



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
Campus de Bauru



Engenharia Mecânica

CARLOS DANILO GAIOLI EUZEBIO

**UMA CONTRIBUIÇÃO DA APLICAÇÃO DE MODELOS FUZZY
EMPREGADOS NA DETECÇÃO DA QUEIMA DE PEÇAS NA
RETIFICAÇÃO PLANA**



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
Campus de Bauru



Engenharia Mecânica

CARLOS DANILO GAIOLI EUZEBIO

**UMA CONTRIBUIÇÃO DA APLICAÇÃO DE MODELOS FUZZY
EMPREGADOS NA DETECÇÃO DA QUEIMA DE PEÇAS NA
RETIFICAÇÃO PLANA**

**Faculdade de Engenharia da UNESP – *campus* de
Bauru, para obtenção do título de Mestre em
Engenharia Mecânica.**

Orientador: Prof. Dr. Paulo Roberto de Aguiar

BAURU

2012

DIVISÃO TÉCNICA DE BIBLIOTECA E DOCUMENTAÇÃO

UNESP – BAURU

Euzebio, Carlos Danilo Gaioli.

Uma Contribuição da Aplicação de Modelos Fuzzy Empregados na Detecção da Queima de Peças na Retificação Plana / Carlos Danilo Gaioli
Euzebio, 2012. 141 f.

Orientador: Paulo Roberto de Aguiar.

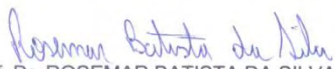
Dissertação (mestrado) – Univ. Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia, Bauru, 2012.

1. Lógica fuzzy. 2. Retificação. 3. Queima.
 4. Monitoramento. 5. Controle do processo.
- I. Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia. II. Título.

ATA DA DEFESA PÚBLICA DA DISSERTAÇÃO DE MESTRADO DE CARLOS DANILO GAIOLI EUZEBIO, DISCENTE DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA, DO(A) FACULDADE DE ENGENHARIA DE BAURU.

Aos 20 dias do mês de dezembro do ano de 2011, às 14:00 horas, no(a) ANFITEATRO DA SEÇÃO DE 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 - UNESP, Prof. Dr. ROSEMAR BATISTA DA SILVA do(a) Departamento de Engenharia Mecânica / Universidade Federal de Uberlândia - UFU, Prof. Dr. EDUARDO CARLOS BIANCHI do(a) Departamento de Engenharia Mecânica / Faculdade de Engenharia de Bauru - UNESP, sob a presidência do primeiro, a fim de proceder a arguição pública da DISSERTAÇÃO DE MESTRADO de CARLOS DANILO GAIOLI EUZEBIO, intitulado "LÓGICA FUZZY NA ESTIMAÇÃO E CLASSIFICAÇÃO DA QUEIMA DE PEÇAS RETIFICADAS". Após a exposição, o discente foi arguido 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. ROSEMAR BATISTA DA SILVA


Prof. Dr. EDUARDO CARLOS BIANCHI



DEDICATÓRIA

A Deus. À minha mãe Maria Santana,
ao meu pai Carlos Roberto, minha esposa
Vivian Marcelle e minha querida filha
Tayane pelo apoio, dedicação,
companheirismo e amor ...

AGRADECIMENTOS

O presente trabalho teve a participação e colaboração de diversas pessoas, sendo uma tarefa árdua elencar todos os nomes e contribuições dadas a esse trabalho. Peço desculpas, caso deixe alguém sem o devido reconhecimento expresso nessas linhas.

Agradeço ao Prof. Dr. Paulo Roberto de Aguiar pelo apoio, paciência e compreensão durante todo o desenvolvimento e execução do projeto e, ainda principalmente, pela orientação, que levo para toda vida.

Ao Prof. Dr. Eduardo Carlos Bianchi pelo apoio. Aos amigos Hugo Ionchan e Marcelo Marchi cuja ajuda foi de extrema importância para a conclusão deste trabalho.

Agradeço também a Deus, que me concedeu saúde e concentração para a realização deste estudo, e que me guiou pelos melhores caminhos na busca de meus objetivos.

Agradeço à minha mãe, Maria Santana Gaioli Euzebio, que me proporcionou estudo, amor e orientação e que, sempre ao meu lado, sofreu com minhas derrotas e comemorou minhas vitórias. A minha esposa Vivian Marcelle Aguetone da Silva Euzebio que sempre me incentivou e apoiou nos momentos mais difíceis e à minha filha, Tayane da Silva Euzebio, que sempre me proporcionou carinho e atenção.

À Faculdade de Engenharia da Universidade Estadual Paulista - campus de Bauru, principalmente ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica por ter me aceito como discente na modalidade de Mestrado.

Aos amigos dos laboratórios, LADAPS – Laboratório de Aquisição e Processamento de Sinais e do LUA – Laboratório de Usinagem por Abrasão, que foram fundamentais para a realização deste trabalho.

Por fim, agradeço ao Centro Paula Souza, autarquia estadual que concedeu parte do meu tempo de serviço para a realização dos estudos.

Euzebio, C. D. G., **Uma contribuição da aplicação de modelos fuzzy empregados na detecção da queima de peças na retificação plana**, 2012. 141f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – UNESP, Bauru, 2012.

RESUMO

A necessidade de reduções de custos aliada ao aumento de qualidade das peças produzidas requer a implementação de sistemas inteligentes em ambientes industriais. O controle dos danos causados no processo de retificação é de interesse direto da indústria dependente desse processo. O objetivo deste trabalho é a proposição de modelos fuzzy empregados na detecção da queima de peças de aço SAE 1020 no processo de retificação plana. Foram realizados doze testes para diferentes condições de usinagem. Para cada teste foram coletados dados referentes a potência elétrica e emissão acústica (sinal puro). Os níveis de queima das peças foram analisados visualmente e com o auxílio computacional. A partir dos sinais de emissão acústica, potência de corte e parâmetros utilizando esses dois sinais, regras linguísticas foram estabelecidas para as diversas situações de queima (leve, média, severa) com a aplicação da lógica nebulosa utilizando-se o Toolbox do MATLAB. Quatro modelos práticos de sistema fuzzy foram desenvolvidos. O primeiro modelo com duas entradas apenas resultam num processo de simples análise. O segundo modelo possui a entrada adicional da estatística do desvio do valor médio (MVD), associando uma nova informação e precisão. Esse modelo é baseado em um sistema de inferência de três entradas, combinados dois a dois. O terceiro modelo, com 64 regras, baseia-se nas mesmas três entradas utilizadas no segundo modelo, combinadas três a três. Esses dois modelos diferem entre si pela base de regras desenvolvidas. O quarto modelo difere do terceiro devido ao número de regras e a entrada adicional baseada na potência de corte, do desvio padrão da mesma e do sinal RMS de emissão acústica. Apresentando respostas válidas, os quatro modelos desenvolvidos mostraram eficiência, precisão, confiabilidade e facilidade para a determinação do nível de queima da peça retificada. A lógica fuzzy, nesta análise, traduz a experiência humana do operador associado a potentes métodos computacionais.

Palavras-chave: Lógica fuzzy, retificação, queima, monitoramento, controle do processo.

Euzebio, C. D. G., **Uma contribuição da aplicação de modelos fuzzy empregados na detecção da queima de peças na retificação plana**, 2012. 141f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – UNESP, Bauru, 2012.

ABSTRACT

The need of costs reductions and quality increase of the produced pieces requires the implementation of intelligent systems in industrial environments. The control of damages caused during the grinding process is interesting to the industry that depends on such process. This work uses fuzzy logic as a tool to classify and estimate burn levels in the grinding process in order to help controlling such process. Twelve tests were performed for different grinding conditions. For each test, data were collected concerning electrical power and acoustic emission (raw signal). The levels of burning parts were analyzed visually and with computer assistance. Based on acoustic emission signals, cutting power, and statistics using these two signals, linguistic rules were established for the various burn situations (slight, intermediate, severe) by applying fuzzy logic using the MATLAB Toolbox. Four practical fuzzy system models were developed. The first model with two inputs resulted only in a simple analysis process. The second model has an additional MVD statistic input, associating information and precision. This model is based on an inference system of three inputs, combined two by two. The third model with 64 rules is based on the same three inputs used in the second model, combined three by three. These two models differ by the rule base developed. The forth model is different from the third one due to the number of rules, the additional input based on the cutting power, the standard deviation and the acoustic emission RMS signal. The four developed models presented valid responses, proving effective, accurate, reliable and easy to use for the determination of ground workpiece burn. In this analysis, fuzzy logic translates the operator's human experience associated with powerful computational methods.

Keywords: Fuzzy logic, grinding, burn, monitoring, control process.

Sumário

CAPÍTULO 1	INTRODUÇÃO	18
1.1.	OBJETIVO DO TRABALHO	20
1.2.	MOTIVAÇÃO	20
1.3.	ESTRUTURA DO DOCUMENTO	21
CAPÍTULO 2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	22
2.1.	O PROCESSO DE RETIFICAÇÃO	22
2.2.	O PROCESSO DE DRESSAGEM	25
2.3.	FLUIDOS DE CORTE	28
2.4.	QUEIMA NA RETIFICAÇÃO	29
2.5.	MONITORAMENTO DO PROCESSO DE RETIFICAÇÃO.....	31
2.5.1.	POTÊNCIA DE CORTE	33
2.5.2.	SINAL DE EMISSÃO ACÚSTICA.....	34
2.5.3.	DESVIO DO VALOR MÉDIO (MVD)	36
2.5.4.	PARÂMETRO DPO.....	37
2.5.5.	PARÂMETRO DPKS	38
2.5.5.1.	PARÂMETRO FKS	39
2.6.	CARACTERÍSTICAS DA LÓGICA FUZZY	40
2.6.1.	FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA.....	45
2.6.2.	OPERAÇÃO DOS CONJUNTOS FUZZY.....	50
2.6.2.1.	OPERAÇÃO DE UNIÃO	50
2.6.2.2.	OPERAÇÃO DE INTERSECÇÃO.....	51
2.6.2.3.	OPERAÇÃO DE COMPLEMENTO.....	52
2.6.3.	VARIÁVEIS LINGÜÍSTICAS.....	53

2.6.4.	FUZZIFICAÇÃO DO SISTEMA.....	64
2.6.5.	INFERÊNCIAS E BASE DE REGRAS DO SISTEMA.....	66
2.6.5.1.	TIPOS DE CONTROLADORES FUZZY	67
2.6.6.	DEFUZZIFICAÇÃO DOS SISTEMAS PROPOSTOS	69
2.6.6.1.	MÉTODO DA MÉDIA PONDERADA.....	70
2.6.6.2.	MÉDIA DOS MÁXIMOS	71
CAPÍTULO 3	MATERIAIS E MÉTODOS	74
3.1.	EQUIPAMENTOS.....	74
3.2.	PEÇA	76
3.3.	CONDIÇÕES DE CORTE	77
3.4.	AJUSTES DOS PARÂMETROS	78
3.5.	DRESSAGEM DO REBOLO.....	79
3.5.1.	MÓDULO DE EMISSÃO ACÚSTICA	80
3.5.2.	MÓDULO DE POTÊNCIA	80
3.5.3.	PLACA DE AQUISIÇÃO DE DADOS.....	81
3.5.4.	MÉTODO DE CARACTERIZAÇÃO DA QUEIMA	82
3.5.5.	MODELAGEM FUZZY	84
3.5.6.	PROCEDIMENTO DOS ENSAIOS	85
3.5.7.	PROCESSAMENTO DIGITAL DOS DADOS	86
CAPÍTULO 4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	88
4.1.	PRIMEIRO MODELO	107
4.2.	SEGUNDO MODELO	109
4.3.	TERCEIRO MODELO	112
4.4.	QUARTO MODELO	117

CAPÍTULO 5 CONCLUSÕES	123
5.1. SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....	125
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	126
TRABALHOS PUBLICADOS.....	139
ANEXO I.....	140

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

FIGURA 1 – ESQUEMA ILUSTRATIVO DE RETIFICAÇÃO PLANA (KING E HAHN, 1986 - ADAPTADO).....	23
FIGURA 2 – ESQUEMA ILUSTRATIVO DO PROCESSO DE DRESSAGEM (BIANCHI, 1990 - ADAPTADO).....	26
FIGURA 3 – PROCESSO DE DRESSAGEM (DOTTO, 2004 - ADAPTADO).....	28
FIGURA 4 – CONFIGURAÇÃO DOS ENSAIOS REALIZADOS POR LEZANSKI, 2001.	33
FIGURA 5A – POSICIONAMENTO DO SENSOR DE EA (DOTTO, 2004 – ADAPTADO).....	35
FIGURA 5B – SENSOR DE EMISSÃO ACÚSTICA.	35
FIGURA 6 – FUNÇÕES DE PERTINÊNCIA (GOMIDE, 1998).....	41
FIGURA 7 – FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA (KOSKO, 1997 - ADAPTADO).	46
FIGURA 8 – FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA TRIANGULAR (NETO, 2005).	47
FIGURA 9 – FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA TRAPEZOIDAL (NETO, 2005)	48
FIGURA 10 – FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA GAUSSIANA (NETO, 2005).....	49
FIGURA 11 – FUNÇÃO DE PERTINÊNCIA SINO GENERALIZADA (NETO, 2005).	49
FIGURA 12 – CONJUNTO FUZZY A B (PADILHA, 2001 - ADAPTADO).	50
FIGURA 13 – UNIÃO DOS CONJUNTOS A E B (PADILHA, 2001 - ADAPTADO).	51
FIGURA 14 – INTERSECÇÃO DOS CONJUNTOS A E B (PADILHA, 2001 – ADAPTADO).....	52
FIGURA 15 – CONJUNTO FUZZY A (PADILHA, 2001 – ADAPTADO).	52
FIGURA 16 – OPERAÇÃO DE COMPLEMENTO DO CONJUNTO FUZZY (PADILHA, 2001 – ADAPTADO).	53
FIGURA 17 – DOMÍNIO DOS CONJUNTOS FUZZY (KLIR, 1988).....	55
FIGURA 18 – CLASSIFICAÇÃO BINÁRIA DA ALTURA (KLIR, 1988).	56
FIGURA 19 – CLASSIFICAÇÃO DA ALTURA BASEADA NA LÓGICA FUZZY (KLIR, 1988).....	56
FIGURA 20 - CARACTERÍSTICAS DOS CONJUNTOS (A) CRISP, (B) FUZZY (SANDRI E CORREA, 1999)	58
FIGURA 21 - CARDINALIDADE, ALTURA, SUPORTE, NÚCLEO (SANDRI E CORREA, 1999).	59
FIGURA 22A – GRAU DE PERTINÊNCIA DO TIPO DO REBOLO (ALI ET AL., 2004 - ADAPTADO).....	61
FIGURA 22B – GRAU DE PERTINÊNCIA DA GRANULOMETRIA DO REBOLO (ALI ET AL., 2004 - ADAPTADO).....	62

FIGURA 22C – GRAU DE PERTINÊNCIA DA PROFUNDIDADE DE CORTE (ALI <i>ET AL.</i> , 2004 - ADAPTADO).....	62
FIGURA 22D – GRAU DE PERTINÊNCIA DA VELOCIDADE DA MESA (ALI <i>ET AL.</i> , 2004 - ADAPTADO).....	63
FIGURA 23 – MECANISMO DE INFERÊNCIA FUZZY (GOMIDE <i>ET AL.</i> , 2004 – ADAPTADO).	67
FIGURA 24 – MÉTODO DE DEFUZZIFICAÇÃO DO MÁXIMO (SHAW E SIMÕES, 2001 - ADAPTADO).	70
FIGURA 25 – MÉTODO DE DEFUZZIFICAÇÃO CENTROIDE (SHAW E SIMÕES, 2001 - ADAPTADO).	70
FIGURA 26 – MÉTODO DE DEFUZZIFICAÇÃO MÉDIA PONDERADA (SHAW E SIMÕES, 2001 - ADAPTADO).....	71
FIGURA 27 – MÉTODO DE DEFUZZIFICAÇÃO MÉDIA DOS MÁXIMOS (SHAW E SIMÕES, 2001 – ADAPTADO).	71
FIGURA 28 - ILUSTRAÇÃO DA DEFUZZIFICAÇÃO (BISHOP <i>ET AL.</i> , 2002).	72
FIGURA 29 – SUPORTE UTILIZADO NO BALANCEAMENTO DO REBOLO.	76
FIGURA 30 – DIMENSÕES DO CORPO DE PROVA.	76
FIGURA 31 – TACÔMETRO DIGITAL.	78
FIGURA 32 – REFRAATÔMETRO.	79
FIGURA 33 – MÓDULO DE PROCESSAMENTO DE EMISSÃO ACÚSTICA.	80
FIGURA 34 – MÓDULO DE POTÊNCIA.	81
FIGURA 35 – TELA PRINCIPAL DO SOFTWARE GRINDING ANALYSES DESENVOLVIDO POR DOTTO (2004)	82
FIGURA 36 - RESULTADOS OBTIDOS DO SOFTWARE QUANTIFICAÇÃO DA QUEIMA DESENVOLVIDO POR DOTTO (2004)	84
FIGURA 37 – DIAGRAMA ESQUEMÁTICO DE UM SISTEMA FUZZY.....	85
FIGURA 38 – ESQUEMA PARA A REALIZAÇÃO DOS ENSAIOS	86
FIGURA 39 – SINAL RMS DE EMISSÃO ACÚSTICA	89
FIGURA 40 – SINAL DE POTÊNCIA ELÉTRICA.....	90
FIGURA 41 – ESTATÍSTICA MVD	91
FIGURA 42 – PARÂMETRO DPKS	92
FIGURA 43 – ENTRADA FUZZIFICADA DO SINAL DE EA_{RMS}	93
FIGURA 44 – ENTRADA FUZZIFICADA DO SINAL DE POTÊNCIA ELÉTRICA	94
FIGURA 45 – ENTRADA FUZZIFICADA DO PARÂMETRO MVD	95

FIGURA 46 – ENTRADA FUZZIFICADA DO PARÂMETRO DPKS	96
FIGURA 47 – SAÍDA FUZZIFICADA.....	97
FIGURA 48 – MODELO FUZZY COM DUAS ENTRADAS	98
FIGURA 49 – OCORRÊNCIAS DAS REGRAS DO QUARTO MODELO.....	106
FIGURA 50 – ANÁLISE 3D DA SUPERFÍCIE GERADA PELO SISTEMA DE REGRAS DO PRIMEIRO MODELO.....	107
FIGURA 51 – SIMULAÇÃO DO PRIMEIRO MODELO	109
FIGURA 52 – VALORES DAS SUPERFÍCIES GERADAS PELO SISTEMA DE REGRAS DO SEGUNDO MODELO	110
FIGURA 53 – ANÁLISE DA SIMULAÇÃO DO SEGUNDO MODELO	111
FIGURA 54 – MÉTODO DE ANÁLISE DOS RESULTADOS DA SIMULAÇÃO.....	112
FIGURA 55 – SUPERFÍCIE 3D GERADAS PELAS REGRAS DO TERCEIRO MODELO.....	114
FIGURA 56-A – SIMULAÇÃO DO TERCEIRO MODELO (SINAIS DE EA E POTÊNCIA)	115
FIGURA 56-B – SIMULAÇÃO DO TERCEIRO MODELO (PARÂMETRO MVD E ANÁLISE DA QUEIMA).	116
FIGURA 57 – SUPERFÍCIES TRIDIMENSIONAIS DO MODELO DE QUATRO ENTRADAS	118
FIGURA 58A – RESULTADO DA SIMULAÇÃO DO QUARTO MODELO.....	120
FIGURA 58B – RESULTADO DA SIMULAÇÃO DO QUARTO MODELO.....	121
FIGURA 58C – RESULTADO DA SIMULAÇÃO DO QUARTO MODELO.....	122

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 – ALGUMAS APLICAÇÕES DA LÓGICA FUZZY (KOSKO, 1994)	44
TABELA 2 – CONDIÇÕES DE CORTE	77
TABELA 3 – RESULTADO DA ANÁLISE FEITA PELO SOFTWARE DE QUANTIFICAÇÃO DE QUEIMA.	83
TABELA 4 – NÍVEIS DE QUEIMA DETERMINADAS PARA O TRABALHO	88
TABELA 5 – BASE DE REGRAS DO PRIMEIRO MODELO COM AS ENTRADAS EA_{RMS} E POTÊNCIA.	99
TABELA 6 - BASE DE REGRAS DO SEGUNDO MODELO COM AS ENTRADAS EA_{RMS} E POTÊNCIA E O PARÂMETRO MVD.....	100
TABELA 7 – BASE DE REGRAS DO TERCEIRO MODELO (EA_{RMS} , POTÊNCIA E O PARÂMETRO MVD).	101
TABELA 8 – BASE DE REGRAS DO QUARTO MODELO (EA_{RMS} E POTÊNCIA, MVD E DPKS).....	102
TABELA 8 – CONTINUAÇÃO	103
TABELA 8 – CONTINUAÇÃO	104
TABELA 8 – CONTINUAÇÃO	105

SIMBOLOGIA

$\neg$	Operação de complemento	
$\cap$	Operação de intersecção	
$\cup$	Operação de união	
$\subseteq$	Subconjunto de ou igual a	
$\mu_A(x)$	Função de pertinência do conjunto fuzzy A	
A	Profundidade de corte	[μm]
a_d	Profundidade de dressagem	[μm]
A_{sd}	Área de dressagem	[mm^2]
b	Largura de contato entre rebolo e peça	[mm]
b_d	Largura de atuação do dressador	[mm]
b_s	Largura do rebolo	[mm]
CBN	Nitreto de boro cúbico	
DPKS	Parâmetro de detecção de queima desenvolvido por Dotto (2004)	
DPO	Parâmetro de detecção de queima desenvolvido por Aguiar (2002)	
d_s	Diâmetro do rebolo	[mm]
DT	Dano total	
EA	Emissão acústica	[V]
EA_{rms}	Emissão acústica em RMS	[V]
EQM	Erro quadrático médio	
E_{rms}	Erro RMS expresso na unidade das variáveis de cálculo	
F_c	Força de corte	[N]
FFT	Transformada rápida de Fourier	
F_n	Força normal de corte	[N]
F_t	Força tangencial de corte	[N]
h_{eq}	Espessura equivalente de corte	[μm]
i	Índice da potência que varia de 1 até m pontos por passada	
K	Número do conjunto de funções de pertinência da saída fuzzificada	
k-medias	Cálculo aplicado ao sistema de defuzzificação	
l_c	Comprimento de contato	[mm]

M	Comprimento do bloco da FFT	
MAX(POT)	Máxima potência de corte	[W]
MVD	Desvio do valor médio	
N	Número de elementos da amostra	
POT(i)	Valor instantâneo da potência	[W]
QL	Queima leve	
QL+	Queima leve +	
QM	Queima média	
QM+	Queima média +	
QML	Queima muito leve	
QMS	Queima média severa	
QQM	Queima quase média	
QQS	Queima quase severa	
QS	Queima severa	
QS+	Queima severa +	
QSL	Queima super leve	
Q_w	Taxa de remoção de material	[mm ³ /s]
Q'_w	Taxa de remoção específica	[mm ² /s]
R_a	Rugosidade média	[μm]
R_i	Regras de agregação	[μm]
RMS	Valor médio quadrático - <i>Root mean square</i>	
RPM	Rotações por minuto	
S(EA)	Desvio padrão da emissão acústica RMS em uma passada	[V]
S(POT)	Desvio padrão da potência em uma passada de retificação	[W]
S_d	Passo de dressagem	[mm]
SQ	Sem queima	
V_w	Velocidade da peça	[m/s]
Z	Saída fuzzyficada	
μ_x	Média da amostra	
σ_x	Desvio padrão da amostra	

CAPÍTULO 1 INTRODUÇÃO

A busca por qualidade e produtividade vem resultando em grandes avanços nos processos de usinagem, tanto nas operações convencionais como na simplificação da sequência de fabricação, substituindo as operações intermediárias pelas de acabamento, e exigindo resultados precisos, como a redução do custo operacional, máxima vida útil da ferramenta, baixa rugosidade e controle dimensional.

Na indústria metal-mecânica a retificação é usualmente o processo final de acabamento de um componente de precisão. Este processo é utilizado para fabricação de peças nos mais diversos tipos de materiais, exigindo resultados como baixa rugosidade, controle dos erros dimensionais e de forma da peça, máxima vida útil da ferramenta, tempo e custos mínimos.

Segundo Chen *et al.* (2010), a qualidade e precisão do processo de retificação são questões críticas para muitas indústrias, pois esse processo pode ser afetado por várias falhas, tais como a folga do eixo do rebolo, desgaste da ferramenta e deformação térmica das peças. Danos causados na peça de trabalho são de alto custo, uma vez que todo processo anterior, além da própria retificação é perdido quando uma peça é danificada neste estágio. Os danos mais comuns na operação de retificação são queima, trincas, e / ou tensões residuais indesejáveis. No caso dos metais, a principal causa de danos é a excessiva entrada térmica na superfície da peça usinada.

Segundo Malkin (1989), as altas temperaturas geradas na zona de retificação podem causar vários tipos de danos térmicos à peça, por exemplo, queima (no caso de aços), têmpera excessiva da camada superficial com possível reendurecimento e aumento da fragilidade, indesejáveis tensões residuais de tração, redução da resistência à fadiga, e trincas.

Samhouri e Surgenor (2005) afirmam que o monitoramento do processo de retificação consiste em detectar problemas e providenciar informações utilizadas para controlar o processo, além de estabelecer parâmetros que indiquem as melhores condições de operação.

Sinais de emissão acústica e potência de corte combinados têm sido utilizados com sucesso na determinação de parâmetros indicativos de queima (KWAK *et al.*, 2004).

Estes sinais tratados e combinados possibilitam a implementação de um sistema de controle de queima em tempo real, otimizando o processo de retificação (DOTTO *et al.*, 2006). Isto seria de grande benefício para as empresas dependentes desse processo, uma vez que a exigência de qualidade e competitividade internacional cresce cada vez mais com a globalização (BRINKSMEIER *et al.*, 2006).

Por outro lado, o interesse crescente no uso da inteligência artificial na solução de problemas de engenharia pode ser visto pelo número considerável de artigos publicados nas últimas décadas. Esses problemas normalmente são de difíceis soluções analíticas ou modelagens matemáticas requerendo, em geral, a inteligência humana (PHAM e PHAM, 1999).

Ainda de acordo com esse autor, o uso da lógica nebulosa ou fuzzy, a qual reflete a natureza de raciocínio qualitativo e inexato do ser humano, capacita os sistemas especialistas a serem mais flexíveis. Com a lógica fuzzy, o valor preciso de uma variável é substituído por uma descrição linguística representada por um conjunto fuzzy, e inferências são realizadas baseadas nesta representação.

Segundo Santos (2011), em virtude da capacidade de superar limitações da lógica binária, a lógica fuzzy tem chamado a atenção cada vez mais em muitos campos tais como automação, controle e reconhecimento de padrões. A lógica fuzzy utiliza uma abordagem muito útil para simplificar um sistema complexo em aplicações de engenharia. Além disso, a análise difusa pode ser aplicada para descrever e processar dados inexatos e incompletos, frequentemente encontrados em situações reais. Por isso, é possível aplicar a lógica fuzzy para representar o conhecimento e experiência humana para que uma decisão possa ser obtida.

A lógica fuzzy possui muitas aplicações em engenharia onde o domínio do conhecimento é usualmente impreciso. Resultados interessantes têm sido alcançados na área de processo e controle de máquinas, embora outros setores também têm sido beneficiados por esta ferramenta. Algumas aplicações em engenharia podem ser relatadas, tais como o controle de altura do arco em processo de soldagem (BIGAND *et al.*, 1994); controle da mão de um robô com vários dedos (BAS *et al.*, 1995); predição da rugosidade de componentes retificados

(ALI *et al.*, 1999); controle da queima no processo de retificação (ALI *et al.*, 2004); entre outros.

O desenvolvimento de um sistema inteligente para a detecção, predição e classificação da queima é ainda um desafio para os pesquisadores. Assim, este trabalho visa à construção de quatro modelos fuzzy empregados na detecção da queima de peças de aço SAE 1020 no processo de retificação plana.

1.1. Objetivo do trabalho

O presente trabalho tem como objetivo a construção de modelos fuzzy empregados na detecção da queima de peças de aço SAE 1020 no processo de retificação plana. Sinais de emissão acústica e potência de corte são coletados e processados digitalmente para a obtenção de parâmetros, os quais são usados para a construção de quatro modelos fuzzy.

1.2. Motivação

O processo de retificação é ainda um dos processos de fabricação menos estudados apesar do grande esforço que tem sido feito nas últimas décadas pelos pesquisadores. Até agora não existe um único modelo matemático que engloba todos os aspectos da retificação. A maioria dos modelos existentes é limitada no sentido de que eles são específicos para uma condição de usinagem particular (por exemplo, combinação peça-rebolo) ou falham em considerar todas as interações das variáveis envolvidas no processo.

O uso da lógica fuzzy para a análise e processamento de informações relacionadas ao processo de retificação pode fornecer informações importantes para as indústrias dependentes desse processo, além de possuir um desempenho eficiente. Essa técnica utiliza um método diferente das aplicações computacionais tradicionais, pois trata a informação de modo impreciso. Para um programa de computador realizar uma tarefa, o programador deve antecipar todas as condições de entrada de dados para que o programa possa chegar a uma solução. Porém, em certos casos, não é possível prever exatamente todas as situações

possíveis, como no caso do processo de retificação. Já a lógica fuzzy tenta simular o raciocínio humano para a solução de um determinado problema através da implementação de uma base de regras. Além disso, sua característica de lidar com dados imprecisos ou incompletos torna a aplicação da lógica nebulosa ao processo de retificação plana bastante eficiente.

Existem vários trabalhos utilizando a lógica fuzzy em operações de engenharia com ótimos resultados. Dentre as aplicações nesta área, destaca-se a utilização da lógica fuzzy ao processo de retificação (NANDI *et al.*, 2009; KOR *et al.*, 2010). Estes trabalhos são apenas alguns exemplos que demonstram que a lógica fuzzy é eficiente quando comparadas com modelos tradicionalmente utilizados neste campo de aplicação. O bom desempenho da lógica nebulosa nestes e em outros trabalhos as tem tornado uma ferramenta atrativa para aplicação em operações de engenharia.

A lógica fuzzy pode facilitar bastante o trabalho do operador com informações relevantes ao processo e, ao mesmo tempo, auxiliar no aumento da produtividade, que é hoje um dos maiores objetivos não só das empresas dependentes desse processo, mas também de todas as áreas da engenharia.

1.3. Estrutura do documento

A estrutura deste trabalho conta com cinco capítulos. No primeiro capítulo é apresentada uma breve introdução sobre o monitoramento e aplicação da lógica fuzzy em ambientes industriais. No segundo capítulo está descrita a pesquisa bibliográfica realizada, explorando os assuntos referentes ao processo de retificação, monitoramento de precisão e lógica fuzzy. O terceiro capítulo apresenta a metodologia utilizada, fornecendo informações sobre o banco de ensaios e os passos seguidos até a conclusão dos modelos fuzzy. Os resultados e discussões são apresentados no quarto capítulo e, por fim, as considerações finais estão presentes no quinto capítulo. 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

A retificação é um processo de usinagem muito usado na indústria metal mecânica em operações de acabamento de componentes de precisão, tais como os virabrequins de motores de combustão interna, que depois de fabricados são retificados para atender às rígidas tolerâncias requeridas. Outro exemplo seriam os barramentos e prismas de precisão das próprias máquinas operatrizes, que são acabados em suas medidas finais por retificadoras planas e cilíndricas (SANTOS, 2007). No meio industrial, as peças usinadas geralmente são submetidas à retificação como última operação de acabamento. Dessa forma, o processo requer controle e atenção constantes, pois os danos à peça causariam a perda do valor agregado (oriundo de operações anteriores), sendo impossível recuperar as dimensões anteriores à retificação. A qualidade de peças retificadas, principalmente em operações manuais, depende em grande parte da experiência do operador. A utilização de materiais resistentes ao desgaste abrasivo, máquinas potentes e tecnologias mais adequadas leva a um aumento considerável na eficiência do processo (ARAUJO, 2010).

Segundo Durgumahanti *et al.* (2010), as vantagens relacionadas ao custo, assim como a qualidade final das peças viabilizam e incentivam o desenvolvimento de novas tecnologias, além da criação de novos métodos de acabamento. Para a melhor produtividade do processo de retificação, é necessário otimizar os parâmetros envolvidos, a fim de que todo o potencial possa ser aproveitado. Sendo, ainda de acordo com os autores, a retificação um processo muito complexo, com diversas variáveis dependentes entre si, muitas pesquisas têm sido conduzidas há algumas décadas, no que concerne à modelagem com base em diferentes parâmetros, tais como temperatura, força de corte, rugosidade, etc.

Para Monici *et al.* (2006), a tendência mundial é produzir peças paulatinamente mais sofisticadas, com tolerâncias mais estreitas e acabamento superficial de maior qualidade.

De acordo com King e Hahn (1986), durante o planejamento da retificação é importante determinar os parâmetros de entrada e as variáveis de saída, que são fruto da interação do rebolo com a peça. Os parâmetros de entrada típicos das máquinas retificadoras

planas são: velocidade de avanço, velocidade de corte, profundidade de corte e o tipo e vazão do fluido de corte.

Ao contrário dos processos de fabricação com ferramentas de geometria definida, como o fresamento e o torneamento, na retificação a remoção de cavaco é realizada por uma infinidade de arestas de corte geometricamente não definidas. Cada grão abrasivo da superfície do rebolo funciona como uma ferramenta de corte.

A Figura 1 ilustra a configuração da retificação tangencial plana representando a força tangencial (F_t), a força normal (F_n), a velocidade periférica de corte (v_s), velocidade da peça (v_w) e a profundidade de corte (a).

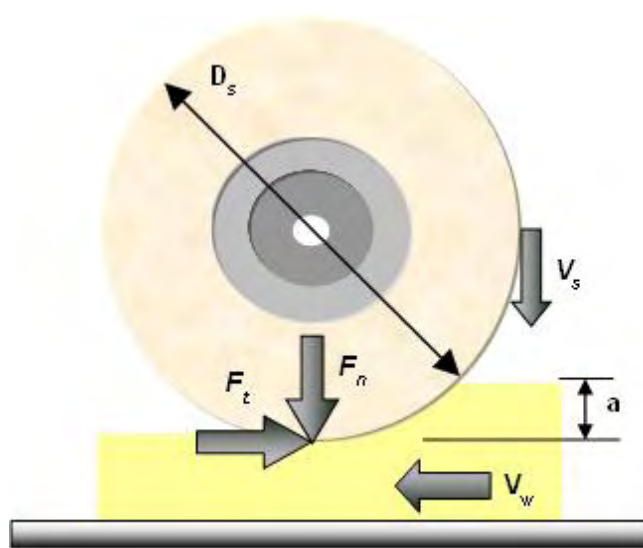


Figura 1 – Esquema ilustrativo de retificação plana (KING E HAHN, 1986 - adaptado).

A seguir, serão apresentados os parâmetros referentes ao processo de retificação.

A taxa de remoção de material Q_w é a quantidade de material removida por unidade de tempo, expressa em mm^3/s e pode se calculada através da equação (1).

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

Onde b é a largura de contato rebolo-peça [mm].

A taxa de remoção específica (taxa de remoção volumétrica de material por unidade de largura do rebolo) pode ser obtida pela equação (2).

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

A distância de contato da área de retificação (l_c) é a distância que o grão abrasivo percorrerá na superfície da peça, removendo o material devido ao deslocamento angular (θ). Seu valor pode ser calculado pela equação (3), onde a é a profundidade de corte [mm] e d_s é o diâmetro do rebolo [mm] (POLINI *et al.*, 2004).

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

A rotação tem influência sobre o desempenho do rebolo e sobre o acabamento superficial. Um valor muito elevado pode provocar danos devido à intensidade do calor oriundo do atrito, bem como o surgimento de trincas.

Segundo Polini *et al.* (2004), os modelos da força e da energia específica de corte possuem um papel importante na retificação, em função da espessura equivalente de corte.

A espessura equivalente de corte (h_{eq}) representa a espessura de uma camada contínua de material removido a uma taxa volumétrica, por unidade da largura retificada (Q'_w) e velocidade de corte (v_s). Este parâmetro é também igual à taxa de remoção volumétrica por unidade de área da superfície do rebolo passando pela zona de retificação. Por se tratar de uma medida relativa à severidade das condições de corte, a espessura equivalente de corte correlaciona muito bem não somente as forças de retificação e energia, mas também outras características de desempenho, como a rugosidade e o desgaste do rebolo (MALKIN, 1989).

A equação (4) permite calcular a espessura equivalente de corte h_{eq} .

$$h_{eq} = \frac{a \cdot v_w}{v_s} \quad (4)$$

2.2. O processo de dressagem

O controle e o monitoramento contínuos da superfície de corte do rebolo retificação ainda é um desafio, não só porque apresenta inúmeras arestas de corte com geometria indefinida, mas também porque sua topografia sofre constantes alterações devido ao desgaste durante o processo. O desempenho da retificação é diretamente influenciado pela capacidade de corte do rebolo. As ferramentas de diamante são geralmente utilizadas para a dressagem do rebolo devido à sua dureza e pela elevada produtividade que fornecem.

Conforme Souza *et al.* (2008), o processo de dressagem na retificação ainda é pouco estudado, em virtude de a geometria do dressador exercer grande influência no processo, e também de, frequentemente, algumas variáveis não serem totalmente levadas em conta no que concerne à influência no resultado final. Um exemplo é o desgaste (da peça e da ferramenta). A maioria dos trabalhos encontrados na literatura utiliza como variáveis do processo a profundidade de dressagem (a_d), largura de trabalho (b_d), largura do rebolo (b_s) e o passo de dressagem (S_d). Segundo Thomazella *et al.* (2009), os efeitos resultantes da operação de dressagem são o macroefeito e o microefeito.

O macroefeito é resultante do formato do dressador, da profundidade de penetração e do passo de dressagem em que é realizada a operação. Esse fenômeno determina a posição na qual as arestas dos grãos abrasivos estão localizadas. Pode-se dizer que o macroefeito é a rosca que o dressador produz na face do rebolo.

O microefeito é formado pelo desprendimento dos grãos desgastados (com baixa ancoragem no ligante) e fratura dos grãos que não se desgastaram por completo, pelos quais novas arestas de corte são geradas pelo dressador. A agressividade dessas arestas depende das condições de dressagem e da friabilidade (capacidade em formar novas arestas de corte quando fraturado) do grão abrasivo. O fenômeno do microefeito está, portanto, relacionado com o tipo de aresta formada nos grãos abrasivos durante a operação de dressagem, podendo torná-los mais agressivos ou não (BIANCHI, 1990). A figura 2 representa o esquema do processo de dressagem.

Segundo Wegener *et al.* (2011), a afiação do rebolo é o fator mais importante do processo de retificação. Ela tem influência direta na taxa de remoção de material, nas forças de corte, na qualidade superficial da peça, bem como nas propriedades do material.

De acordo com Marinescu (2006), antes ou durante o processo de retificação, o rebolo deve ser dressado, de modo a criar uma superfície concêntrica com seu eixo de rotação. Caso seja necessário, pode-se definir um perfil específico na superfície da ferramenta. Outra função da dressagem é remover as impurezas existentes na superfície do rebolo, obtendo novas arestas de corte nos grãos abrasivos, garantindo os níveis de desempenho da ferramenta requerido pelo processo.

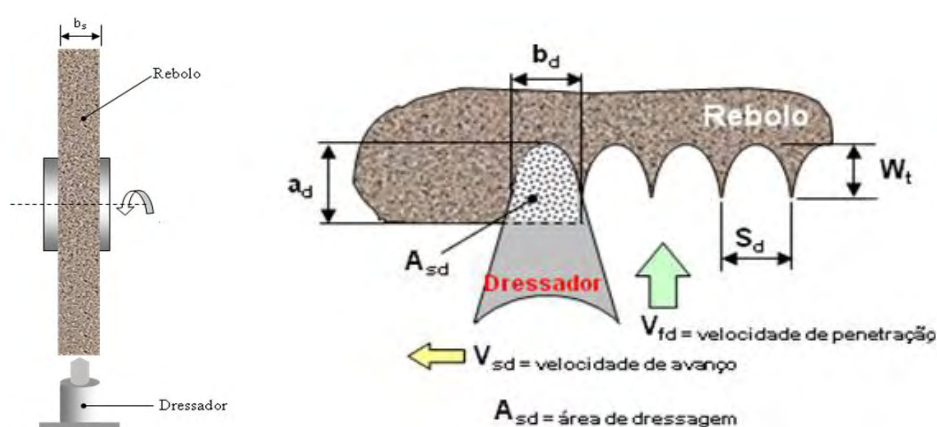


Figura 2 - Esquema ilustrativo do processo de dressagem (BIANCHI, 1990 - adaptado).

Segundo Wegener *et al.* (2011), a execução periódica da dressagem no processo de retificação tem como um de seus objetivos a compensação do desgaste irregular do rebolo. Além disso, ela traz benefícios ao processo, como a redução na queima de peças devido à possibilidade do uso de maiores taxas de remoção de material, a garantia da existência permanente de grãos ativos, remoção de impurezas e cavacos alojados no interior do rebolo, proporcionando maior vida útil à ferramenta.

A agressividade das arestas de corte depende das condições de dressagem e da friabilidade (capacidade em formar novas arestas de corte quando fraturado) dos grãos abrasivo. A geometria do rebolo deve ser restaurada periodicamente pela operação de dressagem a fim de se manter a eficiência e a qualidade dimensional do processo. O desgaste

do rebolo ocorre devido ao volume de material removido da peça, quando suas arestas gradualmente perdem a agressividade em sua face de trabalho.

De acordo com Sinot *et al.* (2006), algumas ligas são de difícil usinabilidade, devido ao entupimento dos poros do rebolo pelos cavacos usinados, pois as partículas metálicas se alojam nos espaços entre os grãos. Nesse caso, a dressagem é essencial para manter a capacidade de corte do rebolo.

Ge *et al.* (2003), citado por Cameron *et al.* (2009) afirmaram que o fenômeno do entupimento do rebolo ocorre quando os cavacos gerados no processo não são totalmente removidos da zona de corte por meio do fluido lubri-refrigerante. Eles se alojam nos poros do rebolo, não permitindo que o acesso do fluido à zona de corte, dificultando a ação lubrificante, bem como a limpeza do rebolo. Os cavacos alojados afetam a qualidade e eficiência do processo, diminuindo a capacidade de corte, o que resulta no aumento das deformações elástica e plástica como mecanismos de remoção de material, elevando a temperatura na zona de corte. Atualmente, podem-se encontrar vários trabalhos que investigam o processo de dressagem, em suas mais distintas abordagens, tais como Oliveira *et al.* (1999), Fathima *et al.* (2010), Linke *et al.* (2010) e Weingartner *et al.* (2010).

De acordo com Gambaro (2006), a operação de dressagem permite restaurar a capacidade de corte, permitindo que os grãos novos e afiados aflorem na superfície, melhorando a agressividade da superfície de corte. Ela também permite eliminar da superfície do rebolo partículas de material oriundas do processo anterior de usinagem, perfilar a face do rebolo para obtenção do acabamento desejado, restabelecer o perfil inicial do rebolo quando o há desgaste irregular ou não-conformidades dimensionais, e oferecer concentricidade entre a face de trabalho e o eixo de rotação.

A dressagem reduz as forças de usinagem e permite manter a mesma taxa de remoção de material durante todo o processo. Estando constantemente afiados, os grãos abrasivos transferem menor quantidade de calor para o material, contribuindo assim para evitar o aparecimento das queimas de retificação (BADGER *et al.*, 2000).

De acordo com Linke e Klocken (2010), a dressagem exerce influência direta na vida útil do rebolo. Altas temperaturas obtidas durante a dressagem podem danificar o

dressador, bem como o ligante do rebolo. Rebolos diamantados, por exemplo, começam a oxidar a aproximadamente 700°C. Já os rebolos resinóides podem ser danificados entre 300 ou 400°C.

A figura 3 representa o processo de dressagem sendo executado em um rebolo de óxido de alumínio (Al_2O_3) e o fluido de corte exercendo as funções de limpeza, refrigeração e lubrificação.

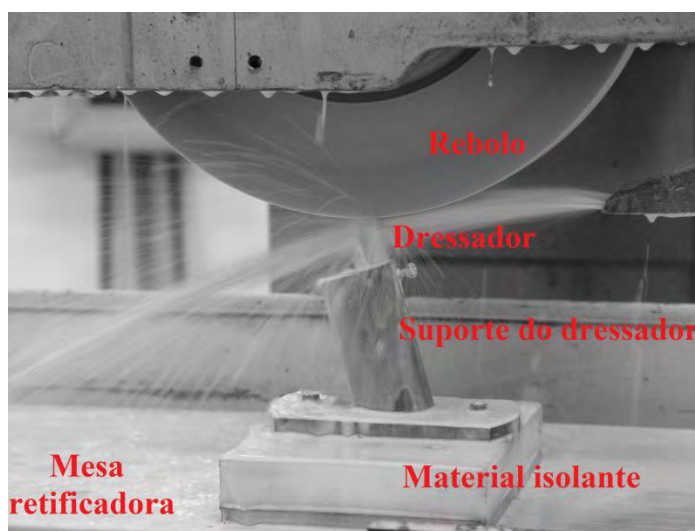


Figura 3 – Processo de dressagem (DOTTO, 2004 - adaptado).

2.3. Fluidos de corte

Segundo Bianchi *et al.* (2001) e Alves *et al.* (2011), a lubri-refrigeração possui um papel fundamental no bom desempenho dos dressadores e da própria retificação, pois evita a queima do ligante e facilita a remoção dos grãos abrasivos gastos. A lubri-refrigeração deve ser aplicada sob uma pressão suficiente para quebrar a barreira de ar que envolve o rebolo em rotação. Caso contrário, não haverá penetração eficiente do fluido na zona de corte, podendo causar assim a deterioração do ligante do rebolo. As principais funções dos fluidos de corte são: resfriar a peça usinada, lubrificar a interface entre rebolo/peça e promover a remoção de cavacos e impurezas alojadas na ferramenta abrasiva.

Segundo Catai *et al.* (2003), F. W. Taylor foi um dos primeiros a provar os benefícios que os fluidos lubri-refrigerantes poderiam trazer no corte de metais. Em 1883, ele demonstrou que um jato de água aspergido na ferramenta, no cavaco e na superfície da peça tornava possível o aumento da velocidade de corte em 30% a 40%. Foi essa constatação feita por Taylor e por outros pesquisadores que impulsionou o estudo e o desenvolvimento de vários tipos de fluidos de corte ao longo dos anos e, principalmente, nas últimas décadas (SILLIMAN, 1992; MACHADO *et.al.*, 2000).

Ainda de acordo com Catai *et al.* (2003), os gastos com fluidos de corte representam em média 17% dos custos de fabricação; um valor expressivo, se comparado aos destinados à ferramenta, que são próximos de 2 a 4%, além das despesas de manutenção do sistema e separação do cavaco do fluido de corte para uma posterior refundição.

De acordo com El Baradie (1996), quando utilizado corretamente no processo de retificação, o fluido de corte pode aumentar a produtividade e reduzir os custos, permitindo o uso de maiores velocidades de corte, maiores taxas de remoção e profundidades de corte.

O uso eficiente do fluido de corte possibilita aumentar a vida útil da ferramenta, a precisão dimensional, além de propiciar redução da rugosidade da peça e da potência consumida, sendo parte integrante dos processos de fabricação (RUNGE e DUARTE, 1990).

2.4. Queima na retificação

De acordo com Tönshoff *et al.* (2002), todos os processos de remoção de material, especialmente os processos de usinagem por abrasão, geram grandes quantidades de calor, causando danos indesejáveis na superfície e na estrutura da peça. Além dos danos à peça, parte desse calor é transferida para o rebolo, causando desgaste precoce.

As altas temperaturas geradas durante a retificação podem causar vários tipos de danos à peça. Segundo Badger *et al.* (2009), temperaturas elevadas podem ocasionar queima na superfície da peça, modificações microestruturais com surgimento de tensão residual e consequentemente a fadiga. Também, se o material for muito sensível à elevação de temperatura, a tensão residual e a expansão térmica podem ocasionar trincas e distorções, comprometendo a integridade superficial do produto final (DESA E BAHADUR, 1999).

Para minimizar a ocorrência da queima, pode-se utilizar um rebolo com menor dureza ou uma dressagem mais grosseira. O fluido de corte também tem um importante efeito como refrigerante e lubrificante. Algumas análises de transferência de calor indicaram que o uso de uma velocidade de corte maior, quando mantida a taxa de remoção (Q_w) deveria reduzir a temperatura e os danos térmicos, mas isto nem sempre ocorre na prática (MALKIN, 1989).

A queima na retificação ocorre durante o processo de corte, devido à grande quantidade de calor gerada na área de contato entre o rebolo e a peça, provocando o aumento da temperatura e podendo ser responsável por alterações estruturais na superfície da peça. Essa ocorrência pode ser constatada visualmente pela descoloração de sua superfície (MALKIN, 1989 e KWAK *et al.* 2001).

A queima é prevista para ocorrer quando a temperatura crítica ($\sim 720^\circ\text{C}$) é excedida na área de retificação. Quando a queima se inicia, existe uma tendência do aumento de adesão de partículas metálicas nos grãos abrasivos e nos poros do rebolo, tendo como consequência o aumento das forças de retificação. Esse aumento de forças provoca a deterioração da qualidade superficial da peça, podendo levar ao aumento do desgaste da ferramenta.

Para aços temperados retificados sem queima superficial, existe geralmente um amolecimento do material próximo à superfície, por terem sido atingidas temperaturas inferiores às de austenitização. Com a queima superficial, ocorre a retêmpera do material, consequência da re-austenitização, seguida da formação de martensita não revenida, resultando no aumento do valor da microdureza. Evidências metalúrgicas como a cor da peça e medições de microdureza indicam que o limite para início da queima visível coincide com o valor limite da temperatura para início da austenitização do material (MALKIN, 1989 *apud* AGUIAR, 1997).

Segundo Malkin (1989), a queima superficial da peça, observada para aços de rolamentos, traz um aspecto adverso no que concerne ao limite de resistência à fadiga, ou seja, diminuição do número de ciclos necessários para fraturar o material, após a retificação. Este comportamento é atribuído à formação de martensita não-revenida, gerada no processo

de queima superficial, em função do aquecimento até a temperatura de austenitização e resfriamento rápido sem posterior alívio de tensões (revenimento).

Há diversos graus de severidade dos danos térmicos. Alguns são estritamente visuais, como a coloração da superfície da peça, sem necessariamente haver alterações microestruturais. Outros danos inibem o desempenho da retificação, ou ainda podem levar à fratura imediata da peça (BADGER e TORRANCE, 2000).

A queima visível com aços é caracterizada por têmperas e colorações azuladas sob a superfície da peça, devido à formação de uma camada de óxido (TAROSOV *apud* AGUIAR, 1997). Porém, segundo Malkin (1989), a ausência de coloração na superfície usinada não significa necessariamente que a queima da peça não ocorreu, pois dependendo da temperatura, a microestrutura do material pode ser alterada modificando as características iniciais da peça.

O valor médio quadrático (RMS) do sinal de emissão acústica ainda tem sido o principal parâmetro estudado em pesquisas sobre queimas na retificação, em um intervalo de frequência previamente selecionado. Este sinal é um parâmetro satisfatório devido aos sinais ricos em ondas sonoras, transportando grande quantidade de informações úteis (AGUIAR *et al.*, 1999). Atualmente o uso de sinais de emissão acústica é empregado com sucesso por pesquisadores como Liao (2010) e Wegener *et al.* (2011) para o monitoramento de operações de engenharia como a retificação.

2.5. Monitoramento do processo de retificação

Segundo Teti *et al.* (2010), existem diversas variáveis extraídas do processo de retificação, como forças de corte, vibrações, sinais de emissão acústica e ruído, temperatura, acabamento superficial, etc. Essas variáveis são constantemente influenciadas pelo estado da afiação do rebolo e da remoção de material. Tais variáveis podem ser coletadas utilizando sensores, podendo ser analisadas pelo operador do processo ou por um sistema previamente preparado para esse fim.

Segundo Couey *et al.* (2005), o monitoramento preciso da retificação proporciona a melhor compreensão do processo de remoção de material, permitindo a otimização do rendimento do processo e da qualidade da peça, além de diminuir os custos de fabricação.

Normalmente, a supervisão do processo de retificação é realizada diretamente pelo operador. Porém, a falta de parâmetros adequados em tempo real pode acarretar em problemas de usinagem no tocante à qualidade das peças produzidas, eficiência e viabilidade econômica da operação. Tönshoff *et al.* (2000) afirmam que o sinal de EA para avaliação do comportamento do processo de usinagem tem sido muito utilizado, sendo um dos métodos de monitoramento mais estudado nos últimos anos. O uso de sensores de EA no processo de retificação permite o monitoramento contínuo, sem a necessidade de interferência ou interrupção durante o corte.

Segundo Valente (2003), o sinal de EA é adequado para detectar contatos entre superfícies. No entanto, o nível acústico não apresenta um comportamento simétrico, podendo ser influenciado por outros parâmetros como a geometria da peça, a distância e montagem do sensor.

Inasaki (1999) afirma que o monitoramento na retificação deve detectar os problemas que ocorrem durante o processo, fornecendo informações para aperfeiçoar o sistema, além de possibilitar a alimentação de um banco de dados para auxiliar a configuração posterior dos parâmetros de usinagem. O grande número de variáveis que afetam o processo, e os inúmeros parâmetros descritivos relativos à qualidade do produto dificultam ainda mais a estimação confiável do comportamento do processo (KÖNIG e KNOP, 1991). A informação obtida durante o monitoramento do sistema pode ser usada para minimizar o tempo do ciclo de retificação e aumentar a qualidade do processo (INASAKI, 1999).

Atualmente, a aplicação da inteligência artificial associada com a análise de sinais tem permitido a obtenção de resultados satisfatórios. Em seu trabalho, Silva *et al.* (2011) utilizaram com sucesso sinais de emissão acústica associados com redes neurais artificiais para o monitoramento do desgaste de ferramentas no processo de fresamento.

Lezanski (2001) implementou um método experimental eficiente utilizando redes neurais com o sistema de decisão baseado em lógica fuzzy, a partir da combinação de dados

coletados de sensores para o monitoramento do processo de retificação cilíndrica. A configuração de seus ensaios realizados por Lezanski (2001) esta ilustrado na figura 4.

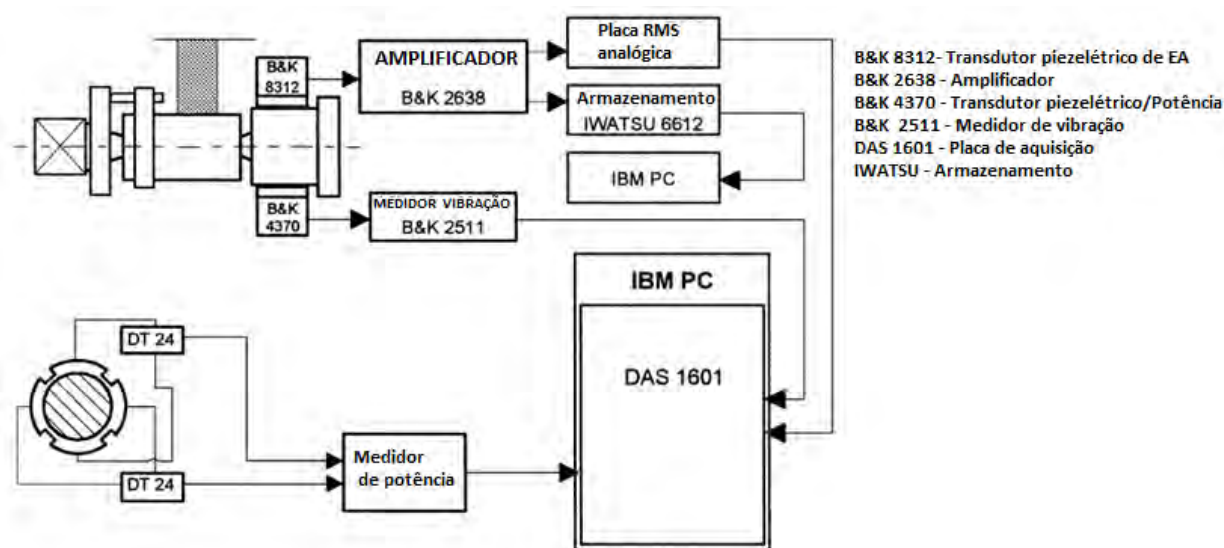


Figura 4 – Configuração dos ensaios realizados por Lezanski, 2001.

2.5.1. Potência de corte

A força de corte é um indicador importante do estado da máquina e da qualidade da usinagem. Para medi-la, geralmente é utilizado um dinamômetro como sensor; todavia, este dispositivo possui custo elevado e é sensível a choques mecânicos e cargas constantes. Além disso, a montagem do sensor pode interferir na operação da máquina. É mais econômico estimar a força de corte utilizando a corrente elétrica do motor de avanço (JEONG, 2002).

Usualmente, a fim de medir-se a potência consumida durante o processo de retificação, um sensor de efeito Hall pode ser utilizado. Seu princípio de funcionamento é baseado no efeito Hall, descoberto pelo Dr. Edwin Hall, em 1879. A corrente fluindo através de um cabo pelo motor da retificadora produz um campo magnético. Se o cabo passa em um sensor de efeito Hall, uma tensão induzida no sensor é desenvolvida devido à força de

Lorentz. Esta tensão é conhecida como tensão Hall, e é proporcional à corrente original que flui pelo cabo. Então, medindo as mudanças da tensão Hall, a potência consumida pelo motor pode ser facilmente obtida durante a usinagem (KWAK, 2006).

A potência de retificação tem sido usada como uma maneira de monitorar o processo. Chen *et al.* (1999) reportaram que o efeito das condições de usinagem na força e potência de retificação foram relacionadas à espessura ideal do cavaco. Descobriu-se que esses dois parâmetros poderiam ser relacionados à operação de dressagem, considerando-se a densidade efetiva de arestas de corte na superfície do rebolo. O modelo semi-empírico desenvolvido em seu trabalho pode ser utilizado para prever a variação da potência de retificação, com o passar da vida útil do rebolo.

A potência de retificação, que é aproximadamente proporcional à taxa de remoção, é usualmente obtida pela medição da corrente elétrica e da voltagem do motor da retificadora. Enquanto esse método é robusto e de fácil aplicação, também se apresenta limitado devido à resposta lenta. Por outro lado, a informação contida nos sinais de emissão acústica (EA) apresenta uma resposta local extremamente rápida e consistente, mas o seu sinal RMS não possui correlações determinísticas com a potência (OLIVEIRA & VALENTE, 2004).

2.5.2. Sinal de emissão acústica

Emissão acústica (EA) pode ser definida como ondas de tensão elástica formadas do resultado da rápida liberação de energia devido à deformação de um material sujeito a um esforço externo (MATSUMOTO e DINIZ, 1997). Essas ondas se formam pelo rearranjo na estrutura cristalina dos metais, sendo a frequência de propagação acima de 20 kHz (DOLINSK e KOPAC, 1999). Esses sinais podem ser detectados por um sensor piezelétrico, que transforma os deslocamentos em sinais elétricos (DINIZ *et al.*, 1991).

Segundo Hensman *et al.* (2011), o monitoramento utilizando EA em estruturas de engenharia fornecem um meio potencialmente conveniente e eficaz para monitorar a estrutura. Esses autores analisaram a fadiga exercida em aeronaves Airbus A320 utilizando métodos de emissão acústica para o monitoramento. Dessa forma, pode-se notar que o uso de técnicas de EA podem ser utilizadas em várias áreas além da retificação.

Os sinais de (EA) podem ser contínuos ou de pico (BLUM e INASAKI, 1990; MATSUMOTO *et al.*, 1997). Devido à deformação plástica do material, esses sinais ocorrem durante todo o processo. Os sinais de pico, por outro lado, provêm de quebras, trincas, impactos, etc., sendo sinais de baixa duração (discretos), podendo ser identificados por elevações repentinas na intensidade do sinal.

Os parâmetros utilizados para a análise dos sinais de EA podem ser: o desvio padrão, auto correlação, análise da distribuição de amplitude, entre outros. O atrito do cavaco e a ferramenta, a deformação da peça e a quebra do cavaco são as principais fontes de emissão acústica.

O uso de técnicas de emissão acústica para o monitoramento de processos de precisão possuem as seguintes vantagens (DORNFELD, 1988): custo relativamente baixo; sensores de dimensões reduzidas, facilitando a instalação; faixas de frequência que trabalham de 50 a 1000 kHz aproximadamente, valores acima das vibrações mecânicas ou ruídos envolvidos no ambiente.

A figura 5 representa o sensor de emissão acústica fixado no suporte de um corpo de prova, durante a realização dos ensaios.



A



B

Figura 5A – Posicionamento do sensor de EA (DOTTO, 2004 – adaptado).

Figura 5B – Sensor de emissão acústica.

O parâmetro predominante estudado em pesquisas anteriores usando emissão acústica tem sido o valor médio quadrático (RMS) do sinal de EA, filtrado (EA_{RMS}) sobre

uma banda de frequência cuidadosamente selecionada. O filtro é utilizado, em virtude de os ruídos gerados durante a retificação serem capazes de interferir no sinal. Esse sinal tem sido um parâmetro razoável de estudo, pois o processo de retificação é muito rico em ondas sonoras, contendo, portanto, muita informação acústica disponível (AGUIAR *et al.*, 1998). Atualmente, esse sinal é amplamente utilizado tendo em vista a quantidade de trabalhos publicados utilizando sinais de EA, tais como Couey *et al.* (2005), Teti *et al.* (2010) e Hensman *et al.* (2011).

O valor RMS ou valor eficaz é uma medida estatística da magnitude de uma quantidade variável de sinal de EA. O nome deriva de sua equação que utiliza a raiz quadrada da média aritmética do quadrado dos valores. O valor RMS do sinal puro de emissão acústica pode ser expresso pela equação (5) (KIM, 2001).

$$EA_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{\Delta t} \int_0^{\Delta t} EA^2(t) dt} \quad (5)$$

Onde: Δt é o tempo de integração.

EA é o sinal puro de emissão acústica.

2.5.3. Desvio do valor médio (MVD)

Processado no domínio da frequência, o parâmetro denominado Desvio do Valor Médio (MVD), ou *Mean Value Deviation* foi desenvolvido por Chen *et al.* (1999). A equação (6) permite o cálculo desse parâmetro.

$$T_{mvd}(x) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} \log \left[\frac{\bar{X}}{X_k} \right] \quad (6)$$

Onde $\bar{X}$ é o valor médio de $\{X_k\}$, $2M$ é o comprimento do bloco da FFT e X_k é a k -ésima amplitude quadrada da FFT. Este parâmetro quantifica o desvio de um dado sinal do seu valor médio. Assim, valores altos desse parâmetro implica que o desvio do sinal é muito

grande em relação ao seu valor médio para ser explicado usando um simples modelo de distribuição estatística exponencial.

O parâmetro MVD tem sido eficiente na detecção de transitórios em algumas aplicações, bem como na detecção de queima no processo de retificação (WANG *et al.*, 2001).

2.5.4. Parâmetro DPO

O parâmetro DPO surgiu da relação entre o desvio padrão do sinal de EA e a potência de corte. Aguiar *et al.* (1999) demonstraram que o sinal RMS de emissão acústica e o sinal da potência de corte, combinados, fornecem parâmetros para a indicação da queima da peça na retificação plana.

Utilizando os sinais de EA e de potência elétrica do motor de acionamento do rebolo para as medidas da força de corte, o parâmetro DPO consiste na relação entre o desvio padrão do sinal RMS de emissão acústica e a o valor da potência máxima de corte na passada do rebolo. Esse parâmetro demonstrou ser eficiente na detecção da queima superficial de peças retificadas, pois seu comportamento revelou um aumento significativo ao longo das passadas do rebolo até o momento da queima, apresentando uma característica expressiva, sendo mais eficiente do que simplesmente os sinais de emissão acústica e potência elétrica. O parâmetro DPO pode ser calculado conforme a equação (7).

$$DPO = S(EA)MAX(POT) \quad (7)$$

Onde:

S(EA): desvio padrão do sinal de EA na passada do rebolo [V];

MAX(POT): potência máxima na passada do rebolo [W].

2.5.5. Parâmetro DPKS

O parâmetro DPKS, desenvolvido por Dotto *et al.* (2006), surgiu da necessidade de aumentar a sensibilidade do parâmetro DPO e FKS, sem a preocupação com a amplitude, mas sim com a variação entre as passadas. Esse parâmetro permitiu encontrar o momento exato onde a queima teve início em um ensaio, com penetração constante do rebolo. O DPKS é a soma da diferença entre a potência de corte e o seu desvio padrão, elevados à quarta potência, multiplicada pelo desvio padrão do sinal RMS de emissão acústica, para cada ciclo de retificação ou passada (PAULA, 2007).

A equação (8) descreve o cálculo do parâmetro DPKS.

$$DPKS = \left(\sum_{i=1}^m (POT(i) - S(POT))^4 \right) S(EA) \quad (8)$$

Onde:

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

m: número de pontos em uma passada ou ciclo de retificação;

POT(i): valor instantâneo da potência de corte;

S(POT): desvio padrão da potência, em uma passada ou ciclo de retificação;

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

De acordo com Dotto *et al.* (2006), o parâmetro DPKS apresentou resultados mais sensíveis no caso de queimas médias ou severas, sendo um parâmetro razoável para a detecção de queima de peças retificadas.

2.5.5.1. Parâmetro FKS

Antes de apresentar a definição do parâmetro FKS, é importante apresentar dois coeficientes necessários para sua obtenção. Esses coeficientes são Assimetria (Skewness) e Curtose (kurtosis) de uma distribuição estatística. No caso do *skewness*, coeficiente próximo de zero significa simetria, caso contrário, uma tendência à esquerda para números negativos e, à direita para números positivos.

A equação (10) descreve a ferramenta *Skewness*.

$$S = \frac{\sum (X - \mu_x)^3}{N \sigma_x^3} \quad (10)$$

Onde:

X é o valor da amostra em função do tempo;

μ_x é a média da amostra;

N é o número de elementos da amostra; e

σ_x é o desvio padrão da amostra;

Segundo Dotto (2004), o *Kurtosis*, mede a concentração próxima a média (ou pico). No caso da normalidade, o valor é 3. Menos que 3, a distribuição é mais achatada chamada *platykurtic*; maior que 3, o pico é mais acentuado e a distribuição é chamada *leptokurtic*.

O *Kurtosis* é definido pela equação (11):

$$K = \frac{\sum (X - \mu_x)^4}{N \sigma_x^4} - 3 \quad (11)$$

Onde:

X é o valor da amostra em função do tempo;

μ_x é a média da amostra;

N é o número de elementos da amostra;

σ_x é o desvio padrão da amostra;

Baseados nos parâmetros *Skewness* e *Kurtosis*, Aguiar *et al.* (2002) desenvolveram o parâmetro FKS, para detectar a queima superficial em peças submetidas a retificação plana. Esse parâmetro é calculado pela máxima força de corte por passada do rebolo, dividida pelo produto dos coeficientes *Skewness* e *Kurtosis* aplicados ao sinal de emissão acústica obtido em cada passada do rebolo. A equação (9) representa o cálculo do parâmetro FKS.

$$FKS = \frac{Fc_{MAX}}{S(EA)K(EA)} \quad (9)$$

Onde,

Fc_{MAX} é a máxima força de corte na passada;

$S(EA)$ é o *Skewness* do sinal de emissão acústica na passada;

$K(EA)$ é o *Kurtosis* do sinal de emissão acústica na passada;

Apesar de o parâmetro FKS ter sido utilizado para a detecção da queima de peças retificadas, ele não foi utilizado nos ensaios para este trabalho.

2.6. Características da lógica fuzzy

Antes de conceituar a lógica Fuzzy é importante citar a lógica clássica, criada pelo filósofo grego Aristóteles (384 - 322 a.C.). A lógica ocidental é baseada em premissas e conclusões. Por exemplo, “se $A > B$ e $B > C$, logo $A > C$ ”. A partir deste conceito binário, uma declaração é falsa ou verdadeira, não podendo ser ao mesmo tempo parte verdadeira e parte falsa. Na teoria clássica de conjuntos, um elemento apenas pode pertencer a um conjunto ou não (NOBRE, 2006). Dado um universo de discurso U e um elemento $x \in U$, o

grau de pertinência do elemento x , $\mu_A(x)$ com relação a um conjunto $A \subseteq U$ é dado pela equação (12):

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } x \in A \\ 0, & \text{se } x \notin A \end{cases} \quad (12)$$

Segundo Gomide *et al.* (1998), uma generalização desta ideia é utilizada, por exemplo, para manipulação de dados com erros limitados. Todos os números dentro de um erro percentual terão um fator de pertinência 1, tendo todos os demais um fator de pertinência 0 ilustrada na figura 6a. Para o caso preciso, o fator de pertinência é 1 somente no número exato, sendo 0 para todos os demais ilustrada na figura 6b.

Ainda segundo Gomide *et al.* (1998), Zadeh (1965) propôs uma caracterização mais ampla, na medida em que sugere que alguns elementos são mais membros de um conjunto do que outros. O fator de pertinência pode então assumir qualquer valor entre 0 e 1, sendo que o valor 0 indica uma completa exclusão e um valor 1 representa completa pertinência. Esta generalização aumenta o poder de expressão da função característica. Por exemplo, para expressar a ideia de que uma temperatura tem seu valor por volta de 25° , pode-se utilizar uma função de pertinência triangular ilustrado pela figura 6c, com o pico em 25° , para indicar que quanto mais próximo de 25, mais ele se identifica com o conceito representado.

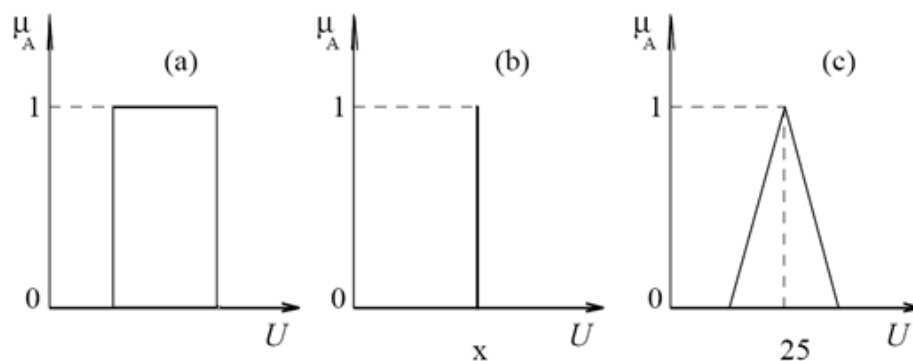


Figura 6 – Funções de pertinência (GOMIDE, 1998)

De acordo com Shaw (1999), atualmente ainda existe uma grande distância entre a possibilidade de solução dos seres humanos e a que os computadores proporcionam, devido ao fato de que as pessoas raciocinam de forma incerta ou imprecisa, enquanto que os computadores utilizam o processamento preciso e binário.

A eliminação da restrição binária aos computadores faria com que esses equipamentos tratassem de forma inteligente as informações, de modo a raciocinar imprecisamente como os seres humanos. A capacidade de um equipamento computacional raciocinar, ou processar as informações de forma imprecisa pode ser chamado em inglês de “fuzzy”, sinônimo de incerto, impreciso, difuso ou nebuloso (SHAW, 2004, SANDRI E CORREA, 1999).

Um conjunto fuzzy possui uma fronteira gradual que generaliza o conjunto clássico, pois permite um grau de adesão parcial de cada elemento com relação ao conjunto, não mais estando limitada por resultados binários. Dado um conjunto clássico, um elemento pertence ou não pertence ao conjunto. Já ao considerar um conjunto fuzzy, um elemento x pertencente ao conjunto universo U tem um determinado grau de pertinência com relação ao conjunto A , grau este que é definido no intervalo $[0,1]$ e descrito por $\mu_A(x)$, onde 0 significa exclusão total do elemento em relação ao conjunto, 1 significa inclusão total do elemento e qualquer valor entre esses dois representam uma pertinência parcial (SHAW e SIMÕES, 1999).

Como o grau de pertinência não é um dado binário, não é necessário definir um conjunto apenas por seus elementos. Os conjuntos fuzzy são definidos por pares ordenados, que indicam cada elemento com seu respectivo grau de pertinência para com o conjunto em questão, assim como indica a expressão (13)

$$A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in U\} \quad (13)$$

Segundo Silva (2003), nos últimos vinte anos houve um rápido crescimento na utilização da lógica fuzzy para vários campos, tais como os processos industriais, em virtude de ela considerar muitas variáveis incluídas em um conjunto, com base em seus graus de

adesão. Ao invés de precisão utilizada na lógica binária, a lógica fuzzy utiliza um nível de tolerância para a imprecisão. Em essência, a lógica fuzzy tenta imitar o pensamento humano para empregar de maneira eficaz os modos de raciocínio que são aproximados ao invés de exatos. Ao permitir a imprecisão em associações, é possível detectar dependências entre conceitos imprecisos.

A teoria dos conjuntos fuzzy foi apresentada pela primeira vez por Zadeh (1965). Muitos pesquisadores tais como Shin *et al.* (1996), Ge *et al.* (2002), Liu *et al.* (2005), Lee *et al.* (2006), entre outros, estudaram a modelagem de diversos sistemas, inclusive do processo de retificação, desde a introdução da lógica fuzzy (VITEZ *et al.*, 1996). Esses sistemas utilizam conjuntos para lidar com dados imprecisos ou incompletos. Quando utilizada em sistemas baseados no conhecimento humano, é definida como lógica fuzzy, nebulosa ou difusa (SANDRI E CORREA., 1999). A lógica difusa fundamenta-se basicamente na representação e manipulação de informações incertas e imprecisas, tão comuns no cotidiano humano, e que usualmente não podem ser tratadas pelos sistemas da lógica clássica, sendo expressas através de um conjunto de regras linguísticas.

Após o trabalho de Zadeh (1965), surgiram muitas aplicações utilizando a lógica fuzzy, trazendo grandes benefícios principalmente na economia de energia e no controle de equipamentos. A tabela 1 representa algumas aplicações da lógica difusa.

Tabela 1 – Algumas aplicações da lógica fuzzy (KOSKO, 1994)

Produto	Empresa	Função da lógica fuzzy
Transmissão do carro	Honda, Nissan, Subaru	Muda a marcha de acordo com a aceleração do motor, estilo de dirigir e condições da rua.
Controle de navegação	Isuzu, Nissan, Mitsubishi	Baseado na velocidade e aceleração do carro é ajustado o controle da velocidade.
Controle do elevador	Fujitec, Mitsubishi electric, Toshiba	Reduz o tempo de espera dos usuários baseado no tráfego de passageiros.
Umidificador	Casio	Ajusta a umidade de acordo com as condições da sala.
Forno micro-ondas	Hitachi, Sanyo, Sharp, Toshiba	Configura e ajusta a força, potência e a estratégia de cozinhar.
Lavador de pratos	Matsushita	Ajusta o ciclo de lavagem, o enxágue e estratégias de lavagem de acordo com o número de pratos, e pelos tipos e quantidades de comida incrustadas nos pratos.

De acordo com Olajubu *et al.* (2011), os modelos utilizando a lógica fuzzy estão substituindo em parte o conceito convencional de conhecimento e habilidades em aplicações de ciência e engenharia, especialmente no campo da engenharia de controle. A ampla aceitação desses modelos é devido à sua simplicidade, flexibilidade e capacidade de imitar o conhecimento humano. A seguir, serão elencadas outras aplicações utilizando a lógica difusa, que foram propostas por pesquisadores para várias aplicações, como redes de comunicação (SUMIT *et al.*, 1998) e (LIN *et al.*, 2005), navegação (ONO *et al.*, 2004) e (WANG e LUI, 2008), processamento de alimentos (ODEJOBI e OWOLARAFE, 2005) e (ODEJOBI, 2007), diagnósticos (SOLIMAN e RIZZONI, 1997) e (HOOSHMAND e BANEJAD, 2006), processos de fabricação (TSOURVELOUDIS e PHILLIS, 1998; AZADEH *et al.*, 2007; LAU *et al.*, 2008) e até em lojas de conveniência (LEUNG *et al.*, 2003), etc. Outros sistemas que também utilizam a lógica fuzzy estão se tornando muito populares nesta época de desenvolvimentos tecnológicos. Alguns aplicativos convencionais estão em uso, tais como fornos de cimento rotativo (TAYEL *et al.*, 1997), sistemas de ar condicionado (WICHASLIP *et al.*, 2003). Também existem aplicações de lógica fuzzy com base em eletrodomésticos,

como câmeras e filmadoras, controle de máquinas de lavar louça (BADAMI e STEPHANOU, 1997) e dispositivos similares.

Segundo Pinto (2002) e Markowsk *et al.* (2009) a lógica fuzzy lida com a incerteza e imprecisão das informações, sendo uma ferramenta eficiente para resolver problemas onde as informações são incertas. O uso da lógica nebulosa reflete o raciocínio qualitativo e inexato do ser humano, permitindo aos sistemas especializados serem mais flexíveis.

Resultados interessantes têm sido alcançados na área de processo e controle de máquinas, embora outros setores também tenham se beneficiado desta ferramenta. Algumas aplicações em engenharia podem ser relatadas, como o controle de altura do arco em processo de soldagem (BIGAND *et al.*, 1994), controle da mão de um robô com vários dedos (BAS e ERKMEN, 1995), estimação da rugosidade de componentes retificados (ALI e ZHANG, 1999), controle da queima no processo de retificação (ALI e ZHANG, 2004). Em outro trabalho, Shin *et al.* (1992) desenvolveram um modelo inteligente utilizando a lógica fuzzy para o auxílio aos engenheiros no desenvolvimento de novas técnicas de retificação. Shin e Vishnupad (1996) modelaram um sistema de retificação usando redes neurais com controlador fuzzy, baseado em dados gerados por um modelo analítico do processo. Outros exemplos de lógica fuzzy aplicada ao processo de retificação podem ser encontrados nos trabalhos de Nandi *et al.* (2009) e Kor *et al.* (2010).

2.6.1. Funções de pertinência

A teoria de conjuntos fuzzy e os conceitos de lógica fuzzy traduzem, em termos matemáticos, as informações imprecisas contidas em um conjunto de regras linguísticas.

Conforme já mencionado anteriormente, a função de pertinência é um mapeamento do grau de adesão, variando de 0 a 1.

A figura 7 é um exemplo da função de pertinência trapezoidal, dentre outras apresentadas a seguir.

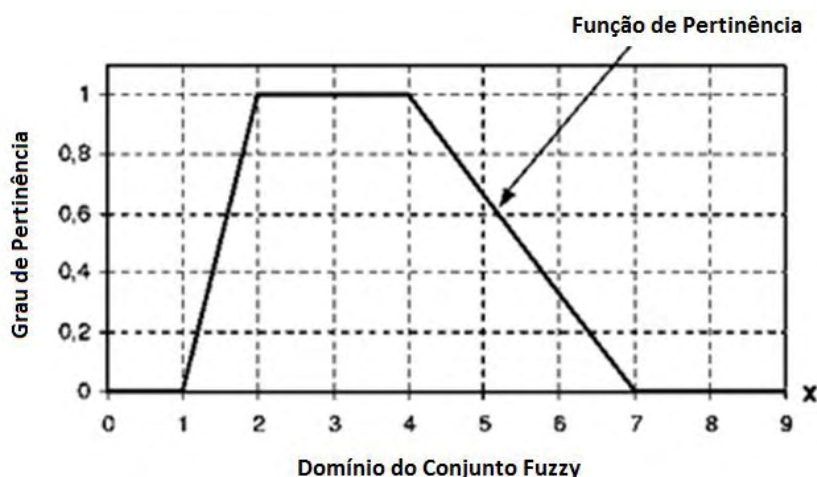


Figura 7 – Função de pertinência (KOSKO, 1997 - adaptado).

Segundo Pedrycz e Gomide (1998), qualquer função da forma $A: X \rightarrow [0,1]$ representa uma função de pertinência associada a um conjunto fuzzy A , que depende tanto do conceito que representa quanto do contexto no qual é utilizado. Os gráficos utilizados nas funções de pertinência podem ter diferentes formas ou representações, a serem descritos a seguir.

As funções de pertinência, representadas na figura 7, caracterizam os conjuntos tipicamente fuzzy. Essas funções normalizadas entre 0 e 1 expressam gradualmente as transições do nível de pertinência. Quanto maior a amplitude, maior a adesão ao grau de pertinência. As figuras a seguir representam graficamente os tipos mais importantes de funções de pertinência: triangular, trapezoidal, gaussiana e sino. Após cada figura, serão apresentadas as equações referentes às funções de pertinência.

As funções de pertinência triangulares (figura 8), representada pela equação (14), são caracterizadas por três variáveis (a, b, c), onde “ a ” e “ c ” determinam o intervalo dentro do qual a função de pertinência assume valores diferentes de zero, e “ b ” é o ponto onde a função de pertinência é máxima. Nesta figura, encontram-se no eixo vertical os valores da função de pertinência, e no eixo horizontal os valores da variável que se quer estudar.



Figura 8 – Função de pertinência triangular (NETO, 2005).

■ Função Triangular. Esta função é dada pela equação (14).

$$\text{trimf}(x; a, b, c) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right) \quad (14)$$

As funções de pertinência trapezoidais (figura 9), representadas pela equação (15), são caracterizadas por um conjunto de quatro valores de a , b , c e d , onde a e d determinam o intervalo dentro do qual a função de pertinência assume valores diferentes de zero, e b e c determinam o intervalo dentro do qual a função de pertinência é máxima e igual a 1. Nesta figura, encontram-se no eixo vertical os valores da função de pertinência, e no eixo horizontal os valores da variável que se quer estudar.



Figura 9 – Função de pertinência trapezoidal (NETO, 2005)

- Função trapezoidal. Esta função é dada pela equação (15).

$$\text{trapmf}(x; a, b, c, d) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right), 0\right) \quad (15)$$

As funções de pertinência gaussianas (figura 10), representadas pela equação (16) são caracterizadas pela sua média (c) e seu desvio padrão (σ). Este tipo de função de pertinência tem um decaimento suave e tem valores diferentes de zero para todo domínio da variável estudada. No eixo vertical, encontram-se os valores da função de pertinência, e no eixo horizontal os valores da variável que se deseja estudar.

- Função gaussiana. Esta função é dada pela equação (16).

$$\text{gaussmf}(x; \sigma, c) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2} \quad (16)$$

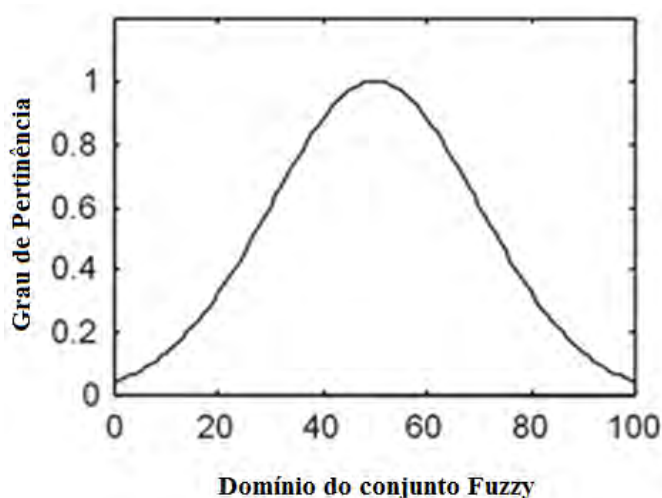


Figura 10 – Função de pertinência gaussiana (NETO, 2005)

As funções de pertinência em forma de sino (figura 11), representada pela equação (17) são caracterizadas por três parâmetros: “a”, “b” e “c”. O parâmetro “b” é usualmente positivo, enquanto c está localizado no centro da curva. Este tipo de função de pertinência tem um decaimento suave e tem valores diferentes de zero para todo domínio da variável estudada. No eixo vertical, encontram-se os valores da função de pertinência, e no eixo horizontal os valores da variável que se deseja estudar.

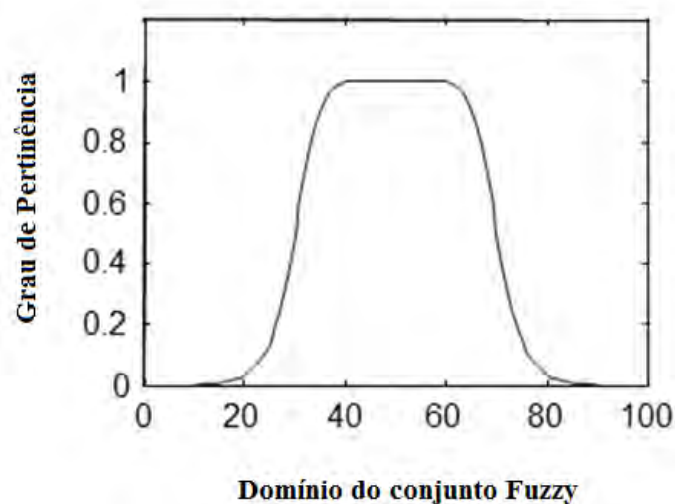


Figura 11 – Função de pertinência sino generalizada (NETO, 2005).

- Função sino generalizada. Esta função é dada pela equação (17).

$$gbellmf(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c}{b} \right|^{2b}} \quad (17)$$

2.6.2. Operação dos conjuntos fuzzy

A fim de estabelecer uma relação entre elementos distintos de vários conjuntos fuzzy são utilizadas funções matemáticas entre esses conjuntos. A operação entre dois conjuntos fuzzy A e B é tal que $x \in U$.

Dentre as operações utilizadas na teoria dos conjuntos tradicionais, pode-se destacar a união representada por $\cup$, intersecção por $\cap$ e o complemento por $\neg$. A seguir são apresentadas as operações de união, intersecção e complemento.

2.6.2.1. Operação de união

A operação de união pode ser considerada como a soma de dois conjuntos:

Sejam A e B conjuntos fuzzy ilustrados na figura 12, com funções de pertinência A e B.

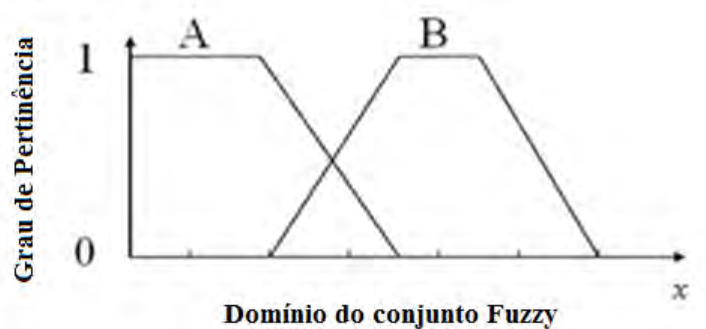


Figura 12 – Conjunto fuzzy A B (PADILHA, 2001 - adaptado).

A união entre os dois conjuntos é um conjunto fuzzy $A \cup B$, tal que sua função de pertinência é definida pela equação (18).

$$\mu_{(A \cup B)} = \max\{\mu_A(x); \mu_B(x)\} \quad (18)$$

A união entre os conjuntos A e B é representado pela figura 13, onde nota-se graficamente a soma entre os dois conjuntos A e B.

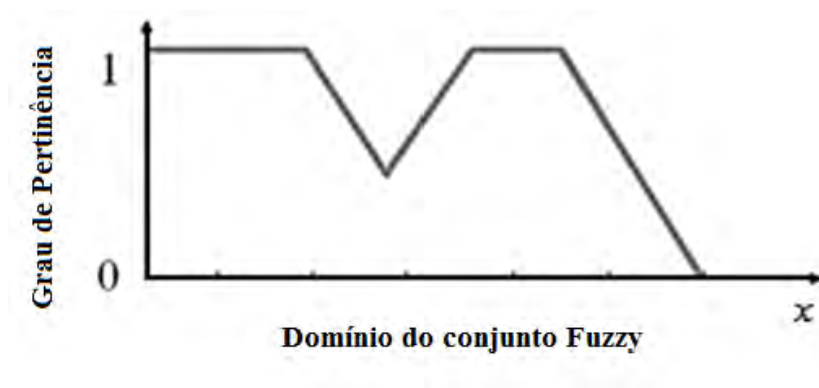


Figura 13 – União dos conjuntos A e B (PADILHA, 2001 - adaptado).

2.6.2.2. Operação de intersecção

Sejam A e B os conjuntos fuzzy definidos anteriormente e representados pela figura 12. A intersecção entre os dois conjuntos é outro conjunto fuzzy $A \cap B$, tal que sua função de pertinência é definida pela equação (19).

$$\mu_{(A \cap B)} = \min\{\mu_A(x); \mu_B(x)\} \quad (19)$$

A operação de intersecção é representada pela figura 14, e nota-se que o resultado dessa operação utiliza apenas as áreas onde cada uma das funções A e B se encontram.



Figura 14 – Intersecção dos conjuntos A e B (PADILHA, 2001 – adaptado).

2.6.2.3. Operação de complemento

A operação de complemento representa os elementos que não fazem parte de um conjunto. Seja A um novo conjunto fuzzy representado pela figura 15.



Figura 15 – Conjunto fuzzy A (PADILHA, 2001 – adaptado).

O complemento de um conjunto "fuzzy" A em relação ao conjunto universo U é indicado pela equação (20). Se um elemento $x \in U$ tem grau de pertinência 0.6 no conjunto "fuzzy" A, para a operação de complemento, seu grau de pertinência será 0.4.

$$\neg\mu_A(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (20)$$

A operação de complemento representada pela figura 16 resulta na área não utilizada do gráfico, de modo a complementar o espaço que faltava do gráfico.



Figura 16 – Operação de complemento do conjunto fuzzy (PADILHA, 2001 – adaptado).

2.6.3. Variáveis linguísticas

Um elemento fundamental para a utilização da lógica fuzzy é sua variável linguística. Zadeh (1965) definiu essas variáveis como sendo aquelas em que os valores são palavras ou sentenças em linguagem natural. Para Lee *et al.* (2006), uma variável linguística ou termo linguístico possui informações não numéricas, utilizando palavras ou frases na linguagem natural. Segundo Yamakaw (2011), uma variável linguística é caracterizada por um rótulo ou um valor típico, definido como função de pertinência.

Para Von Altrock (1996) as variáveis linguísticas fazem parte do vocabulário da lógica fuzzy, trazendo a incerteza do ser humano para os sistemas de decisão que priorizam o padrão e respeitam determinada metodologia durante o cálculo computacional envolvido. Esta característica encontrada na lógica fuzzy só é possível devido à informação relativa à

chamada imprecisão presente em qualquer problema real analisado em que estejam envolvidas variáveis linguísticas.

Alguns sistemas são de difícil modelagem devido a sua complexidade, inviabilizando os métodos tradicionais. No entanto, a lógica fuzzy utiliza termos linguísticos para definir as características operacionais desses sistemas (BIYIKOGLU *et al.*, 2005). O mapeamento dessas características, utilizando a lógica convencional, usa apenas dois valores, 1 (um) quando o elemento pertence ao conjunto, e 0 (zero) quando isso não acontece. Na teoria dos conjuntos fuzzy, um elemento pode pertencer a um conjunto fuzzy com o seu grau de pertinência variando de 0 (zero) a 1 (um) (ADRIAENSSENS *et al.*, 2004) e (GATES *et al.*, 2008). A modelagem da lógica fuzzy é baseada em uma abordagem simples, utilizando regras condicionais "se-então" (CHAU, 2006).

Segundo Oliveira Jr. (1999), um aspecto importante da lógica difusa é a possibilidade de se obter em um modelo matemático, conceitos intuitivos, como graus de satisfação, conforto, estimação, etc.

De acordo com Klir (1988), a lógica fuzzy consiste em aproximar o resultado computacional da decisão humana, tornando os sistemas baseados na lógica nebulosa mais próximos da realidade, e não se resumindo apenas a resultados como "sim" ou "não", mas também tomando decisões "abstratas", por exemplo, "talvez sim", ou outras variáveis que representem as decisões humanas. Na lógica fuzzy, o valor verdade de uma proposição pode ser um subconjunto fuzzy (por exemplo: baixo, médio e alto) de qualquer conjunto parcialmente ordenado (figura 17).

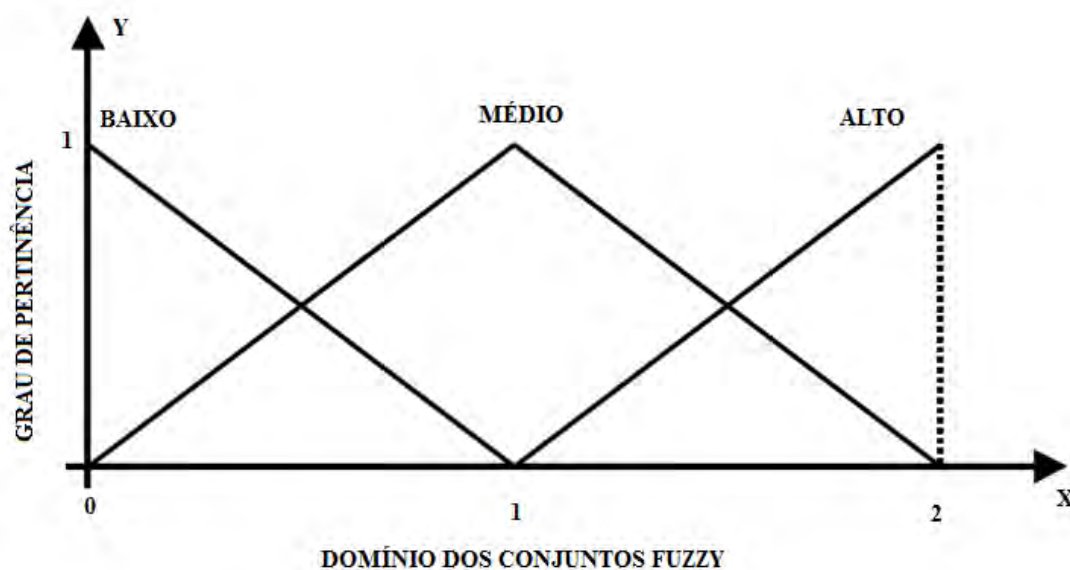


Figura 17 – Domínio dos conjuntos fuzzy (KLIR, 1988).

Para Klir (1988), estabelecer uma referência exata não é determinar se a afirmação “Paulo é alto” é verdadeira ou falsa como na lógica binária. Caso a referência de altura fosse 1,8 m, uma pessoa com 1,81 m seria considerada “alta”, enquanto outra, de 1,79 m, seria “não-alta”.

A figura 18 mostra a divisão dessas duas classes. A curva possui uma mudança brusca, e um valor binário “0” ou “1” indica em qual classificação se encontraria uma pessoa em termos de sua altura em metros.

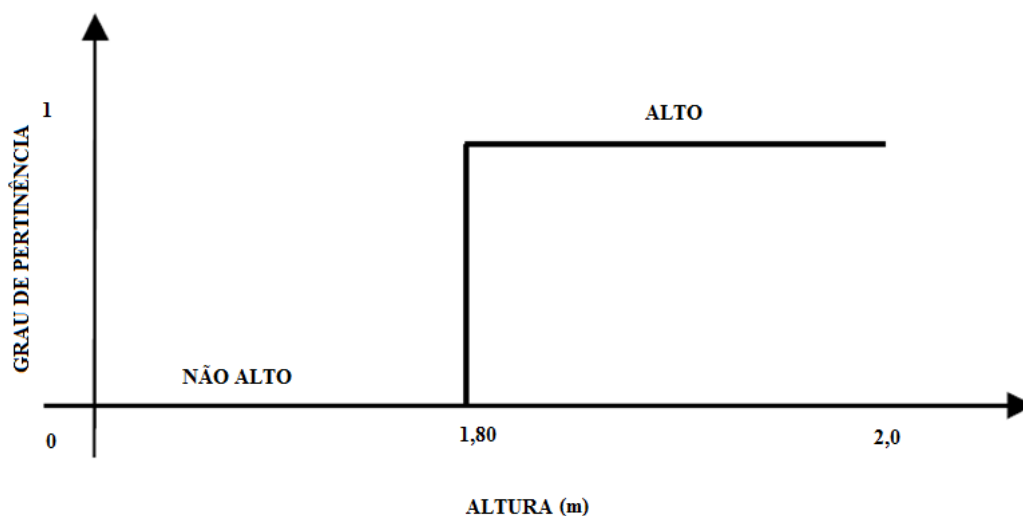


Figura 18 – Classificação binária da altura (KLIR, 1988).

Ainda de acordo com Klir (1988), o uso de valores binários é sempre válido quando existe um limite ou referência que divide entre sim ou não, preto ou branco, etc. Na verdade, os seres humanos tendem a suavizar mudanças bruscas ou enxergar graduações em cores que entram em contradição com a lógica binária. A mudança brusca na altura não é geralmente utilizada. O uso da lógica fuzzy evita esse inconveniente devido ao uso do conceito de pertencer parcialmente a um conjunto, como em afirmações do tipo "não muito alto" ou "bem alto". Pode-se visualizar esse conceito na figura 19.

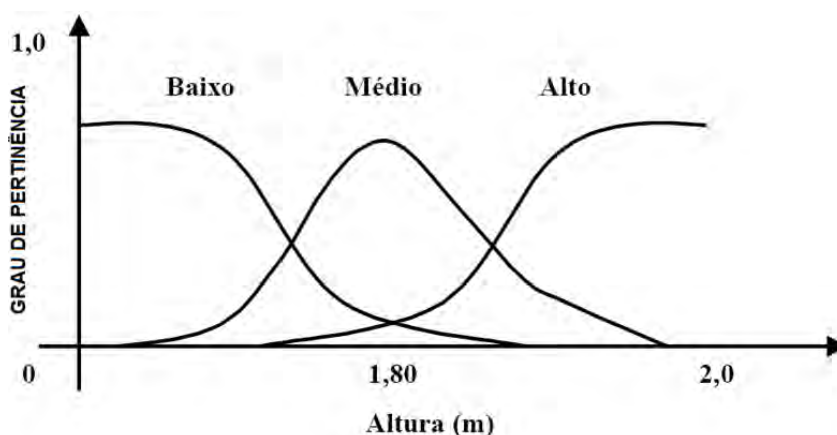


Figura 19 – Classificação da altura baseada na lógica fuzzy (KLIR, 1988).

Segundo Shaw (1998, 1999), cada uma dessas afirmações linguísticas representa uma verdade parcial, certo grau de verdade, ou certo grau de pertinência a um conjunto. Na lógica fuzzy, um elemento pode pertencer de forma parcial a um conjunto, com certo grau, digamos 80% ou 25%. Na lógica clássica, o grau de pertinência é sempre 100% ou 0% (“0” ou “1”), enquanto na lógica fuzzy ele pode ser qualquer valor entre 0 e 1.

Conforme Sandri e Correa (1999), um conjunto nebuloso “A” do universo de discurso “ Ω ” é definido por uma função de pertinência $\mu_A: \Omega \rightarrow [0,1]$. Essa função associa a cada elemento x de “ Ω ” o grau “ $\mu_A(x)$ ”, com o qual x pertence a “A” (ZADEH, 1965). A função de pertinência $\mu_A(x)$ indica o grau de compatibilidade entre x e o conceito expresso por A:

$\mu_A(x) = 1$ indica que x é completamente compatível com A;

$\mu_A(x) = 0$ indica que x é completamente incompatível com A;

$0 < \mu_A(x) < 1$ indica que x é parcialmente compatível com A, com grau $\mu_A(x)$.

Ainda de acordo com Sandri e Correa (1999), um conjunto “A” da teoria dos conjuntos clássicos pode ser visto como um conjunto nebuloso específico denominado usualmente de “crisp”, para o qual $\mu_A: \Omega \rightarrow \{0,1\}$, ou seja, a pertinência é do tipo “sim ou não”, e não gradual, como para os conjuntos nebulosos. A diferença entre estes conceitos em relação a variável idade é ilustrada na figura 20a e na figura 20b, que descrevem, respectivamente, a representação do conceito “adolescente” através de um conjunto “crisp” e de um conjunto nebuloso. O conjunto “crisp” A não exprime completamente o conceito de “adolescente”, pois uma pessoa com 12 anos e 11 meses seria considerada completamente incompatível com este conceito. Na verdade, qualquer intervalo “crisp” que se tome para representar este conceito é arbitrário. Já o conjunto nebuloso B permite exprimir que qualquer pessoa com idade entre 11 e 19 anos é um adolescente. Pessoas com idade acima de 19 ou abaixo de 11 não são consideradas adolescentes. Nos intervalos [11; 13] e [17; 19] as pessoas são consideradas adolescentes quanto mais próximas do intervalo entre 13 e 17 anos. A cardinalidade de um conjunto nebuloso A é expressa a seguir.

Para Ω discreto, o conjunto crisp é dados pela equação (21).

$$|A| = \sum_{x \in \Omega} \mu_A(x) \quad (21)$$

Para Ω contínuo, o conjunto fuzzy é dados pela equação (22).

$$|A| = \int_{\Omega} \mu_A(x) \quad (22)$$

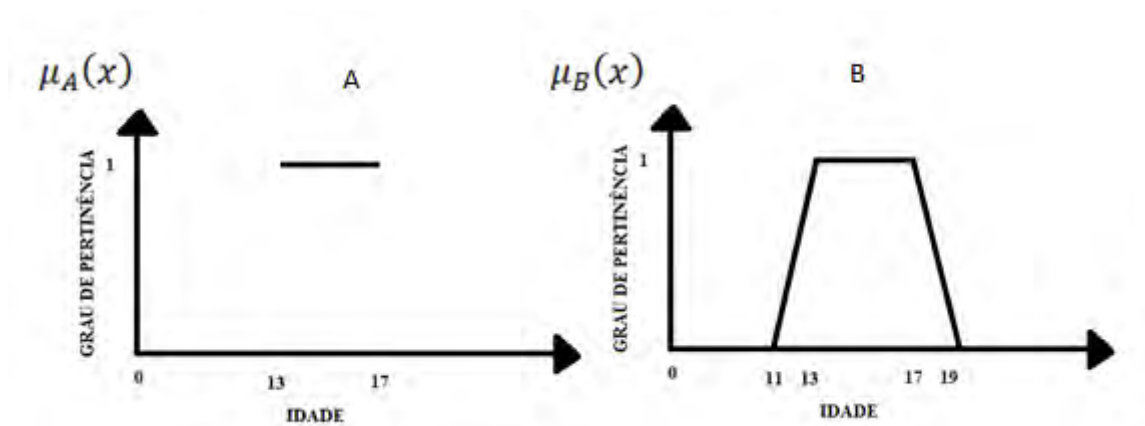


Figura 20 - Características dos conjuntos (a) crisp, (b) fuzzy (SANDRI E CORREA, 1999)

Pode-se obter a representação aproximada de um conjunto nebuloso A em U através de conjuntos “crisp” em Ω . Estes subconjuntos denotados por A_α e denominados de cortes de nível, são definidos e calculados pela equação (23):

$$A_\alpha = \{x \in \Omega / \mu_A(x) \geq \alpha\} \quad (23)$$

Os casos extremos destes conjuntos são o suporte de A , denotado como $Su(A)$, que agrupa elementos de Ω que são de alguma forma compatíveis com o conceito expresso por A , e o núcleo de A , denotado por $Nu(A)$, que agrupa elementos de A que são completamente compatíveis com o conceito expresso por A . Assim são desmembrados, respectivamente, nas equações (24) e (25):

$$Su(A) = \{x \in \Omega / \mu_A(x) > 0\} = \lim_{\alpha \rightarrow 0} A_\alpha \quad (24)$$

$$Nu(A) = \{x \in \Omega / \mu_A(x) > 1\} = A_1 \quad (25)$$

A altura de A representa o maior grau de compatibilidade dos elementos em relação ao conceito expresso por A , dado pela equação (26):

$$Al(A) = \sup_{(x \in \Omega)} \mu_A(x) \quad (26)$$

Um conjunto nebuloso A é dito normalizado se, e somente se $Al(A) = 1$. A Figura 21 ilustra a cardinalidade, a altura, o suporte, o núcleo, e o corte de nível 0,5 de um conjunto nebuloso A (SANDRI E CORREA, 1999).

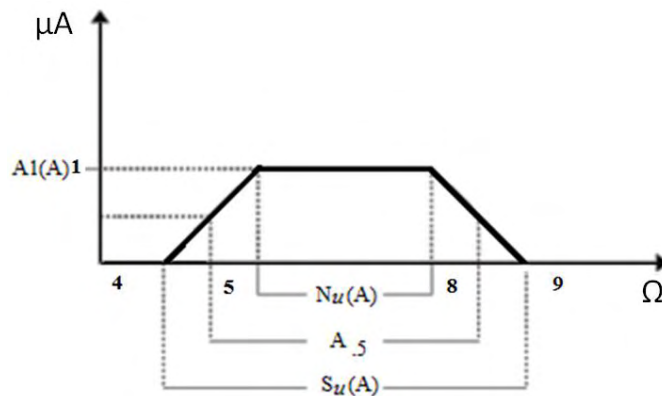


Figura 21 - Cardinalidade, altura, suporte, núcleo (SANDRI E CORREA, 1999).

Um conjunto nebuloso “A” é dito ser convexo em $\Omega \subseteq \mathcal{R}$ se e somente se, seus cortes- α são convexos, i.e., sse (SANDRI E CORREA, 1999), e dado pela equação (27).

$$\begin{aligned} \forall x, y \in \Omega, \forall \lambda \in [0,1], \\ \mu_A(\lambda x + (1 - \lambda)y) \geq \min(\mu_A(x), \mu_A(y)) \end{aligned} \quad (27)$$

Seja A um conjunto nebuloso convexo, com $Su(A) = [S_{inf}; S_{sup}]$ e $Nu(A) = [N_{inf}, N_{sup}]$. Um intervalo nebuloso é um conjunto nebuloso normalizado e convexo em $\mathcal{R}$ tal que a função que descreve $\mu_A(x)$ entre $S_{inf}; S_{sup}$ e aquela entre $N_{inf}; N_{sup}$ são estritamente monotônicas (respectivamente crescente e decrescente). O conjunto nebuloso A da figura 21 é um intervalo nebuloso. Um número nebuloso é um intervalo nebuloso unimodal (RIBEIRO, 2007).

A vantagem da lógica fuzzy quando comparada a outros métodos computacionais que trabalham com dados imprecisos, tais como redes neurais, está na elaboração de sua base de conhecimento, que é formada por regras condicionais simples, fáceis de examinar e entender, tornando fácil a sua manutenção e atualização. Essas regras são implementadas utilizando argumentos como “se” (condição), “então” (ação).

Deiab *et al.* (2009) apresentaram em seu trabalho um método para prever o desgaste da ferramenta de corte com o auxílio de redes neurais artificiais utilizando sinais de emissão e potência de corte, obtendo resultados satisfatórios. Em seu trabalho, foi utilizado o aço carbono como material da peça, usinada em um CNC.

Os modelos térmicos de retificação podem servir de exemplo para a teoria da geração de calor a partir do movimento do rebolo, estimando as condições limites da distribuição da temperatura dentro da zona de retificação. Essa distribuição é utilizada para prever o surgimento de tensões residuais, início da queima superficial da peça ou outras características relacionadas à integridade superficial. Contudo, esses modelos necessitam de parâmetros muitas vezes pouco conhecidos com precisão pelo operador no ambiente de produção, como várias características dos materiais utilizados e dos fluidos de corte (ALI *et al.*, 2004).

Ainda de acordo com Ali *et al.* (2004), a fase de produção não requer um modelo "absoluto" de alta precisão, pois este não corresponde à prática. O que é preciso, como apontado por Shaw (1996), é um modelo "relativo" que possa orientar o usuário nas ações a serem tomadas, pois sempre haverá certo grau de tentativa e erro no chão de fábrica, e um modelo relativo será um bom ponto de partida.

Com base nesses aspectos práticos, um modelo fuzzy foi proposto com (37) trinta e sete regras absolutas e (8) oito regras relativas para a estimação da queima superficial de peças retificadas. O modelo visa a uma aplicação prática, ou seja, um operador pode inferir a partir do modelo, engenheiros podem usá-lo no planejamento do processo, ou ainda o modelo pode ser parte de um controlador adaptativo inteligente, sem a necessidade de informações adicionais. As figuras 23a, 23b, 23c e 23d representam os níveis de pertinência para os parâmetros utilizados.

A figura 22a ilustra os níveis de pertinência referente ao tipo de rebolo utilizado, onde a coloração verde representa um rebolo macio, a cor azul representa o parâmetro de uso de um rebolo médio e por fim, a coloração vermelha representa um rebolo de alta dureza. A variação entre os níveis de pertinência define o tipo de rebolo utilizado na simulação fuzzy (ALI *et al.*, 2004).

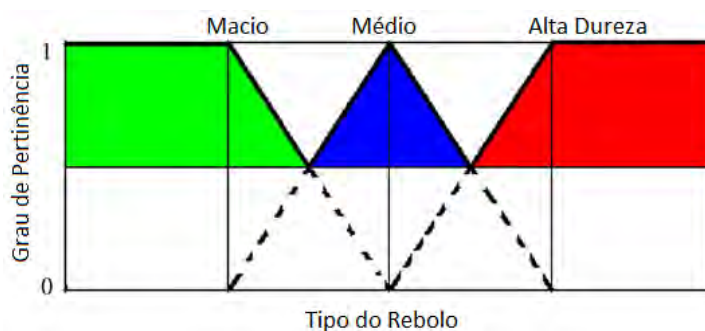


Figura 22a – Grau de pertinência do tipo do rebolo (ALI *et al.*, 2004 - adaptado).

A figura 22b ilustra os níveis de pertinência referente a granulometria do rebolo utilizado por Ali *et al.* (2004), onde a coloração verde representa a granulometria grossa do rebolo, a cor azul representa a granulometria média, e a coloração vermelha representa uma

granulometria fina do rebolo. A variação entre os níveis de pertinência define o tipo de grão do rebolo utilizado na simulação fuzzy.

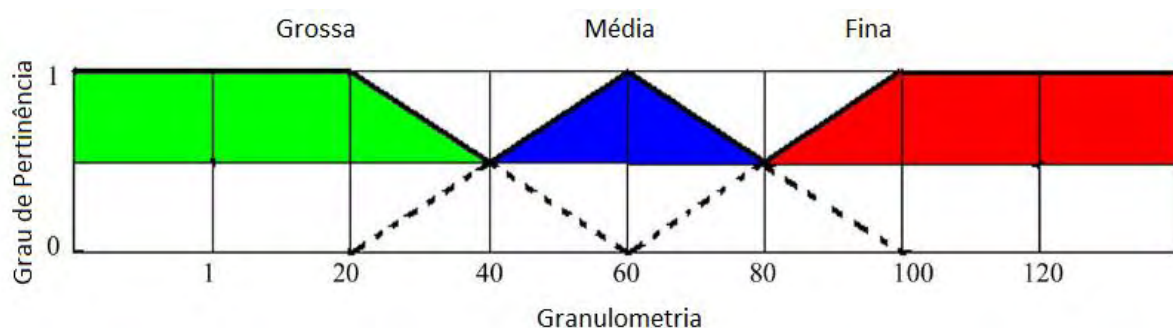


Figura 22b – Grau de pertinência da granulometria do rebolo (ALI *et al.*, 2004 - adaptado).

A figura 22c ilustra os níveis de pertinência referente à profundidade de corte utilizados por Ali *et al.* (2004), onde a coloração amarela representa a profundidade de corte muito rasa, a cor verde representa a profundidade de corte rasa, a cor azul representa a profundidade de corte média, a coloração vermelha representa a profundidade de corte profunda, e a coloração preta representa a profundidade de corte muito profunda. A variação entre os níveis de pertinência define a profundidade de corte da retificação utilizado na simulação fuzzy.

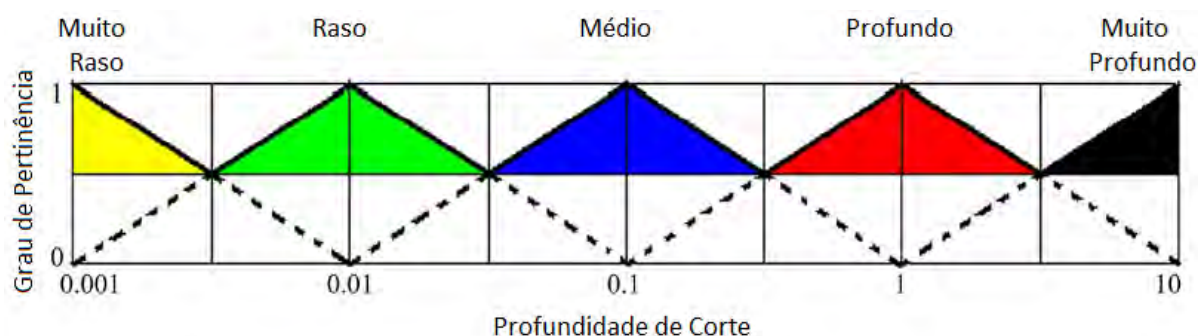


Figura 22c – Grau de pertinência da profundidade de corte (ALI *et al.*, 2004 - adaptado).

A figura 22d ilustra os níveis de pertinência referente a velocidade da mesa retificadora utilizada por Ali *et al.* (2004), onde a coloração preta representa a velocidade da mesa muito rápida, a cor vermelha representa a velocidade da mesa definida como rápida, a cor azul representa a velocidade da média da mesa, a coloração verde representa a velocidade da mesa lenta, e a coloração amarela representa a velocidade da mesa muito lenta. A variação entre os níveis de pertinência define a velocidade da mesa retificadora utilizado na simulação fuzzy.

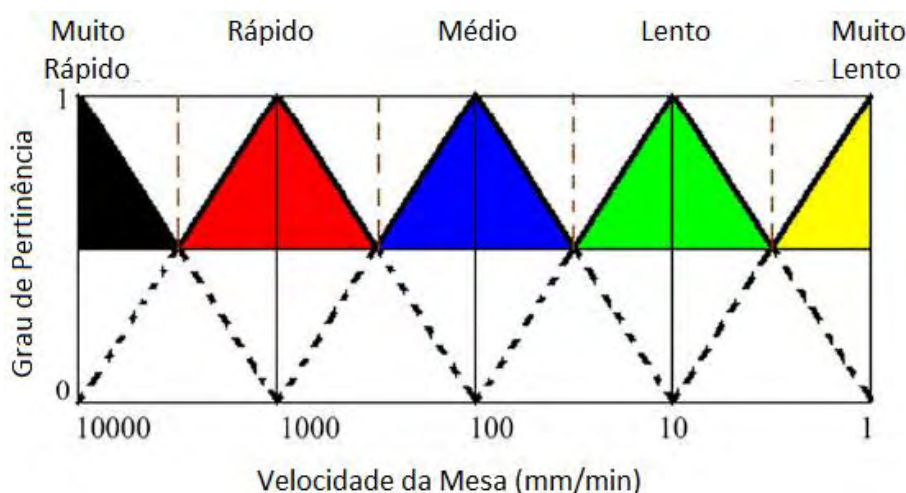


Figura 22d – Grau de pertinência da velocidade da mesa (ALI *et al.*, 2004 - adaptado).

Ge *et al.* (2002) propuseram um modelo fuzzy para avaliar o nível do dano térmico na peça, a partir da observação da cor das manchas sobre a superfície da amostra retificada. Esse método pode substituir a termometria, um método complexo utilizado na retificação. Os resultados foram utilizados como um índice para avaliar a relação do desempenho dos fluidos de corte nos danos térmicos gerados na superfície dos corpos de prova submetidos ao processo de retificação.

Liu *et al.* (2005) apresentaram um método de identificação de queima na retificação com o uso de “wavelets”, que são funções matemáticas divididas em diversas subfunções, de acordo com uma escala de interesse, a fim de extrair características a partir dos sinais de emissão acústica, e reconhecimento de padrões fuzzy, empregados para otimizar

recursos e identificar o estado da retificação. Os resultados experimentais mostraram que a precisão do reconhecimento de queima na retificação foi satisfatória.

Azadegan *et al.* (2011) revisaram o uso da ferramenta difusa na análise de problemas causados em diferentes processos de fabricação durante as últimas duas décadas, no que concerne à otimização e controle de processos, monitoramento e controle de qualidade, entre outros. Eles propuseram um modelo para vários processos de usinagem, e suas regras apresentaram diversas vantagens, como maior flexibilidade em sua aplicação, devido ao direcionamento para os vários tipos de usinagem.

Outros trabalhos empregando lógica fuzzy no processo de retificação podem ser encontrados, incluindo a estimativa das tensões residuais produzidas na retificação (ALI *et al.*, 1997), estimação do nível de rugosidade (ALI *et al.*, 1999), classificação da capacidade de corte do rebolo (LEZANSKI *et al.*, 2001), entre outros. No entanto, poucas pesquisas sobre queima na retificação utilizando lógica fuzzy foram publicadas. Este trabalho não explora apenas a aplicação da lógica nebulosa, mas também o uso de sensores e parâmetros de queima na retificação ainda não associados a modelos fuzzy, para a classificação dos níveis de queima de peças retificadas.

2.6.4. Fuzzificação do sistema

A fuzzificação tem o objetivo de calcular um valor para representar o grau de pertinência da entrada de um ou mais grupos chamados de conjuntos difusos. O grau de pertinência, por sua vez, é determinado por uma função definida com base na experiência de especialistas.

Ao tomar os valores das variáveis de entrada, a fuzzificação faz um escalonamento para condicionar os valores de discurso normalizados e fuzzificados, transformando números em conjuntos fuzzy, de modo que possam se tornar instâncias de variáveis linguísticas (GOMIDE e GUDWIN, 1994).

O primeiro passo do sistema fuzzy (chamado de fuzzificação) corresponde à transformação dos dados de entrada em suas respectivas variáveis linguísticas. Assim, todas

as informações sobre a imprecisão ou incerteza relacionadas a estas variáveis devem ser consideradas. Existe a necessidade de que especialistas sejam consultados para a atribuição dos valores relacionados aos graus de pertinência para cada uma das variáveis do sistema fuzzy, de modo a obter maior precisão nos resultados.

De acordo com Kapitanova (2011), a fuzzificação converte os dados de entrada em variáveis linguísticas. Essas variáveis não são valores numéricos, mas sim palavras.

O próximo passo para o desenvolvimento dos modelos fuzzy é o agrupamento dos dados. Essa técnica explora semelhanças entre padrões, agrupando-os em categorias. Classificar ou agrupar objetos em categorias é uma atividade bastante comum e vem sendo intensificada devido ao número elevado de informações que estão disponíveis atualmente (BACKER, 1995). Para realizar esta tarefa, emprega-se um mecanismo denominado agrupamento. De acordo com Jain e Dubes (1988), o agrupamento é um método que se utiliza do aprendizado não supervisionado ou auto organizável. Essa aprendizagem busca extrair informações relevantes de dados não rotulados.

Nesse trabalho serão descritas duas técnicas de agrupamento, são elas: C-médias e K-médias. Segundo Sato-Ilic e Jain (2006) e Borges (2010), a técnica C-médias ou C-means é um método de agrupamento que permite que certo dado possua um determinado grau de relação com cada um dos agrupamentos que se deseja obter. Pode-se dizer que este algoritmo possui uma abordagem leve, pois um dado não está associado exatamente com um único padrão.

Ainda de acordo com esses autores, a técnica K-médias ou K-means é um algoritmo muito popular e bastante simples. Ele funciona bem na prática, sendo base de vários outros métodos de agrupamento. O objetivo deste método é particionar os dados em uma quantidade K de agrupamentos, minimizando a distância intraclusters e maximizando a distância inter-clusters. Essa técnica utiliza um algoritmo de agrupamento de dados com o objetivo de encontrar a melhor divisão de N dados em K grupos: C_i $i = 1, \dots, K$, de maneira que a distância total entre os dados de um grupo e seu respectivo centro, somados por todos os grupos, seja minimizada. Este método utiliza os valores dos primeiros N casos em um arquivo de dados como estimativas temporárias das médias dos K grupos, onde K é o número de

grupos especificado pelo usuário. Assim, o centro do grupo inicial é formado em torno dos dados mais próximos e, então, comparado com os pontos mais distantes e os outros grupos formados. A partir daí, dentro de um processo de atualização contínua e de um processo interativo encontram-se os centros dos grupos finais (MONTEIRO E SILVA *et al.*, 2001; TAN *et al.*, 2006; SAMMA e SALAM, 2009) .

Esse algoritmo atribui aleatoriamente os N pontos a K grupos e calcula as médias dos vetores de cada grupo. Em seguida, cada ponto é deslocado para o grupo correspondente ao vetor médio do qual ele está mais próximo.

2.6.5. Inferências e base de regras do sistema

Normalmente, a forma de expressar o conhecimento é por meio de regras do tipo condição e ação. As regras são formadas por parâmetros tais como condições, que antecedem as consequências dessa ação. Essas regras são elaboradas com o auxílio de especialistas na área onde o sistema de análise fuzzy deverá atuar.

Segundo Khrais *et al.* (2011), as regras são representadas pelo conhecimento humano, onde cada regra representa causa e efeito, e ambos são termos linguísticos fuzzy. Um fator essencial para o sucesso do sistema é que as informações devem ser avaliadas por especialistas antes de serem nele inseridas.

Uma forma simples de expressar uma condição é o uso do termo SE exemplificado abaixo:

SE (CONDIÇÃO); ENTÃO (AÇÃO).

Ainda de acordo com esse autor, o termo denominado condição descreve o teste lógico necessário para que haja um determinado resultado, enquanto o termo denominado ação representa o próprio resultado, que é executado quando a condição é verificada. De forma distinta das regras na teoria clássica, uma regra fuzzy pode ser avaliada mesmo se as condições não forem completamente satisfeitas. Um conjunto de condições fuzzy que

descreve parte das entradas do processo é associado a uma ação de saída, que resultará em variáveis que expressam o conhecimento atrelado ao sistema, permitindo uma modelagem mais flexível e que utilize informações qualitativas.

Um sistema de inferência fuzzy permite a utilização de várias regras, de modo a obter valores que a elas se associam, e que determinam um grau de importância a cada uma delas. O resultado é um sistema de inferência onde cada regra é representada por uma relação fuzzy, e todas em conjunto descrevem o comportamento do sistema. Normalmente, as diferenças entre os sistemas fuzzy estão no processo de agregação das regras, no tipo de controlador escolhido e no sistema de “defuzzificação” (KHRAIS *et al.*, 2011).

O operador responsável pela agregação combina todas as saídas, que são processadas como resultado do acionamento das regras fuzzy. Estas regras são processadas simultaneamente, obtendo-se todas as saídas. A figura 23 exemplifica uma operação de inferência max-min, em uma situação onde existem duas regras de entrada representadas como um conjunto fuzzy (GOMIDE *et al.*, 2004).

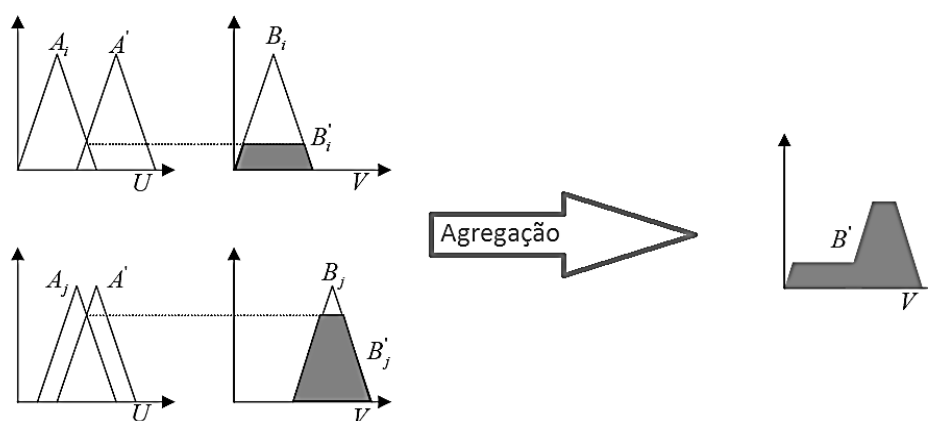


Figura 23 – Mecanismo de inferência fuzzy (GOMIDE *et al.*, 2004 – adaptado).

2.6.5.1. Tipos de controladores fuzzy

Segundo Andrade (2008), os controladores fuzzy descritos na literatura são classificados em função das características gerais do seu método de tomada de decisão. De acordo com Sugeno (1985), eles podem ser reunidos em dois grandes grupos. O primeiro

reúne os baseados nas funções de implicação fuzzy e em operadores de composição, para a definição da saída fuzzy do controlador. Já os do segundo grupo, dispensam a definição de funções de implicação e operadores para a inferência.

Os controladores do tipo Mamdani, referidos nesta seção como controlador de Mamdani, são baseados no primeiro grupo, e os controladores do tipo desenvolvido por Takagi e Sugeno, aqui referidos como controladores de Sugeno, fazem parte do segundo grupo. Nos dois tipos de controladores, a ação de controle é obtida por meio da definição de um conjunto de instruções (ou regras) de controle fuzzy, isto é, de um algoritmo fuzzy.

De acordo com Andrade (2008), o controlador Mamdani tem como base o trabalho pioneiro de Mamdani, publicado em 1973 (MAMDANI, 1973). No algoritmo fuzzy do controlador, cada regra é uma proposição condicional fuzzy, e diferentes relações fuzzy em $U \times V \times W$ podem ser dela derivadas. A implementação de cada regra é feita mediante a definição de operadores para o processamento do antecedente da regra e da função de implicação que irá definir o seu consequente. A ação do controlador fuzzy é definida pela agregação das n regras R_i que compõem o algoritmo, mediante o uso do conectivo “também”, o qual pode ser implementado por diferentes operadores. Esta agregação resulta no conjunto fuzzy C , que define a saída do controlador C . A saída efetiva do controlador é então obtida por meio de um processo de defuzzificação aplicado ao conjunto C . As diferentes possibilidades para a implementação dos conectores das regras, das funções de implicação e do processo de defuzzificação são amplamente discutidas na literatura (LEE, 1990), e não serão tratadas no presente trabalho. O impacto da adoção de algumas dessas possibilidades e da definição dos conjuntos fuzzy associados às variáveis de entrada do controlador semafórico fuzzy foram objeto de pesquisas anteriores (JACQUES *et al.*, 2002; SANTOS, 2003; VAZ, 2006).

Ainda de acordo com Takagi e Sugeno (1983), citados por Andrade (2008), o controlador de Sugeno consiste em uma simplificação do controlador de Mamdani, onde o consequente de cada regra é definido como uma função das variáveis linguísticas de entrada. Isto é, a regra geral R_i pode ser descrita como: Regra (R_i): se x é A_i e y é B_i então $z = f_i(x, y)$. O resultado de cada regra é, portanto, um valor numérico (não um conjunto fuzzy), que

assume como peso o valor da pertinência resultante do processamento do antecedente da regra. Essa determinação dispensa, portanto, a definição de uma função de implicação específica. A resposta final do controlador é obtida pela média ponderada das respostas das regras individuais. Isto é, neste tipo de controlador não cabe processo de defuzzificação. O valor de z pode também ser definido como um valor constante, que pode ser interpretado como um conjunto fuzzy com a característica especial de apresentar um único valor com pertinência igual a um, e todos os demais com pertinência zero. Este tipo de conjunto fuzzy é denominado singleton, e o seu emprego permite a definição de regras com valores de saída que representam uma classificação da resposta do controlador, sem alterar a forma simplificada da determinação da resposta final do controlador.

2.6.6. Defuzzificação dos sistemas propostos

A defuzzificação é utilizada para fornecer um valor numérico de saída dos sistemas difusos, obtido a partir dos valores de pertinência ao conjunto fuzzy de saída. O processo de defuzzificação é amplamente utilizado em sistemas fuzzy de controle, onde são obtidos os valores de ajuste correspondentes às entradas do sistema (SHAW e SIMÕES, 2001).

Existem vários métodos de defuzzificação, e a sua seleção é dependente do domínio da aplicação em desenvolvimento.

A defuzzificação não é exatamente o processo inverso da fuzzificação. Vários métodos têm sido propostos na literatura, entre os quais se pode elencar o centro-da-área, a média-dos-máximos e a média-dos-centros. A seguir são demonstrados os gráficos de cada um dos métodos citados.

O método de defuzzificação do máximo (ilustrado na figura 24) tem sua saída defuzzificada tomando o valor de pertinência mais alto.



Figura 24 – Método de defuzzificação do máximo (SHAW e SIMÕES, 2001 - adaptado).

Para o método de defuzzificação do centro de massa ou centroide (ilustrado na figura 25), o valor numérico obtido representa o centro de gravidade da distribuição de possibilidade de saída do sistema fuzzy.



Figura 25 – Método de defuzzificação centroide (SHAW e SIMÕES, 2001 - adaptado).

2.6.6.1. Método da média ponderada

Segundo Shaw e Simões (2001), no método de defuzzificação média ponderada (ilustrado na figura 26), determina-se o centróide de cada função envolvida, e depois se faz a

composição dos mesmos, pesando cada função de pertinência com sua respectiva pertinência máxima. É restrito a funções de pertinência simétricas.

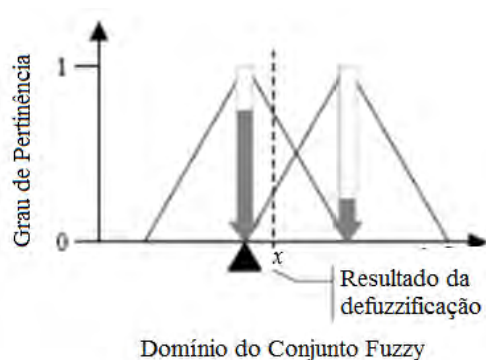


Figura 26 – Método de defuzzificação média ponderada (SHAW e SIMÕES, 2001 - adaptado).

2.6.6.2. Média dos máximos

Similar ao método do máximo, o método da média dos máximos é aplicável onde existe um grupo de elementos com pertinência máxima. A figura 27 ilustra o método de defuzzificação média dos máximos (SHAW e SIMÕES, 2001).

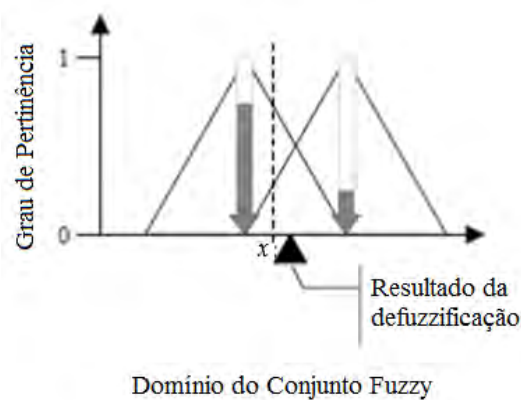


Figura 27 – Método de defuzzificação média dos máximos (SHAW e SIMÕES, 2001 - adaptado).

Os valores fuzzy das saídas são convertidos por um dos métodos apresentados, resultando em uma saída *crisp* ou numérica. Isto pode ser feito pelo uso de grupos das funções, como mostrada na figura 28 (BISHOP *et al.*, 2002). No primeiro passo, as variáveis obtidas a partir da base de regras são usadas para modificar os grupos de funções de pertinência empregando a equação (28).

$$\mu_K * (z) = \min\{\mu_K(z), z_K\} \quad (28)$$

O valor numérico da variável z pode ser encontrado como um centro de gravidade do conjunto das funções de pertinência $\mu_K^*(z)$, expressa pela equação (29).

$$z_{NUMÉRICO} = \frac{\sum_{K=1}^N \int_{-\infty}^{+\infty} \mu_K^*(z) z dz}{\sum_{K=1}^N \int_{-\infty}^{+\infty} \mu_K^*(z) dz} \quad (29)$$

Na qual:

K: número do conjunto de funções de pertinência da saída fuzzificada;

N: número de funções de pertinência utilizadas da saída z .



Figura 28 - Ilustração da defuzzificação (BISHOP *et al.*, 2002).

Pode-se simplificar a análise matemática do método centro de gravidade, já que esse método possui equações de difícil resolução, dificultando a análise numérica do sistema fuzzy.

Uma possível simplificação da equação (29) pode ser representada pela equação (30).

$$Z_{NUMÉRICO} = \frac{\sum_{K=1}^N Z_K Z_{C_K}}{\sum_{K=1}^N Z_K} \quad (30)$$

Onde:

z_K : saída fuzzificada gerada a partir da inferência de regras.

z_{C_K} : valor numérico correspondente ao centro de massa da função de pertinência utilizada.

CAPÍTULO 3 MATERIAIS E MÉTODOS

Nesta sessão serão descritos os equipamentos, materiais, acessórios, instrumentos e procedimentos para a execução dos ensaios experimentais deste trabalho. Serão também apresentados quatro modelos inteligentes para a estimação e classificação da qualidade superficial de peças retificadas utilizando a lógica fuzzy. As informações coletadas durante os ensaios permitiram a construção desses modelos. Para a validação dos dados foram realizados exames de microdureza dos corpos de prova e a análise de queima utilizando o software grinding analyses desenvolvido por Dotto (2004). Os ensaios experimentais foram realizados no Laboratório de Usinagem por Abrasão da Faculdade de Engenharia de Bauru, UNESP. Estes ensaios possibilitaram a verificação dos danos superficiais nas peças retificadas. A partir dos sinais de potência de corte e emissão acústica foram obtidos os parâmetros MVD e DPKS. O parâmetro MVD foi obtido através da aplicação de uma equação que consiste na relação do valor 1 (um) sobre o comprimento do bloco da FFT, multiplicado pelo somatório do log do valor médio da k-ésima saída FFT sobre a k-ésima saída da FFT. O parâmetro DPKS também foi obtido através da aplicação da equação que consiste no produto da soma da diferença entre a potência de corte e o desvio padrão da mesma, ambos elevados à quarta potência e posteriormente multiplicados pelo desvio padrão do sinal RMS de emissão acústica para cada ciclo de retificação ou passada.

Este trabalho não explora apenas a aplicação da lógica nebulosa, mas também o uso de sensores e parâmetros de queima na retificação ainda não associados a modelos fuzzy para a estimação dos níveis de queima de peças retificadas.

3.1.Equipamentos

Para a realização dos ensaios foram utilizados uma máquina retificadora plana modelo RAPH - 1055, da marca Sulmecânica, um sensor de EA para a coleta das informações acústicas e um sensor de efeito Hall para a medição da potência elétrica do motor que aciona o rebolo. Esses sensores possibilitaram a medição da potência elétrica do motor de acionamento do rebolo e do sinal de EA_{RMS} em tempo real. Também foram utilizados um

bloco BNC para a conexão dos cabos provenientes dos sensores, uma placa de aquisição de dados da National Instruments e um microcomputador da linha PC. Os experimentos consistiram em medir em tempo real as condições de usinagem estabelecidas nos ensaios para as variáveis: potência elétrica e emissão acústica e, conseqüentemente, a análise da integridade superficial das peças através da porcentagem da queima em cada peça por meio da análise digital das imagens geradas via escaneamento e posterior processamento com o software de análise de queima “Grinding analyses” desenvolvido por Dotto (2004). Esse software utiliza uma imagem escaneada da peça com certo nível de queima, para análise dos tons de cinza e a obtenção do resultado esperado. Foi utilizado um rebolo convencional de óxido de alumínio do tipo 38A80-PVS, do fabricante Norton. Os rebolos são geralmente escolhidos para uma determinada operação de retificação, a partir de experiências vividas anteriormente pelo usuário ou pelo fornecedor. Entretanto, pode-se ter uma melhor oportunidade de acerto se forem observadas algumas orientações básicas como a correta determinação do tipo de grão abrasivo, granulometria, ligante, dureza e a porosidade do rebolo.

Antes de montar o rebolo na retificadora, deve ser executado o processo de balanceamento. Qualquer desbalanceamento pode provocar vibrações indesejáveis durante a retificação. Estas vibrações, além de prejudicarem a operação em si, provocam alterações nos sinais de emissão acústica. Esta entrada interferente dos sinais de emissão acústica no sensor prejudica a posterior análise dos dados.

Para balancear o rebolo, nivela-se o suporte mostrado na figura 29 em uma mesa comparadora totalmente plana, por intermédio de um nível. O rebolo deve ser acoplado a um pequeno eixo e colocado no suporte. O procedimento de balanceamento é executado aplicando uma força manualmente ao rebolo para que ele percorra o comprimento do suporte girando. Se, logo após parar, o rebolo tender a voltar, ele não está balanceado. Sendo assim deve-se rearranjar a posição das pequenas massas de metal presas a flange do rebolo para anular qualquer distribuição irregular de massa que esteja provocando o desbalanceamento.

3.3. Condições de corte

Foram realizados 12 ensaios com diferentes condições de usinagem, obtendo-se assim um volume razoável de dados, utilizados na construção do sistema fuzzy. Todas as variações nos sinais de emissão acústica e potência de corte relacionadas com danos térmicos nas peças foram identificadas através da distância e tempo do início de cada ciclo de retificação. A tabela 2 apresenta a configuração utilizada nos ensaios.

Tabela 2 – Condições de corte

Ensaio	Velocidade do rebolo (m/s)	Velocidade da mesa (m/s)	Geometria da peça	Profundidade de corte	H _{eq}
1	30	0,033	Rampa	0 – 35	0 - 0,0385
2	30	0,033	Rampa	25 – 45	0,0275 - 0,0495
3	30	0,033	Rampa	20 – 60	0,022 - 0,066
4	30	0,033	Rampa	10 - 70	0,011 - 0,077
5	30	0,033	Plana	30	0,033
6	30	0,033	Plana	27,5	0,03025
7	30	0,033	Plana	15	0,0165
8	30	0,033	Plana	17,5	0,01925
9	30	0,033	Plana	15	0,0165
10	30	0,033	Plana	25	0,0275
11	30	0,033	Plana	50	0,055
12	30	0,033	Plana	55	0,0605

A velocidade do rebolo foi ajustada para 30m/s e a velocidade da mesa em 0,033 m/s e a vazão do fluido de corte foi ajustado para 27,51 l/min. Os quatro primeiros ensaios foram realizados utilizando-se a geometria da peça do tipo rampa. Para os demais ensaios foi utilizada a geometria plana para a peça.

3.4. Ajustes dos parâmetros

A máquina modelo RAPH – 1055, da marca Sulmêcnica utilizada na retificação dos corpos de prova, encontra-se no Laboratório de Usinagem por Abrasão (LUA), localizado no campus da UNESP de Bauru.

A etapa de configuração da máquina consistiu em três fases:

1. Ajuste na velocidade da mesa retificadora;
2. Ajuste na velocidade do rebolo;
3. Controle da concentração do fluido de corte.

Inicialmente foram feitos pré-testes para a determinação dos melhores parâmetros de corte para este trabalho.

A velocidade da mesa retificadora foi ajustada com o auxílio de um tacômetro digital, da marca Lutron, modelo DT 2235 B. De acordo com os ensaios preliminares foi escolhida uma velocidade de 2 m/min ($\sim 0,033$ m/s). A figura 31 mostra a imagem do tacômetro digital.



Figura 31 – Tacômetro digital.

O ajuste na frequência de giro, controlada por um inversor de frequência CFW-02 de 7,5cv da WEG, também foi baseado nos ensaios experimentais, e a velocidade foi configurada em 30 m/s para todos os ensaios (60 Hz ajustado no inversor de frequência que aciona o rebolo).

O fluido de corte, que serve para lubrificar e refrigerar o corpo de prova durante a retificação, segundo a indústria microquímica, deve ter a proporção de 4% de óleo emulsificante. Foi utilizado o óleo Shell, tipo DMS 3200 F-1, adicionado em água. Para acertar a concentração, foi utilizado o Refratômetro N-1E da Atago, ilustrado na figura 32, que mede a quantidade de óleo através da refração da luz incidente na lente de medição. Ele mede 0% Brix para a água, por meio de uma coluna branca que aparece no seu visor. Caso não apareça a linha no zero, deve-se ajustá-lo por meio de um pequeno parafuso de calibração. Caso seja colocado óleo puro na lente o aparelho mostra 30% Brix por ser o máximo que a coluna pode mostrar.

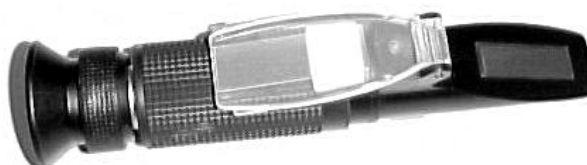


Figura 32 – Refratômetro.

Após a calibração, basta colocar a amostra da emulsão sobre a lente e fechar sua tampa. Se a concentração for inferior a 4%, faz-se necessário a adição de óleo emulsificante até completar essa proporção. Como o reservatório de fluido de corte é muito grande, deve-se fazer a bomba do fluído impulsioná-lo até sua completa diluição.

3.5. Dressagem do rebolo

A dressagem do rebolo consistiu inicialmente em retirar impurezas criadas no processo de retificação devido à formação do cavaco, sendo realizada até a obtenção do grau de recobrimento (Ud) igual a 5. O processo durava o tempo necessário para retirar do rebolo toda a região empastada com o aço SAE 1020, para em seguida se fazer o passe final da dressagem.

3.5.1. Módulo de emissão acústica

Foram utilizados um sensor de EA do tipo piezelétrico já ilustrado pela figura 5 e um módulo de processamento de EA fabricado pela empresa Sensis, modelo DM42 representado pela figura 33. Esse sensor foi posicionado a certa distância da peça devido a sua grande sensibilidade.

O sensor de EA foi ligado ao módulo pela porta de aquisição no bloco BNC, de modo a coletar o sinal puro de EA. Posteriormente foram calculados os parâmetros RMS e MVD utilizados nos modelos, representados nas equações (5) e (6). Esses parâmetros dependem do valor puro de EA coletado à frequência de 2,5 milhões de amostras por segundo, pois a frequência mais significativa é a do sinal EA_{RMS} de 1kHz. Os outros parâmetros dependem dos valores de EA_{RMS} e potência elétrica, conforme equações (7) e (8).

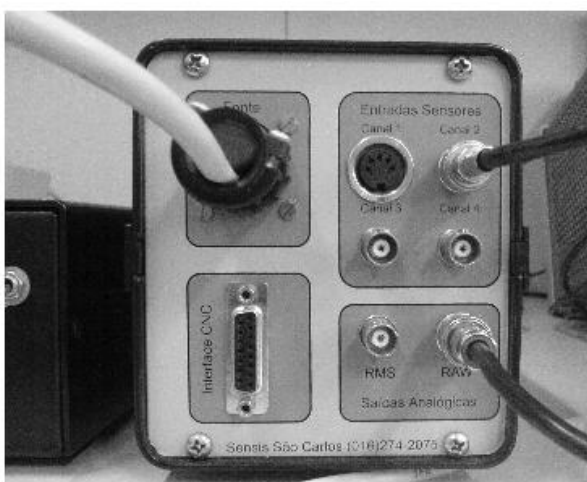


Figura 33 – Módulo de processamento de Emissão Acústica.

3.5.2. Módulo de potência

A potência elétrica do motor de indução trifásico de 7,5 cv, (que aciona o rebolo), foi medida utilizando-se um sensor de efeito Hall, fabricado pela Nana Eletronics C., Ltd, e um transdutor de tensão de efeito Hall fabricado pela empresa LEM.

A potência elétrica de entrada do inversor de frequência de 380V, que alimentou o motor de acionamento do rebolo de 7,5cv, foi medida mesmo sabendo-se que essa potência não corresponde àquela consumida pelo motor, pois para este trabalho, considerou-se a importância de garantir a repetitividade da medição, para obter-se as características do sinal quando sofrem alguma variação significativa durante os ensaios, de modo a ser referência para cada tipo de queima. O sinal coletado refere-se à potência elétrica média do motor de acionamento do rebolo. A figura 34 representa o módulo de potência utilizado nos ensaios.



Figura 34 – Módulo de Potência.

3.5.3. Placa de aquisição de dados

Os sinais dos sensores de emissão acústica e potência elétrica do motor de acionamento do rebolo foram coletados por uma placa de aquisição de dados DAQ, modelo PCI-6111, com 12 bits de precisão fabricada pela National Instruments, com capacidade de 5 milhões de amostras por segundo, e instalada no interior de um microcomputador da linha PC, com o Windows XP Professional dedicado para a realização dos ensaios. Utilizando-se capacidade máxima da placa de aquisição de dados, os sinais foram coletados a uma frequência de 2,5 milhões de amostras por segundo. Como a capacidade da placa não foi ultrapassada, não houve excesso de capacidade do *buffer*, permitindo que a aquisição transcorresse normalmente. Caso o *buffer* excedesse sua capacidade, a aquisição seria interrompida. O software utilizado na aquisição foi o LabVIEW versão 6.1, especialmente configurado para este trabalho, e os dados coletados foram armazenados em arquivos binários. Foram coletados os sinais de potência elétrica média e emissão acústica RMS

concomitantemente e salvos em arquivos binários. A frequência de aquisição de 2,5 milhões de amostras foi configurada para a mesma taxa dos módulos de potência e emissão acústica.

3.5.4. Método de caracterização da queima

Foram realizadas imagens das superfícies das peças através de um escâner de mesa da marca HP, a fim de caracterizar a queima superficial decorrente da operação de retificação para posterior elaboração das regras inseridas nos modelos fuzzy. O escâner foi utilizado devido à fonte de luz própria e um posicionamento constante entre o sensor óptico e a superfície de leitura. Dessa forma utilizou-se um software desenvolvido no Laboratório de Usinagem por Abrasão para determinar a porcentagem de queima em cada peça.

A figura 35 ilustra a tela do software desenvolvido para quantificação de queima em cada peça. Ao clicar no botão analisar, o software classificará o nível de queima obtido.

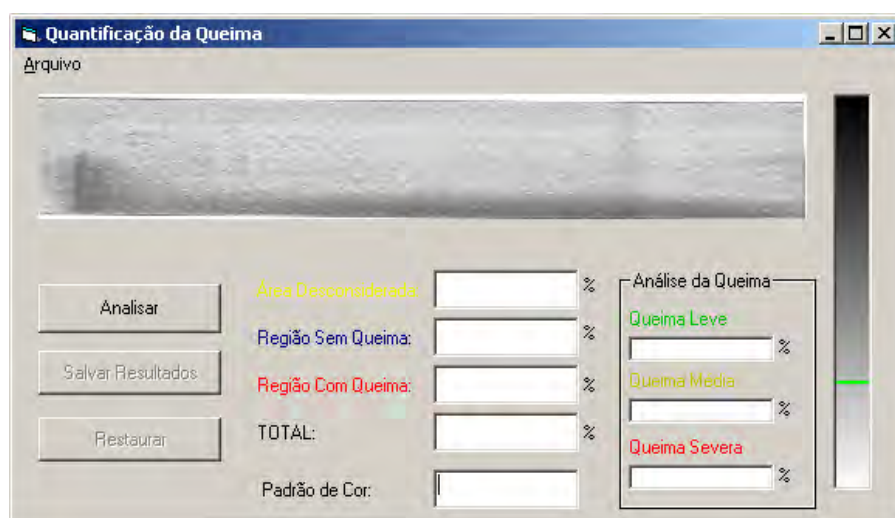
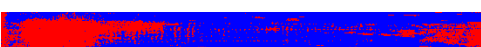


Figura 35 – Tela principal do software Grinding analyses desenvolvido por Dotto (2004)

O software de quantificação da queima, desenvolvido por Dotto (2004) analisa e executa o mapeamento da peça. A figura 36 mostra os resultados após a análise. Como já apresentado anteriormente, a coloração azul representa as regiões da peça onde a situação de

queima não ocorreu. A região em vermelho representa áreas que sofreram algum tipo de queima, seja ela leve, média ou severa. As áreas em amarelo foram desconsideradas, pois a peça não é perfeitamente regular, e durante o processo de escaneamento, ficam na cor branca, sendo desconsideradas durante os cálculos estatísticos. Os resultados da análise das peças escaneadas são relacionados na tabela 3. A coloração azulada representa áreas onde não ocorreu o fenômeno da queima enquanto que a cor vermelha representa a área afetada pela queima. Esses parâmetros foram obtidos com o software de quantificação de queima desenvolvido por Dotto (2004).

Tabela 3 – Resultado da análise feita pelo software de quantificação de queima.

Peça	Peça Analisada	Grau de Queima	SQ (%)	QL (%)	QM (%)	QS (%)
Peça 09		Sem queima	100,0	0,0	0,0	0,0
Peça 10		Sem queima	100,0	0,0	0,0	0,0
Peça 07		Queima leve	7,9	80,7	11,4	0,0
Peça 08		Queima leve	3,1	87,3	16,6	0,0
Peça 05		Queima média	0,0	0,5	91,7	7,8
Peça 06		Queima média	0,0	0,0	3,4	96,6
Peça 11		Queima severa	0,0	0,0	0,3	98,7
Peça 12		Queima severa	0,0	0,0	0,2	99,8
Peça 02		Sem queima. Queima média	4,0	0,0	76,0	20,0

A tabela 3 apresentou os resultados obtidos através do software de quantificação de queima desenvolvido por Dotto (2004), para a classificação da queima dos corpos de prova utilizados no experimento.

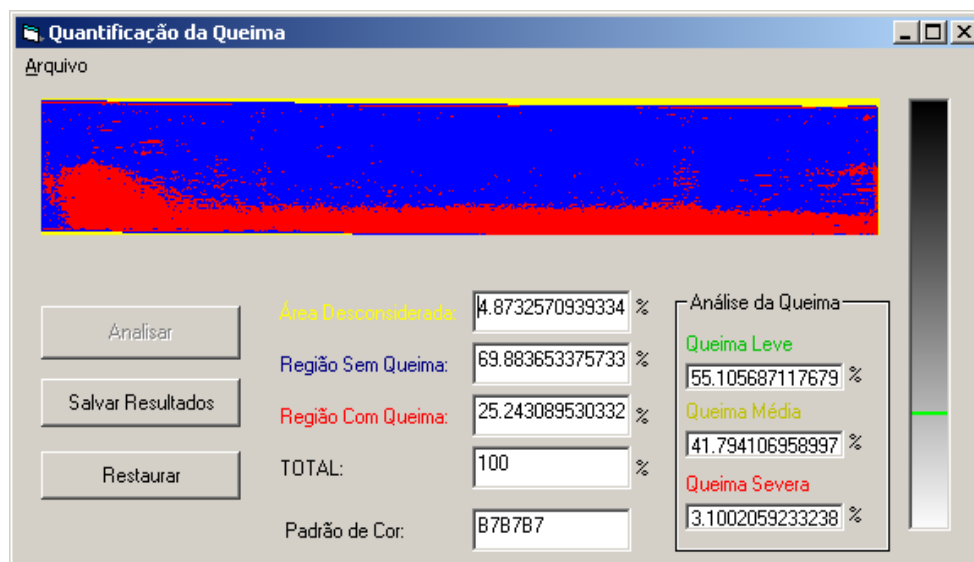


Figura 36 - Resultados obtidos do software quantificação da queima desenvolvido por Dotto (2004)

A classificação dos corpos de prova apresentados na tabela 3 ocorreu a partir da análise de imagens escaneadas dos corpos de prova pelo software já citado. Para a realização dessa análise foi necessário um microcomputador da linha PC com Windows XP instalado e um escâner de mesa. Esses parâmetros servem como requisitos mínimos para tal análise.

3.5.5. Modelagem fuzzy

Para a implementação dos modelos fuzzy, faz-se necessário a sequência de procedimentos que desenvolvam parte a parte o modelo. A figura 37 representa os passos para a implementação do sistema fuzzy. Os modelos foram desenvolvidos utilizando a fuzzificação dos dados, modelagem da base de regras e defuzzificação do sistema proposto.



Figura 37 – Diagrama esquemático de um sistema fuzzy

A partir dos dados coletados, referente ao sinal de EA e potência de corte, foi elaborado um único vetor para cada parâmetro utilizado, agrupando todos os respectivos níveis de queima. Esses vetores serão posteriormente transformados em variáveis fuzzy. Essa transformação ocorre pela aplicação de uma função de pertinência e uma variável linguística a cada vetor. Com as variáveis fuzzy já elaboradas, o próximo passo é a elaboração das regras. A elaboração das regras leva em conta a experiência do especialista no processo em questão, nesse caso, a retificação. Essas regras são desenvolvidas utilizando-se os parâmetros condicionais já descritos anteriormente.

O sistema de inferência aplica as regras desenvolvidas às variáveis de entrada para que seja possível a classificação da queima.

O sistema de defuzzificação utiliza o método centro de gravidade para obter um valor numérico que represente o grau de queima na peça.

3.5.6. Procedimento dos ensaios

A figura 38 apresenta o esquema utilizado para a realização dos ensaios experimentais, ilustrando a máquina retificadora, sensores e os aparelhos utilizados na aquisição dos dados.

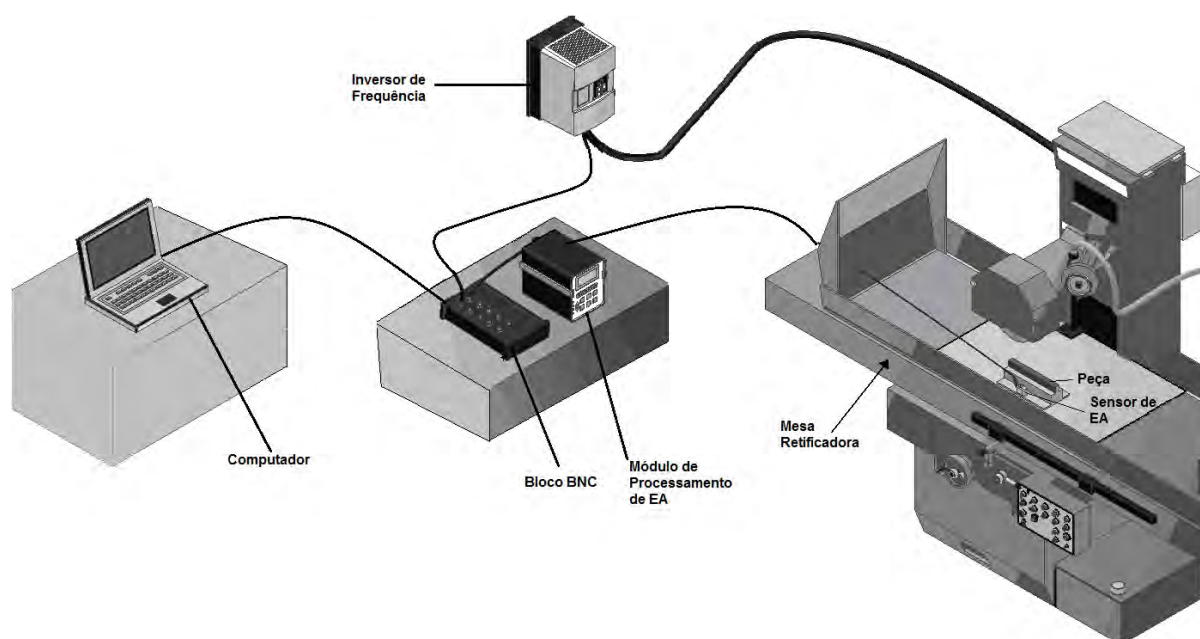


Figura 38 – Esquema para a realização dos ensaios

3.5.7. Processamento digital dos dados

O processamento dos dados coletados foi executado com o auxílio do software MATLAB, com base nos algoritmos já utilizados no trabalho de Aguiar (2003) e Dotto (2004). Como resultado, foram gerados os arquivos contendo um conjunto de nível de queima associado aos parâmetros processados. O sinal RMS da emissão acústica é representado pelos níveis sem queima, queima leve, queima média e queima severa. Os mesmos níveis aplicam-se aos outros parâmetros MVD e DPKS, e o sinal de potência de corte é representado pelos níveis potência de corte muito baixa, potência baixa, potência média e potência alta. Os dados foram padronizados de forma a gerar vetores com o mesmo número de pontos para cada um dos parâmetros. Dessa forma, foi possível estabelecer comparações dos mesmos pontos dos parâmetros citados, evitando a ocorrência de distorção entre as comparações.

Após a padronização, os dados foram aglutinados em um único arquivo para a devida análise. Como cada parâmetro possuía quatro arquivos separados por nível de queima, foi gerado apenas um vetor para cada sinal ordenado por nível de queima da peça. A

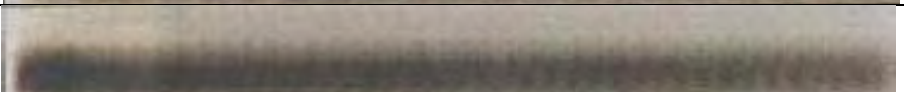
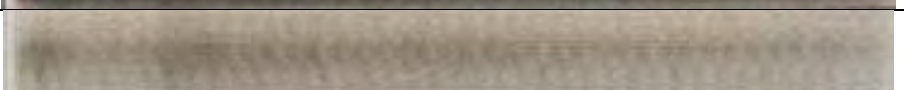
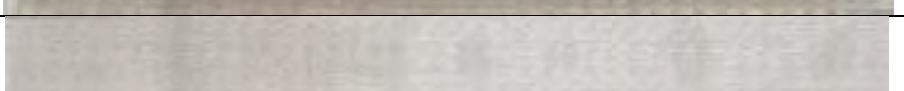
programação utilizada para essa manipulação dos arquivos pode ser vista no anexo. A partir desses vetores, foi possível a aplicação da lógica fuzzy para o desenvolvimento dos modelos de estimação e classificação da queima nas peças.

CAPÍTULO 4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

O desenvolvimento de modelos computacionais para a classificação de queima de peças na operação de retificação plana não seria de grande importância para o engenheiro ou operador de chão de fábrica se sua eficácia não fosse avaliada e comprovada. Dessa forma, é necessário a análise dos resultados para validá-los e ajustá-los para o melhor ponto de trabalho. Este capítulo aborda os resultados obtidos durante a simulação dos quatro modelos baseados na lógica nebulosa com vários parâmetros de queima. Após a simulação desses modelos foi possível a comparação dos dados obtidos, possibilitando um avanço significativo na classificação da queima no processo de retificação tangencial plana.

A partir das análises do software “Grinding analyses” desenvolvido por Dotto (2004) foram caracterizados e classificados os quatro níveis de queima da peça retificada. Quanto maior o nível de queima na peça, maior a predominância da coloração cinza escuro. Nota-se que a peça referente ao nível de queima severa apresenta a coloração mais escura, enquanto que a peça referente ao nível sem queima apresenta a coloração clara. Os exemplos apresentados na tabela 4 representam a coloração típica associada ao nível de queima de cada peça. A coloração branca é referente ao escaneamento da borda da peça.

Tabela 4 – Níveis de queima determinadas para o trabalho

Ensaio	Queima	Peça
Ensaio 11	Queima severa	
Ensaio 06	Queima média	
Ensaio 08	Queima leve	
Ensaio 09	Sem queima	

A partir dos resultados obtidos com o software “Grinding analyses” e dos parâmetros processados, foram gerados vetores de forma a padronizar os parâmetros EA_{RMS} ,

MVD e DPKS. Esses vetores possuem os quatro níveis de queima referentes a esse trabalho. São eles: sem queima, queima leve, queima média e queima severa. O parâmetro potência de corte possui os níveis potência muito baixa, potência baixa, potência média e potência alta.

A figura 39 apresenta o agrupamento dos níveis de queima para o sinal de EA_{rms} . Baseado nos pontos de plotagem pode-se notar os quatro níveis de queima apresentados pelo gráfico, onde o intervalo entre os valores 0 e 1900 pontos, aproximadamente, representa o nível sem queima. Os valores aproximados de 1901 a 3700 pontos representam o nível de queima leve. Os valores aproximados de 3701 a 5100 pontos representam a queima média. Acima do valor aproximado de 5101 pontos, o nível do dano é de queima severa. O valor da amplitude é menor nas transições entre os níveis de queima devido ao processo de agrupamento. Cada vetor agrupado representa quatro níveis de queima, antes separados individualmente. A partir do processo de agrupamento, cada um desses níveis foram unidos em um único vetor onde cada um dos sinais utilizados representa apenas um nível de queima com início e fim, refletindo no valor da amplitude nos vetores agrupados.

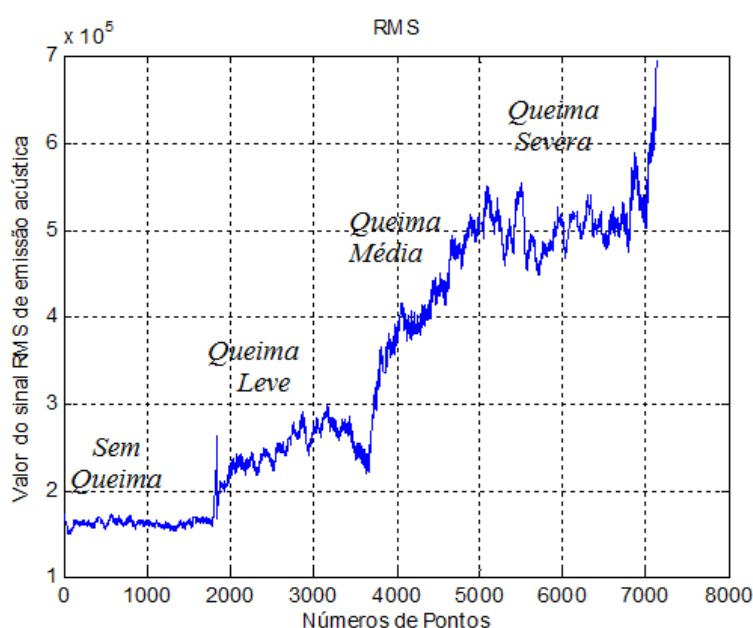


Figura 39 – Sinal RMS de emissão acústica

A figura 40 representa o agrupamento dos níveis de queima para o sinal de potência de corte. Podem-se notar os quatro níveis de queima apresentados pelo gráfico, onde o intervalo entre os valores 0 e 1900 pontos, aproximadamente, representa o nível sem queima. Os valores aproximados de 1901 a 3700 pontos representam o nível de queima leve. Entre os valores aproximados de 3701 a 5200 pontos representam a queima média. Acima do valor aproximado de 5201 pontos, o nível do dano é de queima severa. A amplitude varia de forma suave conforme ocorreu o aumento da potência do motor de acionamento do rebolo, com exceção dos pontos onde o agrupamento foi executado, refletindo na redução do nível da amplitude indicando assim o início de cada nível de potência.

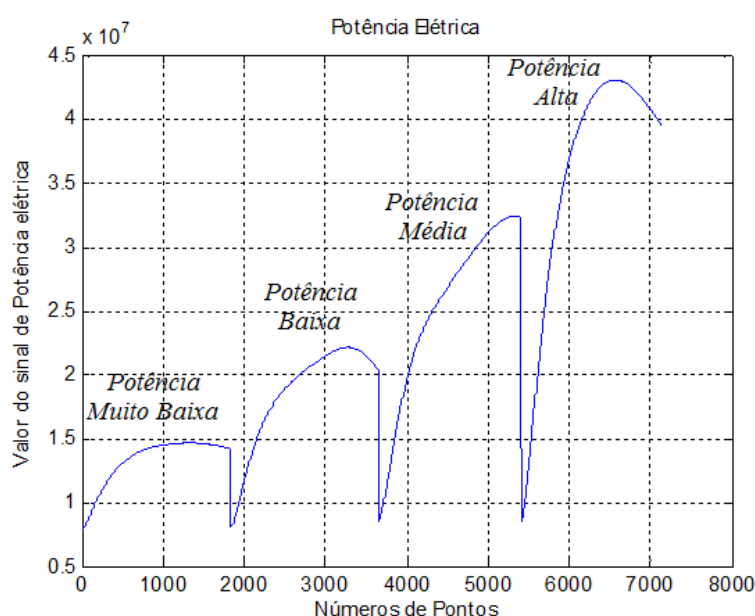


Figura 40 – Sinal de potência elétrica

A figura 41 representa o agrupamento dos níveis de queima para o parâmetro MVD. Pode-se notar os quatro níveis de queima apresentados pelo gráfico, onde o intervalo entre os valores 0 e 1900 pontos, aproximadamente, representa o nível sem queima. Os valores aproximados de 1901 a 3700 pontos representam o nível de queima leve. Entre os valores aproximados de 3701 a 5100 pontos representam a queima média. Acima do valor aproximado de 5101 pontos, o nível do dano é de queima severa.

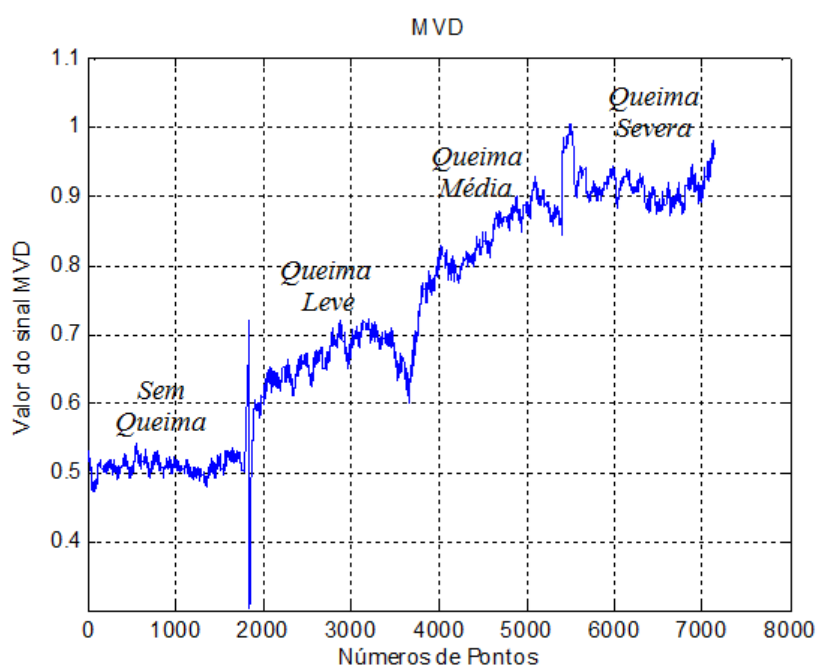


Figura 41 – Estatística MVD

A figura 42 representa o agrupamento dos níveis de queima para o parâmetro DPKS. Pode-se notar os quatro níveis de queima apresentados pelo gráfico, onde o intervalo entre os valores 0 e 2100 pontos, aproximadamente, representa o nível sem queima. Os valores aproximados de 2101 a 3700 pontos representam o nível de queima leve. Entre os valores aproximados de 3701 a 5400 pontos representam a queima média. Acima do valor aproximado de 5401 pontos, o nível do dano é de queima severa.

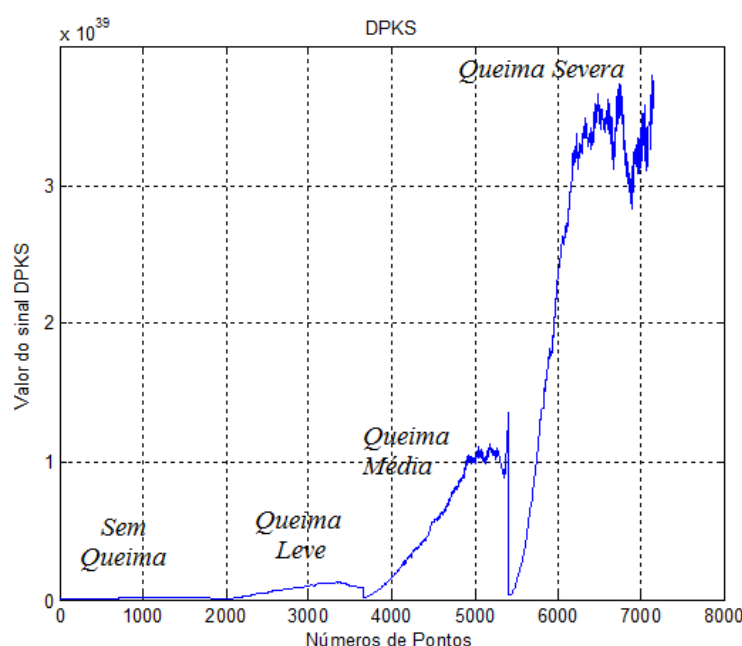


Figura 42 – Parâmetro DPKS

Os níveis de queima aparecem de acordo com o valor do parâmetro utilizado. O sinal de potência elétrica e os parâmetros RMS, MVD e DPKS são os que melhor definem os níveis de queima da peça devido ao seu comportamento durante os ensaios. Outros parâmetros como FKS não foram utilizados, pois seus resultados não foram satisfatórios em pré-testes para esse trabalho.

Um processo de agrupamento foi aplicado nas entradas numéricas, agrupando os dados dos vetores de entrada de acordo com os quatro níveis de queima da peça. Cada conjunto de parâmetros contém um centro de grupo, que contém o ponto no qual melhor representa o conjunto. Dessa forma o ponto que melhor representa um grupo de queima, nesse caso foi o valor médio da faixa de pontos de um nível de queima.

Após a determinação do melhor ponto que representa a queima, os dados desses vetores foram normalizados em valores de 0 a 1. Esse processo representa a fuzzificação dos vetores de dados, onde o valor 1 foi atribuído para o centro de grupo. A variação desse valor ocorrerá na medida em que os valores estatísticos se afastam desse ponto de grupo, reduzindo

seu valor. Assim, quanto mais afastado do centro de grupo, menor é a precisão da informação e menor será o valor atribuído na normalização dos dados.

As figuras 44 a 47 ilustram as entradas fuzzificadas do sistema. O eixo das abscissas refere-se ao valor do parâmetro aplicado ao sinal. Pode-se notar também que a fuzzificação ocorreu de forma que a amplitude do sinal de cada nível de queima se preservasse. Porém essa amplitude do sinal é retratada no eixo das abscissas. Ou seja, quanto maior a amplitude do parâmetro, maior será a abrangência do nível de queima no conjunto fuzzificado.

A figura 43 ilustra a entrada fuzzificada do sinal de EA_{rms} . A função sino generalizada representa o grau de adesão da pertinência de cada variável linguística, referente ao nível de queima detectado pelo parâmetro RMS. Os níveis de queima estão separados em quatro cores diferentes entre si. A cor azul indica o nível sem queima da peça, a cor verde indica o nível de queima leve da peça, a cor azul clara representa o nível de queima média da peça e a cor vermelha indica a queima severa da peça. A função de pertinência utilizada foi escolhida, pois foi a função que melhor representou o comportamento do sinal de EA. As intersecções das funções de pertinência indicam o ponto de transição entre os níveis de queima referente a cada função.

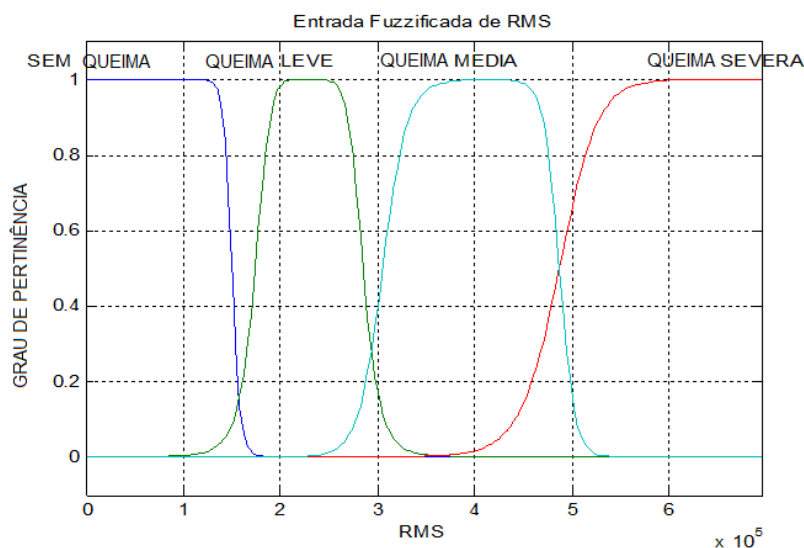


Figura 43 – Entrada fuzzificada do sinal de EA_{RMS}

A figura 44 ilustra a entrada fuzzificada do sinal de potência de corte. A função sino generalizada representa o grau de adesão à pertinência de cada variável linguística referente, ao nível de potência elétrica do motor de acionamento do rebolo. Os níveis de potência estão separados em quatro cores diferentes entre si. A cor azul indica o nível de potência muito baixo, a cor verde indica o nível de potência baixa, a cor azul clara representa o nível de potência média da peça e a cor vermelha indica a potência alta. A função de pertinência utilizada foi escolhida, pois foi a função que melhor representou o comportamento do sinal de potência. As intersecções das funções de pertinência indicam o ponto de transição entre os níveis de queima referente a cada função.

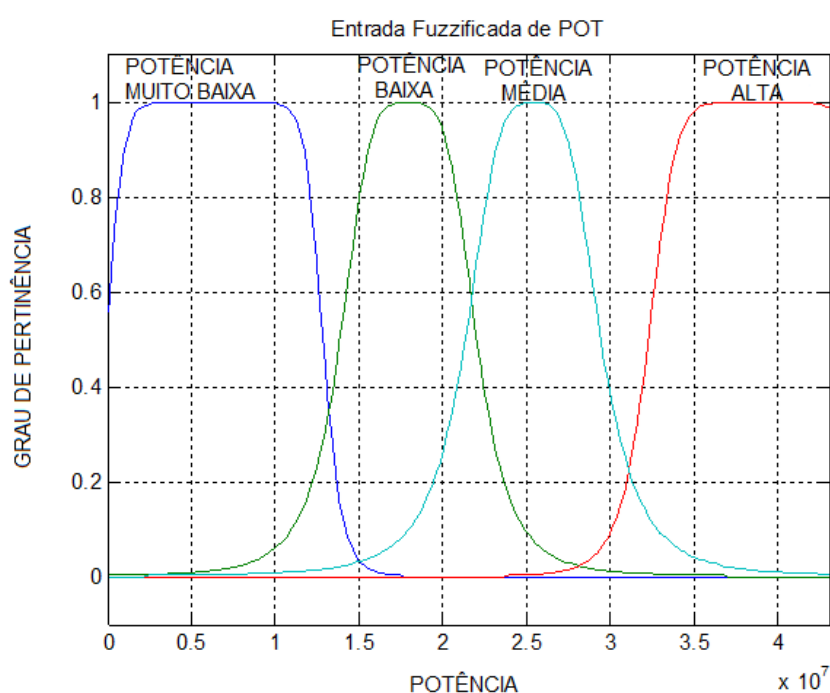


Figura 44 – Entrada fuzzificada do sinal de potência elétrica

A figura 45 ilustra a entrada fuzzificada do parâmetro MVD. A função de pertinência trapezoidal utilizada representa o grau de adesão da pertinência de cada variável

linguística referente ao nível de queima detectado pelo parâmetro MVD. Os níveis de queima estão separados em quatro cores diferentes entre si. A cor azul indica o nível sem queima da peça, a cor azul claro indica o nível de queima leve da peça, a cor verde representa o nível de queima média da peça e a cor vermelha indica a queima severa da peça. A função de pertinência utilizada foi escolhida, porque foi a que melhor representou o comportamento do parâmetro MVD. As intersecções das funções de pertinência indicam o ponto de transição entre os níveis de queima referentes a cada função.

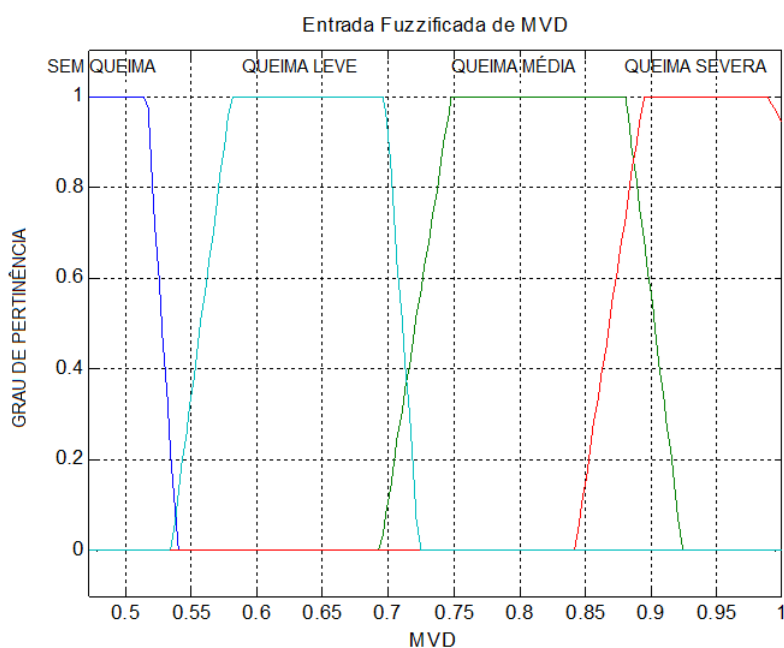


Figura 45 – Entrada fuzzificada do parâmetro MVD

A figura 46 ilustra a entrada fuzzificada do parâmetro DPKS. A função de pertinência trapezoidal utilizada representa o grau de adesão da pertinência de cada variável linguística, referente ao nível de queima detectado pelo parâmetro DPKS. Os níveis de queima estão separados em quatro cores diferentes entre si. A cor azul indica o nível sem queima da peça, a cor verde indica o nível de queima leve da peça, a cor vermelha representa o nível de queima média da peça e a cor azul claro indica a queima severa da peça. A função de pertinência utilizada foi escolhida, porque foi a que melhor representou o comportamento

do sinal de EA. As intersecções das funções de pertinência indicam o ponto de transição entre os níveis de queima referentes a cada função.

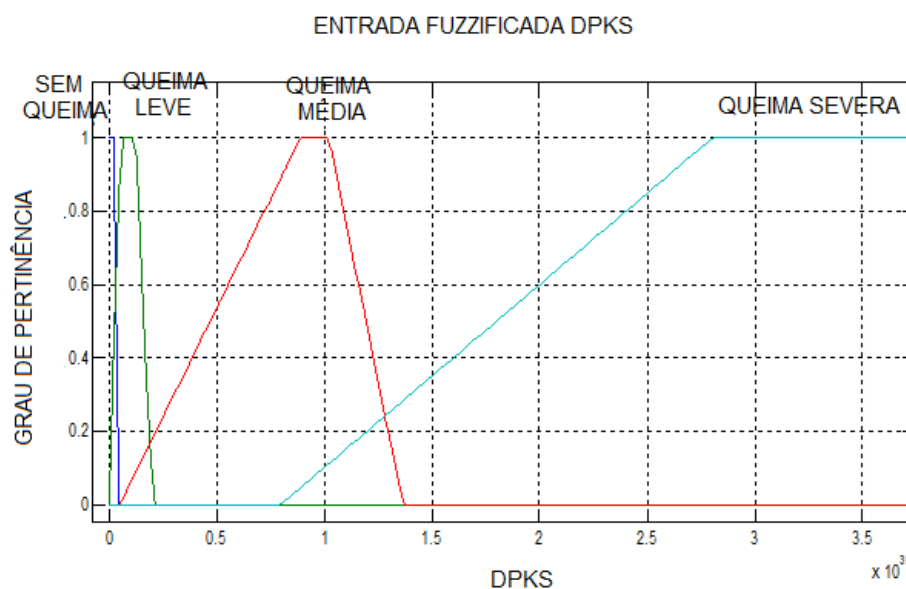


Figura 46 - Entrada fuzzificada do parâmetro DPKS

Para cada parâmetro estudado, a função de pertinência escolhida foi a que melhor se adaptou ao comportamento do sinal utilizado. A intersecção das funções de pertinência representa a transição entre os níveis de queima.

Após a fuzzificação dos vetores de entrada, foi estabelecido um único vetor de saída com vários níveis de queima associados à peça. A saída fuzzy possui um conjunto totalmente abrangente dos níveis de queima de uma superfície, contendo 13 níveis de queima: sem queima, super leve, muito leve, leve, leve +, quase média, média, média +, média severa, quase severa, severa, severa +, dano total. Os modelos não ficaram restritos aos quatro níveis iniciais de queima, portanto foi possível obter a maior abrangência desses níveis a partir do resultado da simulação permitindo uma visão mais ampla e detalhada sobre a queima na retificação. A figura 48 apresenta o conjunto de saída fuzzy. O eixo das abscissas é representado de 0 a 100, retratando a porcentagem de queima da peça em relação à peça toda analisada.

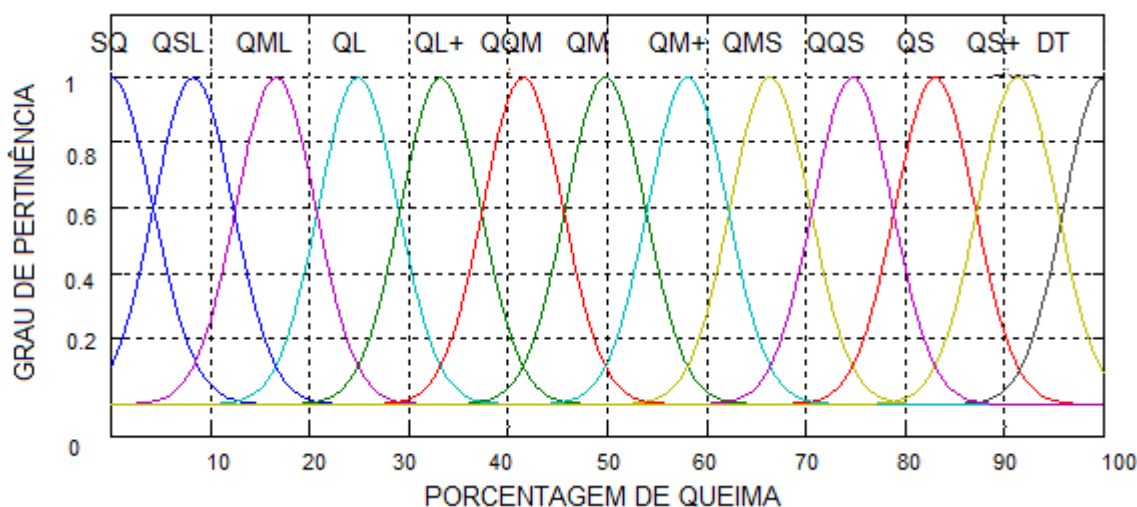


Figura 47 – Saída fuzzificada

Onde as siglas utilizadas na figura 47 representam respectivamente:

SQ= Sem Queima, QSL=Queima Super Leve, QML= Queima Muito Leve, QL=Queima Leve, QL+=Queima Leve +, QQM=Queima Quase Média, QM=Queima Média, QM+=Queima Média +, QMS= Queima Média Severa, QQS= Queima Quase Severa, QS=Queima Severa, QS+= Queima Severa +, DT= Dano Total.

A partir dos vetores de entrada e uma saída fuzzificada, foi estabelecida a relação entre eles. Na fase inicial, foram elaborados 3 modelos, e para a segunda etapa, foi projetado mais um modelo controlador, mais complexo e com 4 variáveis de entrada. O primeiro modelo utiliza apenas duas entradas, RMS do sinal e a potência elétrica (POT).

O segundo e terceiro modelos apresentam 3 entradas: RMS de emissão acústica, POT (potência elétrica) e o parâmetro MVD, sendo diferenciados pela base de regras utilizada. O quarto modelo apresenta 4 entradas fuzzy: RMS de emissão acústica, POT (potência elétrica) e os parâmetros MVD e DPKS.

A figura 48 ilustra o modelo fuzzy de duas entradas. Esse modelo possui as entradas referentes à potência elétrica do motor de acionamento do rebolo e o sinal de EA_{rms} . As funções de pertinência e as variáveis linguísticas são modeladas para cada dado de entrada.

As inferências ou base de regras são cadastradas na estrutura central utilizando o controlador Mandani.

Da mesma forma como os parâmetros de entrada foram aplicados, os parâmetros de saída foram modelados na estrutura de análise representada à direita da figura 48. Os conjuntos de regras, extraídos para todos os modelos, foram feitos a partir de estudos previamente desenvolvidos e com base na literatura, resultando assim em um sistema tipicamente fuzzy.

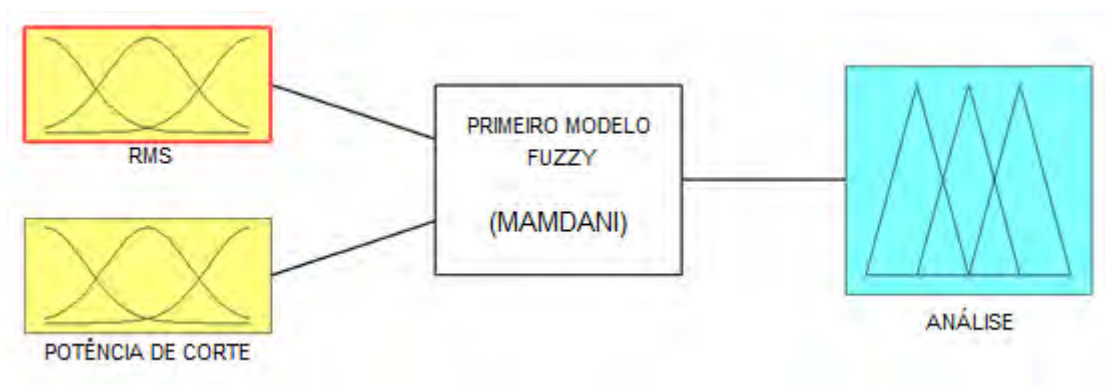


Figura 48 – Modelo fuzzy com duas entradas

O primeiro modelo é um controlador simples de duas entradas. A base de regras está representada na tabela 5. Todas as entradas analisadas influenciaram igualmente o sistema.

A apresentação da base de regras de cada modelo é importante devido ao fato de que toda a análise fuzzy depende desses dados. A base de regras deve ser bem elaborada para a máxima eficiência dos modelos propostos. Uma vez desenvolvidos, cada modelo pode executar várias simulações para vários tipos de combinações dos parâmetros sem a necessidade de reimplementar essa base. Caso necessário, é possível modificar a base de regras para aprimorar o modelo em questão.

Como um exemplo da análise fuzzy para o primeiro modelo, caso o sinal de potência de corte apresente um valor de nível alto e o sinal de EA_{rms} apresente um nível de queima leve, como resultado será obtido o nível de queima severa da peça. Para outras

análises e variação dos sinais é necessário apenas executar outra simulação alterando o valor dos sinais e parâmetros. A base de regras do primeiro modelo utiliza os sinais EA e Potência de corte como parâmetros condicionais de queima, resultando em 16 (dezesseis) regras.

Tabela 5 – Base de regras do primeiro modelo com as entradas EA_{RMS} e potência.

POT \ RMS	SEM QUEIMA	LEVE	MÉDIA	SEVERA
MUITO BAIXA	SEM QUEIMA	MUITO LEVE	MÉDIA	SEVERA
BAIXA	MUITO LEVE	LEVE	MÉDIA	SEVERA
MÉDIA	MÉDIA	MÉDIA	MUITO SEVERA	DANO TOTAL
ALTA	SEVERA	SEVERA	DANO TOTAL	DANO TOTAL

O segundo modelo utiliza um sistema de inferência com três entradas combinadas duas a duas. Esse modelo é válido devido à influência das três entradas, pois se caso uma delas apresentar qualquer valor errôneo, o sistema não será afetado em grandes proporções. As regras para este modelo podem ser vistas na tabela 6. Essa tabela representa as regras baseadas na combinação entre os sinais de EA, Potência de corte e o parâmetro MVD.

Tabela 6 - Base de regras do segundo modelo com as entradas EA_{RMS} e potência e o parâmetro MVD.

POT \ RMS	SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA
MUITO BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA MUITO LEVE	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA
BAIXA	QUEIMA MUITO LEVE	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA
MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MUITO SEVERA	DANO TOTAL
ALTA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA	DANO TOTAL	DANO TOTAL
MVD \ RMS	SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA
SEM QUEIMA	SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MUITO SEVERA
QUEIMA LEVE	QUEIMA LEVE	QUEIMA LEVE	QUEIMA MUITO SEVERA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MUITO SEVERA	QUEIMA MUITO SEVERA	DANO TOTAL
QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA	DANO TOTAL	DANO TOTAL
POT \ MVD	SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA
MUITO BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA
BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MUITO SEVERA
MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA	DANO TOTAL
ALTA	QUEIMA SEVERA	MUITO SEVERA	DANO TOTAL	DANO TOTAL

O terceiro modelo utiliza três entradas fuzzy: o valor RMS do sinal de emissão acústica, potência elétrica (POT), e o parâmetro MVD. Esse modelo diferencia-se do segundo devido a sua base de regras. As regras desse modelo foram geradas a partir da combinação das três entradas, proporcionando assim um total de 64 regras bem distribuídas. O conjunto de regras pode ser visto na tabela 7. As variações dos níveis de queima são: sem queima quando a peça não apresenta nenhum sinal de queima, queima leve quando o dano térmico é acentuado. Esse nível de queima é subdividido em queima super leve, queima muito leve, queima leve e queima leve +. O próximo nível de queima é a média, que tem como característica o dano em parte da peça, podendo alterar sua estrutura. Esse nível de queima é subdividido em três níveis: quase média, média e média +. O nível de queima severa representa a queima em quase a totalidade da peça. Esse nível de queima é subdividido em: quase severa, severa e severa +. O último nível de queima é o dano total, que representa a queima em toda a extensão da peça. Os níveis de queima com o sinal de + representam a transição entre o nível anterior e o atual.

Tabela 7 – Base de regras do terceiro modelo ($E_{A_{RMS}}$, potência e o parâmetro MVD).

RMS	POT	MVD	SAÍDA
SEM QUEIMA	MUITO BAIXA	SEM QUEIMA	SEM QUEIMA
SEM QUEIMA	MUITO BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA SUPER LEVE
SEM QUEIMA	MUITO BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MUITO LEVE
SEM QUEIMA	MUITO BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA LEVE
SEM QUEIMA	BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA SUPER LEVE
SEM QUEIMA	BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA LEVE
SEM QUEIMA	BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA LEVE +
SEM QUEIMA	BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA QUASE MÉDIA
SEM QUEIMA	MÉDIA	SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE +
SEM QUEIMA	MÉDIA	QUEIMA LEVE	QUEIMA QUASE MÉDIA
SEM QUEIMA	MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA
SEM QUEIMA	MÉDIA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA +
SEM QUEIMA	ALTA	SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA
SEM QUEIMA	ALTA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA +
SEM QUEIMA	ALTA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA QUASE SEVERA
SEM QUEIMA	ALTA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA LEVE	MUITO BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA SUPER LEVE
QUEIMA LEVE	MUITO BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MUITO LEVE
QUEIMA LEVE	MUITO BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA LEVE
QUEIMA LEVE	MUITO BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA LEVE +
QUEIMA LEVE	BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA MUITO LEVE
QUEIMA LEVE	BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA LEVE
QUEIMA LEVE	BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA LEVE+
QUEIMA LEVE	BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA QUASE MÉDIA
QUEIMA LEVE	MÉDIA	SEM QUEIMA	QUEIMA QUASE MÉDIA
QUEIMA LEVE	MÉDIA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA
QUEIMA LEVE	MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA
QUEIMA LEVE	MÉDIA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA LEVE	ALTA	SEM QUEIMA	QUEIMA QUASE MÉDIA
QUEIMA LEVE	ALTA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA
QUEIMA LEVE	ALTA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA+
QUEIMA LEVE	ALTA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA MÉDIA	MUITO BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE
QUEIMA MÉDIA	MUITO BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA LEVE+
QUEIMA MÉDIA	MUITO BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA QUASE MÉDIA
QUEIMA MÉDIA	MUITO BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA MÉDIA	BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE +
QUEIMA MÉDIA	BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA QUASE MÉDIA
QUEIMA MÉDIA	BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA
QUEIMA MÉDIA	BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA LEVE +
QUEIMA MÉDIA	MÉDIA	SEM QUEIMA	QUEIMA QUASE MÉDIA
QUEIMA MÉDIA	MÉDIA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA
QUEIMA MÉDIA	MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA MÉDIA	MÉDIA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA QUASE MÉDIA
QUEIMA MÉDIA	ALTA	SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA MÉDIA	ALTA	QUEIMA LEVE	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA MÉDIA	ALTA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA MÉDIA	ALTA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA SEVERA	MUITO BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA QUASE MÉDIA
QUEIMA SEVERA	MUITO BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA
QUEIMA SEVERA	MUITO BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA SEVERA	MUITO BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA SEVERA	BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA
QUEIMA SEVERA	BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA SEVERA	BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA SEVERA	BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA SEVERA	MÉDIA	SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA SEVERA	MÉDIA	QUEIMA LEVE	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA SEVERA	MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA SEVERA	MÉDIA	QUEIMA SEVERA	DANO TOTAL
QUEIMA SEVERA	ALTA	SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA SEVERA	ALTA	QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA SEVERA	ALTA	QUEIMA MÉDIA	DANO TOTAL
QUEIMA SEVERA	ALTA	QUEIMA SEVERA	DANO TOTAL

A tabela 8 se refere às regras do quarto modelo. Esse modelo possui quatro entradas combinadas entre si. São elas: RMS de emissão acústica, POT (potência elétrica) e os parâmetros MVD e DPKS. Com 256 regras ao todo, o quarto modelo possui uma melhor discriminação de queima da peça, tendo como vantagem a maior contribuição das variáveis para um resultado de nível de queima elevado. Isso ocorre devido ao tipo de combinação entre os parâmetros de entrada, onde cada um influencia diretamente no nível de queima resultante. Outra característica importante é o comportamento do parâmetro DPKS, que eleva sua amplitude significativamente quando ocorrem os níveis de queima média ou severa. Dessa forma o quarto modelo é mais abrangente e sensível aos níveis de queima média ou severa. Cada nível de queima é indicado de acordo com a associação das condições elaboradas para cada modelo.

Tabela 8 – Base de regras do quarto modelo (EARMS e potência, MVD e DPKS).

DPKS	RMS	POT	MVD	SAÍDA
SEM QUEIMA	SEM QUEIMA	MUITO BAIXA	SEM QUEIMA	SEM QUEIMA
SEM QUEIMA	SEM QUEIMA	MUITO BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA SUPER LEVE
SEM QUEIMA	SEM QUEIMA	MUITO BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MUITO LEVE
SEM QUEIMA	SEM QUEIMA	MUITO BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA MUITO LEVE
SEM QUEIMA	SEM QUEIMA	BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA SUPER LEVE
SEM QUEIMA	SEM QUEIMA	BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MUITO LEVE
SEM QUEIMA	SEM QUEIMA	BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA LEVE
SEM QUEIMA	SEM QUEIMA	BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA LEVE
SEM QUEIMA	SEM QUEIMA	MÉDIA	SEM QUEIMA	QUEIMA MUITO LEVE
SEM QUEIMA	SEM QUEIMA	MÉDIA	QUEIMA LEVE	QUEIMA LEVE
SEM QUEIMA	SEM QUEIMA	MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA LEVE +
SEM QUEIMA	SEM QUEIMA	MÉDIA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA QUASE MÉDIA
SEM QUEIMA	SEM QUEIMA	ALTA	SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE
SEM QUEIMA	SEM QUEIMA	ALTA	QUEIMA LEVE	QUEIMA LEVE +
SEM QUEIMA	SEM QUEIMA	ALTA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA QUASE MÉDIA
SEM QUEIMA	SEM QUEIMA	ALTA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA QUASE MÉDIA
SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE	MUITO BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA SUPER LEVE
SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE	MUITO BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MUITO LEVE
SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE	MUITO BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MUITO LEVE
SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE	MUITO BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA LEVE
SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE	BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA MUITO LEVE
SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE	BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA LEVE
SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE	BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA LEVE
SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE	BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA LEVE +
SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE	MÉDIA	SEM QUEIMA	QUEIMA MUITO LEVE
SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE	MÉDIA	QUEIMA LEVE	QUEIMA LEVE
SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE	MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA LEVE +
SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE	MÉDIA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA QUASE MÉDIA
SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE	ALTA	SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE
SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE	ALTA	QUEIMA LEVE	QUEIMA LEVE +
SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE	ALTA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA QUASE MÉDIA
SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE	ALTA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA
SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA	MUITO BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE +
SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA	MUITO BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA LEVE +
SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA	MUITO BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA QUASE MÉDIA
SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA	MUITO BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA

Tabela 8 – Continuação

DPKS	RMS	POT	MVD	SAÍDA
SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA	BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE +
SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA	BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA LEVE +
SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA	BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA QUASE MÉDIA
SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA	BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA
SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA	MÉDIA	SEM QUEIMA	QUEIMA QUASE MÉDIA
SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA	MÉDIA	QUEIMA LEVE	QUEIMA QUASE MÉDIA
SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA	MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA
SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA	MÉDIA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA +
SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA	ALTA	SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA
SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA	ALTA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA +
SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA	ALTA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA QUEIMA SEVERA
SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA	ALTA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA QUASE SEVERA
SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA	MUITO BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE +
SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA	MUITO BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA QUASE MÉDIA
SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA	MUITO BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA
SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA	MUITO BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA +
SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA	BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA QUASE MÉDIA
SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA	BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA
SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA	BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA QUEIMA SEVERA
SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA	BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA QUASE SEVERA
SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA	MÉDIA	SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA SEVERA
SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA	MÉDIA	QUEIMA LEVE	QUEIMA QUASE SEVERA
SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA	MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA
SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA	MÉDIA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA +
SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA	ALTA	SEM QUEIMA	QUEIMA QUASE SEVERA
SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA	ALTA	QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA
SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA	ALTA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA +
SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA	ALTA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA DANO TOTAL
QUEIMA LEVE	QUEIMA LEVE	ALTA	SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE
QUEIMA LEVE	QUEIMA LEVE	ALTA	QUEIMA LEVE	QUEIMA LEVE +
QUEIMA LEVE	QUEIMA LEVE	ALTA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA QUASE MÉDIA
QUEIMA LEVE	QUEIMA LEVE	ALTA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA
QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA	MUITO BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE +
QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA	MUITO BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA LEVE +
QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA	MUITO BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA QUASE MÉDIA
QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA	MUITO BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA
QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA	BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA LEVE +
QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA	BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA QUASE MÉDIA
QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA	BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA
QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA	BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA	MÉDIA	SEM QUEIMA	QUEIMA QUASE MÉDIA
QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA	MÉDIA	QUEIMA LEVE	QUEIMA QUASE MÉDIA
QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA	MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA
QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA	MÉDIA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA	ALTA	SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA
QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA	ALTA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA	ALTA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA SEVERA
QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA	ALTA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA	MUITO BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA QUASE MÉDIA
QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA	MUITO BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA QUASE MÉDIA
QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA	MUITO BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA
QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA	MUITO BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA	BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA QUASE MÉDIA
QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA	BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA
QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA	BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA	BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA SEVERA
QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA	MÉDIA	SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA SEVERA
QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA	MÉDIA	QUEIMA LEVE	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA	MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA	MÉDIA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA	ALTA	SEM QUEIMA	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA	ALTA	QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA
QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA	ALTA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA	ALTA	QUEIMA SEVERA	DANO TOTAL

Tabela 8 – Continuação

DPKS	RMS	POT	MVD	SAÍDA
QUEIMA MÉDIA	SEM QUEIMA	MUITO BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA SUPER LEVE
QUEIMA MÉDIA	SEM QUEIMA	MUITO BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA SUPER LEVE
QUEIMA MÉDIA	SEM QUEIMA	MUITO BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MUITO LEVE
QUEIMA MÉDIA	SEM QUEIMA	MUITO BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA LEVE
QUEIMA MÉDIA	SEM QUEIMA	BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA SUPER LEVE
QUEIMA MÉDIA	SEM QUEIMA	BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MUITO LEVE
QUEIMA MÉDIA	SEM QUEIMA	BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA LEVE
QUEIMA MÉDIA	SEM QUEIMA	BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA LEVE
QUEIMA MÉDIA	SEM QUEIMA	MÉDIA	SEM QUEIMA	QUEIMA QUASE MÉDIA
QUEIMA MÉDIA	SEM QUEIMA	MÉDIA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA
QUEIMA MÉDIA	SEM QUEIMA	MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA MÉDIA	SEM QUEIMA	MÉDIA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA SEVERA
QUEIMA MÉDIA	SEM QUEIMA	ALTA	SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA
QUEIMA MÉDIA	SEM QUEIMA	ALTA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA MÉDIA	SEM QUEIMA	ALTA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA SEVERA
QUEIMA MÉDIA	SEM QUEIMA	ALTA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA LEVE	MUITO BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA LEVE	MUITO BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA LEVE	MUITO BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA LEVE	MUITO BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA LEVE	BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA QUASE MÉDIA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA LEVE	BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA LEVE	BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA LEVE	BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA LEVE	MÉDIA	SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA LEVE	MÉDIA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA LEVE	MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA LEVE	MÉDIA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA LEVE	ALTA	SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA LEVE	ALTA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA LEVE	ALTA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA LEVE	ALTA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	MUITO BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	MUITO BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	MUITO BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	MUITO BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	MÉDIA	SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	MÉDIA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	MÉDIA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	ALTA	SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	ALTA	QUEIMA LEVE	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	ALTA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	ALTA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA	MUITO BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA	MUITO BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA	MUITO BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA	MUITO BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA	BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA	BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA	BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA	BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA	MÉDIA	SEM QUEIMA	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA	MÉDIA	QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA	MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA	MÉDIA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA	ALTA	SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA	ALTA	QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA	ALTA	QUEIMA MÉDIA	DANO TOTAL
QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA	ALTA	QUEIMA SEVERA	DANO TOTAL

Tabela 8 – Continuação

DPKS	RMS	POT	MVD	SAÍDA
QUEIMA SEVERA	SEM QUEIMA	MUITO BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA
QUEIMA SEVERA	SEM QUEIMA	MUITO BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA SEVERA	SEM QUEIMA	MUITO BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA SEVERA
QUEIMA SEVERA	SEM QUEIMA	MUITO BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA QUASE MÉDIA
QUEIMA SEVERA	SEM QUEIMA	BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA
QUEIMA SEVERA	SEM QUEIMA	BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA SEVERA	SEM QUEIMA	BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA MÉDIA SEVERA
QUEIMA SEVERA	SEM QUEIMA	BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA SEVERA	SEM QUEIMA	MÉDIA	SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA +
QUEIMA SEVERA	SEM QUEIMA	MÉDIA	QUEIMA LEVE	QUEIMA MÉDIA SEVERA
QUEIMA SEVERA	SEM QUEIMA	MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA SEVERA	SEM QUEIMA	MÉDIA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA SEVERA	SEM QUEIMA	ALTA	SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA SEVERA	SEM QUEIMA	ALTA	QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA
QUEIMA SEVERA	SEM QUEIMA	ALTA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA SEVERA	SEM QUEIMA	ALTA	QUEIMA SEVERA	DANO TOTAL
QUEIMA SEVERA	QUEIMA LEVE	MUITO BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA MÉDIA SEVERA
QUEIMA SEVERA	QUEIMA LEVE	MUITO BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA SEVERA	QUEIMA LEVE	MUITO BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA SEVERA	QUEIMA LEVE	MUITO BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA SEVERA	QUEIMA LEVE	BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA SEVERA	QUEIMA LEVE	BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA SEVERA	QUEIMA LEVE	BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA SEVERA	QUEIMA LEVE	BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA SEVERA	QUEIMA LEVE	MÉDIA	SEM QUEIMA	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA SEVERA	QUEIMA LEVE	MÉDIA	QUEIMA LEVE	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA SEVERA	QUEIMA LEVE	MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA SEVERA	QUEIMA LEVE	MÉDIA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA SEVERA	QUEIMA LEVE	ALTA	SEM QUEIMA	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA SEVERA	QUEIMA LEVE	ALTA	QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA
QUEIMA SEVERA	QUEIMA LEVE	ALTA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA SEVERA	QUEIMA LEVE	ALTA	QUEIMA SEVERA	DANO TOTAL
QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA	MUITO BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA QUASE SEVERA
QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA	MUITO BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA
QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA	MUITO BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA	MUITO BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA	BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA	BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA
QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA	BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA	BAIXA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA	MÉDIA	SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA	MÉDIA	QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA	MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA	MÉDIA	QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA	ALTA	SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA	ALTA	QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA	ALTA	QUEIMA MÉDIA	DANO TOTAL
QUEIMA SEVERA	QUEIMA MÉDIA	ALTA	QUEIMA SEVERA	DANO TOTAL
QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA	MUITO BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA	MUITO BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA
QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA	MUITO BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA	MUITO BAIXA	QUEIMA SEVERA	DANO TOTAL
QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA	BAIXA	SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA
QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA	BAIXA	QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA	BAIXA	QUEIMA MÉDIA	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA	BAIXA	QUEIMA SEVERA	DANO TOTAL
QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA	MÉDIA	SEM QUEIMA	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA	MÉDIA	QUEIMA LEVE	QUEIMA SEVERA +
QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA	MÉDIA	QUEIMA MÉDIA	DANO TOTAL
QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA	MÉDIA	QUEIMA SEVERA	DANO TOTAL
QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA	ALTA	SEM QUEIMA	DANO TOTAL
QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA	ALTA	QUEIMA LEVE	DANO TOTAL
QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA	ALTA	QUEIMA MÉDIA	DANO TOTAL
QUEIMA SEVERA	QUEIMA SEVERA	ALTA	QUEIMA SEVERA	DANO TOTAL

A figura 49 ilustra o gráfico que representa a porcentagem de ocorrências de cada regra resultante da base de regras do quarto modelo. A partir dessa figura pode-se avaliar a frequência de classificação dos níveis de queima aplicados pelo quarto modelo. O nível sem queima possui apenas 1% das regras aplicáveis enquanto que os níveis de queima quase severa e queima severa possuem 10% das regras aplicáveis cada um.

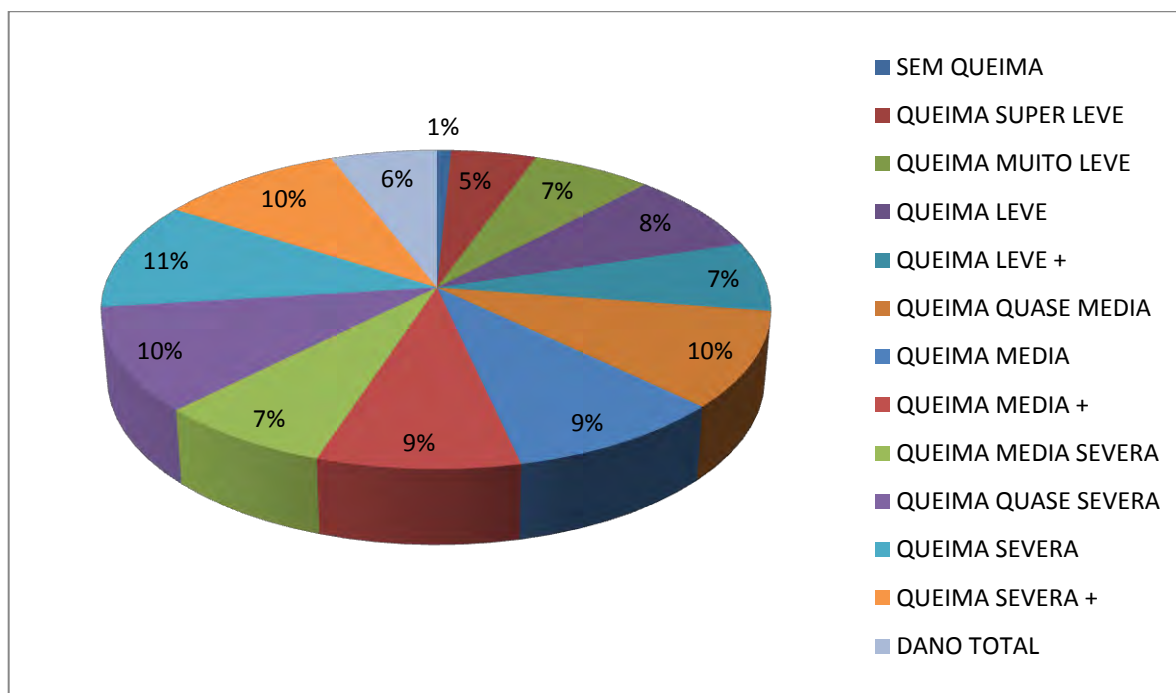


Figura 49 – Ocorrências das regras do quarto modelo.

Com o auxílio do aplicativo Toolbox “Fuzzy Logic” do MATLAB, quatro modelos propostos foram implementados com sucesso. Na primeira fase, foi implementado o primeiro modelo com duas entradas. Posteriormente foram desenvolvidos dois modelos com três entradas e, por fim, o último modelo mais abrangente com quatro entradas fuzzy.

A partir dos modelos implementados, foi possível construir os gráficos de superfície 3D para cada modelo fuzzy de estimação e classificação da queima superficial das peças retificadas. Esses gráficos são importantes, pois representam efetivamente a base de regras para o modelo analisado, onde se pode verificar a sua eficiência. Serão apresentadas também a análise da simulação para os modelos 1, 2, 3 e 4. A seguir serão apresentados os gráficos de superfícies 3D e o resultado para os modelos desenvolvidos neste trabalho.

4.1. Primeiro modelo

A superfície tridimensional foi gerada a partir da base de regras do primeiro modelo. Essa superfície possibilita visualizar os efeitos das regras sobre as entradas e a saída do sistema. A figura 50 mostra a superfície do primeiro modelo. Pode-se verificar a partir da superfície tridimensional a regularidade das regras desenvolvidas. Se a base de regras não for totalmente consistente, a figura tridimensional seria representada com desproporções e irregularidades na superfície gerada.

A continuidade, transição e simetria são características bem expressas na figura 50, representando que a base de regras foi bem elaborada. Pode-se observar que os sinais de EA_{rms} e potência de corte aumentam na mesma proporção, gerando assim uma estimativa de alto grau de queima da superfície. A coloração azul representa o nível sem queima, a coloração esverdeada representa o nível de queima leve, a coloração amarelada representa o nível de queima média e a cor vermelha representa a queima severa.

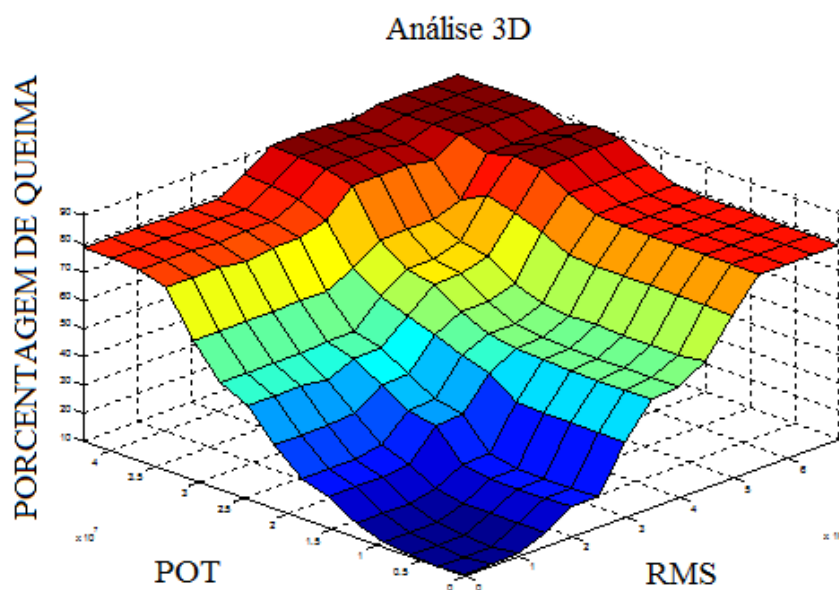


Figura 50 – Análise 3D da superfície gerada pelo sistema de regras do primeiro modelo

Como a base de regras deste modelo apresentou um comportamento consistente, foi iniciado o processo de estimação do nível de queima da superfície da peça a partir de valores do sinal RMS aplicado e pela potência elétrica do sistema.

A figura 51 ilustra a análise da simulação utilizando a toolbox do MATLAB, onde os sinais RMS e POT foram ajustados para o nível Sem Queima. Como resultado da análise, foi apresentado o valor de classificação de queima dado por sem queima, obtendo 9,61% de queima superficial. Apesar das entradas apresentarem valor baixo, pode-se variar essas entradas, resultando em diferentes níveis de estimativas. Essa análise utilizou o nível sem queima para ambos os sinais, porém o modelo permite executar várias combinações entre esses parâmetros para se obter outros resultados.

Apesar de a simulação utilizar apenas duas entradas fuzzificadas, esse modelo realiza uma estimação confiável e estável no sistema. Porém, como desvantagem desse modelo, caso uma das variáveis apresente um valor errôneo, proveniente de vários fatores reais, como erros de leitura, a estimação do controlador será afetada.

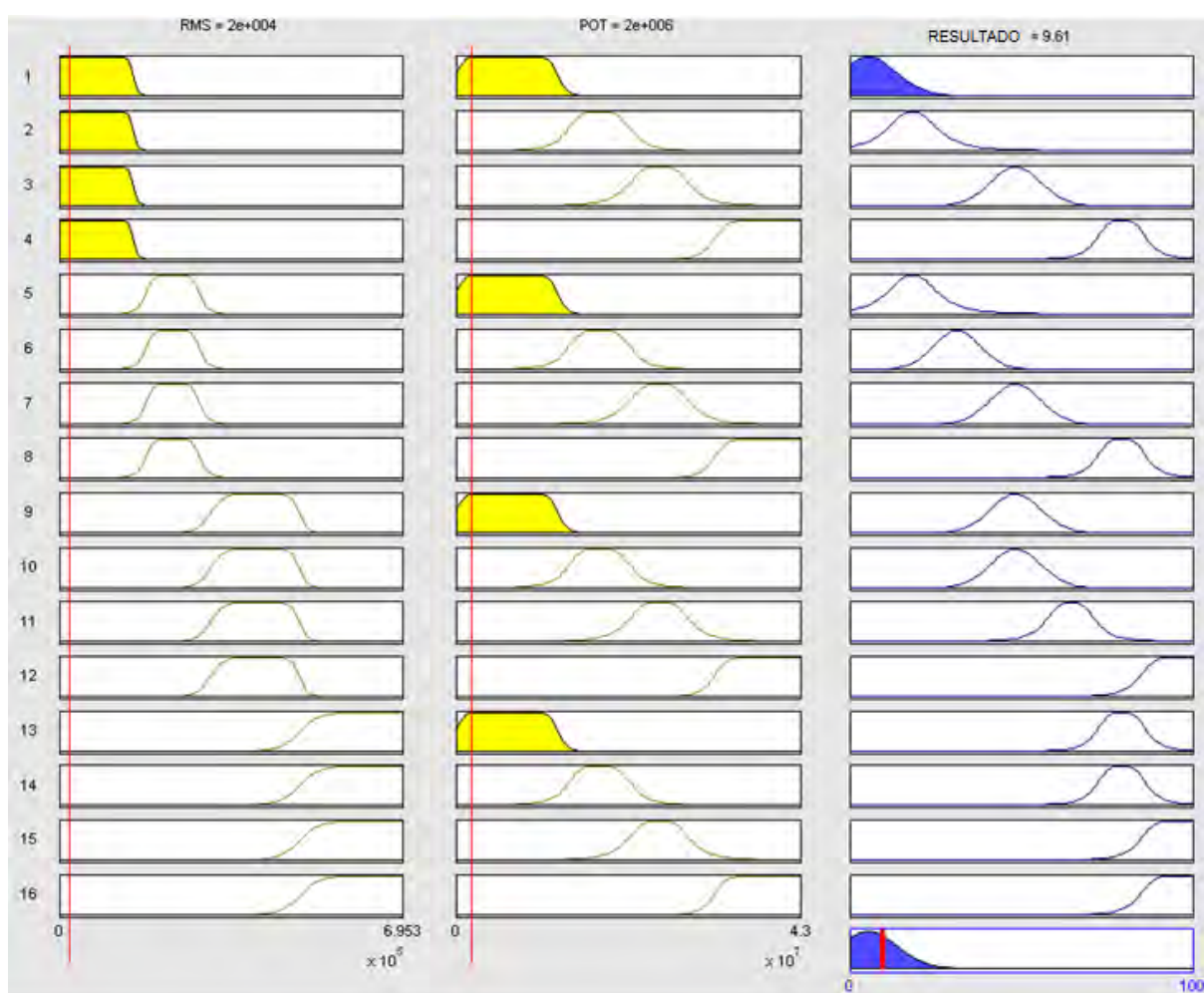


Figura 51 – Simulação do primeiro modelo

4.2. Segundo modelo

Para minimizar os erros decorrentes de uma das variáveis, foi desenvolvido o segundo modelo de estimação de queima. Nesse modelo, foram utilizadas três entradas fuzzificadas, combinadas duas a duas, gerando um total de 48 regras conforme já mostrado na tabela 6. Como as duas principais entradas RMS e POT, o parâmetro MVD adicionado neste modelo serve para auxiliar o sistema. Nesse caso, se alguma variável de entrada apresentar algum valor errôneo, a combinação entre as outras duas variáveis assegura um resultado preciso para o controlador.

Na figura 52 são apresentados os resultados das superfícies tridimensionais geradas pelo sistema de regras deste modelo. Pode-se analisar que a base de regras é válida devido à suavidade nas transições entre as regras. Caso ocorresse alguma transição brusca entre os níveis de queima, poderia existir alguma inconsistência na elaboração das regras. As entradas do valor RMS do sinal de emissão acústica e de potência elétrica (POT) retêm maior influência no sistema do que o parâmetro MVD devido às regras introduzidas no sistema. A coloração azulada nas superfícies tridimensionais representa o nível sem queima enquanto o nível amarelo indica o nível de queima severa. A transição das cores entre azul escuro e amarelo representa a variação entre os níveis de queima.

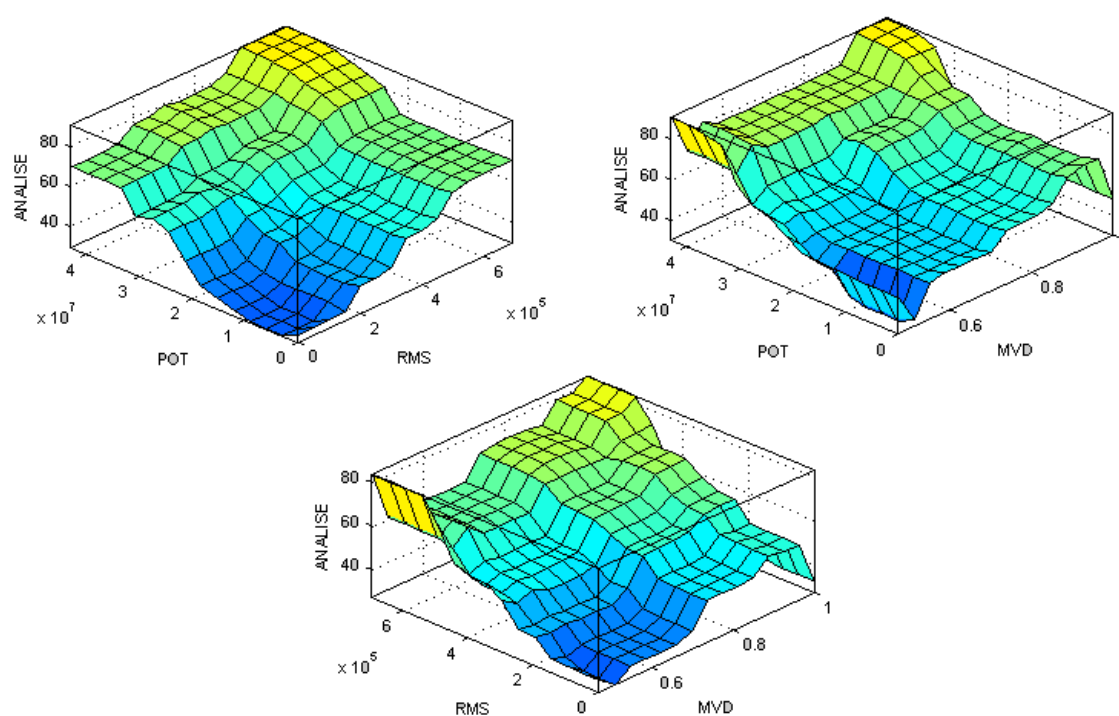


Figura 52 – Valores das superfícies geradas pelo sistema de regras do segundo modelo

A análise da simulação do segundo modelo pode ser vista na figura 53. É possível variar o nível das entradas associadas a esse modelo. Dessa forma foram obtidos valores diferentes para cada cenário específico. Nessa simulação, aplicando o valor de RMS muito alto, o valor de POT muito baixo e o valor MVD alto, o resultado da classificação foi de

queima severa da peça, com um valor de 70,3% de queima. Mesmo com o valor de potência de corte baixo, representando uma falha de aquisição, o valor dos parâmetros EA_{rms} e a MVD foram calculados como queima alta. O sistema se manteve eficiente obtendo como resultado um nível de queima adequado, pois a adição do parâmetro MVD minimizou o erro de análise.

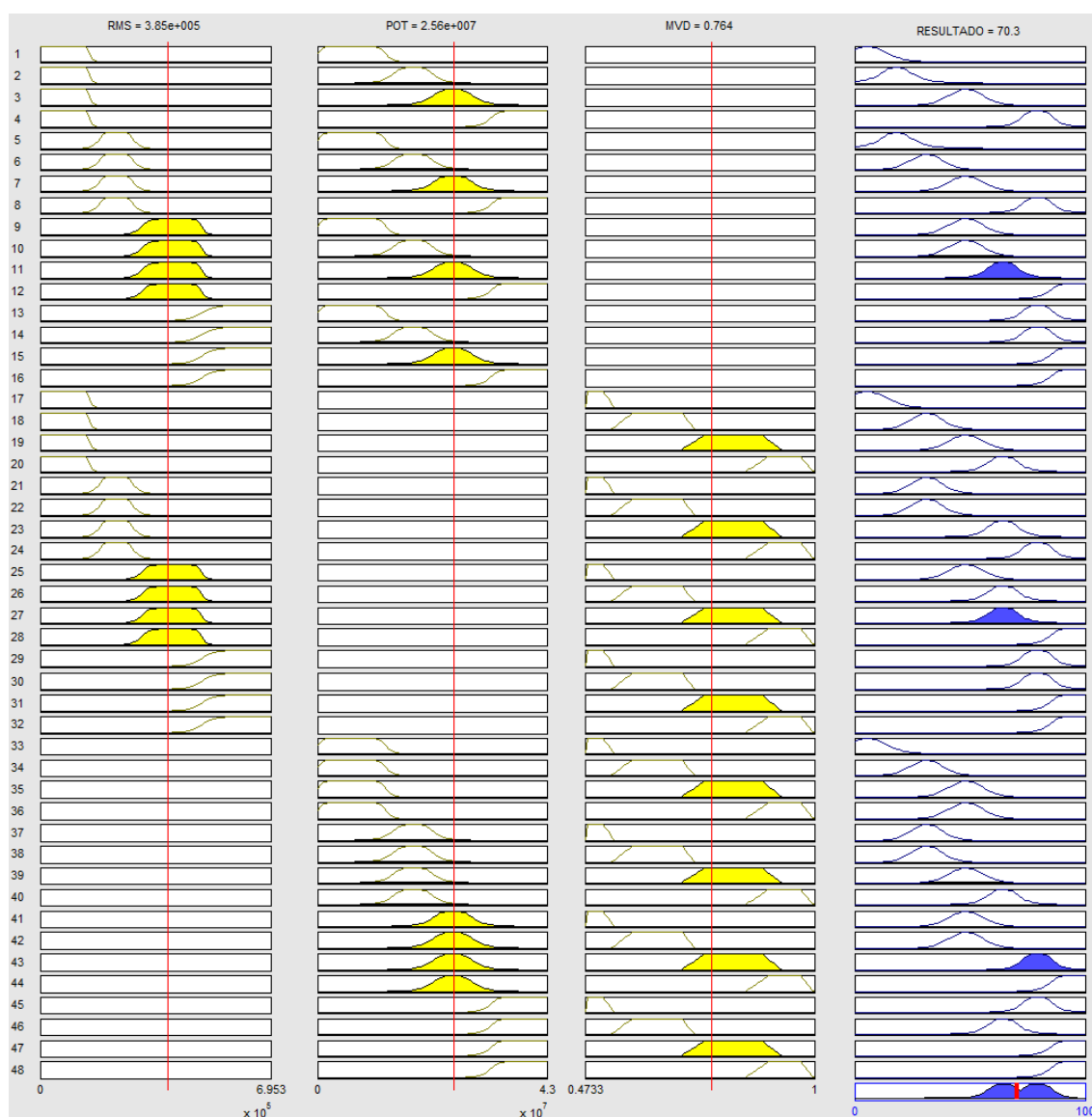


Figura 53 – Análise da simulação do segundo modelo.

Para a análise dos resultados desse sistema, é necessário especificar os parâmetros que compõem a figura 53. A imagem é dividida em quatro colunas em que as três primeiras representam os sinais de EA_{RMS} , Potência e o parâmetro MVD respectivamente e a quarta coluna representa o resultado obtido através da simulação do segundo modelo. Os níveis de queima são representados em amarelo pelas funções de pertinência exibidas em cada coluna. As funções de pertinência em amarelo representam as regras utilizadas para o cálculo do resultado. É possível notar que as funções de pertinência se dividem em quatro variações entre o início e término de cada coluna, representando os níveis sem queima, queima leve, queima média e queima severa. A figura 54 ilustra a forma de análise para cada coluna, onde o separador em azul representa a transição entre os níveis de queima enquanto que o separador em vermelho representa o nível de queima selecionado para a entrada, elevando o grau de pertinência através da movimentação desse separador, portanto, quanto mais próximo do centro de cada função, maior o grau de pertinência.

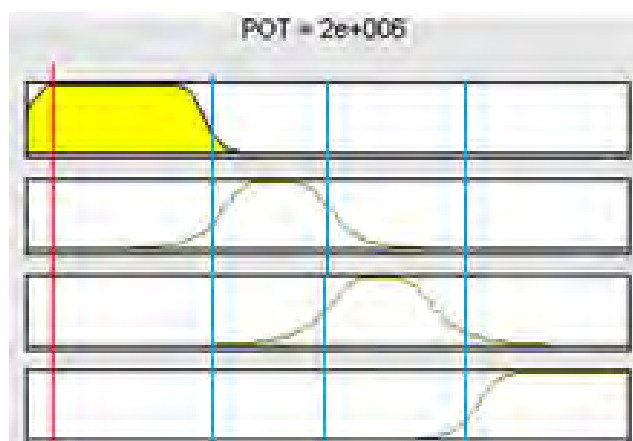


Figura 54 – Método de análise dos resultados da simulação.

4.3. Terceiro modelo

Para o terceiro modelo, foram utilizadas as mesmas três entradas, RMS, POT e MVD utilizadas no segundo. A diferença entre eles é a modelagem da base de regras do terceiro modelo. Suas regras são baseadas na combinação três a três, onde todas as entradas

influenciam no nível de estimação resultante. Esse modelo conta com 64 regras, apresentando melhor contribuição dos sinais de entrada em relação à saída, conforme já mostrado na tabela 7. Esse modelo é mais abrangente e complexo que os demais devido ao tipo de associação e ao número de regras, apresentando assim maior capacidade de estimação no nível de queima.

A figura 55 ilustra as superfícies tridimensionais geradas pelas regras do terceiro modelo. A partir dos eixos relativos às entradas do modelo, foi possível obter o nível de queima para cada combinação entre esses parâmetros. O terceiro modelo apresenta consistência em sua base de regras, como nota-se na figura 55. Devido a transição entre os níveis de queima serem suaves na simulação, a figura 55 demonstra que esse modelo foi elaborado com precisão. A principal diferença dessas superfícies em comparação ao segundo modelo, apresentado na figura 52, são em relação à análise RMS versus MVD e POT versus MVD. No segundo modelo foi atribuído um valor alto na análise de estimação com alto RMS e baixo MVD. No terceiro modelo foi atribuído um valor que proporciona igualdade entre as entradas, ou seja, baixo RMS e baixo MVD geram valor baixo na análise de estimação. A coloração azul escuro nas superfícies tridimensionais representa o nível sem queima enquanto o nível amarelo indica o nível de queima severa. A transição das cores entre azul e amarelo representa a variação entre os níveis de queima.

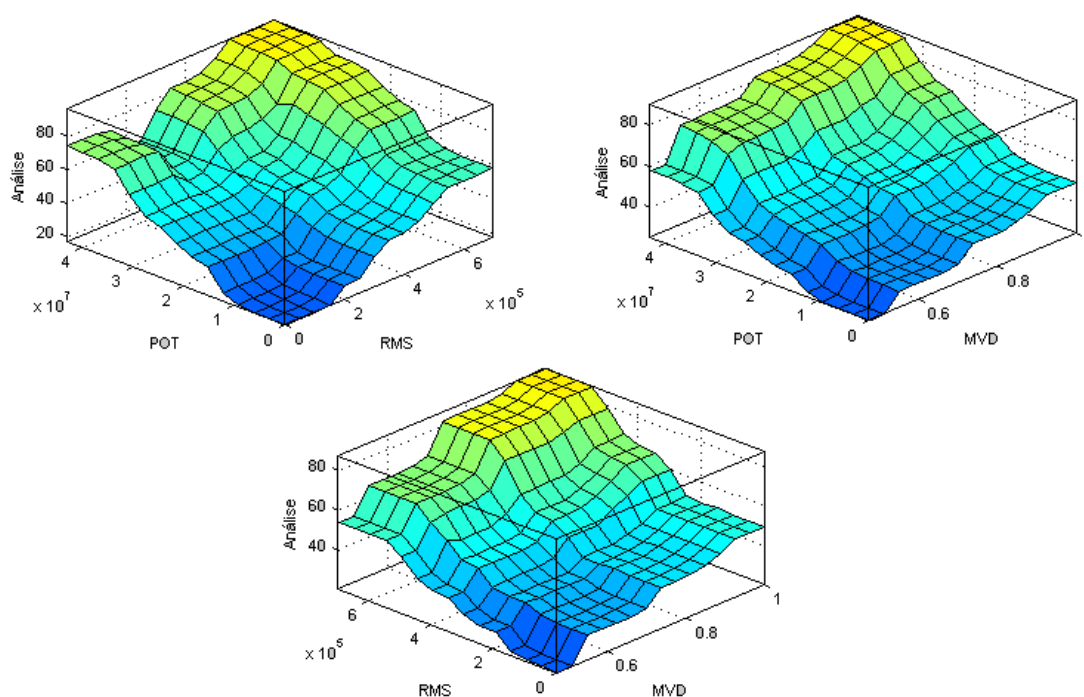


Figura 55 – Superfície 3D geradas pelas regras do terceiro modelo.

A simulação do terceiro modelo pode ser visualizada nas figuras 56-A e 56-B. Pode-se notar o grau de pertinência para cada nível de queima. A associação entre esses níveis resultará no valor numérico referente à porcentagem de queima. Com um alto valor de RMS, POT e MVD geram uma saída com a estimativa de 97% de queima da peça, resultando em dano total ao material retificado. Devido à quantidade de regras e sinais envolvidos na simulação, a figura 56 foi dividida em duas imagens para a melhor visualização.

A figura 56-A ilustra os dados de entrada referentes aos sinais de EA_{rms} e potência de corte. A figura 56-B representa a simulação do parâmetro MVD e o resultado da simulação.

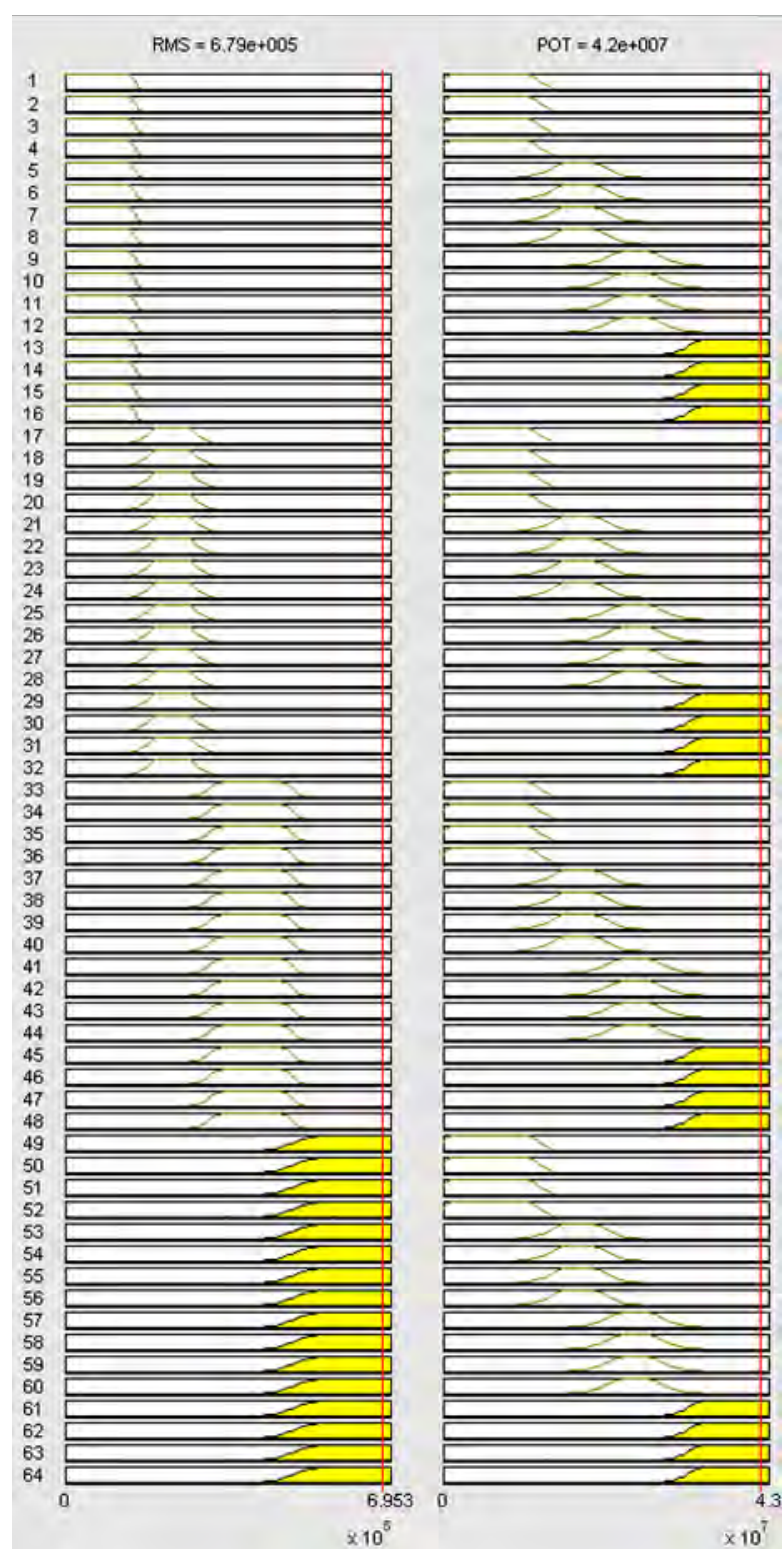


Figura 56-A – Simulação do terceiro modelo (sinais de EA e potência)

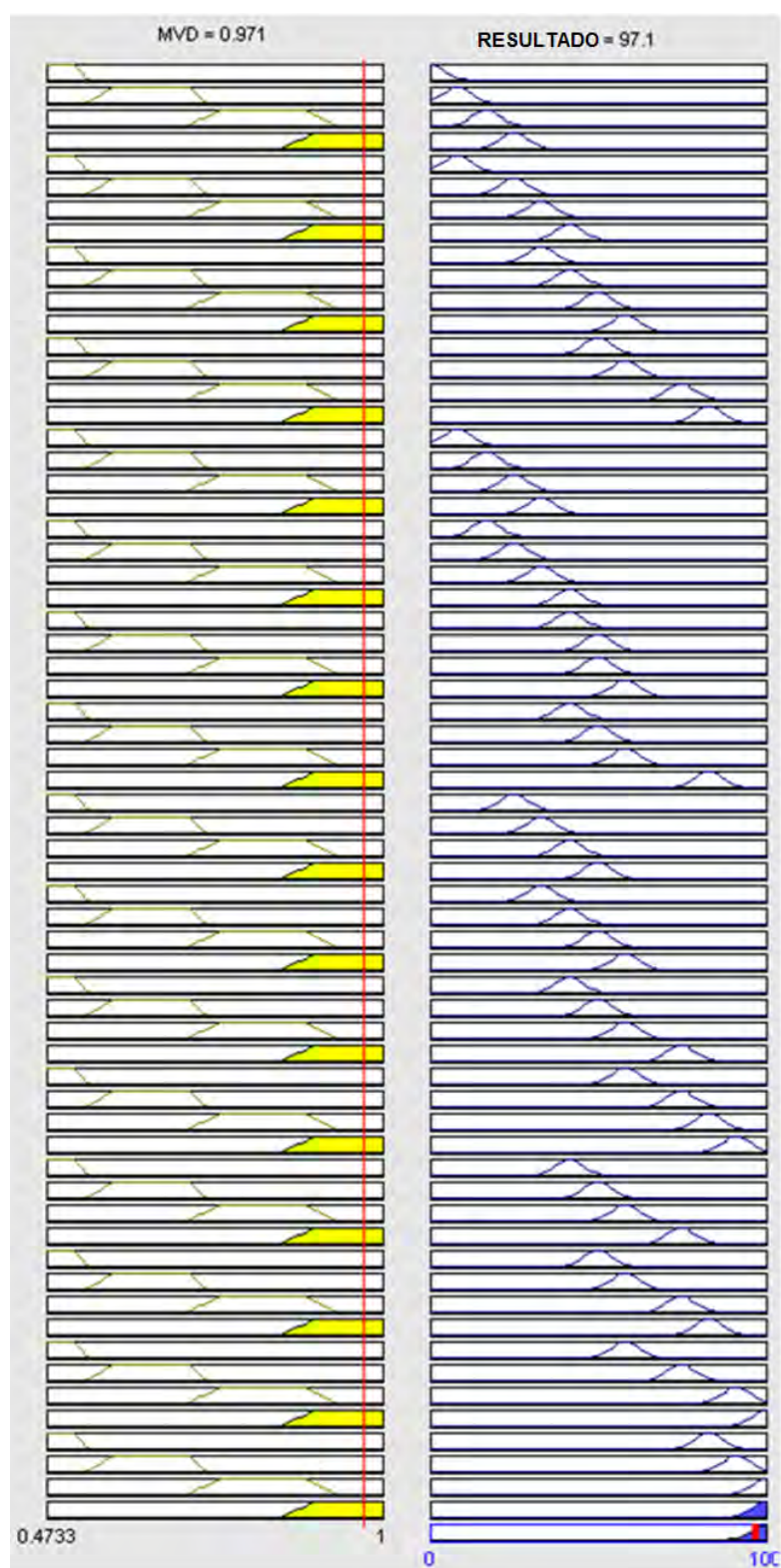


Figura 56-B – Simulação do terceiro modelo (parâmetro MVD e análise da queima).

4.4. Quarto modelo

O quarto modelo baseia-se nas três entradas utilizadas no terceiro modelo, com adição do parâmetro DPKS no sistema fuzzy. A diferença deste modelo para o anterior, além da adição de uma nova entrada, é também o novo sistema de regras. Suas regras são baseadas na combinação de todas as entradas.

O parâmetro DPKS foi adicionado ao sistema fuzzy devido ao seu comportamento em relação ao nível de queima. Quando os níveis de queima são sem queima ou queima leve, essa variável mostra que os níveis pouco diferem no resultado, porém quando esses níveis de queima se elevam para queima média e severa nota-se que o valor do parâmetro DPKS eleva-se em demasia, como visto na figura 58. A característica dessa entrada no sistema fuzzy é similar a um filtro, atenuando o valor da saída quando o nível de queima é baixo. Quando o nível de queima se eleva para queima média ou severa, essa atenuação desaparece. Essa característica foi importante para o sistema na discriminação do comportamento dos níveis de queima média e severa.

Esse modelo conta com um total de 256 regras já apresentadas na tabela 8, apresentando melhor discriminação da queima superficial da peça, de acordo com os sinais de entrada em relação aos parâmetros de saída. Devido à maior contribuição das variáveis utilizadas, esse modelo apresentou vantagem em relação aos modelos anteriores, principalmente quando o nível de queima é elevado. Essa característica é importante para o processo de retificação, onde existe a preocupação com o nível de queima da peça usinada. Nesse caso, o quarto modelo apontará para um nível de queima elevado ao menor sinal de elevação do parâmetro DPKS.

A figura 57 mostra as superfícies tridimensionais geradas pela base de regras do sistema em questão. Estas superfícies não apresentam as transições de níveis suavizadas como no primeiro modelo. Essa diferença é necessária, pois o parâmetro DPKS possui sua principal característica de atenuação quando os níveis de queima são baixos. Essa mudança brusca no nível ajuda a elevar o valor da porcentagem de queima rapidamente, caso o parâmetro DPKS aponte para um nível de queima de média à severa.

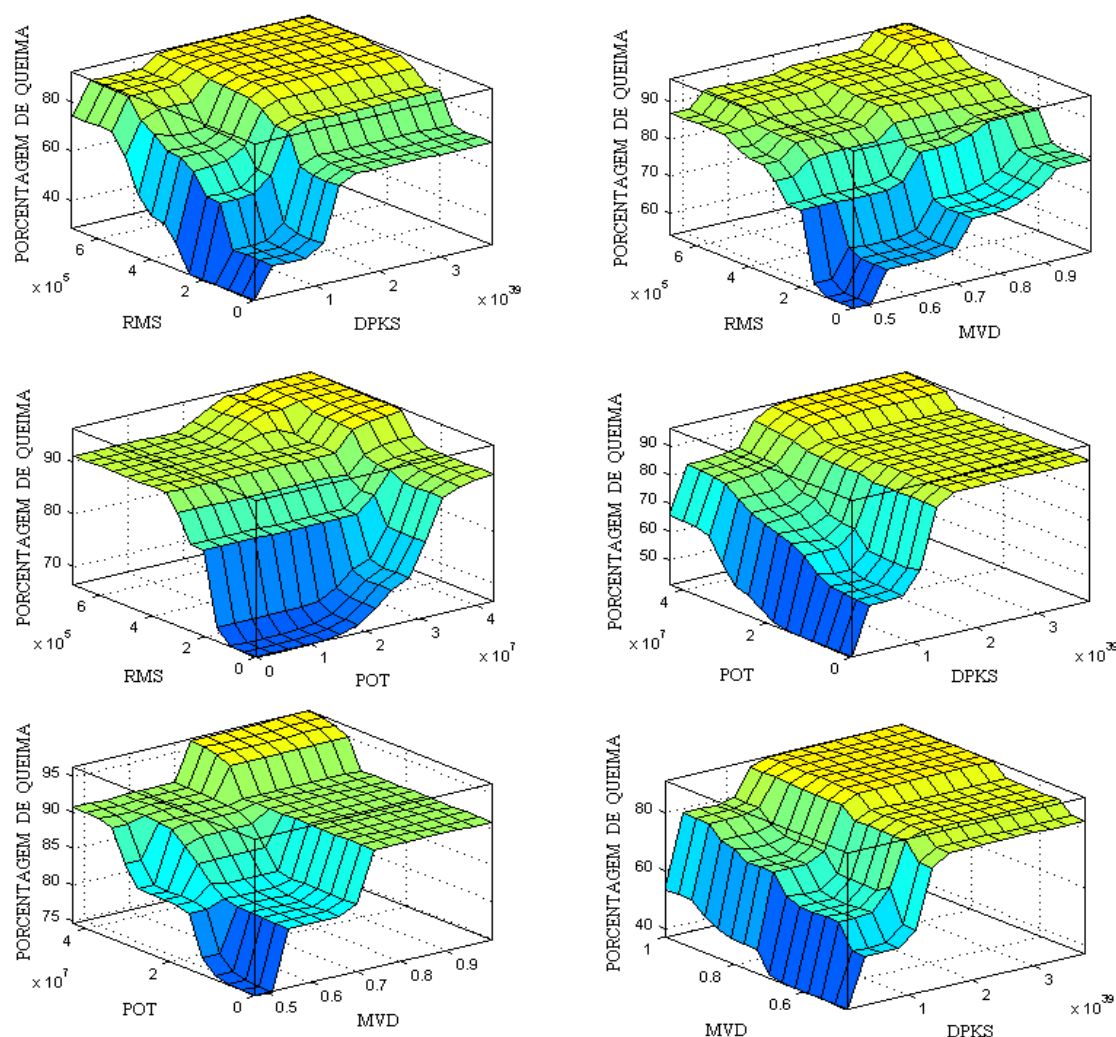


Figura 57 – Superfícies tridimensionais do modelo de quatro entradas

O quarto modelo foi simulado da mesma forma utilizada nos demais modelos. Com o software toolbox do MATLAB, foi possível simular os níveis de danos térmicos de uma peça a ser retificada. Quando foram atribuídos níveis baixos de queima, como queima leve o resultado da simulação apontou a porcentagem de queima de 25,1%, resultando como uma estimativa de queima leve da peça. Porém, quando foi elevado o valor do parâmetro DPKS para um valor no início da queima média e mantendo os outros parâmetros no nível de queima leve, o resultado da simulação aponta para um valor de 50% de dano térmico na peça.

Esse comportamento nos permite analisar que a variação instantânea do parâmetro DPKS influenciou drasticamente todo o sistema devido a sua característica sensível aos níveis de queima média e severa e as regras implementadas nesse sistema. Qualquer aumento na variação do nível leve para médio gera imediatamente uma alta variação da saída do sistema fuzzy. O resultado da simulação do quarto modelo é ilustrado pelas figuras 58A, 58B e 58C. A simulação do quarto modelo possui como entradas os parâmetros DPKS, MVD, e os sinais de EA_{RMS} e potência de corte configurado para o nível de queima leve. Como resultado a simulação do quarto modelo teve como índice de queima o valor de 25,1% resultando, portanto no nível de classificação de queima leve. A simulação utilizando o quarto modelo permite a obtenção de resultados mais precisos, pois esse modelo tem como característica a alta sensibilidade dos níveis de queima média e severa. Da mesma forma que as simulações anteriores, esse modelo utiliza uma barra indicadora em vermelho que representa o grau de queima de cada parâmetro utilizado na simulação. A variação dessa barra para cada um dos parâmetros que compõem esse modelo permite a obtenção de resultados validos para várias condições de corte.

De acordo com Gülser (2011), quando se trata de controle de qualidade de produtos, a mais antiga abordagem é de inspecionar todas as peças produzidas e descartar/reparar as unidades com defeitos. Utilizando sistemas inteligentes, a necessidade dessas atividades é reduzida, uma vez que esses sistemas utilizam técnicas onde as falhas são identificadas automaticamente.

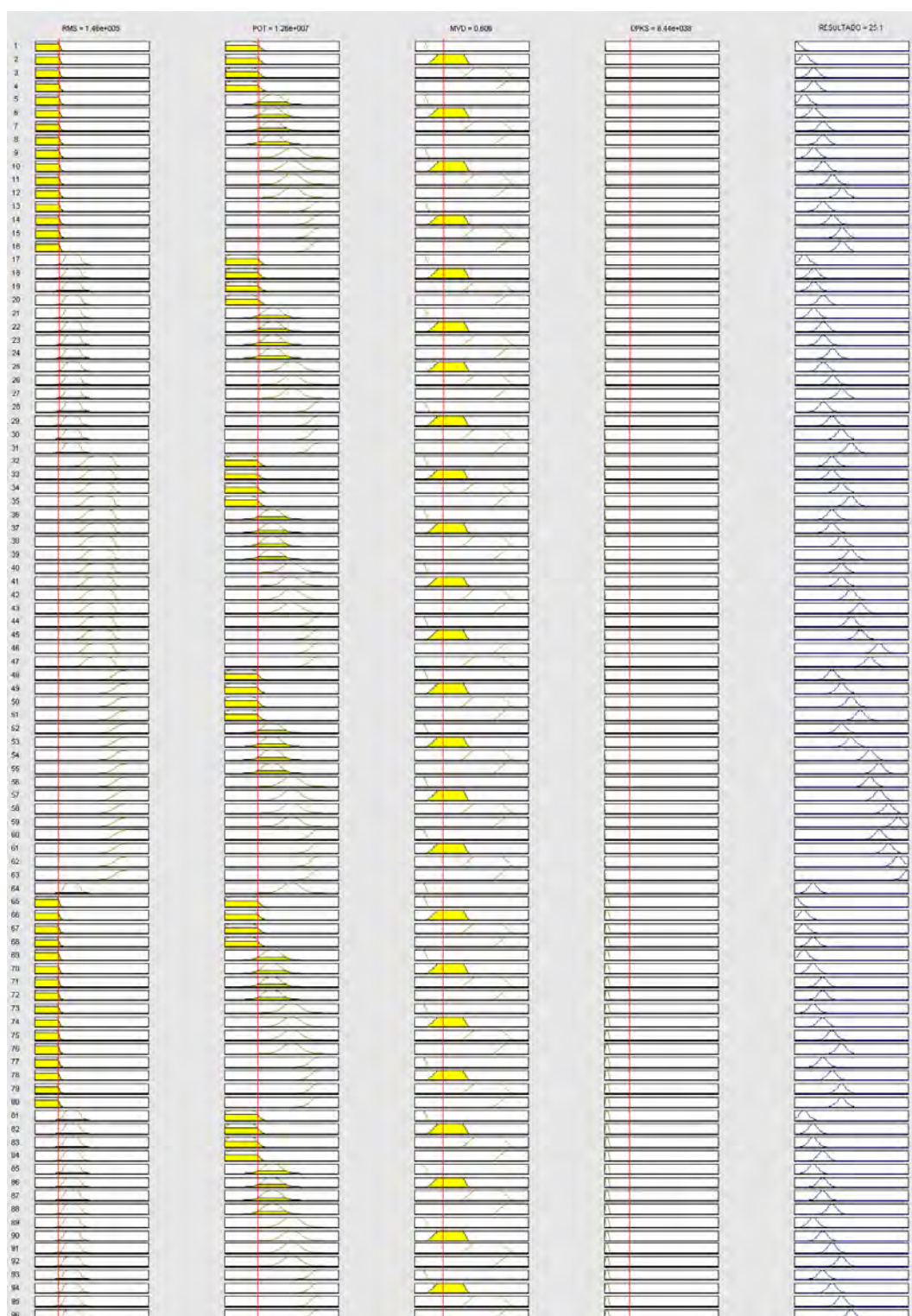


Figura 58a – Resultado da simulação do quarto modelo.

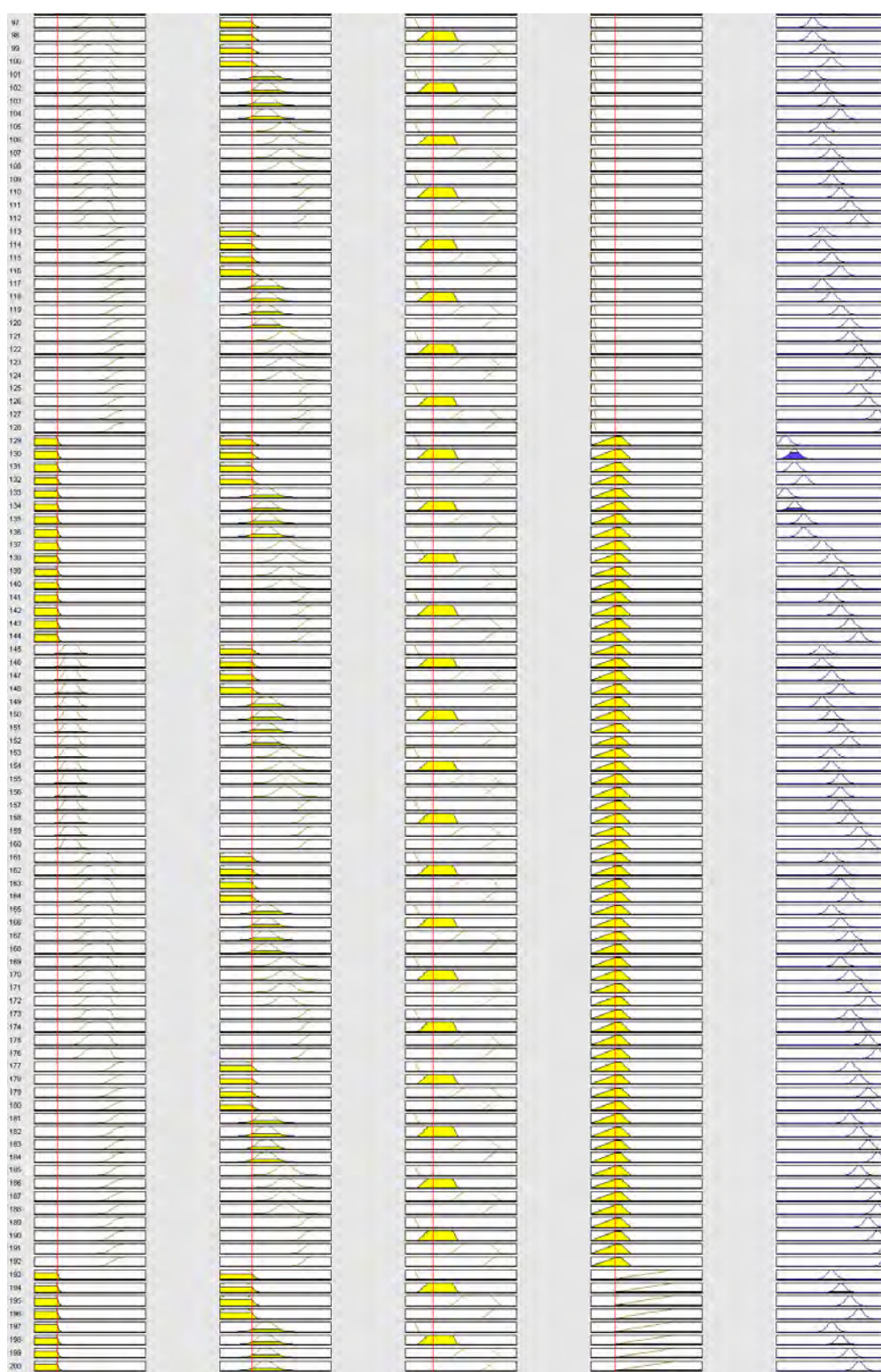


Figura 58b – Resultado da simulação do quarto modelo.

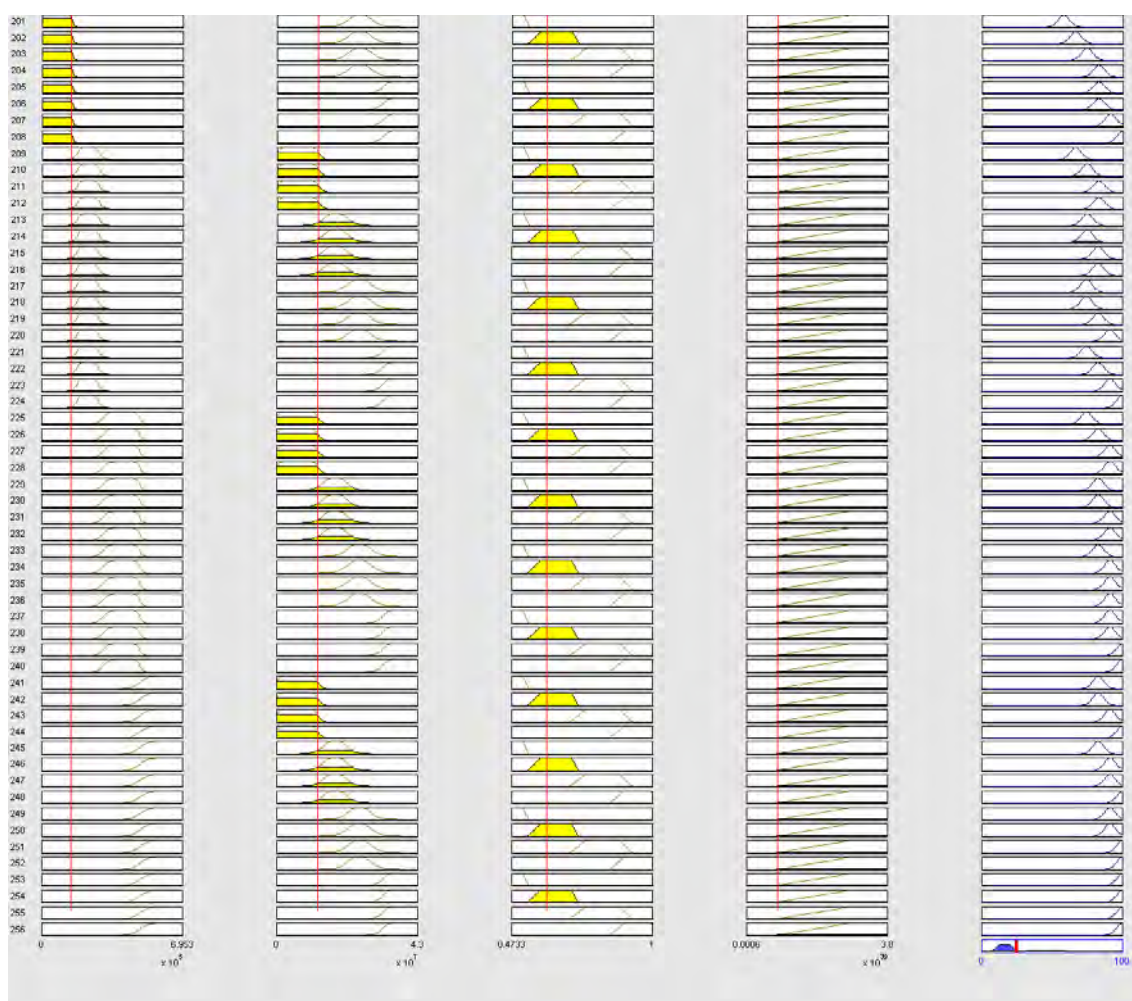


Figura 58c – Resultado da simulação do quarto modelo.

CAPÍTULO 5 CONCLUSÕES

Neste trabalho foram apresentados, de modo sucinto, os conceitos fundamentais de conjuntos fuzzy, introdução à lógica nebulosa e aos mecanismos de inferência fuzzy. Foram apresentados também quatro modelos fuzzy diferentes entre si. A variação e a ampliação para vários modelos servem para sua adaptação em várias circunstâncias.

Apesar das semelhanças com o trabalho publicado por Ali e Zhang (2004), onde são apresentadas várias condições pré-estabelecidas relacionadas ao tipo do rebolo, material da peça de trabalho e condições de corte, a principal diferença entre esses trabalhos é que Ali e Zhang (2004) não utilizou a análise de sinais para a detecção da queima em peças retificadas. O trabalho de Ali e Zhang (2004) consistia em 37 regras absolutas e oito regras relativas para a previsão do início da queima na retificação. No entanto esse trabalho propôs quatro modelos fuzzy baseados em sinais de emissão acústica, potência de corte, o desvio do valor médio (MVD) e o parâmetro DPKS para estimar a queima em várias situações (leve, média e severa). Os trabalhos têm abordagens diferentes e ambos contribuem para a otimização do processo de retificação.

O sistema de inferência fuzzy aqui abordado é do tipo inicialmente concebido por Zadeh e outros pesquisadores. Foram utilizados os sinais de EA_{RMS} e potência de corte, e os parâmetros MVD e DPKS, por serem as variáveis que tiveram o melhor comportamento nas simulações. Como resposta, obteve-se a estimativa da queima das peças retificadas. A partir da elaboração dos modelos, foram realizadas análises paramétricas, visando avaliar o grau do dano térmico causado na peça de trabalho. A partir dessas análises, verificou-se que o modelo fuzzy mostrou-se capaz de estimar com eficiência o grau de queima a partir da influência de cada uma das variáveis adotadas na elaboração do modelo, bem como a experiência de especialistas na elaboração das regras.

Os sinais de EA_{RMS} e potência de corte no monitoramento da retificação são parâmetros importantes, e empregados com sucesso nesse trabalho. Os resultados obtidos através das simulações já apresentadas foram substancialmente válidos e demonstram que a combinação desses sinais é um bom sistema de estimativa da queima, pois devido a análise utilizando a lógica fuzzy consegue-se inferir os vários níveis de queima causados em peças

retificadas. A imprecisão das informações sobre valores estatísticos de sinais, com emissão acústica e potência elétrica transformou-se em valores fiéis de estimação de queima. O parâmetro DPKS adicionado ao sistema fuzzy no quarto modelo revelou um alto grau de sucesso para a prevenção de queimas indesejáveis em peças submetidas ao processo de retificação.

A estimação da queima utilizando a lógica fuzzy acompanhou as variações ocorridas nos valores reais, tornando possível a utilização destes modelos numa ferramenta de análise do comportamento do sistema.

O monitoramento com sensores de emissão acústica e potência de corte com a análise de modelos utilizando lógica fuzzy resulta em uma ferramenta eficiente para estimação da queima de peças durante o processo de retificação tangencial plana.

Com base em todos os resultados apresentados neste trabalho pode-se notar que os modelos foram elaborados com o intuito de serem o mais abrangente possível. Os quatro modelos desenvolvidos utilizam o sistema de defuzzificação centro de gravidade. Esse método foi escolhido por ser mais completo e devido à boa adequação aos modelos propostos.

Os dois primeiros modelos diferem pela adição do parâmetro MVD inserido no segundo modelo visando minimizar a margem de erro. Esse modelo conta com 48 regras. O terceiro modelo, com 64 regras, diferencia-se do segundo pelo número de regras, uma vez que o mesmo utiliza-se das mesmas variáveis. A vantagem está na associação três a três, ou seja, todas as entradas influenciam no nível de estimação resultante. Ao quarto e último modelo, foi adicionado o parâmetro DPKS resultando em um total de 256 regras. Todas as entradas influenciam no resultado. Os modelos apresentam resultados satisfatórios, no entanto o quarto modelo obteve maior desempenho devido à entrada adicional do parâmetro DPKS. O parâmetro DPKS adicionado ao sistema fuzzy no quarto modelo revelou um alto grau de sucesso para a prevenção de queimas indesejáveis em peças a serem retificadas, devido a sua característica similar a um filtro. Esse parâmetro eleva demasiadamente a amplitude da variável, quando o nível de queima varia entre médio e severo. Por outro lado, quando temos um nível de queima baixo, a elevação dessa variável não ocorre. Dessa forma obtêm-se resultados confiáveis quando o nível da queima é maior que média à severa.

O software para a quantificação da queima desenvolvido por Dotto (2004) apresentou resultados similares ao dos modelos de estimação de queima, comprovando a sua eficácia. Mesmo com algumas pequenas diferenças, foi possível notar ótimos resultados na maioria dos casos estudados. Todos os modelos obtiveram resultados válidos.

Pode-se afirmar, portanto, que os modelos utilizando a lógica fuzzy oferecem resultados precisos evitando que alguma decisão precipitada seja tomada.

Os modelos propostos nesse trabalho são atraentes para as empresas que dependem do processo de retificação plana, bem como o engenheiro que gostaria de obter respostas rápidas para um controle inteligente em tempo real e / ou otimização de seus processos. No seu estado atual, os modelos são limitados para aço SAE 1020 e rebolo de óxido de alumínio, mas eles podem ser facilmente estendidos para outros tipos de aços e rebolos.

5.1. Sugestões para trabalhos futuros

- Classificação de queima on - line utilizando os modelos fuzzy deste trabalho, porém empregando outros tipos de aços e rebolos;
- Modelos fuzzy para classificação da queima utilizando microcontroladores ou microprocessadores;
- Desenvolvimento de modelos neuro-fuzzy para a classificação e/ou estimação da queima no processo de retificação;

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ADRIAENSSENS, V.; BAETS, B.D.; GOETHALS, P.L.M.; PAUW, N.D. Fuzzy rule-based models for decision support in eco system management. **Science of the Total Environment** 319, v. 319, Is 1-3, p. 1-12, 2004.

AGUIAR, P. R. ; WILLETT, P. ; WEBSTER, J. Acoustic Emission Applied to Detect Workpiece Burn During Grinding. In International Symposium on Acoustic Emission, 1998, Florida. **Proceedings of the International Symposium on Acoustic Emission**, STP 13. p. 107-124, 1998.

AGUIAR, P. R.; BAGAGLI, R. P.; BIANCHI, E. C. A integridade superficial da peça monitorada por emissão acústica e potência elétrica no processo de retificação. **8^{as} Jornadas Portuguesas de TRIBOLOGIA - Novos Desenvolvimentos da Tribologia: Análise Teórica e Aplicada em Processos Industriais**. Universidade de Aveiro, Portugal, 08 e 09 de maio de 2002. p. 245 - 249.

AGUIAR, P. R.; BIANCHI, E. C.; OLIVEIRA, J. F. G. A Method for Burning Detection in Grinding Process Using Acoustic Emission and Effective Electrical Power Signals. In: **CIRP Journal of Manufacturing Systems**. Paris, v.31, n.3, p.253 - 257, 2002.

AGUIAR, P. R. **Controle Automático de Danos Térmicos na Usinagem por Abrasão através do Processamento de Sinais de Emissão Acústica e Potência Elétrica**. Tese de Livre-docência, UNESP, Bauru, 2003, 204p.

AGUIAR P. R.; OLIVEIRA, J. F. G.; BIANCHI, E. C. Production Grinding Burn Detection Using Acoustic Emission and Electric Power Signals. **Abrasives Magazine**, January 1999, p. 16-24.

ALI, Y. M. & ZHANG, L. C. Surface Roughness Prediction of Ground Components using a Fuzzy Logic Approach. **Journal of Materials Processing Technology**, v. 89-90, p. 561-568, 1999.

ALI, Y. M. & ZHANG, L. C. A fuzzy Model for Predicting Burns in Surface Grinding of Steel. **International Journal of Machine Tools & Manufacture**, v. 44, p. 563-571, 2004.

ALVES, M .C. S.; BIANCHI, E. C.; AGUIAR, P. R. Influência da lubrificação na qualidade superficial de metais retificados. **Rem: Rev. Esc. Minas** v.64 no.4 Ouro Preto Oct./Dec. 2011.

ALVES, S. M. **Adequação ambiental do processo de retificação através de um novo conceito de fluidos de corte**. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) ± Escola de Engenharia de São Carlos ± Universidade de São Paulo, São Carlos, 2005.

AMENDOLA, M.; SOUZA, A. L. E BARROS, L. C. **Manual do uso da teoria dos conjuntos fuzzy no MATLAB 6.5**. Versão 2005 do manual apresentado no Ciclo de Palestras / 2004, realizado na FEAGRI/UNICAMP. http://www.ime.unicamp.br/~laeciocb/manual_fuzzy_matlab.pdf, 2008.

ANDRADE, M; JACQUES, M. A. P. Estudo comparativo de controladores de Mamdani e Sugeno para controle de tráfego em interseções isoladas. **Transportes**, v. XVI, n. 2, p. 24-31, dezembro 2008

ARAUJO, J. B. **Desenvolvimento de método de avaliação de desempenho de processos de manufatura considerando parâmetros de sustentabilidade**. Tese apresentada para a obtenção do título de Doutor em Engenharia de Produção, USP São Carlos, 2010.

AZADEGAN, A.; POROBIC, L, GHAZINOORY, S.; SAMOUEI, P, KHEIRKHAH, A. S. Fuzzy logic in manufacturing: A review of literature and a specialized application. **Int. J. Production Economics** 132, 258–270, 2011.

AZADEH, M. A.; ANVARI, M.; & IZADBAKHS, H. An integrated FDEA-PCA method as decision making model and computer simulation for system optimization. **In Proceedings of the 2007 summer computer simulation conference** , p. 609–616, 2007.

BACKER, E. **Computer Assisted Reasoning in Cluster Analysis**. Prentice Hall, New York, 1995.

BADAMI, V. V.; & STEPHANOU, H. Fuzzy logic-based supervisory control of household appliances. **In Proceedings of the sixth IEEE international conference on fuzzy systems**, V. 1 (1–5), p. 213–218, 1997.

BADGER, J. A.; TORRANCE, A. Understanding the causes of grinding burn helps alleviate the problem, **Cutting Tool Engineering Magazine**, December 2000, USA.

BADGER, J. Factors affecting wheel collapse in grinding. **CIRP Annals - Manufacturing Technology**, V. 58 p. 307–310, 2009.

BARADIE, M.A.E. Cutting fluids: part I. Characterisation. **Journal of Materials Processing Technology**, Irlanda, 786-797, 1996.

BAS, K. & ERKMEN, A. M. Fuzzy preshape and reshape control of Anthrobot-III 5-fingered robot hand. **Proceedings of the International Conference on Recent Advances in Mechatronics**, Istanbul, Turkey, August, 1995, p. 673-677.

BIANCHI, E. C. **Ação das condições de dressagem na retificação de precisão**. 1990. 116f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) - Escola de Engenharia de São Carlos, USP, São Carlos, 1990.

BIANCHI, E. C.; SANCHES, L. E. A.; FERNANDES, O. C.; MOGAMI, O.; SILVA, JR, C. E.; AGUIAR, P. R. Análise do comportamento de rebolos convencionais na retificação de aços dúcteis. In: **IV Congresso Norte Nordeste de Engenharia Mecânica**, Recife, p. 387-392, jun. 1996.

BIANCHI, E. C. Estudo da Influência da Pressão e Vazão do Fluido de Corte no Processo de Retificação. **Revista de Ciência & Tecnologia** • V. 8, Nº 18 – p. 79-85, 2001.

BIGAND, A.; GOUREAU, P. KALEMLARIAN, J. Fuzzy control of a welding process. **Proceedings of IMACS International Symposium on Signal Processing, Robotics and Neural Networks 9SPRANN '94**, Villeneuve d'Ascq, France, April, 1994, p. 379-342.

BISHOP, R. H. **Mecatronics Handbook**. CRC PRESS, Texas, capítulo 32, 2002.

BIYIKOGLU, A.; AKCAYOL, M.A.; ÖZDEMİR, V.; SIVRIOGLU, M. Temperature prediction in a coal fired boiler with a fixed bed by fuzzy logic based on numerical solution. **Energy Conversion and Management** 46 (1), 151–166, 2005.

BLUM, T.; INASAKI, I. A Study on Acoustic Emission from Orthogonal Cutting Process. **Journal of Engineering for Industry**, V. 112, August, p. 203, 1990.

BORGES, V. R. P. **Comparação entre as Técnicas de Agrupamento K-Means e Fuzzy C-Means para Segmentação de Imagens Coloridas**. ENACOMP, 2010

BRINKSMEIER, E.; AURICH J.C.; GOVEKAR, E.; HEINZEL, C.; HOFFMEISTER H.W.; KLOCKE, F.; PETERS, J.; RENTCH, R.; STEPENSON, D.J.; UHLMANN, E.; WEINERT, K.; WITTMAN, M. Advances in Modeling and Simulation of Grinding Process. **CIRP Annals - Manufacturing Technology**, v. 55, No 2º, p 667-696, 2006.

CAMERON, A.; WARKENTIN, R. B. An investigation of the effects of wheel cleaning parameters in creep-feed grinding. **International Journal of Machine Tools & Manufacture**, V. 50, p. 126-130, 2009, 2010.

CATAI, E. R.; BIANCHI, E. C.; SILVA, L. R.; AGUIAR, P. R.; CATAI, D. Estudo dos Métodos Otimizados de Aplicação de Fluidos de Corte no Processo de Retificação. **Revista de Ciência & Tecnologia** • V. 11, Nº 22 – p. 7-18, 2003.

CHAU, K.W. A review on integration of artificial intelligence into water quality modelling. **Marine Pollution Bulletin** 52 (7), 726–733, 2006.

CHEN, B.; WILLETT, P.; STREIT, R. **Transient detection using a homogeneity test**. In: Proceedings of 1999 ICASSP, Phoenix, AZ, no. 1715, IEEE, 1999.

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**, p. 899-906, 2010.

CHEN, X., ROWE, W. B., ALLANSON, D. R., MILLS, B. A Grinding Power Model for Selection of Dressing and Grinding Conditions. **Journal of Manufacturing Science and Engineering**, 1999, v. 121, Issue 4, 632-637.

DESA, O.; BAHADUR, S. **Material removal and subsurface damage studies in dry and lubricated single-point scratch tests on alumina and silicon nitride**. Wear, V. 2, p. 1264–1275, 1999.

DINIZ, A. E.; CUPINI, N. L.; VILELLA, R. C. **Monitoramento do processo de usinagem por emissão acústica**. In: XI Congresso Brasileiro de Engenharia Mecânica, São Paulo, dez. 1991.

DOLINSEK, S.; KOPAC, J. **Acoustic Emission Signals for Tool Wear Identification**, Wear, 225-229, p. 295-303, 1999.

DORNFELD, D. A. **Application of acoustic emission techniques in manufacturing**, In: NDT International, v. 25, n. 6, p. 259-269, 1992.

DORNFELD, D.A. Monitoring of the Cutting Process by Means of AE Sensor, **3rd International Machine Tool Engineering Conference**, 1988.

DOTTO, F. R. L. 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.

DOTTO, F. R. L. **Sistema de Detecção Automática On-Line de Danos Térmicos no Processo de Retificação com Monitoramento Via Internet**, Dissertação (Mestrado em Engenharia Industrial) - Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho, 2004, 220 f. Orientador: Paulo Roberto de Aguiar.

DURGUMAHANTI, U. S. P.; SINGH, P.V.; RAO, V. A New Model for Grinding Force Prediction and Analysis. **International Journal of Machine Tools & Manufacture**, Is 50, p 231–24, 2010.

FATHIMA, K., SCHINHAERL, M.; GEISS, A.; RASCHER, R.; SPERBER, P. A knowledge based feed-back control system for precision ELID grinding. **Precision Engineering**, 34 (1), p. 124-132, 2010.

FRATILA, D.; CAIZAR, C. Application of Taguchi method to selection of optimal lubrication and cutting conditions in face milling of AlMg3. **Journal of Cleaner Production**, v.19, p.640–645, 2011.

GÂMBARO, L.; S. **Proposta de otimização de processos de fabricação de peças cilíndricas por meio da têmpera por retificação.** Dissertação apresentada ao curso de Mestrado em Engenharia de Produção como requisito parcial para obtenção do Título de Mestre em Engenharia de Produção, 106f, 2006.

GATES, J.D.; DARGUSCH, M.S.; WALSH, J.J.; FIELD, S.L.; HERMAND, M.J.P.; DELAUP, B.G.; SAAD, J.R. **Effect of abrasive mineral on alloy performance in the ball mill abrasion test.** *Wear* 265 (5–6), 865–870, 2008.

GE, P. Q.; LIU, W. P.; LIU, Z. C.; LU, C. H.; LI, J. F. Fuzzy clustering analysis of the grinding burn damage level of a workpiece surface layer. **Journal of Materials Processing Technology**, 129, 373-376, 2002.

GE, P.Q.; LI, J.F.; LU, C.H. AND LIU, Z.C. Performance evaluation and action mechanism analysis of extreme pressure additives used for oil-based cutting fluids. **Key Engineering Materials**, V. 250, p. 281–286, 2003.

GOMIDE, F.A.C.; GUDWIN, R. R. Modelagem, controle, sistemas e lógica fuzzy. **SBA Controle & Automação**, Campinas, v.4, n.3, p.97-115, 1994.

GÜLSER K, BATMAZ, I.; TESTIK, M. C. A review of data mining applications for quality improvement in manufacturing industry. **Expert Systems with Applications**, ed. 38, p 13448–13467, 2011.

HENSMAN, J.; WORDEN, K.; EATON, M.; PULLIN, R.; HOLFORD, K.; EVANS, S. Spatial scanning for anomaly detection in acoustic emission testing of an aerospace structure. **Mechanical Systems and Signal Processing** ed 25, p 2462–2474, 2011.

HOOSHMAND, R.; BANEJAD, M. **Application of fuzzy logic in fault diagnosis in transformers using dissolved gas based on different standards.** In: Proceedings of World academy of science, engineering and technology, V. 17, p. 151–161, 2006.

DEIAB, I.; ASSALEH, K.; HAMMADA, F. **On modeling of tool wear using sensor fusion and polynomial classifiers.** *Mechanical Systems and Signal Processing* 23, 1719–1729, 2009.

INASAKI, I. Sensor Fusion for Monitoring and Controlling Grinding Processes. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, p. 730-736, 1999.

JACQUES, M. A. P.; PURSULA, M.; NITTYMAKI, J.; E KOSONEM, I. (2002A) **The Impact of Different Approximate Reasoning Methods on Fuzzy Signal Controllers.** *Anais do 13th Mini-Euroconference*, 10 a 13 de Junho de 2002, Bari – Itália, p.184 – 192.

JACQUES, M. A. P.; PURSULA, M.; NITTYMAKI, J.; E KOSONEM, I. (2002B) **Analysis of Different Defuzzyfication Methods Applied to Fuzzy Signal Controller.**

In: XII Congresso Panamericano de DE Ingeniera de Transito y Transport.; Quito – Ecuador. Avances en Ingeniería de Tránsito e Transporte.

JAIN, A. K. & DUBES, R. C. **Algorithms for Clustering Data**. Prentice-Hall, 1988.

JEREMIAH A. COUEY, ERIC R. MARSHA, BYRON R. KNAPP, R. RYAN VALLANCE. **Monitoring force in precision cylindrical grinding**. 21 Reber Building, University Park, PA16802, USA - Precision Engineering 29, 307–314, 2005.

K. WEGENER, H.-W. HOFFMEISTER, B. KARPUSCHEWSKI, F. KUSTER, W.-C. HAHMANN, M. RABIEY. **Conditioning and monitoring of grinding wheels**. CIRP Annals - Manufacturing Technology 60, 757–777, 2011.

KAPITANOVA, K.; SANG H. S, KANG, K. **Using fuzzy logic for robust event detection in wireless sensor networks**. Ad Hoc Networks, doi:10.1016/j.adhoc.2011.06.008 2011.

KARPUSCHEWSKI, M. W. & INASAKI I. **Grinding monitoring system based on power and acoustic emission sensor**. Proceedings of the 50th CIRP General Assembly Conference, p. 235-240, 2000.

KHRAIS, S.; AL-HAWARI, T.; AL-ARAIHAH, O. **A fuzzy logic application for selecting layered manufacturing techniques**. Expert Systems with Applications, v 38, Issue 8, p 10286-10291, 2011.

KIM, H. Y.; KIM, S. R.; AHN, J. H. Prossess monitoring of centerless grinding using acoustic emission. **Journal of Material Processing Tecnology**, V. 111, p. 273-278, 2001.

KING, R. I.; HAHN, R. S. **Handbook of modern technology**. New York, Chapman and Hall, 1986.

KÖNIG, W.; KNOP, M. **Retificação: métodos para prever o comportamento do processo**. Tradução: Norberto de Paula Lima, Adaptação: Alexandre T. Simon, Revista Máquinas e Metais, Fevereiro, p. 48-62, 1991.

KOR, M.; ABKHOSHK, E.; TAO, D.; CHEN, G. L.; MODARRES, H. **Modeling and optimization of high chromium alloy wear in phosphate laboratory grinding mill with fuzzy logic and particle swarm optimization technique**. Minerals Engineering, 2010.

KOSKO, B. **Fuzzy Thinking, The new science of fuzzy logic**. Hammersmith: Flamingo, 1994.

KOSKO, B. **Fuzzy Engineering**. University of Southern California, Prentice Hall, Califórnia, 1997.

KWAK, J. S. AND SONG, J. B. Trouble diagnosis of the grinding process by using acoustic emission signals. **International Journal of Machine Tools & Manufacture**, v. 41, p 899–913, 2001.

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

KWAK, J. S., SUNG, J. B., JEONG, Y. D. An analysis of grinding power and surface roughness in external cylindrical grinding of hardened SCM440 steel using the response surface method, **International Journal of Machine Tools & Manufacture** 46 (2006) 304–312

LAU, H. C. W.; CHENG, E. N. M.; LEE, C. K. M.; & HO, G. T. S. **A fuzzy logic approach to forecast energy consumption change in a manufacturing system.** Expert Systems with Applications, 34(3), p 1813–1824, 2007.

LEE, C. C. **Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller Part II.** IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, V. 20, No. 2, March/April 1990, p. 419 – 435.

LEE, HO JAE, PARK, JIN BAE E JOO, YOUNG HOON. **Fuzzy Model Identification using a Hybrid mGA Scheme with Application to Chaotic System Modeling.** Integration of Fuzzy Logic and Chaos Theory, págs. 81–97, 2006.

LEUNG, R. W. K.; LAU, H. C. W.; & KWONG, C. K. **On a responsive replenishment system: A fuzzy logic approach.** Expert Systems, 20(1), p 20–32, 2003.

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

LIAO, W. T. **Feature extraction and selection from acoustic emission signals with an application in grinding wheel condition monitoring.** Engineering Applications of Artificial Intelligence, v. 23, Issue 1, February 2010, Pages 74-84.

LIAO, W. T.; & CHEN, L. J. A neural network approach for grinding processes: modelling and optimization. **International Journal of Machine, Tools and Manufacturing**, 34(7), 919–937, 1994.

LIN, W. W. K.; WONG, A. K. Y.; & DILLON, T. S. **A novel fuzzy logic controller (FLC) for shortening the TCP channel roundtrip time by eliminating user buffer overflow adaptively.** In Proceedings of the 28th Australasian conference on computer science, V. 38, p. 29–37, 2005.

LINKE N. B.; KLOCKE, F. Temperatures and wear mechanisms in dressing of vitrified bonded grinding wheels. **International Journal of Machine Tools & Manufacture** v. 50, 552–558, 2010.

LIU, Q.; CHEN, X.; GINDY, N. Fuzzy pattern recognition of AE signals for grinding burn. **International Journal of Machine Tools & Manufacture**, v. 45, p. 811-818, 2005.

MACHADO, A. R.; DINIZ, A. E. **Vantagens e desvantagens do uso de fluidos de corte**. Revista Máquinas & Metais, 419: 134-151, 2000.

MALKING, S. **Grinding technology: theory and applications of machining abrasives**. Ellis-Horwood, Chichester, 1989.

MAMDANI, E. H. **Applications of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant**. Proc. IEEE 121, v. 12, p. 1585-1588, 1973.

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

MARKOWSKI, A. S.; MANNAN, M. S.; BIGOSZEWSKA, A. Fuzzy logic for process safety analysis. **Journal of Loss Prevention in the Process Industries**. v. 22, p 695–702, 2009.

MATSUMOTO, H. E DINIZ, A.E. **Torneamento de Aço Endurecido Monitorado por Emissão Acústica e Corrente do Motor**. In: 14^a COBEM, Congresso Brasileiro de Engenharia Mecânica, Bauru, SP, Brasil, 1997.

MONICI, R. D.; BIANCHI, E. C.; CATAI, R. E.; AGUIAR, P. R. Analysis of the different forms of application and types of cutting fluid used in plunge cylindrical grinding using conventional and superabrasives CBN grinding wheels. **International Journal of Machine Tools & Manufacture: Design, Research and Application**. V. 46, p.122-131, 2006.

MONTEIRO, R. D. V. **Uma proposta de aprendizagem interativa da lógica utilizando simuladores artificiais inteligentes**. dissertação de Mestrado UFSC, 2002

MONTEIRO & SILVA, A. B.; PORTUGAL, M. S.; CECHIN, A. L. **Redes Neurais Artificiais e Análise de Sensibilidade: Uma Aplicação à Demanda de Importações Brasileira**. Revecap v. 5 n. 4, 2001.

NANDI, A. K.; DAVIM, J. P. **A study of drilling performances with minimum quantity of lubricant using fuzzy logic rules**. Mechatronics 19 (2009) p. 218–232.

NETO, L. B. **Sistemas Fuzzy**. Apostila do Curso de Inteligência Computacional, UERJ, Rio de Janeiro, 2005.

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

NOBRE, G. C. **Lógica Fuzzy no impacto da usabilidade de websites na relação das empresas de varejo eletrônico com seus clientes: o caso Blockbuster**.

NUTTALL A. H. **Performance of power-law processors with normalization for random signals of unknown structure**. In: NUWC-NPT Technical Report 10,760, Naval Undersea Warfare Center, Division Newport, Rhode Island, USA, 1997.

ODEJOBI, A. O.; OWOLARAFE, O. K. Computer simulation of fuzzy control system for Gari fermentation plant. **Journal of Food Engineering**, v. 68, p 197–207, 2005.

ODEJOBI, O. A. Computational modeling of systems engineering: A case study of the cassava processing plant. **Journal of Computer Science & Its Applications**, v. 14(2), p 1–9, 2007.

OLAJUBU, E. A.; AJAYI, O. A.; ADEROUNMU, G. A. **A fuzzy logic based multi-agents controller**. Expert Systems with Applications 38, p 4860–4865, 2011.

OLIVEIRA, D.G, GUERMANDI, L. G.; PEREIRA, M. G.; BIANCHI, E. C.; DINIZ, A. E.; AGUIAR, P. R. **Aprimoramento das condições de Lubri-Refrigeração na Retificação de Aços Endurecidos**. 6º Congresso Brasileiro de Engenharia de Fabricação, 11 a 15 de Abril de 2011, Caxias do Sul, RS, Brasil.

OLIVEIRA, J.F.G.; BOTTENE, A.C.; FRANC, T. V. **A novel dressing technique for texturing of ground surfaces**. CIRP Annals - Manufacturing Technology 59 (2010) 361–364, p. c073-c090, 19 de julho, 1999 - ITA, São José dos Campos – SP.

OLIVEIRA, J.F.G., VALENTE, C.M.O, 2004. **Fast Grinding Process Control with AE Modulated Power Signals**. CIPR Annals: Manufacturing Technology. v. 53, Issue 1, 267-270.

ONO, Y.; UCHIYAMA, H.; & POTTER, W. **A mobile robot for corridor navigation: a multi-agent approach**. In Proceedings of the 42nd annual southeast regional conference, p. 379–384, 2004

PADILHA. P. C. C. **Desenvolvimento de uma Metodologia de Sintonia de Controladores “FUZZY” Utilizando Redes Neurais. Aplicações em Processos Petroquímicos**. Dissertação de mestrado apresentada ao Curso de Mestrado em Engenharia Elétrica do Instituto Militar de Engenharia, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências em Engenharia Elétrica, 2001.

PAGLIOSA, A. L. **Obtenção das funções de pertinência de um sistema neurofuzzy modificado pela rede de kohonen**. Dissertação de mestrado apresentada ao Curso de Mestrado, UDESC, 2003.

PAULA, W. C. F. **Análise de superfícies de peças retificadas com o uso de redes neurais artificiais.** Tese (Mestrado em Ciências e Tecnologia dos Materiais) Universidade Estadual Paulista, Bauru, 2007.

PEDRYCZ, W. E GOMIDE, F. **An Introduction to Fuzzy Sets: Analysis and Design.** Massachusetts Institute of Technology. 1998.

PHAM, D.T. AND PHAM, P.T.N. Artificial Intelligence in Engineering. **International Journal of Machine Tools & Manufacture**, v. 39, p. 937-949, 1999.

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.

RIBEIRO, M. P. **CAMIN – Cadeira móvel inteligente: Um sistema de navegação utilizando uma adaptação do método dos campos potenciais artificiais.** Dissertação de Mestrado apresentada ao Curso de Mestrado em Sistema e Computação do Instituto Militar de Engenharia, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências em Sistema e Computação, IME, 2007.

RUNGE, P.R.F.; DUARTE, G. N. **Lubrificantes nas Indústrias – produção, manutenção e controle.** Cotia: Triboconcept Edições Técnicas, 1990.

SADEGHI, Y. M.; MUKUNDAN, H.; DAHL, J.M.; HOVER, F. S.; TRIANTAFYLLOU. M. S. The Effect of Higher Harmonic Forces on Fatigue Life of Marine Risers. **Journal of Sound and Vibration**, 2009.

SAMHOURI, M.; SURGENOR, B. **Surface Roughness in Grinding: Off-line Identification with an Adaptive Neuro-fuzzy Inference System.** Transactions of North American Manufacturing Research Institute (NAMRI), V. 33, p. 525-532, 2005.

SAMMA, A. S. B. E SALAM, R. A. **Adaptation of k-means algorithm for image segmentation.** In Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology, p 58–62, 2009.

SANCHEZ, J.A.; POMBO, I.; ALBERDI, R.; IZQUIERDO, B.; ORTEGA, N.; PLAZA, S.; MARTINEZ TOLEDANO, J. Machining evaluation of a hybrid MQL-CO2 grinding technology. **Journal of Cleaner Production**, v. 18, p. 1840 – 1849, 2010.

SANDRI, S.; CORREA, C. **Lógica Nebulosa.** V Escola de Redes Neurais, S. Jose dos Campos, SP, Brasil, 1999.

SANTOS, D. B. L. M. **Procedimento para a Construção dos Conjuntos Fuzzy utilizados em Controladores Semafóricos.** Dissertação de Mestrado, Publicação TU.DM 006A/03, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 2003.

SANTOS, G. Q. **Aplicação de uma metodologia de lógica fuzzy à gestão de estoques: um estudo de caso em uma instituição pública.** Dissertação apresentada para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica na Área de Concentração em Processos Industriais do Programa de Pós-graduação *Strictu Sensu* em Engenharia Elétrica do Instituto Tecnológico da Universidade Federal do Pará – ITEC – UFPA, 2011

SANTOS, M.; CARVALHO, E. L. M.; MACHADO, M. F. PICCIININI, M. S. **A indústria Brasileira de máquinas-ferramenta.** BNDES Setorial, Rio de Janeiro, n. 26, p. 81-100, 2007.

SATO-ILIC, M. E JAIN, L. C. **Evaluation of fuzzy clustering.** *Inovations on Fuzzy.*

SHAW, I. S. & SIMÕES, M. G. **Controle e modelagem fuzzy.** São Paulo: Ed. Edgard Blücher, 1999.

SHAW, I. S. **Controle e Modelagem Fuzzy.** Edgard Blücher, 2004

SHAW, I. S.; E SIMÕES, M. G. **Controle e Modelagem Fuzzy.** São Paulo: Edgard Blücher, 2001.

SHAW, M. C. **Principles of Abrasive Processing.** Clarendon Press, Oxford, 1996.

SHIN, Y. C. AND VISHNUPAD, P. Neuro-fuzzy control of complex manufacturing processes. **International Journal of Production Research**, v. 34, p. 3291-3309, 1996.

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

SILLIMAN, J.D. **Cutting and Grinding Fluids: selection and application.** 2 ed. Dearborn, Michigan: SME, 1992.

SILVA, F. V. **Comparação do desempenho de um sistema de refrigeração para resfriamento de líquido, controlado a diferentes modos de controle.** Tese de Doutorado em Engenharia de Alimentos, Unicamp, 2003.

SILVA, R. H. SILVA, M. B. DUARTE, M. A. V.; COSTA, G. M.; BORGES, A. S. **Aplicação de rede neural artificial para monitoramento do desgaste de ferramentas utilizando sinal de emissão acústica e potência de corte.** 6º Congresso Brasileiro de engenharia de Fabricação, 11 a 15 de abril de 2011 – Caxias do Sul – RS - Brasil

SINOT, O.; CHEVRIER, P.; PADILLA, P. Experimental simulation of the efficiency of high speed grinding wheel cleaning. **International Journal of Machine Tools & Manufacture** v. 46, p. 170–175, 2006.

SOLIMAN, A. A.; & RIZZONI, G. R. **The application of fuzzy logic to the diagnosis of automotive systems**. 1997. Available at: <http://www.sae.org/technical/papers/97020>

SOUZA, A. G. O. ; THOMAZELLA, I. H.; BOUJU, M. ; AGUIAR, P. R. ; BIANCHI, E. C. **Estudo da influência do fluido de corte no sinal de emissão acústica durante a operação de dressagem no processo de retificação**. In: XV Simpósio de Engenharia de Produção (XV SIMPEP), 2008, Bauru. XV Simpósio de Engenharia de Produção (XV SIMPEP), 2008. v. 2. p. 2-12.

SUGENO, M. **An introductory survey of fuzzy control**. Information Sciences 36, p. 59-83, 1983.

SUMIT, G.; QUTAIBA, R. H.; JERRY, S.; & AIVARS, C. **A survey of recent advances in fuzzy logic in telecommunications networks and new challenges**. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 6(3), 1998.

TAKAGI, T. E SUGENO M. Derivation of fuzzy control rules from human operator's control action. **IFAC Symposium on Fuzzy Information, Knowledge Representation and Decision Analysis**, Marseille, p. 55-60, 1983.

TAN, P. N.; STEINBACH, M.; V. KUMAR, **Introduction to Data Mining**. Pearson. Addison-Wesley, Published: 05/02/2005, ISBN-10: 0321321367, ISBN-13: 9780321321367, 2006.

TAYEL, M.; RIZK, M. R. M.; HAGRAS, H. A. **A fuzzy logic controller for a dry Rotary Cement Kiln**. 0-7803-3796-4/97/1997, 1EEE.

TETI, R.; JEMIELNIAK, K.; O'DONNELL, G. DORNFELD, D. **Advanced monitoring of machining operations**. CIRP Annals - Manufacturing Technology 59, 717-739, 2010.

THOMAZELLA, I. H.; AGUIAR, P. R.; BIANCHI, E. C.; SOUZA, A. G. O.; CANARIM, R. C. & BOUJU, M. Study of the cutting fluid influence on acoustic emission signal during the dressing operation. **2nd International Researchers Symposium 2009 on Innovative Production Machines and Systems**, Ischia, Italy, 2009.

TÖNSHOFF, H. M.; FRIEMUTH, T.; BECKER, J. C. **Process monitoring in grinding**. CIRP Annals - Manufacturing Technology, v. 51, Issue 2, 2002, 551-571.

TÖNSHOFF, H. M.; JUNG, M.; MÄNNEL, S.; RIETZ, W. Using acoustic emission signals for monitoring of production process. **International Journal of Ultrasonics - Elsevier**, 37, 681-686, 2000.

TSOURVELOUDIS, N. C.; & PHILLIS, Y. A. **Manufacturing flexibility measurement: A fuzzy logic framework**. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 14, p 513-524, 1998.

VALENTE, C. M. O. **Implementação de sistema para eliminação automática de rebar resultantes de processos de usinagem.** Tese de doutorado – Escola de engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2003

VAZ, A. M. **Estudos das Funções de Pertinência para Conjuntos Fuzzy Utilizados em Controladores Semafóricos Fuzzy.** Dissertação de Mestrado, Publicação T.DM – 005A/2006, Departamento de Engenharia Civil e Ambiental, Universidade de Brasília, Brasília, DF, 2006.

VITEZ TS, WADA R, MACARIO. A Fuzzy logic: theory and medical applications. **Journal of Cardiothoracic and Vascular Anesthesia**; 10:800-808, 1996.

VON ALTROCK C. **Fuzzy logic and neuro Fuzzy applications in busines and finance.** New Jersey: Prentice Hall PTR, 1996.

WANG, M.; & LUI, J. N. K. **Fuzzy logic-based real-time robot navigation in unknown environment with dead ends.** Robotics and Autonomous Systems, 56(7), p 625–643, 1998.

WANG, Z.; WILLET, P.; AGUIAR, P.R. AND WEBSTER, J. Neural network detection of grinding burn from acoustic emission. **International Journal of Machine Tools & Manufacture**, v. 41, p 283-309, 2001.

WEBSTER, J.; DONG.; W. P.; LINDSAY, R. **Raw acoustic emission signal analysis of grinding process.** In: CIRP, Annals of the CIRP, v. 45, n. 1/1195, p. 335-340, 1996.

WEINGARTNER, E.; JAUMANN, S.; KUSTER, F.; BOCCADORO, M. **Special wire guide for on-machine wire electrical discharge dressing of metal bonded grinding wheels.** CIRP Annals – Manufacturing Tecnology, 59 (2010) p 227-230

WICHASILP, C.; WIRIYASUTTIWONG, W.; & KANTAPAIT, K. **Design of fuzzy logic controllers by fuzzy c-means clustering.** Thammasat J. Sc. Tech, 8(2), p 12–16, 2003

YAMAKAW, T. **Electronic circuits dedicated to fuzzy logic controller.** Scientia Iranica D, 18 (3), 528–538, 2011.

WANG, Z.; WILLET, P.; AGUIAR, P. R.; WEBSTER, J. Neural network detection of grinding burn from acoustic emission. **International Journal of Machine Tools & Manufacture**, 41, 283-309, 2001.

ZADEH, L.; A. **Fuzzy Sets**, Information and Control. 8, 338-353, 1965.

TRABALHOS PUBLICADOS

MIRANDA, H. I. C., AGUIAR, P. R., EUZEBIO, C. D. G., BIANCHI, E. C. **Fuzzy logic to predict thermal damages of ground parts.** The 10th IASTED International Conference on Artificial Intelligence and Applications (AIA 2010), February 15 - 17, 2010, Innsbruck, Austria, pp. 434-441.

EUZEBIO, C. D. G. ; AGUIAR, P. R. ; MIRANDA, H. I. C. ; BIANCHI, EDUARDO CARLOS . **Lógica Fuzzy na predição da queima superficial de peças retificadas.** In: VI Congresso Nacional de Engenharia Mecânica, 2010, Campina Grande. VI Congresso Nacional de Engenharia Mecânica - CONEM 2010, 2010. v. 1. p. 1-10.

EUZEBIO, C. D. G. ; AGUIAR, P. R. ; MIRANDA, H. I. C. ; BIANCHI, EDUARDO CARLOS **Monitoring of Grinding Burn by Fuzzy Logic.** 21st International Congresso of Mechanical Engineering, Natal, RN, COBEM 2011, 2011, p 1-10.

ANEXO I

```

%Entradas.m
%Determinando tamanho dos vetores
[a,RMS_SEM]=size(ent_rms_sem);
[a,RMS_LEVE]=size(ent_rms_leve);
[a,RMS_MEDIA]=size(ent_rms_media);
[a,RMS_SEVERA]=size(ent_rms_severa);

[a,CFAR_SEM]=size(ent_cfar_sem);
[a,CFAR_LEVE]=size(ent_cfar_leve);
[a,CFAR_MEDIA]=size(ent_cfar_media);
[a,CFAR_SEVERA]=size(ent_cfar_severa);

[a,DPKS_SEM]=size(ent_dpks_sem);
[a,DPKS_LEVE]=size(ent_dpks_leve);
[a,DPKS_MEDIA]=size(ent_dpks_media);
[a,DPKS_SEVERA]=size(ent_dpks_severa);

[a,DPO_SEM]=size(ent_dpo_sem);
[a,DPO_LEVE]=size(ent_dpo_leve);
[a,DPO_MEDIA]=size(ent_dpo_media);
[a,DPO_SEVERA]=size(ent_dpo_severa);

[a,POT_SEM]=size(ent_pot_sem);
[a,POT_LEVE]=size(ent_pot_leve);
[a,POT_MEDIA]=size(ent_pot_media);
[a,POT_SEVERA]=size(ent_pot_severa);

[a,MVD_SEM]=size(ent_mvd_sem);
[a,MVD_LEVE]=size(ent_mvd_leve);
[a,MVD_MEDIA]=size(ent_mvd_media);
[a,MVD_SEVERA]=size(ent_mvd_severa);

SizeSem=min([RMS_SEM CFAR_SEM DPKS_SEM DPO_SEM POT_SEM MVD_SEM]);
SizeLeve=min([RMS_LEVE CFAR_LEVE DPKS_LEVE DPO_LEVE POT_LEVE
MVD_LEVE]);
SizeMedia=min([RMS_MEDIA CFAR_MEDIA DPKS_MEDIA DPO_MEDIA POT_MEDIA
MVD_MEDIA]);
SizeSevera=min([RMS_SEVERA CFAR_SEVERA DPKS_SEVERA DPO_SEVERA
POT_SEVERA MVD_SEVERA]);

%Padronizando vetores
ent_rms_sem=ent_rms_sem(1:SizeSem);
ent_rms_leve=ent_rms_leve(1:SizeLeve);
ent_rms_media=ent_rms_media(1:SizeMedia);
ent_rms_severa=ent_rms_severa(1:SizeSevera);

ent_cfar_sem=ent_cfar_sem(1:SizeSem);
ent_cfar_leve=ent_cfar_leve(1:SizeLeve);

```

```

ent_cfar_media=ent_cfar_media(1:SizeMedia);
ent_cfar_severa=ent_cfar_severa(1:SizeSevera);

ent_dpks_sem=ent_dpks_sem(1:SizeSem);
ent_dpks_leve=ent_dpks_leve(1:SizeLeve);
ent_dpks_media=ent_dpks_media(1:SizeMedia);
ent_dpks_severa=ent_dpks_severa(1:SizeSevera);

ent_dpo_sem=ent_dpo_sem(1:SizeSem);
ent_dpo_leve=ent_dpo_leve(1:SizeLeve);
ent_dpo_media=ent_dpo_media(1:SizeMedia);
ent_dpo_severa=ent_dpo_severa(1:SizeSevera);

ent_pot_sem=ent_pot_sem(1:SizeSem);
ent_pot_leve=ent_pot_leve(1:SizeLeve);
ent_pot_media=ent_pot_media(1:SizeMedia);
ent_pot_severa=ent_pot_severa(1:SizeSevera);

ent_mvd_sem=ent_mvd_sem(1:SizeSem);
ent_mvd_leve=ent_mvd_leve(1:SizeLeve);
ent_mvd_media=ent_mvd_media(1:SizeMedia);
ent_mvd_severa=ent_mvd_severa(1:SizeSevera);

%Vetores unicos
rms=[ent_rms_sem ent_rms_leve ent_rms_media ent_rms_severa];
cfar=[ent_cfar_sem ent_cfar_leve ent_cfar_media ent_cfar_severa];
dpks=[ent_dpks_sem ent_dpks_leve ent_dpks_media ent_dpks_severa];
dpo=[ent_dpo_sem ent_dpo_leve ent_dpo_media ent_dpo_severa];
pot=[ent_pot_sem ent_pot_leve ent_pot_media ent_pot_severa];
mvd=[ent_mvd_sem ent_mvd_leve ent_mvd_media ent_mvd_severa];

SizeTotal=SizeSem+SizeLeve+SizeMedia+SizeSevera;

%Transpondo vetores
rms=rms';
cfar=cfar';
dpks=dpks';
dpo=dpo';
pot=pot';
mvd=mvd';

```