

# Identificação de Níveis de Danos de um Tanque de Armazenamento de Combustível via Sistema Baseado em Regras Fuzzy

Fellipe A. D. Prudente<sup>1</sup>

USP, São Paulo, SP

Rosana S. M. Jafelice<sup>2</sup>, José W. Silva<sup>3</sup>, Roberto M. Finzi<sup>4</sup>

UFU, Uberlândia, MG

Diogo S. Rabelo<sup>5</sup>

UFG, Aparecida de Goiânia, GO

José R. V. Moura Jr.<sup>6</sup>

UFCAT, Catalão, GO

**Resumo.** O intuito do monitoramento de integridade estrutural (SHM) é inspecionar uma estrutura com o propósito de identificar, localizar e detectar possíveis danos. A condição da estrutura pode ser representada a partir da técnica de impedância eletromecânica (EMI). A evolução do dano, ao longo do tempo, também pode ser monitorada pois, em geral, alteração na estrutura acarreta alteração nas métricas de dano calculadas a partir dos dados de impedância. O objetivo deste trabalho é desenvolver um Sistema Baseado em Regras Fuzzy (SBRF), para avaliar o estado estrutural, empregando três métricas como variáveis de entrada: Desvio do Coeficiente de Correlação (CCD), Desvio Percentual da Média Absoluta (ASD) e Desvio Médio da Raiz Quadrada 4 (RMSD4). Os dados foram coletados através de pastilhas piezoelétricas, *PbLead Zirconate Titanate* (PZT), instaladas em uma placa de aço que foi submetida a cinco danos diferentes em condições ambientais no Campus Glória, da Universidade Federal de Uberlândia (UFU). Os resultados obtidos por essa comparação foram satisfatórios, com uma taxa de acerto de mais de 98%, mostrando que a metodologia possibilitou identificar o nível de dano, em grande parte dos dados, para um problema complexo.

**Palavras-chave.** Conjuntos Fuzzy, HyFIS, Impedância Eletromecânica, SHM, SBRF

## 1 Introdução

Sistemas estruturais desempenham papéis cruciais na sociedade contemporânea, mas anomalias e danos são comuns ao longo do tempo, comprometendo seu funcionamento pleno. Substituí-los imediatamente é economicamente desvantajoso, destacando a necessidade de técnicas avançadas de detecção de danos para garantir operações seguras, estendendo sua vida útil e contribuindo para a sustentabilidade [2].

O SHM é fundamental para detectar problemas nas estruturas antes que se tornem graves, garantindo seu funcionamento adequado. Este estudo emprega a técnica de EMI para avaliar a condição das estruturas ao longo do tempo, detectando alterações que podem indicar danos.

---

<sup>1</sup>fellipe@ime.usp.br

<sup>2</sup>rmotta@ufu.br

<sup>3</sup>zewaldemar@ufu.br

<sup>4</sup>finzi@ufu.br

<sup>5</sup>diogo.rabelo@ufg.br

<sup>6</sup>zereis@ufcat.edu.br

Para determinar se uma estrutura está danificada usando a técnica de EMI, é essencial comparar as curvas de impedância em momentos específicos, mantendo os mesmos parâmetros. Se houver uma diferença significativa entre elas, é possível concluir que a estrutura está danificada.

Inicialmente, são coletados dados de impedância em uma faixa de frequência específica, chamados de *baseline*, assumindo que a estrutura está em perfeitas condições. Durante essa coleta, deve-se registrar a temperatura. A ausência de determinados dados de temperatura nos dados de *baseline*, que foram registrados em outros momentos de coleta, pode ser problemática para identificar danos.

A teoria dos conjuntos fuzzy pode lidar de forma satisfatória com este problema através de SBRF. A partir dos dados de *baseline*, os SBRF podem ser construídos usando uma rede neuro-fuzzy, neste trabalho utilizou o *Hybrid Neural Fuzzy Inference System* (HyFIS), que treina o sistema a partir dos dados obtidos [4]. O SBRF gerado prevê a impedância para qualquer temperatura dentro da faixa de referência. Para verificar a acurácia dos SBRF são utilizados métricas de danos. Além da validação do SBRF, as métricas de danos fazem a comparação das impedâncias *baseline* com as impedâncias registradas em outro momento. A capacidade de separar os valores das métricas com os *baseline* e com danos indica a presença de alterações na estrutura.

No monitoramento da evolução do estado da estrutura, níveis de danos podem ser caracterizados, fazendo com que possa ser definido o quanto a mesma está danificada.

Dessa forma, o objetivo deste trabalho é desenvolver um SBRF para avaliar o estado estrutural, empregando três métricas como variáveis de entrada: CCD, ASD e RMSD4 [5]. Este SBRF é construído utilizando o método de inferência de Mamdani e o método de defuzzificação, o centro de gravidade [1]. Vale ressaltar que a RMSD4 representa uma abordagem modificada do desvio médio da raiz quadrada padrão. A definição das métricas são dadas por:

$$RMSD4 = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{((X_i - \bar{X}) - (Y_i - \bar{Y}))^2}{n}}; \quad CCD = 1 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{S_X S_Y};$$

$$ASD = \sum_{i=1}^n (X_i - Y_i - (\bar{X} - \bar{Y}))^2,$$

em que  $X_i$ ,  $Y_i$  representam as medições da impedância coletada e predita, respectivamente, para a estrutura em uma frequência  $i$ ;  $n$  é o número de medições consideradas;  $S_X$  e  $S_Y$  representam os desvios padrão,  $\bar{X}$  e  $\bar{Y}$  são as médias das medições para as duas condições analisadas.

Na Figura 1 está representado a metodologia adotada neste trabalho. Nos retângulos em vermelho está exibido o processo de entrada e saída do SBRF (gerado pelo HyFIS) e os em azul são os dados de impedância reais da estrutura com danos. Nos retângulos laranjas estão representados o processo de criação do SBRF que irá identificar o nível de dano da estrutura.

No trabalho de Prudente (2024) [6], é realizada a modelagem matemática através da criação de aproximadamente 8000 SBRF gerados pelo HyFIS, para prever dados de impedância eletromecânica e uma forma de quantificar essas mudanças estruturais encontradas.

## 2 Fundamentação Teórica

### 2.1 Conjuntos Fuzzy

**Definition 2.1.** Um subconjunto fuzzy  $A$  de um universo  $U$  é definido em termos de uma função de pertinência (MF)  $\mu_A$  que a cada elemento  $x$  de  $U$  associa um número  $\mu_A(x)$  entre zero e um

chamado de grau de pertinência de  $x$  a  $A$  [1]. Assim,

$$u_A : U \rightarrow [0, 1].$$

Os valores  $u_A(x) = 1$  e  $u_A(x) = 0$  indicam, respectivamente, a pertinência plena e a não pertinência do elemento  $x$  a  $A$ . Um subconjunto fuzzy também pode ser identificado por um conjunto clássico de pares ordenados:

$$G = \{(x, u_A(x)) \mid x \in U\},$$

que é o gráfico da função de pertinência.

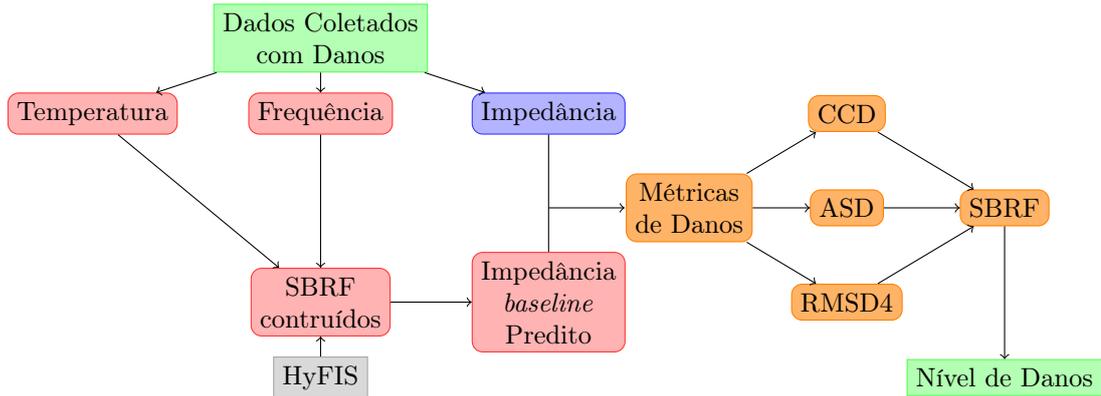


Figura 1: Esquema da metodologia de compensação de temperaturas para identificação de danos. Fonte: dos autores.

## 2.2 Sistema Baseado em Regras Fuzzy

Os SBRF podem ser compreendidos como uma representação que associa entradas a saídas, expressa na forma  $y = f(x)$ . Na Figura 2,  $x \in \mathbb{R}^n$  representa um vetor de entrada em um espaço de dimensão  $n$ , enquanto  $y \in \mathbb{R}^m$  denota o resultado correspondente no espaço de dimensão  $m$ .

O SBRF é composto por quatro partes: um processador de entrada que aplica a fuzzificação nos dados de entrada; um conjunto de regras fuzzy agrupadas, denominadas base de regras; um método de inferência fuzzy; e um processador de saída que gera um número real [3]. Esses elementos operam de forma interligada, conforme ilustrado no diagrama da Figura 2.

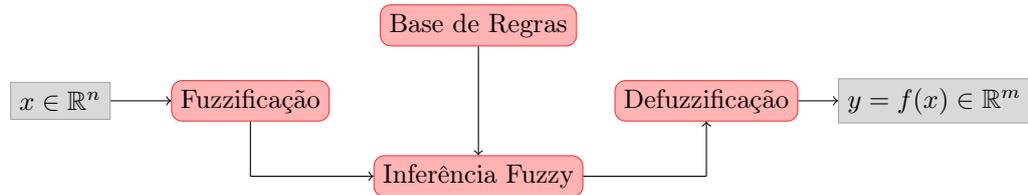


Figura 2: Arquitetura do SBRF. Fonte: dos autores.

## 3 Experimento

O experimento foi realizado no Campus Glória da UFU em ambiente externo com condições ambientais, em que um sensor PZT foi acoplado a uma chapa de aço de um tanque de armaze-

namento de combustível. Os dados coletados contêm informações sobre temperatura, frequência e impedância. O treinamento da rede neuro-fuzzy, HyFIS foi realizado com temperatura e frequência como variáveis de entrada e impedância como variável de saída. Os SBRF obtidos foram validados usando a métrica CCD, calculada a partir dos dados coletados, reservados para validação, e os valores preditos a partir dos SBRF. Na Figura 3 está representada a estrutura utilizada para a análise dos dados e na Figura 4 um dos danos que foi induzido na placa de aço.



Figura 3: Chapa de aço. Fonte: dos autores.



Figura 4: Dano realizado na placa de aço. Fonte: dos autores.

No experimento, foram realizados cinco danos em uma placa metálica. Os danos 1 e 2 foram provocados por esmerilhamento em extremos opostos da placa, enquanto os danos 3 e 4 seguiram a mesma abordagem. Para o dano 5 utilizou-se a usinagem, processo técnico de remoção de material por meio de uma ferramenta de corte. A localização deles está representada na Figura 5.



Figura 5: Localização dos danos. Fonte: dos autores.

Este experimento envolveu um conjunto de dados experimentais com 5.000 pontos de frequência e 1.949 temperaturas de referência coletadas em uma faixa que variou de  $8,93^{\circ}C$  a  $30,52^{\circ}C$ .

A coleta do primeiro dano resultou em 3896 temperaturas, cada uma composta por 5000 frequências, com uma variação de temperatura entre  $8,93^{\circ}C$  e  $30,52^{\circ}C$ .

Em relação ao segundo dano, foram coletadas 227 temperaturas oscilando entre  $9,57^{\circ}C$  e  $27,94^{\circ}C$ . Para o terceiro dano, registrou-se 1011 temperaturas variando de  $8,93^{\circ}C$  a  $30,52^{\circ}C$ . O quarto dano produziu 881 temperaturas, com a faixa entre  $9,41^{\circ}C$  e  $30,52^{\circ}C$ . Por fim, o quinto dano resultou em 1516 temperaturas com uma variação de  $10,05^{\circ}C$  a  $30,52^{\circ}C$ . Lembrando que em cada caso a faixa de frequência é a mesma, já que a mesma pode ser controlada.

### 3.1 Fase de Detecção de Danos

O monitoramento da estrutura (placa) ao longo do tempo, isto é a medida que novos danos foram sendo inseridos pela retirada de massa, permitiu observar que os valores das métricas aumentaram. Na Figura 6 está representado como os danos foram caracterizados através da métrica de CCD.

Nota-se que os danos 1 e 3 apresentaram os maiores picos de crescimento em comparação com os outros danos, possivelmente devido à distância desses danos em relação ao PZT, conforme ilustrado na Figura 5.

Nas métricas CCD, ASD e o RMSD4 demonstraram uma sensibilidade ao perceber que os valores de *baseline* se diferencia dos outros conjuntos, tornando viável distinguir entre os estados com danos e sem danos. Estas métricas obtiveram um comportamento semelhante quanto a diferenciação do *baseline* e por esse motivo ambas as métricas foram utilizadas para poder identificar o nível de dano que a placa se encontra.

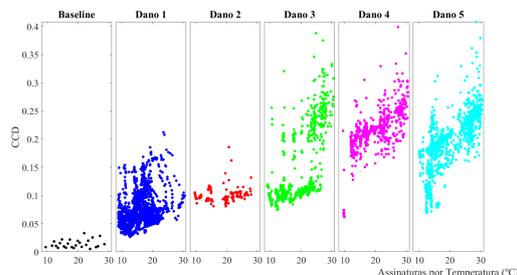


Figura 6: Métrica CCD. Fonte: dos autores.

Na próxima seção, é elaborado o processo de criação de um SBRF a partir dos resultados provenientes das métricas CCD, ASD e RMSD4 [6].

#### 4 Identificação de Nível de Dano

Para a construção do SBRF que avalia o nível de dano considera-se as métricas CCD, ASD e RMSD4 como variáveis de entrada, a arquitetura de sua construção está representada na Figura 7.



Figura 7: Arquitetura do SBRF para nível de dano. Fonte: dos autores.

Para avaliar a qualidade do SBRF, foi utilizada a combinação de CCD, ASD e RMSD4 para estipular o dano em que cada combinação assume. Três termos linguísticos foram definidos para a variável de saída nível do dano: irrelevante, baixo e médio.

O termo linguístico irrelevante corresponde aos dados *baseline*; o pequeno aos danos 1 e 2; e o médio aos danos 3, 4 e 5. A partir da análise do comportamento do CCD, ASD e RMSD4, foram estabelecidas as funções de pertinência para cada entrada e saída, que são dadas por:

- Variáveis de Entrada
  - Valores do CCD: o domínio  $[0, 0.41]$ , representando as faixas  $[0, 0.04]$ ,  $[0.038, 0.18]$  e  $[0.13, 0.8]$ , com os termos linguísticos: Baixo, Médio e Alto, respectivamente, Figura 8.
  - Valores da ASD: o domínio  $[0, 2.2 \cdot 10^5]$ , representando as faixas  $[0, 3.6 \cdot 10^3]$ ,  $[3.3 \cdot 10^3, 4.4 \cdot 10^4]$  e  $[8 \cdot 10^3, 2.2 \cdot 10^5]$ , com os termos linguísticos: Baixo, Médio e Alto, respectivamente, Figura 9.

- Valores da RMSD4: o domínio  $[0, 7]$ , representando as faixas  $[0, 0.9]$ ,  $[0.8, 1.6]$  e  $[1.4, 7]$ , com os termos linguísticos: Baixo, Médio e Alto, respectivamente, Figura 10.

- Variáveis de Saída

- Nível de Dano: o domínio  $[0,1]$ , representando as faixas  $[0, 0.1]$ ,  $[0.05, 0.4]$  e  $[0.3, 1]$  com os termos linguísticos: Irrelevante, Pequeno e Médio, respectivamente, conforme Figura 11.

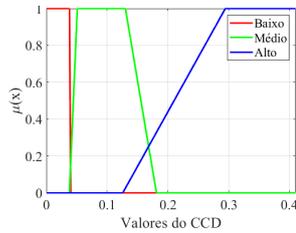


Figura 8: MF para variável CCD.  
Fonte: dos autores.

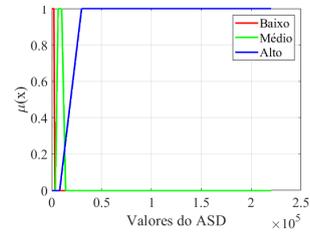


Figura 9: MF para variável ASD.  
Fonte: dos autores.

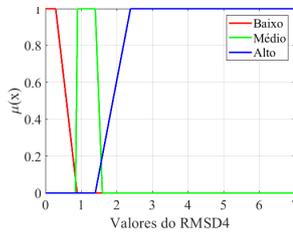


Figura 10: MF para variável RMSD4.  
Fonte: dos autores.

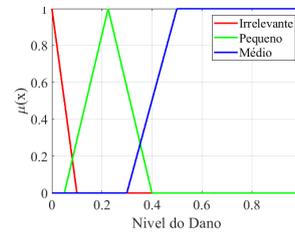


Figura 11: MF para variável de saída.  
Fonte: dos autores.

Estabeleceu-se 15 regras fuzzy, algumas são representadas a seguir:

Se (CCD é **Baixo**) e (ASD é **Baixo**) e (RMSD4 é **Baixo**) então o Nível de Dano é **Irrelevante**;  
 Se (CCD é **Médio**) e (ASD é **Baixo**) e (RMSD4 é **Médio**) então o Nível de Dano é **Pequeno**;  
 Se (CCD é **Alto**) e (ASD é **Alto**) e (RMSD4 é **Alto**) então o Nível de Dano é **Médio**.

Para os valores do sistema correspondentes a  $CCD = 0.23$ ,  $ASD = 1.5 \cdot 10^4$ , e  $RMSD4 = 1.73$ , o nível de dano resultante na saída foi de 0.668. Esses dados foram extraídos do conjunto de dados do Dano 3. Como  $0.668 \in [0.3, 1]$ , conclui-se que, para essas entradas, o nível de dano foi classificado como médio, conforme esperado pela definição dos intervalos para cada nível de dano.

Na próxima seção é apresentada a quantidade de acerto que o SBRF teve em porcentagem.

#### 4.1 Resultados da Fase de Avaliação do Modelo

A validação dos dados, foi feita comparando o nível de dano gerado pelo SBRF e o esperado por meio do experimento. Na Figura 12 está representado todos os valores dos níveis de danos.

Nos dados de *baseline*, os níveis de dano permaneceram dentro do intervalo  $[0.03, 0.0429] \subset [0, 0.1]$ , indicando que todos foram classificados como irrelevantes, resultando em uma taxa de precisão de 100%. Nos dados dos danos 3, 4 e 5, os níveis de dano ficaram dentro do intervalo  $[0.5, 0.752] \subset [0.3, 1]$ , sugerindo que todos esses dados foram classificados como danos médios, resultando também em uma taxa de precisão de 100%.

Entretanto, nos dados dos danos 1 e 2, os níveis de danos ficaram no intervalo  $[0.225, 0.6831]$ , que não está contido no conjunto classificado como dano médio,  $[0.05, 0.4]$ . Observou-se que 57 pontos não se encaixaram nesse intervalo, o que representa aproximadamente 1,38% de 4123. Portanto, pode-se concluir que para este conjunto de dados, a precisão foi de 98,61%.

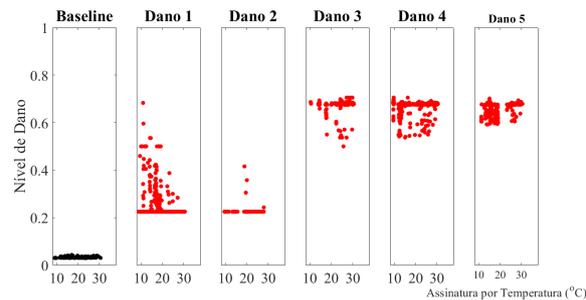


Figura 12: Nível de dano para todos o conjunto de dados. Fonte: dos autores.

## 5 Considerações Finais

Os resultados obtidos neste estudo demonstram a viabilidade e eficácia do SBRF desenvolvido com o método de inferência de Mamdani para avaliar o estado estrutural de sistemas por meio da técnica de EMI. É importante destacar que, embora a precisão global do sistema tenha sido alta, houve algumas discrepâncias nos dados dos danos de níveis mais baixos. No entanto, mesmo nessas situações, a taxa de precisão permaneceu acima de 98%, indicando uma capacidade significativa de identificação de danos, mesmo em casos mais desafiadores.

Em última análise, este trabalho contribuiu significativamente para o avanço do monitoramento de integridade estrutural, fornecendo uma ferramenta eficaz para identificar alterações nas estruturas em diversas aplicações industriais.

## Agradecimentos

O primeiro autor agradece a CAPES pelo auxílio financeiro durante o curso de Mestrado em Matemática. Os autores agradecem a Petrobras - Petróleo Brasileiro S.A. - R&D Center (CEN-PES) (CEP:21941-915) pelo suporte deste trabalho.

## Referências

- [1] L. C. Barros e R. C. Bassanezi. **Tópicos de Lógica Fuzzy e Biomatemática**. Campinas, SP: UNICAMP/IMECC, 2015, p. 426. ISBN: 85-87185-05-5.
- [2] C. R. Farrar e W. Keith. **Structural health monitoring: a machine learning perspective**. 1a. ed. UK, Wiley: John Wiley & Sons, 2013. ISBN: 978-1-119-99433-6.
- [3] R. S. M. Jafelice, L. C. Barros e R. C. Bassanezi. **Teoria dos Conjuntos Fuzzy com aplicações**. Vol. 17. São Carlos - SP: SBMAC, 2023, p. 121.
- [4] J. Kim e N. Kasabov. "HyFIS: Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems and Their Application to Nonlinear Dynamical Systems". Em: **Neural Networks** 12.9 (1999), pp. 1301–1319. URL: [https://doi.org/10.1016/S0893-6080\(99\)00067-2](https://doi.org/10.1016/S0893-6080(99)00067-2).
- [5] L. V. Palomino. **Análise das métricas de dano associadas à técnica da impedância eletromecânica para o monitoramento de integridade estrutural**. Dissertação de Mestrado. Uberlândia, MG, 2008.
- [6] F. A. D. Prudente. **Monitoramento Estrutural por Impedância Eletromecânica via Sistemas Neuro-Fuzzy**. Dissertação de Mestrado. Uberlândia, MG, 2024. DOI: 10.14393/ufu.di.2024.24.