

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

**OTIMIZAÇÃO ROBUSTA DO TORNEAMENTO DO**  
**AÇO ABNT 52100 ENDURECIDO**

**Luiz Gustavo Paes de Souza**

**Itajubá, Dezembro de 2018**

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

Luiz Gustavo Paes de Souza

**OTIMIZAÇÃO ROBUSTA DO TORNEAMENTO DO**  
**AÇO ABNT 52100 ENDURECIDO**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção como requisito à obtenção do título de **Mestre em Ciências em Engenharia de Produção**.

**Área de concentração:** Engenharia de Produção

**Orientadores:**

Prof. João Roberto Ferreira, Dr. (Universidade Federal de Itajubá- Brasil)

Prof. Anderson Paulo de Paiva, Dr. (Universidade Federal de Itajubá- Brasil)

**Dezembro de 2018**

**Itajubá**

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

Luiz Gustavo Paes de Souza

**OTIMIZAÇÃO ROBUSTA DO TORNEAMENTO DO**  
**AÇO ABNT 52100 ENDURECIDO**

Dissertação aprovada por banca examinadora em 3 de Dezembro de 2018, conferindo ao autor o título de **Mestre em Ciências em Engenharia de Produção.**

**Banca Examinadora:**

Prof. Dr. João Roberto Ferreira (Orientador)  
Prof. Dr. Anderson Paulo de Paiva (Co-Orientador)  
Prof. Dr. Paulo Henrique da Silva Campos (UNIFEI)  
Prof. Dr. Marcos Valério Ribeiro (UNESP-FEG)

**Dezembro de 2018**

**Itajubá**

## AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Deus, que sempre me fortalece para o alcance dos meus objetivos.

A minha mãe, Mônica, pela dedicação incondicional ao longo de minha vida e que me proporcionou poder estudar.

Ao meu orientador, Prof. João Roberto Ferreira, e ao meu co-orientador, Prof. Anderson Paulo de Paiva, sinceros agradecimentos pela orientação deste trabalho, pela dedicação, incentivo, confiança e principalmente pela paciência e compreensão.

Aos amigos e colegas de pós-graduação, em especial a Vanessa Flavianne Santana Rodrigues e Lucas Guedes de Oliveira, pela amizade, apoio, incentivo e companheirismo.

Ao Prof. Paulo Henrique da Silva Campos, pela amizade, pelo apoio, por me incentivar a ingressar na pós-graduação e pela disponibilidade em participar da banca como examinador interno.

Ao Prof. Gilbert Silva e ao Eng. José Edmilson Martins Gomes, pelo fornecimento dos corpos de prova.

Ao amigo Étory Madrilles Arruda, pela ajuda na condução dos experimentos.

Aos técnicos dos laboratórios da UNIFEI utilizados para a realização deste trabalho, José Veríssimo Ribeiro de Toledo, Wlamir Leandro de oliveira Giffoni e Jonas Mendes.

Ao Prof. Marcos Valério Ribeiro, pela disponibilidade em participar da banca como examinador externo.

À CAPES pelo apoio financeiro. O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

## EPÍGRAFE

*“Há esperanças que é loucura ter.*

*Pois eu digo-te que se não fossem essas já eu teria desistido da vida.”*

José Saramago.

## RESUMO

Grande parte das estratégias utilizadas para modelar e otimizar a rugosidade em processo de usinagem negligencia os efeitos do desgaste da ferramenta, conduzindo a configurações otimizadas inadequadas. O desgaste se comporta como uma variável incontrollável do processo (ruído) e induz uma variabilidade indesejável no valor médio da rugosidade. Para que o processo de torneamento duro seja aceito e utilizado pela indústria como uma alternativa à retificação cilíndrica, ele deve ser robusto e preciso em seu desempenho. Neste sentido, este trabalho explora uma abordagem híbrida multi-objetivo na otimização do processo de torneamento do aço ABNT 52100 endurecido, em que emprega-se o Projeto de Parâmetro Robusto Multiobjetivo, aliado a Metodologia de Superfície de Resposta, Análise de Componentes Principais, Erro Quadrático Médio Multivariado (EQMM) e o Método da Interseção Normal à Fronteira (NBI). O objetivo desta abordagem é determinar os parâmetros de corte ( $V_c$ ,  $f$  e  $a_p$ ) capazes de minimizar a distância entre um valor real da rugosidade ( $R_a$  e  $R_t$ ) e um valor desejado (alvo), enquanto mantém a variância causada pela variável de ruído (desgaste de flanco) o mais baixo possível. Através da estratégia de otimização adotada, foi possível encontrar configurações ótimas para os parâmetros de corte que promovem rugosidades comparáveis a retificação e com baixa variabilidade. A otimização propôs um *setup* com  $V_c = 151,9$  m/min,  $f = 0,077$  mm/rev e  $a_p = 0,208$  mm. Nesta configuração, os valores médios para  $R_a$  e  $R_t$  são  $0,255$   $\mu$ m e  $1,725$   $\mu$ m, respectivamente, e o desvio padrão de  $R_a$  e  $R_t$  é  $0,045$   $\mu$ m e  $0,095$   $\mu$ m, respectivamente. Experimentos de confirmação foram realizados, os quais validaram a eficiência da metodologia adotada.

Palavras chave: Torneamento Duro, Rugosidade, Desgaste de Flanco, Otimização robusta multi-objetivo, Interseção Normal à Fronteira.

## ABSTRACT

Most of the strategies used to model and optimize roughness in the machining process neglect the effects of tool wear, leading to inadequate optimum setups. The wear of the tool behaves as an uncontrollable variable of the process (noise) and induces an undesirable variability in the average value of the roughness. In order for the hard turning process to be accepted and used by the industry as an alternative to grinding, it must be robust and accurate in its performance. In this sense, this work explores a multi-objective hybrid approach in optimizing the turning process of hardened steel AISI 52100, using Multivariate Robust Parameter Design (MRPD), associate with Response Surface Methodology, Principal Component Analysis, Multivariate Mean Square Error (MMSE) and Normal Boundary Intersection (NBI). The objective of this approach is to determine the cutting parameters ( $V_c$ ,  $f$  e  $a_p$ ) capable of minimizing the distance between the real value of the roughness ( $R_a$  and  $R_t$ ) and a desired value (target), while maintaining the variance caused by the noise variable (flank wear) as low as possible. Through the optimization adopted, it was possible to find optimum setups that promote roughness comparable to grinding and with low variability. The optimization proposed a setup with  $V_c = 151,9$  m/min,  $f=0,077$  mm/rev e  $a_p=0,208$  mm. In this setup, the mean values for  $R_a$  and  $R_t$  are  $0,255$   $\mu\text{m}$  and  $1,725$   $\mu\text{m}$ , respectively, and the standard deviation of  $R_a$  and  $R_t$  are  $0,045$   $\mu\text{m}$  and  $0,095$   $\mu\text{m}$ , respectively. Confirmation runs were carried out, which validated the efficiency of the optimization strategy adopted.

Key words: Hard Turning, Surface Roughness, Flank Wear, Multi-objective Robust Optimization, Normal boundary intersection.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Textura superficial produzida pelo (a) torneamento e (b) retificação.....	8
Figura 2.2 – Torneamento.....	9
Figura 2.3 – Variação da rugosidade com o tempo de corte para $V_c = 300\text{m/min}$ , $f = 0,05$ mm/rev e $a_p = 0,50$ mm.....	11
Figura 2.4 – Efeito da velocidade de corte e taxa de avanço na rugosidade superficial em profundidade média de corte ( $a_p = 0,25$ mm).....	12
Figura 2.5 – Efeito do tempo de corte no desgaste da ferramenta para $V_c = 150$ m/min, $f = 0,08$ mm/rev e $a_p = 0,20$ mm.....	12
Figura 2.6 – Tipos de desgastes da ferramenta de corte.....	14
Figura 2.7 – Desgaste de Flanco em uma ferramenta cerâmica (CC6050) .....	14
Figura 2.8 – Desgaste de cratera.....	15
Figura 2.9 – Desgaste de entalhe.....	15
Figura 2.10 – Parâmetros de medição de desgaste na ferramenta (ISO 3685:1993).....	19
Figura 2.11 – Principais componentes que constituem a textura superficial.....	20
Figura 2.12 – Definição de sistema de linha média (Sistema M).....	21
Figura 2.13 – Representação da obtenção de $R_a$ .....	21
Figura 2.14 – Representação da rugosidade total ( $R_t$ ).....	22
Figura 2.15 – Efeitos combinados de rugosidade, ondulação e forma.....	22
Figura 2.16 – Efeitos de diferentes comprimentos de amostragem.....	23
Figura 2.17 – Influencia do avanço sobre a rugosidade superficial.....	24
Figura 2.18 – Operação de Torneamento.....	26
Figura 2.19 – Evolução da rugosidade ( $V_c=100\text{m/min}$ , $f=0,20\text{mm/rev}$ ).....	28
Figura 2.20 – Evolução do desgaste da ferramenta.....	29
Figura 2.21 – Evolução da rugosidade com o desgaste da ferramenta.....	29
Figura 2.22 – Achatamento da ponta da ferramenta devido ao desgaste de flanco.....	30
Figura 2.23 – Efeito Da retração da aresta de corte sobre a rugosidade.....	30
Figura 2.24 – Controle do Processo x Interação com Ruído.....	33
Figura 2.25 – Superfícies de resposta: (a) modelo linear; (b) modelo com curvatura.....	35
Figura 2.26 – Resíduos gerado através de modelo linear.....	36
Figura 2.27 – Arranjo Composto Central para (a) dois e (b) três fatores.....	38
Figura 2.28 – Fronteira de Pareto bi-objetivo.....	40
Figura 3.1 – Redução da dimensionalidade das respostas.....	50



Figura 3.2 – Medição do desgaste da ferramenta.....	53
Figura 3.3 – Parâmetros de medição de desgaste na ferramenta (ISO 3685:1993).....	53
Figura 3.4 – Torno CNC NARDINI (LAM/UNIFEI).....	54
Figura 3.5 – Corpo de prova de aço ABNT 52100 endurecido.....	55
Figura 3.6 – Dimensões dos corpos de prova ensaiados.....	55
Figura 3.7 – Inseto de cerâmica mista classe Sandvik Coromant CC6050.....	56
Figura 3.8 – Montagem do Microscópio Olympus.....	56
Figura 3.9 – (a) Rugosímetro portátil Mitutoyo modelo SurfTest SJ-201P e (b) montagem do rugosímetro para realização das medições.....	57
Figura 4.1 – Gráficos dos efeitos principais sobre a média de Ra.....	60
Figura 4.2 – Gráficos dos efeitos principais sobre a média de Rt.....	61
Figura 4.3 – Gráfico das interações $f \times VB$ e $ap \times VB$ para Ra.....	62
Figura 4.4 – Gráfico da interação $f \times VB$ para Rt.....	62
Figura 4.5 – Gráficos de contorno para (a) Ra e (b) Var(Ra) ( $ap= 0,20mm$ ).....	67
Figura 4.6 – Gráficos de contorno para (a) Rt e (b) Var(Rt) ( $ap= 0,20mm$ ).....	67
Figura 4.7 – Gráficos de contorno para (a) PC1 e (b) Var(PC1) ( $ap= 0,20mm$ ).....	67
Figura 4.8 – Gráficos de contorno para (a) Ra e (b) Var(Ra) ( $Vc=137m/min$ ).....	68
Figura 4.9 – Gráficos de contorno para (a) Rt e (b) Var(Rt) ( $Vc=137m/min$ ).....	68
Figura 4.10 – Gráficos de contorno para (a) PC1 e (b) Var(PC1) ( $Vc=137m/min$ ).....	68
Figura 4.11 – Fronteira de Pareto.....	73
Figura 4.12 – Espaço experimental para a otimização.....	75
Figura 4.13 – Fronteira de Pareto.....	76
Figura 4.14 – Espaço experimental para a otimização.....	77
Figura 4.15 – Previsão para a resposta Ra.....	78
Figura 4.16 – Previsão para a resposta Rt.....	79
Figura 4.17 – Curvas de poder de teste para Ra.....	81
Figura 4.18 – Poder de teste para Rt.....	81
Figura 4.19 – Testes de hipóteses para média dos ensaios de confirmação em relação aos valores otimizados (a) Ra e (b) Rt.....	82
Figura 4.20 – Simulação de uma carta de controle para Ra.....	84

## LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1 – Matriz experimental com respostas.....	58
Tabela 4.2 – Coeficientes estimados para os modelos quadráticos completos de $R_a$ e $R_t$ .....	59
Tabela 4.3 – Análise dos componentes principais.....	63
Tabela 4.4 – Escores do primeiro componente principal.....	64
Tabela 4.5 – Coeficientes estimados para o modelo quadrático completo de $PCI$ .....	65
Tabela 4.6 – Alvos estabelecidos para $R_a$ e $R_t$ .....	70
Tabela 4.7 – Alvos em termos de componentes principais.....	70
Tabela 4.8 – Tempo de corte.....	71
Tabela 4.9 – Coeficientes estimados para modelo quadrático completo de $T_c$ .....	72
Tabela 4.10 – Resultados da primeira abordagem de otimização pelo método NBI.....	74
Tabela 4.11 – Resultados da segunda abordagem de otimização pelo método NBI.....	77
Tabela 4.12 – Experimentos de confirmação.....	82
Tabela 4.13 – Teste de médias <i>1-sample t</i> .....	82
Tabela 4.14 – Teste One Sample Variance.....	83
Tabela 4.15 – Intervalo de confiança da previsão dos modelos.....	83

## LISTA DE QUADROS

Quadro 1.1 – Resultados obtidos na condição ótima.....	3
Quadro 2.1 – Comprimento da amostragem ( <i>cut-off</i> ) para perfis periódicos.....	23
Quadro 2.2 – Trabalhos relacionados ao torneamento duro utilizando insertos de cerâmica...25	
Quadro 3.1 – Variáveis de controle e níveis de trabalho.....	52
Quadro 3.2 – Níveis da variável de ruído.....	52
Quadro 3.3 – Composição do aço ABNT 52100.....	55

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

- $\zeta_{PC_i}$  - Alvo em termos de componente principal
- $\lambda_{PC_i}$  - Autovalor associado ao componente principal
- $\sigma^2$  - Variância
- ABNT - Associação Brasileira de Normas Técnicas
- ANOVA - Análise de Variância
- $a_p$  - Profundidade de corte
- CBN - Nitreto de boro cúbico policristalino (*Cubic Boron Nitride*)
- CCD - *Central Composite Design* (Arranjo Composto Central)
- CHIM - *Convex Hull of Individual Minima* (Linha Convexa dos Mínimos Individuais)
- CNC - Comando Numérico Computadorizado
- $Cov$  - Covariância
- $e$  - Autovetor
- EQMM - Erro Quadrático Médio Multivariado
- $f$  - Avanço
- $f^N$  - Valor de Nadir
- $f^U$  - Valor de Utopia
- GRG - Gradiente Reduzido Generalizado
- HRC - Rockwell C
- KB - Largura da cratera (KB)
- KF - Distância frontal entre o desgaste de cratera e flanco
- KM - Distância do centro da cratera a aresta de corte
- KT - Profundidade de cratera
- LAM - Laboratório de Automação e Manufatura
- MSR - Metodologia de Superfície de Resposta
- NBI - Normal Boundary Intersection (Interseção Normal à Fronteira)
- OLS - Ordinary Least Squares (Mínimos Quadrados Ordinários)
- PC - Principal Components (Componentes Principais)
- PC<sub>1</sub> - Primeiro Componente Principal
- PCA - *Principal Components Analysis* (Análise de Componentes Principais)
- PCBN - Nitreto de boro cúbico policristalino (*Polycrystalline Cubic Boron Nitride*)
- PC<sub>escore</sub> - Escores de Componente Principal
- $R^2$  - Coeficiente de determinação
- $R^2_{(adj.)}$  - Coeficiente de determinação ajustado
- $R^2_{(prev.)}$  - Coeficiente de determinação para a previsão
- Ra - Rugosidade desvio médio aritmético
- $r_e$  - Raio da ponta da ferramenta
- rev - revolução
- RPD - *Robust Parameter Design* (Projeto de Parâmetro Robusto)

Rt - Rugosidade Total

$t_c$  - Tempo de corte

TiC - Carboneto de titânio

TiN - Nitreto de titânio

Var - Variância

VB - Desgaste de flanco

VB<sub>B</sub> - Desgaste médio de flanco

VB<sub>Bmax</sub> - Desgaste de flanco Máximo

Vc - Velocidade de corte

WLS - *Weighted Least Squares* (Mínimos Quadrados Ponderados)

$\Sigma$  - Matriz de variância-covariância

$\Phi$  - Matriz Payoff

# SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO .....	1
1.1 Contextualização e Justificativa .....	1
1.2 Problemática.....	4
1.3 Objetivos .....	4
1.3 Delimitações.....	5
1.4 Estrutura do Trabalho.....	5
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA .....	7
2.1 Torneamento de aços endurecidos .....	7
2.1.1 Estado da arte do “Hard Turning” .....	7
2.2 Operação de torneamento.....	8
2.3 Ferramentas cerâmicas .....	9
2.4 Deterioração das ferramentas de corte .....	13
2.4.1 Tipos de desgastes.....	13
2.4.2 Mecanismos de desgastes.....	16
2.5 Critérios de fim de vida da ferramenta.....	17
2.6 Acabamento Superficial .....	19
2.6.1 Rugosidade da Peça.....	20
2.6.2 Fatores que afetam a rugosidade no torneamento .....	24
2.7 Projeto de Parâmetros Robusto .....	31
2.8 Arranjo Combinado e Superfície de Resposta Dual.....	32
2.9 Metodologia de Superfície de Resposta.....	35
2.10 Método da Interseção Normal à Fronteira.....	38
2.11 Análise de Componentes Principais .....	41
2.12 Método do Erro Quadrático Médio Multivariado .....	46
3 METODOLOGIA .....	49
3.1 Método da Pesquisa.....	49
3.2 Procedimentos Experimentais .....	51
3.2.1 Definição das variáveis do processo .....	51
3.2.2 Arranjo Experimental.....	53
3.2.3 Máquina, Material, Ferramenta e Instrumentos de Medição.....	54
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO .....	58
4.1 Modelagem das funções objetivos .....	59
4.2 Análise dos efeitos principais dos parâmetros do processo sobre Ra e Rt.....	60
4.3 Análise de correlação e componentes principais.....	63

4.4 Modelagem da média e variância para as respostas ..... 66

4.5 Otimização ..... 69

4.6 Experimentos de Confirmação ..... 80

5 CONCLUSÕES..... 85

5.1 Contribuições do Trabalho ..... 86

5.2 Sugestões para estudos futuros..... 86

6 REFERÊNCIAS ..... 87

# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 Contextualização e Justificativa

As especificações de projeto, como o acabamento superficial de um componente, é o requisito que norteia a uma possível escolha do processo de fabricação. Tradicionalmente, até algum tempo passado, o processo empregado em operações de acabamento em peças de dureza superior a 45 (HRC) era a retificação. Devido aos avanços tecnológicos que conferiram uma maior rigidez às máquinas-ferramenta e proporcionaram o desenvolvimento de materiais para ferramentas de corte de elevada dureza e resistência ao desgaste em altas temperaturas, tornou-se possível a usinagem de materiais endurecidos pelo processo de torneamento (ASTAKHOV e DAVIM, 2011). Segundo Boing *et al.*, (2018), o torneamento de peças endurecidas tem sido amplamente pesquisado e aplicado no ambiente industrial desde a década de 1980, em operações de acabamento ou semi-acabamento em substituição à retificação ou como um processo híbrido associado à retificação. O torneamento duro é um processo capaz de produzir peças com acabamento superficial comparáveis a retificação (GRZESIK, 2018).

O torneamento duro oferece várias vantagens em relação ao processo de retificação, tais como: redução do *lead time*, redução no tempo de setup, aumento de produtividade, redução de custos, maior flexibilidade, consumo reduzido de energia e sem uso de fluidos de corte. Devido a essas vantagens potenciais, o torneamento duro vem sendo amplamente utilizado na indústria como alternativa ao processo de retificação cilíndrica (ZHÃO *et al.*, 2017; ROCHA *et al.*, 2017; KUMAR e PATEL, 2018; KUMAR *et al.*, 2018a;). Porém, essas vantagens são alcançadas através da escolha correta da ferramenta e dos parâmetros de corte (PAIVA *et al.*, 2012a; BOUACHA e TERRAB, 2016; ROCHA *et al.*, 2017b). Nesse sentido, diferentes métodos utilizados para otimizar os parâmetros do processo por meio de procedimentos experimentais e modelos matemáticos aumentaram consideravelmente nos últimos anos visando, de forma geral, aumentar a produtividade e promover a eficiência do processo (PAIVA *et al.*, 2012a; DAS *et al.*, 2015; MEDDOUR *et al.*, 2018).

A rugosidade é uma das características mais investigada no Torneamento Duro, principalmente devido à contínua competição entre torneamento e retificação (GRZESIK e DAVIM, 2008). Na maioria dos casos, a rugosidade é um dos requisitos técnicos do projeto, devido a sua grande influência no desempenho da peça usinada. Sua importância é amplamente reconhecida e tem sido extensivamente empregada para analisar a qualidade da superfície usinada (FEREIRA *et al.*, 2016; KAMARTHI *et al.*, 2016; CUI e GUO, 2018). Nesse sentido, várias pesquisas foram conduzidas nos últimos anos as quais procuram construir modelos matemáticos, obtidos de diferentes maneiras, para a rugosidade (GRZESIK, 2018). Esses modelos são utilizados na otimização, como funções objetivos, na simulação e em algoritmos de predição.

Segundo Paiva *et al.*, (2012a), grande parte das estratégias utilizadas para modelar e posteriormente conduzir a otimização, negligenciam os efeitos das variáveis incontroláveis do processo, denominadas de ruídos. Quando o nível desses ruídos se alteram durante a realização



do processo, é induzida uma variabilidade indesejada nos *outputs* do processo, aumentando o deslocamento da média em relação ao valor alvo desejado (MYERS *et al.*, 2009)

Durante o processo de usinagem, complexos fenômenos físicos, químicos e termomecânicos ocorrem devido à interação da ferramenta e a peça de trabalho, resultando no desgaste e às vezes a quebra da ferramenta. O desgaste modifica a geometria da aresta de corte, resultado da perda gradual do material da ferramenta. Devido à grande influência da geometria de corte sobre a rugosidade, qualquer mudança sua provocará uma mudança no perfil da rugosidade (DENKANA e BIERMANN, 2014; SHAHABI e RATNAM, 2015; BINDER *et al.*, 2017; CUI e GUO, 2018; KUMAR e PATEL, 2018).

O desgaste da ferramenta é um fenômeno inevitável e um dos aspectos mais importantes da usinagem, pois afeta diretamente ou indiretamente as forças de corte, geração de calor, integridade superficial, vida da ferramenta e o custo total de produção (DAS *et al.*, 2015; KUMAR e PATEL, 2018). Segundo Kong *et al.*, (2016) o estado do desgaste da ferramenta é um fator fundamental que afeta diretamente a qualidade da superfície e a precisão dimensional da peça usinada. Durante a vida da ferramenta a geometria da ponta da ferramenta difere em diferentes estágios de desgaste da ferramenta, conseqüentemente a rugosidade assumirá características peculiares em cada estágio (CUI e GUO, 2018). Nesse sentido, pesquisas experimentais foram executadas para analisar o efeito do desgaste sobre a rugosidade. Em alguns estudos, a evolução do desgaste da ferramenta produziu um aumento no valor da rugosidade (GRZESIK, 2008; YALLESE *et al.*, 2009; ELBAH *et al.*, 2013; CHEN *et al.*, 2015; DAS *et al.*, 2015; BENSOUILAH *et al.*, 2016; KUMAR *et al.*, 2018), enquanto em outros a tendência é inversa (LIMA *et al.*, 2005; MORE *et al.*, 2006; SHAHABI e RATNAM, 2009; CUI e GUO, 2018). Embora o desgaste da ferramenta tenha reduzido o valor da rugosidade, essa tendência não é contínua. Com a evolução do desgaste, o mesmo torna-se severo e a ferramenta se deteriora, conseqüentemente o valor da rugosidade aumenta.

Segundo KUMAR *et al.* (2018), nas operações de torneamento de acabamento em peças endurecidas, o usuário final sempre tem uma demanda por um produto com um acabamento superficial de alta qualidade, a qual é adversamente afetada pela evolução do desgaste da ferramenta. Assim, na modelagem, bem como na otimização dos parâmetros do processo para a rugosidade, o desgaste de flanco é um parâmetro fundamental na aplicação bem sucedida do torneamento duro. Segundo Cui e Guo (2018), o desgaste da ferramenta deve ser considerado na otimização do processo de torneamento.

Dada as explicações, constata-se que o desgaste da ferramenta comporta-se como um ruído no processo de usinagem. Negligenciar seus efeitos, poderá tornar o processo de otimização não robusto, ou seja, o ponto de ótimo alcançado pelo processo de otimização poderá ser sensível a variação do desgaste. Porém, para se alcançar um ponto de ótimo robusto, além do desgaste ser considerado, o método de otimização deverá ser adequado. Geralmente, as abordagens de otimização que consideram o efeito do desgaste sobre a rugosidade, procuram modelar a rugosidade e o desgaste de flanco separadamente através das variáveis do processo, tais como a velocidade de corte, taxa de avanço e profundidade de corte. Por considerarem que a evolução do desgaste prejudica o acabamento superficial, a otimização tem por objetivo buscar soluções dentro do espaço experimental que gerem baixos valores para a rugosidade e, concomitantemente, baixos valores para o desgaste de flanco. Através dessa abordagem, o valor

da rugosidade fica limitado a um desgaste mínimo. Conseqüentemente, a vida da ferramenta também fica limitada a esse desgaste mínimo.

Kumar *et al.* (2018), realizaram a otimização do processo de torneamento do aço ABNT D2 endurecido ( $55\pm 1$  HRC), utilizando insertos de metal duro revestido (TiCN-Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>-TiN), por meio da Análise de Relação *Grey-Taguchi*. Rugosidade média ( $R_a$ ), desgaste de flanco e temperatura de corte foram os *outputs* otimizados do processo. No ponto ótimo estimado ( $V_c = 108$  m/min;  $f = 0,04$  mm/rev e  $a_p = 0,1$  mm), os valores para a rugosidade, desgaste e temperatura de corte foram  $0,65\mu\text{m}$ ,  $0,055$  mm e  $171^\circ\text{C}$ , respectivamente. Posteriormente, a vida da ferramenta foi estimada nas condições ótimas de corte, sendo o desgaste de flanco considerado como critério para determinação da vida ( $VB_{\text{max}} = 0,30\text{mm}$ ), conforme o Quadro 1.1.

Quadro 1.1 – Resultados obtidos na condição ótima

Tempo de usinagem (min)	$R_a$ ( $\mu\text{m}$ )	VB (mm)	Temperatura ( $^\circ\text{C}$ )
4	0,644	0,075	259
8	0,736	0,098	266
13	0,764	0,112	282
19	0,804	0,146	310
25	0,992	0,183	361
31	1,052	0,188	383
37	1,128	0,201	390
43	1,268	0,208	402
49	1,296	0,215	410
55	1,416	0,245	425
61	1,584	0,302	442

Fonte: Adaptado de Kumar *et al.* (2018)

Do Quadro 1.1, verifica-se que o a rugosidade do ponto ótimo fica limitada ao desgaste de flanco de  $0,075$  mm e uma vida de 4 min. Se a ferramenta é utilizada até o desgaste de  $0,30$  mm, seguindo as recomendações da norma ISO 3685:1993, a rugosidade aumenta de  $0,644\mu\text{m}$  para  $1,584\mu\text{m}$ . Conseqüentemente, se o desempenho esperado para a rugosidade for constituído por limites de especificação, o aumento da variância implicará no aumento de peças não-conformes, isto é, peças que deixam de corresponder a uma especificação desejada pelo cliente. Do exposto, uma abordagem que procura estimar os efeitos do desgaste sobre a rugosidade e posteriormente buscar pontos do espaço experimental em que esses efeitos são minimizados, se apresenta como uma abordagem mais eficiente. Este tipo de abordagem de otimização é conhecido como Projeto de Parâmetro Robusto.

O Projeto de Parâmetro Robusto (*Robust Parameter Design – RPD*) tem a finalidade de encontrar níveis das variáveis controláveis do processo que garantam que o valor ótimo da resposta de interesse seja insensível à variação das variáveis incontroláveis, denominado de ruídos (NAIR, 1992; MONTGOMERY, 2013). Dessa forma, busca-se uma combinação de fatores controláveis visando com que a resposta de interesse seja a mais próxima possível do seu alvo com baixa variabilidade.

Dado o exposto, é de extrema relevância a realização de uma otimização que vise a obtenção dos níveis das variáveis de processo em que a rugosidade tenha mínima sensibilidade à variação do nível de desgaste da ferramenta, haja vista que negligenciar os efeitos do desgaste ou utilizar uma abordagem de otimização inadequada, conduzem a conclusões equivocadas. Além disso, a Metodologia de Superfície de Resposta utilizando a estratégia de arranjo combinado aliada ao Projeto de Parâmetro Robusto permite estimar os efeitos do desgaste e suas interações com as variáveis do processo sobre a rugosidade, ou seja, é possível obter um modelo de regressão para a rugosidade em que o desgaste é tratado como um regressor ou como uma variável preditora. Segundo Ratnam e Smith (2017), não há muitos trabalhos publicados em que a relação direta entre desgaste e rugosidade superficial é investigada. Geralmente, essa relação é analisada comparando a rugosidade e o desgaste plotados em gráficos separadamente com outras variáveis do processo, como o tempo de corte.

## 1.2 Problemática

Segundo Bartarya e Choudhury (2012), para que um processo de fabricação seja aceito pela indústria, ele deve ser robusto e preciso no que diz respeito ao seu desempenho. Poucos pesquisadores investigaram a precisão do processo e as fontes de erro com a finalidade de estabelecer a confiabilidade do processo de Torneamento Duro como uma alternativa viável ao processo de retificação. O desgaste da ferramenta é um dos principais fatores que afeta a robustez e a precisão do processo de Torneamento. Assim, considerando as discussões anteriores, esta dissertação pretende responder aos seguintes questionamentos:

- É possível afirmar que há configurações ótimas para os parâmetros de corte (velocidade, avanço e profundidade de corte), que promovem valores de rugosidades comparáveis à retificação e com baixa sensibilidade ao desgaste da ferramenta?
- Caso estas configurações ótimas acarretarem uma baixa produtividade, é possível encontrar outras configurações ótimas que mantenha um certa insensibilidade ao desgaste e com uma taxa de produtividade aumentada?

## 1.3 Objetivos

Diante a problemática apresentada na seção 1.2, esta dissertação tem como objetivo principal a análise, modelagem e otimização robusta multi-objetivo do processo de Torneamento do aço ABNT 52100 endurecido utilizando ferramentas de cerâmica mista ( $Al_2O_3 + TiC$ ) recoberta com uma camada de nitreto de titânio (TiN).

A partir do objetivo geral, os seguintes objetivos específicos também devem ser alcançados:

- Análise e modelagem da rugosidade média ( $R_a$ ) e total ( $R_t$ ) através da Metodologia de Superfície de resposta utilizando um arranjo combinado;

- Estudar os efeitos das variáveis de controle e de ruído e suas interações sobre a rugosidades analisadas;
- Realizar a Análise de Componentes Principais com a finalidade de tratar a correlação entre  $R_a$  e  $R_t$  e a dimensionalidade do problema;
- Obtenção das equações de média e variância para  $R_a$ ,  $R_t$  e para os Escores dos Componentes Principais a partir do modelo geral encontrado;
- Realizar uma primeira abordagem de otimização através do método *NBI* com a finalidade de minimizar o desvio quadrático da média em relação ao alvo do componente principal e a variância do componente;
- Analisar os pontos ótimos encontrados através de uma métrica de produtividade, no caso, o tempo de corte.
- Realizar uma segunda abordagem de otimização através do método *NBI* com a finalidade de minimizar o Erro Quadrático Médio Multivariado (EQMM) e o tempo de corte;
- Validar os resultados ótimos encontrado por meio de experimentos de confirmação.

### 1.3 Delimitações

Esta dissertação é delimitada pelos seguintes aspectos:

- Este trabalho limitou-se ao processo de torneamento do aço ABNT 52100 endurecido utilizando ferramentas de cerâmica mista com cobertura;
- A única variável de ruído considerada foi o desgaste de flanco da ferramenta;
- Quanto aos algoritmos de otimização, este trabalho se restringirá em utilizar o algoritmo de Gradiente Reduzido Generalizado (GRG) disponível no pacote de suplementos do Excel®. Conseqüentemente, a localização dos pontos de ótimo ficará condicionada ao desempenho dessa ferramenta.

### 1.4 Estrutura do Trabalho

Com o intuito de atender aos objetivos propostos, o presente trabalho é dividido em 6 capítulos. Este primeiro capítulo foi escrito com o objetivo de introduzir, contextualizar e justificar o problema de pesquisa, além de apresentar a problemática, os objetivos e as delimitações do trabalho.

No Capítulo 2 são apresentados os conceitos necessários para a fundamentação teórica deste trabalho. São apresentados os principais conceitos relacionados ao processo de Torneamento Duro, é dada uma ênfase maior sobre a qualidade da superfície usinada e ao desgaste da ferramenta de corte. Os principais conceitos relacionados aos métodos experimentação e otimização também são discutidos neste capítulo, a saber: Projeto de Parâmetros Robustos, Arranjo combinado e Superfície de Resposta Dual, Metodologia de Superfícies de Resposta (MSR), Análise de Componentes principais (ACP), Método da

Interseção Normal à Fronteira (NBI) e o Método do Erro Quadrático Médio Multivariado (EQMM).

No capítulo 3 é apresentado o desenvolvimento da pesquisa, objetivando explicitar a estratégia utilizada para se alcançar os objetivos estabelecidos. Nesse sentido, uma visão geral das etapas da metodologia empregada é descrita neste capítulo. Será também descrito o procedimento experimental utilizado para a condução dos experimentos e coleta dos dados.

No capítulo 4 são apresentados e discutidos os resultados obtidos, com a modelagem e a otimização do processo estudado, bem como a validação dos resultados por meio do experimento de confirmação.

Por fim, no capítulo 5 são apresentadas as conclusões do trabalho e as oportunidades de pesquisa para trabalhos futuros.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

### 2.1 Torneamento de aços endurecidos

#### 2.1.1 Estado da arte do “Hard Turning”

Segundo Astakhov e Davim (2011), o torneamento duro é, na sua definição mais ampla, a usinagem de peças com dureza superior a 45 HRC, embora a faixa de aplicação mais usual é entre 58-68 HRC. Desde os anos 80, o torneamento de peças endurecidas tem sido amplamente pesquisado e empregado na indústria em operações de acabamento ou semi-acabamento em substituição ao processo de retificação ou como um processo híbrido em associação com a retificação (BOING *et al.*, 2018).

O torneamento duro tornou-se um processo capaz de atingir níveis de tolerância comparáveis ao processo de retificação graças ao desenvolvimento de máquinas-ferramenta com elevada rigidez e o desenvolvimento de novos materiais ultraduros para as ferramentas de corte. Segundo Revel *et al* (2016), rugosidades melhores ou equivalentes às obtidas pelo processo de retificação, na faixa de 0,1-0,2  $\mu\text{m}$ , podem ser alcançadas durante o torneamento de peças endurecidas em máquinas CNC equipadas com controle de movimento de alta precisão, e com alta rigidez estática e dinâmica. Dentro de um contexto industrial, é importante destacar que o torneamento de precisão em peças endurecidas evita operações sucessivas como torneamento – retificação ou torneamento – retificação – polimento.

Segundo Kumar e Patel (2018), historicamente, a retificação tem sido amplamente utilizada em operações de acabamento em peças endurecidas. No entanto, o processo apresenta grandes desvantagens como o alto tempo e custo de operação, menor flexibilidade e maiores riscos ambientais pelo excesso de uso de fluídos de corte. Devido a estas desvantagens, o torneamento duro se apresenta como uma alternativa imperativa ao processo de retificação, ganhando popularidade no meio científico e na indústria.

O torneamento duro apresenta várias vantagens em relação à retificação, dos quais podemos citar a redução do tempo e dos custos de produção, alta taxa de remoção de material, aumento de produtividade, usinagem de geometrias complexas e redução ou eliminação de fluídos de corte (ASTAKHOV e DAVIM, 2011; BARTARYA e CHOUDHURY, 2012; ZHÃO *et al.*, 2017; KUMAR, PATEL, 2018; BOING *et al.*, 2018).

Embora o torneamento duro apresente vantagens potenciais em relação a retificação, não se pode concluir que este processo sobrepõe todas as aplicações práticas de todas as operações de retificação. O torneamento e a retificação geram características superficiais e sub-superficiais distintas que influenciam suas propriedades funcionais. Grzesik *et al.* (2014), observaram que embora a superfície torneada e retificada sejam caracterizadas pela mesma rugosidade média  $R_a$  (cerca de 0,3 $\mu\text{m}$ ), suas características topográficas são distintas, conforme Figura 2.1. Essas topografias apresentam diferentes comportamentos tribológicos e de desempenho, influenciando o comportamento das superfícies usinadas como o atrito, desgaste, fadiga e características de vedações (WAIKAR e GUO, 2008).

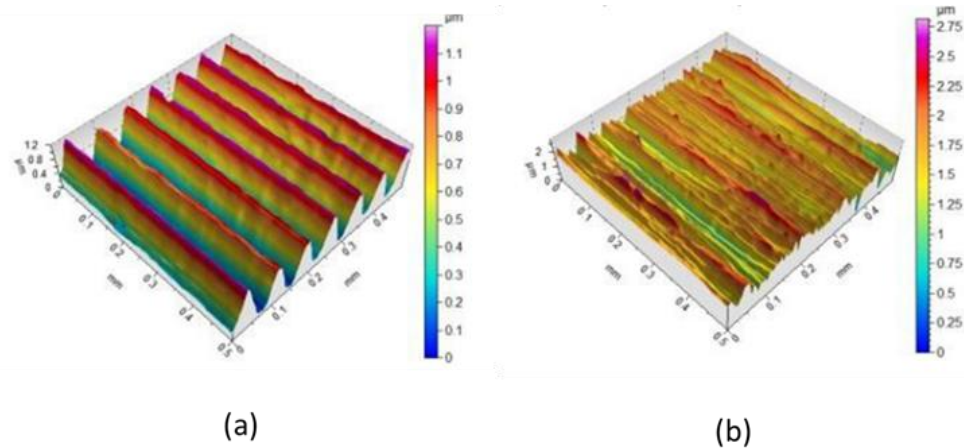


Figura 2.1 – Textura superficial produzida pelo (a) torneamento e (b) retificação

Fonte: Grzesik *et al.*, (2014)

Atualmente, aços endurecidos são amplamente utilizados em muitas aplicações de engenharia, como na fabricação de matrizes para forjamento e extrusão, engrenagens, rolamentos, eixos, etc. (MIA e DHAR, 2017). Segundo Chinchankar e Choudhury (2015), a demanda por aços endurecidos tem aumentado de forma contínua, a qual cria desafios cada vez maiores para as operações de usinagem. Uma das principais razões dessa demanda é devido às suas excelentes propriedades como alta dureza e resistência à abrasão e deformação (MIA *et al.*, 2018).

## 2.2 Operação de torneamento

A usinagem é um processo de manufatura no qual uma ferramenta de corte é utilizada para cortar o material da peça a fim de se obter uma forma com uma superfície desejada. O torneamento é o processo de usinagem usado para fabricar peças cilíndricas. A peça é presa na placa do torno e gira em torno de seu próprio eixo. A ferramenta, rigidamente presa no porta-ferramenta, se movimenta com avanço constante ao longo da geratriz da peça, removendo uma camada de metal para formar um cilindro ou uma superfície com formato mais complexo (TRENT e WRIGHT, 2000). Na Figura 2.2 são ilustradas algumas grandezas influentes do processo de torneamento.

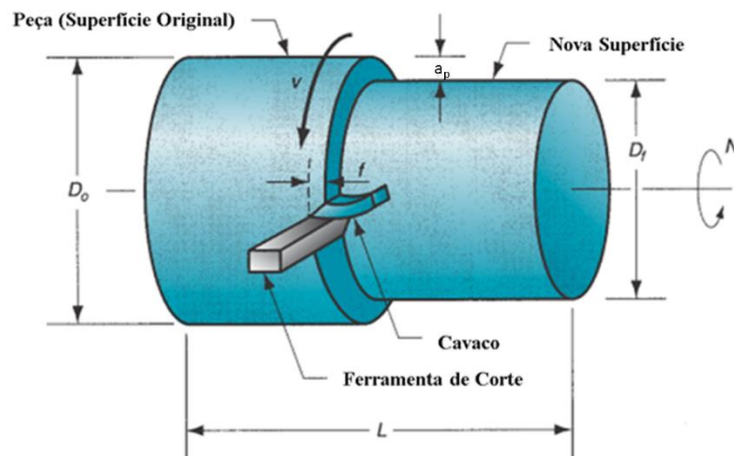


Figura 2.2 – Torneamento

Fonte: Adaptado de Groover (2010)

A velocidade de corte ( $V_c$ ) é a velocidade instantânea entre um ponto de referência da aresta de corte da ferramenta e a peça, segundo a direção e sentido de corte, expressa normalmente em metros por minuto (m/min). O avanço ( $f$ ) é a distância percorrida pela ferramenta em relação à peça, em cada movimento de revolução, expressa em milímetros por revolução (mm/rev). Por fim, a profundidade de corte ( $a_p$ ) é a largura ou profundidade de penetração da ferramenta na peça de trabalho, medida perpendicularmente ao plano de trabalho e expressa em milímetros (mm), em outras palavras é a metade da diferença entre o diâmetro inicial ( $D_0$ ) e o diâmetro final ( $D_f$ ) após o movimento de avanço da ferramenta.

## 2.3 Ferramentas cerâmicas

No torneamento duro, a ferramenta de corte é submetida a esforços de corte que são concentradas sobre uma área de contato relativamente pequena. Altas temperaturas são desenvolvidas nessa região. Tanto as tensões mecânicas quanto as térmicas que atuam sobre a aresta de corte se tornam significativas. Como resultado, a alta fricção aliada as forças de compressão ocasiona o surgimento de diferentes tipos ou formas de desgastes. A ferramenta de corte também é submetida a choques mecânicos e térmicos quando entra e sai do corte (YALLESE *et al.*, 2005; SINGH e RAO, 2010). Nesse sentido, Kumar e Patel (2018) relatam que as ferramentas de corte utilizadas no torneamento de aços endurecidos devem possuir algumas propriedades especiais como elevada dureza em temperaturas altas, estabilidade térmica e química, e maior tenacidade para suportar as forças geradas durante a usinagem.

Neste aspecto, as ferramentas cerâmicas possuem alta dureza à quente, alta resistência ao calor e ao desgaste, excelente estabilidade química, podendo, portanto, serem utilizadas na usinagem de materiais endurecidos (ZIMMERMANN *et al.*, 2007; GRZESIK e ZALISZ, 2008; AOUICI *et al.*, 2016; WANG *et al.*, 2017).



As ferramentas cerâmicas são divididas em dois grupos em função do material empregado como matriz: cerâmicas a base de alumina ( $\text{Al}_2\text{O}_3$ ) e cerâmicas a base de nitreto de silício ( $\text{Si}_3\text{N}_4$ ). As cerâmicas puras a base de alumina ( $\text{Al}_2\text{O}_3$ ) são constituídas basicamente de finos grãos de  $\text{Al}_2\text{O}_3$  sinterizados, algum teor de  $\text{MgO}$  pode ser adicionado à matriz com a finalidade de inibir o crescimento do tamanho do grão bem como óxido de cromo, titânio e níquel para aumentar a resistência mecânica da ferramenta (DINIZ *et al.*, 2014). Nas cerâmicas mista é adicionado na matriz de alumina carboneto de titânio (TiC) ou nitreto de titânio (TiN), aumentando consideravelmente a dureza e resistência ao desgaste da ferramenta (MACHADO *et al.*, 2015). A adição de TiC na matriz de alumina também aumenta a sua condutividade térmica e, conseqüentemente, a resistência ao choque térmico (ZIMMERMANN *et al.*, 2007). A incorporação de carboneto de silício (SiC) na forma de cilindros monocristalinos, “os whiskers”, na matriz de alumina melhora a tenacidade e a resistência ao choque térmico da ferramenta (MACHADO *et al.*, 2015).

As ferramentas de CBN (nitreto cúbico de boro) e PCBN (nitreto cúbico de boro policristalino) possuem resistência ao desgaste, dureza a quente e resistência à oxidação superiores quando comparados com as ferramentas cerâmicas; e apresentam melhor vida (SOBIYI *et al.*, 2015). Embora as ferramentas de CBN e PCBN sejam mais caras, elas são as mais utilizadas na usinagem de aços duros acima de 60 HRC. Entretanto, os avanços tecnológicos na fabricação e na composição das ferramentas cerâmicas à base de alumina fizeram delas uma excelente alternativa às ferramentas de CBN e PCBN, devido à sua natureza econômica (KUMAR e PATEL, 2018). Uma das principais vantagens em se utilizar ferramentas de cerâmica é que o custo dos inserts de CBN é mais alto do que o material cerâmico (KARPUSCHEWSKI *et al.*, 2015).

Embora o torneamento duro ofereça vantagens econômicas e ambientais, a alta fricção durante o processo aliada as forças de compressão ocasiona o surgimento de diferentes tipos ou formas de desgastes que afetam adversamente a vida útil das ferramentas de corte. Nesse sentido, várias técnicas foram desenvolvidas e pesquisadas para tratar essa questão. Uma dessas técnicas desenvolvidas foi a deposição de revestimentos duros na ferramenta de corte, reduzindo efetivamente o desgaste da ferramenta e, assim, aumentando a sua vida (KUMAR e PATEL, 2018). Segundo Das *et al.* (2015), essa técnica melhorou as propriedades das ferramentas cerâmicas como resistência ao desgaste, resistência ao choque térmico, resistência à fratura, tenacidade e a dureza. Os materiais de revestimentos utilizados para ferramentas de usinagem são compostos refratários tais como TiN, TiC, TiCN, AlCrN, AlTiN, TiAlN e TiAlSiN. Várias técnicas, incluindo a deposição de fase por processo físico (PVD) e a deposição de fase por processo químico (CVD), são utilizados para depositar revestimento sobre as ferramentas de corte. Segundo Kumar e Patel (2018), a espessura, a quantidade de camadas e a técnica utilizada para a deposição do revestimento impactam nitidamente no desempenho da ferramenta de corte.

Segundo Das *et al.* (2015), muitas pesquisas tem sido realizadas com a finalidade de avaliar o desempenho das ferramentas de cerâmica revestidas durante o torneamento de diferentes aços endurecidos. Aslantas et al. (2012) analisaram o desempenho das ferramenta de cerâmica mista ( $\text{Al}_2\text{O}_3\text{-TiCN}$ ) sem cobertura e com cobertura de nitreto de titânio (TiN) na usinagem do aço ABNT 52100 endurecido (63HRC) em relação ao desgaste e vida da ferramenta e do acabamento superficial da peça usinada. Os autores relataram que a cobertura de TiN aumentou significativamente a resistência ao desgaste da ferramenta cerâmica e, portanto, resultou na melhoria da vida da ferramenta. A rugosidade obtida com a ferramenta com cobertura foi melhor quando comparada com a ferramenta sem cobertura, conforme ilustrado na Figura 2.3.

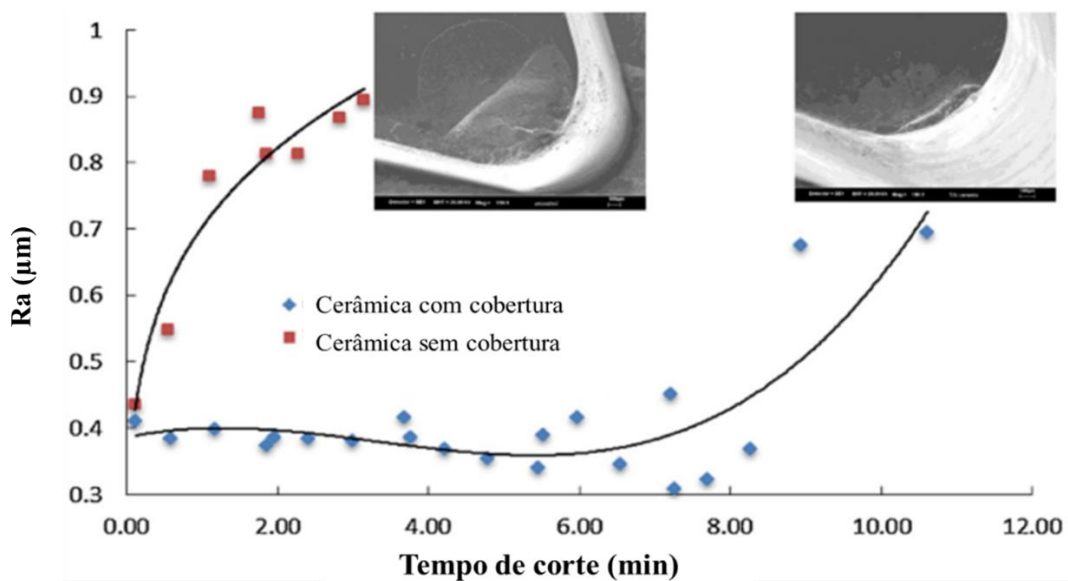


Figura 2.3 – Variação da rugosidade com o tempo de corte para  $V_c = 300\text{m/min}$ ,  $f = 0,05\text{ mm/rev}$  e  $a_p = 0,50\text{ mm}$ .

Fonte: Adaptado de Aslantas *et al.* (2012)

Bensouilah *et al.* (2016), analisaram o desempenho de ferramentas cerâmicas mistas durante o torneamento do aço AISI D3 endurecido (63HRC). Os resultados revelaram que a qualidade da superfície obtida com a ferramenta cerâmica mista com cobertura de TiN (CC6050) é melhor que a obtida com a ferramenta cerâmica não revestida (CC650), conforme Figura 2.4. A vida da ferramenta cerâmica recoberta foi maior quando comparada com a ferramenta sem cobertura, sendo esta definida pelo desgaste de flanco (VB), conforme Figura 2.5.

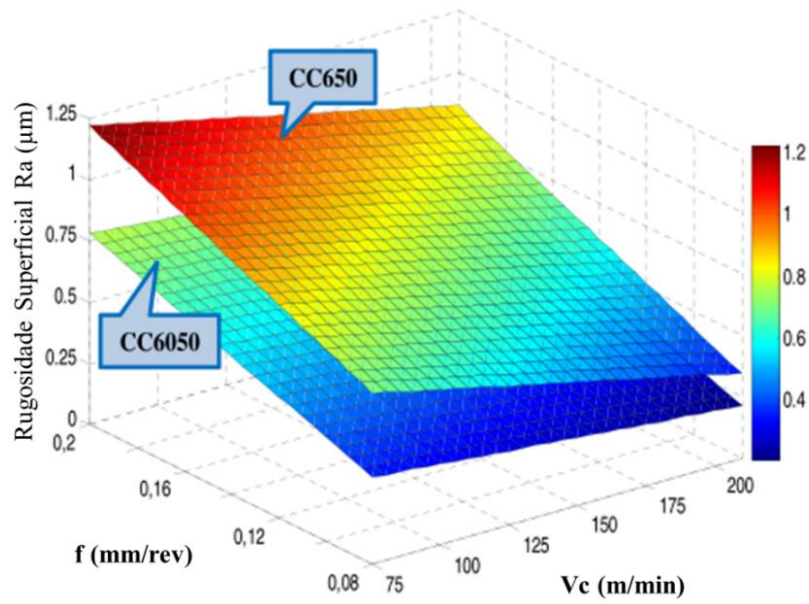


Figura 2.4 - Efeito da velocidade de corte e taxa de avanço na rugosidade em profundidade média de corte ( $a_p = 0,25$  mm).

Fonte: Adaptado de Bensouilah *et al.* (2016)

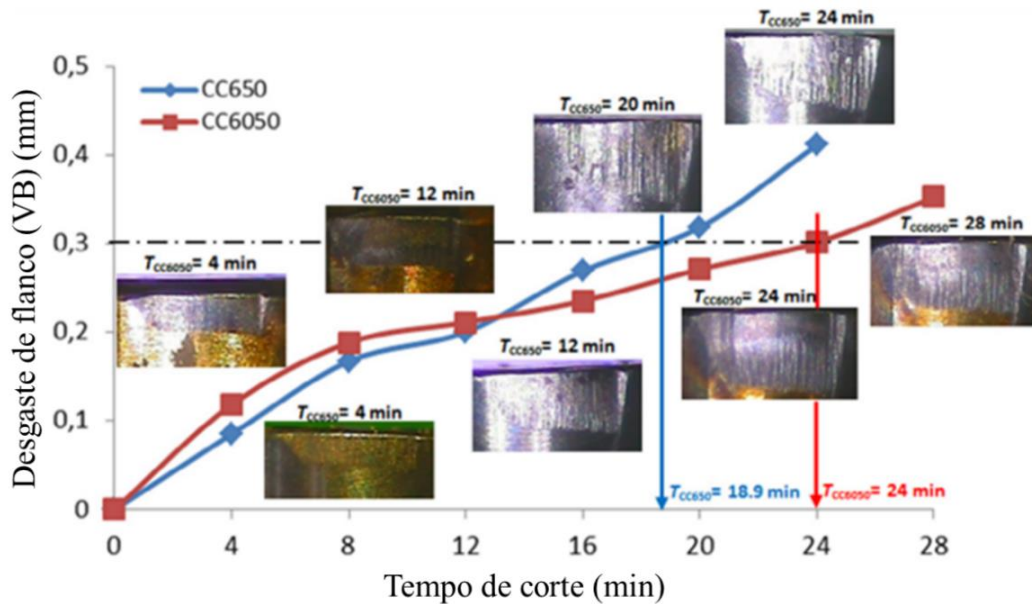


Figura 2.5 – Efeito do tempo de corte no desgaste da ferramenta para  $V_c = 150$  m/min,  $f = 0,08$  mm/rev e  $a_p = 0,20$  mm

Fonte: Adaptado de Bensouilah *et al.* (2016)

## 2.4 Deterioração das ferramentas de corte

Por maior que seja a dureza e a resistência ao desgaste de uma ferramenta de corte, e por menor que seja a resistência mecânica da peça usinada, a ferramenta de corte sofrerá um processo de deterioração e, conseqüentemente, deverá ser substituída. Distinguem-se três tipos de deterioração das ferramentas de corte: avarias, desgastes e deformação plástica. Os três tipos de deterioração provocam alterações na geometria original da ferramenta, resultado da perda gradual ou deslocamento de material (MACHADO *et al.*, 2015). Para melhor compreensão destes processos de deterioração das ferramentas de corte, suas definições serão descritas a seguir.

- **Avaria:** Processo de deterioração da ferramenta de corte que ocorre repentinamente e aleatoriamente, causado por trincas e fraturas (lascamentos e quebra), levam a ferramenta ao colapso (quebra total) e frequentemente são detectadas somente após o ocorrido. (MACHADO *et al.*, 2015);
- **Desgaste:** Perda contínua e microscópica de partículas da ferramenta devido a ação do corte (DINIZ *et al.*, 2014). Deterioração de uma ou de ambas as superfícies que compõem um sistema tribológico, geralmente envolvendo perda progressiva de material (HUTCHINGS e SHIPWAY, 2017);
- **Deformação Plástica:** Mudança da geometria da ferramenta de corte devido ao deslocamento de massa provocado pelas altas tensões aplicadas na ponta da ferramenta somadas a alta temperatura. Em casos extremos pode provocar a deterioração da aresta de corte. Alguns autores (TRENT e WRIGHT, 2000) consideram a deformação plástica como um mecanismo de desgaste (MACHADO *et al.*, 2015).

A evolução dos processos de deterioração apresentados limita o uso das ferramentas ou determina o fim da vida destas, ao atingirem proporções tão elevadas que não se possam produzir peças dentro de tolerâncias e acabamentos requeridos, comprometendo o bom andamento do processo, pois atuam diretamente na qualidade da superfície usinada, na sua precisão dimensional e no custo do produto final (CHILDS *et al.*, 2000).

### 2.4.1 Tipos de desgastes

Durante o processo de usinagem, o contato físico da ferramenta de corte com a peça e com o cavaco gerado, em um determinado meio e condições dinâmicas de corte, sujeita a ferramenta ao desenvolvimento de diversos mecanismos de desgastes progressivos no flanco e na face da ferramenta, ocasionando o surgimento de diferentes tipos ou formas de desgastes. Os principais desgastes sofridos pelas ferramentas de corte são de entalhe, de flanco e de cratera. Na Figura 2.6 é apresentada uma padronização típica de desgastes de uma ferramenta de corte.

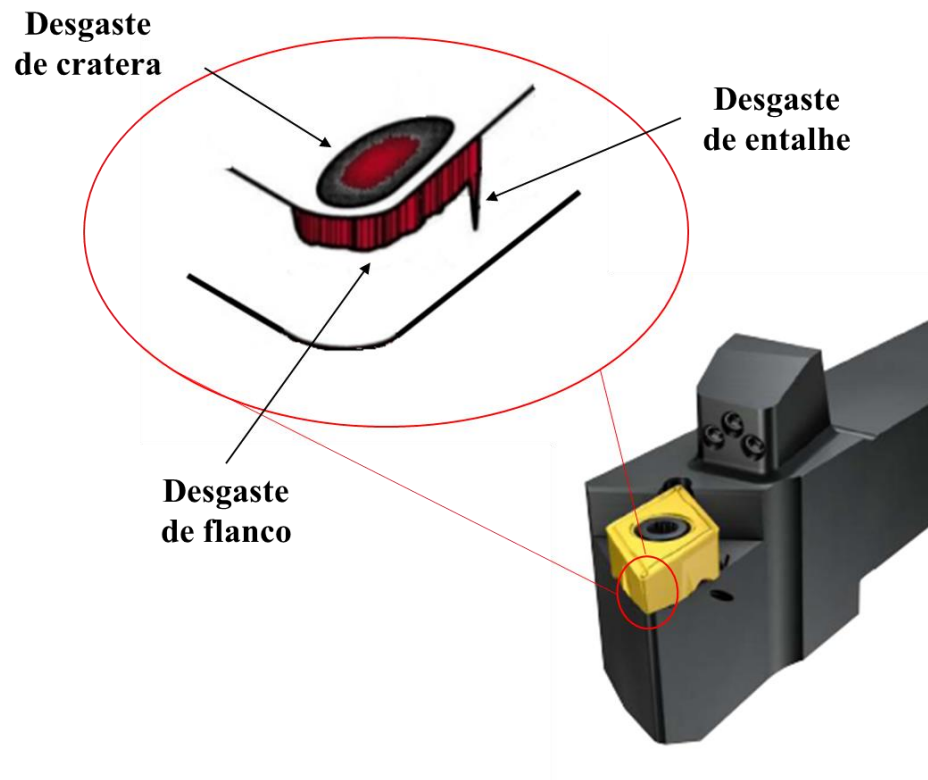


Figura 2.6 – Tipos de desgastes da ferramenta de corte

Fonte: Adaptado de Groover (2010)

- **Desgaste de flanco**

O desgaste de flanco é o tipo mais comum em todos os processos de usinagem, ocorre nas superfícies de folga da ferramenta e é causado pelo atrito da ferramenta com a peça (SIDDHPURA e PAUROBALLY, 2013). Os mecanismos de abrasão e adesão são predominantes no desgaste de flanco (MACHADO e DINIZ, 2017)

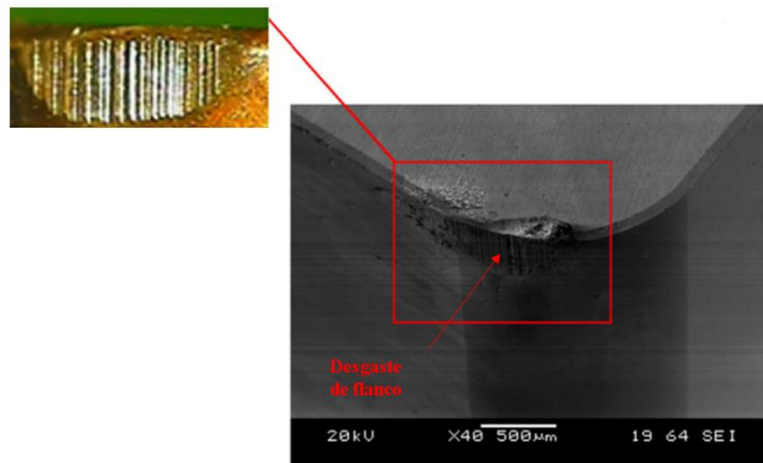


Figura 2.7 – Desgaste de Flanco em uma ferramenta cerâmica (CC6050)

Fonte: Adaptado de Khellaf *et al.* (2017)

- **Desgaste de cratera**

O desgaste de cratera se manifesta sob a forma de cavidade na superfície de saída da ferramenta. Este tipo de desgaste geralmente está associado às elevadas temperatura devido ao atrito do cavaco com a ferramenta. O principal mecanismo responsável pelo desgaste de cratera é a difusão (MACHADO e DINIZ, 2017). O desgaste da cratera é causado principalmente por interações físicas, químicas e/ou termomecânicas entre a superfície de saída da ferramenta e o cavaco (HUANG *et al.*, 2007). O desgaste da cratera pode aumentar o ângulo de saída e reduzir a força de corte, mas também enfraquecerá a resistência da aresta de corte (SINGH e RAO, 2010; SAINI *et al.*, 2012).

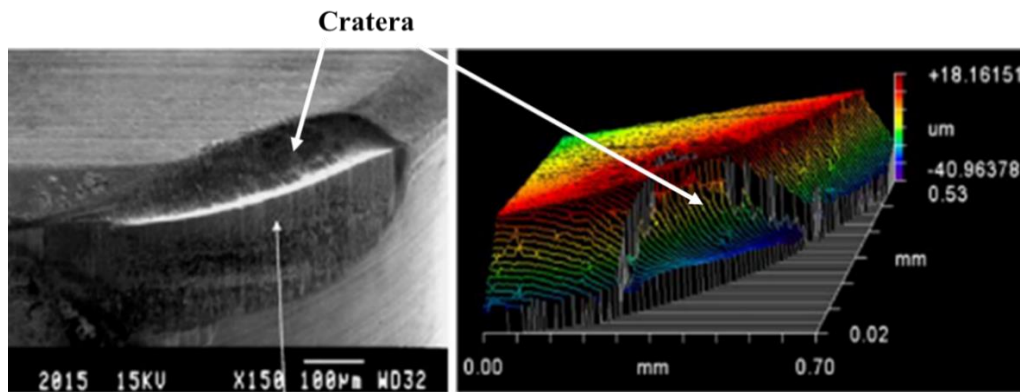


Figura 2.8 – Desgaste de cratera

Fonte: Adaptado de Huang *et al.* (2007)

- **Desgaste de entalhe**

Caracterizado pela formação de entalhes profundos em forma de ‘v’ nas arestas principal e secundária. Não existe um consenso que explique exatamente o mecanismo que o provoca, geralmente nas regiões onde se manifestam, as condições de escorregamento prevalecem e provavelmente os mecanismos abrasão, difusão e adesão são envolvidos. Segundo Trent e Wright (2000) óxidos se formam continuamente na interface cavaco-ferramenta e se aderem na ferramenta, sendo que a quebra das junções de aderência entre os óxidos e a ferramenta, pode ocasionalmente remover material da ferramenta. Shaw *et al.* (1966), afirmam que o entalhe é formado pelas rebarbas produzidas nas arestas laterais do cavaco, envolvendo mecanismos como aderência e arrancamento.



Figura 2.9 – Desgaste de entalhe

Fonte: Adaptado de Sandvik Coromant (2014)

## 2.4.2 Mecanismos de desgastes

O desgaste de uma ferramenta é o resultado da ação de vários fenômenos distintos, denominados mecanismos de desgaste, que agem simultaneamente na ferramenta. O conhecimento dos mecanismos de desgaste é de grande importância, pois permite selecionar uma ferramenta mais adequada a um processo específico, bem com as condições de corte mais apropriadas. Dentre os mecanismos de desgaste que atuam durante o processo de corte, merecem destaques os seguintes mecanismos:

- **Abrasão**

É um dos principais mecanismos causadores de desgastes das ferramentas, envolvendo a perda ou deslocamento de material por microsulcamento, microcorte ou microlascamentos. O material é removido ou deslocado da superfície por partículas duras (óxidos, carbonetos, nitretos ou carbonitretos) pertencentes ao material da peça ou do cavaco (MACHADO *et al.*, 2015).

O desgaste de flanco e o desgaste de cratera podem ser gerados pela abrasão, porém é mais intenso no desgaste de flanco, já que o atrito é mais intenso com a peça que com o cavaco, pois a superfície de folga da ferramenta atrita com um elemento rígido (peça), enquanto que a superfície de saída atrita com um elemento flexível (cavaco) (MACHADO e DINIZ, 2017).

A resistência da ferramenta ao desgaste abrasivo depende da dureza do material da ferramenta com a temperatura. A dureza tende a diminuir com o aumento da temperatura e, conseqüentemente, a influência das partículas duras será intensificada. Assim, quanto maior a dureza a quente da ferramenta, maior será sua resistência ao desgaste abrasivo (DINIZ *et al.*, 2014).

- **Adesão**

Fragmentos microscópicos aderem à superfície da ferramenta, devido à formação de junções soldadas de partículas da peça sobre a superfície da ferramenta. (CHILDS *et al.*, 2000). Esta estrutura rompe-se em um determinado momento, levando consigo pequenas partículas das superfícies da ferramenta.

Tal mecanismo é mais pronunciado quando se utiliza velocidades de corte relativamente baixas, nas quais o fluxo de material sobre a superfície de saída da ferramenta se torna irregular (MACHADO *et al.*, 2015).

O fenômeno da aderência está presente na formação da aresta postiça de corte. Também é importante na formação do desgaste de entalhe. A utilização adequada do fluido de corte, principalmente como efeito lubrificante, e o recobrimento da ferramenta de corte com materiais de baixo coeficiente de atrito (nitreto de titânio) amenizam seu desenvolvimento (DINIZ *et al.*, 2014).

- **Difusão**

Consiste na migração de átomos de um material para o outro, ocasionando alterações nas propriedades físicas e mecânicas na camada superficial da ferramenta, podendo ocorrer tanto na superfície de saída da ferramenta como na superfície de folga. Este processo é fortemente afetado pela temperatura, afinidade química e tempo de contato (MACHADO *et al.*, 2015).

As elevadas velocidades de escorregamento do material usinado sobre a superfície de saída da ferramenta, induzidas pelas altas velocidades de corte, criam condições para que este mecanismo seja significativo nessa região, isto é, altas temperaturas (devido às altas velocidades e à zona de aderência) e o tempo de contato cavaco-ferramenta (devido à zona de aderência, onde a velocidade de saída do cavaco é nula). Devido a essas condições geradas, a difusão é o principal agente do desgaste de cratera (TRENT e WRIGHT, 2000; DINIZ *et al.*, 2014).

- **Oxidação**

É um mecanismo de desgaste corrosivo que se dá pela formação de um filme de óxido resultante da exposição das superfícies aquecidas e na presença de elementos oxidantes. O crescimento dessas espessuras aumenta a sua fragilidade, ocasionando a deterioração na superfície da ferramenta por pequenos lascamentos (STACHOWIAK; BATCHELOR, 2001).

O acesso do ar nas regiões de contato cavaco-ferramenta faz com que o desgaste gerado pelo mecanismo da oxidação se forma especialmente nessa superfície, sendo esta uma possível explicação para o surgimento do desgaste de entalhe (DINIZ *et al.*, 2014).

Segundo Machado *et al.* (2015), todos esses mecanismos de desgaste são observados na usinagem e certamente haverá predominância de um mecanismo sobre os outros, dependendo, principalmente, do material da peça e da ferramenta, e das condições de corte. Várias pesquisas evidenciaram que diferentes mecanismos de desgaste coexistem para uma dada condição de usinagem, uma vez que diferentes condições de corte levam a ferramenta a regimes de corte significativamente diferentes (HUANG *et al.*, 2007).

## 2.5 Critérios de fim de vida da ferramenta

Segundo a norma ISO 3685 (1993), a vida de uma ferramenta de corte é definida como o período de tempo de corte necessário para atingir a um critério de vida da ferramenta. Esse critério é um valor limite predeterminado de uma medida de desgaste da ferramenta ou a ocorrência de um fenômeno, como a quebra da ferramenta ou deformação plástica.

O conceito de vida da ferramenta não é absoluto, pois depende do que é selecionado como critério de fim de vida. Em operações de acabamento, a integridade da superfície e a precisão dimensional são de principal interesse, enquanto que nas operações de desbaste, força de corte e vibrações excessivas são considerados como fatores limitantes. Além disso, da mesma forma que diversos fatores influenciam os mecanismos de desgastes, diversas variáveis



influenciam o tempo de vida, diretamente ou indiretamente, como: a peça de trabalho (composição química, dureza, resistência, tenacidade, homogeneidade e inclusões etc.); os parâmetros de corte (velocidade de corte, avanço, profundidade de corte); o material e a geometria da ferramenta; as condições de corte (velocidade, avanço, profundidade de corte, fluidos de corte); a máquina-ferramenta (rigidez e manutenção), e a operação de usinagem (torneamento, fresamento, furação), dentre outros parâmetros de usinagem. Conseqüentemente, é impossível desenvolver um critério de vida universal da ferramenta (ASTAKHOV e DAVIM, 2008).

Industrialmente, existe uma tendência em adotar critérios flexíveis de acordo com as necessidades de uma operação específica. Geralmente, utiliza-se a ferramenta até que as peças produzidas saiam das especificações de tolerância dimensional e acabamento superficial, estabelecidas pelo projeto. Nesta abordagem, as peças produzidas devem ser constantemente medidas, mas essa prática nem sempre é fácil ou econômica. Uma alternativa é avaliar o estado da peça a partir de um critério de desgaste da ferramenta através de um monitoramento do desgaste, entretanto, a medição do desgaste aumenta o tempo improdutivo e os custos do processo e nem sempre existe uma relação única entre o desgaste e a rugosidade ou precisão dimensional. Como consequência a estes inconvenientes, há indústrias que adotam como critérios de fim de vida: o tempo de corte, o volume de cavaco removido ou o número de peças usinadas; determinados a partir de testes primários e configurados com algum fator de segurança. Em laboratórios, as falhas na ferramenta são frequentemente utilizadas como critério de fim de vida por serem facilmente quantificadas (CHILDS *et al.*, 2000).

A norma ISO 3685 (1993) determina os parâmetros para quantificar os desgastes em ferramentas de corte e são medidos no plano ortogonal da ferramenta nas superfícies de folga e de saída, conforme mostrado na Figura 2.10. No flanco são medidas as larguras da impressão de desgaste médio ( $VB_B$ ) e máximo de flanco ( $VB_{Bmax}$ ), e do desgaste de entalhe na aresta principal ( $VB_N$ ) e secundária ( $VB_C$ ). Na superfície de saída são medidas: a profundidade de cratera ( $KT$ ), a largura da cratera ( $KB$ ), a distância do centro da cratera a aresta de corte ( $KM$ ) e a distância frontal entre o desgaste de cratera e flanco ( $KF$ ).

Segundo Astakhov e Davim (2008), o desgaste de flanco é frequentemente usado como critério de fim de vida da ferramenta, devido a sua influência na rugosidade e na acurácia da peça usinada. O critério de controle de vida de uma ferramenta de corte recomendados pela norma ISO 3685:1993, é quando o desgaste de flanco médio atinge um limite de 0,3 mm ( $VB_B$ ), no caso da impressão do desgaste possuir uma forma regular ao longo do flanco, ou um limite de 0,6 mm ( $VB_{Bmax}$ ), no caso do desgaste possuir uma forma irregular ao longo do flanco.

Ao contrário do desgaste de flanco, o desgaste de cratera não influencia na rugosidade ou na tolerância da peça, mas sim na geometria do ângulo de saída e no comprimento de contato cavaco-ferramenta e, em condições térmicas inadequadas e para alguns tipos de materiais da peça, pode resultar em fraturas na ferramenta devido a fragilidade da aresta de corte. A profundidade de cratera ( $KT$ ) entre 0,05 e 0,1 mm e pode ser utilizada como critério de fim de vida.

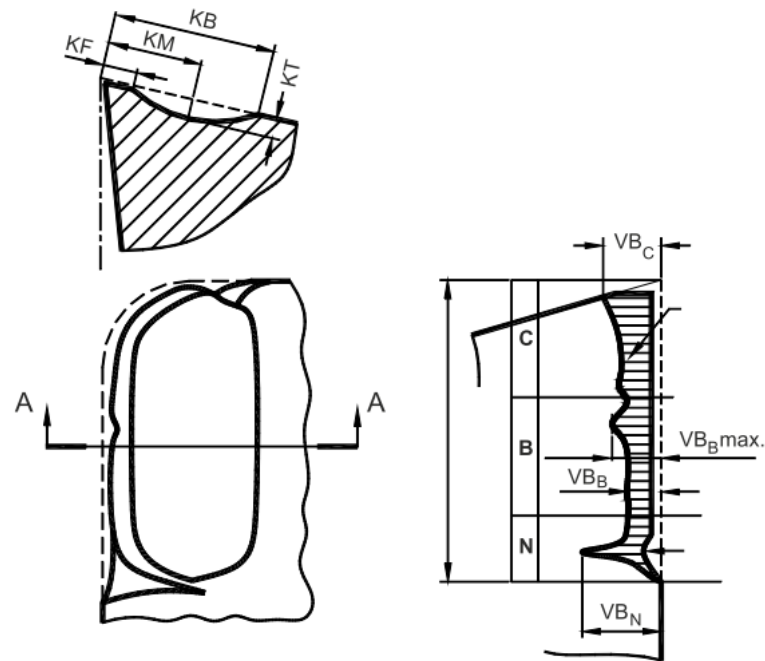


Figura 2.10 – Parâmetros de medição de desgaste na ferramenta (ISO 3685:1993)

Fonte: Adaptado de Astakhov e Davim (2008)

Segundo Bartarya e Choudhury (2012), a vida da ferramenta no torneamento duro deve ser cuidadosamente avaliada, uma vez que em operações de acabamento requer uma rugosidade comparável a produzida pelo processo de retificação cilíndrica, se não melhor. Nesse sentido, geralmente a vida da ferramenta é baseada em um nível de deterioração predeterminada pela rugosidade da peça usinada (MORE *et al.*, 2006).

## 2.6 Acabamento Superficial

Segundo Astakhov e Davim (2010), a integridade da superfície no sentido da engenharia pode ser definida como um conjunto de propriedades da camada superficial e sub-superficial da peça que afetam o desempenho dessa em trabalho. Os parâmetros de avaliação da integridade superficial pode ser classificados em geométricos (textura), físicos (microdureza, tensões residuais, microestrutura), químicos (reações químicas superficiais).

A topografia e a textura da superfície são uma das principais características entre as magnitudes e propriedades da integridade da superfície transmitidas pelo processo de fabricação empregado. O desempenho funcional de um componente é fortemente influenciado pela qualidade e confiabilidade da superfície produzida através do processo de fabricação empregado tanto em termos de topografia bem como em aspectos metalúrgicos e estado mecânico das camadas sub-superficiais (GRIFFITHS, 2001).

A qualidade da superfície usinada é geralmente avaliada em termos de parâmetros geométricos como rugosidade, circularidade, tolerâncias dimensionais e propriedades da camada sub-superficial, como tensões residuais e microdureza (ZHOU *et al.*, 2012). A

rugosidade influencia significativamente no desempenho das peças usinadas, como a resistência à fadiga, a taxa de desgaste, o coeficiente de atrito e a resistência à corrosão, e tem sido extensivamente empregado para analisar a qualidade da superfície usinada (BENARDOS e VOSNIAKOS, 2003; KIVAK, 2014; DAS *et al.*, 2015; RATNAM, 2017; CUI e GUI, 2018). Segundo Ferreira *et al.* (2016), a importância da rugosidade superficial alcançada no processo de usinagem é amplamente reconhecido e, geralmente, é utilizada como um índice para avaliar a qualidade da peça usinada.

### 2.6.1 Rugosidade da Peça

Segundo Smith (2002), a textura superficial é composta pelos componentes geométricos superficiais como o perfil, as ondulações e as rugosidades, conforme Figura 2.11. O perfil corresponde à forma geral da superfície. As ondulações são a componente da textura superficial em que a rugosidade é sobreposta, resultado de vibrações, deflexões da ferramenta e/ou peça ou a outros fatores externos, e, por fim, a rugosidade é o conjunto de irregularidades finas ou erros micro-geométricos resultantes dos mecanismos de remoção do material.

Os desvios geométricos da superfície corresponde aos desvios macrogeométricos (erros de forma e ondulações) e aos desvios microgeométricos (rugosidades). Os erros de forma e ondulação podem ser restritos em muitos casos. Por outro lado, a influência da ferramenta de corte durante o processo de remoção de material faz com que a rugosidade seja inevitável, tornando-a uma grandeza dominante relacionada à usinabilidade do material processado, a forma da ferramenta, as condições de usinagem, aos requisitos de tolerância, fenômenos tribológicos (fricção, desgaste) e, em geral, ao desempenho da superfície usinada (PETROPOULOS *et al.*, 2010).

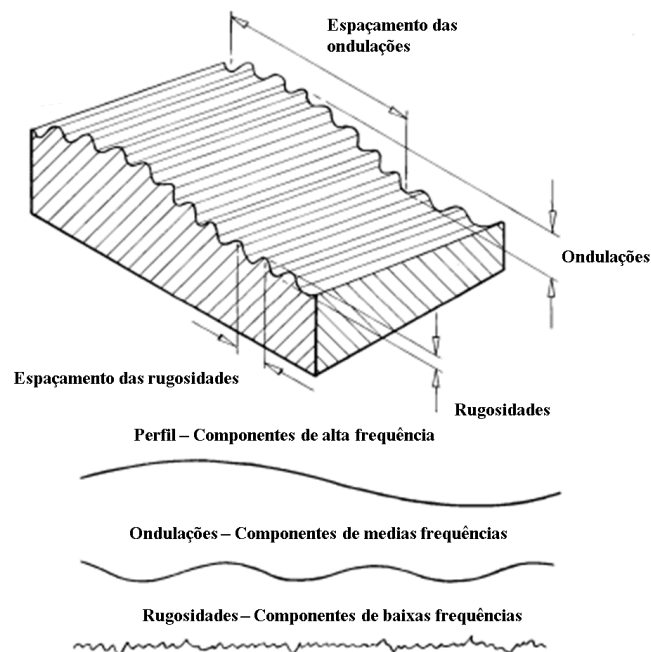


Figura 2.11 – Principais componentes que constituem a textura superficial.

Fonte: Smith (2002)

A rugosidade pode ser expressa pela determinação de parâmetros obtidos a partir do perfil da superfície. Esses parâmetros mensuram os distanciamento do perfil efetivo em relação a uma linha de referência, as quais podem ser definidas por dois sistemas básicos de medição de rugosidade: o sistema da linha média (Sistema M) e o sistema da linha envolvente (Sistema E). No Brasil, a norma NBR ISO 4287/2002 adota o Sistema M como o sistema padrão para medição de rugosidade.

No sistema de linha média, todos os parâmetros da rugosidade são definidas a partir do conceito de linha média: linha paralela à direção geral do perfil, no comprimento de amostragem, de tal modo que a soma das áreas superiores, compreendidas entre ela e o perfil efetivo, seja igual à soma das áreas inferiores, no comprimento de amostragem, exemplificado pela Figura 2.12.

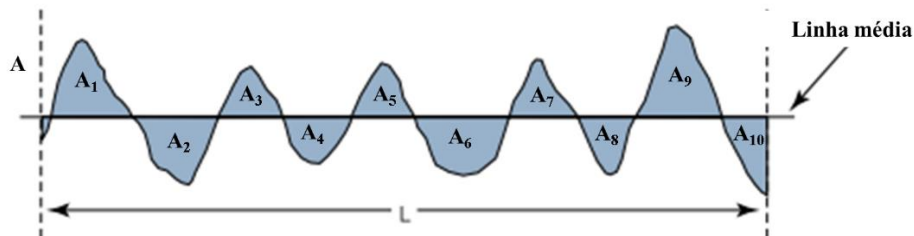


Figura 2.12 – Definição de sistema de linha média (Sistema M)

Fonte: Adaptado de Taylor Hobson (2011)

$$\text{Onde: } A_1 + A_3 + A_5 + A_7 + A_9 = A_2 + A_4 + A_6 + A_8 + A_{10}$$

A rugosidade média é definida como sendo a média aritmética dos valores absolutos das ordenadas do perfil efetivo (medido) em relação à linha média em um comprimento de amostragem (ABNT NBR 4287, 2002), exemplificado pela Figura 2.13.

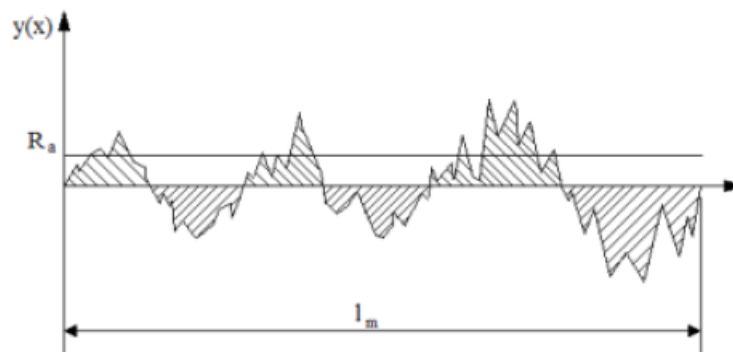


Figura 2.13 – Representação da obtenção de Ra

Fonte: Gaudêncio (2015)

$$\text{Em que: } R_a = \frac{1}{l_m} \int_0^{l_m} |y_i| dx$$

Outro parâmetro que se baseia na altura dos picos do perfil num determinado comprimento de amostragem é a rugosidade  $R_t$ , denominada de rugosidade total, a qual corresponde distância vertical máxima entre o pico mais elevado e o vale mais profundo no comprimento de amostragem (ABNT NBR 4287, 2002), exemplificado pela Figura 2.14.

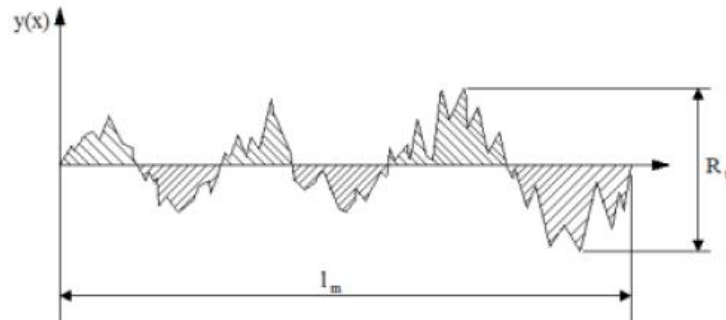


Figura 2.14 – Representação da rugosidade total ( $R_t$ )

Fonte: Gaudêncio (2015)

Conforme visto anteriormente, o perfil efetivo de uma peça é o resultado de uma combinação dos efeitos de rugosidade, ondulação e erros de forma, como ilustrado na Figura 2.15. Portanto, para realizar uma análise correta do perfil da rugosidade, é necessário analisá-los separadamente. Deve-se enfatizar que essas três características nunca são encontradas isoladamente.

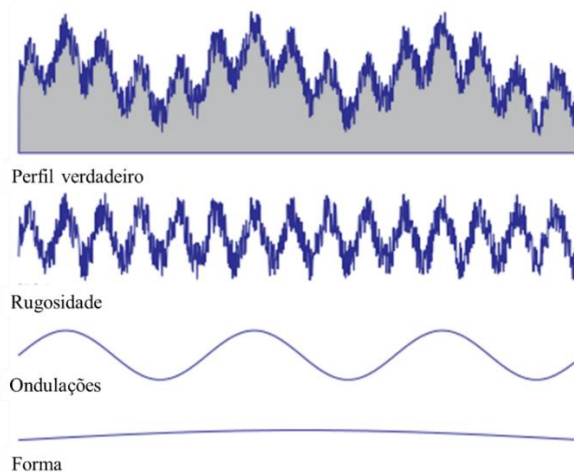


Figura 2.15 – Efeitos combinados de rugosidade, ondulação e forma

Fonte: Taylor Hobson (2011)

Através de uma filtragem adequada consegue-se separar esses perfis. O comprimento de onda do filtro, chamado de “*cut-off*”, é utilizado para especificar numericamente o comprimento da frequência de onda acima ou abaixo do qual uma das componentes da

superfície é eliminada (WHITEHOUSE, 2002). A escolha correta para o valor do *cut-off* é essencial para que as medições realizadas retratem verdadeiramente a superfície analisada.

A escolha incorreta deste parâmetro pode provocar alterações bruscas nos valores obtidos, conforme discutido por Smith (2002). O perfil da superfície mostrado na Figura 2.16 tem características de ondulação e rugosidade e ambos padrões sendo geralmente repetitivos. O padrão de rugosidade A poderia ser considerada típica da rugosidade de toda superfície, diferindo apenas em detalhe menor do que em B ao longo de um comprimento similar. Se uma distância menor T for selecionada, os padrões de rugosidade em C e D não seriam idênticos e fornecerão uma imagem enganosa do perfil.

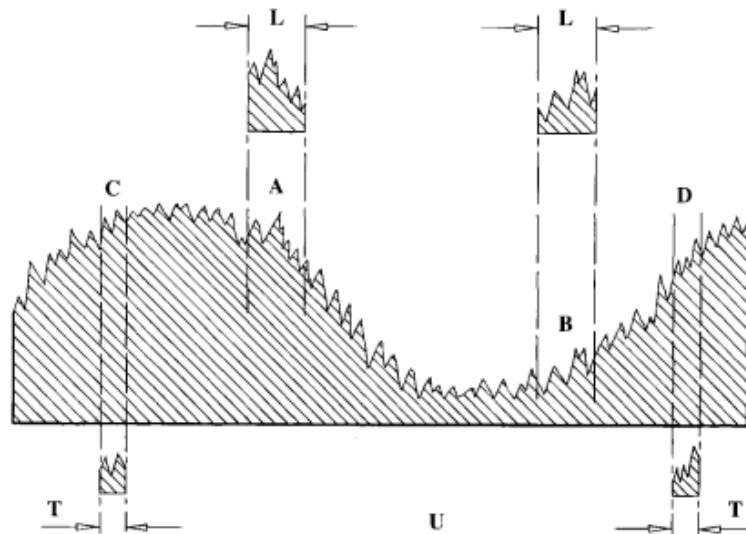


Figura 2.16 – Efeitos de diferentes comprimentos de amostragem

Fonte: Smith (2002)

O *cut-off* a ser utilizado para as medições de rugosidade é determinado com base em normas. Os valores de *cut-off* diferem entre perfis periódicos e não-periódicos de rugosidade. No Quadro 2.1 são apresentados os valores de *cut-off* que devem ser utilizados em perfis periódicos, o qual corresponde ao perfil gerado através do torneamento, segundo a norma ABNT NBR 4288, (2008). A mesma norma, recomenda que o comprimento total de amostragem seja igual a cinco vezes ao valor do *cut-off*.

Quadro 2.1 – Comprimento da amostragem (*cut-off*) para perfis periódicos

Distância entre picos	Comprimento de amostragem	Comprimento total de amostragem
RSm ( $\mu\text{m}$ )	$\lambda_c$ (mm)	L (mm)
>0,01 até 0,04	0,08	0,4
>0,04 até 0,13	0,25	1,25
>0,13 até 0,4	0,8	4,0
>0,4 até 1,3	2,5	12,5
>1,3 até 4,0	8,0	40

Fonte: Adaptado da norma ABNT NBR 4288 (2008)

## 2.6.2 Fatores que afetam a rugosidade no torneamento

Segundo Ratnam (2017), os fatores que afetam a rugosidade de uma peça durante o torneamento, podem ser divididos em quatro categorias, descritos a seguir:

1. Fatores devido às condições de usinagem, como rigidez da máquina-ferramenta, vibrações, tipo de fluido de corte e sua utilização ou não e método de aplicação;
2. Fatores devido aos parâmetros de usinagem, como velocidade de corte, avanço e profundidade de corte;
3. Fatores devido aos parâmetros da ferramenta de corte, como raio de ponta da ferramenta, preparação da aresta da ferramenta (afiada ou chanfrada), material da ferramenta de corte com ou sem cobertura;
4. Fatores devido às propriedades do material da peça, tais como dureza, microestrutura, tamanho de grão, composição e defeitos internos.

Ao longo dos anos, muitas pesquisas foram conduzidas para explorar o efeito dos fatores citados acima sobre a rugosidade da peça usinada. Na seção seguinte, serão abordados os efeitos do avanço e do desgaste da ferramenta de corte, uma vez que ambos são os parâmetros analisados no trabalho e são os que tem maior influência sobre a rugosidade.

### 2.6.2.1 Influência do avanço da ferramenta sobre a rugosidade

A geometria da ferramenta e o avanço combinam-se para formar a superfície usinada, a qual é formada por sulcos helicoidais resultantes da forma da ferramenta e do movimento relativo helicoidal da peça-ferramenta. Esses sulcos são mais profundos e amplos à medida que o avanço da ferramenta aumenta (ELBAH *et al.*, 2013; BOUACHA e TERRAB, 2016). Para pequenas taxas de avanço, a distância entre os picos e os vales desses sulcos é pequena, resultando em rugosidades superficiais menores, conforme ilustrado pela Figura 2.17. (SMITH, 2002; PETROPOULOS *et al.*, 2010).

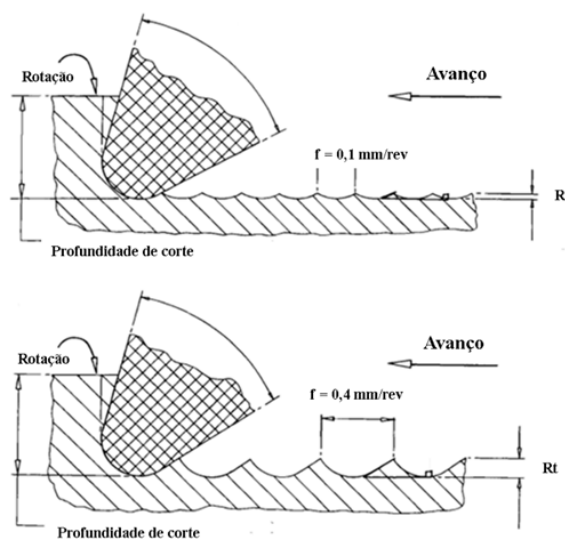


Figura 2.17 – Influência do avanço sobre a rugosidade superficial

Fonte: Adaptado de Smith (2002)

A partir desse perfil de rugosidade teórico, modelos matemáticos foram propostos para estimar os valores dos parâmetros de rugosidade com base na geometria da ferramenta (raio de ponta) e na taxa de avanço, conforme Equações 2.1 e 2.2 (MACHADO *et al.*, 2015).

$$Ra = \frac{f^2}{32r_e} \quad (2.1)$$

$$Rt = \frac{f^2}{8r_e} \quad (2.2)$$

Onde  $f$  é a taxa de avanço (mm /rev) e  $r_e$  é o raio da ponta da ferramenta (mm). De acordo com este modelo, diminuir o avanço ou aumentar o raio da ponta da ferramenta diminui o valor da rugosidade. Porém, o valor teórico nunca é obtido na prática, pois estes modelos não levam em conta alguns fatores que afetam os valores da rugosidade como desgaste, vibrações, aleatoriedades do processo (ÖZEL e KARPAT, 2005). Nesse sentido, ao longo dos anos, diferentes abordagens foram utilizadas para prever a rugosidade em peças endurecidas após o torneamento. A maioria desses trabalhos procuraram estabelecer uma relação entre a rugosidade e as variáveis de entrada do processo: velocidade, avanço e profundidade de corte.

No Quadro 2.2 são apresentados os resultados de alguns estudos os quais buscaram analisar através da análise de variância (ANOVA) os efeitos das variáveis do processo e do raio de ponta da ferramenta sobre os valores de rugosidade durante o torneamento duro, utilizando insertos de cerâmica mista (70%Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub> e 30%TiC) com cobertura de TiN (CC6050), sem cobertura (CC650) e com geometria alisadora (CC6050WH).

Quadro 2.2 – Trabalhos relacionados ao torneamento duro utilizando insertos de cerâmica

	Material	Velocidade de corte (m/mm)	Avanço (mm/ver)	Profundidade de corte (mm)	Raio de ponta (mm)	Ferramenta	Resposta	Termos mais significativos (ANOVA)	Contribuição (%)
Elbah <i>et al.</i> (2013)	AISI 4140 (60HRC)	80-50	0,08-0,14	0,10-0,30	*	CC6050WH	R <sub>a</sub>	f	63,5
							R <sub>t</sub>	f	65,7
						CC6050	R <sub>a</sub>	f	74,5
							R <sub>t</sub>	f	70,6
Meddour <i>et al.</i> (2015)	AISI 52100 (59HRC)	100-200	0,08-0,14	0,05-0,25	0,8-1,2-1,6	CC650	R <sub>a</sub>	f	41,8
							r	r	35,4
Khellifa <i>et al.</i> (2017)	AISI H11 (50 HRC)	100-200	0,08-0,20	0,10-0,50	0,8-1,2	CC6050	R <sub>a</sub>	f	90,0
							r	r	4,9
						R <sub>t</sub>	f	93,1	
						r	r	3,2	
						CC650	R <sub>a</sub>	f	72,2
							r	r	12,1
							R <sub>t</sub>	f	55,3
							r	r	15,7
Meddour <i>et al.</i> (2018)	AISI 4140 (60HRC)	120-244	0,08-0,14	0,10-0,30	0,8-1,2-1,6	CC650	R <sub>a</sub>	f	21,0
							r	r	42,5

Fonte: Autoria Própria (2018)



Verifica-se através do Quadro 2.2 a grande influência do avanço da ferramenta ( $f$ ) e do raio de ponta ( $r$ ) sobre os valores da rugosidade durante o torneamento. A contribuição expressa a porcentagem que cada fator contribui para a variação total na resposta.

### 2.6.2.2 Influência do desgaste na rugosidade

Durante o processo de usinagem, complexos fenômenos físicos, químicos e termomecânicos ocorrem devido a interação da ferramenta e a peça de trabalho, resultando no desgaste e as vezes na quebra da ferramenta. O desgaste da ferramenta é um fenômeno importante pois afeta direta ou indiretamente as forças de corte, a temperatura de corte, a integridade superficial usinada, a vida da ferramenta e o custo de usinagem (SINGH e RAO, 2010; DAS *et al.*, 2015; KUMAR e PATEL, 2018).

Um dos fatores mais importantes do processo que afeta a qualidade do componente usinado é o desgaste da ferramenta, pois influencia significativamente o acabamento e a precisão dimensional da peça usinada (SIDDHPURA e PAUROBALLY, 2013; SENTHILKUMAR *et al.*, 2014). O desgaste modifica a superfície e a geometria da aresta de corte, resultado da perda gradual do material da ferramenta (DENKENA e BIERMANN, 2014; BINDER *et al.*, 2017; CUI e GUO, 2018). Devido à grande influência da geometria da aresta de corte sobre a rugosidade, qualquer mudança no perfil dessa geometria afetará a rugosidade. A topografia superficial é formada pelas impressões da aresta de corte sobre a peça usinada. A influência da forma e da condição da aresta de corte na qualidade e integridade da superfície usinada é amplamente reconhecida (ASTAKHOV e DAVIM, 2008; DOGRA *et al.*, 2011; ZHÃO *et al.*, 2017).

Segundo Mook *et al.* (2009), o perfil da rugosidade da peça de trabalho é a “impressão digital” da aresta da ponta da ferramenta, portanto o desgaste nessa região terá um efeito direto e significativo na qualidade da superfície, principalmente em operações de acabamento, conforme ilustrado pela Figura 2.18.

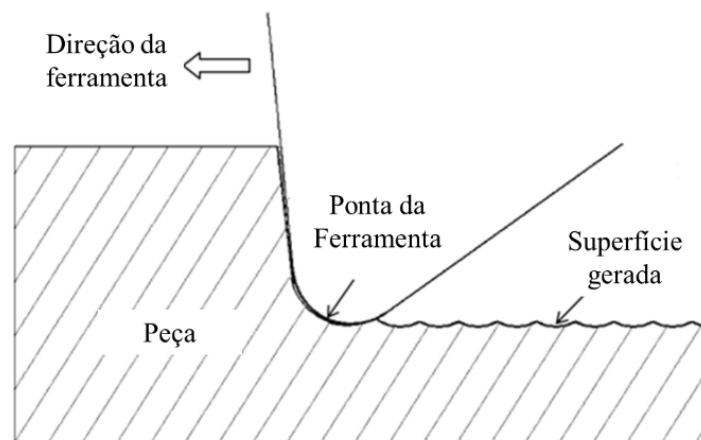


Figura 2.18 – Operação de Torneamento

Fonte: Adaptado de Mook *et al.* (2009)

Segundo CUI e GUO (2018), durante a vida da ferramenta, a geometria da aresta de corte difere em diferentes estágios de desgaste. Conseqüentemente, a rugosidade terá o mesmo comportamento, ou seja, cada estágio de desgaste da ferramenta corresponderá a uma rugosidade específica.

Dado o exposto, várias pesquisas foram conduzidas para analisar os efeitos do desgaste da ferramenta sobre a rugosidade da peça usinada. Grzesik (2008) analisou as mudanças no perfil das rugosidades durante a progressão do desgaste em ferramentas de cerâmica mista convencional e alisadora (Sandvik CC650) no torneamento do aço AISI 5140 endurecido ( $60\pm 1$  HRC). Observou-se que o perfil das rugosidades pode ser significativamente alterado e prejudicado à medida que a ferramenta de cerâmica é progressivamente desgastada. O autor observou que a superfície usinada é a reprodução do perfil do desgaste de entalhe e de flanco da ferramenta.

Elbah *et al.* (2013) realizaram uma série de experimentos usando a mesma condição de corte ( $V_c = 160$  m/min;  $f = 0,08$  mm/rev e  $a_p = 0,2$  mm), para analisar o efeito do desgaste da ferramenta na superfície usinada durante o torneamento do aço AISI 4140 endurecido (60HRC) utilizando insertos de cerâmica. Os autores concluíram que o desgaste de flanco é um fator importante a ser considerado e sua evolução prejudica o acabamento superficial da peça usinada. Para a ferramenta de cerâmica com geometria alisadora CC6050WH, após 10 minutos, o desgaste de flanco atingiu 0,10 mm e os valores para  $R_a$ ,  $R_z$  e  $R_t$  foram 0,35; 2,24 e 2,54  $\mu\text{m}$ , respectivamente. Ao final do processo,  $VB=0,29$  mm, os valores foram 0,88; 5,16 e 5,49  $\mu\text{m}$ , respectivamente. Para a ferramenta com geometria convencional (CC6050), após 10 minutos, o desgaste de flanco atingiu 0,11mm e os valores para  $R_a$ ,  $R_z$  e  $R_t$  foram 0,58; 3,58 e 4,18  $\mu\text{m}$ , respectivamente, e ao final do processo,  $VB=0,31$ mm, os valores foram 0,99; 6,55 e 7,32  $\mu\text{m}$ .

Das *et al.* (2015) investigaram a usinabilidade do aço AISI 4140 endurecido (52 HRC) em termos de rugosidade, desgaste de flanco e morfologia do cavaco, usando pastilhas de cerâmica mista revestida com TiN. Verificaram que a rugosidade aumenta significativamente com o progresso do desgaste, concluindo que a rugosidade está intimamente relacionada com a evolução do desgaste da ferramenta. Como ilustração, para  $V_c = 170$  m/min,  $f = 0,05$  mm/rev e  $a_p = 0,3$  mm, os valores de  $R_a$  e  $R_z$  aumentam 68% e 32%, respectivamente, quando o desgaste de flanco evolui de 0,122 mm para 0,202 mm.

Yallese *et al.* (2009), Chen *et al.* (2015) e Bensouilah *et al.* (2016) também observaram que a rugosidade da superfície geralmente aumenta com o desgaste do flanco da ferramenta. Por outro lado, outros estudos observaram um efeito contrário. More *et al.* (2006) analisaram o efeito do desgaste na rugosidade durante o torneamento do aço AISI 4340 endurecido ( $\approx 53$ HRC) utilizando CBN-TiN. Uma profundidade constante de corte de 0,25mm foi usada enquanto a velocidade de corte variou entre 100, 125 e 150 m/min e o avanço entre 0,10; 0,15 e 0,20 mm/rev. O desgaste máximo foi de 0,20 mm. Os valores da rugosidade diminuíram com a evolução do desgaste, exceto para  $f = 0,10$  mm/rev, proporcionando um melhor acabamento de superfície ao final da vida da ferramenta, conforme Figura 2.19. Os autores atribuem esse fato ao achatamento do raio de ponta da ferramenta provocado pelo aumento uniforme do desgaste de flanco.

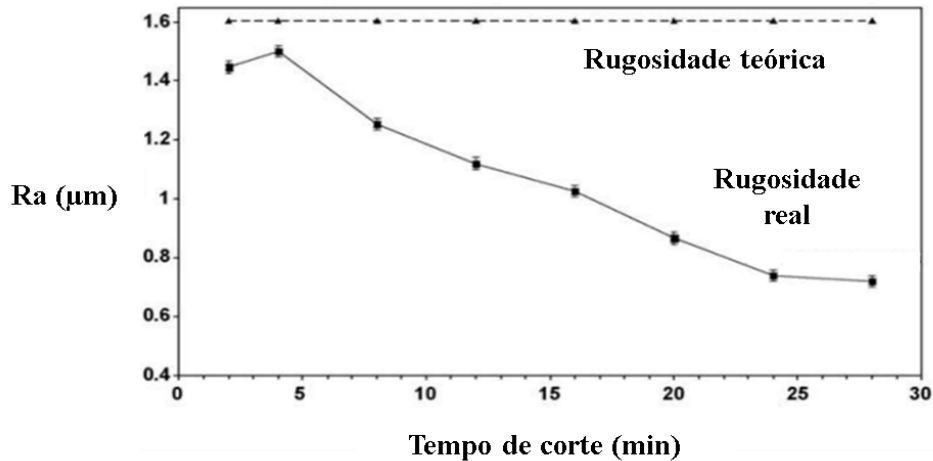


Figura 2.19 – Evolução da rugosidade ( $V_c=100\text{m/min}$ ,  $f=0,20\text{mm/rev}$ )

Fonte: Adaptado de More *et al.* (2006)

Lima *et al.* (2005) avaliaram as alterações da rugosidade durante a evolução do desgaste no torneamento do aço AISI D2 endurecido (58 HRC) utilizando insertos de cerâmica. Os autores observaram que as alterações na aresta de corte devido ao desgaste podem melhorar ou danificar o acabamento da superfície. Por exemplo, para velocidade de corte de 150 m/min, no intervalo de tempo de 5 min a 15 min, o desgaste aumentou de 0,10 para 0,18 mm, e a rugosidade diminuiu de 1,00 µm para 0,81 µm. Já para a velocidade de 220m/min, a rugosidade aumentou de 0,41 para 0,70 µm, durante a evolução do desgaste de 0,13 mm para 0,29mm ( $f=0,15\text{ mm/rev}$  e  $a_p = 0,20$  foram mantidos constantes).

Guddat *et al.* (2011) analisaram o efeito da evolução do desgaste na rugosidade durante o torneamento do aço AISI 52100 endurecido (58-62 HRC) utilizando insertos de PCBN com geometria alisadora e convencional. Observaram que para a ferramenta convencional, a rugosidade diminui durante o progresso do desgaste, aproximadamente de 1,65 µm para 1,00 µm, e aumenta para a ferramenta *wiper*, aproximadamente de 0,25 µm para 0,50 µm ( $V_c = 150\text{ m/min}$ ;  $f = 0,20\text{ mm/rev}$ ;  $a_p = 0,15\text{ mm}$ ).

Shahabi e Ratnam (2009) monitoraram o desgaste da ponta da ferramenta e a rugosidade de uma peça torneada através de análise de imagens. O desgaste foi medido para diferentes taxas de avanço e seu efeito na rugosidade foi estudado. Os resultados do estudo mostraram que o aumento do desgaste de flanco nivela ou achata a área da ponta da ferramenta e isso diminui a rugosidade da peça usinada.

Cui e Guo (2018) identificaram três fases durante a evolução do desgaste de flanco ( $VB_B$ ) no torneamento interrompido do aço AISI 1045 endurecido (44 – 48 HRC), conforme Figura 2.20, utilizando insertos de cerâmica mista: a fase inicial ( $W_1$ ), intermediária ( $W_2$ ) e final ( $W_3$ ). Verificou-se que a rugosidade teve comportamentos diferentes nos três estágios, diminui na fase inicial, permanece quase constante na fase intermediária e aumenta significativamente na fase final. A fase intermediária foi responsável pela maior parte de toda a vida da ferramenta, nesta fase a rugosidade atingiu seu menor valor durante o experimento, conforme Figura 2.21. ( $V_c = 110\text{ m/min}$ ,  $f = 0,20\text{ mm/rev}$  e  $a_p = 0,20\text{ mm}$ ).

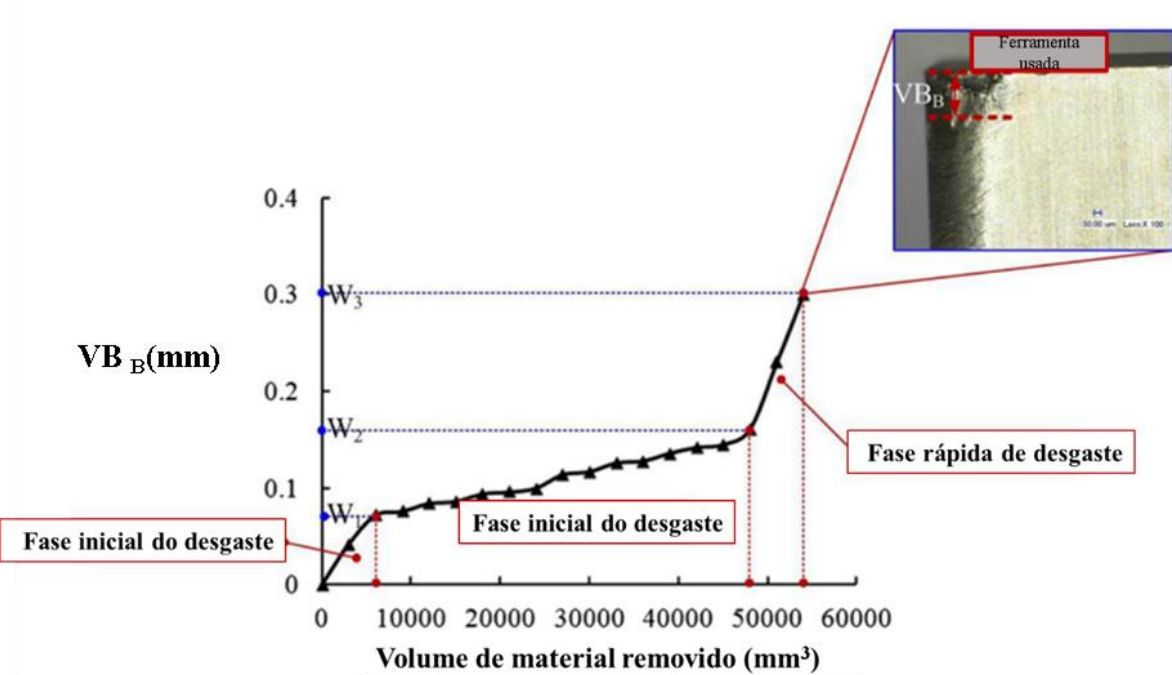


Figura 2.20 – Evolução do desgaste da ferramenta

Fonte :Adaptado de Cui e Gui (2018)

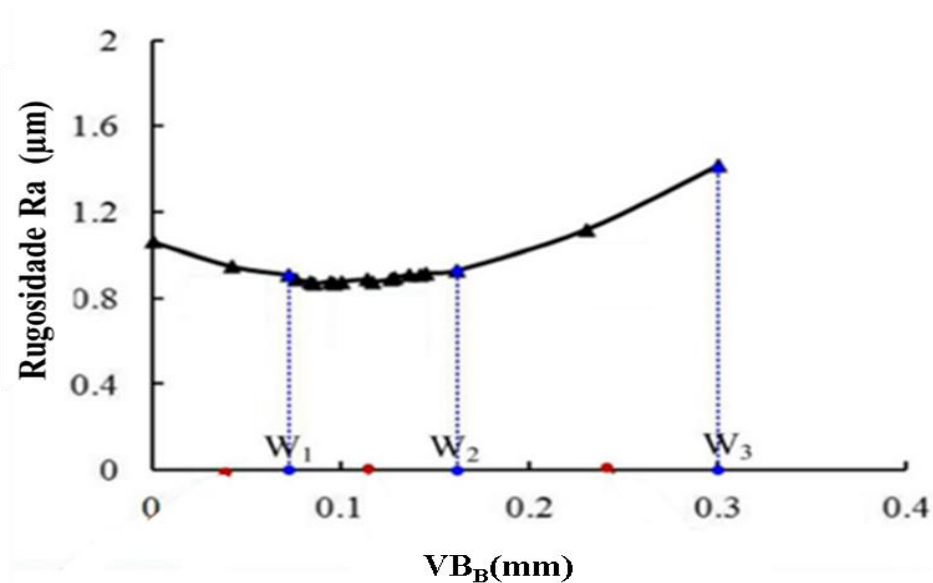


Figura 2.21 – Evolução da rugosidade com o desgaste da ferramenta

Fonte :Adaptado de Cui e Gui (2018)

Segundo Kwon *et al.* (2004), à medida que a ferramenta se desgasta, a área da ponta da ferramenta é deteriorada e torna-se achatada, conforme Figura 2.22. As mudanças na geometria da ponta da ferramenta tem um impacto significativo sobre a rugosidade e as dimensões finais da peça.

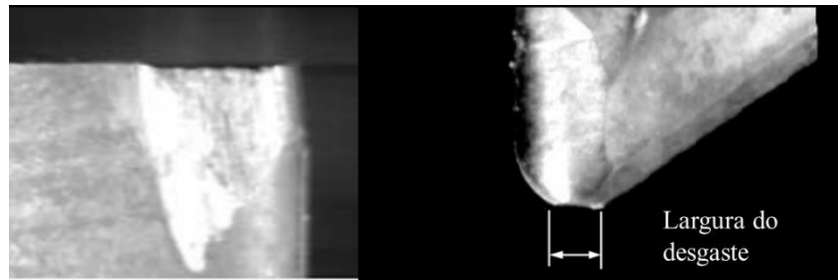


Figura 2.22 – Achatamento da ponta da ferramenta devido ao desgaste de flanco

Fonte: Adaptado de Kwon et al. (2004)

Zhang *et al.* (2016) relatam que a rugosidade é reduzida teoricamente devido a retração da aresta de corte provocada pelo desgaste de flanco, conforme ilustrado pela Figura 2.23. Segundo os autores, no processo de formação da topografia da superfície, o ponto de intersecção de duas arestas de corte novas é o ponto  $g$ . No entanto, com a retração da aresta de corte, o ponto de intersecção passa a ser o ponto  $u$ , conseqüentemente, a rugosidade diminui de  $R_t$  para  $R_t'$ .

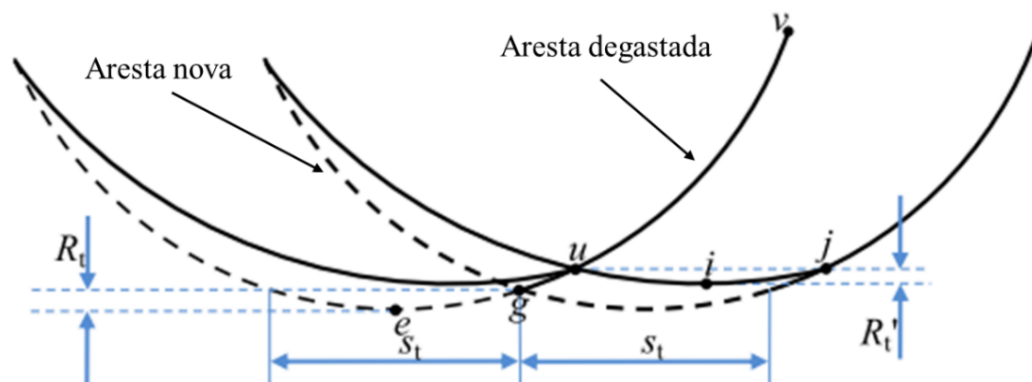


Figura 2.23 – Efeito Da retração da aresta de corte sobre a rugosidade

Fonte: Zhang *et al.* (2016)

Dado o exposto, verificamos que o desgaste da ferramenta se comporta como um ruído no processo, a medida que a rugosidade é sensível a variação do nível de desgaste. Portanto, o desgaste induz uma variabilidade indesejada na rugosidade da peça usinada, conseqüentemente, ao negligenciar esse efeito durante uma abordagem de otimização, o ponto de ótimo alcançado poderá não ser robusto. Segundo Cui e Guo (2018), o desgaste da ferramentas e qualidade da superfície usinada refletem aspectos importantes que devem ser considerados na análise do corte de metal. Portanto, essas características devem ser consideradas na otimização do processo.

## 2.7 Projeto de Parâmetro Robusto

Projeto de Parâmetro Robusto (PPR) é uma técnica economicamente eficaz para a melhoria da qualidade de produtos e processos (JOSEPH *et al.*, 2018). Segundo Myers *et al.* (2009), essa técnica foi introduzida no início da década de 1980 nos Estados Unidos pelo engenheiro japonês Dr. Genichi Taguchi, com a finalidade de reduzir a variabilidade em produtos e processos. O principal objetivo do Projeto de Parâmetro Robusto é determinar as condições operacionais ideais que minimizam a variabilidade da resposta (*output*) em torno de seu valor alvo (OZDEMIR e CHO, 2017). Segundo Nair (1992), Taguchi propôs uma coleção de técnicas com a finalidade de identificar as configurações das variáveis controláveis que atingiriam um desempenho robusto, os quais incluem planejamentos experimentais e análises estatísticas.

Taguchi classificou as variáveis que atuam no sistema, produto ou processo, em variáveis de controle e variáveis de ruído. As variáveis de controle do sistema são as variáveis que podem ser facilmente controladas, uma vez estabelecidas em níveis específicos, os mesmos não se alteram e, portanto, não contribuem para a variação nos *outputs* do processo. As variáveis de ruído são as variáveis que geralmente não se consegue controlar durante a operação normal de um processo e, conseqüentemente, causam uma variação indesejada nos *outputs* do processo à medida que o nível dessas variáveis variam (BOYLAN *et al.*, 2013). As variáveis de ruído são a principal fonte de variabilidade em um processo (MONDAL *et al.*, 2014). Nesse sentido, o Projeto de Parâmetro Robusto procura determinar os níveis das variáveis de controle que fazem com que a sensibilidade da resposta em relação ao ruído seja reduzida (MYERS *et al.*, 2004; KHURI e MUKHOPADHYAY, 2010; ARDAKANI, 2016). Segundo Joseph *et al.* (2018), essa robustez é alcançada mesmo quando as variáveis de ruído não são controladas, e é por isso que essa técnica de melhoria da qualidade é menos dispendiosa do que outras que tentam controlar diretamente os fatores de ruído no sistema. Segundo Robinson *et al.* (2004), as variáveis de ruído são difíceis e onerosas de controlar.

De acordo com Montgomery (2013), o Projeto Robusto de Parâmetros (PRP) é uma abordagem que se concentra na escolha dos níveis dos fatores controláveis em um processo ou produto com o intuito de alcançar dois objetivos: (1) assegurar que a média da resposta de saída esteja em um nível ou alvo desejado e (2) garantir que a variabilidade em torno deste valor alvo seja a menor possível.

As estratégias de projeto de Taguchi consistem no cruzamento de duas matrizes ortogonais, em que a matriz interna (arranjo ortogonal para as variáveis controláveis) é cruzada com a matriz externa (arranjo ortogonal para as variáveis de ruído), desta forma, cada combinação experimental das variáveis de processo é testada em diversos cenários formados pelas variáveis de ruído. Taguchi sugeriu que os dados fossem resumidos por meio de duas estatísticas: (1) a média de cada observação no arranjo interno sobre todos os experimentos do arranjo externo e (2) uma razão sinal-ruído (S/N), a qual corresponde uma estatística-resumo que combina informações sobre a média e a variância. Define-se que um valor máximo dessa razão minimiza a variabilidade transmitida pelo ruído. Portanto, a análise será feita com a finalidade de se determinar os valores dos fatores controláveis que resultam em: (1) uma média o mais próximo do alvo desejado e (2) um valor máximo da razão sinal-ruído

(MONTGOMERY, 2013). As razões sinal-ruído são analisadas usando técnicas de análise de variância (ANOVA), desta forma, as configurações das variáveis controláveis que produzirão um desempenho robusto são identificadas (NAIR, 1992).

Os conceitos gerais de Taguchi são importantes para a melhoria da qualidade e são amplamente difundidas em todo o mundo. No entanto, sua filosofia e metodologia para lidar com problemas PPR geraram e continuam gerando controvérsias dentro da comunidade científica. As controvérsias e críticas se referem aos procedimentos experimentais e aos métodos de análise dos dados (MONTGOMERY, 2013). Neste contexto, destaca-se Nair (1992), que apresenta um painel de discussão sobre o tema com opiniões de alguns pesquisadores da área.

Segundo Robinson *et al.* (2004), os projetos envolvendo uma matriz cruzada têm pelo menos dois inconvenientes. Primeiro, eles geralmente exigem um grande número de execuções experimentais, o qual pode ser proibitivo em ambientes industriais. Em segundo lugar, a matriz interna é geralmente uma fração de três níveis (ou de nível misto) de resolução III, e a matriz externa é um planejamento de dois níveis. Desta forma, pode-se estimar os efeitos lineares e quadráticos dos fatores de controle, mas não as interações duplas entre esses fatores, conseqüentemente, informações importantes sobre os fatores de controle podem ser negligenciadas. Além desses inconvenientes, Montgomery (2013) relata que a utilização da matriz cruzada não tira vantagem direta das interações entre variáveis controláveis e variáveis de ruído e, em alguns casos, pode até mesmo mascarar esses relacionamentos. Segundo Joseph *et al.* (2018), o caminho para o PPR bem sucedido está na identificação de importantes interações entre as variáveis de controle e ruído, somente quando tais interações existem, podemos usar as variáveis de controle para reduzir a sensibilidade dos ruídos.

Nesse sentido, muita atenção foi dada a discussão e ao desenvolvimento de abordagens alternativas aos métodos propostos por Taguchi. Os pesquisadores combinaram as importantes contribuições do trabalho de Taguchi com outras metodologias fornecendo uma sólida e mais eficiente abordagem para projeto e análise de experimentos (MYERS *et al.*, 1992).

## **2.8 Arranjo Combinado e Superfície de Resposta Dual**

Welch *et al.* (1990) propuseram um planejamento experimental denominado de Arranjo Combinado, onde os fatores de controle e ruído são combinados em uma única matriz. O Arranjo Combinado se apresenta como uma alternativa eficiente ao Arranjo Cruzado (WELCH *et al.*, 1990; SHOEMAKER *et al.*, 1991; MYERS *et al.*, 1992; BORROR e MONTGOMERY, 2000). Uma vantagem da utilização desse tipo de arranjo é que o Arranjo Combinado geralmente exige menos execuções experimentais do que os Arranjos Cruzados de Taguchi (WELCH *et al.*, 1990). Uma outra vantagem importante em se utilizar o Arranjo Combinado consiste na possibilidade de estimar os efeitos das interações entre as variáveis controláveis e o ruído (SHOEMAKER *et al.*, 1991). Segundo Montgomery (2013), as interações entre os fatores controláveis e fatores de ruído constituem a chave para o estudo da

robustez de um processo, conforme ilustrado pela Figura 2.24, onde  $x$  representa o fator controlável,  $z$  o ruído e  $y$  a resposta.

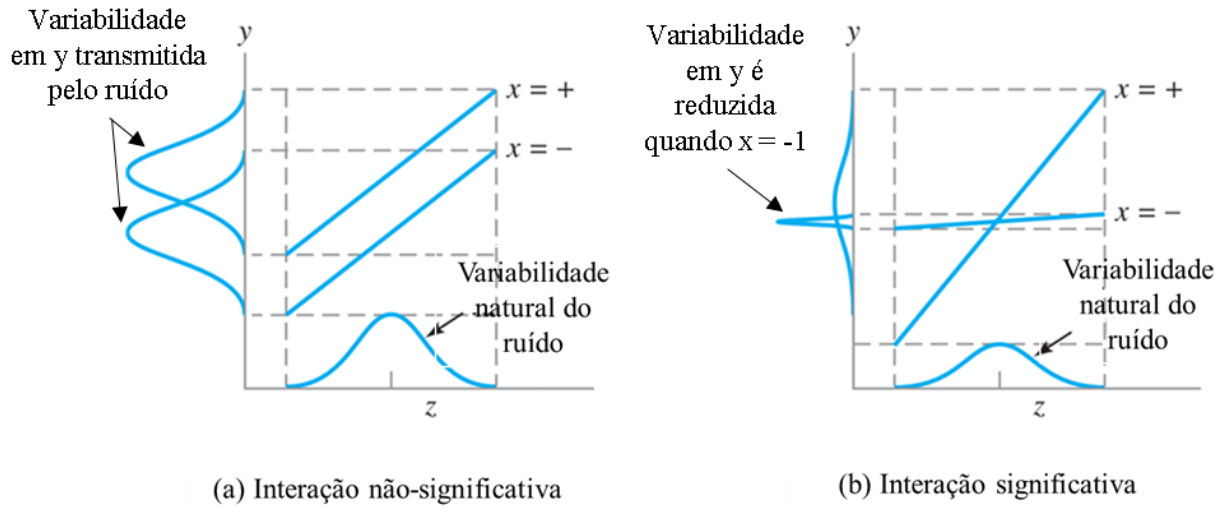


Figura 2.24- Controle do Processo x Interação com Ruído

Fonte: Montgomery (2013)

Na Figura 2.24 (a), não há interação entre o fator controlável  $x$  e o ruído  $z$ , e desta forma não há valor para  $x$  que influencia a variabilidade da resposta transmitida por  $z$ . Entretanto, na Figura 2.24 (b) há uma forte interação entre  $x$  e  $z$ . Verifica-se que quando  $x$  é baixo (-1), há muito menos variabilidade na variável de resposta  $y$  do que quando  $x$  está no nível alto (+1). Desta forma, se não houver, ao menos uma interação significativa entre os fatores controláveis e os ruídos, não há Projeto de Parâmetros Robusto, pois a alteração do nível de  $x$  em (a) não tem efeito sobre a variância produzida pela mudança da variável de ruído  $z$ .

A abordagem da superfície de resposta dual, primeiramente considerada por Myers e Carter (1973) e popularizada por Vining e Myers (1990), utiliza a Metodologia de Superfície de Resposta para modelar a média e a variância de um processo. Através de uma estratégia de otimização escolhida, esses dois modelos de superfície de resposta ajustados são otimizados simultaneamente com a finalidade de determinar as configurações dos fatores que minimizam a variância e ajusta a média do processo ao valor desejado (TANG e XU, 2002).

Segundo Montgomery (2013), um modelo de primeira ordem em função de duas variáveis controláveis  $x_1$  e  $x_2$  e um único fator de ruído  $z_1$  pode ser representado conforme a Equação 2.3 a seguir:

$$y(x, z) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} x_1 x_2 + \gamma_1 z_1 + \delta_{11} x_1 z_1 + \delta_{21} x_2 z_1 + \varepsilon \quad (2.3)$$

Onde:

- $y$  = Resposta de interesse;
- $\beta_0$  = Constante ou intercepto;
- $x_i$  = Variável de controle com coeficiente  $\beta_i$ ;
- $x_i x_j$  = Interação entre variáveis de controle com coeficiente  $\beta_{ij}$ ;



- $z_i$  = Variável de ruído com coeficiente  $\gamma_1$ ;  
 $x_i z_i$  = Interação entre variável de controle e ruído com coeficiente  $\delta_{ii}$ ;  
 $\varepsilon$  = Erro experimental.

Pode ser observado na Equação 2.3, que o modelo contempla os efeitos principais dos fatores controláveis e suas interações, bem como o efeito principal da variável de ruído; além das interações entre as variáveis controláveis e de ruído.

Assume-se para o modelo proposto na Equação 2.3 que as variáveis de ruído sejam variáveis aleatórias, embora sejam controláveis para fins experimentais, com média zero e variância  $\sigma_z^2 = 1$ , e que, se houver várias variáveis de ruído, elas tenham covariância nula. Desta forma, segundo Montgomery (2013) o valor esperado para a média da resposta ficará conforme a Equação 2.4.

$$E(y) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} x_1 x_2 \quad (2.4)$$

O modelo da variância para a resposta  $y$ , obtido através da abordagem da transmissão de erro, é apresentado pela Equação 2.5.

$$V(y) = \sigma_z^2 (\gamma_1 + \delta_{11} x_1 + \delta_{21} x_2)^2 + \sigma^2 \quad (2.5)$$

A equação 2.4 é a superfície de resposta para a média do processo, enquanto que a Equação 2.5 é a superfície de resposta para a variância do processo. Nota-se que em ambos os modelos, apenas as variáveis controláveis estão envolvidas. Isto significa que apenas os níveis das variáveis de controle determinarão o valor da média e da variância do processo. As variáveis de ruído influenciam a resposta através dos coeficientes de regressão de suas interações com as variáveis de ruído (MONTGOMERY, 2013).

Segundo Myers *et al.* (2009), as Equações 2.4 e 2.5 podem ser generalizadas conforme Equações 2.6 e 2.7, supondo que haja  $k$  variáveis controláveis e  $r$  variáveis de ruído.

$$E_Z[y(x, z)] = f(x) \quad (2.6)$$

$$V_Z[y(x, z)] = \sigma_z^2 \left\{ \sum_{i=1}^r \left[ \frac{\partial y(x, z)}{\partial z_i} \right]^2 \right\} + \sigma^2 \quad (2.7)$$

Para a Equação 2.7, assume-se  $\sigma_z^2 = 1$  e  $\sigma^2$  corresponde ao erro experimental do modelo de superfície de resposta ( $\sigma^2 = s^2$ ), estimado pela ANOVA.

## 2.9 Metodologia de Superfície de Resposta

Segundo Montgomery (2013), a Metodologia de Superfície de Resposta (MSR) é uma coleção de ferramentas matemáticas e estatísticas utilizada para a modelagem e análise de problemas em que as respostas de interesse são influenciadas por diversas variáveis. Essa metodologia é usada para desenvolver, melhorar e otimizar processos (MYERS *et al.*, 2009). O primeiro passo dentro da metodologia MSR é encontrar uma aproximação razoável para a verdadeira relação funcional entre a resposta de interesse ( $y$ ) e o conjunto de variáveis independentes do processo, uma vez que esse relacionamento é desconhecido.

Nos casos em que a resposta é bem modelada por uma função linear das variáveis independentes, o modelo mais adequado é o de primeira ordem, conforme descrito pela Equação 2.8, e se a resposta apresentar curvatura, então um polinômio de maior grau deve ser utilizado, como o modelo de segunda ordem descrito pela Equação 2.9.

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

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

Onde:

- $y$  = resposta de interesse;
- $x_i$  = variáveis independentes;
- $\beta_i$  = coeficientes a serem estimados;
- $k$  = números de variáveis independentes;
- $\varepsilon$  = erro experimental.

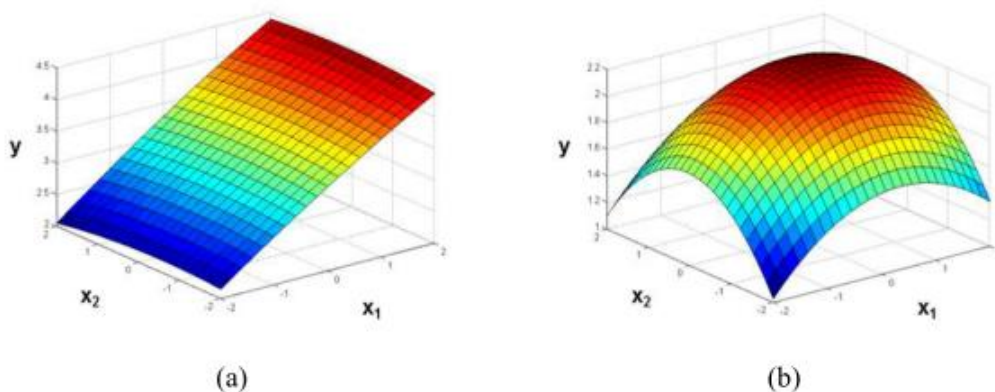


Figura 2.25 – Superfícies de resposta: (a) modelo linear; (b) modelo com curvatura.

Fonte: Gomes (2013)

Embora os modelos descritos acima sejam aplicáveis para quase todos os problemas de MSR (BOX e DRAPER, 1987), é pouco provável que os mesmos descrevam uma aproximação

adequada da relação entre as variáveis em todo o espaço amostral, porém, para uma região específica, tais modelos tem se mostrado eficientes (MONTGOMERY, 2013).

Segundo Montgomery (2013) e Paiva (2006), a estimação dos coeficientes definidos pelos modelos das Equações 2.8 e 2.9 é tipicamente feita pelo método dos Mínimos Quadrados Ordinários (*Ordinary Least Squares – OLS*). O método dos mínimos quadrados baseia-se na escolha dos valores de  $\beta$  de modo que a soma dos quadrados das diferenças entre os valores estimados ( $\hat{Y}_i$ ) e os valores observados ( $Y_i$ ) para um conjunto de dados, denominado de resíduos, seja minimizada. O resíduo originado pelo modelo é ilustrado na Figura 2.26 e é mensurado através da Equação 2.10.

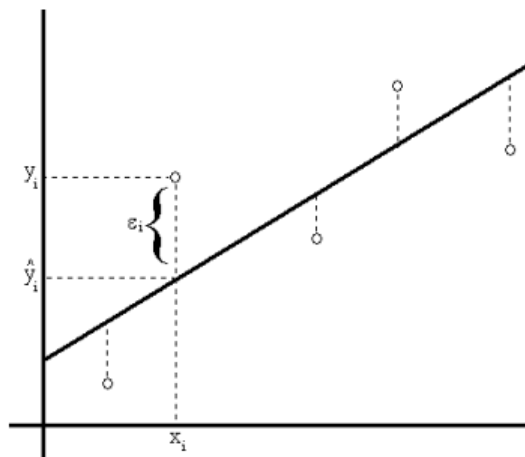


Figura 2.26 – Resíduos gerado através de modelo linear

Fonte: Paiva (2012)

$$\epsilon_i = y_i - \hat{y}_i \quad (2.10)$$

Os estimadores OLS ou os estimadores  $\beta$  de Mínimos Quadrados Ordinários pode ser representado na forma matricial conforme a Equação 2.11, conforme descrito em Montgomery (2013), onde  $\mathbf{X}$  é a matriz de fatores controláveis codificados e  $\mathbf{Y}$  o vetor de resposta.

$$\beta = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \quad (2.11)$$

Para casos em que a variância não é constante o método dos mínimos quadrados ponderados (*Weighted Least Squares – WLS*) é o método mais indicado (NEWBOLD, 1994). Em que  $\mathbf{W}$  é a matriz de ponderação e pode ser representada pelo inverso do quadrado dos resíduos do melhor modelo ajustado encontrado via o método OLS (BRITO et al., 2014; LOPES et al., 2016). Desta forma, os coeficientes do modelo podem ser estimados conforme a Equação 2.12.

$$\beta = (\mathbf{X}^T \mathbf{W} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{W} \mathbf{Y} \quad (2.12)$$

Cho e Park (2005), testaram ambos os métodos OLS e WLS dentro da metodologia de Projeto de Parâmetro Robustos. Os autores concluíram que o método WLS é mais eficaz que o método OLS para maximizar a eficiência da estimativa dos parâmetros. A utilização do método WLS é essencial na presença de fatores de ruído incontrolláveis nos experimentos (ARDAKANI, 2016).

Devido a presença de variáveis de ruído no arranjo combinado, a pressuposição da homogeneidade das variâncias pode não ser atendida. Nestes casos, o modelo de resposta obtido por OLS pode não apresentar bom ajuste (PEREIRA, 2017). Segundo Lopes *et al.* (2016), quando o ruído e as variáveis de controle são reunidos em um matriz combinada, é comum obter um valor reduzido para o coeficiente ajustado, então se faz necessário a aplicação do método WLS para corrigir o ajuste do modelo.

Geralmente, a estimativa inicial das condições operacionais ótimas para o processo em análise não corresponde a um ótimo real. Segundo Montgomery (2013), quando se está em um ponto do espaço experimental distante do ótimo, a curvatura do sistema tende a se apresentar pequena, desta forma, um modelo de primeira ordem será adequado para modelar a resposta. Dado que o objetivo da metodologia MSR é determinar as condições ótimas reais, então, o objetivo experimental é caminhar em direção à região do ponto de ótimo real, essa região geralmente exibe uma curvatura significativa (MASON *et al.*, 2003; MYERS *et al.*, 2009). Por esse motivo, é necessária a identificação da região de curvatura significativa no interior da região de experimentação (OLIVEIRA, 2018). Segundo Paiva (2006), uma vez encontrada tal região, o modelo quadrático deverá ser empregado.

Após a construção do modelo para as respostas de interesse, a significância estatística do mesmo e sua adequação às respostas obtidas devem ser avaliadas, para tanto, testes estatísticos definidos pela Análise de Variância (ANOVA) são empregados. A ANOVA também permite verificar se a associação entre a resposta e os termos do modelo é estatisticamente significativa. O ajuste do modelo é definido pelo coeficiente de determinação múltipla  $R^2$ , o qual indica o poder de explicação do modelo em função das variáveis independentes consideradas. Quanto mais próximo de 100% for o seu valor, melhor o modelo ajusta seus dados, isto significa que o modelo é uma aproximação adequada da função modelada. O  $R^2$  sempre aumenta quando se adiciona mais preditores a um modelo independente da significância estatística destes. O  $R^2$  ajustado ( $R^2_{(adj)}$ ) é uma medida alternativa ao  $R^2$  o qual o número de preditores são considerados em seu cálculo, evitando desta forma o problema característico do  $R^2$ . O coeficiente de determinação para a previsão  $R^2_{(prev)}$  determina o quão bem o modelo prediz as respostas para novas observações. Quanto maior o  $R^2_{(prev)}$ , maior a capacidade preditiva do modelo.

Entre os tipos de arranjos experimentais empregados na Metodologia de Superfície de Resposta, o arranjo composto central (*Central Composite Design – CCD*), representado pela Figura 2.27, é o mais utilizado (MONTGOMERY, 2013). O CCD para  $k$  fatores ( $k$  variáveis independentes) é uma matriz formada por três grupos distintos de elementos experimentais, sendo: um fatorial completo ( $2^k$ ) ou fracionado ( $2^{k-p}$ , sendo  $p$  a fração desejada do experimento), um conjunto de pontos centrais ( $cp$ ) e um grupo de níveis extremos denominados pontos axiais ( $2k$ ).

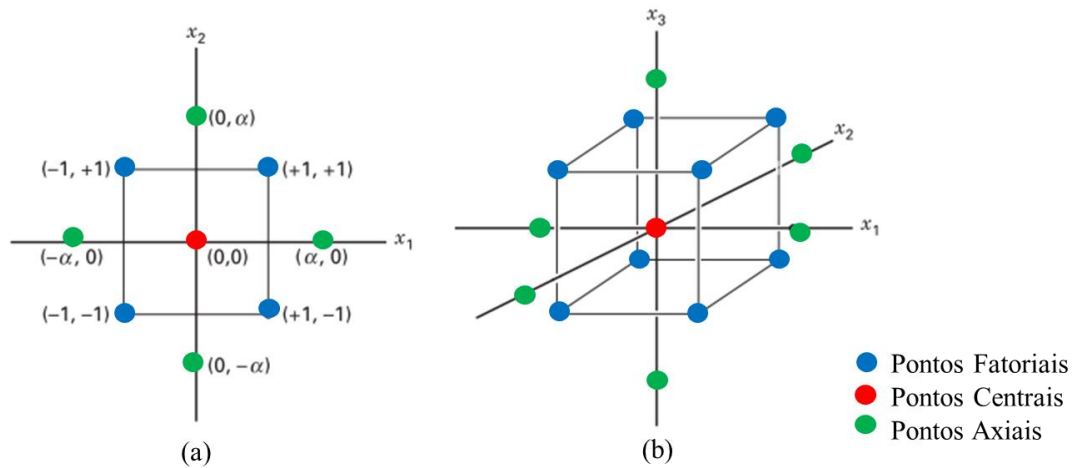


Figura 2.27- Arranjo Composto Central para (a) dois e (b) três fatores

Fonte: Adaptado de Montgomery (2013)

Segundo Montgomery (2013), um CCD torna-se rotacionável pela escolha correta do valor de  $\alpha$ . A rotacionalidade de um CCD significa que a variância da resposta prevista é a mesma em todos os pontos que estão à mesma distância do centro do arranjo. Para que o CCD seja rotacionável, o valor de  $\alpha$  deve ser dependente do número de experimentos ( $k$ ) da sua porção fatorial, tal como:  $\alpha = \sqrt[4]{2^k}$ .

## 2.10 Método da Interseção Normal à Fronteira

O método da Interseção Normal à Fronteira (*NBI*, do inglês *Normal Boundary Intersection*) desenvolvido por Das e Dennis (1998) é um método para encontrar vários pontos ótimos de Pareto em problemas de otimização lineares e não lineares multiobjetivo. Este método foi desenvolvido com a finalidade de compensar as deficiências atribuídas ao método das Somas Ponderadas, como a incapacidade de gerar uma fronteira uniformemente espaçada mesmo se a distribuição de pesos entre as funções seja feita de forma uniforme, e caso o conjunto de soluções de Pareto não for convexo, os pontos de Pareto sobre a parte côncava da superfície serão dificilmente encontrados (DAS e DENNIS, 1998; VAHIDINASAB e JADID, 2010). Segundo Naves *et al.* (2017) dentre os métodos de otimização multiobjetivo empregados na construção de Fronteiras de Pareto, o *NBI* é um dos métodos mais promissores e utilizado recentemente em várias aplicações práticas de engenharia. O *NBI* tem sido aplicado em abordagens de otimização multiobjetivo na usinagem, quais sejam: Rocha *et al.* (2017b); Costa *et al.* (2016a); Costa *et al.* (2016b); Lopes *et al.* (2016) e Brito *et al.* (2014).

Um problema de otimização multiobjetivo pode ser definido, de forma genérica, conforme a Equação 2.13.

$$\text{Min}_{(X \in \Omega)} \mathbf{f}(X) = [f_1(X), \dots, f_n(X)] \quad (2.13)$$

Onde  $f_i$  representa a  $i$ -ésima função objetivo,  $i = 1, \dots, n$ ,  $\mathbf{X} = [x_1, \dots, x_k]$  é o vetor de variáveis de decisão,  $\Omega$  é o espaço experimental ou a região viável e  $\mathbf{f}(\mathbf{X}) = [f_1(\mathbf{X}), \dots, f_n(\mathbf{X})]$  é o vetor de funções objetivo. De posse das funções objetivos, o ponto de partida na execução do método *NBI* é estabelecer a Matriz Payoff  $\Phi$  conforme Equação 2.14, a qual é formada pelo conjunto de ótimos obtidos na minimização individual de cada função objetivo.

$$\Phi = \begin{bmatrix} f_1^*(x_1^*) & f_2(x_2^*) & \cdots & f_1(x_n^*) \\ f_2(x_1^*) & f_2^*(x_2^*) & \cdots & f_2(x_n^*) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_n(x_1^*) & f_n(x_2^*) & \cdots & f_n^*(x_n^*) \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

Temos que o mínimo individual de cada função objetivo  $f_i(x)$  será atingido em  $x_i^*$ , portanto, o valor mínimo de  $f_i(x)$  neste ponto será  $f_i^*(x_i^*)$ . Quando o ponto de ótimo individual  $x_i^*$  é substituído nas demais funções objetivos, tem-se  $f_j(x_i^*)$ , o qual corresponde um valor não ótimo dessa função. Dessa forma, temos a configuração final da Matriz *Payoff*, em que as linhas dessa matriz correspondem a uma função objetivo e cada coluna corresponde a uma solução ótima. O vetor formado pelo conjunto dos mínimos individuais é denominado de ponto de utopia e definido como  $f^U = [f_1^*(x_1^*), f_2^*(x_2^*), \dots, f_n^*(x_n^*)]^T$ . Os pontos de Utopia para cada função objetivo encontram-se na diagonal principal da matriz  $\Phi$ . O vetor formado pelos valores máximos (não ótimo) de cada função ou, em outras palavras, os piores resultados das funções, corresponde ao ponto de Nadir e definido como  $f^N = [f_1(x_1^*), f_2(x_i^*), \dots, f_n(x_n^*)]^T$ .

O próximo passo da metodologia é a normalização das funções objetivos, tornando-as adimensionais. A normalização das funções é importante para que o problema possa ser analisado em um espaço de objetivos normalizados. Geralmente as funções objetivo são oriundas de significados físicos diferentes e representadas por escalas ou unidades diferentes. A normalização das funções objetivo é uma transformação que converte o intervalo da função objetivo ao intervalo  $[0,1]$ . A normalização da função objetivo é definida considerando os pontos de utopia e nadir, conforme a Equação 2.15.

$$\bar{f} = \frac{f_i(x) - f_i^U}{f_i^N - f_i^U}, i = 1, 2, \dots, n \quad (2.15)$$

As combinações convexas de cada linha da matriz *Payoff*  $\Phi$  formam a Envoltória Convexa de Mínimos Individuais (do inglês *Convex Hull of Individual Minima – CHIM*), conhecida como linha de utopia (VAHIDINASAB e JADID, 2010). Segundo Das e Dennis (1998), o método *NBI* é uma técnica destinada a encontrar a porção da fronteira que contém os pontos ótimos de Pareto. Nesse sentido, a principal ideia por trás dessa técnica é de que as interseções entre a fronteira e o vetor normal à linha de utopia nos pontos  $\bar{\Phi}w_i$ , na direção da origem, formam a porção da fronteira constituídas dos pontos ótimos de Pareto. O ponto de interseção mais próximo da origem corresponderá à maximização da distância entre a linha de utopia e a Fronteira de Pareto, esse ponto é considerado como a solução global da otimização. Na Figura 2.28 é ilustrada a sistemática do método *NBI* para o caso bi-objetivo.

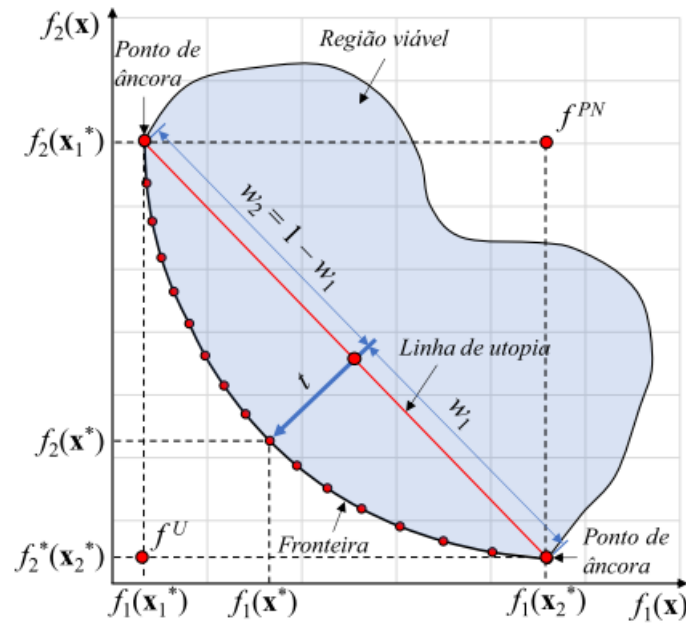


Figura 2.28- Fronteira de Pareto bi-objetivo

Fonte: Pereira (2017)

Segundo Das e Dennis (1998), o método *NBI* pode ser formulado como um problema de programação não-linear restrita conforme Equação 2.16.

$$\begin{aligned}
 & \text{Max}_{(x,t)} \quad t \\
 & \text{Sujeito a:} \quad \bar{\Phi}w + t\hat{n} = \bar{F}(x) \\
 & \quad \quad \quad x \in \Omega
 \end{aligned} \tag{2.16}$$

Sendo  $\hat{n}$  um vetor normal ao plano utópico no ponto  $\bar{\Phi}w_i$  na direção da origem e  $\bar{F}(x)$  o conjunto de pontos nessa normal. Para o caso bi-objetivo, a Equação 2.16 pode ser reescrita conforme Equação 2.17 (BRITO et al., 2014).

$$\begin{aligned}
 & \text{Min} \quad \bar{f}_1(x) \\
 & \text{Sujeito a:} \quad \bar{f}_1(x) - \bar{f}_2(x) + 2w - 1 = 0 \\
 & \quad \quad \quad g_j(x) \leq 0 \\
 & \quad \quad \quad 0 \leq w \leq 1
 \end{aligned} \tag{2.17}$$

Em que  $\bar{f}_1(x)$  e  $\bar{f}_2(x)$  correspondem a duas funções objetivo normalizadas,  $w$  são os pesos que estabelecem a relação de trade-off entre  $\bar{f}_1(x)$  e  $\bar{f}_2(x)$ ,  $g_j(x) \leq 0$  e  $0 \leq w \leq 1$  são o conjunto de restrições convexas da região experimental e da região cuboidal, respectivamente.

As Equações 2.16 ou 2.17 podem ser resolvidas iterativamente para diferentes valores de  $w$ , o que cria, por conseguinte, uma Fronteira de Pareto igualmente espaçada. Uma proposta de escolha proposta por Jia e Ierapetritou (2007) é fazer  $w_n = 1 - \sum_{i=1}^n w_i$ .

## 2.11 Análise de Componentes Principais

A Análise de Componentes Principais (ACP), do inglês *Principal Componentes Analysis-PCA*, é uma técnica estatística multivariada descrita inicialmente por Pearson (1901) e aprimorada e consolidada por Hotelling (1933). Dedicar-se a explicação da estrutura de variância e covariância de um vetor aleatório, composto de  $p$  – variáveis aleatórias, por meio da construção de combinações lineares das variáveis originais, denominadas de componentes principais (JOHNSON e WICHERN, 2007). Segundo Rencher (2002) e Johnson e Wichern (2007), os objetivos principais da Análise de Componentes Principais são: a redução de dimensionalidade e a interpretação dos dados.

Uma das consequências da utilização da Análise de Componentes Principais é a redução de dimensionalidade, uma vez que a maior parte da variabilidade total de um sistema pode ser representada por um pequeno número  $k$  de componentes principais. Isto significa dizer que existe quase tanta informação em  $k$  componentes principais que nas  $p$  variáveis originais. Portanto,  $k$  componentes principais substitui as  $p$  variáveis originais sem perda considerável de informação (PAIVA, 2006).

Seja o vetor aleatório  $X^T = [X_1, X_2, \dots, X_p]$ , cuja matriz de variância-covariância  $\Sigma$  possua autovalores  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$ . Sejam consideradas as seguintes combinações lineares:

$$\begin{aligned} Y_1 &= c_1^T X = c_{11} X_1 + c_{21} X_2 + \dots + c_{p1} X_p \\ Y_2 &= c_2^T X = c_{12} X_1 + c_{22} X_2 + \dots + c_{p2} X_p \\ &\vdots \\ Y_p &= c_p^T X = c_{1p} X_1 + c_{2p} X_2 + \dots + c_{pp} X_p \end{aligned} \quad (2.18)$$

para as quais tem se que:

$$\text{Var}(Y_i) = \text{Var}(c_i^T X) = c_i^T \Sigma c_i \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (2.19)$$

$$\text{Cov}(Y_i, Y_k) = c_i^T \Sigma c_k \quad i, k = 1, 2, \dots, p \quad (2.20)$$

Segundo a definição de Johnson e Wichern (2007), o primeiro componente principal (PC<sub>1</sub>) é a combinação linear que possui a máxima variância, isto é, aquela combinação que maximizar a variância. A variância em 2.19 pode ser aumentada pela multiplicação de qualquer  $c_i$  por uma dada constante. Ao restringir os vetores coeficientes ao comprimento unitário esta indeterminação é eliminada. Deste modo, pode-se escrever as definições do primeiro e do segundo componente principal na forma de funções objetivos com restrições.

$$\begin{aligned} \text{Maximizar } \text{Var}(Y_i) &= c_i^T \Sigma c_i \\ \text{Sujeito a: } c_i^T c_i &= 1 \end{aligned} \quad (2.21)$$

$$\begin{aligned} \text{Maximizar } \text{Var}(c_2^T X) \\ \text{Sujeito a: } c_2^T c_2 &= 1 \\ \text{Cov}(c_1^T X, c_2^T X) &= 0 \end{aligned} \quad (2.22)$$



O primeiro componente principal,  $Y_1$ , é encontrado escolhendo-se  $c_1$  de tal modo que  $Y_1$  tenha a maior variância possível, sujeito à  $c_1^T c_1 = 1$ . O segundo componente principal,  $Y_2$ , é encontrado escolhendo-se  $c_2$  de tal modo que  $Y_2$  tenha a maior variância possível e menor e não correlacionado com  $Y_1$ , sujeito à  $c_2^T c_2 = 1$ . Similarmente, encontramos os componentes  $Y_3, Y_4, Y_p$  de forma que eles sejam não correlacionados com os anteriores e tenham variâncias decrescentes.

Seja a matriz positiva  $B$  de ordem  $p \times p$  e definida com autovalores  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$  e com os respectivos autovetores normalizados  $e_1, e_2, \dots, e_p$ . Então, para um vetor  $c$ , sujeito a  $c^T c = 1$ , temos:

$$\max_{c \neq 0} \frac{(c^T B c)}{c^T c} = \lambda_1 \rightarrow \text{para } c = e_1 \quad (2.23)$$

$$\max_{c \perp e_1, \dots, e_k} \frac{(c^T B c)}{c^T c} = \lambda_{k+1} \rightarrow \text{para } c = e_{k+1}, k = 1, 2, \dots, p-1 \quad (2.24)$$

**Prova:** Seja  $P$  a matriz ortogonal cujas colunas são os autovetores  $e_1, e_2, \dots, e_p$  de  $B$  e  $\Lambda$  a matriz diagonal dos autovalores  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$  de  $B$ . Da decomposição espectral de  $B$  tem-se:  $B^{1/2} = P \Lambda^{1/2} P$ .

Para  $y = \begin{matrix} P^T \\ (p \times 1) \end{matrix} c$ , com  $c \neq 0 \rightarrow y \neq 0$ , logo:

$$\begin{aligned} \frac{(c^T B c)}{c^T c} &= \frac{c^T B^{1/2} B^{1/2} c}{c^T \underbrace{P P^T}_{I(p \times p)} c} = \frac{c^T P \Lambda^{1/2} P^T \Lambda^{1/2} c}{y^T y} = \frac{y^T \Lambda y}{y^T y} = \frac{\sum_{i=1}^p \lambda_i y_i^2}{\sum_{i=1}^p y_i^2} \leq \frac{\lambda_1 \sum_{i=1}^p y_i^2}{\sum_{i=1}^p y_i^2} \\ &= \lambda_1 \end{aligned} \quad (2.25)$$

Se  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$ , então:  $(\lambda_1 y_1 + \lambda_1 y_2 + \dots + \lambda_1 y_p) \geq (\lambda_1 y_1 + \lambda_2 y_2 + \dots + \lambda_p y_p)$ . Fazendo:  $c^T = e_1^T$ , tem-se  $y = P e_1^T = [1 \ 0 \ \dots \ 0]$ , desde que:

$$e_k^T e_1 = \begin{cases} 0, & k \neq 1 \\ 1, & k = 1 \end{cases} \quad (2.26)$$

Para a escolha de  $c$ , temos que:

$$\frac{y^T \Lambda y}{y^T y} = \frac{(e_1^T B e_1)}{e_1^T e_1} = \frac{\lambda_1}{1} = \lambda_1 \quad (2.27)$$

Finalmente, com  $c = P y = y_1 e_1 + y_2 e_2 + \dots + y_p e_p$ , com  $c \perp e_1, e_2, \dots, e_k$ , implica que:

$$0 = e_i^T c = y_1 e_i^T e_1 + y_2 e_i^T e_2 + \dots + y_p e_i^T e_p = y_i, i \leq k \quad (2.28)$$

Desta forma, para  $c$  perpendicular aos  $k$  autovetores, o lado esquerdo da desigualdade em 2.25, torna-se:

$$\frac{(c^T B c)}{c^T c} = \frac{\sum_{i=1}^p \lambda_i y_i^2}{\sum_{i=1}^p y_i^2} \quad (2.29)$$

Considerando-se  $y_{k+1} = 1, y_{k+2} = \dots = y_p = 0$ , alcança-se o máximo declarado. Considere  $\Sigma$  a matriz de variância-covariância associada ao vetor aleatório  $X^T = [X_1, X_2, \dots, X_p]$ , e que possua pares de autovalores-autovetores  $(\lambda_1, e_1), (\lambda_2, e_2), \dots \geq (\lambda_p, e_p)$ , onde  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$ . Então o  $i$ -ésimo componente principal é dado por:

$$Y_i = e_i^T X = e_{1i} X_1 + e_{2i} X_2 + \dots + e_{pi} X_p \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (2.30)$$

para os quais:

$$\begin{aligned} \text{Var}(Y_i) &= e_i^T \Sigma e_i = \lambda_i \quad i = 1, 2, \dots, p \\ \text{Cov}(Y_i, Y_k) &= e_i^T \Sigma e_k = 0 \quad i \neq k \end{aligned} \quad (2.31)$$

Se os autovetores forem perpendiculares, então  $\text{Cov}(Y_i, Y_k) = e_i^T \Sigma e_k = 0$ , se  $i \neq k$ . Os autovetores de  $\Sigma$  serão ortogonais se todos os autovalores  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$  forem distintos. Caso os autovalores não sejam todos distintos, os autovetores correspondentes aos autovalores comuns podem ser escolhidos para serem ortogonais. Desta forma, para quaisquer dois autovetores  $e_i$  e  $e_k$ ,  $e_i^T e_k = 0, i \neq k$ . Desde que  $\Sigma e_k = \lambda_k e_k$ , pré-multiplicando-se por  $e_i^T$ , obtém-se:

$$\text{Cov}(Y_i, Y_k) = e_i^T \Sigma e_k = e_i^T \lambda_k e_k = \lambda_k e_i^T e_k = 0, i \neq k \quad (2.32)$$

Portanto, os componentes principais são combinações lineares das variáveis originais cujos coeficientes correspondem aos autovetores da matriz de variância-covariância, ordenadas de forma decrescente pelos autovalores correspondentes. Os autovetores que os determinam são ortogonais, conseqüentemente, os componentes principais possuem direções perpendiculares no espaço das variáveis originais, portanto, são não correlacionados e possuem variâncias iguais aos autovalores da matriz de variância-covariância.

Seja o vetor aleatório  $X^T = [X_1, X_2, \dots, X_p]$  possuindo matriz de variância-covariância com pares de autovalores-autovetores  $(\lambda_1, e_1), (\lambda_2, e_2), \dots \geq (\lambda_p, e_p)$ , onde  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$ . Tomamos os  $p$  componentes principais  $Y_1 = e_1^T X, Y_2 = e_2^T X, \dots, Y_p = e_p^T X$ . Então a soma a seguir será:

$$\sum_{i=1}^p \text{var}(X_i) = \sigma_{11}^2 + \sigma_{22}^2 + \dots + \sigma_{pp}^2 = \sum_{i=1}^p \text{var}(Y_i) = \lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p = \text{tr}(\Lambda) \quad (2.33)$$

Portanto, a variabilidade total contida nas variáveis originais é igual ao total da variabilidade contida nos componentes principais. Isto posto, podemos definir a contribuição de cada componente principal na variabilidade total e a contribuição representada (ou devida) pelos primeiros  $k$  componentes principais, então:

$$PC_i(\%) = \frac{\lambda_i}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p} \times 100 \quad (2.34)$$

$$PC_k(\%) = \frac{\lambda_1 + \dots + \lambda_k}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p} \times 100 \quad (k < p) \quad (2.35)$$

Pela proporção de explicação da variância total dada pela Equação 2.35 podemos determinar o número de componentes que devem ser mantidos na análise. Se a maior parte da variância total de 80 a 90%, para um  $p$  grande, puder ser atribuída ao primeiro, segundo ou terceiro componentes principais, então estes componentes podem substituir as  $p$  variáveis sem perda considerável de informação (RENCHER, 2002; JOHNSON e WICHERN, 2007).

Os componentes principais são extraídos da matriz de variância-covariância ( $\Sigma$ ) ou da matriz de correlação ( $\rho$ ) do vetor aleatório  $X^T = [X_1, X_2, \dots, X_p]$ . Na maioria das vezes, os parâmetros populacionais  $\Sigma$  e  $\rho$  são desconhecidos. Neste caso, adota-se a matriz de variância-covariância amostral  $S$ , no lugar de  $\Sigma$ , e a matriz de correlação amostral  $R$ , no lugar de  $\rho$ . Segundo Johnson e Wichern (2007), os componentes obtidos de  $\Sigma$  não são, em geral, os mesmos derivados de  $\rho$ . Portanto, deve-se decidir, antes de qualquer aplicação de análise de componentes principais, qual matriz analisar.

Uma característica importante da estrutura dos componentes principais obtidos com base na matriz de variância-covariância é a sensibilidade às unidades de medida usadas para cada elemento de  $x$ . Uma pequena e relativa mudança na unidade em uma variável (de polegadas para centímetros, por exemplo) tem o efeito de mudar completamente a estrutura dos componentes. Ainda assim, mesmo que as variáveis originais estejam nas mesmas unidades, há ainda a possibilidade de suas variâncias serem muito diferentes, desta forma, as variáveis cujas variâncias são maiores exercerão consideravelmente mais influência sobre a modelagem dos componentes e tenderão a dominar as primeiras componentes.

Geralmente, quando todas as variáveis originais estiverem no mesmo sistema de unidades ou se forem previamente padronizadas, utiliza-se a matriz de variância-covariância amostral  $S$ . Porém, isso raramente ocorre na prática. Ainda assim, mesmo que as variáveis originais estejam nas mesmas unidades, uma análise de componentes principais extraídos de uma matriz de covariância dá mais peso as variáveis com variações maiores. Desta forma, para variáveis com unidades distintas ou para uma representação mais equilibrada, a matriz de correlação ( $\rho$ ) é indicada (RENCHER, 2002; JOLLIFFE, 2002)

A estrutura dos componentes principais, como discutido anteriormente, é altamente dependente das unidades de medidas associadas com cada variável aleatória. Recomenda-se que as variáveis estudadas possuem a mesma unidade de medidas e dimensões não muito discrepantes, ou seja, variância com semelhantes ordens de magnitudes. Caso contrário, as variáveis com maior variância exercerão forte influência na estimação dos componentes, essa

influência é mais em função das unidades de medida e da ordem de magnitude das variâncias do que da estrutura básica das observações. Alternativamente, Segundo Johnson e Wichern (2007) se as variáveis forem padronizadas, todas elas terão magnitudes de mesma ordem e, desta forma, serão melhores representadas na construção dos componentes principais. Considerando o vetor aleatório  $X^T = [X_1, X_2, \dots, X_p]$ , as variáveis padronizadas são aquelas que assumem a seguinte forma:

$$Z_1 = \frac{X_1 - \mu_1}{\sqrt{\sigma_{11}}}, Z_2 = \frac{X_2 - \mu_2}{\sqrt{\sigma_{22}}}, \dots, Z_p = \frac{X_p - \mu_p}{\sqrt{\sigma_{pp}}} \quad (2.36)$$

A notação matricial da expressão 2.36 é dada por:

$$Z = (V^{1/2})^{-1} (X - \mu) \quad (2.37)$$

Em que:

$$V^{1/2} = \begin{bmatrix} \sqrt{\sigma_{11}} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sqrt{\sigma_{22}} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \sqrt{\sigma_{pp}} \end{bmatrix} \quad (2.38)$$

O valor esperado de  $Z$  é zero e a sua covariância é dada por:

$$\text{cov}(Z) = (V^{1/2})^{-1} \Sigma (V^{1/2})^{-1} = \rho. \quad (2.39)$$

Portanto, a matriz de covariâncias para as variáveis padronizadas é a matriz de correlações. Desta forma, os componentes principais de  $Z$  podem ser obtidos dos autovalores-autovetores da matriz de correlação  $\rho$  de  $X$ . O  $i$ -ésimo componente principal das variáveis padronizadas  $Z^T = [Z_1, Z_2, \dots, Z_p]$  com  $\text{Cov}(Z) = \rho$ , é dado por:

$$Y_i = e_i^T Z = e_{1i} Z_1 + e_{2i} Z_2 + \dots + e_{pi} Z_p \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (2.40)$$

Com:

$$Z = \begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \\ \vdots \\ Z_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{x_{11} - \bar{x}_1}{\sqrt{s_{11}}} & \frac{x_{12} - \bar{x}_2}{\sqrt{s_{22}}} & \dots & \frac{x_{1p} - \bar{x}_p}{\sqrt{s_{pp}}} \\ \frac{x_{21} - \bar{x}_1}{\sqrt{s_{11}}} & \frac{x_{22} - \bar{x}_2}{\sqrt{s_{22}}} & \dots & \frac{x_{2p} - \bar{x}_p}{\sqrt{s_{pp}}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{x_{n1} - \bar{x}_1}{\sqrt{s_{11}}} & \frac{x_{n2} - \bar{x}_2}{\sqrt{s_{22}}} & \dots & \frac{x_{np} - \bar{x}_p}{\sqrt{s_{pp}}} \end{bmatrix} \quad (2.41)$$

Além disso:

$$\sum_{i=1}^p \text{var}(Y_i) = \sum_{i=1}^p \text{var}(Z_i) = p \text{ e } \rho_{Y_i, Z_k} = e_{ki} \sqrt{\lambda_i}, \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (2.42)$$

Neste caso  $(\lambda_1, e_1), (\lambda_2, e_2), \dots \geq (\lambda_p, e_p)$  são pares de autovalores-autovetores da matriz de correlação  $\rho$  com  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$ .

Após a aplicação da técnica dos componentes principais, os  $k$  componentes principais passam a ser os novos objetos analisados e toda análise poderá ser feita utilizando-se os escores desses componentes principais. Os escores são os valores dos componentes principais. Os escores do primeiro componente principal para os  $n$  tratamentos são dados por:

$$\begin{aligned} Y_{11} &= c_{11}x_{11} + c_{21}x_{12} + \dots + c_{1p}x_{1p} \\ Y_{22} &= c_{11}x_{12} + c_{21}x_{22} + \dots + c_{1p}x_{2p} \\ &\vdots \\ Y_{n1} &= c_{11}x_{n1} + c_{21}x_{n2} + \dots + c_{1p}x_{np} \end{aligned} \quad (2.43)$$

Segundo Paiva (2006), os escores de componentes principais podem ser obtidos a partir de combinações lineares utilizando matriz de variáveis padronizadas transposta  $\mathbf{Z}^T$  e é a matriz dos autovetores do conjunto multivariado  $\mathbf{E}$ , tal que  $PC_{escores} = \mathbf{Z}^T \mathbf{E}$ .

De posse dos Componentes Principais calculados, deve ser tomada uma decisão sobre quantos componentes principais devem ser retidos para efetivamente resumir os dados. A abordagem mais utilizado para estimar o número de componentes principais significantes, é baseado no critério de Kaiser. Segundo este critério, quando se utiliza a matriz de correlação na análise de componentes principais, somente os componentes principais que apresentarem autovalores maior que a unidade devem ser mantidos para representar o conjunto original. Além disso, a variância acumulada explicada pelos componentes principais deve ser superior a 80% (RENCHER e CHRISTENSEN, 2012).

## 2.12 Método do Erro Quadrático Médio Multivariado

No contexto da otimização robusta, o Erro Quadrático Médio (EQM), proposto por Lin e Tu (1995), é uma abordagem de otimização a qual combina as funções objetivo desenvolvidas para a média  $\hat{y}(x)$  e variância  $\sigma^2(x)$  de uma resposta, além do alvo desejado  $T$ . Esta abordagem é sujeita apenas à restrição do espaço de solução viável, tal como a Equação 2.44.

$$\text{Min}_{x \in \Omega} EQM = [\hat{y}(x) - T]^2 - \sigma^2(x) \quad (2.44)$$

Dessa forma, a minimização da função EQM promove a otimização simultânea da média e variância, levando, portanto, à melhoria da qualidade de diferentes produtos e processos. Supondo, porém, que média e variância possam ter diferentes graus de importância, a função objetivo EQM passa a assumir a forma ponderada, conforme Equação 2.45.

$$\text{Min}_{x \in \Omega} EQM = w_1[\hat{y}(x) - T]^2 + w_2 \cdot \sigma^2(x) \quad (2.45)$$

Em que os pesos  $w_1$  e  $w_2$  correspondem a constantes positivas pré-estabelecidas. Estes pesos podem ser escolhidos a partir de diferentes combinações convexas, de tal modo que  $w_1 + w_2 = 1$ , com  $w_1$  e  $w_2 \geq 0$  (TANG e XU, 2002).

Considerando a otimização de múltiplos duais, Köksoy (2006) propôs uma estratégia de aglutinação para otimizar o erro quadrático médio de múltiplas respostas, as quais poderiam ser ponderadas ou não. Para o caso ponderado de  $n$  EQM'S considerados, a função objetivo global para o erro quadrático médio pode ser escrita conforme Equação 2.46.

$$EQM_G = \sum_{i=1}^n w_i \cdot EQM_i \quad (2.46)$$

Embora os métodos propostos apresentados serem úteis para resolver problemas de otimização com único ou múltiplos objetivos, eles não levam em consideração a influência da correlação entre as respostas sobre os resultados otimizados. Segundo Paiva (2008), a existência de correlações significativas entra as múltiplas respostas exerce uma forte influência sobre as funções de transferência utilizadas. Desta forma, a negligência da estrutura de correlação entre as respostas pode modificar significativamente os resultados da otimização, conduzindo a pontos de ótimos inadequados (BOX et al., 1973; KHURI e CONLON, 1981; BRATCHELL, 1989; PAIVA et al., 2009). Nesse sentido, Paiva et al., (2009) desenvolveram o método do Erro Quadrático Médio Multivariado (EQMM) que combina os conceitos das funções de EQM com a Metodologia de Superfície de Resposta e a Análise de Componentes Principais.

De forma geral, o EQMM inicia através da Análise de Componentes Principais convertendo o conjunto original de respostas de interesse correlacionadas em um conjunto de componentes principais não correlacionados. Em seguida, os escores desses componentes principais são utilizados no desenvolvimento de modelos matemáticos de segunda ordem ( $PC_i$ ) para cada componente, através da Metodologia de Superfície de Resposta (MSR). Considerando a Equação 2.44, a média estimada  $\hat{y}(x)$  é substituída pelo modelo originado da MSR, a variância  $\sigma^2$  é substituída pelo autovalor  $\lambda_{PC_i}$ , visto que o  $i$ -ésimo autovalor é a variância associada ao  $i$ -ésimo componente principal e alvo  $T$  é transformado no alvo para o componente principal ( $\zeta_{PC_i}$ ). Desta forma, a função EQMM pode ser escrita conforme Equação 2.47.

$$EQMM = [(PC_i - \zeta_{PC_i})^2 + \lambda_{PC_i}] \quad (2.47)$$

Segundo Johnson e Wichern (2007), o escore para o  $i$ -ésimo componente é o somatório do produto dos valores padronizados  $Z_j$  das respostas originais  $Y_j$  pelos seus respectivos autovetores  $e_j$ . Nesse caso, considerando  $T_{Y_j}$  o alvo para a  $j$ -ésima resposta original, o alvo escrito em termos de componentes principais é estabelecido conforme Equação 2.48.

$$\zeta_{PC_i} = e^T [Z(Y_j | T_{Y_j})] = \sum_{j=1}^n e_j \cdot [Z(Y_j | T_{Y_j})] \quad (2.48)$$

Em que:

$$Z(Y_j | T_{Y_j}) = (T_{Y_j} - \mu_{Y_j}) \cdot (\sigma_{Y_j})^{-1}$$

$\mu_{Y_j}$  é a média da  $j$ -ésima resposta

$\sigma_{Y_j}$  é o desvio-padrão da  $j$ -ésima resposta

No método EQMM, a otimização é obtida através da minimização da Equação 2.47. Se mais de um componente é necessário, então a otimização do EQMM será dado pela minimização da Equação 2.49 (PAIVA et al., 2009).

$$\text{Min EQMM} = \left[ \prod_{i=1}^n \text{EQMM}_i \right]^{\frac{1}{n}} \quad (2.49)$$

Sujeito a:  $g_i(x) \leq 0$

Em que:

EQMM<sub>i</sub> corresponde ao EQMM para o  $i$ -ésimo componente principal

$n$  é o número de componentes principais necessários

$g_i(x) \leq 0$  corresponde as restrições

## 3 METODOLOGIA

### 3.1 Método da Pesquisa

No Capítulo 2 foram descritos todos os fundamentos teóricos e conceitos relacionados ao processo de Torneamento Duro bem como metodologias de experimentação, de análise e de otimização das respostas de interesse. O presente item desse capítulo tem como objetivo explicitar a estratégia utilizada para se alcançar os objetivos estabelecidos. Nesse sentido, uma visão geral das etapas da metodologia empregada são descritas a seguir.

#### Etapa 1: Execução Experimental

- Elaborou-se um arranjo experimental CCD utilizando a Metodologia de Superfície de Resposta, considerando os fatores controláveis ( $x$ ) e de ruído ( $z$ ), baseado em um Arranjo Combinado
- Mensurou e armazenou os valores das respostas,  $R_a$  e  $R_t$ , de acordo com as execuções aleatórias experimentais;

#### Etapa 2: Modelagem das Respostas e Análises

- Estabeleceu o modelo matemático  $y_i(x, z)$  para cada resposta,  $R_a$  e  $R_t$ , considerando as respostas medidas e armazenadas na Etapa 1;
- Analisou os ajustes dos modelos e os demais indicadores de significância gerados pela ANOVA;
- Analisou os efeitos principais dos parâmetros de corte e suas interações sobre as respostas. Nessa etapa foi verificada a influência do desgaste de flanco sobre a rugosidade  $R_a$  e  $R_t$ , bem como a interação desse ruído com as variáveis controláveis do processo;
- Através da estratégia de se utilizar um Arranjo Combinado, foi possível estimar as interações entre variáveis de corte e o desgaste da ferramenta, as quais tem papel importante na propagação do erro e no estudo da robustez do processo (SHOEMAKER et al., 1991).

#### Etapa 3: Análise de Componentes Principais

- Verificou-se a correlação entre  $R_a$  e  $R_t$ ;
- Conduziu a Análise de Componentes Principais (ACP) usando a matriz de correlação dos dados obtidos da Etapa 1. Armazenou os escores do primeiro componente principal, cuja variância explicada foi maior que 80% e seu autovalor foi maior que 1.
- Utilizou-se os escores armazenados do primeiro componente principal estabelecendo o modelo  $P_{C1}(x, z)$ ;



- Analisou o ajuste do modelo e os demais indicadores de significância gerados pela ANOVA;
- A adoção da ACP no presente trabalho foi motivada por ser uma técnica multivariada reconhecida por tratar a correlação entre as respostas, uma vez que os resultados gerados pelo *NBI* podem ser prejudicados quando apresentam funções objetivos correlacionadas, conduzindo a pontos de ótimos inadequados (PAIVA *et al.*, 2009; LOPES *et al.*, 2016). Além dessa motivação, a ACP também foi empregada como um modo de reduzir a dimensionalidade e a complexidade do problema multiobjetivo a qual será otimizada através do método *NBI*. Dessa forma, o número de funções objetivo é reduzido, conforme ilustrado pela Figura 3.1.

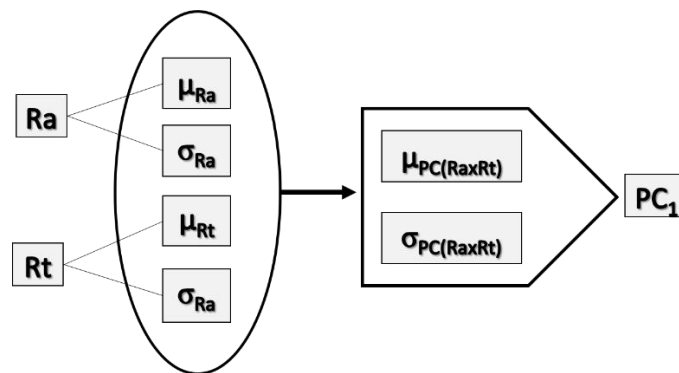


Figura 3.1 – Redução da dimensionalidade das respostas

Fonte: Autoria Própria (2018)

#### Etapa 4: Definição das equações de média e variância

- Estabeleceu as equações para média e variância de  $y_i(x, z)$  e  $Pc_I(x, z)$  usando as Equações 2.6 e 2.7, a partir dos modelos gerados na Etapa 2 e 3.

#### Etapa 5: Definição dos alvos para as respostas

- Estabeleceu os alvos ( $\zeta_Y$ ) para as respostas através da minimização restrita das Equações de média obtidas na Etapa 4. Posteriormente, transformou os alvos originais  $\zeta_Y$  em termos de componentes principais e, assim, obteve-se o alvo ( $\zeta_{Pci}$ ) para o componente principal através da Equação 2.48.

#### Etapa 6: Otimização Bi-objetivo através do Método *NBI*

- Essa Etapa será dividida em duas subetapas.
- Primeiramente, através das Equações de média e variância obtidas para o primeiro componente principal desenvolveu a solução do problema bi-objetivo dual utilizando o método *NBI* para as funções objetivo principais:  $f_1 = [Pc_i(x) - \zeta_{Pci}]^2$  e  $f_2 = \sigma_{Pci}^2(x)$ , obtidas através da Equação 2.44.

- A primeira abordagem de otimização utilizada no presente trabalho foi de construir um conjunto de soluções ótimas de Pareto com a finalidade de minimizar o desvio quadrático da média em relação ao alvo e a variância do componente, conseqüentemente, o desvio quadrático da média de  $R_a$  e  $R_t$  em relação aos seus alvos e a variância de suas médias também serão minimizadas.
- A primeira abordagem tem o intuito de responder ao seguinte questionamento: É possível afirmar que há configurações ótimas para os parâmetros de corte (velocidade, avanço e profundidade de corte), que promovem valores de rugosidades comparáveis a retificação e com baixa sensibilidade ao desgaste da ferramenta?
- Para a análise da produtividade dos pontos ótimos gerados pela Fronteira de Pareto, gerou-se um modelo de superfície de resposta de segunda ordem para o tempo de corte ( $T_c$ ) por peça.
- Uma segunda abordagem foi realizada introduzindo a métrica de produtividade na otimização, pelo fato da primeira abordagem ter gerado pontos que promovem altos valores de tempo de corte. Através das Equações de média e variância obtidas para o primeiro componente principal desenvolveu a Equação do Erro Quadrático Médio Multivariado (EQMM), através da Equação 2.47. Posteriormente a solução do problema bi-objetivo dual utilizando o método *NBI* para as funções objetivo principais:  $f_1 = T_c$  e  $f_2 = \text{EQMM} \left[ (PC_i - \zeta_{PC_i})^2 + \lambda_{PC_i} \right]$ , obtidas através da Equação 2.44.
- A segunda abordagem foi desenvolvida com o intuito de responder ao seguinte questionamento: Será possível encontrar *setups* ótimos (baixos valores de rugosidade  $R_a$  e  $R_t$  com mínima variabilidade) com tempos de corte reduzidos?

## 3.2 Procedimentos Experimentais

Neste presente item é apresentado o desenvolvimento experimental deste trabalho. Para tanto, serão apresentadas as variáveis do processo estudado, o planejamento experimental, a máquina-ferramenta, as características do material usinado, as especificações da ferramenta de corte e os equipamentos utilizados.

### 3.2.1 Definição das variáveis do processo

As variáveis controláveis adotadas para esse procedimento foram a velocidade de corte ( $V_c$ ), avanço ( $f$ ) e profundidade de corte ( $a_p$ ). O intervalo de valores dessas variáveis deve ser escolhido corretamente para que não sejam adotados valores que inviabilizem a execução dos experimentos ou que resultem em condições inseguras para a sua execução. Essa escolha depende principalmente do material de trabalho, da ferramenta de corte selecionada e da

máquina utilizada para o procedimento. Para a realização dos experimentos, essas escolhas foram baseadas nas recomendações de catálogo do fabricante da ferramenta e em estudos relacionados ao processo de torneamento duro. No quadro 3.1 são descritos os valores adotados para cada nível das variáveis de controle determinados por meio do planejamento experimental.

Quadro 3.1 – Variáveis de controle e níveis de trabalho

Variáveis de Controle	Símbolo	Níveis de trabalho				
		-2	-1	0	1	2
Velocidade de corte (m/min)	Vc	104,5	121	137,5	154	170,5
Avanço da ferramenta (mm/rev)	f	0,06	0,08	0,10	0,12	0,14
Profundidade de corte (mm)	a <sub>p</sub>	0,12	0,16	0,20	0,24	0,28

Neste experimento, o desgaste da ferramenta foi considerado como fator incontrolável do processo (ruído). A adoção desta variável de ruído se baseia na hipótese de que, sob uma mesma condição de corte, a evolução do desgaste da ferramenta modifica o perfil da rugosidade da peça usinada, conforme explicações feitas no item 2.6.1.2 do capítulo 2. Neste experimento, o desgaste da ferramenta foi considerado em três condições: desgaste zero (aresta de corte nova), intermediário ( $VB = 0,15\text{mm}$ ) e máximo ( $VB_{\text{máx}} = 0,30\text{mm}$ ), adotado como critério de fim de vida para a ferramenta, seguindo as recomendações da norma ISO 3685:1993. O Quadro 3.2 descreve os valores para cada nível do ruído.

Quadro 3.2 – Níveis da variável de ruído

Ruído	Símbolo	Níveis		
		-1	0	1
Desgaste (mm)	z	VB = 0,00 (Nova)	VB = 0,15 (Desgaste médio)	VB = 0,30 (Fim de vida)

O desgaste mensurado foi o desgaste ocorrido na ponta da ferramenta ( $VB_c$ ), conforme mostrado na Figura 3.2 e 3.3. Esta escolha foi devido ao fato da pequena profundidade de corte selecionada para a experimentação ( $a_p = 0,12 - 0,28\text{ mm}$ ) e, nesse caso, o desgaste da ferramenta ocorre apenas na área do canto do raio da ponta da ferramenta (GRZESIK, 2008; ASLANTAS *et al.*, 2012).

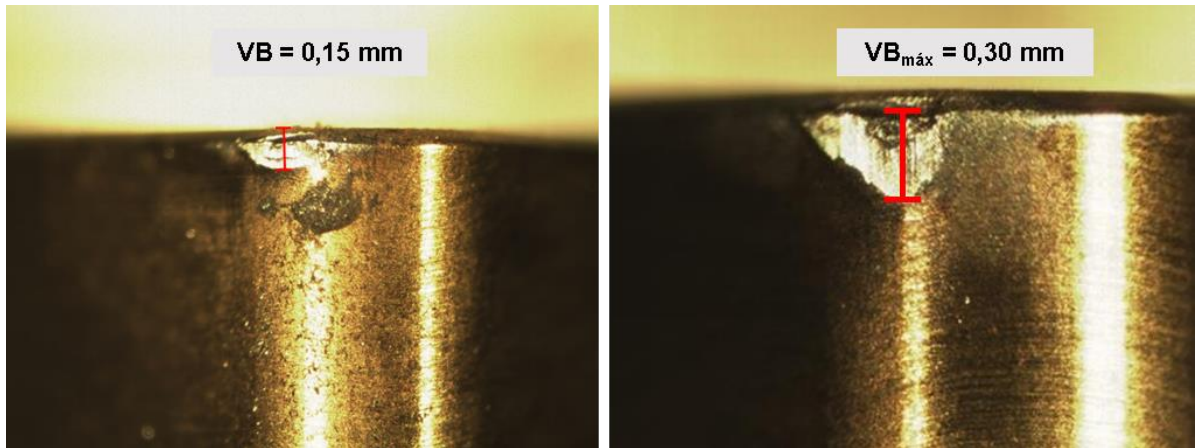


Figura 3.2 – Medição do desgaste da ferramenta

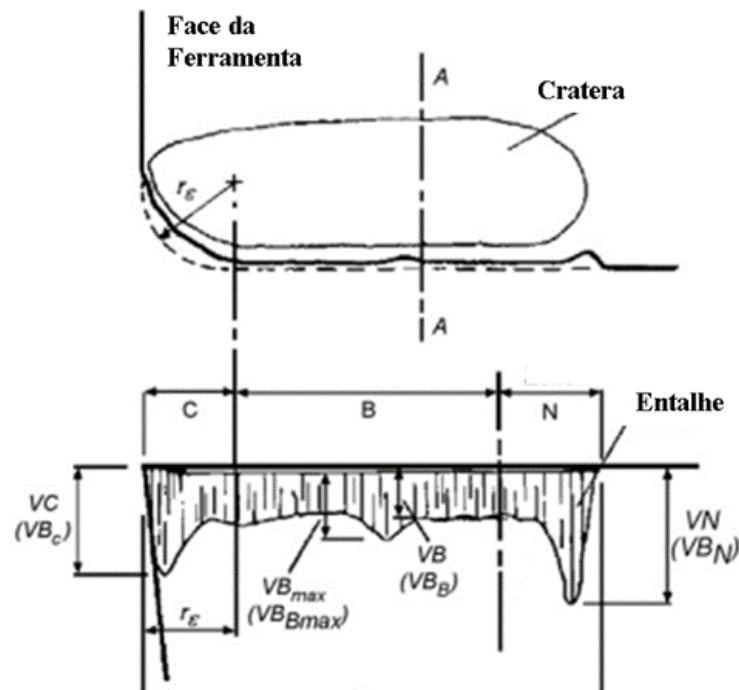


Figura 3.3 – Parâmetros de medição de desgaste na ferramenta (ISO 3685:1993)

Fonte: Adaptado de Grzesik (2008)

### 3.2.2 Arranjo Experimental

Após definidas as variáveis controláveis e o ruído com seus respectivos níveis, um planejamento para a execução dos experimentos e coleta de dados deve ser escolhido. Para tanto, os experimentos foram planejados seguindo de um arranjo composto central (*Central Composite Design – CCD*) baseado em um arranjo combinado. Segundo Paiva (2008) e Montgomery (2013), o arranjo composto central (CCD) é um arranjo experimental da Metodologia de Superfície de Resposta. Conforme discutido no item 2.7 do Capítulo 2, através

do arranjo combinado, será possível analisar os efeitos das interações entre os fatores controláveis e o ruído. O arranjo combinado, adotado para esta pesquisa, foi construído através do *software* estatístico MINITAB, contendo quatro fatores ( $k = 4$ ) em dois níveis, sendo três fatores relativos às variáveis controláveis e um fator relativo a variável de ruído.

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. Excluindo-se os dois pontos axiais relativos à variável de ruído, por não interesse em estimar o efeito quadrático do ruído, e adotando seis pontos centrais, o arranjo combinado foi composto então de 28 experimentos.

### 3.2.3 Máquina, Material, Ferramenta e Instrumentos de Medição

Os experimentos foram realizados em um torno CNC da marca Nardini, modelo Logic 175, com comando numérico CNC MCS Série 500, com potência máxima de eixo de 7,5 CV, rotação máxima do eixo de árvore de 4000 rpm, torre porta-ferramenta com 8 posições e torque máximo de 200 Kgf.m. conforme Figura 3.4.



Figura 3.4 – Torno CNC NARDINI (LAM/UNIFEI)

Para os experimentos foram utilizados 10 corpos de prova de aço ABNT 52100 endurecido, conforme mostrado na Figura 3.5, com composição química nominal apresentada no Quadro 3.3, beneficiados por tratamento térmico de têmpera e revenimento. Após o tratamento, a dureza das peças ficou na faixa de 60-62 HRC. O aço ABNT 52100 têm sido amplamente aplicado na fabricação de rolamentos para a indústria automotiva, utilizados para

a fabricação de cames dos eixos comando de válvulas, ferramentas para repuxo em torno, estampas, punções, ferramentas para extrusão a frio (VILLARES METALS, 2018).

Quadro 3.3 – Composição do aço ABNT 52100

Elemento	C	Si	Mn	P	S	Cr	Mo	Al	Cu	Fe
% em peso	0,95-1,05	0,15-0,35	0,25-0,45	0,025	0,015	1,40-1,65	0,10	0,05	0,30	96,9

Fonte: Zhão *et al.* (2017)

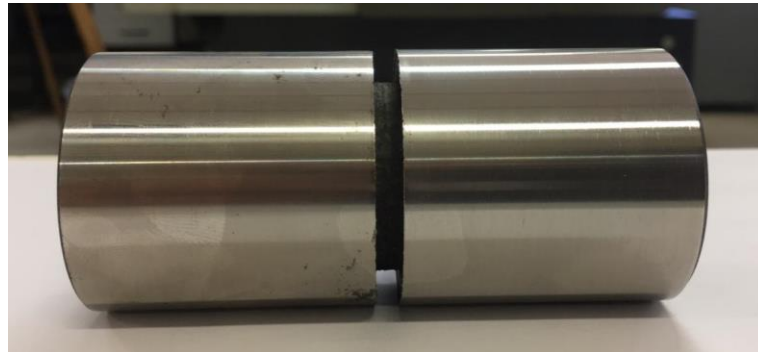


Figura 3.5 – Corpos de prova de aço ABNT 52100 endurecido

Na Figura 3.6 são mostradas as dimensões em milímetros (mm) dos corpos de prova utilizados nos ensaios.

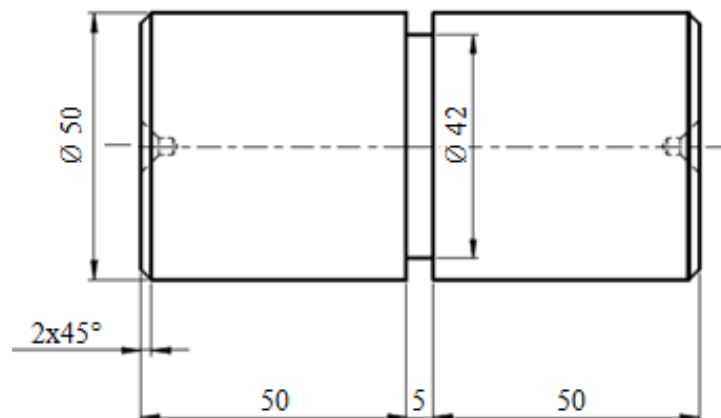


Figura 3.6 – Dimensões dos corpos de prova ensaiados

Para a usinagem dos corpos de prova, foram empregados insertos de cerâmica mista ( $\text{Al}_2\text{O}_3 + \text{TiC}$ ) recoberta com uma camada de nitreto de titânio (TiN), Sandvik Coromant classe CC6050, com geometria ISO CNGA 12 04 08 S01525, conforme mostrada na Figura 3.7. Utilizou-se um porta ferramenta haste quadrada modelo ISO DCLNR 2525M 12, com geometria negativa e ângulo de posição  $X_r = 95^\circ$ .

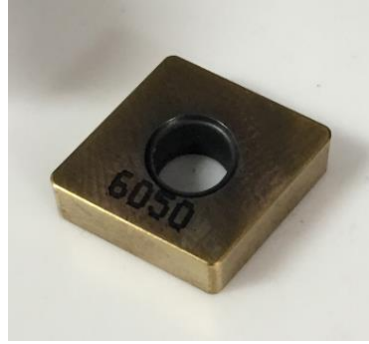


Figura 3.7 – Inserto de cerâmica mista Sandvik Coromant classe CC6050

Para a visualização do desgaste de flanco na superfície de folga dos insertos, foi utilizado um microscópio estereoscópico *Olympus* modelo SZ6, acoplado a uma câmera digital para uso em microscopia modelo Infinity 1. Na Figura 3.8 são ilustrados os equipamentos descritos acima. O *software Infinity Analyze* da câmera foi utilizado para o processamento das imagens e realizar as medições do desgaste.



Figura 3.8 – Montagem do Microscópio *Olympus*

Para a obtenção dos valores de rugosidade de cada corpo de prova após o torneamento dos mesmos, foi utilizado um rugosímetro portátil Mitutoyo modelo SurfTest SJ-201P, conforme Figura 3.9. O parâmetro de *cut-off* foi ajustado para 0,25 mm, conforme recomendação da norma ABNT NBR 4288 (2008), conforme Tabela 2.1. Este rugosímetro é periodicamente aferido pelo Laboratório de Metrologia da Universidade Federal de Itajubá.



(a)



(b)

Figura 3.9 – (a) Rugosímetro portátil Mitutoyo modelo SurfTest SJ-201P e (b) montagem do rugosímetro para realização das medições



## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Na Tabela 4.1 são apresentados os resultados dos experimentos de torneamento no aço ABNT 52100 endurecido. A execução dos experimentos foi realizada no Laboratório de Automação e Manufatura (LAM) da Universidade Federal de Itajubá. Os experimentos foram realizados de acordo com a matriz experimental e sem a utilização de fluido de corte. Após a realização de cada ensaio, mediu-se os valores das rugosidades média  $R_a$  e total  $R_t$  em 9 pontos distintos: 3 pontos equidistante de  $120^\circ$  em relação à seção transversal do corpo de prova, na região inicial, central e final do corte. A média desses 9 pontos representa o valor da resposta de  $R_a$  e  $R_t$ .

Tabela 4.1 – Matriz experimental com respostas

Nº Exp.	Parâmetros de controle			Ruído	Respostas	
	Vc	f	$a_p$	VB	$R_a$	$R_t$
	m/min	mm/rev	mm	mm	$\mu\text{m}$	$\mu\text{m}$
1	121,0	0,08	0,16	0,00	0,30	2,06
2	154,0	0,08	0,16	0,00	0,29	1,68
3	121,0	0,12	0,16	0,00	0,76	2,69
4	154,0	0,12	0,16	0,00	0,70	2,74
5	121,0	0,08	0,24	0,00	0,44	2,26
6	154,0	0,08	0,24	0,00	0,37	1,79
7	121,0	0,12	0,24	0,00	0,71	2,51
8	154,0	0,12	0,24	0,00	0,78	2,76
9	121,0	0,08	0,16	0,30	0,29	1,87
10	154,0	0,08	0,16	0,30	0,26	1,60
11	121,0	0,12	0,16	0,30	0,53	2,16
12	154,0	0,12	0,16	0,30	0,50	2,15
13	121,0	0,08	0,24	0,30	0,21	1,64
14	154,0	0,08	0,24	0,30	0,30	1,88
15	121,0	0,12	0,24	0,30	0,54	2,31
16	154,0	0,12	0,24	0,30	0,37	1,76
17	104,5	0,10	0,20	0,15	0,48	2,44
18	170,5	0,10	0,20	0,15	0,35	2,06
19	137,5	0,06	0,20	0,15	0,21	2,03
20	137,5	0,14	0,20	0,15	0,69	3,20
21	137,5	0,10	0,12	0,15	0,34	2,00
22	137,5	0,10	0,28	0,15	0,28	1,67
23	137,5	0,10	0,20	0,15	0,29	2,07
24	137,5	0,10	0,20	0,15	0,26	1,84
25	137,5	0,10	0,20	0,15	0,29	1,91
26	137,5	0,10	0,20	0,15	0,28	1,71
27	137,5	0,10	0,20	0,15	0,31	1,87
28	137,5	0,10	0,20	0,15	0,29	2,04

## 4.1 Modelagem das funções objetivos

A partir dos dados experimentais apresentados pela Tabela 4.1, as funções objetivos para as resposta foram determinadas levando-se em consideração o modelo de superfície de resposta de segunda ordem, o qual representa a relação matemática aproximada destas respostas em função dos parâmetros de corte ( $V_c$ ,  $f$  e  $a_p$ ) e do ruído ( $VB$ ). Desta forma, as respostas serão modeladas como uma função dos fatores de controle e ruído baseada na MSR. Os coeficientes do modelo foram estimados utilizando o Método dos Mínimos Quadrados Ponderados (*Weighted Least Squares – WLS*), através do software estatístico *Minitab*®, justificado pelas explicações feitas no item 2.8 do Capítulo 2. O peso utilizado para a ponderação foi o inverso do quadrado do resíduo gerado pelo modelo obtido através do Método dos Mínimos Quadrados Ordinários (*Ordinary Least Squares – OLS*). Na Tabela 4.2 são apresentados os coeficientes para os modelos quadráticos completos desenvolvidos, assim como os principais resultados da ANOVA.

Tabela 4.2 – Coeficientes estimados para os modelos quadráticos completos de  $R_a$  e  $R_t$

Termo	$R_a$		$R_t$	
	Coefficiente	<i>P-Value</i>	Coefficiente	<i>P-Value</i>
cte	0,312	0,000	1,900	0,000
$V_c$	-0,008	0,300	-0,090	0,000
$f$	0,145	0,000	0,288	0,000
$a_p$	-0,013	0,111	-0,024	0,274
$VB$	-0,086	0,000	-0,211	0,000
$V_c \times V_c$	0,048	0,000	0,084	0,000
$f \times f$	0,053	0,000	0,176	0,000
$a_p \times a_p$	0,015	0,150	-0,039	0,031
$V_c \times f$	-0,008	0,520	0,060	0,012
$V_c \times a_p$	0,009	0,411	-0,010	0,705
$V_c \times VB$	-0,003	0,771	0,004	0,856
$f \times a_p$	-0,016	0,122	-0,034	0,218
$f \times VB$	-0,044	0,001	-0,102	0,001
$a_p \times VB$	-0,031	0,011	-0,019	0,598
$s$	1,17		1,14	
$R^2$	98,94%		98,94%	
$R^2(\text{adj})$	97,96%		97,96%	
$R^2(\text{pred})$	90,11%		82,13%	
LOF ( <i>p-value</i> )	0,416		0,456	
Curvatura ( <i>p-value</i> )	0,000		0,021	

A adequação dos modelos foi verificada através da Análise de Variância (ANOVA). Os coeficientes de determinação para os modelos foram superiores a 80% e o valor de *p-value* do teste para falta de ajuste foi superior ao nível de significância (*p-value* > 0,05), confirmando o bom ajuste e uma boa capacidade preditiva dos modelos. Além disso, todos os modelos apresentaram valores *p-values* inferiores a 5% de significância para a curvatura, o que significa que a região experimental na qual essas respostas foram modeladas apresenta curvatura. O modelo de resposta para  $R_a$  e  $R_t$ , na forma da Equação 2.9, obtido por WLS, são apresentados pelas Equações 4.1 e 4.2, respectivamente.

$$R_a(x, z) = 0,312 - 0,008Vc + 0,145f - 0,013ap - 0,086VB + 0,048Vc^2 + 0,053f^2 + 0,015ap^2 - 0,008Vc \cdot f + 0,009Vc \cdot ap - 0,003Vc \cdot VB - 0,016f \cdot ap - 0,044f \cdot VB - 0,031ap \cdot VB \quad (4.1)$$

$$R_t(x, z) = 1,900 - 0,090Vc + 0,288f - 0,024ap - 0,211VB + 0,084Vc^2 + 0,176f^2 - 0,039ap^2 + 0,060Vc \cdot f - 0,010Vc \cdot ap + 0,004Vc \cdot VB - 0,034f \cdot ap - 0,102f \cdot VB - 0,019ap \cdot VB \quad (4.2)$$

## 4.2 Análise dos efeitos principais dos parâmetros do processo sobre $R_a$ e $R_t$

A partir dos modelos desenvolvidos para as respostas de interesse, foi possível analisar o modo como a rugosidade  $R_a$  e  $R_t$  se comportaram com às alterações nos níveis dos fatores controláveis e incontrolável do processo. Portanto, as influências dos parâmetros do processo e do ruído no torneamento do aço ABNT 52100 endurecido, utilizando ferramentas de cerâmica mista, sobre as métricas de qualidade são discutidos nesta seção. Nas Figuras 4.1 e 4.2 são apresentados os efeitos principais dos parâmetros de corte e do ruído sobre  $R_a$  e  $R_t$ .

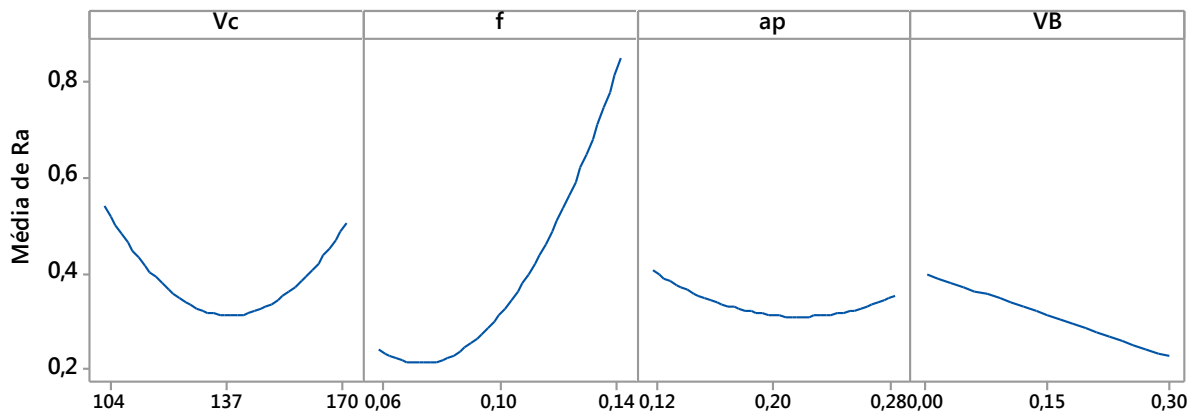


Figura 4.1 – Gráficos dos efeitos principais sobre a média de  $R_a$

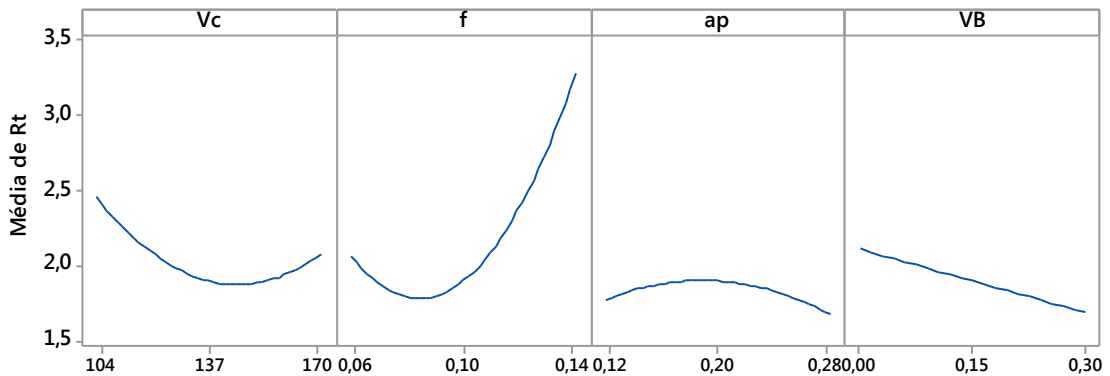


Figura 4.2 – Gráficos dos efeitos principais sobre a média de  $R_t$

Em relação a rugosidade média  $R_a$ , segundo o nível de significância adotado,  $\alpha = 0,05$ , o efeito linear e o quadrático do avanço e o efeito quadrático da velocidade de corte foram os termos significativos ( $p\text{-value} \leq \alpha$ ), enquanto que para  $R_t$ , o efeito linear de Vc e f e os quadráticos de Vc, f e  $a_p$  foram os termos significativos, conforme pode-se observar na Tabela 4.2.

O avanço foi o parâmetro que mais influenciou  $R_a$  e  $R_t$ . O valor positivo para o efeito linear de f significa que menores valores de avanço resultaram em menores valores para as métricas de rugosidade. Resultados semelhantes foram encontrados em outros processos de torneamento duro publicados na literatura, dos quais podem-se citar Azizi *et al.* (2012), Elbah *et al.* (2013), Meddour *et al.* (2015), Das *et al.* (2015) e Abidi *et al.* (2018). A superfície torneada é formada por sulcos helicoidais resultantes da forma da ferramenta e do movimento relativo helicoidal da peça-ferramenta. Esses sulcos são mais profundos e amplos à medida que o avanço da ferramenta aumenta (ELBAH *et al.*, 2013; BOUACHA e TERRAB, 2016). Segundo Benga e Abrão (2003), para pequenas taxas de avanço, a distância entre os picos e os vales desses sulcos é pequena, resultando em rugosidades menores.

A velocidade de corte se mostrou significativa apenas para  $R_t$  e seu efeito sobre  $R_a$  e  $R_t$  teve o mesmo comportamento. Analisando os gráficos das Figuras 4.1 e 4.2, verificamos que os valores de  $R_a$  e  $R_t$  diminuem até a região do nível central de Vc, e a partir desse ponto, o efeito se torna contrário, ou seja, os valores das rugosidades aumentam. Resultados semelhantes foram relatados por Das *et al.* (2015) no torneamento do aço AISI 4140 (52HRC) utilizando insertos de cerâmica mista ( $Al_2O_3 + TiCN$ ) com cobertura TiN. Segundo Bouacha *et al.* (2010) o fluxo lateral plástico do material da peça ao longo da direção da aresta de corte pode aumentar a altura pico-vale das irregularidades da superfície usinada. Ao aumentar a velocidade de corte, consequentemente a velocidade de deformação, o material apresenta menos plasticidade, tornando esse fluxo menos significativo, e, portanto, o aumento adicional na altura pico-vale é reduzido, diminuindo, desse modo, a rugosidade da peça usinada. Segundo Das *et al.* (2015), a diminuição do valor da rugosidade se dá até um certo aumento da velocidade de corte, posteriormente, a rugosidade aumenta com o aumento da velocidade de corte explicado pela possibilidade de ocorrência do fenômeno *Chatter* devido à vibração.

O efeito linear do desgaste de flanco (ruído) foi significativo para ambas as rugosidades. O valor negativo do coeficiente linear do desgaste significa que a rugosidade diminui à medida que o desgaste de flanco aumenta. Outros resultados semelhantes foram encontrados em outros processos de torneamento duro publicados na literatura, dos quais podem-se citar Bonifácio e Diniz (1994), Lima *et al.* (2005), More *et al.* (2006), Guddat *et al.* (2011) e Cui e Chen (2018). O aumento do desgaste de flanco nivela ou achata a área da ponta da ferramenta e isso diminui a rugosidade da peça usinada (BONIFÁCIO e DINIZ, 1994; MORE *et al.*, 2006; SHAHABI e RATNAM, 2009).

Em relação às interações entre as variáveis controláveis do processo e o ruído, houve significância na interação entre o avanço e o desgaste para ambas as rugosidades e a interação entre a profundidade de corte e o desgaste apenas para  $R_a$ . Nas Figuras 4.3 e 4.4 são apresentados os gráficos de interação entre as variáveis avaliadas para  $R_a$  e  $R_t$ , respectivamente. Em relação a interação  $f \times VB$ , nota-se que em níveis mais baixos de taxas de avanço são robustos à variação do desgaste, ou seja, para valores baixos de avanço a sensibilidade de  $R_a$  e  $R_t$  em relação a variação dos níveis de desgaste da ferramenta é mínima. O mesmo ocorre em relação a interação  $a_p \times VB$  para  $R_a$ . Portanto, essa análise demonstra a importância do Arranjo Combinado que permite analisar a interação de uma variável de ruído com uma variável de controle sobre uma resposta de interesse.

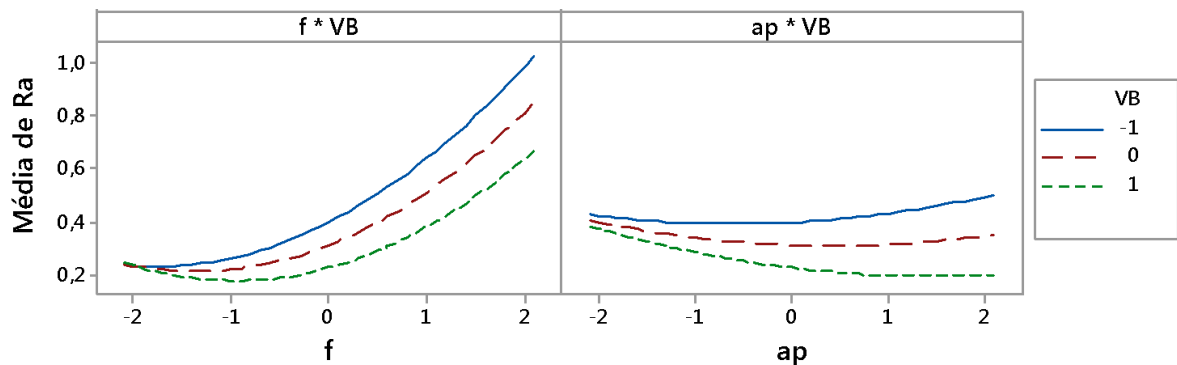


Figura 4.3 – Gráfico das interações  $f \times VB$  e  $a_p \times VB$  para  $R_a$

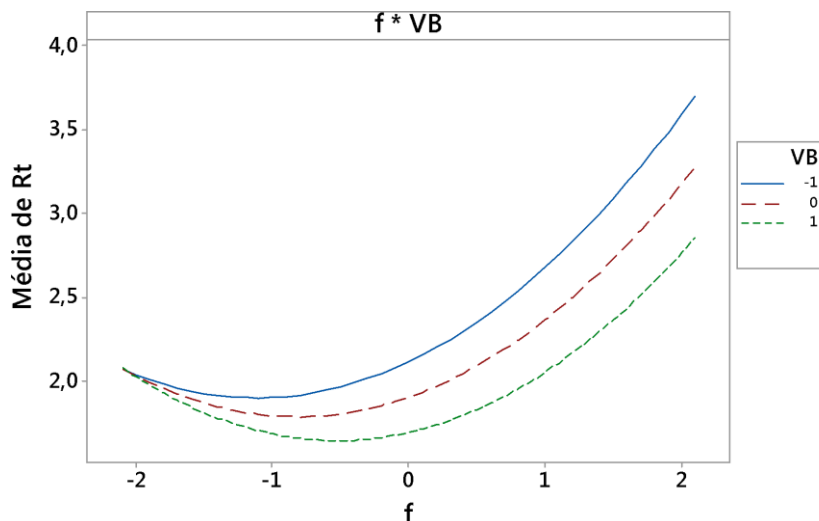


Figura 4.4 – Gráfico da interação  $f \times VB$  para  $R_t$

### 4.3 Análise de correlação e componentes principais

A correlação entre as variáveis de resposta  $R_a$  e  $R_t$  foi verificada por meio do coeficiente de Correlação de Pearson ( $\rho$ ), sendo que quanto mais próximo de 1 ou -1, maior será a correlação. O valor encontrado foi de  $\rho = 0,885$ , indicando uma forte correlação positiva. A correlação se mostrou estatisticamente significativa para o par de respostas cujo  $p$ -value calculado foi inferior a 5% de significância ( $p$ -value = 0,000).

Considerando a existência de correlação, prossegue-se para a Análise de Componentes Principais. De acordo com as informações apresentadas na Tabela 4.3, o primeiro componente principal ( $PC_1$ ) apresenta um percentual de explicação de 94,2% em relação a variabilidade do conjunto de dados e autovalor de 1,88. Os autovalores ( $\lambda_i$ ) e os autovetores ( $e_i$ ) foram obtidos a partir da matriz de correlação das respostas originais,  $R_a$  e  $R_t$ .

Tabela 4.3 – Análise dos componentes principais

	$PC_1$	$PC_2$
Autovalores ( $\lambda_i$ )	1,8846	0,1154
Proporção	0,942	0,058
Cumulativo	0,942	1
Autovetores ( $e_i$ )		
$R_a$	0,707	0,707
$R_t$	0,707	-0,707

Para o presente trabalho apenas o primeiro componente principal foi selecionado para representar o conjunto de dados originais, observando os critérios de Kaiser (JOHNSON e WICHERN, 2007), os quais definem o número de componentes principais que devem ser mantidos em uma análise. De acordo com esses critérios, deve-se manter os componentes com autovalores iguais ou superiores que uma unidade, nos casos em que a matriz de correlação é utilizada, e os componentes suficientemente capazes de explicar um percentual acumulado da variância original dos dados igual ou maior a 80 %. De acordo com a Tabela 4.3, o primeiro componente ( $PC_1$ ) satisfaz esses critérios.

Portanto, definido o primeiro componente principal para representar o conjunto de dados originais ( $R_a$  e  $R_t$ ), prossegue-se com a obtenção de seus *scores*, para, em seguida, desenvolver o modelo de superfície de resposta para  $PC_1$ . Segundo Johnson e Wichern (2007), esses *scores* formam um novo conjunto de dados, os quais representam adequadamente o conjunto original de dados sem perda considerável de informação. Os *scores* de  $PC_1$  foram calculados conforme a Equação 4.3 e apresentados na Tabela 4.4.

$$PC_1 = \left( \frac{R_a - \bar{R}_a}{\sigma_{R_a}} \right) \times e_{R_a} + \left( \frac{R_t - \bar{R}_t}{\sigma_{R_t}} \right) \times e_{R_t} \quad (4.3)$$

Tabela 4.4 – Escores do primeiro componente principal

Nº Exp.	Parâmetros de controle			Ruído	Respostas		
	Vc m/min	f mm/rev	a <sub>p</sub> mm	VB mm	R <sub>a</sub> µm	R <sub>t</sub> µm	PC <sub>1</sub> -scores
1	121,0	0,08	0,16	0,00	0,30	2,06	-0,514
2	154,0	0,08	0,16	0,00	0,29	1,68	-1,237
3	121,0	0,12	0,16	0,00	0,76	2,69	2,473
4	154,0	0,12	0,16	0,00	0,70	2,74	2,311
5	121,0	0,08	0,24	0,00	0,44	2,26	0,439
6	154,0	0,08	0,24	0,00	0,37	1,79	-0,702
7	121,0	0,12	0,24	0,00	0,71	2,51	1,957
8	154,0	0,12	0,24	0,00	0,78	2,76	2,677
9	121,0	0,08	0,16	0,30	0,29	1,87	-0,873
10	154,0	0,08	0,16	0,30	0,26	1,60	-1,468
11	121,0	0,12	0,16	0,30	0,53	2,16	0,613
12	154,0	0,12	0,16	0,30	0,50	2,15	0,485
13	121,0	0,08	0,24	0,30	0,21	1,64	-1,630
14	154,0	0,08	0,24	0,30	0,30	1,88	-0,832
15	121,0	0,12	0,24	0,30	0,54	2,31	0,929
16	154,0	0,12	0,24	0,30	0,37	1,76	-0,730
17	104,5	0,10	0,20	0,15	0,48	2,44	0,886
18	170,5	0,10	0,20	0,15	0,35	2,06	-0,305
19	137,5	0,06	0,20	0,15	0,21	2,03	-0,909
20	137,5	0,14	0,20	0,15	0,69	3,20	3,115
21	137,5	0,10	0,12	0,15	0,34	2,00	-0,449
22	137,5	0,10	0,28	0,15	0,28	1,67	-1,266
23	137,5	0,10	0,20	0,15	0,29	2,07	-0,517
24	137,5	0,10	0,20	0,15	0,26	1,84	-1,061
25	137,5	0,10	0,20	0,15	0,29	1,91	-0,821
26	137,5	0,10	0,20	0,15	0,28	1,71	-1,189
27	137,5	0,10	0,20	0,15	0,31	1,87	-0,790
28	137,5	0,10	0,20	0,15	0,29	2,04	-0,590
				Média	0,41	2,10	
				Desvio-Padrão	0,175	0,396	

De posse dos *scores* de PC<sub>1</sub>, a Metodologia de Superfície de Resposta é utilizada para desenvolver o modelo de segunda ordem para PC<sub>1</sub>. Na Tabela 4.5 são apresentados os coeficientes estimados para o modelo quadrático completo, assim como os principais resultados da ANOVA. Os coeficientes foram estimados utilizando o Método dos Mínimos Quadrados Ponderados (*Weighted Least Squares – WLS*), através do software estatístico *Minitab*®.

Os coeficientes de determinação para o modelo foram superiores a 80% e o valor de *P-value* do teste para falta de ajuste foi superior ao nível de significância (*p-value*  $_{LOF} > 0,05$ ) confirmando o bom ajuste dos dados e boa capacidade preditiva do modelo. Além disso, o modelo apresentou valores de *p-values* inferiores a 5% de significância para a curvatura, o que significa que a região experimental na qual essa resposta foi modelada apresenta curvatura.

Tabela 4.5 – Coeficientes estimados para o modelo quadrático completo de  $PC_1$

Termo	PC1	
	Coeficiente	<i>P-Value</i>
cte	-0,784	0,000
Vc	-0,194	0,002
f	1,034	0,000
ap	-0,172	0,016
VB	-0,744	0,000
Vc x Vc	0,321	0,000
f x f	0,493	0,000
ap x ap	0,000	0,996
Vc x f	0,113	0,025
Vc x ap	0,024	0,656
Vc x VB	0,033	0,425
f x ap	-0,198	0,006
f x VB	-0,378	0,000
ap x VB	-0,219	0,012
s	0,984	
R <sup>2</sup>	99,92%	
R <sup>2</sup> (adj)	99,85%	
R <sup>2</sup> (pred)	99,64%	
LOF ( <i>p-value</i> )	0,512	
Curvatura ( <i>p-value</i> )	0,000	

O modelo quadrático completo para  $PC_1$ , na forma da Equação 2.9, é apresentado pela Equação 4.4.

$$\begin{aligned}
 PC_1(x, z) = & -0,784 - 0,194Vc + 1,034f - 0,172ap - 0,744VB + 0,321Vc^2 \\
 & + 0,493f^2 + 0,000ap^2 + 0,113Vc \cdot f + 0,024Vc \cdot ap \\
 & + 0,033Vc \cdot VB - 0,198f \cdot ap - 0,378f \cdot VB - 0,219ap \cdot VB
 \end{aligned} \quad (4.4)$$



#### 4.4 Modelagem da média e variância para as respostas

Considerando os modelos gerados para  $R_a$  e  $R_t$ , Equações 4.1 e 4.2, respectivamente, e o modelo para  $PC_1$ , Equação 4.4, foi possível construir os modelos de média e variância para essas respostas, na forma das Equações 2.6 e 2.7.

$$E(R_a) = 0,312 - 0,008Vc + 0,145f - 0,013ap + 0,048Vc^2 + 0,053f^2 + 0,015ap^2 - 0,008Vc \cdot f + 0,009Vc \cdot ap - 0,016f \cdot ap \quad (4.5)$$

$$Var(R_a) = 1,375 + 0,00048Vc + 0,00759f + 0,00538ap + 0,00001Vc^2 + 0,00193f^2 + 0,00097ap^2 + 0,00025Vc \cdot f + 0,00017Vc \cdot ap + 0,00273f \cdot ap \quad (4.6)$$

$$E(R_t) = 1,900 - 0,089Vc + 0,288f - 0,024ap + 0,084Vc^2 + 0,176f^2 - 0,039ap^2 + 0,060Vc \cdot f - 0,010Vc \cdot ap - 0,034f \cdot ap \quad (4.7)$$

$$Var(R_t) = 1,3436 - 0,00185Vc + 0,04314f + 0,00781ap + 0,00002Vc^2 + 0,01043f^2 + 0,00034ap^2 - 0,00089Vc \cdot f - 0,00016Vc \cdot ap + 0,00378f \cdot ap \quad (4.8)$$

$$E(PC_1) = -0,784 - 0,194Vc + 1,034f - 0,172ap + 0,321Vc^2 + 0,493f^2 + 0,0002ap^2 + 0,113Vc \cdot f + 0,024Vc \cdot ap - 0,198f \cdot ap \quad (4.9)$$

$$Var(PC_1) = 1,491 - 0,048Vc + 0,563f + 0,326ap + 0,001Vc^2 + 0,143f^2 + 0,048ap^2 - 0,025Vc \cdot f - 0,014Vc \cdot ap + 0,166f \cdot ap \quad (4.10)$$

As equações 4.5–4.10 são escritas apenas em função das variáveis de controle, embora as variáveis de ruído sejam testadas em diferentes níveis durante os experimentos. Portanto, os níveis das variáveis de controle decidirão a média e a variância do processo. O ruído influencia as respostas através do seu coeficiente linear e dos coeficientes da sua interação com as variáveis de controle, obtidos através do modelo quadrático completo.

Para melhor compreensão do processo estudado, nas Figuras 4.5 a 4.10, são representados os gráficos de contorno para as respostas, construídas a partir das Equações 4.5 a 4.10. O gráfico de contorno representa a relação funcional entre a variável resposta e duas variáveis preditoras. Portanto, é possível verificar os valores para a resposta e as condições de operação em que essa resposta poderá ser alcançada.

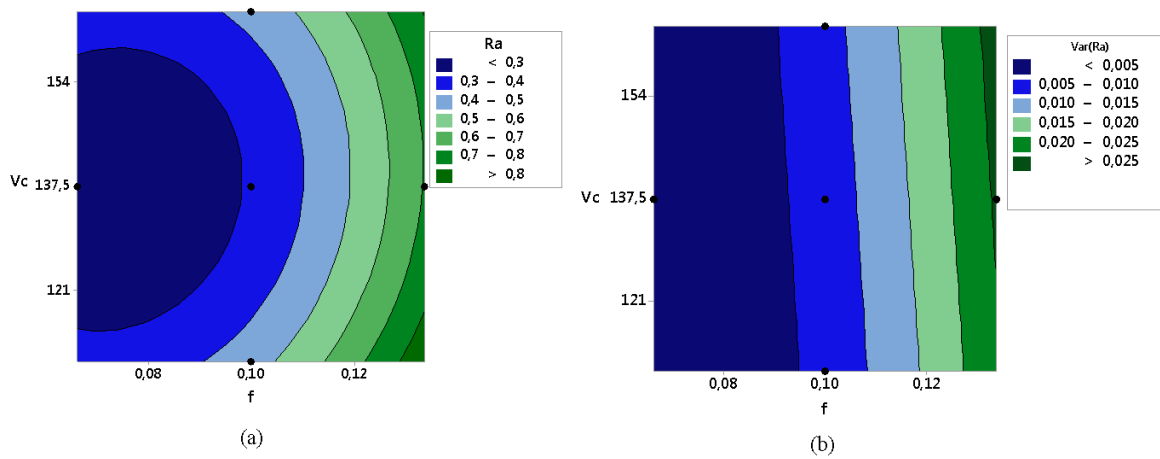


Figura 4.5 – Gráficos de contorno para (a)  $R_a$  e (b)  $\text{Var}(R_a)$  ( $a_p = 0,20\text{mm}$ )

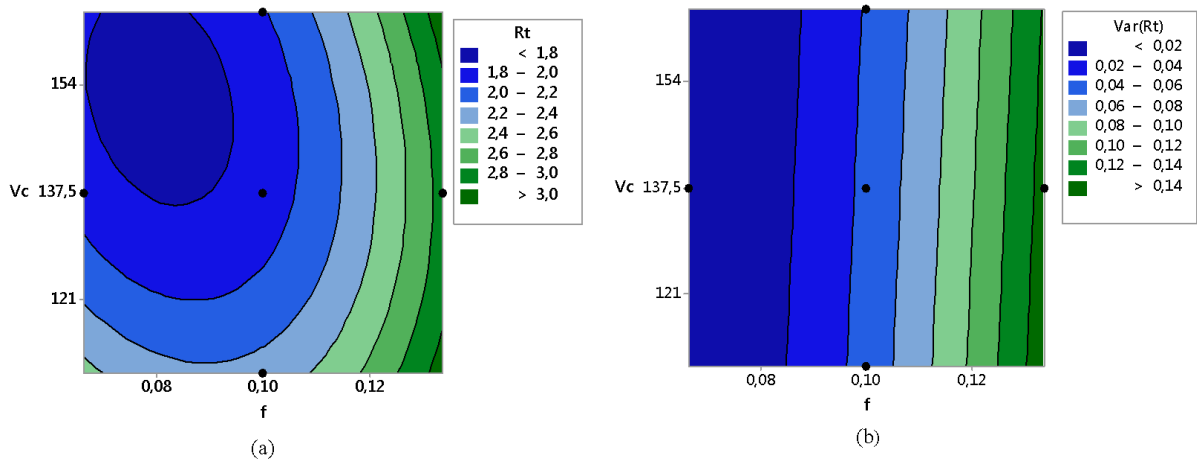


Figura 4.6 – Gráficos de contorno para (a)  $R_t$  e (b)  $\text{Var}(R_t)$  ( $a_p = 0,20\text{mm}$ )

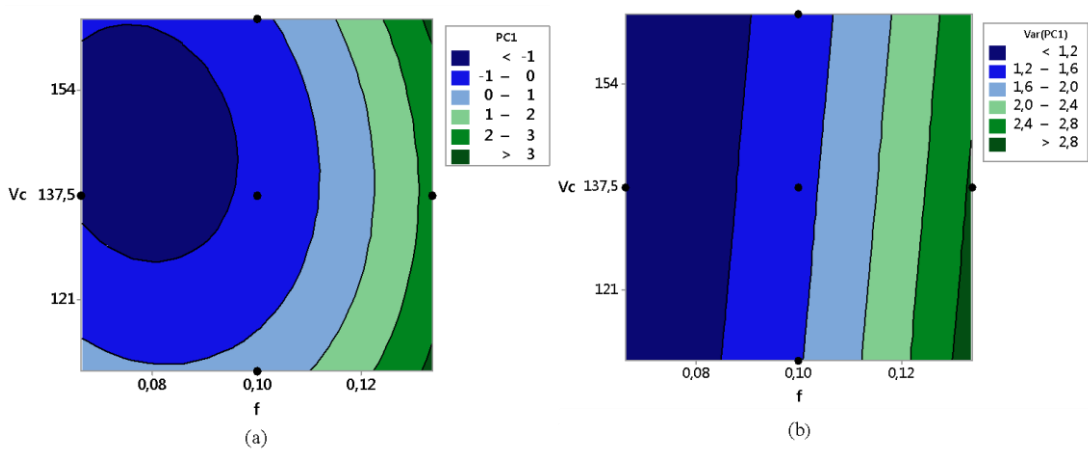


Figura 4.7 – Gráficos de contorno para (a)  $PC_1$  e (b)  $\text{Var}(PC_1)$  ( $a_p = 0,20\text{mm}$ )

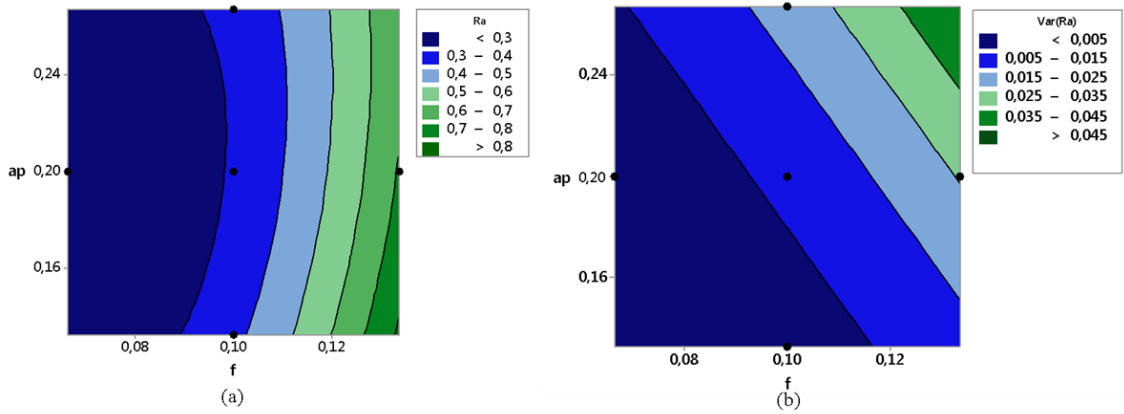


Figura 4.8 – Gráficos de contorno para (a)  $R_a$  e (b)  $Var(R_a)$  ( $V_c=137m/min$ )

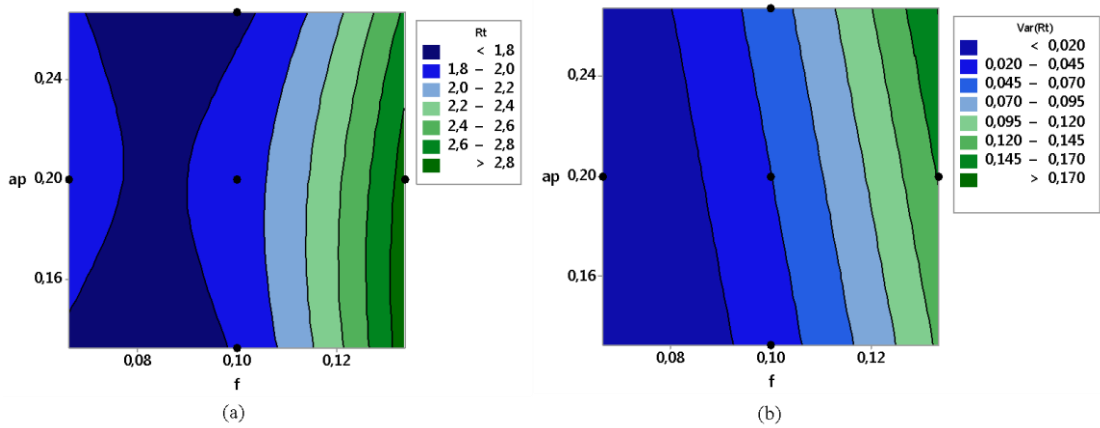


Figura 4.9 – Gráficos de contorno para (a)  $R_t$  e (b)  $Var(R_t)$  ( $V_c=137m/min$ )

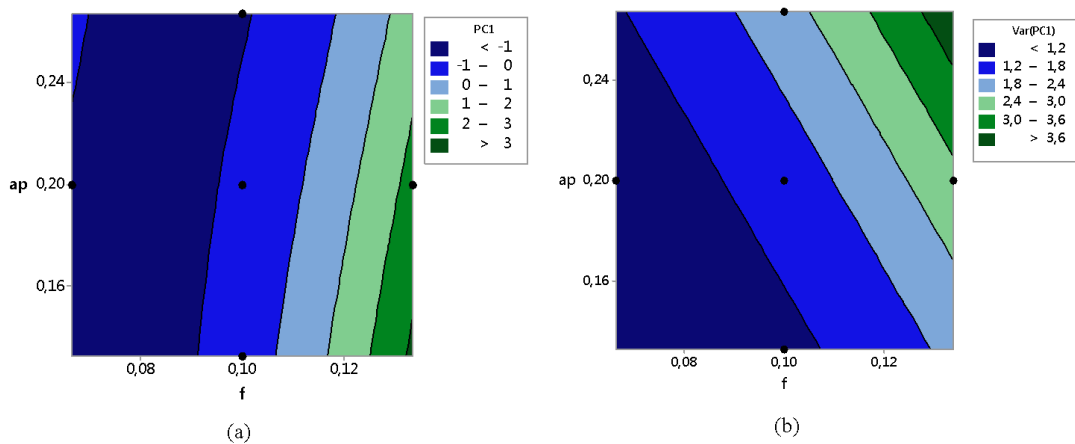


Figura 4.10 – Gráficos de contorno para (a)  $PC_1$  e (b)  $Var(PC_1)$  ( $V_c=137m/min$ )

Ao analisar os gráficos de contorno através das Figuras 4.5–4.10, observamos alguns fatos importantes. Primeiramente, verificamos que há uma concordância nas regiões dos gráficos de  $PC_1$  com as regiões dos gráficos de  $R_a$  e  $R_t$ , portanto, a Análise de Componentes Principais se mostra como uma alternativa bastante eficaz para a redução de dimensionalidade e normalização dos dados, uma vez que no presente estudo, o primeiro componente se mostra suficiente para explicar a estrutura de variância existente nos dados originais. Uma prática muito comum na otimização múltipla é buscar uma função singular que condense as funções objetivos. Desta forma, as quatro Equações 4.5–4.8 a serem otimizadas são reduzidas para duas Equações 4.9 e 4.10 com máximo de informação, em termos de variação total, contida nos dados iniciais, portanto o número de funções objetivo é menor e, para o presente trabalho, o problema multiobjetivo torna-se um problema biobjetivo.

Nas Figuras 4.5, 4.6 e 4.7 são exibidos os gráficos de contorno para a média e variância de  $R_a$ ,  $R_t$  e  $PC_1$ , respectivamente, em função da velocidade de corte e avanço, mantendo constante a profundidade de corte ( $a_p=0,20\text{mm}$ ). Em relação a média das respostas, observa-se que baixos valores de  $R_a$  são obtidos à medida que a taxa de avanço diminui e a velocidade de corte se aproxima da velocidade do ponto central ( $V_c=137,5\text{m/min}$ ), e baixos valores de  $R_t$  e  $PC_1$  são obtidos à medida que o avanço também diminui e a velocidade de corte aumenta. Em relação a variância das respostas, verifica-se que apenas o avanço se apresenta como um fator influente. Variâncias baixas são obtidas à medida que o avanço diminui.

Nas Figuras 4.8, 4.9 e 4.10 são exibidos os gráficos de contorno para a média e variância de  $R_a$ ,  $R_t$  e  $PC_1$ , respectivamente, em função da profundidade de corte e o avanço, mantendo constante a velocidade de corte ( $V_c=137\text{ m/min}$ ). Em relação a média das respostas, observa-se que baixos valores de  $R_a$ ,  $R_t$  e  $PC_1$  são obtidos à medida que o avanço diminui e a profundidade de corte pouco influencia no valor dessas respostas. Em relação a variância das respostas, verifica-se que baixos valores para a variância são obtidas à medida que o avanço e a profundidade de corte são reduzidas.

Verificamos, também, que regiões com valores de rugosidade baixos, também são regiões de baixa variabilidade, ou seja, regiões em que a sensibilidade a variação do ruído, no caso o desgaste, são baixas. Essas regiões são caracterizadas por valores de avanço e profundidade de corte baixos, conseqüentemente, a produtividade do processo poderá ser comprometida, pois o tempo de corte é inversamente proporcional ao avanço e a profundidade de corte.

## 4.5 Otimização

Uma vez desenvolvido os modelos para média e variância de  $R_a$  e  $R_t$ , deve-se definir seus alvos e posteriormente estimar a meta para o componente principal ( $\zeta_{Pci}$ ). Os alvos para médias de  $R_a$  e  $R_t$  foram estimados executando-se a otimização individual por meio do sistema de Equações 4.11 através do algoritmo Gradiente Reduzido Generalizado (*Generalized Reduced Gradient – GRG*), disponível no pacote do Excel®. Segundo K oksoy e Doganaksoy (2003), o GRG   um dos mais robustos e eficientes m etodos de otimiza o n o-linear restrita.

$$\begin{aligned}
 & \text{Minimizar } \hat{y}_i \\
 & \text{Sujeito a: } \mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq \rho^2 = 1,682^2 \\
 & \hat{\sigma}_i^2 \geq 0,001
 \end{aligned} \tag{4.11}$$

No sistema de Equações 4.11,  $\hat{y}_i$  representa os modelos para média de  $R_a$  e  $R_t$ , dadas pelas Equações 4.5 e 4.7, e  $\hat{\sigma}_i^2$  representa os modelos para a variância de  $R_a$  e  $R_t$ , dadas pelas Equações 4.6 e 4.8. A restrição  $\mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq \rho^2$  representa o conjunto de restrições convexas da região experimental e, para o caso do CCD adotado no presente trabalho,  $\rho = \alpha$ , onde  $\alpha$  corresponde a distância axial do arranjo experimental. Os alvos calculados encontram-se na tabela 4.6.

Tabela 4.6 – Alvos estabelecidos para  $R_a$  e  $R_t$

Resposta	Alvo (T)
$E(R_a)$	0,211
$E(R_t)$	1,646

Com os alvos para as métricas de rugosidade estabelecidos, prossegue-se com a padronização dos mesmos em termos de componentes principais. O alvo para  $PC_1$  ( $\zeta_{PC_1}$ ) foi obtido através da Equação 4.12, aplicação da Equação 2.48. A Tabela 4.7 apresenta os valores encontrados.

$$\zeta_{PC_1} = \left( \frac{T_{R_a} - \bar{R}_a}{\sigma_{R_a}} \right) \times e_{R_a} + \left( \frac{T_{R_t} - \bar{R}_t}{\sigma_{R_t}} \right) \times e_{R_t} \tag{4.12}$$

Tabela 4.7 - Alvos em termos de componentes principais

Resposta	Alvo	Média ( $\bar{R}$ )	Desvio-Padrão ( $\sigma_R$ )	Z	Auto-vetor ( $e_R$ )	Alvo
$R_a$	0,211	0,408	0,1749	-1,129	0,707	-0,7982
$R_t$	1,646	2,095	0,3964	-1,134	0,707	-0,8015

$(\zeta_{PCi}) = -1,5997$

A primeira abordagem de otimização utilizada no presente trabalho foi de construir um conjunto de soluções ótimas aplicando o método *NBI* com a finalidade de minimizar o desvio quadrático da média em relação ao alvo e a variância do componente, conseqüentemente, o desvio quadrático da média de  $R_a$  e  $R_t$  em relação aos seus alvos e a variância de suas médias também serão minimizadas. As funções objetivos são descritas pelas Equações 4.13 e 4.14.

$$f_1 = [E(PC_1) - \zeta_{PC_1}]^2 \tag{4.13}$$

$$f_2 = Var(PC_1) \tag{4.14}$$

Para a análise da produtividade dos pontos ótimos gerados pela Fronteira de Pareto, gerou-se um modelo de superfície de resposta de segunda ordem para o tempo de corte por peça. Os valores do tempo de corte utilizados para a construção desse modelo foram calculados através da Equação 4.15. Na Tabela 4.8 são apresentados os resultados para o tempo de corte.

$$T_c = \left( \frac{l_f \cdot \pi \cdot d_i}{1000 \cdot f \cdot V_c} \right) \times \left( \frac{1,5}{a_p} \right) \quad (4.15)$$

Onde:

$l_f$  = Comprimento da peça

$d_i$  = Diâmetro da peça

Tabela 4.8 – Tempo de corte

Nº Exp.	Parâmetros de controle			Ruído	Resposta
	Vc m/min	f mm/rev	ap mm	VB mm	Tc min
1	121,0	0,08	0,16	0,00	7,61
2	154,0	0,08	0,16	0,00	5,98
3	121,0	0,12	0,16	0,00	5,07
4	154,0	0,12	0,16	0,00	3,98
5	121,0	0,08	0,24	0,00	5,07
6	154,0	0,08	0,24	0,00	3,98
7	121,0	0,12	0,24	0,00	3,38
8	154,0	0,12	0,24	0,00	2,66
9	121,0	0,08	0,16	0,30	7,61
10	154,0	0,08	0,16	0,30	5,98
11	121,0	0,12	0,16	0,30	5,07
12	154,0	0,12	0,16	0,30	3,98
13	121,0	0,08	0,24	0,30	5,07
14	154,0	0,08	0,24	0,30	3,98
15	121,0	0,12	0,24	0,30	3,38
16	154,0	0,12	0,24	0,30	2,66
17	104,5	0,10	0,20	0,15	5,64
18	170,5	0,10	0,20	0,15	3,45
19	137,5	0,06	0,20	0,15	7,14
20	137,5	0,14	0,20	0,15	3,06
21	137,5	0,10	0,12	0,15	7,14
22	137,5	0,10	0,28	0,15	3,06
23	137,5	0,10	0,20	0,15	4,28
24	137,5	0,10	0,20	0,15	4,28
25	137,5	0,10	0,20	0,15	4,28
26	137,5	0,10	0,20	0,15	4,28
27	137,5	0,10	0,20	0,15	4,28
28	137,5	0,10	0,20	0,15	4,28

De posse do conjunto de dados para o tempo de corte da Tabela 4.8, a Metodologia de Superfície de Resposta é utilizada para desenvolver o modelo de segunda ordem para  $T_c$ . Os coeficientes do modelo foram estimados através do Método dos Mínimos Quadrados Ordinários disponível no *software* estatístico Minitab®. Na Tabela 4.9 são apresentados os coeficientes estimados.

Tabela 4.9 – Coeficientes estimados para modelo quadrático completo de  $T_c$

Termo	Tc	
	Coefficiente	P-Value
cte	4,274	0,000
Vc	-0,559	0,000
f	-0,969	0,000
ap	-0,969	0,000
Vc x Vc	0,060	0,000
f x f	0,199	0,000
ap x ap	0,199	0,000
Vc x f	0,113	0,000
Vc x ap	0,113	0,000
f x ap	0,189	0,000
s	0,068	
R <sup>2</sup>	99,85%	
R <sup>2</sup> (adj)	99,77%	
R <sup>2</sup> (pred)	99,37%	

Os coeficientes de determinação para o modelo foram superiores 99%, confirmando o bom ajuste dos dados e boa capacidade preditiva do modelo. O modelo quadrático completo para  $T_c$ , na forma da Equação 2.9, é apresentado pela Equação 4.16.

$$\begin{aligned}
 T_c = & 4,274 - 0,559Vc - 0,969f - 0,969ap + 0,060Vc^2 + 0,199f^2 \\
 & + 0,199ap^2 - 0,113Vc \cdot f + 0,113Vc \cdot ap \\
 & - 0,189f \cdot ap
 \end{aligned} \quad (4.16)$$

Com a finalidade de avaliar o tempo de corte gerado através dos parâmetros de corte provenientes de um ponto ótimo da Fronteira, calculou-se o tempo de corte em porcentagem ( $T_c$  %), o qual representa a porcentagem do valor da diferença entre o tempo de corte máximo e mínimo, conforme Equação 4.17. Quanto mais próximo de 100%, mais próximo o tempo de corte será do tempo de corte máximo. O tempo de corte máximo e mínimo foram obtidos através da maximização e minimização da Equação 4.16, utilizando o algoritmo Gradiente Reduzido Generalizado do programa de suplemento *Solver*® do pacote do Excel®, respeitando a restrição do espaço experimental ( $\mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq \rho^2 = 1,682^2$ ).

$$Tc (\%) = \left( \frac{T_c - T_{min}}{T_{m\acute{a}x} - T_{min}} \right) x100 \quad (4.17)$$

Onde:

$$\begin{aligned} T_{m\acute{a}x} &= 7,67 \text{ min} \\ T_{min} &= 2,67 \text{ min} \end{aligned}$$

Para realizar a otimizao bi-objetivo pelo metodo NBI, deve-se inicialmente obter a matriz *Payoff*. Os pontos de Utopia ( $f_1^U$  e  $f_2^U$ ) e Nadir ( $f_1^N$  e  $f_2^N$ ) das funoes objetivos  $f_1$  e  $f_2$ , dadas pelas Equaoes 4.13 e 4.14, respectivamente, foram obtidos considerando as otimizaoes individuais dessas funoes e respeitando a restrio do espao experimental ( $\mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq \rho^2 = 1,682^2$ ). A partir dos pontos de Utopia e Nadir, a matriz *Payoff* foi definida conforme Equao 4.18. Observa-se na diagonal principal da matriz os otimos individuais e na antidiagonal os valores de pseudo nadir.

$$\Phi = \begin{bmatrix} f_1^U & f_1^N \\ f_2^N & f_2^U \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,013 & 0,046 \\ 0,938 & 0,937 \end{bmatrix} \quad (4.18)$$

Uma vez que as funoes objetivos foram normalizadas, atraves da Equao 2.15, procede-se a otimizao bi-objetivo por meio do sistema de Equaoes 4.19, utilizando o algoritmo GRG do programa de suplemento *Solver*® do pacote do *Excel*®. Foram utilizados incrementos de 0,10 para a distribuio dos pesos ( $w$ ), gerando 11 soluoes Pareto otimas plotadas conforme Figura 4.11. Na Tabela 4.10 sao apresentados os resultados das 11 otimizaoes desta fronteira.

$$\begin{aligned} \text{Min} \quad & \bar{f}_1(x) \\ \text{Sujeito a:} \quad & \bar{f}_1(x) - \bar{f}_2(x) + 2w - 1 = 0 \\ & g_j(x) \leq 1,682^2 \\ & 0 \leq w \leq 1 \end{aligned} \quad (4.19)$$

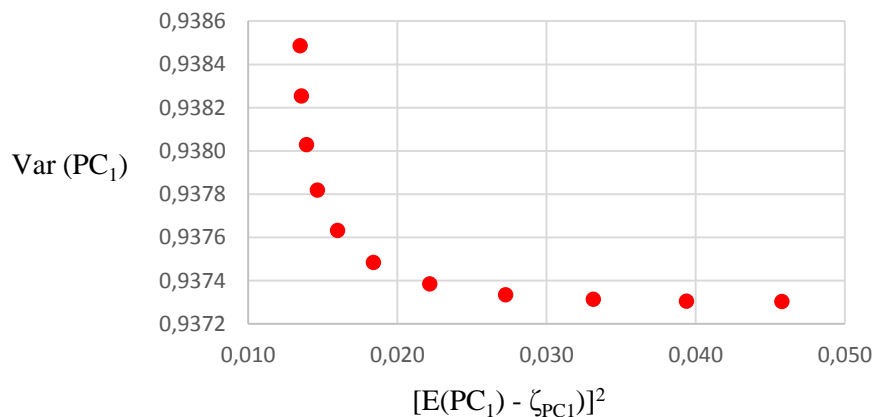


Figura 4.11 - Fronteira de Pareto



Tabela 4.10 – Resultados da primeira abordagem de otimização pelo método *NBI*

Pesos		Parâmetros decodificados			Funções objetivo		Respostas Otimizadas				Produtividade	
$W_1$	$W_2$	$V_c$	$f$	$a_p$	$f_1$	$f_2$	$E(R_a)$	$Var(R_a)$	$E(R_t)$	$Var(R_t)$	$T_c$	$T_c (\%)$
0,00	1,00	139,6	0,071	0,166	0,046	0,937	0,215	1,367	1,784	1,301	7,20	90
0,10	0,90	140,1	0,071	0,165	0,039	0,937	0,215	1,367	1,775	1,301	7,17	90
0,20	0,80	140,8	0,072	0,164	0,033	0,937	0,216	1,367	1,764	1,301	7,15	89
0,30	0,70	141,5	0,072	0,163	0,027	0,937	0,218	1,367	1,752	1,302	7,11	89
0,40	0,60	142,3	0,073	0,162	0,022	0,937	0,219	1,367	1,739	1,302	7,07	88
0,50	0,50	143,1	0,073	0,161	0,018	0,937	0,222	1,367	1,727	1,302	7,02	87
0,60	0,40	143,9	0,074	0,16	0,016	0,938	0,224	1,367	1,717	1,302	6,98	86
0,70	0,30	144,4	0,074	0,159	0,015	0,938	0,226	1,367	1,709	1,303	6,94	85
0,80	0,20	144,9	0,075	0,159	0,014	0,938	0,228	1,367	1,703	1,303	6,91	85
0,90	0,10	145,3	0,075	0,158	0,014	0,938	0,229	1,367	1,698	1,303	6,88	84
1,00	0,00	145,7	0,076	0,158	0,013	0,938	0,231	1,367	1,694	1,303	6,85	83

Conforme Figura 4.11, verifica-se que o método utilizado foi capaz de gerar uma fronteira equiespaçada e convexa para o caso analisado. Os parâmetros decodificados da Tabela 4.10, encontrados através da otimização bi-objetivo por meio do sistema de Equações 4.19, foram substituídos nas Equações 4.5–4.8 para calcular o valor das respostas otimizadas e nas Equações 4.16 e 4.17 para calcular as métricas de produtividade.

Os valores das respostas otimizadas da Tabela 4.10 mostram que a abordagem *PCA-NBI* utilizada para otimização foi eficaz ao otimizar simultaneamente a média de  $R_a$  e  $R_t$ , à medida que o valor de  $R_a$  e  $R_t$  ficaram muito próximos ao seu respectivo alvo com mínima variação. Os valores otimizados para a variância de  $R_a$  e  $R_t$  foram relativamente altos devido à alta magnitude da constante em relação aos coeficientes da Equação de variância 4.6 e 4.8. Isso ocorreu porque o erro experimental estimado pela ANOVA foi relativamente alto em relação à magnitude dos coeficientes da regressão, pois conforme a Equação 2.7, o erro experimental é somado com os quadrados dos coeficientes lineares das variáveis de ruído para compor a constante da equação. Entretanto, apesar deste fato, através da abordagem de otimização adotada, foi possível encontrar níveis para as variáveis de controle que geram rugosidades baixas, próximas aos alvos estabelecidos, e com baixa variabilidade causada pelo desgaste de flanco (ruído).

Observa-se da Tabela 4.10, que os valores das médias e das variâncias de  $R_a$  e  $R_t$  tiveram pouca variação, isto permite concluir que não há um conflito de interesse no sentido da otimização, pois a região do espaço experimental que gera rugosidades baixas, próximas aos seus alvos, também é a região de baixa variabilidade causada pelo ruído, conforme observado anteriormente (item 4.4).

Conforme a Tabela 4.10, podemos verificar que as combinações ótimas para os valores dos parâmetros de corte geram tempos de corte bem próximos ao tempo de corte máximo, como ilustrado pela Figura 4.12, a qual apresenta as combinações ótimas dos parâmetros de corte da Tabela 4.10 no espaço experimental.

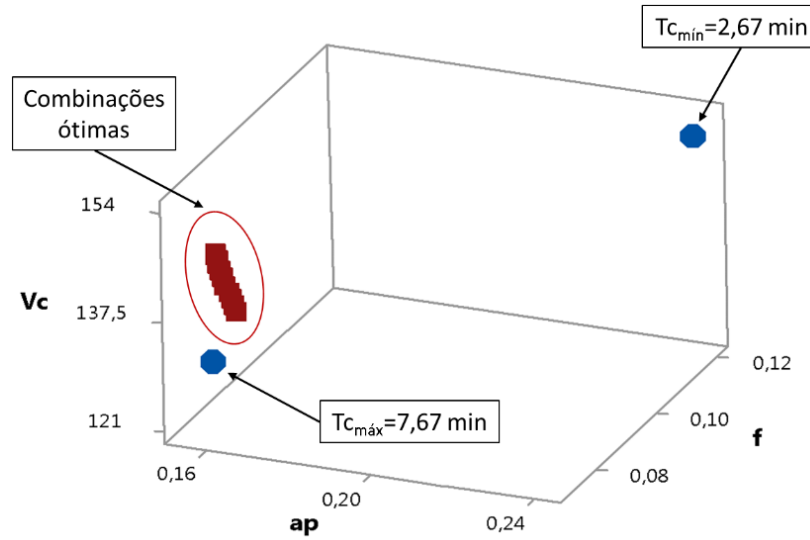


Figura 4.12 – Espaço experimental para a otimização

Portanto, através da metodologia empregada, o processo de torneamento do aço ABNT 52100 endurecido foi conduzido para *setups* ótimos que promovem baixos valores de rugosidade  $R_a$  e  $R_t$  com mínima variabilidade e elevados tempos de corte. Dado o exposto, é de singular relevância analisar as seguintes questões: Será possível encontrar outros *setups* ótimos (baixos valores de rugosidade  $R_a$  e  $R_t$  com mínima variabilidade) com tempos de corte reduzidos? Haja vista que o tempo de corte tem impacto direto nos indicadores de produtividade e nos custos do processo. Segundo Costa (2017) o custo de produção é diretamente proporcional ao tempo de corte.

A fim de se conduzir a análise acima, uma segunda abordagem de otimização foi utilizada. Um conjunto de soluções ótimas aplicando o método *NBI* foram estimadas para as seguintes funções objetivos:

$$f_1 = Tc \quad (4.20)$$

$$f_2 = EQMM = 0,5 * [E(PC_1) - \zeta_{PC1}]^2 + 0,5 * Var(PC_1) \quad (4.21)$$

A função objetivo  $f_1$  corresponde ao tempo de corte dado pela equação 4.16, ao passo que a função  $f_2$  corresponde ao Erro Quadrático Médio Multivariado (EQMM). O valor de 0,5 adotado na função  $f_2$  tem o intuito de dar a média e a variância o mesmo grau de importância, segundo a Equação 2.45. Através dessa abordagem, será possível determinar e avaliar as condições ótimas para o *trade-off* entre qualidade e produtividade. Consequentemente, será possível verificar dentro do espaço amostral se há valores para os parâmetros de corte que minimizem a distância entre um valor real da rugosidade e um valor desejado (alvo) com mínima variação, e, ao mesmo tempo, alcançar boas taxas de produtividade, através de tempos de cortes minimizados.

Os pontos de Utopia ( $f_1^U$  e  $f_2^U$ ) e Nadir ( $f_1^N$  e  $f_2^N$ ) das funções objetivos  $f_1$  e  $f_2$ , dadas pelas Equações 4.20 e 4.21, respectivamente, foram obtidos considerando as otimizações individuais dessas funções e respeitando a restrição do espaço experimental ( $\mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq \rho^2 = 1,682^2$ ).

A partir dos pontos de Utopia e Nadir, a matriz *Payoff* foi definida conforme Equação 4.22. Observa-se na diagonal principal da matriz os ótimos individuais e na antidiagonal os valores de Nadir.

$$\Phi = \begin{bmatrix} f_1^U & f_1^N \\ f_2^N & f_2^U \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2,666 & 6,879 \\ 3,784 & 0,476 \end{bmatrix} \quad (4.22)$$

Uma vez que as funções objetivos foram normalizadas, através da Equação 2.15, procede-se a otimização bi-objetivo conforme formulação da Equação 2.17, utilizando o algoritmo GRG do programa de suplemento *Solver*® do pacote do *Excel*®. Foram utilizados incrementos de 0,05 para a distribuição dos pesos, gerando 21 soluções Pareto Ótimas plotadas conforme Figura 4.13. Na Tabela 4.11 são apresentados os resultados das 21 otimizações desta fronteira.

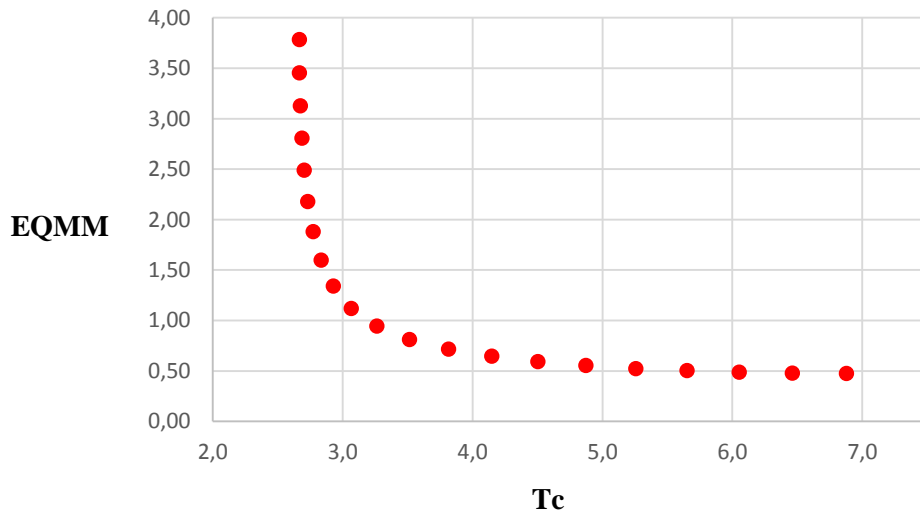


Figura 4.13 – Fronteira de Pareto

Observando-se as soluções Pareto ótimas resumidas na Tabela 4.11 e a fronteira da Figura 4.13, podemos verificar o *trade-off* entre qualidade e produtividade, isto é, a melhora da rugosidade, próxima ao seu alvo com mínima variabilidade, significa a perda de produtividade. Portanto, à medida que o tempo de corte é reduzido, aproximando do seu valor mínimo, a rugosidade  $R_a$  e  $R_t$  se distanciam consideravelmente de seus alvos e, concomitantemente, a variabilidade aumenta. Analisando os valores dos parâmetros de corte dos pontos ótimos, verificamos que a medida que o peso dado a Equação do tempo de corte ( $w_1$ ) aumenta, concomitantemente o peso dado ao EQMM ( $w_2$ ) decresce, os valores de avanço e profundidade de corte aumentam de 0,075 a 0,121 mm/rev e 0,158 a 0,241mm, respectivamente; enquanto que a variação da velocidade de corte foi pouco expressiva, de 145 a 153 m/min. Portanto, os pontos ótimos iniciais se encontram em uma região caracterizada por baixos valores de avanço e profundidade de corte, região esta que privilegia o EQMM em detrimento do tempo de corte, haja vista que baixos valores de avanço contribuem de forma significativa para baixos valores de rugosidades. Posteriormente, os pontos ótimos caminham para uma região de alta

produtividade, pois o aumento da velocidade, do avanço e da profundidade de corte contribuem, de forma significativa, para a diminuição dos tempos de corte. Este fato é melhor ilustrado através da Figura 4.14, a qual corresponde as combinações ótimas dos parâmetros de corte da Tabela 4.11 no espaço experimental.

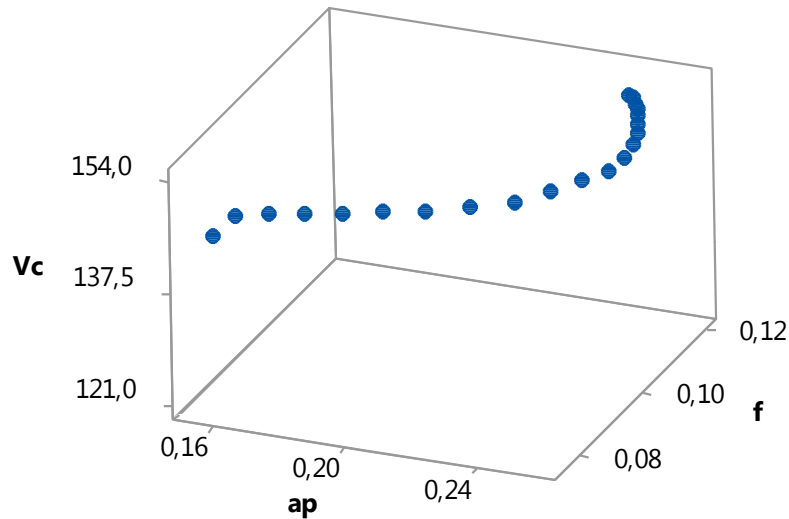


Figura 4.14 – Espaço experimental para a otimização

Tabela 4.11 – Resultados da segunda abordagem de otimização pelo método NBI

Pesos		Parâmetros decodificados			Funções objetivo		Respostas Otimizadas				Produtividade	
$W_1$	$W_2$	Vc	f	$a_p$	$f_1$	$f_2$	$E(R_a)$	$Var(R_a)$	$E(R_t)$	$Var(R_t)$	Tc	Tc (%)
0,00	1,00	145,3	0,075	0,158	6,879	0,476	0,229	1,367	1,699	1,303	6,88	84,1
0,05	0,95	149,3	0,075	0,165	6,462	0,479	0,238	1,367	1,702	1,303	6,46	75,8
0,10	0,90	150,1	0,075	0,176	6,053	0,489	0,239	1,368	1,717	1,304	6,05	67,6
0,15	0,85	150,8	0,076	0,186	5,651	0,504	0,242	1,368	1,726	1,305	5,65	59,6
0,20	0,80	151,3	0,076	0,197	5,257	0,525	0,247	1,368	1,729	1,306	5,26	51,7
0,25	0,75	151,9	0,077	0,208	4,873	0,555	0,255	1,369	1,725	1,308	4,87	44,1
0,30	0,70	152,4	0,078	0,220	4,502	0,595	0,266	1,371	1,714	1,310	4,50	36,7
0,35	0,65	153,0	0,080	0,232	4,148	0,647	0,28	1,372	1,696	1,313	4,15	29,6
0,40	0,60	153,5	0,083	0,243	3,814	0,716	0,297	1,374	1,673	1,318	3,81	22,9
0,45	0,55	153,4	0,087	0,249	3,515	0,812	0,312	1,377	1,667	1,326	3,52	17,0
0,50	0,50	152,9	0,092	0,254	3,263	0,945	0,33	1,38	1,683	1,336	3,26	11,9
0,55	0,45	152,4	0,097	0,257	3,066	1,121	0,353	1,384	1,726	1,348	3,07	8,0
0,60	0,40	152,1	0,102	0,257	2,928	1,343	0,379	1,386	1,791	1,359	2,93	5,2
0,65	0,35	152,0	0,106	0,256	2,835	1,601	0,405	1,389	1,865	1,369	2,83	3,4
0,70	0,30	152,1	0,109	0,254	2,773	1,883	0,428	1,39	1,94	1,377	2,77	2,1
0,75	0,25	152,2	0,112	0,252	2,732	2,182	0,45	1,392	2,012	1,384	2,73	1,3
0,80	0,20	152,2	0,114	0,250	2,704	2,491	0,469	1,392	2,079	1,390	2,70	0,8
0,85	0,15	152,1	0,116	0,248	2,685	2,807	0,487	1,393	2,141	1,396	2,69	0,4
0,90	0,10	152,0	0,118	0,246	2,674	3,129	0,503	1,394	2,2	1,400	2,67	0,2
0,95	0,05	151,8	0,119	0,243	2,668	3,455	0,518	1,394	2,256	1,405	2,67	0,0
1,00	0,00	151,6	0,121	0,241	2,666	3,784	0,533	1,395	2,308	1,409	2,67	0,0

Observando os resultados apresentados pela Tabela 4.11, verifica-se que os valores para as médias otimizadas de  $R_a$  e  $R_t$  apresentam uma variação significativa, enquanto que o valor da variância dessas respostas pouco variou devido à alta magnitude da constante das Equações

da variância, justificada pela magnitude do erro experimental, conforme discutido anteriormente.

Dos resultados apresentados pelas tabelas 4.10 e 4.11 e do gráfico da figura 4.13, nota-se que a segunda abordagem apresenta uma performance eficiente na tarefa de localizar *setups* ótimos que promovem baixos valores de rugosidade  $R_a$  e  $R_t$  com mínima variabilidade e com tempos de corte reduzidos. Na primeira abordagem, os *setups* ótimos proporcionam rugosidades  $R_a$  entre 0,21 a 0,23  $\mu\text{m}$  e  $R_t$  de a 1,69 a 1,78  $\mu\text{m}$ , com tempos de corte elevados, sendo 6,85 min o menor tempo. Já na segunda abordagem, nota-se *setups* ótimos que reduzem o tempo de corte e mantem rugosidades a níveis baixos e com baixa variabilidade.

Para melhor visualização do comportamento de  $R_a$ , seus valores foram preditos através da Equações 4.1, utilizando as três configurações de ruído e mantendo as configurações dos *setups* ótimos e posteriormente plotadas, conforme a Figura 4.15.

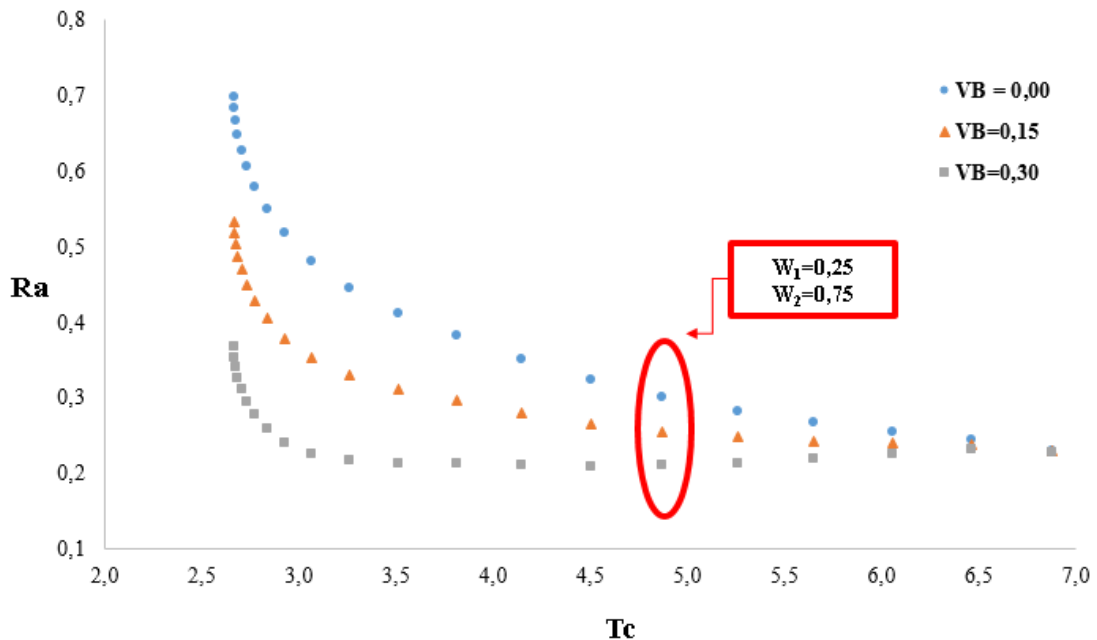


Figura 4.15 – Previsão para a resposta  $R_a$

Na figura 4.15 é apresentada a previsão para  $R_a$  nos três níveis de ruído: o primeiro nível (pontos em azul) representa os valores da rugosidade quando a ferramenta é nova ( $VB=0,00\text{mm}$ ), o segundo (pontos em laranja) quando o desgaste atinge 0,15 mm e o terceiro nível (pontos em cinza), quando o desgaste atinge 0,30 mm. A interpretação gráfica se dá da seguinte maneira: Para o *setup* ótimo que corresponde aos pesos  $w_1=0,25$  e  $w_2=0,75$  (circulado em vermelho no gráfico), a previsão da rugosidade com a aresta da ferramenta nova é de 0,30  $\mu\text{m}$  (ponto azul), para um desgaste de 0,15 mm é de 0,25  $\mu\text{m}$  (ponto laranja) e para  $VB = 0,30$  mm é de 0,21  $\mu\text{m}$  (ponto cinza). Nota-se que a rugosidade diminui à medida que o desgaste da ferramenta evolui e, à medida que o tempo de corte diminui, a distância entre os valores preditos da rugosidade para um mesmo *setup* aumentam, ou seja, a sensibilidade à variação do ruído aumenta.

Através da Figura 4.15 e dos resultados da Tabela 4.11, verifica-se que a medida que o tempo de corte é reduzido, o processo torna-se menos robusto, ou seja, as resposta tornam-se

cada vez mais sensível a variação do ruído. Do ponto de vista de um projeto extremamente robusto, a escolha dos *setups* ótimos seriam todos os *setups* ótimos da primeira abordagem ou os três primeiros *setups* da segunda abordagem, pois a sensibilidade das respostas ao ruído é extremamente baixa, ou praticamente nula. No contexto da engenharia de produção, em que a qualidade do produto e a produtividade do processo é essencial para garantir a viabilidade econômica da fabricação, optar por certos *setups* em que se perde um pouco da robustez mas ganha-se produtividade é de extrema relevância. Ao escolher o *setup* corresponde aos pesos  $w_1=0,25$  e  $w_2=0,75$ , por exemplo, o tempo de corte é reduzido para 4,87 min, o qual corresponde a 44% da diferença entre o tempo de corte máximo e mínimo, e a média para  $R_a$  é igual a  $0,255\mu\text{m}$  com desvio padrão igual a  $0,0451$  e a média de  $R_t$  é igual a  $1,73\mu\text{m}$  com desvio padrão igual a  $0,0947$ , desconsiderando o erro experimental no cálculo do desvio-padrão das respostas. Portanto, ganha-se em produtividade e mantém a rugosidade correspondente ao padrão N5,  $R_a \leq 0,40\mu\text{m}$ , (ABNT NBR 4287, 2002), compatíveis com as rugosidades obtidas em um processo de retificação.

Para melhor compreensão do comportamento de  $R_t$ , seus valores também foram preditos através da Equações 4.2, utilizando as três configurações de ruído e mantendo as configurações dos *setups* ótimos e posteriormente plotadas, conforme a Figura 4.16.

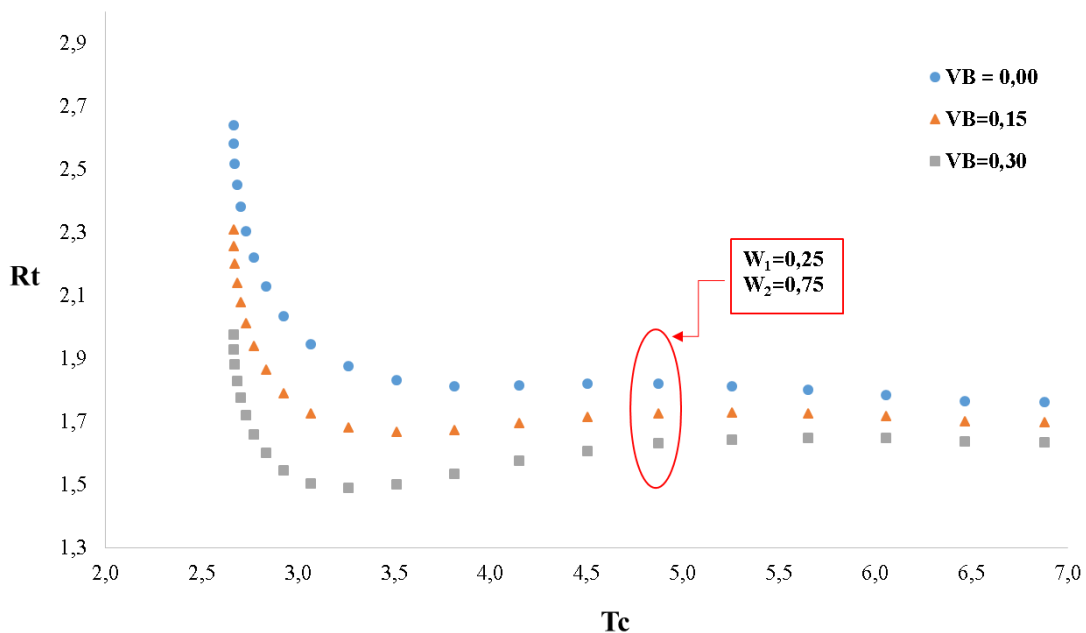


Figura 4.16 – Previsão para a resposta  $R_t$

Na figura 4.16 é apresentada a previsão para  $R_t$  nos três níveis de ruído: o primeiro nível (pontos em azul) representa os valores da rugosidade quando a ferramenta é nova ( $VB=0,00\text{mm}$ ), o segundo (pontos em laranja) quando o desgaste atinge  $0,15\text{ mm}$  e o terceiro nível (pontos em cinza), quando o desgaste atinge  $0,30\text{ mm}$ . A interpretação gráfica se dá da seguinte maneira: Para o *setup* ótimo que corresponde aos pesos  $w_1=0,25$  e  $w_2=0,75$  (circulado em vermelho no gráfico), a previsão da rugosidade com a ferramenta nova é de  $1,82\mu\text{m}$  (ponto azul), para o desgaste de  $VB = 0,15\text{ mm}$  é de  $1,73\mu\text{m}$  (ponto laranja) e para  $VB = 0,30\text{ mm}$  é

de 1,63  $\mu\text{m}$  (ponto cinza). Nota-se que a rugosidade diminui à medida que o desgaste da ferramenta evolui e não há a presença de *setups* em que a influência do ruído é totalmente removida, como no caso de  $R_a$ . Observa-se que a redução do tempo de corte até 4,5 min não influencia nos valores de  $R_t$  nos três níveis de ruído, nesse intervalo de tempo a rugosidade  $R_t$  teve comportamentos parecidos. À medida que o tempo de corte se aproxima do valor mínimo, a distância entre os valores preditos da rugosidade para um mesmo *setup* aumentam, pois nessa região a influência do desgaste é mais expressiva.

De modo geral, os resultados demonstram o bom desempenho do método EQMM-NBI na localização de combinações ótimas para os parâmetros de corte do processo de torneamento do aço ABNT 52100 endurecido. Todas as soluções obtidas são consideradas soluções ótimas. Apesar do *trade-off* entre qualidade e produtividade, é possível escolher soluções que privilegiam mais a qualidade em detrimento da produtividade e vice-versa ou soluções que garantem uma boa qualidade com tempos de corte reduzidos. Portanto, cada cenário de produção, terá um *setup* propício.

## 4.6 Experimentos de Confirmação

Experimentos de confirmação foram realizados com o objetivo de avaliar a eficácia do método empregado através da comparação dos resultados reais com os resultados obtidos para a condição otimizada. Para tanto, foi escolhida a solução que corresponde aos pesos  $w_1 = 0,25$  e  $w_2 = 0,75$  da Tabela 4.11, pois a combinação dos parâmetros de corte nesse *setup* assegura uma rugosidade superficial correspondente ao padrão N5,  $R_a \leq 0,40\mu\text{m}$  (ABNT NBR 4287, 2002), compatíveis com as rugosidades obtidas em um processo de retificação, e com um tempo de corte reduzido.

Considerando que o projeto robusto de parâmetros tem como objetivo minimizar o efeito das variáveis incontroláveis do processo (ruídos), um número mínimo de experimentos deverá ser determinado com a capacidade de detectar a variação na resposta provocada pelo efeito do ruído. A magnitude desse efeito é o coeficiente linear do ruído multiplicado por 2, pois o efeito pode variar tanto para mais (+1) quanto para menos (-1). Da tabela 4.2, os valores absolutos dos coeficientes lineares do ruído para as respostas  $R_a$  e  $R_t$  são 0,086  $\mu\text{m}$  e 0,211  $\mu\text{m}$ , respectivamente. Logo, chegou-se ao valor de 0,172 para a magnitude do efeito sobre  $R_a$  e 0,422 sobre  $R_t$ . Com base na variância encontrada na otimização (Tabela 4.11), desconsiderando o valor do erro experimental, aplicou-se o recurso do *software MiniTab®* denominado *Power and Sample Size / One Way ANOVA* com a finalidade de identificar a quantidade ideal de experimentos. Nas figuras 4.17 e 4.18 são representadas as curvas de poder de teste para  $R_a$  e  $R_t$ .

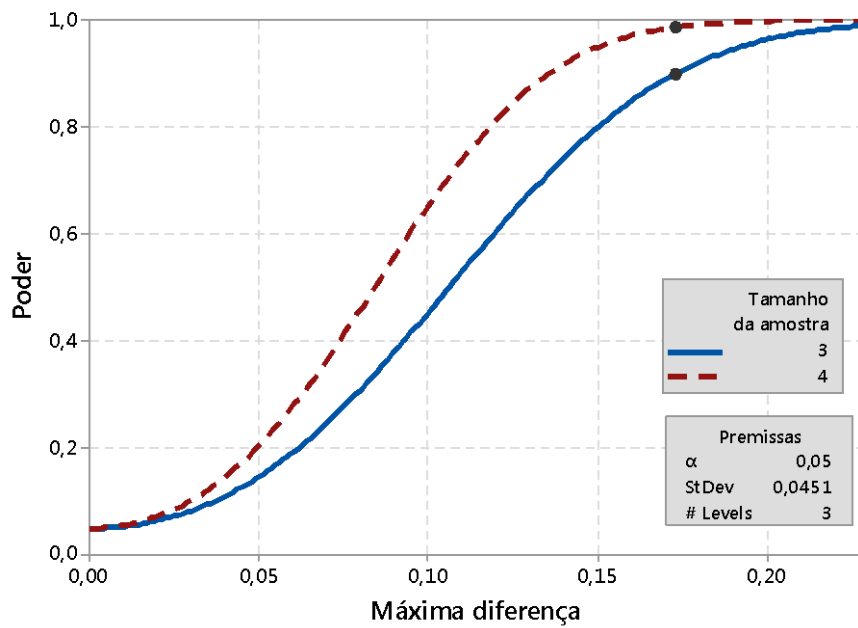


Figura 4.17 – Curvas de poder de teste para  $R_a$

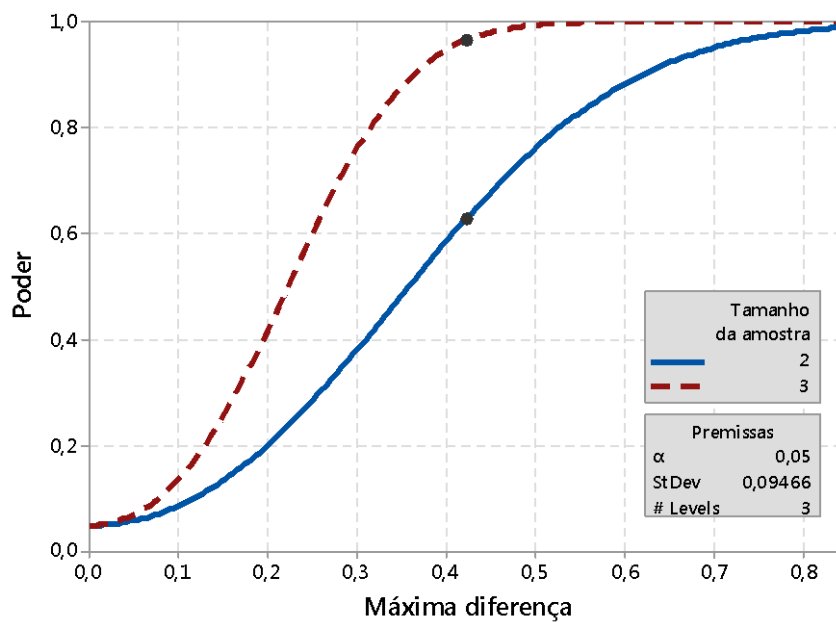


Figura 4.18 – Poder de teste para  $R_t$

Conforme Figuras 4.17 e 4.18, três amostras são necessárias para um poder de teste superior a 80% em ambos os casos. Desta forma foram realizados três experimentos para cada condições de ruído, totalizando nove experimentos de confirmação. Após a realização dos experimentos, as duas métricas de rugosidade  $R_a$  e  $R_t$  foram medidas em 9 pontos distintos: 3 pontos equidistante entre si em relação à seção transversal do corpo de prova, na região inicial, central e final do corte. As médias de  $R_a$  e  $R_t$  são apresentadas na Tabela 4.12.



Tabela 4.12 – Experimentos de confirmação

N° Exp.	Parâmetros de controle			Ruído	Respostas	
	Vc m/min	f mm/rev	ap mm	VB mm	Ra $\mu\text{m}$	Rt $\mu\text{m}$
1					0,292	1,852
2				0,00	0,316	1,867
3					0,324	2,059
4					0,256	1,732
5	151,9	0,077	0,208	0,15	0,266	1,811
6					0,253	1,823
7					0,252	1,564
8				0,30	0,266	1,662
9					0,231	1,567
				Média	0,273	1,771
				Média prevista	0,255	1,730
				Desvio-padrão	0,031	0,158
				D.P. previsto	0,045	0,095

A média prevista e o valor do desvio-padrão previsto da Tabela 4.12 correspondem aos valores obtidos via otimização (Tabela 4.11), desconsiderando o erro experimental para o cálculo do desvio-padrão. Com a finalidade de verificar a igualdade entre o valor médio ótimo (previsto) determinado pela otimização e o valor medido no experimento de confirmação, o teste de média 1-Sample *t* foi aplicado, utilizando-se um nível de significância de 5%. Os resultados deste teste são apresentados na Tabela 4.13 e ilustrados na Figura 4.19.

Tabela 4.13 – Teste de médias 1- sample *t*

Teste	Ra	Rt
Intervalo de confiança	(0,2488; 0,2969)	(1,6491; 1,8926)
<i>p-value</i>	0,125	0,414

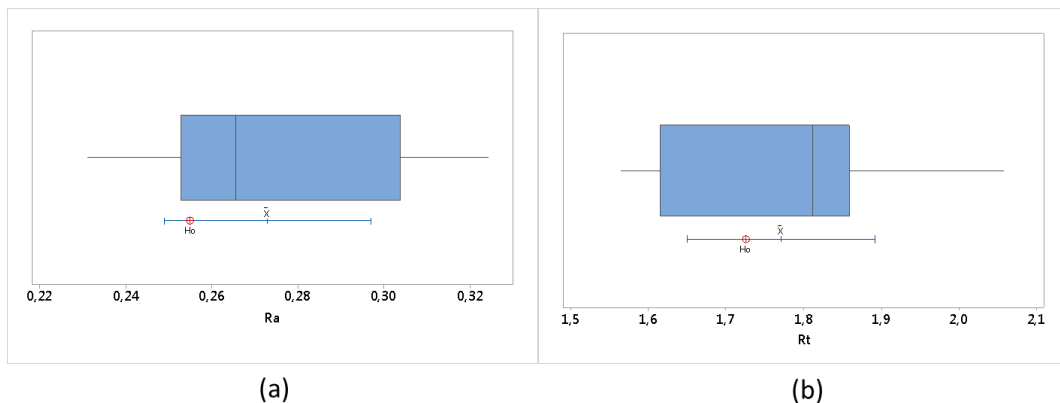


Figura 4.19- Testes de hipóteses para média dos ensaios de confirmação em relação aos valores otimizados (a)  $R_a$  e (b)  $R_t$

Conforme Tabela 4.13, os valores de *p-value* são maiores que o nível de significância  $\alpha$ , logo não há indícios para afirmar que as médias são diferentes. Conforme Figura 4.19, o valor das médias via otimização se encontram dentro do intervalo de confiança das médias obtidas nos experimentos de confirmação.

Com a finalidade de verificar a igualdade entre o valor da variância determinada pela otimização e o valor medido no experimento de confirmação, o teste *One Sample Variance* foi aplicado, utilizando-se um nível de significância de 5%. Esse procedimento calcula os intervalos de confiança para o desvio padrão e a variância de uma população e executa um teste de hipótese para determinar se a variância da população é igual a um valor especificado. Os resultados deste teste são apresentados na Tabela 4.14.

Tabela 4.14 – Teste *One Sample Variance*

	Desvio Padrão	
	Previsto	Real
R <sub>a</sub>	0,045	0,031
R <sub>t</sub>	0,095	0,158
P-value	0,261	0,009

Conforme Tabela 4.14, o valores de *p-value* é maior que o nível de significância  $\alpha$  apenas para a métrica R<sub>a</sub>, logo não há indícios para afirmar que as variâncias são diferentes. Porém, a variância de R<sub>t</sub> se apresentou maior que o valor previsto pela otimização. Conforme análises anteriores, verificou-se que a rugosidade total (R<sub>t</sub>) é mais sensível a variação do ruído do que a rugosidade média (R<sub>a</sub>), justificando, dessa forma, o valor maior da variância de R<sub>t</sub>.

Conforme Tabela 4.15, nota-se que os valores obtidos durante os experimentos de confirmação encontram-se no intervalo de confiança da previsão. Nota-se que o valor real para a média de R<sub>t</sub> para a ferramenta nova, R<sub>t</sub> = 1,926  $\mu\text{m}$ , ficou próximo ao valor do limite superior do intervalo de confiança da previsão, R<sub>t</sub> = 1,953  $\mu\text{m}$ , contribuindo dessa forma para o aumento da variância de R<sub>t</sub>.

Tabela 4.15 – Intervalo de confiança da previsão dos modelos

Parâmetros de controle				Ruído	Respostas					
Vc	f	ap	VB		R <sub>a</sub>			R <sub>t</sub>		
m/min	mm/rev	mm	mm		Previsto	Intervalo de confiança	Real	Previsto	Intervalo de confiança	Real
			0,00		0,300	(0,274; 0,324)	0,311	1,820	(1,688; 1,953)	1,926
151,9	0,077	0,208	0,15		0,255	(0,218; 0,292)	0,258	1,725	(1,671; 1,780)	1,789
			0,30		0,210	(0,140; 0,280)	0,250	1,631	(1,488; 1,773)	1,598

Com o intuito de enfatizar a eficácia da metodologia e dos resultados obtidos nos experimentos de confirmação, Na Figura 4.20 é representada uma simulação de uma carta de controle para R<sub>a</sub> em quatro cenários diferentes, construído através do *software* estatístico MINITAB.

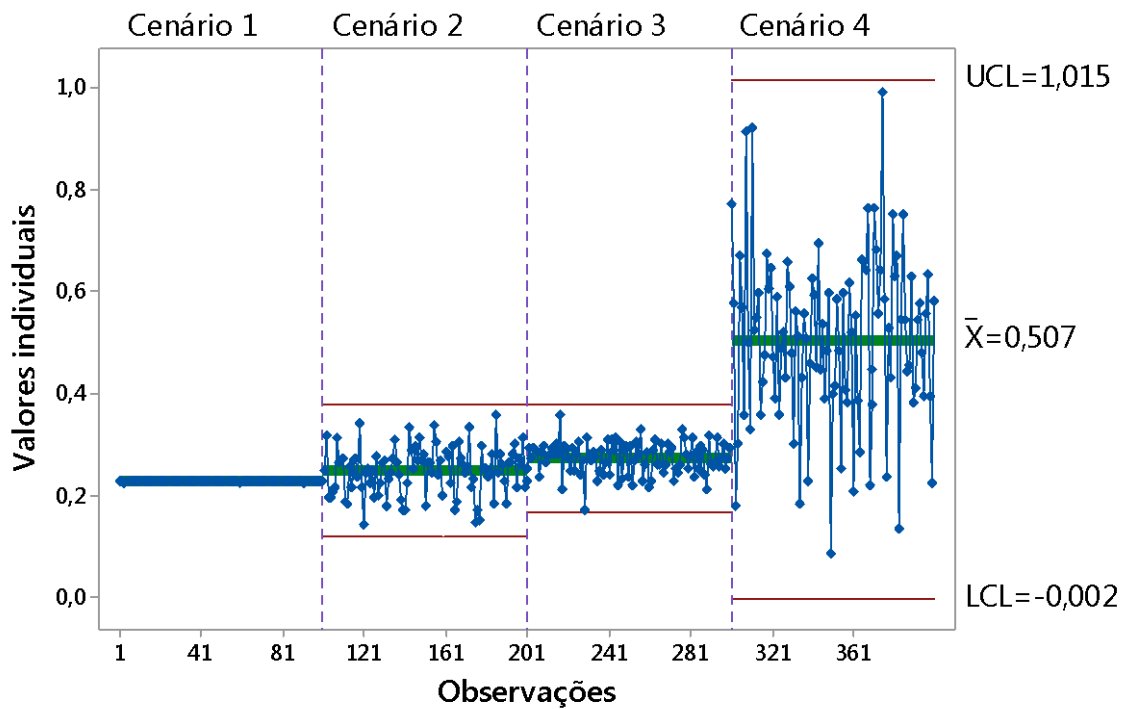


Figura 4.20 - Simulação de uma carta de controle para  $R_a$

Os cenários 1- 4 foram simulados utilizando uma distribuição de probabilidade normal para  $R_a$  baseados nos valores de média e variância da Tabela 4.11. Os cenários 1 e 2 correspondem aos extremos da Fronteira de Pareto da Figura 4.13, o cenário 2 corresponde ao *setup* para os pesos  $w_1 = 0,25$  e  $w_2 = 0,75$  escolhido para o experimento de confirmação e o cenário 3 é o próprio experimento de confirmação. No cenário 1 temos rugosidades bem próximas ao seu alvo com baixa variabilidade, porém o tempo de corte é de 6,88 min. Já para o cenário 4, esse tempo é reduzido para 2,66 min, porém a rugosidade se distancia do alvo e a variabilidade aumenta. O tempo de corte do cenário 3 é de 4,87 min. Portanto, ao escolher o cenário 3, reduzimos o tempo de corte, ganha-se em produtividade e mantém a rugosidade superficial correspondente ao padrão N5,  $R_a \leq 0,40\mu\text{m}$  (ABNT NBR 4287, 2002), compatíveis com as rugosidades obtidas em um processo de retificação.

## 5 CONCLUSÕES

Baseado nos resultados obtidos experimentalmente, as seguintes conclusões podem ser estabelecidas:

1. Dentre os parâmetros controláveis do processo, o avanço da ferramenta é o fator que mais influencia a rugosidade  $R_a$  e  $R_t$ . Menores valores de avanço resultaram em menores valores para as métricas de rugosidade;
2. O efeito do desgaste de flanco da ferramenta (ruído) foi estatisticamente significativo sobre  $R_a$  e  $R_t$ ;
3. A interação do desgaste e o avanço da ferramenta ( $f \times VB$ ) foi estatisticamente significativo para  $R_a$  e  $R_t$ . Para valores baixos de avanço a sensibilidade de  $R_a$  e  $R_t$  em relação a variação dos níveis de desgaste da ferramenta é minimizada;
4. A interação do desgaste e a profundidade de corte ( $a_p \times VB$ ) foi estatisticamente significativo somente para  $R_a$ . A sensibilidade de  $R_a$  em relação a variação dos níveis de desgaste da ferramenta é minimizada para valores de profundidade de corte baixos;
5. A região do espaço experimental que promovem baixos valores de  $R_a$  e  $R_t$  também é a região que promove baixa variabilidade, ou seja, região em que a sensibilidade a variação do desgaste é baixa. Essa região é caracterizadas por valores de avanço e profundidade de corte baixos, conseqüentemente, o tempo de corte do processo se aproxima do tempo de corte máximo.
6. A máxima robustez do processo foi obtida com  $V_c=145,3$  m/min,  $f=0,075$  m/rev e  $a_p=0,158$  mm. Nesse *setup* ótimo, os valores para a média de  $R_a$ ,  $R_t$  e  $T_c$  são  $0,229 \mu\text{m}$ ,  $1,699 \mu\text{m}$  e  $6,88$  min, respectivamente, e o desvio padrão da média de  $R_a$  e  $R_t$  são iguais  $0,0009$  e  $0,0631$ , respectivamente. Portanto, é possível afirmar que há configurações ótimas para os parâmetros de corte (velocidade, avanço e profundidade de corte), que promovem valores de rugosidades comparáveis a retificação e com baixa sensibilidade ao desgaste da ferramenta;
7. Com  $V_c=151,9$  m/min,  $f=0,077$  m/rev e  $a_p=0,208$  mm, consegue-se manter uma certa insensibilidade ao desgaste com uma redução do tempo de corte de  $6,88$  min para  $4,87$  min. Nesse *setup* ótimo, os valores para a média de  $R_a$  e  $R_t$  são  $0,255 \mu\text{m}$ ,  $1,725 \mu\text{m}$ , respectivamente, e o desvio padrão da média de  $R_a$  e  $R_t$  são iguais  $0,045$  e  $0,095$ , respectivamente.
8. Conclui-se, por meio dos resultados encontrados, que o Projeto de Parâmetro Robusto, aliado as técnicas de otimização, mostrou-se adequado e eficiente com em encontrar *setups* que promovem baixos valores de  $R_a$  e  $R_t$  com baixa variabilidade, no torneamento do aço ABNT 52100 com ferramenta de cerâmica mista.

## 5.1 Contribuições do Trabalho

A principal contribuição deste trabalho se refere a adoção de uma estratégia de otimização robusta do Torneamento de peças endurecidas, diferenciada em relação a muitas estratégias de otimização encontradas na literatura, para a identificação de combinações para as variáveis controláveis do processo que promovem baixos valores de rugosidade e com baixa variabilidade, à medida que o desgaste da ferramenta não é negligenciado na estratégia de otimização. Desta forma, o trabalho contribui para a confiabilidade do processo de torneamento duro. Isto posto, o torneamento duro pode ser uma opção como um processo alternativo a retificação cilíndrica para o acabamento de peças endurecidas.

Outra contribuição significativa corresponde ao efeito de desgaste sobre a rugosidade. Como foi verificado no trabalho, o efeito do desgaste da ferramenta sobre a rugosidade é significativo e, até um certo nível, nem sempre degrada a rugosidade. Com a evolução do desgaste, a rugosidade foi melhorada. Desta forma, a aresta de corte nova passa a determinar o maior valor para a média das rugosidades e não quando o desgaste de flanco atinge o seu valor máximo ( $VB_{máx}=0,30$  mm). Negligenciar o efeito do desgaste ou não estabelecer a verdadeira correlação entre rugosidade e desgaste, nas abordagens de otimização, pode conduzir a pontos de ótimo inadequados.

## 5.2 Sugestões para estudos futuros

- Aplicação do método adotado na otimização do processo de Torneamento Duro empregando outros materiais (ABNT: H13, D2, 4340; Ligas de Titânio) ou outras ferramentas de corte, como CBN;
- Adotar outras fontes de ruído, como dureza, vibração, dentre outros;
- Aplicação do método adotado para avaliar a integridade superficial da peça usinada ou outras respostas como cilíndricidade e circularidade.

## 6 REFERÊNCIAS

- ABIDI, Y.; BOULANOUAR, L.; AMIRAT, A. Experimental study on wear of mixed ceramic tool and correlation analysis between surface roughness and cutting tool radial vibrations during hard turning of AISI 52100 steel. **Journal of Engineering Science and Technology**, v. 13. p. 943 – 963, 2018.
- ABNT NBR 4287. **Especificações geométricas do produto (GPS) - Rugosidade: Método do perfil - Termos, definições e parâmetros da rugosidade**. ABNT Associação Brasileira de Normas Técnicas, 2002.
- ABNT NBR 4288. **Especificações geométricas de produto (GPS) - Rugosidade: Método do perfil - Regras e procedimentos para avaliação de rugosidade**. ABNT Associação Brasileira de Normas Técnicas, 2008.
- AOUICI, H.; ELBAH, M.; YALLESE, M.A.; FNIDES, B.; MEDDOUR, I.; BENLAHMIDI, S. Performance comparison of wiper and conventional ceramic inserts in hard turning of AISI 4140 steel: analysis of machining forces and flank wear. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 87, p. 2221 – 2244, 2016.
- ARDAKANI, M.K. The Impacts of Errors in Factor Levels on Robust Parameter Design Optimization. **Quality and Reliability Engineering International**, v. 32, p. 1929–1944, 2016.
- ASLANTAS, K.; UCUN, I.; ÇICEK, A. Tool life and wear mechanism of coated and uncoated Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>/TiCN mixed ceramic tools in turning hardened alloy steel. **Wear**, v. 274-275, p. 442-451, 2012.
- ASTAKHOV, V. P.; DAVIM, J.P. Tools (Geometry and Material) and Tool Wear. In: DAVIM, J. D. **Machining: fundamentals and recent advances**. Springer– Verlag London Limited, 2008.
- ASTAKHOV, V. P. Surface Integrity – Definition and Importance in Functional Performance. In: DAVIM, J. D. **Surface Integrity in Machining**. Springer– Verlag London Limited, 2010.
- ASTAKHOV, V. P. Machining of Hard Materials – Definitions and Industrial Applications. In: DAVIM, J. D. **Machining of Hard Materials**. Springer– Verlag London Limited, 2011.
- AZIZI, M.W.; BELHADI, S.; YALLESE, M.A.; MABROUKI, T.; RIGAL, J.F. Surface roughness and cutting forces modeling for optimization of machining condition in finish hard turning of AISI 52100 steel. **Journal of Mechanical Science and Technology**, v. 26, p. 4105–4114, 2012.
- BARTARYA, G.; CHOUDHURY, S. K. State of the art in hard turning. **International Journal of Machine Tools and Manufacture**, v. 53, p. 1–14, 2012.
- BENARDOS, P.G.; VOSNIAKOS, G.C. Predicting surface roughness in machining: a review. **International Journal of Machine Tools & Manufacture**, v. 43, p.833 –844, 2003.
- BENGA, G.C.; ABRÃO, A.M. Turning of hardened 100Cr6 bearing steel with ceramic and PCBN cutting tools. **Journal of Materials Processing Technology**, v. 143-144, p. 237-241, 2003.

- BENSOUILAH, H.; AOUICI, H.; MEDDOUR, I.; YALLESE, M. A.; MABROUKI, T.; GIRARDIN, F. Performance of coated and uncoated mixed ceramic tools in hard turning process. **Measurement**, v. 82, p. 1–18, 2016.
- BINDER, M.; KLOCKE, F.; DOEBBELER, B. An advanced numerical approach on tool wear simulation for tool and process design in metal cutting. **Simulation Modelling Practice and Theory**, v. 70, p. 65– 85, 2017.
- BOING, D.; SCHROETER, R.B.; OLIVEIRA, A.J. Three– Dimensional Wear Parameters and Wear Mechanisms in Turning Hardened Steels with PCBN Tools. **Wear**, v. 398– 399, p. 69– 78, 2018.
- BONIFÁCIO, M.E.R.; DINIZ, A.E. Correlating tool wear, tool life, surface roughness and tool vibration in finish turning with coated carbide tools. **Wear**, v. 173, p. 137-144, 1994.
- BORROR, C. M.; MONTGOMERY, D. C. Mixed Resolution Designs as Alternatives to Taguchi Inner/Outer Array Designs for Robust Design Problems. **Quality and Reliability Engineering International**, v. 16, p. 117-127.
- BOUACHA, K.; TERRAB, A. Hard turning behavior improvement using NSGA– II and PSO– NN hybrid model. **International Journal of Advance Manufacturing Technology**, v. 86, p. 3527– 3546, 2016.
- BOUACHA, K.; YALLESE, M.A.; MABROUKI, T.; RIGAL, J.F. Statistical analysis of surface roughness and cutting forces using response surface methodology in hard turning of AISI 52100 bearing steel with CBN tool. **International Journal of Refractory Metals and Hard Materials**, v. 28, p. 349-361, 2010.
- BOX, G. E. P.; DRAPER, N. R. **Empirical Model-Building and Response Surfaces**. 1 ed. John Wiley & Sons, 1987.
- BOX, G. E. P.; HUNTER, W. G.; MACGREGOR, J. F.; ERJAVEC, J. Some problems associated with the analysis of multiresponse data. **Technometrics**, v. 15, p. 33–51, 1973.
- BOYLAN, G.L.; GOETHALS, P.L; CHO, B.R. Robust parameter design in resource-constrained environments: An investigation of trade-offs between costs and precision within variable processes. **Applied Mathematical Modelling**, v. 37, p. 2394-2416, 2013.
- BRATCHELL, N. Multivariate response surface modelling by principal components analysis. **Journal of Chemometrics**, v. 3, p. 579–588, 1989.
- 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.
- CHEN, X.; XU J.; XIAO, Q. Cutting performance and wear characteristics of Ti (C, N) based cermet tool in machining hardened steel. **International Journal of Refractory Metals & Hard Materials**, v. 52, p. 143– 150, 2015.
- CHILDS, T.; MAEKAWA, K.; OBIKAWA, T.; YAMANE, Y. **Metal Machining: Theory and Applications**. 1. ed. London: Butterworth-Heinemann, 2000.

- CHO, B. R.; PARK, C. Robust design modeling and optimization with unbalanced data. **Computers & Industrial Engineering**, v. 48, p. 173–180, 2005.
- COSTA, D. M. D.; BRITO, T. G.; PAIVA, A. P.; LEME, R. C.; BALESTRASSI, P. P. A normal boundary intersection with multivariate mean square error approach for dry end milling process optimization of the AISI 1045 steel. **Journal of Cleaner Production**, v. 135, p. 1658–1672, 2016a.
- COSTA, D. M. D.; PAULA, T. I.; SILVA, P. A. P.; PAIVA, A. P. Normal Boundary intersection method based on principal components and Taguchi's signal-to-noise ratio applied to the multiobjective optimization of 12L14 free machining steel turning process. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 87, p. 825–834, 2016b.
- COSTA, D.M.D. **Método NBI-EQMM com restrições multivariadas para otimização do processo de Torneamento Duro**. Universidade Federal de Itajubá, 2017.
- CUI, X.; GUO, J. Identification of the optimum cutting parameters in intermittent hard turning with specific cutting energy, damage equivalent stress, and surface roughness considered. **International Journal of Advance Manufacturing Technology**, v. 96, p. 4281–4293, 2018.
- DAS, I.; DENNIS, J. E. Normal-Boundary Intersection: a new method for generating the Pareto surface in nonlinear multicriteria optimization problems. **Society for Industrial and Applied Mathematics Journal on Optimization**, v. 8, p. 631–657, 1998.
- DAS, S. R.; DHUPAL, D.; KUMAR, A. Experimental investigation into machinability of hardened AISI 4140 steel using TiN coated ceramic tool. **Measurement**, v. 62, p. 108–126, 2015.
- DENKENA, B.; BIERMANN, D. Cutting Edge Geometries. **CIRP Annals Manufacturing Technology**, v.63, p. 631–653, 2014.
- DINIZ, A.E.; MARCONDES, F.C.; COPPINI, N.L. **Tecnologia da Usinagem dos Materiais**. 9. ed. São Paulo: Artliber, 2014.
- DOGRA, M.; SHARMA, V.S.; DUREJA, J. Effect of tool geometry variation on finish turning – A Review. **Journal of Engineering Science and Technology Review**, v.4, p. 1–13, 2011.
- ELBAH, M.; YALLESE, M. A.; AOUICI, H.; MABROUKI, T.; RIGAL, J–F. Comparative assessment of wiper and conventional ceramic tools on surface roughness in hard turning AISI 4140 steel. **Measurement**, v. 46, p. 3041–3056, 2013.
- FERREIRA, R.; REHOR, J; LAURO, C.H; CAROU, D; DAVIM, J.P. Analysis of the hard turning of AISI H13 steel with ceramic tools based on tool geometry: surface roughness, tool wear and their relation. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, v. 38, p. 2413–2420, 2016.
- GAUDÊNCIO, J.H.D. **Influência dos estimadores robustos sobre a convexidade e equiespaçamento das Fronteiras de Pareto para problemas duais**. Universidade Federal de Itajubá, 2015.
- GOMES, J. H. F. **Método dos polinômios canônicos de misturas para otimização multiobjetivo**. Universidade Federal de Itajubá, 2013.



- GRIFFITHS, B. **Manufacturing surface technology: Surface integrity & functional performance**. London: Penton Press, 2001.
- GROOVER, M.P. **Fundamentals of modern manufacturing: materials, processes and systems**, 4th ed USA, John Wiley & Sons, 2010.
- GRZESIK, W. Influence of tool wear on surface roughness in hard turning using differently shaped ceramic tools. **Wear**, v. 265, p. 327-335, 2008.
- GRZESIK, W. Machining of Hard Materials. In: DAVIM, J. D. **Machining – Fundamentals and Recent Advances**. Springer– Verlag London Limited, 2008.
- GRZESIK, W. Prediction of surface topography in precision hard machining based on modelling of the generation mechanisms resulting from a variable feed rate. **International Journal of Advance Manufacturing Technology**, v. 94, p. 4115– 4123, 2018.
- GRZESIK, W.; ZAK, K.; KISZKA, P. Comparison of Surface Textures Generated in Hard Turning and Grinding Operations. **Procedia CIRP**, v. 13, p. 84– 89, 2014.
- GRZESIK, W.; ZALISZ, Z. Wear phenomenon in the hard steel machining using ceramic tools. **Tribology International**, v. 41, p. 802 – 812, 2008.
- GUDDAT, J.; SAOUBI, R.M.; ALM, P.; MEYER, D. Hard turning of AISI 52100 using PCBN wiper geometry inserts and the resulting surface integrity. **Procedia Engineering**, v.19, p. 118-124, 2011.
- HOBSON, T. **Exploring Surface Texture: A fundamental guide to the measurement of surface finish**. 7. ed. Leicester, England: Taylor Hobson Ltd; 2011.
- HOTELLING, H. Analysis of a Complex of Statistical Variables into Principal Components. **Journal of Educational Psychology**, v. 24, p. 417-441, 1933.
- HUANG, H.; CHOU, Y.K.; LIANG, S.Y. CBN tool wear in hard turning: a survey on research progresses. **International Journal of Advance Manufacturing Technology**, v.35, p. 443– 453, 2007.
- HUTCHINGS, I.; SHIPWAY, P. **Tribology: Friction and Wear of Engineering Materials**. 2. ed. London: Butterworth-Heinemann, 2017.
- IERAPETRITOU, M. G.; JIA, Z. Short-term scheduling of chemical process including uncertainty. **Control Engineering Practice**, v. 15, p. 1207–1221, 2007.
- ISO 3685: 1993. **Tool-life testing with single-point turning tools**. International Organization for Standardization, 1993.
- JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied Multivariate Statistical Analysis**. 6 ed. New Jersey: Prentice Hall, 2007.
- JOLLIFFE, I.T. **Principal Component Analysis**. 2 ed. Springer-Verlag New York, 2002.
- JOSEPH, V.R.; GU, L.; BA, S.; MYERS, W.R. Space-Filling Designs for Robustness Experiments. **Technometrics**, 2018.

KAMARTHI, S.; SULTORNSANEE, S.; ZEID, A. Recurrence quantification analysis to estimating surface roughness in finish turning processes. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v.87, p. 451–460, 2016.

KARPUSCHEWSKI, B.; SCHMIDT, K.; BENO, J.; MANKOVÁ, I.; FROHMÜLLER, R.; PRILUKOVA, P. An approach to the microscopic study of wear mechanisms during hard turning with coated ceramics. **Wear**, v. 342-433, p. 222–233, 2015.

KHELLAF, A.; AOUICI, H.; SMAIAH, S.; BOUTABBA, S.; YALLESE, M.A.; ELBAH, M. Comparative assessment of two ceramic cutting tools on surface roughness in hard turning of AISI H11 steel: including 2D and 3D surface topography. **International Journal of Advance Manufacturing Technology**, v.89, p. 333–354, 2017.

KHURI, A. I.; CONLON, M. Simultaneous Optimization of Multiple Responses Represented by Polynomial Regression Functions. **Technometrics**, v. 23, p. 363–375, 1981.

KHURI, A.I.; MUKHOPADHYAY, S. Response surface methodology, **Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics**, v. 2, p. 128–149, 2010.

KIVAK, T. Optimization of surface roughness and flank wear using the Taguchi method in milling of Hadfield steel with PVD and CVD coated inserts. **Measurement**, v. 50. p.19–28, 2014.

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

KONG, D.; CHEN, Y.; LI, N.; TAN, S. Tool wear monitoring based on kernel principal component analysis and  $v$  – support vector regression. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 89, p. 175–190, 2017.

KUMAR, C.S.; PATEL, S.K. Application of surface modification techniques during hard turning: Present work and future prospects. **International Journal of Refractory Metals & Hard Materials**, v. 76, p. 112–127, 2018.

KUMAR, R.; SAHOO, A.K.; MISHRA, P.C.; DAS, R.K. Comparative investigation towards machinability improvement in hard turning using coated and uncoated carbide inserts: part I experimental investigation. **Advances in Manufacturing**, v. 6, n.2, p. 155–175, 2018a.

KUMAR, R.; SAHOO, A.K.; MISHRA, P.C.; DAS, R.K. Comparative study on machinability improvement in hard turning using coated and uncoated carbide inserts part II modeling, multi-response optimization, tool life, and economic aspects. **Advances in Manufacturing**, v. 6, n.2, p. 155–175, 2018b.

KWON, Y.; ERTEKIN, Y.; TSENG, T.L. Characterization of Tool Wear Measurement with Relation to the Surface Roughness in Turning. **Machining Science and Technology**, v.8, p. 39 – 51, 2004.

LIMA, J.G.; AVILA, R.F.; ABRÃO, A.M.; FAUSTINO, M.; DAVIM, J.P. Hard turning: AISI 4340 high strength low alloy steel and AISI D2 cold work tool steel. **Journal of Materials Processing Technology**, v.169, p. 388–395, 2005.

- LIN, D. K. J.; TU, W. Dual response surface optimization. **Journal of Quality Technology**, v. 27, p. 34–39, 1995.
- LOPES, L. G. D.; BRITO, T. G.; PAIVA, A. P.; PERUCHI, R. S.; BALESTRASSI, P. P. Robust parameter optimization based on multivariate normal boundary intersection. **Computers & Industrial Engineering**, v. 93, p. 55–66, 2016.
- MACHADO, Á. R.; ABRÃO, A. M.; COELHO, R. T.; SILVA, M. B. **Teoria da Usinagem dos Materiais**. 3. ed. São Paulo: Edgard Blucher, 2015.
- MACHADO, Á.R.; DINIZ, A.E. Tool wear analysis in the machining of hardened steels. **International Journal of Advance Manufacturing Technology**, v.92, p. 4095–4109, 2017.
- MASON, R.L.; GUNST, R.F.; HESS, J.L. **Statistical Design and Analysis of Experiments: With Applications to Engineering and Science**. John Wiley & Sons, Hoboken, 2003.
- MEDDOUR, I.; YALLESE, M.A.; BENSOUILAH, H.; KHELLAF, A.; ELBAH, M. Prediction of surface roughness and cutting forces using RSM, ANN, and NSGA– II in finish turning of AISI 4140 hardened steel with mixed ceramic tool. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v.97, p. 1931 – 1949, 2018.
- MEDDOUR, I.; YALLESE, M.A.; KHATTABI, R.; ELBAH, M.; BOULANOUAR, L. Investigation and modeling of cutting forces and surface roughness when hard turning of AISI 52100 steel with mixed ceramic tool: cutting conditions optimization. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 77, p. 1387–1399, 2015.
- MIA, M.; DHAR, N.R. Prediction and optimization by using SVR, RSM and GA in hard turning of tempered AISI 1060 steel under effective cooling condition. **Neural Computing and Applications**, p. 1–22, 2017.
- MIA, M.; GUPTA, M.K.; SINGH, G.; KRÓLCZYK, G.; PIMENOV, D.Y. An approach to cleaner production for machining hardened steel using different cooling–lubrication conditions. **Journal of Cleaner Production**, v. 187, p. 1069– 1081, 2018.
- MONDAL, S.C.; RAY, P.K.; MAITI, J. Modelling robustness for manufacturing processes: a critical review. **International Journal of Production Research**, v. 52, p. 521-538, 2014.
- MONTGOMERY, D. C. **Design and Analysis of Experiments**. 8. ed., John Wiley & Sons, 2013.
- MOOK, W.K.; SHAHABI, H.H.; RATNAM, M.M. Measurement of nose radius wear in turning tools from a single 2D image using machine vision. **International Journal of Advance Manufacturing Technology**, v.43, p. 217–225, 2009.
- MORE, A.S.; JIANG W.; BROWN, W.D.; MALSHE, A.P. Tool wear and machining performance of cBN–TiN coated carbide inserts and PCBN compact inserts in turning AISI 4340 hardened steel. **Journal of Materials Processing Technology**, v.180, p. 256– 265, 2006.
- MYERS, R. H.; CARTER, W. H. Response Surface Techniques for Dual Response Systems. **Technometrics**, v. 15, p. 301 – 317, 1973.
- MYERS, R. H.; MONTGOMERY, D. C.; ANDERSON– COOK, C. M. **Response Surface Methodology: process and product optimization using designed experiments**. 3 ed. Nova York: John Wiley & Sons, 2009.

- MYERS, R. H.; MONTGOMERY, D. C.; VINING, G.G.; BORROR, C.M.; KOWALSKI, S.M. Response Surface Methodology: A Retrospective and Literature Survey. **Journal of Quality Technology**, v. 36, p. 53-77, 2004.
- 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.
- NAIR, V. N. Taguchi's parameter design: a panel discussion. **Technometrics**, v.34, p. 127–161, 1992.
- NAVES, L.N.; PAULA, T.I.; BALESTRASSI, P.P.; BRGA, W.L.M.; SAWHNEY, R.S.; PAIVA, A.P. Multivariate Normal Boundary Intersection based on rotated factor scores: A multiobjective optimization method for methyl orange treatment. **Journal of Cleaner Production**, v. 143, p. 1–27, 2017.
- NEWBOLD, P. **Statistics for Business & Economics**. 4 ed. USA, Prentice Hall, 1994.
- OLIVEIRA, L.G. **Fundamentos da Metodologia de Superfície de Resposta e suas aplicações em Manufatura Avançada: Uma análise crítica**. Universidade Federal de Itajubá, 2018.
- OZDEMIR, A.; CHO, B.R. Response surface-based robust parameter design optimization with both qualitative and quantitative variables. **Engineering Optimization**, v.49, p. 1796-1812, 2017.
- ÖZEL, T.; KARPAT, Y. Predictive modeling of surface roughness and tool wear in hard turning using regression and neural networks. **International Journal of Machine Tools and Manufacture**, v. 45, p. 467–479, 2005.
- PAIVA, A. P. **Metodologia de Superfície de Resposta e Análise de Componentes Principais em Otimização de Processos de Manufatura com Múltiplas Respostas Correlacionadas**. Universidade Federal de Itajubá, 2006.
- PAIVA, A. P.; CAMPOS, P. H.; FERREIRA, J. R.; LOPES, L. G. D.; PAIVA, E. J.; 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 & Hard Materials**, v. 30, n. 1, p. 152–163, 2012a.
- PAIVA, A. P.; PAIVA, E. J.; FERREIRA, J. R.; BALESTRASSI, P. P.; COSTA, S. C. A multivariate mean square error optimization of AISI 52100 hardened steel turning. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 43, p. 631–643, 2009.
- PAIVA, E. J. **Erro Quadrático Médio Multivariado na otimização do torneamento do aço ABNT 52100 endurecido**. Universidade Federal de Itajubá, 2012.
- PAIVA, E.J. **Otimização de processos de manufatura com múltiplas respostas baseada em índices de capacidade**. Universidade Federal de Itajubá, 2008.
- PEARSON, K.F.R.S. On lines and planes of closest fit to systems of points in space. **Philosophical Magazine**, v. 2, p. 559–572, 1901.

- PEREIRA, R.B.D. **Otimização Robusta Multi-objetivo do processo de Fresamento Helicoidal do Aço AISI H13 endurecido pelo método da Restrição Normal**. Universidade Federal de Itajubá, 2017
- PETROPOULOS, G.P.; PANDAZARAS, C.N.; DAVIM, J.P. Surface texture characterization and evaluation related to machining. In: DAVIM, J. D. **Surface Integrity in Machining**. Springer – Verlag London Limited, 2010.
- RATNAM, M.M. Factors Affecting Surface Roughness in Finish Turning. In: HASHMI, M.S.J. **Comprehensive Materials Finishing**. v. 1, p. 1– 25, Elsevier, 2017.
- RENCHER, A.C. **Methods of Multivariate Analysis**. 2 ed. John Wiley and Sons, 2002.
- RENCHER, A.C.; CHRISTENSEN, W.F. **Methods of Multivariate Analysis**. 3 ed. New Jersey: John Wiley & Sons, 2012.
- REVEL, P.; JOUINI, N.; THOQUENNE, G.; LEFEBVRE, F. High precision hard turning of AISI 52100 bearing steel. **Precision Engineering**, v.43, p– 24– 33, 2016.
- ROBINSON, T. J.; BORROR, C. M.; MYERS, R. H. Robust Parameter Design: A Review. **Quality and Reliability Engineering International**, v. 20, n. 1, p. 81–101, 2004.
- ROCHA, L.C.S.; PAIVA, A.P.; JUNIOR, P.R.; BALESTRASSI, P.P.; CAMPOS, P.H.S. Robust multiple criteria decision making applied to optimization of AISI H13 hardened steel turning with PCBN wiper tool. **International Journal of Advance Manufacturing Technology**, v. 89, p. 2251– 2268, 2017a.
- ROCHA, L.C.S.; PAIVA, A.P.; JUNIOR, P.R.; BALESTRASSI, P.P.; CAMPOS, P.H.S.; DAVIM, J.P. Robust weighting applied to optimization of AISI H13 hardened-steel turning process with ceramic wiper tool: A diversity-based approach. **Precision Engineering**, v. 50, p. 235–247, 2017b.
- SAINI, S.; AHUJA, I.S.; SHARMA, V.S. Residual Stresses, Surface Roughness, and Tool Wear in Hard Turning: A Comprehensive Review. **Materials and Manufacturing Processes**, v.27, p. 583– 598, 2012.
- SHAHABI, H.H.; RATNAM, M.M. In-cycle monitoring of tool nose wear and surface roughness of turned parts using machine vision. **International Journal of Advance Manufacturing Technology**, v.40, p. 1148–1157, 2009.
- SHAHABI, H.H.; RATNAM, M.M. Simulation and measurement of surface roughness via grey scale image of tool in finish turning. **Precision Engineering**, v. 43, p. 146– 153, 2016.
- SHAW, M.C.; THURMAN, A.L.; AHLGREN, H.J. A Plasticity Problem Involving Plane Strain and Plane Stress Simultaneously: Groove Formation in the Machining of High-Temperature Alloys. **Journal of Engineering for Industry**, v.88, p. 142–146, 1966.
- SHOEMAKER, A. C.; TSUI, K. L.; WU, C. F. J. Economical experimentation methods for robust design. **Technometrics**, v. 33, p. 415-427, 1991.
- SIDDHPURA, A.; PAUROBALLY, R. A review of flank wear prediction methods for tool condition monitoring in a turning process. **International Journal of Advance Manufacturing Technology**, v.65, p. 371– 393, 2013.

- SINGH, D.; RAO, V. Flank wear prediction of ceramic tools in hard turning. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 50, p. 479–493, 2010.
- SMITH, G.T. **Industrial Metrology: Surfaces and Roundness**. Springer-Verlag London, 2002.
- SOBIYI, K.; SIGALAS, I.; AKDOGAN, G.; TURAN, Y. Performance of mixed ceramics and CBN tools during hard turning of martensitic stainless steel. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 77, p. 861–871, 2015.
- STACHOWIAK, G. W.; BATCHELOR, A. W. **Engineering Tribology: tribologia**. 2. ed. Boston: Butterworth Heinemann, 2001.
- TANG, L.C.; XU, K. A Unified Approach for Dual Response Surface Optimization. **Journal of Quality Technology**, v. 34, p. 437–447, 2002.
- TRENT, E. M.; WRIGHT, P. K. **Metal Cutting**. 4. ed. Oxford: Butterworth-Heinemann, 2000.
- VAHIDINASAB, 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.
- VILLARES METALS. **Aço ferramenta para aplicação mecânica V52100**. Disponível em: <http://www.villaresmetals.com.br/villares/pt/Produtos/Acos-Ferramenta/Aplicacoes/Aplicacao-mecanica/V52100>. Acesso em: 03 jul. 2018.
- 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.
- WAIKAR, R.A.; GUO, Y.B. A comprehensive characterization of 3D surface topography induced by hard turning versus grinding. **Journal of Materials Processing Technology**, v.197, p. 189–199, 2008.
- WANG, D.; XUE, C.; CAO, Y.; ZHAO, J. Fabrication and cutting performance of an Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>/TiC/TiN ceramic cutting tool in turning of an ultra-high-strength steel. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 91, p. 1967–1976, 2017.
- 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**. Hermes Penton Press, London, 2002.
- YALLESE, M.A.; CHAOUI, K.; ZEGHIB, N.; BOULANOUAR, L.; RIGAL, J.F. Hard machining of hardened bearing steel using cubic boron nitride tool. **Journal of Materials Processing Technology**, v.209, p. 1092–1104, 2009.
- YALLESE, M.A.; RIGAL, J- F.; CHAOUI, K.; BOULANOUAR, L. The effects of cutting conditions on mixed ceramic and cubic boron nitride tool wear and on surface roughness during machining of X200Cr12 steel (60 HRC). **Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture**, v.219, p. 35–55, 2005.
- ZHANG, G.; TO, S.; ZHANG, S. Evaluation for tool flank wear and its influences on surface roughness in ultra-precision raster fly cutting. **International Journal of Mechanical Sciences**, v.118, p.125–134, 2016.

ZHAO, T.; ZHOU, J.M.; BUSHLYA, V.; STAHL, J.E. Effect of cutting edge radius on surface roughness and tool wear in hard turning of AISI 52100 steel. **International Journal of Advance Manufacturing Technology**, v. 91, p. 3611– 3618, 2017.

ZHOU, J.; BUSHLYA, V.; AVDOVIC, P.; STAHL, J.E. Study of surface quality in high speed turning of Inconel 718 with uncoated and coated CBN tools. **International Journal of Advance Manufacturing Technology**, v.58, p. 141–151, 2012.

ZIMMERMANN, K.; SCHNEIDER, G.A.; BHATTACHARYA, A.; HINTZE, W. Surface Modification of Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>/TiC Cutting Ceramics. **Journal of the American Ceramic Society**, v. 90, p. 3773–3778, 2007.