

ANÁLISE DA INTEGRIDADE ESTRUTURAL POR MEIO ACÚSTICO E DE VIBRAÇÃO NA INDÚSTRIA 4.0

Igor Feliciani Merizio, igor.feliciani@unesp.br¹

Fábio Roberto Chavarette, fabio.chavarette@unesp.br²

Thiago Carreta Moro, thiago.moro@unesp.br¹

Roberto Outa, roberto.outa@gmail.com³

¹Univ. Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Avenida Brasil, 56, Centro, Ilha Solteira/SP,

²Univ. Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Rua Prof. Francisco Degni, 55, Quitandinha, Araraquara/SP,

³Faculdade de Tecnologia de Araçatuba, Av. Prestes Maia, 1764, Ipanema, Araçatuba/SP

Resumo. Com a progressão da indústria 4.0 sistemas de monitoramento da integridade estrutural (SHM) são cada dia mais valorizados. Objetivando a maximização do lucro, redução de danos e a prevenção de acidentes, esses sistemas atuam na tomada de decisão podendo intervir em situações críticas. Se apresentando como uma econômica, confiável e eficaz alternativa aos tradicionais métodos de monitoramento estruturais. A base de funcionamento do SHM desenvolvido neste trabalho tem seu conceito obtido da observação do funcionamento do sistema imunológico humano, mais especificamente na seleção negativa das células do tipo T que ocorre no timo. Quando aplicado em bioengenharia, esse processo recebe o nome de Algoritmo de Seleção Negativa (ASN). O processo de funcionamento desse algoritmo é dividido em duas fases: Censuriamento e monitoramento. Na primeira etapa é experimentalmente coletado o sinal do tubo em situação estrutural saudável, esse é chamado de sinal próprio e armazenado como baseline desta estrutura. Com isso, o Sistema Imunológico Artificial (SIA) pode aprender sobre o funcionamento do sistema e ser capaz de identificar falhas. Este trabalho tem como objetivo o embasamento teórico entorno do SHM desenvolvido e aplicado na análise da integridade estrutural de tubos por meio de vibração e acústica. Os métodos foram apresentados e comparadas suas eficiências na identificação de falhas em tubulações. Sendo o diferencial desse trabalho a implementação de um inovador método acústico na detecção de falhas, utilizando a norma ISO10534-1(1996) na coleta experimental, que necessita de aproximadamente 71% menos dados que o usualmente adotado; aliado ao processo de otimização do SHM de vibração desenvolvido.

Palavras chave: Monitoramento da Saúde de Estruturas, Sistema Imunológico Artificial, Algoritmo de Seleção Negativa, Tomada de Decisão, Diagnostico Preventivo.

Abstract. Due to the progression of industry 4.0 Structural Health Monitoring (SHM) are being valued more. Aiming at maximizing profit, reducing damage and preventing accidents, these systems act in decision making and can intervene in critical situations. Being presented as an economical, reliable and effective alternative to traditional structural monitoring methods. The basis of functioning of the SHM developed in this work is derived from the observation of the functioning of the human immune system, more specifically in the negative selection of T-type cells that occurs in the thymus. When applied in bioengineering, this process is called the Negative Selection Algorithm (NSA). The working process of this algorithm is divided into two phases: Sensor phase and monitoring. In the first stage, the tube signal in a healthy structural situation is experimentally collected, this is called proper signal and stored in the baseline of this structure. Then, the Artificial Immune System (AIS) can learn about the functioning of the system and be able to identify failures. This work has as objective the theoretical basis around the SHM developed and applied in the analysis of the structural integrity of tubes by mediums of vibration and acoustics. The methods were presented and their efficiency in the identification of faults in pipes was compared. The differential of this work is the implementation of an innovative acoustic method in the fault detection, using the norm ISO10534-1 (1996) in the experimental collection, which requires approximately 71% less data than the usually adopted; allied to the optimization of the SHM developed that works with vibration.

Keywords: Structural Health Monitoring, Artificial Immune System, Negative Selection Algorithm, Decision Making, Preventive Diagnosis.

1. INTRODUÇÃO

A interação, ou comunicação, entre o mundo físico e virtual vem sendo revolucionada pelo conceito de sistema Ciber-Físico. A partir do Século XXI a indústria vem sendo reestruturada para possibilitar a implementação e facilitar a integração entre as partes mecânicas das máquinas e o software, sendo essa a base da indústria 4.0.

Utilizando das informações fornecidas pelos sensores distribuídos, é possível realizar o controle e monitoramento da planta com inteligência artificial. Tornando a máquina habilitada a tomar decisões para reduzir custos, potencializar o lucro e preservar a vida.

Logo, sistemas de monitoramento e diagnóstico estão se transformando em parte importante do modelo Ciber-Físico, tornando o desenvolvimento de novas tecnológicas que realizem o processamento de sinais e facilite a tomada de decisão um alvo da indústria, que vem aumentando seus investimentos na área (Franco et al., 2009).

Nesta linha, recebe o nome de monitoramento da saúde estrutural (*Structural Health Monitoring* - SHM) a atual linha de pesquisa que visa intervir na propagação de falhas, a partir da detecção no estado inicial, e evitar acidentes.

Conforme destacado por Hall (1999), um SHM deve atender aos seguintes itens: Aquisição e processamento de sinais, validação e análise dos dados, identificação e caracterização das falhas, interpretação de adversas mudanças em uma estrutura e auxiliar na tomada de decisões.

Estruturas mecânicas, seja aeronáutica, civil ou uma tubulação, necessitam de uma frequência de manutenção adequada para que sejam evitados acidentes indesejáveis. Assim sendo, a detecção de falhas e o monitoramento da integridade estrutural em tubos utilizando de meios acústicos são ainda pouco pesquisados e empregados, sendo aqui abordados. Onde o diferencial deste trabalho é a comparação da eficiência da detecção de falhas utilizando de um Sistema Imunológico Artificial aplicado no meio acústico e de vibração da estrutura.

2. METODOLOGIA

A coleta experimental deste trabalho foi realizada de duas formas: Acústica e Vibração. Nos dois casos foram coletados sinais da estrutura em situação estrutural normal - onde não há falhas que comprometam o funcionamento do sistema - e em situação estrutural de falha, simulada por um furo na lateral do tubo.

No caso da coleta acústica, seguiu-se a normal ISO10534-1(1996). A Figura 1 exibe a bancada experimental da coleta do sinal acústico.

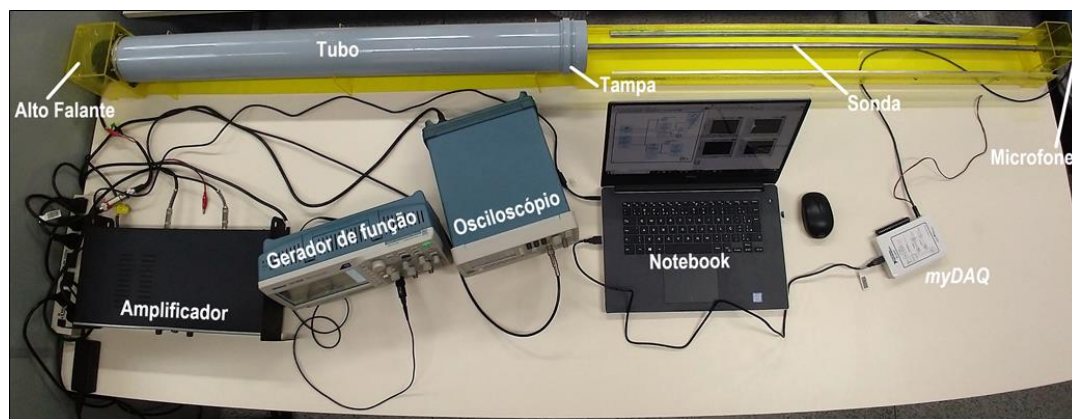


Figura 1. Vista superior a bancada experimental (Feliciani Et Al., 2019).

Na Figura 1 visualiza-se os instrumentos que compõe a bancada experimental: Gerador e função, Osciloscópio, Amplificador, Alto Falante, Tubo, Tampa, Sonda, Microfone, MyDAQ e Notebook. O sinal é coletado pelo microfone acoplado a sonda e transmitido ao Notebook. Uma onda senoidal, que é gerada pelo Gerador de função, excita o tubo ao ser transmitida pelo Alto Falante. Internamente ao tubo, devido ao princípio de superposição de ondas, ocorre a formação de uma onda estacionária como resultado da somatória das ondas incidente e refletida, seguindo a teoria de transmissão e reflexão em dois meios (Kinsler et al., 1999, Gerges, 2000).

Na coleta vibracional não foram utilizadas a sonda e o microfone da Fig. 1. Para a coleta do sinal utilizou-se 4 acelerômetros da *Dytran Instruments*, fixados na superfície do tubo a aproximadamente 20 cm de distância entre eles, junto a um condensador *VB8-II* da linha *LMS Siemens, Syscon*, para leitura e transmissão dos dados. Nessa coleta o Alto Falante é o responsável por excitar harmonicamente a estrutura do tubo, que vibra de maneira forçada.

2.1. O Sistema Imunológico Artificial

A técnica de funcionamento do Sistema Imunológico Artificial (SIA), que comanda o SHM, é baseada no funcionamento do Algoritmo de Seleção Negativa (ASN) proposto por Forrest et al. (1994). O reconhecimento de padrões que ocorre no timo exercido pelos linfócitos T, as células responsáveis por coordenar a resposta imunológica adaptativa, diferenciando os corpos benigno e malignos é a inspiração do ASN, que é composto por duas fase, essas foram implementadas no SIA de modo a proporcional o funcionamento do SHM, o Censoriamento e Monitoramento.

O SHM baseado no algoritmo de seleção negativa possui o diferencial da estabilidade, podendo o sistema aprender com o tempo, e da plasticidade, a capacidade da continua aprendizagem com novos padrões incluídos mantendo o conhecimento anterior (Doebling et al., 1998).

A Figura 2 apresenta um fluxograma do funcionamento da fase de censoriamento do SHM ASN.

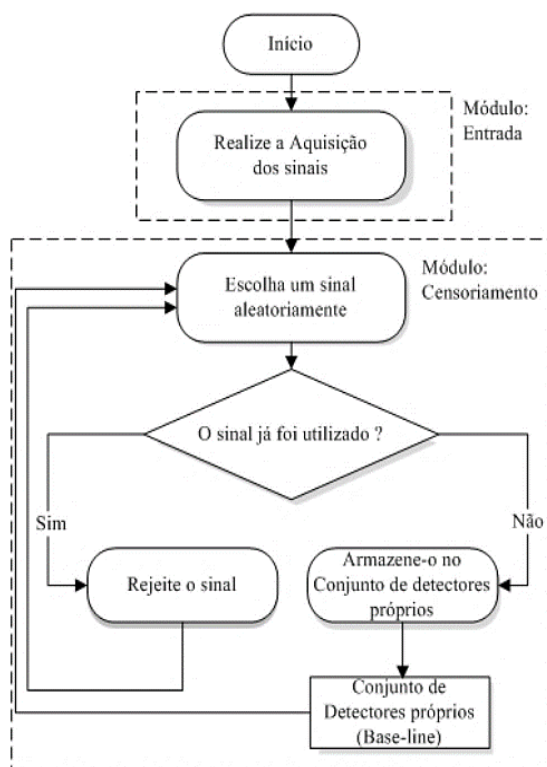


Figura 2. Fluxograma da fase de censoriamento do SHM ASN (Lima, 2014)

Na Figura 2 verifica-se o funcionamento da fase inicial do SIA que é dividido em 2 módulos. A aquisição dos sinais é realizada no modulo de entrada, que compõe a bancada experimental. No modulo seguinte é gerado o conjunto de detectores próprios que será utilizado no monitoramento dos dados, esses são compostos por um grupo de sinais sem falhas na estrutura. Esses dados recebem o nome de base-line, e servirão como parâmetro de comparação para identificação de falhas. Um sinal coletado da estrutura em uma situação de falha não apresentará afinidade satisfatória com a base-line, e assim é possível identificar a falha presente na estrutura. Já um sinal com a estrutura em situação normal ao ser comparado com o conjunto de detectores apresentará grande afinidade e não será identificada nenhuma falha (Lima, 2014).

Os detectores próprios são inicialmente definidos na fase de censoriamento, também chamados de cadeias próprias, esses representam a situação normal de operação do sistema. O conjunto de detectores, com a capacidade de reconhecer padrões não próprios, é gerado em sequência. Então, escolhe-se cadeias aleatórias, partindo da leitura dos dados. Os detectores operam como as células do tipo T maturadas, possuindo a capacidade de reconhecer os agentes patogênicos, ou seja, são habilitadas a detectar e identificar quase todo elemento não-próprio. Verifica-se, por fim, a afinidade comparando as cadeias escolhidas de forma aleatória com o conjunto de cadeias próprias. Sendo a afinidade superior a um limiar preestabelecido rejeita-se a cadeia, categorizando-a como não-própria. Senão, coloca-se a cadeia no conjunto de detectores e essa será empregada nas classificações durante o monitoramento dos dados (Lima, 2013).

Na fase seguinte procura-se identificar alteração no comportamento das amostras, através do monitoramento dos dados. Se identificado, é realizada a classificação dessas mudanças utilizando o conjunto de detectores criados na fase de

Censuriamento. Novamente, um elemento não próprio é detectado e classificado quando a afinidade entre as cadeias for superior a um limiar preestabelecido, como enfatiza Lima et al. (2016).

A Figura 3 apresenta um fluxograma do funcionamento da fase de Monitoramento do SHM ASN.

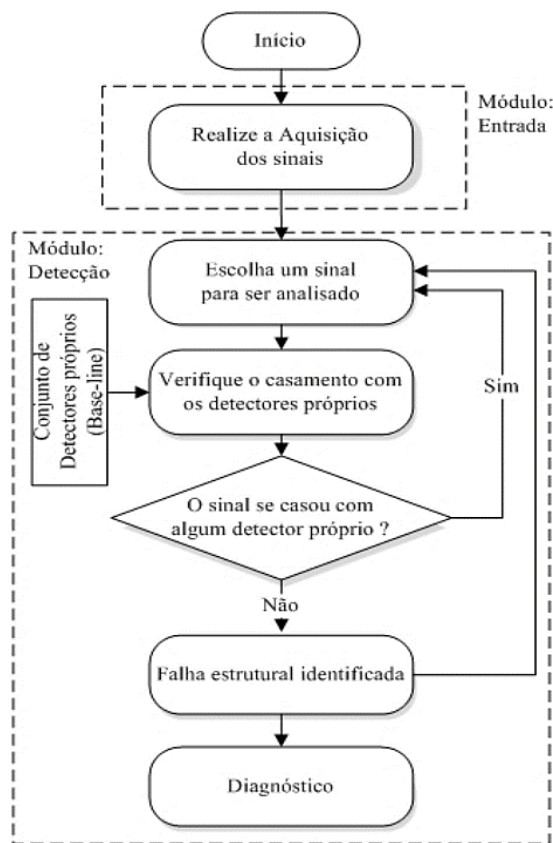


Figura 3. Fluxograma da fase de monitoramento do SHM ASN (Lima, 2014)

A Figura 3 ilustra a fase de monitoramento, que também é dividida em duas etapas. Na etapa inicial é realizada a aquisição dos dados, enquanto que na última etapa a discriminação entre os sinais como sendo próprio/não-próprio. No monitoramento analisa-se os dados em tempo real comparando-os com os detectores criados na fase anterior, buscando facilitar a tomada de decisão através do diagnóstico diferencial.

Feita a aquisição dos sinais executa-se o módulo de detecção onde os sinais em análise são comparados com os detectores próprios, buscando identificar o casamento entre os sinais. Quando a afinidade é superior à taxa de afinidade definida os sinais em análise são categorizados como satisfatórios perante o conjunto de detectores e então classificados como sendo o sistema em situação normal (sem falhas). Caso a afinidade seja menor que a taxa de afinidade o sinal é classificado como uma anormalidade e uma falha estrutural é identificada.

O critério conhecido como casamento, que pode ser perfeito ou parcial, é utilizado para avaliar a afinidade entre as cadeias e verificar que são iguais, semelhantes ou distintas. Um casamento perfeito ocorre quando ambas cadeias são perfeitamente iguais, isto é, todas as posições das cadeias possuem os mesmos valores. Já o casamento parcial ocorre quando uma quantidade previamente determinada de posições entre as cadeias possui o mesmo valor. Essa quantidade é denominada taxa de afinidade (De Castro, 2001).

Nesse trabalho foi utilizado o critério de casamento parcial proposto por Bradley e Tyrrell (2002), em conjunto com um desvio nos detectores.

3. RESULTADOS

Para o sinal acústico foram realizadas coletas de 10 sinais em situação normal e 3 em situação de falha. No caso do sinal da aceleração foram coletados 15 sinais em situação normal e 5 em situação de falha. Assim sendo, a taxa de afinidade calculada para o primeiro caso foi de 76,92%, enquanto para o segundo de 75,00%.

Os resultados de cada um dos SIA são apresentados nas Tab. 1 e 2, junto aos desvios para cada caso. De forma a ilustrar a diferença entre os sinais normais e com falha, plotou-se as Fig. 4 e 5 que apresentam, respectivamente, um exemplo de sinal normal e com falha coletado do tubo na frequência e 1000 Hz.

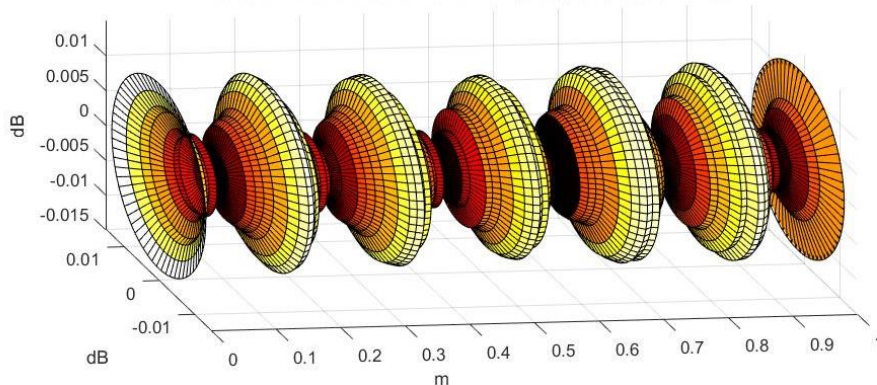


Figura 4. Pressão sonora em situação estrutural normal - 1000 Hz

Na Figura 4 é visualizada uma forma parecida com a de uma onda estacionária, com pontos de pressão máximos e mínimos bem definidos. Para a frequência de 1000 Hz, no diâmetro e comprimento do tubo empregado, há a formação de 6 pontos de pressão mínima dentro do tubo.

Na Figura 5 é exibida uma coleta experimental em situação de falha.

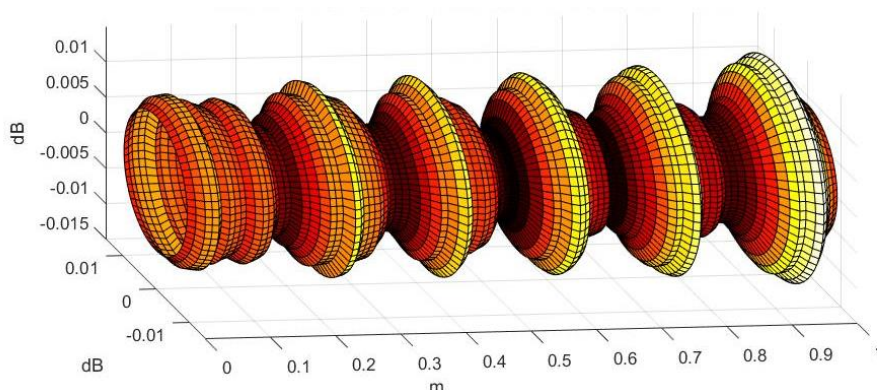


Figura 5. Pressão sonora em situação estrutural de falha - 1000 Hz

Comparando as Fig. 4 e 5 verifica-se que a falha causa uma interferência construtiva nos pontos de pressão mínimas da onda estacionária. Para o caso estudado, os pontos de pressão mínima tiveram um deslocamento no eixo x de sua posição, e houve a “eliminação” de um ponto de pressão mínima (5 pontos de pressão mínima, e não 6 como no caso sem falha). Houve, também, um leve aumento de amplitude pelo sistema na condição de falha, sendo identificada pelo SIA na detecção de falhas.

Após coletada a pressão sonora no interior do tubo, foi desenvolvido o SIA, e se iniciou o Módulo Censoriamento e posteriormente a Detecção do SHM. Assim, foi definida a base-line do sistema de forma a possibilitar a detecção de falhas. Para o caso dos resultados apresentados nesse trabalho 20% dos sinais normais, escolhidos aleatoriamente, foram selecionados para compor a base-line.

A Tabela 1 apresenta os resultados da operação do Sistema Imunológico Artificial (SIA) utilizando o Algoritmo de Seleção Negativa (ASN), por via acústica, para à frequência de 1000 Hz. Os dados encontrados na Tabela 1 se refere a comparação da respectiva coleta com a base-line de funcionamento do sistema.

Coleta	Afinidade	Variância	Desvio Padrão
1	81,00%	0,0000002	0,000495669
2	81,00%	0,0000002	0,000429636
3	81,00%	0,0000003	0,000502785
4	100,00%	0,0000002	0,000418326
5	79,00%	0,0000003	0,000500194
6	82,00%	0,0000002	0,000499087
7	82,00%	0,0000003	0,000535905
8	77,00%	0,0000002	0,000498350
9	86,00%	0,0000003	0,000531635
10	100,00%	0,0000002	0,000407535
11	10,00%	0,0000001	0,000269132
12	13,00%	0,0000001	0,000248922
13	16,00%	0,0000001	0,000260694

Tabela 1. Detecção de falhas do SIA acústico utilizando 20% dos sinais normais para compor a base-line

Na Tabela 1, os sinais de 1 a 10 são dados coletados do tubo em situação estrutural normal de operação. Enquanto os dados de 11 a 13 referem-se a situação de falha estrutural.

O SIA foi capaz de identificar as 10 curvas do sistema em situação normal (1 a 10), que apresentaram afinidade satisfatória, e diferenciar as 3 em situação de falha (11 a 13), ou seja, com afinidade menor que a taxa de afinidade calculada (76,92%). Essas apresentaram um erro de mais de 79%, o que justificou a categorização de situação estrutural de falha apontada pelo SIA.

De acordo com Lima (2014), é recomendado o uso de até 70% dos sinais normais do sistema na fase de Censoriamento. No caso do algoritmo desenvolvido neste trabalho, apenas 20% dos dados foram necessários para que o algoritmo alcançasse 100% de acerto - sendo o suficiente para o aprendizado o sistema.

No caso o SHM de vibração, a Tab. 2 apresenta os dados de detecção de falhas para cada sensor em cada uma das coletas em comparação com a base-line – composta por 53,3% dos sinais normais, como selecionado pelo SIA.

	Pos. 1	Pos. 2	Pos. 3	Pos. 4
Coleta 1	84,11%	100,00%	100,00%	83,49%
Coleta 2	86,87%	100,00%	100,00%	90,47%
Coleta 3	100,00%	85,58%	100,00%	87,43%
Coleta 4	89,14%	88,16%	82,46%	87,42%
Coleta 5	100,00%	100,00%	100,00%	90,74%
Coleta 6	96,62%	96,45%	100,00%	100,00%
Coleta 7	100,00%	95,89%	100,00%	97,00%
Coleta 8	100,00%	96,01%	98,13%	96,83%
Coleta 9	98,46%	95,70%	98,55%	100,00%
Coleta 10	100,00%	100,00%	98,98%	100,00%
Coleta 11	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%
Coleta 12	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%
Coleta 13	99,08%	100,00%	97,86%	100,00%
Coleta 14	98,94%	98,58%	98,03%	100,00%
Coleta 15	100,00%	100,00%	97,64%	100,00%
Coleta 16	23,75%	29,09%	29,37%	19,52%
Coleta 17	24,85%	28,47%	29,18%	20,10%
Coleta 18	25,71%	30,50%	30,70%	21,57%
Coleta 19	25,59%	29,61%	30,17%	21,09%
Coleta 20	25,02%	30,29%	30,45%	20,90%

Tabela 2. Detecção de falhas do SIA de vibração utilizando 53,3% dos sinais normais para compor a base-line

A partir da Tab. 2 o SIA montou uma matriz lógica para identificar os sinais que possuem afinidade satisfatória, sendo, portanto, aqueles em situação estrutural normal. Para o sinal ser considerado próprio todas as colunas (cada um dos 4 acelerômetros) devem possuir o valor 1 nessa matriz (a linha deve somar 4). Se um sinal de um acelerômetro em

uma mesma linha não for caracterizado toda a coleta é classificada como falha, visto que poderia ser uma falha localizada que não influenciaria nos outros acelerômetros, mas que pode atrapalhar ou comprometer o funcionamento do sistema.

No caso da Tab. 2, as coletas de 1 a 15 representam o sistema em sua situação estrutural normal, enquanto de 16 a 20 em situação de falha. No exemplo exposto, o SIA de vibração obteve um acerto de 100% na detecção de falhas, identificando todas os sinais próprios e não-próprios adequadamente, sem se equivocar (classificar um sinal não-próprio como próprio) ou emitir um falso positivo (classificar um sinal próprio como não-próprio).

Assim sendo, havendo a possibilidade de instrumentação permanente da estrutura o uso do meio vibracional pode ser interessante, utilizando do aprendizado continuado para otimização dos resultados obtidos. Enquanto que, quando se deseja maior confiabilidade e segurança nos resultados pode ser mais interessante o uso do meio acústico, uma vez que o SIA de vibração necessitou de 166,50% mais sinais que o SIA acústico, além do desvio 150,00% maior.

Os resultados obtidos pelo ASN foram: 0% de falsos positivos, 0% de equívocos cometido pelos sistemas e taxa de acerto de 100%, para os dois casos. Exibindo sua robustez e eficácia na identificação e categorização de sinais próprios e não-próprios. Por tudo isso, o SIA mostrou ser uma interessante ferramenta alternativa para detecção de falhas em tubos, podendo ainda ser realizada a localização da falha através do sinal da vibração.

4. CONCLUSÕES

Verificou-se que a detecção de falhas utilizando um Sistema Imunológico Artificial (SIA) baseado no Algoritmo de Seleção Negativa (ASN) foi um sucesso quando aplicado no sinal acústico. No caso estudado foi obtido 100% de acerto pelo SIA na detecção de falhas, para cada um dos parâmetros adotados. Sendo possível identificar as coletas 11, 12 e 13 como realizadas em situação estrutural de falha e as de 1 a 10 em estado normal de funcionamento do sistema.

Na Tabela 2 são apresentadas as afinidades de cada coleta com a base-line para cada sensor. Se um dos sensores apresentar afinidade abaixo da taxa de afinidade calculada a coleta é categorizada como falha. Nota-se que para o caso estudado o SIA apresentou o resultado de 100% de acerto. Contudo, no caso o SIA mostrou-se menos eficiente quando utilizado o sinal vibracional em comparação com o acústico.

A detecção de falhas também foi realizada para as frequências de 500 e 2000 Hz, além dos 1000 Hz apresentados. Foi também realizada a localização de falhas, para as mesmas 3 frequências, utilizando via vibracional. Todas as aplicações do SHM foram satisfatórias.

A metodologia proposta para a detecção de falhas é inédita para a área de SHM na utilização do meio acústico, sendo esse um ponto de diferencial deste trabalho.

4. AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem a Fapesp (Proc.No.2018/16447-8), ao Laboratório SISPLEXOS e a UNESP pelo suporte.

5. REFERÊNCIAS

- Bradley, Daryl W., and Andrew M. Tyrrell. "Immunotronics-novel finite-state-machine architectures with built-in self-test using self-nonsel self differentiation." *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 6.3 (2002): 227-238.
- De Castro, L. N. Engenharia imunológica: desenvolvimento e aplicação de ferramentas computacionais inspiradas em sistemas imunológicos artificiais. 2001. Tese de Doutorado (Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Campinas - SP, 2001.
- Doebbling, S.W., Farrar, C. and Prime, M. A summary review of vibration-based damage identification methods, 1998. Vol. 30, pp. 91–105.
- Feliciani M., I.; Chavarette, F. R.; Outa, R. Caracterização de um tubo de impedância acústica via computação natural. *Colloquium Exactarum*. ISSN: 2178-8332, v. 11, n. 4, p. 62-72, 26 nov. 2019. DOI: 10.5747/ce.2019.v11.n4.e297.
- Forrest, S. A.; Perelson, A. L.; Cherukuri, R. Self-nonsel discrimination in a computer. In: *IEEE Symposium On Research In Security And Privacy*, 1., 1994, Oakland. Proceedings... Oakland: IEEE, 1994. p. 202-212.
- Franco, V. R.; Bueno, D. D.; Brennan, M. J.; Cavalini Jr., A. A.; Gonsalez, C. G.; Lopes JR., V. Experimental damage location in smart structures using Lamb waves approaches. In: *Brazilian Conference on Dynamics, Control and Their Applications – DINCON*, 2009. p. 1-4.
- Gerges, S. N. Y. *Ruído: fundamentos e controles*. Florianópolis: NR Editora, 2000. 696 p.
- Hall, S. R. The effective management and use of structural health data. In: *International Workshop on Structural Health Monitoring*, 1999. p. 265-275.
- Kinsler, L. E. et al. *Fundamentals of acoustics*. 4. ed. Hoboken: John Wiley & Sons, 1999. 548 p.
- Lima, F. P. A. Análise de distúrbios de tensão em sistemas de distribuição de energia elétrica baseada em sistemas imunológicos artificiais. 2013. 169 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica), UNESP, Ilha Solteira/SP, 2013.
- Lima, F. P. A. Monitoramento e identificação de falhas em estruturas aeronáuticas e mecânicas utilizando técnicas de computação inteligente. 2014. 72 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica), UNESP, Ilha Solteira/SP, 2014.

I. Merizio, F. Chavarette, T. Moro
Análise da Integridade Estrutural por Meio Acústico e de Vibração na Indústria 4.0

Lima, F. P. A. Diagnóstico de distúrbios de tensão em sistemas de distribuição baseado num sistema imunológico artificial com aprendizado continuado. 2016. Tese de Doutorado (Engenharia Elétrica), UNESP, Ilha Solteira/SP, 2016.

6. RESPONSABILIDADE PELAS INFORMAÇÕES

Os autores são os únicos responsáveis pelas informações incluídas neste trabalho.