

Diagnóstico de falhas estruturais em um edifício utilizando inteligência artificial

Diagnosis of structural failure in a building using artificial intelligence

DOI:10.34117/bjdv8n5-537

Recebimento dos originais: 21/03/2022

Aceitação para publicação: 29/04/2022

Kauany Deodato

Discente do curso de Engenharia Civil pela Universidade do Estado de Mato Grosso

Instituição: Universidade do Estado de Mato Grosso, Campus Tangará da Serra

Endereço: Rodovia MT 358, Km 07 (s/n) , Jardim Aeroporto

Tangará da Serra – MT, Brasil

E-mail: kauanydeodato99@gmail.com

Simone Silva Frutuoso de Souza

Doutora em Engenharia Elétrica pela Universidade Estadual Paulista

Instituição: Universidade do Estado de Mato Grosso, Campus Tangará da Serra

Endereço: Rodovia MT 358, Km 07 (s/n) , Jardim Aeroporto

Tangará da Serra – MT, Brasil

E-mail: simonefrutuoso.mat@gmail.com

RESUMO

Este artigo apresenta um algoritmo de inteligência artificial baseado nos sistemas imunológicos artificiais para análise da integridade estrutural de um edifício. Inspirando-se em um processo biológico, utiliza-se o algoritmo de seleção negativa para realizar a identificação e caracterização das falhas estruturais. Esta ferramenta auxiliará profissionais, na inspeção de estruturas, de modo a identificar e caracterizar falhas, a fim de realizar manutenção preventiva, assegurar a integridade da estrutura e auxiliar a tomada de decisões. Para validar a metodologia foi utilizado um modelo matemático de um edifício, e a partir deste, foram geradas diversas situações (condição normal e condições em falhas), obtendo-se uma base de dados de sinais, que foram analisados pelo método proposto. Os resultados obtidos pelo algoritmo de seleção negativa apresentam eficiência e robustez. Vale ressaltar que a combinação de inteligência artificial com processamento de sinais permite uma maior qualidade no diagnóstico. Assim este artigo contribui com as linhas de pesquisa em monitoramento de saúde estrutural e inteligência artificial apresentando uma metodologia muito eficiente.

Palavras-chave: sistemas imunológicos artificiais, algoritmo de seleção negativa, análise de integridade estrutural, estrutura de edifício.

ABSTRACT

This paper presents an artificial intelligence system based on artificial immune systems for analyzing the structure of a building. Inspired by a biological process, the negative selection algorithm is used to carry out the identification and characterization of structural failures. This tool will help identify the maintenance, configurations of structures, the way to identify failures, in order to ensure the health quality of the structure and carry out security decisions. To validate the methodology used, a mathematical model from a

building, methods and conditions considered normal (condition and in compliance) were considered, seeking the basis of signs of signs, which were evaluated by the method. The results obtained by the negative selection algorithm are efficient and robustness. It is worth mentioning that artificial intelligence with signal processing allows for a higher quality in the diagnosis. Thus, this article contributes to the lines of research in structural health monitoring and artificial intelligence, presenting a very efficient methodology.

Keywords: artificial immune systems, negative selection algorithm, structural integrity analysis, building structure.

1 INTRODUÇÃO

Recentemente têm-se notado um grande avanço nas tecnologias da construção civil, sejam nas novas técnicas de construção ou nos materiais. Há também um forte crescimento no mercado de edifícios, que são cada vez maiores, e cada vez mais construídos em grandes cidades. Apesar do avanço tecnológico no desenvolvimento dos materiais e técnicas de construção, observa-se um grande número de edificações recém-construídas apresentando falhas de toda forma. Isto se deve ao uso inadequado de materiais, falta de cuidados na execução da obra e mesmo adaptações quanto ao seu uso, tudo isto somado à falta de manutenção, tem despertado a atenção na sociedade, onde condomínios de edifícios que até com menos de cinco anos de idade tem que consumir recursos financeiros em reparações de falhas que poderiam ser evitadas (PALAIA, 2007).

Nas estruturas prediais as falhas podem representar o baixo, ou nenhum desempenho dinâmico da estrutura, em relação à estabilidade e durabilidade da mesma, quando exposta a condições anormais, como, por exemplo, eventos naturais (terremotos, tremores, ventanias, etc.). De acordo com Almusallam (2001), as estruturas prediais na sua maioria, apresentam maior gravidade de falhas nas estruturas de concreto armado. O risco a integridade da estrutura está ligado a armadura do concreto, que é constituída de aço, e geralmente apresenta falhas como: corrosão, fissuras, dilatação e trincas.

Toda estrutura, seja mecânica ou civil, antes de ser colocada em uso, passa por uma avaliação e testes de integridade estrutural. Neste caso são realizadas avaliações não-destrutivas (NDE), visando estimar o grau de segurança e confiabilidade da estrutura. Para isto, existem técnicas tradicionalmente utilizadas como: inspeção visual, inspeção ultrassônica, testes de resistência axial, torsão, radiografia-X, testes de emissão acústica, entre outras técnicas (LIMA, 2014).

As técnicas tradicionais muitas vezes utilizadas, trazem bons resultados e apresentam um bom aparato instrumental e são bem formuladas para avaliação da

integridade estrutural, no entanto, estas técnicas não conseguem satisfazer necessidades crescentes da indústria, tais como: a tomada de decisão em tempo real, automatização dos processos, utilização de materiais inteligentes e quando as estruturas são submetidas a movimento, como vibrações provocadas por ventos, eventos sísmicos e tremores (FRANCO et al., 2009).

Neste sentido, é necessário desenvolver métodos e técnicas eficazes de monitoramento e caracterização da estrutura, visando detectar a falha em estado inicial, intervir na sua propagação, prevenir o seu desgaste, e essencialmente evitar uma possível ruptura, ou até mesmo o colapso de uma estrutura.

Essa linha de pesquisa atual e importante é denominada de Monitoramento de Saúde Estrutural, do inglês Structural Health Monitoring (SHM). De acordo com Hall (1999), uma técnica de SHM deve satisfazer os seguintes requisitos: aquisição e processamento de dados; validação e análise de sinais; identificação e caracterização de falhas; interpretação de mudanças adversas em uma estrutura; e auxiliar a tomada de decisões. Em geral um método de SHM combina conceitos de engenharia, processamento de sinais, ciência dos materiais e técnicas para tomada de decisão, onde este último item pode trabalhar desde métodos baseados em parâmetros químicos, físicos, estatísticos e até uma técnica de inteligência artificial.

Os métodos de diagnóstico de falhas estruturais com inteligência artificial, podem ser ferramentas importantes para auxiliar técnicos e engenheiros a identificar e caracterizar falhas estruturais. Desta forma, este trabalho tem como objetivo o desenvolvimento de um sistema de monitoramento de integridade estrutural utilizando uma técnica de inteligência artificial para detectar falhas em um edifício.

Este trabalho se justifica pelo fato de que os métodos de monitoramento da integridade estrutural convencionais precisam de melhorias, as quais as técnicas de inteligência artificial podem satisfazer. As técnicas inteligentes são ferramentas inspiradas em processos naturais e/ou biológicos e pertencem ao campo da inteligência computacional. Apresentam bons resultados em problemas de reconhecimento de padrões e diagnóstico, e assim, podem ser adaptadas para resolver problemas de monitoramento e identificação de falhas estruturais na engenharia. Também corrobora ao desenvolvimento deste trabalho, a criação de ferramentas inteligentes e automatizadas que auxiliem o trabalho técnico de um engenheiro na análise de falhas estruturais, trazendo robustez, rapidez e eficiência na tomada de decisão.

Desta forma, se justifica a proposta de desenvolvimento de um SHM baseado no

ASN para diagnóstico de falhas estruturais em um edifício.

2 FALHAS ESTRUTURAIS

O principal desafio no projeto de um sistema SHM é entender que tipo de mudanças na estrutura precisa ser analisada e identificada. De acordo com as características da estrutura, a arquitetura de SHM pode ser definida de diferentes maneiras e analisar mudanças diferentes baseadas nos danos que comumente são encontrados nas inspeções.

Segundo Gonzalez (2012), podem ocorrer diversos tipos de danos nas estruturas, como: desgaste de componentes; corrosões; cortes; trincas; afrouxamento de uniões aparafusadas; delaminações; dilatações; aderência de massas (incrustações); combinação dos itens anteriores.

Na maior parte dos casos, independente da fonte ou intensidade, a concentração destes danos na estrutura pode causar falha estrutural e colocar em risco a função da estrutura.

As falhas estruturais podem provocar uma sensível variação nos parâmetros espaciais da estrutura, ocasionando redução da rigidez estrutural, redução ou aumento da massa e também o aumento do amortecimento, o que modifica o comportamento dinâmico da estrutura (TURRA et al., 2013). O comportamento dinâmico da estrutura é a capacidade da mesma resistir a forças, movimentos e vibrações sem sofrer danos. Isto impacta diretamente nas funções de resposta em frequência e ressonância, razões de amortecimento e modos próprios de vibração (ZHENG et al., 2004).

2.1 CASOS DE COLAPSOS EM EDIFÍCIOS

Alguns casos de colapsos em edifícios tiveram um grande destaque na mídia, alertando para a necessidade e importância dos sistemas de SHM em tais estruturas.

No dia 24 de junho de 2021, o edifício *Champlain Towers South* em Surfside, Miami, Flórida, desabou parcialmente. O edifício possuía 100 apartamentos e 12 andares. As causas do colapso ainda estão sendo investigadas, no entanto em 2018, um laudo pericial feito para companhia de seguros, mostrou que “grandes danos estruturais”, foram associados ao impacto do salitre, de umidade e da corrosão devido à proximidade com o mar. Também foi detectado em 2020 um afundamento de até 2 milímetros por ano na área, em um estudo do geólogo Shimon Wdowinski da Universidade Internacional da Flórida. A maioria dos especialistas locais, justificam o colapso pelos problemas

estruturais do edifício (que tem 40 anos) combinado ao excesso de peso e afundamento detectado recentemente. Neste colapso 98 pessoas morreram (BBC, 2021).

Em 15 de outubro de 2019, o edifício Andrea que possuía 12 apartamentos e 7 andares desabou na cidade de Fortaleza, CE. Nove pessoas morreram e sete foram resgatadas com vida. O edifício havia passado por uma reforma estrutural 8 meses antes do colapso para corrigir problemas nas colunas de sustentação da estrutura, devido ao sobrepeso, trincas, delaminações e dilatações. No entanto, um mês antes do colapso, novos problemas foram identificados nas colunas reformadas. Segundo o laudo pericial um dos principais fatores para o colapso foi a construção de um espaço de 60m² no 8º andar, que foi realizado sem projetos e ilegalmente, adicionando sobrepeso as colunas. Também foi destacado o alto grau de corrosão das armaduras dos pilares (EQPLAN, 2021).

Em 1997, o edifício Itália de 17 andares, desabou em São José do Rio Preto, SP. O edifício que caiu, integrava um condomínio de alto padrão com três prédios na Vila Imperial. A principal causa do desabamento do edifício, foi excesso de peso sobre os pilares da fundação, segundo laudo do IPT (Instituto de Pesquisas Tecnológicas) divulgado. O edifício foi projetado para suportar 130 toneladas, algumas das 57 estacas da fundação receberam o dobro de peso, provocando ruptura em cadeia das demais e consequentemente, o desabamento. Os edifícios Espanha e Portugal, do mesmo condomínio foram afetados com o colapso do edifício Itália, apresentando inclinações, trincas, e também foi constatado sobrepeso. Ambos foram implodidos por segurança e prevenção (G1, 2021).

2.2 MONITORAMENTO DA INTEGRIDADE ESTRUTURAL (SHM)

Embora o SHM possa ser literalmente categorizado como uma técnica de NDE, ele desvia um pouco dos conceitos tradicionais de NDE no sentido que o objetivo final de SHM é a avaliação automática, contínua e em tempo real da estrutura.

Neste contexto, cada vez mais a manutenção preditiva vem fazendo parte do cotidiano, sendo aplicada nas indústrias, em empresas, nas construções (GONSALEZ, 2012). Um SHM pode ser classificado por níveis, conforme destacado por Hall (1999): Nível 1 – Detectar a existência da falha; Nível 2 – Detecta e classifica a falha; Nível 3 – Detecta, classifica e localiza a falha; Nível 4 – Detecta, classifica, localiza e quantifica a falha, apresentando uma estimativa da vida útil da estrutura.

Neste trabalho foi desenvolvido um SHM de nível 2, onde ocorre a detecção e classificação das falhas.

Segundo Balageas, Fritzen e Güemes (2006), um sistema de SHM tem por objetivo apresentar um diagnóstico da integridade estrutural de uma estrutura como um todo, das partes separadas e dos materiais que a constituem em qualquer momento da vida útil da mesma. De acordo com Yan, Chen e Mukhopadhyay (2017), o monitoramento de integridade estrutural, fornece ferramentas para monitoramentos contínuos ou regular de equipamentos e estruturas. Para que assim possa avaliar a integridade estrutural e prever sua vida útil. Desta forma, é possível implementar medidas para reduzir os custos gerais de manutenção ao otimizar a alocação de recursos.

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A seguir são apresentados os trabalhos mais relevantes na área de SHM utilizando técnicas de inteligência artificial aplicados ao monitoramento de falhas estruturais em problemas de engenharia.

Uma metodologia que combina a técnica da impedância elétrica com um modelo de diagnóstico, baseado num processo de otimização por algoritmos genéticos, para detectar e localizar falhas estruturais foi apresentado em (LOPES JUNIOR et al., 2001).

Tebaldi et al. (2006) combinaram a técnica de impedância elétrica com abordagens de nuvem de partículas (PSO - particle swarm optimization) para a quantificação de falhas em estruturas inteligentes.

No trabalho dos autores (SILVA et al., 2008) apresentou-se uma técnica experimental de detecção de falhas estruturais baseada em medidas de impedância elétrica obtida através de materiais piezelétricos (PZTs) acoplados em estruturas do tipo vigas.

Em Franco (2009) apresenta-se uma metodologia para monitoramento da integridade de estruturas aeronáuticas baseada na técnica de impedância eletromecânica. A avaliação da metodologia foi realizada através de experimentos em um painel aeronáutico da EMBRAER e placas de alumínio.

No trabalho de (XIANG-JUN et al., 2010) foi proposto um modelo utilizando a transformada wavelet para avaliar a integridade de estruturas de pontes através dos sinais de vibração.

Em (WANG et al., 2013) foi proposto um algoritmo genético multimodal para diagnosticar danos em uma ponte de treliça de aço.

No artigo de (SOUZA et al., 2013) apresenta-se uma rede neural ARTMAP-Fuzzy para o monitoramento da integridade estrutural de um edifício.

Em (SOUZA et al., 2015) foram propostos 3 métodos de clusterização de dados para análise e monitoramento de integridade estrutural. Dentre as estruturas analisadas pelos métodos, tem-se um edifício.

No trabalho de (CHAVES et al., 2017) foi apresentada uma rede neural ARTMAP-Fuzzy para diagnosticar falhas em um edifício.

Em (LIMA et al., 2017) foi apresentado um algoritmo imuno-wavelet aplicado ao problema de diagnóstico de falha em estruturas aeronáuticas. Já em (SOUZA et al., 2021a) é apresentado uma nova metodologia de diagnóstico experimental usando sistemas imunológicos artificiais em estruturas metálicas.

Em Souza et al. (2021b) apresenta-se um método híbrido que combina técnicas de processamento de sinais como a transformada wavelet com uma rede neural artificial ARMAP-Fuzzy para diagnosticar falhas em edifícios.

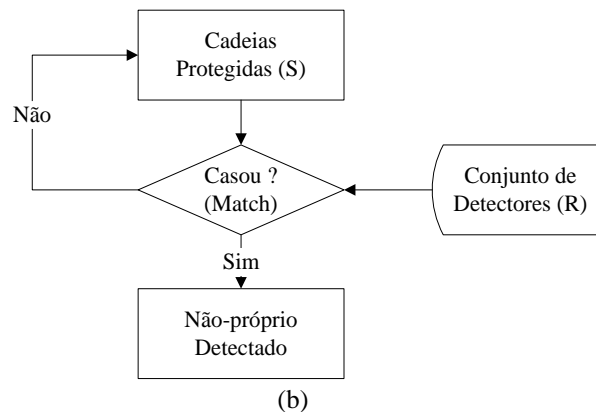
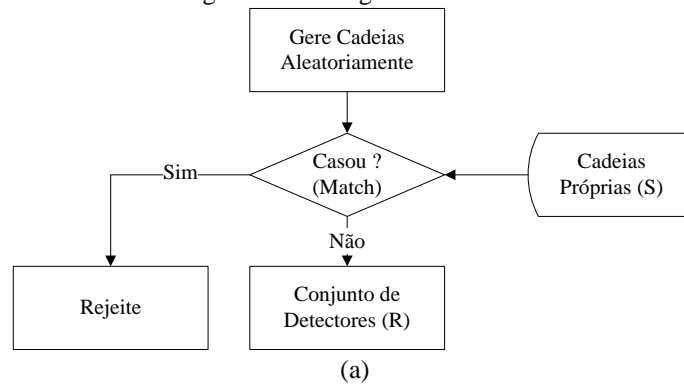
Conforme observado na literatura existem diversos trabalhos que usam técnicas de inteligência artificial para desenvolver SHMs, isto se deve a eficiência obtida com tais técnicas. Em relação aos trabalhos citados o diferencial do trabalho proposto neste projeto é a utilização do ASN. Este algoritmo é considerado um dos mais eficientes no processo de reconhecimento de padrões, e desta forma pode gerar ótimos resultados, conforme destacado em (LIMA, 2014).

4 ALGORITMO DE SELEÇÃO NEGATIVA

O Algoritmo de Seleção Negativa (ASN) é inspirado na seleção negativa de linfócitos T que ocorre no timo, representando a análise que o organismo realiza para diferenciar as células entre próprias e não-próprias. Na figura 1 apresentam-se os fluxogramas do ASN.

Este algoritmo é executado em duas fases conforme descrito em (FORREST et al., 1994; LIMA et al., 2013). Na fase de sensoriamento do ASN, são definidos inicialmente os detectores próprios, que representam a condição normal do problema, sendo conhecido como cadeias próprias (S). O objetivo desta fase é gerar o conjunto de padrões detectores (R), que tenham a capacidade de reconhecer algum padrão não-próprio, na fase de monitoramento.

Figura 1 – Fluxogramas do ASN



Fonte: (LIMA et al., 2013).

Na fase de monitoramento, analisa-se os dados visando identificar mudanças no comportamento das amostras e, então, classificar estas mudanças. Assim, analisando-se as cadeias protegidas (S) e comparando-as com o conjunto de detectores (R), avalia-se a afinidade entre as cadeias. Caso a afinidade seja superior a um determinado limiar, então, o elemento não-próprio é detectado e classificado.

Para avaliar a afinidade entre as cadeias e assegurar que são semelhantes, utiliza-se um critério denominado casamento. Em (BRADLEY; TYRRELL 2002), define-se que a taxa de afinidade representa o grau de semelhança que deve ocorrer entre as duas cadeias em análise para que o casamento seja confirmado. A taxa de afinidade pode ser arbitrada (atribuído um valor de acordo com o problema) ou calculada através da seguinte equação (BRADLEY; TYRRELL, 2002):

$$TAf = \left(\frac{An}{At} \right) * 100 \tag{1}$$

sendo:

TAf : taxa de afinidade;

An : número de cadeias próprias no problema;

A_t : número total de cadeias no problema.

Através da equação (1), é possível calcular, de forma estatística, o valor da taxa de afinidade para o problema proposto. A expressão (2) representa a forma de quantificar a afinidade total entre os padrões em análise (BRADLEY; TYRRELL, 2002):

$$Af_T = \frac{\sum_{i=1}^L P_c}{L} * 100 \quad (2)$$

sendo:

Af_T : % de afinidade entre os padrões;

L : quantidade total de posições do padrão;

P_c : posição casada;

$\sum_{i=1}^L P_c$: quantidade de posições casadas.

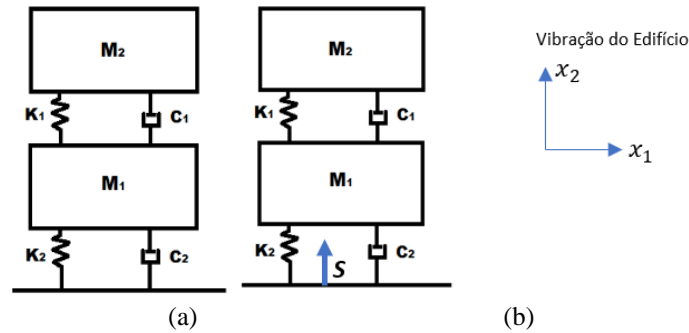
Desta forma, se Af_T for maior ou igual a TAf ocorre o casamento entre os padrões, ou seja, eles são considerados semelhantes. Caso contrário, não ocorre o casamento entre os sinais.

5 PROBLEMA DO EDIFÍCIO

Para testar o SHM foram obtidos dados de um edifício simulado nas condições normais e em falhas.

O edifício foi modelado matematicamente através de um sistema massa-mola de equações diferenciais (não-lineares) que representam o seu comportamento dinâmico, isto é, os movimentos vibratórios quando sofre uma excitação (S), conforme ilustrado na Figura 2 (PEGAIANE, 2014). A demonstração matemática/física do modelo até encontrar as equações diferenciais pode ser encontrada em (CHAVES et al., 2017).

Figura 2 - (a) Modelo dinâmico do edifício; (b) Modelo dinâmico sob excitação.



Fonte: (PEGAIANE, 2014).

Onde:

k_1 e k_2 : coeficiente de amortecimento;

c_1 e c_2 : coeficiente de elasticidade;

M_1 e M_2 : massa do 1° e 2° andar;

x_1 e x_2 : movimentos de vibração na direção x e y;

O sistema de equações diferenciais de ordem 4, que representa os movimentos vibratórios do edifício:

$$\dot{x}_1 = x_2; \quad (3)$$

$$\dot{x}_2 = -\omega_1^2 x_1 + \frac{k_2}{m_1} x_3 - \frac{c_1}{m_1} x_2 - S \quad (4)$$

$$\dot{x}_3 = x_4 \quad (5)$$

$$\dot{x}_4 = -\omega_2^2 (x_1 - x_3) + \frac{c_2}{m_2} (x_2 - x_4) - S \quad (6)$$

$$S = A * \cos(\lambda t) \quad (7)$$

sendo: x_1 e x_2 : movimentos de vibração na direção x e y, do 1° andar e x_3 e x_4 : movimentos de vibração na direção x e y, do 2° andar. E $\dot{x}_1, \dot{x}_2, \dot{x}_3, \dot{x}_4$ a aceleração vibratória de cada coordenada da estrutura. S a excitação da estrutura.

Com base neste sistema de equações diferenciais de ordem 4, e aplicando um integrador numérico de runge-kutta de ordem 4 para resolver o sistema, obtém-se os sinais de vibração do edifício a partir de uma excitação (S), onde os sinais representam a velocidade e deslocamento dos 2 andares. Assim para realizar simulações de condições normais e anormais (falha estrutural) no edifício modelado altera-se o valor das massas m_1 ou m_2 . Fazendo-se simulações pelo método de ganho de massa ou sobrepeso.

Todo equacionamento e funcionamento do modelo matemático apresentado anteriormente foi programado utilizando o software MATLAB® (MATLAB, 2011), com o objetivo de gerar uma base de dados de sinais simulados para testar o algoritmo de inteligência artificial no monitoramento das falhas estruturais.

Os valores dos parâmetros iniciais utilizados no modelo matemático estão descritos na Tabela 1, sendo aplicado o integrador Runge-Kutta de ordem 4 nas equações (3)-(6) e para as condições iniciais $x_1=0$; $x_2=0$; $x_3=0$ e $x_4=0$.

Tabela 1. Parâmetros do Modelo Matemático.

Parâmetros	Valores
M1	7 [kg]
M2	7 [kg]
C1	0.7 [N.s/m]
C2	0.7 [N.s/m]
x_1	0.01 [m]
x_2	0.01 [m]
x_3	0.01 [m]
x_4	0.01 [m]
ω_1	1 [rad/s]
ω_2	2 [rad/s]
K2	0.8 [N/m]

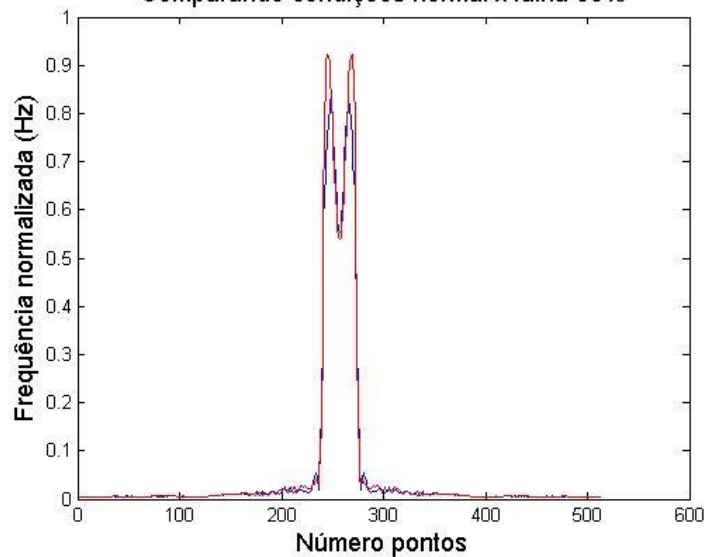
Fonte: (PEGAIANE, 2014).

Foram simulados 1400 sinais através do modelo matemático, sendo 200 sinais em condição normal, isto é, sem falha (condição base-line) e 1200 sinais com falhas estruturais, sendo 200 sinais para cada tipo de falha. Os sinais em falha foram simulados com acréscimos de 5%, 10%, 15%, 20%, 25% e 30% na massa M_2 da estrutura (2° andar). O edifício foi excitado com o sinal (S) apresentado em (7), (CHAVARETTE; TONIATI, 2012).

Após excitar a estrutura obtém-se a resposta em frequência da estrutura utilizando a FFT nos sinais de velocidade e deslocamento.

A Figura 3 ilustra dois sinais capturados nas simulações, onde se tem um sinal com uma falha de 30% (vermelho) e um sinal em condição normal (azul).

Figura 3. Comparação de Resposta em frequência.
Comparando condições normal x falha 30%



Fonte: O Próprio Autor (2022).

6 MÉTODO PROPOSTO

O sistema de análise da integridade estrutural proposto neste artigo consiste-se em três módulos principais: aquisição de dados, sensoriamento e monitoramento do algoritmo de seleção negativa.

O módulo de aquisição de dados é composto pelo aparato experimental para excitar, e também capturar os sinais de comportamento da estrutura, como: sensores, atuadores e acelerômetros, etc. A partir deste módulo obtém-se os sinais de resposta em frequência que serão utilizados como entrada no NSA. a partir dos dados de vibração obtidos nas simulações, utiliza-se a transformada rápida de Fourier (FFT) para obter a resposta em frequência. A resposta em frequência é obtida através dos sinais da velocidade e do deslocamento da estrutura ao ser excitada. Esta etapa foi desenvolvida em MATLAB®, pois já existe uma biblioteca com FFT.

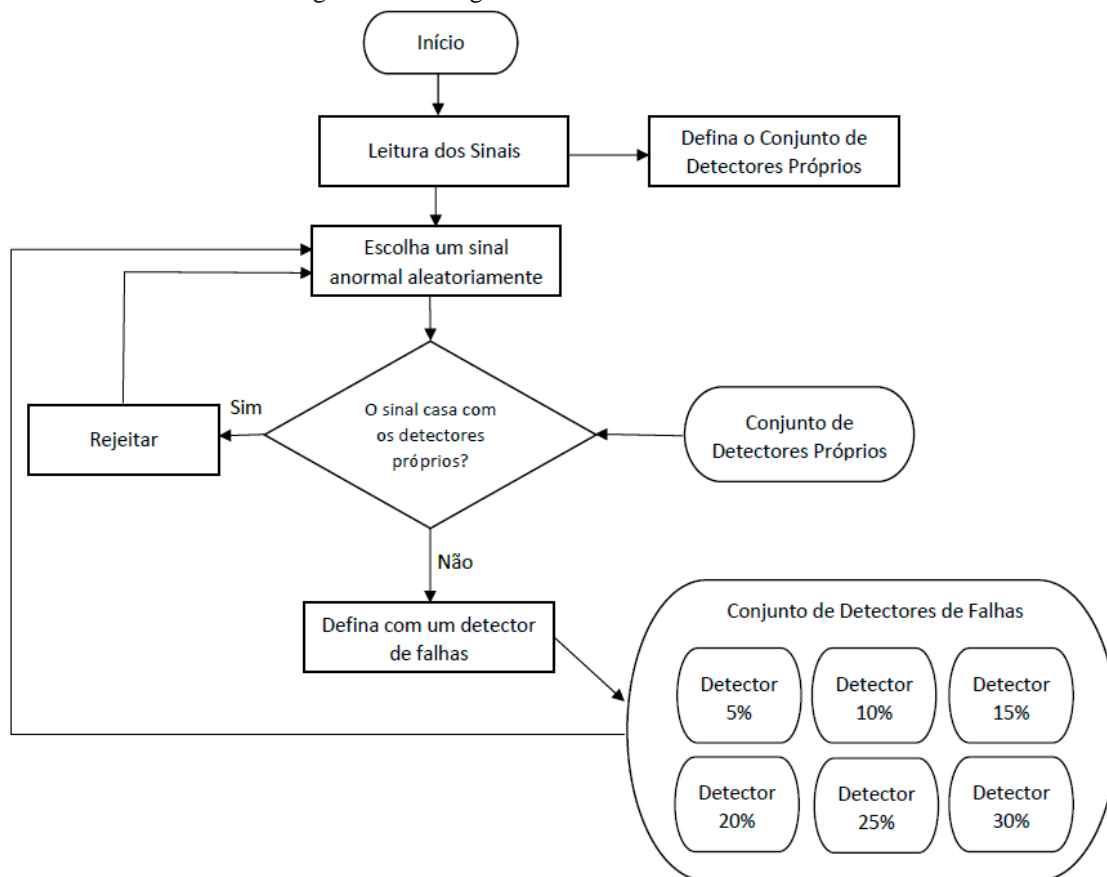
No módulo de sensoriamento é gerado o conjunto de detectores de falhas que será utilizado no monitoramento dos dados. Este processo é realizado de forma off-line. O conjunto de detectores de falhas é composto por sinais dos diferentes tipos de falhas na estrutura, que são escolhidos aleatoriamente. O número de sinais escolhidos como detector, tanto próprio, quanto não próprio é um parâmetro a ser definido pelo programador ou executor do programa. Conforme ilustrado na figura 4, na fase de aprendizado o sistema será iniciado pela leitura dos sinais do banco de dados e definido o conjunto de detectores próprios. Posteriormente, usando os sinais anormais, separados

por tipo de falha (uma classe de cada vez), são criados os conjuntos de detectores para os 6 tipos de falhas. Ao final do processo obtém-se os 2 conjuntos de detectores, sendo o conjunto de detectores próprios e detectores de falha. Estes conjuntos de detectores serão usados no monitoramento como conhecimento da inteligência artificial. O número de detectores da condição normal e dos tipos de falhas é definido pelo executor do programa, e geralmente é 30% dos dados totais do problema, e para este caso seria 60 detectores para cada condição analisada pelo algoritmo.

O módulo de monitoramento é composto por duas etapas, sendo a detecção e a classificação da falha. Os sinais em falhas são detectados através da avaliação e verificação do casamento com o conjunto de detectores próprios (sinais base-line), assim realiza-se a detecção de sinais em falha com base na discriminação próprio/não-próprio. Caso o sinal identificado seja próprio o mesmo é classificado instantaneamente como a condição normal da estrutura. Caso contrário, o sinal representa uma condição anormal (não-próprio), desta forma, realiza-se uma avaliação deste sinal, comparando-o com o conjunto de detectores de falhas, de forma que ocorra um casamento do sinal com uma classe de detectores, o sinal é classificado com a classe do detector acionado. O monitoramento dos sinais é realizado de forma online.

O fluxograma das fases de sensoriamento e monitoramento são apresentados na Figura 4 e 5.

Figura 4 – Fluxograma do sensoriamento do ASN.

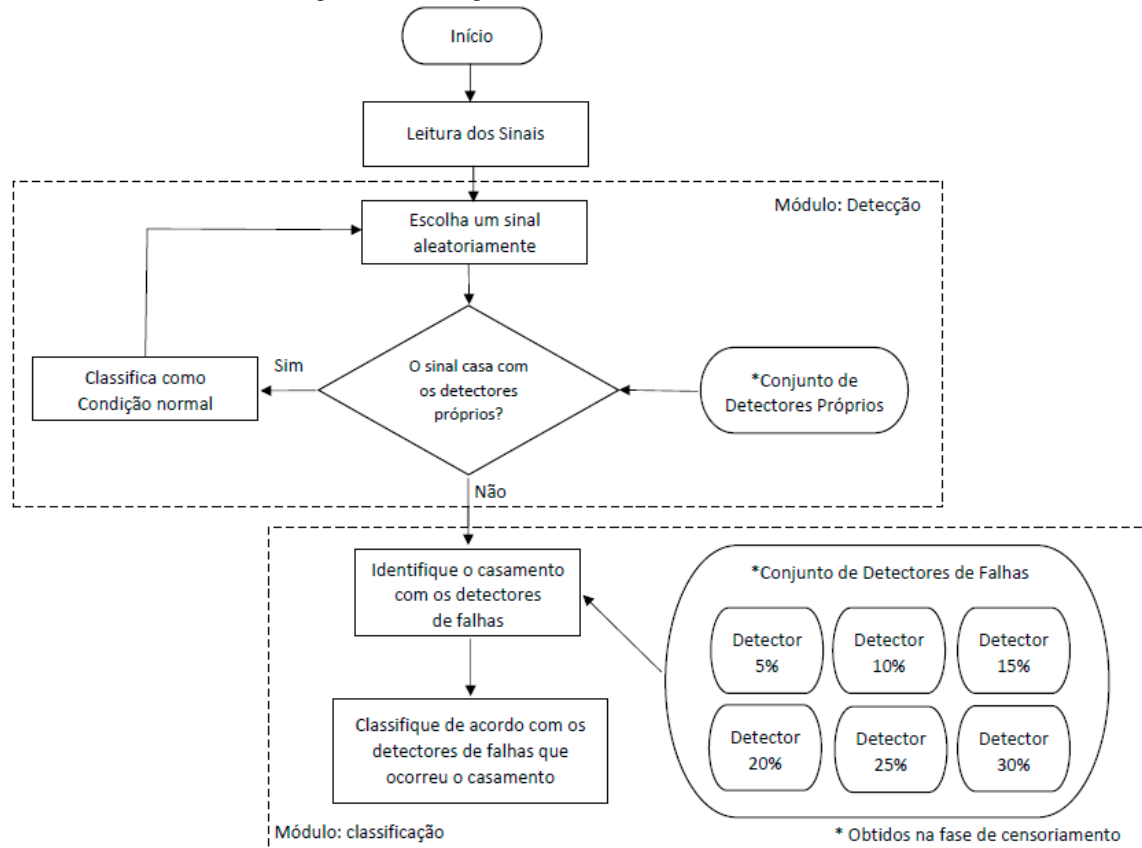


Fonte: O Próprio Autor (2022).

O módulo de monitoramento geralmente faz análise de 70% dos dados disponíveis. Assim para este caso, o sistema analisa 980 sinais. Estes sinais são diferentes dos usados para a fase de sensoriamento.

Na figura 5 apresenta-se a fase de monitoramento onde são testados os sinais a fim de diagnóstico. Inicialmente faz-se a leitura dos sinais, posteriormente escolhe-se aleatoriamente um sinal para passar pelo módulo de detecção. Neste módulo o sinal é comparado com o conjunto de detectores próprios, caso haja o casamento entre eles, o sinal é classificado como condição normal, pois há evidências de normalidade. Caso contrário, o sinal é passado para o módulo de classificação, pois uma anormalidade foi detectada. No módulo de classificação o sinal é comparado com o conjunto de detectores de falhas e quando ocorrer o casamento, o sinal é classificado conforme o tipo de falha do detector que casou com o sinal. Assim ocorre a detecção e classificação dos sinais. Ao final o sistema apresenta o diagnóstico.

Figura 5 – Fluxograma do monitoramento do ASN.



Fonte: O Próprio Autor (2022).

7 RESULTADOS

Nesta seção apresentam-se os resultados obtidos com a aplicação do algoritmo na base de dados simulada. O algoritmo foi desenvolvido em MATLAB®.

Nos testes realizados o objetivo foi avaliar a metodologia proposta no processo de análise e monitoramento da integridade estrutural, verificando a eficiência, precisão e o tempo computacional do sistema em relação a diferentes configurações do conjunto de detectores do ASN, isto é, informações que representam o conhecimento do sistema. Utilizou-se como parâmetro uma taxa de afinidade (TA_f) com um valor fixo de 85,5%.

A base de dados simulada conta com 6 padrões de falhas no edifício e condição normal totalizando 7 tipos de padrões distintos. Ao total foram simulados 1400 sinais, sendo 200 sinais em cada condição.

Para uso no algoritmo os dados foram separados em 30% para o sensoriamento e 70% para o monitoramento. Isto é, 420 sinais para o sensoriamento, sendo 60 de cada padrão (normal e 6 tipos de falha), e 980 sinais para o monitoramento, sendo 140 de cada padrão.

Visando testar a eficiência e robustez do algoritmo proposto foi realizado um teste em relação ao número de detectores definidos na fase de sensoriamento. Para isto, foram gerados quatro conjuntos de detectores (*I*, *II* e *III*) contendo 40, 50 ou 60 detectores para cada padrão (normal e 6 tipos de falha) analisado. Assim no sensoriamento o conjunto de detectores *I* utilizou 280 sinais, sendo 40 de cada tipo. O conjunto de detectores *II* utilizou 350 sinais, sendo 50 de cada tipo. E o conjunto de detectores *III* utilizou 420 sinais, sendo 60 de cada tipo.

Na Tabela 2 apresentam-se os resultados obtidos pelo sistema de análise da integridade estrutural do edifício quando aplicado aos dados simulados.

Tabela 2 - Resultados obtidos pelo método.

Diagnóstico	Conjunto de detectores		
	<i>I</i>	<i>II</i>	<i>III</i>
Amostras testadas	980	980	980
Classificações Corretas	966	972	980
Classificações Erradas	14	8	0
Acerto (%)	98,57%	99,18%	100%
Tempo (ms)	193,5	183,8	190,4

Os valores apresentados na tabela 2, representam os resultados do teste cruzado que foi realizado, ao executar 20 vezes o sistema para cada conjunto de detectores, a fim de garantir a veracidade dos resultados. É possível observar que o sistema de análise da integridade estrutural do edifício apresenta um bom desempenho (índice de acerto igual a 100% na melhor configuração), e que a quantidade de detectores definida na fase de sensoriamento influencia diretamente no reconhecimento das falhas. Assim, destaca-se que deve ser utilizado o número máximo de sinais disponíveis no sensoriamento para o conjunto de detectores do ASN, visando proporcionar robustez ao sistema. O tempo apresentado na tabela 2, representa a média de tempo gasto para analisar e processar cada sinal.

Através dos resultados, pode-se concluir que quanto mais conhecimento o ASN obtém em sua fase de sensoriamento, mais eficiente é o processo de reconhecimento e classificação.

8 CONCLUSÃO

Neste artigo foi apresentada uma nova abordagem para desenvolver um sistema de análise da integridade estrutural de edifícios, no qual empregou-se um algoritmo imunológico artificial de seleção negativa, que apresentou excelentes resultados, obtendo um índice de acerto de 100% para a melhor configuração do sistema. A fase de geração de detectores (censoriamento) demanda maior tempo computacional, no entanto não prejudica o algoritmo, pois é executada de forma *off-line*. O monitoramento do sistema, a partir da aquisição dos sinais, é realizado rapidamente, com tempo inferior a 200 milésimos de segundo, isto possibilita a aplicação do algoritmo em problemas que seja necessário tomar decisões em tempo real. Desta forma, conclui-se que o algoritmo proposto neste artigo é bastante eficiente, confiável, robusto e preciso para realizar a análise da integridade estrutural de edifícios. Ressalta-se que o algoritmo imunológico artificial utilizado apresentou facilidade na detecção e classificação das falhas estruturais, isto devido a sua capacidade de análise ponto-a-ponto. Este artigo contribui para esta linha de pesquisa, apresentando um novo método para analisar falhas em estruturas prediais utilizando técnicas baseadas em sistemas inteligentes.

REFERÊNCIAS

ALMUSALLAM, A. A. Effect of degree of corrosion on the properties of reinforcing steel bars. **Construction and Building Materials**. Vol. 15, 2001, p. 361-368.

BALAGEAS, D.; FRITZEN, C. P.; GÜEMES, A. **Structural health monitoring**. London:ISTE, 2006. p. 496.

BBC. Colapso no edifício Champlain Tower South em Miami. Disponível em: <<https://www.bbc.com/portuguese/internacional-57646973>>. Acesso em: 25/10/2021.

BRADLEY, D. W.; TYRRELL, A. M. Immunotronics - novel finite-state-machine architectures with built-in self-test using self-nonsel self differentiation. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, New York, v. 6, n. 3, p. 227-238, 2002.

CASTRO, L. N. **Engenharia imunológica: desenvolvimento e aplicação de ferramentas computacionais inspiradas em sistemas imunológicos artificiais**. 2001. 286 f. Tese (Doutorado) - Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2001.

CHAVES, J. S.; LOPES, M. L. M.; CHAVARETTE, F. R.; LIMA, F. P. A. Rede Neural Artificial ARTMAP-Fuzzy Aplicada no Reconhecimento de Falhas Estruturais. **Revista Iberoamericana de Ingeniería Mecánica**, v. 21, n. 1, p. 03-11, 2017.

EQPLAN. Colapso no edifício Andrea. Disponível em: <<https://www.eqplan.com.br/a-lei-de-auto-vistoria-e-o-edificio-andrea-de-fortaleza/>>. Acesso em: 25/10/2021.

FRANCO, V. R. **Monitoramento da integridade de estruturas aeronáuticas**. 2009. 205 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista - UNESP, Ilha Solteira, 2009.

FRANCO, V. R.; BUENO, D. D.; BRENNAN, M. J.; CAVALINI JR., A. A.; GONSALEZ, C. G.; LOPES JUNIOR, V. Experimental damage location in smart structures using Lamb waves approaches. In: BRAZILIAN CONFERENCE ON DYNAMICS, CONTROL AND THEIR APPLICATIONS – DINCON, 8., 2009, Bauru. **Anais DINCON...** Bauru: SBMAC, 2009. p. 1-4.

FORREST, S. A.; PERELSON, A. L.; CHERUKURI, R. Self-nonsel self discrimination in a computer. In: IEEE SYMPOSIUM ON RESEARCH IN SECURITY AND PRIVACY, 1., 1994, Oakland. **Proceedings...** Oakland: IEEE, 1994. p. 202-212.

G1. Colapso no edifício Itália. Disponível em: <<https://g1.globo.com/sao-paulo/sao-jose-do-rio-preto-aracatuba/noticia/queda-da-torre-italia-em-rio-preto-completa-20-anos.ghtml>>. Acesso em: 25/10/2021.

GONSALEZ, C. G. **Metodologias para reconhecimento de padrões em sistemas de SHM utilizando a técnica da impedância eletromecânica (E/M)**. 2012. 117 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista - UNESP, Ilha Solteira, 2012.

HALL, S. R. The effective management and use of structural health data. In: INTERNATIONAL WORKSHOP ON STRUCTURAL HEALTH MONITORING, 2., 1999, New York. **Proceedings...** New York: VirginiaTech Publisher, 1999. p. 265-275.

LIMA, F. P. A. **Monitoramento e Identificação de Falhas em Estruturas Aeronáuticas e Mecânicas Utilizando Técnicas de Computação Inteligente.** 2014. 72 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista - UNESP, Ilha Solteira, 2014.

LIMA, F. P. A.; LOTUFO, A. D. P. MINUSSI, C. R. Artificial immune systems applied to voltage disturbance diagnosis in distribution electrical systems. *PowerTech*, 1., 2013, Grenoble. **Proceedings...** Grenoble: IEEE, 2013. p. 1–6.

LIMA, F. P. A.; CHAVARETTE, F. R.; SOUZA, S. S. F.; LOPES, M. L. M. Monitoring and Fault Identification in Aeronautical Structures Using an Wavelet-Artificial Immune System Algorithm. In: Tephwen Ekwaro-Osire, Aparecido C. Gonçalves, Fisseha M. Alemayehu. (Org.). *Probabilistic Prognostics and Health Management of Energy Systems*. 12ed. São Paulo: Springer International Publishing, 2017, v. 1, p. 1-17.

LOPES, V. JUNIOR.; TURRA, A. E.; MÜLLER, H. H.; BRUNZEL, F.; INMAN, D. J. A new methodology of damage detection by electrical impedance and optimization technique. In: CONFERENCE ON DYNAMIC PROBLEM IN MECHANICS – DINAME, 13., 2001, Florianópolis. **Proceedings...** Florianópolis: ABCM, 2001. p. 311-316.

MATLAB 7.8 version. New York: MathWorks Company, 2011.

PALAIÁ, L. Structural Failure Analysis of timber floors and roofs in ancient buildings at Valencia (Spain). International Conference on Mechanical Behavior and Failures of the Timber Structures, Florence, **Proceedings...** Florence, 2007, p. 1–11.

PEGAIANE, M. G. R. **Minimizando vibrações de um sistema dinâmico através de controle híbrido.** Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) - Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho - Unesp, Ilha Solteira, 2014.

SILVA, S.; DIAS JÚNIOR, M.; LOPES JÚNIOR, V. Structural health monitoring in smart structures through time series analysis. **Structural Health Monitoring**, London, v. 7, n. 3, p. 231-244, 2008.

SOUZA, A. S. E.; CHAVARETTE, F. R.; LIMA, F. P. A.; LOPES, M. L. M.; SOUZA, S. S. F. “Analysis of Structural Integrity Using an ARTMAP-Fuzzy Artificial Neural Network”. **Advanced Materials Research**, Hong Kong, v. 838-841, s/n, p. 3287-3290. 2013;

SOUZA, S. S. F.; LIMA, F. P. A.; CHAVARETTE, F. R.. Monitoring of Structural Integrity Using Unsupervised Data Clustering Techniques. **International Journal of Pure and Applied Mathematics**, v. 104, p. 119-133, 2015.

SOUZA, S. S. F.; CAMPOS, M. B. P.; CHAVARETTE, F. R.; LIMA, F. P. A. A New Approach Experimental to Diagnosis of The Failures in Mechanical Structures Using the

Artificial Immune Algorithm with Negative Selection. **Brazilian Journal of Development**, v. 7, p. 66372-66392, 2021a.

Souza, S. S. F.; CAMPOS, M. B. P.; CHAVARETTE, F. R.; LIMA, F. P. A. Structural Failures Diagnosis using a Hybrid Artificial Intelligence Method. **Brazilian Journal of Development**, v. 7, p. 66873-66893, 2021b.

TEBALDI, A.; COELHO, L. S.; LOPES JUNIOR., V. Detecção de falhas em estruturas inteligentes usando otimização por nuvem de partículas: fundamentos e estudo de casos. **Revista Controle & Automação**, São Paulo, v. 17, n. 3, p. 312–330, 2006.

TURRA, A. E.; BAPTISTA, F. G.; LOPES JUNIOR, V.; VIEIRA, J. Detecção de dano em placas de alumínio utilizando impedância Eletromecânica. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE AUTOMAÇÃO INTELIGENTE- SBAI, 11., 2013, Fortaleza. **Anais ... Fortaleza: SBMAC/SBA**, 2013. p. 1-6.

XIANG-JUN, C.; ZHAN-FENG, G.; QIANG, G. Application of wavelet analysis in vibration signal processing of bridge structure. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON MEASURING TECHNOLOGY AND MECHATRONICS AUTOMATION, 10., 2010, Hong Kong. **Proceedings...** Hong Kong: VirginiaTech Publisher, 2010. p. 671–674.

WANG, F. L.; CHAN, T. H. T.; THAMBIRATNAM, D. P. and TAN, A. C. C. Damage diagnosis for complex steel truss bridges using multi-layer genetic Algorithm. **Journal of Civil structural Health Monitoring**, Inglaterra, v. 3, n. 2, p. 117–217, 2013.

YAN, R., CHEN, X., & MUKHOPADHYAY, S. C. (2017). Advanced Signal Processing for Structural Health Monitoring. In R. Yan et al. (Eds.), *Structural Health Monitoring: An Advanced Signal Processing Perspective* (1 ed., pp. 1-11). Cham, Suíça: Springer International AG.

ZHENG, S.; WANG, X.; LIU, L. Damage detection in composite materials based upon the computational mechanics and neural networks. In: EUROPEAN WORKSHOP ON STRUCTURAL HEALTH MONITORING, 1., 2004, Munich. **Proceedings...** Munich: University of Munich, 2004. p. 609–615.