

# SISTEMA INTELIGENTE DE MONITORAMENTO DE INTEGRIDADE ESTRUTURAL BASEADO EM IMPEDÂNCIA ELETROMECCÂNICA.

LUIS ANTONIO R. LOPES<sup>1</sup>, JORGE LUÍS M. DO AMARAL<sup>2</sup>, PAULO BATALHEIRO<sup>2</sup>.

1. *Comando da Aeronáutica – COMAER*

*Parque de Material Aeronáutico do Galeão – PAMAGL*

*1º Tenente do Quadro de Engenheiros da Aeronáutica e Mestrando do Curso de Pós-Graduação em*

*Engenharia Eletrônica da Universidade do Estado do Rio de Janeiro*

*E-mail: luisantonio\_eng@yahoo.com.br*

2. *Universidade do Estado do Rio de Janeiro - UERJ*

*Departamento de Engenharia Eletrônica e Telecomunicações*

*E-mail: {jamaral, pbb}@uerj.br*

**Abstract**—This paper presents the initial results of the development of an intelligent system applied to the monitoring of aircraft structures using the classification of electromechanical impedance curves. Initially, the method is described and then we propose the development of a low cost monitoring system implemented in an aircraft aluminum bar with 10 positions of fixing nuts and bolts. The goal of the proposed system is its capability of classifying an impedance curve as to the condition of the aluminum bar in the case if there is damage or not in the structure and, in case of the existence of damage, indicating their position in the bar aluminum and if it is severe or not.

**Keywords**—classifiers, monitoring structures, electromechanical impedance, aeronautical, intelligent systems.

**Resumo**—Este artigo apresenta os resultados iniciais do desenvolvimento de um sistema inteligente aplicado ao monitoramento de estruturas aeronáuticas utilizando o método de classificação de curvas de impedância eletromecânica. Inicialmente é detalhado o modelo do referido método e em seguida é proposto o desenvolvimento de um sistema de monitoramento de baixo custo aplicado em uma barra de alumínio aeronáutico com 10 posições de fixação de porcas e parafusos. O objetivo do sistema proposto é avaliar sua capacidade de classificar uma curva de impedância quanto à condição da barra de alumínio, no caso, se existe ou não um dano na estrutura e, em caso da existência do dano, indicar a sua posição na barra de alumínio e se o dano é severo ou não.

**Palavras-chave**—classificadores, monitoramento estruturas, impedância eletromecânica, aeronáutico, sistemas inteligentes.

## 1 Introdução

Nas diferentes áreas da Engenharia, o interesse nas técnicas e métodos aplicados no monitoramento de estruturas aumenta continuamente em função de diferentes motivos: aumento da segurança operacional, redução de custos com manutenção e reparo, eficiência logística, dentre outros. O monitoramento de estruturas possibilita dentro de uma análise mais específica, a realização do prognóstico de dano, ou seja, saber no presente qual a vida útil de um determinado componente ou por quanto tempo a estrutura poderá operar até a necessidade de realização de um reparo ou inspeção.

Este artigo descreve o desenvolvimento de um sistema inteligente capaz de classificar os sinais provenientes de um sistema de monitoramento de integridade estrutural. Este estudo propõe inicialmente uma nova metodologia para o monitoramento utilizando o método EMI (do Inglês, *electromechanical impedance method*). Será feita a classificação utilizando como dado de entrada uma representação compacta da curva de impedância, ao contrário de outras metodologias usualmente aplicadas em outros trabalhos (Baptista, 2010), (Liang *et al.*, 1994), (Park e Inman, 2005) e (Sun *et al.*, 1995), principalmente no uso de atributos extraídos da relação entre a curva de impedância do sistema que monitora a estrutura em condição sem dano e a curva da estrutura na condi-

ção com dano. Os ensaios do sistema proposto neste trabalho foram realizados em uma barra de alumínio com 10 posições de fixação de porca e parafuso para simular um dano através da perda de um desses componentes. Foi fixado um transdutor neste protótipo, mais precisamente no centro da barra de alumínio.

O sistema inicialmente classificará a curva de impedância como falha ou não falha, sendo esta a avaliação primária de qualquer sistema de monitoramento de estruturas. Em seguida, o sistema classificador será direcionado para as classes distribuídas entre posição, distância e severidade.

## 2 Monitoramento de estruturas baseado em impedância eletromecânica

Conforme (Park e Inman, 2005) descrevem, o monitoramento de integridade estrutural baseado na impedância eletromecânica (EMI, do Inglês, *electromechanical impedance method*) foi desenvolvido utilizando as propriedades dos materiais piezoelétricos no acoplamento eletromecânico com a estrutura a ser monitorada (Sun *et al.*, 1995) de forma a conceber um novo método de avaliação não destrutiva. A concepção básica dessa abordagem é monitorar a variação da impedância mecânica da estrutura causada pela presença de um dano. Em função da dificuldade de obter a medida da impedância mecânica, o método EMI utiliza a impedância elétrica dos materiais pie-

zoeletricos, a qual está diretamente relacionada com a impedância mecânica da estrutura e, conseqüentemente, a impedância elétrica será afetada pela presença de um dano estrutural. Através do monitoramento da impedância elétrica e a comparação com a medida inicial, é possível determinar quantitativamente se um dano estrutural ocorreu ou é iminente.

Conforme (Park e Inman, 2005) descrevem, o método de monitoramento da integridade utiliza a impedância elétrica de transdutores, normalmente constituídos de pequenas pastilhas piezoelétricas (PZT), para monitorar mudanças na estrutura como rigidez, massa e outras. Os transdutores piezoelétricos produzem uma carga elétrica quando sofrem estresse mecânico (vibração, compressão ou tração). Por outro lado, uma vibração mecânica é produzida quando o transdutor é excitado com um sinal elétrico. O método EMI utiliza ambas as direções onde cada transdutor permite a excitação forçada da estrutura e, simultaneamente, a medição da impedância elétrica. Quando um PZT é fixado na estrutura e então excitado por uma corrente elétrica alternada, uma pequena deformação é produzida na pastilha PZT. A resposta da região da estrutura próxima ao PZT à vibração mecânica é transferida de volta ao PZT na forma de uma resposta elétrica. Quando um dano na estrutura causa uma mudança na resposta dinâmica, essa mudança é manifestada na resposta elétrica do PZT.

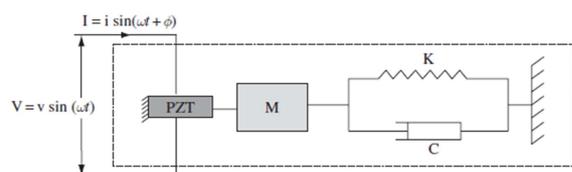


Figura 1 – Transdutor PZT e a estrutura monitorada representados por um modelo eletromecânico do tipo massa-mola (Baptista, 2010).

A solução para a equação do modelo elétrico do PZT conectado à estrutura segue para a seguinte equação de admitância elétrica no domínio da frequência (Liang et al, 1994):

$$Y(\omega) = i\omega a \left( \bar{\epsilon}_{33}^T (1 - i\delta) - \frac{Z_s(\omega)}{Z_s(\omega) + Z_a(\omega)} d_{3x}^2 \hat{Y}_{xx}^E \right), \quad (1)$$

sendo  $i$  a unidade imaginária.

Sendo  $Y$  a admitância elétrica (inverso da impedância),  $Z_a$  e  $Z_s$  as impedâncias mecânicas do PZT e da estrutura, respectivamente,  $\hat{Y}_{xx}^E$  o módulo de Young (ou módulo de elasticidade, ou seja, um parâmetro intrínseco do material que descreve a relação entre a tensão aplicada ao material e sua deformação elástica) a um campo elétrico constante,  $d_{3x}$  a constante piezoelétrica de acoplamento,  $\bar{\epsilon}_{33}^T$  a constante dielétrica a uma tensão mecânica constante,  $a$  uma constante geométrica e  $\delta$  a perda dielétrica tangente do PZT. Esta equação indica que a impedância elétrica do PZT fixado à estrutura é diretamente relacio-

nada com a impedância mecânica da estrutura a ser monitorada. A variação da impedância elétrica do PZT dentro de uma faixa de frequência é análoga à Função de Resposta em Frequência da estrutura (FRF) a qual contém informações vitais sobre a sua integridade estrutural. Um dano presente na estrutura causa mudanças diretas em sua rigidez e elasticidade, alterando as características dinâmicas locais. Com efeito, a impedância mecânica é modificada pelo dano estrutural. Desde que as outras propriedades do PZT permaneçam constantes,  $Z_s$  é que determina unicamente a admitância global. Em fim, qualquer mudança na impedância elétrica do PZT é considerada um indicativo de mudança na integridade estrutural.

### 3 Sistema proposto

#### 3.1 Estrutura básica do sistema proposto

A Figura 2 ilustra a estrutura básica do classificador. Primeiramente, o sistema extrai a curva de impedância eletromecânica para depois aplicar o pré processamento (Transformada Discreta de Fourier – DFT – *Discrete Fourier Transform*). Os coeficientes da DFT serão fornecidos aos algoritmos de classificação selecionados.

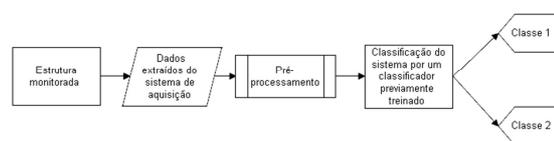


Figura 2 – Estrutura básica do classificador.

#### 3.2 Desenvolvimento do sistema proposto

Para o desenvolvimento do sistema proposto, foram definidas inicialmente algumas ferramentas necessárias para construção do sistema de aquisição de impedância. O sistema de monitoramento é composto por um dispositivo *data acquisition* (DAQ) da *National Instruments* (modelo USB-6211) em conjunto com uma ferramenta computacional, no caso o MATLAB®. O dispositivo DAQ é conectado eletricamente ao PZT através de uma saída analógica e em série com um resistor, conforme figura 3, de forma a realizar a atuação elétrica na estrutura.

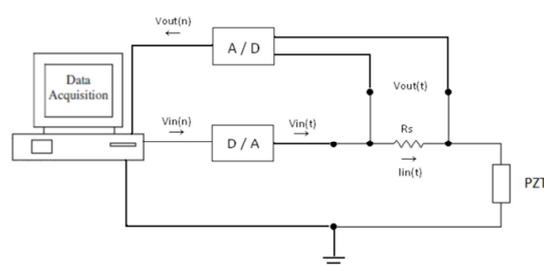


Figura 3 – Esquema elétrico do sistema de aquisição de impedância.

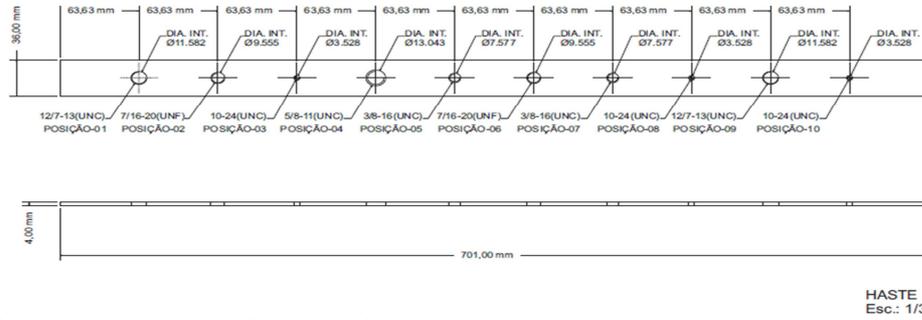


Figura 4 – Desenho da barra de alumínio aeronáutico a ser monitorada.

O transdutor PZT foi escolhido pelas suas características elétricas e mecânicas particulares que, inclusive, o faz ser denominado como um tipo de material inteligente. Conforme descreve (Baptista, 2010), o efeito piezelétrico é o surgimento de um campo elétrico em um material submetido a uma distribuição de tensão mecânica. Também ocorre o efeito reverso, isto é, ao se aplicar uma tensão elétrica entre os dois lados de um material piezelétrico, surge uma deformação mecânica. Para este estudo foi definido o transdutor PZT-4 tipo disco com 25 mm de diâmetro e 0,6 mm de espessura. Este modelo de transdutor possui um bom alcance para efeitos de monitoramento em barras de alumínio. Em função de possuir uma frequência de ressonância em 3 MHz, o transdutor operar em região linear na faixa de interesse do EMI (entre 10 KHz e 200 KHz).

Ao contrário de outros trabalhos, como por exemplo, (Baptista, 2010), que utilizam uma função de resposta em frequência para obter a curva de impedância, este trabalho propõe um modelo mais simples, porém eficiente, que consiste em utilizar um resistor de baixo valor (no caso o  $R_s$ , conforme figura 3) em série com o transdutor o que possibilita a medida da corrente do circuito. A impedância no domínio da frequência é obtida através da divisão entre a DFT da tensão do circuito e a DFT da corrente do circuito. Após a extração da curva de impedância, basta subtrair o valor do resistor  $R_s$  da curva de impedância real do circuito para obter a curva do transdutor, conforme Eq. 2.

$$|Z(e^{j\omega})| = \frac{|V_i(e^{j\omega})|}{|I_i(e^{j\omega})|} - R_s \quad (2)$$

A estrutura a ser monitorada é uma barra de alumínio aeronáutico contendo em 10 posições equidistantes a fixação de parafusos com porca (Figura 4). A barra possui 70,1 mm de comprimento, 36 mm de largura e 4 mm de espessura. Cada uma das 10 posições possui um furo com rosca para fixação de parafuso com porca. A simulação de um dano pode ser feita de diferentes formas: para cada posição, pode-se retirar uma porca ou uma porca e parafuso. Pode-se ainda padronizar a posição inicialmente com uma, duas ou três porcas, dependendo do comprimento do parafuso. O protótipo dispõe também, para cada posição, de 3 a 4 peças (porca e parafuso) de mesmo modelo, tamanho e liga. Isto se faz necessário para a realização de diferentes simulações para a condição sem danos através da troca de uma mesma peça, porém de

fabricação distinta.

Para o modelo EMI proposto, faz-se necessária a geração de um sinal capaz de excitar o transdutor e, conseqüentemente, estimular o sistema de monitoramento para a aquisição do sinal de retorno. O sinal gerado para os ensaios propostos possuem 2 volts de amplitude (1 volt de pico) e duração de 1 segundo. Um aspecto preponderante é a necessidade do sinal de excitação ser capaz de varrer uma faixa de interesse do espectro de frequência. Existem diversas opções de sinais que atendem a esta característica.

Para este trabalho foram utilizados 3 sinais distintos: *chirp*, ruído aleatório e pseudoaleatóriobinário. O sinal *chirp* (Baptista, 2010) faz uma varredura desde uma frequência inicial de baixo valor até uma frequência final de valor mais alto, ou vice-versa. A seqüência  $x(n)$  de um sinal *chirp* é dada por

$$x(n) = A \cdot \sin\left(\frac{2\pi}{F_s} n \left(\frac{f_2 - f_1}{2N} n + f_1\right)\right) \quad (3)$$

Na Eq. 3,  $f_1$  e  $f_2$  representam a frequência inicial e final, respectivamente,  $A$  é a amplitude,  $N$  é o número de amostras e  $F_s$  é a taxa de amostragem. Bons resultados experimentais observados durante os primeiros ensaios foram obtidos com a frequência variando entre ( $f_1 = 0$ ) até ( $f_2 = 31,25$  kHz).

### 3.3 Pré-processamento das curvas de impedância

O sistema de aquisição após a extração das curvas de impedância apresenta um sinal discreto que possui um grande número de pontos. Em função da proposta de classificação da curva, propôs-se realizar a transformada discreta de Fourier utilizando apenas 512 coeficientes para obter uma representação mais compacta da impedância (o sinal original possui 250 mil pontos).

## 4 Sistema de Classificação

O sistema de classificação proposto recebe como entrada os coeficientes da Transformada Discreta de Fourier da curva de impedância e fornecem como saída a indicação se a estrutura possui falha ou não; se o dano está à direita do sensor ou não; se está a esquerda ou não; se o dano é severo ou não; se está

perto ou não; se está longe ou não, conforme pode ser visto na Figura 5.

Os seguintes classificadores foram avaliados: K Vizinhos mais próximos(Kuncheva, 2004), Redes Neurais Artificiais (Haykin, 2004) e Máquinas de Vetor de Suporte (Heijden et al., 2004), (Vapnik, 2000).

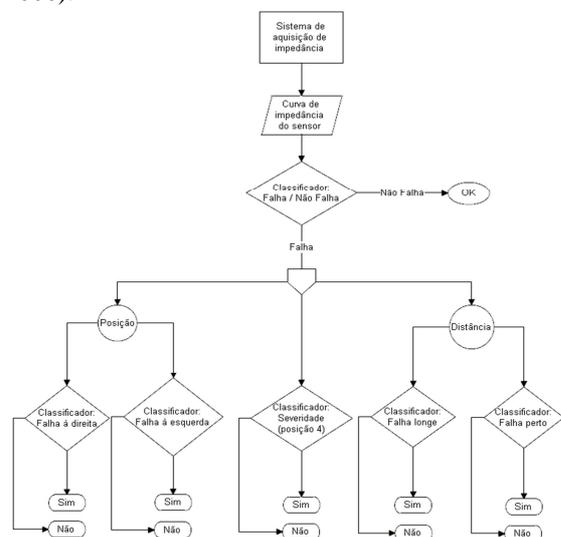


Figura 5 – Diagrama com o modelo de classificação do sistema de monitoramento EMI.

O classificador K vizinhos mais próximos (KNN – K nearest neighbor) é um dos algoritmos de reconhecimento de padrões mais simples e elegantes que existe (Kuncheva, 2004). Ele possui o que se chama de “aprendizado preguiçoso”, porque o estágio de aprendizado consiste somente no armazenamento de instâncias rotuladas (conjunto de treinamento). Quando uma nova instância tem que ser classificada, o algoritmo encontra as K instâncias de treinamento mais próximas, e a classificação é efetuada verificando qual rótulo possui a maioria entre as K instâncias. As máquinas de vetor de suporte (SVM - *Support vector machines*) são sistemas de aprendizado baseado na teoria de aprendizado estatístico (Vapnik, 2000) e foram bem sucedidas em diversos problemas de classificação e regressão. Para um problema de classificação com duas classes, em sua forma elementar, o SVM é um classificador linear que realiza a classificação construindo um hiperplano que separa as classes de modo ótimo. O hiperplano ótimo é aquele que fornece a margem máxima (a margem é definida como a distância entre uma amostra e o hiperplano). Ele é obtido através da otimização de L conforme a Equação (4). Pode-se provar que esta solução em particular tem a maior capacidade de generalização.

$$L = \frac{1}{2} w^2 + C \sum_{n=1}^{N_s} \xi_n + \sum_{n=1}^{N_s} \alpha_n [w^T z_n + b] - 1 + \xi_n + \sum_{n=1}^{N_s} \gamma_n \xi_n, \quad \alpha_n, \gamma_n \geq 0 \quad (4)$$

O parâmetro de regularização C representa o compromisso de se obter uma margem maior ao custo de ter um maior número de exemplos de treinamento classificados incorretamente, ou ter uma margem menor (menor generalização) e um menor número de erros de classificação no treinamento. Para que seja possível obter fronteiras de decisão não lineares, um mapeamento não linear pode ser aplicado ao conjunto de treinamento. Esta transformação faz com que os dados sejam representados em um novo espaço de dimensão mais alta onde as classes possam ser mais facilmente separadas. Funções polinomiais e de base radial são normalmente os primeiros mapeamentos não lineares a considerar. Embora a superfície de decisão (hiperplano) seja linear neste espaço de dimensão mais alta, quando é vista no espaço original de dimensão mais baixa, ele não é mais linear, permitindo que o SVM também possa ser aplicado a dados que não são linearmente separáveis.

## 5 Resultados

Considerando a estrutura apresentada e a classificação proposta, foi definida uma metodologia de ensaios para a composição do conjunto de dados de treinamento e teste. Esta metodologia compreendeu a realização de um grupo de 370 ensaios com a barra de alumínio nas condições danos, dano(s) à direita, dano(s) à esquerda, dano(s) longe do transdutor, dano(s) perto do transdutor e dano severo. Os danos poderiam estar presentes isoladamente ou em conjunto.

Os ensaios foram realizados de forma que os exemplos com a barra na condição de falha poderiam conter um ou vários danos. Os critérios de análise da falha podem ser observados na Tabela 1.

Tabela 1. Critérios de falhas da barra de alumínio.

Critério de falha	Posição do(s) dano(s) na barra de alumínio
Sem danos	Nenhuma posição
Dano(s) à direita	Posições 6 a 10
Dano(s) à esquerda	Posições 1 a 5
Dano(s) longe do transdutor	Posições 1, 2, 9 e 10
Dano(s) perto do transdutor	Posições 3 a 8
Dano severo	Posição 4

Com os critérios de falha definidos foi possível estabelecer para cada exemplo uma classe para cada classificação. Desta forma foi obtido ao final dos experimentos um conjunto de exemplos a serem avaliados em alguns classificadores pré estabelecidos.

A Tabela 2 mostra os resultados dos classificadores ajustados com os melhores parâmetros em três repetições de uma validação cruzada com dez partições.

Os resultados da Tabela 2 demonstram que o classificador SVM radial apresentou o melhor desempenho entre os classificadores avaliados, com exceção da condição “dano à direita” em que o classificador KNN indicou o melhor desempenho, porém tendo o classificador SVM radial nesta mesma condição obtido resultados muito próximos.

Tabela 2. Resultados de classificadores para critério *base line*.

Sinais de excitação e resultados dos classificadores		SVM linear	KNN	RNA	SVM radial
Sinal Aleatório	Acurácia	0.81	0.98	0.98	1.00
	Sensibilidade	0.83	1.00	1.00	1.00
	Especificidade	0.85	0.96	0.96	1.00
	AUC	0.88	1.00	0.98	1.00
Sinal Chirp	Acurácia	0.68	0.98	0.96	1.00
	Sensibilidade	0.50	1.00	1.00	1.00
	Especificidade	0.89	0.95	0.91	1.00
	AUC	0.75	1.00	0.96	1.00
Sinal Pseudoaleatório	Acurácia	0.82	0.98	0.97	1.00
	Sensibilidade	0.87	1.00	1.00	1.00
	Especificidade	0.80	0.95	0.94	1.00
	AUC	0.88	1.00	0.97	1.00

Nesta primeira avaliação, os resultados foram bastante satisfatórios para as classificações quanto às condições *base line*, “dano à direita” e “dano à esquerda”. Para as classificações “dano longe”, “dano perto” e “dano severo” os resultados foram menos satisfatórios, porém também com taxas altas de acurácia (0.92 para “dano longe”, 0.94 para “dano perto” e 0.92 para “dano severo”) e AUC (do Inglês, *Area Under the ROC Curve*) (0.94, 0.97 e 0.96, respectivamente). O sistema atende muito bem à sua proposta inicial, ou seja, monitorar a estrutura e classificá-la quanto à existência ou não de uma falha. Além disso, é capaz de identificar se existe ou não um dano à direita ou à esquerda do transdutor com uma taxa de acurácia bastante elevada (0.96 para ambos os casos). O sistema apresenta uma dificuldade ligeiramente superior para uma identificação de localização quanto à distância, principalmente na condição “dano longe”. Esta dificuldade está relacionada à limitação do sistema de aquisição de impedância e o método EMI para danos em estruturas localizados em regiões distantes do transdutor PZT. Este componente do sistema tem um alcance limitado devido principalmente por trabalhar em uma condição de frequência alta. Existem diferentes transdutores PZT no mercado e a escolha do modelo está condicionada à funcionalidade do sistema. Isto significa que sistemas que trabalham com faixas de frequência maiores possuem maior sensibilidade, porém menor alcance. Por outro lado, sistemas que trabalham com faixas de frequência menores e possuem maior capacidade de transmitir energia durante a vibração da estrutura possuem maior alcance, porém menor sensibilidade.

Ainda dentro desta avaliação, a condição “dano severo” também apresentou uma dificuldade

ligeiramente superior de classificar corretamente a classe com falha em relação às condições “dano à direita” e “dano à esquerda”. Esta dificuldade aparenta estar relacionada ao fato de que esta condição é mais específica do que as outras condições, pois é a identificação de um dano em uma única posição, enquanto que as outras condições reúnem um grupo de condições de dano em diferentes posições. Ressalta-se ainda que os ensaios foram realizados com diferentes conjuntos de porcas e parafusos. Para o método EMI, uma pequena variação de massa entre dois parafusos ou porcas iguais, porém de lotes de fabricação diferentes, acarreta em uma variação na curva de impedância.

No passo seguinte, foi colocada a proposta de avaliar a execução do pré processamento para extração de curvas de impedância com menos pontos. Isso permitiria uma redução considerável de esforço computacional, visto que dentro da proposta de vetor de atributos sendo a própria curva de impedância, então uma condição da curva com 512 pontos implica em um vetor de atributos com 512 pontos o que configura uma dimensão grande para um vetor de entrada em determinados classificadores. Isto posto, foram repetidos os mesmos ensaios realizados para banda cheia com 512 pontos, porém ajustando a função para gerar curvas com 256, 128, 64 e 32 pontos.

Após essa etapa de experimentos, foram observadas poucas alterações entre os resultados dos classificadores para os diferentes tamanhos de vetores de atributos. A Tabela 3 compara os resultados entre os 4 classificadores avaliados para a condição de vetor de atributos com 32 pontos e o melhor resultado para a condição de 512 pontos. Nas referidas tabelas, os valores entre parênteses são os respectivos desvios padrões.

Tabela 3. Resultados de classificadores para critério *base line*.

Sinais de excitação	Métrica	32 pontos				512 pontos
		SVM linear	KNN	RNA	SVM radial	SVM radial
Aleatório	Acurácia	0.79 (0.06)	0.97 (0.02)	0.97 (0.03)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)
	Sensibilidade	0.79 (0.13)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)
	Especificidade	0.80 (0.10)	0.94 (0.04)	0.94 (0.06)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)
	AUC	0.85 (0.06)	1.00 (0.00)	0.97 (0.03)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)
Chirp	Acurácia	0.62 (0.08)	0.96 (0.03)	0.95 (0.04)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)
	Sensibilidade	0.42 (0.13)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)
	Especificidade	0.83 (0.10)	0.92 (0.05)	0.89 (0.08)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)
	AUC	0.69 (0.09)	1.00 (0.00)	0.94 (0.05)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)
Pseudoaleatório binário	Acurácia	0.81 (0.07)	0.97 (0.03)	0.96 (0.03)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)
	Sensibilidade	0.84 (0.12)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)
	Especificidade	0.78 (0.10)	0.93 (0.06)	0.92 (0.06)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)
	AUC	0.85 (0.07)	1.00 (0.00)	0.95 (0.04)	1.00 (0.00)	1.00 (0.00)

Para os experimentos com 32 pontos novamente o classificador SVM radial se destacou com os

melhores resultados, sendo que o classificador KNN obteve um desempenho muito próximo também. O classificador linear definido para esses experimentos, no caso o SVM linear, apresentou um desempenho pior, mas ainda competitivo, que sugere que a fronteira de classificação pode ser até certo ponto aproximada por uma função linear.

Em geral, os resultados dos classificadores com o sinal de excitação chirp demonstraram um resultado pior em comparação com os outros classificadores. Isso evidencia que neste modelo de banda cheia os atributos extraídos das frequências maiores podem ter influenciado negativamente nos resultados, visto que esse sinal de excitação não possui bom desempenho em altas frequências para este sistema proposto. Isso reforça a necessidade de uma avaliação de um modelo de subbandas.

Os resultados dos classificadores para exemplos na condição “dano longe” apresentaram um índice de dispersão elevando, evidenciando a dificuldade do sistema de aquisição em monitorar as partes mais distantes do transdutor. Ou seja, danos nas posições 1 e/ou 10, por exemplo, tem pouco efeito na impedância do transdutor PZT.

## 6 Conclusão

Foi proposto um sistema de monitoramento de baixo custo capaz de classificar curvas de impedância de um transdutor PZT quanto a diferentes critérios de dano de uma barra de alumínio. Dentro da proposta de desenvolvimento de sistemas inteligentes para monitoramento de estruturas, os resultados foram além das expectativas, visto que foi possível identificar e classificar critérios elencados no início do trabalho com taxas de acerto próximo a totalidade dos exemplos. As validações realizadas durante este trabalho mostraram que o sistema de aquisição de impedância desenvolvido atende perfeitamente ao modelo proposto inicialmente. Quanto aos resultados das classificações das curvas de impedância, o sistema proposto apresentou em geral um ótimo resultado, com destaque para o classificador SVM radial. Os resultados foram bastante satisfatórios para as classificações quanto às condições sem dano, “dano à direita” e “dano à esquerda”. Para as classificações “dano longe”, “dano perto” e “dano severo” os resultados foram menos satisfatórios, porém também com taxas altas de acurácia e AUC. Com base nos resultados apresentados pelo classificador SVM linear e pelo baixo número de neurônios na camada escondida, sugere-se que, para esta estrutura, o problema de classificação possui uma característica quase linear.

É possível avaliar a possibilidade do desenvolvimento em trabalhos futuros de um sistema para operação em condições reais e em estruturas mais complexas, em face de ser um sistema de aquisição de impedância de baixo custo e de possuir uma estrutura simples, porém eficaz. Ainda como continuação deste trabalho a investigação de um modelo em sub-

bandas que permita a busca de uma faixa ótima de frequência.

## Referências Bibliográficas

- Baptista, F. G. (2010). Uma Contribuição aos Sistemas de Monitoramento de Integridade Estrutural Baseados na Impedância Eletromecânica. 91f. Tese (Doutorado). Departamento de Engenharia Elétrica, Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, São Paulo, 2010.
- Duda, R. O. ; Hart, P. E. and Stork, D. G. (2000). Pattern Classification, Wiley-Interscience.
- Duin, R. P. W. *et al.* (2007). PRTools4.1, AMatlab Toolbox for Pattern Recognition, Delft University of Technology.
- Heijden, F. *et al.* (2004). Classification, parameter estimation and state estimation: an engineering approach using MATLAB, Wiley & Sons.
- Kuncheva, L. I. (2004). Combining Pattern Classifiers: Methods and Algorithms. Wiley-Interscience.
- Liang, C. ;Sun, F. P. and Rogers, C. A. (1994). Coupled electromechanical analysis of adaptive material system – determination of actuator power consumption and system energy transfer. Journal of Intelligent Material Systems and Structures, p. 21-20.
- Park, G. and Inman, D. J. (2005). Impadance-Based Structural Health Monitoring. In: Damage Prognosis for Aerospace, Civil and Mechanical System; Wyle, Inglaterra, 449 p.
- Polikar, R. (2006). Pattern Recognition. Wiley Encyclopedia of Biomedical Engineering. Glassboro, New Jersey.
- Sun, F. *et al.* (1995). Truss structure integrity identification using PZT sensor-actuator, Journal of Intelligent Material Systems and Structures, 6: 134-139.
- Vapnik, V. N. (2000). The Nature of Statistical Learning Theory. 2nd ed. New York: Springer.