

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ**

**Paulo Henrique da Silva Campos**

**Otimização Robusta Multivariada do Processo de  
Torneamento do Aço Endurecido ABNT 52100 com  
Ferramenta Cerâmica Alisador**

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

**Orientador:** Prof. João Roberto Ferreira, Dr.

**Co-orientador:** Prof. Anderson P. Paiva, Dr.

**Itajubá**

**2011**

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ**

**Paulo Henrique da Silva Campos**

**Otimização Robusta Multivariada do Processo de  
Torneamento do Aço Endurecido ABNT 52100 com  
Ferramenta Cerâmica Alisador**

Dissertação aprovada por banca examinadora em 17 de outubro de 2011, conferindo a Paulo Henrique da Silva Campos o título de *Mestre em Engenharia de Produção*

Banca Examinadora:

Prof. Messias Borges da Silva, Dr.

Prof. Pedro Paulo Balestrassi, Dr.

Prof. João Roberto Ferreira, Dr.

Prof. Anderson P. Paiva, Dr.

**Itajubá**

**2011**

# DEDICATÓRIA

*A todos os amigos que me  
incentivaram, em especial a minha esposa  
querida, Fabricia.*

# AGRADECIMENTOS

Tudo é do Pai, toda honra e toda glória, é Dele a vitória alcançada em minha vida.

Louvo a Deus por me enriquecer com saúde e vontade de fazer o meu trabalho da melhor forma, a cada dia, com alegria e responsabilidade.

Existem muitas pessoas as quais sou grato pela convivência ao longo do desenvolvimento desta dissertação.

À minha família, pelo apoio e amor. Principalmente a minha querida e amada mãe.

À minha esposa Fabricia Helena, por me ouvir, me incentivar e confiar no meu trabalho.

Ao meu orientador e amigo, professor João Roberto Ferreira, pelas oportunidades, pela compreensão, paciência, confiança e orientação.

Ao meu co-orientador, professor Anderson P. Paiva, pelo incentivo, pelas discussões e contribuições ao longo deste trabalho.

Aos professores Pedro Paulo Balestrassi e João Turrioni que ajudaram a alavancar minha carreira Universitária.

Aos amigos Luis Gustavo, Rafael Miranda, José Henrique, Rogério Peruchi, Gustavo Silveira, Juninho Tarcisio. Por fim, agradeço ao CNPq, FAPEMIG e á CAPES pelo apoio e incentivo à pesquisa brasileira, em especial esta.

A todos, muito obrigado!

# EPÍGRAFE

*“Precisamos amar as pessoas como se não tivesse o amanhã”.*

*Renato Russo*

## RESUMO

Este trabalho apresenta um estudo experimental do aço ABNT 52100 endurecido com ferramenta de cerâmica mista ( $\text{Al}_2\text{O}_3 + \text{TiC}$ ) com geometria alisadora, usando o Projeto de Parâmetro Robusto Multivariado (PPRM). A principal característica desta nova abordagem de otimização consiste em considerar um conjunto de variáveis de controle que conduzam todas as variáveis de respostas próximas de seus valores alvos e com mínima variação. Dureza e desgaste da ferramenta são variáveis de ruído do processo de torneamento duro. Para descobrir os níveis de parâmetros que minimizem a distância de cada resposta ( $y_i$ ) de suas respectivas metas ( $T_i$ ) enquanto mantém cada variância provocada pelas variáveis de ruído a mais baixa possível. Usando uma matriz cruzada, uma metodologia de superfície de resposta formado pela velocidade de corte ( $V_c$ ), avanço ( $f$ ) e profundidade de corte ( $a_p$ ) é submetido à influência de quatro cenários construídos com um projeto fatorial completo  $2^2$  de dois fatores de ruído – dureza da superfície da peça decrescente (Z1) e do desgaste da ferramenta (Z2). Este arranjo experimental permite a geração de média e variância do Erro Quadrático médio (EQM) de cinco métricas de rugosidade ( $R_a$ ,  $R_z$ ,  $R_y$ ,  $R_t$  e  $R_q$ ). Como essas respostas são altamente correlacionados, para extrair e utilizar esta informação, a Análise de Componentes Principais (ACP) foi usada. Adotando o Erro Quadrático Médio Multivariado (EQMM) como critério de otimização, uma solução robusta foi encontrada. Resultados teóricos e experimentais são convergentes e foram confirmados. Com  $V_c = 199,9$  m /min,  $f = 0,191$  mm /v e  $a_p = 0,190$  mm, as métricas de cinco rugosidades e as respectivas variâncias são mínimas, com melhores resultados que os obtidos com a otimização individual.

*Palavras-chave: Torneamento Duro, Cerâmica mista alisadora, Projeto de Parâmetro Robusto Multivariado, Análise de Componentes Principais.*

## ABSTRACT

This paper presents an experimental study ABNT 52100 hardened steel tool with mixed ceramic ( $\text{Al}_2\text{O}_3 + \text{TiC}$ ) with wiper geometry, using the Multivariate Robust Parameter Design (PPRM). The main feature of this new optimization approach is to consider a set of control variables that lead to answers all the variables close to their target values with minimal variation. Hardness and wear of the tool are noise variables in the process of turning hard. To find out the levels of parameters that minimize the distance of each response ( $y_i$ ) for their respective targets ( $T_i$ ) while keeping each variable variance caused by noise as low as possible. Using a cross-matrix, a methodology of response surface formed by the cutting speed ( $V_c$ ), feed ( $f$ ) and cutting depth ( $a_p$ ) is under the influence of four scenarios constructed with a  $2^2$  full factorial design of two noise factors - decreasing surface hardness ( $Z1$ ) and tool wear ( $Z2$ ). This experimental arrangement allows the generating of the mean, variance and the mean square error (MSE) of five surface roughness metrics ( $R_a$ ,  $R_z$ ,  $R_y$ ,  $R_t$  and  $R_q$ ). As these responses are highly correlated, to extract and employ this information the Principal Component Analysis (PCA) was used. Adopting the Multivariate Mean Square Error (MMSE) as optimization criteria, a robust solution can be found. Theoretical and experimental results are convergent and were confirmed. With  $V_c=199.9$  m/min,  $f=0.191$  mm/v and  $a_p=0.190$  mm, the five roughness metrics and respective variances are minimal, with better results than those obtained with the individual optimization.

*Keywords: Hard turning, Wiper mixed ceramics, Multivariate Robust Parameter Design, Principal Component Analysis.*

## LISTA DE FIGURAS

- Figura 2.1–Fluxograma para aplicação do EQMM.
- Figura 2.2–Divisão de materiais cerâmicos para ferramentas de corte, Sandvik (2002).
- Figura 2.3–Valores da dureza com relação à temperatura para determinados materiais.
- Figura 2.4–Variação da resistência à compressão com a temperatura para insertos de cerâmica.
- Figura 2.5–Representação das variáveis de controle selecionadas.
- Figura 2.6– Variação da dureza com a temperatura para diferentes materiais de insertos.
- Figura 2.7–Desvio médio aritmético  $R_a$ .
- Figura 2.8–Altura das irregularidades dos 10 pontos “ $R_z$ ”.
- Figura 2.9–Altura máxima das irregularidades “ $R_{max}$ ” e profundidade média “ $R_p$ ”.
- Figura 2.10–Influência da temperatura e/ou velocidade de corte nos desgastes das ferramentas.
- Figura 2.11 (A) e (B) –Avarias das ferramentas de corte, Sandvik (2000).
- Figura 3.1– Processo de torneamento do aço endurecido ABNT 52100.
- Figura 3.2–Ferramenta Nova.
- Figura 3.3–Ferramenta Desgastada.
- Figura 3.4–Processo de torneamento duro com ferramenta de geometria alisadora.
- Figura 3.5 –Corpos de prova do aço ABNT 52100.
- Figura 3.6– Ferramenta alisadora e Geometria do raio de ponta para ferramentas alisadora, (Sandvik, 2010).
- Figura 3.7–Rugosímetro utilizado no experimento.
- Figura 4.1–A influência do ruído sobre corridas experimentais de  $R_a$  e  $R_q$ .
- Figura 4.2 – Gráfico de Superfície de Resposta para  $R_a$  e  $R_q$ .
- Figura 4.3– Gráfico de contorno para  $R_a$  (unidades decodificadas).
- Figura 4.4– Gráfico de Superfície (a) para  $EQM_1$  e (b)  $CP_1$ .
- Figura 4.5– Gráfico de Contorno Sobreposto para cada EQM.
- Figura 4.6– Simulação para as soluções antes e depois do método proposto ( $R_a$ ).
- Figura 4.7– ANOVA One-way: condição de ruído versus  $R_a$ .
- Figura 4.8–Box-Plot para a comparação das variações das métricas rugosidade da superfície.



## LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1– Variáveis de controle.

Tabela 3.2– Variáveis de ruído selecionadas.

Tabela 3.3– Composição do aço ABNT 52100.

Tabela 4 – Análise de Variância para  $R_a$

Tabela 4.1 – Resultados de  $R_a$ : arranjo cruzado, fatores controlados e ruído.

Tabela 4.1.1- Análise de Variância para  $R_a$

Tabela 4.2 – Médias e variâncias obtidas no experimento para as variáveis de resposta.

Tabela 4.3– Coeficientes de Regressão do modelo de MSR e ajustes.

Tabela 4.4– Erro quadrado médio para cada resposta e componente principal.

Tabela 4.5 – Coeficiente de Regressão.

Tabela 4.6– Resultados da Otimização Individual.

Tabela 4.7 – Análise dos Componentes Principais para os cinco EQM's.

Tabela 4.8 – EQMM resultado da Otimização.

Tabela 4.9 – Análise de sensibilidade e de comparação.

Tabela 4.10 – Média e Desvio Padrão previstos e reais de confirmação de rugosidades.

Tabela 4.11 – Testes de hipóteses para médias e variâncias.

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
ACP	Análise de Componentes Principais ou Principal Component Analysis (ACP)
AF	Análise Fatorial
$a_p$	Profundidade de Corte
CCC	Arranjo Composto Circunscrito
CCD	Arranjo Composto Central ou Box-Wilson Central Composite Design
CCF	Arranjo de Face Centrada
CCI	Arranjo Composto Inscrito
CE	Região Central
CNC	Comando Numérico Computadorizado
CP	Componente Principal ou Principal Component (PC)
CV	Coefficiente de Variação
DP	Desvio Padrão
DOE	Metodologia de Projetos de Experimentos ou Design of Experiments
SDR	Superfície de Resposta Dual
EQMM	Erro Quadrático Médio Multivariado ou MMSE
$f$	Taxa de Avanço
LOF	Falta de ajuste ou <i>Lack of Fit</i>
MSR	Metodologia de Superfície de Respostas
MQP	Mínimos Quadrados Ponderados ou <i>Weighted Least Square (WLS)</i>
NBR	Norma Brasileira
OLS	Mínimos Quadrados Ordinários ou <i>Ordinary Least Square</i>
CP	Escore de Componente Principal
$R_a$	Rugosidade Média Aritmética
$R_q$	Rugosidade Média Quadrática
$R^2$	Coefficiente de Determinação
$R^2$ (adj.)	Coefficiente de Determinação Ajustado
$R^2$ (Pred.)	Coefficiente de Determinação Previsto
$V_c$	Velocidade de Corte
Q	Volume de Material Removido no Tempo
PPRM	Projeto de Parâmetro Robusto Multivariado

# LISTA DE SÍMBOLOS

$\alpha$	Alfa
$\lambda$	Autovalor
$\mu$	Média
$\rho$	Espaço experimental
$\Pi$	Produtório
$\Sigma$	Somatório
$a_p$	Profundidade de corte
$f$	Taxa de Avanço
$P$	Posição de medição
$R_a$	Rugosidade média aritmética
$R_q$	Rugosidade média quadrática
$R_t$	Rugosidade total
$R_y$	Rugosidade máxima
$R_z$	Rugosidade média
$s^2$	Variância
$T$	Alvo
$V_c$	Velocidade de corte
$P$	Posição de medição
PC	Componente principal
$r_\epsilon$	Raio de ponta da ferramenta
$S$	Matriz de variância-covariância amostral
$S^2$	Variância
$T$	Valor alvo
$T(PC_i)$	Valor alvo em termos de componentes principais
VB	Desgaste de ferramenta
$x_i$	Variáveis de controle
$X^T$	Vetor transposto de variáveis de controle
$y_i$	Variáveis de resposta

# SUMÁRIO

<b>1. INTRODUÇÃO</b> .....	13
1.1 Considerações Iniciais .....	13
1.2 Objetivos.....	17
1.3 Justificativa.....	17
1.4 Limitações .....	18
1.5 Estrutura do Trabalho .....	18
<b>2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b> .....	19
2.1 Metodologia de Superfície de Resposta .....	19
2.2 Otimização de Múltiplas Respostas.....	22
2.2.1 Considerações Gerais .....	21
2.2.2 Otimização de Múltiplas Respostas Baseada na Análise de Componentes Principais....	23
2.2.3 Método EQM.....	28
2.2.4 Gradiente Reduzido Generalizado .....	28
2.2.5 Método EQMM .....	30
2.2.6 Projeto Robusto de Parâmetro Multivariado(PRPM).....	35
2.3 Materiais de Ferramentas para Torneamento Duro .....	38
2.3.1 Ferramentas de Geometria Alisadora ( <i>Wiper</i> ).....	40
2.3.2 Ferramentas Cerâmicas .....	41
2.3.2.1 Propriedades dos Insertos Cerâmicos .....	43
2.4 Torneamento de Aços Endurecidos .....	46
2.4.1 Variáveis de Controle .....	46
2.4.2 Variáveis de Resposta.....	47
2.4.3 Variáveis de Ruído .....	48
2.5 Máquinas-Ferramenta.....	49
2.5.1 Forças de Corte.....	49
2.6 Deterioração da Ferramenta.....	51
2.7 Características da Superfície Usinada .....	52
2.7.1 Rugosidade da Peça.....	52
2.8 Desgaste e Vida das Ferramentas de Corte .....	56
2.9 Desgastes de Ferramentas.....	
2.9.1 Mecanismos Causadores dos Desgastes .....	57
2.9.2 Avarias das Ferramentas de Corte .....	59

<b>3. MATERIAIS E MÉTODO DE PESQUISA.....</b>	<b>61</b>
3.1 Procedimentos Experimentais.....	61
3.2 Planejamento do Experimento.....	61
3.3 Materiais, Máquinas e Ferramentas e Instrumentos de Medição .....	63
<b>4. RESULTADOS E DISCUSSÕES .....</b>	<b>67</b>
4.1 Modelagem .....	67
4.2 Otimização.....	77
4.3 Experimento de Confirmação .....	83
<b>5. CONCLUSÕES.....</b>	<b>86</b>
5.1 Sugestões para Trabalhos Futuros .....	87
<b>6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>89</b>
ANEXO A .....	95

# 1. INTRODUÇÃO

## 1.1 Considerações Iniciais

A tecnologia de usinagem por torneamento duro tornou-se um importante processo de fabricação e é amplamente utilizado em uma gama de aplicações industriais, tais como engrenagens, eixos, rolamentos, cames, peças forjadas, moldes e matrizes, (BOUACHA, 2010). Trata-se da remoção de materiais cuja dureza é superior a 45 HRC. A operação de torneamento é realizada com materiais de ferramentas avançadas, por exemplo, cerâmica mista ( $\text{Al}_2\text{O}_3 + \text{TiC}$ ), nitreto de boro cúbico (CBN), que induz um benefício significativo, tais como curto tempo de corte, flexibilidade do processo, baixa rugosidade da peça, alta taxa de remoção de material, precisão dimensional e usinagem sem fluido de corte. É também de referir que este processo aproveita a capacidade de movimento de máquinas-ferramentas modernas, que permitem produzir diferentes geometrias de contorno e gerar formas complexas na peça que está sendo usinada (GAITONDE, 2009).

O torneamento duro em relação ao processo de retificação, reduz significativamente o tempo de preparação, os custos de produção e melhora a qualidade global do produto (HUANG, 2007; PAIVA, 2007; GRZESIK, 2009). Principalmente considerando a sua eficiência na redução do tempo consumido em cada operação e no consumo reduzido de energia. Esses benefícios, no entanto, só podem ser alcançados com valores adequados para os parâmetros do processo como também da geometria da ferramenta.

Relacionadas com a contribuição da geometria da ferramenta para a melhoria do processo de torneamento duro, alguns trabalhos apresentam o uso de raio de ponta alisador. Ozel et. al (2009) apresentaram resultados experimentais para a usinagem do aço ABNT 5140 (DIN 41Cr4) com dureza de 60 HRC usando ferramenta com raio convencional comparada ao raio alisador. Mandal (2011), apresentou resultados de uma investigação experimental (torneamento) dos efeitos da geometria e da dureza da peça nas tensões residuais e no acabamento do aço ABNT 52100. Ozel (2008) e Huang (2004) investigaram a influência da geometria da ferramenta de cerâmica e de CBN no que diz respeito ao desenvolvimento de tensão residual e temperatura através de simulações de elementos finitos no torneamento duro. Sahin (2008) apresentou um estudo do efeito do ângulo do chanfro no desgaste da ferramenta de CBN no torneamento duro e investigou a correlação entre desgaste da ferramenta de corte,

força e vida da ferramenta. Kwak (2006) observou que a cerâmica mista apresenta desgaste do tipo entalhe de 0,4 mm após 20 min de corte, durante a usinagem de materiais duros com velocidade de corte de 270 m/min e avanço de 0,12 mm/v.

O uso de ferramentas com geometria alisadora permite uma taxa de avanço muito maior quando comparado com as ferramentas tradicionais (SING, 2007). Com esta modificação na geometria, é possível dobrar o avanço, aumentando a produtividade e mantendo a rugosidade da peça. Al Ahmari (2007) observou que ferramenta alisadora conhecida como geometria *Wiper* é empregada no torneamento duro, pois resulta em uma melhoria substancial do acabamento da peça mantendo-se a rugosidade  $R_a$  abaixo de 0,4  $\mu\text{m}$ .

Gaitonde *et al.* (2009), estudaram os efeitos dos parâmetros de corte em uma operação de torneamento duro (aço AISI D2). Neste estudo observou-se os efeitos da profundidade de corte sobre a rugosidade da peça e o desgaste da ferramenta usando modelos matemáticos de segunda ordem. Utilizando ferramentas de cerâmica mista (Sandvik classe CC650, com raio convencional), (classe CC650WG, *Wiper*) e (classe GC6050WH, *Wiper*) confirmou que a cerâmica mista alisadora apresentou melhores rugosidades da peça e maior vida, quando comparada com uma ferramenta convencional no torneamento duro do aço AISI D2.

Ozel *et al.* (2007) indicaram que utilizando ferramentas alisadoras no torneamento duro foi possível conseguir rugosidades médias ( $R_a$ ) de 0,2  $\mu\text{m}$ . Lima *et al.* (2000) apresentaram resultados no torneamento duro do aço AISI D2 (58 HRC) utilizando cerâmica mista com geometria convencional. Relataram que o acabamento da peça é superior a que é produzida pela retificação cilíndrica. No entanto, os potenciais benefícios promovidos pelo torneamento duro para a qualidade da superfície e o aumento da taxa de produtividade dependem intrinsecamente de uma configuração ideal para os parâmetros do processo como a velocidade de corte ( $V_c$ ), a taxa de avanço ( $f$ ) e profundidade de corte ( $a_p$ ). Esses parâmetros são diretamente responsáveis por muitas das respostas de usinagem previsíveis como o desgaste da ferramenta, custo da ferramenta, acabamento da peça e a quantidade de material removido (SING, 2007).

Nesse sentido, tentando conseguir uma melhor compreensão do processo de torneamento duro, vários trabalhos têm sido realizados recentemente. Alguns destes (BENGA, 2003; SURESCH, 2002) estudaram o efeito das condições de corte ( $V_c$ ,  $f$ ,  $a_p$ ) no torneamento do aço 52100 endurecido. A influência da dureza da peça e da geometria da ferramenta na rugosidade da peça foram estudados também por (Benga et al. (2003), Quisa et al. (2008).

Kulkami (2003) investigou a usinabilidade do aço AISI D2 com dureza 60 HRC em torneamento com ferramentas de cerâmica mista com revestimento de TiN, analisando a influência da taxa de avanço no desgaste de flanco, na força de corte e na rugosidade da peça utilizando técnicas estatísticas (ANOVA). Neste trabalho desenvolveu-se modelos de redes neurais para prever o desgaste da ferramenta e a rugosidade da peça.

Além disso, todas as obras acima referidas estão relacionadas apenas com o uso da metodologia de superfície de resposta para a modelagem dos valores médios das respostas de usinagem, negligenciando, neste caso, o efeito que os fatores de ruído podem provocar no desempenho deste processo. Este efeito pode ser matematicamente expresso como uma equação da variância.

Assim, considerando que o valor médio ( $\hat{\mu}$ ) das respostas de usinagem deva atingir o seu objetivo ( $\theta$ ) enquanto a variância ( $\hat{\sigma}^2$ ) é simultaneamente reduzida, uma superfície de resposta dual (SRD) é geralmente considerada para atingir os objetivos propostos em cada característica de qualidade. Esta tarefa é realizada através da construção de uma superfície de resposta para a média, variância ou, alternativamente, pela sua combinação, chamada de Erro Quadrático Médio (EQM). De acordo com Lin e Tu (1995) e Vining e Myers (1990) a minimização do EQM pode ser considerada uma estratégia de otimização eficiente para Projeto Robusto de Parâmetros. Em termos matemáticos, o EQM combina a superfície de resposta para  $\hat{\mu}$  e  $\hat{\sigma}^2$  como:

$$EQM = (\hat{\mu} - \theta)^2 + \hat{\sigma}^2 \quad (1)$$

Alternativamente, supondo que o EQM pode ser calculado com os resultados experimentais para cada corrida experimental na metodologia de superfície de resposta, pode-se estabelecer um modelo para o EQM diretamente. A Equação 1 representa o Erro Quadrático Médio de uma única saída. Mas considere agora que os processos de usinagem de aço endurecido têm muitas características a serem melhoradas. Então, a otimização dupla descrita pela Equação 1 não é suficiente para promover soluções para todo o conjunto de características. Estendendo do critério EQM para otimizar múltiplas respostas, Köksoy (2007) e Köksoy e Yalcinoz (2008) propuseram a aglutinação do Erro Quadrado Médio de cada resposta usando uma soma ponderada ou a escolha do EQM da resposta mais importante como função objetivo, enquanto os restantes são mantidos como restrições.



Apesar de eficiente, este método ignora a correlação que os vários meios e as variações podem exibir. A presença de correlação pode causar instabilidade do modelo, a falta de ajuste das equações de predição é uma imprecisão sobre os coeficientes de regressão. Isto significa que as equações de regressão não são adequadas para representar uma função objetivo global, sem considerar a estrutura de variância-covariância entre as várias respostas (CHIAO, 2001; BOX, 1973).

Algumas abordagens de otimização preocupadas com a correlação entre as várias respostas foram recentemente estabelecidas, mas eles não são capazes de tratar a superfície de resposta dual, (Liao, 2005).

Portanto, como a maior parte dos processos de usinagem apresentam um grande conjunto de respostas correlacionadas que são geralmente influenciados por variáveis de ruído, neste trabalho vamos propor um método de otimização multiobjetivo para funções correlacionadas baseado no conceito de média de várias variáveis (Paiva *et al.* 2009).

Usando uma matriz cruzada, uma metodologia de superfície de resposta formada pela velocidade de corte ( $V_c$ ), taxa de avanço ( $f$ ) e profundidade de corte ( $a_p$ ) é submetida à influência de vários cenários construídos com um planejamento fatorial completo de dois fatores de ruído – dureza da peça ( $Z1$ ) e do desgaste da ferramenta ( $Z2$ ). Este arranjo experimental permite a geração de média, variância e do Erro Quadrático Médio (EQM) para cinco métricas de rugosidade da peça ( $R_a$ ,  $R_z$ ,  $R_y$ ,  $R_t$  e  $R_q$ ).

Como essas respostas são altamente correlacionadas, essas informações podem ser extraídas usando a Análise de Componentes Principais (ACP) e irá integrar a função EQMM. Esta abordagem será chamada Projeto de Parâmetro Robusto Multivariado (PPRM).

## 1.2 Objetivos

O objetivo principal deste trabalho é propor um novo algoritmo de otimização de múltiplas respostas duais que considere a presença de variáveis aleatórias de ruído na determinação de um Projeto de Parâmetro Robusto Multivariado, gerando uma solução de compromisso entre as variáveis de resposta. Ou seja, encontrar um conjunto de variáveis de controle que levem todas as variáveis de resposta próximas de seus valores alvos e com mínima variação.

Podem também ser relacionados como objetivos deste trabalho:

- Desenvolver um método multivariado para Projeto de Parâmetro Robusto

- Aplicar o método ao processo de torneamento do aço ABNT 52100 endurecido utilizando ferramenta de cerâmica mista alisadora.
- Encontrar um conjunto de variáveis de controle que conduzam todas as variáveis de respostas próximas de seus valores alvos e com mínima variação.

### **1.3 Justificativa**

São várias as justificativas para o desenvolvimento deste trabalho abordando o tema da otimização simultânea de múltiplas características de qualidade em processos de usinagem. Entre elas, pode-se destacar:

- A total compreensão dos processos de manufatura é essencial para o correto gerenciamento dos recursos necessários;
- A exigência por parte das empresas em produzir mais e melhor, com menos recursos é uma tarefa árdua e cabe ao gestor encontrar uma solução de compromisso entre qualidade e produtividade.
- Existe uma necessidade por parte dos gestores de um método quantitativo que os auxiliem na tomada de decisão de processos com múltiplas características de qualidade.
- A compreensão por parte dos gestores dos métodos de otimização disponíveis não é satisfatória, levando muitas vezes a resultados deficientes ou enganosos.
- Frequentemente, durante o processo de otimização simultânea, pode ser percebido o conflito entre as características de qualidade desejadas ou exigidas pelos clientes.

### **1.4 Limitações**

Alguns pressupostos foram assumidos para o desenvolvimento deste trabalho.

- O tipo de arranjo experimental utilizado será o arranjo cruzado, conforme será discutido posteriormente. Outros tipos de arranjos não serão utilizados.
- O único algoritmo de solução será a Gradiente Reduzido Generalizado (GRG). Outros algoritmos não serão utilizados.
- A análise de componentes principais (ACP) não envolverá métodos de rotação, tais como descritos pela análise fatorial (JONHSON e WICHERN, 2002).
- Serão utilizados métodos de aglutinação no decorrer deste trabalho. Métodos de priorização não serão utilizados.

- Os resultados obtidos com a presente abordagem não podem ser extrapolados para diferentes materiais, ferramentas ou máquinas e são válidos apenas para a faixa de níveis adotados. Variações no processo devem ser tratadas à parte.

## **1.5 Estrutura do Trabalho**

A estrutura do presente trabalho pode ser resumida como segue.

O capítulo 2 apresentará a revisão bibliográfica pertinente aos temas utilizados no desenvolvimento deste trabalho, considerando alguns trabalhos já publicados no meio científico. Também será apresentado o método proposto para a otimização de Projeto de Parâmetro Robusto Multivariado (PPRM), tema principal deste trabalho.

O capítulo 3 abordará o processo de manufatura escolhido para aplicação do método proposto, apresentando algumas de suas características. Posteriormente, o planejamento do experimento será discutido, detalhando as variáveis de controle, resposta e ruído consideradas e, em seguida, apresentando a máquina, ferramentas e instrumentos utilizados para sua execução.

O capítulo 4 apresentara os resultados dos experimentos realizados, bem como sua análise será dividida em três etapas: (i) modelagem das variáveis de resposta; (ii) otimização do sistema de equações utilizando os métodos considerados no trabalho e (iii) experimento de confirmação do ponto de ótimo indicado pelo método Projeto de Parâmetro Robusto Multivariado (PPRM).

O capítulo 5 apresentará as conclusões deste trabalho baseadas nos resultados obtidos e sugestões para trabalhos futuros. O capítulo 6 apresentará as referências bibliográficas.

## 2. Revisão Bibliográfica

### 2.1 A Metodologia de Superfície de Resposta

De acordo com Myers e Montgomery (1995), a Metodologia de Superfície de Resposta (RSM – *Response Surface Methodology*) é uma coleção de técnicas matemáticas e estatísticas que são utilizadas para modelar e analisar problemas nos quais a resposta de interesse é influenciada por muitas variáveis e nos quais a resposta deva alcançar um valor ótimo. Por exemplo, suponha que se deseje descobrir quais os níveis de temperatura ( $x_1$ ) e pressão ( $x_2$ ) maximizam o rendimento ( $y$ ) de um processo. Pode-se escrever o rendimento ( $y$ ) como função dos níveis de temperatura e pressão, tal que:

$$Y = f(X_1, X_2) + e \quad (2)$$

Onde  $e$  representa o erro observado na resposta. A superfície representada pela equação  $Y = f(X_1, X_2)$  é denominada de Superfície de Resposta.

Em muitos problemas de superfície de resposta, a forma de relacionamento entre a variável de resposta e as variáveis independentes, é desconhecida. Portanto, o primeiro passo dentro da metodologia MSR é encontrar uma aproximação razoável para o verdadeiro relacionamento entre  $y$  e o conjunto de variáveis. Usualmente, emprega-se um polinômio de baixa ordem.

Supondo que a resposta esperada  $E(Y)$  seja função de  $K$  variáveis preditoras  $x_1, x_2, \dots, x_k$ , codificadas de tal maneira que o centro da região de interesse é a origem  $(0, 0, \dots, 0)$ , o relacionamento entre  $y$  e as variáveis preditoras pode ser expresso segundo uma expansão em Série de Taylor; Box e Draper (1987), tal que:

$$E(Y) = \eta = \eta_0 + \sum_{i=1}^k \left[ \frac{\partial \eta}{\partial x_i} \right]_0 x_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \left[ \frac{\partial^2 \eta}{\partial x_i \partial x_j} \right] + \dots \quad (3)$$

Onde o subscrito zero indica a avaliação na origem.

Se os termos de alta ordem forem ignorados, a expansão produzirá:

$$\eta = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i \quad (4)$$

Se, em adição, forem mantidos os termos de segunda ordem, a aproximação se tornará:

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i<j} \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \quad (5)$$

Assim, a função aproximada de um modelo de primeira ordem pode ser representada:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon \quad (6)$$

Se houver curvatura no processo, então um polinômio de ordem mais alta deve ser utilizado, tal como um modelo de segunda ordem, por exemplo.

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i<j} \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \quad (7)$$

Segundo Box e Draper (1987) quase todos os problemas de superfície de resposta utilizam um desses dois modelos, ou, em alguns casos, ambos. Contudo, é improvável que um modelo polinomial seja uma aproximação razoável do modelo real em todo o espaço experimental coberto pelas variáveis independentes, mas, pelo menos para uma determinada região, ele funcionará muito bem; Montgomery (1997).

Para estimar os parâmetros ( $\beta$ ) do modelo polinomial emprega-se o método dos mínimos quadrados, que também pode ser escrito em forma matricial; Ganguli (2002); Box e Draper (1987).

A análise de uma superfície de resposta é feita em termos de uma superfície ajustada. Se tal superfície é adequada, sua análise será aproximadamente equivalente a análise da superfície real. Evidentemente, usando-se um projeto de experimentos adequado para coletar os dados da resposta  $y$ , os parâmetros do modelo serão estimados eficazmente. Estes projetos são chamados *Response Surface Designs*.

Geralmente, quando se está em um ponto da superfície de resposta que está distante do ponto de ótimo, a curvatura do sistema é bem pequena, de onde decorre que um modelo de primeira ordem seja adequado para modelar a resposta. O objetivo experimental é, então, caminhar rápida e eficazmente em direção às proximidades da região de ótimo. Uma vez que tal região é encontrada, um modelo mais elaborado deve ser utilizado, tal como o de segunda ordem. Neste estágio, deve-se localizar o ponto ótimo. Portanto, o objetivo da MSR é

determinar as condições ótimas de operação para um sistema ou determinar a região do espaço fatorial na qual as necessidades operacionais sejam satisfeitas.

Sob algumas circunstâncias, um modelo envolvendo apenas efeitos principais e algumas interações pode ser apropriado para descrever a superfície de resposta, principalmente quando as análises dos resultados revelam que não há evidência de curvatura. Em outras circunstâncias, a completa descrição do comportamento do processo poderá requerer um modelo quadrático ou cúbico. Se os limites para os fatores forem definidos apropriadamente será muito improvável se encontrar um processo que necessite de modelos de terceira ordem.

## **2.2 Otimização de Múltiplas Respostas**

Encontrar uma condição ótima para operação de um processo que o viabilize ou produza resultados com consideráveis melhorias, é o objetivo fundamental da metodologia de superfície de resposta. E para alcançar tais resultados, diversos algoritmos de modelagem são utilizados para estabelecer funções de transferência entre os dados e as variáveis de controle experimentais, viabilizando a determinação do ponto de ótimo.

A seguir, serão apresentadas algumas características dos métodos de otimização de múltiplas respostas, e alguns dos algoritmos utilizados na sua resolução.

### **2.2.1 Considerações Gerais**

Para otimização experimental de sistemas com uma única variável de resposta, segundo Box e Wilson (1951), deve-se proceder a uma sequência de procura linear na direção da máxima otimização, repetindo-a até que haja evidência de que a direção escolhida não resulta em melhorias adicionais para o modelo, ou, enquanto não houver evidências de falta de ajuste para o modelo de primeira ordem. Sendo detectada falta de ajuste no modelo de primeira ordem, uma segunda fase deve ser iniciada (LIN e CHOU, 2002).

O objetivo da experimentação é manter-se ao longo da direção de máxima ascensão (*Path of Steepest Ascent*) até que a resposta do experimento não apresente melhorias adicionais. Para se determinar a direção de busca, o método do Vetor Gradiente pode ser empregado. Segundo Forster e Barthe (1990), o método do Vetor Gradiente indica a direção na qual a resposta aumenta mais rapidamente. Esta direção é paralela a uma reta normal traçada sobre as superfícies de respostas ajustadas, passando pelo centro da região de interesse, a partir do modelo ajustado de primeira

ordem. O comprimento dos passos ao longo desse caminho de melhoria é proporcional aos coeficientes de regressão.

Atingindo-se o ponto de não se aferir melhorias adicionais à resposta, um novo experimento fatorial com pontos centrais deve ser aplicado para se determinar a nova direção. Este processo deve ser repetido até que alguma curvatura seja detectada. A curvatura ou a falta de ajuste considerável do modelo linear indica que os parâmetros do experimento estão próximos da região de máximo.

Entretanto, em grande parte dos produtos e processos, a qualidade não pode ser avaliada por apenas uma característica funcional do produto (MYERS e MONTGOMERY, 1995) e a análise individual de um experimento com múltiplas respostas podem conduzir a análise univariada a conclusões sem sentido (KHURI e CORNELL, 1996).

A quase totalidade das pesquisas em otimização que utilizam alguma metodologia experimental para múltiplas respostas, tratam-nas de forma isolada na fase de construção dos modelos de regressão. Este processo pode ser ineficiente, especialmente se as respostas forem fortemente correlacionadas.

Box et.al (1973) chamaram a atenção sobre a possível existência de dependências em dados multivariados. Como é usual em análise de regressão, supõe-se que cada observação possa ser expressa por dois termos: o valor esperado e o erro aleatório. Desse modo, três tipos de dependência podem surgir: (i) entre valores dos erros individuais – que parece ser o caso mais geral, (ii) entre os valores esperados das respostas ou (iii) entre as respostas.

Sobre a dependência entre os valores esperados das respostas, Box *et al.* (1973) citaram estudos onde se esperava alguns relacionamentos teóricos em cada ensaio. Estes relacionamentos esperados das respostas induzem dependências nos dados observados. Este tipo de dependência não deveria ser funcional devido à presença dos erros aleatórios. Contudo, se a análise for realizada sem se levar em conta tal relação, pode-se chegar a resultados sem sentido prático. Na construção dos modelos de regressão, os autores recomendam eliminar respostas que sejam (aproximadamente) combinações lineares de outras e sugerem um estudo prévio sobre os autovalores e autovetores da matriz de variâncias e covariâncias das respostas, para se identificarem possíveis relações lineares entre os valores esperados das respostas.

Esta relação de dependência linear pode ser identificada com a análise de autovalores e autovetores da matriz da soma de quadrados de resíduos dos dados  $Sq = DD^T$  (BOX *et al.*, 1973; KHURI e CONLON, 1981). A matriz [D] é formada pelos desvios (resíduos) das observações em relação à média. Se o conjunto multivariado possuir  $p$  respostas com  $n$  observações cada, pode-se escrever que:

$$D = \sum_{r=1}^p \sum_{i=1}^n (x_{ir} - \bar{x}_r)(x_{ir} - \bar{x}_r)^T \quad (8)$$

Considerando-se a matriz de variância-covariância  $\Sigma$ , nota-se que:

$$\Sigma = D(n_r - 1)^{-1} \quad (9)$$

Para dados medidos em escalas diferentes, Johnson e Wichern (2002) recomendaram a utilização da matriz de correlação  $R$  no lugar de  $\Sigma$ . Assim, pode-se adaptar a proposta de Box *et al.* (1973), utilizando-se a análise de componentes principais.

A segunda maneira de se identificar as relações de dependência citadas é avaliar a estrutura de correlação entre elas.

### **2.2.2 Otimização de Múltiplas Respostas Baseada na Análise de Componentes Principais.**

Em se tratando de processos ou produtos que possuam múltiplos atributos de qualidade, é sempre difícil se encontrar um conjunto de parâmetros ótimos para todas as características de interesse a partir da otimização individual de cada função de transferência pré-estabelecida. Além deste tipo de otimização ser de eficácia improvável, as inter-relações entre as várias características podem levar a análise univariada a conclusões equivocadas e sem sentido (WU, 2005; KHURI e CORNELL, 1996).

A existência de correlações entre as várias respostas de um conjunto exerce uma forte influência sobre as funções de transferência utilizadas para representar as características de qualidade. Como o modelo matemático é extremamente importante para a determinação do ponto de ótimo, a negligência da estrutura de correlação pode conduzir a pontos de ótimo inapropriados, fruto de uma inadequação do método dos mínimos quadrados ordinários (KHURI e CONLON, 1981; BRATCHELL, 1989). A maioria dos estudos nesse sentido passa pela consideração adequada das estruturas de correlação entre as respostas antes que se construam os modelos dos processos.

A Análise de Componentes Principais, ou simplesmente ACP (*Principal Component Analysis*), é uma técnica estatística multivariada criada por Hotelling (1933) e que se dedica à explicação da estrutura de variância-covariância existente em um conjunto de dados, utilizando-se combinações lineares das variáveis originais. Segundo Johnson e Wichern (2002) e Rencher (2002), seus objetivos principais são: a redução de dimensionalidade e a interpretação de dados.



Embora  $p$  componentes sejam necessários para se reproduzir a variabilidade total de um sistema de interesse, geralmente, a maior parte desta variabilidade pode ser representada por um pequeno número  $k$  de componentes principais. Isto quer dizer que existe quase tanta informação em  $k$  componentes principais que nas  $p$  variáveis originais. A ideia geral da ACP é, portanto, que  $k$  componentes principais podem substituir, sem perda considerável de informação, as  $p$  variáveis originais. O conjunto original de dados, consistindo de  $n$  medições das  $p$  variáveis, é reduzido para um conjunto posterior formado por  $n$  medições de  $k$  componentes principais.

De acordo com Rencher (2002), a ACP geralmente revela relacionamentos que não seriam previamente identificados com o conjunto original, o que resulta em uma interpretação mais abrangente do fenômeno. Segundo Johnson e Wichern (2002), a análise de componentes principais serve como um passo intermediário na análise dos dados.

A Análise de Componentes Principais tem uma extensa gama de aplicações. Basicamente, sua utilidade está na redução de dimensionalidade de vetores de entradas ou de saídas em determinados equacionamentos.

Os componentes principais dependem somente da matriz de variância-covariância  $\Sigma$  ou da matriz de correlação  $\rho$  das variáveis  $X_1, X_2, \dots, X_p$  e seu desenvolvimento não requer o pressuposto de normalidade multivariada. Por outro lado, os componentes principais derivados de uma população normal multivariada conduzem a interpretações úteis em termos de elipsóides de densidade constante. Adicionalmente, inferências podem ser feitas a partir de componentes amostrais quando a população é multivariada normal.

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:

$$\begin{aligned} Y_1 &= \ell_1^T X = \ell_{11}X_1 + \ell_{21}X_2 + \dots + \ell_{p1}X_p \\ Y_2 &= \ell_2^T X = \ell_{12}X_1 + \ell_{22}X_2 + \dots + \ell_{p2}X_p \\ &\vdots \qquad \qquad \qquad \vdots \\ Y_p &= \ell_p^T X = \ell_{1p}X_1 + \ell_{2p}X_2 + \dots + \ell_{pp}X_p \end{aligned} \tag{10}$$

Os componentes principais serão, portanto, todas as combinações lineares não correlacionadas  $Y_1, Y_2, \dots, Y_p$  cujas variâncias sejam tão grandes quanto possível.

O primeiro componente principal ( $CP_1$ ), segundo a definição de Johnson e Wichern (2002), é a combinação linear que possui a máxima variância, isto é, aquela combinação que maximizar a variância. Genericamente, o  $i$ -ésimo componente principal será a combinação linear  $\ell_i^T X$  que resultar do sistema de Equação 11, a seguir:

$$\begin{aligned} & \text{Maximizar} \quad \text{Var}(\ell_i^T X) \\ & \text{Sujeito a:} \quad \ell_i^T \ell_i = 1 \\ & \quad \quad \quad \text{Cov}(\ell_i^T X, \ell_k^T X) = 0 \quad \text{para } k < i \end{aligned} \quad (11)$$

Na maioria das vezes, não se tem conhecimento dos parâmetros populacionais de variância-covariância e correlação, respectivamente,  $\Sigma$  e  $\rho$ . 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  $\rho$ . Assim, tem-se que:

$$S = \begin{bmatrix} \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_{1j} - \bar{x}_1)^2 & \cdots & \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_{1j} - \bar{x}_1)(x_{pj} - \bar{x}_p) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_{1j} - \bar{x}_1)(x_{pj} - \bar{x}_p) & \cdots & \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_{pj} - \bar{x}_p)^2 \end{bmatrix} \quad (12)$$

Desta forma, os componentes principais amostrais são escritos em termos de  $S$  e  $R$ , tal que:

$$\sum_{i=1}^p s_{ii} = \hat{\lambda}_1 + \hat{\lambda}_2 + \dots + \hat{\lambda}_p \quad (13)$$

$$r_{(\hat{y}_i, x_k)} = \frac{\text{Cov}(x_k, \hat{y}_i)}{\sqrt{\text{Var}(\hat{y}_i) \text{Var}(x_k)}} = \frac{\hat{e}_{ki} \sqrt{\hat{\lambda}_i}}{\sqrt{s_{kk}}}, \quad i, k = 1, 2, \dots, p \quad (14)$$

Por vezes é útil escrever as combinações lineares na forma de escores dos componentes principais. Em muitas aplicações, a matriz de variáveis padronizadas está representada pelas  $p$  colunas das características estudadas, em cada uma das suas  $n$  observações. Assim, na prática é mais comumente empregada a matriz transposta de  $Z$ .

Para se encontrar uma expressão adequada a esta realidade que represente a mesma informação que  $Y_i = e_i^T Z$ ,  $i = 1, 2, \dots, p$ , utiliza-se a entidade estatística denominada de escore de componentes principais ( $CP_k$ ), que pode ser representada tal como a Equação 15.

$$CP_k = Z^T e = \begin{bmatrix} \left( \frac{x_{11} - \bar{x}_1}{\sqrt{s_{11}}} \right) & \left( \frac{x_{21} - \bar{x}_2}{\sqrt{s_{22}}} \right) & \dots & \left( \frac{x_{p1} - \bar{x}_p}{\sqrt{s_{pp}}} \right) \\ \left( \frac{x_{12} - \bar{x}_1}{\sqrt{s_{11}}} \right) & \left( \frac{x_{22} - \bar{x}_2}{\sqrt{s_{22}}} \right) & \dots & \left( \frac{x_{p2} - \bar{x}_p}{\sqrt{s_{pp}}} \right) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \left( \frac{x_{1n} - \bar{x}_1}{\sqrt{s_{11}}} \right) & \left( \frac{x_{2n} - \bar{x}_2}{\sqrt{s_{22}}} \right) & \dots & \left( \frac{x_{pn} - \bar{x}_p}{\sqrt{s_{pp}}} \right) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} e_{11} & e_{12} & \dots & e_{1p} \\ e_{21} & e_{22} & \dots & e_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{1p} & e_{2p} & \dots & e_{pp} \end{bmatrix} \quad (15)$$

A ACP é capaz de preservar significativas informações de um eixo enquanto sumariza as variações de outro eixo associados com o erro experimental, medindo a ineficiência e rodadas. De acordo com Johnson e Wichern (2002), o método ACP é uma combinação algébrica linear de  $p$  variáveis aleatórias  $X_1, X_2, \dots, X_p$ . Geometricamente, esta combinação representa uma seleção de um novo sistema de coordenadas obtidas de um sistema original. O eixo coordenado tem agora as variáveis  $X_1, X_2, \dots, X_p$ . O novo eixo representa a direção de máximo. Os componentes principais são não correlacionados e dependentes apenas na matriz de covariância  $\Sigma$  (ou na matriz de correlação  $\rho$ ) das variáveis  $X_1, X_2, \dots, X_p$  e o desenvolvimento não requer que se admita a normalidade multivariada.

Algumas vezes, ela é útil para escrever uma combinação linear na forma de “*escore*” do componente principal. Desta maneira, assumindo-se  $x_{pn}$  como sendo uma observação aleatória,  $\bar{x}_p$  a  $p$ -ésima resposta média,  $\sqrt{s_{pp}}$  o desvio padrão,  $p$  a resposta e  $[E]$  como sendo os autovetores do conjunto multivariado, tem-se como resultado:

$$CP_{score} = [Z][E] \quad (16)$$

Os métodos mais utilizados para se estimarem o número de componentes principais significantes são aqueles baseados nos critérios de Kaiser (JOHNSON & WICHERN, 2002). De acordo com esses critérios, o autovalor do componente principal deve ser maior que um para representar o conjunto original. Além disso, a variância acumulada explicada deve ser superior a 80%. Estes critérios são adequados quando utilizados com uma matriz de correlação. Caso contrário, a matriz de covariância somente poderá ser utilizada para um conjunto original de repostas escritas em alguma escala.

Diversas dificuldades podem surgir quando se trabalham com respostas multivariadas. Independentemente do modelo, não se levam em consideração o relacionamento ou correlação existentes entre as respostas. Consequentemente deve-se tomar muito cuidado para se evitar

interpretações equivocadas quando da análise das múltiplas respostas. O problema básico é se ajustar os modelos multivariados desprezando a dependência entre os erros, ou a dependência linear entre os valores esperados e as respostas, ou a dependência linear entre os dados originais, que podem ocorrer. Como forma de se contornar esse problema, uma estratégia híbrida baseada na estatística multivariada para resumir e reduzir a dimensionalidade dos dados pode ser empregado (BOX *et al.* 1973). Nela, a ACP fatoriza os dados multivariados em um número de fatores independentes, trocando as variáveis de resposta pelo escore do componente principal. Esta fatorização considera as variâncias e correlações entre as variáveis originais. Para forçar a solução a cair na região experimental, um modelo de programação não linear é gerado em termos de componentes principais, podendo ser representados como demonstrado pelas Equações 17 e 18, as quais constituem um sistema de equações proposto inicialmente por Bratchell (1989) e posteriormente aperfeiçoado por Paiva (2006) e Paiva *et al.* (2007).

$$\text{Minimizar } CP_1 = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} \beta_{ij} x_i x_j \quad (17)$$

$$\text{Sujeito a : } x^T x \leq \rho^2 \quad (18)$$

Valores ótimos podem ser obtidos pela localização do ponto estacionário da superfície multivariada ajustada. O objetivo é encontrar um conjunto de  $x$ 's que possam otimizar a função objetivo multivariada ( $CP_1$ ), sujeito a uma única restrição que define a região de interesse. Existem duas diferentes regiões experimentais de interesse na otimização: esférica e cuboidal. Para regiões cuboidais, a restrição é escrita como  $-1 \leq x_i \leq 1, i = 1, 2, \dots, k$  ( $k$  é o número de variáveis de controle), e para regiões esféricas a restrição é definida por  $x^T x \leq \rho^2$ , onde  $\rho$  é o raio. O valor de  $\rho$  pode ser selecionado para se evitar soluções que estão muito fora da região experimental. Para o arranjo composto central, a escolha lógica é  $\rho = \alpha$ , onde  $\alpha$  é a distância axial. No caso de regiões cuboidais (tais como Box-Behnken e fatoriais ou fatoriais fracionários), a escolha natural para as fronteiras inferiores e superiores dos  $x$ 's são os baixos e altos níveis experimentais codificados, respectivamente.

Entretanto, essa proposta não apresentou soluções para problemas de natureza nominal (aqueles em que se pretende alcançar valores alvo).

### 2.2.3 Método EQM

Como visto anteriormente, embora muitos processos de manufatura sejam caracterizados por múltiplos indicadores de desempenho ou qualidade (Wu, 2005), a negligência e o desconhecimento da influência das estruturas de correlação sobre a determinação de uma condição ótima, ou a incapacidade dos métodos de otimização múltipla existentes considerarem a existência de correlação entre as várias respostas de um conjunto qualquer, podem conduzir a ótimos inapropriados.

Assim sendo, e baseado na abordagem empregada por Köksoy e Yalcinoz (2006), Lin e Tu (1995) para utilização do Erro Quadrático Médio (EQM) na otimização simultânea de média e variância, propõe-se aqui uma adaptação ao EQM, capaz de considerar adequadamente a estrutura de correlação existente entre as respostas de interesse: a otimização de processos de manufatura baseado no Erro Quadrático Médio Multivariado (EQMM).

### 2.2.4 Gradiente Reduzido Generalizado

Para resolver problemas de otimização Não-Lineares (*Nonlinear Problem – NLP*), diversos métodos são conhecidos. De acordo com Köskoy e Doganaksoy (2003), o algoritmo denominado Gradiente Reduzido Generalizado (*Generalized Reduced Gradient – GRG*) é o que apresenta maior robustez, visto que é apropriado para resolução de uma vasta variedade de problemas, e com maior eficiência entre os métodos de otimização de restrições não lineares disponíveis. Este será o método adotado no presente trabalho.

O método GRG é conhecido como um método primal (KÖKSOY, 2007), e frequentemente chamado de método da direção viável, apresentando, segundo Luenberger (1989), três significantes vantagens: (i) se o processo termina antes da confirmação do ótimo, o último ponto encontrado é viável devido ao fato de que cada ponto gerado no processo de pesquisa é viável e provavelmente próximo do ótimo; (ii) se o método gera uma sequência convergente, o ponto limite garante, pelo menos, um mínimo local; (iii) a maioria dos métodos primais são geralmente absolutos, não dependendo de uma estrutura especial, tais como a convexidade.

O método atinge uma base teórica geral, e assegura resultados empíricos para solução de problemas não lineares em geral. Como característica essencial, o método também apresenta uma adequada convergência global, principalmente quando inicializado suficientemente próximo à solução (LASDON *et al.*, 1978). A expressão “gradiente reduzido” vem da substituição das restrições na função objetivo, diminuindo, então, o número de variáveis e, conseqüentemente,

reduzindo o número de gradientes presentes (NASH e SOFER, 1996). Uma forma geral para a programação não linear pode ser descrito como sugerido por Lasdon *et al.* (1978).

$$\begin{aligned}
 & \text{Minimizar} \quad f(\mathbf{x}) \\
 & \text{Sujeito a:} \quad g_i(\mathbf{x}) = 0, \quad i = 1, \dots, m \\
 & \quad \quad \quad l_j \leq x_j \leq u_j, \quad j = 1, \dots, n
 \end{aligned} \tag{19}$$

Onde:  $\mathbf{x}$  é um vetor de  $n$  variáveis de processo  $(x_1, \dots, x_n)$ ,  $f$  é a função objetivo, e  $g_i$  são as restrições. Os  $l_j$  e  $u_j$  representam, respectivamente, os limites inferiores e superiores do processo. Algumas formulações também incluem inequações como restrições, que, para o método GRG deverão ser convertidas em equações pela introdução de variáveis de folga. A Equação 19, acima, representa um problema não linear, se uma ou mais funções  $f, g_1, \dots, g_n$  são não lineares.

O modelo geral do método GRG é baseado na conversão das restrições do problema para uma irrestrrição, usando substituição direta (LASDON *et al.* 1978). Neste caso, o vetor da variável de processo  $\mathbf{x}$  pode ser particionado em dois subvetores  $\mathbf{x} = (\mathbf{x}^B, \mathbf{x}^N)^T$ , onde  $\mathbf{x}^B$  é o  $m$  vetor das variáveis básicas (dependentes) e  $\mathbf{x}^N$  é o  $n-m$  vetor das variáveis não básicas (independentes). Reescrevendo o problema de NLP, a maneira reduzida poderia ser descrita como (LASDON *et al.* 1978; CHEN e FAN, 2002):

$$\begin{aligned}
 & \text{Minimizar} \quad F(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}^B(\mathbf{x}^N), \mathbf{x}^N) \\
 & \text{Sujeito a:} \quad l_N \leq x^N \leq u_N
 \end{aligned} \tag{20}$$

onde  $l_N$  e  $u_N$  são os vetores dos limites para  $\mathbf{x}^N$ .

Iniciando-se com um ponto viável  $\mathbf{x}^k$ , o algoritmo GRG tenta encontrar uma direção de movimento para otimizar a função objetivo. A direção do movimento pode ser obtida pelo gradiente reduzida através da Equação 21.

$$r^k(\mathbf{x}_N) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f^k}{\partial \mathbf{x}_N^k} \end{bmatrix}^T - \begin{bmatrix} \frac{\partial f^k}{\partial \mathbf{x}_B^k} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \frac{\partial g^k}{\partial \mathbf{x}_B^k} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \frac{\partial g^k}{\partial \mathbf{x}_N^k} \end{bmatrix} \tag{21}$$

De acordo com Lasdon *et al.* (1978), o algoritmo pára quando a magnitude do gradiente reduzido no ponto corrente é tão pequeno quanto o desejado. De outro modo, um procedimento de

pesquisa é executado para localizar um novo ponto na direção do gradiente reduzido. Este procedimento é executado repetidamente.

### 2.2.5 Método EQMM

Paiva (2008), Paiva *et al.* (2009) e Paiva *et al.* (2010) propuseram uma evolução na abordagem empregada por Köksoy e Yalcinoz (2008), Lin e Tu (1995) e Vining e Myers (1990) que utilizaram o Erro Quadrático Médio (EQM) na otimização simultânea de média e variância para múltiplas respostas independentes e não correlacionadas. Esta evolução proposta é uma adaptação do EQM, tornando-o capaz de considerar adequadamente a estrutura de correlação existente entre as respostas de interesse.

“A partir de combinações entre o Projeto de Experimentos (DOE), Metodologia de Superfície de Resposta (MSR) e outros procedimentos como a Análise de Componentes Principais (ACP), chega-se a uma superfície de resposta ajustada para os escores dos componentes principais, sobre os quais se aplica o Erro Quadrático Médio Multivariado.” (PAIVA, 2008).

O método EQMM proposto por Paiva (2008) está fortemente fundamentado na utilização da ACP, que é uma técnica estatística multivariada criada por Hotelling (1933) e que se dedica à explicação da estrutura de variância-covariância existente em um conjunto de dados, utilizando-se combinações algébricas lineares das variáveis originais.

Geometricamente, estas combinações lineares representam a seleção de um novo sistema de coordenadas obtido através de um sistema original. Segundo Johnson e Wichern (2002) e Rencher (2002), seus objetivos principais são a redução de dimensionalidade e a interpretação de dados.

A idéia geral da ACP é que  $k$  componentes principais podem substituir, sem perda considerável de informação, as  $p$  variáveis de resposta originais. Embora  $p$  componentes sejam necessários para se reproduzir a variabilidade total de um sistema de interesse, geralmente, a maior parte desta variabilidade pode ser representada por um pequeno número  $k$  de componentes principais. Isto quer dizer que existe quase tanta informação em  $k$  componentes principais que nas  $p$  variáveis originais. Após a aplicação da ACP, o conjunto original de dados, consistindo de  $n$  medições das  $p$  variáveis, é reduzido para um conjunto formado por  $n$  medições de  $k$  componentes principais.

O critério mais utilizado para se definir o número de componentes principais que devem ser selecionados é o de Kaiser (JOHNSON e WICHERN, 2002). De acordo com esse

critério, o autovalor do componente principal deve ser maior que um para representar o conjunto original. Além disso, a variância acumulada explicada pelos componentes principais deve ser superior a 80%. Estes critérios são adequados quando utilizados com uma matriz de correlação. Caso contrário, a matriz de covariância somente poderá ser utilizada para um conjunto original de repostas escritas na mesma escala.

A ACP tem uma extensa gama de aplicações, podendo-se citar: redes neurais artificiais, biomedicina, análise financeira, análise de confiabilidade e extração de características de sinais ou imagens em ensaios não destrutivos. Fung e Kang (2005) e Tzeng (2007) são exemplos da aplicação da ACP aliada ao método de Taguchi na otimização de dezoito processos de manufatura. Nestes trabalhos foram alcançados bons resultados, demonstrando as vantagens na utilização da ACP.

Valores ótimos podem ser obtidos pela localização do ponto estacionário da superfície multivariada ajustada dos componentes principais. O objetivo é encontrar um conjunto de  $x$ 's que possam otimizar a função objetivo multivariada ( $CP_1$ ), sujeito a uma única restrição que define a região de interesse.

Bratchell (1989) alerta que existem dois tipos de dificuldades na otimização de múltiplas repostas baseada em componentes principais. O primeiro tipo de dificuldade está relacionado ao conflito entre mínimo e máximo em um mesmo grupo de variáveis que são simultaneamente maximizadas ou minimizadas. Esta dificuldade surge quando as variáveis têm autovetores iguais e opostos e a otimização do componente principal privilegia alguma variável em detrimento das outras.

O segundo tipo de dificuldade exposto por Bratchell (1989) surge quando algumas variáveis são pobremente representadas por um componente principal. Otimizar tal componente não leva em consideração sua ineficiente representação da variável e não pode garantir a obtenção de um bom ponto ótimo para estas variáveis. Isto também pode ocorrer quando algumas variáveis dominam o componente principal ou, mais geralmente, quando dois grupos de variáveis são aproximadamente ortogonais e representados por diferentes componentes principais. Estas possíveis dificuldades da ACP levam à conclusão de que quanto mais homogêneos forem os conjuntos de análise, melhor será a representatividade proporcionada pelos componentes principais.

O fluxograma representado pela Figura 2.1 descreve a seqüência que deve ser obedecida para a aplicação do método EQMM proposto por Paiva (2008). Inicialmente, a análise da estrutura de correlação das repostas deve ser executada. Caso não seja detectada correlação entre as mesmas, sugere-se a aplicação dos métodos de otimização tradicionais, que geralmente negligenciam a



correlação entre as respostas. Caso contrário, detectando-se existência de correlação entre as respostas, deve-se aplicar a ACP.

Inicialmente, são calculados os escores dos componentes principais, bem como os autovetores ( $e_{ij}$ ) e autovalores ( $\lambda_i$ ) de cada componente. Neste momento, é possível definir o número adequado de componentes principais selecionados para representar o conjunto de dados originais, observando o critério de Kaiser. Utilizando os escores calculados dos componentes principais selecionados, deve-se aplicar a MSR com o intuito de determinar o modelo (quadrático) que melhor represente cada componente principal. A partir deste modelo, é possível calcular o valor de  $CP_i$  para um determinado conjunto de variáveis de controle.

O próximo passo do método é a padronização dos alvos em termos de componentes principais, partindo-se dos alvos originais das variáveis de resposta de interesse. Para tanto, utilizando-se os valores medidos durante a realização do experimento, calcula-se a média e o desvio padrão para cada variável de resposta do sistema. Com o valor alvo de cada variável de resposta definido, é possível calcular o valor alvo padronizado ( $Z_p$ ). Aplicando-se estes valores na Equação 22, é possível obter o valor alvo em termos de componentes principais  $T(PC_1)$ , tal que:

$$T(PC_1) = \sum_{j=1}^n e_{ij} * Z_{pj} \quad (22)$$

Sendo,  $i$  = número de componentes principais considerado

$j$  = número de variáveis de resposta

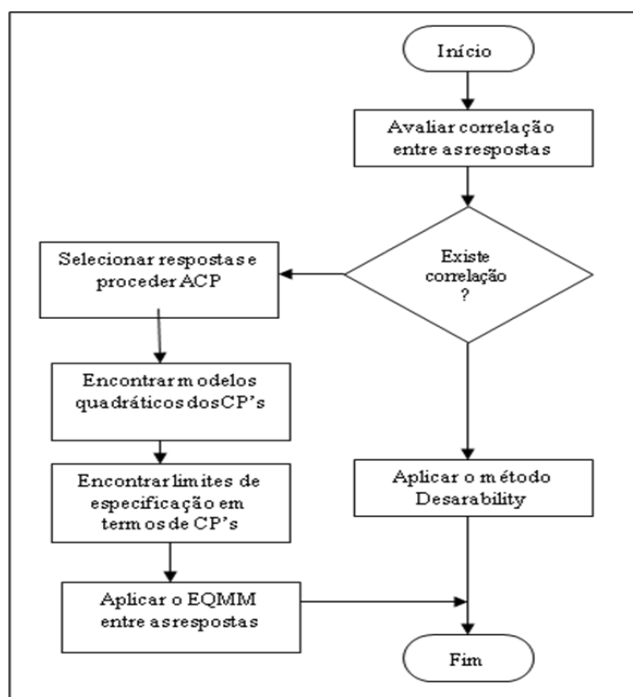


Figura 2.1 – Fluxograma para aplicação do EQMM.

Fonte: Paiva (2008).

Quando um componente principal for suficiente para explicar as variáveis de resposta do problema de otimização, o cálculo do EQMM é realizado conforme a Equação 23.

$$EQMM_i = (PC_i - \zeta_{PC_i})^2 + \lambda_i \quad (23)$$

Por outro lado, quando mais de um componente principal for selecionado para explicar as variáveis de resposta, então o cálculo do EQMM deve seguir a Equação 24.

$$EQMM = \left[ EQMM_{PC1} \mid \lambda_{i,s^2} \geq 1 \right]^{\frac{1}{n}} \quad (24)$$

O problema de otimização é então estruturado da seguinte forma.

*Minimizar EQMM*

$$\text{Subjeito a: } \mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq \rho^2 \quad (25)$$

O sentido de otimização só pode ser o de minimização, pois a equação está relacionada ao conceito de menor erro quadrático médio multivariado através de respostas obtidas próximas ao alvo e com mínima variância. (PAIVA, 2008).

## 2.2.6 Projeto de Parâmetro Robusto Multivariado-PPRM

Um problema de otimização multiobjetivo, também considerando restrições de desigualdade, pode ser declarado como Equação 26:

$$\begin{aligned} & \text{Minimize } f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_p(\mathbf{x}) \\ & \text{Sujeito a: } g_j(\mathbf{x}) \leq 0, \quad j = 1, 2, \dots, m \end{aligned} \quad (26)$$

Suponha que  $f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_p(\mathbf{x})$  estão correlacionados com os valores escritos em termos de um vetor aleatório  $Y^T = [Y_1, Y_2, \dots, Y_p]$ . Supondo-se que  $\Sigma$  é a matriz de variância-covariância associados a este vetor, então  $\Sigma$  pode ser fatorado em pares de autovalores-autovetores  $(\lambda_i, e_i), \dots, (\lambda_p, e_p)$  onde  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$  tais como a  $i^{\text{th}}$  combinação linear não correlacionadas pode ser declarado como  $PC_i = e_i^T Y = e_{i1}Y_1 + e_{i2}Y_2 + \dots + e_{ip}Y_p$  com  $i = 1, 2, \dots, p$  (JOHNSON e WICHERN, 2002). Esta combinação não correlacionadas linear é

chamado de pontuação da componente principal e pode ser obtida usando ACP . Este algoritmo está disponível em muitos pacotes estatísticos em um negócio de lager mostra amigável. No Minitab, por exemplo, os escores dos componentes principais podem ser armazenados diretamente em uma coluna da planilha.

Relacionando esses conceitos com a abordagem PPRM acima discutidos, vamos supor que o conjunto de dados múltiplos calculados EQMij pode ser substituído por esta combinação não correlacionadas linear. Então, uma função multiobjetivo pode ser escrita agregando as várias respostas em um índice exclusivo, enquanto mantém sua estrutura de variância-covariância e os desvios individuais de cada alvo. Neste ponto, vamos utilizar o conceito EQMM.

O Erro Médio Quadrático Multivariado (EQMM) é um critério de superfície de resposta multivariada dupla desenvolvida pela substituição da média  $\hat{y}$  estimada por uma regressão de pontuação do componente principal ( $CP_i$ ) e a variância  $\hat{\sigma}^2$  estimada pelos respectivos autovalores  $\lambda_i$ . Tomando como alvo  $\zeta_{PC_i}$  para o componente i-ésima *i-th* principal, uma formulação de Erro Quadrático Médio Multivariado pode ser definido como:

$$EQMM_i = (CP_i - \zeta_{PC_i})^2 + \lambda_i \quad (27)$$

Na Equação 27,  $CP_i$  é o polinômio de segunda ordem equipado para pontuação da componente principal,  $\zeta_{PC_i}$  é o valor-alvo de componentes principais, i-ésimo, que deve manter uma relação direta com as metas do conjunto de dados original. Essa relação pode ser estabelecida usando Equação 28, tais como:

$$\zeta_{PC_i} = e_i^T \left[ Z(Y_p | \zeta_{Y_p}) \right] = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q e_{ij} \left[ Z(Y_p | \zeta_{Y_p}) \right] \quad i = 1, 2, \dots, p \quad j = 1, 2, \dots, q \quad (28)$$

Na equação 32,  $e_i$  são os autovetores associados ao componente i-ésimo principal e  $\zeta_{Y_p}$  representa a meta para cada uma das respostas p original. Com esta transformação, pode ser estabelecido um valor coerente para o alvo do componente i-ésimo principal, que é compatível com as metas do problema original.

Supondo agora que  $Y_p = EQM_p = (\mu_p - \theta)^2 + \sigma_p^2$ . Então, se mais de um componente principal será necessário, usando as funções EQMM cujos autovalores são iguais ou maiores que a unidade, que pode ser um problema multiobjetivo devera ser escrito da seguinte forma:

$$\text{Minimize } EQMM_T = \left[ \prod_{i=1}^k (EQMM_i | \lambda_i \geq 1) \right]^{\left(\frac{1}{k}\right)} = \left\{ \prod_{i=1}^k [(CP_i - \zeta_{PC_i})^2 + \lambda_i | \lambda_i \geq 1] \right\}^{\left(\frac{1}{k}\right)} \quad (29)$$

$i = 1, 2, \dots, k; \quad k \leq p$

$$\text{Sujeito a: } \mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq \rho^2 \quad (30)$$

$$\hat{g}_i(\mathbf{x}) \leq 0 \quad (31)$$

$$\text{Com: } \zeta_{PC_i} = e_{1i} [Z(EQM_1 | \zeta_{MSE_1})] + e_{2i} [Z(EQM_2 | \zeta_{MSE_2})] + \dots + e_{pi} [Z(EQM_p | \zeta_{MSE_p})] \quad (32)$$

$$CP_i = b_{0i} + [\nabla f(\mathbf{x})^T]_i + \left\{ \frac{1}{2} \mathbf{x}^T [\nabla^2 f(\mathbf{x})] \mathbf{x} \right\}_i \quad i = 1, 2, \dots, p. \quad (33)$$

$$EQM_p = (\hat{y}_p - \theta_p)^2 + \hat{\sigma}_p \quad i = 1, 2, \dots, p. \quad (34)$$

Para um melhor entendimento do método e da maneira como as diversas rotinas devem ser construídas, propõe-se os seguintes procedimentos:

1. Calcular média e variância para cada métrica  $(\hat{y}_i)$  da rugosidade da peça obtida com uma matriz cruzada.

2. Estabelecer as equações para  $(\hat{y}_i)$  com a utilização dos dados experimentais calculados e um modelo completo quadrático.

3. Estabelecer as metas  $(\theta_i)$  de sua rugosidade, utilizando a minimização restrita de cada equação de superfície individualmente.

4. Com as metas da etapa 3, calcular cada EQMi, como  $EQM_{ij} = (\hat{y}_{ij} - \theta_i)^2 + \hat{\sigma}_{ij}^2$  e construir um modelo completo quadrático para cada um.

5. Estabelecer as metas para EQMi  $(\theta_i^*)$ , usando a minimização restrita para cada equação de superfície de resposta ajustada individualmente.

6. Conduzir a Análise de Componentes Principais (ACP), utilizando a matriz de correlação de, armazenando o escores-CP cuja variância explicada é de pelo menos 80% e os autovalores e autovetores respectivos.

7. Compilação completa de modelos quadráticos para os PC-escores de cada componente que deve ser mantido na análise

8. Estabelecer as metas para os PC-escores usando  $\zeta_{PC_i} = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q e_{ij} [Z(EQM_p | \zeta_{Y_p})]$ .

9. Usando o algoritmo GRG, minimizar  $\left\{ \prod_{i=1}^k [(PC_i - \zeta_{PC_i})^2 + \lambda_i |\lambda_i| \geq 1] \right\}^{\left(\frac{1}{k}\right)}$  usando como restrições a região experimental e outras restrições que o experimentador julgar necessárias, tais como a taxa de remoção de material (MRR), por exemplo.

## 2.3 Materiais de Ferramentas para Torneamento Duro

Diversos são os materiais utilizados na confecção de ferramentas para o processo de torneamento, os quais possuem propriedades que poderão ser melhores ou piores, dependendo das condições em que ocorrer a usinagem e também do tipo de material a ser usinado.

Numa rápida referência a estes materiais, podem ser citados, em ordem crescente de dureza a quente:

- Aços rápidos
- Aços rápidos com cobertura
- Metal duro
- Metal duro com cobertura
- Material cerâmico
- Nitreto de boro cúbico (CBN)
- Diamante

Para o torneamento de aços endurecidos, os materiais para ferramentas devem cumprir alguns requisitos, que segundo König *et al.* (1984), são:

- Elevada dureza à temperatura ambiente e a quente;
- Elevada resistência à ruptura transversal, sendo esta superior a  $390 \text{ N/mm}^2$ ;
- Elevada tenacidade à fratura;
- Elevada resistência à compressão;
- Elevada resistência ao choque térmico;
- Elevada resistência às reações químicas;

O aço rápido e o metal duro não cumprem um importante pré-requisito, que é elevada dureza a quente e não são recomendados quando a dureza da peça é superior a 50 HRC, o que, apesar do baixo custo da pastilha, os tornam inviáveis para a usinagem dura.

Os materiais cerâmicos, apesar da baixa tenacidade, propriedade esta que pode ser melhorada em determinados compostos cerâmicos, como será visto a seguir, possuem uma boa relação custo benefício neste tipo de usinagem, sendo inclusive o material escolhido para os testes de torneamento no presente trabalho.

Outro material de excelente desempenho no torneamento de materiais endurecidos é o nitreto de boro cúbico, sendo, entretanto uma de suas limitações com relação às pastilhas cerâmicas, o seu elevado custo por aresta e a menor estabilidade química aos aços.

O mais duro de todos os materiais citados e que também atende à maioria dos requisitos, possui um sério inconveniente na usinagem de materiais ferrosos. Em temperaturas acima dos  $800 \text{ }^\circ\text{C}$ , o diamante policristalino reage quimicamente com o ferro, perdendo o gume cortante; König (1993); Kloche (1995); Abrão (1996), citados em Matsumoto (1998).

Desta forma, restam duas classes de materiais interessantes para a tarefa em questão, os cerâmicos e os CBN, sendo as propriedades de ambos salientadas a seguir.

### **2.3.1 Ferramenta de Geometria Alisadora (*Wiper*)**

A geometria alisadora chegou ao mercado por volta de 1999, inicialmente desenvolvida pelo Centro de Desenvolvimento e Pesquisa da Sandvik na Suécia. Esta geometria está fundamentada na concordância de três círculos circunscritos na ponta da ferramenta que acrescenta à ferramenta o efeito alisador, a partir do qual uma mesma condição de corte pode melhorar em duas vezes o acabamento, quando comparado com ferramentas convencionais. De outra forma, é possível manter o mesmo acabamento enquanto se dobra a taxa de avanço.

Essa nova geometria associada às ferramentas das classes cerâmicas e CBN, proporciona um aumento na substituição do processo de retificação em peças endurecidas pelo processo de torneamento, uma vez que possibilita atingir rugosidades da ordem de 0,3  $\mu\text{m}$  (com perspectivas de valores menores). Esta substituição traz rapidez, economia, versatilidade e praticamente sem degradação do meio ambiente, pois não é necessário o uso de fluido refrigerante ou lubrificante. A geometria da ferramenta de corte alisadora (*Wiper*) proporciona os seguintes benefícios:

- Diminuição dos custos de usinagem, devido à ótima produtividade;
- Pequeno ou nenhum acabamento posterior, devido ao baixo nível de rugosidade conseguido;
- Produção sem distúrbios (excelente controle dimensional).

### 2.3.2 Ferramentas Cerâmicas

O grupo de ferramentas composto por insertos confeccionados à base de materiais cerâmicos é formado por várias classes de insertos, os quais estão divididos em dois grandes grupos em função do material empregado como matriz – óxido de alumínio ou alumina ( $\text{Al}_2\text{O}_3$ ) ou nitreto de silício ( $\text{Si}_3\text{N}_4$ ), conforme Figura 2.2.

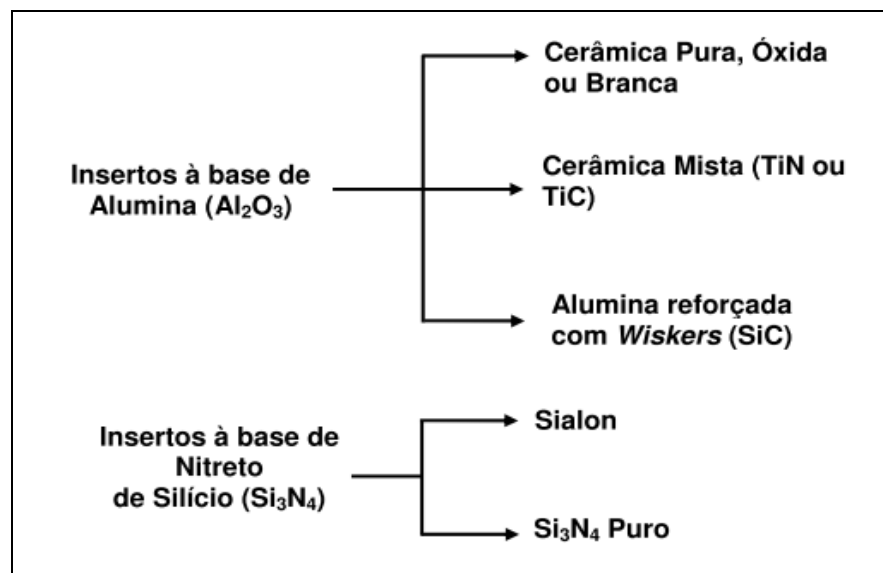


Figura 2.2 Divisão de materiais cerâmicos para ferramentas de corte.

Fonte: Sandvik (2000).

Dentro destes grupos, estes materiais diferem entre si de acordo com as suas características e propriedades, conforme será visto a seguir.

A cerâmica mista faz parte do grupo de ferramentas cerâmicas à base de alumina, contendo 25 a 40% de carboneto de titânio em volume, com uma segunda fase dispersa na matriz de alumina ( $\text{Al}_2\text{O}_3 + \text{TiC}$ ), conhecida também como cerâmica preta.

Outra composição, mais recente, contém aproximadamente 23% em peso de nitreto de titânio (TiN) mais TiC disperso na matriz de alumina, esse material é de cor marrom escuro e possui maior resistência à ruptura transversal, maior dureza e maior condutividade térmica que as demais cerâmicas, possuindo desta forma uma maior área de atuação.

A presença de TiC e TiN na matriz de alumina, permite que estas ferramentas sejam empregadas com velocidades de corte mais elevadas e menor risco de fratura súbita. Além disso, a cerâmica mista apresenta uma dureza a quente superior à de outras ferramentas à base de alumina, podendo ser utilizada na usinagem de aços temperados e ferros fundidos de elevada dureza. São as mais indicadas pelos fabricantes de ferramentas para o torneamento de aços endurecidos.

#### • **Cerâmica pura, branca ou óxida**

Trata-se de insertos de alumina reforçados com zircônia ( $\text{ZrO}_2$ ), possui cor branca quando na sua fabricação é prensado a frio, ou cor cinza quando prensado à quente. Possuem em sua composição, partículas de zircônia tetragonal dispersas em matriz de alumina, numa quantidade que pode variar de 10 a 40% (Johnson, 2002). Estas cerâmicas surgiram no mercado na década de 80, com o objetivo de expandir a faixa de aplicação das cerâmicas para a usinagem dos aços. Por tratar-se de material frágil, estes insertos devem ser utilizados com ângulo de saída negativo e aresta de corte chanfrada, objetivando-se melhorar a resistência à fratura. Devido à sua elevada resistência ao desgaste, é indicada para a usinagem de ferro fundido (cinzento, nodular e maleável). Em operações de acabamento, indicam-se insertos com menores quantidades de zircônia, ao passo que para o desbaste são recomendadas pastilhas com maior teor de zircônia.

#### • **Alumina reforçada com whiskers de SiC**

Este tipo de inserto, possui em sua composição cerca de 20 a 40% em volume de carboneto de silício (SiC), na forma de cilindros monocristalinos, que têm diâmetro variando de 0,05 a 10  $\mu\text{m}$ . A finalidade destes cilindros monocristalinos de carboneto de silício,



dispersos na matriz de alumina, é aumentar a tenacidade à fratura e a resistência ao choque térmico. Estas ferramentas possuem cor verde e são indicadas para a usinagem a altas velocidades (500m/min), de superligas à base de níquel e cobalto, ferro fundido endurecido e aços temperados, com durezas superiores a 45 HRC.

Este material não é indicado para a usinagem de aços de média e baixa dureza, devido às altas taxas de desgaste de cratera, provocado pela afinidade entre as fibras de SiC e os aços; Abrão *et al.* (1996).

- **Sialon**

O sialon é um inserto cerâmico à base de nitreto de silício ( $\text{Si}_3\text{N}_4$ ), possuindo excelente propriedade em termos de dureza a quente e resistência ao choque térmico, porém é péssimo com relação à estabilidade química.

Devido a essa característica, é principalmente utilizado na usinagem do ferro fundido em desbaste, onde a dureza a quente, a resistência ao choque térmico e a tenacidade são fundamentais e também, onde o cavaco curto não tende a causar difusão na superfície de saída da ferramenta.

### 2.3.2.1 Propriedades dos Insetos Cerâmicos

- **Resistência às reações químicas**

Devido à incidência de altas temperaturas na interface cavaco–ferramenta e ferramenta–peça, o desgaste da ferramenta ocorre geralmente devido à difusão, mecanismo que normalmente não é observado em temperaturas inferiores. Para temperaturas mais baixas, o mecanismo de desgaste predominante, passa a ser a abrasão.

Neste aspecto, a alumina é o componente ideal para os insertos cerâmicos devido à sua inatividade química. Os insertos à base de nitreto de silício e a alumina reforçada com whiskers são os mais reativos com o cobalto e com o ferro. A reatividade do carboneto de silício com materiais ferrosos parece ser a razão pela qual os insertos de  $\text{Al}_2\text{O}_3 + \text{SiC}$  possuem baixo desempenho nas aplicações em aços endurecidos, onde o desgaste predominante é o de cratera; Komanduri e Samanta (1989) e Costa (1993).

Pelo que foi exposto, pode-se dizer que os requisitos de um inserto cerâmico são exigências da aplicação em si. A aplicação do material da ferramenta depende do tipo de material a ser usinado, das condições de corte e das condições da máquina–ferramenta. A capacidade em atender a estes requisitos é função direta de suas propriedades físicas,

mecânicas, químicas e térmicas, e estas por sua vez são dependentes da composição química, da micro-estrutura e do processo de fabricação.

#### • Resistência ao choque térmico

Para os insertos cerâmicos, observa-se que a resistência ao choque térmico é inversamente proporcional ao coeficiente de expansão térmica e diretamente proporcional à condutividade térmica do material. Situações que envolvam alterações bruscas de temperatura como corte interrompido ou utilização interrupta de fluido refrigerante, pode causar fraturas nos insertos cerâmicos. Os insertos à base de nitreto de silício ( $\text{Si}_3\text{N}_4$ ) são os mais resistentes ao choque térmico, fato este, que se deve à sua boa condutividade térmica, e baixo coeficiente de expansão; (EZUGWU, 1987; WALLBANK, 1987).

#### • Dureza

A dureza a frio da aresta de corte deve ser geralmente três vezes maior que a dureza da peça; (NAKAYAMA *et al.* 1988). Portanto, para tornear aços cuja dureza seja superior a 60 HRC, seria necessária uma ferramenta com dureza superior a 2200 HV. Dos insertos cerâmicos anteriormente relacionados, os que apresentam maior dureza à temperatura ambiente são insertos cerâmicos à base de alumina reforçada com whiskers (2000 HV) e a cerâmica mista (2200 HV). Porém, o fato de alguns insertos cerâmicos não apresentarem dureza ideal na temperatura ambiente, não deve ser considerado isoladamente, pois a dureza a quente do material da ferramenta e da peça, variam de acordo com o par, ferramenta – peça. Na Figura 2.3 é mostrada a variação da dureza com relação à temperatura para determinados materiais.

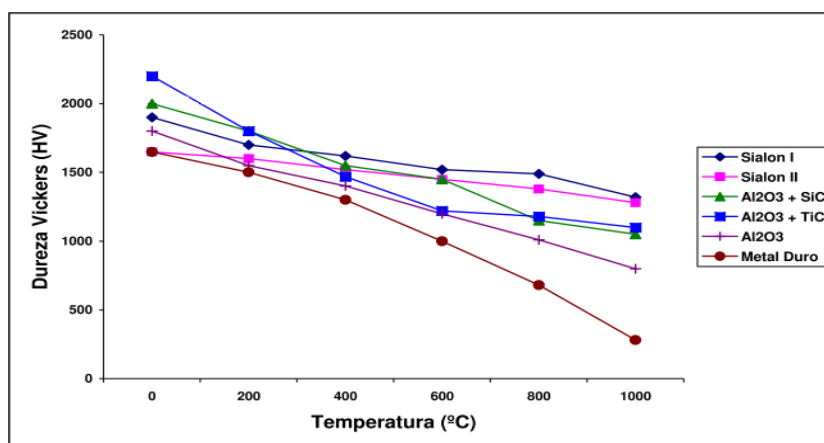


Figura 2.3- Valores da dureza com relação à temperatura para determinados materiais.

Fonte: Komanduri e Samanta (1989).

### • Resistência mecânica

As cerâmicas geralmente falham devido à fratura frágil, apresentando uma deformação plástica reduzida antes da ruptura. A ruptura ocorre devido à propagação catastrófica de um defeito (trinca) quando sujeito a tensões suficientemente altas. Os insertos cerâmicos apresentam alta resistência à compressão, que varia muito pouco com relação à temperatura, conforme pode ser visto na Figura 2.4; (EZUGWU, 1987; WALLBANK, 1987). Porém é pouco resistente ao choque. O metal duro, por exemplo, apresenta alta resistência à compressão, mas decai sensivelmente com o aumento da temperatura. Por outro lado, a resistência à tração dos materiais cerâmicos é muito baixa, razão pela qual recomenda-se a utilização de insertos com ângulo de saída negativo, visando tirar-se vantagem da alta resistência à compressão.

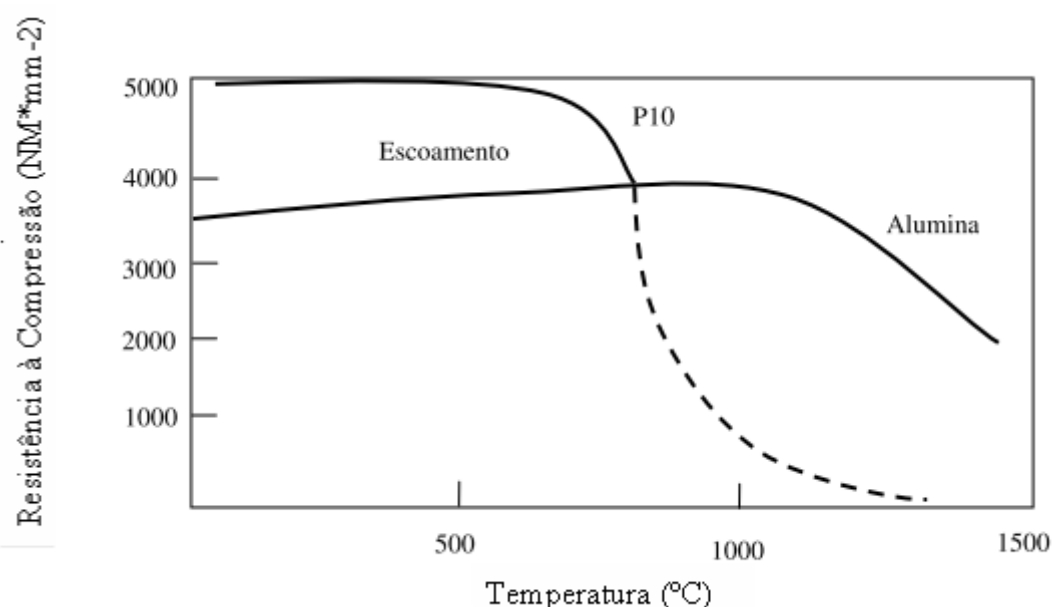


Figura 2.4-Variação da resistência à compressão com a temperatura para insertos de cerâmica.

Fonte: Ezugwu e Wallbank (1987).

## 2.4 Torneamento de Aços Endurecidos

### 2.4.1 Variáveis de Controle

Diversas são as variáveis envolvidas na determinação das condições ideais do processo de torneamento, tais como, parâmetros de usinagem, geometria da ferramenta, lubrificante utilizado, material a ser usinado, etc. No entanto, a maioria dos estudos que

abrangem o processo de torneamento utiliza os parâmetros de usinagem clássicos como variáveis de controle, permitindo a avaliação de seu comportamento em determinada condição.

Os parâmetros de usinagem adotados como variáveis de controle para o processo de torneamento frequentemente são: velocidade de corte ( $V_c$ ), taxa de avanço ( $f$ ) e profundidade de corte ( $a_p$ ). Estas variáveis são reconhecidamente as mais importantes, uma vez que influenciam fortemente o comportamento do processo de torneamento de uma maneira geral, o acabamento da peça, o volume de material retirado e o desgaste de ferramenta.

A velocidade de corte ( $V_c$ ) é a taxa na qual a superfície não cortada da peça passa pela aresta de corte da ferramenta, expressa normalmente em m/mim. É entendida como a velocidade instantânea entre um ponto de referência da aresta de corte da ferramenta e a peça, na direção e sentido de corte. A taxa de avanço ( $f$ ) é a distância percorrida pela ferramenta em relação à peça, em cada movimento de revolução. Esta variável é expressa em mm/v.

A profundidade de corte ( $a_p$ ) expressa em (mm) é entendida como a diferença entre a superfície cortada e a não cortada ou a metade da diferença entre o diâmetro cortado e o não cortado. A Figura 2.5 representa cada um dos parâmetros de usinagem descritos acima e selecionados como variáveis de controle.

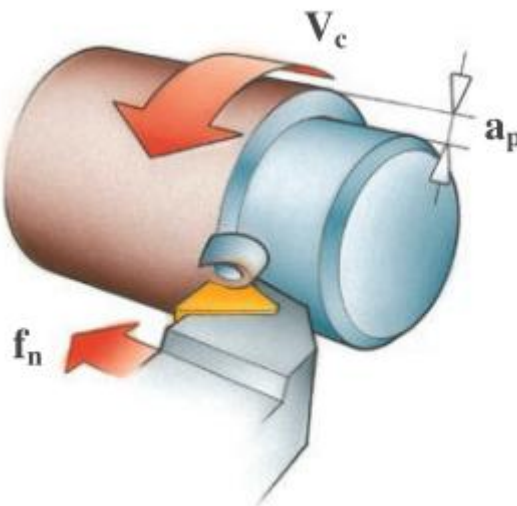


Figura 2.5 – Representação das variáveis de controle selecionadas

Fonte: Catálogo Sandvik (2010)

A escolha da faixa a ser utilizada para os parâmetros de usinagem durante a execução do trabalho depende de diversos fatores, entre eles: o tipo de material que será usinado, a máquina disponível para o trabalho e a ferramenta de corte selecionada.

### **2.4.2 Variáveis de Resposta**

Diversas variáveis poderiam ser adotadas para compor a análise a ser executada neste trabalho. Características como vida de ferramenta, custo do processo, tempo de corte ou tempo total de operação são possíveis variáveis de resposta e representam informações importantes a respeito do processo de usinagem.

Apesar da evidente importância destas características de qualidade, optou-se por excluí-las da análise e adotar como variáveis de resposta somente as variáveis que representem o acabamento da peça e a produtividade do processo de usinagem. Esta decisão foi motivada principalmente por duas razões. Primeiramente para expor o conflito que normalmente os gestores se deparam em processos reais – priorizar a qualidade dos produtos ou a produtividade do processo de usinagem. Posteriormente, para se obter um conjunto de variáveis de respostas fortemente correlacionadas de modo a testar adequadamente o método de otimização de Projeto de Parâmetro Robusto Multivariado (PPRM) proposto. Produzir mais e melhor, com menos recursos é o grande desafio enfrentado diariamente no setor industrial. Esta é uma tarefa árdua para a qual o gestor deve encontrar uma solução de compromisso de modo a atender satisfatoriamente a necessidade do cliente, enquanto mantém uma perspectiva lucrativa para a empresa.

O acabamento é fundamental onde houver exigências no produto acabado quanto ao desgaste, atrito, corrosão, aparência, resistência à fadiga, transmissão de calor, propriedades óticas, escoamento de fluidos e superfícies de medição tais como blocos-padrão, micrômetros e paquímetros. O acabamento é medido através da rugosidade, a qual é expressa em microns ( $\mu\text{m}$ ). A rugosidade descreve o relevo presente em uma superfície e varia diretamente em função do conjunto máquina-ferramenta adotado no processo de fabricação, bem como em função dos parâmetros de usinagem escolhidos.

Foram escolhidas as medidas de rugosidade  $R_a$ ,  $R_y$ ,  $R_z$ ,  $R_q$  e  $R_t$  para também compor a análise deste trabalho.

### 2.4.3 Variáveis de Ruído

Como a essência do projeto de parâmetro robusto é minimizar a variabilidade transmitida pelas variáveis de ruído ao sistema como um todo. Desta forma, algumas variáveis de ruído devem ser selecionadas adequadamente de modo a proporcionar variação nas variáveis de resposta do sistema. Apesar da existência de outras variáveis de ruído no processo de torneamento, somente a dureza da peça e o desgaste da ferramenta foram selecionadas e são responsáveis por gerar parte da variação nas diversas condições de ensaio. As demais possíveis variáveis de ruído para o processo de torneamento foram desconsideradas.

Quanto maior o afastamento do ponto de fixação do corpo de prova, maior será o efeito da vibração e conseqüentemente maior será a rugosidade.

O desgaste de ferramenta é a perda contínua, progressiva e microscópica de partículas da ferramenta devido à ação do corte (DINIZ *et al.* 2008). A medição desta variável determina a tempo de vida da ferramenta. Neste trabalho, o desgaste é uma variável que tenta demonstrar o efeito da deterioração da ferramenta de corte sobre o acabamento.

Novamente, dentro dos limites deste trabalho, o desgaste de ferramenta foi tomado como uma variável discreta em dois níveis, classificando as ferramentas de corte como ferramentas novas e ferramentas usadas. As ferramentas novas são aquelas com arestas de corte sem qualquer desgaste e que nunca haviam sido utilizadas. Já as ferramentas usadas são aquelas cujo desgaste medido na aresta de corte tenha sido de aproximadamente 0,3 mm. A adoção desta variável de ruído se baseia na hipótese de que o desgaste da ferramenta, devido à variação na forma da aresta de corte, interfere no acabamento da peça.

Esta variável é um pouco diferente das demais variáveis de ruído por dois motivos. Primeiramente, porque em situações reais, o desgaste de ferramenta é uma variável contínua, pois dentro do intervalo  $[0,0; 0,3]$  existem infinitas possibilidades de medições. O resultado obtido depende exclusivamente dos recursos disponíveis para a execução da medição. Em segundo lugar, porque não é possível garantir a completa similaridade entre as ferramentas consideradas desgastadas. No entanto, dentro de certos limites, as ferramentas podem ser entendidas e classificadas como ferramentas novas ou ferramentas desgastadas.

Foram realizadas as medições das durezas de todas as peças antes e depois de serem usinadas, tendo em vista que a proposta deste trabalho de pesquisa envolve a otimização robusta do processo de torneamento de um aço endurecido, mais especificamente do aço

ABNT 52100, utilizando-se como fatores de ruído dois valores de dureza, que são eles 40 e 50 HRC.

Ao se referir à dureza pode-se entender como a resistência que um material oferece à penetração de outro material em sua superfície. Uma boa característica do ensaio de dureza é que este pode ser realizado em peças acabadas, deixando apenas uma pequena marca, às vezes quase imperceptível, tornando assim um importante instrumento de controle da qualidade do produto.

Com relação ao ensaio de dureza Rockwell, pode-se dizer que este é utilizado para medição direta de dureza, sendo este o método mais utilizado na indústria e que também foi utilizado nesta pesquisa. Para a obtenção da medida de dureza com este ensaio o sistema utiliza-se da diferença entre profundidade de penetração resultante entre a aplicação de uma pequena carga de 10kgf, seguida por uma carga de 60, 100 ou 150 kgf, no caso deste experimento utilizou-se a carga de 150kgf, e como o material ensaiado se trata de um aço endurecido, utilizou-se também um cone de diamante de 120° como objeto penetrante, com isso podemos dizer que a escala utilizada foi então a Rockwell C ou HRC.

## 2.5 Máquinas-Ferramenta

O torneamento de material endurecido em geral, proporciona maiores esforços de corte que o torneamento de materiais dúcteis, devido à elevada dureza e resistência mecânica das peças. Proporcionalmente a isto, com o desgaste da ferramenta, ocorre um aumento das forças de corte, de avanço e também da força passiva.

O aumento da força de corte e de avanço exige que a máquina ferramenta disponha de alta potência, enquanto que o aumento da força passiva faz com que ocorram deformações elásticas do sistema máquina-ferramenta-peça e também deformação elástica local próxima do ponto de corte, podendo causar erros dimensionais e geométricos, além da quebra da ferramenta; (NAKAYAMA *et al*, 1988; KONIG *et al*, 1993). Assim, para evitar falhas prematuras das ferramentas e para manter as dimensões e a geometria da superfície usinada, as máquinas – ferramenta deve apresentar elevada rigidez.

A alta precisão também é um requisito necessário, pois o torneamento de aços endurecidos tem como uma de suas finalidades, substituir a operação de retificação cilíndrica. Segundo Kloche *et al*. (1995), é possível obter-se em tornos numericamente comandados, rugosidades de 0,2 a 0,3  $\mu\text{m}$ , que correspondem às obtidas na retificação em geral.

### 2.5.1 Forças de corte

Quando da usinagem de materiais endurecidos, nota-se que as forças de corte não são necessariamente altas. Isto se deve a deformação plástica relativamente pequena do cavaco e também devido à pequena área de contato entre a ferramenta e o cavaco, o que reduz a força de atrito; (NAKAYAMA *et al*, 1988).

Nota-se a concordância de vários autores, para o fato de que a força de usinagem tende a diminuir com o aumento da dureza do material e também com o aumento da velocidade de corte. Outros autores, entretanto, afirmam que as forças de corte são de 30 a 80% superiores às forças verificadas em durezas inferiores e que as mesmas diminuem com o aumento da velocidade de corte; (BORDUI, 1988; ABRÃO *et al*, 1995). Porém, certamente, o aumento dos esforços de corte nestes materiais é menor que o aumento de sua dureza, quando comparado ao mesmo aço usinado antes do tratamento térmico de endurecimento.

Iremos a seguir, comparar os resultados encontrados em alguns trabalhos, no tocante ao comportamento das forças de corte na usinagem de materiais endurecidos:

Segundo Abrão *et al*. (1995), na usinagem do aço ABNT 52100 (62 HRC) com ferramentas de PCBN e cerâmica mista, verificou-se que durante a operação de acabamento, a força passiva (radial) foi maior que as outras componentes de força, fato este, devido ao menor ângulo de posição ( $\chi_r$ ) causado pelo pequeno valor da profundidade de usinagem em relação ao valor do raio de ponta da ferramenta. Na operação de desbaste, a componente tangencial (força de corte) foi um pouco superior. As forças de corte tiveram um ligeiro decréscimo com o aumento da velocidade de corte e aumentaram linearmente com o avanço e a profundidade de corte. A redução na força devido ao aumento da velocidade de corte foi minimizada pelo aumento no desgaste da ferramenta.

Nos trabalhos de Chao e Trigger (1995) e Matsumoto *et al*. (1987), verificou-se que as componentes da força de usinagem diminuem com o aumento da dureza do material a ser usinado, quando se utiliza ferramentas com ângulo de saída levemente negativo (0 a 5°), ao usinar-se aços com dureza variando entre 30 e 40 HRC.

Uma vez que as temperaturas de corte foram maiores para os aços mais duros, uma explicação pode ser dada pelo fato das elevadas temperaturas na região de corte facilitarem o mesmo.

Para Nakayama *et al*. (1988), torneando-se um aço para rolamento em dois diferentes estados de tratamento térmico (recozido 23 HRC e temperado 62 HRC), observou-



se que o valor da força de avanço foi superior ao da força de corte, nos dois casos, para um ângulo de saída variando de 0 a 60°.

Costa (1993) observou para o torneamento dos aços ABNT 52100 e M2 no estado temperado, com ferramentas de CBN e cerâmica mista, que a força de corte e a força de avanço aumentaram com o aumento do avanço, enquanto a velocidade de corte não teve influência sobre as componentes da força de usinagem. Quanto ao efeito da dureza do material da peça, não se verificou nenhuma diferença acentuada, porém, isto é creditado a problemas ocorridos nos ensaios realizados. A potência de corte monitorada através da corrente do motor principal da máquina apresentou uma variação muito pequena, provavelmente porque a deterioração da ferramenta foi muito pequena.

Para Chao e Trigger (1995); Matsumoto *et al.*, (1987) e Nakayama *et al.*, (1988); o valor da força de corte é superior ao da força de avanço, para aços com dureza variando entre 30 e 45 HRC, sendo as demais condições de corte constantes.

## 2.6 Deterioração da Ferramenta

Segundo Costa (1993), durante a usinagem dos aços AISI M2 e AISI 52100, ambos com dureza de 60 HRC, verificou-se que apesar da mesma dureza, tiveram influências diferentes sobre a deterioração dos insertos de PCBN e praticamente não se conseguiu torner o aço M2 com avanço igual ou superior a 0,2 mm/v, velocidade de corte entre 60 e 100 m/min e profundidade de usinagem igual 1,0 mm, usando-se insertos de cerâmica mista ( $\text{Al}_2\text{O}_3 + \text{TiC}$  e  $\text{Al}_2\text{O}_3 + \text{SiC}$ ) e de CBN.

Outros tipos de deterioração, como trincas, lascamentos e quebras, podem surgir durante o torneamento de aços endurecidos, decorrentes na maioria das vezes, das condições da operação, que incluem rigidez da máquina, resistência da ferramenta, presença de corte interrompido, irregularidades na peça, etc.

O desgaste das ferramentas de CBN ocorre devido ao desgaste químico causado por interações com o meio ambiente (incluindo oxidação atmosférica), da formação de uma camada protetora a altas temperaturas e da remoção desta camada por cavacos a baixas velocidades de corte, conduzindo ao atrito e ao desgaste por difusão.

O melhor desempenho quanto ao desgaste dos CBN com menores teores de CBN nas operações de acabamento, se deve à condutividade térmica mais baixa, que produz temperaturas de corte mais altas na interface ferramenta-peça e à formação de uma camada protetora. A presença de uma camada substancial de TiC também proporciona uma destacada

resistência quanto ao desgaste por cratera. Geralmente é necessária a presença de um ou mais dos carbetos, como por exemplo, o TiC, para a formação de uma película protetora (Naylon *et al.*, 1976). O melhor desempenho das ferramentas de baixo teor de CBN nas operações de acabamento deve-se ao fato de a restrição ao fluxo de calor na zona de corte, “amolecer” o material da peça, auxiliando o cisalhamento (BOSSON, 1991).

Uma explicação para estes dados obtidos é a existência de dois grupos de materiais endurecidos, independentes do valor da dureza, que devem ser distinguidos e que influenciam diferentemente sobre a deterioração da ferramenta:

- Materiais ferrosos endurecidos por transformação martensítica;
- Materiais ferrosos endurecidos por precipitação de carbonetos.

A Figura 2.6 mostra como varia a dureza (HV) em função do aumento da temperatura, para diferentes materiais de ferramenta. Pode-se observar na Figura 2.6 que a dureza, tanto a quente quanto a frio, dos insertos de PCBN é superior à dos insertos cerâmicos comerciais.

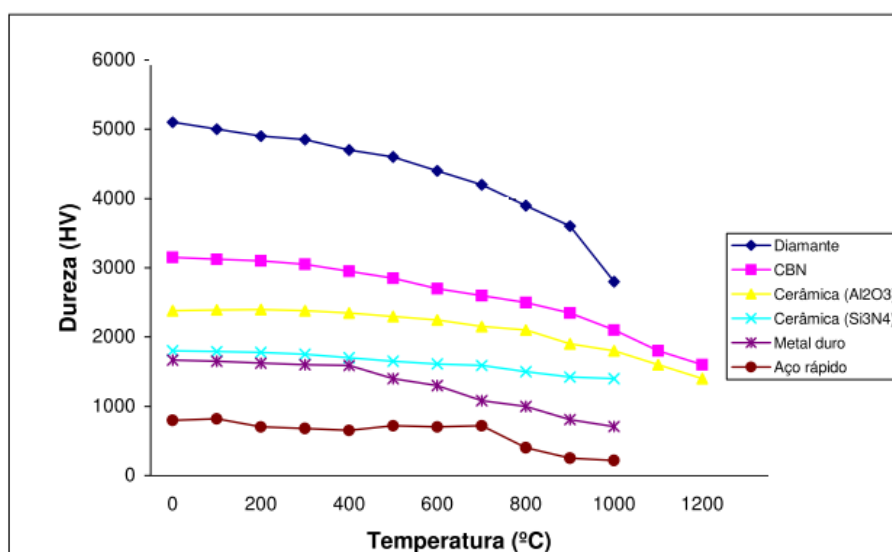


Figura 2.6 – Variação da dureza com a temperatura para diferentes materiais de insertos.

Fonte: Boehs (1987).

Os aços cementados são os representantes típicos do primeiro grupo. Nestes aços, a alta temperatura gerada durante o corte deforma a matriz como um todo e o mecanismo de desgaste predominante passa a ser, dependendo do material da ferramenta, a difusão.

A difusão irá ocorrer, principalmente, onde as temperaturas mais altas são geradas, ou seja, na região de contato cavaco-ferramenta, sendo o desgaste de cratera preponderante. Já os materiais do segundo grupo, têm grande concentração de carbonetos distribuídos na matriz.

Durante o corte, a alta temperatura gerada deforma a matriz, mantendo os carbonetos intactos. A agressividade dos carbonetos é, dessa forma, mantida. Neste caso, o mecanismo de desgaste por abrasão, passa a ser bastante significativo (König *et al.* 1984).

## 2.7 Características da Superfície Usinada

### 2.7.1 Rugosidade da Peça

A rugosidade da peça é caracterizada pela forma como é feita sua medição. No Brasil, foi adotado pela ABNT – Associação Brasileira de Normas Técnicas, o sistema da “Linha Média” (M). Este é o sistema mais utilizado em todo o mundo. No sistema “M” todas as grandezas de medição são definidas a partir de uma linha paralela à direção geral do perfil, no comprimento de amostragem, linha esta que é a média entre os picos e reentrâncias de irregularidades. Os sistemas de medição baseados na linha média são divididos em três classes:

- Fundamentados na medida da profundidade da rugosidade;
- Fundamentados em medidas horizontais;
- Fundamentados em medidas proporcionais.

Serão vistos neste trabalho somente os sistemas fundamentados na medida da profundidade da rugosidade, por ser este o critério de medição de rugosidade dos corpos de prova usinados neste trabalho. Este sistema está dividido em cinco parâmetros, os quais serão descritos a seguir.

#### • Desvio médio aritmético ( $R_a$ )

É a média aritmética dos valores absolutos das ordenadas do perfil efetivo (medido) em relação à linha média em um comprimento de amostragem. A Norma brasileira adota “ $R_a$ ” como método de medição. A Figura 2.7 mostra como é feito o cálculo de  $R_a$ .

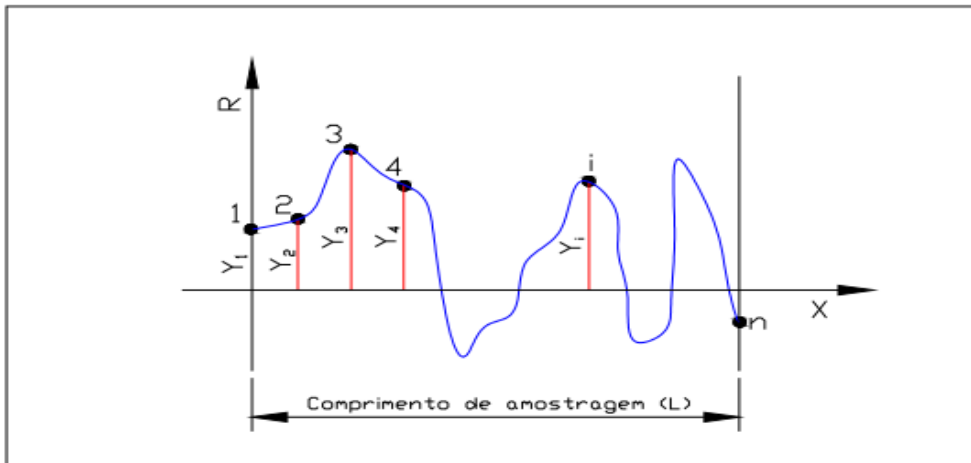


Figura 2.7- Desvio médio aritmético  $R_a$ .

Fonte: Agostinho, *et al.* (1990).

Onde:

$$R_a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i| \quad (35)$$

• **Desvio médio quadrático ( $R_q$ )**

Defini-se como a raiz quadrada da média dos quadrados das ordenadas do perfil efetivo (medido) em relação à linha média em um comprimento de amostragem. Seu valor é cerca de 11 % maior que o valor medido em  $R_a$ , pois a elevação ao quadrado amplifica o efeito das irregularidades. É calculado pela seguinte fórmula:

$$R_q = \sqrt{\left( \frac{\sum_{i=1}^n y_i^2}{n} \right)} \quad (36)$$

• **Altura das irregularidades dos 10 pontos ( $R_z$ )**

É definida pela diferença entre o valor médio dos cinco maiores picos de irregularidades e as cinco maiores reentrâncias de irregularidades, medidas a partir de uma linha paralela a linha média e no comprimento de amostragem, conforme mostrado na Figura 2.8.

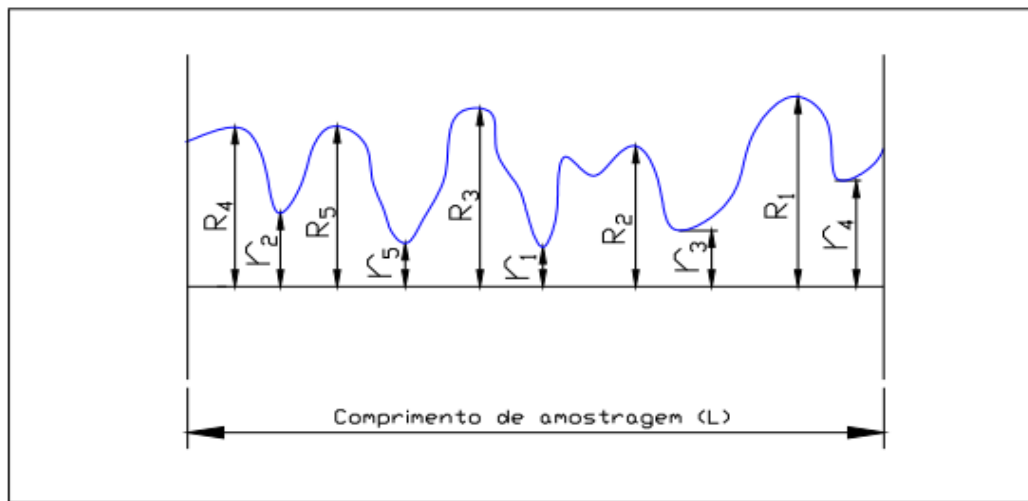


Figura 2.8- Altura das irregularidades dos 10 pontos “ $R_z$ ”.

Fonte: Agostinho, *et al.* (1990).

Onde:

$$R_z = \frac{(R_1 + R_2 + R_3 + R_4 + R_5)}{5} - \frac{(r_1 + r_2 + r_3 + r_4 + r_5)}{5} \quad (37)$$

• **Altura máxima das irregularidades ( $R_{max}$ )**

Define-se como a distância entre o maior pico de irregularidade e a maior reentrância de irregularidade medida no comprimento de amostragem. Para tal medição são utilizados aparelhos traçadores de perfil. A Figura 2.9 mostra como é realizada a medição em  $R_{max}$ .

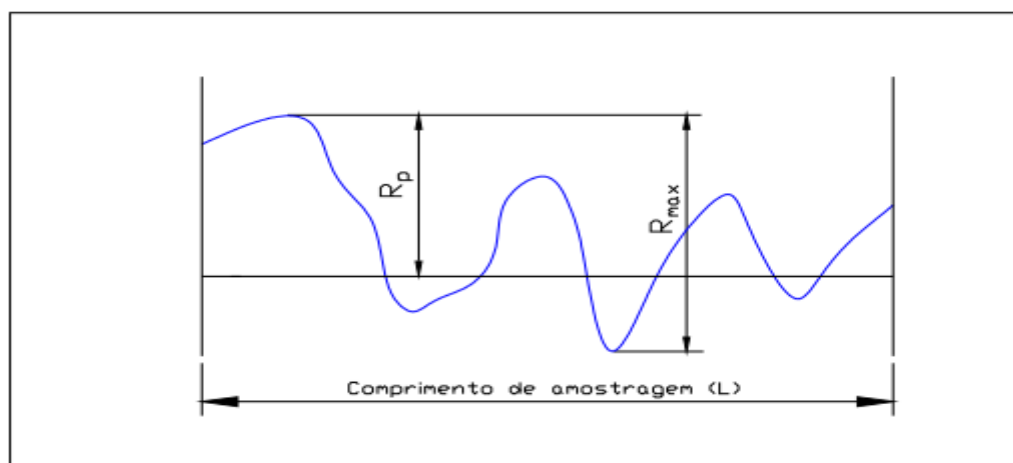


Figura 2.9- Altura máxima das irregularidades “ $R_{max}$ ” e profundidade média “ $R_p$ ”.

Fonte: Agostinho, *et al.* (1990).

• **Profundidade média ( $R_p$ )**

É a ordenada do maior pico de irregularidade com a linha média, no comprimento de amostragem, conforme mostrado na Figura 2.10 (AGOSTINHO *et al*, 1990). Em se tratando de torneamento de aços endurecidos, os dois principais fatores que influenciam na rugosidade da peça são o valor do raio de ponta da ferramenta “ $r_e$ ” e a taxa de avanço “ $f$ ” (SHAW,1986). Significa o menor valor possível de  $R_{max}$  que se pode obter, cujo valor real (medido) é quase sempre maior e pode superar absurdamente o valor teórico. Essa divergência entre o valor teórico e real se deve a rigidez do sistema máquina-ferramenta-dispositivo de fixação da peça (vibrações), deformação do cavaco e fluxo lateral do cavaco. Nem sempre o ganho que se tem quando é aumentado o raio de ponta da ferramenta de corte (contribuição geométrica) se traduz em um melhor acabamento da peça, pois ao aumentar o valor do raio de ponta da ferramenta também se aumenta às vibrações de todo o sistema; Segundo Diniz e Noritomi (2002) e Sata (1985).

Um estudo realizado sobre a influência dos parâmetros de corte na rugosidade dos corpos de prova do aço liga ABNT 4340, torneados com ferramentas de corte de metal duro, recoberta com nitreto de titânio (classe GC 435), cuja geometria escolhida foi ISO TNMG 160404-61, revelou segundo Diniz e Noritomi (2002), que:

- Com o aumento do avanço, a rugosidade permaneceu praticamente constante, sendo que para valores de avanço mais altos a rugosidade real foi menor que a teórica;
- Em geral a profundidade de usinagem teve pouca influência sobre os valores de rugosidade, porém notou-se para o caso específico experimentado, que a partir de uma profundidade de usinagem de 0,8 mm a rugosidade decresceu, o que é explicado pelo fato da diminuição da força passiva. A diminuição desta força está ligada à porção reta da aresta de corte da ferramenta que fica em contato com a peça, ou seja, a partir do momento em que não só o raio de ponta da ferramenta teve contato com a peça, a força caiu e conseqüentemente também os níveis de vibração;
- Com o aumento da velocidade de corte, o valor da rugosidade diminuiu.

Lima *et al.* (2000) realizou um trabalho em torneamento de engrenagens com 58-63 HRC de dureza. Para tal operação de acabamento foram utilizados insertos de CBN classe 7020 (Sandvik), com as seguintes geometrias: CNGA 120408S1020 e CNGA 120412S1020. Os parâmetros adotados foram  $V_c=165$  m/min,  $f = 0,08$  mm/v e  $a_p = 0,5$  mm e o critério de fim de vida da ferramenta de corte foi  $R_a$  de  $0,4 \mu\text{m}$  (exigência de projeto da peça). Especificamente nesse estudo, quando comparados os resultados obtidos com ferramentas

com raios de ponta de 1,2 e 0,8 mm, para uma mesma velocidade de corte adotada no acabamento, conseguiu-se usinar uma maior quantidade de peças com  $R_a$  igual ou menor a 0,4  $\mu\text{m}$ , ao se adotar a ferramenta com raio de ponta de 1,2 mm (Lima *et al.*, 2000; Donnangelo *et al.*, 2001).

## 2.8 Desgaste e Vida das Ferramentas de Corte

Diversos são os tipos de desgastes que acontecem em uma ferramenta de usinagem; o fim da vida de uma ferramenta de corte, geralmente é causado pelo aumento dos desgastes que nela atuam, progredindo em alguns casos para avarias mais graves. Um dos tópicos de usinagem que mais se estuda e o de maior importância, pois é ele que define a interrupção do processo, é o tempo de vida da ferramenta. Para o melhor entendimento desse fenômeno serão apresentados os principais tipos de desgaste e suas respectivas áreas de incidência, seus mecanismos causadores e as avarias sofridas pelas ferramentas de corte.

## 2.9 Desgastes de Ferramentas

Os principais desgastes sofridos pelas ferramentas de corte são de entalhe, frontal ou de flanco e de cratera, os quais são descritos a seguir.

- Desgaste de entalhe: pode ocorrer tanto na interface das extremidades do contato cavaco-ferramenta na superfície de saída da ferramenta, como do contato ferramenta-peça na superfície de folga da ferramenta. Ele ocorre juntamente com o desgaste de cratera e flanco e é caracterizado por sulcos profundos que geralmente são provocados principalmente pelo mecanismo de desgaste de oxidação;

- Desgaste de flanco: esse tipo de desgaste é o mais comum, ocorre na superfície de folga da ferramenta e é causado pelo atrito entre a ferramenta e a peça (por exemplo: desgaste por abrasão). O limite máximo permitido desse desgaste está ligado ao acabamento desejado para a peça, pois quanto maior o seu valor médio (VB) maior será a deterioração da aresta de corte. Com isso pior serão o acabamento, a tolerância dimensional e os desvios de circularidade da peça;

- Desgaste de cratera: acontece na superfície de saída da ferramenta e é ocasionado pelo atrito entre a ferramenta e o cavaco, sendo exemplos os desgastes por difusão, oxidação e adesão. Há certos casos em que a taxa de desgaste de cratera é baixa, um exemplo claro disto é quando são gerados cavacos curtos, porém quando ocorre o contrário deve-se ter cuidado, pois seu aumento pode provocar a quebra da ferramenta.

## 2.9.1 Mecanismos Causadores dos Desgastes

### • Aderência

Devido às altas temperaturas geradas e elevadas cargas desenvolvidas durante a usinagem, ocorrem aderências entre a ferramenta, o cavaco e a peça que está sendo usinada. O desgaste por adesão pode ser reduzido pela fragilização do maior número possível de aderências, através do recobrimento, ou melhor, acabamento possível da superfície da ferramenta de corte ou ainda, se for o caso, pelo uso de fluido de corte com características lubrificantes; (BAS, 2001; DINIZ, 2002; NORITOMI, 2002).

### • Abrasão mecânica

É uma das principais causas de desgaste das ferramentas de corte, sendo mais atuante no desgaste de flanco devido ao atrito entre a superfície de folga da ferramenta e a peça, mas também atua no desgaste de cratera (atrito do cavaco com a superfície de saída da ferramenta). É influenciado pelas altas temperaturas que ocasionam a queda da dureza da ferramenta, e pelo nível de partículas duras do material usinado, partículas estas que geralmente são formadas por alumina, carbonetos, carbonitreto, silicatos e outros. Por isso, é importante a escolha de uma classe de ferramenta com excelente dureza a quente para usinagem de materiais com alto teor de partículas duras; (BAS, 2001; DINIZ, 2002; NORITOMI, 2002; CUPINI, 1993; FERREIRA, 1993; OBTANI, 1988; YOKOGAWA, 1988).

### • Difusão

Consiste basicamente na transferência de átomos de um material para outro, nesse caso especificamente entre o cavaco e a ferramenta de corte. Este fenômeno é ativado pelas altas temperaturas alcançadas na interface cavaco-ferramenta e sua intensidade depende da afinidade química desses dois materiais. É o principal agente do desgaste de cratera sob altas velocidades de corte. Ao escolher uma determinada ferramenta deve-se verificar o grau de estabilidade química dela em relação ao material a ser usinado; (DINIZ, 2002; NORITOMI, 2002; KLIMENKO et al, 1992).

### • Oxidação

A oxidação ocorre em altas temperaturas, quando o material da ferramenta de corte tem afinidade química com o oxigênio que está no ar ou na água contida no fluido de corte



quando este é utilizado, propiciando assim reações químicas que formam óxidos de baixa resistência ao desgaste. É um dos causadores do desgaste de entalhe devido ao contato do ar nas extremidades da interface cavaco-ferramenta. O que se pode fazer para amenizar tal situação é usar isolamentos inertes nas ferramentas de corte e/ou limitar a temperatura da interface, utilizando para isto fluido de corte e/ou diminuindo a velocidade de corte; (BAS, 2001). A Figura 2.10 mostra a ocorrência dos mecanismos de desgaste no desgaste da ferramenta em função da velocidade / temperatura de corte.

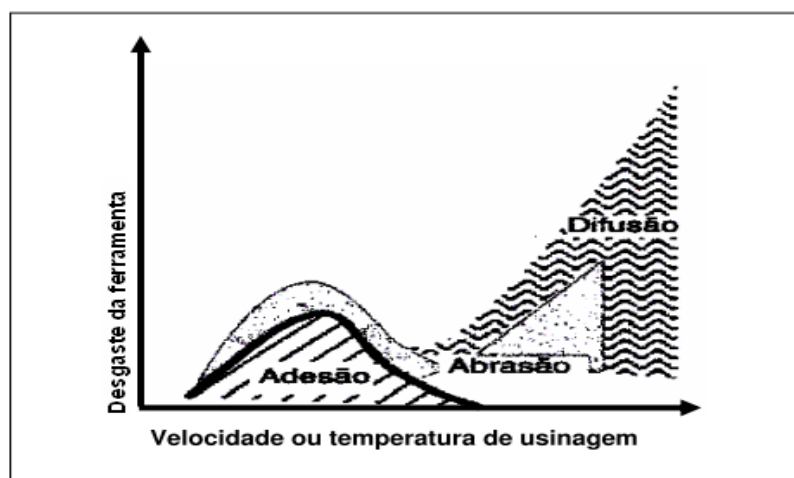


Figura 2.10 – Influência da temperatura e/ou velocidade de corte nos desgastes das ferramentas.

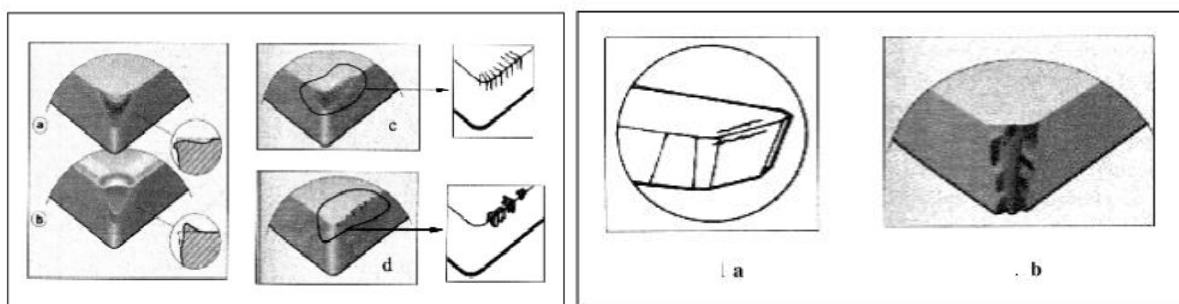
Fonte: Bas (2001).

## 2.9.2 Avarias das Ferramentas de Corte

Além dos desgastes já mencionados, as ferramentas de corte também sofrem avarias. Estas avarias podem ser provocadas pelos próprios desgastes ou ainda por inúmeras outras causas, como choques térmicos e / ou mecânicos, defeitos micro-estruturais das ferramentas, força de corte excessiva etc. As avarias podem causar muitos prejuízos em um processo de usinagem, pois às vezes não dão sinal que vão acontecer ou que estão acontecendo, como por exemplo, a quebra súbita da aresta de corte da ferramenta (conhecida como falha catastrófica). Além de provocar prejuízos para a ferramenta e tempo de máquina parada, as mesmas podem também provocar a inutilização da peça que está sendo usinada.

As Figuras 2.11 (a e b) mostram dois tipos de deformação plástica que ocorre na ponta da ferramenta. São provocadas pela alta pressão aplicada à ponta da ferramenta em temperaturas elevadas. Seu aumento, além de causar imperfeições superficiais na peça

usinada, pode provocar a quebra da aresta de corte. Quando há tendência de ocorrer essa avaria, deve-se escolher uma classe de ferramenta que tenha maior resistência à deformação plástica e maior dureza a quente.



(A)

(B)

Figura 2.11 (A e B)- Avarias das ferramentas de corte.

Fonte: Sandvik (2000).

A Figura 2.11 A, letra (c) ilustra a disposição das trincas térmicas sobre a aresta de corte (perpendiculares à aresta de corte). Estas trincas são provocadas pela variação de temperatura. O crescimento das mesmas provoca a falha catastrófica. Um meio de amenizar-se esse problema é evitar a variação de temperatura e escolher uma classe de ferramenta mais tenaz e de melhor resistência ao choque térmico. Finalizando, a Figura 2.11 A, letra (d) destaca o lascamento que é a retirada de grandes partículas do material da ferramenta de uma só vez (o contrário dos desgastes de flanco e cratera). Seu aumento também provoca a quebra da ferramenta; para diminuir tal avaria aconselha-se usar classes com maior tenacidade e com geometria mais robusta.

O processo de usinagem é muito complexo, pois existem várias combinações de parâmetros para várias situações, onde ocorrem desgastes e avarias diferentes para cada classe de ferramenta usada na usinagem de diferentes materiais, devido a isso o conhecimento do conjunto de todas variáveis do processo de usinagem é importante para se evitar a falha catastrófica da ferramenta, como pode ser visto na ilustração da Figura 2.11 B, letra (b). Na Figura 2.11 B, letra (a) é mostrada uma trinca de origem mecânica. A mesma origina-se paralelamente a aresta de corte, devido à variação de grandes esforços (ex: corte interrompido em desbaste).

Para evitar que isto ocorra deve-se escolher uma classe de ferramenta mais tenaz, e evitar o contato brusco da ferramenta na peça e diminuir a taxa de avanço.

## **3. MATERIAIS E MÉTODO DE PESQUISA**

Este capítulo é dedicado ao detalhamento do método de pesquisa adotado, bem como à apresentação dos conceitos e materiais utilizados para o levantamento dos dados e o experimento de confirmação.

Desta forma, inicia-se o capítulo com uma breve discussão a respeito do procedimento experimental adotado. Em seguida, apresenta-se a máquina, as ferramentas e os instrumentos utilizados para a realização dos experimentos e levantamento dos dados.

### **3.1 Procedimentos Experimentais**

O método adotado neste trabalho foi a pesquisa experimental e deve ser utilizado quando o pesquisador que possui total controle sobre o experimento (característica essencial deste método), quer demonstrar as relações de causa e efeito entre as variáveis independentes e dependentes utilizando técnicas de análise estatística.

Posteriormente, um processo de manufatura específico foi escolhido para a aplicação do método de otimização proposto no trabalho, em virtude de sua grande aplicação no setor industrial. Trata-se do processo de torneamento do aço ABNT 52100.

### **3.2 Planejamento do Experimento**

O levantamento dos dados é uma atividade muito importante na execução do trabalho. Um banco de dados mal elaborado pode conduzir a resultados insatisfatórios ou deficientes. Desta forma, é extremamente importante o planejamento detalhado do experimento, bem como sua adequada execução e registro.

A Figura 3.1 apresenta o diagrama de processo para o sistema investigado, tendo como variáveis de controle adotadas para esse procedimento, velocidade de corte ( $V_c$ ), taxa de avanço ( $f$ ) e profundidade de corte ( $a_p$ ). Estas variáveis são reconhecidamente as mais importantes, uma vez que influencia fortemente o processo de torneamento, principalmente o acabamento da peça e o desgaste de ferramenta. Os ruídos adotados para este trabalho foram: redução da dureza do material e o desgaste da ferramenta, tendo como variáveis de resposta as cinco métricas de rugosidades.

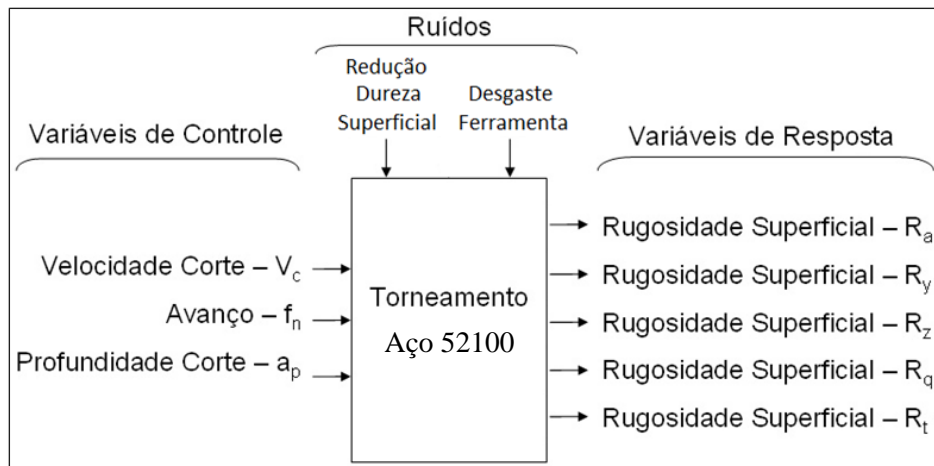


Figura 3.1–Processo de torneamento do aço endurecido ABNT 52100

Um conjunto sequencial de corridas experimentais foi criado usando um arranjo composto central (CCD) construído de acordo com a Tabela 3.1. A influência de dois fatores de ruído (dureza da peça e desgaste da ferramenta), mostrados na Tabela 3.2, onde cada experimento com os fatores controláveis no arranjo composto central foram executados em um cenário diferente. Estes cenários que caracterizam a matriz externa foram projetados de acordo com o fatorial completo. A primeira condição experimental do arranjo externo foi conduzida com diâmetros reduzidos, oriundos dos diversos passes de torneamento realizado. Nesta condição, a dureza do material diminuiu significativamente, atingindo uma dureza de 40 HRC, aproximadamente. As peças foram, então, torneadas com uma nova ferramenta de corte ( $VB_{max} = 0,00\text{mm}$ ). A segunda condição de ruído foi conduzida em corpos de prova de diâmetro total com ferramentas de corte novas, atingindo uma dureza de 50 HRC, cuja rugosidade da peça foi medida ao final de cada passe. As demais condições foram conduzidas utilizando-se ferramentas usadas ( $VB_{max} = 0,30\text{mm}$ ) e peças com diâmetro total e diâmetro reduzido.

Inicialmente, foram definidos quais valores seriam adotados para cada nível das variáveis de controle e de ruído consideradas neste trabalho. Esta definição é importante para que não sejam adotados valores que inviabilizem a execução do experimento ou que resultem em condições inseguras para sua execução. Para tanto, são consideradas algumas informações de catálogo da máquina, da ferramenta e do material que será usinado. Os valores arbitrados para cada nível das variáveis de controle consideradas neste trabalho estão descritos na Tabela 3.1:

Tabela 3.1 – Variáveis de controle.

Variáveis de Controle	Níveis				
	-1,682	-1	0	1	1,682
$V_c$ (m/min)	186,4	200	220	240	253,6
$f$ (mm/v)	0,132	0,20	0,30	0,40	0,468
$a_p$ (mm)	0,099	0,150	0,225	0,300	0,351

A Tabela 3.2 indica as variáveis de ruído selecionadas para o trabalho, bem como os seus níveis adotados.

Tabela 3.2 – Variáveis de ruído selecionadas

Fatores de Ruído	Símbolo	-1	+1
Dureza (HRC)	$Z_1$	40	50
Desgaste (mm)	$Z_2$	Nova ( $VB_{max}=0,00$ mm)	Desgastada ( $VB_{max}=0,30$ mm)

A Figura 3.2 mostra a ferramenta nova de cerâmica mista alisadora e a Figura 3.3 mostra a mesma ferramenta, porém, desgastada. Ambas utilizadas no torneamento do aço ABNT 52100.

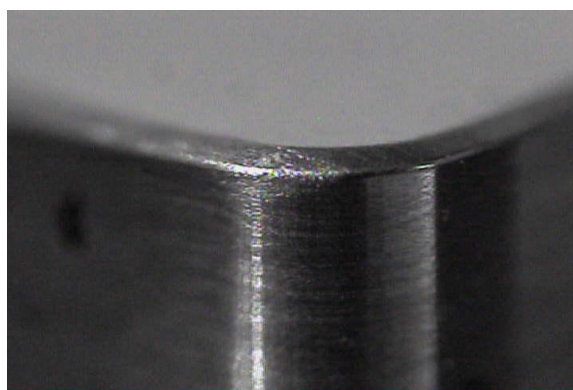


Figura 3.2-Ferramenta Nova

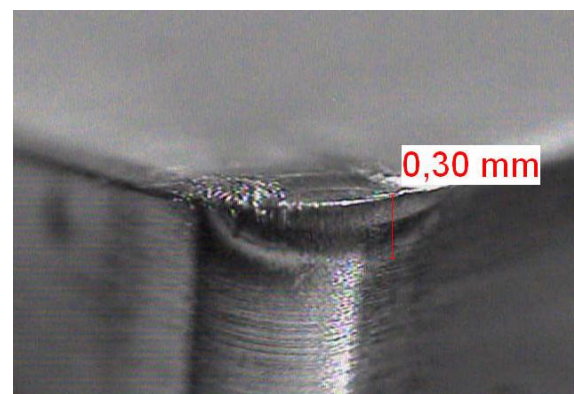


Figura 3.3-Ferramenta Desgastada

### 3.3 Máquinas, Materiais, Ferramentas e Instrumento de Medição

Para cumprir com os objetivos deste trabalho, usinagem a seco do aço ABNT 52100, foram realizados em um torno CNC Nardini Logic 175, com velocidade de rotação máxima de 4.000 rpm e potência de corte de 5,5 kW.

O desgaste de flanco das ferramentas foi medido através de um microscópio óptico (ampliação 40 vezes). As condições de ruído foram utilizadas para simular fenômenos gerais que ocorrem quando se realiza quaisquer operações de torneamento, reproduzindo, de certa forma, a perda de dureza do material da peça simultaneamente com o desgaste da ferramenta.

Obviamente, nestas condições, o valor de rugosidade da peça sofrerá algum tipo de variação, independentemente da configuração de controle. Assim, o objetivo principal do Projeto de Parâmetro Robusto Multivariado é descobrir os parâmetros de configuração de controle capaz de alcançar uma rugosidade reduzida, com variação mínima. Os parâmetros de rugosidade seguintes foram avaliados através de um modelo de rugosímetro portátil Mitutoyo modelo SurfTest 201 definido para um comprimento de amostragem de 0,25 mm. Parâmetros medidos são: rugosidade média ( $R_a$ ), rugosidade máxima ( $R_y$ ), rugosidade quadrática ( $R_q$ ), rugosidade média ( $R_z$ ) e rugosidade máxima pico / vale ( $R_t$ ).

As peças de trabalho usadas no processo de usinagem foram feitas com dimensões de  $\varnothing 49$  milímetros  $\times$  50 mm. Todos eles foram previamente temperados e revenidos. Após este tratamento térmico, a dureza deles era entre 49 e 52 HRC, até uma profundidade de três milímetros abaixo da superfície. O porta-ferramenta utilizado nos experimentos apresentou uma geometria negativa com código ISO DCLNL 1616H12 e com ângulo  $\chi_r = 95^\circ$ . Na Figura 3.4 é mostrado o processo de torneamento utilizado neste estudo experimental.

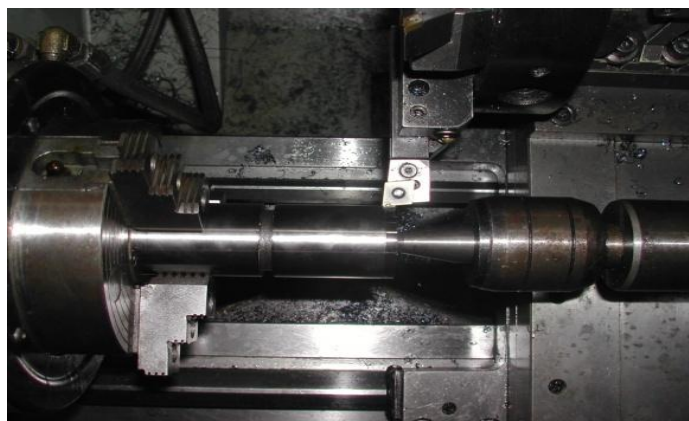


Figura 3.4 - Processo de torneamento duro realizado na pesquisa.

O material das peças utilizadas foi o aço ABNT 52100, com a composição química descrita na Tabela 3.3.

Tabela 3.3 - Composição do aço ABNT 52100

C	Si	Mn	Cr	Mo	Ni	S	P
1,03%	0,23%	0,35%	1,40%	0,04%	0,11%	0,00%	0,01%

As medições de rugosidade foram realizadas sempre quatro vezes nos pontos (A, B, e C), conforme esquema ilustrado na Figura 3.5. Após as medições de rugosidade foram realizadas as medidas das médias e variâncias dos valores de rugosidade. Para monitoramento do desgaste da ferramenta foi medido o tempo e o número de passes em cada rodada dos 19 experimentos realizados.

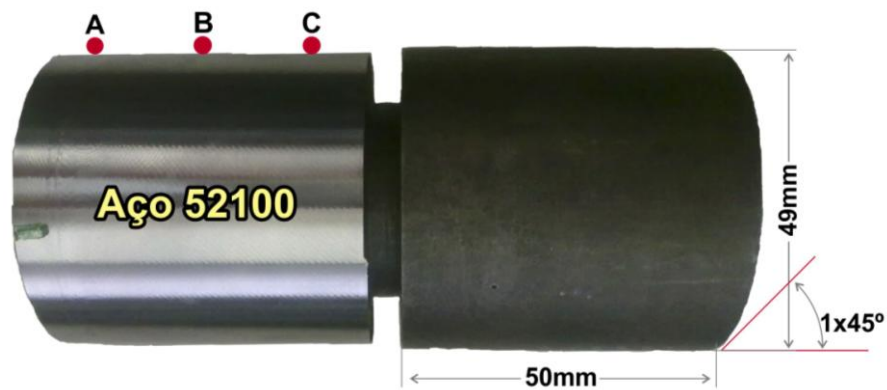


Figura 3.5 - Corpo de prova do aço ABNT 52100.

Para que os corpos de prova, apresentados na Figura 3.5, estivessem no seu estado temperado e revenido foi realizado o tratamento térmico obedecendo as seguintes fases:

- Pré-aquecimento por duas horas, à temperatura de 500 °C,
- Aquecimento por quarenta minutos, a 830 °C,
- Resfriamento por trinta minutos (martêmpera a 180 °C),
- Resfriamento ao ar até 80 °C,
- Revenimento por duas horas a 200 °C,
- Resfriamento ao ar até aproximadamente 30°C,
- Revenimento por duas horas a 200 °C,
- Resfriamento ao ar.

Durante os ensaios utilizou-se ferramentas de cerâmica mista alisadora ( $\text{Al}_2\text{O}_3+\text{TiC}$ ), geometria ISO CNGA 120408 S01525WH revestida com uma camada de nitreto de titânio (TiN). Esta ferramenta é indicada para operações de acabamento em aços endurecidos e ferros fundidos endurecidos onde a combinação de resistência ao desgaste e boas propriedades térmicas são necessárias. Esta geometria está fundamentada na concordância de três círculos circunscritos na ponta da ferramenta que acrescenta à ferramenta o efeito alisador, a partir do qual uma mesma condição de corte pode melhorar em duas vezes o acabamento, quando comparado com ferramentas convencionais. A particularidade desta ferramenta é a geometria diferenciada no raio de ponta, que possibilita acabamentos melhores para um mesmo avanço e igual para avanços superiores. Como se vê na Figura 3.6.

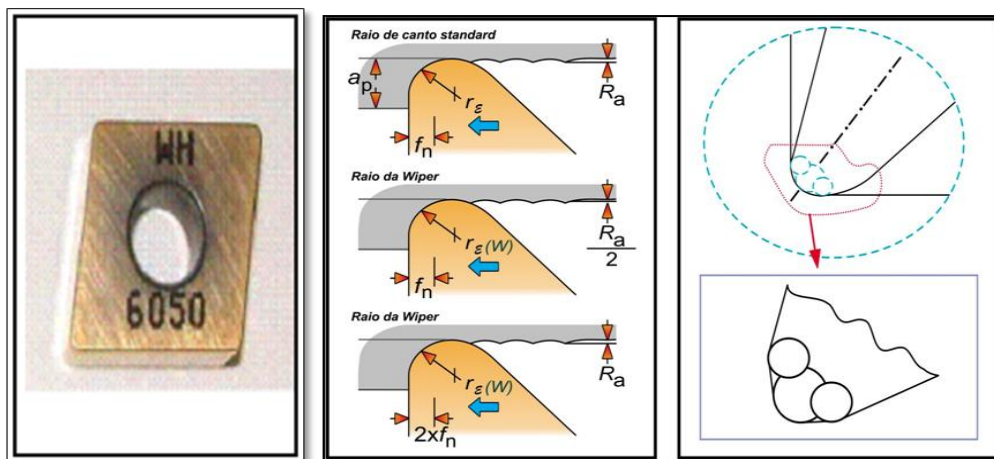


Figura 3.6. Ferramenta alisadora e Geometria do raio de ponta de ferramentas alisadora.

Fonte: Sandvik, 2010, adaptado pelo autor.

Para a obtenção dos valores de rugosidade de cada corpo de prova, após o torneamento e resfriamento dos mesmos, foi utilizado um rugosímetro portátil Mitutoyo modelo Surfrest SJ-201P. Os valores medidos para as variáveis de resposta  $R_a$ ,  $R_y$ ,  $R_t$ ,  $R_z$ ,  $R_t$  foram obtidos simultaneamente, durante o percurso da unidade de avanço e posteriormente registrados em planilha eletrônica.



Figura 3.7 – Rugosímetro portátil utilizado no experimento.



## 4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Através do planejamento experimental discutido anteriormente e dos valores medidos para as variáveis de resposta escolhidas, inicia-se a análise dos resultados em busca do projeto robusto para múltiplas variáveis.

A análise dos resultados foi dividida em três etapas consecutivas e independentes. A primeira etapa trata do processo de modelagem de todas as variáveis de resposta medidas ou calculadas neste trabalho. Foram utilizadas a metodologia de superfície de resposta (MSR) e o método de Análise de Componentes Principais (ACP). A segunda etapa trata do processo de otimização das variáveis de resposta visando um projeto de parâmetro robusto do processo em questão. Nesta etapa, o método proposto (PPRM) foi aplicado de acordo com os seguintes procedimentos:

1. Calcular média e variância para cada métrica  $(\hat{y}_i)$  da rugosidade da peça obtida com uma matriz cruzada.

2. Estabelecer as equações para  $(\hat{y}_i)$  com a utilização dos dados experimentais calculados e um modelo completo quadrático.

3. Estabelecer as metas  $(\theta_i)$  de sua rugosidade, utilizando a minimização restrita de cada equação de superfície individualmente.

4. Com as metas da etapa 3, calcular cada EQMi, como  $EQM_{ij} = (\hat{y}_{ij} - \theta_i)^2 + \hat{\sigma}_{ij}^2$  e construir um modelo completo quadrático para cada um.

5. Estabelecer as metas para EQMi  $(\theta_i^*)$ , usando a minimização restrita para cada equação de superfície de resposta ajustada individualmente.

6. Conduzir a Análise de Componentes Principais (ACP), utilizando a matriz de correlação de, armazenando o escores-CP cuja variância explicada é de pelo menos 80% e os autovalores e autovetores respectivos.

7. Compilação completa de modelos quadráticos para os PC-escores de cada componente que deve ser mantido na análise

8. Estabelecer as metas para os PC-escores usando  $\zeta_{PC_i} = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q e_{ij} \left[ Z(EQM_p | \zeta_{Y_p}) \right]$ .

9. Usando o algoritmo GRG, minimizar  $\left\{ \prod_{i=1}^k \left[ (PC_i - \zeta_{PC_i})^2 + \lambda_i |\lambda_i| \geq 1 \right] \right\}^{\left(\frac{1}{k}\right)}$  usando como

restrições a região experimental e outras restrições que o experimentador julgar necessárias, tais como a taxa de remoção de material (Q), por exemplo. E seus resultados comparados aos obtidos pelos métodos tradicionais escolhidos. A terceira e última etapa trata do experimento de confirmação que foi executado para verificar se o ponto ótimo indicado pelo método de otimização proposto realmente conduz aos valores esperados para as variáveis de resposta conforme previsto pelos modelos adotados.

#### 4.1 Modelagem das Variáveis de Resposta

A execução dos experimentos conforme o planejamento anteriormente discutido gerou o banco de dados para o desenvolvimento do trabalho. Inicialmente foi executado um pré-processamento dos valores medidos para as variáveis de rugosidade dos corpos de prova. Esta atividade de pré-processamento tinha como objetivo evitar que possíveis erros de medição e transcrição dos dados prejudicassem sua análise.

A Tabela 4.1, apresenta o arranjo experimental com dezenove rodadas em quatro condições de ruído, sendo uma superfície de resposta com cinco pontos centrais e seis pontos axiais, adotando ( $\rho = 1,633$ ). As respostas das quatro medidas de rugosidades  $R_{a1}$ ,  $R_{a2}$ ,  $R_{a3}$  e  $R_{a4}$  foram conseguidas medindo quatro vezes em três pontos diferentes da peça. De cada peça obteve-se doze medidas. No total de dezenove experimentos para cada peça foram feitas novecentos e doze medidas. A partir daí obteve-se a média, variância e o Erro Quadrático Médio (EQM), que foi calculado através da Equação 1.

Tabela 4.1 – Resultados de  $R_a$ : arranjo cruzado, fatores controlados e ruído.

<i>Fatores Controláveis</i>			-1	1	-1	1	$Z_1$	<i>Fatores de ruído</i>	
			-1	-1	1	1	$Z_2$		
			<i>Replicações</i>				<i>Propriedades</i>		
$V_c$	$f$	$a_p$	$R_{a1}$	$R_{a2}$	$R_{a3}$	$R_{a4}$	Média	Variância	EQM
-1,000	-1,000	-1,000	0,225	0,153	0,288	0,243	0,227	0,003194	0,003493
1,000	-1,000	-1,000	0,233	0,219	0,383	0,292	0,281	0,005530	0,010637
-1,000	1,000	-1,000	0,485	0,388	0,432	0,320	0,406	0,004879	0,043312
1,000	1,000	-1,000	0,463	0,382	0,465	0,236	0,386	0,011554	0,042618
-1,000	-1,000	1,000	0,252	0,177	0,339	0,252	0,255	0,004414	0,006420
1,000	-1,000	1,000	0,252	0,173	0,260	0,260	0,236	0,001775	0,002464
-1,000	1,000	1,000	0,526	0,357	0,408	0,327	0,404	0,007692	0,045393
1,000	1,000	1,000	0,445	0,412	0,383	0,303	0,386	0,003662	0,034506
-1,682	0,000	0,000	0,338	0,373	0,289	0,290	0,322	0,001631	0,014240
1,682	0,000	0,000	0,369	0,358	0,256	0,266	0,312	0,003567	0,014030
0,000	-1,682	0,000	0,167	0,095	0,365	0,219	0,211	0,013068	0,013070
0,000	1,682	0,000	0,508	0,534	0,445	0,396	0,471	0,003903	0,071937
0,000	0,000	-1,682	0,378	0,349	0,283	0,311	0,330	0,001749	0,016249
0,000	0,000	1,682	0,413	0,416	0,259	0,318	0,351	0,005847	0,025799
0,000	0,000	0,000	0,348	0,298	0,355	0,285	0,321	0,001222	0,013645
0,000	0,000	0,000	0,378	0,294	0,296	0,273	0,310	0,002138	0,012138
0,000	0,000	0,000	0,321	0,308	0,293	0,267	0,297	0,000543	0,008163
0,000	0,000	0,000	0,339	0,290	0,273	0,263	0,291	0,001159	0,007726
0,000	0,000	0,000	0,343	0,322	0,306	0,229	0,300	0,002466	0,010566

A partir dos dados da Tabela 4.1 realizou-se a análise de variância (ANOVA) que consiste de um teste para comparar médias, do fatorial completo para os três fatores e dois níveis ( $2^3$ ), com cinco pontos centrais, para a resposta rugosidade  $R_a$ .

A análise dos dados da Tabela 4.1.1, permite concluir que os níveis adotados para os fatores no arranjo encontram-se nas proximidades da região de ótimo, uma vez que o valor de P da curvatura apresenta um valor inferior ao nível de significância ( $\alpha$ ) de 5%, o que sinaliza a existência de curvatura. Desta forma, pode-se utilizar um *Central Composite Design* (CCD).

O CCD é um arranjo experimental do tipo “Superfície de Resposta” (RSM - *Response Surface Methodology*) capaz de gerar modelos quadráticos e é formado por três grupos distintos de elementos experimentais: um fatorial completo, um conjunto de Pontos Centrais e adicionalmente, um grupo de níveis extras denominados “Pontos Axiais”.

A realização de um procedimento de análise de variância (ANOVA) foi feito para testar a curvatura e conseqüentemente ser apresentado o arranjo experimental.

Tabela 4.1.1- Análise de Variância para  $R_a$

Análise de Variância para $R_a$						
Fonte	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
Efeitos Principais	3	0,0425	0,0425	0,0141	101,49	0,000
Interações 2a.Ordem	3	0,0013	0,0013	0,0004	3,16	0,148
Interações 3a.Ordem	1	0,0007	0,0007	0,0007	5,03	0,088
Curvatura	1	0,0010	0,0010	0,0010	7,81	0,049
Erro Residual	4	0,0005	0,0005	0,0001		
Erro Puro	4	0,0005	0,0005	0,0001		
Total	12	0,0462				

Com os dados agrupados, inicia-se a identificação dos melhores modelos matemáticos para representar cada variável de resposta através do software Minitab 16. A análise dos dados foi formada pelas médias e variâncias das variáveis de resposta.

A Tabela 4.2 mostra os valores de média e variância das variáveis de respostas  $R_a$ ,  $R_z$ ,  $R_y$ ,  $R_t$  e  $R_q$  calculados de acordo com o procedimento 1, para cada uma das grandezas das rugosidades investigadas.

Tabela 4.2 – Médias e variâncias obtidas no experimento para as variáveis de resposta

	$R_a$	$R_z$	$R_t$	$R_y$	$R_q$	$s^2R_a$	$s^2R_z$	$s^2R_t$	$s^2R_y$	$s^2R_q$
1	0,227	1,254	1,455	1,406	0,278	0,00319	0,08517	0,14810	0,12287	0,00461
2	0,281	1,446	1,641	1,595	0,340	0,00553	0,13040	0,27502	0,23783	0,00784
3	0,406	2,306	3,131	3,077	0,553	0,00488	0,28340	1,01157	1,06995	0,01258
4	0,386	2,273	2,987	2,924	0,535	0,01155	0,71028	1,55357	1,52239	0,03301
5	0,255	1,336	1,557	1,530	0,312	0,00441	0,08466	0,21176	0,20534	0,00529
6	0,236	1,396	1,667	1,639	0,295	0,00177	0,09067	0,26055	0,27348	0,00278
7	0,404	2,044	2,657	2,539	0,523	0,00769	0,12102	0,28317	0,30485	0,01382
8	0,386	2,008	2,623	2,538	0,503	0,00366	0,07121	0,12672	0,12148	0,00652
9	0,322	1,744	2,034	1,989	0,412	0,00163	0,02488	0,02585	0,03769	0,00262
10	0,312	1,802	2,140	2,013	0,405	0,00357	0,04420	0,05074	0,04230	0,00511
11	0,211	1,378	1,685	1,597	0,270	0,01307	0,50613	0,74832	0,66784	0,02167
12	0,471	2,498	3,553	3,482	0,629	0,00390	0,09345	0,39983	0,43979	0,00479
13	0,330	1,835	2,148	2,118	0,417	0,00175	0,03747	0,02465	0,02915	0,00246
14	0,351	1,854	2,254	2,177	0,438	0,00585	0,09854	0,11829	0,11222	0,00776
15	0,321	2,142	2,644	2,591	0,434	0,00122	0,47660	1,42732	1,28338	0,00500
16	0,310	1,785	2,212	2,159	0,397	0,00214	0,04715	0,10425	0,10190	0,00346
17	0,297	1,727	1,919	1,906	0,433	0,00054	0,06307	0,09264	0,08931	0,01331
18	0,291	1,700	2,027	1,965	0,373	0,00116	0,04538	0,08940	0,07843	0,00254
19	0,300	1,759	2,163	2,102	0,389	0,00247	0,09263	0,23882	0,21077	0,00508

Verificou-se inicialmente a influência dos fatores de ruído sobre cada variável de resposta. Foi possível identificar um padrão de comportamento para todas as variáveis de resposta nas diversas condições de ruído experimentadas.

Utilizando os resultados da Tabela 4.2, a Figura 4.1 apresenta uma série temporal dos experimentos, onde se observa a influência simultânea do desgaste da ferramenta e da diminuição da dureza pelos valores das oscilações apresentados em cada ponto do gráfico. Pode-se observar que a rugosidade ( $R_a$  e  $R_q$ ) são extremamente sensíveis às mudanças nas condições de ruído, causando instabilidade no desempenho do processo. Essa oscilação, expresso em termos de uma série constante de tempo, faz com que a produtividade e a capacidade tenham perdas devido à grande dispersão. A rugosidade obtida com uma nova

ferramenta de trabalho durante a usinagem de um material duro é um cenário irrealista de processo decisório, e representa um desempenho de processo válido apenas para os primeiros passos.

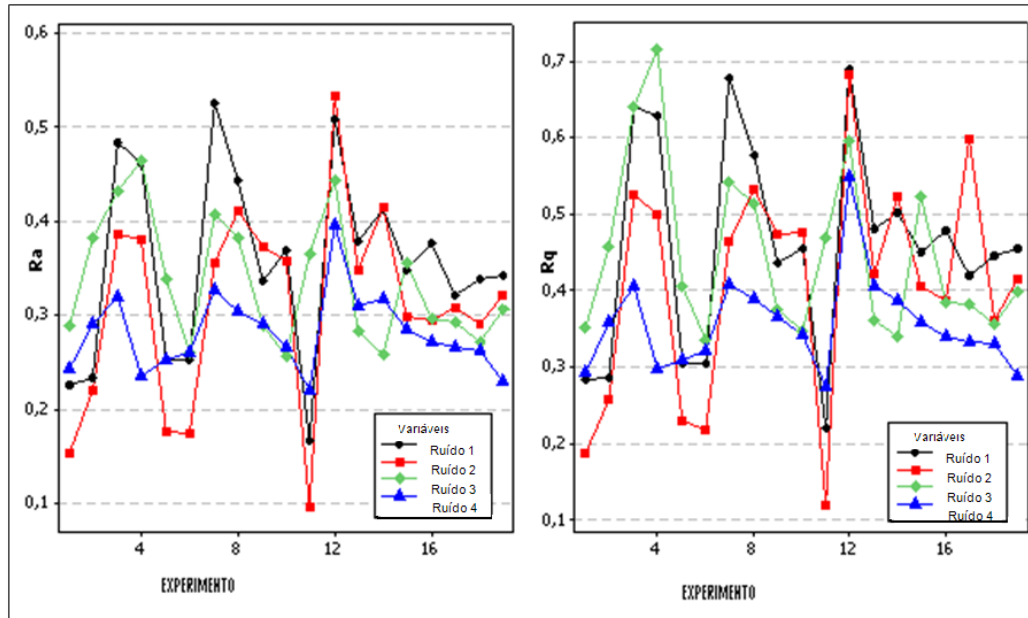


Figura 4.1 – A influência do ruído sobre corridas experimentais de  $R_a$  e  $R_q$ .

Uma vez que o efeito do ruído vem de fatores incontroláveis, a estratégia robusta de parâmetro é baseada em descobrir os níveis dos parâmetros controláveis (velocidade de corte, taxa de avanço e profundidade de corte). Portanto, o objetivo principal da abordagem PPRM é minimizar a distância entre o desempenho das respostas de seus alvos, enquanto mantém a variância em um patamar mínimo, tornando o processo robusto. Com os dados experimentais, obteve-se os modelos quadráticos para cada métrica de rugosidade da peça como sugerido no procedimento 2. A Figura 4.2 representa esses modelos de superfícies de resposta  $R_a$ ,  $R_t$ .

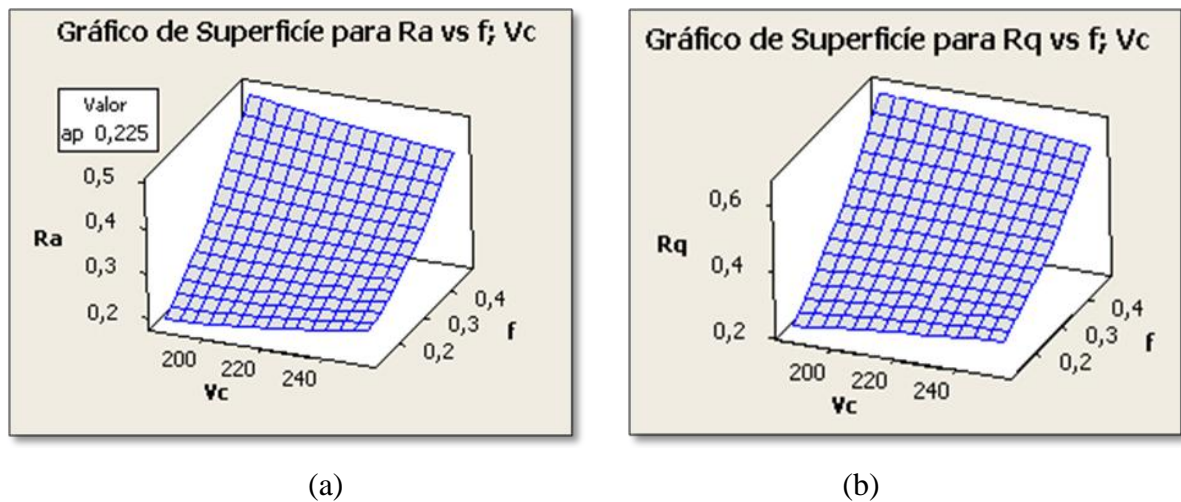


Figura 4.2 – Gráfico de Superfície de Resposta para  $R_a$  e  $R_q$ .

A Figura 4.2(a) apresenta a superfície de resposta para a rugosidade  $R_a$  em função da velocidade de corte e do avanço para uma profundidade de corte de 0,225 mm.

A Figura 4.2(b) apresenta a superfície de resposta para a rugosidade  $R_q$  em função da velocidade de corte e do avanço para uma profundidade de corte de 0,225 mm. O gráfico de superfície de resposta evidencia o fato de que, o fator que maior influência exerce nos valores da rugosidade  $R_a$  e  $R_q$  da peça usinada é a taxa de avanço ( $f$ ). Nota-se que com o aumento da taxa de avanço e da velocidade de corte a rugosidade aumenta.

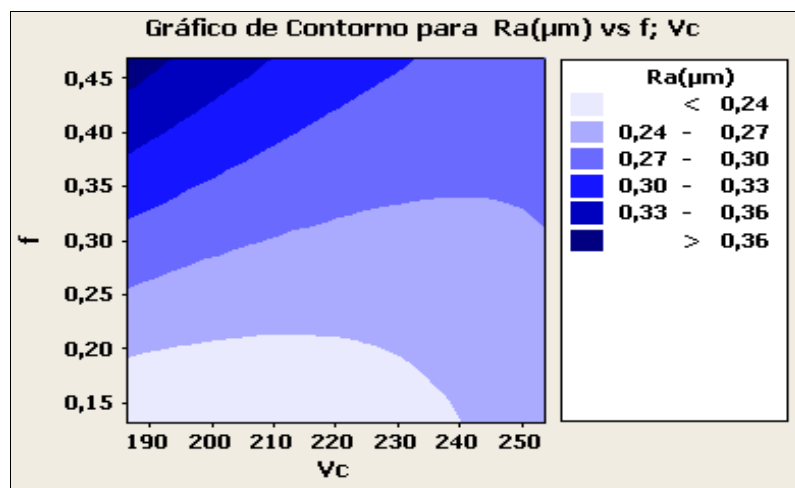


Figura 4.3 - Gráfico de contorno para  $R_a$  (unidades decodificadas).

A Figura 4.3 mostra o gráfico de contorno para a resposta rugosidade  $R_a$  e seu comportamento, separando-a em diferentes faixas para diversos valores de  $V_c$  e  $f$ , mantendo a profundidade de corte ( $a_p$ ) constante e igual a 0,225 mm.

De acordo com o procedimento 2, que estabelece as equações para  $\hat{y}_i$ , utilizando os dados experimentais calculados do modelo completo, os respectivos coeficientes e  $R^2$  ajustados para cada uma das equações são apresentados na Tabela 4.3, podendo-se observar que a taxa de avanço é o fator mais importante na explicação do comportamento da rugosidade.

Tabela 4.3 – Coeficientes de Regressão do modelo de MSR e ajustes.

Coeficiente	$R_a$	$R_z$	$R_t$	$R_y$	$R_q$
Constante	<b>0,3044</b>	<b>1,8265</b>	<b>2,1963</b>	<b>2,1476</b>	<b>0,4055</b>
$V_c$	-0,0014	0,0204	0,0218	0,0136	-0,0005
$f$	<b>0,0746</b>	<b>0,3722</b>	<b>0,6018</b>	<b>0,5914</b>	<b>0,1092</b>
$a_p$	0,0011	-0,0338	-0,0390	-0,0480	-0,0028
$V_c^2$	0,0021	-0,0380	-0,0575	-0,0675	-0,0015
$f^2$	<b>0,0106</b>	0,0203	<b>0,1305</b>	<b>0,1229</b>	0,0131
$a_p^2$	<b>0,0105</b>	-0,0128	-0,0171	-0,0157	0,0051
$V_c \times f$	-0,0092	-0,0401	-0,0593	-0,0566	-0,0102
$V_c \times a_p$	-0,0089	-0,0170	0,0042	0,0091	-0,0101
$f \times a_p$	0,0019	-0,0698	-0,1208	-0,1364	-0,0064
$S$	0,0151	0,1464	0,2133	0,2022	0,0238
$R^2(\text{ajustado})$	94,98%	82,39%	86,01%	87,02%	94,10%

Considerando-se então de acordo com o procedimento 3, utilizando-se a minimização restrita de cada equação, tendo os modelos quadrático total, um sistema de otimização não-linear deve ser aplicado pelo fato da dificuldade em otimizar a variância. As Equações 38 e 39 podem ser implementadas usando como algoritmo de solução o GRG, disponível no pacote Microsoft Excel Solver.

$$\text{Minimize } \hat{y}_i \quad (38)$$

$$\text{Sujeito a: } \mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq \rho^2$$

$$\hat{\sigma}_i^2 \geq 0.001 \quad (39)$$

$$\text{Alvos: } R_a=0,210 \quad R_z=1,311 \quad R_t=1,504 \quad R_y=1,453 \quad R_q=0,283$$



Com os alvos já estabelecidos, o procedimento 4 será calcular cada  $EQM_i$  para que seja comparados os valores encontrados com os valores alvo ( $\theta_i$ ). Após a obtenção dos valores  $\hat{y}_{ij}$ ,  $\theta_i$  e  $\hat{\sigma}_{ij}^2$ , calcula-se o EQM, tal como  $EQM_{ij} = (\hat{y}_{ij} - \theta_i)^2 + \hat{\sigma}_{ij}^2$ . A partir dos valores encontrados de cada EQM, foi construído um modelo quadrático completo através da Metodologia de Superfície de Resposta para cada EQM. Foi encontrado os valores e os alvos dos Componentes Principais utilizando o software Minitab, de acordo com a Tabela 4.4.

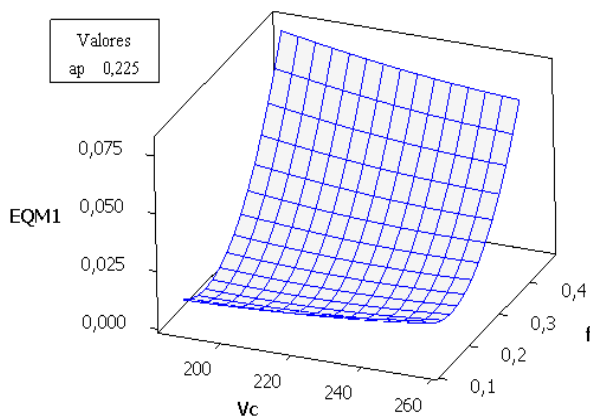
Tabela 4.4 - Erro quadrado médio para cada resposta e componente principal.

Exp	EQM <sub>1</sub>	EQM <sub>2</sub>	EQM <sub>3</sub>	EQM <sub>4</sub>	EQM <sub>5</sub>	CP <sub>1</sub>	CP <sub>2</sub>
1	0,0035	0,0871	0,1493	0,1242	0,0054	-2,0267	0,1235
2	0,0106	0,1860	0,3241	0,2884	0,0159	-1,5600	-0,0974
3	0,0433	1,4838	3,9392	3,9827	0,1043	3,4790	0,3475
4	0,0426	1,8396	4,0093	3,9359	0,1140	3,8627	0,5421
5	0,0064	0,1006	0,2306	0,2308	0,0092	-1,8479	0,0290
6	0,0025	0,1251	0,3217	0,3460	0,0048	-1,9056	0,2813
7	0,0454	0,8172	1,8130	1,6713	0,0882	1,4446	-1,0186
8	0,0345	0,7072	1,5737	1,4855	0,0705	0,7750	-0,6133
9	0,0142	0,3100	0,4025	0,4209	0,0289	-1,1672	-0,2256
10	0,0140	0,3945	0,5691	0,4562	0,0291	-1,0400	-0,1132
11	0,0131	0,5342	0,8183	0,7195	0,0221	-0,8690	0,2092
12	0,0719	1,7527	4,9483	4,9007	0,1482	5,4441	-0,5302
13	0,0162	0,4276	0,5551	0,5891	0,0302	-0,9117	-0,1555
14	0,0258	0,5135	0,8138	0,7639	0,0429	-0,3456	-0,4761
15	0,0136	1,3454	2,9249	2,7738	0,0388	1,2651	1,5200
16	0,0121	0,3778	0,7313	0,7244	0,0251	-1,0087	0,0777
17	0,0082	0,3302	0,3414	0,3771	0,0467	-1,1295	-0,1974
18	0,0077	0,2859	0,4574	0,4320	0,0177	-1,4427	0,1241
19	0,0106	0,3944	0,7901	0,7464	0,0243	-1,0161	0,1730
Média	<b>0,0209</b>	<b>0,6323</b>	<b>1,3533</b>	<b>1,3141</b>	<b>0,0456</b>	<b>0,0000</b>	<b>0,0000</b>
D.P	<b>0,0184</b>	<b>0,5568</b>	<b>1,4812</b>	<b>1,4676</b>	<b>0,0406</b>	<b>2,1614</b>	<b>0,5256</b>
Z	-1,0277	-0,9631	-0,9130	-0,8948	-1,0474	-	-
Alvos	0,0020	0,0959	0,0010	0,0010	0,0031	<b>-2,1652</b>	<b>0,1502</b>

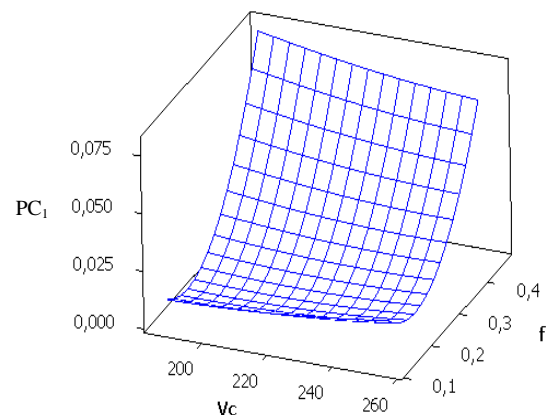
A Tabela 4.5 apresenta os modelos para  $EQM_i$ , de acordo com o procedimento 4, onde foi estabelecido as metas para cada  $EQM_i$  usando a minimização restrita para cada equação de superfície de resposta ajustada individualmente.

Tabela 4.5 Coeficiente de Regressão.

Coef	$EQM_1$	$EQM_2$	$EQM_3$	$EQM_4$	$EQM_5$	$CP_{1(EQM)}$	$CP_{2(EQM)}$
Constante	0,0106	0,5465	1,0422	1,0037	0,0305	-0,6679	0,3318
Vc	-0,0006	0,0375	0,0276	0,0078	-0,0001	0,0247	0,0601
f	0,0177	0,4685	1,2635	1,2534	0,0406	2,0150	-0,1700
d	0,0004	-0,1246	-0,2964	-0,3151	-0,0033	-0,3176	-0,2033
$Vc^2$	0,0006	-0,0674	-0,1617	-0,1636	-0,0005	-0,1459	-0,1377
$f^2$	0,0106	0,2123	0,6860	0,6749	0,0193	1,0531	-0,1345
$d^2$	0,0031	-0,0256	-0,0915	-0,0794	0,0022	0,0221	-0,1894
$Vc \times f$	-0,0018	0,0153	-0,0544	-0,0640	-0,0018	-0,0869	0,0710
$Vc \times d$	-0,0027	-0,0675	-0,0491	-0,0235	-0,0053	-0,1972	0,0855
$f \times d$	-0,0001	-0,2189	-0,5801	-0,6158	-0,0065	-0,6194	-0,3507
S	0,0037	0,3577	0,8168	0,7749	0,0113	0,9002	0,4832
R-Sq(adj)	95,98%	58,72%	70,00%	72,11%	92,15%	82,65%	15,50%



(a)



(b)

Figura 4.4-Gráfico de Superfície (a) para  $EQM_1$  e (b) para PC

A Figura 4.4 (a) apresenta a superfície de resposta para EQM em função da  $V_c$  e  $f$ . A Figura (b) apresenta a superfície de resposta para o  $CP_1$  em função da  $V_c$  e  $f$ .

De acordo com o procedimento 5, foi estabelecido as metas para  $EQM_i$  usando a minimização restrita para cada equação de superfície de resposta. O valor-alvo encontrado para cada  $EQM_i$  foi obtido com a minimização restrita descrita pelas Equações 40 e 41. Os resultados são mostrados na Tabela 4.6.

$$\text{Minimize } EQM_i \quad (40)$$

$$\begin{aligned} \text{Sujeito a: } & \mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq \rho^2 \\ & EQM_j \geq 0.001 \quad i \neq j \end{aligned} \quad (41)$$

Tabela 4.6 Resultados da Otimização Individual.

$EQM_1$	$EQM_2$	$EQM_3$	$EQM_4$	$EQM_5$	$V_c$	$f$	$d$
<b>0,001957</b>	0,110286	0,019328	0,001000	0,003922	-1,132	-0,896	-0,461
0,004809	<b>0,095941</b>	0,044117	0,001000	0,003872	-0,748	-1,360	-0,649
0,005283	0,121449	<b>0,001001</b>	0,001001	0,007108	-0,640	-0,755	-1,273
0,004980	0,116888	0,044109	<b>0,001000</b>	0,004791	-0,409	-1,215	-0,815
0,002730	0,106169	0,032001	0,001000	<b>0,003088</b>	-0,939	-1,151	-0,511

Embora as respostas sejam bastante correlacionadas, a solução que minimiza um EQM específico não é capaz de minimizar os outros.

Observar na Tabela 4.6 que as soluções são bastante diferentes. De acordo com o procedimento 6, que foi a condução de ACP utilizando a matriz de correlação e de acordo com o procedimento 7 que foi a compilação completa de modelos quadráticos para os escores dos componentes principais, os dados da Tabela 4.7 foram calculados da seguinte maneira: Considera-se a correlação entre os vários  $EQM_i$  e promove uma função objetivo de aglutinação destas equações, o algoritmo de ACP foi conduzido. Neste trabalho, foi utilizado o pacote multivariado disponível no Minitab. Os resultados desta fatoração multivariada são mostrados na Tabela 4.7.

Tabela 4.7 – Análise dos Componentes Principais para os cinco EQM's.

Autovalores	4,67190	0,27630	0,03230	0,01910	0,00040
Proporção	0,93400	0,05500	0,00600	0,00400	0,00000
Cumulativo	0,93400	0,99000	0,99600	1,00000	1,00000
Autovetores					
EQM1	0,431	-0,668	0,410	0,443	0,057
EQM 2	0,448	0,414	-0,481	0,623	0,093
EQM 3	0,455	0,321	0,334	-0,172	-0,741
EQM 4	0,455	0,319	0,348	-0,369	0,659
EQM 5	0,447	-0,421	-0,606	-0,500	-0,065

Da Tabela 4.7 podemos observar que os dois primeiros componentes principais representam 99,0% da variância do EQM<sub>i</sub> com respectivos autovalores  $\lambda_1=4,672$  e  $\lambda_2=0,276$ . Em termos práticos, os escores dos componentes principais armazenados nas duas últimas colunas da Tabela 4.5 (CP1<sub>(EQM)</sub>; CP2<sub>(EQM)</sub>) são calculados:

$$CP_k = \mathbf{Z}^T \mathbf{E} = \begin{bmatrix} \left( \frac{y_{11} - \bar{y}_1}{\sqrt{s_{11}}} \right) & \left( \frac{y_{21} - \bar{y}_2}{\sqrt{s_{22}}} \right) & \dots & \left( \frac{y_{p1} - \bar{y}_p}{\sqrt{s_{pp}}} \right) \\ \left( \frac{y_{12} - \bar{y}_1}{\sqrt{s_{11}}} \right) & \left( \frac{y_{22} - \bar{y}_2}{\sqrt{s_{22}}} \right) & \dots & \left( \frac{y_{p2} - \bar{y}_p}{\sqrt{s_{pp}}} \right) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \left( \frac{y_{1n} - \bar{y}_1}{\sqrt{s_{11}}} \right) & \left( \frac{y_{2n} - \bar{y}_2}{\sqrt{s_{22}}} \right) & \dots & \left( \frac{y_{pn} - \bar{y}_p}{\sqrt{s_{pp}}} \right) \end{bmatrix}^T \times \begin{bmatrix} e_{11} & e_{12} & \dots & e_{1p} \\ e_{21} & e_{22} & \dots & e_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{1p} & e_{2p} & \dots & e_{pp} \end{bmatrix} \quad (42)$$

Usando a relação  $\zeta_{PC_i} = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q e_{ij} \left[ Z(Y_p | \zeta_{Y_p}) \right]$  e os valores mínimo de otimização individual de EQM<sub>i</sub> mostrado na Tabela 4.6 podemos concluir o procedimento 8, que é estabelecer as metas dos componentes principais para os escores dos componentes principais, que foram calculados e encontraram-se estes valores:  $\zeta_{PC_1} = -2,1652$  e  $\zeta_{PC_2} = 0,1502$ .

A minimização da distância entre cada componente principal e seus respectivos alvos pode levar a uma solução de compromisso que atende as metas de todas as cinco respostas correlacionadas.

## 4.2 Otimização

Após a definição dos modelos matemáticos que representam as variáveis de resposta do processo, inicia-se a etapa de otimização. Esta etapa tem como objetivo determinar quais são os valores que as variáveis de controle devem assumir de modo que os valores alvos das variáveis de resposta sejam atingidos, com mínima variação, independente da condição de ruído a que o processo é submetido.

Adotando estes aspectos e de acordo com o procedimento 9, que consiste em minimizar o EQMM usando um algoritmo GRG, um sistema de otimização não-linear pode ser escrita em termos do Erro Quadrado Médio Multivariado utilizando, além disso, uma restrição esférica para os níveis do fator. Esta restrição,  $\rho^2 = 2,667$  forçará a solução a permanecer dentro da região experimental. Recolhendo as informações anteriores em um sistema de otimização abrangente, é possível escrever as seguintes expressões:

$$\text{Minimize} \quad EQMM_T = \sqrt{\left[ (CP_1 - \zeta_{PC_1})^2 + \lambda_1 \right] \times \left[ (CP_2 - \zeta_{PC_2})^2 + \lambda_2 \right]} \quad (43)$$

$$\text{Sujeito a:} \quad \mathbf{x}^T \mathbf{x} \leq \rho^2 = Vc^2 + f^2 + ap^2 \leq 2.667 \quad (44)$$

$$\text{Com} \quad \zeta_{PC_i} = e_{1i} \left[ Z(EQM_1 | \zeta_{EQM_1}) \right] + e_{2i} \left[ Z(EQM_2 | \zeta_{EQM_2}) \right] + e_{3i} \left[ Z(EQM_3 | \zeta_{EQM_3}) \right] + e_{4i} \left[ Z(EQM_4 | \zeta_{EQM_4}) \right] + e_{5i} \left[ Z(EQM_5 | \zeta_{EQM_5}) \right] \quad (45)$$

$$PC_i = b_{0i} + \left[ \nabla f(\mathbf{x})^T \right]_i + \left\{ \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \left[ \nabla^2 f(\mathbf{x}) \right] \mathbf{x} \right\}_i \quad (46)$$

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

Onde  $\mathbf{x} = [V_c, f, a_p]$  são valores numéricos das metas padronizadas  $Z(EQM_i | \zeta_{EQM_i})$  citados na penúltima linha da Tabela 4.4. Os valores numéricos de autovetores  $e_{ij}$  para a Equação 45 são descritos em autoanálises da Tabela 4.7. Usando o Solver GRG de rotina disponíveis no pacote Excel novamente, obtemos os resultados disponíveis na Tabela 4.8. O método "I" representa a solução obtida com apenas uma regressão dos componentes principais, enquanto que no método "II" usamos dois componentes.

Tabela 4.8 EQMM- resultado da Otimização.

Método	EQM <sub>1</sub>	EQM <sub>2</sub>	EQM <sub>3</sub>	EQM <sub>4</sub>	EQM <sub>5</sub>	V <sub>c</sub>	f	a <sub>p</sub>
I	0.00201	0.11017	0.02082	0.00100	0.00359	-1.052	-0.934	-0.518
II	0.00236	0.10843	0.02883	0.00100	0.00316	-1.005	-1.087	-0.469
Método	Ra	Rz	Rt	Ry	Rq	V <sub>c</sub>	f	a <sub>p</sub>
I	0.237	1.365	1.563	1.518	0.298	199.0	0.207	0.186
II	0.228	1.312	1.507	1.460	0.285	199.9	0.191	0.190
Método	Var (Ra)	Var (Rz)	Var (Rt)	Var (Ry)	Var (Rq)			
I	0.003	0.1147	0.1609	0.1240	0.0050			
II	0.004	0.1435	0.1890	0.1456	0.0062			

A Figura 4.5 mostra a melhor solução encontrada com PPRM em unidades codificadas. É possível verificar que esta solução (-1,005; -1,087; -0,469) atende a todas as restrições impostas aos valores para o valor individual de EQM. Em unidades não codificadas, esta solução é  $V_c = 199,9$  m/min,  $f = 0,191$  mm/v e  $a_p = 0,190$  mm. Pode-se notar que empregando a abordagem PPRM, a  $\epsilon$  é extremamente reduzido, indicando que o algoritmo conseguiu um ponto de ótimo, o que representa uma solução de compromisso para médias e variâncias, mantendo as respostas o mais próximo possível dos seus objetivos. Também pode ser notado que este também é diferente do obtido com a otimização individual.

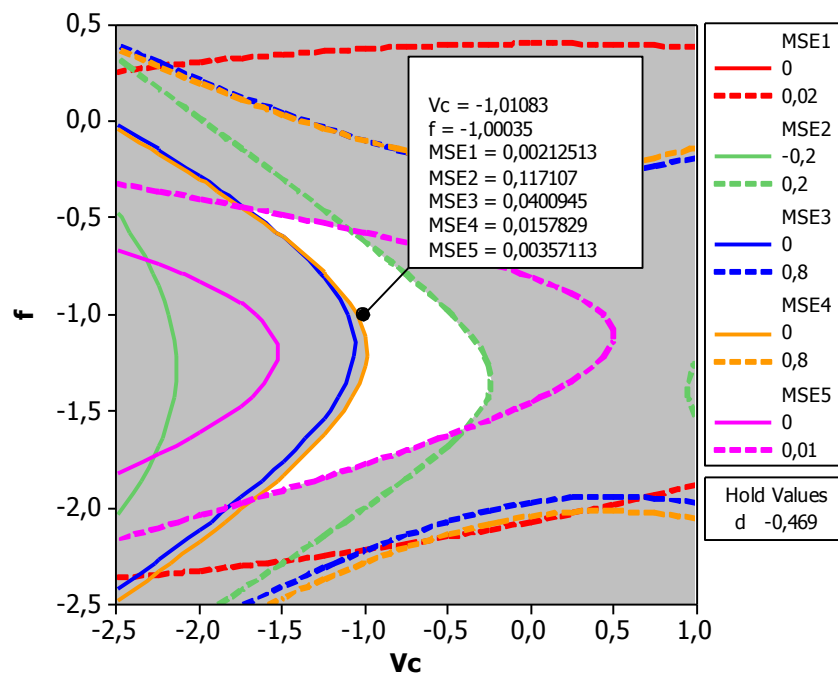


Figura 4.5 - Gráfico de Contorno Sobreposto para cada EQM.

O sentido físico dos resultados acima mencionados devem ser discutidos para verificar a sua consistência e para melhor compreensão e aplicação da metodologia para os pesquisadores em usinagem ou outros sistemas de manufatura. A rugosidade da peça é a grandeza que quantifica o grau de acabamento. Está diretamente relacionado com a geometria da ferramenta e com parâmetros de usinagem.

Aumentando o raio da ponta da ferramenta, por exemplo, tende a reduzir a rugosidade. Isso ocorre em um certo limite, porque o aumento do raio pode causar vibrações, o que contribui para piorar o acabamento. A taxa de avanço também é uma variável que influencia diretamente o valor teórico da rugosidade, uma vez que quanto menor o seu valor, menos provável será as marcas deixadas na superfície da peça pela passagem da ferramenta, sendo este o fator que mais influenciou na obtenção da rugosidade. Na prática, porém, o acabamento é ainda influenciado pelo ângulo de saída e de inclinação, pelo desgaste da ferramenta e pela rigidez do sistema máquina, ferramenta e a peça. Além de questões relacionadas com a geometria de corte, o acabamento superficial é também influenciado pela velocidade de corte. Em altas velocidades o desgaste é causado principalmente por fatores cuja intensidade depende da temperatura de corte como a abrasão mecânica, difusão e oxidação. Com o aumento da velocidade de corte, a temperatura de corte também aumenta. A viabilidade de se trabalhar com altos avanços ( $f=0,4$  mm/v) com cerâmica alisadora em aços duros traz grandes vantagens competitivas para este processo de usinagem, pois implica em redução significativa no tempo de produção.

Portanto, considerando as consequências físicas da configuração otimizada obtida com a abordagem PPRM, acreditamos que  $V_c = 199,9$  m/min,  $f = 0,191$  mm/v e  $a_p = 0,190$  mm é uma configuração adequada para a operação de acabamento da superfície do aço ABNT 52100.

Para comparar o desempenho das ferramentas de cerâmica mista alisadora e a de geometria convencional obtidos neste estudo, vamos utilizar os dados presentes em Paiva *et al.* 2009.

Usando o método EQMM e uma ferramenta de cerâmica mista ( $Al_2O_3+TiC$ ), código ISO CNGA 120408 S01525 (Sandvik classe CC6050) obtivemos um  $R_a = 0,40$   $\mu$ m, com uma taxa respectiva de remoção de material (Q) de  $6,43$  cm<sup>3</sup>/min no torneamento de aço endurecido ABNT 52100 (53-55 HRC). Estes valores foram obtidos com uma  $V_c = 217,7$  m/min,  $f = 0,086$  mm/v e  $a_p 0,342$  mm.

A Tabela 4.9 mostra que, com ferramentas alisadoras na usinagem do mesmo material, pode-se usar uma  $V_c = 199,9$  m/min,  $f = 0,191$  mm/v e  $a_p 0,190$  mm, isto é, uma taxa de avanço

(f) duas vezes maior, com uma menor rugosidade ( $R_a = 0,228 \mu\text{m}$ ). Além disso, a produtividade obtida com a ferramenta alisadora é 12% mais alta que os valores obtidos com a ferramenta convencional ( $Q = 7,43 \text{ cm}^3/\text{min}$ ).

Tabela 4.9 - Análise de sensibilidade e de comparação.

<b>Geometria da</b>						
<b>ferramenta</b>	<b>Método</b>	<b>Q</b>	<b>Ra</b>	<b>V<sub>c</sub></b>	<b>f</b>	<b>a<sub>p</sub></b>
Convencional	Paiva <i>et al.</i> (2009)	6.43	0.400	217.7	0.080	0.340
Alisadora	Método Proposto (II)	7.34	0.228	199.9	0.191	0.190
	$g_1(x)$	8.0	0.243	197.0	0.216	0.186
	$g_2(x)$	9.0	0.245	193.9	0.219	0.211
Alisadora	$g_3(x)$	10.0	0.253	194.0	0.227	0.227
	$g_4(x)$	12.0	0.270	201.5	0.240	0.270
	$g_5(x)$	15.0	0.276	211.3	0.242	0.295

Mesmo aumentando os valores de Q, a rugosidade  $R_a$  ainda apresenta valores consideravelmente baixos se comparado com o valor de rugosidade  $R_a$  obtido em (PAIVA *et al.*, 2009).

Além disso, os melhores resultados de rugosidade  $R_a$  e remoção de material, na Tabela 4.9 diz respeito à influência da diminuição da variância dos fatores de ruído sobre o desempenho das características de interesse. Assim, usando os resultados obtidos, é possível simular e comparar a qualidade da solução robusta. A Figura 4.6 apresenta uma simulação de  $R_a$  antes e depois da rotina de otimização apenas para enfatizar a eficácia dos resultados obtidos.



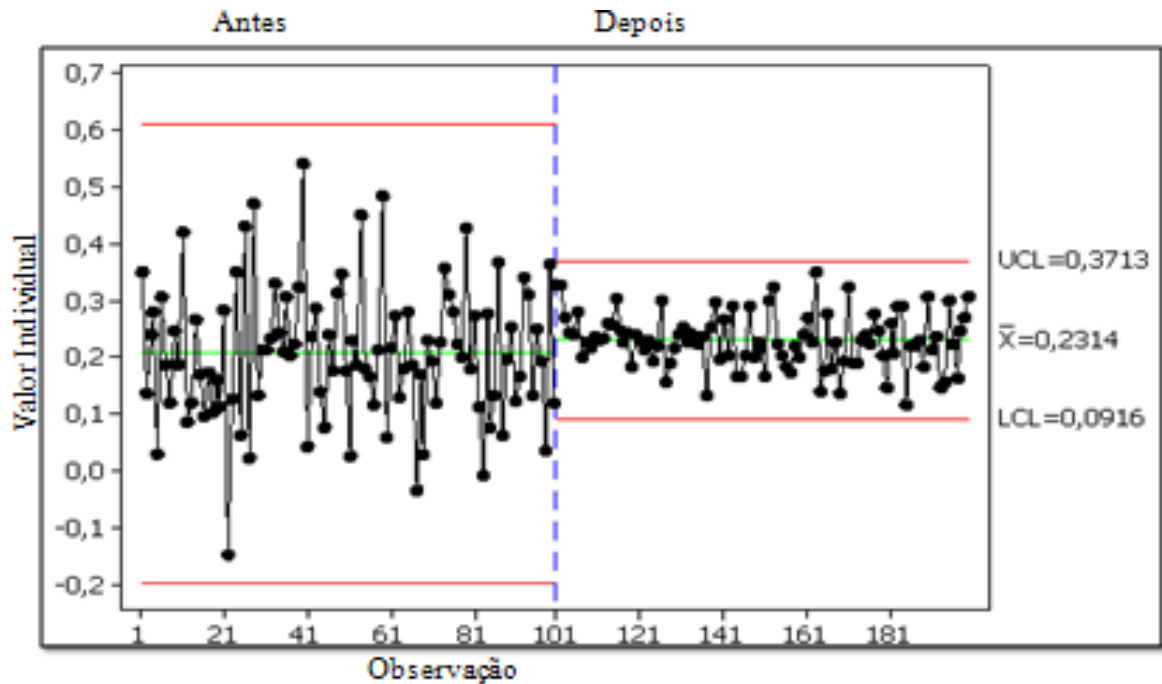


Figura 4.6 - Simulação para as soluções antes e depois do método proposto ( $R_a$ ).

O cenário chamado de "Antes" foram simulados utilizando a distribuição de probabilidade normal para com os parâmetros  $R_a$  (0,211; 0,114), respectivamente, média e variância do menor valor de  $R_a$  (correspondente ao experimento nº 11). Pode-se notar que o volume de cavaco removido correspondente a  $6,52 \text{ cm}^3/\text{min}$  foi obtido com  $V_c = 220 \text{ m/min}$ ,  $f = 0,132 \text{ mm/v}$  e  $a_p = 0,225 \text{ mm}$ .

O cenário chamado "Depois" representa uma distribuição de probabilidade normal para  $R_a$  nas condições otimizadas. Pode-se verificar que a variância é extremamente reduzida enquanto  $R_a$  atinge valores muito próximos para o menor valor das corridas experimentais. Além disso, os respectivos  $Q$  é 12,6% maior ( $7,34 \text{ cm}^3/\text{s}$ ) que o valor obtido no experimento com ferramenta convencional.

O experimento nº 11 também apresenta a maior variância experimental para  $R_z$ ,  $R_t$  e  $R_y$ , embora os valores mínimos para a rugosidade da superfície foram relacionados com a condição de  $V_c = 200 \text{ m/min}$ ,  $f = 0,20 \text{ mm/v}$  e  $a_p = 0,15 \text{ mm}$  (Experimento nº 1). Esta comparação com dados simulados mostraram que a abordagem feita pelo PPRM teve maior eficácia no tratamento de média e variância de múltiplas respostas correlacionadas neste caso.

A estratégia de considerar o uso de uma matriz externa, formada por um desenho fatorial dos fatores de ruído foi realmente capaz de gerar uma verdadeira fonte de variação para o estudo. Os resultados robustos estão mais próximos da situação real.

### 4.3. Experimentos de Confirmação

Para analisar a eficácia da configuração ideal encontrada com a abordagem PPRM e confirmar as conclusões do estudo de simulação, um conjunto de experimento de confirmação foi realizada, transformando quatro peças de trabalho para cada uma das quatro condições de ruído. As cinco métricas de rugosidade da superfície foram medidas doze vezes em três pontos diferentes da peça, resultando em um conjunto de dados de 192 observações de cada estado de acabamento da superfície. O principal objetivo desta confirmação é verificar se a variação da rugosidade da peça é mínima, com seus valores médios tão perto quanto possível das metas estabelecidas. A Figura 4.7 mostra a análise ANOVA *One-way* das quatro condições de ruído.

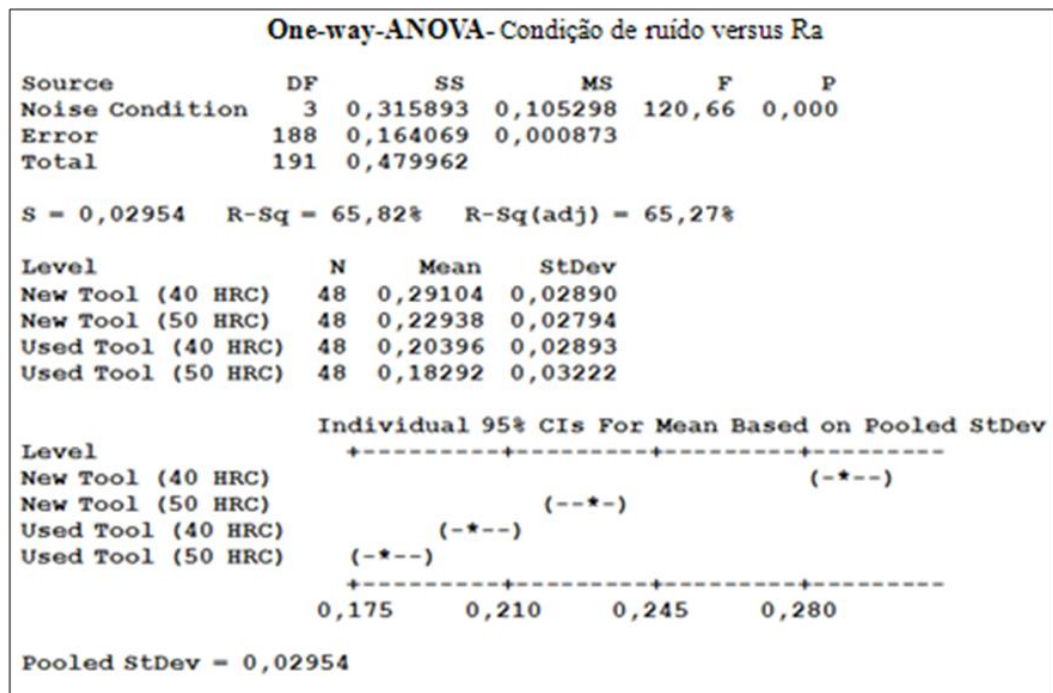


Figura 4.7 - ANOVA One-way: condição de ruído versus Ra.

Apesar que, embora as métricas de rugosidade em cada condição de ruído (na prática  $0,18 \mu\text{m}$  é muito próximo de  $0,28 \mu\text{m}$ ) são diferentes (Valor de  $P < 5\%$ ). Esta variação observada entre os valores das rugosidades destaca que a influência do ruído não foi totalmente removida do processo com os resultados obtidos.

No entanto, a variância e o desvio-padrão são notavelmente mais baixos com a solução otimizada do que com aqueles observados com o experimento. Na Tabela 4.10 pode-se

observar que a média e o desvio-padrão da confirmação para cada métrica de rugosidade da peça são muito próximos dos previstos. Como os valores medianos dessas respostas também estão perto da confirmação, isto significa que pode-se concluir que os dados seguem uma distribuição normal.

Tabela 4.10 – Média e Desvio Padrão previstos e reais de confirmação de rugosidades

	<b>Ra</b>	<b>Rz</b>	<b>Rt</b>	<b>Ry</b>	<b>Rq</b>
Média Prevista	0,228	1,312	1,507	1,460	0,285
Média Real	0,227	1,340	1,215	1,377	0,276
D.P. Previsto	0,063	0,379	0,435	0,382	0,079
D. P.Real	0,050	0,359	0,288	0,369	0,061
Q1	0,190	1,053	0,980	1,080	0,230
Mediana	0,220	1,310	1,180	1,315	0,260
Q3	0,260	1,580	1,420	1,705	0,320

A Figura 4.8 apresenta uma comparação entre a condição experimental (Exp) e a condição ótima (Opt) mostrando os dados para cada resposta. Como pode ser observado na Figura 4.8, as variações obtidas com a configuração ótima são muito menores do que as observadas com a execução experimental. Usando um nível de significância de 5%, um dos testes de hipóteses T para duas amostras foi realizado para verificar a igualdade das médias entre a condição de ótimo e ensaios experimentais.

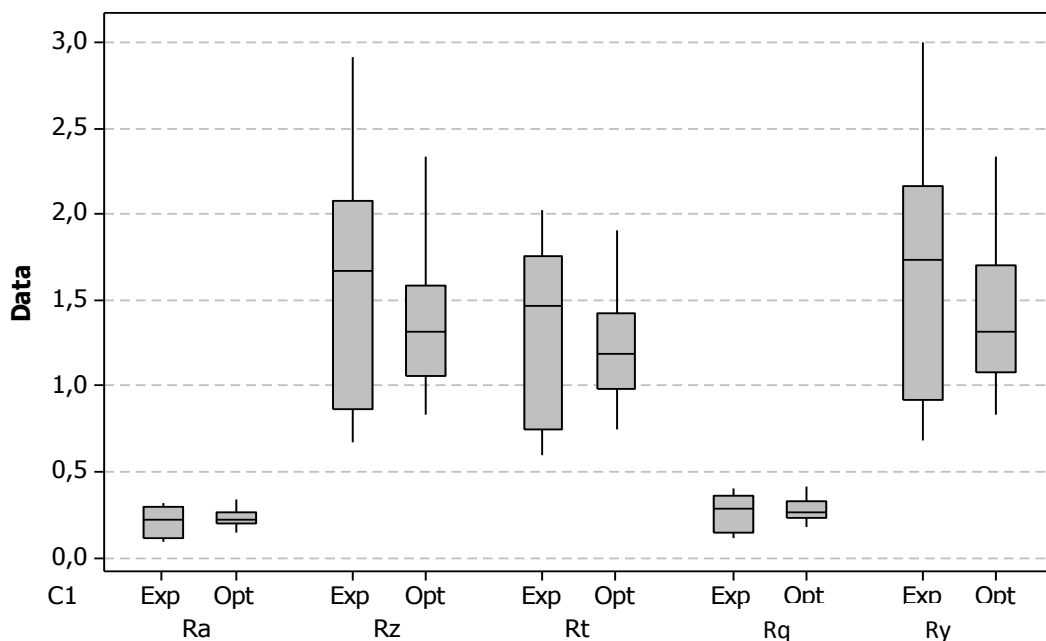


Figura 4.8 – Box Plot para a comparação das variações das métricas rugosidade da superfície.

Como mostrado na Tabela 4.11, para  $R_a$ ,  $R_t$  e  $R_q$ , existe uma igualdade entre as médias (Valor de  $P > 5\%$ ), que sugerem que a otimização foi capaz de atingir os valores próximos aos mínimos observados. Para  $R_z$  e  $R_y$  (com valores de  $P < 5\%$ ), no entanto, a configuração ideal possui valores menores do que as observadas na execução experimental.

Tabela 4.11 - Testes de hipóteses para médias e variâncias.

Resposta		Média	T	P-Value	D. P.	F	P-Value	Levene	P-Value
$R_a$	Opt	0,227	1,540	0,129	0,050	0,360	0,000	54,430	0,000
	Exp	0,208			0,083				
$R_z$	Opt	1,340	-2,530	0,014	0,359	0,330	0,000	28,150	0,000
	Exp	1,579			0,629				
$R_t$	Opt	1,215	-1,670	0,101	0,288	0,350	0,000	32,520	0,000
	Exp	1,337			0,487				
$R_q$	Opt	0,276	0,670	0,506	0,061	0,330	0,000	50,830	0,000
	Exp	0,265			0,106				
$R_y$	Opt	1,377	-2,730	0,009	0,369	0,330	0,000	30,420	0,000
	Exp	1,640			0,642				

Este teste foi usado porque as variações de cada amostra (experimental contra o ideal) não são homogêneas. Assim, a Tabela 4.11 apresenta também um teste de hipóteses para verificar a igualdade de variância nesses casos. Considerando-se um F-teste (para as distribuições normais) ou mesmo um teste de Levene (para qualquer distribuição contínua), observamos que todos os valores de P são menores do que o nível de significância, o que indica que as variâncias são estatisticamente diferentes, como foi ilustrado pelo gráfico de dispersão da figura 4.8.

## 5. CONCLUSÕES

Com base nos resultados apresentados, as seguintes conclusões podem ser tiradas:

- A otimização do processo com base na abordagem Projeto de Parâmetro Robusto multivariada (PPRM) em situações em que as múltiplas respostas apresentam um moderado a elevado grau de correlação, mostrou uma adequação consistente aplicado ao torneamento duro do aço ABNT 52100 com ferramenta de cerâmica alisadora.

- Os resultados de confirmação permitem afirmar que a abordagem PPRM supera as rotinas de otimização individual, com variação mínima para cada métrica de rugosidade. A diferença em relação a média de cada resposta também é extremamente reduzida, com a abordagem PPRM, indicando que o algoritmo conseguiu um ponto de ótimo que representa uma solução de compromisso para médias e variâncias, mantendo as respostas o mais próximo possível dos seus objetivos.

- Na estrutura de correlação das rugosidades, a primeira componente principal foi responsável pela maioria dos valores de variância-covariância nos dados originais associados com as cinco métricas de rugosidade da peça. O segundo componente foi utilizado como uma alternativa para melhorar a explicação do comportamento da rugosidade da superfície das peças usinadas.

- A Otimização simultânea das cinco métricas de rugosidades ( $R_a$ ,  $R_z$ ,  $R_t$ ,  $R_y$  e  $R_q$ ), foi obtida com uma velocidade de corte de  $V_c = 199$  m/min, taxa de avanço de  $f = 0,191$  mm/v e profundidade de corte de  $a_p = 0,190$  mm.

- Comparando os resultados apresentados neste trabalho com os de Paiva *et al.* (2009) empregando uma geometria convencional constatou-se que com pastilhas alisadoras pode ser usada uma taxa de avanço duas vezes maior que o alcançado com geometria convencional e alcançar uma rugosidade 50% menor ( $R_a = 0,228$   $\mu\text{m}$ ). A produtividade obtida com a ferramenta alisadora é mais elevada que a obtida com geometria convencional ( $Q = 7,43$   $\text{cm}^3/\text{min}$ ). Mesmo relaxando a restrição associada com a equação Q, a produtividade é quase duas vezes maior e ainda conseguindo manter baixos valores de rugosidades da peça com baixos valores de rugosidade da peça.

- Para todas as respostas estudadas, os valores médios de rugosidade são baixos e a sua variância foi extremamente reduzida.

Mesmo considerando a qualidade dos resultados da presente abordagem, estas conclusões não podem ser extrapoladas para diferentes materiais, ferramentas ou máquinas-ferramentas e são válidos apenas nos níveis de gama adotado. Pode, no entanto, ser recomendado para ser aplicado em qualquer outro processo de fabricação.

## 5.1 Sugestões para Trabalhos Futuros

- Outros processos de manufatura, tais como, fresamento, retificação, furação, ou ainda soldagem, estampagem e forjamento poderiam ser estudados, ampliando o histórico de aplicação do método.

- Adotar e discutir um processo que inclua respostas com sentidos diferentes de otimização, avaliando o comportamento do método frente a esta nova situação, através da análise de sensibilidade.

- Outras combinações com diferentes materiais, equipamentos ou ferramentas também caracterizam novos trabalhos e aumento do conhecimento a respeito do método proposto.

- Simular diferentes sistemas com variáveis de resposta geradas via software (com correlação forte, moderada, média ou mista) e aplicar o método, analisando seu comportamento nas diversas situações sem a necessidade de utilizar recursos físicos. Assim, pode haver redução de custo para a execução da análise.

- Considerar arranjos combinados, evidenciando-se possíveis interações entre fatores de controle e ruído.

- Embora os resultados estejam adequados, neste trabalho ainda podem incluir estudos sobre a medição, modelagem e interpretação dos efeitos de interação que pode ocorrer entre o controle e as variáveis de ruído. Isto pode ser feito com uma matriz combinada. O presente estudo também pode se estender a outros níveis de dureza e para inserir outros substratos, como ferramentas de CBN com geometria alisadora e convencionais.

## 6.REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABRÃO, A. M; ASPINWALL, D. K. The surface integrity of turned and ground hardened bearing steel. *Wear*, v. 196, p. 279 – 284, 1986.

ABRÃO, A. M; ASPINWALL, D. K; WISE, M. L. H. Tool wear, cutting forces and temperature evaluation when turning hardened bearing steel using PCBN and ceramic materials. *Proceeding of the Thirty-First International Matador Conference, Manchester*, p. 209-16, 1996.

AGOSTINHO, O. L; RODRIGUES, A. C. S; LIRANI, J. Tolerâncias, ajustes, desvios e análise de dimensões. 5ª reimpressão, Editora Edgar Blücher Ltda., São Paulo, p. 295, 1990

AL-AHMARI AMA. Predictive machinability models for a selected hard material in turning operations. *J Mater Process Technol*, 190:311-305, 2007.

BALDONI, J. G; BULJAN, S. J. T. Ceramics for Machining. *Ceramic Bulletin*, v. 67, No. 2, p. 381-387, 1988.

BAS, J. Aços especiais de usinabilidade melhorada. *Máquinas e Metais*, nº 422, p. 96 – 113, 2001.

BENGA, GC; ABRÃO, AM. Turning of hardened 100Cr6 bearing steel with ceramic and PCBN cutting tools. *J Mater Process Technol*, 143: 241-237, 2003.

BOUACHA, K; YALLESE, MA; MABROUKI, T; RIGAL JF. Statistical analysis of surface roughness and cutting forces using response surface methodology in hard turning of ABNT 52100 bearing steel with CBN tool. *Int J Refract Metals Hard Mater*, 28:361-349, 2010.

BORDUI, D. Hard-part machining with ceramic inserts. *Ceramic Bulletin*, v. 67, No. 6, p. 298 – 304, 1988.

BOSSON, P. K. The selection of high and low CBN cutting tool materials for automotive applications. *Superabrasive*, p. 1139 – 1160, 1991.

BOX, G. E. P; DRAPER, N. R. *Empirical Model-Building and Response Surfaces*. John Wiley & Sons, 1 ed, p. 650, 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, n 1, pp.33-51, 1973.

BOX, G. E. P; WILSON, K. B. On the Experimental Attainment of Optimum Conditions. – With discussion. *Journal of the Royal Statistical Society B* 13, p. 1-45, 1951.

BRATCHELL, N. Multivariate Response Surface Modeling by Principal Components Analysis. *Journal of Chemometrics*, v 3, pp. 579-588, 1989.

CHAO, B. T; TRIGGER, K. J. Cutting temperatures and metal cutting phenomena. *Transactions of the ASME*, v. 73/6, p. 777 – 793, 1951.

CHEN, M. C; FAN, S. S. Tolerance evaluation of minimum zone straightness using non-linear programming techniques: a spreadsheet approach. *Comp. Ind. Eng.* 43 (3), pg. 437-453, 2002.

CHIAO H, HAMADA M. Analyzing experiments with correlated multiple responses. *J Qual Technol*, 33:465-451, 2001.

COSTA, D. D. Análise dos parâmetros de torneamento de aços endurecidos. 1993. Dissertação de (Mestrado)- Faculdade de Engenharia Mecânica, UNICAMP, Campinas, 1993.

CUPINI, N. L; FERREIRA, J. R. Turning of carbon and glass fiber hybrid cloth composite material, NIST-Special Publication, nº 847, p. 447-53, 1993.

D C MONTGOMERY. *Design and Analysis of Experiments*. 4ª ed. New York: Wiley, 2001.

DERRINGER, G; SUICH, R. Simultaneous optimization of several response variables. *J Qual Technol*, 12: 219–214, 1980.

DINIZ A. E; FERREIRA JR; FILHO FT. Influence of refrigeration/lubrication condition on SAE 52100 hardened steel turning at several cutting speeds. *Int J Mach Tool Manuf*,42:326-317, 2003.

DINIZ, A. E; NORITOMI, P. Y. Influência dos parâmetros de corte na rugosidade de peças torneadas, Departamento de Engenharia de Fabricação – Faculdade de Engenharia Mecânica – UNICAMP, 2002.

DONNANGELO, F; GEORGETTI, A. D; SANTOS JR. Torneamento de engrenagens de furo liso em material endurecido, *Máquinas e Metais*, maio, p. 103-112, 2001.

EZUGWU, E. O; WALLBANK, J. Manufacture and properties of ceramic cutting tools: a review, *Materials Science and Technology*, v. 3, p. 881-7, 1987.

FORSTER, E; BARTHE, R. V. Avoiding Possible Confusion in Usual Methods of Steepest Ascent Calculation. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, v 9, pp. 207-215, 1990.

G E P BOX; W G HUNTER; J F MACGREGOR; J ERJAVEC. Some problems associated with the analysis of multiresponse data. *Technometrics*, 15(1): 33-51, 1973.

GAITONDE VN; KARNIK SR; FIGUEIRA L; DAVIM JP. Machinability investigations in hard turning of AISI D2 cold work tool steel with conventional and *Wiper* ceramic inserts. *Int J Refract Metals Hard Mater*, 27: 763-754, 2009.

GANGULI, R. Optimum Design of a Helicopter Rotor for low vibration using aeroelastic analysis and Response Surface Methodology. *Journal of Sound and Vibration*, v.2, n.258, p. 327-342, 2002.

HAQ AN, TAMIZHARASAN T. Investigation of the effects of cooling in hard turning operations. *Int J Adv Manuf Technol*, 30: 816-808, 2006.



HÖKTEM H, ERZURUMLU T, KURTARAN H. Application of response surface methodology in the optimization of cutting conditions for surface roughness. *J Mater Process Technol*, 170:16-11, 2005.

HOTELLING, H. Analysis of a complex of statistical into principal components. *Journal of Educational Psychology*, v. 24, pp. 417-441, 1933.

HUANG Y, CHOU YK, LIANG SY. CBN tool wear in hard turning: survey on research progresses. *Int J Adv Manuf Technol*, 35: 453-443, 2007.

HUANG Y, LIANG SY. Modelling of CBN Tool crater wear in finish hard turning. *Int J Adv Manuf Technol*, 24:639-632, 2004.

IQBAL A, NING H, KHAN I, LIANG L; DAR NU. Modeling the effects of cutting parameters in MQL-employed finish hard-milling process using D-optimal method. *J Mater Process Technol*, 199:390-379, 2008.

JOHNSON, R. A., WICHERN, D. W. *Applied multivariate statistical analysis*, New Jersey: Prentice-Hall Inc, 5 ed., p. 797, 2002.

KHURI, A. I, CONLON, M. Simultaneous optimization of multiple responses represented by polynomial regression functions. *Technometrics*, v 23, n 4, pp. 363-375, 1981.

KHURI, A. I, CORNELL, J. A. *Response surfaces: designs and analyse*. Marcel Dekker Inc, 2 ed, New York, USA, 510p, 1996.

KLIMENKO, S. A.; MUKOVOZ, Y. A.; LYASHKO, V. A.; OGORODNIK, V. V. On the wear mechanism of cubic boron nitride base cutting tools. *Wear*, v. 157, n° 1, p. 1-7, 1992.

KLOCHE, F.; KÖNIG, K. F.; SCHROETER, R. B. (1995). Torneamento de precisão: uma opção para o acabamento de peças de aço temperado. *Máquinas e metais*, p. 56 – 67, outubro 1995.

KÖKSOY, O. A nonlinear programming solution to robust multiresponse quality problem. *Appl. Math. Comput*, v. 6, n. 23, 2007.

KÖKSOY, O., YALCINOZ, T. Robust design using Pareto type optimization: A genetic algorithm with arithmetic crossover. *Computers & Industrial Engineering*, n. 55, pp. 208-218, 2008.

KOMANDURI, R; SAMANTA, K. *Ceramics*. *Metals Handbook*, v. 16, p. 98-103, 1989.

KÖNIG, W; KOMANDUI, R; TÖNSHOFF, H. K; ACKERSCHOTT, G. Machining of hard materials, *Annals of the CIRP*, v. 33/2, p. 417-27, 1989.

KÖNIG, W; WAND, TH. Turning bearings steel with amborite & ceramic. *Industrial Diamond Review*, v. 47/3, p. 117 – 120, 1993.

KULKARNI MS, MARIAPPAN V, Multiple response optimization for improved machined surface quality. *J Mater Process Technol*, 141:180-174, 2003.

KWAK JS, SIM SB, JEONG YD. An analysis of grinding power and surface roughness in external cylindrical grinding of hardened SCM440 steel using the response surface method. *Int J Mach Tool Manuf*, 46:304-12, 2006.

LASDON, L. S., JAIN, A. D. A., RATNER, M. Design and testing of a Generalized Reduced Gradient Code for nonlinear programming. *ACM Trans. Math. Soft.*, 4 (1) 34-50, 1978.

LIAO HC. Multi-response optimization using weighted principal components. *Int J Adv Manuf Technol*, 27: 725–720, 2005.

LIMA, F. E.; NOVASKI, O.; LORCA, M. C. A.; GUARNIERI, A.; PARANHO, E.; DEZORDI, R.; NÓBREGA, L.; GIBSON, G. (2000). Usinagem de materiais endurecidos. Usinagem 2000 – Feira e Congresso, São Paulo, 11 p.

LIN, D. K. J., TU, W. Dual response surface optimization. *Journal of Quality Technology* n. 27, pp. 34-39, 2002.

LIN DKJ, TU W. Dual response surface optimization. *J Qual Technol*, 27: 39-34, 1995.

LUENBERGER, D. G. Linear and nonlinear programming. Second ed, Addison Wesley, Rading, MA, 1989.

MANDAL N, DOLOI B, MONDAL B. Development of flank wear prediction model of Zirconia Toughened Alumina (ZTA) cutting tool using response surface methodology. *Int J Refract Metals Hard Mater*, 29:280-273, 2011.

MATSUMOTO, H. (1998). Uma contribuição ao estudo do processo de torneamento de aços endurecidos. 1998. Tese de (Doutorado)- Faculdade de Engenharia Mecânica, UNICAMP, Campinas, 1998.

MATSUMOTO, Y; BARASH, M. M; LIU, C. R. Cutting mechanism during machining of hardened steel. *Materials Science and Tech ology*, v. 3, p. 299 – 305, 1987.

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

MONTGOMERY, D. C., RUNGER, G. C. *Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros*. LTC – Livros Técnicos e Científicos Editora S.A., 2 ed., p. 570, 2003.

MYERS, R. H. & MONTGOMERY, D. C. *Response surface methodology: process and product optimization using designed experiments*, Canada, John Wiley & Sons, 1995.

NAKAYAMA, K; ARAI, M.; KANDA, T. Machinig characteristics of hard materials. *Annals of the CIRP*, v. 37/1, p. 89 – 92, 1988.

NAKAYAMA, K. *et al.* Relationship between cutting forces, temperature, built-up edge and surface finish. *Annals of CIRP*, v. 14, p. 211-223, 1966.

NASH, S. G., SOFER A. *Linear and nonlinear programming*. First ed. McGraw-Hill Companies Inc., p. 692., 1996.

NAYLON, D.; LLEWELLYN, D.; KEANE, D. Control of machinability in medium-carbon steel. *Met. Technology*, 1976.

O. KÖKSOY. Multiresponse robust design: Mean square error (MSE) criterion. *Appl Math Comp*, 175(2): 1716-1729, 2006.

O. KÖKSOY, T YALCINOZ. Mean square error criteria to multiresponse process optimization by a new genetic algorithm. *Appl Math Comp*, 175(2):1657-1674, 2006.

OHTANI, T.; YOKOGAWA, H. The effects of workpiece hardness on tool wear characteristics. *Bulletin Os The Japan Society of Precision Engineering*, v. 22, n° 3, p. 229-31, setembro 1988.

OZEL T, HSU TK, ZEREN E. Effects of cutting edge geometry, workpiece hardness, feed rate and cutting speed on surface roughness and forces in finish turning of hardened AISI H13 steel. *Int J Adv Manuf Technol*, 25:269-262, 2005.

OZEL T, KARPAT Y, FIGUEIRA L, DAVIM JP. Modelling of surface finish and tool flank wear in turning of AISI D2 steel with ceramic *Wiper* inserts. *J Mater Process Technol*, 189:198-192, 2007.

OZEL T, KARPAT Y. Predictive modeling of surface roughness and tool wear in hard turning using regression and neural networks. *Int J Mach Tool Manuf*; 45:479-467, 2008.

PAIVA, A. P., COSTA, S. C., PAIVA, E. J., BALESTRASSI, P. P., FERREIRA, J. R. Multi-objective optimization of pulsed gas metal arc welding process based on weighted principal component scores. *International Journal Adv. Manuf. Technol*, 2504-y, 2010.

PAIVA, A. P., FERREIRA, J. R., BALESTRASSI, P. P. A multivariate hybrid approach applied to AISI 52100 hardened steel turning optimization. *Journal of Material Processing Technology*, n. 189, pp. 26-35, 2007.

PAIVA, A. P., PAIVA, E. J., FERREIRA, J. R., BALESTRASSI, P. P., COSTA, S. C. Amultivariate mean square error optimization of AISI 52100 hardened steel turning. *International Journal Adv. Manuf. Technol*, DOI 10.1007/s00170-008-1745-5, 2009.

PAIVA, A. P. Metodologia de Superfície de Resposta e Análise de Componentes Principais em otimização de processos de manufatura com múltiplas respostas correlacionadas. 2006. Tese de (Doutorado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, UNIFEI, Itajubá, 2006.

PAIVA AP, PAIVA EJ, FERREIRA JR, BALESTRASSI PP, COSTA SC, A multivariate mean square error optimization of AISI 52100 hardened steel turning. *Int J Adv Manuf Technol*, 43:643-631, 2009.

PAIVA, E. J. Otimização de processos de manufatura com múltiplas respostas baseada em índices de capacidade. 2008. Dissertação de (Mestrado)- Engenharia Mecânica, UNIFEI, Itajubá, 2008.

QUIZA R, FIGUEIRA L, DAVIM JP. Comparing statistical models and artificial neural networks on predicting the tool wear in hard machining D2 AISI steel. *Int J Adv Manuf Technol*, 37:648-641, 2008.

R A JOHNSON, D WICHERN. *Applied Multivariate Statistical Analysis*. 5<sup>a</sup> ed. New Jersey: Prentice-Hall, 2002.

RENCHEER, A.C. *Methods of Multivariate Analysis*. John Wiley and Sons, 2 ed., 740p., 2002.

SAHIN Y, MOTORCU AR. Surface roughness model in machining hardened steel with cubic boron nitride cutting tool. *Int J Refract Metals Hard Mater*, 26:90-84, 2008.

SATA, T. Analysis of surface roughness generation in turning operation and its applications. *Annals of the CIRP*, v. 34, p. 473-6, 1985.

SANDVIK (2000). *Catálogo técnico do fabricante de ferramentas*, Sandvik Coromant.

SANDVIK (2010). *Catálogo técnico do fabricante de ferramentas*, Sandvik Coromant.

SHAW, M. C. *Metal cutting principles*. I New York: Clarendon Press Oxford, 1986.

SINGH D, RAO PV. A surface roughness model for hard turning process. *Int J Adv Manuf Technol*, 32:1124-1115, 2007.

SINGH D, RAO PV. Performance improvement of hard turning with solid lubricants. *Int J Adv Manuf Technol*, 38:535-529, 2008.

SURESH PVS, VENKATESWARA RP, DESHMUKH SG. A genetic algorithmic approach for optimization of surface roughness prediction model. *Int J Mach Tool Manuf*, 42: 680-675, 2002.

TAMIZHARASAN T, SEVARAJ T, HAQ AN. Analysis of tool wear and surface finish in hard turning. *Int J Adv Manuf Technol*, 28: 679-671, 2006.

TU, F. K., DU, T. C. T. Using principal component analysis in process performance for multivariate data. *Omega*, n. 28, pp. 185-194, 1995.

VINING GG, MYERS RH. Combining Taguchi and response surface philosophies: a dual response approach. *J Qual Technol*, 22: 45-38, 1990.

W. GRZESIK. Wear development on *Wiper* Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>-TiC mixed ceramic tools in hard machining of high strength steel. *Wear*, 266:1028-1021, 2009.

WU, F. C. Optimization of correlated multiple quality characteristics using desirability function. *Quality Engineering*, v. 17, n. 1, pp. 119-126, 2005.

ZHOU JM, ANDERSSON M, STAHL JE. The monitoring of flank wear on the CBN tool in the hard turning process. *Int J Adv Manuf Technol*, 22:702-697, 2003.

## **ANEXO A – Artigos gerados a partir desta pesquisa**

Artigos publicados em periódicos:

Campos, P.H; Paiva, A.P; 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), 2011.

Artigo submetido para publicação em Revista:

Campos, P.H; Paiva, A.P; Ferreira, J. R; Balestrassi, P.P.

**MODELAGEM DA RUGOSIDADE ( $R_a$ ,  $R_t$ ,  $R_z$ ,  $R_q$  e  $R_y$ ) NO TORNEAMENTO DO AÇO ABNT 52100 ENDURECIDO UTILIZANDO CERÂMICA MISTA COM GEOMETRIA *WIPER*.**

**Revista Máquinas e Metais ( Abril, 2012).**

Artigo submetido para congresso:

Campos, P.H; Paiva, A.P; Ferreira, J. R; Balestrassi, P.P.

**MODELAGEM DA RUGOSIDADE ( $R_a$ ,  $R_t$ ,  $R_z$ ,  $R_q$  e  $R_y$ ) NO TORNEAMENTO DO AÇO ABNT 52100 ENDURECIDO UTILIZANDO CERÂMICA MISTA COM GEOMETRIA *WIPER*.** In: 6° COBEF, 2011, Caxias do Sul-RS. 6° CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE FABRICAÇÃO. Caxias do Sul-RS-UCS, 2011.

Campos, P.H; Paiva, A.P; Ferreira, J. R; Balestrassi, P.P.

**MODELAGEM DA RUGOSIDADE E DA VIDA DA FERRAMENTA NO TORNEAMENTO DO AÇO DURO ABNT 52100 COM CERÂMICA MISTA *WIPER* UTILIZANDO METODOLOGIA DE SUPERFÍCIE DE RESPOSTA.** In: X Congresso Iberoamericano de Ingeniería Mecánica, 2011, Oporto. CIBIM10. Oporto : U.Porto, 2011. v. 1. p. 1-10.

Campos, P.H; Paiva, A.P; Ferreira, J. R; Balestrassi, P.P.

**MODELAGEM DA RUGOSIDADE ( $R_a$ ,  $R_t$ ) NO TORNEAMENTO DURO COM CERÂMICA MISTA ALISADORA UTILIZANDO PROJETOS DE EXPERIMENTOS (DOE). XXXI ENEGEP 2011.**

**Agradecimentos:**

À CAPES, CNPq e FAPEMIG pelos recursos dispensados para realização deste trabalho.