

## **LÓGICA FUZZY NA PREDIÇÃO DA QUEIMA SUPERFICIAL DE PEÇAS RETIFICADAS**

**Carlos Danilo G. Euzebio<sup>2</sup>, carlos.danilo@uol.com.br**  
**Paulo R. Aguiar<sup>1</sup>, aguiarpr@feb.unesp.br**  
**Hugo I. C. Miranda<sup>1</sup>, hugo\_iouchan@hotmail.com**  
**Eduardo C. Bianchi<sup>2</sup>, bianchi@feb.unesp.br**

UNESP – Universidade Estadual Paulista – Faculdade de Engenharia, Departamento de Engenharia Elétrica<sup>1</sup>/Mecânica<sup>2</sup>

**Resumo:** *Um dos problemas críticos na implantação do processo de retificação inteligente é a detecção automática de queima superficial nas peças. O objetivo deste trabalho é a utilização da lógica fuzzy como uma ferramenta para classificação e predição dos níveis de queima no processo de retificação. A partir dos sinais de emissão acústica, potência de corte e a estatística do desvio do valor médio (MVD), 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. Três modelos práticos de sistema fuzzy foram desenvolvidos. O primeiro modelo com duas entradas apenas resultam num processo de simples análise. O segundo e terceiro modelo possuem a entrada adicional da estatística MVD, associando uma nova informação e precisão. Os dois últimos modelos mencionados diferem entre si pela base de regras desenvolvidas. Apresentando respostas válidas, os três modelos desenvolvidos mostraram eficácia, 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 Chaves:** *Lógica Fuzzy, Retificação, Queima, Monitoramento.*

### **1. INTRODUÇÃO**

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 superficial, controle dos erros dimensionais e de forma da peça, máxima vida útil da ferramenta, tempo e custos mínimos.

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.

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 na última década. Esses problemas normalmente são de difíceis soluções analíticas ou modelagens matemáticas, normalmente requerendo em geral a inteligência humana (Pham *et al.*, 1999).

O uso da lógica nebulosa ou fuzzy, a qual reflete a natureza de raciocínio qualitativo e inexato do ser humano, capacitam 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 (Pham *et al.*, 1999).

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 artigo visa investigar a queima no processo de retificação a partir de um modelo fuzzy. As entradas dos modelos são obtidas a partir do processamento digital do sinal puro de emissão acústica e do sinal de potência de corte. Os parâmetros a serem obtidos e utilizados neste trabalho incluem o valor do desvio médio (MVD) em que Wang *et al.* (2001) mostraram ser eficientes na detecção da queima no processo de retificação, a potência de retificação e o valor eficaz (RMS) do sinal de emissão acústica utilizados por Dotto *et al.* (2006).

## 2. QUEIMA E LÓGICA FUZZY NA RETIFICAÇÃO

A queima na retificação ocorre durante o processo de corte, quando grande quantidade de energia gerada na área de contato produz um aumento significativo da temperatura, suficiente para provocar alteração estrutural na superfície da peça. Tal ocorrência pode ser observada visualmente a partir da descoloração superficial da peça (Malkin, 1989 e Kwak, 2001). Segundo Malkin (1989) a queima é prevista para ocorrer quando a temperatura crítica ( $\sim 720^{\circ}\text{C}$ ) é excedida na área de retificação.

O valor médio quadrático (RMS) do sinal de emissão acústica tem sido o principal parâmetro estudado em pesquisas sobre retificação, com sua faixa de frequência previamente selecionada. Este sinal tem sido um parâmetro razoável devido aos sinais ricos em ondas sonoras, transportando grande quantidade de informações úteis (Aguiar *et al.*, 2008).

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 área de retificação. Essa distribuição é utilizada para prever a geração das tensões residuais, início da queima da superficial da peça, ou outras características relacionadas à integridade superficial. Contudo esses modelos necessitam de parâmetros muitas vezes pouco conhecidos no ambiente de produção, além de várias características de materiais e fluido de corte não serem conhecidas com precisão para as várias condições predominantes na retificação (Ali *et al.*, 2004). Ainda, de acordo com Ali *et al.* (2004) a fase de produção não requer um modelo "absoluto" de alta precisão porque tal precisão não é reproduzida na prática. O que é preciso, como apontado por Shaw (1996), é um modelo "relativo" que possa orientar o usuário naquilo que deve fazer e como fazer, 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, Ali *et al.*, (2004) propuseram um modelo fuzzy com 37 regras absolutas e oito regras relativas para a predição da queima superficial de peças retificadas. O modelo visou 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.

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

Liu *et al.* (2005) apresentaram um novo 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, para 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 é satisfatória.

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), predição do nível de rugosidade (Ali *et al.*, 1999), classificação da capacidade de corte do rebolo (Lezanski *et al.*, 2001), etc. No entanto, poucas pesquisas sobre queima na retificação utilizando lógica fuzzy foram publicadas. Este trabalho não explora apenas a aplicação da lógica fuzzy, mas também o uso de multi-sensores e parâmetros de queima na retificação ainda não utilizados.

## 3. PARÂMETROS ESTATÍSTICOS PARA A DETECÇÃO DE QUEIMA

Segundo Aguiar *et al.* (2001) e Tönshoff *et al.*, (2000), os sinais de emissão acústica e potência de corte fornecem várias informações sobre o processo de retificação. Entretanto, análises mais rigorosas podem ser obtidas através do tratamento de sinais com o auxílio de parâmetros estatísticos. Com o auxílio de softwares de manipulação matemática é possível efetuar o tratamento de sinais e obter informações tais como o valor RMS, desvio padrão, auto-correlação, FFT, etc.

A emissão acústica (EA) pode ser definida como ondas de tensão elásticas geradas como resultado da liberação rápida de energia de deformação dentro de um material submetido a um estímulo externo. Essas ondas de tensão

produzem deslocamentos na superfície do material que podem ser detectados por um sensor piezelétrico que transforma estes deslocamentos em sinais elétricos (Tönshoff *et al.*, 2000). Sua faixa de frequência varia entre 50KHz a 2MHz, que está acima da faixa de muitos ruídos vindos de fontes exteriores ao próprio processo de retificação. Sendo assim, esse é um método sensível e adequado para monitorar o processo de retificação (Tönshoff, 2000 e Liu, 2006).

O parâmetro predominantemente estudado em pesquisas prévias usando emissão acústica tem sido o valor médio quadrático (RMS) do sinal de EA filtrado ( $EA_{RMS}$ ) sobre uma banda de frequência cuidadosamente selecionada. 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.*, 1999).

O Valor RMS de EA pode ser expresso pela eq. (1) (Kim, 2001).

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

onde T é o tempo de integração e EA(t) é o sinal puro ou bruto de emissão acústica.

A estatística de desvio do valor médio (MVD) foi empregada com sucesso por Wang *et al.* (2001) para a detecção da queima, sendo definida pela eq.(2).

$$T_{mvd}(X) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} \log \left[ \frac{\bar{X}}{X_k} \right] \quad (2)$$

Onde  $\bar{X}$  é o valor médio de  $\{X_k\}$ ; 2M é o numero total de FFT, e  $X_k$  é o k-ésimo valor absoluto ao quadrado da amostra do sinal no domínio na frequência.

## 4. METODOLOGIA

### 4.1. Banco de Ensaios

A máquina retificadora da fabricante Sulmecânica, modelo RAPH-1055 foi utilizada nos testes de retificação. A máquina foi equipada com um rebolo de óxido de alumínio da fabricante Norton, modelo ART-FE-38A80PVH. Um sensor fixo de emissão acústica da fabricante Sensis, modelo DM-42, colocado perto da peça e um transdutor de potência para medir a potência consumida pelo motor trifásico de indução que aciona o rebolo foram empregados.

As peças para os ensaios de retificação consistem em barras de aço laminado SAE 1020 com dimensões de 150 mm de comprimento, 10 mm de largura, e 60 mm de altura. O processo de retificação foi executado ao longo do comprimento da peça.

O transdutor de potência consiste de um sensor de efeito Hall para medir a corrente elétrica e um sensor de tensão de efeito Hall para medir a tensão nos terminais do motor elétrico. Ambos os sinais são processados internamente no módulo transdutor de potência em um circuito integrado, que proporciona um sinal de tensão proporcional à potência consumida pelo motor elétrico. Os sinais de EA e potência são enviados para a placa de aquisição de dados da National Instruments, modelo PCI-6011, que esta instalada em um microcomputador. O software LabVIEW foi utilizado para a coleta dos sinais, os quais foram armazenados em arquivos binários para posterior processamento e análise. O sensor de emissão acústica utilizado tem sensibilidade para frequências de até 1,0 MHz. Um filtro passa-alta de 50kHz foi configurado no módulo DM-42

A figura 1 mostra o diagrama esquemático da máquina de retificação e instrumentação utilizada.

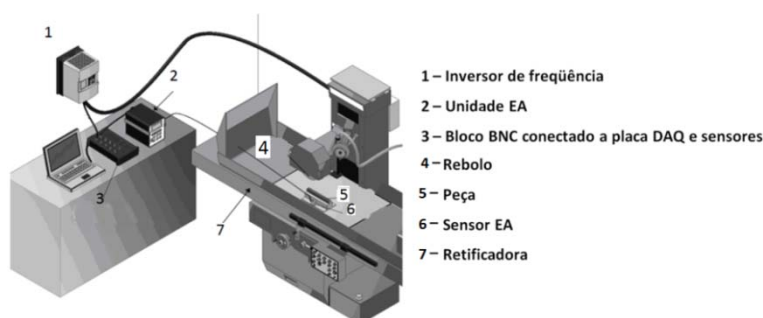


Figura 1 - Configuração do Banco de Ensaios.

Os testes foram realizados para 12 diferentes condições de retificação e posteriormente, os níveis de queima (sem queima, leve, média, severa) foram avaliados visualmente para cada superfície da peça. Os parâmetros de lubrificação e velocidade periférica foram adequadamente controlados a fim de garantir as mesmas condições de retificação para as

três repetições em cada teste. A velocidade da peça foi medida em 0,033 m/s e a velocidade do rebolo de 30 m/s. A última foi mantida constante, ajustando-se a frequência do motor de indução no inversor de frequência, uma vez que o diâmetro do rebolo diminui ao longo dos ensaios. O grau de recobrimento, que é a relação entre o avanço e a largura efetiva de corte, foi igual a 1, mantendo-se a mesma condição para todos os testes. O fluido refrigerante água-óleo utilizado tinha concentração de 4%. Cada ensaio consistiu de uma única passagem do rebolo ao longo do comprimento da peça de trabalho em uma determinada condição de retificação para ser analisada. Os sinais de emissão acústica e potência de retificação foram medidos em tempo real com taxa de 2,0 milhões de amostras por segundo, e em seguida armazenados em arquivos de dados binários para posterior processamento. É importante mencionar que o sinal bruto de emissão acústica foi coletado ao invés do sinal RMS.

Os sinais digitais foram processados após os 12 ensaios terem sido realizados e os dados armazenados em arquivos. O processamento digital do sinal de EA produziu as estatísticas descritas anteriormente, isto é, o valor RMS e o MVD do sinal de EA.

#### 4.2. Construção dos Vetores de Entrada

Com a utilização de um software desenvolvido por Dotto *et al.* (2006) foi determinada a porcentagem de queima em cada peça, assim como o grau de queima. Esse software utiliza a foto da peça usinada para realizar a análise da condição superficial da peça. Assim, com o auxílio desse software, puderam-se extrair dados de entradas confiáveis para a representação dos níveis: sem queima, leve, média e queima severa.

O processamento de sinais foi realizado com a utilização do software Matlab. Foram geradas, a partir dos sinais puros de emissão acústica, estatísticas RMS e MVD, juntamente com o sinal de potência de retificação que serviram para construir os vetores de entradas para os modelos fuzzy.

Este procedimento foi realizado para todas as peças ensaiadas. No entanto, salienta-se dentre as entradas consideradas neste trabalho (RMS, MVD e potência) umas foram melhores que outras para definir diferenças entre os graus de queima observados. Assim, o uso da lógica fuzzy torna-se atrativo para essa aplicação, pois se baseia nos níveis de imprecisão gerados por essas entradas.

Os arquivos contêm um conjunto de dados de queimas associado às entradas processadas. Por exemplo, o sinal RMS da emissão acústica é representado pelo nível sem queima, queima leve, queima média e queima severa. A mesma situação aplica-se às estatísticas MVD e potência de retificação. Os vetores de dados foram padronizados, ou seja, todos os vetores contêm o mesmo número de pontos coletados. Este fato é para que possa ser feita uma comparação sempre entre os mesmos pontos das variáveis de entrada (RMS, MVD e potência) e não ocorra a distorção entre pontos nas comparações.

Posteriormente, os dados antes separados pelo nível de queima, foram aglutinados em um único arquivo de uma dada entrada. Como exemplo, o arquivo do sinal RMS de EA, que antes eram arquivos separados de sem queima, queima leve, média e severa, agora possui um único vetor contendo os dados dos arquivos mencionados. Esse novo vetor está em ordem de queima da peça, ou seja, o vetor contém os dados sobre sem queima, queima leve, queima média e queima severa, respectivamente nessa posição do vetor. Do mesmo modo, construíram-se os vetores para a estatística MVD e para a potência de retificação.

### 5. MODELAMENTO FUZZY

Uma das vantagens do uso da lógica fuzzy é a possibilidade de transformar linguagem natural em conjuntos numéricos, permitindo a manipulação computacional. Zadeh (1965) definiu variáveis linguísticas como “variáveis as quais os valores são palavras ou sentenças em linguagem natural ou artificial”. As variáveis linguísticas assumem valores chamados linguísticos, por exemplo, os valores sem queima, leve, média, severa são relativos à variável queima da peça. A figura 2 exemplifica um sistema tipicamente de estrutura de análise fuzzy (FIS).



Figura 2 –Diagrama de blocos do Sistema de Inferência Fuzzy.

Pode-se observar que a figura 2 possui quatro componentes: a fuzzificação, sistema de inferência, base de regras e defuzzificação. O componente base de regras possui regras linguísticas que são fornecidas por especialistas. Pode-se também extrair regras a partir de dados numéricos. Uma vez que as regras estejam estabelecidas, o FIS pode ser considerado como um sistema que converte valores de um vetor de entrada para um vetor de saída. O propósito da fuzzificação é converter uma variável numérica em conjuntos de variáveis fuzzy. Isso é necessário para transformar as entradas numéricas em termos linguísticos. A fuzzificação verifica os valores de entrada e baseado em funções,

determina o grau de pertinência a que eles pertencem em cada um dos conjuntos fuzzy selecionados. O sistema de inferência converte os conjuntos de entrada fuzzy em conjuntos de saída fuzzy. Ele determina se o grau de pertinência anterior foi satisfatório para cada regra. Caso exista mais de um parâmetro a ser aplicado, os operadores fuzzy são utilizados para obter o valor que representa o resultado para essa regra. É possível que uma ou mais regras possam ser aplicadas ao mesmo tempo. Todas as saídas para as regras utilizadas são então agregadas. O conjunto resultante representa as saídas para cada regra combinada em um único conjunto fuzzy. A defuzzificação converte o conjunto de saída fuzzy em um valor *crisp* (valor numérico, resoluto). Dado um conjunto fuzzy que abrange uma gama de valores de saída, a defuzzificação retorna um único número de modo a converter um conjunto difuso para um número *crisp*. Diversos métodos para defuzzificação são usados na prática, incluindo o centróide, máximo, média dos máximos, altura e altura defuzzificada modificada. O método mais popular de defuzzificação é o centróide, que calcula e retorna o centro de gravidade do conjunto fuzzy agregado.

### 5.1. Vetores de Entrada

Os vetores mencionados de RMS, MVD e potência de retificação representam as entradas numéricas do sistema fuzzy. Essas entradas foram transformadas em entradas fuzzy. A figura 3 mostra o gráfico do vetor RMS de emissão acústica expresso em  $k \cdot \text{Volts}$  contendo todos os níveis de queima e sem queima, observados nos ensaios. A constante  $k$  é uma constante de conversão dependente do número de bits da placa de aquisição de dados.

Um processo de clustering (Ge *et al.*, 2002) foi aplicado a cada entrada numérica, que consistiu em determinar 4 subgrupos. O processo de clustering serve para agrupar os dados de entrada do vetor em 4 grandes grupos, representando os níveis de queima da peça usinada. Cada grupo assim determinado possui um centro de cluster que melhor representa o grupo. Para as estatísticas ou sinais empregados, os clusters foram muito próximos dos valores médios de cada grupo. Assim, o ponto que melhor representa um grupo de queima é o valor médio do total de pontos entre uma queima severa e ausência de queima.

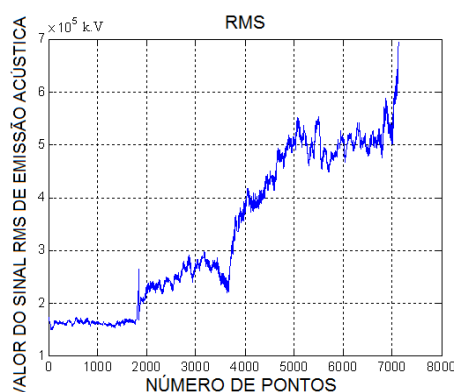


Figura 3 – Gráfico RMS de emissão acústica.

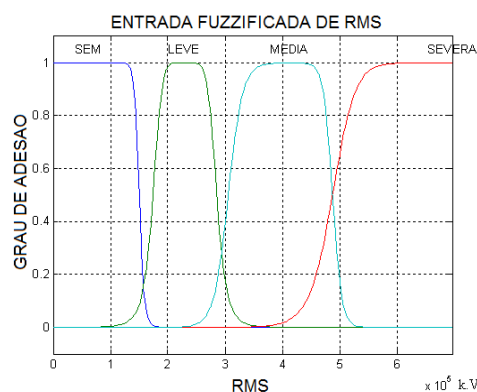


Figura 4 – Entrada Fuzzificada do sinal RMS de Emissão Acústica.

Posteriormente esse ponto representativo foi atribuído e determinado, e os vetores de dados normalizados com valores entre 0 a 1. Os vetores de dados numéricos foram então transformados em vetores do sistema fuzzy, e o valor de 1 foi atribuído ao cluster central. Esse valor diminui à medida que os valores estatísticos afastam-se do ponto central do cluster. Com este processo, quanto mais afastado do cluster central menor é a relevância da informação e menor será o valor atribuído à normalização dos dados.

A figura 4 mostra a entrada RMS de EA já fuzzificada no sistema. O eixo das abscissas refere-se ao valor da amplitude da estatística. Ou seja, quanto maior a amplitude da estatística, maior será a abrangência do nível de queima no conjunto fuzzificado. Estas funções de associação ajudam na conversão de valores numéricos e variáveis em termos lingüísticos.

As características fundamentais de um conjunto tipicamente fuzzy é definido pela sua função de pertinência. Essa função, normalizada entre 0 e 1 expressa as transições graduais da pertinência para a não pertinência. Há vários modos de caracterizar essa transição matematicamente, tanto analiticamente quanto graficamente. A normalização dos dados é necessária para transformar os valores *crisp* em fuzzy. Essa conversão foi feita com ajuda matemática, mas não exclusivamente. A fuzzificação foi feita através de gráficos em *crisp*, observando os valores resultantes dos subclusters para cada grupo de queima, normalizando os dados para fuzzy.

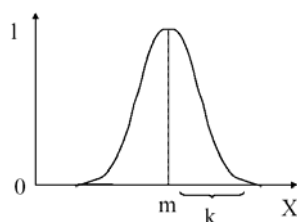
A figura 5 representa a função de pertinência utilizada neste trabalho. A função gaussiana é a que melhor representa o conjunto fuzzy devido à sua maior suavidade entre as mudanças graduais de amplitude.

### 5.2. Vetor de Saída

Com os vetores de entradas fuzzificados e prontos para o sistema fuzzy, criou-se então um único vetor de saída. Esse vetor de saída foi criado de acordo com vários níveis de queima que a peça sofreria. A saída fuzzy possui um



conjunto totalmente abrangente para os níveis de queima de uma superfície. O conjunto de saída considerado contém os seguintes níveis: sem queima, super leve, muito leve, leve, leve +, quase média, média, média +, quase severa, severa, severa +, dano total.



$$A(X) = e^{-k(x-m)^2}$$

Onde  $k > 0$

Figura 5 - Função Gaussiana

Essa abrangência deve-se ao modelo não estar restrito a 3 ou 4 níveis de queima somente. Ao estender esses níveis, o resultado foi descentralizado para uma visão mais ampla e fortemente detalhada sobre o problema. O vetor de saída fuzzificado retrata o conjunto de saídas fuzzy. O eixo das abscissas é representado de 0 a 100, retratando a porcentagem de queima da peça em relação à peça toda analisada.

### 5.3. Inferências e Base de Regras dos Modelos Fuzzy

Com as entradas e uma saída fuzzificada, foi estabelecida uma inferência entre entrada e saída (Hu *et al.*, 2003). De início, foram criados 3 modelos de sistema lógico. O primeiro apresenta duas entradas, RMS de EA e a potência de retificação (POT). Os outros dois modelos apresentam 3 entradas: RMS de EA, POT e a estatística MVD. O que diferencia esses dois últimos modelos é a inferência das regras utilizadas.

Os conjuntos de regras extraídos para todos os modelos foram feitos a partir da experiência de especialistas no assunto, e, portanto, baseado num sistema tipicamente fuzzy. O primeiro modelo é um controlador simples de duas entradas. A base de regras é mostrada na tabela 1. Cada entrada analisada em todos os modelos teve o mesmo peso relativo ao sistema, ou seja, todas as entradas influenciam igualmente no sistema.

Tabela 1 – Base de regras para o modelo 1. Combinação da POT com o valor RMS.

POT\RMS	SEM	LEVE	MEDIA	SEVERA
SEM	SEM	MUITO LEVE	MEDIA	SEVERA
LEVE	MUITO LEVE	LEVE	MEDIA	SEVERA
MEDIA	MEDIA	MEDIA	MUITO SEVERA	DANO TOTAL
SEVERA	SEVERA	SEVERA	DANO TOTAL	DANO TOTAL

Tabela 2 - Conjuntos de Regras do modelo 2, combinação dois a dois das entradas fuzzy.

POT\RMS	SEM	LEVE	MEDIA	SEVERA
SEM	SEM	MUITO LEVE	MEDIA	SEVERA
LEVE	MUITO LEVE	LEVE	MEDIA	SEVERA
MEDIA	MEDIA	MEDIA	MUITO SEVERA	DANO TOTAL
SEVERA	SEVERA	SEVERA	DANO TOTAL	DANO TOTAL

RMS\MVD	SEM	LEVE	MEDIA	SEVERA
SEM	SEM	LEVE	MEDIA	MUITO SEVERA
LEVE	LEVE	LEVE	MUITO SEVERA	SEVERA
MEDIA	MEDIA	MUITO SEVERA	MUITO SEVERA	DANO TOTAL
SEVERA	SEVERA	SEVERA	DANO TOTAL	DANO TOTAL

POT\MVD	SEM	LEVE	MEDIA	SEVERA
SEM	SEM	LEVE	MEDIA	MEDIA
LEVE	LEVE	LEVE	MEDIA	MUITO SEVERA
MEDIA	MEDIA	MEDIA	SEVERA	DANO TOTAL
SEVERA	SEVERA	MUITO SEVERA	DANO TOTAL	DANO TOTAL

Tabela 3 – Terceiro modelo fuzzy. Combinação três a três das entradas.

RMS	POT	MVD	SAÍDA
1 SEM	SEM	SEM	SEM
2 SEM	SEM	LEVE	SUPER LEVE
3 SEM	SEM	MEDIA	MUITO LEVE
4 SEM	SEM	SEVERA	LEVE
5 SEM	LEVE	SEM	SUPER LEVE
6 SEM	LEVE	LEVE	LEVE
7 SEM	LEVE	MEDIA	LEVE +
8 SEM	LEVE	SEVERA	QUASE MEDIA
9 SEM	MEDIA	SEM	LEVE +
10 SEM	MEDIA	LEVE	QUASE MEDIA
11 SEM	MEDIA	MEDIA	MEDIA
12 SEM	MEDIA	SEVERA	MEDIA +
13 SEM	SEVERA	SEM	MEDIA +
14 SEM	SEVERA	LEVE	MEDIA +
15 SEM	SEVERA	MEDIA	QUASE SEVERA
16 SEM	SEVERA	SEVERA	SEVERA
17 LEVE	SEM	SEM	SUPER LEVE
18 LEVE	SEM	LEVE	MUITO LEVE
19 LEVE	SEM	MEDIA	LEVE
20 LEVE	SEM	SEVERA	LEVE +
21 LEVE	LEVE	SEM	MUITO LEVE
22 LEVE	LEVE	LEVE	LEVE
23 LEVE	LEVE	MEDIA	LEVE +
24 LEVE	LEVE	SEVERA	QUASE MEDIA
25 LEVE	MEDIA	SEM	QUASE MEDIA
26 LEVE	MEDIA	LEVE	MEDIA
27 LEVE	MEDIA	MEDIA	MEDIA
28 LEVE	MEDIA	SEVERA	MEDIA +
29 LEVE	SEVERA	SEM	QUASE MEDIA
30 LEVE	SEVERA	LEVE	MEDIA +
31 LEVE	SEVERA	MEDIA	MEDIA +
32 LEVE	SEVERA	SEVERA	SEVERA
33 MEDIA	SEM	SEM	LEVE
34 MEDIA	SEM	LEVE	LEVE +
35 MEDIA	SEM	MEDIA	QUASE MEDIA
36 MEDIA	SEM	SEVERA	MEDIA +
37 MEDIA	LEVE	SEM	LEVE +
38 MEDIA	LEVE	LEVE	QUASE MEDIA
39 MEDIA	LEVE	MEDIA	MEDIA +
40 MEDIA	LEVE	SEVERA	MEDIA +
41 MEDIA	MEDIA	SEM	QUASE MEDIA
42 MEDIA	MEDIA	LEVE	MEDIA
43 MEDIA	MEDIA	MEDIA	MEDIA +
44 MEDIA	MEDIA	SEVERA	QUASE SEVERA
45 MEDIA	SEVERA	SEM	MEDIA +
46 MEDIA	SEVERA	LEVE	QUASE SEVERA
47 MEDIA	SEVERA	MEDIA	SEVERA
48 MEDIA	SEVERA	SEVERA	SEVERA +
49 SEVERA	SEM	SEM	QUASE MEDIA
50 SEVERA	SEM	LEVE	MEDIA
51 SEVERA	SEM	MEDIA	MEDIA +
52 SEVERA	SEM	SEVERA	QUASE SEVERA
53 SEVERA	LEVE	SEM	MEDIA
54 SEVERA	LEVE	LEVE	MEDIA +
55 SEVERA	LEVE	MEDIA	QUASE SEVERA
56 SEVERA	LEVE	SEVERA	SEVERA
57 SEVERA	MEDIA	SEM	MEDIA +
58 SEVERA	MEDIA	LEVE	QUASE SEVERA
59 SEVERA	MEDIA	MEDIA	SEVERA +
60 SEVERA	MEDIA	SEVERA	DANO TOTAL
61 SEVERA	SEVERA	SEM	SEVERA
62 SEVERA	SEVERA	LEVE	SEVERA +
63 SEVERA	SEVERA	MEDIA	DANO TOTAL
64 SEVERA	SEVERA	SEVERA	DANO TOTAL

O segundo modelo baseia-se em um sistema de inferência de três entradas combinadas duas a duas. Esse sistema é amplamente válido, pois caso uma das entradas contiver um valor errôneo não afetará demasiadamente a saída desejada. As regras para este modelo podem ser vistas na tabela 2.

O terceiro e último modelo desenvolvido é um controlador fuzzy com três entradas fuzzy. São elas: o valor RMS do sinal de EA, potência elétrica (POT), e a estatística MVD do sinal. O que diferencia do segundo modelo apresentado é a parte da inferência de regras. O conjunto de regras foi desenvolvido a partir de uma combinação três a três das entradas, proporcionando assim um total de 64 regras bem distribuídas. O conjunto de regras pode ser visto na tabela 3.

#### 5.4. Defuzzificação dos Sistemas Propostos

Foram apresentados três modelos de sistema fuzzy. Para cada modelo foi utilizado um sistema de defuzzificação centróide. Os valores fuzzy das saídas são ponderados por este método, resultando em uma saída crisp ou numérica.

A entrada para o processo de defuzzificação é o conjunto agregado de saída fuzzy, e a saída é um único número.

O método centro de gravidade (COG) ou centróide, que foi o método de defuzzificação utilizado em cada modelo, encontra o ponto onde uma linha vertical corta o conjunto em dois locais iguais. Uma estimativa razoável pode ser obtida calculando uma amostra de pontos, que é expressa pela eq.(3).

$$COG = y_{crisp} = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_A(y_i) \cdot y_i}{\sum_{i=1}^n \mu_A(y_i)} \quad (3)$$

onde  $\mu_A(y_i)$  é a área de uma função de pertinência e  $y_i$  é a posição do centróide da função de pertinência individual. Esse ponto é a variável a ser defuzzificada. O método centróide é muito utilizado quando os valores defuzzificados variam pouco na saída fuzzy.

## 6. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os modelos propostos foram desenvolvidos na Toolbox “Fuzzy Logic” do Matlab. Inicialmente foi feito o modelo com apenas duas entradas fuzzy. Sua base de regras foram editadas e colocadas na toolbox do software.

### 6.1. Modelo 1: Controlador De Duas Entradas

A partir das regras, foi gerada uma superfície tridimensional que possibilita visualizar os efeitos das mesmas sobre as entradas e saída do sistema. A figura 6 mostra essa superfície para o primeiro modelo. Essa superfície retrata quão regular foi a base de regras desenvolvida. Caso a base de regras não seja totalmente consistente, observam-se desproporções e irregularidades grosseiras na superfície gerada.

A continuidade, transição e simetria são características bem expressas na figura 6. Pode-se observar que à proporção que o valor do sinal RMS aumenta e o valor da potência também aumenta, gera-se uma predição de alto grau de queima da superfície.

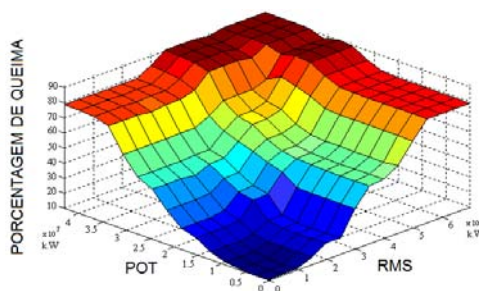


Figura 6 – Análise 3D da superfície gerada pelo sistema de regras do modelo 1.

Verificada a consistência do domínio de inferência do sistema, pode-se então partir para a predição do nível de queima superficial da peça a partir dos valores do sinal RMS aplicado e pela potência elétrica do sistema.

A vantagem apresentada no modelo 1 é a sua simplicidade. Com apenas duas entradas fuzzificadas com o mesmo peso, o modelo 1 realiza uma predição confiável e estável no sistema. Porém, caso uma das variáveis apresente um valor errôneo, proveniente de inúmeros fatores reais tais como erros de leitura etc., afetará a predição do controlador.

## 6.2. Modelo 2: Controlador de Três Entradas Combinadas Duas a Duas

Visando minimizar o erro de uma variável de entrada conter um valor errôneo, foi criado o modelo 2. Esse segundo modelo, como já descrito, apresenta três entradas fuzzificadas. A idéia deste modelo é que a sua base de regras fosse combinada duas a duas, gerando um total de 48 regras. O conjunto de regras está na tabela 2. Com as duas principais entradas RMS e POT, a estatística MVD adicionada neste modelo serve para auxiliar o sistema, dando mais robustez.

Caso alguma das variáveis de entrada apresente algum valor errôneo, as combinações das outras duas asseguram um resultado lógico para o controlador. Exemplificando: Caso o RMS for muito alto, a POT apresentar um valor muito baixo e a estatística MVD também apresentar um valor muito alto, o resultado apontará para uma predição de queima alta. A simulação irá pressupor que o valor de POT fora de padrão esteja incorreto. Assim o valor errôneo irá influenciar pouco na análise.

A análise tridimensional da superfície gerada pelo sistema de regras deste modelo pode ser visualizada na figura 7. Pela análise nota-se que a base de regras continua logicamente válida. Podemos analisar também, pela superfície gerada, que as entradas do valor RMS do sinal de emissão acústica e de potência elétrica (POT) retêm maior influência no sistema do que a estatística MVD introduzida.

## 6.3. Modelo 3: Controlador de Três Entradas Controladas Três a Três

O terceiro modelo baseia-se nas mesmas três entradas, já descritas anteriormente, RMS, POT e MVD. A diferença deste modelo para o anterior é o sistema de regras. Suas regras são baseadas na combinação três a três, ou seja, todas as entradas influenciam no nível de predição resultante. Com um total de 64 regras descritas na tabela 3, o terceiro modelo tem, por ventura, uma melhor contribuição dos sinais de entrada em relação à saída. A vantagem desse sistema em relação ao modelo 1 é a maior complexidade e abrangência, gerando assim uma maior capacidade de predição no nível de queima.

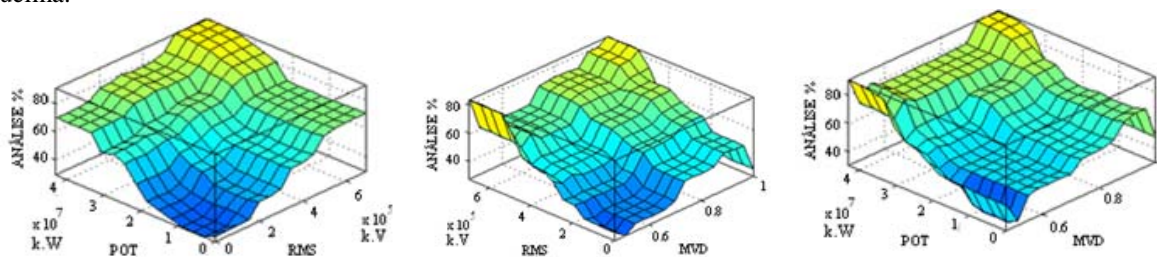


Figura 7 – Análise 3D da superfície gerada pelo sistema de regras do modelo 2.

A figura 8 mostra as superfícies 3D geradas pelas regras do modelo 3. Como se pode notar, as regras são válidas devido a sua simetria e suavidade. A principal mudança dessas superfícies em comparação ao modelo 2, da figura 7, é em relação à análise RMS versus MVD e POT versus MVD. Antes se tinha um valor alto na análise de predição com alto RMS e baixo MVD. Agora se tem um valor que proporciona igualdade, ou seja, baixo RMS e baixo MVD geram valor baixo na análise de predição.

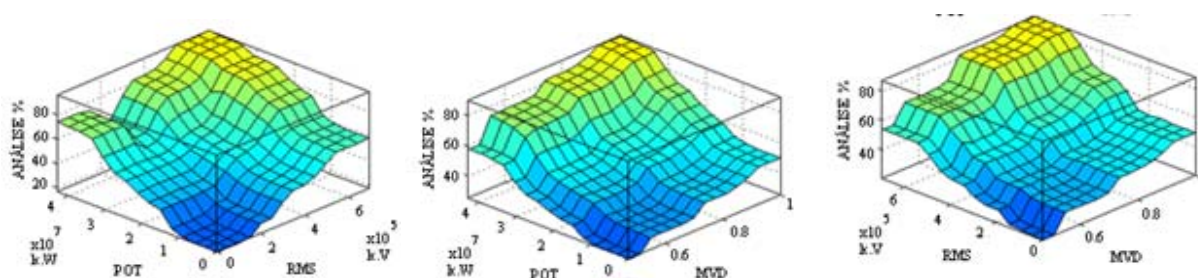


Figura 8 – Superfícies 3D geradas pelas regras do modelo 3

## 7. CONCLUSÃO

A utilização da lógica fuzzy no processo de predição de queima da peça retificada é um ótimo recurso a ser explorado. Com todo um processo de inteligência artificial, a lógica difusa é capaz de simular sistemas associados à própria experiência humana. As proposições dos modelos simples da lógica aos mais complexos devem ser analisadas de acordo com o grau de necessidade do sistema requerido.



Os resultados dos modelos propostos foram substancialmente válidos. A imprecisão das informações sobre valores estatísticos de sinais, como emissão acústica e potência elétrica transformou-se em valores fiéis de predição de queima.

Os modelos 1, 2 e 3 apresentados diferem entre si para poderem se adaptar em diferentes circunstâncias. Esses modelos são atraentes para 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.

## 8. AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem ao CNPq pelo apoio financeiro dado a esta pesquisa. Nossos agradecimentos ao Laboratório de Usinagem por Abrasão – LUA, e ao Laboratório de Aquisição de Dados e Processamento de Sinais - LADAPS, ambos localizados na FEB, UNESP, Campus de Bauru, cuja participação foi indispensável para a conclusão desse projeto.

## 9. REFERÊNCIAS

Malkin, S., 1989, “Grinding technology: theory and applications of machining abrasives”, Ed. Ellis Horwood Limited, England, 275p.

Kwak, J.S. and Ha, M.K., 2004, “Neural network approach for diagnosis of grinding operation by acoustic emission and power signals”, *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 147, pp 65-71.

Dotto, F.R.L., Aguiar, P.R., Bianchi, E. C., Serni, P. J. A. and Thomazella, R., 2006, “Automatic system for thermal damage detection in manufacturing process with internet monitoring”, *Journal of Brazilian Society of Mechanical Science & Engineering*, Vol. 28, No. 2, pp. 153-160.

Brinksmeier, E., Aurich J.C., Govekar, E., Heinzl, C., Hoffmeister H.W., Klocke, F., Peters, J., Rentch, R., Stepenson, D.J., Uhlmann, E. and Weinert, K., Wittman, M., 2006, “Advances in Modeling and Simulation of Grinding Process”, *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, vol. 55, No 2°, pp 667-696.

Pham, D.T. and Pham, P.T.N., 1999, “Artificial Intelligence in Engineering”, *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, vol. 39, pp. 937-949.

Bigand, A., Goureau, P. and Kalemkrian, J., 1994, “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, pp. 379-342.

Bas, K. and Erkmen, A.M., 1995, “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, pp. 673-677.

Ali, Y.M. and Zhang, L.C., 1999, “Surface Roughness Prediction of Ground Components using a Fuzzy Logic Approach”, *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 89-90, pp. 561-568.

Ali, Y.M. and Zhang, L.C., 2004, “A fuzzy Model for Predicting Burns in Surface Grinding of Steel”, *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, vol. 44, pp. 563-571.

Wang, Z., Willet, P., Aguiar, P.R. and Webster, J., 2001, “Neural network detection of grinding burn from acoustic emission”, *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, vol. 41, pp 283-309.

Malkin, S., 1989, “Grinding Technology - Theory and Applications of Machining with Abrasives”, Ed. Ellis Horwood Limited Publishers, Chichester, Halsted Press: a division of John Wiley & Sons.

Kwak, J.S. and Song, J. B., 2001, “Trouble diagnosis of the grinding process by using acoustic emission signals”, *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, vol. 41, pp 899-913.

Spadotto, M.M., Aguiar, P.R., Souza, C.C.P., Bianchi, E. C. and Nunes, A. N., 2008, “Classification of burn degrees in grinding by neural nets”, *The IASTED International Conference on Artificial Intelligence and Applications*, Innsbruck, Austria, pp 175-180.

Shaw, M.C., 1996 “Principles of Abrasive Processing”, Ed. Clarendon Press, Oxford.

Ge, P. Q., Liu, W.P., Liu, Z.C., Lu, C.H. and Li, J.F., 2002, “Fuzzy clustering analysis of the grinding burn damage level of a workpiece surface layer”, *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 129, pp 373-376.

Liu, Q., Chen, X. and Gindy, N., 2005, “Fuzzy pattern recognition of AE signals for grinding burn”, *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, vol. 45, pp 811-818.

Ali, Y.M. and Zhang, L.C., 1997, “Estimation of Residual Stresses Induced by Grinding Using a Fuzzy Logic Approach”, *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 63, pp 875-880.

Lezanski, P., 2001, “An intelligent system for Grinding Wheel condition monitoring”, *Journal of Materials Processing Technology*, vol. 109, pp. 258-263.

Tönshoff, H.M., Jung, M., Männel, S. and Rietz, W., 2000, “Using acoustic emission signals for monitoring of production process”, *International Journal of Ultrasonics - Elsevier*, vol. 37, pp 681-686.

Liu, Q., Chen, X. and Gindy, N., 2006, “Investigation of acoustic emission signals under a simulative environment of grinding burn”, *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, vol. 46, pp 284-292.

Aguiar, P.R., Willett, P. and Webster, J., 1999, "Acoustic Emission Applied to Detect Workpiece Burn During Grinding", International Symposium on Acoustic Emission: Standards and Technology Update, S. Vahaviolos, Ed. Fort Lauderdale, FL.

Kim, H.Y., Kim, S.R., Ahn, J.H. and Kim, S.H., 2001, "Process monitoring of centerless grinding using acoustic emission", Journal of Materials Processing Technology, vol. 111, pp. 273-278.

Zadeh, L.A., 1965, "Fuzzy Sets, Information and Control", Ed. Academic Press, Vol. 8, New York, pp 338-353.

Hu, Y.C. and Tzeng, G.H., 2003, "Elicitation of classification rules by fuzzy data mining, Engineering Applications of Artificial Intelligence", vol. 16, pp 709-716.

## 10. DIREITOS AUTORAIS

Os autores são os únicos responsáveis pelo conteúdo do material impresso incluídos no seu trabalho.

## FUZZY LOGIC FOR PREDICTING BURN IN GRINDING PROCESS

**Carlos Danilo G. Euzebio<sup>2</sup>, carlos.danilo@uol.com.br**

**Paulo R. Aguiar<sup>1</sup>, aguiarpr@feb.unesp.br**

**Hugo I. C. Miranda<sup>1</sup>, hugo\_iouchan@hotmail.com**

**Eduardo C. Bianchi<sup>2</sup>, bianchi@feb.unesp.br**

UNESP – Universidade Estadual Paulista – Faculdade de Engenharia, Departamento de Engenharia Elétrica<sup>1</sup>/Mecânica<sup>2</sup>

This work uses fuzzy logic as a tool to classify and predict burn levels in the grinding process. Based on acoustic emission signals, cutting power, and the mean-value deviance (MVD), linguistic rules were established for the various burn situations (slight, intermediate, severe) by applying fuzzy logic using the Matlab Toolbox. Three practical fuzzy system models were developed. The first model with two inputs resulted only in a simple analysis process. The second and third models have an additional MVD statistic input, associating information and precision. These two models differ from each other in terms of the rule base developed. The three 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.

Key words: Fuzzy Logic, Grinding, Burn, Monitoring.

The authors are the only responsible for the printed material included in this paper.