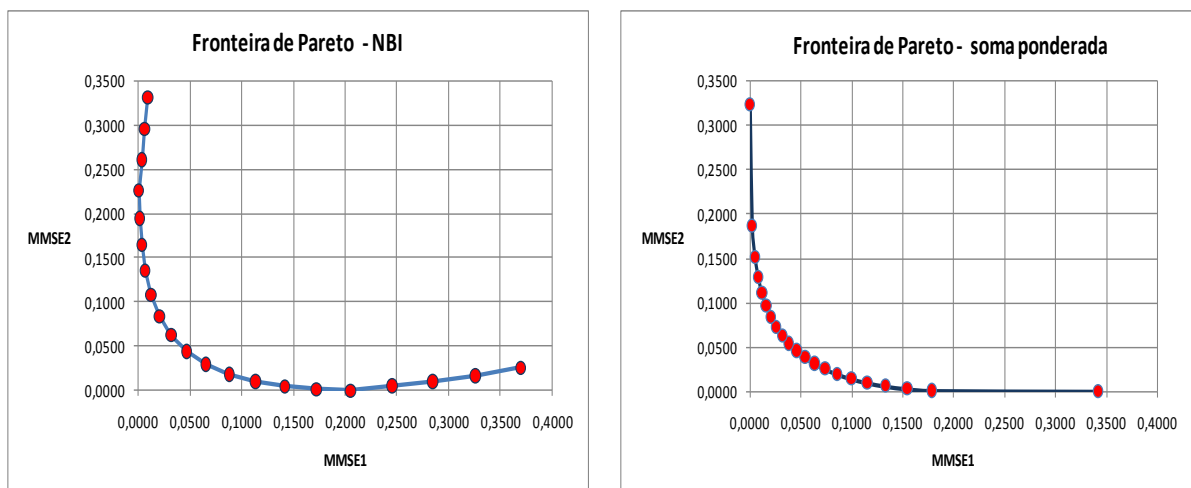


Figura 4.2 – Comparação entre NBI e o método somas ponderadas.  
 Fonte: PAIVA *et al.*, 2012.

O primeiro passo a ser executado no método NBI compreende o cálculo dos elementos da matriz *Payoff*  $\Phi$ , que representa os valores ótimos das múltiplas funções objetivo minimizados de modo individual. O vetor de solução que minimiza individualmente a *i*-ésima

função objetivo  $f_i(x)$  é representado por  $x_i^*$ , de sorte que o valor mínimo de  $f_i(x)$  neste ponto seja  $f_i^*(x_i^*)$ . Quando se substitui o ponto de ótimo individual,  $x_i^*$ , obtido na otimização de função objetivo nas demais funções, tem-se  $f_i(x_i^*)$  que é, portanto, um valor não-ótimo dessa função. Repetindo-se este algoritmo para todas as funções, pode-se representar a matriz *Payoff* conforme Equação 4.1:

$$\Phi = \begin{bmatrix} f_1^*(x_1^*) & \cdots & f_1(x_i^*) & \cdots & f_1(x_m^*) \\ \vdots & \ddots & & & \vdots \\ f_i(x_i^*) & \cdots & f_i^*(x_i^*) & \cdots & f_i^*(x_m^*) \\ \vdots & & & \ddots & \vdots \\ f_m(x_i^*) & \cdots & f_m(x_i^*) & \cdots & f_m^*(x_m^*) \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

Cada linha de  $\Phi$  é composta valores mínimos e máximos de  $f_i(x)$ . No método NBI, estes valores podem ser usados para normalizar as funções objetivo, principalmente quando as mesmas são representadas por escalas ou unidades diferentes. De maneira semelhante, escrevendo o conjunto de ótimos individuais em um vetor, tem-se  $f^U = [f_1^*(x_1^*), \dots, f_i^*(x_i^*), \dots, f_m^*(x_m^*)]^T$ . Este vetor é denominado Ponto de Utopia. Do mesmo modo, agrupando-se os valores máximos (não-ótimos) de cada função objetivo, tem-se  $f^N = [f_1^N, \dots, f_i^N, \dots, f_m^N]^T$ . Este vetor é denominado de Pontos Nadir (JIA e IERAPETRITOU, 2007; UTYUZHNIKOV *et al.*, 2009). Usando estes dois conjuntos de pontos extremos, a normalização das funções objetivo pode ser obtida conforme Equação 4.2:

$$\bar{f}(x) = \frac{f_i(x) - f_i^U}{f_i^N - f_i^U} \quad i = 1, \dots, m \quad (4.2)$$

Esta normalização conduz, conseqüentemente, à normalização da matriz *Payoff*,  $\bar{\Phi}$ . De acordo com Vahidinasab e Jadid (2010), as combinações convexas de cada linha da matriz *Payoff*,  $\bar{\Phi}$  formam a “Envoltória Convexa de Mínimos Individuais” ou CHIM (*Convex Hull of Individual Minima*), conforme ilustra a Figura 4.3 (UTYUZHNIKOV *et al.*, 2009).

Ressalta-se que uma distribuição igualmente espaçada de pontos ao longo da linha de utopia não garante uma distribuição uniforme de pontos na fronteira de Pareto, Os pontos de

ancoragem representam as soluções individuais de duas funções  $f_i^*(x_i^*)$  (JIA e IERAPETRITOU, 2007; UTYUZHNIKOV *et al.*, 2009).

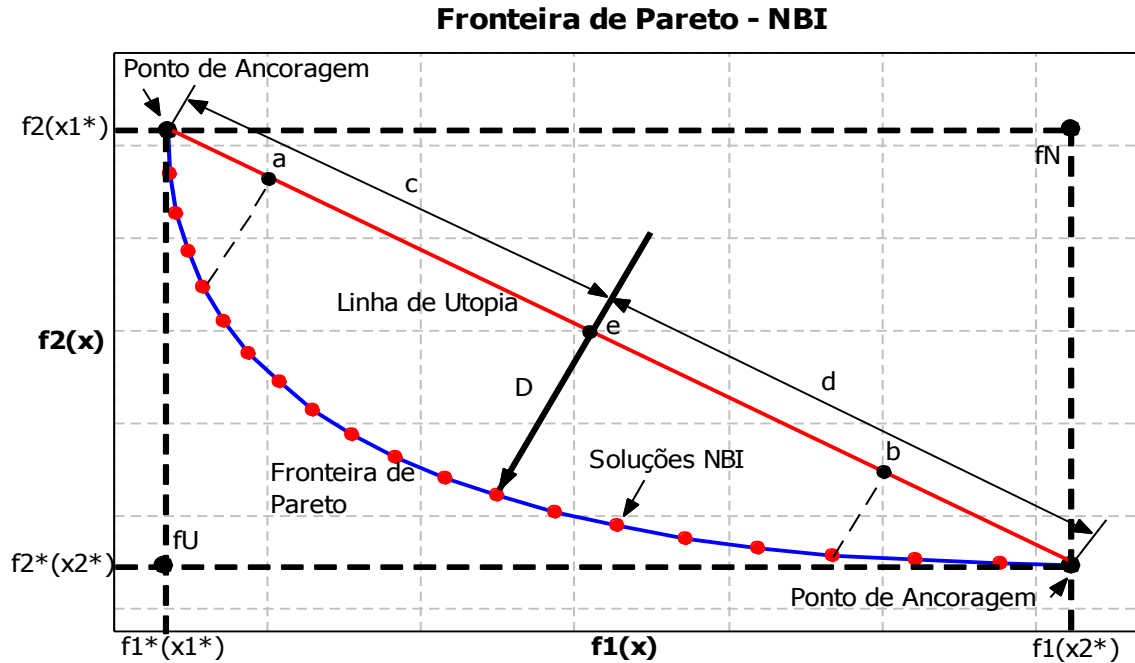


Figura 4.3 – Método da Interseção normal à fronteira (NBI).

Fonte: BRITO *et al.* (2014).

É mostrado na Figura 4.3 como o método NBI funciona. Os pontos a, b e e são calculados a partir da matriz *payoff* escalonada,  $\bar{\Phi}_{w_i}$ . Considerando um conjunto de valores convexos para os pesos,  $w$ , tem-se que  $\Phi_{w_i}$  representará um ponto na linha de utopia. Fazendo  $\hat{n}$  denotar um vetor unitário normal à linha de utopia nos pontos  $\Phi_{w_i}$  na direção da origem; então, tem-se  $\Phi_w + D\hat{n}$ , com  $D \in \mathbb{R}$ , uma função que representará o conjunto de pontos naquela normal (JIA e IERAPETRITOU, 2007; SHUKLA e DEB, 2007). O ponto de interseção desta normal com a fronteira da região viável que for mais próximo da origem corresponderá à maximização da distância entre a linha de utopia e a Fronteira de Pareto. Desse modo, o método NBI pode ser escrito como um problema de programação não-linear restrita, conforme Equação 4.3:

$$\begin{aligned}
 & \underset{(x,t)}{\text{Max}} D \\
 \text{Sujeito a: } & \bar{\Phi}w + D\hat{n} = \bar{F}(x) \\
 & x \in \Omega
 \end{aligned} \tag{4.3}$$

O problema de otimização representado pelo sistema de Equações 4.3 pode ser resolvido iterativamente para diferentes valores de  $w$ , o que cria, por conseguinte, uma Fronteira de Pareto igualmente espaçada. Uma escolha comum para os pesos foi proposta por Jia e Ierapetritou (2007) e consiste em fazer  $w_j = 1 - \sum_{i=1}^n w_i$ .

Por uma questão de simplificação, o parâmetro conceitual  $D$  pode ser algebricamente eliminado da Equação 4.4, dado que ele está tanto na função objetivo quanto nas restrições de igualdade. Para o caso biobjetivo, esta expressão simplificada pode ser reescrita como:

$$\begin{aligned} & \text{Min } \bar{f}_1(\mathbf{x}) \\ & \text{Sujeito a : } \bar{f}_1(\mathbf{x}) - \bar{f}_2(\mathbf{x}) + 2w - 1 = 0 \\ & \quad \mathbf{g}_1(\mathbf{x}) \geq 0 \\ & \quad 0 \leq w \leq 1 \end{aligned} \tag{4.4}$$

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

A modificação da forma da Equação 4.3 para a forma da Equação 4.4 pode ser deduzida a partir das relações de semelhança geométrica ilustradas pela Figura 4.3, com isso uma malha uniforme é gerada no plano utópico e os nós desta malha são projetados na fronteira de Pareto. Esta técnica de projeção gera soluções Pareto ótimas bem distribuídas. A diferença entre os dois métodos é a maneira como expressam a projeção dos nós da malha do plano utópico na fronteira de Pareto. Observando-se tal figura, nota-se que:

$$\begin{aligned} \frac{a_1}{b_1} &= \frac{f_2(x) - f_2^*(x_2^*)}{f_2(x_1^*) - f_2^*(x_2^*)} = \frac{\beta_1}{\beta_1 + \beta_2} = \frac{f_i(x) - f_i^U}{f_i^N - f_i^U} = \left[ \frac{f_{(\sigma^2)}(\mathbf{x}) - f_{(\sigma^2)}^L}{f_{(\sigma^2)}^{MAX} - f_{(\sigma^2)}^L} \right] \\ \frac{a_2}{b_2} &= \frac{f_1(x) - f_1^*(x_1^*)}{f_1(x_2^*) - f_1^*(x_1^*)} = \frac{\beta_2}{\beta_1 + \beta_2} = \frac{f_i(x) - f_i^U}{f_i^N - f_i^U} = \left[ \frac{f_{(\mu)}(\mathbf{x}) - f_{(\mu)}^L}{f_{(\mu)}^{MAX} - f_{(\mu)}^L} \right] \end{aligned} \tag{4.5}$$

Esta equação pode ser modificada para melhor disposição às funções  $f_2(x)$  e  $f_1(x)$ ,

Logo, desenvolvendo-se as identidades da Equação 4.5, tem-se:

$$\begin{aligned}
 f_2(x) &= f_2^*(x_2^*) + \beta_1 f_2(x_1^*) - \beta_1 f_2^*(x_2^*) = \beta_1 f_2(x_1^*) + (1 - \beta_1) f_2^*(x_2^*) \\
 &= \beta_1 f_2(x_1^*) + \beta_2 f_2^*(x_2^*) \\
 &= \beta_1 f_{(\sigma^2)}^{MAX} + \beta_2 f_{(\sigma^2)}^I
 \end{aligned} \tag{4.6}$$

$$\begin{aligned}
 f_1(x) &= f_1^*(x_1^*) + \beta_2 f_1(x_2^*) - \beta_2 f_1^*(x_1^*) = \beta_2 f_1(x_2^*) + (1 - \beta_2) f_1^*(x_1^*) \\
 &= \beta_1 f_1^*(x_1^*) + \beta_2 f_1(x_2^*) \\
 &= \beta_1 f_{(\mu)}^I + \beta_2 f_{(\mu)}^{MAX}
 \end{aligned}$$

Assumindo-se que  $f_1(x)$  seja a média de uma característica de interesse e  $f_2(x)$  sua variância, então, na forma matricial, estas equações podem ser escritas como:

$$\underbrace{\begin{bmatrix} f_1(x) \\ f_2(x) \end{bmatrix}}_{\mathbf{F}(\mathbf{x})} = \underbrace{\begin{bmatrix} f_{(\mu)}^I & f_{(\mu)}^{MAX} \\ f_{(\sigma^2)}^{MAX} & f_{(\sigma^2)}^I \end{bmatrix}}_{\Phi} \times \underbrace{\begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \end{bmatrix}}_{\beta} \tag{4.7}$$

Aplicando-se o procedimento tradicional de normalização NBI, tem-se:

$$\bar{f}_i(x) = \frac{f_i(x) - f_i^*(x_i^*)}{f_i(x_j^*) - f_i^*(x_i^*)}, i \neq j \tag{4.8}$$

Então, é possível escrever:

$$\mathbf{F}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} f_{(\mu)}(\mathbf{x}) \\ f_{(\sigma^2)}(\mathbf{x}) \end{bmatrix} \therefore \bar{\mathbf{F}}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \bar{f}_{(\mu)}(\mathbf{x}) \\ \bar{f}_{(\sigma^2)}(\mathbf{x}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{f_{(\mu)}(\mathbf{x}) - f_1^*(x_1^*)}{f_1(x_2^*) - f_1^*(x_1^*)} \\ \frac{f_{(\sigma^2)}(\mathbf{x}) - f_2^*(x_2^*)}{f_2(x_1^*) - f_2^*(x_2^*)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{f_{(\mu)}(\mathbf{x}) - f_{(\mu)}^I}{f_{(\mu)}^{MAX} - f_{(\mu)}^I} \\ \frac{f_{(\sigma^2)}(\mathbf{x}) - f_{(\sigma^2)}^I}{f_{(\sigma^2)}^{MAX} - f_{(\sigma^2)}^I} \end{bmatrix} \tag{4.9}$$

Tem-se também que:

$$\Phi = \begin{bmatrix} f_1^*(x_1^*) & f_1(x_2^*) \\ f_2(x_1^*) & f_2^*(x_2^*) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f(\mu)^I & f(\mu)^{MAX} \\ f(\sigma^2)^{MAX} & f(\sigma^2)^I \end{bmatrix} \therefore$$

$$\bar{\Phi} = \begin{bmatrix} \frac{f_1^*(x_1^*) - f_1^*(x_1^*)}{f_1(x_2^*) - f_1^*(x_1^*)} & \frac{f_1(x_2^*) - f_1^*(x_1^*)}{f_1(x_2^*) - f_1^*(x_1^*)} \\ \frac{f_2(x_1^*) - f_2^*(x_2^*)}{f_2(x_1^*) - f_2^*(x_2^*)} & \frac{f_2^*(x_2^*) - f_2^*(x_2^*)}{f_2^*(x_2^*) - f_2^*(x_2^*)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{f(\mu)^I - f(\mu)^I}{f(\mu)^{MAX} - f(\mu)^I} & \frac{f(\mu)^{MAX} - f(\mu)^I}{f(\mu)^{MAX} - f(\mu)^I} \\ \frac{f(\sigma^2)^{MAX} - f(\sigma^2)^I}{f(\sigma^2)^{MAX} - f(\sigma^2)^I} & \frac{f(\sigma^2)^I - f(\sigma^2)^I}{f(\sigma^2)^I - f(\sigma^2)^I} \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

$$\bar{\Phi} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Nota-se, portanto, que  $\bar{\Phi}$  é uma matriz anti-diagonal.

Por outro lado, é possível demonstrar que a formulação original do método *NBI* escrita na forma de maximização pode ser escrita na forma de minimização, tal que:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Max}_{(x,t)} t \\ \text{Sujeito a: } \bar{\Phi}\beta + t\hat{n} = \bar{F}(x) \\ x \in \Omega \\ g(x) \leq 0 \\ h(x) \leq 0 \end{array} \right. = \left\{ \begin{array}{l} \text{Min}_{(x,t)} -t \\ \text{Sujeito a: } \bar{F}(x) - \bar{\Phi}\beta - t\hat{n} = 0 \\ x \in \Omega \\ g(x) \leq 0 \\ h(x) \leq 0 \end{array} \right. \quad (4.11)$$

**Prova:** As condições de otimização Karush–Kuhn–Tucker, também chamado de teorema KKT, podem ser aplicadas para a formulação do *NBI*. Escrevendo o Lagrangeano do problema de maximização,  $L_1\{x, t, \lambda\}$  e tomando as derivadas parciais desta função, obtém-se:

$$L_1\{x, t, \lambda\} = t + \lambda[\bar{\Phi}\beta + t\hat{n} - \bar{F}(x^*)] \Rightarrow \nabla_x L_1\{x, t, \lambda\} = -\lambda \nabla_x \bar{F}(x) = 0 \Rightarrow \nabla_x \bar{F}(x^*) = 0$$

$$\nabla_t L_1\{x, t, \lambda\} = 1 + \lambda\hat{n} = 0 \Rightarrow \lambda = -\frac{1}{\hat{n}} \Rightarrow \nabla_\lambda L_1\{x, t, \lambda\} = \bar{\Phi}\beta + t\hat{n} - \bar{F}(x^*) = 0 \quad (4.12)$$

Então:  $\bar{\mathbf{F}}(\mathbf{x}^*) = \bar{\Phi}\beta + t\hat{\mathbf{n}}$

Analogamente, levando o gradiente da Lagrangeana para o método de minimização do NBI,  $L_2\{x, t, \lambda\}$ , tem-se:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Min}_{(x,t)} -t \\ \text{Sujeito a: } \bar{\mathbf{F}}(\mathbf{x}) - \bar{\Phi}\beta - t\hat{\mathbf{n}} = \mathbf{0} \\ \mathbf{x} \in \Omega, \mathbf{g}(\mathbf{x}) \leq \mathbf{0}, \mathbf{h}(\mathbf{x}) \leq \mathbf{0} \end{array} \right. \left\{ \begin{array}{l} L_2\{\mathbf{x}, t, \lambda\} = -t + \lambda[\bar{\mathbf{F}}(\mathbf{x}^*) - \bar{\Phi}\beta - t\hat{\mathbf{n}}] \\ \nabla_{\mathbf{x}} L_2\{\mathbf{x}, t, \lambda\} = \lambda \nabla_{\mathbf{x}} \bar{\mathbf{F}}(\mathbf{x}^*) = \mathbf{0} \Rightarrow \nabla_{\mathbf{x}} \bar{\mathbf{F}}(\mathbf{x}^*) = \mathbf{0} \\ \nabla_t L_2\{\mathbf{x}, t, \lambda\} = -1 - \lambda\hat{\mathbf{n}} = \mathbf{0} \Rightarrow \lambda = -\frac{1}{\hat{\mathbf{n}}} \\ \nabla_{\lambda} L_2\{\mathbf{x}, t, \lambda\} = \bar{\mathbf{F}}(\mathbf{x}^*) - \bar{\Phi}\beta - t\hat{\mathbf{n}} = \mathbf{0} \end{array} \right. \quad (4.13)$$

Então:  $\bar{\mathbf{F}}(\mathbf{x}^*) = \bar{\Phi}\beta + t\hat{\mathbf{n}}$

É possível verificar que as condições KKT permanecem as mesmas, como no caso de maximização. Então, é provado que os dois procedimentos são idênticos.

Das e Denis (1998) propuseram que  $\hat{\mathbf{n}}$  deveria ser escolhido como um vector quase-normal, tal como:

$$\hat{\mathbf{n}} = -\bar{\Phi}\mathbf{e} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & -\mathbf{1} \\ -\mathbf{1} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \mathbf{1} \\ \mathbf{1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\mathbf{1} \\ -\mathbf{1} \end{bmatrix} \quad (4.14)$$

Substituindo-se este vector na formulação geral, a primeira restrição NBI será formulada como:

$$\bar{\mathbf{F}}(\mathbf{x}) - \bar{\Phi}\beta - t(-\bar{\Phi}\mathbf{e}) = \mathbf{0} \quad (4.15)$$

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{F}}(\mathbf{x}) - \bar{\Phi}\beta - t\hat{\mathbf{n}} &= \bar{\mathbf{F}}(\mathbf{x}) - \bar{\Phi}\beta - t(-\bar{\Phi}\mathbf{e}) = \mathbf{0} \\ \bar{\mathbf{F}}(\mathbf{x}) - \bar{\Phi}\beta + t\bar{\Phi}\mathbf{e} &= \bar{\mathbf{F}}(\mathbf{x}) + \bar{\Phi}(-\beta + t\mathbf{e}) \end{aligned} \quad (4.16)$$

Para problemas bi-objetivo a formulação acima mencionada pode ser escrita como:

$$\bar{\mathbf{F}}(\mathbf{x}) - \bar{\Phi}(\boldsymbol{\beta} - t\mathbf{e}) = \begin{bmatrix} \bar{f}_1(x) \\ \bar{f}_2(x) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \beta_1 - t \\ \beta_2 - t \end{bmatrix}$$

$$\bar{\mathbf{F}}(\mathbf{x}) - \bar{\Phi}(\boldsymbol{\beta} - t\mathbf{e}) = \begin{bmatrix} \bar{f}_1(x) - \beta_2 + t \\ \bar{f}_2(x) - \beta_1 + t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{f}_{(\mu)}(\mathbf{x}) - \beta_2 + t \\ \bar{f}_{(\sigma^2)}(\mathbf{x}) - \beta_1 + t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4.17)$$

$$\begin{bmatrix} -t \\ -t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{f}_{(\mu)}(\mathbf{x}) - \beta_2 \\ \bar{f}_{(\sigma^2)}(\mathbf{x}) - \beta_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{f}_{(\mu)}(\mathbf{x}) - (1 - \beta_1) \\ \bar{f}_{(\sigma^2)}(\mathbf{x}) - \beta_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{f}_{(\mu)}(\mathbf{x}) + \beta_1 - 1 \\ \bar{f}_{(\sigma^2)}(\mathbf{x}) - \beta_1 \end{bmatrix}$$

Igualando a expressão definida em termos de t, a primeira restrição NBI torna-se:

$$\begin{aligned} \bar{f}_{(\mu)}(\mathbf{x}) + \beta_1 - 1 &= \bar{f}_{(\sigma^2)}(\mathbf{x}) - \beta_1 \\ \bar{f}_{(\mu)}(\mathbf{x}) - \bar{f}_{(\sigma^2)}(\mathbf{x}) + 2\beta_1 - 1 &= 0 \end{aligned} \quad (4.18)$$

também pode ser mostrado que:

$$\begin{cases} \text{Min } F(\mathbf{x}) = \beta_1 \bar{f}_1(x) + (1 - \beta_1) \bar{f}_2(x) \\ \text{sujeito a: } g_j(\mathbf{x}) \leq 0 \end{cases}$$

$$\text{Se: } \beta_1 = 0 \Rightarrow \begin{cases} \text{Min } F(\mathbf{x}) = \bar{f}_2(x) \\ \text{sujeito a: } g_j(\mathbf{x}) \leq 0 \end{cases} \quad (4.19)$$

$$\text{Se: } \beta_1 = 1 \Rightarrow \begin{cases} \text{Min } F(\mathbf{x}) = \bar{f}_1(x) \\ \text{sujeito a: } g_j(\mathbf{x}) \leq 0 \end{cases}$$

Então, a versão bi-objetiva do NBI pode ser escrita como:

$$\begin{cases} \text{Min}_{(x,t)} \bar{f}_1(x) \\ \text{Sujeito a: } g_1(\mathbf{x}) = \bar{f}_1(\mathbf{x}) - \bar{f}_2(\mathbf{x}) + 2\beta_1 - 1 = 0 \\ \quad g_1(x) \leq 0 \\ \quad h_1(x) \leq 0 \\ \quad x \in \Omega \end{cases} \quad (4.20)$$

Assim, está feita a demonstração de que os problemas original e simplificado são correspondentes.

A utilização do método NBI em problemas de engenharia tem experimentado um incremento significativo nos últimos anos. Um levantamento feito com a base de dados Elsevier® revelou cerca de 30 trabalhos nos últimos 6 anos. A Figura 4.4 ilustra este crescimento na utilização do método em trabalhos científicos por pesquisadores das mais diversas áreas.

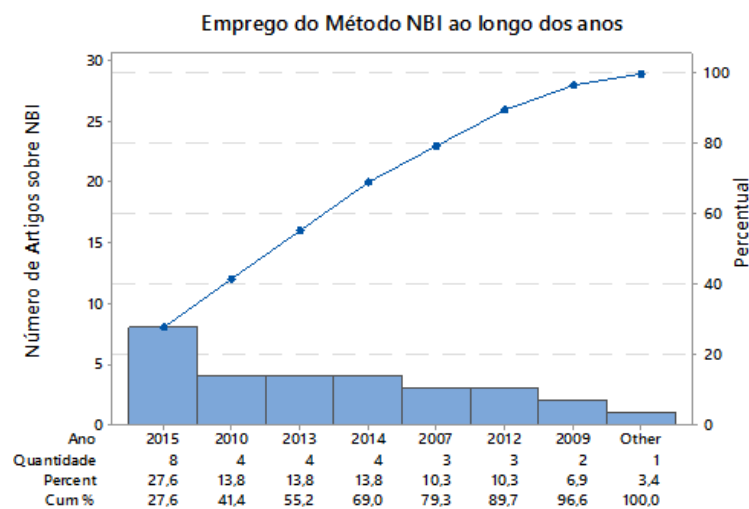


Figura 4.4 – Artigos publicados sobre o Método NBI na base de dados Elsevier®.  
Fonte autor.

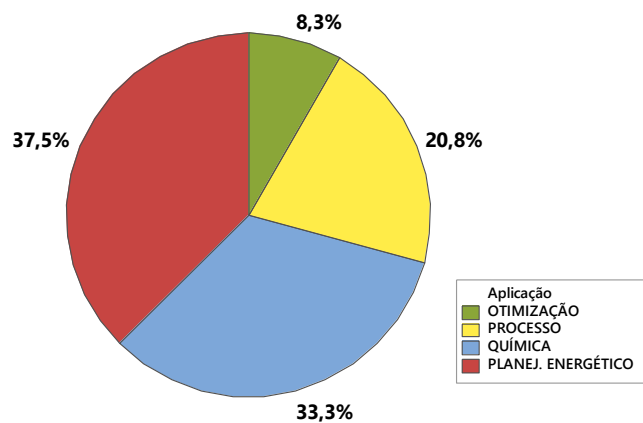


Figura 4.5 – Distribuição dos artigos publicados sobre o Método NBI na base de dados Elsevier® por área de aplicação: Fonte autor.

Este levantamento evidencia uma preponderância na sua utilização por pesquisas na área de processos químicos e planejamento energético, enquanto se comprova uma utilização ainda incipiente na área de otimização de processos de manufatura. A Figura 4.5 revela apenas 20% das aplicações do método NBI são relativas à otimização de processos industriais. Há várias aplicações deste método de otimização em problemas de engenharia, demonstrando que é possível a resolução de problemas complexos. Alguns exemplos são citados a seguir.

Ahmadi *et al.* (2015a) 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. Os resultados do NBI se mostraram bastante superiores aos obtidos por somas ponderadas.

Ahmadi *et al.* (2015b) otimizaram o processo de despacho de energia considerando circuitos combinados de calor e potência com minimização de custos e emissão de poluentes.

Valerio *et al.* (2015) empregaram o NBI como método de otimização multiobjetivo para o desenvolvimento de um controlador ótimo de reatores de batelada.

Aalae *et al.* (2015) aplicaram o NBI para a otimização do formato e do *design* de latas para aerossóis. Em uma formulação biobjetivo, os autores estudaram como maximizar a resistência à deformação do fechamento superior e minimizar a deformação do bordo inferior das latas.

Izadbakhsh *et al.* (2015) empregaram o método NBI para obter uma estratégia de gerenciamento ótimo de recursos energéticos capaz de minimizar simultaneamente o custo total de operação e as emissões de poluentes no planejamento de *micro-grids* (uma composição formada por fontes alternativas de energia tais como micro-turbinas, energia fotovoltaica, células de combustível, baterias e turbinas eólicas).

Oujebbour *et al.* (2014) aplicaram o método NBI em uma formulação biojetivo na otimização do processo de estampagem.

Brito *et al.* (2014) aplicaram o método NBI para um problema de otimização de rugosidade de peças em um processo de fresamento de topo do aço ABNT 1045. Os autores empregaram arranjos combinados de superfície de resposta para a obtenção de funções de média e variância das rugosidades  $R_a$  e  $R_t$ .

Ganesan *et al.* (2013) utilizaram o NBI para otimizar o processo de fundição por moldagem com areia verde. Neste trabalho, os autores utilizaram o método NBI para

formulação do problema e o otimizaram utilizando, comparativamente, algoritmos genéticos e PSO (*Particle Swarm Optimization*). O problema multiobjetivo foi descrito por quatro superfícies de respostas, com quatro variáveis de decisão cada um.

Papadimitriou e Papadioti (2013) empregaram o método NBI em uma configuração biobjetivo para otimizar o projeto de pontes auxiliados pelo método dos elementos finitos.

Aghaei *et al.* (2013) utilizaram o NBI em um modelo multi-período e multi-objetivo do Planejamento da Expansão da Geração, incorporando fontes de energia sustentáveis. O modelo proposto otimiza simultaneamente três objetivos: a minimização dos custos, do impacto ambiental e a maximização da confiabilidade do sistema ao se incorporar as fontes renováveis. O modelo de otimização decide o tamanho, o tempo e a tecnologia ideais das unidades geradoras através de um horizonte de planejamento de vários estágios.

Telen *et al.* (2012) propuseram a utilização do NBI como critério para seleção de um arranjo ótimo de experimentos necessários para o estudo de bioprocessos com variáveis dinâmicas. Neste estudo, o autor usou os vários critérios de otimalidade como funções objetivo e, utilizando o método NBI, definiu os melhores parâmetros para a seleção dos experimentos necessários.

Honggang *et al.* (2010) estudaram a otimização multiobjetivo do processo de hidroconformação de tubos, um processo de conformação cada vez mais utilizado para a produção de componentes estruturais automotivos, tais como berços de motor e escapamentos. Neste estudo, os autores utilizaram um arranjo ortogonal de Taguchi L18 para quatro variáveis do processo experimentais em três níveis. As configurações do arranjo foram usadas para simular o comportamento de 4 respostas de interesse através de Elementos Finitos. As quatro funções objetivo estimadas foram, então, otimizadas simultaneamente utilizando-se o método NBI.

Vahidinasab e Jadid (2010) utilizaram o NBI para otimizar o processo de leilão no mercado de energia elétrica considerando aspectos econômicos e ambientais em uma formulação biobjetivo.

Logist *et al.* (2009) promoveram a otimização multiobjetivo de um processo bioquímico utilizando NBI. Dois casos foram apresentados neste trabalho: o primeiro, envolvendo o projeto de um reator químico no qual havia conflito entre a função objetivo relativa à conversão (eficiência do processo químico) e os custos com energia que esta operação de conversão envolve; o segundo otimiza o processo de controle de um biorreator no qual se observa um conflito entre a função objetivo de rendimento do processo e a produtividade. Os

pesquisadores ressaltam que estes conflitos são comuns na indústria e que somas convexas – tais como as somas ponderadas – não garantem a obtenção de soluções em regiões não-convexas da Fronteira de Pareto mesmo quando se adota uma distribuição uniforme de pesos.

Jia e Ierapetritou (2007) estudaram a otimização multiobjetivo do planejamento da produção em uma linha de produtos químicos. Os autores apresentaram dois casos nos quais o NBI foi eficiente na definição de uma Fronteira Equiespaçada de Pareto.

Roman (2006) aplicou o método NBI para a obtenção de um fluxo ótimo de potência em um sistema de distribuição de energia, com mínimo custo.

Messac *et al.* (2003) e Kim e Weck (2004) utilizaram o método NBI para a otimização de estruturas de aço hiperestáticas, no intuito de minimizar simultaneamente o volume da estrutura final e as deformações em seus elementos. Nestes estudos, Messac *et al.* (2003) compararam os resultados do NBI ao método de restrições normais (NC) enquanto que Kim e Weck (2004) compararam os resultados obtidos àqueles encontrados pelo método de somas ponderadas adaptativas (AWS). Em ambos os casos, o método NBI mostrou-se eficiente, de fácil aplicação e com a capacidade de gerar apenas soluções viáveis.

Zhang *et al.* (2001) utilizaram o método NBI para obter o projeto ótimo de um interconector VLSI para tecnologias de semicondutores. O objetivo do estudo era desenvolver um produto robusto às variações do processo. Empregando um arranjo ortogonal por quadrados latinos – uma forma não tradicional de DOE – os autores modelaram as funções objetivo associadas à qualidade do sinal produzido pelo conector. Este seja, talvez, o primeiro estudo que tenha empregado o NBI no contexto do PRP, embora, sua tratativa tenha sido desestruturada em relação à proposta nesta tese.

Esta amostra de trabalhos na área de otimização utilizando o método NBI revela algumas curiosidades e também algumas oportunidades, a saber:

- a) A maioria absoluta dos trabalhos encontrados não aplica o NBI a funções objetivo determinadas por arranjos experimentais. Apenas quatro trabalhos utilizaram arranjos experimentais para a construção das funções objetivo para determinados processos (BRITO *et al.*, 2014; GANESAN *et al.*, 2013; HONGGANG *et al.*, 2010 e ZHANG *et al.* (2001)
- b) Destes, apenas dois trabalhos utilizaram arranjos de superfícies de resposta (BRITO *et al.*, 2014 e GANESAN *et al.*, 2013);
- c) A utilização de variáveis de ruído em trabalhos empregando NBI é escassa, sendo identificadas apenas em Brito *et al.* (2014);

- d) Só o trabalho de Brito *et al.* (2014) utilizou arranjos de superfície de resposta na configuração “Combinada”;
- e) Apenas dois trabalhos fazem menção à possibilidade de que média e variância possam ser as funções objetivo em problemas solucionáveis pelo método NBI;
- f) Poucos artigos tratam da otimização de processos de manufatura. Foram encontrados apenas três trabalhos que versam sobre os processos de fundição (GANESAN *et al.*, 2013); fresamento de topo (BRITO *et al.*, 2014) e hidro conformação (HONGGANG *et al.*, 2010).

Das e Dennis (1998) propõe um método alternativo para encontrar vários pontos ótimos na fronteira de Pareto para problema de otimização multi-objetivo não linear. Tais pontos conflitantes eram otimizados pela matriz trade-off. O método é bem sucedido na produção de conjunto distribuído uniformemente de pontos na fronteira de Pareto equiespaçadas, além disso, este método pode ser controlado por algoritmo computacional correspondente para método NBI.

Vahidinasab e Jadid (2010) desenvolve uma metodologia que emprega função para representar o comportamento do modelo para o equilíbrio de mercado, empregando NBI, para resolver custos.

Analisando-se os resultados das pesquisas desses autores, foi possível caracterizar sua relevância tecnológica e científica, em função do número crescente de publicações sobre o tema observado nos últimos anos. Além disso, as análises dos trabalhos que utilizaram outros métodos, e como os pesquisadores têm abordado cada um dos processos, levando em consideração sua natureza de otimização.

Diante de tais constatações, parece oportuna a iniciativa de se criar uma metodologia de otimização de processos de manufatura que utilize arranjos de superfície de resposta em configuração “combinada” para a obtenção de funções de média e variância de características da qualidade que se deseje otimizar, considerando a construção de Fronteiras de Pareto Equiespaçadas que permitam a relativização de importância destes dois objetivos em problemas duais. Disto tratará o próximo capítulo desta tese.

## 5. Método NBI-PRP

Considerando a lacuna identificada na literatura sobre a otimização robusta de características de qualidade que possam ser modeladas por arranjos experimentais a partir de vetores de variáveis controláveis ( $\mathbf{x}$ ) e variáveis de ruído ( $\mathbf{z}$ ), este capítulo apresentará o Método NBI-PRP, cujo desenvolvimento, aplicação, avaliação de adequação e limitações perfazem o corpo desta tese. A idéia central do método é estabelecer uma equação de média e uma equação de variância para uma característica de qualidade  $y$ , de modo que a otimização simultânea das duas funções objetivo seja alcançada aplicando-se o método NBI. Tais funções são modeladas a partir de um arranjo de superfície de resposta em configuração “Combinada”, e terão seus coeficientes estimados pelo método dos mínimos quadrados ordinários (OLS) com auxílio do princípio de propagação de erro (POE). Neste tipo de abordagem, a variância é gerada através da ação das variáveis de ruído ( $\mathbf{z}$ ), na forma de componentes isolados (efeitos principais devido a ruídos) ou efeitos de interações ruído-controle.

### 5.1 Otimização Bi-objetivo

Na literatura, observa-se a preponderância da abordagem de somas ponderada para a solução de problemas relativos a projeto robusto, considerando-se, muitas vezes, apenas problema bi-objetivo (LIN *et al.*, 1995; CHO *et al.*, 2000; TANG e XU, 2002; KOKSOY e DOGANAKSOY, 2003; LIU *et al.*, 2006). Uma abordagem por somas ponderada é baseada no conceito de “Combinações Convexas”, podendo ser formulada da seguinte maneira, conforme Equação 5.1:

$$\begin{aligned} \underset{\mathbf{x} \in \Omega}{\text{Minimizar}} \quad & F(\mathbf{x}) = w[\hat{\mu}(\mathbf{x}) - T_y]^2 + (1-w)\hat{\sigma}^2(\mathbf{x}) \\ \text{Sujeito a:} \quad & \mathbf{g}(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq \alpha^2 \end{aligned} \quad (5.1)$$

A Equação 5.1 é a expressão direta da aglutinação de duas funções distintas dotadas de importâncias relativas. A primeira parte da equação refere-se ao deslocamento que a média da característica pode apresentar em função de *setups* inadequados para os processos, ou mesmo,

através da ação de variáveis de ruído. A segunda parte, refere-se à variância de  $y$  também provocada pelos mesmos efeitos.

O conjunto  $\mathbf{x}$  de soluções viáveis é fechado e limitado, e o conjunto de todos os vetores de critério, para todas as soluções viáveis é estimado por  $\Psi$ . Um ponto é uma solução eficiente de  $\mathbf{x}^* \in X$  do problema bi-objetivo, se não existir outro  $x \in X$  para qual,  $f_1(x) \leq f_1(x^*)$  e  $f_2(x) \leq f_2(x^*)$ , com pelo menos uma desigualdade de restrição para conjunto solução eficiente  $\mathbf{x}^*$  nesse espaço objetivo é então uma solução de Pareto não dominada.

O problema bi-objetivo na Equação 5.1 será convexo se o conjunto viável  $x$  for convexo e a função objetiva for  $f_1(x)$  e  $f_2(x)$ , também será convexas. Isto é um fato bem conhecido que o conjunto  $\Psi$  para  $R^2$ , de problema bi-convexo objetivo, é convexo e que o conjunto de Pareto pode ser visto como uma curva convexa em  $R^2$ . Quando o conjunto viável  $x$  não é convexo e/ou pelo menos uma função objetiva não é convexa, o problema de bi-objetivo torna-se um problema não convexo. É possível que, para alguns problemas de bi-objetivo não convexas, o conjunto  $\Psi$  em  $R^2$  permaneça convexo para  $R^2$ , sendo uma situação difícil de verificar analiticamente (SHIN & CHO, 2009). Em geral, para problemas bi-objetivo não convexas, a Fronteira de Pareto poderá ser não convexa. Uma vez que, a determinação da forma geral da curva de Pareto é crucial para a aproximação desse conjunto, o conhecimento da convexidade é crítica.

A abordagem para soluções com somas ponderadas para fronteira de Pareto será eficiente se o coeficiente de ponderação for positivo. Este método pode gerar todas as soluções eficientes de problemas bi-objetivo convexo, porém, não pode em geral encontrar todos os pontos eficientes de problemas não convexas (TIND e WIECEK, 1999). Logo, o método de somas ponderadas só garantirá soluções eficientes que se encontram na porção convexa da fronteira de Pareto. No entanto, o método falha em encontrar soluções eficientes na porção não convexa da Fronteira (DAS e DENNIS, 1998; MATTSON e MESSAC, 2003; SHIN e CHO, 2009).

Quando arranjos de superfície de resposta são usados para a modelagem de funções objetivo, considera-se que a solução do problema de otimização deva cair dentro da região experimental. Como a região experimental é esférica (ou hipersférica, no caso de um número de fatores  $k > 2$ ), a restrição natural para qualquer resposta de interesse modelada por este arranjo será igual a  $g(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq \alpha^2$  ou  $g(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^k x_i^2 \leq \alpha^2$ . Para um CCD com  $k=2$  fatores, a restrição  $g(x)$  poderá ser escrita como:

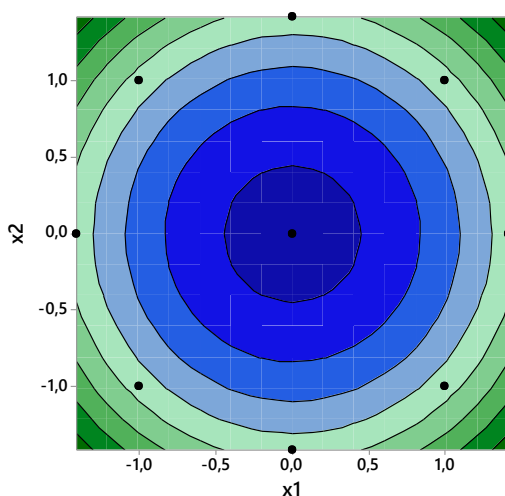
$$g(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{x} = x_1^2 + x_2^2 \quad (5.2)$$

Observa-se claramente que esta restrição é uma função convexa (com ponto de mínimo) e representa uma região fechada (convexa), tal como ilustram as Figuras 5.1(a) e (b). De outro modo, calculando-se a matriz Hessiana de  $g(\mathbf{x})$  tem-se:

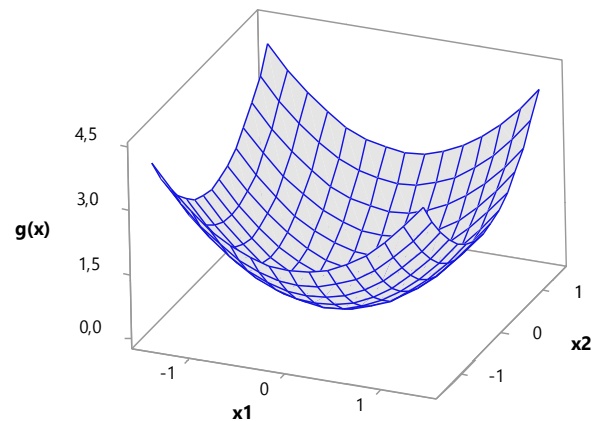
$$g(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{x} = x_1^2 + x_2^2 \Rightarrow \nabla g(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial g(\mathbf{x})}{\partial x_1} \\ \frac{\partial g(\mathbf{x})}{\partial x_2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2x_1 \\ 2x_2 \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

$$[\mathbf{H}]_{g(\mathbf{x})} = \nabla^2 g(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 g(\mathbf{x})}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 g(\mathbf{x})}{\partial x_1 \partial x_2} \\ \frac{\partial^2 g(\mathbf{x})}{\partial x_2 \partial x_1} & \frac{\partial^2 g(\mathbf{x})}{\partial x_2^2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \quad (5.4)$$

Como o determinante de  $[\mathbf{H}]$  será sempre positivo para qualquer  $k$ , seus autovalores serão sempre positivos e, portanto,  $[\mathbf{H}]$  será sempre uma matriz positiva-definida. Por conseguinte,  $g(\mathbf{x})$  será uma função convexa para qualquer  $k$ . O ponto estacionário de  $g(\mathbf{x})$  é um ponto de mínimo e o espaço de solução será sempre convexo quando se utilizar superfícies de resposta para a modelagem de funções objetivo.



(a)



(b)

Figura 5.1 – Convexidade da restrição  $g(\mathbf{x})$ . (a) contorno (b) superfície. Fonte: autor.

Como não há garantias de as funções de média e variância sejam ambas convexas para qualquer valor de  $k$ , quando a formulação de somas ponderadas for repetida iterativamente para vários pesos diferentes, haverá a formação de clusters de pontos de ótimo na fronteira com espaços grandes entre as porções convexas da fronteira. Neste caso, portanto, o método de somas ponderadas falhará. Então, para se evitar tais incongruências, sugere-se que a combinação convexa de funções objetivo seja substituída pelo esquema escalonado com restrições de igualdade do método NBI. Esta solução de fácil implementação garantirá Fronteiras Equiespaçadas e convexas para os problemas de Projeto Robusto de Parâmetros.

## 5.2 Abordagem NBI-PRP

Conforme já descrito em capítulos anteriores, Taguchi (1986) assumiu que a maior parte da variabilidade da resposta em relação ao alvo era causada pela presença de variáveis de ruído. Desta forma, o objetivo da abordagem proposta por Taguchi era encontrar um conjunto de variáveis de controle (parâmetros do processo) que gerasse uma variável de resposta muito próxima do valor alvo definido e que minimizasse sua variação, tornando assim o sistema insensível à ação das variações incontrolláveis (ruído). Taguchi (1986) utilizou um arranjo cruzado entre as variáveis de controle (arranjo interno) e as variáveis de ruído (arranjo externo). Neste tipo de arranjo, cada condição experimental é repetida nas diversas condições de ruído. Então, a razão Sinal-Ruído (S/N – do inglês *signal-to-noise ratio* - *SNR*) é calculada, fornecendo informação a respeito da média e da variância. A Figura 5.2 exemplifica o formato de um arranjo cruzado composto de um arranjo interno  $2^2$  e de um arranjo externo  $2^3$ . No entanto, o arranjo cruzado de Taguchi sofre algumas críticas por parte de alguns pesquisadores no que diz respeito a incapacidade deste método em expor as interações entre as variáveis de controle e as variáveis de ruído (QUESADA e Del CASTILLO, 2004; MONTGOMERY, 2009). Para contornar os problemas identificados, Vining e Myers (1990) e Box e Jones (1992) propuseram o uso do *CCD* na forma de um arranjo “combinado”, conforme é exemplificado pela Figura 5.3. Neste tipo de arranjo, a variável de ruído é incorporada ao arranjo experimental das variáveis de controle excluindo-se, geralmente, os pontos axiais referentes às variáveis de ruído adicionadas. Na forma matricial, os coeficientes que podem ser estimados por esta matriz modificada podem ser escritos como:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_M = (\mathbf{X}_M^T \mathbf{X}_M)^{-1} (\mathbf{X}_M^T \mathbf{Y}) \quad (5.5)$$

Onde o subscrito M representa a modificação na matriz X das variáveis de controle.

Variáveis de controle		Variáveis de ruído			Arranjo Combinado				
$x_1$	$x_2$	$z_1$	$z_2$	$z_3$	$Y_1$	$Y_2$	$Y_3$	...	$Y_n$
-1	-1	-1	-1	-1					
1	-1	1	-1	-1					
-1	1	-1	1	-1					
1	1	1	1	-1					
-1	-1	-1	-1	1					
1	-1	1	-1	1					
-1	1	-1	1	1					
1	1	1	1	1					

Figura 5.2 – Visão esquemática de um arranjo combinado generalizado.

A Figura 5.3 apresenta o fluxograma do Método NBI-PRP que compreende os seguintes passos:

1. Seleção de variáveis de controle, ruído, respostas e a matriz experimental;
2. Execução dos experimentos;
3. Modelagem da função  $y = f(x, z)$  usando *OLS*;
4. Correção de modelagem da função  $y = f(x, z)$  usando *WLS*;
5. Derivação das equações de média e variância da característica  $y$ ;
6. Otimização Individual das equações de média e variância;
7. Escalonamento as funções objetivo e construção da matriz *Payoff*;
8. Solução do problema bi-objetivo dual usando o método NBI;
9. Repetição do algoritmo NBI para todos os pesos desejados;
10. Construção da Fronteira de Pareto;
11. Realização dos experimentos de confirmação com os pontos da fronteira.

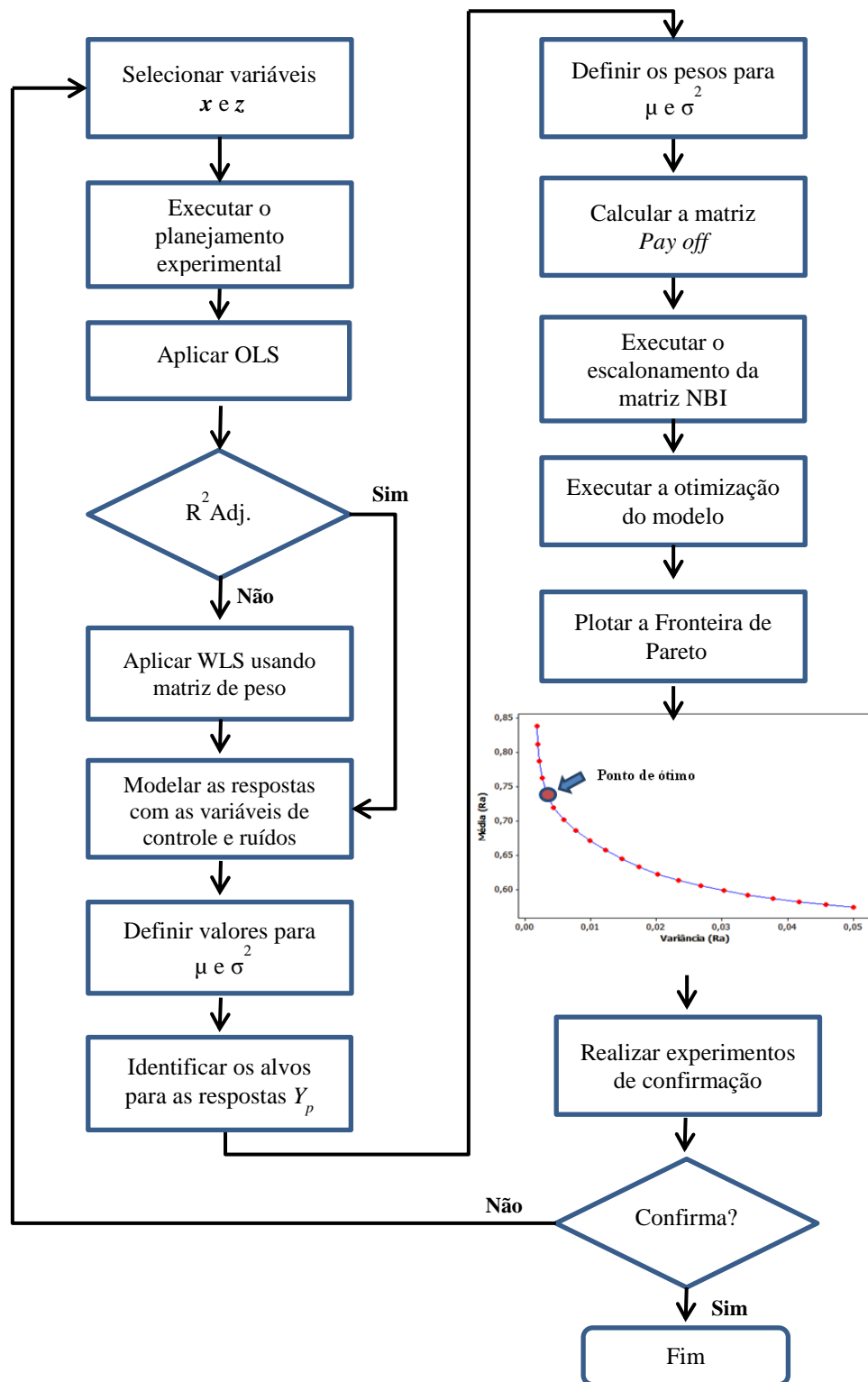


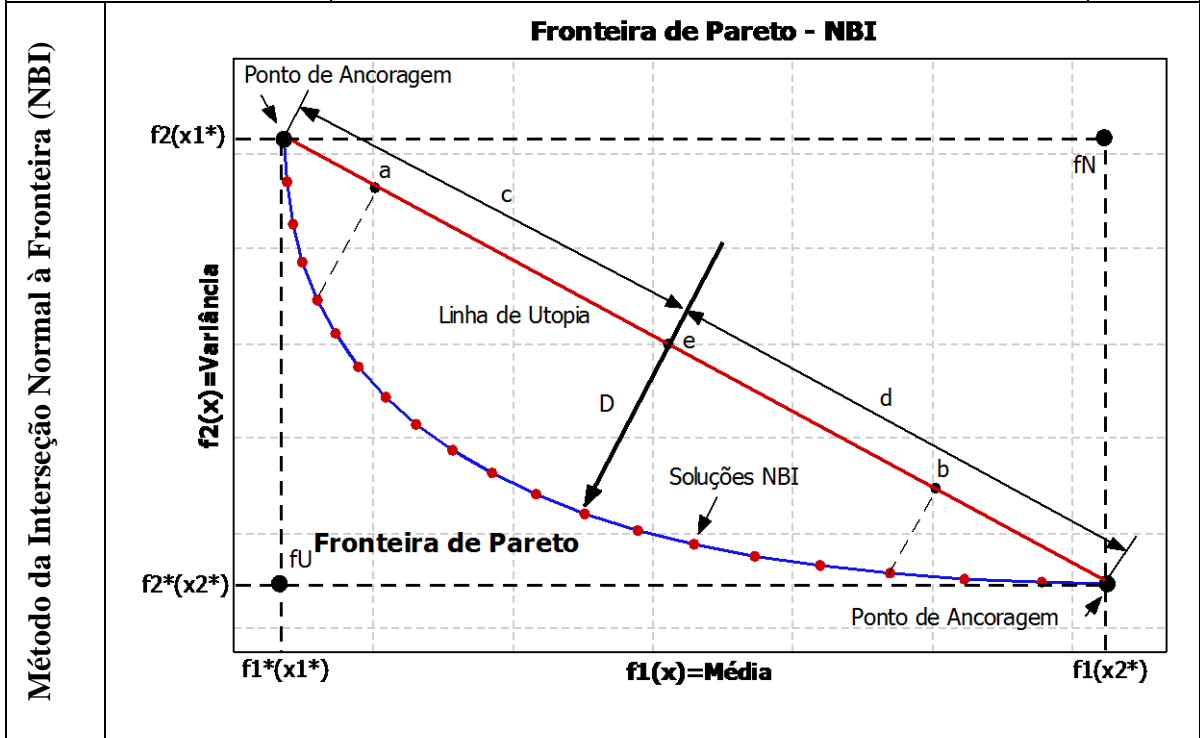
Figura 5.3 – Etapas da metodologia desenvolvida.

A Tabela 5.1 apresenta uma visão analítica do método NBI-PRP com as principais equações usadas no desenvolvimento desta tese.

Tabela 5.1– Visão esquemática do método NBI-PRP.

$$y(x, z) = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} \sum \beta_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^k \gamma_i z_i + \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^r \delta_{ij} x_i z_j + \varepsilon \quad (5.5)$$

$$E_z[y(x, z)] = f(x) \quad V_z[y(x, z)] = \sigma_{z_i}^2 \left\{ \sum_{i=1}^r \left[ \frac{\partial y(x, z)}{\partial z_i} \right]^2 \right\} + \sigma^2 \quad (5.6)$$



$$\begin{aligned} & \text{Min } \bar{f}_1(\mathbf{x}) \\ & \text{s.t.: } \bar{f}_1(\mathbf{x}) - \bar{f}_2(\mathbf{x}) + 2w - 1 = 0 \\ & \quad g_j(\mathbf{x}) \geq 0 \\ & \quad 0 \leq w \leq 1 \end{aligned} \quad \bar{f}(x) = \frac{f_i(x) - f_i^U}{f_i^N - f_i^U} \quad (5.7)$$

**Método NBI-PRP**

$$\begin{aligned} \text{Min } \bar{f}_{(\mu)}(\mathbf{x}) &= \left[ \frac{f_{(\mu)}(\mathbf{x}) - f_{(\mu)}^l}{f_{(\mu)}^{\text{MAX}} - f_{(\mu)}^l} \right] \\ \text{Sujeito a: } \bar{g}_{1(\mu, \sigma^2)}(\mathbf{x}) &= \left[ \frac{f_{(\mu)}(\mathbf{x}) - f_{(\mu)}^l}{f_{(\mu)}^{\text{MAX}} - f_{(\mu)}^l} \right] - \left[ \frac{f_{(\sigma^2)}(\mathbf{x}) - f_{(\sigma^2)}^l}{f_{(\sigma^2)}^{\text{MAX}} - f_{(\sigma^2)}^l} \right] + 2w_i - 1 = 0 \quad (5.8) \\ g_2(\mathbf{x}) &= \mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq \rho^2 \\ 0 &\leq w_i \leq 1 \end{aligned}$$

Muitos processos de fabricação podem ser contemplados por este método, uma vez que todos eles são passíveis de sofrer influência de variáveis de ruído. Igualmente, a maioria dos processos de fabricação podem ser testada e avaliada segundo arranjos experimentais. Entretanto, a qualidade das soluções pode ser sensivelmente afetada pela qualidade da experimentação. Erros de medição e descuidos na execução podem influenciar os coeficientes e distorcer as funções objetivo, deslocando os pontos de ótimo viáveis dentro da região experimental.

A consequência direta da utilização do método NBI-PRP pode ser entendida observando-se o gráfico da Figura 5.4. Nesta figura, são representados os dois tipos de movimento que a distribuição da característica  $y$  pode sofrer: um vertical, outro horizontal.

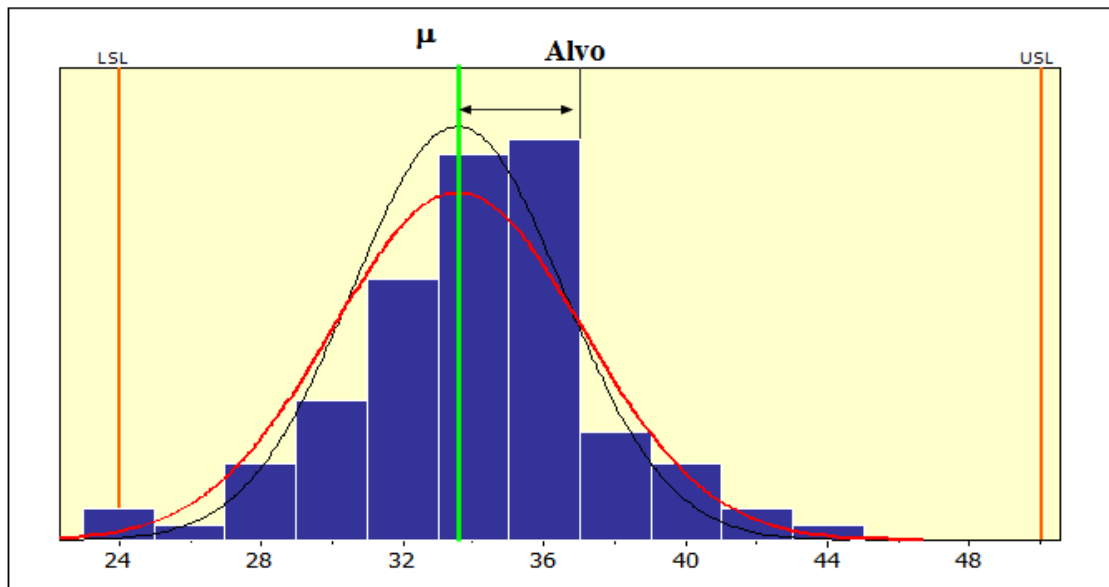


Figura 5.4 – Efeitos do Método NBI-PRP.

No sentido vertical, o aumento da variância de  $y$  causa um aumento muito grande na proporção de itens não-conformes, uma vez que o incremento da variância achata a distribuição como um todo. Neste caso, a probabilidade nas caudas tende a ser maior do que no caso da movimentação horizontal. No sentido horizontal, a movimentação da média da distribuição afasta a mesma do centro das especificações, aumentando a probabilidade de produção de itens não-conformes em uma das caudas. Porém, é preciso um deslocamento muito grande da média para que este deslocamento seja capaz de produzir a mesma proporção de não-conformidades que um acréscimo na variância. Este fenômeno explica porque a média e variância poderiam ter pesos diferentes. Às vezes, uma redução na variância é muito mais

significativa para a melhoria do processo do que a sua centralização. A Figura 5.5 ilustra esta comparação. Usando uma distribuição Normal  $N(100; 5)$  e limites de especificação de (90; 110), a probabilidade de geração de itens não-conformes neste caso seria igual a 4,53%. Deslocando-se a média desta distribuição em uma unidade, a nova probabilidade seria de 4,83%, ou seja, apenas 0,3% de aumento na proporção de não-conformidade. Porém, se a variância for incrementada em uma unidade, a nova proporção de itens não-conformes seria de 10,38%.

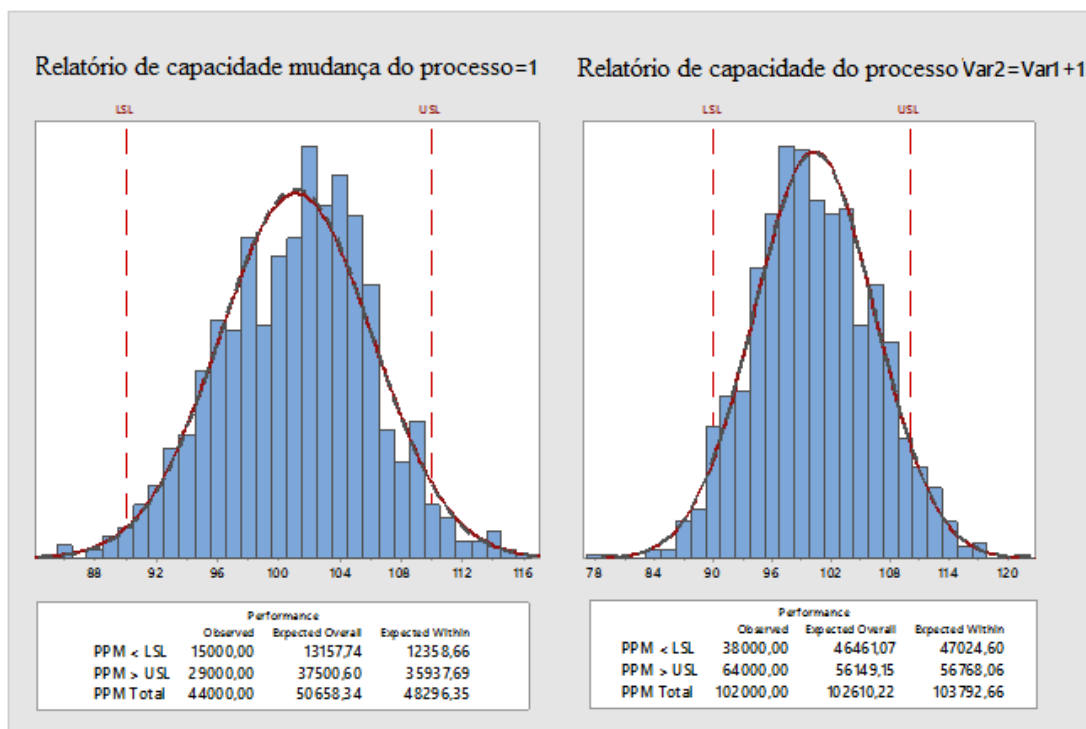


Figura 5.5 – Comparação entre viés e variância.

Isto é apenas um exemplo e os resultados são influenciados pelos valores adotados para os parâmetros. Como, na verdade, não se sabe ao certo qual é a contribuição de cada função para a melhoria da qualidade, o método NBI-PRP sugere que a Fronteira de Pareto seja construída e que se selecione o peso que favorecer a obtenção do menor valor de EQM.

O próximo capítulo apresentará o procedimento experimental para o processo de fresamento de topo de um aço ABNT 1045, com quatro variáveis de controle, três variáveis de ruído e três respostas. Este procedimento experimental será desenvolvido para a verificação dos pressupostos assumidos pelo método NBI-PRP.

## 6. Procedimento Experimental

Tendo-se estabelecido nos Capítulos 2, 3, 4, e 5 os fundamentos teóricos e todos os conceitos necessários para a realização deste trabalho, o Capítulo 6 tem a função de descrever a estratégia utilizada para conduzir a aplicação prática. Dessa forma, o capítulo se resume à apresentação do objeto de estudo considerado e ao detalhamento do método experimental, o qual foi estruturado. Vale destacar que o método experimental começa a ser desenvolvido neste capítulo, apresentando o planejamento dos experimentos, o procedimento experimental e a coleta dos dados.

### 6.1 Aplicação do Método NBI-PRP

O método NBI-PRP será aplicado no fresamento de topo do aço ABNT 1045, forjado, com dureza de 180 HB na forma de barra com seção quadrada de dimensões 100 x 100 x 300 mm de comprimento, e composição química conforme a Tabela 6.1, fixado por dispositivo usinado.

Tabela 6.1– Composição química (%) do aço ABNT 1045.

<i>Material</i>	<i>C</i>	<i>Mn</i>	<i>P<sub>máx</sub></i>	<i>S<sub>máx</sub></i>
Aço ABNT 1045	0,43 - 0,50	0,60 - 0,90	0,04	0,05

### 6.2 Objeto de Estudo

A usinagem foi configurada para um arranjo contendo sete variáveis, sendo quatro de entrada e três de ruído, todas estas analisadas e otimizadas, tal como representado na Figura 6.1. As variáveis de controle adotadas para esse procedimento foram velocidade de corte ( $v_c$ ) avanço por dente ( $f_z$ ), profundidade corte ( $a_p$ ) e penetração de trabalho ( $ae$ ). Essas variáveis, segundo Diniz *et al.* (2014) e Machado *et al.* (2009), são reconhecidamente as mais importantes, uma vez que influencia fortemente o processo de fresamento, principalmente a rugosidade da peça ( $R_a$  e  $R_t$ ) e a energia específica de corte ( $E_c$ ).

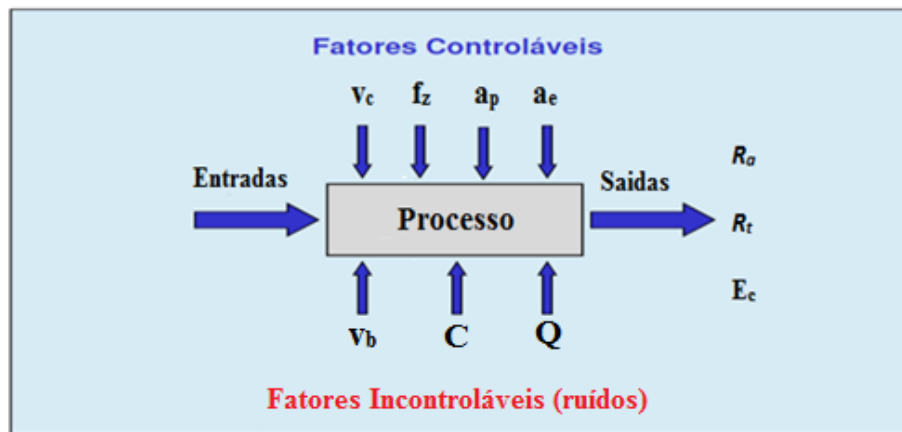


Figura 6.1 – Esquematização do objeto de estudo. (Fonte: próprio autor)

### 6.2.1 Definição dos parâmetros

Os ensaios preliminares tiveram como objetivo principal a determinação da melhor condição de parâmetros de corte, tendo como ponto de partida as recomendações de catálogo do fabricante da ferramenta para o material a ser usinado.

Os parâmetros inicialmente foram pré-fixados baseando-se nas condições de corte apresentadas de acordo com a Tabela 6.2. Os testes preliminares foram realizados para verificar se o processo ocorria nas condições extremas de cada variável de controle, para melhor aproveitamento das condições de corte, para o procedimento experimental definitivo.

Tabela 6.2– Ensaios preliminares.

#### *1ª Fase: Semi – Acabamento*

Variáveis de controle	Símbolo	Parâmetro	Variáveis de saída	Condição de refrigeração
Avanço por dente	$f_z$ (mm/dente)	0,12	Desgaste da ferramenta	Sem fluido
Profundidade de corte	$a_p$ (mm)	3,0	Vida da ferramenta	Mínima vazão
Velocidade de corte	$v_c$ (m/min)	245 e 294	Rugosidade ( $R_a$ )	Máxima vazão
Penetração de trabalho	$a_e$ (mm)	17,5		

Continuação Ensaios preliminares *2ª Fase: Acabamento*

Variáveis de controle	Símbolo	Parâmetro	Variáveis de saída	Condição de refrigeração
Avanço por dente	$f_z$ (mm/dente)	0,10	Desgaste da ferramenta	Sem fluido
Profundidade de usinagem	$a_p$ (mm)	1,0	Vida da ferramenta	Mínima vazão
Velocidade de corte	$v_c$ (m/min)	325 e 390	Rugosidade ( $R_a$ )	Máxima vazão
Penetração de trabalho	$a_e$ (mm)	17,5		

De acordo com a Tabela 6.2, tanto para as condições de semi-acabamento e acabamento, a mínima vazão foi 150 ml/min e a máxima vazão foi de 20 l/min e sem fluido, o critério de fim de vida da ferramenta utilizado foi o desgaste de flanco  $vb_{máx} = 0,2$  mm, para assegurar a qualidade de acabamento da peça. A condição com mínima vazão de fluido apresentou: melhor comportamento da rugosidade  $R_a$ , menor desgaste de flanco. Para usinagem sem fluido de corte o desgaste de flanco da ferramenta é exponencial para todas as condições ensaiadas, devido à energia imputada pelo processo. O comportamento da rugosidade ao longo da vida da ferramenta apresentou uma leve tendência de queda em função da presença do desgaste de flanco. O efeito refrigerante com a máxima vazão de fluido é mais prejudicial à vida da ferramenta e à rugosidade da peça na condição de maior profundidade de usinagem (BRITO *et al.*, 2012).

Depois de tomar todas as precauções, após alguns ajustes, chegou-se aos limites finais para as faixas definitivas de trabalho para cada parâmetro.

A Tabela 6.3 apresenta os parâmetros que serão analisados juntamente com os níveis de trabalho definitivos. Primeiramente, foram definidos quais valores seriam adotados para cada nível das variáveis de controle. Essa definição foi importante para que não fossem adotados valores que inviabilizassem a execução dos experimentos ou que resultassem em condições inseguras para execução dos ensaios. Para tanto, foram consideradas informações de catálogo do fabricante da fresa e dos insertos e do material usinado. Para as variáveis de ruídos foram arbitrados valores conforme Tabela 6.4, construída em *software* estatístico *MINITAB*, esses valores também foram embasados nos ensaios preliminares.

Tabela 6.3 – Variáveis de controle selecionadas.

Variáveis de controle	Símbolo	Níveis				
		2,82	-1,0	0,0	1,0	2,82
Avanço por dente	$f_z$ (mm/dente)	0,008	0,10	0,15	0,20	0,29
Profundidade de usinagem	$a_p$ (mm)	0,064	0,75	1,12	1,50	2,18
Velocidade de corte	$v_c$ (m/min)	254	300	325	350	395,71
Penetração de trabalho	$a_e$ (mm)	12,25	15,0	16,5	18,0	20,74

Tabela 6.4 – Variáveis de ruído selecionadas.

Fatores de Ruídos	Símbolo	Níveis		
		-1	0	1
Desgaste de flanco (mm)	$v_b$	0	0,15	0,30
Concentração do fluido (%)	$C$	5	10	15
Vazão do fluido (l/min)	$Q$	0	10	20

Durante os ensaios do fresamento de topo do aço ABNT 1045, foram planejados, para um desgaste de flanco máximo ( $v_{bmáx}$ ) de 0,3 mm, este critério de fim de vida foi baseado nos experimentos preliminares com insertos pré desgastados. A Figura 6.2 (A e B) mostra a comparação da ferramenta antes e após os ensaios no laboratório. Vale destacar que este desgaste adotado veio com o comportamento dos ensaios preliminares.

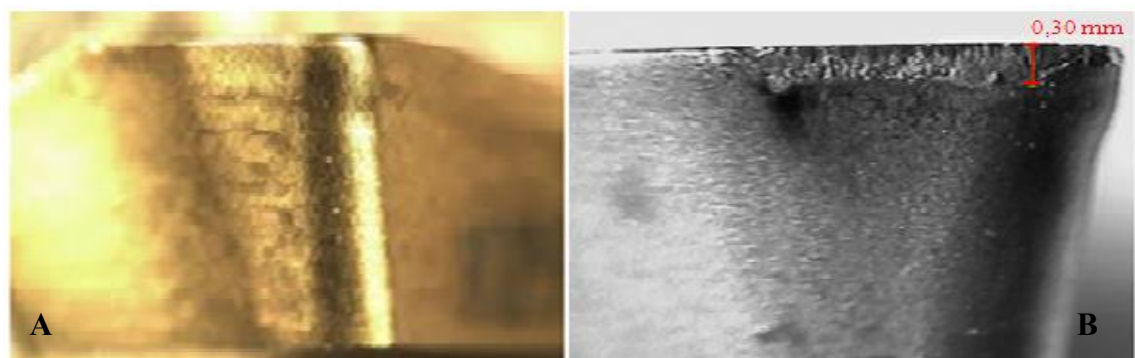


Figura 6.2 – Ferramentas utilizadas: (A) ferramenta nova; (B) ferramenta desgastada.

## 6.3 Método Experimental

O levantamento dos dados propriamente dito é uma atividade muito importante na execução da pesquisa. Um banco de dados mal elaborado pode conduzir a resultados insatisfatórios ou deficientes. Dessa forma, é extremamente importante o planejamento detalhado do experimento, bem como sua adequada execução e registro conforme o detalhamento das fases a seguir:

1ª Fase – Metodologia de Superfície de Resposta (MSR): utilizada para o planejamento dos experimentos, coleta dos dados, modelagem matemática das respostas e análise das influências dos parâmetros.

2ª Fase – Otimização das respostas utilizando o solver do Excel: para obter a combinação ótima dos parâmetros do fresamento de topo que permitam a minimização dos resultados do processo, combinando Projeto Robusto de Parâmetros e Interseção Normal à Fronteira.

### 6.3.1 Variáveis do processo

Na otimização bi-objetivo do processo de fresamento de topo do aço ABNT 1045 com ferramenta de metal duro busca-se identificar a combinação ótima dos parâmetros de usinagem, que permitam a otimização das características geométricas das rugosidades da peça ( $R_a$  e  $R_t$ ) usinada, e energia específica de corte ( $E_c$ ), garantindo ao mesmo tempo, melhor qualidade da superfície fresada no corte concordante e discordante, devido o diâmetro da ferramenta nos experimentos estar com mais de 60% na área de corte . Dessa forma, deseja-se:

- Minimizar a rugosidade ( $R_a$ );
- Minimizar rugosidade ( $R_t$ );
- Minimizar energia específica ( $E_c$ ).

Segundo Jihong *et al.* (2013), considerando que o processo por fresamento, é governado por múltiplos parâmetros de entrada a otimização se faz necessário. A descrição do objeto de estudo caracteriza-o como um problema complexo de otimização, na medida em que se deseja otimizar múltiplas respostas. Portanto, uma abordagem científica para esse tipo de problema se torna importante para que as ferramentas de análise sejam corretamente definidas, permitindo que os resultados alcançados sejam coerentes e significativos para os parâmetros.

### 6.3.2 Matriz experimental

Segundo Paiva (2008) e Montgomery (2005), o arranjo composto central (CCD) é um arranjo experimental da Metodologia de Superfície de Resposta que incorpora um conjunto de pontos fatoriais, um conjunto de pontos centrais e um conjunto de níveis extras, denominados pontos axiais. Em sua configuração clássica, um CCD possui  $2^k$  pontos fatoriais,  $2k$  pontos axiais e um número mínimo de pontos centrais definido para se garantir a rotacionalidade do arranjo e a melhoria na qualidade de previsão das equações.

O arranjo combinado, adotado para esta pesquisa foi construído através do software estatístico MINITAB, contendo sete fatores, sendo quatro fatores relativos às variáveis controláveis e três, relativos às variáveis de ruído. Excluindo-se os pontos axiais relativos às variáveis de ruído, foram adotados seis pontos axiais e quatro pontos centrais, totalizando 82 experimentos. O valor adotado para a distância axial  $\alpha$  foi 2,82, valor este relativo ao raio da região experimental formada apenas pelas variáveis controláveis.

Para esta pesquisa foi usado um arranjo combinado conforme a Tabela 6.3, que gerou um conjunto sequencial de corridas experimentais, sob a influência de quatro fatores de controle e três variáveis de ruído.

Diversos pesquisadores discutem o procedimento de modelar a resposta da condição experimental (SHOEMAKER *et al.*, 1991; MONTGOMERY, 1991; QUESADA e CASTILLO, 2004 e ROBINSON *et al.*, 2006). A idéia básica é obter mais informações sobre a influência dos fatores de ruído sobre a resposta. Os fatores de ruído, geralmente, são incluídos nos experimentos como efeitos fixos; então, superfícies de respostas para a média e variância podem ser construídas facilmente pelo uso dos arranjos cruzados ou dos arranjos combinados.

A vantagem principal do arranjo combinado é que o algoritmo OLS é aplicado indiscriminadamente às variáveis de controle e ruído. Este artifício permite que o algoritmo avalie as possíveis interações entre variáveis de controle e ruído. Também se excluem do modelo possíveis interações ruído-ruído, uma vez que o número de experimentos no CCD não permite a estimação de tais efeitos (MYERS e MONTGOMERY, 2009).

Na Tabela 6.5 é apresentado os resultados do experimento que foi projetado para esta tese, contendo as variáveis de controle e ruídos para cada experimento dividida em três partes complementares.

Tabela 6.5 – Matriz experimental – arranjo combinado.

<i>N° de experimentos</i>	<i>Variáveis de controle</i>				<i>Variáveis de ruído</i>		
	$f_z$	$a_p$	$v_c$	$a_e$	$v_b$	$C$	$Q$
1	0,1	0,75	300	15	0,00	5	20
2	0,2	0,75	300	15	0,00	5	0
3	0,1	1,50	300	15	0,00	5	0
4	0,2	1,50	300	15	0,00	5	20
5	0,1	0,75	350	15	0,00	5	00
6	0,2	0,75	350	15	0,00	5	20
7	0,1	1,50	350	15	0,00	5	20
8	0,2	1,50	350	15	0,00	5	0
9	0,1	0,75	300	18	0,00	5	0
10	0,2	0,75	300	18	0,00	5	20
11	0,1	1,50	300	18	0,00	5	20
12	0,2	1,50	300	18	0,00	5	0
13	0,1	0,75	350	18	0,00	5	20
14	0,2	0,75	350	18	0,00	5	0
15	0,1	1,50	350	18	0,00	5	0
16	0,2	1,50	350	18	0,00	5	20
17	0,1	0,75	300	15	0,30	5	0
18	0,2	0,75	300	15	0,30	5	20
19	0,1	1,50	300	15	0,30	5	20
20	0,2	1,50	300	15	0,30	5	0
21	0,1	0,75	350	15	0,30	5	20
22	0,2	0,75	350	15	0,30	5	0
23	0,1	1,50	350	15	0,30	5	0
24	0,2	1,50	350	15	0,30	5	20
25	0,1	0,75	300	18	0,30	5	20
26	0,2	0,75	300	18	0,30	5	0
27	0,1	1,50	300	18	0,30	5	0
28	0,2	1,50	300	18	0,30	5	20
29	0,1	0,75	350	18	0,30	5	0
30	0,2	0,75	350	18	0,30	5	20
31	0,1	1,50	350	18	0,30	5	20
32	0,2	1,50	350	18	0,30	5	0
33	0,1	0,75	300	15	0,00	15	0
34	0,2	0,75	300	15	0,00	15	20
35	0,1	1,50	300	15	0,00	15	20
36	0,2	1,50	300	15	0,00	15	0

Continuação da Tabela 6.5 – Matriz experimental – arranjo combinado.

<i>N° de experimentos</i>	$f_z$	$a_p$	$v_c$	$a_e$	$v_b$	$C$	$Q$
37	0,1	0,75	350	15	0,00	15	20
38	0,2	0,75	350	15	0,00	15	0
39	0,1	1,50	350	15	0,00	15	0
40	0,2	1,50	350	15	0,00	15	20
41	0,1	0,75	300	18	0,00	15	20
42	0,2	0,75	300	18	0,00	15	0
43	0,1	1,50	300	18	0,00	15	0
44	0,2	1,50	300	18	0,00	15	20
45	0,1	0,75	350	18	0,00	15	0
46	0,2	0,75	350	18	0,00	15	20
47	0,1	1,50	350	18	0,00	15	20
48	0,2	1,50	350	18	0,00	15	0
49	0,1	0,75	300	15	0,30	15	20
50	0,2	0,75	300	15	0,30	15	0
51	0,1	1,50	300	15	0,30	15	0
52	0,2	1,50	300	15	0,30	15	20
53	0,1	0,75	350	15	0,30	15	0
54	0,2	0,75	350	15	0,30	15	20
55	0,1	1,50	350	15	0,30	15	20
56	0,2	1,50	350	15	0,30	15	0
57	0,1	0,75	300	18	0,30	15	0
58	0,2	0,75	300	18	0,30	15	20
59	0,1	1,50	300	18	0,30	15	20
60	0,2	1,50	300	18	0,30	15	0
61	0,1	0,75	350	18	0,30	15	20
62	0,2	0,75	350	18	0,30	15	0
63	0,1	1,50	350	18	0,30	15	0
64	0,2	1,50	350	18	0,30	15	20
65	0,01	1,13	325	16,5	0,15	10	10
66	0,29	1,13	325	16,5	0,15	10	10
67	0,15	0,06	325	16,5	0,15	10	10
68	0,15	2,19	325	16,5	0,15	10	10
69	0,15	1,13	254	16,5	0,15	10	10
70	0,15	1,13	396	16,5	0,15	10	10
71	0,15	1,13	325	12,3	0,15	10	10
72	0,15	1,13	325	20,7	0,15	10	10
73	0,15	1,13	325	16,5	0,15	10	10

Continuação da Tabela 6.5 – Matriz experimental – arranjo combinado.

<i>N° de experimentos</i>	$f_z$	$a_p$	$v_c$	$a_e$	$v_b$	$C$	$Q$
74	0,15	1,13	325	16,5	0,15	10	10
75	0,15	1,13	325	16,5	0,15	10	10
76	0,15	1,13	325	16,5	0,15	10	10
77	0,15	1,13	325	16,5	0,15	10	10
78	0,15	1,13	325	16,5	0,15	10	10
79	0,15	1,13	325	16,5	0,15	10	10
80	0,15	1,13	325	16,5	0,15	10	10
81	0,15	1,13	325	16,5	0,15	10	10
82	0,15	1,13	325	16,5	0,15	10	10

Após a construção da Tabela 6.5, foi possível executar a experimentação de acordo com os níveis planejados.

## 6.4 Máquina e Ferramentas

Os ensaios foram realizados no Laboratório de Automação da Manufatura da UNIFEI. A máquina-ferramenta utilizada foi um centro de usinagem CNC marca Fadal com potência de 15 kW e máxima rotação de 7500 rpm conforme Figura 6.3.



Figura 6.3 – Centro de usinagem fadal (UNIFEI).

Durante os ensaios, utilizou-se a fresa de topo código R390-025A25-11M (Sandvik-Coromant) diâmetro 25 mm, ângulo de posição  $\chi_r = 90^\circ$  graus, haste cilíndrica, passo médio com três insertos e fixação mecânica por pinça. Na fresa foram usados insertos de metal duro ISO P25, revestidos com nitreto de titânio (TiN), código R390-11T308M-PM GC 1025 (Sandvik-Coromant), conforme a Figura 6.4.

Utilizou-se o fluido de corte ME-II sendo um óleo solúvel sintético, concentrado com alta taxa de diluição em água e isento de nitritos, cloro, enxofre, solventes aromáticos e metais pesados. Tem ação anticorrosiva, não ataca componentes da máquina- ferramenta e das peças usinadas. Não causa risco para operador, nem produz vapores irritantes no ambiente de trabalho.

Segundo o fabricante Tapmatic (2012), é de aplicação universal sendo recomendado para operações de Rosqueamento e usinagem pesada. É indicado para a usinagem de metais, em máquinas que trabalham com óleos de corte re-circulantes. Este fluido de corte foi utilizado nas concentrações 5%; 10% e 15% para todos os ensaios realizados.



Figura 6.4 – Cabeçote com insertos para o fresamento de topo.

## 6.5 Execução dos Experimentos

Durante os ensaios, as forças  $F_x$  e  $F_y$  nas direções X, Y foram medidas utilizando um dinamômetro piezolétrico estacionário incorporado com amplificador de Carga Kistler modelo 9257BA fixado na mesa da máquina-ferramenta por um dispositivo usinado, conforme Figura 6.5.



Figura 6.5 – Fixação do corpo de prova na máquina: 1) Dispositivo inferior; 2) Dispositivo superior; 3) Dinamômetro.

Durante preparação da máquina para os ensaios, os eixos  $x$ ,  $y$ , foram alinhados com a mesa da máquina, que possibilitou as medidas das componentes das forças. Estas medidas das forças foram captadas para o conjunto de 82 experimentos dispostos em diferentes cenários e registrado de acordo a sequência dos experimentos.

Os valores das forças  $F_x$  e  $F_y$  foram filtrados e transformados em RMS para cada experimento, onde possibilitou a obtenção da força ativa ( $F_t$ ) e da energia específica de corte ( $E_c$ ), para compor os valores apresentados na Tabela 6.6, dividida em três partes.

Tabela 6.6 – Valores obtidos para força ativa ( $F_t$ ) e energia específica de corte ( $E_c$ ).

<i>Exp</i>	$f_z$	$a_p$	$v_c$	$a_e$	$N$	$v_f$	$F_t$	$E_c$
1	0,1	0,8	300	15	3.820	1.146	90	7,10
2	0,2	0,8	300	15	3.820	2.292	250	9,68
3	0,1	1,5	300	15	3.820	1.146	110	4,25
4	0,2	1,5	300	15	3.820	2.292	220	4,21
5	0,1	0,8	350	15	4.456	1.337	60	4,29
6	0,2	0,8	350	15	4.456	2.674	110	3,67
7	0,1	1,5	350	15	4.456	1.337	110	3,72
8	0,2	1,5	350	15	4.456	2.674	200	3,34
9	0,1	0,8	300	18	3.820	1.146	120	7,98
10	0,2	0,8	300	18	3.820	2.292	120	3,87
11	0,1	1,5	300	18	3.820	1.146	130	4,18

Continuação da Tabela 6.6 – Valores obtidos para força ativa ( $F_t$ ) e energia específica de corte ( $E_c$ ).

<i>Exp</i>	$f_z$	$a_p$	$v_c$	$a_e$	$N$	$v_f$	$F_t$	$E_c$
12	0,2	1,5	300	18	3.820	2.292	220	3,53
13	0,1	0,8	350	18	4.456	1.337	60	3,11
14	0,2	0,8	350	18	4.456	2.674	130	3,48
15	0,1	1,5	350	18	4.456	1.337	130	3,51
16	0,2	1,5	350	18	4.456	2.674	240	3,26
17	0,1	0,8	300	15	3.820	1.146	70	5,20
18	0,2	0,8	300	15	3.820	2.292	70	2,64
19	0,1	1,5	300	15	3.820	1.146	170	6,46
20	0,2	1,5	300	15	3.820	2.292	320	6,15
21	0,1	0,8	350	15	4.456	1.337	80	5,14
22	0,2	0,8	350	15	4.456	2.674	200	6,74
23	0,1	1,5	350	15	4.456	1.337	160	5,42
24	0,2	1,5	350	15	4.456	2.674	370	6,09
25	0,1	0,8	300	18	3.820	1.146	90	5,99
26	0,2	0,8	300	18	3.820	2.292	140	4,49
27	0,1	1,5	300	18	3.820	1.146	230	7,59
28	0,2	1,5	300	18	3.820	2.292	320	5,12
29	0,1	0,8	350	18	4.456	1.337	100	5,34
30	0,2	0,8	350	18	4.456	2.674	220	6,08
31	0,1	1,5	350	18	4.456	1.337	250	6,90
32	0,2	1,5	350	18	4.456	2.674	380	5,27
33	0,1	0,8	300	15	3.820	1.146	50	4,18
34	0,2	0,8	300	15	3.820	2.292	70	2,66
35	0,1	1,5	300	15	3.820	1.146	140	5,37
36	0,2	1,5	300	15	3.820	2.292	230	4,37
37	0,1	0,8	350	15	4.456	1.337	60	3,94
38	0,2	0,8	350	15	4.456	2.674	90	3,07
39	0,1	1,5	350	15	4.456	1.337	120	4,13
40	0,2	1,5	350	15	4.456	2.674	220	3,74
41	0,1	0,8	300	18	3.820	1.146	70	4,73
42	0,2	0,8	300	18	3.820	2.292	130	4,19
43	0,1	1,5	300	18	3.820	1.146	140	4,40
44	0,2	1,5	300	18	3.820	2.292	260	4,21
45	0,1	0,8	350	18	4.456	1.337	70	3,91

Continuação da Tabela 6.6 – Valores obtidos para força ativa ( $F_t$ ) e energia específica de corte ( $E_c$ ).

<i>Exp</i>	$f_z$	$a_p$	$v_c$	$a_e$	$N$	$v_f$	$F_t$	$E_c$
46	0,2	0,8	350	18	4.456	2.674	130	3,55
47	0,1	1,5	350	18	4.456	1.337	100	2,65
48	0,2	1,5	350	18	4.456	2.674	220	3,02
49	0,1	0,8	300	15	3.820	1.146	70	5,46
50	0,2	0,8	300	15	3.820	2.292	140	5,27
51	0,1	1,5	300	15	3.820	1.146	170	6,51
52	0,2	1,5	300	15	3.820	2.292	340	6,65
53	0,1	0,8	350	15	4.456	1.337	90	5,78
54	0,2	0,8	350	15	4.456	2.674	160	5,31
55	0,1	1,5	350	15	4.456	1.337	190	6,28
56	0,2	1,5	350	15	4.456	2.674	340	5,64
57	0,1	0,8	300	18	3.820	1.146	100	6,34
58	0,2	0,8	300	18	3.820	2.292	150	4,97
59	0,1	1,5	300	18	3.820	1.146	270	8,65
60	0,2	1,5	300	18	3.820	2.292	340	5,43
61	0,1	0,8	350	18	4.456	1.337	170	9,68
62	0,2	0,8	350	18	4.456	2.674	150	4,15
63	0,1	1,5	350	18	4.456	1.337	220	6,21
64	0,2	1,5	350	18	4.456	2.674	350	4,81
65	0,0	1,1	325	16,5	4.138	106	430	218
66	0,3	1,1	325	16,5	4.138	3.618	40	0,53
67	0,2	0,1	325	16,5	4.138	1.862	40	19,94
68	0,2	2,2	325	16,5	4.138	1.862	210	3,07
69	0,2	1,1	254	16,5	3.238	1.457	180	6,77
70	0,2	1,1	396	16,5	5.038	2.267	180	4,18
71	0,2	1,1	325	12,2	4.138	1.862	150	5,76
72	0,2	1,1	325	20,7	4.138	1.862	210	4,74
73	0,2	1,1	325	16,5	4.138	1.862	160	4,75
74	0,2	1,1	325	16,5	4.138	1.862	170	4,88
75	0,2	1,1	325	16,5	4.138	1.862	220	6,49
76	0,2	1,1	325	16,5	4.138	1.862	150	4,48
77	0,2	1,1	325	16,5	4.138	1.862	140	3,99
78	0,2	1,1	325	16,5	4.138	1.862	180	5,08
79	0,2	1,1	325	16,5	4.138	1.862	180	5,16

Continuação da Tabela 6.6 – Valores obtidos para força ativa ( $F_t$ ) e energia específica de corte ( $E_c$ ).

<i>Exp</i>	$f_z$	$a_p$	$v_c$	$a_e$	$N$	$v_f$	$F_t$	$E_c$
80	0,2	1,1	325	16,5	4.138	1.862	250	7,23
81	0,2	1,1	325	16,5	4.138	1.862	170	4,78
82	0,2	1,1	325	16,5	4.138	1.862	160	4,69

As medições dos desgastes de flanco das pastilhas ( $v_{bmáx}$ ) foram obtidas em um analisador de imagem (*Global Image Analyser*) acompanhado do respectivo software (*Global Lab Image*). Este equipamento é constituído de um microscópio estereoscópico modelo SZ 61 com ampliação de 45 vezes, acoplado a uma câmara de vídeo em um computador compatível, conforme Figura 6.6.



Figura 6.6 – Montagem do microscópio *Olympus*.

A medição dos valores de rugosidade do corpo de prova foi registrada pelo rugosímetro portátil *Mitutoyo Surftest 201* fabricado pela *Mitutoyo*, aferido e calibrado antes do início das medições. O parâmetro de *cut-off* foi ajustado para 0,8 mm em todas as medidas. Os valores encontrados para rugosidades estão dentro da norma DIN 4766.

Os valores medidos para as variáveis de resposta  $R_a$  e  $R_t$  foram obtidos simultaneamente, durante cada passada da unidade de avanço do rugosímetro e posteriormente registrados em planilha eletrônica através de um cabo USB até ao computador.

O rugosímetro mostrado na Figura 6.7 foi periodicamente aferido pelo Laboratório de Metrologia da UNIFEI.



Figura 6.7 – Rugosímetro utilizado no experimento.

Todos os experimentos foram executados no sentido concordante/discordante, devido o fato que a largura de corte ( $a_e$ ), estar acima de 60% o diâmetro da fresa. A Figura 6.8 ilustra a área de trabalho da máquina com o corpo de prova fixado na mesa.

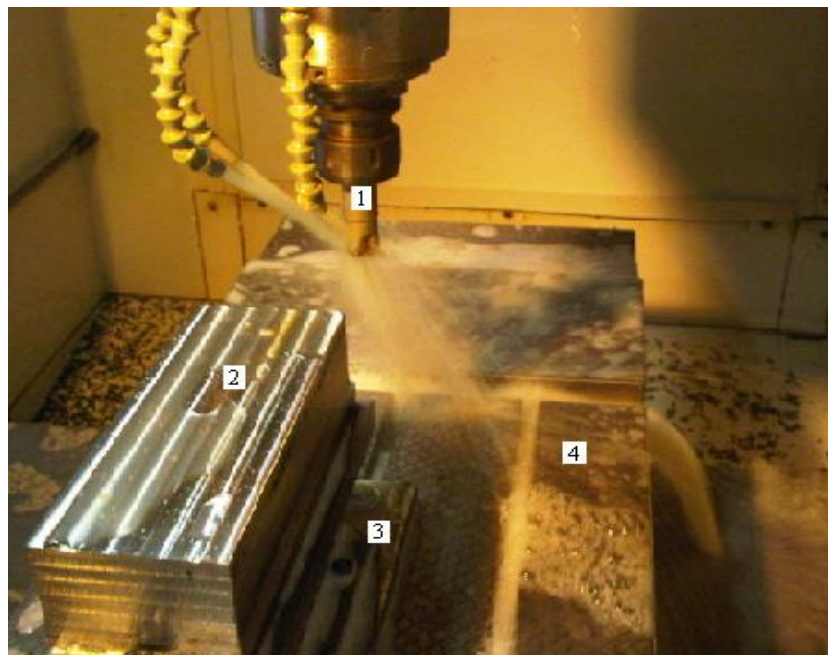


Figura 6.8– Montagem do corpo de prova: 1) ferramenta; 2) corpo de prova; 3) dispositivo de fixação do corpo de prova; 4) mesa fresadora.

Segundo Agostinho *et al.* (2004), as superfícies dos componentes mecânicos devem ser adequadas ao tipo de função que exercem. Por esse motivo, a importância do estudo do acabamento superficial aumenta à medida que crescem as exigências do projeto.

A condição experimental do arranjo foi conduzida para os 82 experimentos. O corpo de prova foi fresado usando-se três tipos de desgaste de ferramenta (nova, com desgaste de flanco de 0,15 e 0,30 mm). As condições de ruído foram utilizadas para simular fenômenos gerais que ocorrem quando se realizam quaisquer operações de fresamento, reproduzindo de certa forma, qual o comportamento da ferramenta durante o processo de fresamento e as condições ocorridas simultaneamente ao desgaste da ferramenta. Obviamente nessas condições, o valor da rugosidade da peça sofrerá algum tipo de variação, independentemente da configuração de controle do processo de usinagem. Assim, o objetivo do projeto robusto de parâmetros (PRP) é descobrir os parâmetros de configuração de controle capaz de alcançar uma rugosidade reduzida e com mínima dispersão.

O rugosímetro foi montado em um suporte com movimento deslizante no sentido vertical, com uma lente para ajuste de 0,05 (mm) na escala graduada, para facilitar a aproximação e o contato com a superfície usinada. Com isso, o erro a cada medição tem dispersão menor ao aproximar o contato do rugosímetro com a superfície usinada. Foram realizadas medições de rugosidade em três posições ao longo do comprimento da peça, sendo dois nas extremidades e um no centro de cada penetração de trabalho (*ae*), para cada condição de ensaio conforme Figura 6.9.

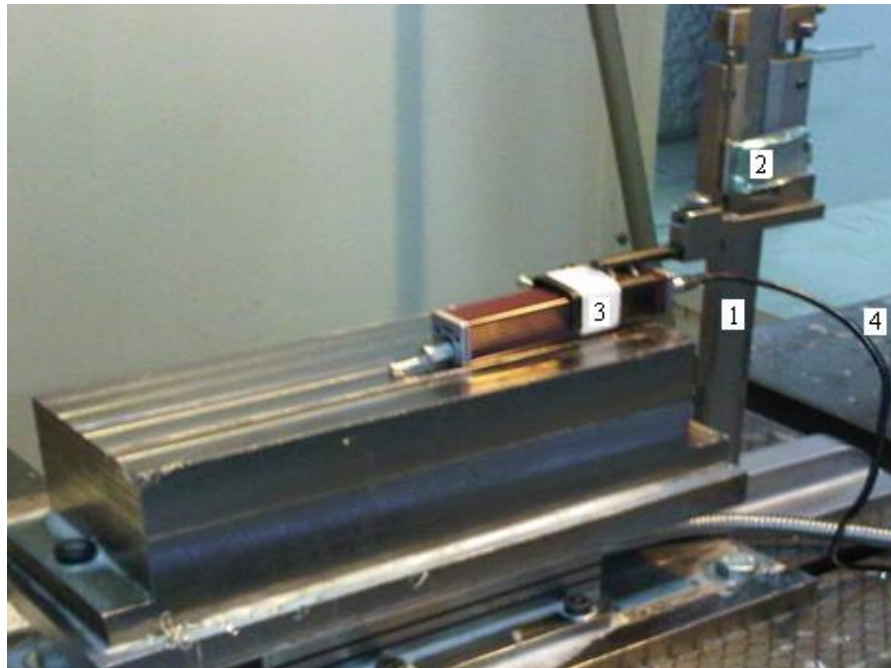


Figura 6.9 – Medição da rugosidade: 1) dispositivo fixação rugosímetro; 2) escala graduada; 3) rugosímetro; 4) cabo USB.

A Tabela 6.7 apresenta as rugosidades  $R_a$  e  $R_t$  obtidas em cada corrida experimental, adicionando também os valores da energia específica de corte, compondo assim as três respostas definidas neste trabalho, conforme o CCD planejado no Minitab.

Tabela 6.7 – Resultados experimentais do arranjo combinado.

<i>Exp</i>	$f_z$	$a_p$	$v_c$	$a_e$	$v_b$	$C$	$Q$	$R_a$	$R_t$	$E_c$
1	0,1	0,75	300	15	0	5	20	0,30	2,1	7,10
2	0,2	0,75	300	15	0	5	0	1,81	7,59	9,68
3	0,1	1,5	300	15	0	5	0	0,66	3,47	4,25
4	0,2	1,5	300	15	0	5	20	2,57	8,96	4,21
5	0,1	0,75	350	15	0	5	0	0,35	2,16	4,29
6	0,2	0,75	350	15	0	5	20	3,01	9,33	3,67
7	0,1	1,5	350	15	0	5	20	0,27	1,97	3,72
8	0,2	1,5	350	15	0	5	0	2,42	8,74	3,34
9	0,1	0,75	300	18	0	5	0	0,32	2,09	7,98
10	0,2	0,75	300	18	0	5	20	3,17	11,58	3,87
11	0,1	1,5	300	18	0	5	20	0,28	1,69	4,18
12	0,2	1,5	300	18	0	5	0	2,88	10,19	3,53
13	0,1	0,75	350	18	0	5	20	0,27	2,03	3,11
14	0,2	0,75	350	18	0	5	0	3,03	11,2	3,48
15	0,1	1,5	350	18	0	5	0	0,55	3,34	3,51
16	0,2	1,5	350	18	0	5	20	1,52	7,04	3,26
17	0,1	0,75	300	15	0,3	5	0	0,50	4,56	5,20
18	0,2	0,75	300	15	0,3	5	20	2,77	10,97	2,64
19	0,1	1,5	300	15	0,3	5	20	0,38	2,71	6,46
20	0,2	1,5	300	15	0,3	5	0	3,25	12,47	6,15
21	0,1	0,75	350	15	0,3	5	20	0,76	4,65	5,14
22	0,2	0,75	350	15	0,3	5	0	0,80	4,58	6,74
23	0,1	1,5	350	15	0,3	5	0	0,50	3,66	5,42
24	0,2	1,5	350	15	0,3	5	20	2,50	10,76	6,09
25	0,1	0,75	300	18	0,3	5	20	0,40	2,88	5,99
26	0,2	0,75	300	18	0,3	5	0	1,06	6,01	4,49
27	0,1	1,5	300	18	0,3	5	0	0,37	2,01	7,59
28	0,2	1,5	300	18	0,3	5	20	2,78	15,33	5,12
29	0,1	0,75	350	18	0,3	5	0	0,76	4,22	5,34
30	0,2	0,75	350	18	0,3	5	20	1,44	7,25	6,08

Continuação da Tabela 6.8 – Resultados experimentais do arranjo combinado.

<i>Exp</i>	$f_z$	$a_p$	$v_c$	$a_e$	$v_b$	$C$	$Q$	$R_a$	$R_t$	$E_c$
31	0,1	1,5	350	18	0,3	5	20	0,38	3,14	6,90
32	0,2	1,5	350	18	0,3	5	0	2,96	11,61	5,27
33	0,1	0,75	300	15	0	15	0	0,80	4,01	4,18
34	0,2	0,75	300	15	0	15	20	2,03	7,21	2,66
35	0,1	1,5	300	15	0	15	20	0,54	4,58	5,37
36	0,2	1,5	300	15	0	15	0	2,11	9,12	4,37
37	0,1	0,75	350	15	0	15	20	0,92	4,48	3,94
38	0,2	0,75	350	15	0	15	0	1,74	7,16	3,07
39	0,1	1,5	350	15	0	15	0	0,29	2,04	4,13
40	0,2	1,5	350	15	0	15	20	0,94	4,46	3,74
41	0,1	0,75	300	18	0	15	20	0,51	2,97	4,73
42	0,2	0,75	300	18	0	15	0	2,09	7,55	4,19
43	0,1	1,5	300	18	0	15	0	0,43	2,82	4,40
44	0,2	1,5	300	18	0	15	20	2,56	10,57	4,21
45	0,1	0,75	350	18	0	15	0	0,35	2,46	3,91
46	0,2	0,75	350	18	0	15	20	1,70	6,51	3,55
47	0,1	1,5	350	18	0	15	20	0,62	3,06	2,65
48	0,2	1,5	350	18	0	15	0	1,75	8,27	3,02
49	0,1	0,75	300	15	0,3	15	20	0,82	4,69	5,46
50	0,2	0,75	300	15	0,3	15	0	3,01	11,79	5,27
51	0,1	1,5	300	15	0,3	15	0	0,64	5,23	6,51
52	0,2	1,5	300	15	0,3	15	20	2,94	9,87	6,65
53	0,1	0,75	350	15	0,3	15	0	0,80	5	5,78
54	0,2	0,75	350	15	0,3	15	20	2,22	9,8	5,31
55	0,1	1,5	350	15	0,3	15	20	0,46	2,79	6,28
56	0,2	1,5	350	15	0,3	15	0	2,2	9,82	5,64
57	0,1	0,75	300	18	0,3	15	0	0,82	5,34	6,34
58	0,2	0,75	300	18	0,3	15	20	2,55	10,66	4,97
59	0,1	1,5	300	18	0,3	15	20	0,38	2,56	8,65
60	0,2	1,5	300	18	0,3	15	0	2,19	8,85	5,43
61	0,1	0,75	350	18	0,3	15	20	0,64	4,05	9,68
62	0,2	0,75	350	18	0,3	15	0	2,25	9,59	4,15
63	0,1	1,5	350	18	0,3	15	0	0,48	3,4	6,21
64	0,2	1,5	350	18	0,3	15	20	2,89	11,33	4,81

Continuação da Tabela 6.9 – Resultados experimentais do arranjo combinado.

<i>Exp</i>	$f_z$	$a_p$	$v_c$	$a_e$	$v_b$	$C$	$Q$	$R_a$	$R_t$	$E_c$
65	0,01	1,13	325	16,5	0,15	10	10	0,1	0,82	218
66	0,29	1,13	325	16,5	0,15	10	10	2,44	10,76	0,53
67	0,15	0,06	325	16,5	0,15	10	10	0,35	1,91	19,94
68	0,15	2,19	325	16,5	0,15	10	10	1,57	6,82	3,07
69	0,15	1,13	254	16,5	0,15	10	10	0,65	5,26	6,77
70	0,15	1,13	396	16,5	0,15	10	10	0,44	3,41	4,18
71	0,15	1,13	325	12,2	0,15	10	10	0,39	3,38	5,76
72	0,15	1,13	325	20,7	0,15	10	10	1,18	6,23	4,74
73	0,15	1,13	325	16,5	0,15	10	10	0,34	2,99	4,75
74	0,15	1,13	325	16,5	0,15	10	10	0,54	3,28	4,88
75	0,15	1,13	325	16,5	0,15	10	10	0,68	4,08	6,49
76	0,15	1,13	325	16,5	0,15	10	10	0,52	3,25	4,48
77	0,15	1,13	325	16,5	0,15	10	10	0,54	4,09	3,99
78	0,15	1,13	325	16,5	0,15	10	10	0,32	2,99	5,08
79	0,15	1,13	325	16,5	0,15	10	10	0,53	4,99	5,16
80	0,15	1,13	325	16,5	0,15	10	10	0,61	3,45	7,23
81	0,15	1,13	325	16,5	0,15	10	10	0,70	4,97	4,78
82	0,15	1,13	325	16,5	0,15	10	10	0,43	2,86	4,69

De posse dos dados apresentados na Tabela 6.7, no próximo capítulo, serão apresentadas as etapas de modelagem de  $R_a(x, z)$ ,  $R_t(x, z)$  e  $E_c(x, z)$ . Posteriormente, as equações de média e variância de cada uma das três características de qualidade serão derivadas utilizando o princípio de propagação de erro. Definidas tais equações, será executado o método NBI-PRP para cada característica separadamente. A partir dos resultados experimentais é possível estabelecer estas relações matemáticas entre as respostas analisadas e os parâmetros do processo. O modelo de superfície de resposta de segunda ordem será utilizado para representar a relação aproximada entre as respostas de interesse e as variáveis de entrada e variáveis de ruídos. Neste trabalho, não se propõe a otimização simultânea destas características, embora esta tarefa possa ser contemplada pelo método se o mesmo incorporar algumas modificações. No entanto, tal tarefa será sugerida como trabalho futuro.

## 7. Resultados e Discussão

Partindo-se dos resultados dos experimentos do fresamento, organizados de acordo com a matriz experimental. Este capítulo desenvolve a Metodologia de superfície de Resposta do método experimental, com o propósito de demonstrar a aplicabilidade do Método e NBI-PRP proposto neste trabalho. Determinam-se as funções objetivo para cada uma das respostas consideradas pelo objeto de estudo, seguido por uma análise dos efeitos dos parâmetros do processo sobre estas respostas. A realização de uma análise mais detalhada da operação do fresamento é relevante para uma visualização dos conflitos de interesse existente entre as variáveis do processo, justificando, assim, o emprego de técnicas bi-objetivo para a sua otimização.

### 7.1 Modelagem das Funções Objetivo

Usando o planejamento e os resultados experimentais das repostas de rugosidades  $R_a$ ,  $R_t$  e energia específica de corte ( $Ec$ ) apresentados na Tabela 6.5, obtém-se primeiramente o modelo de superfície de resposta de segunda ordem, que será utilizado para representar a relação matemática aproximada destas repostas em função dos efeitos de quatro parâmetros de entrada e três variáveis de ruídos.

As funções objetivo para as características das repostas de interesse são determinadas levando-se em consideração o modelo de superfície de resposta definido pela Equação 7.1, tal que:

$$\begin{aligned}
 y = & \beta_0 + \beta_1 fz + \beta_2 ap + \beta_3 vc + \beta_4 ae + \beta_{11} fz^2 + \beta_{22} ap^2 + \beta_{33} vc^2 + \beta_{44} ae^2 \\
 & + \beta_{12} fz \cdot ap + \beta_{13} fz \cdot vc + \beta_{14} fz \cdot ae + \beta_{23} ap \cdot vc + \beta_{24} \cdot ap \cdot ae \\
 & + \beta_{34} ap \cdot ae + \gamma_1 vb + \gamma_2 C + \gamma_3 Q + \delta_{11} fz \cdot vb + \delta_{12} fz \cdot C \\
 & + \delta_{13} fz \cdot Q + \delta_{21} ap \cdot vb + \delta_{22} ap \cdot C + \delta_{23} ap \cdot Q + \delta_{31} vc \cdot vb \\
 & + \delta_{32} vc \cdot C + \delta_{33} vc \cdot Q + \delta_{41} ae \cdot vb + \delta_{42} ae \cdot C + \delta_{43} ae \cdot Q
 \end{aligned} \tag{7.1}$$

Onde:  $\beta_0$ ,  $\beta_i$ ,  $\beta_{ii}$ ,  $\beta_{ij,\gamma_i}$ ,  $\delta_{ij}$  são os coeficiente a serem estimados para cada resposta, considerando a matriz de entrada em unidades codificadas.

Tabela 7.1 – Coeficientes estimados para os modelos quadráticos completos de  $R_a$  e  $R_t$ .

$R_a$					$R_t$				
<i>Termo</i>	<i>Coef</i>	<i>SE Coef</i>	<i>T</i>	<i>P</i>	<i>Termo</i>	<i>Coef</i>	<i>SE Coef</i>	<i>T</i>	<i>P</i>
Constante	0,84483	0,1403	6,021	0,000	Constante	4,67464	0,4715	9,915	0,000
<b>Fz</b>	<b>0,91972</b>	<b>0,06578</b>	<b>13,981</b>	<b>0,000</b>	<b>f<sub>z</sub></b>	<b>3,07726</b>	<b>0,2211</b>	<b>13,921</b>	<b>0,000</b>
Ap	0,06438	0,05955	1,081	0,285	a <sub>p</sub>	0,29131	0,2001	1,456	0,152
Vc	-0,0839	0,05955	-1,409	0,165	v <sub>c</sub>	-0,3469	0,2001	-1,733	0,089
a <sub>e</sub>	0,01601	0,05955	0,269	0,789	a <sub>e</sub>	0,11156	0,2001	0,557	0,580
v <sub>b</sub>	0,06443	0,06658	0,968	0,338	v <sub>b</sub>	0,63802	0,2238	2,851	0,056
C	-0,0055	0,06658	-0,082	0,935	C	0,02792	0,2238	0,125	0,901
Q	0,02109	0,06658	0,317	0,753	Q	0,02563	0,2238	0,115	0,909
<b>f<sub>z</sub> x fz</b>	<b>0,33337</b>	<b>0,0706</b>	<b>4,722</b>	<b>0,000</b>	<b>f<sub>z</sub> × f<sub>z</sub></b>	<b>0,91186</b>	<b>0,2373</b>	<b>3,843</b>	<b>0,000</b>
a <sub>p</sub> × a <sub>p</sub>	0,06526	0,05149	1,267	0,211	a <sub>p</sub> × a <sub>p</sub>	0,11395	0,173	0,659	0,513
v <sub>c</sub> × v <sub>c</sub>	0,01317	0,05149	0,256	0,799	v <sub>c</sub> × v <sub>c</sub>	0,11041	0,173	0,638	0,526
a <sub>e</sub> × a <sub>e</sub>	0,04338	0,05149	0,842	0,403	a <sub>e</sub> × a <sub>e</sub>	0,16936	0,173	0,979	0,332
f <sub>z</sub> × v <sub>c</sub>	-0,14	0,06658	-1,562	0,124	f <sub>z</sub> × v <sub>c</sub>	-0,3127	0,2238	-1,398	0,168
f <sub>z</sub> × a <sub>e</sub>	0,03005	0,06658	0,451	0,654	f <sub>z</sub> × a <sub>e</sub>	0,32771	0,2238	1,465	0,149
f <sub>z</sub> × v <sub>b</sub>	0,01307	0,06658	0,196	0,845	f <sub>z</sub> × v <sub>b</sub>	0,15021	0,2238	0,671	0,505
f <sub>z</sub> × C	-0,0824	0,06658	-1,238	0,221	f <sub>z</sub> × C	-0,3732	0,2238	-1,668	0,11
f <sub>z</sub> × Q	0,04307	0,06658	0,647	0,521	f <sub>z</sub> × Q	0,19615	0,2238	0,877	0,385
a <sub>p</sub> × v <sub>c</sub>	-0,0361	0,06658	-0,542	0,590	a <sub>p</sub> × v <sub>c</sub>	-0,116	0,2238	-0,519	0,606
a <sub>p</sub> × a <sub>e</sub>	0,02547	0,06658	0,383	0,704	a <sub>p</sub> × a <sub>e</sub>	0,12854	0,2238	0,574	0,568
a <sub>p</sub> × v <sub>b</sub>	0,08995	0,06658	1,351	0,183	a <sub>p</sub> × v <sub>b</sub>	0,14979	0,2238	0,669	0,506
a <sub>p</sub> × C	-0,0837	0,06658	-1,257	0,214	a <sub>p</sub> × C	-0,2872	0,2238	-1,284	0,205
a <sub>p</sub> × Q	-0,073	0,06658	-1,096	0,278	a <sub>p</sub> × Q	-0,158	0,2238	-0,706	0,483
v <sub>c</sub> × a <sub>e</sub>	0,05807	0,06658	0,872	0,387	v <sub>c</sub> × a <sub>e</sub>	0,20781	0,2238	0,929	0,357
v <sub>c</sub> × v <sub>b</sub>	0,00797	0,06658	0,12	0,905	v <sub>c</sub> × v <sub>b</sub>	0,03052	0,2238	0,136	0,892
v <sub>c</sub> × C	-0,0344	0,06658	-0,517	0,607	v <sub>c</sub> × C	-0,0735	0,2238	-0,329	0,744
v <sub>c</sub> × Q	-0,0429	0,06658	-0,644	0,523	v <sub>c</sub> × Q	-0,1698	0,2238	-0,759	0,451
a <sub>e</sub> × v <sub>b</sub>	-0,0542	0,06658	-0,814	0,419	a <sub>e</sub> × v <sub>b</sub>	-0,1737	0,2238	-0,776	0,441
a <sub>e</sub> × C	0,00609	0,06658	0,092	0,927	a <sub>e</sub> × C	-0,0777	0,2238	-0,347	0,73
a <sub>e</sub> × Q	-0,0278	0,06658	-0,417	0,678	a <sub>e</sub> × Q	0,09021	0,2238	0,403	0,689
S = 0,532674 PRESS = 57,4533					S = 1,79001 PRESS = 606,628				
R <sup>2</sup> = 80,92% R-Sq(pred) = 24,26%					R <sup>2</sup> = 81,65% R-Sq(pred) = 31,88%				
R <sup>2</sup> (adj) = 70,08%					R <sup>2</sup> (adj) = 71,22%				

Os valores em negrito representam os termos significativos ( $P$ -value < 5%),

Os coeficientes do modelo foram estimados utilizando o Método dos Mínimos Quadrados Ordinários (OLS), através do software estatístico MINITAB. A Tabela 7.1 apresenta os coeficientes para os modelos quadráticos completos desenvolvidos para as respostas consideradas. Pode ser observado na Tabela 7.1, que somente o avanço por dente foi significativo para a variação da resposta, onde proporcionou um ajuste baixo para o modelo ( $R^2 (adj)$ ) correspondente a 70,08% para  $R_a$  e 71,22% para  $R_t$ .

## 7.2 Adequação e Ajuste dos Modelos

A adequação dos modelos foi verificada através da Análise de Variância (ANOVA), realizada pelo software MINITAB. Nas Tabelas 7.2 e 7.3 é apresentados os resultados dessa análise, que nem todos os modelos desenvolvidos são adequados. No item interação das variáveis de controle e ruído, o valor  $P$  foi superior ao nível de 5% de significância, para  $R_a$  e  $R_t$ .

Tabela 7.2 – Análise de variância para rugosidade ( $R_a$ ).

<i>Fonte</i>	<i>DF</i>	<i>Seq SS</i>	<i>Adj SS</i>	<i>Adj MS</i>	<i>F</i>	<i>P</i>
Regressão	29	61,3847	61,3847	2,11672	7,460	0,000
Linear	7	50,887	56,6747	8,09638	28,530	0,000
Quadrático	4	6,557	6,557	1,63926	5,780	0,001
Interação	18	3,9407	3,9407	0,21893	0,770	0,721
ErroResidual	51	14,4708	14,4708	0,28374		
Falta de ajuste	42	14,3277	14,3277	0,34113	21,450	0,000
Puro Erro	9	0,1432	0,1432	0,01591		
Total	80	75,8555				

Os resultados da ANOVA também indicam que os modelos desenvolvidos apresentaram falta de ajustes, já que os valores de ( $R^2 (adj)$ ) foram baixos. Além disso, o modelo apresentou também falta de ajuste com valor  $P$  inferiores a 5% para o item (*Lack-of-fit*). Para o aspecto do ajuste obtido, foi de 70,08% para  $R_a$  e 71,22% para  $R_t$ , considerado um ajuste não muito bom, porém aceitável. No entanto, estes resultados podem ser melhorados através do procedimento de redução dos modelos.

Tabela 7.3 – Análise de variância para a rugosidade ( $R_t$ ).

<i>Fonte</i>	<i>DF</i>	<i>Seq SS</i>	<i>Adj SS</i>	<i>Adj MS</i>	<i>F</i>	<i>P</i>
Regressão	29	727,124	727,124	25,0732	7,830	0,000
Linear	7	622,452	664,459	94,9228	29,630	0,000
Quadrático	4	48,542	48,542	12,1356	3,790	0,009
Interação	18	56,13	56,13	3,1183	0,970	0,503
ErroResidual	51	163,41	163,41	3,2041		
Falta de ajuste	42	157,691	157,691	3,7545	5,910	0,000
Puro Erro	9	5,719	5,719	0,6355		
Total	80	890,534				

Após a verificação da adequação dos modelos, estes foram reduzidos através da remoção dos termos não significativos. As equações de regressão (7.2 a 7.4) mostram novos valores para os coeficientes.

$$\begin{aligned}
 Ra = & 0,689 + 0,898fz + 0,0408ap - 0,0655vc - 0,0043ae + 0,493fz^2 \\
 & + 0,0962ap^2 + 0,01032vc^2 + \beta_{44}0,0638ae^2 + 0,0744fz \cdot ap \\
 & - 0,0875fz \cdot vc - 0,0298fz \cdot ae - 0,0391ap \cdot vc + 0,0176ap \\
 & \cdot ae + 0,0432vc \cdot ae + 0,102vb + 0,00167C + 0,0048Q \\
 & + 0,0477fz \cdot vb - 0,0858fz \cdot C + 0,0423fz \cdot Q + 0,0128 ap \cdot vb \\
 & - 0,0123ap \cdot Q + 0,0198vc \cdot vb - 0,0335vc \cdot C - 0,0410vc \cdot Q \\
 & - 0,0522ae \cdot vb - 0,0134ae \cdot C - 0,0245ae \cdot Q
 \end{aligned} \tag{7.2}$$

O critério adotado para a remoção dos termos não significativos foi devido à falta do ajuste ( $R^2$  (*adj*)). Dessa forma, visando aumentar a capacidade de representação dos dados, o modelo foi corrigido utilizando-se a ponderação pelo inverso do quadrado dos resíduos ( $1/e^2$ ). Após a correção dos modelos, foram obtidos novos valores apresentados pela Análise de Variância (ANOVA). As Tabelas (7.4 a 7.6) mostram novos valores para Análise de Variância.

Tabela 7.4 – Análise de variância ajustado ( $R_a$ ).

<i>Fonte</i>	<i>DF</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>P</i>
Regressão	29	90745,5	3129,2	3437,05	0,000
Erro Residual	51	46,4	0,9		
Total	80	90791,9			

S = 0,992609 R<sup>2</sup> = 99,4% R<sup>2</sup> (adj) = 99,1%

$$\begin{aligned}
 R_t = & 4,72 + \beta_1 3,17 + \beta_2 0,251 - \beta_3 0,261 + \beta_4 0,0458 + \beta_{11} 1,04 + \beta_{22} 0,176 \\
 & + \beta_{33} 0,00 + \beta_{44} 0,173 + \beta_{12} 0,0498 - \beta_{13} 0,225 + \beta_{14} 0,233 \\
 & - \beta_{23} 0,0205 + \beta_{24} 0,164 + \beta_{34} 0,181 + \gamma_1 0,877 + \gamma_2 0,0403 \\
 & - \gamma_3 0,0492 + \delta_{11} 0,310 - \delta_{12} 0,291 + \delta_{13} 0,188 - \delta_{21} 0,0870 \\
 & - \delta_{22} 0,210 - \delta_{23} 0,127 + \delta_{31} 0,128 - \delta_{32} 0,19 + \delta_{33} 0,0419 \\
 & - \delta_{41} 0,158 - \delta_{42} 0,0164 + \delta_{43} 0,157
 \end{aligned} \tag{7.3}$$

Tabela 7.5 – Análise de variância ajustado  $R_i$ .

<i>Fonte</i>	<i>DF</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>P</i>
Regressão	29	8576,8	295,75	300,17	0,000
Erro Residual	51	50,25	0,99		
Total	80	8627,05			

S = 0,954159 R<sup>2</sup> = 99,9% R<sup>2</sup> (adj) = 99,9%

$$\begin{aligned}
 E_c = & 5,15296 - 0,27919fz + 0,22358 ap - 0,26119 vc - 0,06692ae \\
 & - 2,32384fz^2 + 1,92688ap^2 + 0,04031vc^2 + 0,01257ae^2 \\
 & - 0,07647fz.ap + 0,13231fz.vc - 0,1522fz.ae \\
 & - 0,19692ap.vc - 0,07366 ap.ae - 0,13230vc.ae + 0,99899vb \\
 & + 0,03885.C + 0,02435.Q - 0,12945fz.vb - 0,12152fz.C \\
 & - \delta_{13} 0,01059fz.Q + \delta_{21} 0,16665ap.vb + 0,05617ap.C \\
 & + 0,0856ap.Q + 0,07524vc.C - 0,15107vc.C - 0,00743vc.Q \\
 & - 0,03827ae.vb - 0,00954ae.C - 0,1510ae.Q
 \end{aligned} \tag{7.4}$$

Tabela 7.6 – Análise de variância para energia específica de corte.

Fonte	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
Erro Residual	44	21,632	21,632	0,492		
Falta de ajuste	35	13,132	13,132	0,375	0,40	0,976
Puro Erro	9	8,500	8,500	0,944		
Total	73	333,074				

R-Sq = 93,51% R<sup>2</sup> = 73,92% R<sup>2</sup> (adj) = 89,22%

Com a construção do modelo para o arranjo combinado, as equações de média e variância para o parâmetro de rugosidade  $R_a$  e  $R_t$  e  $E_c$ , foram extraídas da Equação (7.1) gerando-se as Equações (7.5 a 7.10).

Média de  $R_a$

$$\begin{aligned} \mu(Ra) = & 0,689 + 0,898fz + 0,041ap - 0,066vc - 0,004ae + 0,493fz^2 \\ & + 0,096ap^2 + 0,010vc^2 + 0,064ae^2 + 0,074fz \cdot ap - 0,087fz \\ & \cdot vc + 0,030fz \cdot ae - 0,039ap \cdot vc + 0,018ap \cdot ae + 0,043vc \cdot ae \end{aligned} \quad (7.5)$$

Média de  $R_t$

$$\begin{aligned} \mu(Rt) = & 4,919 + 3,17x_1fz + 0,251ap - 0,261vc + 0,046ae + 1,039fz^2 \\ & + 0,176ap^2 + 0,184vc^2 + 0,173ae^2 + 0,498fz \cdot ap - 0,225fz \cdot vc \\ & + 0,233fz \cdot ae - 0,020ap \cdot vc + 0,164ap \cdot ae + 0,181vc \cdot ae \end{aligned} \quad (7.6)$$

Média de  $E_c$

$$\begin{aligned} \mu(Ec) = & 5,15292 + 0,27919fz - 0,22358ap - 0,26119vc - 0,06692a - \\ & 0,07647fz^2 + 0,13231ap^2 - 0,15226vc^2 + 0,01257ae^2 + 1,3165fz \cdot ap + \\ & 0,6949fz \cdot vc - 0,03874fz \cdot ae - 0,19692ap \cdot vc - 0,07366ap \cdot az - 0,1323vc \cdot ae \end{aligned} \quad (7.7)$$

Equações variância de  $R_a$ ,  $R_t$  e  $E_c$ .

$$\begin{aligned}\sigma^2(R_a) = & 0,010 + 0,010fz + 0,002ap + 0,004vc - 0,011ae + 0,011fz^2 \\ & + 0,006ap^2 + 0,003vc^2 + 0,004ae^2 + 0,013fz.ap + 0,004fz.vc \\ & - 0,005fz.ae + 0,006ap.vc + 0,001ap.ae + 0,001vc.ae\end{aligned}\quad (7.8)$$

$$\begin{aligned}\sigma^2(R_t) = & 0,773 + 0,503fz - 0,157ap + 0,2124vc - 0,294ae + 0,216fz^2 \\ & + 0,068ap^2 + 0,03vc^2 + 0,05ae^2 + 0,021fz.ap + 0,159fz.vc \\ & - 0,029fz.ae + 0,006ap.vc - 0,003ap.ae + 0,012vc.ae\end{aligned}\quad (7.9)$$

$$\begin{aligned}\sigma^2(E_c) = & 1,00008 + 0,09514fz + 0,17075ap + 0,069116vc + 0,03929ae \\ & + 0,02505fz^2 - 0,02144ap^2 + 0,01267vc^2 - 0,00161ae^2 \\ & + 0,03827fz.ap + 0,22592fz.vc - 0,03874fz.ae \\ & + 0,02854ap.vc + 0,00389ap.ae + 0,00498vc.ae\end{aligned}\quad (7.10)$$

### 7.3 Análise dos Efeitos das Interações

De acordo com o Capítulo 5, os modelos de média e variância desenvolvidos através de um arranjo combinado são escritos em função apenas das variáveis de controle, embora as variáveis de ruído sejam testadas em diferentes níveis durante os experimentos. No entanto, dado que a derivação da equação de variância leva em consideração os efeitos provocados pelas variáveis de ruído, o ajuste das variáveis de controle passa ter o mínimo de variabilidade que garante a robustez do processo em relação a estes efeitos.

Nas Figuras 7.1 a 7.6, são mostradas as superfícies de resposta para a média e variância de  $R_a$ ,  $R_t$  e  $E_c$ , construídas a partir das Equações 7.5 a 7.10, nas quais estão representadas as interações das variáveis de controle do processo. Como pode ser observado nestas figuras, as interações sugerem que os valores mínimos de média e variância ocorrem em níveis intermediários de velocidade de corte, avanço por dente, profundidade de corte e penetração de trabalho.

A análise de variância revelou que as interações entre os parâmetros são significativas. Isso significa que o efeito conjunto desses parâmetros influencia de forma significativa os resultados do processo de fresamento de topo para as respostas de rugosidades  $R_a$ ,  $R_t$  e energia

específica de corte. Sendo assim, a análise sobre tais interações julgadas mais importantes, foram realizadas através das superfícies de resposta e desenvolvidas nesta seção.

Pode ser observado na Figura 7.1-a que existe uma interação significativa do avanço por dente com a velocidade de corte, fazendo com que a média da rugosidade  $R_a$  aumente consideravelmente com o avanço por dente e levemente com a redução da velocidade de corte. Enquanto que, na Figura 7.1-b observa-se um ponto estacionário na superfície de resposta para a penetração de trabalho versus profundidade de corte, e com isso a média da rugosidade tende ao valor mínimo.

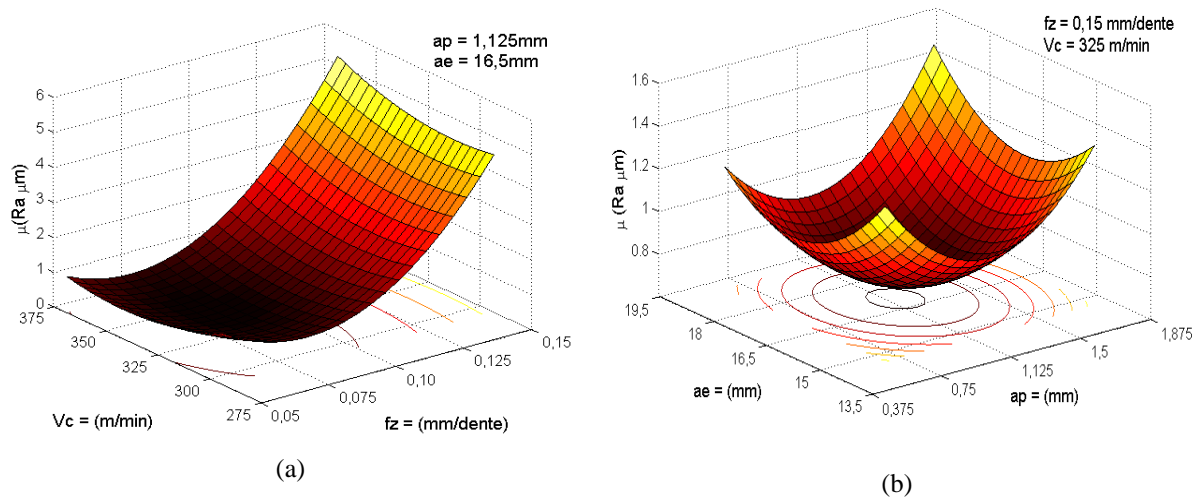


Figura 7.1 – Superfícies de resposta para a média de  $R_a$  (a) interação entre avanço por dente e velocidade de corte; (b) interação entre profundidade de corte e penetração de trabalho.

Analisando-se à variância da rugosidade  $R_a$  na Figura 7.2-a, observa-se que a velocidade de corte não a influenciou, mas o avanço por dente influenciou significativamente a variância de  $R_a$  tanto para valores maiores e menores de  $f_z$ . Analisando a variância da rugosidade  $R_a$  na Figura 7.2-b, é possível notar-se que a profundidade de corte tem pouca influencia na variância de  $R_a$ , mas a penetração de trabalho tem importância significativa, ou seja, em baixos valores de  $a_e$  tem-se mais variabilidade no processo, pois o dente da fresa entra em “cheio” na peça. Causando vibrações que refletem na haste da ferramenta causando pequenas instabilidades durante o processo.

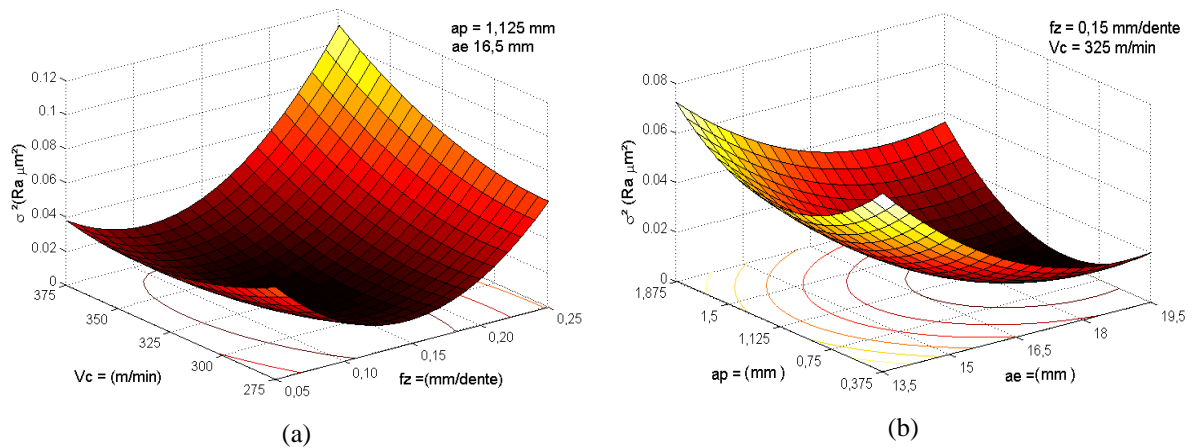


Figura 7.2 – Superfícies de resposta para a variância de  $R_a$  (a) interação entre avanço por dente e velocidade de corte; (b) interação entre penetração de trabalho e profundidade de corte.

Na Figura 7.3-a, é mostrada a média da Rugosidade  $R_t$  em função da interação velocidade de corte versus avanço por dente, e de forma análoga ao comportamento da média de  $R_a$ , a média de  $R_t$  aumenta consideravelmente com o avanço por dente e levemente com a redução da velocidade de corte. Na Figura 7.3-b, é apresentada a influência da interação profundidade de corte e penetração de trabalho na média de  $R_t$  e observa-se que para altos valores de  $a_e$  implicam em menores rugosidades  $R_t$ , ou seja, melhor engajamento da fresa dentro da peça.

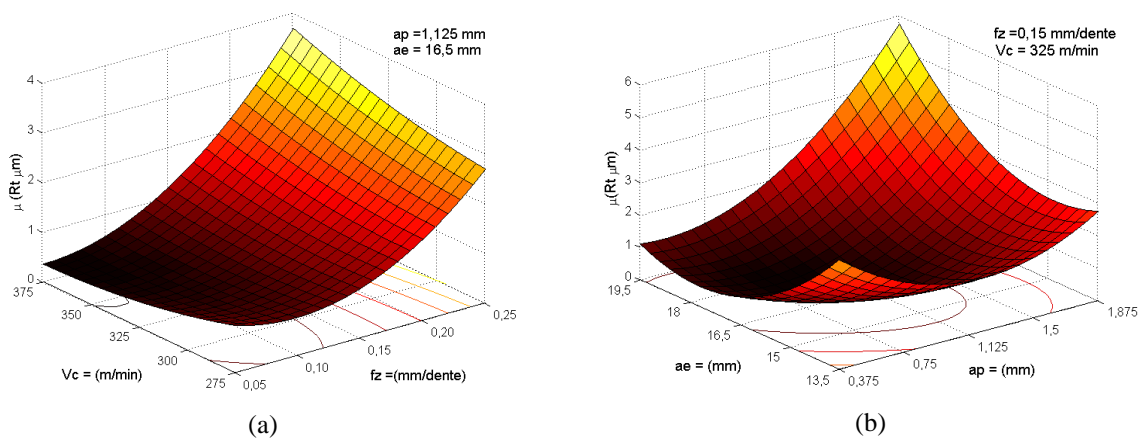


Figura 7.3 – Superfícies de resposta para a média de  $R_t$  (a) interação entre profundidade de corte e velocidade de corte; (b) interação entre profundidade de corte e penetração de trabalho.

Na Figura 7.4-a, é mostrada a variância da rugosidade  $R_t$  em função da interação velocidade de corte versus avanço por dente, onde observa-se que o aumento de  $fz$  e a redução da  $vc$  aumenta a variância de  $R_t$ . Na Figura 7.4-b, observa-se que a variância de  $R_t$  decresce com o aumento da penetração de trabalho, fato este explicado pelo aumento da percentagem da fresa dentro da peça, reduzindo o choque do dente na peça.

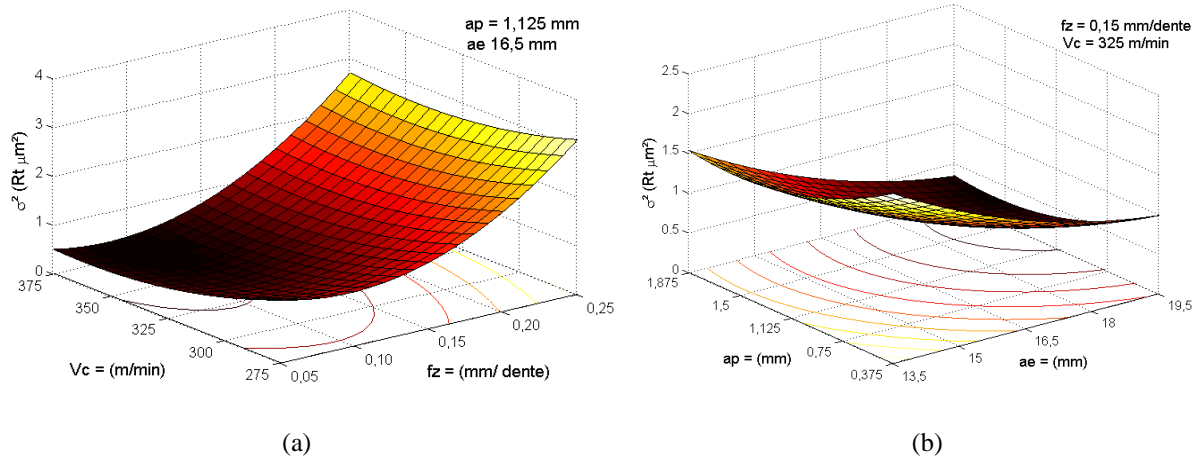


Figura 7.4 – Superfícies de resposta para a variância de  $R_t$  (a) interação entre avanço por dente e velocidade de corte; (b) interação entre penetração de trabalho e profundidade de corte.

Para análise da média da energia específica de corte, na Figura 7.5-a, é possível notar que aumentando a velocidade de corte e a penetração de trabalho, aumenta a energia durante o corte. Na Figura 7.5-b, aumentando o avanço e a profundidade de corte, a energia específica de corte aumenta durante o processo de fresamento.

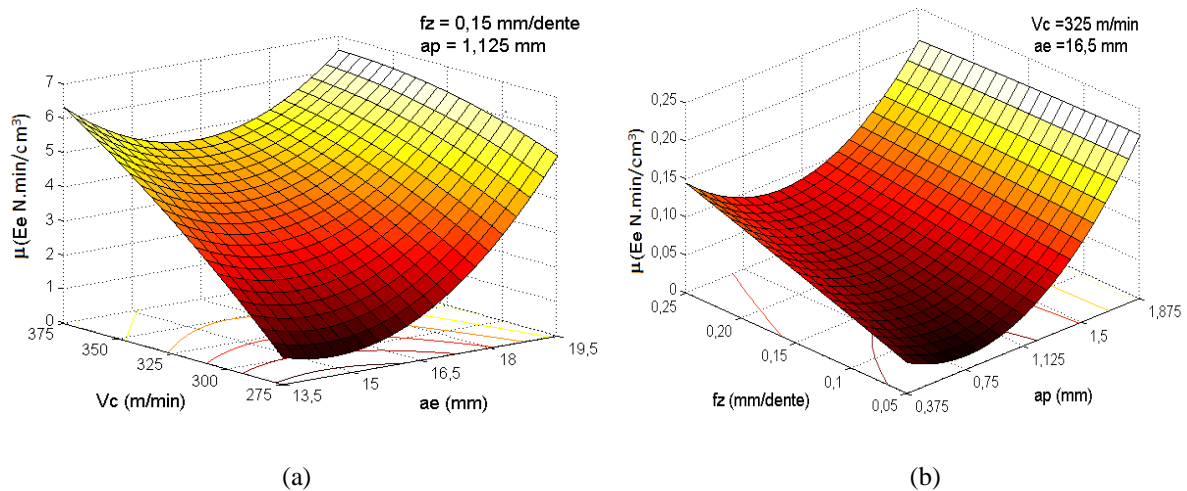


Figura 7.5 – Superfícies de resposta para a média da energia de corte ( $E_c$ ) (a) interação entre penetração de trabalho e velocidade de corte; (b) interação entre profundidade de corte e avanço por dente corte.

Análise semelhante pode ser feita com a variância de  $E_c$  (Figura 7.6-a), onde aumentando-se a velocidade de corte e a penetração de trabalho, tem-se o aumento desta variância. Na Figura 7.6-b, aumentando-se o avanço e a profundidade de corte, a variância de  $E_c$  também aumenta. Estas análises mostram a coerência do método do ponto de vista da literatura.

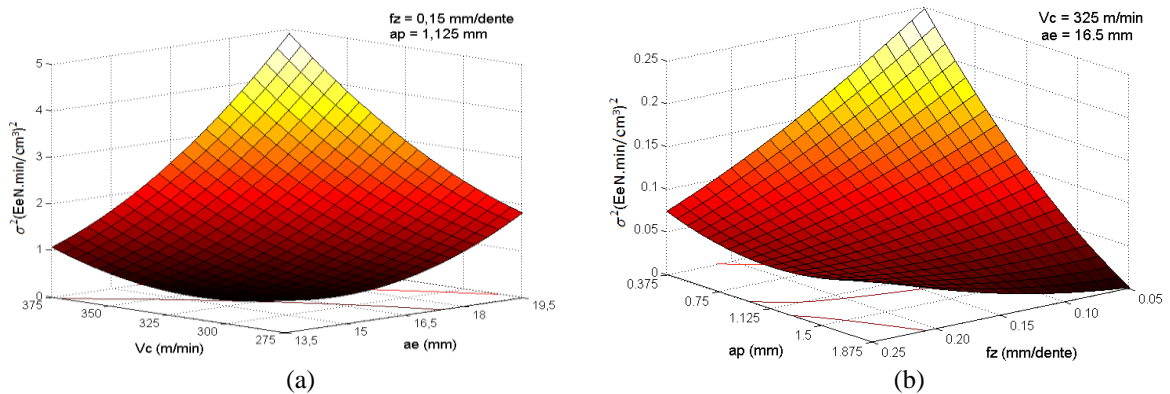


Figura 7.6 – Superfícies de resposta para a variância da energia de corte ( $E_c$ ) (a) interação entre penetração de trabalho e velocidade de corte; (b) interação avanço por dente e profundidade de corte.

A análise dos resultados desenvolvida até o presente é de grande relevância para o processo, já que, a partir da modelagem matemática realizada na fase anterior, muitas informações importantes passam a ser conhecidas. Entre essas informações, o conhecimento da influência dos parâmetros sobre as respostas e a identificação das variáveis significativas são fatores decisivos para um controle adequado e uma gestão eficiente do processo de fresamento. Além disso, tendo-se em mãos modelos confiáveis, é possível fazer com que os resultados sejam otimizados. Nesse contexto, desenvolve-se a seguir a otimização bi-objetivo do processo de fresamento de topo do aço ABNT 1045 empregando o método NBI-PRP.

## 7.4 Otimização das Respostas $R_a$ , $R_t$ , $E_c$

Seguindo as etapas no procedimento do método proposto os valores para médias e variâncias foram calculadas usando um arranjo CCD combinado, em termos de variáveis de controle e ruído utilizados na execução dos experimentos. Para realizar o cálculo da matriz *Payoff*, utilizou-se a formulação descrita pela Equação 4.1 para o caso bi-objetivo, o que resultou nos valores da Tabela 7.7. No entanto, para a construção da formulação apresentada torna-se necessário que o valor alvo seja especificado. A fixação desse valor foi então baseada

na otimização individual. O algoritmo de busca utilizado nesta pesquisa foi o Gradiente Reduzido Generalizado (GRG), disponível no aplicativo Solver do software Microsoft Excel®. Este algoritmo de otimização é considerado robusto e eficiente (KÖKSOY & DOGANAKSOY, 2003).

Tabela 7.7 – Matrizes *payoff* para cada resposta de interesse.

<i>Payoff – Ra</i>		<i>Payoff – Rt</i>		<i>Payoff – Ec</i>	
0,574	0,838	3,983	6,957	9,541	9,578
0,049	0,002	1,611	0,249	2,854	2,633

Observando os resultados apresentados na Tabela 7.8, nota-se que o método de otimização NBI-PRP apresenta uma performance eficiente na tarefa de localizar o ponto de ótimo para o processo de fresamento de topo do aço ABNT 1045, e que as condições determinadas pela otimização concorrem para a melhoria do processo, na medida em que o resultado esperado para a média e variância individual da rugosidade  $R_a$  é menor do que aqueles observados experimentalmente.

Para os casos nos quais se tornar necessário ajustar o processo atribuindo, ponderações diferentes para média e a variância, o método será capaz de encontrar o ponto de ótimo que otimize o dual. Dessa forma, chega-se a um conjunto de parâmetros robustos otimizados (NBI), nos quais o processo pode ser configurado, de modo a se ter o melhor resultado para as respostas adotando pesos em diferentes cenários, conforme Tabelas 7.8 a 7.10.

As Figuras 7.7, 7.8 e 7.9 mostram as Fronteiras de Pareto que podem ser construídas com os dados apresentados nas Tabelas 7.8, 7.9 e 7.10. Usando o software MINITAB nas Tabelas 7.8 a 7.10 com todos os valores ótimos, foi possível gerar as fronteiras de Pareto, identificando onde estão localizados os pontos gerados pela otimização individual (NBI) bi-objetivo para as respostas  $R_a$ ,  $R_t$  e  $E_c$ , em diferentes cenários para o processo de fresamento de topo do aço ABNT 1045.

Verifica-se que o método NBI-PRP foi capaz de gerar fronteiras equiespaçadas e convexas para os três casos estudados, o que valida a proposta feita nesta tese. Porém, para se avaliar se o método é realmente eficiente, pontos de ótimos escolhidos nas fronteiras serão utilizados em experimentos de confirmação para verificar se o efeito dos ruídos é realmente atenuado nestas condições.

Tabela 7.8 – Parâmetro otimizado para  $R_a$ .

<i>Pesos</i>		<i>Variáveis de entrada codificadas</i>				<i>Variáveis de entrada Não codificadas</i>				<i>Funções Objetivo</i>	
$w_1$	$w_2$	$f_z$	$a_p$	$v_c$	$a_e$	$f_z$	$a_p$	$v_c$	$a_e$	$\mu R_a$	$\sigma^2 R_a$
0,00	1,00	0,00	0,00	0,00	1,56	0,150	1,125	325,00	18,84	0,8385	0,0019
0,05	0,95	0,00	0,00	0,00	1,42	0,150	1,125	325,00	18,63	0,8125	0,0020
0,10	0,90	0,00	0,00	0,00	1,27	0,150	1,125	325,00	18,41	0,7873	0,0022
0,15	0,85	0,00	0,00	0,00	1,11	0,150	1,125	325,00	18,16	0,7632	0,0026
0,20	0,80	0,00	0,00	0,00	0,93	0,150	1,125	325,00	17,90	0,7406	0,0033
0,25	0,75	0,00	0,00	0,00	0,73	0,150	1,125	325,00	17,59	0,7200	0,0044
0,30	0,70	0,00	0,00	0,08	0,54	0,150	1,125	327,03	17,31	0,7022	0,0059
0,35	0,65	0,00	0,00	0,28	0,41	0,150	1,125	331,93	17,12	0,6861	0,0078
0,40	0,60	0,00	0,00	0,47	0,30	0,150	1,125	336,86	16,96	0,6714	0,0099
0,45	0,55	0,00	0,00	0,67	0,20	0,150	1,125	341,72	16,80	0,6578	0,0123
0,50	0,50	0,00	0,00	0,86	0,11	0,150	1,125	346,45	16,66	0,6451	0,0148
0,55	0,45	0,00	0,00	1,04	0,02	0,150	1,125	351,06	16,53	0,6332	0,0174
0,60	0,40	0,00	0,00	1,28	0,00	0,150	1,125	356,98	16,50	0,6224	0,0202
0,65	0,35	0,00	0,00	1,53	0,00	0,150	1,126	363,21	16,50	0,6133	0,0234
0,70	0,30	0,00	0,05	1,74	0,00	0,150	1,144	368,55	16,50	0,6054	0,0268
0,75	0,25	0,00	0,09	1,94	0,00	0,150	1,161	373,60	16,50	0,5985	0,0303
<b>0,80</b>	<b>0,20</b>	<b>0,00</b>	<b>0,14</b>	<b>2,14</b>	<b>0,00</b>	<b>0,150</b>	<b>1,177</b>	<b>378,40</b>	<b>16,50</b>	<b>0,5924</b>	<b>0,0340</b>
0,85	0,15	0,00	0,18	2,32	0,00	0,150	1,193	382,98	16,50	0,5870	0,0378
0,90	0,10	0,00	0,22	2,49	0,00	0,150	1,208	387,37	16,50	0,5822	0,0418
0,95	0,05	0,00	0,26	2,66	0,00	0,150	1,223	391,59	16,50	0,5780	0,0458
1,00	0,00	0,00	0,34	2,80	0,00	0,150	1,254	394,96	16,50	0,5745	0,0500

Tabela 7.9 – Parâmetro otimizado para  $R_t$ .

<i>Pesos</i>		<i>Variáveis de entrada codificadas</i>				<i>Variáveis de entrada Não codificadas</i>				<i>Funções Objetivo</i>	
$w_1$	$w_2$	$f_z$	$a_p$	$v_c$	$a_e$	$f_z$	$a_p$	$v_c$	$a_e$	$\mu R_t$	$\sigma^2 R_t$
0,00	1,00	0,00	0,00	0,00	1,56	0,150	1,125	325,00	18,84	6,9556	0,2482
0,05	0,95	0,00	0,00	0,00	1,42	0,150	1,125	325,00	18,63	6,6786	0,2576
0,10	0,90	0,00	0,00	0,00	1,27	0,150	1,125	325,00	18,41	6,4110	0,2712
0,15	0,85	0,00	0,00	0,00	1,11	0,150	1,125	325,00	18,16	6,1537	0,2895
0,20	0,80	0,00	0,00	0,00	0,93	0,150	1,125	325,00	17,90	5,9079	0,3131
0,25	0,75	0,00	0,00	0,00	0,73	0,150	1,125	325,00	17,59	5,6750	0,3427
0,30	0,70	0,00	0,00	0,08	0,54	0,150	1,125	327,03	17,31	5,4566	0,3789
0,35	0,65	0,00	0,00	0,28	0,41	0,150	1,125	331,93	17,12	5,2550	0,4227
0,40	0,60	0,00	0,00	0,47	0,30	0,150	1,125	336,86	16,96	5,0727	0,4755
0,45	0,55	0,00	0,00	0,67	0,20	0,150	1,125	341,72	16,80	4,9172	0,5405
0,50	0,50	0,00	0,00	0,86	0,11	0,150	1,125	346,45	16,66	4,8007	0,6233
0,55	0,45	0,00	0,00	1,04	0,02	0,150	1,125	351,06	16,53	4,7158	0,7207
<b>0,60</b>	<b>0,40</b>	<b>0,00</b>	<b>0,00</b>	<b>1,28</b>	<b>0,00</b>	<b>0,150</b>	<b>1,125</b>	<b>356,98</b>	<b>16,50</b>	<b>4,6311</b>	<b>0,8181</b>
0,65	0,35	0,00	0,00	1,53	0,00	0,150	1,126	363,21	16,50	4,5457	0,9152
0,70	0,30	0,00	0,05	1,74	0,00	0,150	1,144	368,55	16,50	4,4596	1,0120
0,75	0,25	0,00	0,09	1,94	0,00	0,150	1,161	373,60	16,50	4,3729	1,1086
0,80	0,20	0,00	0,14	2,14	0,00	0,150	1,177	378,40	16,50	4,2886	1,2062
0,85	0,15	0,00	0,18	2,32	0,00	0,150	1,193	382,98	16,50	4,2079	1,3055
0,90	0,10	0,00	0,22	2,49	0,00	0,150	1,208	387,37	16,50	4,1305	1,4063
0,95	0,05	0,00	0,26	2,66	0,00	0,150	1,223	391,59	16,50	4,0559	1,5084
1,00	0,00	0,00	0,34	2,80	0,00	0,150	1,254	394,96	16,50	4,7158	0,7207

Tabela 7.10 – Parâmetro otimizado para  $E_c$ .

<i>Pesos</i>		<i>Variáveis de entrada codificadas</i>				<i>Variáveis de entrada Não codificadas</i>				<i>Funções Objetivo</i>	
$w_1$	$w_2$	$f_z$	$a_p$	$v_c$	$a_e$	$f_z$	$a_p$	$v_c$	$a_e$	$\mu E_c$	$\sigma^2 E_c$
0,00	1,00	0,00	0,00	0,00	1,56	0,150	1,125	325,00	18,84	14,8212	5,9144
0,05	0,95	0,00	0,00	0,00	1,42	0,150	1,125	325,00	18,63	14,7045	5,9169
0,10	0,90	0,00	0,00	0,00	1,27	0,150	1,125	325,00	18,41	14,6011	5,9234
0,15	0,85	0,00	0,00	0,00	1,11	0,150	1,125	325,00	18,16	14,5073	5,9328
0,20	0,80	0,00	0,00	0,00	0,93	0,150	1,125	325,00	17,90	14,4209	5,9445
0,25	0,75	0,00	0,00	0,00	0,73	0,150	1,125	325,00	17,59	14,3404	5,9578
0,30	0,70	0,00	0,00	0,08	0,54	0,150	1,125	327,03	17,31	14,2648	5,9727
0,35	0,65	0,00	0,00	0,28	0,41	0,150	1,125	331,93	17,12	14,1932	5,9888
0,40	0,60	0,00	0,00	0,47	0,30	0,150	1,125	336,86	16,96	14,1252	6,0059
0,45	0,55	0,00	0,00	0,67	0,20	0,150	1,125	341,72	16,80	14,0616	6,0243
0,50	0,50	0,00	0,00	0,86	0,11	0,150	1,125	346,45	16,66	14,0024	6,0441
0,55	0,45	0,00	0,00	1,04	0,02	0,150	1,125	351,06	16,53	13,9467	6,0649
0,60	0,40	0,00	0,00	1,28	0,00	0,150	1,125	356,98	16,50	13,8940	6,0866
0,65	0,35	0,00	0,00	1,53	0,00	0,150	1,126	363,21	16,50	13,8439	6,1091
0,70	0,30	0,00	0,05	1,74	0,00	0,150	1,144	368,55	16,50	13,7964	6,1324
0,75	0,25	0,00	0,09	1,94	0,00	0,150	1,161	373,60	16,50	13,7525	6,1567
0,80	0,20	0,00	0,14	2,14	0,00	0,150	1,177	378,40	16,50	13,7116	6,1820
0,85	0,15	0,00	0,18	2,32	0,00	0,150	1,193	382,98	16,50	13,6733	6,2080
0,90	0,10	0,00	0,22	2,49	0,00	0,150	1,208	387,37	16,50	13,6370	6,2346
0,95	0,05	0,00	0,26	2,66	0,00	0,150	1,223	391,59	16,50	13,6025	6,2618
<b>1,00</b>	<b>0,00</b>	<b>0,00</b>	<b>0,34</b>	<b>2,80</b>	<b>0,00</b>	<b>0,150</b>	<b>1,254</b>	<b>394,96</b>	<b>16,50</b>	<b>13,5695</b>	<b>6,2894</b>

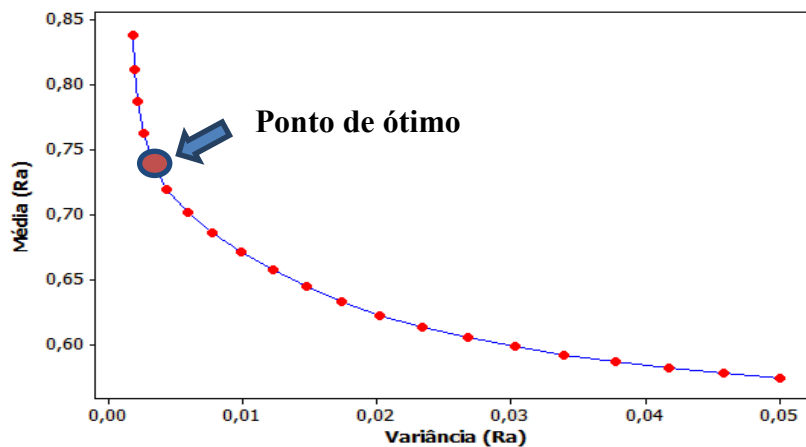


Figura 7.7– Fronteira de pareto de  $R_a$ .

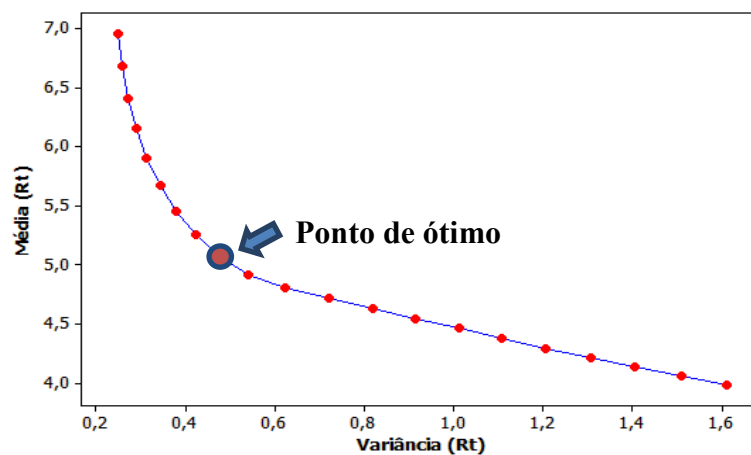


Figura 7.8 – Fronteira de pareto de  $R_t$ .

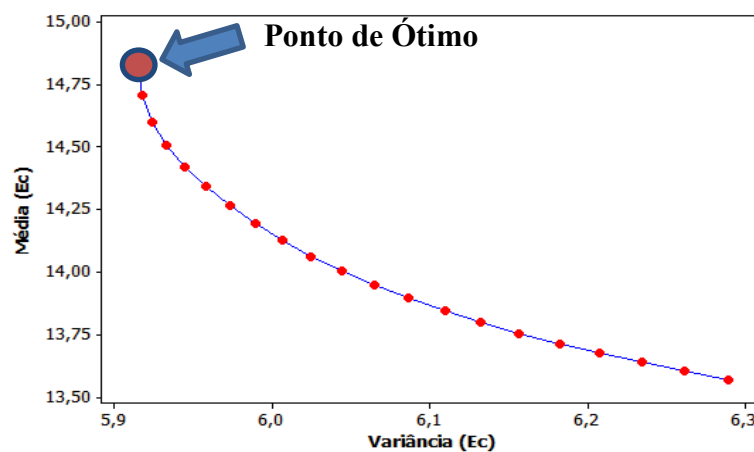


Figura 7.9 – Fronteira de pareto de energia específica de corte.

Desta forma, é revelado que método aplicado, influenciam de uma melhor forma na convexidade e no equiespaçamento da Fronteira de Pareto e, portanto, possuindo um melhor algoritmo para a modelagem dos dados experimentais para esse problema do fresamento de topo em questão. Por meio da otimização realizada também é possível determinar os melhores valores para os *setup* da máquina ferramenta, indicando as variáveis de entrada da fresadora, conforme os valores decodificados de  $f_z$ ,  $a_p$ ,  $v_c$ ,  $a_e$ . Todos os pontos para o ponto de cada uma das Fronteiras de Pareto obtidas que é equivalente a pesos ( $w$ ) diferente para cada uma das medidas da média e variância e energia específica de corte.

## 7.5 Validação dos Resultados

Experimentos de confirmação foram realizados com o objetivo de comparar os resultados reais com os resultados obtidos para a condição otimizada. Dessa forma, foi empregada a combinação ótima dos parâmetros determinada através do método NBI- PRP, para as condições de parâmetro de máquina fixo, A Tabela 7.11 apresenta os parâmetros ótimos a serem inseridos no comando centro de usinagem CNC. Pode-se observar também que esses valores são praticamente o mesmo *setup* entre as variáveis controláveis, porém a maior variação é para velocidade de corte.

Tabela 7.11 – Parâmetros robustos ótimos para o fresamento de topo.

Métricas Y(x)	Pesos		Variáveis Controláveis (x*)				Propriedades de Y(x*)	
	$w_1$	$w_2$	$f_z$	$a_p$	$v_c$	$a_e$	Média	Variância
$R_a$	0,80	0,20	0,15	1,2	378	16,5	0,592	0,034
$R_t$	0,60	0,40	0,15	1,1	357	16,5	4,6311	0,8181
$E_c$	1,00	0,00	0,15	1,1	331	16,6	13,569	6,289
Unidade	%	%	$\frac{mm}{dente}$	mm	m/min	mm	$\mu m$	$\mu m^2$
	Energia específica de corte						N.min/cm <sup>3</sup>	(N.min/cm <sup>3</sup> ) <sup>2</sup>

Desta maneira, os valores de entrada da máquina dependerão da medida de rugosidade a qual se deseja minimizar dentro do projeto experimental.

As condições de corte ótimas foram ensaiadas variando a vazão do fluido, concentração do fluido, e condições da ferramenta, novas e desgastadas. Para cada passada foi medida a rugosidade em três pontos com três repetições, sendo 9 medidas para cada condição ( $v_b$ ,  $C$ ,  $Q$ ) no total de 82 medições de  $R_a$  e  $R_t$ , somente para as rugosidades. A ideia básica em otimização de projeto robusto está relacionada a encontrar uma configuração de fatores controláveis que sofra ação de fatores incontroláveis, nesse caso, o ruído. Para testar essa afirmação com o processo em estudo, um projeto L9 Taguchi foi utilizado para avaliar o comportamento da configuração ótima em um cenário entre variáveis de controle e fatores de ruído. A confirmação de corridas dos experimentos foi escolhida entre os vários pontos da fronteira de Pareto. O ponto escolhido, como ideal, para a confirmação deste trabalho, está associado ao peso  $w$  em diferentes níveis de prioridade para os parâmetros de rugosidades  $R_a$  e  $R_t$ . Após a execução dos ensaios e registros das respostas de confirmação foram obtidos os seguintes resultados apresentados conforme Tabela 7.12.

Tabela 7.12 – Resultados dos experimentos de confirmação.

$v_b$	$C$	$Q$	$R_a$ Real	$R_t$ Real
0	5	0	0,45	2,30
0	10	10	0,41	2,33
0	15	20	0,41	2,18
0,15	5	10	0,40	2,29
0,15	10	20	0,42	2,10
0,15	15	0	0,40	2,48
0,30	5	20	0,34	2,22
0,30	10	0	0,40	2,30
0,30	15	10	0,37	2,74
Média			0,40	2,33
Valor previsto			0,43	2,03
Erro			7,5%	12,87%

O projeto de Taguchi foi verificado através da Análise de Variância (ANOVA), feita também pelo software MINITAB. As Tabelas 7.13 e 7.14 apresentam os resultados desta

análise com valores  $P$  superiores ao nível de 5% de significância, ou seja, todos os fatores de ruídos analisados não influenciam significativamente as respostas  $R_a$  e  $R_t$ .

Tabela 7.13 – Análise de variância para experimento de confirmação de  $R_a$ .

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
Vb	2	0,003606	0,003606	0,001803	1,76	0,430
C	2	0,000121	0,000121	0,00006	0,09	0,981
Q	2	0,001406	0,001406	0,000703	0,78	0,620
Erro residual	2	0,001942	0,001942	0,000971		
Total	8	0,007074				

Tabela 7.14 – Análise de variância para experimento de confirmação de  $R_t$ .

Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
Vb	2	0,05737	0,05737	0,02869	0,97	0,575
C	2	0,1323	0,1323	0,06615	2,11	0,433
Q	2	0,1523	0,1523	0,07615	2,41	0,322
Erro residual	2	0,06598	0,06598	0,03299		
Total	8	0,40796				

Os experimentos de confirmação mostram que os resultados ótimos reais se aproximam dos resultados teóricos, já que a maior diferença entre eles foi de 12,87 %, observada para parâmetro de rugosidades  $R_t$  e 7,5% e para o parâmetro de rugosidade  $R_a$ . Portanto, na medida em que os valores reais se mostraram condizentes com os valores calculados, ficam validados os resultados obtidos para a otimização do processo no fresamento de topo do aço ABNT 1045. Estende-se essa validação para os modelos matemáticos desenvolvidos, considerando-se que os mesmos apresentam baixos erros quanto à previsão do parâmetros de rugosidade  $R_a$  e  $R_t$  e que os ruídos não interferem nas respostas analisadas. A Tabela 7.15 apresenta os parâmetro de rugosidade  $R_a$  e  $R_t$  obtidas durante os experimentos de confirmação. Pode ser observado que os valores encontrados para os parâmetros de rugosidade  $R_a$  e  $R_t$  medidos pela confirmação estão dentro do intervalo de confiança.

Tabela 7.15 – Experimentos de confirmação para parâmetro de rugosidades  $R_a$  e  $R_t$ .

LI Ra	LS Ra	Real Ra	LI Rt	LS Rt	Real Rt
0,22	0,56	0,45	0,92	2,62	2,30
0,32	0,65	0,41	1,49	2,76	2,33
0,35	0,82	0,41	1,65	3,33	2,18
0,12	0,49	0,40	0,92	2,67	2,29
0,27	0,52	0,42	1,59	2,66	2,10
0,33	0,68	0,40	1,79	3,24	2,48
0,01	0,46	0,34	0,79	2,85	2,22
0,16	0,48	0,40	1,46	2,85	2,30
0,27	0,59	0,37	1,79	3,28	2,74

## 7.6 Considerações Finais do Capítulo

Os resultados discutidos nas seções anteriores descreveram a aplicação do Método NBI PPR, na otimização bi-objetivo de um processo de fresamento. A partir das informações obtidas com a MSR, o comportamento da média e variância das respostas foi analisado em função das variações provocadas nos parâmetros de entrada do processo, evidenciando, assim, a necessidade quanto à sua otimização. Com isso, o método proposto foi aplicado para a otimização do processo de fresamento de topo considerando os cenários de múltiplas respostas independentes. Os resultados apontaram para uma boa funcionalidade do método NBI, uma vez que a solução Pareto-ótima mais eficiente pôde ser estabelecida a partir de uma combinação de pesos que propiciou o menor erro entre as respostas.

Para análise de resultados na aplicação do NBI-PRP, no fresamento para semi-acabamento do aço de topo do aço ABNT 1045, otimizado pelo método bi-objetivo tem-se que:

A otimização com o projeto robusto de parâmetros conduziu o processo de fresamento para um setup ótimo no sentido de alcançar menor rugosidade  $R_a$ ,  $R_t$ ,  $E_c$  com mínima variabilidade.

Com relação aos efeitos das condições de corte otimizadas na rugosidade pode-se dar as seguintes justificativas, mesmo sendo otimizadas pelo método bi-objetivo. O avanço por dente

( $f_z$ ) no nível (0), ponto central, minimiza principalmente a variância de  $R_a$  e  $R_t$  em razão do efeito geométrico da ponta do inserto sobre o alisamento dos picos das irregularidades da textura da superfície fresada. A profundidade de corte axial ( $a_p$ ) obtida próxima do nível (0) permite que a fresa trabalhe com a aresta principal de corte e não apenas com o raio de ponta ( $r = 0,8$  mm), este fato facilita o cisalhamento e evita a formação do fluxo lateral do cavaco, que poderia prejudicar o acabamento e aumentar a variância da rugosidade da peça (Trent & Wright, 2000). A penetração de trabalho ( $a_e$ ) obtida próxima ao nível (0) do DOE permite que a fresa trabalhe com o centro dentro da peça, na relação ( $a_e/D_c$ ) em torno de 66%, conforme Figura 3.3. Esta proporção da penetração de trabalho com o diâmetro de corte ( $D_c$ ) é considerada ótima em termos de engajamento ferramenta-peça no corte assimétrico do fresamento de topo, o que provoca menor tendência de vibração ao processo (Sandvik-Coromant, 2011). A velocidade de corte ( $v_c$ ) obtida próxima do nível (+1) do DOE permite uma redução na força de corte e menor tendência de vibração ao sistema máquina-ferramenta-peça e uma conseqüente redução na rugosidade da peça.

A negligência dos efeitos da vazão e concentração de fluido de corte na rugosidade da peça pode ser explicada pelas condições da operação do fresamento, onde se tem uma peça de aço-carbono de baixa dureza (180 HB) sendo usinada em condição típica de acabamento e semi-acabamento. Nesta condição a energia específica de corte, que é dada pela relação força ativa de corte pela taxa de remoção de material, é relativamente baixa (ou variou pouco) e assim, o gradiente térmico gerado no processo de corte foi pouco significativo em função da variação da concentração e da vazão do fluido de corte, não influenciando o valor esperado e a variância da rugosidade da peça.

Com relação ao efeito do desgaste da fresa, no *setup* das condições otimizadas com fresa nova geralmente tem-se melhor cisalhamento do cavaco, menores esforços de corte, menor tendência de vibração e menor rugosidade da peça. Com ferramenta usada acontece ao contrário, no entanto, o desgaste da aresta secundária de corte da fresa gera uma fase plana da ferramenta em contato com a peça. Esta fase plana tem um efeito alisador, que elimina os picos de rugosidade da peça durante a operação de fresamento e assim reduzindo o seu valor e a sua dispersão (Sandvik-Coromant, 2011).

## 8. Conclusões

A contribuição acadêmica no contexto da otimização bi-objetivo do processo de fresamento de topo, sobretudo em relação ao conjunto de ferramentas de análise empregado para esta finalidade, a presente pesquisa foi desenvolvida com o objetivo de propor um novo método para identificar, média e variância, para as variáveis de controle e ruídos. Foi realizada também uma análise criteriosa dos trabalhos da literatura, porém não foi encontrado o método NBI, aplicado ao processo de fresamento de topo, otimizando respostas separadamente, ficando constatada a existência de um campo para potenciais contribuições.

De acordo com a identificação dos pesos ótimos, juntamente com a complexidade observada, quando a otimização é para casos bi-objetivos, se mostram significativamente como, elementos motivacionais para a realização desta pesquisa. Dessa forma, foi realizado, desenvolvido e aplicado um método de otimização bi-objetivo para problema de Interseção Normal à Fronteira juntamente com Projeto Robusto de Parâmetros, que proporcionou a geração de uma fronteira equiespaçadas de Pareto, em uma configuração de arranjo combinado, buscando a melhor qualidade da superfície. Para a otimização do processo de fresamento de topo do aço ABNT 1045 foi utilizada ferramenta de metal duro revestida com  $T_{IN}$ . Sendo assim, levando-se em consideração todas as discussões apresentadas nos capítulos anteriores, principalmente para os resultados observados com a aplicação prática do método NBI-PRP, conclui-se que o Método foi desenvolvido e aplicado com êxito, uma vez que os pesos ótimos obtidos com o  $w_1$  e  $w_2$  resultaram em uma condição ótima para a o fresamento. Com isso foi alcançado à característica da qualidade com a menor variabilidade. Diante deste problema, foi realizada nesta pesquisa um processo experimental de fresamento, realizado por um arranjo combinado que teve influência do fator ruído.

Assim a partir dos objetivos enumerados no Capítulo 1, podem ser estabelecidas as seguintes conclusões:

1. A análise das interações entre os parâmetros se mostrou como um elemento importante para o controle do processo, evidenciando que a ação conjunta de parâmetros com pouca influência sobre uma dada resposta pode conduzir efeitos significativos, portanto, essa análise não pode ser descuidada;

2. Em relação à estratégia de ponderação para os modelos das respostas e com interações entre os fatores de controle e de ruídos, o método WLS permitiu modelos com ajustes de  $R^2$

*adj* para  $R_a = 99,1 \%$ ,  $R_t = 99,9\%$  e  $E_c = 88,88\%$ , mostrando a eficiência do modelo de superfície de resposta e possibilitando análise de como as variáveis de entrada influenciam no processo de fresamento de topo;

3. O método NB possibilitou encontrar a matriz payoff para média e variância separadamente para as respostas  $R_a$ ,  $R_t$  e  $E_c$ , com pesos  $w_1$  e  $w_2$  em níveis diferentes para estas respostas, gerando a fronteira de Pareto e demonstrando os pontos de ótimo;

4. O projeto L9 Taguchi foi adotado para o *setup* otimizado referente ao cenário dos pesos, identificando que o ruído não interfere nas respostas analisadas  $R_a$  e  $R_t$ ;

5. Após a aplicação do NBI, verificou-se que a otimização do processo de fresamento de topo no aço ABNT 1045 é alcançada quando as variáveis de controle forem:  $f_z = 0,15$  mm/dente fixo,  $v_c = 378, 357, 331$  m/min,  $a_p = 1,1$  mm fixo  $a_e = 16,5$  mm fixo, gerando a seguinte combinação de valores, para as medias e variâncias:  $R_a = 0,59 \mu\text{m}$ ;  $R_t = 4,63 \mu\text{m}$ ;  $E_c = 13,56 \text{ N}\cdot\text{min}/\text{cm}^3$  e variância  $R_a = 0,034 \mu\text{m}^2$ ;  $R_t = 0,818 \mu\text{m}^2$ ;  $E_c = 6,281 (\text{N}\cdot\text{min}/\text{cm}^3)^2$ , sendo estes valores satisfatórios para o processo em questão;

Com relação ao processo de fresamento pode-se afirmar que:

6. O avanço por dente ( $f_z = 0,15$  mm/dente) no nível médio minimiza principalmente a variância das rugosidades  $R_a$  e  $R_t$  em razão do efeito geométrico da ponta da ferramenta sobre o alisamento dos picos de irregularidades da superfície da peça;

7. Profundidade de corte axial ( $a_p$ ) obtida próxima do nível médio do DOE (0), permite que a fresa trabalhe com a aresta principal de corte e não apenas com o raio de ponta ( $r = 0,8$  mm), evitando mascarar a qualidade da superfície;

8. A penetração de trabalho ( $a_e$ ) obtida no nível médio do DOE permite que centro da fresa trabalhe dentro da superfície fresada da peça, na relação  $a_e/D_c$  igual a 66%, dando maior estabilidade ao processo de fresamento de topo e menor vibração;

9. As velocidades de corte ( $v_c$ ) obtidas próximas do nível alto do DOE (+1) permitem uma redução da força de corte, portanto traz menor tendência de vibração ao sistema máquina-ferramenta-peça com consequente redução da rugosidade.

## 8.1 Contribuições do Trabalho

A principal contribuição desta pesquisa, de acordo com o que foi destacado ao longo de todo o trabalho, se refere à proposição de um método estruturado NBI- PRP, diferenciado em relação às técnicas encontradas na literatura, para tratar variáveis de controle e ruído no processo de fresamento, para problemas bi-objetivo.

Além disso, pode-se afirmar que o método proposto promove o máximo atingimento entre objetivos, ou seja, entre um conjunto de soluções Pareto-ótimas, consegue identificar o melhor ponto de ótimo. Outro ponto importante diz respeito ao privilégio dos ótimos individuais dado pelo método para o processo de fresamento analisado, ser otimizado individual.

Portanto, espera-se que o NBI possa ser aplicável a diferentes processos industriais, contribuindo, através de seus resultados, para as suas melhorias sob o ponto de vista operacional e também tecnológico.

Durante o desenvolvimento dessa pesquisa, alguns dos resultados aqui discutidos, juntamente com outras aplicações e trabalhos análogos realizados dentro da linha de pesquisa “Otimização em processo de fabricação por usinagem”, 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, acervo de publicações, que se encontra relacionado ao final desta tese, também se mostra como uma importante contribuição da presente pesquisa.

## 8.2 Sugestões para Estudos Futuros

Os questionamentos e alternativas que surgiram durante a pesquisa oferecem diversas possibilidades para a continuação deste trabalho no processo de fresamento:

- Investigar o processo de fresamento com ferramenta de faceamento, deste modo, analisar a existência de possíveis alterações na modelagem e otimização das respostas obtidas por esse experimento;
- Investigar o processo de fresamento por análise de Componentes Principais com o intuito de simplificar o processo de otimização;

- Investigar a aplicação do método NBI-PRP em outros processos de usinagem, como também em outros processos de manufatura.
- Investigar a aplicação do método NBI-PRP no processo de fresamento de alumínio.

## 9. 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.
- ABNT NBR 6405 (1988) e NBR 8404 (1984).
- AGHAEI, J.; AKBARI, M. A., ROOSTA, A.; BAHARVANDI, A. Multiobjective generation expansion planning considering power system adequacy. *Electrical Power Systems Research*, v.102, 8-19, 2013.
- AGOSTINHO, O. L., RODRIGUES. A. C. S., LIRANI, J. Tolerâncias, Ajustes, Desvios e Análise de Dimensões. Editora Edgard Blucher. S Paulo, 2004.
- AHMADI, A.; KAYMANESH, A.; SIANO, P.; JANGHORBANI, M.; NEZHAD, A. E.; SARNO, D. 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.
- AHMADI, A.; MOGHIMI, H.; NEZHAD, A. E.; AGELIDIS, V. G.; SHARAF, A. M. Multi-objective economic emission dispatch considering combined heat and power by normal boundary intersection method. *Electric Power Systems Research*, v. 129, p. 32-43, 2015.
- AMERICAN NATIONAL STANDARD INSTITUTE, ANSI B 46.1. Surface Texture 1995.
- ARDAKANI, M. K.; NOOROSSANA R. A. New Optimization Criterion for Robust Parameter Design - The Case of Target is Best. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, v. 38, pp. 851-859, 2008.
- ARENALES, M. Pesquisa operacional. Rio de Janeiro: Elsevier, 2007.
- ASILAHIJANI, H., STEINER, S. H., & MACKAY, R. J. Reducing variation in an existing process with robust parameter design. *Quality Engineering*, v. 22, p. 30-45, 2010.
- BALASUBRAMANIAN, V.; LAKSHMINARAYANAN, A. K. Comparison of RSM with ANN in predicting tensile strength of friction stir welded AA7039 aluminium alloy joints. *Transactions of Non ferrous Metals Society of China*, v. 19, n. 1, p. 9-18, 2009.
- BASAVARAJAPPA, S., CHANDRAMOHAN, G., PRABU, M., MUKUND, K., ASHWIN, M. Drilling of hybrid Metal Matrix Composites - Workpiece surface integrity. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, p. 92-96, 2007.
- BERTRAND, J. W. M.; FRANSOO, J. C. Modelling and simulation: operations management research methodologies using quantitative modeling. *International Journal of Operations & Production Management*, v. 22, n.2, p. 241-264, 2002.
- BOOTHROYD, G., KNIHT, W.A. "Fundamentals of Machining and Machine Tools". Nova Iorque. CRC Press. ISBN 1-57444-659-2, 2006.

BOX, G. E. P., & JONES, S. Designing products that are robust to the environment. *Total Quality Management*, v. 3, p. 265–282, 1992.

BOX, G. E. P., BISGAARD, S., & FUNG, C. An explanation and critique of Taguchi's contributions to quality engineering. *International Journal of Quality and Reliability Management*, v. 4, p. 123–131, 1988.

BOX, G. E. P., DRAPER, N. R. *Empirical Model-Building and Response Surfaces*. John Wiley e Sons, 1ª ed., 650 p, 1987.

BOX, G. Signal-to-noise ratios, performance criteria, and transformations. *Technometrics*, v. 30, p. 1-40, 1988.

BRITO, T. G.; FERREIRA, J. R.; PAIVA, A. P.; LEME, R. C; TEIXEIRA FILHO, F;. Estudo da influência da quantidade de fluido de corte no fresamento de topo do aço ABNT 1045. VII Congresso Nacional de Engenharia Mecânica, São Luis Maranhão 2012.

BRITO, T. G.; PAIVA, A. P.; FERREIRA, J. R.; GOMES, J. H. F.; BALESTRASSI, P.P. A normal boundary intersection approach to multiresponse robust optimization of the surface roughness in end milling process with combined arrays. *Precision Engineering*, v. 38, p. 628-638, 2014.

BRITO, T. G.; PAIVA, A. P.; FERREIRA, J. R.; PAULA, T. I.; DALOSTO, D. N.; BALESTRASSI, P.P. Optimization of AISI 1045 end milling using robust parameter design. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2015.

BUSACCA, G. P., MARSEGUERRA, M. e ZIO, E. Multi-objective optimization by genetic algorithms: application to safety systems. *Reliability Engineering & System Safety*, v. 72, n. 1, p. 59-74, 2001.

CALDERANI FILHO, J. Estudo e Monitoramento do Processo de Fresamento Frontal com Fresas de Insertos Intercambiáveis, 168 p. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica), UNICAMP, Campinas, 1998.

CAMUSCU, E.; ASLAN, A. Comparative study on cutting tool performance in end milling of AISI D3 tool steel”, *Journal of Materials Processing Technology*, v. 170, 121–126, 2005.

CHEVIER, P., TIDU, A., BOLLE, B., CEZARD, P., TINNES, J. P. Investigation of surface integrity in high speed end milling of a low alloyed steel. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, v. 43, pp. 1135-1142 2003.

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

CHO, B. R. Optimization issues in quality engineering. Ph.D. thesis. School of Industrial Engineering, University of Oklahoma, 1994.

CHO, B. R., PARK, C. Robust design modeling and optimization with unbalanced data. *Computers & Industrial Engineering*, v. 48, pp. 173-180, 2005.

- CHO, B. R., PARK, C. Robust design modeling and optimization with unbalanced data. *Computers & Industrial Engineering*, v. 48, p. 173-180, 2005.
- CHO, B. R.; GOVINDALURI, S. M. Robust design modeling with correlated quality characteristics using a multicriteria decision framework. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 32, n. 5-6, p. 423-433, 2007.
- COPELAND, K. A.; NELSON, P. R. Dual response optimization via direct function minimization. *Journal of Quality Technology*, v.28, p.331-336, 1996.
- COSTA, N. R. P. Simultaneous optimization of mean and standard deviation. *Quality Engineering*, v. 22, p. 140-149, 2010.
- CRESWELL, J. W.; PLANO CLARK, V. L. *Designing and conducting mixed methods research*. Sage Publications, California, 2007.
- DEL CASTILLO, E., & MONTGOMERY, D. C. A nonlinear programming solution to the dual response problem. *Journal of Quality Technology*, v. 5, p. 199–204, 1993.
- DEL CASTILLO, E., FAN, S. K., SEMPLE, J. Optimization of dual response systems: a comprehensive procedure for degenerate and nondegenerate problems. *European Journal of Operational Research*, 112, 174-186, 1999.
- DIN 4766. Surface roughness associated with types of part 2 manufacturing method; attainable arithmetical mean value  $R_a$  according to DIN 4768 Part 1. 1981.
- DING, R., LIN, D. K. J., WEI, D. Dual-response Surface Optimization: A weighted MSE Approach. *Quality Engineering*, v. 16, p. 377-385, 2004.
- DINIZ, A. E., CALDEIRANI FILHO, J. Influence of the relative positions of tool and workpiece on tool life, tool wear and surface finish in the face milling process, *Wear*, v. 232, pp. 67-75. 1999.
- DINIZ, A. E., MARCONDES, F. C., COPPINI, N. L. *Tecnologia da usinagem dos materiais*. 6ª ed. São Paulo: Artliber Editora, p. 262, 2014.
- ERSOY, A.; ATICI, U. Performance characteristics of circular diamond saws in cutting of different type of rocks. *Diamond and Related Materials*, v. 13, n.1, p. 22-37, 2004.
- FERRARESI, D. *Fundamentos da usinagem dos metais*. Ed. Edgard Blücher 1970.
- G, CAMPATELLIET.; A.; SCIPPA. Prediction of milling cutting force coefficients for Aluminum 6082-T4. *Procedia CIRP* 1, p. 563 – 568, 2012.
- 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(1), p. 197-205, 2013.
- GINSBURG, H., & BEN-GAL, I. Designing experiments for robust optimization problems: The Vs-optimality criterion. *IIE Transactions*, v. 38, p. 445-461, 2006.

GOETHALS, P. J.; ARAGON, L.; CHO, B. R. Experimental investigations of estimated response surface functions with different variability measures. *International Journal of Experimental Design and Process Optimisation*, v. 1, p. 123-163, 2009.

GOVINDALURI, S. M.; CHO, B. R. Robust design modeling with correlated quality characteristics using a multicriteria decision framework. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 32, n. 5-6, p. 423-433, 2007.

GREGORY, L. B.; CHO, B. R. Comparative studies on the high-variability embedded robust parameter design from the perspective of estimators. *Computers & Industrial Engineering*, v. 64, p. 442–452, 2013.

HIOKI, D. Influência dos parâmetros de corte do fresamento HSM sobre o desempenho tribológico do aço AISI H13 endurecido. 2006. 233 p. Tese de Doutorado. USP, São Paulo, SP. 2006.

HONGGANG, A.; GREEN, D. E.; JOHRENDT, J. Multi-objective optimization and sensitivity analysis of tube hydroforming. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v.50, p. 67-84, 2010.

I. DAS and J.E. DENNIS “Normal-Boundary Intersection: A New Method for Generating the Pareto Surface in Nonlinear Multicriteria Optimization Problems”, *SIAM Journal on Optimization*, vol. 8, no. 3, pp.631-657, 1998.

IZADBAKHS, M., GANDOMKAR, M., REZVANI, A., AHMADI, A. Short-term resource scheduling of a renewable energy based micro grid. *Renewable Energy*, v. 75, p. 598-606, 2015.

JEONG, I.-J., KIM, K.-J., & CHANG, S. T. Optimal weighting of bias and variance in dual response surface optimization. *Journal of Quality Technology*, v. 37, p. 236-247, 2005.

JIA, Z.; IERAPETRITOU, M. G. Generate Pareto optimal solutions of scheduling problems using normal boundary intersection technique. *Computers and Chemical Engineering*, v. 31, n. 4, p. 268–280, 2007.

JIHONG YANG, LIN LI. Multi-objective optimization of milling parameters e the trade-offs between energy, production rate and cutting quality. *Journal of Cleaner Production*, n. 52, p. 462-471, 2013.

KAZEMZADEH, R. B., BASHIRI, M., ATKINSON A. C., NOOROSSANA, R. A general framework for multiresponse optimization problems based on goal programming. *European Journal of Operational Research*, v. 189, p. 421-429, 2008.

KIM, I. Y; WECK, O. L. Adaptive weighted-sum method for bi-objective optimization: Pareto front generation. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, v. 29 (2), p. 149-158, 2004.

KIM, K.-J., & LIN, D. (). Optimization of multiple responses considering both location and dispersion effects. *European Journal of Operational Research*, 169, 133–145, 2006.

- KIM, Y. J., & CHO, B. R. Development of priority-based robust design. *Quality Engineering*, 14, 355–363, 2002.
- KING, R. I; HAHN, R. S. Principles of grinding. In: *Handbook of modern grinding technology*. EUA: Ghapman and Hall, p. 30-71, 1986.
- KökSOY, O. Multiresponse robust design Mean square error (MSE) criterion. *Applied Mathematics and Computation*, 175, 1716-1729, 2006.
- KOKSOY, O., & YALCINOZ, T. Robust design using pareto-type optimization: A genetic algorithm with arithmetic crossover. *Computers & Industrial Engineering*, v. 55, p. 208-218, 2008.
- KökSOY, O.; DOGANAKSOY, N. Joint optimization of mean and standard deviation using response surface methods. *Journal of Quality Technology*, 35(3), 239–252, 2003.
- KORKUT, I., DONERTAS, M. A. The influence of feed rate and cutting speed on the cutting forces, surface roughness and tool-chip contact length during face milling *Materials & Design*, v. 28, p. 308-312, 2007.
- KOVACH, J., CHO, B. R. A. D-optimal design approach to constrained multiresponse robust design with prioritized mean and variance considerations. *Computers & Industrial Engineering*, v. 57, p. 237-245, 2009.
- KUMAR N. SURESH REDDY, P. VENKATESWARA RAO. Experimental investigation to study the effect of solid lubricants on cutting forces and surface quality in end milling. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, v. 46, p. 189-198, 2006.
- KUMAR N. SURESH REDDY; RAO P. VENKATESWARA. Selection of optimum tool geometry and cutting conditions using a surface roughness prediction model for end milling. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 26, p. 1202-1210, 2005.
- LEE, S. B., PARK, C., & CHO, B. R. Development of a highly efficient and resistant robust design. *International Journal of Production Research*, v. 45, p. 157-167, 2007.
- LIN, D. K. J., & Tu, W. (). Dual response surface optimization: A fuzzy modeling approach. *Journal of Quality Technology*, 27, 34–39, 1995.
- LIU, S.; TANG, J.; SONG, J. Order-planning model and algorithm for manufacturing steel sheets. *International Journal of Production Economics*, v. 100, 30–43, 2006.
- LOGIST, F., Van ERDEGHEM, P. M. M.; Van IMPE, J. F. Efficient deterministic multiple objective optimal control of (bio) chemical processes. *Chemical Engineering Science*, v. 64, p. 2527-2538, 2009.
- Longbottom, J. M. e LANHAM, J. D. Cutting Temperature Measurement While Machining a Review. *Aircraft Engineering and Aerospace Technology: An International Journal Emerald*, v. 77/2. p. 122-130. Group Publishing Limited, 9 p, 2005. Ltda., 12ª reimpressão, São Paulo, Brasil, 2006.

MACHADO, A. R., COELHO, R.T., ABRÃO, A.M.; DA SILVA, M.B. Teoria da Usinagem dos Materiais. Ed. Edgard Blücher, São Paulo, p. 384, 2009.

MARCELINO, A. P., DOMINGOS, D. C., CAMPOS, D. V. V., SCHROETER, R. B. Medição e Simulação dos Esforços de Usinagem no Fresamento de Topo Reto de Ligas de Alumínio Tratável Termicamente 6061. IX CREEM, Rio de Janeiro, Paper CRE04-PF25, 2004.

MARTINS, R. A. Princípios da pesquisa científica. In: MIGUEL, P. A. C. (org.) Metodologia de Pesquisa em Engenharia de Produção e Gestão de Operações. Rio de Janeiro: p. 5-29 2010.

MATSURRA, S., SUZUKI, H., IIDA, T., HIROTAKA, K., & HATSUO, M. Robust parameter design using a supersaturated design for a response surface model. Quality and Reliability Engineering International, v. 27, p. 541–554, 2011.

MELO, A. C. A.; MACHADO, A. R.; Estudo da variação da temperatura de corte no fresamento frontal. In: congresso brasileiro de engenharia de fabricação Uberlândia: UFU, 2003.

MESSAC, A.; ISMAIL-YAHAYA, A.; MATTSON, C. A. The Normalized Normal Constraint Method for Generating the Pareto Frontier. Structural and Multidisciplinary Optimization, v. 25(2), p. 86-98, 2003.

METALS HANDBOOK. MACHINNING. Estados Unidos; ASM Internacinal, v. 16, p. 9499, 1989.

MONTGOMERY, D. C. Design and Analysis of Experiments. 6ª ed. Nova York: John Wiley & Sons, p. 643, 2005.

MONTGOMERY, D. C. Design and Analysis of Experiments. 7 ed. New York: John Wiley & Sons, p. 665, 2009.

MONTGOMERY, D. C. Design and Analysis of Experiments. John Wiley & Sons, 1997.

MORABITO, R.; PUREZA, V. Modelagem e Simulação. In: MIGUEL, P. A. C. (org.) Metodologia de Pesquisa em Engenharia de Produção e Gestão de Operações. Rio de Janeiro: Elsevier, p. 73-123, 2010.

MUHLBAUER, A., SPICHTINGER, P., & LOHMANN, U. Application and comparison of robust linear regression methods for trend estimation. Journal of Applied Meteorology and Climatology, v. 48, p. 1961-1970, 2009.

MYERS, R. H. e MONTGOMERY, D. C. Response Surface Methodology: process and product optimization using designed experiments. 2ª ed. Nova York: John Wiley & Sons, p. 798, 2002.

MYERS, R. H.; KHURI, A. I.; VINING, G. Response surface alternatives to the Taguchi robust parameter design approach. The American Statistician, v. 46, p.131–139, 1992.

MYERS, W. R., BRENNEMAN, W. A., & MYERS, R. H. A dual-response approach to robust parameter design for a generalized linear model. *Journal of Quality Technology*, v. 37, p. 130-138, 2005.

NAIR, V. N. Taguchi's parameter design: A panel discussion. *Technometrics*, v. 34, p. 127-161, 1992.

NBR ISO 4287. Especificações Geométricas do Produto (GPS), Rugosidade: Método do perfil- termos, definições e parâmetros da rugosidade. ABNT- Associação Brasileira de Normas Técnicas, Rio de Janeiro. 2002.

NILO JÚNIOR, L. P. Otimização de um processo de solda MIG/MAG para aplicação na indústria automobilística através da utilização da técnica do projeto e análise de experimentos. 2003. 111 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Instituto de Engenharia de Produção e Gestão, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá. 2003.

OLIVEIRA C. J. Avaliação da Influência de Sistemas de Filtragem Aplicados a Topografia de Superfície em Usinagens. 2004. Dissertação de Mestrado. PUC Minas, 2004.

OLIVEIRA, J. M. Caracterização da Integridade de Superfícies Usinadas para Produção de Moldes e Matrizes. 110 p. Dissertação de Mestrado. UCS, Caxias do Sul, RS, 2006.

OUEBBOUR, F. Z.; HABBAL, A., ELLAIA, R., ZHAO, Z. Multicriteria shape design of a sheet counter in stamping. *Journal of Computational Design and Engineering*, v., p. 187-193, 2014.

PAIVA, A. P. Metodologia de Superfície de Resposta Multivariada – Uma proposta de otimização para processos de manufatura com múltiplas respostas correlacionadas. 279 p. Tese de Doutorado – UNIFEI – Universidade Federal de Itajubá, 2006.

PAIVA, A. P.; CAMPOS, P. H.; FERREIRA, J. R.; LOPES, L. G. D.; PAIVA, E. J. e BALESTRASSI, P. P. A multivariate robust parameter design approach for optimization of AISI 52100 hardened steel turning with wiper mixed ceramic tool. *International Journal of Refractory Metals and Hard Materials*, v. 30, n. 1, p. 152-163, 2012.

PAIVA, A. P.; GOMES, J. H. F.; PERUCHI, R. S.; LEME, R. C.; BALESTRASSI, P. P. A multivariate robust parameter optimization approach based on Principal Component Analysis with combined arrays. *Computers & Industrial Engineering*, v. 74, p. 186-198, 2014.

PAIVA, A. P.; PAIVA, E. J.; FERREIRA, J. F.; BALESTRASSI, P. P. e COSTA, S. C. 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, E. J. Otimização de processos de manufatura com múltiplas respostas baseada em índices de capacidade. 2008. 118 p. Dissertação de Mestrado em Engenharia de Produção – Instituto de Engenharia de Produção e Gestão, Universidade Federal de Itajubá, Itajubá, 2008.

PAPADIMITRIOU, C.; PAPADIOTI, D. C. Component mode synthesis techniques for finite elemento model updating. *Computers and Structures*, v. 126, p. 15-28, 2013.

- PARK, C., & CHO, B. R. Development of robust design under contaminated and non-normal data. *Quality Engineering*, v. 15, p. 463-469, 2003.
- QUESADA, G. M., CASTILHO, E. D. Dual-response approach to the multivariate robust parameter design problem, *Technometrics*, v. 46, n. 2, p. 176-186, 2004.
- R Development Core Team. R: A language and environment for statistical computing. Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, 2009.
- RAO, P. V., REDDY, N. S. K. Experimental investigation to study the effect of solid lubricants on cutting forces and surface quality in end milling. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, v. 46, pp. 189-198, 2006.
- RAO, S. S. *Engineering optimization: theory and practice*. 4 ed. New Jersey: John Wiley & Sons, 840 p, 2009.
- REDDY, N. SURESH KUMAR; RAO, P. VENKATESWARA. Selection of optimum tool geometry and cutting conditions using a surface roughness prediction model for end milling. *Int J Adv Manuf Technol*, v. 26, p. 1202-1210, 2005.
- RICHETTI, A. R.; MACHADO, MB; DA SILVA, E.; O.; EZUGWU, J.; BONNY. Influence of the number of inserts for tool life evaluation in face milling of steels, *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, v. 44, p. 695-700, 2004.
- ROBINSON, T. J., BORROR, C. M., & MYERS, R. H. Robust parameter design: A review. *Quality and Reliability Engineering International*, v. 20, p. 81-101, 2004.
- RODRIGUES A. R.; COELHO R. T. Influence of the tool edge geometry on specific cutting energy at high-speed cutting. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, Rio de Janeiro, v. 29, n.3, p. 279-283, 2007.
- ROMAN, C. Evenly Distributed Pareto Points in Multi-Objective Optimal Power Flow. *IEEE Transactions on Power Systems*, v. 21(2), 1011-1012, 2006.
- SALMON, S. C. *Fundamentals of grinding. Modern grinding process technology*. EUA: McGraw-Hill, p. 89-101, 1992.
- SANDVIK COROMANT. *Manual Técnico de Usinagem*, Sandviken, Suécia, 2011.
- SCHMITZ, T. L.; SMITH, K. S. *Machining Dynamics: Frequency Response to Improved Productivity*. Nova York: Springer, 2008.
- SHAIBU, A. B., CHO, B. R., KOVACH, J. Development of censored robust design for time-oriented quality characteristics. *Quality and Reliability Engineering International*, v. 25, p. 181-197, 2009.
- SHAIBU, A. B.; CHO, B. R. Another View of Dual Response Surface Modeling and Optimization in Robust Parameter Design. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, p. 631-641, 2009.
- SHAW, M. C. *Metal cutting principles*. New York: Oxford Science Publications, 594 p, 1984.

- SHAW, M.C. Metal cutting principles. 2nd. ed. New York: Oxford University Press, 2005.
- SHIN, S., & CHO, B. R. Studies on a bi-objective robust design optimization problem. IIE Transactions, v. 41, p. 957–968, 2009.
- SHIN, S.; SAMANLIOGLU, F.; CHO, B. R.; WIECEK, M. M. Computing trade-offs in robust design: perspectives of the mean squared error. Computers & Industrial Engineering, v. 60, p. 248-255, 2011.
- SHOEMAKER, A. C.; TSUI, K. L.; WU, C. F. J. Economical experimentation methods for robust design. Technometrics, v. 33, n. 4, 1991.
- SHUKLA, P.K.; DEB, K. On finding multiple Pareto-optimal solutions using classical and evolutionary generating methods. European Journal of Operational Research, v. 181, p. 1630-1652, 2007.
- SIMPSON, J. R., & MONTGOMERY, D. C. A performance-based assessment of robust regression methods. Communication in Statistics – Simulation and Computation, 27, 1031–1049, 1998.
- STEENACKERS, G., & GUILLAUME, P. Bias-specified robust design optimization: A generalized mean squared error approach. Computers & Industrial Engineering, v. 54, p. 259–268, 2008.
- STEMMER, C. E. Ferramentas de corte I. 7ª Ed. 249 p., Ed. Da UFSC, Florianópolis, Brasil, 2007.
- TAGUCHI, G. Introduction to Quality Engineering: Designing Quality into Products and Process. Tokyo, Japan: Asian Productivity Organization, 1986.
- TANG, L. C.; XU, K. A unified approach for dual response surface optimization. Journal of Quality Technology, v. 34, p. 437-447, 2002.
- TELEN, D.; LOSIST, F.; DERLINDEN, E. V.; Van IMPE, J. Optimal experimente design for dynamic bioproesses: a multi-objective approach. Chemical Engineering Science, v. 78, p. 82-97, 2012.
- TIND, J., WIECEK, M. M. Augmented Lagrangian and Tchebycheff approaches in multiple objective programming. Journal of Global Optimization, 14, 251–266, 1999.
- TOH, C. K. Comparision of chip surface temperature between up and down milling orientations in high speed rough milling of hardened steel. Journal of Materials Processing Tecnology, Amsterdam, v. 167, n. 1, p. 110-118, 2005.
- TOMMASI, C.; TRUONG, N. K. V.; SHIN, S. Optimal design robust to a misspecified model. Communications in Statistics – Simulation and Computation, v. 41, p. 1220–1231, 2012.
- TRENT, E. M. WRIGHT, P. K. Metal cutting, 4th ed., Butterworth-Heinemann, London, p. 446, 2000.

- TRUONG, N. K. V., & SHIN, S. Development of a new robust design methodology based on Bayesian perspectives. *International Journal of Quality Engineering and Technology*, v. 3, p. 50–78, 2012.
- TSUI, K. L. An overview of Taguchi method and newly developed statistical methods for robust design. *IIE Transactions*, v. 24, p. 44–57, 1992.
- UTYUZHNIKOV, S. V.; FANTINI, P.; GUENOV, M. D. A method for generating a well-distributed Pareto set in nonlinear multiobjective optimization. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, Vol. 223, p. 820-841, 2009.
- VAHIDINASAD, V.; JADID, S. Normal boundary intersection method for suppliers' strategic bidding in electricity markets: An environmental/economic approach. *Energy Conversion and Management* v. 51, p. 1111-1119, 2010.
- VALERIO, M.; VERCAMMEN, D.; IMPE, J. V.; LOGIST, F. Interactive NBI and (E)NNC methods for the progressive exploration of the criteria space in multi-objective optimization and optimal control. *Computers and Chemical Engineering*, v. 82, p. 186-201, 2015.
- VINING, G. G. A compromise approach to multiresponse optimization. *Journal of Quality Technology*, v. 30, n. 4, p. 309-313, 1998.
- VINING, G. G., & MYERS, R. H. Combining Taguchi and response surface philosophies: A dual response approach. *Journal of Quality Technology*, v. 22, p. 38–45, 1990.
- WEINS, D. P., & WU, E. K. H. A comparative study of robust designs for M-estimated regression models. *Computational Statistics & Data Analysis*, v. 54, p. 1683–1695, 2010.
- WELCH, W. J., YU, T. K., KANG, S. M., SACKS, J. Computer Experiments for Quality Control by Parameter Design, *Journal of Quality Technology*, v. 22, p. 15-22, 1990.
- WHITEHOUSE, D. J. *Surfaces and their Measurement*. London, Hermes Penton Science, p. 395, 2000.
- WIBOWO, A.; DESA, M.I. Kernel based regression and genetic algorithms for estimating cutting conditions of surface roughness in end milling machining process, *Expert Systems with Applications*, 2012.
- WU, C. F. J., HAMADA, M. *Experiments: Planning, Analysis, and Parameter Design Optimization*, Wiley e Sons Inc., New York, 2000.
- WU, C. F. J., ZHU, Y. Optimal Selection of Single Arrays for Parameter Design Experiments, *Statistica Sinica*, v.13, p. 1179-1199, 2003.
- ZHANG, Q.; LIOU, J. J.; McMACKEN, J. T.; LAYMAN, P. Development of Robust Interconnect Model Based on Design of Experiments and Multiobjective Optimization. *IEEE Transactions on Electron Devices*, v. 48(9), 1885, 2001.


## ANEXOS

## Livro Publicado



## Artigos publicados em periódicos


Precision Engineering 38 (2014) 628–638



Contents lists available at [ScienceDirect](#)

**Precision Engineering**

journal homepage: [www.elsevier.com/locate/precision](http://www.elsevier.com/locate/precision)




---

**A normal boundary intersection approach to multiresponse robust optimization of the surface roughness in end milling process with combined arrays**

T.G. Brito, A.P. Paiva, J.R. Ferreira, J.H.F. Gomes, P.P. Balestrassi<sup>\*</sup>

*Institute of Industrial Engineering, Federal University of Itajubá, 37500-903 Itajubá, Minas Gerais, Brazil*



---

**ARTICLE INFO**

*Article history:*  
 Received 15 April 2013  
 Received in revised form 11 January 2014  
 Accepted 22 February 2014  
 Available online 6 March 2014

*Keywords:*  
 Multiple objective programming  
 Robust parameter design (RPD)  
 Normal boundary intersection (NBI)  
 End milling process  
 Surface roughness

**ABSTRACT**

Robust parameter design (RPD) has recently been applied in modern industries in a large deal of processes. This technique is occasionally employed as a multiobjective optimization approach using weighted sums as a trade-off strategy; in such cases, however, a considerable number of gaps have arisen. In this paper, the use of normal boundary intersection (NBI) method coupled with mean-squared error (MSE) functions is proposed. This approach is capable of generating equispaced Pareto frontiers for a bi-objective robust design model, independent of the relative scales of the objective functions. To verify the adequacy of this proposal, a central composite design (CCD) is developed with combined arrays for the AISI 1045 steel end milling process. In this case study, a CCD with three noise factors and four control factors are used to create the mean and variance equations for MSE of two quality characteristics. The numerical results indicate the NBI-MSE approach is capable of generating a convex and equispaced Pareto frontier to MSE functions of surface roughness, thus nullifying the drawbacks of weighted sums. Moreover, the results show that the achieved optimum lessens the sensitivity of the end milling process to the variability transmitted by the noise factors.

© 2014 Elsevier Inc. All rights reserved.

Int J Adv Manuf Technol  
 DOI 10.1007/s00170-015-7764-0



## ORIGINAL ARTICLE

## Optimization of AISI 1045 end milling using robust parameter design

T. G. Brito<sup>1</sup> · A. P. Paiva<sup>1</sup> · T. L. Paula<sup>1</sup> · D. N. Dalosto<sup>1</sup> · J. R. Ferreira<sup>1</sup> · P. P. Balestrassi<sup>1</sup>

Received: 10 March 2015 / Accepted: 27 August 2015  
 © Springer-Verlag London 2015

**Abstract** AISI 1045 steel end milling, which enables manufacturers to machine parts with low-cost tools, has been gaining prominence in the industry. To ensure the quality of the final products though, it is important to properly adjust the process parameters so as to avoid premature tool wear while providing good levels of productivity along with zero defects. This study aims to optimize the end milling of AISI 1045 steel, using carbide inserts coated with titanium nitride

the adequacy of this proposal; a minimal surface roughness is achieved with the smallest possible influence from tool wear, cutting fluid concentration, and flow rate.

**Keywords** End milling · Robust parameter design (RPD) · Response surface methodology (RSM) · Mean square error (MSE) · Optimization