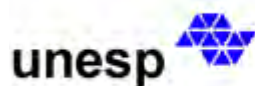


UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
Campus de Bauru



MARCELO MONTEPULCIANO SPADOTTO

**LÓGICA ANFIS APLICADA NA ESTIMAÇÃO DA RUGOSIDADE E DO
DESGASTE DA FERRAMENTA DE CORTE NO PROCESSO DE
RETIFICAÇÃO PLANA DE CERÂMICAS AVANÇADAS**



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
Campus de Bauru



MARCELO MONTEPULCIANO SPADOTTO

**LÓGICA ANFIS APLICADA NA ESTIMAÇÃO DA RUGOSIDADE E DO
DESGASTE DA FERRAMENTA DE CORTE NO PROCESSO DE
RETIFICAÇÃO PLANA DE CERÂMICAS AVANÇADAS**

**Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia
da UNESP – *campus* de Bauru, para obtenção do título
de Mestre em Engenharia Elétrica.**

Orientador: Prof. Dr. Paulo Roberto de Aguiar

**BAURU
2010**

DIVISÃO TÉCNICA DE BIBLIOTECA E DOCUMENTAÇÃO

UNESP - BAURU

Spadotto, Marcelo Montepulciano.

Lógica Anfis aplicada na estimação da rugosidade e do desgaste da ferramenta de corte no processo de retificação plana de cerâmicas avançadas / Marcelo Montepulciano Spadotto, 2010. 88 f.

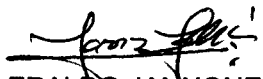
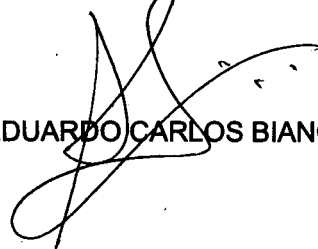
Orientador : Paulo Roberto de Aguiar.

Dissertação (mestrado) - Univ. Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia, Bauru, 2010.

1. Retificação. 2. Cerâmicas Avançadas. 3. Rugosidade. 4. Desgaste. 5. Lógica Anfis. I - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia. II - Título.

ATA DA DEFESA PÚBLICA DA DISSERTAÇÃO DE MESTRADO DE MARCELO MONTEPULCIANO SPADOTTO, DISCENTE DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA, DO(A) FACULDADE DE ENGENHARIA DE BAURU.

Aos 29 dias do mês de julho do ano de 2010, às 09:00 horas, no(a) ANFITEATRO DA PÓS-GRADUAÇÃO DA FACULDADE DE ENGENHARIA, reuniu-se a Comissão Examinadora da Defesa Pública, composta pelos seguintes membros: Prof. Dr. PAULO ROBERTO DE AGUIAR do(a) Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Bauru, Prof. Dr. ERALDO JANNONE DA SILVA do(a) Departamento de Engenharia de Produção / Universidade de São Paulo, Prof. Dr. EDUARDO CARLOS BIANCHI do(a) Departamento de Engenharia Mecânica / Faculdade de Engenharia de Bauru, sob a presidência do primeiro, a fim de proceder a arguição pública da DISSERTAÇÃO DE MESTRADO de MARCELO MONTEPULCIANO SPADOTTO, intitulado "LÓGICA ANFINS APLICADA NA ESTIMAÇÃO DE RUGOSIDADE E DESGASTE DA FERRAMENTA DE CORTE NO PROCESSO DE RETIFICAÇÃO PLANA DE CERÂMICAS AVANÇADAS". Após a exposição, o discente foi argüido oralmente pelos membros da Comissão Examinadora, tendo recebido o conceito final: Aprovado. Nada mais havendo, foi lavrada a presente ata, que, após lida e aprovada, foi assinada pelos membros da Comissão Examinadora.


Prof. Dr. PAULO ROBERTO DE AGUIAR
Prof. Dr. ERALDO JANNONE DA SILVA
Prof. Dr. EDUARDO CARLOS BIANCHI

LÓGICA ANFIS APLICADA NA ESTIMAÇÃO DA RUGOSIDADE E DO DESGASTE DA FERRAMENTA DE CORTE NO PROCESSO DE RETIFICAÇÃO PLANA DE CERÂMICAS AVANÇADAS

MARCELO MONTEPULCIANO SPADOTTO

Dissertação Apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica em 29 de julho de 2010 como requisito à obtenção do título de Mestre.

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Paulo Roberto de Aguiar
UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

Prof. Dr. Eduardo Carlos Bianchi
UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA

Prof. Dr. Eraldo Jannone da Silva
UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

DEDICATÓRIA

À minha mãe Rosa, meu pai José, minha
irmã Paola, minha namorada Luciana, pela
dedicação, apoio, amor e
companheirismo...

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, que me concedeu saúde, concentração e sabedoria durante a realização deste trabalho, e que me guiou pelos melhores caminhos na busca de meus objetivos.

Agradeço aos meus pais, Rosa Eugênia Montepulciano Spadotto e José Carlos Spadotto, que me proporcionaram estudo, amor e orientação, sofrendo com minhas derrotas e comemorando de forma intensa minhas vitórias. Minha irmã Paola Caroline Spadotto que sempre me ajudou e incentivou, e minha namorada Luciana Paulino Rimoldi sempre me apoiando nas horas difíceis.

Ao professor Dr. Paulo Roberto de Aguiar, que tem sido meu orientador tanto no projeto, como na vida.

A todos os professores do Curso de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e do Departamento de Engenharia Elétrica e Mecânica da UNESP de Bauru, pela contribuição que deram ao meu crescimento profissional.

Aos professores da banca de qualificação e defesa: Prof. Dr. Eduardo Carlos Bianchi, Prof. Dr. Eraldo Jannone da Silva e Prof. Dr. Paulo José Amaral Serni.

A todos os alunos de iniciação científica do grupo LADAPS, e em especial ao aluno Hildo Guillard Junior que muito contribuiu com este trabalho.

Aos amigos: Donida, Lucas, Paulo, Daniel, Geraldo, Natália, Ana, Raquel, Carol Rosa, Ana Beatriz, Letícia, Patricia, Shinobu, Alan, Igor, Odilon, Cristiano, Cesar, Fernando, Flávio, Bea, Rogério, Giovana, Vitor, Carlos, Paulo Henrique, Julio G.C., Julio Breda, Ivan.

A todos da empresa SANDEN que tive oportunidade de conviver e adquirir experiências tanto profissionais, como pessoais.

Para todos desejo um grande sucesso pessoal e profissional.

SPADOTTO, M. M. **Lógica Anfis aplicada na estimação da rugosidade e do desgaste da ferramenta de corte no processo de retificação plana de cerâmicas avançadas.** 2010. 88f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Univ. Estadual Paulista – UNESP, Bauru, 2010.

RESUMO

A necessidade de aplicação de novos equipamentos em ambientes cada vez mais agressivos demandou a busca por novos produtos capazes de suportar altas temperaturas, inertes às corrosões químicas e com alta rigidez mecânica. O avanço tecnológico na produção de materiais cerâmicos tornou possível o emprego de processos de fabricação que antes eram somente empregados em metais. Dentre os processos de usinagem de cerâmicas avançadas, a retificação é o mais utilizado devido às maiores taxas de remoção diferentemente do brunimento e das limitações geométricas do processo de lapidação. A rugosidade é um dos parâmetros de saída do processo de retificação que influi, dentre outros fatores, na qualidade do deslizamento entre estruturas, podendo gerar aquecimento. Além disso, o desgaste da ferramenta de corte gerado durante o processo está associado aos custos fixos e a problemas relacionados com o acabamento superficial bem como a danos estruturais. Essas duas variáveis, rugosidade e desgaste, são objetos de estudos de muitos pesquisadores. Entretanto, o controle automático tem sido uma difícil tarefa de ser realizada devido às variações de parâmetros ocorridas no processo. Dessa maneira, o presente trabalho tem por objetivo aplicar a lógica ANFIS (*Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*) na estimação da rugosidade e do desgaste da ferramenta de corte no processo de retificação plana de cerâmicas avançadas. A ferramenta de corte aplicada para retificar os corpos-de-prova de alumina (96%) foi um rebolo diamantado. A partir do processamento digital dos sinais de emissão acústica e potência média de corte foram calculadas as estatísticas: média, desvio padrão, potência máxima, DPO e DPKS. As estatísticas foram aplicadas como entradas de duas redes ANFIS, uma estimando valores de rugosidade e outra estimando valores de desgaste. Os resultados mostraram que as estatísticas empregadas em conjunto com a rede ANFIS podem ser usados como uma ferramenta de estimação de rugosidade e desgaste. No entanto, a rede ANFIS de desgaste teve um desempenho menor (64% de acerto) comparado com a ANFIS de rugosidade que estimou valores com 96% de acerto.

Palavras-chave: Retificação, Emissão Acústica, Processamento de Sinais, ANFIS.

SPADOTTO, M. M. **Lógica Anfis aplicada na estimação da rugosidade e do desgaste da ferramenta de corte no processo de retificação plana de cerâmicas avançadas.** 2010. 88f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Univ. Estadual Paulista – UNESP, Bauru, 2010.

ABSTRACT

The need for implementation of new equipments in an increasingly aggressive environment demanded a search for new products capable of withstanding high temperatures, inert to chemical corrosion and high mechanical stiffness. Technological advances in the production of ceramic materials have become possible with the employment of manufacturing processes that previously were only employed in metals. Among the advanced ceramics machining processes, the grinding process is the most used, because of higher removal rates in contrast with the honing process and geometric limitations of lapping process. The surface roughness is one of the output parameters of grinding process that affects, among other factors, the quality of sliding between structures that may generate heat. Moreover, the wear of the cutting tool generated during the process is associated with fixed costs and problems related to surface finishing as well as structural damages. These two variables, surface roughness and wear, have been studied by many researchers; however, the automatic control has been a difficult task to be carry out due to parameters variations occurring in the process. Hence, this work aims to apply logic ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) in the estimation of surface roughness and wear of the cutting tool in the tangential grinding process of advanced ceramics. The cutting tool used to grind workpieces of alumina (96%) was a diamond grinding wheel. From the digital processing of acoustic emission and average cutting power signals some statistics were calculated: mean, standard deviation, maximum power, DPO and DPKS. The statistics were applied as inputs of two ANFIS networks estimating surface roughness and wear values. The results had demonstrated that the statistics associated with the ANFIS network can be used in the estimation of surface roughness and wear. However, the wear ANFIS network had a lower performance (64% of success) than the surface roughness ANFIS network that achieved 96% of success.

Keywords: Grinding, Acoustic Emission, Digital Signal Processing, ANFIS.

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1 INTRODUÇÃO	1
1.1. Objetivo do Trabalho	2
1.2. Motivação.....	2
1.3. Estrutura do Documento.....	2
CAPÍTULO 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	3
2.1. O Processo de Retificação.....	3
2.2. Retificação de Cerâmicas	6
2.3. Rugosidade.....	8
2.4. Rebolo Diamantado e Desgaste.....	11
O VALOR DE Z_s É CALCULADO PELA EQUAÇÃO (7).	12
2.5. O Monitoramento do Processo de Retificação	13
2.6. Estatísticas Aplicadas no Trabalho.....	15
2.6.1. Valor RMS de um Sinal	15
2.6.2. Média e Desvio Padrão	16
2.6.3. Estatística DPO	17
2.6.4. O Parâmetro DPKS	17
2.6.5. Interpolação e Ajustes de Curvas	18
2.7. Lógica Fuzzy	19
2.7.1. História da Lógica	19
2.7.2. Formação de Conjuntos Fuzzy	20
2.7.3. Operações entre Conjuntos Fuzzy	21
2.7.4. Sistema Fuzzy e Variáveis Linguísticas.....	23
2.7.4.1. Objeto	23
2.7.4.2. Fuzzificação	23
2.7.4.3. Inferência (Base de Regras)	24
2.7.4.4. Defuzzificação.....	25
2.8. Sistemas Neuro-Fuzzy.....	26
2.8.1. Neuro-Fuzzy Cooperativo	27
2.8.2. Neuro-Fuzzy Híbrido	28

2.9.	ANFIS (<i>Adaptative Network Based Fuzzy Inference System</i>).....	28
2.9.1.	Modelagem Inicial do Sistema ANFIS e Clusterização.....	32
2.9.2.	Treinamento dos Modelos ANFIS	35
CAPÍTULO 3 MATERIAIS E MÉTODOS		38
3.1.	Montagem do Banco de Ensaios	38
3.2.	Configurações dos Equipamentos e Parâmetros da Máquina.....	41
3.2.1.	Módulo de Emissão Acústica	41
3.2.2.	Módulo de Potência.....	42
3.2.3.	Placa de Aquisição de Dados	42
3.2.4.	Rugosímetro	43
3.2.5.	Impressão e Medição do Desgaste	44
3.2.6.	Configuração dos Parâmetros de Retificação.....	46
3.3.	Procedimento dos Ensaios.....	47
3.4.	Processamento Digital dos Dados e Definição das Redes ANFIS	48
3.4.1.	Processamento Digital dos Dados	49
3.4.2.	Modelagem e Treinamento das Redes ANFIS	50
3.4.3.	Validação das Redes ANFIS	52
CAPÍTULO 4 RESULTADOS E DISCUSSÕES.....		54
4.1.	Ajuste das Curvas e Cálculo das Estatísticas	54
4.2.	Modelagem das Redes ANFIS de Estimção de Rugosidade e Desgaste	64
4.2.1.	Resultado dos Testes dos Tipos e Quantidades de Entradas	64
4.2.2.	Treinamentos dos Modelos	68
4.3.	Testes e Definições dos Modelos Definitivos	70
CAPÍTULO 5 CONCLUSÕES.....		78
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....		80
TRABALHOS PUBLICADOS.....		87
ANEXO I.....		88

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Esquema da retificação plana (adaptado de King & Hahn, 1986)	4
Figura 2 – Parâmetro de rugosidade Ra (Agostinho et al., 1981)	10
Figura 3 – Função de pertinência do tipo trapezoidal (adaptado de National Instruments, 1997).....	21
Figura 4 – Dois conjuntos fuzzy A e B (adaptado de National Instruments, 1997).....	22
Figura 5 – Operação de união entre os conjuntos fuzzy A e B (adaptado de National Instruments, 1997)	22
Figura 6 – Operação de intersecção entre os dois conjuntos fuzzy A e B (adaptado de National Instruments, 1997).....	22
Figura 7 – Fuzzificação de uma variável (adaptado de Lee, 2006).....	24
Figura 8 – Funções de pertinência de saída (adaptado de Lee, 2006).....	25
Figura 9 – Esquema de funcionamento de um sistema Fuzzy (adaptado de Lee, 2006).....	26
Figura 10 – Modelo neuro-fuzzy cooperativo no qual a rede neural ajusta as funções de pertinência através do erro de defuzzificação (adaptação de Ramos, 1999).....	27
Figura 11 – Modelo neuro-fuzzy cooperativo no qual a rede neural ajusta as funções de pertinência através do conjunto de treinamento (adaptado de Ramos, 1999).....	28
Figura 12 – Esquema básico de um sistema neuro-fuzzy (adaptado de Lee, 2006).....	29
Figura 13 – Estrutura de um modelo ANFIS para duas variáveis de entrada e duas regras (Evsukoff & Almeida, 2003).....	29
Figura 14 – Funções gaussianas (adaptado de Evsukoff & Almeida, 2003).....	30
Figura 15 – Funções de pertinência gaussianas igualmente distribuídas (adaptado de Alimardani et. al. 2007)	33
Figura 16 – Algoritmo de adaptação da estrutura ANFIS (adaptado de Lezanski, 2001).....	35
Figura 17 – Comparativo entre um aprendizado de um sistema ANFIS e uma rede neural de propagação rápida (adaptado de Jang, 1993)	37
Figura 18 – Estrutura do banco de ensaios.....	41
Figura 19 – Configuração da medição de rugosidade média (Ra)	44
Figura 20 – Método de impressão do perfil da face do rebolo.....	45
Figura 21 – Configuração do sistema para medição dos perfis (a) e resultado típico das medições realizadas (b)	46
Figura 22 – Ajuste de curva realizada na <i>toolbox fitting curve</i> do programa computacional MATLAB (Ensaio 1, $a = 20\mu\text{m}$).....	50
Figura 23 – Fluxograma do processamento de sinais e da obtenção das redes de estimação de rugosidade e desgaste.	53
Figura 24 – Curvas ajustadas aos valores de rugosidade para os ensaios ($a = 20\mu\text{m}$; $a = 70\mu\text{m}$; $120\mu\text{m}$)	54
Figura 25 – Curvas ajustadas aos valores de desgaste para os ensaios ($a = 20\mu\text{m}$; $a = 70\mu\text{m}$; $120\mu\text{m}$).....	56
Figura 26 – Emissão acústica RMS (V) e potência média (W) para 4 passes de retificação.	58
Figura 27 – Média da emissão acústica RMS (V) (a), rugosidade Ra (μm) (b) e desgaste (μm) (c) pelo volume de material removido (mm^3).....	61

Figura 28 – Desvio da emissão acústica RMS (V) (a), rugosidade Ra (μm) (b) e desgaste (μm) (c) pelo volume de material removido (mm^3).....	61
Figura 29 – Média da potência (W) (a), rugosidade Ra (μm) (b) e desgaste (μm) (c) pelo volume de material removido (mm^3).	62
Figura 30 - Desvio da Potência (W) (a), rugosidade Ra (μm) (b) e desgaste (μm) (c) pelo volume de material removido (mm^3).	62
Figura 31 – Potência máxima (a), rugosidade Ra (μm) (b) e desgaste (μm) (c) pelo volume de material removido (mm^3).	63
Figura 32 - DPO (a), rugosidade Ra (μm) (b) e desgaste (μm) (c) pelo volume de material removido (mm^3).....	63
Figura 33 - DPKS (a), rugosidade Ra (μm) (b) e desgaste (μm) (c) pelo volume de material removido (mm^3).....	64
Figura 34 – Desempenho das estruturas de entrada das redes ANFIS para estimação de rugosidade..	67
Figura 35 – Desempenho das estruturas de entrada das redes ANFIS para estimação de desgaste.	68
Figura 36 – Estimação de valores do conjunto de teste realizada pela rede ANFIS de rugosidade (Erro total nas medidas de 01 a 60: 4,17%).....	72
Figura 37 – Dados inferidos pela rede ANFIS de estimação de rugosidade dos valores reais medidos nos ensaios 20 μm , 70 μm e 120 μm (erro médio geral de 6,20%)	73
Figura 38 – Estimação de valores do conjunto de teste realizada pela rede ANFIS de desgaste (Erro total nas medidas de 01 a 60: 10,53%).....	74
Figura 39 - Dados inferidos pela rede ANFIS de estimação de desgaste dos valores reais medidos nos ensaios 20 μm , 70 μm e 120 μm (acerto geral de 64%).....	75
Figura 40 – Estrutura da rede ANFIS de estimação de rugosidade.....	76
Figura 41– Estrutura da rede ANFIS de estimação de desgaste.....	77
Figura 42– Valores de R_a para diferentes processos de fabricação (Adaptado da Norma DIN 4766)..	88

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Propriedade mecânica dos corpos de prova de cerâmica (Dados fornecidos pelo Prof. Carlos Alberto Fortulan – EESC – USP)	38
Tabela 2 – Dimensões e características da ferramenta de corte	39
Tabela 3 – Configurações do módulo de EA	42
Tabela 4 – Configurações do módulo de potência	42
Tabela 5 – Configurações da placa de aquisição.....	43
Tabela 6 – Configuração do rugosímetro para medição de rugosidade média (Ra).....	43
Tabela 7 – Configuração do rugosímetro para medição do desgaste	45
Tabela 8 – Configuração dos parâmetros de refinação	47
Tabela 9 – Cálculo da espessura equivalente de corte (h_{eq})	47
Tabela 10 – Quantidade de passes de refinação, medições de rugosidade, perfis impressos e sinais coletados para cada ensaio	48
Tabela 11 – Dados configurados para o teste de combinação das entradas	51
Tabela 12 – Coeficientes estatísticos de ajuste de curvas de rugosidade	55
Tabela 13– Coeficientes estatísticos de ajuste de curvas de rugosidade	56
Tabela 14 – Valores de erro para as variações do número de funções de pertinência da rede ANFIS de estimação de rugosidade.....	69
Tabela 15 – Valores de erro para as variações do número de funções de pertinência da rede ANFIS de estimação de desgaste	69
Tabela 16 – Configuração Final dos Modelos ANFIS	70

SIMBOLOGIA

- Q_w : taxa de remoção de material em mm^3/s .
- Q'_w : taxa de remoção específica em $\text{mm}^3/(\text{mm.s})$.
- v_w : Velocidade de avanço da peça em mm/s .
- v_w : Velocidade de corte em mm/s .
- v_c : Velocidade do fluído refrigerante em m/s .
- F_c : Força de corte em N .
- F_t : Força tangencial de corte em N .
- F_n : Força normal de corte em N .
- E_c : Energia específica de corte em J/m^3 .
- b : largura de contato entre rebolo e peça em mm .
- a : profundidade de corte em μm .
- l_c : comprimento de contato em mm .
- d_s : diâmetro do rebolo em mm .
- heq : espessura equivalente de corte em μm .
- R_a : rugosidade média em μm .
- R_y : rugosidade máxima em μm .
- R_z : rugosidade parcial em μm .
- RMS : root mean square.
- mEA : média dos sinal RMS de emissão acústica em $\text{V}(\text{Voltz})$.
- sEA : desvio do sinal RMS de emissão acústica em $\text{V}(\text{Voltz})$.
- $mPot$: média do sinal de potência em $\text{W}(\text{Watts})$.
- $sPot$: desvio do sinal de potência em $\text{W}(\text{Watts})$.
- $maxPot$: valor máximo da potência em $\text{W}(\text{Watts})$.
- $Erms$: erro RMS expresso na unidade das variáveis de cálculo.
- EQM : erro quadrático médio.

CAPÍTULO 1 INTRODUÇÃO

A retificação automática e inteligente é utilizada no mundo por indústrias para produzir peças com alta qualidade de acabamento e geometria. A rugosidade é um dos fatores importantes para se avaliar a qualidade da peça usinada. No final do processo, o acabamento superficial afeta as características das peças, dentre elas, a resistência à fratura e fadiga, e ainda, a superfície de atrito (Samhouri e Surgenor, 2005).

Ainda, segundo Samhouri e Surgenor (2005), o monitoramento da retificação tem o papel de detectar problemas, providenciar informações para aperfeiçoar e controlar o processo, e finalmente, contribuir para estabelecer parâmetros que indiquem as melhores condições de operação.

A demanda por novas técnicas de produção visando menores custos e processos mais eficientes está aumentando cada vez mais dentro do cenário mundial de manufatura. Ainda, como os limites mecânicos dos sistemas utilizando metais são superados, novos materiais capazes de operar em altas temperaturas, altas velocidades, possuindo uma maior vida útil e menores custos de manutenção, são requeridos para acompanhar os avanços tecnológicos (Taylor, 2001).

Os processos normalmente utilizados na usinagem de cerâmica após a sinterização com o objetivo de obter superfícies de elevada qualidade e acurácia geométrica são: lapidação, brunimento e retificação. Destes, a retificação é o processo mais utilizado devido às taxas de remoção maiores que o brunimento e as limitações geométricas do processo de lapidação (Jahanmir *et. al.*, 1998).

Apesar de serem realizadas várias pesquisas sobre retificação de cerâmicas, continua sendo uma tarefa difícil criar modelos teóricos com o objetivo de se estimar, ou medir, de forma automática a rugosidade e o desgaste da ferramenta de corte, melhorando a qualidade do produto, aumentando a produtividade e reduzindo os custos de fabricação (Agarwal e Rao, 2005). Em alguns sistemas de medição, além de outros sensores, é utilizado laser, entretanto, este processo resulta em altos custos, além de não serem adequados para uma aplicação no ambiente de retificação.

1.1. Objetivo do Trabalho

O trabalho desenvolvido tem por objetivo apresentar uma aplicação da lógica ANFIS (*Artificial Neuro-Fuzzy Inference System*) para a estimação da rugosidade e do desgaste da ferramenta de corte no processo de retificação plana de cerâmicas avançadas.

1.2. Motivação

O uso de inteligência artificial para estimação de variáveis de sistemas de controle tem aumentado consideravelmente. A característica de adaptação desses sistemas é vista com bons olhos em controles de malha fechada. A maioria dessas aplicações, em controle, tem por base a lógica fuzzy e redes neurais artificiais (Liang *et. al.*, 2004).

Os sistemas fuzzy sozinhos não são capazes de aprender novas regras, e a boa definição das funções de pertinência nem sempre é uma tarefa fácil. Por outro lado, as redes neurais não conseguem interpretar o conhecimento impreciso como a lógica fuzzy. A união das duas lógicas proporciona um sistema fuzzy com habilidade de obter novas regras, remover as regras irrelevantes para o sistema sem a presença de um especialista.

1.3. Estrutura do Documento

Este trabalho está estruturado da seguinte forma: no capítulo 2 está descrita a pesquisa bibliográfica realizada no trabalho, contemplando os assuntos referentes ao processo de retificação, lógica fuzzy e redes do tipo ANFIS. O capítulo 3 apresenta a metodologia utilizada no trabalho, fornecendo os dados de como foi montado o banco de ensaios e quais foram os passos seguidos até a construção dos sistemas de estimação ANFIS. Os resultados e discussões são apresentados no capítulo 4 e as considerações finais estão presentes no capítulo 5. Ao final deste documento encontram-se as referências bibliográficas que foram as fontes de pesquisa para a realização deste trabalho.

CAPÍTULO 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1. O Processo de Retificação

Os processos de usinagem representam uma parcela significativa das operações de manufatura (Shin et. al., 1992). Afirma-se que 15% do custo dos componentes mecânicos manufaturados provêm das operações de usinagem (Govindhasamy, 2005). A retificação é um dos processos de alta precisão e importância, já que é inaceitável a perda de uma peça nesta etapa, pois o valor agregado ao material nesta fase já é muito elevado devido aos outros processos que antecederam o mesmo (Soares, 2002).

Todos os tipos de retificação utilizando ferramentas superabrasivas ou abrasivas convencionais agem de maneira semelhante. As taxas de remoção de material determinam os níveis de força, qual será a rugosidade resultante, e ainda, se a peça será estruturalmente danificada (King, 1986).

O controle dos processos de usinagem é vital para aumentar o desempenho da ferramenta em termos de acabamento superficial, tolerâncias requeridas e ciclo de operações (Liang et. al., 2004).

A necessidade de efetivas reduções de custos, aliada ao aumento da qualidade das peças produzidas, requer a aplicação de sistemas mais inteligentes em ambientes industriais e, portanto, o controle dos danos causados no processo é de interesse direto de todos os setores dependentes desse processo, reduzindo as perdas de peças e conseqüentemente o custo de produção.

De acordo com King & Hahn (1986), em operações de planejamento da retificação é necessário definir as entradas e saídas do processo e desenvolver relações entre elas. Para que isto seja feito é importante distinguir as variáveis de entrada da retificadora, das entradas do processo de retificação que ocorrem na interação reboło-peça. Os parâmetros de entrada típicos das máquinas retificadoras planas são: velocidade de avanço, velocidade de corte e profundidade de corte.

A Figura 1 mostra uma configuração da retificação tangencial plana representando a força tangencial (F_t), a força normal (F_n), a velocidade de corte (v_s), velocidade da peça (v_w), a profundidade de corte (a), o diâmetro do reboło (d_s) e a largura de contato reboło-peça (b). A taxa de remoção, em mm³/s, é calculada pela Equação (1).

$$Q_w = a \cdot v_w \cdot b \quad (1)$$

e a taxa de remoção específica é dada pela Equação (2).

$$Q' = a \cdot v_w \quad (2)$$

O comprimento de contato da zona de retificação (l_c) é o comprimento que o grão abrasivo irá percorrer sobre a peça removendo o material devido ao deslocamento angular θ , e pode ser calculado de acordo com a Equação (3), onde a é a profundidade de corte e d_s é o diâmetro do rebolo.

$$l_c = \sqrt{a \cdot d_s} \quad (3)$$

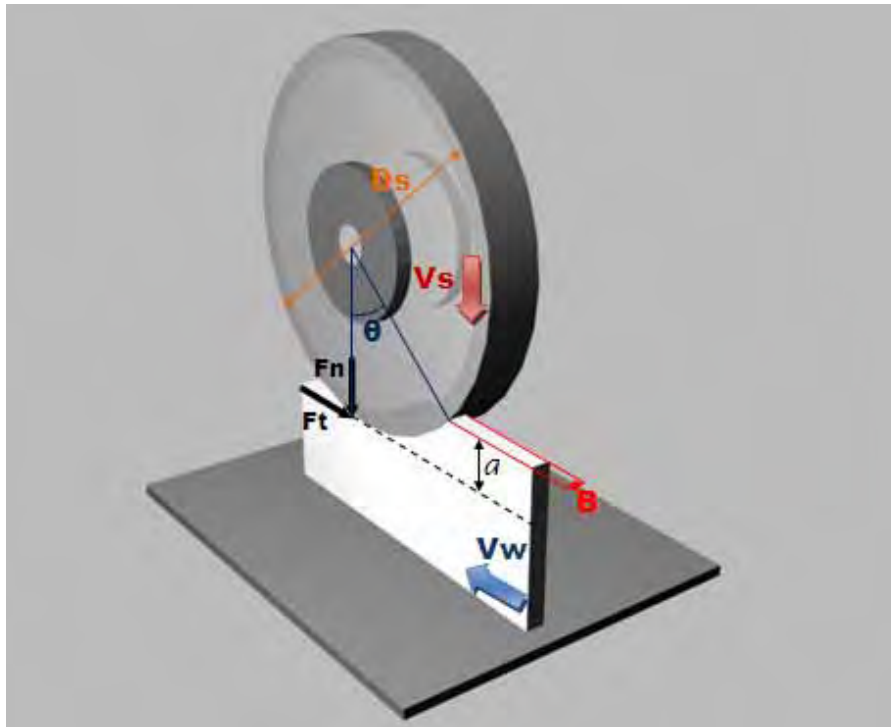


Figura 1 – Esquema da retificação plana (adaptado de King & Hahn, 1986)

A partir da profundidade de corte (a), da velocidade de corte (v_s) e da velocidade periférica da peça (v_w) é possível calcular a espessura equivalente de corte (h_{eq}). Essa

espessura pode ser entendida como sendo a taxa volumétrica de remoção de material por unidade de área passando pela zona de retificação.

O trabalho de Polini et. al.(2004) apresenta modelos da força de corte e da energia específica de corte, que possuem um importante papel na retificação, em função da espessura equivalente de corte que é calculada pela Equação (4).

$$h_{eq} = \frac{av_w}{v_s} \quad (4)$$

Todos os processos de retificação trabalham com fluido de corte. A seleção do fluido aplicado no processo é crucial para alcançar condições favoráveis de lubrificação e, o tipo, o óleo base, e a concentração do fluido são importantes para se garantir a eficiência da lubrificação. Os requerimentos básicos para selecionar um fluido são a boa lubrificação, a boa refrigeração e a alta resistência de gerar corrosão no material (Marinescu, 2006).

Outros aspectos que devem ser levados em consideração na escolha do fluido são o econômico, a eficiência de operação, a estabilidade de operação (grande vida útil) e a proteção ambiental. É imperativo que os fluidos de corte garantam a saúde do homem, não causem danos ao meio ambiente e, por final, devem ser confiáveis durante a operação (Marinescu, 2006).

Zhang & Nguyen (2009) desenvolveram um rebolo de superfície segmentada com um mecanismo de lubrificação radial. Entre os segmentos foram feitas aberturas que permitiam que o fluido fosse introduzido com mais eficiência na zona de retificação. Dessa maneira, devido à economia do fluido os impactos ambientais foram reduzidos.

Este rebolo com este tipo de aplicação de fluido, quando comparado a um rebolo convencional, garante uma maior capacidade de usinabilidade e uma maior refrigeração, minimizando as deformações térmicas. Ainda, a limpeza dos cavacos se torna mais eficiente, mantendo as arestas de corte bem definidas e, conseqüentemente, o atrito e o riscamento são reduzidos durante a remoção de material (Zhang & Nguyen, 2009).

Antes de iniciar ou durante o processo de retificação, a ferramenta de corte necessita ser dressada, criando uma superfície concêntrica em relação ao eixo de rotação, e se necessário, gerando um perfil particular na superfície do rebolo. Outra função é remover o ligante, obtendo novas arestas de corte nos grãos abrasivos, garantindo os níveis de desempenho da ferramenta requerido pelo processo (Marinescu, 2006).

Entender os procedimentos e mecanismos da dressagem de rebolos é fundamental para alcançar um alto desempenho no processo. No entanto, os métodos disponíveis de dressagem são numerosos e confusos, e até mesmo a terminologia básica varia de um artigo para o outro (Marinescu, 2006).

Para rebolos superabrasivos, a profundidade de penetração no processo de dressagem deve ser mantida entre $2\mu\text{m}$ e $5\mu\text{m}$, porém, as forças de dressagem podem ser maiores que 100N, tornando crítica a confecção do suporte. Um dos tipos de dressadores utilizados no perfilamento de rebolos diamantados é o conglomerado (Marinescu, 2006).

Young & Chen (2006) realizaram o monitoramento em tempo real do processo de dressagem aplicando um método de medição óptica. Este tipo de controle foi capaz de gerar resultados satisfatórios e consistentes no perfilamento das ferramentas de corte, e a mínima quantidade de passadas para restaurar a capacidade de corte da ferramenta pode ser determinada pela taxa da potência de dressagem. O ciclo de perfilamento está completo quando a força de dressagem se estabiliza.

2.2. Retificação de Cerâmicas

Componentes de cerâmicas de alto desempenho têm ganhado importância nos últimos anos. Por causa de suas boas propriedades como a dureza, resistência à temperatura e ao desgaste, estes componentes estão cada vez mais sendo aplicados em indústrias automotivas e de manufatura (Helml, 2005).

As características dos corpos cerâmicos são decorrentes de sua composição química e de seu processo de fabricação. No processo de fabricação das cerâmicas, durante a queima da massa ocorrem reações térmicas em seu interior, formando as fases determinantes para as características mecânicas finais do produto (Dutra *et. al.*, 2002). As boas propriedades desses materiais são decorrentes da presença de fases cristalinas, como o quartzo e mullita originados na queima da massa e no resfriamento da cerâmica.

Na sinterização da cerâmica podem ocorrer muitos defeitos superficiais como trincas, alta rugosidade e ranhuras, que têm influência direta na diminuição da qualidade estrutural mecânica. Contudo, o processo de retificação permite retirar essa camada defeituosa do material, melhorando suas propriedades (Zheng *et. al.*, 2000; Fischer *et. al.*, 2008).

Entretanto, o processo de retificação sendo a fase mais importante do processo de usinagem de cerâmicas avançadas é muito complexo, e envolve o contato entre um grande

número de partículas abrasivas com a superfície da peça. A retificação permite um controle preciso de dimensão e um bom acabamento superficial, mas requer habilidade do operador da máquina (Bianchi *et. al.*, 2003).

Tonshoff *et. al.* (1996), Jakobuss & Fiecoat (2000), e Chand & Guo (2000) afirmam que o custo envolvido na retificação de cerâmicas é o principal componente do custo final de peças cerâmicas de precisão. Assim, a viabilidade econômica de cerâmicas de alto desempenho depende intrinsecamente da eficiência do processo de retificação. No entanto, a redução do custo de retificação através do aumento da taxa de remoção é limitada pelos danos superficiais e sub-superficiais que podem comprometer o desempenho da peça durante a aplicação.

O processo de retificação de corpos cerâmicos, que possuem capacidade de deformação elástica muito baixa, é caracterizado pela ocorrência de fraturas frágeis causadas por carregamento normal e endentação dos grãos abrasivos na superfície devido ao deslizamento do rebolo (Zheng *et. al.*, 2000; Fisher *et. al.*, 2000; Suratwala *et. al.*, 2006).

Durante a retificação, forças locais são impostas na superfície devido à endentação dos grãos abrasivos do rebolo na superfície da peça, por isso é possível observar formação de ranhuras profundas com formação de picos e vales e uma fina camada de tensão residual (Zheng *et. al.*, 2000). A camada comprimida de tensão residual pode ser um facilitador de falhas quando submetida a esforços elevados ou quando seu valor excede o limiar da resistência do material (Chuang *et. al.*, 2003).

Ling *et. al.* (2005) mostram que o processo de retificação contribui para o surgimento da tensão residual, podendo chegar a 290MPa, diminuindo a resistência dos corpos cerâmicos. Quando materiais com superfícies mais rugosas são comparados observa-se que quanto maior a qualidade superficial menor é a resistência da peça. No entanto, o processo de polimento pode minimizar esta diminuição de resistência.

A presença de trincas microscópicas em um corpo cerâmico pode diminuir consideravelmente suas propriedades mecânicas, chegando a uma redução de mais de 50% (Fisher *et. al.*, 2000).

Dentre os tipos de trincas existentes, três tipos básicos ocorrem por endentação: trincas de Hertzian, trincas radiais e trincas laterais. O surgimento de cada uma depende da carga aplicada. As do tipo Hertzian são trincas cônicas que surgem por endentação de grãos esféricos e contribuem para danos sub-superficiais. As radiais são semicirculares e

perpendiculares à superfície e formam-se devido à endentação afiada. Já as trincas laterais ocorrem paralelamente à superfície da cerâmica e são geradas também por endentação afiada (Suratwala *et. al.*, 2006).

Huang & Liu (2003) mostram que para a cerâmica de óxido de alumínio, a espessura da camada de danos resultantes da retificação permanece constante com um aumento significativo da profundidade de corte. As micro-trincas estão geralmente presentes abaixo da espessura de cavaco não removida.

Huang & Liu (2003), Xie *et. al.* (2007) e Chen *et. al.* (2010) afirmam que o modo de remoção tem uma importante influência na espessura de cavaco não removida, e também na rugosidade. Aparentemente, o maior mecanismo de remoção para este material é por deslocamento do grão.

Mamalis *et. al.* (2002) concluíram que a dressagem contínua do rebolo pode ser aplicada com eficácia em retificação de cerâmicas avançadas, aumentando significativamente a remoção de material e melhorando a integridade superficial. No entanto, é necessário um trabalho adicional para definir os limites de força e profundidade de corte crítica para que as superfícies da cerâmica possam ser retificadas sem que ocorram trincas.

No trabalho de Chen *et. al.* (2010) é mostrado que as taxas das forças normais e tangenciais são diferentes para cada tipo de material. A alumina apresenta a menor taxa de força normal e tangencial do que outros materiais estudados. Entretanto, os valores encontrados refletem a dificuldade em retificar materiais cerâmicos.

2.3. Rugosidade

Rugosidade é o conjunto de irregularidades, isto é, pequenas saliências e reentrâncias que caracterizam uma superfície. A rugosidade, também chamada de erro microgeométrico, desempenha um papel importante no comportamento dos componentes mecânicos. Ela influi na qualidade de deslizamento, resistência ao desgaste, possibilidade de ajuste do acoplamento forçado, resistência oferecida pela superfície ao escoamento de fluidos e lubrificantes, qualidade de aderência que a estrutura oferece às camadas protetoras, resistência à corrosão e à fadiga, vedação e aparência (Rosa, 2006).

A qualidade superficial é relevante para vários problemas fundamentais como o atrito, a deformação de contato, o aquecimento, a condução de corrente elétrica, o aperto em juntas de contato e a precisão de posicionamento (Gadelmawla *et. al.*, 2002).

A habilidade na operação de fabricação para produzir uma específica e desejada rugosidade depende de vários parâmetros. Os fatores que influenciam na rugosidade são uma mistura de parâmetros, ferramentas, propriedades dos materiais e condições de corte. Por exemplo, na retificação, o acabamento superficial depende consideravelmente da velocidade de corte, taxa de avanço, profundidade de corte, lubrificação de corte, vibrações, desgaste da ferramenta, e das propriedades mecânicas e outras propriedades do material que está sendo usinado. Pequenas mudanças em qualquer um desses fatores mencionados podem ter um significativo efeito no acabamento da superfície (Degarmo *et. al.*, 2003).

Kwak & Ha (2004) demonstraram que a escolha correta das condições de usinagem é muito importante para evitar o aumento da rugosidade e a ocorrência de danos térmicos.

Takatsu *et. al.* (2008) demonstram, após um estudo entre a eficiência do grão abrasivo e o acabamento superficial, que a rugosidade de um corpo cerâmico está diretamente relacionada com o número de grãos abrasivos em contato com a peça.

Chen *et. al.* (2010) testaram diferentes tipos de cerâmicas avançadas, e para os corpos de alumina o efeito da variação da velocidade de corte no acabamento superficial é insignificante. No entanto, dos materiais estudados, os maiores valores de rugosidade média (R_a) foram atribuídos à alumina.

Nos resultados obtidos por Huang & Liu (2003), para maiores profundidades de corte o valor da rugosidade decresce. No entanto, em retificação de cerâmicas, um aumento na profundidade de corte normalmente geraria maiores forças resultando na perda de acabamento superficial.

Huang & Liu (2003) explicam que a elevada temperatura na zona de retificação devido ao aumento da profundidade de corte poderia explicar o resultado contraditório da rugosidade. Desde que as outras condições de usinagem permaneçam constantes, o aumento da profundidade dificulta a penetração do fluido reduzindo o efeito de refrigeração, podendo causar um aumento de temperatura, amolecendo a superfície da peça e reduzindo a tendência de fratura.

Há três tipos de medição de rugosidade definidas por Agostinho *et. al.* (1981): a rugosidade média (R_a), a rugosidade máxima (R_y) e a rugosidade parcial (R_z).

A rugosidade média (R_a) é possivelmente o mais antigo conceito de rugosidade. Sua disseminação pode ser atribuída à facilidade de cálculo, mesmo com aparelhos analógicos

simples (Agostinho *et al.*, 1981). Sua definição pode ser expressa como o desvio médio de um perfil a uma linha média. Outra boa definição seria a distância média de um perfil desde sua linha média sobre um comprimento medido. Matematicamente, a rugosidade média pode ser expressa conforme Equação (5).

$$R_a = \frac{1}{l_m} \int_0^{l_m} |y(x)| dx \quad (5)$$

Um exemplo gráfico desta aplicação numérica pode ser observado na Figura 2.

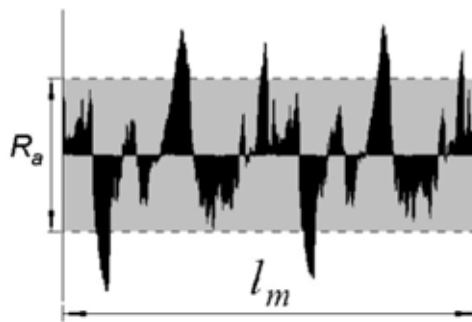


Figura 2 – Parâmetro de rugosidade Ra (Agostinho *et al.*, 1981)

Predição e identificação da rugosidade é objeto de pesquisadores no campo da fabricação. Uma abordagem sistemática para identificar um ponto ótimo de rugosidade foi proposta por Yang & Chen (2001). Eles aplicaram o parâmetro de Taguchi para identificar os melhores parâmetros e aperfeiçoar o acabamento superficial. Tsai & Wang (2001) conduziram um estudo comparando redes neurais artificiais e sistemas neuro-fuzzy na predição do acabamento superficial. Uma aplicação de algoritmo genético para aperfeiçoar a estimativa de rugosidade foi proposta por Suresh *et al.* (2002). Um novo método de estimativa de rugosidade foi desenvolvido por Zhou & Xi (2002), pois levava em consideração a distribuição aleatória da altura das saliências dos grãos.

Samhoury & Surgenor (2005) propuseram um monitoramento em tempo real da rugosidade, utilizando um acelerômetro do tipo piezelétrico e aplicando os sinais gerados como entrada de uma rede ANFIS (*Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*). As redes geraram uma porcentagem de acerto de 91%.

Em 2006, Kumanan *et al.* compararam um sistema neuro-fuzzy (ANFIS) e um sistema de rede neural com função de base radial e lógica fuzzy (RBFNN-FL) na predição de

rugosidade no processo de fresamento. É observado que o sistema híbrido apresenta melhores resultados do que a lógica fuzzy e a rede neural de base radial atuando separadamente.

Abellan *et. al.* (2008) desenvolveram modelos adaptáveis de rugosidade baseados em inteligência artificial quando ocorriam mudanças no processo. Eles utilizaram dois tipos diferentes de ferramentas testando a capacidade de generalização do sistema. Os erros encontrados de estimação permaneceram abaixo de 20%.

2.4. Rebolo Diamantado e Desgaste

Os diamantes possuem um lugar único nas indústrias de retificação. Sendo o material mais duro conhecido, o diamante é escolhido como o abrasivo para retificar os mais difíceis e duros materiais. Além disso, o diamante é o único rebolo abrasivo que ainda é obtido de fontes naturais. Embora o diamante sintético domine o mercado da manufatura, o diamante natural é ainda preferido para a construção de ferramentas de dressagem. Os rebolos diamantados possuem uma vida útil de 20 a 50 vezes maior que um rebolo de carbeto de tungstênio (Marinescu, 2006).

A conversão direta de grafite para o diamante necessita de 2500 K e pressões maiores que 100 Kbar. O primeiro diamante sintético criado foi em 1955 pela General Electric Company (GE). Os primeiros diamantes eram desenvolvidos rapidamente em altas temperaturas, com formas angulares e uma estrutura do tipo “mosaico”. Os rebolos eram vendidos pela GE com o nome comercial de RVG (rebolos de resina vitrificada) (Marinescu, 2006).

A dureza do rebolo de diamante é uma propriedade difícil de definir por dois motivos. Primeiro, a dureza é uma medida da deformação plástica, mas o diamante não se deforma plasticamente à temperatura ambiente. Segundo, a dureza é medida com uma ponta de diamante. Felizmente a dureza do diamante é bem sensível a orientação e uso de um identador Knoop; uma pirâmide distorcida com uma diagonal maior sete vezes maior que a diagonal menor, orientada na direção mais dura, fornece resultados reproduzíveis (Marinescu, 2006).

Uma grande fraqueza dos abrasivos de diamante é que eles são facilmente transformados em grafite durante a sinterização se a temperatura for elevada. E problemas similares podem ocorrer durante o processo de retificação devido à presença de altas temperaturas (Tanaka, 2004)

Para se prevenir a oxidação e danos aos grãos de diamante, a maioria dos processos de inserção dos grãos abrasivos no ligante deve ser restrita a certa temperatura, resultando em uma fraca adesão entre os grãos de diamante e o ligante. Um resultado típico da adesão insuficiente entre o grão abrasivo e o ligante é o desprendimento significativo de grãos de diamante (Sherwood Jr., 2003).

Um método para aumentar a adesão entre os grãos abrasivos e o ligante é o revestimento do grão de diamante com materiais apropriados (Wang, 2003). Este recobrimento reduz o desprendimento dos grãos abrasivos durante o processo de retificação, aumentando o desempenho do rebolo, ou seja, diminuindo a taxa de desgaste em relação à taxa de material removido (Ihara, 2005).

Quando os tamanhos dos grãos são pequenos, é difícil atingir uma força suficiente de retenção entre os grãos abrasivos e o ligante, especialmente para os rebolos de ligante resínóide com baixa liga de ancoragem. Se o tamanho do grão diminui, pequenas irregularidades são formadas na superfície de revestimento, e assim, a área de contato com as camadas do ligante diminuem, reduzindo a força de retenção do abrasivo no ligante.

A fim de solucionar este problema, Ihara (2005) desenvolveu um método para conseguir uma força suficiente de retenção em ligantes resínóides, mesmo quando os grãos são pequenos, recobrindo os grãos com uma camada de metal. Assim, múltiplos grãos revestidos foram ligados por outra camada de metal formando um único aglomerado.

O desempenho de um rebolo está associado ao parâmetro denominado relação G , que é definido como a relação entre o volume de material removido (Z_W) e o correspondente volume de rebolo gasto durante a operação (Z_S), ambos em mm^3 . A Equação (6) representa essa relação (König, 1980).

$$G = \frac{Z_W}{Z_S} \quad (6)$$

O valor de Z_S é calculado pela Equação (7).

$$Z_S = \frac{\pi}{4} (D^2 \cdot l - (D - d)^2 \cdot b) \quad (7)$$

Onde:

D : diâmetro do rebolo;

d : desgaste do rebolo;

l : largura do rebolo;

b : largura de contato entre rebolo e peça.

A relação G pode ter influência direta na temperatura da região retificada, pois quando a temperatura é alta (alta fricção entre rebolo e peça com baixa refrigeração) o desgaste superficial da ferramenta de corte é acentuado e pode influenciar na rugosidade final da peça (Xu *et. al.*, 2006; Alves *et. al.* 2006).

Um processo que tenha uma baixa relação G provavelmente está com baixa lubrificação na zona de interação entre a peça e o rebolo, gerando uma alta fricção ou não há grande diferença de dureza entre o rebolo e a peça. A utilização de fluídos com grande quantidade de óleo pode reduzir o desgaste e aumentar a relação (Alves *et. al.*, 2006).

SEM (*scanning electron microscope*) e imagens ópticas são usadas para avaliar o desgaste nos processos (Marinescu, 2004). Outro método consiste na penetração da área efetiva do rebolo em uma peça afixada, ou seja, após o processo de retificação a face da superfície de trabalho da ferramenta de corte apresenta um degrau devido ao desgaste. Desse modo, com a penetração na área efetiva do rebolo da peça afixada é gerado o perfil do degrau relacionado ao desgaste da ferramenta. Para Lortz (1995) e Werner (1994), esse processo é adequado para avaliar a topografia da superfície de corte.

2.5. O Monitoramento do Processo de Retificação

Os sistemas de sensores para o processo de retificação devem ser capazes de identificar problemas no processo com alta confiabilidade. Os principais problemas de qualidade no processo de retificação são provenientes da ocorrência de vibração, queima e deterioração na rugosidade. Os problemas têm que ser identificados rapidamente para manter a qualidade desejada na peça (Marinescu, 2006).

Além da detecção de qualidade, outra importante tarefa do monitoramento é fornecer informações úteis para aperfeiçoar o processo de retificação em termos de tempo e custo do processo. As informações com um sistema de sensoriamento podem ser usadas como bases de dados para um sistema inteligente (Tonshoff *et. al.*, 2002).

A aplicação de sensores de emissão acústica tem se tornado popular em todo tipo de processo de usinagem na última década. Uma grande variedade de sensores de emissão acústica, especialmente produzidos para propósitos de monitoramento, tem sido aplicada no mercado. Eles reúnem as características mais importantes dos sensores: baixo custo, fácil montagem, resistência à influências externas, e ainda são capazes de monitorar peças em rotação (Marinescu, 2006).

Diferentes tipos de avaliação do sinal podem ser aplicados à saída do sensor de emissão acústica. Os mais importantes são o *root mean square* (RMS) de emissão acústica, o sinal bruto, e a análise de frequência. O valor RMS da emissão acústica pode ser considerado como uma quantidade física da intensidade acústica, e está diretamente relacionado com a carga aplicada no material, tornando assim este valor atraente para qualquer tipo de aplicação de monitoramento (Marinescu, 2006).

Uma técnica de diagnóstico de vibração e queima foi aplicada por Kwak & Ha (2004) no processo de retificação, empregando um sensor de emissão acústica com resposta em frequência para medir os sinais gerados durante o processo de retificação. Foram calculados os valores do pico máximo do sinal RMS, FFT (*Fast Fourier Transform*) do sinal e o desvio padrão do sinal de emissão acústica. Esses valores foram introduzidos em uma rede neural, sendo as saídas do sistema: condição normal, queima e vibração. O percentual de acerto dos dados inferidos para a rede chegou a 90%.

O monitoramento das condições da ferramenta, assim como outros parâmetros do processo é fundamental. No cenário industrial, o monitoramento da ferramenta, assim como do processo é realizado pela observação do operador. Esforços foram feitos no passado para desenvolver um sensor de monitoramento das condições do rebolo, garantindo a integridade das operações. Tonshoff *et. al.* (2002) reviram os sensores usados para monitorar as condições das camadas abrasivas da ferramenta de corte, e conseguiram reconhecer as características dominantes do processo de retificação.

Lezanski (2001) utilizou sinais de força, vibração e emissão acústica aplicando estatísticas e características dos espectros dos sinais em uma rede neural para classificação da condição do rebolo no processo de retificação, obtendo um acerto de 83,3% dos valores estimados pela rede.

Liao *et. al.* (2006) extraíram características do sinal de emissão acústica coletados a 1MHz no processo de retificação da alumina com rebolo diamantado de liga resinóide, e

aplicou em um algoritmo genético adaptativo para extrair características afim de distinguir diferentes estados da ferramenta de corte.

Em 2007, Liao *et. al.* propuseram um novo método, onde primeiro eram extraídas as informações do sinal de emissão acústica aplicando correlação, e depois os dados eram introduzidos no algoritmo adaptativo. Para uma taxa maior de remoção o algoritmo conseguiu acertar 97%, e para uma baixa taxa de remoção a eficiência caiu para 86,7%. Liao *et. al.* (2010) monitoraram a condição da ferramenta de corte extraindo características novamente da emissão acústica aplicando em algoritmos que serviam como classificadores. Os resultados mostraram a eficácia da extração e seleção de características da emissão acústica.

2.6. Estatísticas Aplicadas no Trabalho

Os sinais de emissão acústica e potência elétrica fornecem várias informações a respeito do processo de retificação. Entretanto, análises mais rigorosas podem ser obtidas via tratamento de sinais com o auxílio de parâmetros estatísticos. Com o auxílio de softwares de manipulação matemática, como o MATLAB, Origin dentre outros, é possível efetuar o tratamento de sinais e obter informações tais como: valor RMS, desvio padrão, autocorrelação, FFT, etc.

2.6.1. Valor RMS de um Sinal

Para um intervalo de tempo T ou um número N de amostras, o valor RMS (*Root Mean Square*) de um sinal puro ou bruto S pode ser expresso pela Equação (8) (Nilson, 2003).

$$S_{RMS} \sqrt{\frac{1}{T} \int_{t_0}^{t_0+T} S^2(t) \cdot dt} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N S^2(i)} \quad (8)$$

Onde:

T: intervalo do tempo para o cálculo do valor RMS;

t_0 : ponto de início de análise no tempo para cálculo do valor RMS;

N: número discreto de dados do sinal S no intervalo de tempo T;

S: sinal puro ou bruto;

S_{RMS} : valor RMS.

2.6.2. Média e Desvio Padrão

A média e o desvio padrão são respectivamente empregados para a determinação do valor médio e da dispersão de um sinal. Deseja-se descrever muitas vezes a amplitude da distribuição, a simetria e a sua forma. Todas essas características são resumidas pelos momentos da distribuição ou derivadas. A média é calculada a partir da Equação (9).

$$x_{medio} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (9)$$

Onde:

x_i : valor da amostra i ;

x_{medio} : média dos valores no intervalo n .

n : tamanho da população.

O desvio padrão é comumente usado para indicar a variação em um conjunto de amostra (Morettin, 1999). O desvio padrão de uma população de valores é definido pela Equação (10).

$$\sigma = \left(\frac{(x_i - \mu)^2}{N} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (10)$$

Onde:

μ : média da população;

N : tamanho da população;

x_i : valor da amostra i ;

σ : desvio padrão.

O valor do desvio padrão para uma amostra de população é obtido pela Equação (11) (Morettin, 1999).

$$s = \left(\frac{\sum (x_i - \mu)^2}{n - 1} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (11)$$

Onde:

- μ : média da população;
- n : tamanho da população;
- s : desvio padrão populacional;
- x_i : valor da amostra i ;

Para uma amostra maior ou igual a 30 elementos, a Equação (10) pode ser aplicada no lugar da Equação (11).

2.6.3. Estatística DPO

Quando um fenômeno ocorre no processo de retificação, uma variação correspondente é notada no sinal RMS de emissão acústica; por outro lado, a potência de corte possui um comportamento mais estável durante o passe de retificação. Dessa maneira, a estatística DPO consiste na relação entre o desvio padrão do sinal RMS de emissão acústica e o valor máximo da potência de corte na passada do rebolo. Para Aguiar *et. al.* (2003), a combinação do sinal RMS de emissão acústica e do sinal de potência de corte pode fornecer parâmetros expressivos para a indicação da queima da peça na retificação plana. Essa estatística é determinada pela Equação (12).

$$DPO = EA_S * POT_{MAX} \quad (12)$$

Onde:

- EA_S : desvio padrão do sinal RMS de emissão acústica;
- POT_{MAX} : máximo valor de potência em uma passada de retificação.

2.6.4. O Parâmetro DPKS

A fim de se aumentar a sensibilidade do parâmetro DPO, Dotto (2006) desenvolveu a estatística DPKS, a qual não se atenta para a amplitude do sinal e sim para a

variação entre os passes de retificação. Este parâmetro possibilitou encontrar o momento exato em que a queima tem o início, e no caso da dressagem, é obtido o momento exato do ponto ideal de parada do processo. Aguiar *et. al.* (2009) utilizaram a estatística no monitoramento da dressagem. A Equação (13) mostra como o valor do parâmetro DPKS é obtido.

$$DPKS = \left(\sum_{i=1}^m (POT(i) - S(POT))^4 \right) S(EA) \quad (13)$$

Onde:

i : índice da potência que varia de 1 até m pontos de cada passada de retificação;

m : número de pontos em uma passada de retificação;

$POT(i)$: valor instantâneo da potência;

$S(POT)$: desvio padrão da potência em uma passada de retificação;

$S(EA)$: desvio padrão da emissão acústica RMS em uma passada de retificação.

2.6.5. Interpolação e Ajustes de Curvas

A generalização do aprendizado de sistemas inteligentes depende do quão real e preciso é o dado que está sendo utilizado no treinamento. No entanto, a quantidade de amostras para o treinamento também é importante. Dessa maneira, Kumanan *et. al.* (2006) aplicaram múltipla regressão para obter dados de rugosidade, e Kumar & Choudhury (2007) realizaram regressões e interpolações para ajustar curvas de desgaste e de rugosidade no processo de retificação com rebolo diamantado.

Há uma diferença entre os métodos de interpolação quando é conhecido o comportamento dos dados, pois nesta ocasião serão necessários os cálculos dos coeficientes das equações que descrevem o sistema. Por outro lado, quando o sistema não é conhecido é necessário testar várias possibilidades selecionando a que apresenta o menor erro (Franco, 2007).

Esse erro pode ser calculado pelas estatísticas:

- Somatório do Erro Quadrático (SSE), também conhecido como covariância: é o valor da distância Euclidiana entre o ponto real e a curva

quando avaliada nas mesmas coordenadas independentes do ponto. Para solucionar a questão de o erro poder ser positivo ou negativo, utiliza-se a soma do valor ao quadrado;

- Raiz da Soma do Erro Médio Quadrático (RMSE): calculada pela raiz da média dos valores calculados na estatística SSE, sendo equivalente ao desvio padrão;
- Relação Quadrática (*R-square*, R^2 ou R^2), ou Correlação: informa qual é o percentual de exatidão que a equação representa os pontos usados para obtê-la.

2.7. Lógica Fuzzy

Em oposição à lógica clássica (crisp) de dois valores criada pelo filósofo Grego Aristóteles, a lógica fuzzy, também chamada de nebulosa, é multivalorada, ou seja, não atribui somente a uma afirmação os valores de ‘verdadeiro’ ou ‘falso’, mas sim um grau de veracidade dentro de um conjunto. Dentro desta lógica, é possível um tratamento diferenciado para cada lógica seguindo regras de raciocínio, analisando condições e estipulando consequências (National Instruments, 1997; Shaw & Simões, 1999; Tsoukalas e Uhrig, 1997).

2.7.1. História da Lógica

Toda a lógica ocidental teve origem na Grécia entre o período de 384 a 322 a.C. O filósofo Aristóteles fundou a ciência da lógica estabelecendo conjuntos de regras rígidas para que conclusões pudessem ser aceitas. O emprego da lógica de Aristóteles tinha por base um raciocínio no qual as premissas verdadeiras e falsas eram bem definidas (Shaw & Simões, 1999).

Em 1847, Boole atribuiu valores numéricos para as afirmações, sendo 1 (um) para as premissas verdadeiras e 0 (zero) para as premissas falsas, e ainda, realizou operações baseadas nesses valores dando origem a toda lógica tradicional de controle e computação: a álgebra booleana (Shaw & Simões, 1999).

Por outro lado, muitas das experiências humanas, bem como a modelagem de atividades relacionadas a problemas industriais, biológicos ou químicos, não podem ser classificados simplesmente como ‘verdadeiras’ ou ‘falsas’, ‘sim’ ou ‘não’, ‘0’ ou ‘1’. Em

1965, Lofti A. Zadeh apresentou uma teoria de conjuntos no qual não há descontinuidades, ou seja, não há uma distinção abrupta entre os elementos pertencentes e não pertencentes a um conjunto. Esses conjuntos deram origem aos conjuntos fuzzy, e a partir desse momento, foi desenvolvida toda a teoria fuzzy (nebulosa), para tratar de variáveis “imprecisas”, ou não totalmente “definidas” (Zadeh, 1965).

Assim, a lógica fuzzy vem em oposição às premissas rígidas de verdadeiro e falso, estabelecendo uma nova lógica capaz de capturar informações imprecisas, convertendo-as de uma linguagem natural para um formato numérico que é de fácil manipulação computacional.

Depois de apresentada, muitos pesquisadores aderiram à teoria, começando pelo Japão e em 1974, no Reino Unido, Ebrahim Mamdani desenvolveu o primeiro controlador fuzzy, e mais tarde foi atribuído seu sobrenome a um dos tipos de redes fuzzy. Na Dinamarca, em 1976, foi registrada a primeira aplicação comercial e nos anos seguintes foram registradas muitas outras aplicações comerciais bem sucedidas (Clóvis, 2007).

2.7.2. Formação de Conjuntos Fuzzy

Os conjuntos fuzzy são definidos por funções de pertinências, onde cada função define um conjunto fuzzy A de um conjunto universal U , atribuindo um grau de pertinência ($\mu_A(x)$) entre 0 (zero) e 1 (um) para cada elemento x do conjunto U . A Equação (14) descreve a atribuição do grau com o qual x pertence a A .

$$\mu_A : U \rightarrow [0,1] \quad (14)$$

O conjunto fuzzy pode ser interpretado como uma conexão do conceito impreciso à sua modelagem numérica sendo atribuído a cada indivíduo do universo um valor entre 0 e 1. Uma propriedade importante dos conjuntos fuzzy é a capacidade de expressar transições graduais entre a pertinência e a não pertinência (Shaw & Simões, 1999). As funções de pertinência podem ter vários formatos, mas os comumente usados são as triangulares, trapezoidais e as gaussianas. A Figura 3 mostra uma função de pertinência do tipo trapezoidal com valor máximo 1. No eixo das ordenadas estão representados os valores dos graus de pertinência (μ) para uma dada entrada (x), e no eixo das abscissas o valor real da entrada (x).

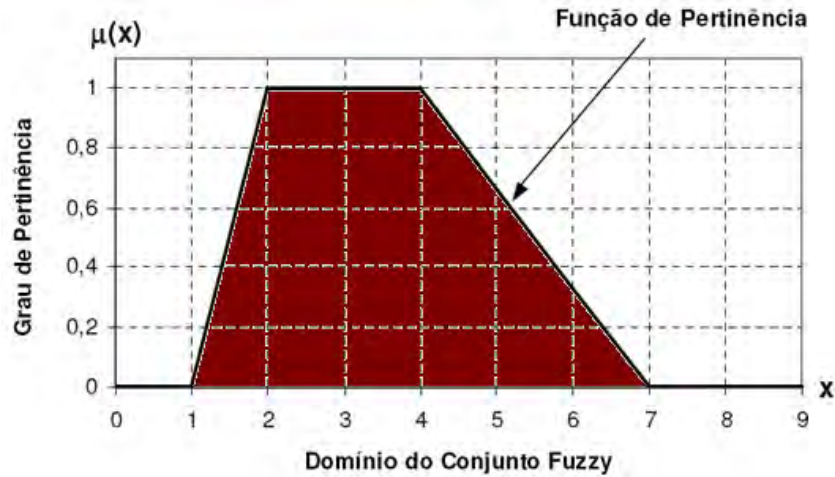


Figura 3 – Função de pertinência do tipo trapezoidal (adaptado de National Instruments, 1997).

2.7.3. Operações entre Conjuntos Fuzzy

As operações matemáticas permitem relacionar elementos distintos de vários conjuntos fuzzy (National Instruments, 1997; Shaw & Simões, 1999; Tsoukalas e Uhrig, 1997). As Equações (15), (16), (17) representam operações entre dois conjuntos fuzzy A e B para todos os $x \in U$.

União (and lógico)

$$\mu_{(A \cup B)}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (15)$$

Intersecção (or lógico)

$$\mu_{(A \cap B)}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (16)$$

Complemento

$$-\mu_A(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (17)$$

Sendo dois conjuntos A e B mostrados na Figura 4, a Figura 5 e a Figura 6 representam os resultados das operações lógicas, entre os conjuntos, de união e intersecção respectivamente.

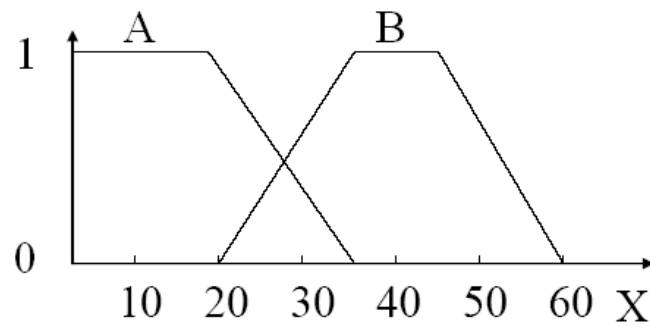


Figura 4 – Dois conjuntos fuzzy A e B (adaptado de National Instruments, 1997)

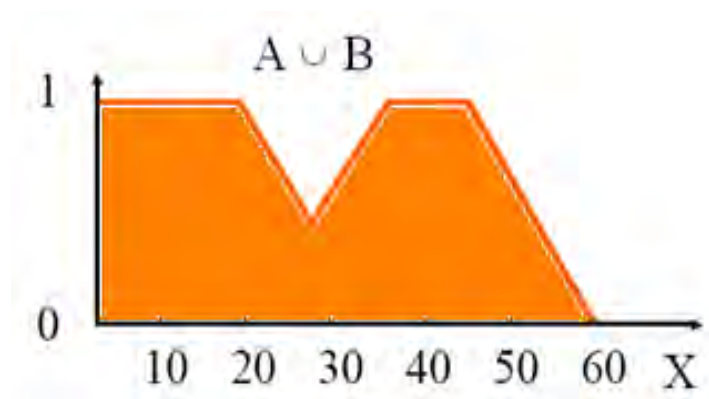


Figura 5 – Operação de união entre os conjuntos fuzzy A e B (adaptado de National Instruments, 1997)

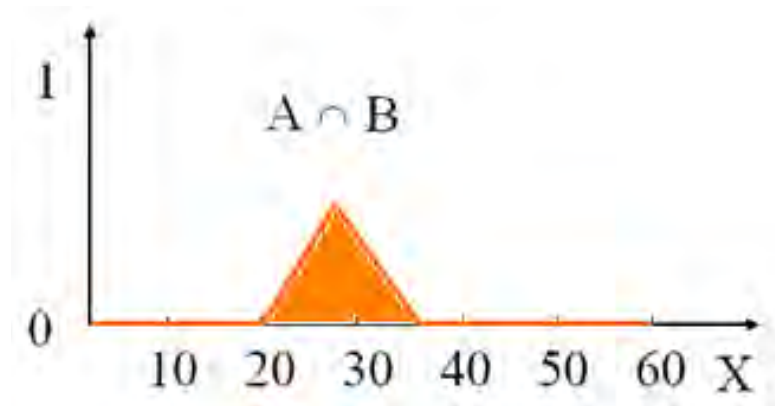


Figura 6 – Operação de intersecção entre os dois conjuntos fuzzy A e B (adaptado de National Instruments, 1997)

2.7.4. Sistema Fuzzy e Variáveis Linguísticas

Zadeh (1965) definiu variáveis linguísticas como sendo as variáveis em que os valores são palavras ou sentenças em linguagem natural. (Lee, 2006). As variáveis linguísticas assumem valores chamados lingüísticos, como por exemplo, *Frio*, *Agradável* e *Quente*. Esses valores são relativos à variável *Temperatura* de um sistema (Shaw & Simões, 1999).

Os sistemas de inferência fuzzy, também chamados de sistema fuzzy Mamdani, podem agregar conhecimento e inferir dados sobre um processo a partir do conhecimento heurístico de especialistas que elaboram as regras e modificam as funções de pertinência do sistema.

Serão apresentados os elementos de um sistema fuzzy nos subitens 2.10.4.1, 2.10.4.2, 2.10.4.3, e no subitem 2.10.4.4 é mostrado, na Figura 9, o diagrama esquemático completo de um sistema de inferência fuzzy.

2.7.4.1. Objeto

Entende-se por objeto, o sistema que sofrerá a ação de controle, e ao ser equipado com sensores é capaz de coletar valores de entrada do sistema de inferência fuzzy. O controle se dará por meio de atuadores que estão interconectados ao objeto.

2.7.4.2. Fuzzificação

A etapa de fuzzificação consiste em converter uma variável numérica em um conjunto de variáveis fuzzy. Para cada variável de entrada, devem ser atribuídos termos linguísticos que representam essa variável, e ainda, cada termo linguístico deve ser associado a um conjunto fuzzy por uma função de pertinência (Jang, 1993). A Figura 7 mostra um exemplo envolvendo uma variável de entrada Temperatura. Neste caso quando a temperatura está em 18°C, o grau de pertinência no conjunto fuzzy *Frio* é 0,45, no conjunto *Agradável* é 0,3 e no conjunto *Quente*, assume o valor 0 (zero).

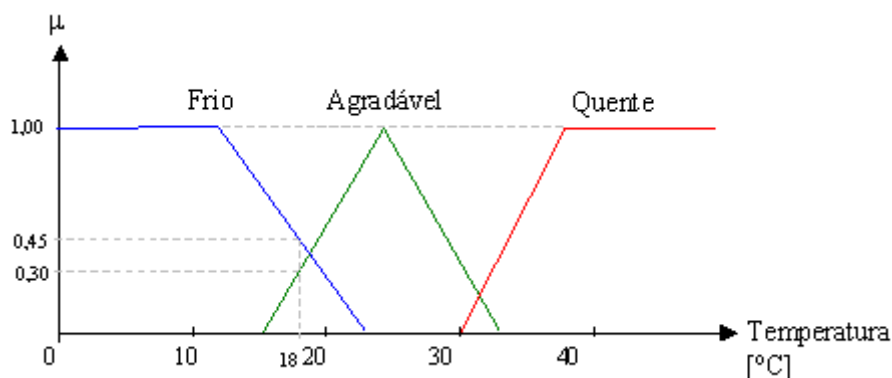


Figura 7 – Fuzzificação de uma variável (adaptado de Lee, 2006)

2.7.4.3. Inferência (Base de Regras)

As regras de um sistema de lógica fuzzy é a representação do conhecimento empírico do objeto estudado e são responsáveis por relacionar os conjuntos fuzzy de entrada e saída.

As regras consistem de uma estrutura do tipo ‘Se’ e ‘Então’, mas dentro da análise condicional pode coexistir mais de uma condição relacionadas pelas conjunções linguísticas como ‘E’ e ‘OU’. Dentro da análise de temperatura do sistema pode-se escrever a seguinte regra:

“**SE** a temperatura é Alta **E** a temperatura está Subindo (derivada da temperatura é positiva), **Então** a ação do processo é Resfriar”.

A inferência consiste de dois passos: o de agregação e o de composição (National Instruments, 1997; Shaw & Simões, 1999; Tsoukalas e Uhrig, 1997).

Agregação: quando é avaliada a parte *SE* de cada regra, por meio do operador “AND nebuloso” que fornece o menor (mín) dos dois valores de pertinência (n) comparados, indicando quanto cada regra descreve adequadamente o estado atual do sistema;

Composição: Pondera as diferentes conclusões das regras ativas pelo operador “OR nebuloso” que retorna o maior dos valores (máx).

2.7.4.4. Defuzzificação

Após a inferência da ação a ser tomada, é necessária uma tradução do valor linguístico para uma variável numérica de saída, podendo representar funções no mundo real, como ajustar a posição de uma válvula. Esta fase é conhecida como Defuzzificação.

Os valores obtidos da análise das regras são aplicados em seus respectivos conjuntos fuzzy, como é mostrado na Figura 8.

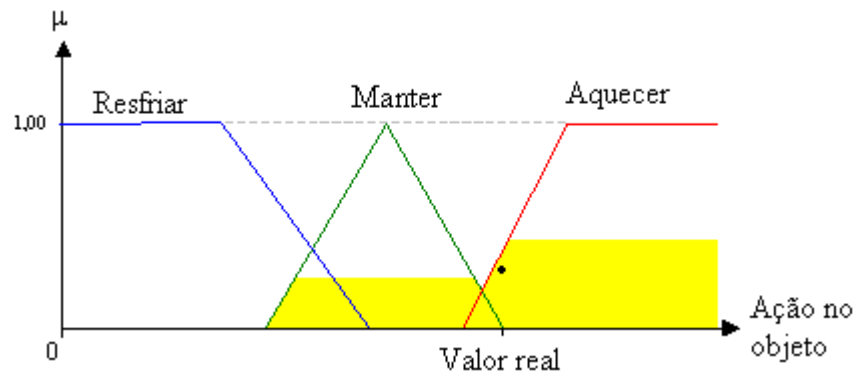


Figura 8 – Funções de pertinência de saída (adaptado de Lee, 2006)

Cada variável numérica de saída é representada pela combinação das muitas variáveis fuzzy, gerando muitos valores distintos em um mesmo momento com diferentes graus de pertinência. Um método muito conhecido para encontrar a melhor ação a ser tomada e o valor dessa ação é o do “centro de massa”. Como observado na Equação (18), este método requer um grande esforço computacional (National Instruments, 1997).

$$Saída_{Numérica} = \frac{\sum_{K=1}^N \int_{-\infty}^{+\infty} \mu_K \cdot z dz}{\sum_{K=1}^N \int_{-\infty}^{+\infty} \mu_K \cdot z dz} \quad (18)$$

Onde:

K: número do conjunto das funções de pertinência da saída fuzzyficada;

N: quantidade de funções de pertinência utilizadas da saída z;

μ_K : valor de pertinência no conjunto K.

Existem outros métodos para analisar a saída fuzzy gerada, como o centro de área (C-o-A), centro dos máximos (C-o-M) e média dos máximos (M-o-M), que possibilitam melhores métodos de classificação ou continuidade dos valores da saída (Shaw & Simões, 1999). No entanto, o método do centro de massa é o mais utilizado pela sua versatilidade, abrangendo qualquer aplicação, e pela facilidade intuitiva de seu cálculo. A Figura 9 mostra o diagrama esquemático do sistema de inferência fuzzy, informando as etapas descritas anteriormente.

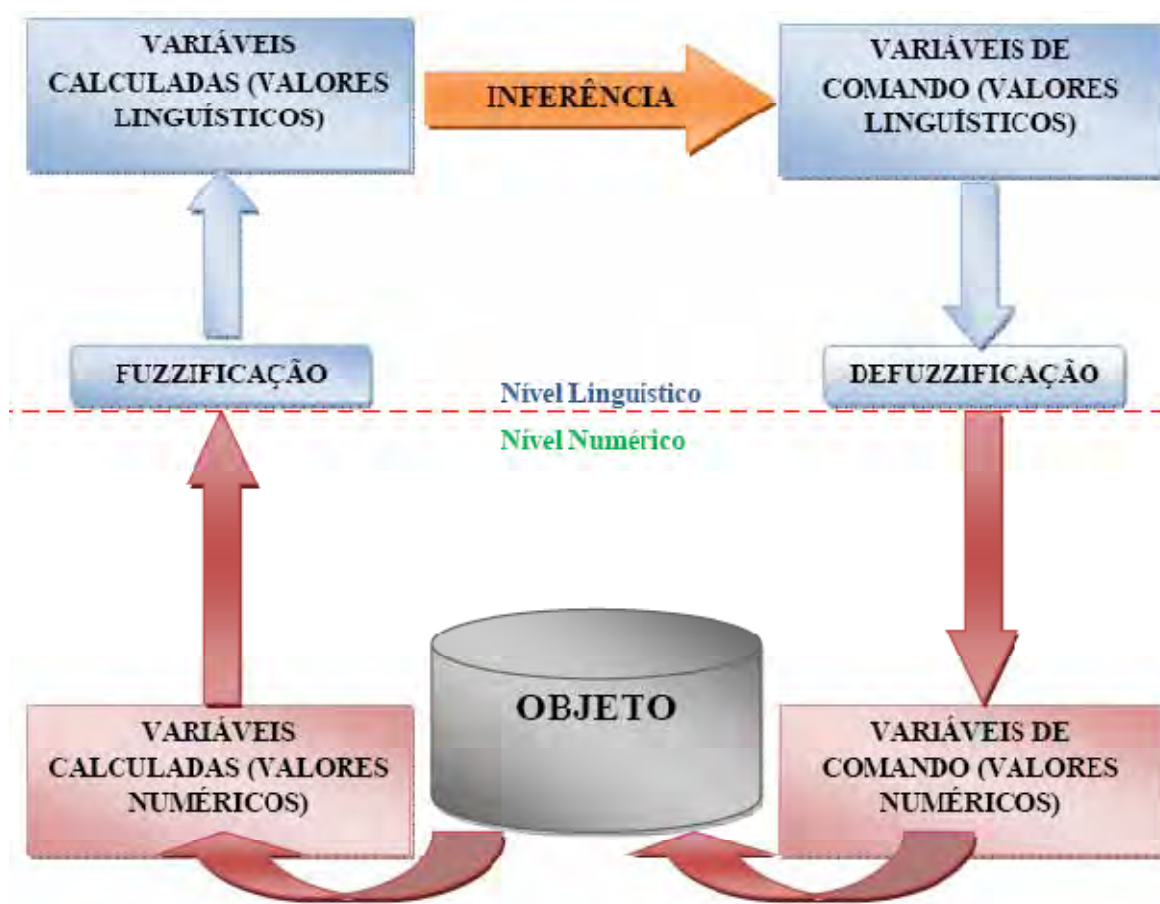


Figura 9– Esquema de funcionamento de um sistema Fuzzy (adaptado de Lee, 2006)

2.8. Sistemas Neuro-Fuzzy

Os sistemas fuzzy sozinhos não são capazes de aprender novas regras, e uma boa definição das funções de pertinência nem sempre é uma tarefa fácil. As redes neurais, por sua vez, não conseguem interpretar o conhecimento impreciso como acontece na lógica fuzzy. A

união dessas duas lógicas proporciona a criação de um sistema fuzzy com a habilidade de agregar novas regras ou excluir as que são irrelevantes sem a presença de um especialista.

O sistema de inferência neuro-fuzzy é a fusão da lógica fuzzy com redes neurais artificiais, formando um sistema com a capacidade de aprendizado proveniente das redes neurais além do conhecimento impreciso da lógica fuzzy. Esses sistemas são divididos em dois modelos: o cooperativo e o híbrido.

É possível citar aplicações bem sucedidas com esse sistema: máquinas de lavar da Sharp; sistema de freios ABS; controle de transmissão de alguns modelos da Honda, Mazda e GM (Cox, 1994 e Fullér, 1995). Outros trabalhos também utilizam sistema neuro-fuzzy, como o de Kumanan *et. al.* (2008) estimando valores de rugosidade, e o de Yang *et. al.* (2006) na identificação da rugosidade em operações de usinagem.

2.8.1. Neuro-Fuzzy Cooperativo

Nesse tipo de modelo, a rede neural e a lógica fuzzy estão bem definidas e separadas, sendo a função de cada uma o auxílio à outra, modificando seus parâmetros. O modelo é subdividido em dois modelos: o online e o off-line. No online, Figura 10, a rede neural é utilizada para ajuste de regras e conjuntos de pertinência tendo por base o erro gerado na saída. Dessa maneira, é necessário o conhecimento da saída real e correta para os respectivos valores de entrada. No off-line, Figura 11, a rede neural é aplicada da mesma forma que o online, mas com o conjunto de treinamento previamente separado.

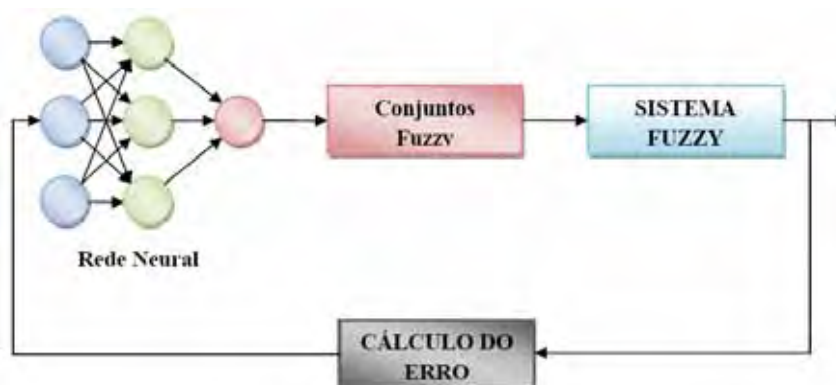


Figura 10 – Modelo neuro-fuzzy cooperativo no qual a rede neural ajusta as funções de pertinência através do erro de defuzzificação (adaptação de Ramos, 1999)

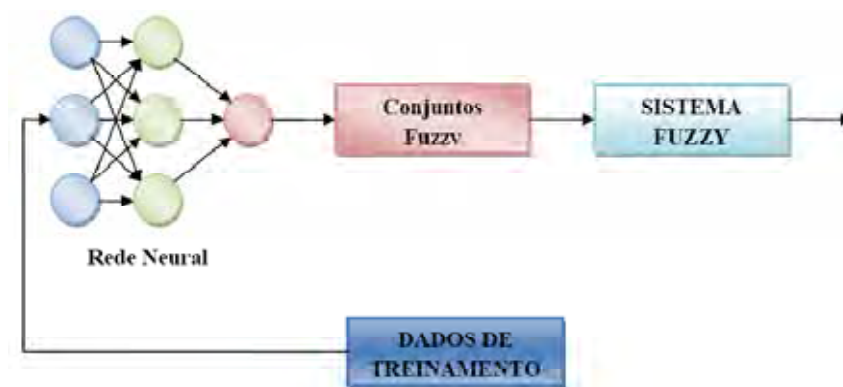


Figura 11 – Modelo neuro-fuzzy cooperativo no qual a rede neural ajusta as funções de pertinência através do conjunto de treinamento (adaptado de Ramos, 1999)

2.8.2. Neuro-Fuzzy Híbrido

Nesse modelo, já não é possível realizar a separação da rede neural e do sistema fuzzy, pois esse sistema é uma fusão entre os dois modelos matemáticos, apresentando normalmente a estrutura de um e a maneira de trabalhar de outro.

O mais conhecido dentre os existentes é o ANFIS (rede neural adaptativa baseada no sistema de inferência fuzzy) apresentando uma estrutura típica das redes neurais em camadas, mas com cada uma delas desempenhando uma função específica da lógica fuzzy.

2.9. ANFIS (*Adaptive Network Based Fuzzy Inference System*)

A estrutura básica de um sistema Neuro-Fuzzy ANFIS (Jang, 1993), também chamado fuzzy Sugeno ou fuzzy do tipo 3, se baseia na equivalência funcional, sob certas restrições, entre as redes RBF (redes neurais de função de base radial, do inglês *Radial Base Function*) e os sistemas fuzzy do tipo TSK (Takagi & Sugeno, 1985; Sugeno & Kang, 1988). Neste modelo uma única saída é calculada diretamente sem defuzzificação, como uma ponderação das entradas de acordo com as regras fuzzy, que podem ser determinadas por um algoritmo computacional baseado em redes neurais. O modelo neuro-fuzzy é apresentado na Figura 12, onde são mostradas as entradas, as funções de pertinência, a camada onde fica a base de regras e a camada de defuzzificação do sistema. A Figura 13 apresenta um modelo ANFIS, com duas variáveis de entrada (x e y) e duas regras (Evsukoff & Almeida, 2003).

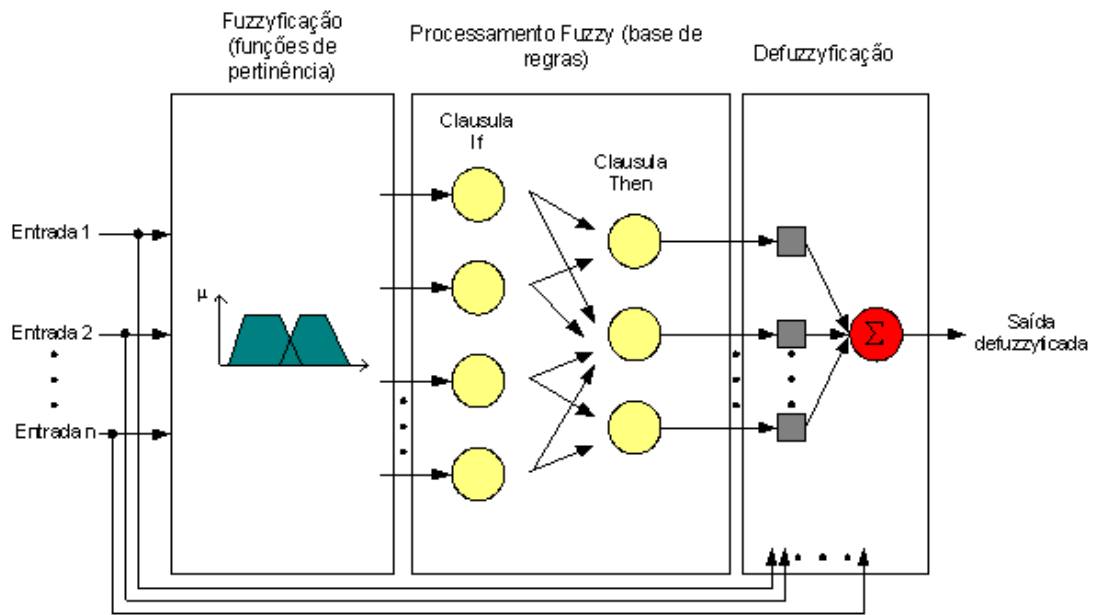


Figura 12 – Esquema básico de um sistema neuro-fuzzy (adaptado de Lee, 2006)

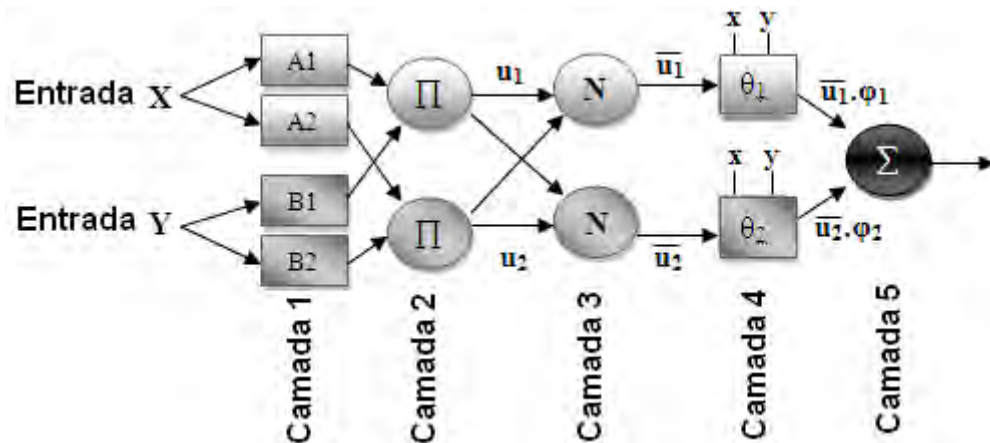


Figura 13 – Estrutura de um modelo ANFIS para duas variáveis de entrada e duas regras (Evsukoff & Almeida, 2003)

Os passos que ocorrem para o modelo apresentado na Figura 13 são descritos a seguir.

Camada 1: ocorre a fuzzyficação das variáveis de entrada em valores fuzzy através da definição das funções de pertinência como no modelo fuzzy Mamdani. Na Equação (19), A_i representa a curva de pertinência 1 da entrada A .

$$\begin{aligned} o_{11} &= \mu_{A1}(x) & o_{12} &= \mu_{A2}(x) \\ o_{21} &= \mu_{B1}(y) & o_{22} &= \mu_{B2}(y) \end{aligned} \quad (19)$$

Onde:

o_{11} : Valor da pertinência do valor x ao conjunto A1;

o_{12} : Valor da pertinência do valor x ao conjunto A2;

o_{21} : Valor da pertinência do valor y ao conjunto B1;

o_{22} : Valor da pertinência do valor y ao conjunto B2;

μ_K : valor de pertinência no conjunto K.

As funções de pertinência geralmente adotadas para esse modelo são do tipo *gaussianas* (Figura 14) e definidas pelas Equações (20) e (21). Por serem continuamente diferenciáveis, seus parâmetros de centro ρ (posição central da curva no eixo das abscissas) e σ (largura da gaussiana, ou suporte) podem ser aperfeiçoados pelo algoritmo do gradiente.

$$\varphi_i(x(t)) = \exp \left[- \left(\frac{\|x(t) - \rho_i\|}{\sigma_i} \right)^2 \right] \quad (20)$$

$$\varphi_i(x(t)) = \frac{1}{1 + \left(\frac{\|x(t) - \rho_i\|}{\sigma_i} \right)^2} \quad (21)$$

Onde:

σ_i : Suporte da Gaussiana i ;

ρ_i : Centro da Gaussiana i ;

φ_i : função de pertinência i .

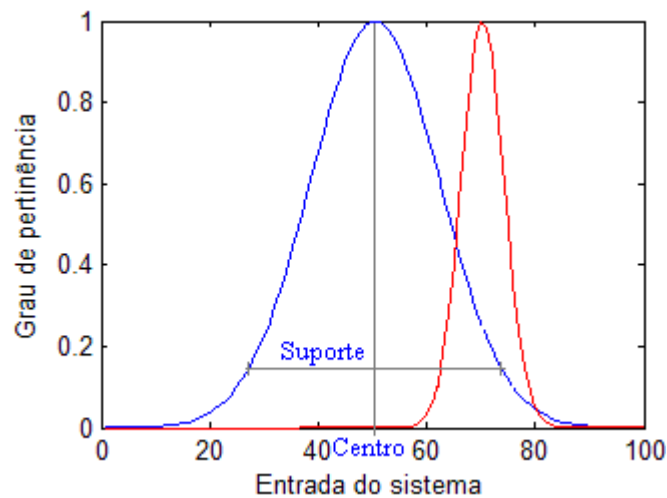


Figura 14 – Funções gaussianas (adaptado de Evsukoff & Almeida, 2003)

Camada 2: nessa etapa o operador conjuntivo fuzzy produto agrega as saídas das camadas anteriores. Nesta camada e na camada 3 está presente a clausula ‘Se’ das regras do sistema responsável pela ativação ou não da camada 4. Cada nó dessa camada é uma regra fuzzy do sistema. Geralmente o operador produto é utilizado como na Equação (22).

$$\begin{aligned} O_{21} = u_1 &= \mu_{A_1}(x) \cdot \mu_{B_1}(y) \\ O_{22} = u_2 &= \mu_{A_2}(x) \cdot \mu_{B_2}(y) \end{aligned} \quad (22)$$

Onde:

u_1 : Resultado do operador lógico SE;

u_2 : Resultado do operador lógico SE;

Camada 3: as saídas da etapa anterior são normalizadas para que possam ser aplicadas como ponderações das saídas da rede neural, conforme a Equação (23). Ainda, pode ser aplicado um fator multiplicativo para cada regra.

$$\begin{aligned} \overline{O_{31}} = \overline{u_1} &= \frac{u_1}{u_1 + u_2} \\ \overline{O_{32}} = \overline{u_2} &= \frac{u_2}{u_1 + u_2} \end{aligned} \quad (23)$$

Onde:

$\overline{u_1}$: Normalização dos resultados da camada anterior;

$\overline{u_2}$: Normalização dos resultados da camada anterior;

Camada 4: a saída dessa camada representa a contribuição de cada regra na saída final e são calculadas pela Equação (24).

$$\begin{aligned} O_{41} &= \overline{u_1} \phi_1 \\ O_{42} &= \overline{u_2} \phi_2 \end{aligned} \quad (24)$$

Onde:

ϕ_i : parâmetros do polinômio que sofreram modificação durante a fase de adaptação.

Camada 5: nesta fase as saídas parciais são somadas pela Equação (25) resultando na saída real.

$$o_5 = f = \sum \bar{u}_i \varphi_i \quad (25)$$

Onde:

o_5 : Função de soma dos valores de saída da camada anterior;

φ_i : Pesos aplicados na somatória;

$\bar{u}_i$: Saída normalizada;

ϕ_i : parâmetros do polinômio que sofreram modificação durante a fase de adaptação.

Segundo Lee *et. al.* (2005), o modelo ANFIS é um sistema de inferência fuzzy empregado na estrutura de trabalho de uma rede neural fuzzy adaptativa. Utilizando um procedimento de aprendizado híbrido, o sistema ANFIS é capaz de construir um mapeamento de entrada-saída baseado tanto em conhecimento humano quanto em pares de dados estipulados de entrada-saída (Jang, 1993). Em seu trabalho, Jang (1993) afirma que o modelo ANFIS é superior a outros métodos de modelagem como o auto-regressivo (AR), redes neurais com correlação em cascata, redes neurais com algoritmo back-propagation e polinômios de sexta ordem.

2.9.1. Modelagem Inicial do Sistema ANFIS e Clusterização

O bom desempenho do sistema ANFIS está relacionado com o número inicial de parâmetros, quantidades de regras e entradas do sistema (Lezanski, 2001). As características e quantidades dos parâmetros são determinadas de forma empírica, criando-se usualmente um modelo inicial com funções de pertinência igualmente espaçadas, conforme apresentado na Figura 15. Nela são apresentadas as sete funções gaussianas (mf1 a mf7) da segunda entrada (*in2*).

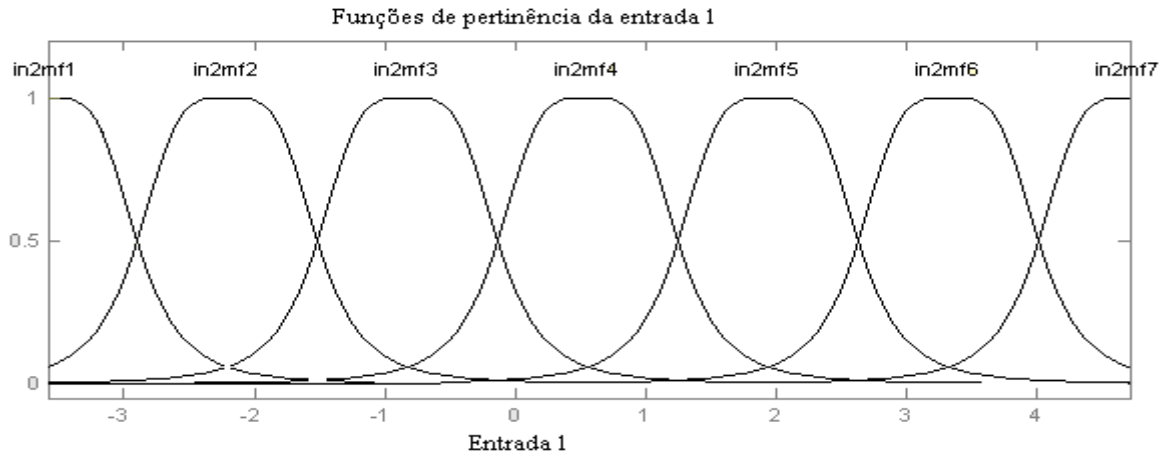


Figura 15 – Funções de pertinência gaussianas igualmente distribuídas (adaptado de Alimardani *et. al.*, 2007)

Porém esse método nem sempre é eficiente por não mostrar quantos grupos relevantes de entrada existem. Para isso há algoritmos que ajudam a determinar a quantidade de funções de pertinência que, por sua vez, acabam agindo diretamente no número máximo de regras fuzzy.

Chiu (1994 e 1996) propôs um algoritmo de clusterização (agrupamento) subtrativa, que é utilizado para identificar centros da distribuição de dados (pontos que melhor representem sua vizinhança), e neles são centradas as curvas de pertinência que, portanto, tem nesse ponto pertinência igual a 1. Esse algoritmo usa como parâmetros de entrada o número de cluster que se deseja identificar ou o tamanho (raio) de vizinhança (raio de atuação de um cluster) e o número de épocas de iteração. A cada passada pelo algoritmo ele tenta achar um ponto que minimize o somatório do potencial com os pontos da vizinhança, sendo esse potencial medido como a distância euclidiana do centro até cada elemento do possível cluster (agrupamento). A Equação (26) mostra o cálculo que é realizado pelo algoritmo.

$$\rho_i = \sum_{j=i}^n \exp\left(-\frac{4}{r_a^2} \cdot \|x_i - x_j\|^2\right) \quad (26)$$

Onde:

ρ_i : potencial do possível cluster;

x_i : possível centro do cluster;

x_j : cada ponto da vizinhança do cluster que estará agrupado nele;

n : número de pontos da vizinhança;
 r_a : raio da vizinhança.

O princípio de funcionamento do algoritmo é o cálculo do primeiro cluster (primeiro ponto com maior potencial considerando todos os dados) e em seguida o potencial dos outros possíveis centros são calculados, como mostra a Equação (27).

$$\rho_i \leftarrow \rho_i - \rho_{i-1} \cdot \sum_{j=i}^n \exp\left(-\frac{4}{r_b^2} \cdot \|x_i - x_j\|^2\right) \quad (27)$$

Onde:

ρ_1 : potencial absoluto do primeiro ponto;
 r_b : raio de cada vizinhança ou distância onde os pontos serão afetados pela redução do potencial, segundo Chiu (1996) $r_b = 1,25 \cdot r_a$.

De maneira análoga os n-ésimos pontos de agrupamento são escolhidos, sempre com o potencial relativo ao centro do cluster anterior para evitar que pontos de sua proximidade sejam escolhidos como novos centros.

O critério de parada do algoritmo pode ser definido pelo número de iterações, pela quantidade de centros de agrupamento já identificados ou a fração de potencial do ponto indicado em relação ao primeiro encontrado, definida por $\frac{P_k}{P_1}$. Esta relação indica que o último cluster encontrado já não possui um potencial de agrupamento grande o suficiente se comparado ao primeiro cluster. Se a relação entre o potencial do ponto e o do primeiro centro é superior a ε ele é aceito como possível centro, caso contrário é especificado o limiar oposto ao ponto que é rejeitado, pondo fim ao processo de procura. Recomenda-se o parâmetro $\varepsilon = 0,5$ como limiar para o qual o ponto é aceito e $\varepsilon = 0,15$ como limiar no qual o ponto é rejeitado (Benini & Meneguete, 2008).

Depois de realizada essa procura, as funções de pertinência são centradas nos clusters calculados e com elas são geradas todas as combinações de regras fuzzy. Assim o

algoritmo de adaptação pode determinar quais são as mais importantes e quais são as irrelevantes.

2.9.2. Treinamento dos Modelos ANFIS

A fase de adaptação do sistema consiste em fazer com que o sistema de inferência adquira conhecimento sobre um processo predizendo informações sobre os dados, nunca antes vistos por ele. Nessa fase, são modificados dois conjuntos de parâmetros: os parâmetros do antecedente e os parâmetros do conseqüente.

O processo ocorre em duas etapas concomitantemente na mesma época de treinamento. Os parâmetros do antecedente que são as constantes que caracterizam as funções de pertinências permanecem fixos na primeira etapa do processo. Os parâmetros do conseqüente são os parâmetros lineares da saída do modelo de inferência e nessa etapa é utilizado o algoritmo dos mínimos quadrados sobre esses parâmetros. O erro é calculado comparando-se a saída da rede e a saída desejada e é retropropagado (do inglês *backpropagation*), iniciando a segunda etapa, mantendo-se fixo os valores dos parâmetros do conseqüente, e alterando os valores dos parâmetros do antecedente. Essas etapas ocorrem até que o número de épocas ou o valor do erro sejam atingidos. O processo de aprendizagem é mostrado na Figura 16.

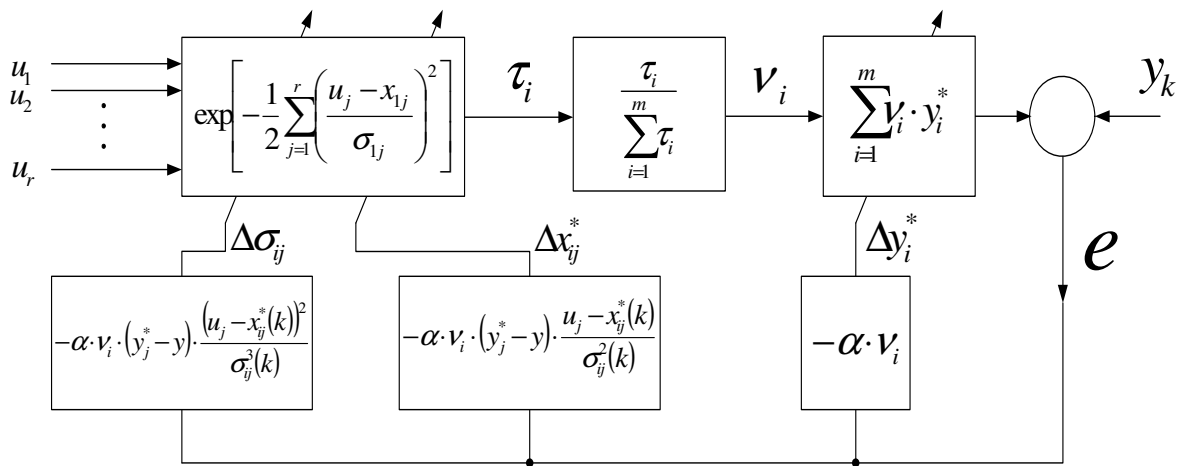


Figura 16 – Algoritmo de adaptação da estrutura ANFIS (adaptado de Lezanski, 2001)

Na figura cada elemento é explicado a seguir:

r : número de entradas do modelo;

$u_1, u_2 \dots u_r$: entradas do modelo;

k : quantidade de dados de treino;

y_k : valor de saída para um dado de treino;

e : erro gerado na saída;

σ_{ij}, x_{ij}^* : parâmetros de cada função gaussiana de pertinência que compõem a regra i da entrada j e Δ desses parâmetros simboliza o quanto se deve ajustar a curva para diminuir o erro;

y_i^* : parâmetro pelo qual é multiplicado o valor de saída de cada regra i e

Δy_i^* é quanto esse valor deverá ser ajustado;

τ_i : peso de cada regra fuzzy e v_i é seu peso normalizado, representam a camada 2 e 3 do modelo ANFIS;

m : número de regras presentes;

α : coeficiente de aprendizado.

No processo os pares de entradas-saída são inseridos no algoritmo e é calculado um erro e gerado na saída crisp. Esse erro serve como base de correção para as curvas de pertinência (suporte σ_{ij} e centro da gaussiana x_{ij}^*) e para o peso das regras (y_i^* , valor que multiplicará a saída de cada regra), podendo assim criar ou, quando o peso se torna irrelevante, descartar a regra. Nota-se que o modelo de aprendizado é semelhante ao de uma rede neural com o algoritmo backpropagation, onde o erro gerado na saída serve de valor de ajuste para os parâmetros internos do sistema (Lezanski, 2001).

A Figura 17 compara a fase de aprendizagem de uma rede neural de propagação rápida com o de uma rede do tipo ANFIS. É observado que uma rede ANFIS possui um comportamento mais estável durante o processo de treinamento, e ainda ela parte e alcança erros menores que uma rede neural de propagação rápida. Essa estabilidade gera um menor erro de estimação e predição.

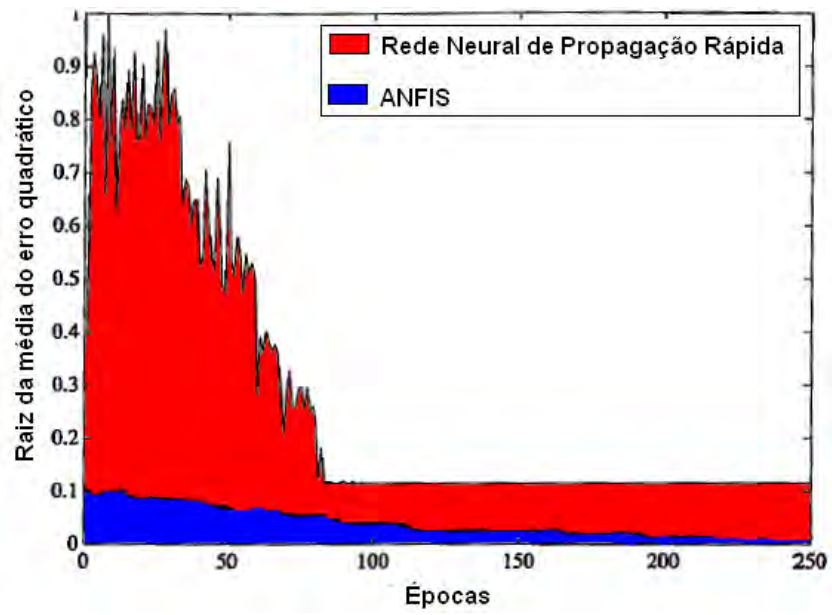


Figura 17 – Comparativo entre um aprendizado de um sistema ANFIS e uma rede neural de propagação rápida (adaptado de Jang, 1993)

CAPÍTULO 3 MATERIAIS E MÉTODOS

3.1. Montagem do Banco de Ensaio

A primeira etapa de aquisição de dados foi realizada no Laboratório de Usinagem por Abrasão (LUA), localizado no *campus* de Bauru da Univ. Estadual Paulista. Neste laboratório está instalada a retificadora tangencial plana do fabricante SULMECÂNICA, modelo 1055 utilizada na realização dos ensaios experimentais.

Os corpos-de-prova foram doados pelo Prof. Carlos Alberto Fortulan, da Escola de Engenharia de São Carlos – EESC da Universidade de São Paulo – USP. Estes foram fabricados por prensagem e sinterização resultando em barras retangulares de alumina composta por 96% de óxido de alumínio e 4% de óxidos como o dióxido de silício, o óxido de cálcio e o óxido de magnésio. A Tabela 1 mostra as dimensões, bem como as propriedades mecânicas dos corpos-de-prova.

Tabela 1 – Propriedade mecânica dos corpos de prova de cerâmica (Dados fornecidos pelo Prof. Carlos Alberto Fortulan – EESC – USP)

Propriedade	Norma	Valor
Dimensões		117x60x8mm
Densidade aparente		3,701±0,002g/cm ³
Principal componente		Alumina (óxido de alumínio)
Resistência à flexão (4 pontos)	ASTM C1161-02	279±11MPa
Tenacidade à fratura	ASTM C1421-01	3,18±0,07MPa·m ^{1/2}
Módulo de elasticidade	JIS R1602-1986	312±4GPa
Microdureza Vickers	JIS R1610-1991	1339±47HV1
Tamanho médio de grão	ASTM E1382-97	1,57µm

Devido às características mecânicas dos materiais cerâmicos, foi escolhido um rebolo diamantado sintético, de liga resinóide, código SD126MN50B2, fabricado pela empresa Dinser Ferramentas Diamantadas. A Tabela 2 mostra as dimensões e características da ferramenta de corte.

Tabela 2 – Dimensões e características da ferramenta de corte

Código/Especificação	
Diâmetro	350mm
Tipo de Grão	SD (Diamante Sintético)
Diâmetro do Grão	126
Dureza do Rebolo	MN (Dureza Média)
Concentração	50B2

O dressador aplicado neste trabalho para a operação de perfilamento da ferramenta de corte foi do tipo conglomerado. O avivamento do rebolo foi realizado com uma peça de óxido de alumínio, desgastando o ligante e expondo o grão, e, conseqüentemente, aumentando o potencial de corte do rebolo.

Devido a um vazamento de corrente da máquina retificadora, possivelmente relacionado com o sistema de aterramento local, foi medido entre a carcaça da máquina e o suporte responsável por fixar a peça à mesa uma tensão de 70 V. Esta tensão pode danificar o sensor de emissão acústica que é aparafusado ao suporte, e ainda, interferir nos sinais coletados. Assim, para solucionar este problema, foi confeccionado um suporte com uma resina isolante, minimizando as interferências eletromagnéticas nas medições e no sensor de emissão acústica.

O sistema de refrigeração possuía um transmissor de pressão e outro de vazão, permitindo o controle dessas duas variáveis ao longo dos ensaios. O bocal utilizado para a lubrificação da zona de retificação tinha seção retangular de 49 mm de comprimento por 3 mm de largura.

O fluido de corte utilizado foi emulsão água-óleo de 4% de concentração, sendo o óleo, do fabricante Shell, tipo DMS 3200 F-1. Para a medição da concentração do fluido de corte foi utilizado o refratômetro N-1E da Atago.

A aquisição da emissão acústica foi feita por um sensor do tipo piezelétrico de alta sensibilidade da marca Sensis. Este sensor foi aparafusado ao suporte que fixava a peça à mesa, melhorando a aquisição das informações acústicas ocorridas durante o processo. Ainda, o sensor foi ligado a um módulo de processamento de EA, modelo DM42 do fabricante Sensis que possui duas opções de aquisição de sinal: puro ou RMS.

O motor do rebolo foi acionado por um inversor de frequência de 380V e 7,5 cv, modelo CFW, fabricado pela WEG. Para a aquisição da potência de corte durante o processo,

optou-se por medir a potência na entrada deste inversor. A medição era realizada por um módulo de potência, desenvolvido pelo grupo de pesquisa em Usinagem por Abrasão da Faculdade de Engenharia de Bauru, da Univ. Estadual Paulista - UNESP. Dentro do módulo, encontram-se dois transdutores de efeito hall, sendo um de corrente e outro de tensão, e durante o processo de retificação os transdutores coletam os sinais de corrente e de tensão instantânea que são multiplicados por um circuito integrado, resultando na potência instantânea do sistema. Em seguida, o sinal de potência instantânea é filtrado e a potência média obtida.

Os módulos de aquisição de emissão acústica (DM42) e de potência média foram ligados a um bloco de conectores BNC, modelo BNC2110, que por sua vez foi conectado a uma placa de aquisição, Modelo PCI-6035E de 16 bits de resolução e frequência máxima de aquisição de 200 kS/s, fabricado pela National InstrumentsTM. Esta placa encontrava-se instalada em um computador localizado ao lado da máquina retificadora e nele estava instalada uma interface gráfica de aquisição de sinais, desenvolvida pelo próprio grupo de pesquisa, sob a plataforma do programa computacional LabVIEW®.

Para a medição de rugosidade foi utilizado um rugosímetro digital, modelo *Surtronic 3+*, fabricado pela Taylor Robson. Para evitar deslocamentos e mudanças das condições dos ensaios o rugosímetro foi colocado em cima de um suporte que permitia o nivelamento da superfície retificada com o apalpador do rugosímetro. Este suporte foi alocado na base magnética da mesa retificadora.

A primeira etapa da medição do desgaste da ferramenta de corte foi realizada fixando peças de cerâmica, as quais tiveram suas superfícies retificadas. Estas peças tinham o mesmo formato e características dos corpos-de-prova e foram alocadas com o seu comprimento perpendicular ao deslocamento da mesa. Na segunda etapa, foi utilizado o rugosímetro digital, modelo *Surtronic 3+*, do fabricante Taylor Robson, ligado a um computador que possuía o programa computacional TalyProfile, no qual foram medidos os valores de desgaste do rebolo com o perfil impresso na peça de cerâmica.

Na Figura 18 é apresentada a configuração do banco de ensaios montado, com exceções do rugosímetro para medição de rugosidade e a peça de cerâmica para a impressão do perfil da superfície do rebolo que serão apresentados posteriormente nas seções 3.2.4 e 3.2.5.

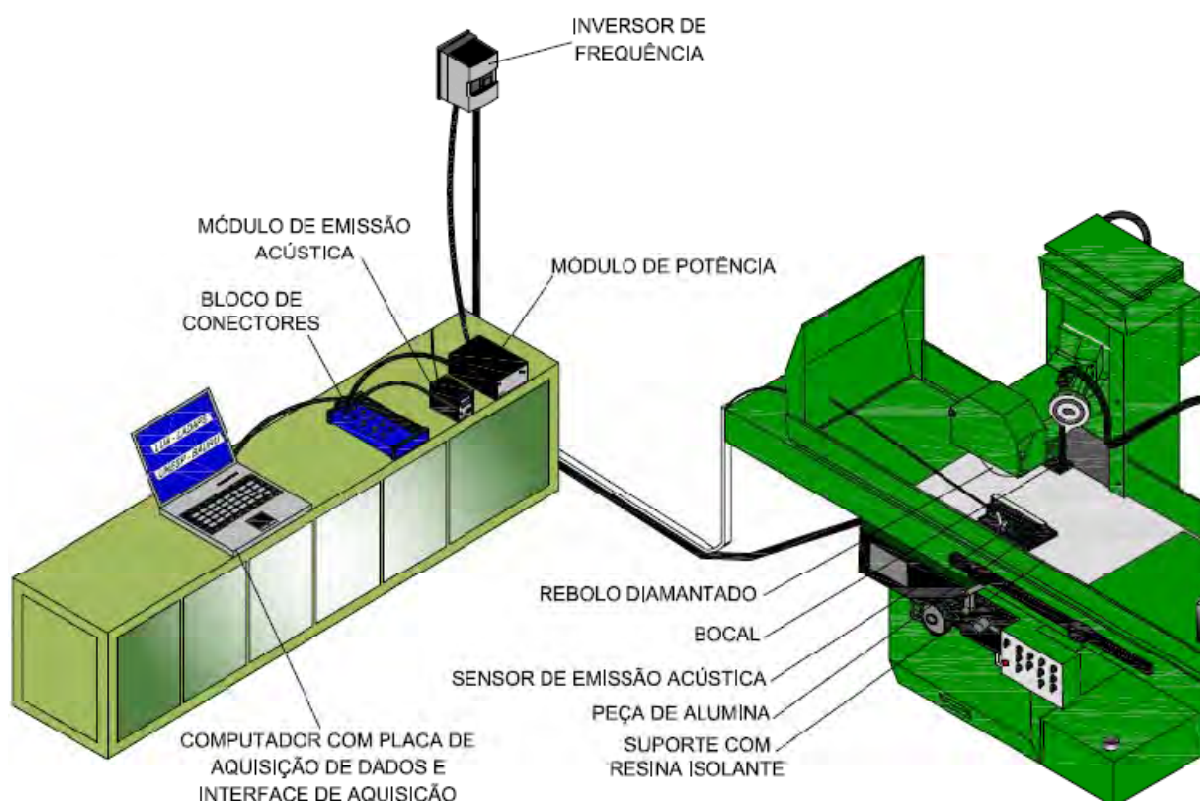


Figura 18 – Estrutura do banco de ensaios

3.2. Configurações dos Equipamentos e Parâmetros da Máquina

3.2.1. Módulo de Emissão Acústica

O cabo do sensor de emissão acústica foi conectado na porta de aquisição RMS, ou seja, todos os sinais coletados de emissão acústica foram valores RMS. Esta opção foi escolhida em função dos objetivos deste trabalho de usar o sinal RMS de EA como entrada para a rede ANFIS juntamente com o sinal de potência de corte e os parâmetros DPO e DPKS, sendo estes dois últimos funções dos valores RMS de EA. A frequência de aquisição foi configurada para 2 kS/s satisfazendo o teorema da amostragem, pois a frequência mais significativa é a do sinal RMS de EA de 1kHz.

Dependendo da posição do sensor de emissão acústica, que neste caso é do tipo passivo, o sinal coletado pelo módulo pode entrar em saturação, ou seja, acima de um determinado valor não é possível mais realizar a leitura do valor real do sinal. Para que isto não ocorra, o módulo possui uma configuração do ganho de entrada, ajustando-o para que o sinal não sature em uma determinada posição do sensor. Neste caso, o melhor valor para o

ganho de entrada foi de 10 vezes. A Tabela 3 resume os valores ajustados no módulo de aquisição de emissão acústica e o tipo de sensor utilizado.

Tabela 3 – Configurações do módulo de EA

Tipo de Sensor	Passivo	Redutor de Ruído	5
Sinal de Saída	RMS	Filtro Usado	Passa Alta de 50kHz
Ganho de Entrada	10	Frequência de Aquisição	2kS/s
Constante de Tempo	1 ms		

3.2.2. Módulo de Potência

No módulo de aquisição de potência é possível coletar sinais de corrente instantânea, corrente RMS, tensão instantânea, e potência média. O sinal monitorado foi o de potência média e a taxa de aquisição foi a mesma que a da emissão acústica, 2 kS/s. A Tabela 4 mostra os valores ajustados no módulo de aquisição de potência.

Tabela 4 – Configurações do módulo de potência

Tipo de Sensor Corrente	Efeito Hall
Tipo de Sensor de Tensão	Efeito Hall
Sinal Coletado	Potência Média
Frequência de Aquisição	2kS/s

3.2.3. Placa de Aquisição de Dados

A interface gráfica de aquisição de sinais (LABVIEW) foi preparada para coletar os sinais de potência média e emissão acústica RMS concomitantemente. Foi configurada a opção de salvar os arquivos em formato binário de 16 bits. Contudo, para visualização dos valores, era necessário converter os dados coletados em valores reais utilizando a constante de conversão de $20/(2^{16})$ V/b. Essa constante representa um operador multiplicativo (20) pelo valor binário (16 bits, 2^{16}), e quando se multiplica o valor armazenado por essa constante resulta no valor real do sinal. A frequência de aquisição de 2 kS/s foi configurada para a mesma taxa dos módulos de potência e emissão acústica. A Tabela 5 apresenta os dados configurados na placa de aquisição.

Tabela 5 – Configurações da placa de aquisição

Sinal Coletado	Potência Média	Arquivo Binário
Sinal Coletado	Emissão Acústica RMS	Arquivo Binário
Constante de Conversão	$20/(2^{16})$	
Frequência de Aquisição	2kS/s	

3.2.4. Rugosímetro

O rugosímetro digital foi configurado para medir os valores da rugosidade média (Ra) na superfície retificada do corpo-de-prova. Os parâmetros ajustados do rugosímetro para as medições estão descritos na Tabela 6. Na Figura 19 pode-se observar o suporte para nivelar o apalpador do rugosímetro com a superfície retificada do corpo-de-prova, o corpo-de-prova com onze (11) divisões igualmente distribuídas ao longo de seu comprimento e o sentido da medição do apalpador.

Tabela 6 – Configuração do rugosímetro para medição de rugosidade média (Ra)

Parâmetro Medido	Rugosidade Média (Ra)
Unidade de Medida	μm
Resolução do Resultado	0,2 μm
Lc	0,8mm
Ln	4,0mm
Vh	x100
Vv	x1000
↔ deslocamento para medição	12,5mm
Amostragem	100 $\mu\text{m.m/in}$

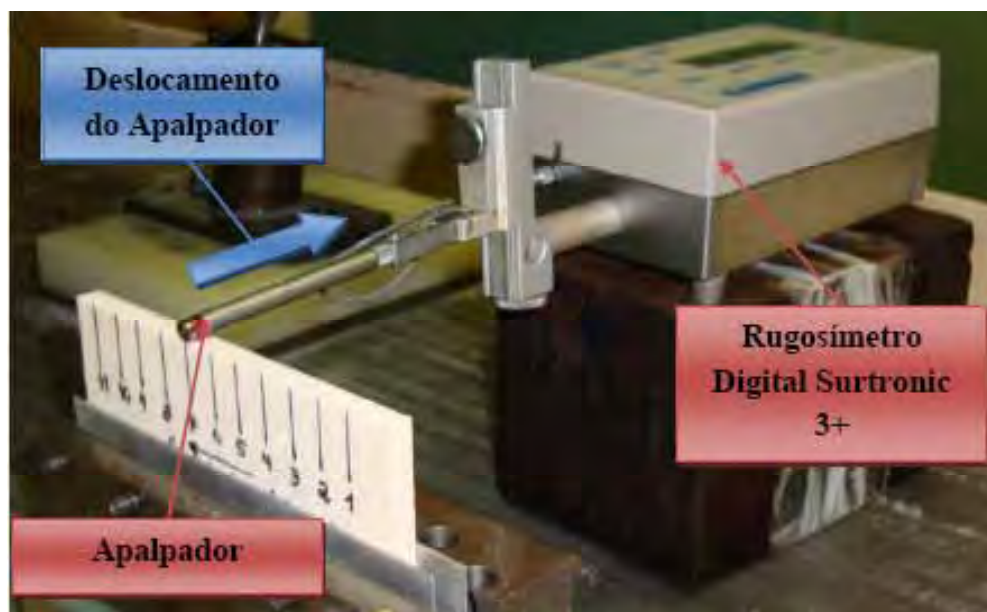


Figura 19 – Configuração da medição de rugosidade média (R_a)

3.2.5. Impressão e Medição do Desgaste

A Figura 20 mostra a configuração da impressão do perfil do rebolo na peça de cerâmica retificada, alocada com seu comprimento perpendicular ao deslocamento da mesa. Posteriormente aos ensaios, as peças de cerâmica com os perfis do rebolo impressos foram submetidas às medições dos perfis utilizando o software TalyProfile).

O rugosímetro era alocado com o apalpador em linha com a peça de cerâmica contendo os perfis impressos. Selecionou-se o modo de comunicação do rugosímetro, e determinou-se o comprimento da medição que era de 12,5mm. Onde o rebolo cortou a peça imprimindo sua superfície observou-se uma marca de 8 mm que era justamente a largura do corpo-de-prova. Assim, dentro dos 12,5mm do passo da medição visualmente era possível determinar a localização do degrau na superfície do rebolo relacionado com o desgaste da ferramenta no processo de retificação. A Tabela 7 mostra os parâmetros ajustados na leitura dos perfis e a Figura 21 apresenta o sistema de medição do desgaste e o resultado típico obtido nas medições.

No entanto, vale mencionar que os desgastes seriam medidos com uma máquina de coordenadas tridimensionais, e assim, não foi considerado o tamanho das peças de cerâmica para impressão da superfície do rebolo. Dessa forma, o comprimento do apalpador,

que era menor que o comprimento da peça, limitava as medições obrigando uma rotação na peça, e, conseqüentemente, variando algumas condições de leitura.

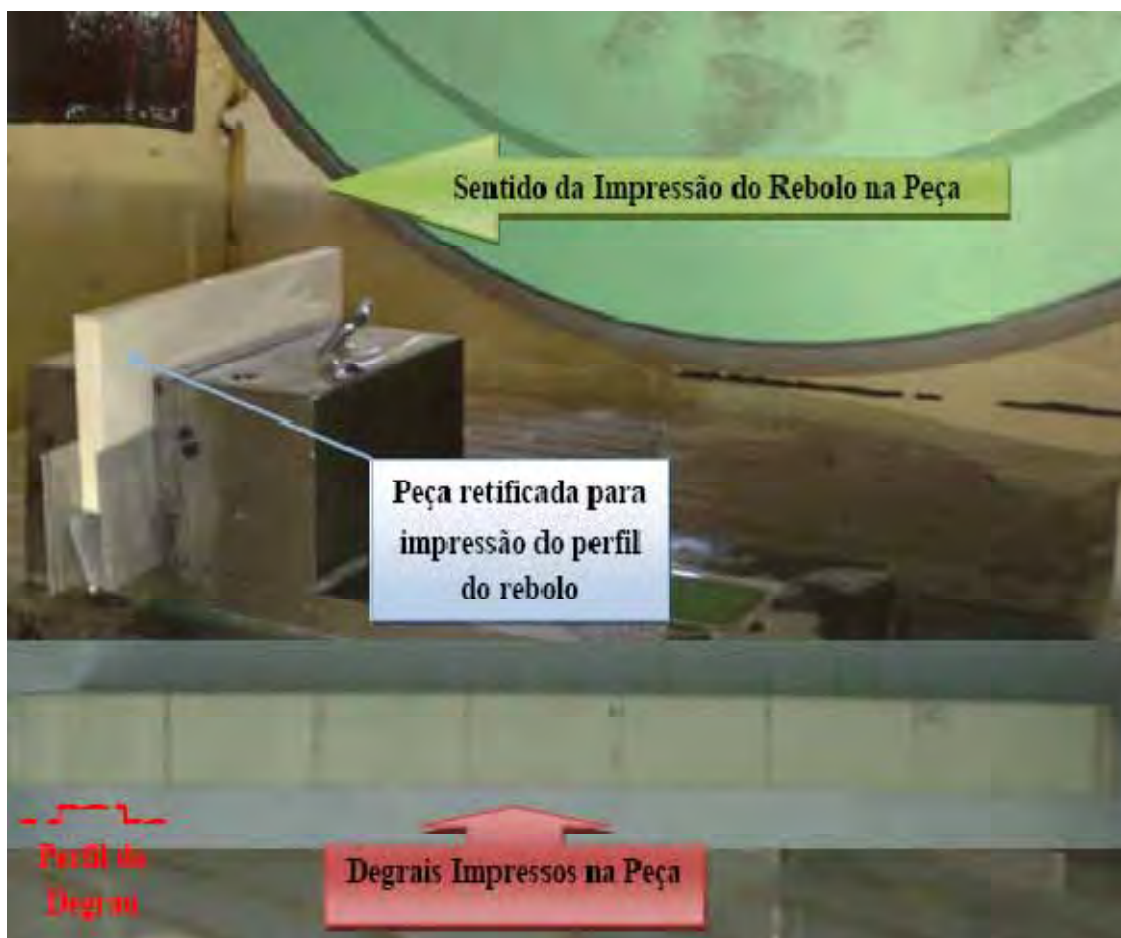


Figura 20 – Método de impressão do perfil da face do rebolo

Tabela 7 – Configuração do rugosímetro para medição do desgaste

Lc	0,80mm
Ln	4,00mm
Vh	x100
Vv	x1000
↔ deslocamento para medição	12,5mm
↑ amostragem	500µmxm/in

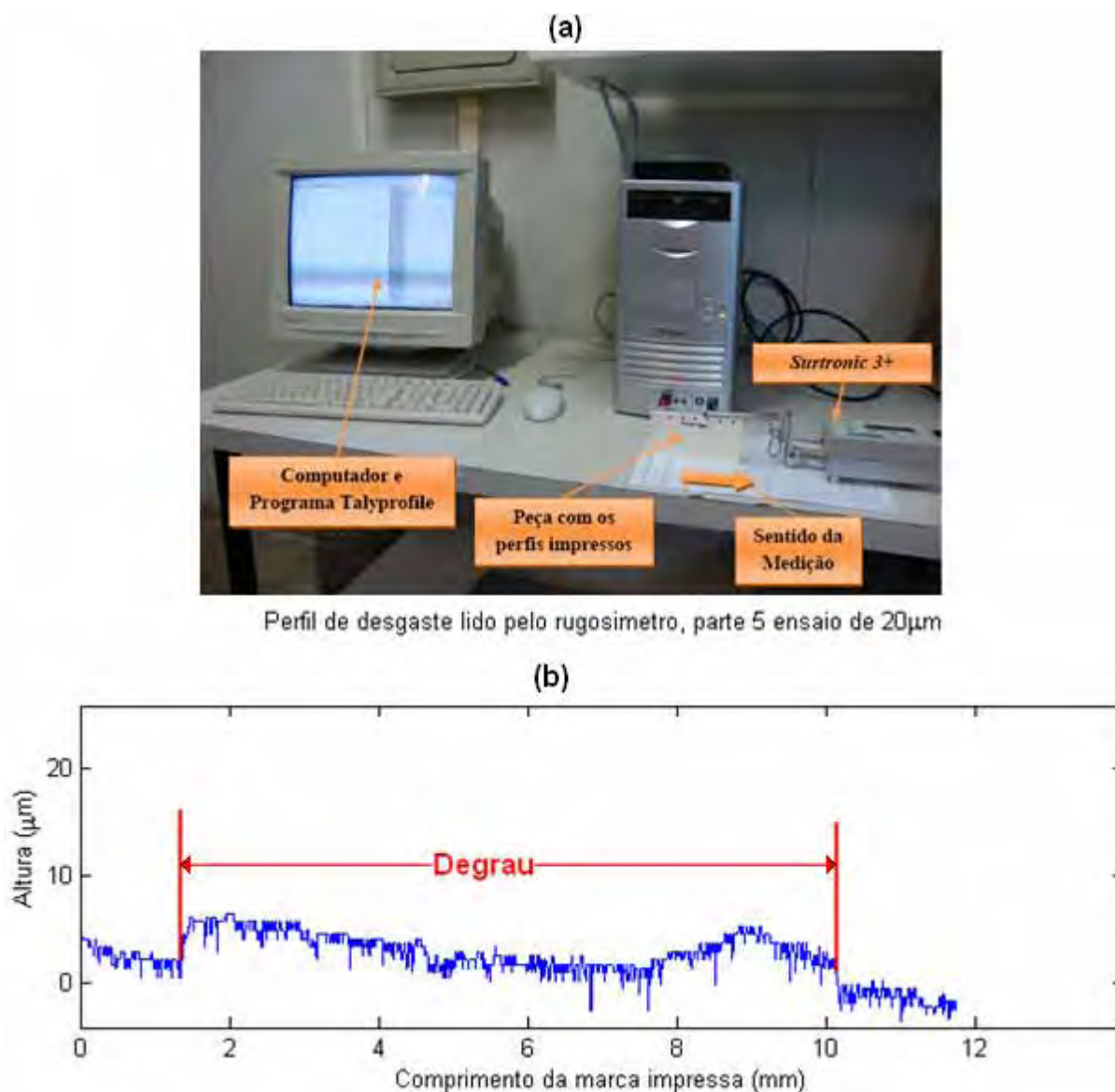


Figura 21 – Configuração do sistema para medição dos perfis (a) e resultado típico das medições realizadas (b)

3.2.6. Configuração dos Parâmetros de Retificação

As condições de retificação e dressagem foram configuradas de acordo com as experiências adquiridas pelo grupo de Usinagem por Abrasão. A velocidade de corte (v_s) foi ajustada pelo inversor de frequência em 35m/s e a velocidade da peça (v_w), regulada com um tacômetro digital para 2,3m/min. A vazão do fluido de lubrificação era de 27,51 l/min., com pressão menor que 0,2kgf/cm².

Antes de cada ensaio foi realizada a dressagem do rebolo diamantado com o dressador conglomerado. Devido ao baixo desgaste do rebolo diamantado eram necessários

somente oito (8) passes de dois $2\mu\text{m}$ de profundidade para uniformizar a face de trabalho. Depois da dressagem, era realizado o avivamento da ferramenta de corte, desgastando o ligante com uma peça de óxido de alumínio, resultando na exposição dos grãos de corte. A Tabela 8 mostra os dados configurados para os ensaios.

Tabela 8 – Configuração dos parâmetros de refiticação

Velocidade de Corte (v_s)	35m/s
Velocidade da Peça (v_w)	2,3m/min.
Vazão do Fluido	27,51 l/min.
Pressão do Fluido	$< 0,2\text{Kgf/cm}^2$
Concentração do Fluido	4%
Profundidade de Dressagem	$2\mu\text{m}$
Passos de Dressagem	8

3.3. Procedimento dos Ensaios

Após a montagem do banco de ensaios e configurações dos equipamentos foi realizada a coleta dos sinais e as medições da rugosidade e do desgaste. Foram escolhidas três profundidades de corte (a) diferentes, sendo o primeiro ensaio com $20\mu\text{m}$, o segundo com $70\mu\text{m}$ e o terceiro e último com $120\mu\text{m}$. Essas penetrações foram escolhidas adotando a metodologia de uma remoção branda de material ($a = 20\mu\text{m}$), uma remoção intermediária de material ($a = 70\mu\text{m}$) e uma remoção de material mais intensa ($a = 120\mu\text{m}$).

Como a velocidade de corte (v_s) e a velocidade da peça/mesa (v_w) não variaram ao longo dos ensaios, a espessura equivalente de corte (h_{eq}) ficou em função da profundidade de corte (a). A Tabela 9 mostra os valores da espessura equivalente de corte para os três ensaios realizados.

Tabela 9 – Cálculo da espessura equivalente de corte (h_{eq})

Ensaio	Profundidade de Corte (a)	Velocidade de Corte (v_s)	Velocidade de Corte (v_w)	h_{eq}
Ensaio 1	$20\mu\text{m}$	35m/s	2,3m/min	$0,02\mu\text{m}$
Ensaio 2	$70\mu\text{m}$	35m/s	2,3m/min	$0,07\mu\text{m}$
Ensaio 3	$120\mu\text{m}$	35m/s	2,3m/min	$0,132\mu\text{m}$

Nos três ensaios, foi removida a mesma quantidade de material de 16.000mm^3 . A variação do parâmetro h_{eq} (devido à variação de profundidade de corte) resultou em uma variação na quantidade de passes de retificação para a remoção da mesma quantidade de material. No ensaio 1 ($a = 20\mu\text{m}$) foram realizados 860 passes de retificação, enquanto no ensaio 2 ($a = 70\mu\text{m}$) e no ensaio 3 ($a = 120\mu\text{m}$) decorreram, respectivamente, 250 e 150 passes de retificação.

Cada ensaio foi dividido em 10 partes com o mesmo número de passadas na peça. Antes de iniciar o ensaio e ao final de cada parte era realizada a medição da rugosidade e do desgaste. O corpo-de-prova era dividido em 11 pontos igualmente espaçados para se garantir os valores da rugosidade média (R_a), pois o valor de R_a deve permanecer constante ao longo do corpo-de-prova. Depois disso, a mesa era acionada até que o rebolo cortasse a peça de cerâmica imprimindo o perfil da superfície contendo o degrau relacionado ao desgaste. Na Tabela 10 é apresentada a quantidade de passes por cada parte, assim como a quantidade de valores medidos de rugosidade média e desgaste.

Para cada ensaio, em cada passe de retificação foram coletados os sinais de emissão acústica (RMS) e potência média, e o número de sinais coletados por ensaio, também é contemplado na Tabela 10.

Tabela 10 – Quantidade de passes de retificação, medições de rugosidade, perfis impressos e sinais coletados para cada ensaio

Ensaio	Quantidade de Partes	Quantidade de Passes de Retificação	Quantidade de Medições de Rugosidade	Quantidade de Perfis Impressos	Quantidade de Sinais Coletados (EArms, Pot. Média)
Ensaio 1	10	86	11	11	860
Ensaio 2	10	25	11	11	250
Ensaio 3	10	15	11	11	150

3.4. Processamento Digital dos Dados e Definição das Redes ANFIS

A seguir é apresentado o procedimento utilizado desde o processamento digital dos sinais até a definição das redes ANFIS de estimação da rugosidade e do desgaste. A

Figura 23 resume os passos realizados e nela são apresentadas as etapas descritas nos itens 3.4.1., 3.4.2. e 3.4.3.

3.4.1. Processamento Digital dos Dados

De posse dos arquivos dos sinais de emissão acústica e potência de corte dos três ensaios ($a = 20\mu\text{m}$; $a = 70\mu\text{m}$; $a = 120\mu\text{m}$) foi realizado o processamento digital dos sinais, sob a plataforma do programa computacional MATLAB, obtendo as estatísticas: média da emissão acústica (mEA), desvio da emissão acústica (sEA), média da potência (mPot), desvio da potência (sPot), potência máxima (maxPot), DPKS e o DPO.

Como para cada passe de retificação foi coletado os sinais de emissão acústica e potência de corte, ao final do processamento digital obteve-se 1260 valores de cada uma das estatísticas calculadas. A partir desses valores, foram gerados os gráficos de cada estatística pelo volume de material removido em mm^3 .

Durante a fase experimental foram coletados 10 valores de rugosidade e 10 perfis impressos para cada ensaio. Os perfis foram medidos conforme descrito no item 3.2.5 e assim obtiveram-se os 10 valores de desgaste da ferramenta para cada ensaio. No entanto, 30 valores de rugosidade e 30 valores de desgaste (somando os três ensaios) são poucos dados para serem utilizados no treinamento das redes ANFIS, pois para essa quantidade de amostras as redes não conseguiriam aprender o sistema, gerando um possível *overfitting*.

Dessa maneira, a fim de se obter um universo maior de amostras de rugosidade e desgaste, foi realizado um ajuste de curvas aos dados coletados. Para isso, foi utilizada a ferramenta *Toolbox Fitting Curve* do programa computacional MATLAB, onde é possível fazer os ajustes dos coeficientes das equações que representam as curvas interpoladas aos valores medidos. Depois do ajuste, a ferramenta fornece os coeficientes estatísticos da interpolação: R-2(%), SSE, RMSE. Com estes valores é possível avaliar a qualidade do ajuste realizado.

Tanto para a rugosidade quanto para o desgaste foram obtidas três curvas, representando o comportamento dos valores em função do número de passadas para cada um dos ensaios. Posteriormente, foi aplicado um coeficiente de conversão de número de passadas para o volume de material removido a fim de poder analisar melhor o comportamento dos três ensaios.

A Figura 22 mostra a janela da ferramenta *Toolbox Fitting Curve* do MATLAB, na qual é apresentado o ajuste nos valores de rugosidade do ensaio 1 ($a = 20\mu\text{m}$). Do lado

esquerdo é observada a equação da curva e seus coeficientes, e ao lado direito a curva é mostrada interpolando as medidas reais de rugosidade.

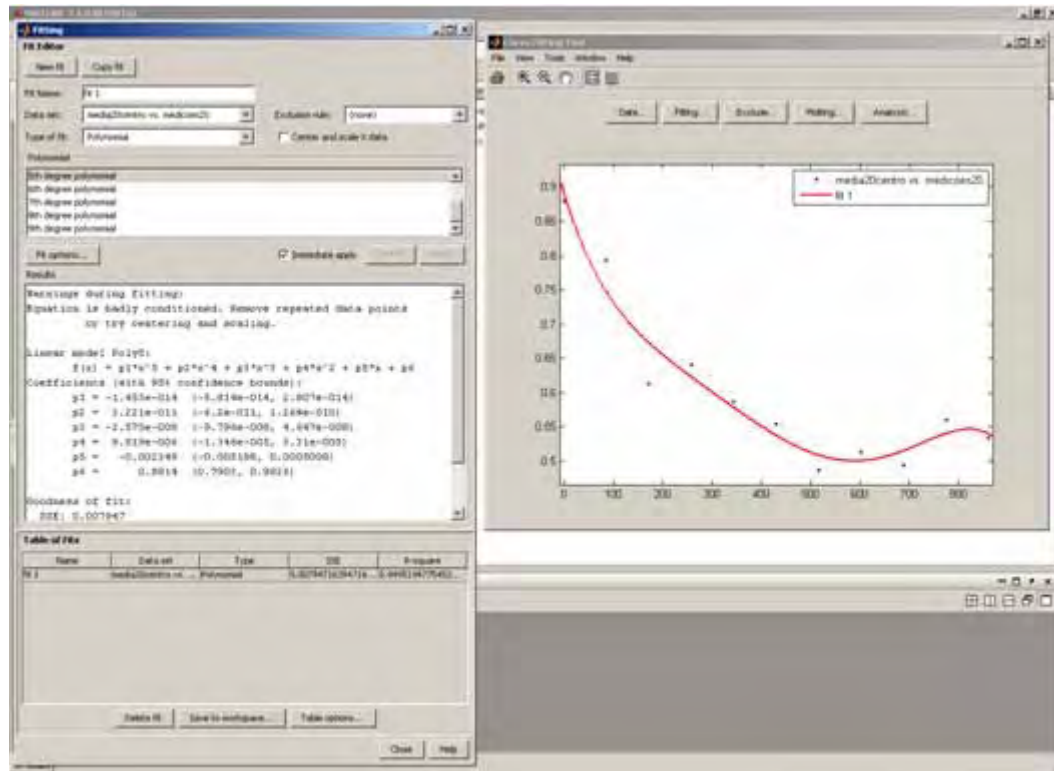


Figura 22 – Ajuste de curva realizada na *toolbox fitting curve* do programa computacional MATLAB (Ensaio 1, $a = 20\mu\text{m}$)

3.4.2. Modelagem e Treinamento das Redes ANFIS

As estatísticas calculadas durante o processamento digital dos sinais foram atribuídas como entradas para a rede ANFIS de rugosidade e a rede ANFIS de desgaste. A quantidade de valores, somando os três ensaios era de 1260. Com o ajuste das curvas foi possível obter as equações que representam o comportamento da rugosidade e do desgaste em função do material removido para cada um dos três ensaios. Com isso, gerou-se para, os três ensaios 1260 valores de rugosidade e 1260 valores de desgaste, os quais foram atribuídos como saídas da rede de rugosidade e da rede de desgaste, obtendo-se conjuntos de entrada e de saída com 1260 valores.

Após a criação dos conjuntos, os dados (pares de entrada e saída) foram separados de forma aleatória em três novos conjuntos: 75% para treinamento, 20% para a validação e 5% para os testes. É importante ressaltar que os valores reais de rugosidade e desgaste obtidos

na fase experimental, assim como os valores correspondentes das estatísticas calculadas, não foram incluídos nesses conjuntos, guardando-os para confirmação do aprendizado da estimação de valores do sistema.

A modelagem da rede Neuro-Fuzzy ANFIS foi desenvolvida realizando testes de desempenho com diferentes arranjos de rede, modificando a quantidade de variáveis de entrada e, também, alterando parâmetros como o número de funções de pertinência das entradas.

Para a determinação da quantidade e qual tipo de entrada era melhor para o sistema, foi utilizada uma busca combinatória de diferentes quantidades e tipos de entradas. Estes arranjos combinatórios foram testados na rede ANFIS retornando as melhores combinações, tendo como base a análise do erro quadrático médio gerado entre a saída da rede e a saída desejada.

Foram criados dois sistemas ANFIS, um para a estimação de rugosidade e outro para a estimação de desgaste. Cada sistema passou pelo processo de análise combinatória de entradas, e, nesta fase de testes, foram configurados valores padrões, os quais são apresentados na Tabela 11.

Tabela 11 – Dados configurados para o teste de combinação das entradas

Tipo de Parâmetro	Configuração
Número de Funções de Pertinência por Entrada	3
Tipo da Função de Pertinência	Gbellmf, função gaussiana
Erro Alvo	0,1
Número Máximo de Iterações/ Épocas	10
Método de Treinamento	híbrido

Com as estruturas de entradas definidas tanto para a rede ANFIS de rugosidade, quanto para a rede ANFIS de desgaste foi realizado o treinamento das redes. O método de treinamento escolhido foi o do tipo híbrido, o qual todos os parâmetros da rede (antecessores e sucessores) são ajustados.

Antes de iniciar o treinamento, é aplicado às redes o método da clusterização subtrativa descrito no item 2.9.1., reduzindo os custos computacionais do treinamento e alocando os *clusters* das funções gaussianas de cada entrada. Depois disso, são escolhidos os

números de épocas que podem ser definidas como o número de vezes que os conjuntos (entradas e saídas) são apresentados à rede. Após cada época, o valor de saída da rede é comparado ao valor desejado, gerando um erro quadrático médio que é retro-propagado ajustando os coeficientes da rede. Caso esse erro seja menor que o erro escolhido, o treinamento é finalizado, mas se esse erro é maior uma nova época é iniciada.

São ajustados durante a fase de treinamento: os centros e os suportes das funções de pertinência, as regras, os pesos de cada uma das regras, e os coeficientes da função de saída da rede. Os ajustes ou o término do treinamento ocorrerão quando o número de épocas ou o erro quadrático médio for alcançado. Durante esta fase, foram variadas as quantidades de funções de pertinência, iniciando com 2 (duas) e terminando com 6 (seis) funções.

Outro critério de parada do treinamento é a utilização da validação cruzada, ou seja, os dados separados para a validação (20%) são inseridos na rede ao final de cada época e o valor do erro obtido é comparado com o anterior. Caso este erro aumente com o passar das épocas o processo de treinamento é interrompido.

3.4.3. Validação das Redes ANFIS

Depois da fase de treinamento das redes ANFIS obteve-se os modelos definitivos para a estimação de rugosidade e desgaste da ferramenta de corte. Esses modelos passaram por um processo de validação da generalização do aprendizado.

Primeiramente, foram inseridos os dados de teste (5% dos dados separados que não foram utilizados no treinamento) resultando em valores que foram comparados aos valores de rugosidade e desgaste os quais suas respectivas redes deveriam acertar. Dessa comparação foi possível obter um erro em micra do valor da rugosidade e do desgaste.

A comprovação do aprendizado, testando completamente a capacidade de generalização da rede, foi realizada comparando-se os valores inferidos pela rede com os valores reais medidos durante a fase experimental. Novamente, foram gerados os erros das comparações realizadas, verificando a eficácia da estimação dos valores de rugosidade e de desgaste.

A Figura 23 mostra o fluxograma dos passos realizados anteriormente destacando as etapas descritas nos itens 3.4.1., 3.4.2. e 3.4.3.

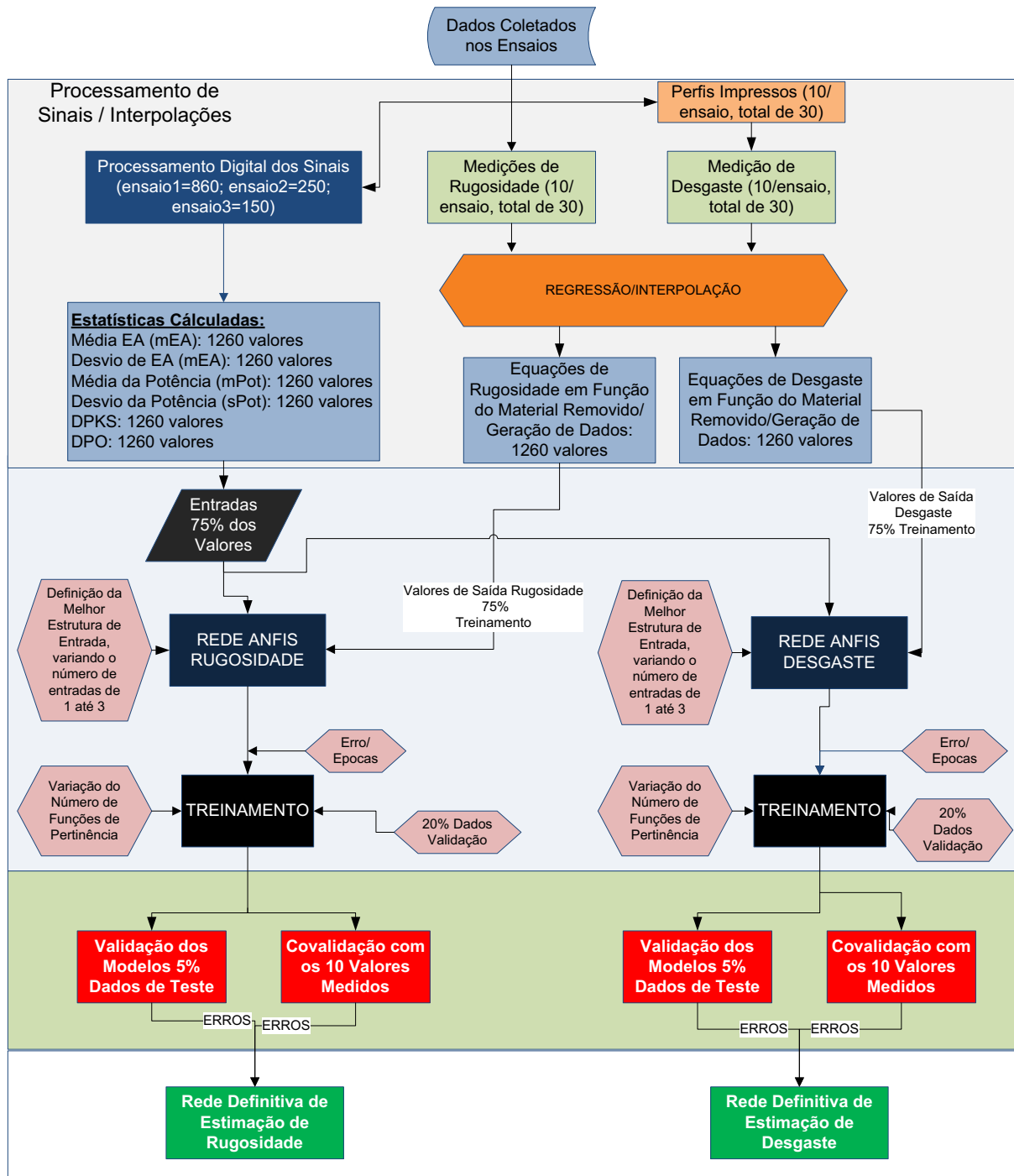


Figura 23 – Fluxograma do processamento de sinais e da obtenção das redes de estimação de rugosidade e desgaste.

CAPÍTULO 4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1. Ajuste das Curvas e Cálculo das Estatísticas

A partir dos valores mensurados durante os ensaios, foi possível construir as curvas de tendência do sistema para a rugosidade e para o desgaste, permitindo a geração de uma maior quantidade de dados, bastando inserir o volume de material removido nas equações de ajuste.

O desenvolvimento do método de ajuste de curvas foi conduzido através da ferramenta *Toolbox Fitting Curve* do programa computacional MATLAB. Para cada uma das profundidades de corte ($20\mu\text{m}$, $70\mu\text{m}$ e $120\mu\text{m}$) obtiveram-se as equações para os sistemas de rugosidade e desgaste. Ainda, foram calculados os valores do R-2, SSE e RMSE que quantificam a exatidão com que a equação representa os pontos utilizados para obtê-las.

A seguir são mostrados os resultados obtidos nos ajustes, e as equações (28), (29) e (30) ajustam as curvas para aos dados de rugosidade dos ensaios de profundidade $20\mu\text{m}$, $70\mu\text{m}$ e $120\mu\text{m}$ respectivamente (Figura 24). Os coeficientes de correlação R-2 determinam que os pontos utilizados são representados com 94,95% de exatidão para o ensaio de $20\mu\text{m}$, 92,09% para o ensaio de $70\mu\text{m}$ e um menor percentual de 87,49% para $120\mu\text{m}$. De acordo com a Tabela 12, os valores de SSE e RMSE das equações são baixos, significando um alto ajuste aos dados utilizados.

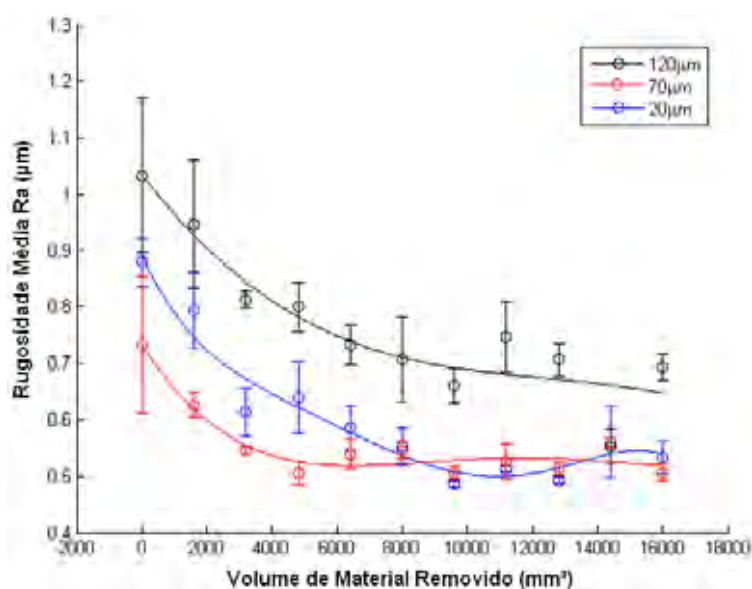


Figura 24 – Curvas ajustadas aos valores de rugosidade para os ensaios ($a = 20\mu\text{m}$; $a = 70\mu\text{m}$; $a = 120\mu\text{m}$)

Tabela 12 – Coeficientes estatísticos de ajuste de curvas de rugosidade

Coeficiente	20μm	70μm	120μm
R-2 (%)	94,95	92,09	87,49
SSE	0,007947	0,003705	0,02222
RMSE	0,03987	0,02485	0,05634

$$r_{20}(p) = -1,453 \cdot 10^{-14} \cdot p^5 + 3,221 \cdot 10^{-11} \cdot p^4 - 2,575 \cdot 10^{-8} \cdot p^3 + 9,819 \cdot 10^{-6} \cdot p^2 - 2,349 \cdot 10^{-3} \cdot p + 8,914 \cdot 10^{-1} \quad (28)$$

$$p(m) = \frac{860}{16000} \cdot m$$

$$r_{70}(p) = +2,934 \cdot 10^{-10} \cdot p^4 - 2,171 \cdot 10^{-7} \cdot p^3 + 5,597 \cdot 10^{-5} \cdot p^2 - 5,871 \cdot 10^{-3} \cdot p + 7,339 \cdot 10^{-1} \quad (29)$$

$$p(m) = \frac{250}{16000} \cdot m$$

$$r_{120}(p) = -1,865 \cdot 10^{-7} \cdot p^3 + 6,523 \cdot 10^{-5} \cdot p^2 - 8,178 \cdot 10^{-3} \cdot p + 1,036 \quad (30)$$

$$p(m) = \frac{150}{16000} \cdot m$$

Onde:

$r_{20}(p)$, $r_{70}(p)$ e $r_{120}(p)$: rugosidade em função do número da passada nos ensaios 20μm, 70μm e 120μm;

p : número da passada;

m : quantidade de material removido no ensaio em mm³, usado para gerar o gráfico.

Com os perfis impressos na peça durante os ensaios, mediu-se o desgaste do rebolo conforme foi descrito na metodologia. No entanto, algumas medidas apresentaram comportamento fora do padrão normal do sistema resultando na exclusão de alguns dados.

As equações (31), (32) e (33) aproximam as curvas de desgastes aos dados dos ensaios de 20 μ m, 70 μ m e 120 μ m respectivamente (Figura 25). Novamente os coeficientes estatísticos calculados para as equações mostram que as curvas representam de forma satisfatória os dados utilizados nos cálculos. O menor valor de R-2 encontrado foi para o ensaio de 120 μ m com 98,94%, chegando a 100% para o ensaio de 20 μ m. Os demais valores estão contemplados na Tabela 13.

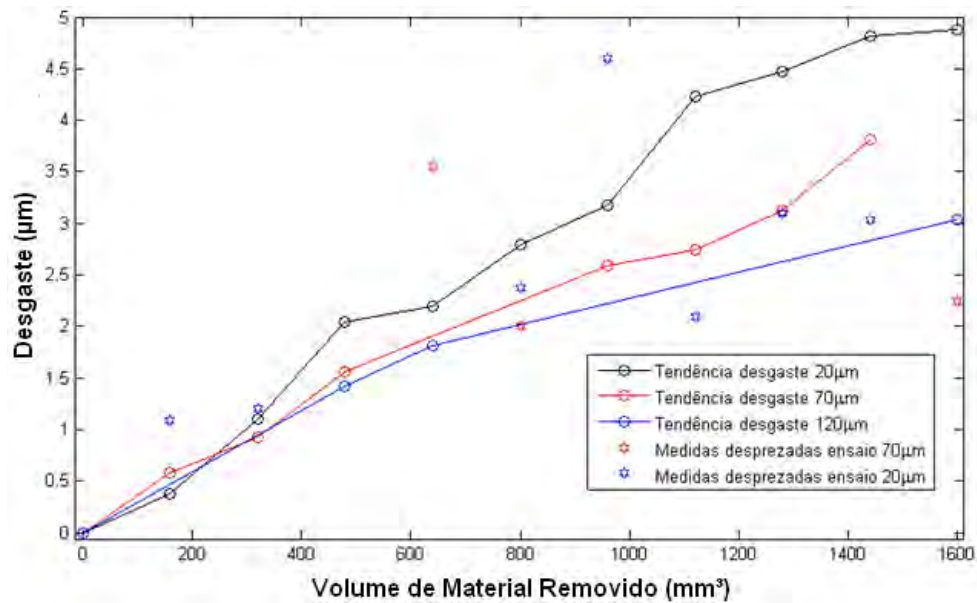


Figura 25 – Curvas ajustadas aos valores de desgaste para os ensaios ($a = 20\mu\text{m}$; $a = 70\mu\text{m}$; $120\mu\text{m}$)

Tabela 13– Coeficientes estatísticos de ajuste de curvas de rugosidade

Coeficiente	20 μm	70 μm	120 μm
R-2 (%)	100	99,49	98,94
SSE	0,00015	0,0655	0,3278
RMSE	0,012	0,128	0,216

$$d_{20}(p) = -3,316 \cdot 10^{-6} \cdot p^2 + 6,383 \cdot 10^{-3} \cdot p - 1,617 \cdot 10^{-3} \quad (31)$$

$$p(m) = \frac{860}{16000} \cdot m$$

$$d70(p) = 3,139 \cdot 10^{-7} \cdot p^3 - 1,163 \cdot 10^{-4} \cdot p^2 + 2,704 \cdot 10^{-2} \cdot p - 3,327 \cdot 10^{-2} \quad (32)$$

$$p(m) = \frac{250}{16000} \cdot m$$

$$d120(p) = -1,058 \cdot 10^{-6} \cdot p^3 + 1,607 \cdot 10^{-4} \cdot p^2 + 3,293 \cdot 10^{-2} \cdot p - 1,712 \cdot 10^{-2} \quad (33)$$

$$p(m) = \frac{150}{16000} \cdot m$$

Onde:

$d20(p)$, $d70(p)$ e $d120(p)$: desgaste em função do número da passada nos ensaios 20 μ m, 70 μ m e 120 μ m;

p : número da passada;

m : quantidade de material removido no ensaio em mm³, usado para gerar o gráfico.

De posse do sinal RMS de emissão acústica e do sinal de potência coletados nos ensaios em cada passe de retificação para remoção de material, realizou-se o processamento digital eliminando bandas de frequências não relevantes ao projeto. Devido ao grande número, parte dos sinais coletados de emissão acústica RMS e potência média é apresentada na Figura 26. São observados dois sinais para cada passe de retificação devido ao deslocamento da mesa. O primeiro corresponde ao passe de retificação removendo o volume de material para a profundidade de corte (a) do ensaio e o segundo representa o retorno da mesa, quando a peça interage novamente com a face de corte do rebolo. Durante o processamento, não foram considerados os sinais espelhados. Dessa maneira, foram calculadas as estatísticas: média da emissão acústica (mEA), desvio da emissão acústica (sEA), média da potência (mPot), desvio da potência (sPot), potência máxima (maxPot), DPO e DPKS.

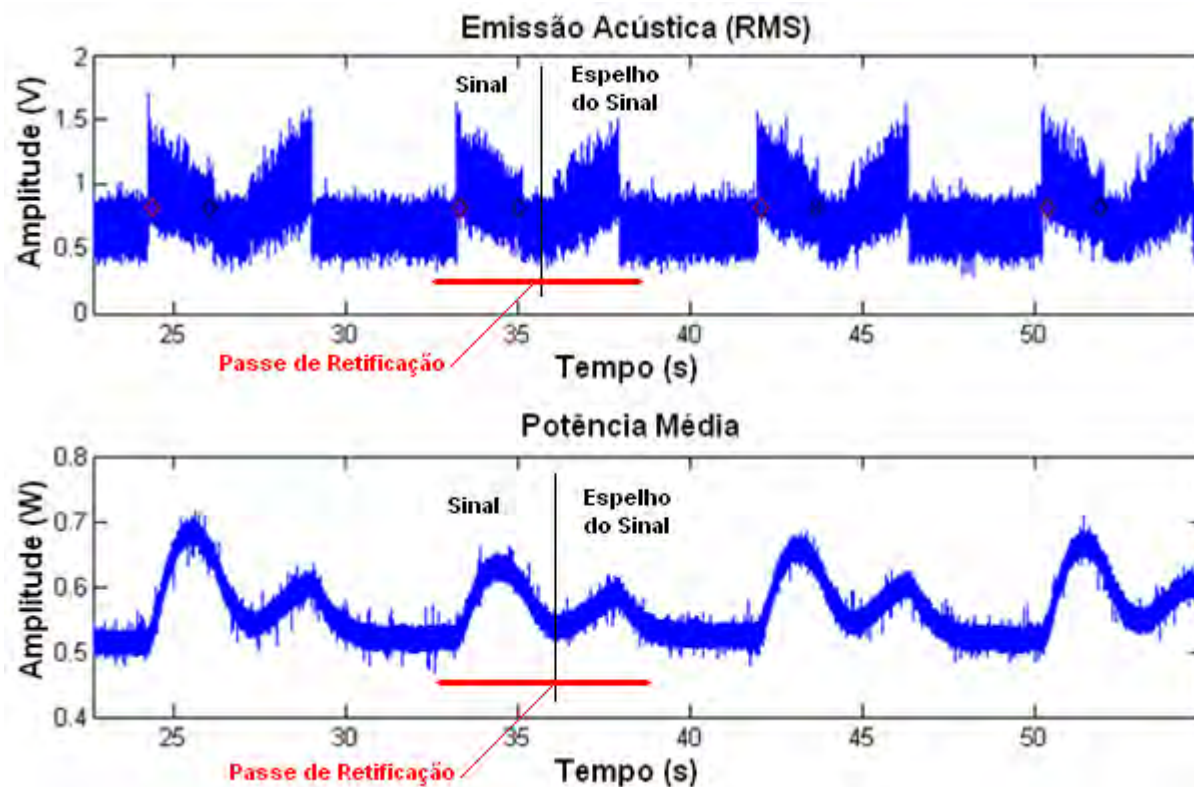


Figura 26 – Emissão acústica RMS (V) e potência média (W) para 4 passes de retificação.

Como a espessura equivalente de corte variou devido às profundidades de corte utilizadas, o número total de passadas em cada ensaio também mudou. Dessa maneira, optou-se por gerar o gráfico das estatísticas (a) (eixo das ordenadas), mostradas nas Figura 27 a Figura 33, em função do volume de material removido em mm^3 (eixo das abscissas), possibilitando uma melhor comparação entre os ensaios. Ainda, em cada figura, foram inseridos o gráfico da rugosidade (b) e o gráfico do desgaste (c), contribuindo para uma melhor análise das estatísticas em relação ao comportamento do sistema.

Nas Figura 27 a Figura 33, o comportamento do valor da rugosidade é predominantemente decrescente com a quantidade de material removido em (mm^3). Entre 11000 mm^3 e 15000 mm^3 a rugosidade no ensaio de $20\mu\text{m}$ aumenta, voltando a diminuir após o referido intervalo. No entanto, se o processo estivesse sendo monitorado online seria possível parar o sistema para obtenção do menor valor de rugosidade em 11000m^3 , pois acima deste valor somente se estaria desgastando a peça e o rebolo, sem conseguir melhores resultados de acabamento superficial.

No decorrer do ensaio de profundidade 70 μm até aproximadamente 8500mm³ de retirada de material, o valor da rugosidade encontra-se abaixo dos valores dos demais ensaios. O sistema para esta profundidade de corte tende a se estabilizar após 6000mm³, apresentando pequenas oscilações nos restantes das passadas. Para este comportamento da rugosidade, devido ao aumento da profundidade de corte de 20 μm para 70 μm , a lubrificação do sistema pode ter perdido a eficiência, aumentando a temperatura na zona de retificação, amolecendo o material cerâmico e resultando em um acabamento superficial melhor. Este comportamento, também foi observado no trabalho de Huang & Liu (2003).

O mesmo efeito não ocorre quando a profundidade de corte é aumentada no ensaio 3 para 120 μm . Para esta penetração foram observados maiores valores de rugosidade, ou seja, não houve perda de eficiência de lubrificação. Entretanto, com o aumento da profundidade de corte, eleva-se a força de corte impactando negativamente no acabamento superficial.

Da Figura 27 a Figura 33 na posição (c), o desgaste aumenta com a quantidade de material removido, e desde o início até aproximadamente 3.500mm³ possui a mesma inclinação. A partir de 4000mm³ a inclinação da curva do ensaio de 120 μm muda, evidenciando uma maior taxa de desgaste. Os ensaios de 20 μm e 70 μm continuam com as mesmas taxas de desgaste até 10000mm³, reforçando a escolha dessa profundidade (70 μm) ao invés de 20 μm para uma determinada faixa de valores de rugosidade (0,5 μm a 0,55 μm).

Em 10000mm³ a curva de desgaste (70 μm) muda sua inclinação, resultando em uma maior taxa de desgaste e aumentando o valor da rugosidade; e a partir de 14000mm³ os valores de rugosidade voltam a diminuir.

O comportamento da média do sinal RMS de emissão acústica é visualizado na Figura 27 na posição (a), onde se observa que os níveis médios para cada um dos ensaios acompanham o aumento da profundidade de corte. As curvas apresentaram dez partes devido a nove picos existentes que coincidem com o exato momento de parada para a tomada de valores de rugosidade e desgaste, caracterizando alguma variação do posicionamento entre o rebolo e a peça quando o processo era retomado.

Os sinais médios de EA aumentam à medida que o desgaste da ferramenta também aumenta, entretanto, após 10000mm³ ocorre uma mudança na concavidade da curva do ensaio de 70 μm , refletindo o comportamento do desgaste que também muda sua inclinação.

Quando ocorrem variações no gráfico de rugosidade é possível observar também variações na média de emissão acústica. No ensaio de 20 μ m a rugosidade cruza com a curva de 70 μ m chegando ao menor valor e retorna a subir depois de 10500mm³. Em 8000mm³ o nível de emissão acústica também decresce e se eleva da mesma maneira que a rugosidade.

Nas Figura 28 a Figura 33 são observados os mesmos picos dividindo os ensaios da mesma maneira que ocorreu para a média de emissão acústica. Os ensaios de 20 μ m e 70 μ m da Figura 28 que representa o desvio do sinal de emissão acústica possuem o mesmo nível de sinal até aproximadamente 3800mm³. O desvio padrão representa de forma coerente as variações ocorridas na rugosidade após 4000mm³ no ensaio de 70 μ m.

Nos gráficos da média da potência e do desvio da potência, mostrados nas Figura 29 e Figura 30, nota-se uma semelhança dos sinais com as tendências das curvas de desgaste. O desgaste do ensaio de 70 μ m, como já foi comentado anteriormente, em 10000mm³ aumenta, sendo seguido pelo nível da média da potência que também se eleva. O mesmo ocorre para o ensaio de 20 μ m, onde o perfil côncavo do desgaste é fielmente representado pela média da potência.

O desvio padrão da potência torna mais expressivo o pico ocorrido na segunda parada do processo para medição. Observa-se também que os valores dos desvios padrão da potência não apresentam grandes oscilações indicando uma conformidade no sinal durante a passada.

O gráfico da potência máxima no passe de retificação é mostrado na Figura 31. No início, novamente os valores para o ensaio de 70 μ m são superiores aos valores obtidos para o ensaio de 120 μ m. O comportamento da potência máxima foi análogo a potência média, no entanto, foram observados mais picos ao longo dos ensaios, evidenciando aumentos na força tangencial.

O DPO, Figura 32, possui as mesmas características do desvio padrão da emissão acústica que é utilizado no cálculo deste parâmetro. Conforme observado na Figura 33, o DPKS entre 7000mm³ a 8000mm³ se torna instável, apresentando valores de máximos e mínimos que não condizem com as condições de rugosidade e desgaste do sistema.

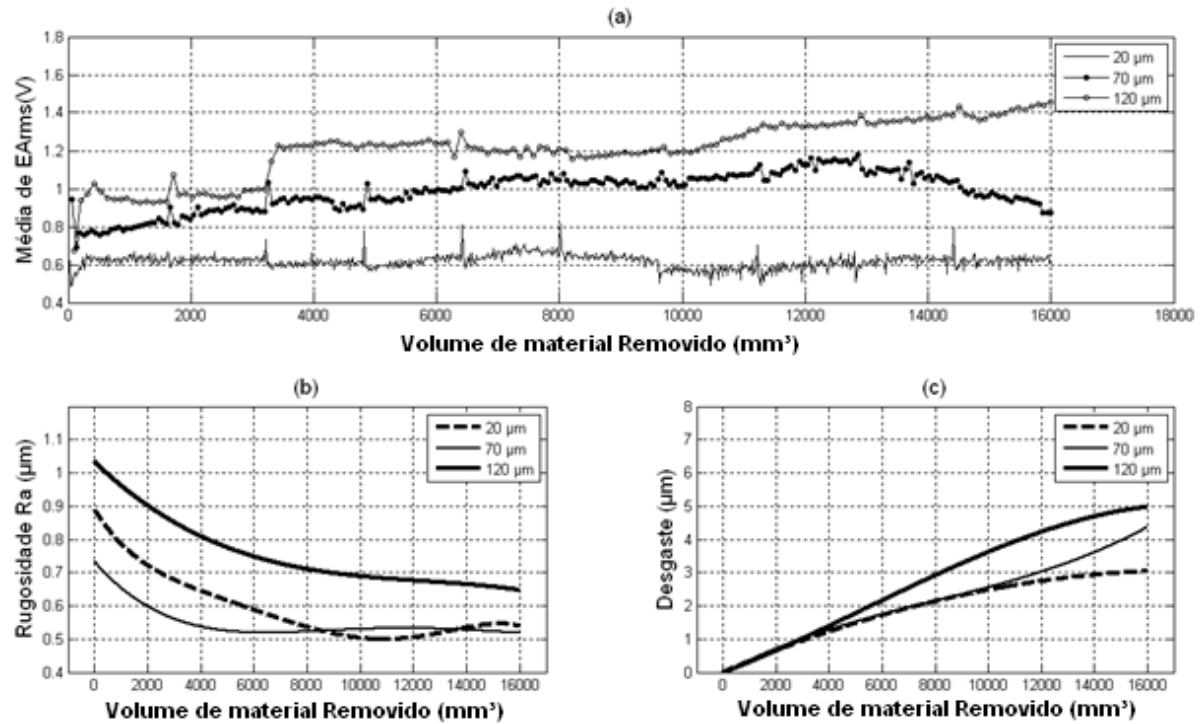


Figura 27 – Média da emissão acústica RMS (V) (a), rugosidade Ra (μm) (b) e desgaste (μm) (c) pelo volume de material removido (mm³).

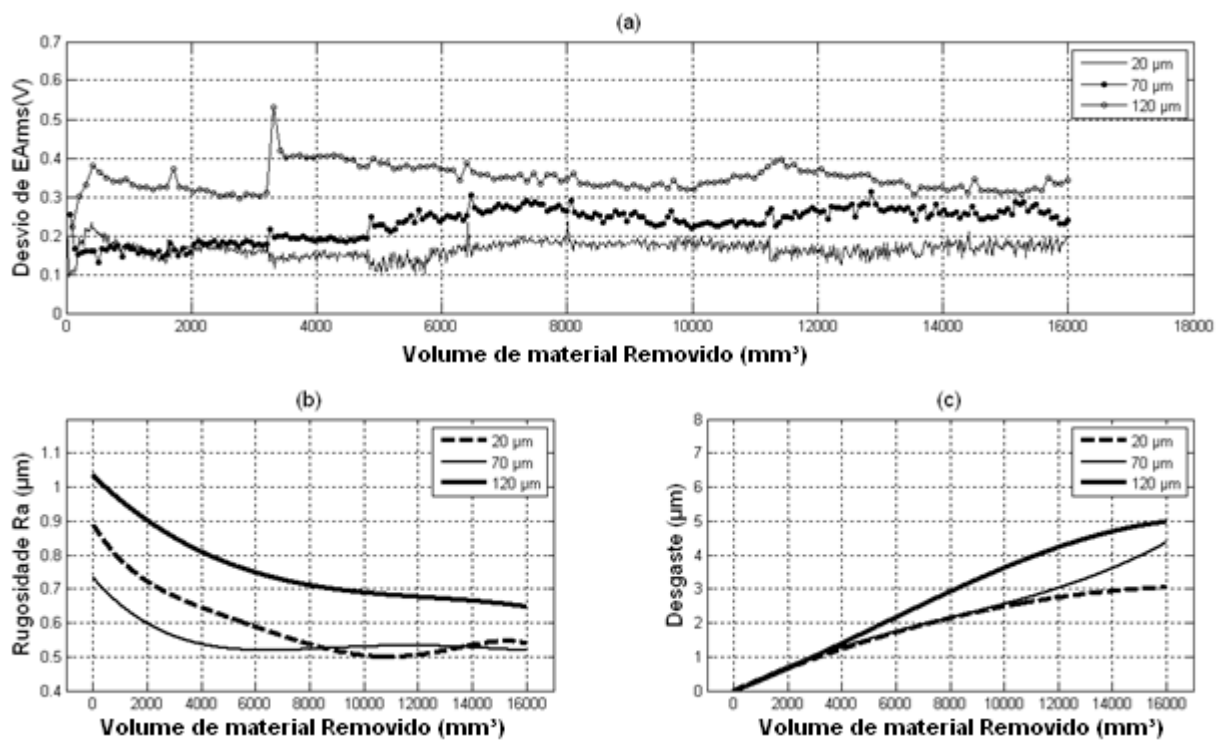


Figura 28 – Desvio da emissão acústica RMS (V) (a), rugosidade Ra (μm) (b) e desgaste (μm) (c) pelo volume de material removido (mm³).

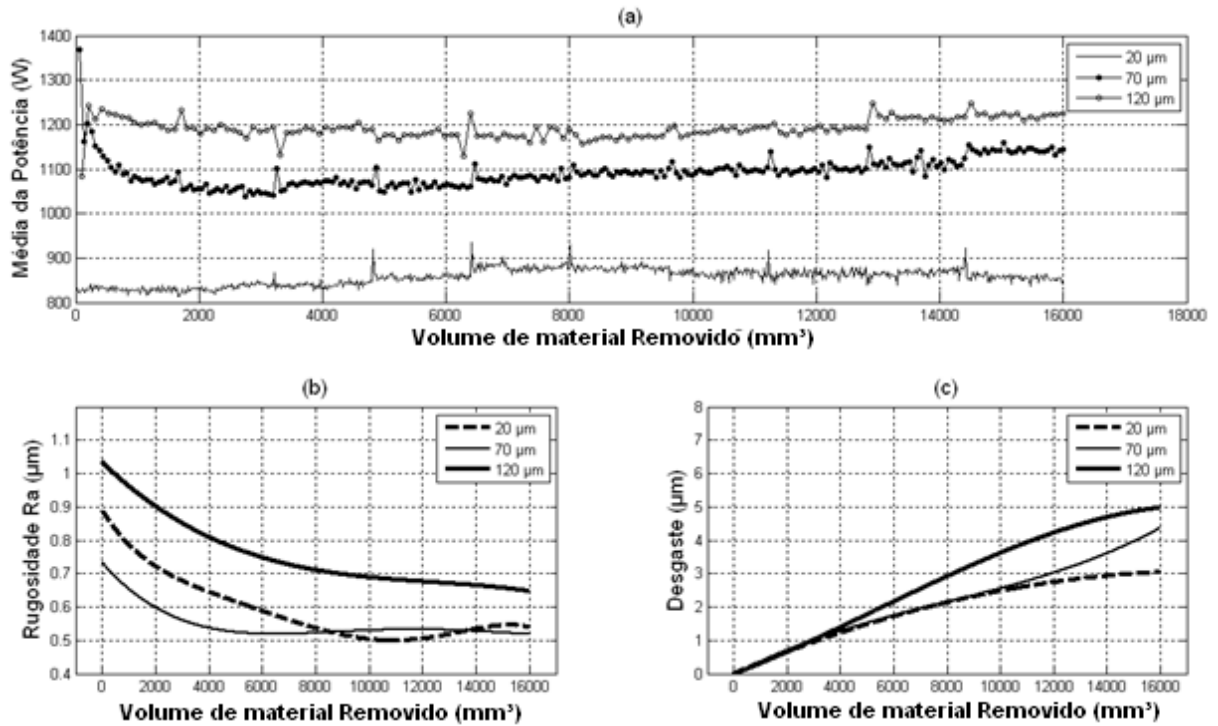


Figura 29 – Média da potência (W) (a), rugosidade Ra (μm) (b) e desgaste (μm) (c) pelo volume de material removido (mm³).

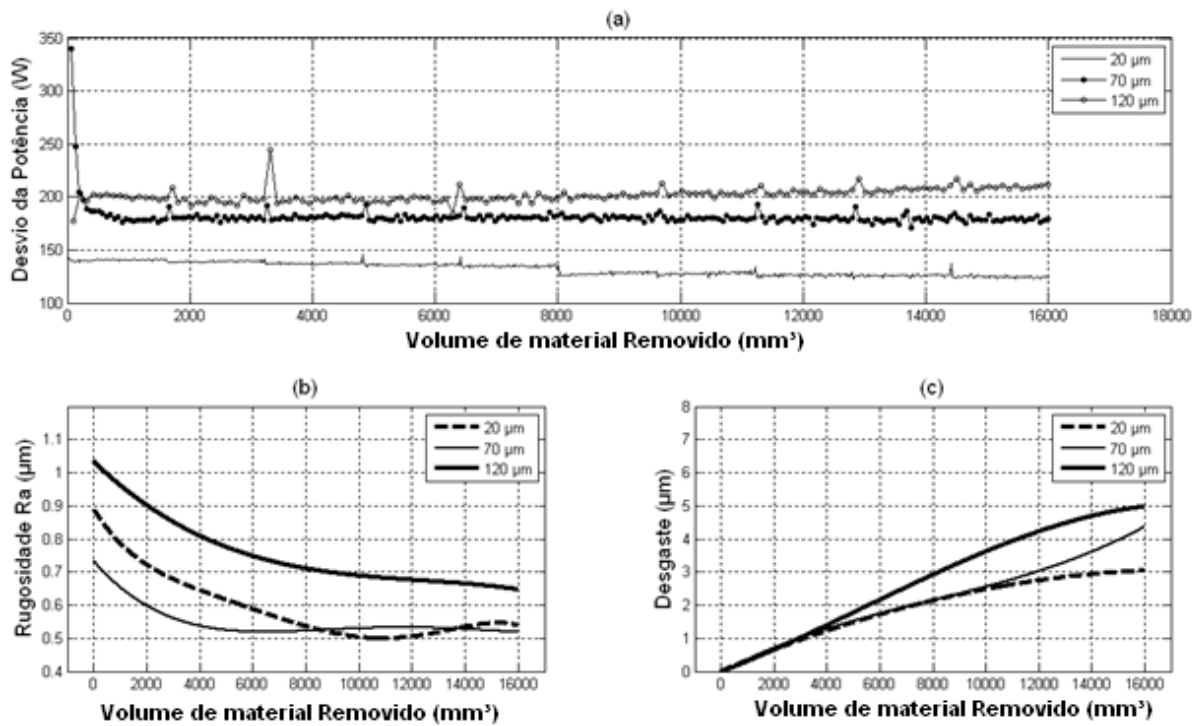


Figura 30 - Desvio da Potência (W) (a), rugosidade Ra (μm) (b) e desgaste (μm) (c) pelo volume de material removido (mm³).

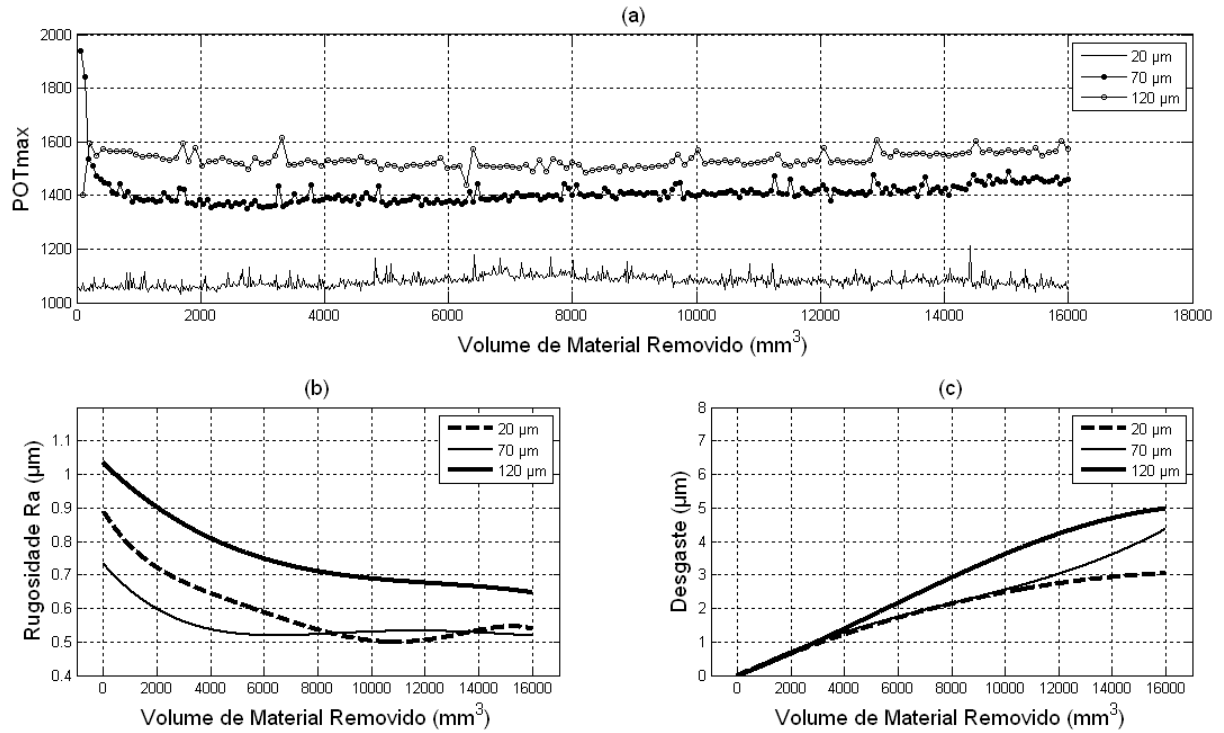


Figura 31 – Potência máxima (a), rugosidade Ra (µm) (b) e desgaste (µm) (c) pelo volume de material removido (mm³).

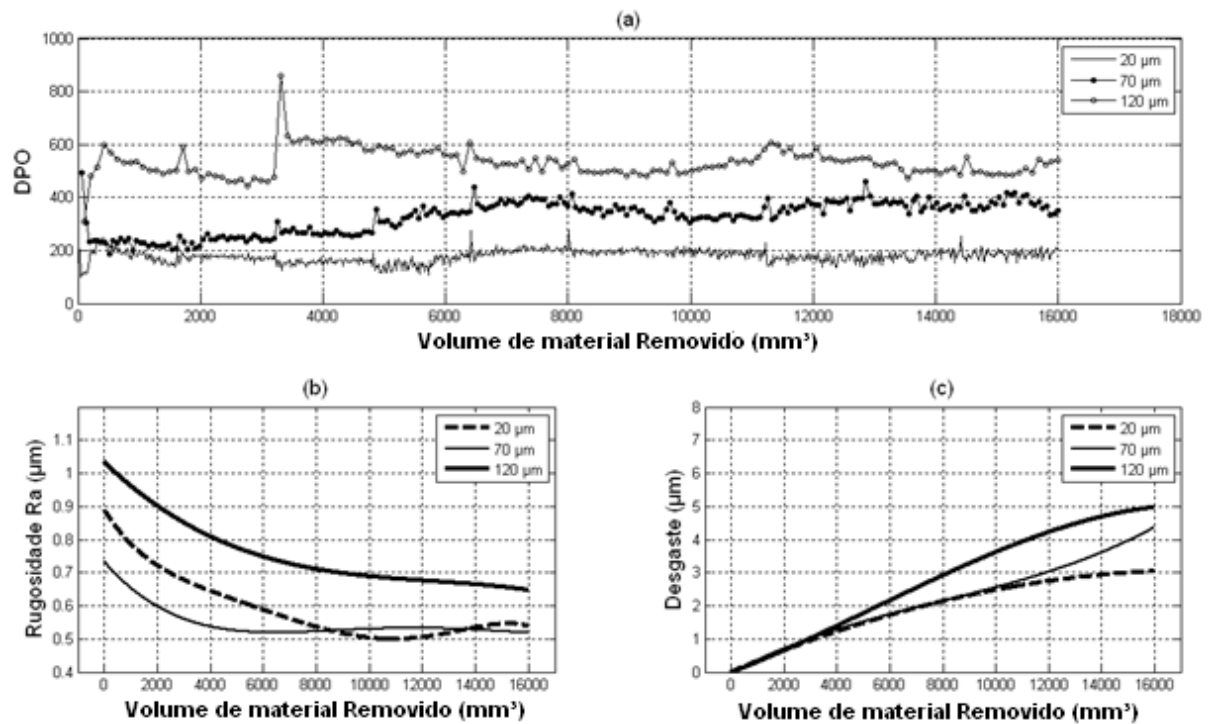


Figura 32 - DPO (a), rugosidade Ra (µm) (b) e desgaste (µm) (c) pelo volume de material removido (mm³).

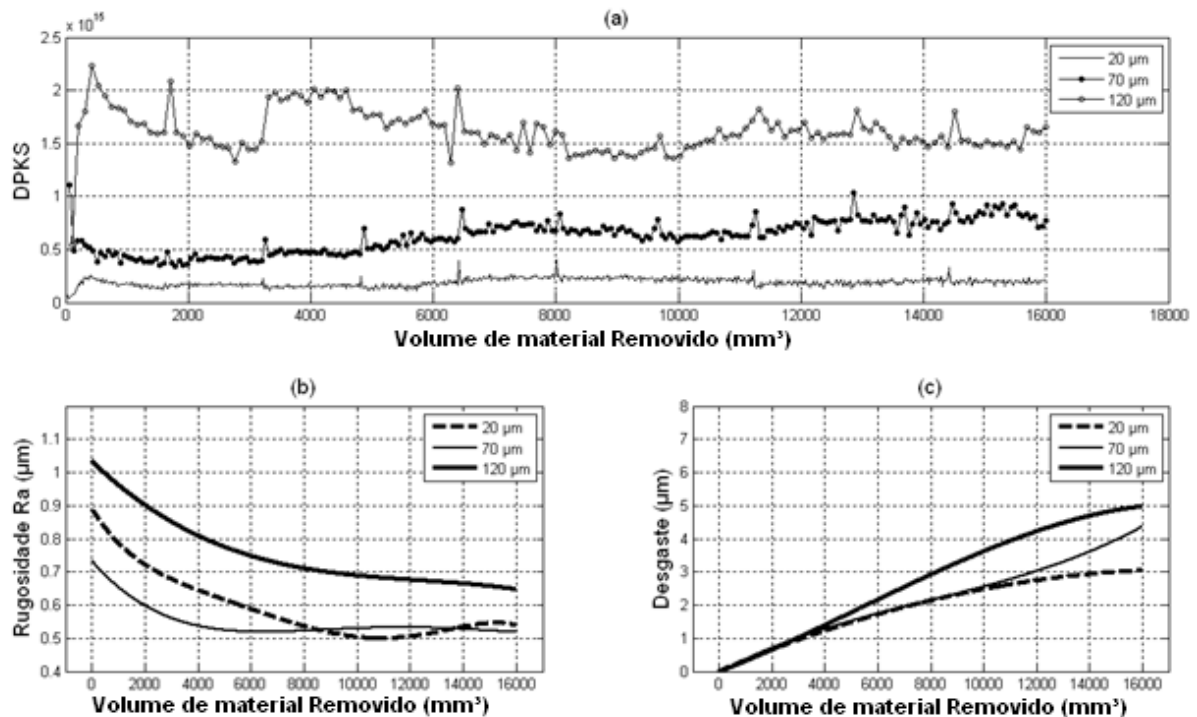


Figura 33 - DPKS (a), rugosidade Ra (μm) (b) e desgaste (μm) (c) pelo volume de material removido (mm^3)

4.2. Modelagem das Redes ANFIS de Estimação de Rugosidade e Desgaste

4.2.1. Resultado dos Testes dos Tipos e Quantidades de Entradas

Assim como as redes neurais artificiais, as redes ANFIS possuem uma estrutura de parâmetros que devem ser testados a fim de se conseguir o melhor desempenho do sistema. Esses parâmetros, na maioria das vezes, são aplicados de forma empírica, ou seja, baseados em experiências vividas em trabalhos anteriores. No entanto, para cada sistema, devido suas características particulares é recomendável a realização de testes variando suas estruturas e determinando os pontos ótimos dos parâmetros.

Uma das partes constituintes das redes ANFIS são as entradas e, dependendo das correlações existentes entre elas podem conduzir à melhores resultados, ou então comprometer a generalização do problema estudado.

Além de conhecer qual o tipo de entrada deve ser usado, é importante alterar o número de entradas, pois algumas aplicações necessitam de mais de uma entrada para poder inferir dados de forma correta.

Dentro deste contexto, foram variados a quantidade e o tipo de entrada das redes ANFIS, aplicando uma combinação com a utilização das estatísticas calculadas no processamento digital. Com as seis estatísticas foram geradas todas as combinações possíveis variando de uma até três entradas (conjuntos de 1 a 25 para rugosidade na Figura 34 e conjuntos de 26 a 50 para o desgaste na Figura 35).

Dessa maneira, após o teste ter sido realizado com os parâmetros da Tabela 11, tanto para a rede ANFIS de rugosidade quanto para a de desgaste pôde-se realizar uma análise de erro quadrático médio entre o valor inferido por cada uma das redes e o seu respectivo valor desejado. Os erros das diferentes estruturas de entradas obtidos para a rede ANFIS de rugosidade e para a rede ANFIS de desgaste são comparados nas Figura 34 e Figura 35 respectivamente.

Nota-se nos gráficos de barras em ambas as figuras que a estatística DPKS foi eliminada, pois quando se aplicou seus valores como entrada das redes estas apresentaram um erro elevado, chegando a quase 100%, não permitindo a continuidade dos testes com essa variável.

Na Figura 34, os conjuntos de um a cinco representam os erros para as redes de rugosidade estruturadas com apenas uma entrada, sendo esta a própria estatística. O melhor desempenho alcançado para este tipo de estrutura foi a que tinha como entrada o desvio da potência (sPot) com um erro de 0,06, e o pior para a entrada da média da emissão acústica (mEA) com erro de 0,1.

Quando se aumenta o número de entradas de uma para duas, os erros, representados pelas barras (conjunto 6 ao 15), Figura 34, começam em um nível menor de erro para a estrutura de entradas contendo a média da emissão acústica e a potência (erro de 0,035). À medida que foram variadas as combinações de entradas, da esquerda para a direita, o erro começa a se elevar chegando a um valor final de aproximadamente 0,078 para o conjunto que tem como entradas o desvio padrão da emissão acústica e o DPO.

Os conjuntos com duas entradas, desde o sexto até o décimo segundo, possuem menores erros, sendo escolhidos em relação a qualquer rede com somente uma entrada. Já os conjuntos 13, 14 e 15 seriam descartados quando comparados a primeira e segunda estrutura de entradas, pois estas apresentam um menor erro, e também, devido sua forma construtiva, resultam em um menor esforço computacional.

Novamente, quando se adiciona mais uma variável, os erros partem com o menor valor das estruturas já testadas (uma e duas entradas), e permanecem menores até o conjunto de número 23. Os erros obtidos para três entradas são menores que os erros das estruturas de 1 a 5, descartando a possibilidade do uso de qualquer uma das redes ANFIS com uma entrada.

Os conjuntos 24 e 25 retornam erros maiores que os três primeiros conjuntos de duas entradas (6, 7 e 8). Assim, esses três conjuntos poderiam ser utilizados ao invés dos dois últimos conjuntos apresentados em verde.

O critério de seleção da quantidade e tipo de entrada foi o desempenho pelo menor erro, resultando na escolha da ANFIS de rugosidade com três entradas, sendo a média da emissão acústica (mEA), o desvio da potência e o DPO com erro RMS de 0,019 (conjunto 16).

Os resultados para a ANFIS de desgaste são mostrados na Figura 35. O comportamento do erro para os conjuntos de 26 a 30 foi o mesmo que para os conjuntos de entrada para a rugosidade. Em 26 (desvio da potência) o erro é de 0,75 e cresce até 0,96 para a estrutura 30 constituída pela média da emissão acústica.

O DPO e o desvio da emissão acústica (Figura 35) praticamente apresentam o mesmo desempenho, fato também ocorrido na Figura 34. Isso é decorrente do cálculo que é efetuado para se conseguir o parâmetro DPO, pois esse é o resultado do produto do desvio da emissão acústica pelo valor máximo da potência na passada.

Ao inserir mais uma variável de entrada (conjuntos 31 a 40), Figura 35, os erros diminuem novamente, mas ao contrário do ocorrido na rugosidade, ao invés de aumentar da estrutura 31 para a 40, alternam seus valores entre máximo, mínimo e intermediário. A estrutura 32, dentre as que possuem duas variáveis de entrada, gera o menor erro de 0,36 e o maior valor encontrado tanto para a ANFIS de rugosidade quanto para a de desgaste foi para a estrutura com o desvio da emissão acústica e o DPO.

Assim como para a ANFIS de estimacão de rugosidade, analisando as estruturas com duas entradas, os erros encontrados de 31 a 37 são menores que todos os erros encontrados de 26 a 30. Contudo, os conjuntos 38, 39 e 40 podem ser substituídos pela estrutura 26 que apresenta menor erro e menor esforço computacional.

Dos conjuntos de 41 a 50, compostos por três variáveis, a utilização da média da emissão acústica, média da potência e o DPO como entradas resultou em um grande valor de erro, chegando a 1,2, sendo o maior patamar encontrado dentre todos os conjuntos analisados.

Apenas as estruturas 41, 42, 43 e 44 apresentam erros mais baixos que todas as demais (uma e duas entradas). Assim, a estrutura 32 substitui todos os conjuntos de 45 a 50 retornando um erro menor e um desempenho computacional maior.

O critério do menor erro RMS também foi empregado na escolha do melhor conjunto de entradas para a ANFIS de rugosidade, sendo as três entradas do conjunto 42 que é representado pela média da emissão acústica, média da potência e desvio da potência.

Nota-se nas Figura 34 e Figura 35 que os erros quadráticos médios encontrados para as redes ANFIS de estimação de rugosidade eram menores que 10^{-1} , e ocorreu uma variação do valor do erro entre 0,2 a 1,2 nas redes ANFIS de estimação de desgaste. Essa diferença de erros poderá implicar no resultado final do trabalho, determinando melhores resultados para a ANFIS de estimação de rugosidade.

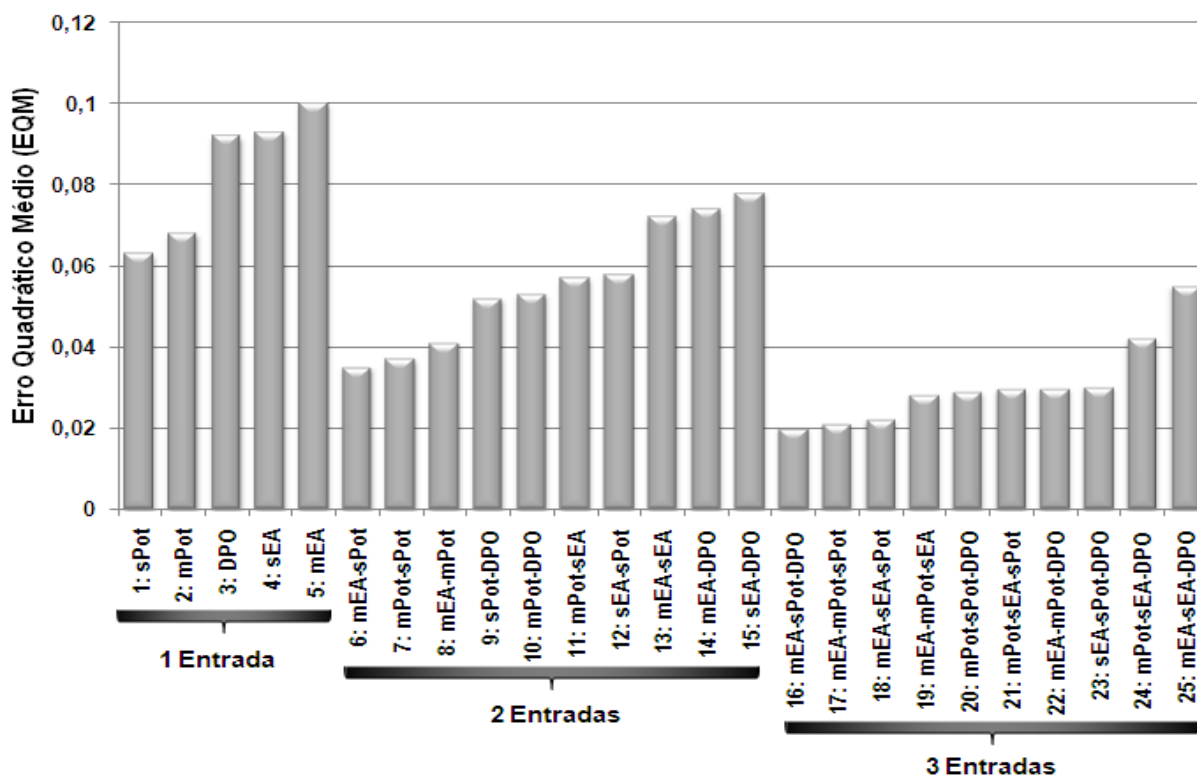


Figura 34 – Desempenho das estruturas de entrada das redes ANFIS para estimação de rugosidade

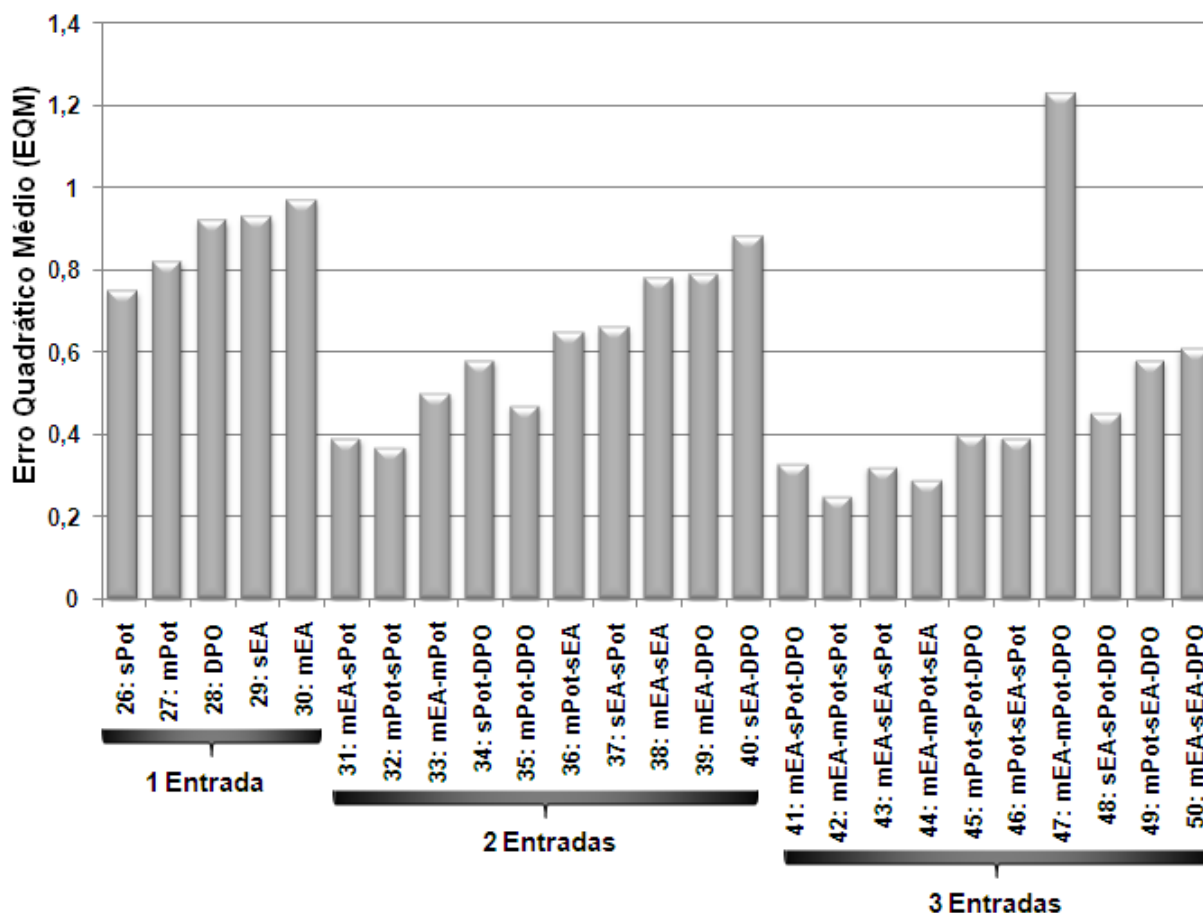


Figura 35 – Desempenho das estruturas de entrada das redes ANFIS para estimação de desgaste.

4.2.2. Treinamentos dos Modelos

Depois de selecionadas as entradas também são necessárias a escolha do tipo de treinamento e determinação da quantidade de funções de pertinência que ajustam melhores resultados.

Dos tipos de treinamento existentes para as redes ANFIS, dois são comumente aplicados: o híbrido que modifica todos os parâmetros antecessores e os sucessores às regras da rede, e o *backpropagation* que possui um desempenho igual ao de uma rede neural de propagação rápida, pois altera somente os parâmetros sucessores da rede neuro-fuzzy. No treinamento foi utilizado o método híbrido por ser mais estável.

Foram testadas para cada uma das redes ANFIS de estimação de rugosidade e desgaste o número de funções de pertinência. Para cada entrada da rede são atribuídos funções de pertinência do tipo gaussiana que são ajustadas também durante a fase de treinamento.

A variação foi de duas até cinco funções em cada entrada. A Tabela 14 mostra os erros obtidos depois das fases de teste em relação ao conjunto de teste e os valores reais medidos durante os ensaios. Com duas funções obteve-se um menor desempenho com erros de 8,01% para o conjunto de teste e 7,41% para as medidas reais. O erro de estimação de valores nesse caso é inversamente proporcional ao número de funções, pois ao se variar uma função o erro diminuiu aproximadamente 2% para ambos os conjuntos.

O melhor resultado obtido elegendo cinco funções de pertinência foi de 96% de acerto do conjunto de validação e 96,7% de acerto na estimação dos valores reais.

Tabela 14 – Valores de erro para as variações do número de funções de pertinência da rede ANFIS de estimação de rugosidade

Funções de Pertinência	Erro do Conjunto de Teste (%)	Erro nas Medidas Reais (%)
2	8,01	7,41
3	6,75	6,73
4	6,00	6,43
5	3,96	6,28

Na Tabela 15 são contemplados os valores de erro da variação do número de funções de pertinência para a rede de desgaste, e neste caso o erro não diminui com o aumento das funções. Com três funções resulta o maior valor de 32,52% e 53,17% para o conjunto de teste e medidas reais respectivamente. Apesar do erro retornado do conjunto de teste ser menor (22,47%) para a rede com cinco funções, com quatro a rede apresentou menores erros para estimar os valores reais.

Tabela 15 – Valores de erro para as variações do número de funções de pertinência da rede ANFIS de estimação de desgaste

Funções de Pertinência	Erro do Conjunto de Teste (%)	Erro nas Medidas Reais (%)
2	29,50	52,21
3	32,52	53,17
4	28,02	44,29
5	22,47	46,53

Assim os modelos que apresentaram os melhores desempenhos para a estimação de rugosidade e estimação de desgaste são apresentados na Tabela 16. Em ambas as redes foram utilizadas três entradas, e para cada uma delas foram atribuídas funções gaussianas (Gbellmf), sendo cinco para a rede de rugosidade e quatro para a de desgaste. O método selecionado foi o híbrido, o número de épocas foi 100 e o erro de 10^{-3} para as duas redes.

Para cada uma das redes foram realizados os treinamentos para ajustar os parâmetros característicos. Quando se aplicava o método de clusterização, o tempo de treinamento era muito menor do que o treinamento sem este procedimento. Foram acertadas as posições dos centros das funções gaussianas bem como suas aberturas.

As regras foram determinadas pelo próprio algoritmo de treinamento para melhor ajustar os valores das entradas às saídas do sistema e, ainda, determinaram-se os coeficientes das funções de saídas das redes ANFIS de rugosidade e desgaste.

Tabela 16 – Configuração Final dos Modelos ANFIS

MODELO DE ESTIMAÇÃO DE RUGOSIDADE	
Número de Entradas / TIPO	3 / mEA, sPOT e o DPO
Número de Funções de Pertinência por Entrada	5
Tipo de Função de Pertinência	Gbellmf, função gaussiana
Número Máximo de Interações / Erro Alvo	100 / 0,001
Método de Treinamento	Híbrido
MODELO DE ESTIMAÇÃO DE DESGASTE	
Número de Entradas / TIPO	3 / mEA, mPOT e o sPOT
Número de Funções de Pertinência por Entrada	4
Tipo de Função de Pertinência	Gbellmf, função gaussiana
Número Máximo de Interações / Erro Alvo	100 / 0,001
Método de Treinamento	Híbrido

4.3. Testes e Definições dos Modelos Definitivos

Na etapa de separação de dados, dos 1200 pontos de rugosidade e 1200 pontos para o desgaste (soma de pontos dos ensaios de 20 μ m, 70 μ m e 120 μ m) foram utilizados

5% dos pontos de cada conjunto para a validação. Essa separação é feita de forma aleatória, sendo o conjunto de teste (60 pontos) constituído por pontos de cada um dos ensaios.

Os três gráficos construídos na Figura 36 representam os sessenta dados de rugosidade separados para o conjunto de teste da rede ANFIS. Os conjuntos de dados contendo as amostras da média da emissão acústica, desvio da potência e DPO foram inseridos na rede que inferiu valores de rugosidade correspondente a esses sinais. Cada valor inferido foi comparado com o valor desejado correspondente, gerando um correspondente erro.

Os gráficos foram gerados em três fileiras (a, b e c), sendo a primeira de 1 a 20, a segunda de 21 a 40 e a terceira de 41 a 60, para uma melhor visualização e compreensão dos dados. Nos primeiros 20 valores de teste e valores inferidos pela rede o erro calculado foi de 4,29%, de 21 a 40 o erro foi maior com 6,01%, e nos vinte últimos pontos foi o mais baixo de 2,20%. O valor percentual de acerto para os sessenta pontos de rugosidade do conjunto de teste chegou a 95,83%.

Para testar a total capacidade de generalização do sistema foram inseridos nas redes os valores das entradas correspondentes aos valores de rugosidade coletados durante os ensaios. Novamente, foram comparados os valores reais aos inferidos pela rede que podem ser visualizados na Figura 37. As medidas foram separadas por ensaio, sendo o maior erro calculado de 7,23% para o ensaio de 20 μm . O erro das medidas do ensaio de 120 μm foi de 6,55%, e o menor no ensaio de 70 μm com 4,83%, ficando próximo do erro dos valores de teste.

Para o processo de retificação tangencial plana os valores de rugosidade atingíveis médios situam-se entre 0,4 μm e 1,6 μm , sendo que nos três ensaios o valor permaneceu entre 0,49 μm (ensaio com profundidade de 20 μm) e 0,97 μm (ensaio com profundidade de 120 μm). O erro médio geral de 6,2% garante que os valores estimados estão dentro dos valores especificados para o processo de retificação tangencial superficial, conforme é observado no Anexo I deste trabalho.

Considerando o erro geral para a Rede ANFIS, uma estimativa do valor real 0,49 a rede iria inferir 0,46 ou 0,52 μm , e para a medida de 0,97 μm a rede resultaria em 0,91 μm ou 1,03 μm .

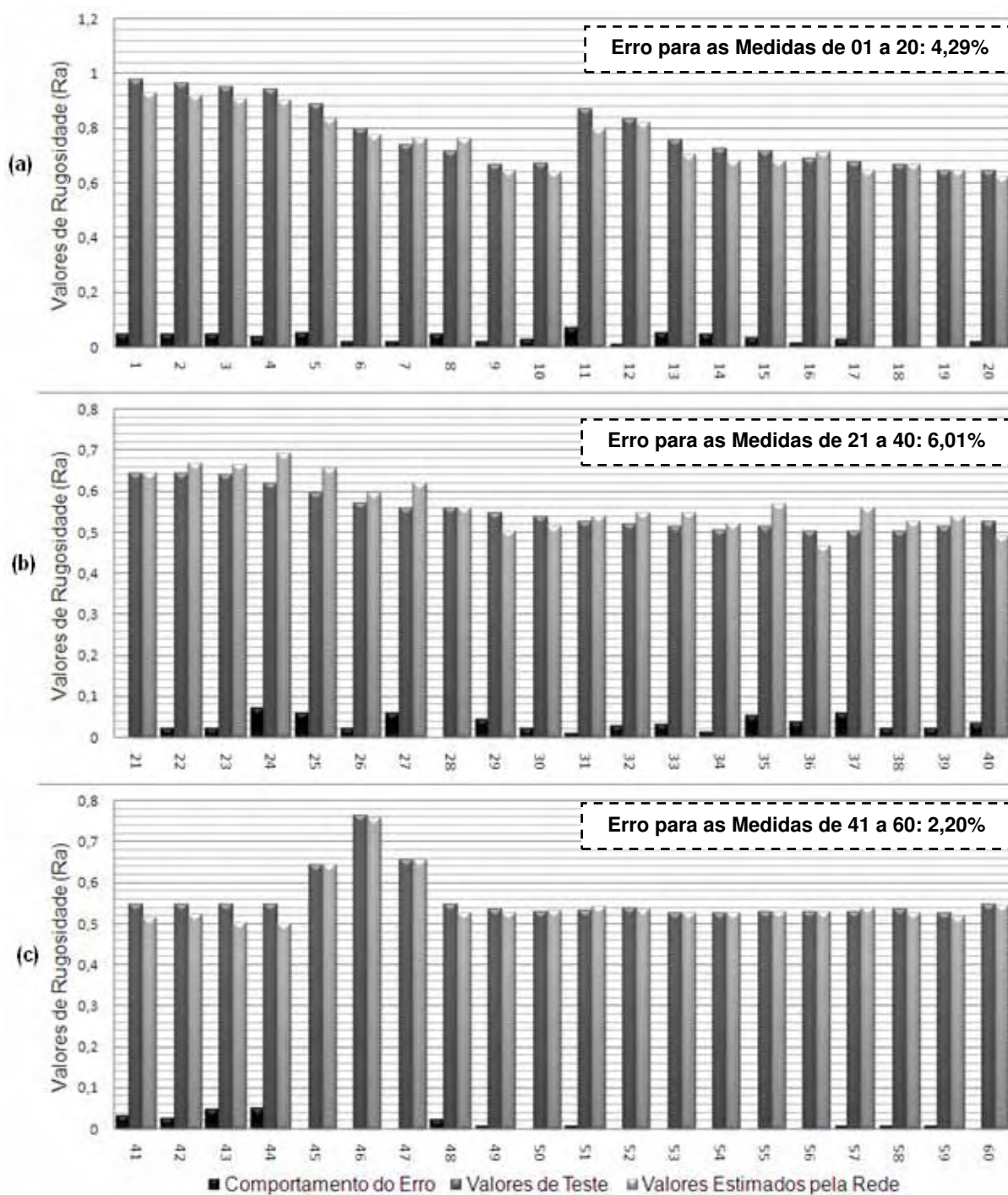


Figura 36 – Estimação de valores do conjunto de teste realizada pela rede ANFIS de rugosidade (Erro total nas medidas de 01 a 60: 4,17%)

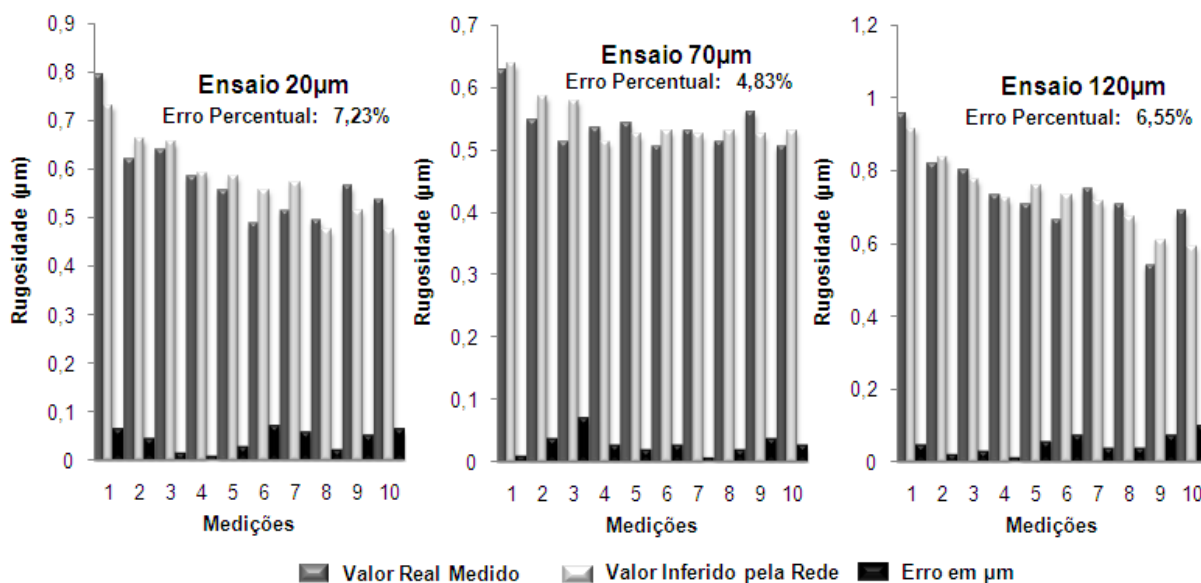


Figura 37 – Dados inferidos pela rede ANFIS de estimação de rugosidade dos valores reais medidos nos ensaios 20µm, 70µm e 120µm (erro médio geral de 6,20%)

As comparações entre os valores de desgaste do conjunto de teste e os valores calculados pela rede são mostrados na Figura 38. A rede ANFIS de estimação de desgaste apresentou um menor desempenho que a rede de estimação de rugosidade. Para os vinte primeiros dados, a rede errou aproximadamente 15%, de 21 a 40 o erro melhorou para 8,83% e continuou diminuindo nos vinte últimos com 7,76%. O acerto geral de estimação de desgaste foi aproximadamente 90%.

Como já foi comentado anteriormente, na seção 4.1, alguns dados de desgaste tiveram suas medidas descartadas, assim nos gráficos da Figura 39 não estão sendo apresentados os valores rejeitados. No ensaio de 20µm foram excluídas as medidas de 4 a 10, no de 70µm de 8 a 10 e para o ensaio de 120µm foi eliminada a terceira medida.

Observa-se que para o ensaio de 20µm a rede ANFIS retornou um erro elevado de 54,7%, para o ensaio de 70µm conseguiu-se um melhor desempenho de 24,8%, e no ensaio de 120µm o erro aumenta para 30,8%. A porcentagem de acerto para a rede ANFIS de desgaste é de 64%, mostrando uma inconsistência entre os dados medidos e os sinais coletados durante os ensaios.

Esse erro foi gerado pelo método utilizado na medição que, a princípio, iria utilizar uma máquina de coordenadas tridimensional e acabou sendo desenvolvido conforme descrito no item 3.10. As peças utilizadas para marcar o perfil do desgaste do rebolo não

havam sido preparadas para este tipo de medição, pois o tamanho das mesmas limitava o alcance do apalpador, gerando dados parcialmente incorretos e dificultando o processo de generalização da rede ANFIS de desgaste. Além disso, a ordem de grandeza dos valores medidos e o tipo de material da peça (cerâmica) utilizada para imprimir os perfis podem possivelmente ter gerado esses erros encontrados.

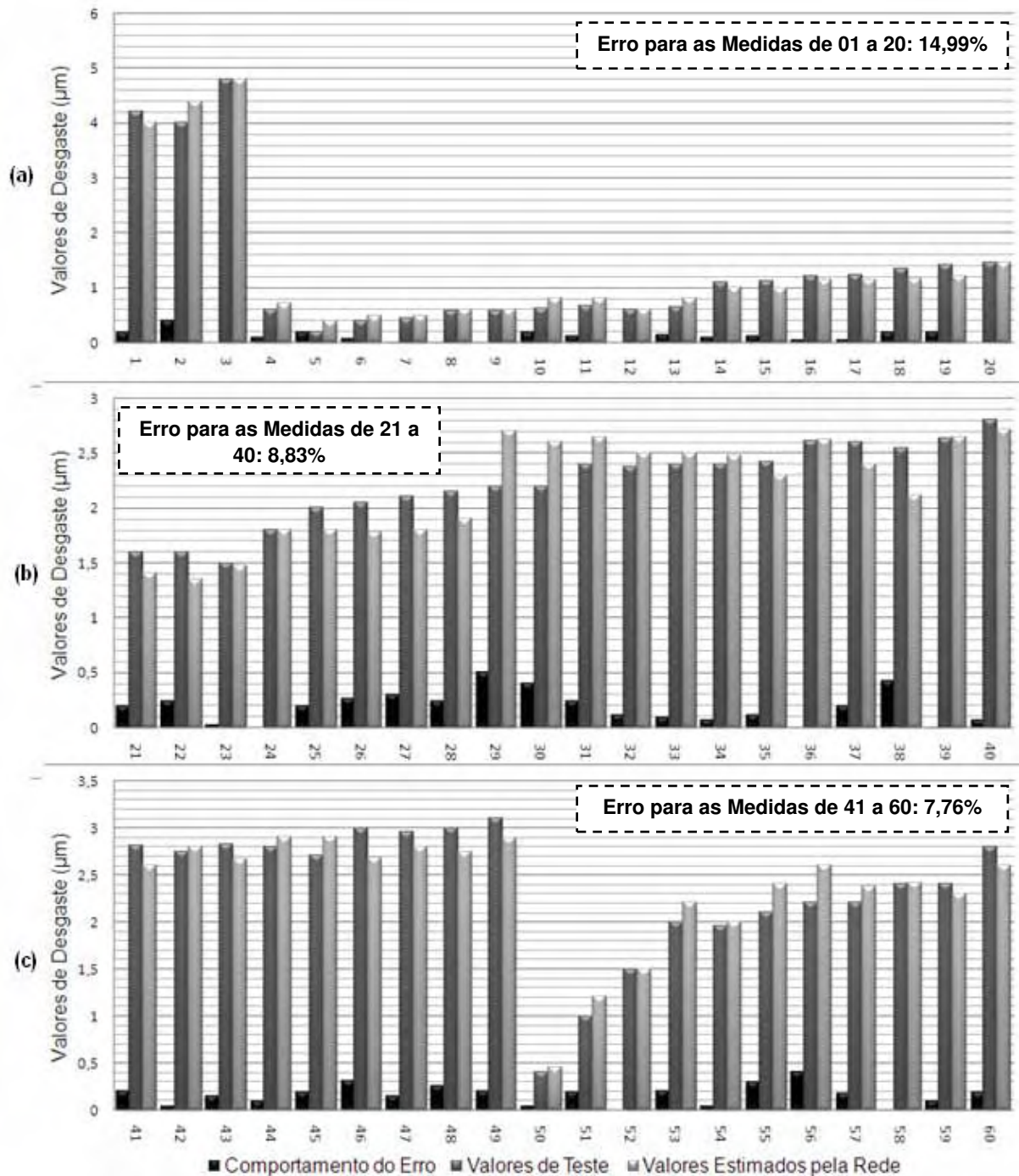


Figura 38 – Estimação de valores do conjunto de teste realizada pela rede ANFIS de desgaste (Erro total nas medidas de 01 a 60: 10,53%)

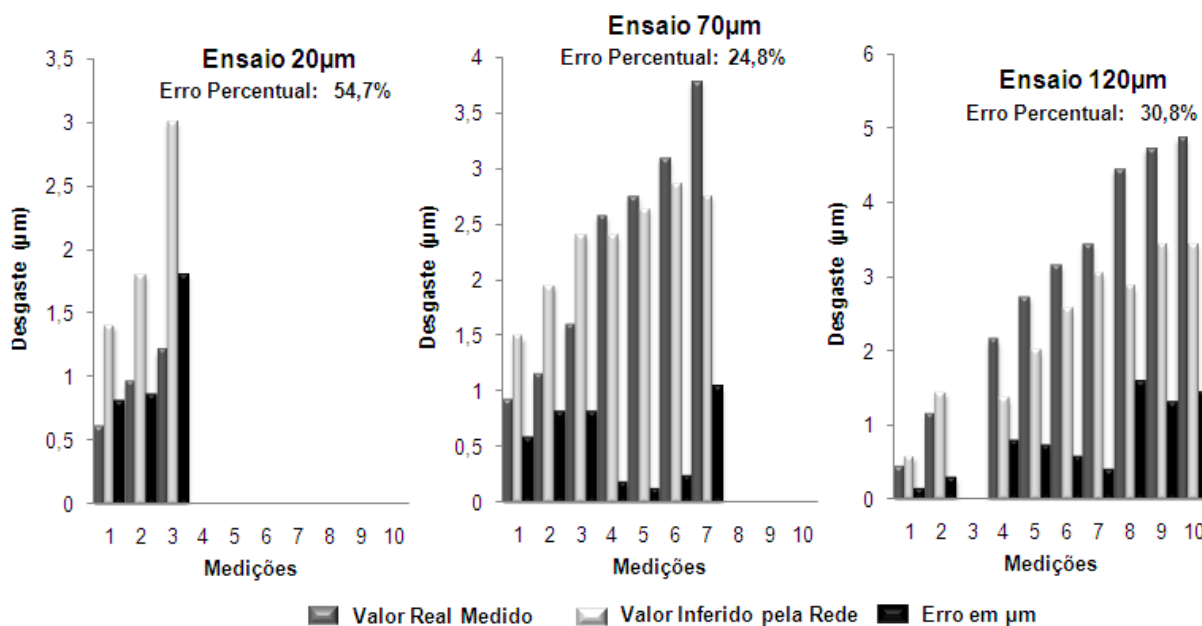


Figura 39 - Dados inferidos pela rede ANFIS de estimação de desgaste dos valores reais medidos nos ensaios 20µm, 70µm e 120µm (acerto geral de 64%)

Por outro lado, a rede ANFIS de desgaste estimou as medidas 4, 5 e 6 (ensaio 70µm) com média de 94% de acerto e, ainda, com exceção das medidas 7 (ensaio 70µm) e 8 (ensaio 120µm), conseguiu prever de forma coerente a variação de valores crescente das medidas reais de desgaste.

Após o treinamento, validação, teste e a comparação dos valores inferidos com os reais, foram obtidos os modelos definitivos para a estimação de valores de rugosidade e desgaste.

Nas Figura 40 e Figura 41 são apresentadas as estruturas definitivas da rede ANFIS de estimação de rugosidade e de desgaste, respectivamente. Estão presentes as funções de pertinência por entrada (*inclusters*), as regras (valor de peso igual a 1 para cada regra) do sistema e as funções de saídas (*outclusters*) ajustadas durante a fase de treinamento.

Conforme pode ser observado, em cada entrada foram atribuídas cinco funções gaussianas (rede de rugosidade) e quatro funções gaussianas (rede de desgaste) com seus centros e suportes calculados. Para cada função de pertinência foi gerada uma regra que analisava logicamente as três entradas, e o resultado para cada regra era a ativação da saída correspondente multiplicada pelo peso de cada regra. Ao final era feito uma somatória de valores estimando os valores de rugosidade em uma rede e os valores de desgaste na outra.

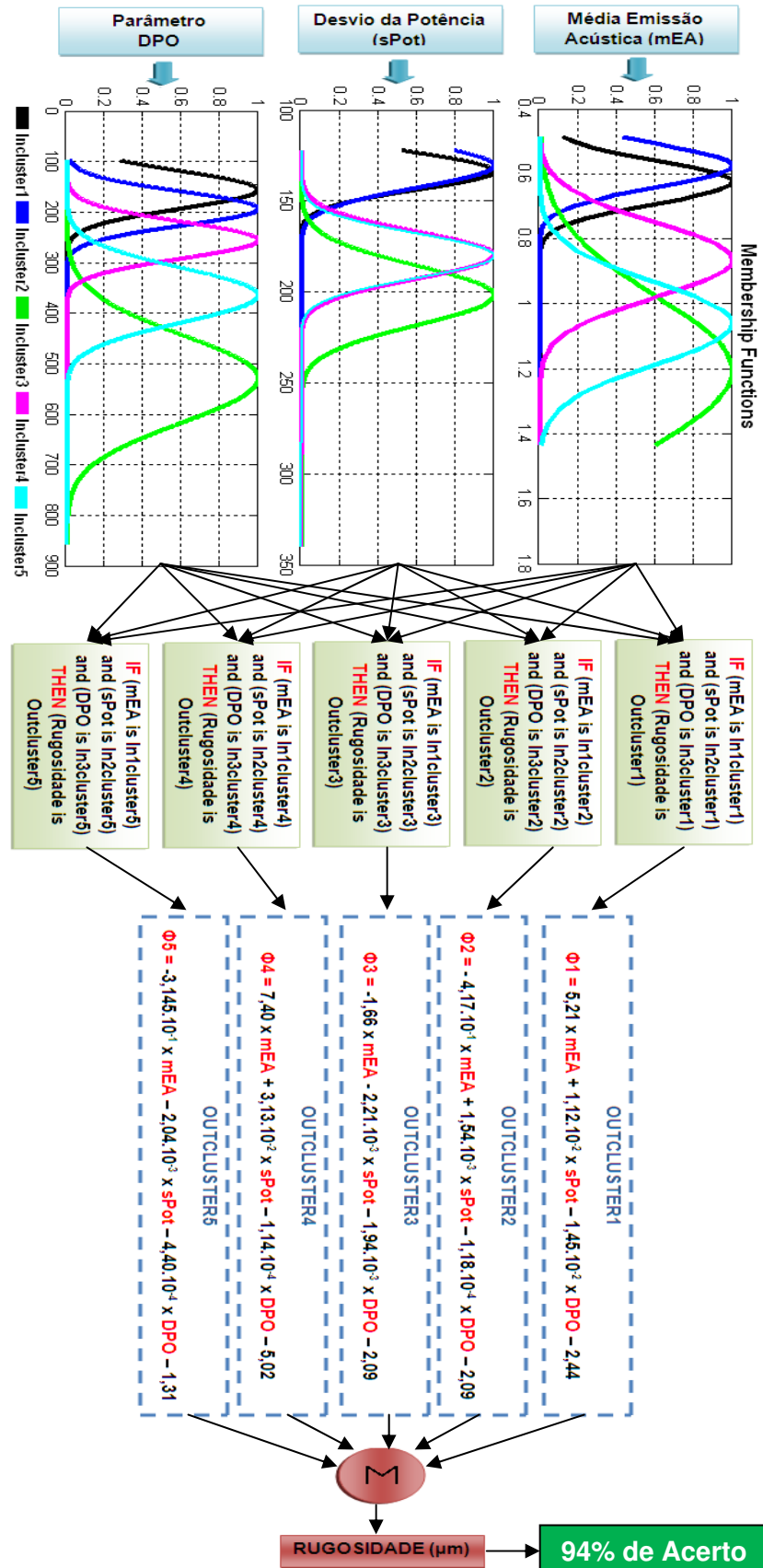


Figura 40 – Estrutura da rede ANFIS de estimação de rugosidade

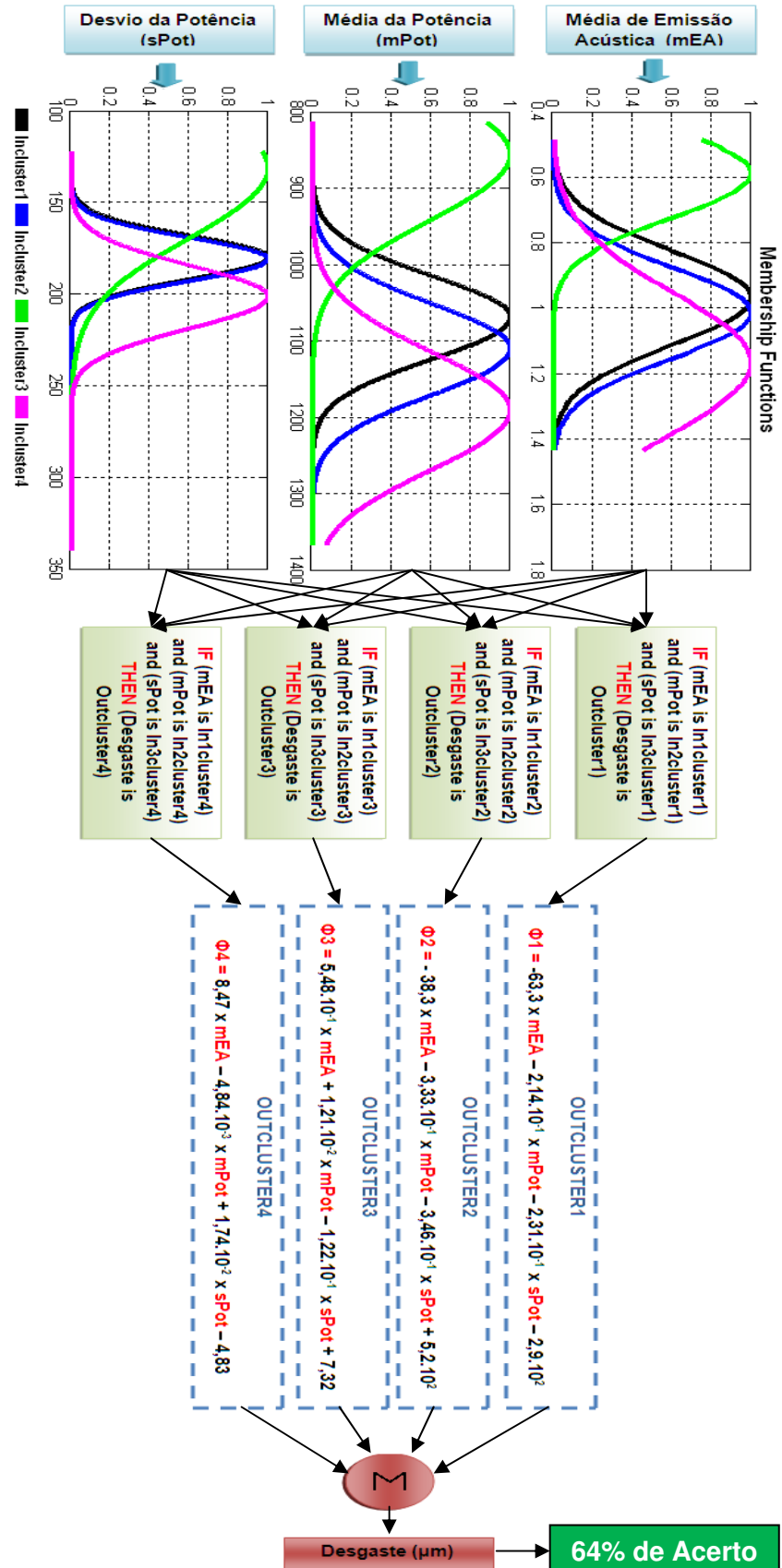


Figura 41– Estrutura da rede ANFIS de estimação de desgaste

CAPÍTULO 5 CONCLUSÕES

Os resultados das redes ANFIS vêm demonstrar que esse tipo de rede é um bom sistema de estimação de dados e de comportamento, pois devido à característica híbrida (neural e fuzzy) consegue-se inferir os valores do sistema que não são relacionados facilmente.

Embora a rede ANFIS de desgaste tenha obtido um baixo desempenho na inferência dos valores reais do processo, ela acompanhou as variações ocorridas nos valores reais, tornando possível a utilização deste tipo de topologia como uma ferramenta de predição comportamental do sistema.

O erro encontrado para a ANFIS de desgaste pode estar ligado ao tipo de medição utilizada no trabalho. Apesar de se possuir a interface computacional ligada ao rugosímetro que permiti gerar os perfis dos desgastes, os tamanhos dos corpos-de-prova nos quais se obteve a impressão dos perfis foram inadequados, dificultando as medições com o apalpador do rugosímetro. As peças utilizadas para imprimir o perfil do rebolo eram constituídas de material duro (cerâmicas), dificultando a impressão do perfil.

Os testes realizados para encontrar o melhor conjunto de entradas da rede, e o uso do método de clusterização subtrativa para estimar os clusters iniciais das funções de pertinência, contribuíram para se obter um treinamento mais rápido com um baixo esforço computacional de processamento.

O ajuste das curvas para as medidas realizadas de rugosidade permitiu que fossem gerados mais dados para o treinamento, criando modelos que se adaptaram às regras do sistema.

A média da emissão acústica (mEA), o desvio da potência (sPot) e o DPO aplicados como entradas da ANFIS retornou melhores valores estimados de rugosidade. Já a média da emissão acústica (mEA), a média da potência (mPot) e o desvio da potência como entradas representam melhor o comportamento do desgaste quando comparadas às demais entradas testadas no trabalho.

A aplicação desse tipo de monitoramento com um sensor piezelétrico de emissão acústica e dois sensores de efeito Hall (módulo de aquisição de potência), em conjunto com a rede ANFIS resulta em uma ferramenta para estimação de valores de rugosidade em

cerâmicas avançadas e valores do desgaste na ferramenta de corte durante o processo de retificação superficial tangencial. No entanto, a rede ANFIS de desgaste teve um desempenho menor (64% de acerto) comparado com a ANFIS de rugosidade que estimou valores com 96% de acerto.

Como é observado nas Figura 40 e Figura 41, após definidas e treinadas as redes ANFIS, foram obtidos os valores de suporte e posições de centros das funções de pertinência de cada entrada das redes ANFIS. Obtiveram-se também as regras da rede, e os valores dos coeficientes que multiplicam as entradas nas funções de saída das redes ANFIS. Desse modo, com os valores obtidos, é possível criar as estruturas das redes ANFIS (rugosidade e desgaste) dentro de um controlador e monitorar os valores da rugosidade da peça e do desgaste da ferramenta no processo de retificação tangencial plana.

Sugestões para Trabalhos Futuros

- ✓ Utilização de outros materiais cerâmicos, rebolos com diferentes características (tipo de ligante, tamanho de grão, formato), testando a capacidade de generalização das redes ANFIS;
- ✓ A aplicação do sensor de vibração além dos utilizados neste trabalho, e de novas estatísticas como as *wavelets* e FFT do sinal de EA e vibração, aprimorando a estimação dos parâmetros estudados pelas redes ANFIS;
- ✓ Empregar o modelo CANFIS que é uma rede ANFIS com múltiplas saídas, podendo integrar a estimação de rugosidade e desgaste no mesmo sistema.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABELLAN, J. V., ROMERO, F., VILA, C. **Adaptation of Surface Roughness Models Based on AI in Changing Environments**. Seventh Mexican International Conference on Artificial Intelligence, 2008.

AGARWAL, S.; RAO, P.V. **A Probabilistic Approach to Predict Surface Roughness in Ceramic Grinding**. International Journal of Machine Tools & Manufacture, Vol. 45, pp. 609-616, 2005.

ALIMARDANI, M.; TOYSERKANI, E. **Prediction of laser solid freeform fabrication using neuro-fuzzy method**. Department of mechanical and mechatronics engineering of the University of Waterloo, 28 de dezembro de 2007.

AGUIAR, P. R., SOUZA, A.G.O., BIANCHI, E.C., LEITE, R.R., DOTTO, F.R.L. **Monitoring the Dressing Operation in the Grinding Process**. International Journal of Machining and Machinability of Materials, Volume 5, 3-22, 2009.

AGUIAR, P. R. **Controle automático de danos térmicos na usinagem por abrasão através do processamento de sinais de emissão acústica e potência elétrica**. 2003. xxxf. Tese (Livre Docência em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia de Bauru, UNESP, Bauru, 2003.

ALVES, S. M.; OLIVEIRA, J. F. G. **Development of new cutting fluid for grinding process adjusting mechanical performance and environmental impact**. Material Processing Technology. vol. 179, 2006, pp. 185-189.

BENINI, L. C., MENEGUETE JR., M. **Modelagem neuro-fuzzy com o apoio do MatLab**. Presidente Prudente, 2008.

BENNETT, R. **Acoustic emission in grinding**. Thesis (Master's Thesis) - University of Connecticut, Connecticut, 1994.

BIANCHI, E. C.; AGUIAR, P. R.; SILVA, E. J.; JUNIOR, C. E. S. & FORTULAN, C. A. **Advanced ceramics: evaluation of ground surface**. Cerâmica, volume 49, pp. 174-177, 2003.

CHAND, R. H.; GUO, C. *Ceramic Industry*, vol. 150, 31 p, 2000.

CHEN, J., SHEN, J., HUANG, H., XU, X. **Grinding Characteristics in High Speed Grinding of Engineering Ceramics with Brazed Diamond Wheels**. In: Journal of Materials Processing Technology, pp. 899-906, 2010.

CHEN, X., ROWE, W.B., ALLANSON, D.R., MILLS, B. **A grinding power model for selection of dressing and grinding conditions.** In: Journal of Manufacturing Science and Engineering, pp. 632-637, 1999.

CHIU, S. L. **Fuzzy model identification based on cluster estimation.** Journal of intelligent and fuzzy systems, vol. 2, pp. 267-278, 1994.

CHIU, S. L. **Selecting input variables for fuzzy models.** Journal of intelligent and fuzzy systems, vol. 2, pp. 267-278, 1996.

CHUANG, T.; JAHANMIR, S.; TANG, H. C. **Finite element simulation of straight plunge grinding for advanced ceramics.** Journal of the European Ceramic Society. vol. 23, pp. 1723-1733, 2003.

COX, E. **The Fuzzy Systems Handbook.** Academy Press Inc., Estados Unidos, 1994.

DECNEUT, A., PETERS, J., SNOEYS, R. **The significance of chip thickness in grinding.** Annals of the CIRP 23, pp. 227-237, 1974.

DEGARMO, E.P., BLACK, J.T., KOHSER, R.A. **Materials and Processes in Manufacturing.** 9^a Edição, Wiley, Hoboken, 2003.

DOTTO, F. R. L., AGUIAR, P.R., BIANCHI, E.C., SERNI, P.J.A., THOMAZELLA, P.R.. **Automatic system for thermal damage detection in manufacturing process with internet monitoring.** In: Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences. 2006, São Paulo, v. XXVIII, n. 2, p. 153-160, 2006.

DUTRA, R. P. S.; ARAUJO PONTES, L. R. **Obtenção da análise de cerâmicas porosas com a incorporação de produtos orgânicos ao corpo cerâmico.** Cerâmica, vol. 48; n. 308; pp. 223-230, 2002.

EVSUKOFF, A. G. & ALMEIDA, P. E. M. **Sistemas Neuro-Fuzzy.** Sistemas Inteligentes Fundamentos e Aplicações, S. O. Rezende, Barueri, SP: Manole, 2003.

FISCHER, H.; WEIB, R.; TELLE, R. **Crack healing in alumina bioceramics.** Dental Materials, vol. 24, pp. 328-332, 2008.

FRANCO, N. B. **Cálculo numérico.** Editora Pearson Prentice Hall, São Paulo, 2007.

FULLÉR, R. **Neural Fuzzy Systems.** Abo Akademi University, 1995.

GADELMAWLA, E.S., KOURA, M.M., MAKSOUD, T.M.A., ELEWA, I.M., SOLIMAN, H.S. **Roughness Parameters.** J Mater Process Technol, 123-145, 2002.

GOVINDHASAMY et al. **Neural modelling, control and optimisation of an industrial grinding process.** In: Control Engineering Practice, 13, p. 1243–1258, 2005.

HASSUI, A. **Estudo de vibração durante o corte e centelhamento na retificação cilíndrica de mergulho.** 2002. 180f. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) – Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2002.

HELMML, H.J., **Mikrobohrungen in der Einspritztechnik.** Mikroproduktion 2, 29-30, 2005.

HUANG, H., LIU, Y.C., **Experimental Investigations of Machining Characteristics and Removal Mechanisms of Advanced Ceramics in High Speed Deep Grinding.** International Journal of Machine Tools & Manufacture 43, 811-823, 2003.

IHARA, E. **Metal Coated Abrasives Grinding Wheel Using Metal – Coated Abrasives and Method of Producing Metal-Coated Abrasives.** US Patent 20050129975, 2005.

JAHANMIR, S.; RAMULU, M.; KOSHY, P. **Machining of Cerâmics and Composites.** Journal of Materials Processing Technology, Cap. 2, 3 e 4, New York, United States, pp. 11-138, 1998.

JAKOBUSS, M.; FIECOAT, J. **Ceramic Industry**, vol. 150, 42 p, 2000.

JANG, J.-S. R. **ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system.** IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics 23, no. 3, pp. 665–685, 1993.

KÖNIG, W. **Fertigungsverfahren: Drehen, Fräsen. Bohren.** Band 1. 2º Ed. VDI-Verlag GmbH. Düsseldorf, 1980.

KRAR, S. F. **Grinding technology.** 2 ed, New York: Thomson Delmar, 1995.

KWAK, J. S.; HA, M. K. **Neural network approach for diagnosis of grinding operation by acoustic emission and power signals.** In: Journal of Materials Processing Technology, v. 147, n. 1, p. 65-71, 2004.

KUMANAN, S., JESUTHANAM, C. P., KUMAR, R. A. **Aplication of Multiple Regrassion and Adaptive Neuro Fuzzy Inference System for Prediction of Surface Roughness.** Int. J. Adv Manuf Technol 35, 778-788, 2008.

KUMAR, S., CHAUDHURY, S.K. **Prediction of Wear and Surface Roughness in Electro-Discharge Diamond Grinding.** Journal of Materials Processing Technology 191, 206-209, 2007.

LEE, R. S. T. **Fuzzy-Neuro approach to agent applications – from the al perspective to modern ondontology.** Springer, 2006, ISBN 13-978-3-540-21203-4, 2006.

LEE, K.-C., HO, S.-J. & HO, S.-Y. **Accurate estimation of surface roughness from texture features of the surface image using an adaptive neuro-fuzzy inference system.** Precision Engineering, volume 29, pp. 95-100, 2005.

LEZANSKI, P. **An intelligent system for grinding wheel condition monitoring.** Journal of Materials Processing Technology, volume 109, 2001, pp. 258-263, 2001.

LIANG, Y.S., HECKER, R.L., LANDERS, R.G. **Machining Process Monitoring and Control: The State-of-the-Art.** J. Manuf. Sci. Eng., volume 126, 2ª Edição, 297, 2004.

LIAO, T.W., HUA, G., QU, J., BLAU, P.J. **Grinding Wheel Conditions Monitoring eith Hidden Markov Model-Based Clustering Methods.** Machining Science and Technology 10, 511-538, 2006.

LIAO, T.W., HUA, G., QU, J., BLAU, P.J. **A Wavelet Based Methodology For Grinding Wheel Conditions Monitoring.** International Journal of Machine Tools & Manufacture 47, 580-592, 2007.

LIAO, T.W., HUA, G., QU, J., BLAU, P.J. **Feature Extraction and Selection From Acoustic Emission Signals with an Application in Grinding Wheel Condition Monitoring.** Engineering Applications of Artificial Intelligence 23, 74-84, 2010.

LING, G., HAITAO, Y., DAMING, D. SHIKUN, Z., HUAPING, L. RUNZHANG, Y. **Effect of Grinding and Polishing on the Residual Stress and Bending Strength of a Silicon Nitride Ceramic.** Journal of Wuhan University of Technology – Mater.Sci.Ed., volume 20, 1ª Edição, 2005.

LORTZ, W. **Schleifscheibentopographie und Spanbildungsmechanismus beim Schleifen.** RWTH, Aachen, 1995

MAMALIS, A. G., KUNDRAK, J., GYANI, K., HORVATH, M. **On the Precision Grinding of Advanced Ceramics.** Int J Adv Manuf Technol, p. 255-258, 2002.

MARINELLI, N.; COELHO, R. T.; OLIVEIRA, J. F. G. **Emissão acústica no monitoramento da dressagem de rebolos de alumina.** Revista Máquinas e Metais, v. 1, n. 388, p. 56-73, mai. 1998.

MARINESCU, I.D., ROWE, W.B., DIMITROV, B., INASAKI, I. **Tribology of Abrasive Machining Processes.** Willian Andrew Publishing, Norwich, 2004.

MARINESCU, I.D., HITCHINER, M., UHLMANN, E., ROWE, W.B., INASAKI, I. **Handbook of Machining With Grinding Wheels.** Taylor & Francis CRC Press, 2006.

MORETTIN, L. G. **Estatística básica: probabilidade.** Volume 1. 7ª edição. Editora Makrons Books. São Paulo – 1999.

NAKAMURA, O., S., KAWAMURA, Y., S. **Study on the cooling action of grinding fluid in deep grinding.** J. Jpn. Soc. Prec. Eng. 58(4), 673-678, 1992.

NILSON, J. W. & RIEDEL, S. A. **Circuitos elétricos.** 6ª edição. Editora LTC. Rio de Janeiro – 2003.

POLINI, W; TURCHETTA, S. **Force and specific energy in stone cutting by diamond mill.** In: International Journal of machine Tools and Manufacture v. 44, p. 1189-1196, 2004.

RAMESH, K., HUANG, H., YIN, L. **Analytical and experimental investigation of coolant velocity in high speed grinding.** International Journal of machine Tools & Manufacture 44, 1069-1076, 2004.

RAMOS, P. G. **Uma aplicação das redes neuro-fuzzy aplicadas à mineração de dados.** Universidade federal do Pernambuco – Centro de ciências exatas e da natureza. Recife, pp. 28-31, 1999.

ROSA, L. C. Apostila de Oficina Mecânica para Automação. **Acabamento de superfícies - rugosidade superficial.** Apostila do curso de Engenharia de Controle e Automação, UNESP - Unidade Diferenciada - Sorocaba/Iperó, Sorocaba/SP, 2006.

SAMHOURI, M.S., SURGENOR, B.W. **Surface roughness in grinding: on-line prediction with adaptive neuro fuzzy inference system.** Automatic Controls Laboratory, Department of Mechanical and Materials Engineering, Queen's University, 2005.

SHAW, I. S. E M. G. SIMÕES. **Controle e Modelagem Fuzzy.** FAPESP, Editora Edgard Blücher Ltda., São Paulo, 1999.

SHERWOOD JR., W.J. **Ceramic Bonded Abrasive.** US Patent. 20030041525, 2003.

SHIN, Y. C.; CHEN, Y. T.; & KUMARA, S. **Framework of an intelligent grinding process advisor.** In: Journal of Intelligent Manufacturing, v. 3, p. 135–148, 1992.

SOARES, D. D.; OLIVEIRA, J. F. G. **Diagnóstico de processos de retificação pela análise de sinais.** Revista Máquina e Metais, São Paulo, v. 1, n. 436, p. 140-157, 2002.

SOUZA, C. N. DE; CATAI, R. E.; AGUIAR, P. R.; SALGADO, M. H.; BIANCHI, E. C. **Analysis of diametrical wear of grinding Wheel and roundness errors in the machining of steel VC 131.** Journal of the Brazilian Society of Mechanical Science. Vol. 24, n. 2, pp. 209-212, 2004.

SUGENO, M. & KANG, G. T. **Structure identification of fuzzy model, Fuzzy Sets and Systems.**v. 28, pp. 15-33, 1988.

SURATWALA,T.; WONG, L.; MILLER, P.; FEIT, M. D.; MENAPACE, J; STEELE, R.; DAVIS, P.; WALMER, D. **Sub-surface mechanical damage distribution during grinding of fused silica.** Journal of Non-Crystalline Solids. vol. 352, pp. 5601-5617, 2006.

SURESH, P., RAO, P., DESHMUKH, S. **“A Genetic Algorithmic Approach for Optimization of Surface Roughness Prediction Model”** The International Jnl. of Machine Tools & Manufacture, Vol. 42, pp. 675-680, 2002.

TANAKA, T., ESAK, S., NISHID, K., NAKAJIMA, T., UENO, K. **Development and Application of Porous Vitrified-Bonded Wheel with Ultra Fine Diamond Abrasives.** Key Engineering Materials, 257-258, 251-256, 2004.

TAKAGI, T. & SUGENO, M.. **Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control.** IEEE Trans. Syst Man Cyber. 15 (1985) (1), pp. 116–131, 1985.

TAKATSU, M., NGUYEN, T., MATSUMARU, K., ISHIZAKI, K. **Abrasive grain efficiency and surface roughness for machining ceramics by newly developed cup-type diamond-grinding-wheels.** Adv. In Tech. of Mat. And Mat. Proc. J., v.10[2], 77-84, 2008.

TAYLOR, D.A. **Advanced Ceramics – The Evolution, Classification, Properties, Production, Firing, Finishing and Design of Advanced Ceramics.** Materials Australia, v. 33, N°1, pp 20-22, 2001.

TONSHOFF, H. K.; MEYER, T.; WOBKER, H. G. **Ceramic Industry**, 17 p, July 1996.

TONSHOFF, H. K.; WARNECKE, G. **Research on stone sawing.** Advances in ultrahard materials applications technology, pp.36-49, 1982.

TONSHOFF, H.K., FRIEMUTH, T., BECKER, J.C. **Process Monitoring in Grinding.** Annals of the CIRP 51 (2), 551-571, 2002.

TORRANCE, A., METZGER, J.L. **Dry versus wet grinding of carbide II**, Microtecnic 4 (3), 26-29, 1991.

TSAI, K., WUANG, P. **“Predictions on Surface Finish in Electrical Discharge Machining Based upon Neural Network Models,”** The International Jrnl. of Machine Tools & Manufacture, Vol. 41, pp. 1385-1403, 2001

TSOUKALAS, L. H. & R. E. UHRIG. **Fuzzy and Neural Approaches in Engineering.** A Wiley-Interscience Publication, 1997

WANG, Y.H., ZHAP, Y.C., WANG, M.Z, ZANG, J.B. **Structure and Properties of Diamond Grits Coated with Corundum Micron Powders** Key Engineering. Materials 25, 94-98, 2003.

XIAO, G.; MALKIN, S. **On-line optimization for internal grinding process.** Annals of the CIRP, v. 45/1, p. 287-292, 1996.

XIE, G.Z., HUANG, H.W., HUANG, H., SHENG, X.M., MI, H.Q. **Experimental Investigations of Advanced Ceramics in High Efficiency Deep Grinding.** Chinese Journal of Mechanical Engineering 43 (1), 176-183, 2007.

XU, L. M.; SHEN, B.; SHIH, A. J. **Vitreous bond silicon cabide wheel for grinding of silicon nitrite.** Machine tools & Manufacture. Vol. 46, pp. 631-639, 2006.

YANG, J.; CHEN, J. C. **A systematic Approach for Identifying Optimum Surface Roughness Performance in End-milling Operations**, Jrnl of Industrial Technology, Vol. 17, pp. 1-8.

YANG, L.D., CHEN, J.C., CHOW, H.M., CHING, T.L. **Fuzzy-Nets-Based in Process Surface Roughness Adaptative Control System in End Milling Operators.** Int J Adv Manuf Technol, 236-248, 2006.

YOUNG, H. I., CHEN, D.J. **Online Dressing of Profile Grinding Wheels.** Int. J. Adv. Manuf. Technol. 27: 883-888.

ZADEH, L. A. Fuzzy sets. **Information e control.** 1965.

ZHANG, L.C., NGUYEN, T. **Performance of a New Segmented Grinding Wheel System.** International Journal of Machine Tools & Manufacture 49, 291-296, 2009.

ZHENG, Y.; VIEIRA, J. M.; OLIVEIRA, F. J.; DAVIM, J. P.; BROGUEIRA, P. **Relationship between flexural strength and surface roughness for hot-pressed Si₃N₄ self-reinforced ceramics.** Journal of the European Ceramic Society, Vol. 20, p. 1345-1353, 2000.

ZHOU, X., XI, F. **“Modeling and Predicting Surface Roughness of the Grinding Process”**, The International Jnl. of Machine Tools and Manufacture, Vol, 42, pp. 969-977, 2002.

TRABALHOS PUBLICADOS

❖ TRABALHOS REFERENTES À DISSERTAÇÃO

SPADOTTO, Marcelo Montepulciano; JUNIOR, Hildo Guilliard; AGUIAR, Paulo Roberto; BIANCHI, Eduardo Carlos. **Lógica Anfis Aplicada na Predição de Rugosidade Superficial no Processo de Retificação Plana de Cerâmicas Avançadas**. In: IV Congresso Nacional de Engenharia Mecânica, 2010, Campina Grande, Paraíba. 2010. p. CD-ROM.

❖ TRABALHOS DESENVOLVIDOS NO PERÍODO

SPADOTTO, Marcelo Montepulciano; AGUIAR, Paulo Roberto; SOUZA, Carlos C. P. **Neural Networks Applied to Thermal Damages Classification in Grinding Process**. Frontiers in Robotics, Automation and Control – CHAPTER 5, 1ª Ed. Vienna: I-Tech Education and Publishing KG, v. 1, p. 71-82, 2008.

LUZIA, Rafael Ferro; AGUIAR, Paulo Roberto; BIANCHI, Eduardo Carlos; SPADOTTO, Marcelo Montepulciano. **Implementação de Algoritmos em DSP para Monitoração do Processo de Dressagem**. 8TH Brazilian Conference on Dynamics, Control and Applications, 2009.

ANEXO I

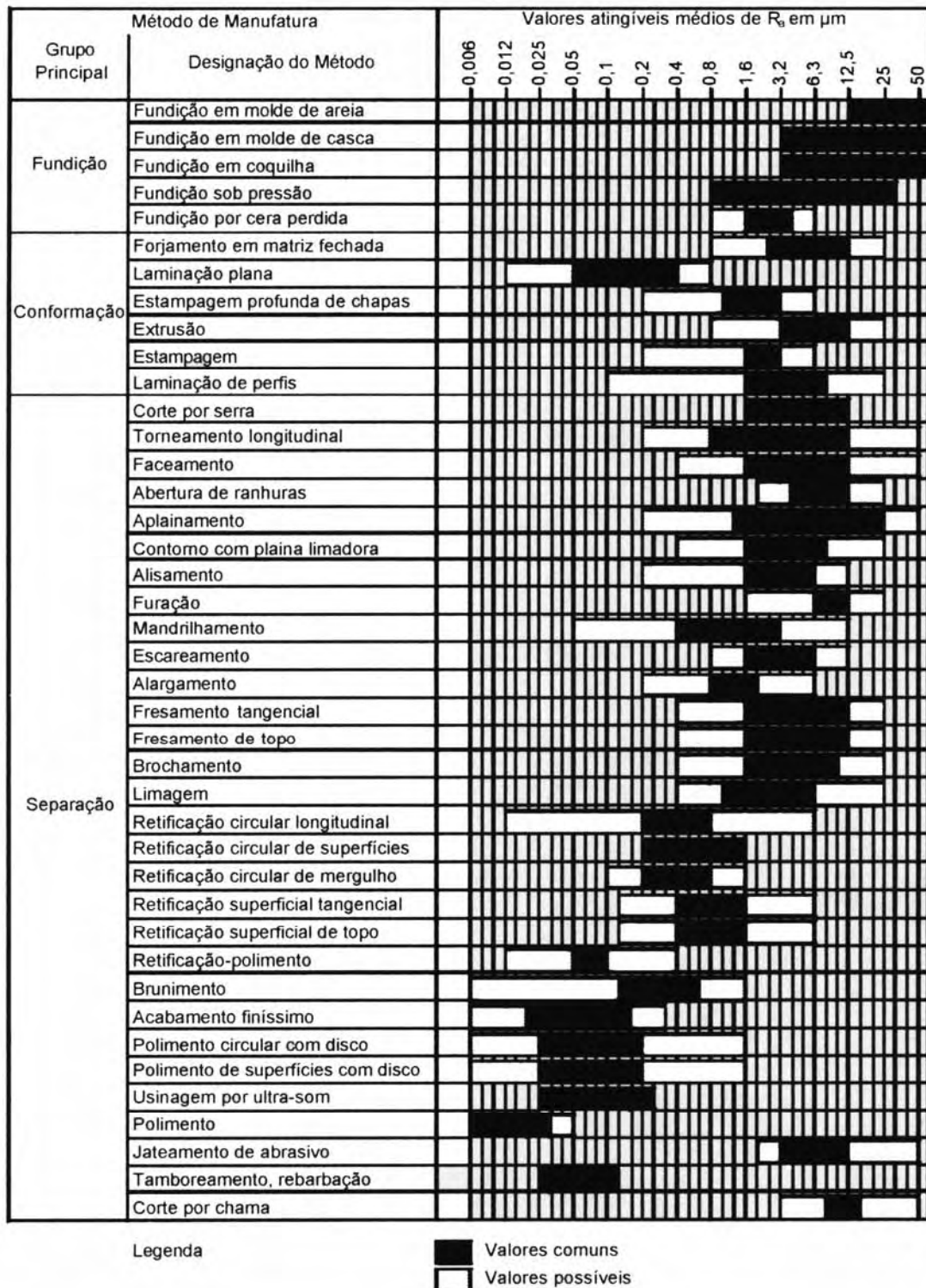


Figura 42– Valores de R_a para diferentes processos de fabricação (Adaptado da Norma DIN 4766)