



## **REDE NEURAL ARTIFICIAL ARTMAP-FUZZY-WAVELET APLICADA NO RECONHECIMENTO DE FALHAS ESTRUTURAIS**

### **ARTMAP-FUZZY-WAVELET ARTIFICIAL NEURAL NETWORK APPLIED IN RECOGNITION OF STRUCTURAL FAULTS**

*Fernando Parra dos Anjos Lima<sup>1</sup>*

*Simone Silva Frutuoso Souza<sup>2</sup>*

**RESUMO:** Este artigo apresenta uma rede neural artificial ARTMAP-Fuzzy-Wavelet para análise da integridade estrutural de um edifício. A combinação de uma rede neural com a transformada Wavelet gera uma poderosa ferramenta para realizar a identificação e caracterização de 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 desenvolvido 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 pela rede neural ARTMAP-Fuzzy-Wavelet apresentam eficiência e robustez.

**Palavras-chave:** Redes Neurais Artificiais; ARTMAP-Fuzzy-Wavelet; Análise de Integridade Estrutural; Estrutura de Edifício

---

<sup>1</sup> Doutor em Engenharia Elétrica, UNESP, 2016.

<sup>2</sup> Mestre em Engenharia Elétrica, UNESP, 2013.

**ABSTRACT:** This article presents an artificial neural network ARTMAP-Fuzzy-Wavelet for analysis of the structural integrity of a building. The combination of a **neural network** with the Wavelet transform generates a powerful tool to perform the identification and characterization of structural faults. This tool will assist professionals in the inspection of structures in order to identify and characterize faults in order to carry out preventive maintenance, ensure the integrity of the structure and assist decision making. To validate the methodology, a mathematical model of a building was developed, and from this, several situations were generated (normal condition and fault conditions), obtaining a database of signals, which were analyzed by the proposed method. The results obtained by the ARTMAP-Fuzzy-Wavelet neural network show efficiency and robustness.

**Key words:** Artificial neural networks; ARTMAP-Fuzzy-Wavelet; Structural Integrity Analysis; Building Structure

## 1. Introdução

A análise de integridade estrutural é uma importante ferramenta para auxiliar engenheiros e técnicos a identificar falhas em estruturas, tais como, edificações. O avanço tecnológico tem proporcionado o desenvolvimento de novos materiais metálicos e de construção, no entanto, observa-se uma grande quantidade de edificações recém-construídas apresentando falhas de toda forma. Isto se deve ao uso inadequado de materiais, a falta de cuidados na execução, e mesmo adaptações quanto ao seu uso, tudo isto somado à falta de manutenção, tem gerado uma preocupação para os engenheiros, que se deparam com edifícios com menos de cinco anos de idade, com diversas falhas que poderiam ser evitadas (PALAIA, 2007).

Nas estruturas prediais 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, 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 e fissuras. Desta forma é necessário desenvolver formas eficientes de

inspecionar tais estruturas, visando identificar e caracterizar falhas, de forma que, seja possível tomar decisões rápidas para realizar a manutenção preventiva, assegurar a integridade da estrutura e evitar catástrofes.

Na literatura encontraram-se poucos trabalhos que utilizam metodologias para realizar a análise da integridade estrutural de edifícios, construções ou estruturas similares, visando tomar decisões. Na sequência apresentam-se os principais trabalhos.

Em Palaia, (2007) apresenta-se uma metodologia para análise estrutural de edifícios utilizando um método não destrutivo (NDT). Em Chandrashekar e Ganguli, (2009) propõe-se um sistema fuzzy para detecção de falhas estruturais usando curvaturas das formas modais de vibração.

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. No artigo de Song et al., (2012), os autores propõem um método experimental para realizar a análise estrutural de edificações. Os autores analisam experimentalmente um galpão, onde foram realizadas falhas nas colunas metálicas de sustentação. 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. No artigo de Lima et al., (2014a) os autores propõem uma metodologia baseada nos sistemas imunológicos artificiais para análise de integridade estrutural de edifícios, os autores validaram o método com um exemplo número de um edifício.

Por fim, 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.

Neste artigo, apresenta-se um método para realizar a análise da integridade estrutural de edifícios utilizando uma rede neural artificial ARTMAP-Fuzzy-Wavelet. Esta proposta é uma composição de uma rede neural com uma transformada matemática, que tem por objetivo melhorar a capacidade de diagnóstico do sistema inteligente. Assim, a partir da aquisição e processamento dos sinais, aplica-se uma rede neural ARTMAP-

Fuzzy-Wavelet para identificar e caracterizar as falhas. Para avaliar este método, utilizou-se uma base de dados de sinais simulados a partir de um modelo matemático de um edifício de dois andares, que neste caso representa a estrutura. O edifício foi modelado através de equações diferenciais e elementos finitos, e foi simulado em Matlab (MATLAB, 2011).

A combinação da transformada wavelet com a rede neural ARTMAP-Fuzzy proporciona maior precisão ao diagnóstico de falhas, pois, ao decompor os sinais em vários níveis de resolução, é possível identificar as anormalidades facilmente, por causa do nível de detalhe exibido no processo de decomposição.

Conforme destacado em Lima et al., (2015) e Lima et al., (2014b) a principal dificuldade e capacidade que os novos sistemas de monitoramento de integridade estrutural devem possuir, é acompanhar as constantes evoluções tecnológicas da indústria, novos materiais, e adaptabilidade. Em ambos os trabalhos citados neste parágrafo foram propostos novos sistemas inteligentes capazes de realizar diagnóstico de falhas com muita precisão e que podem auxiliar na tomada de decisões evitando catástrofes. Desta forma, a principal contribuição deste artigo é apresentar mais uma ferramenta inteligente e eficiente, com o objetivo de solucionar o problema de monitoramento de integridade estrutural e estar apta a acompanhar as evoluções tecnológicas da indústria.

## **2. Rede Neural Artificial ARTMAP-Fuzzy**

A rede neural artificial (RNA) ARTMAP-Fuzzy foi proposta por Carpenter e Grossberg, (1987) e possui uma arquitetura baseada na teoria da ressonância adaptativa, isto é, pertence à família ART (*Adaptive Resonance Theory*). Esta rede corresponde a um sistema de aprendizado supervisionado composto por um par de módulos da teoria da ressonância adaptativa,  $ART_a-Fuzzy$  e  $ART_b-Fuzzy$ , os quais recebem e classificam as entradas ( $I_a$ ) e saídas desejadas ( $I_b$ ) respectivamente, e o módulo de memória associativa inter-ART verifica o casamento das entradas e saídas com as categorias existentes.

A estrutura da rede neural ARTMAP Fuzzy é mostrada na Figura 1.

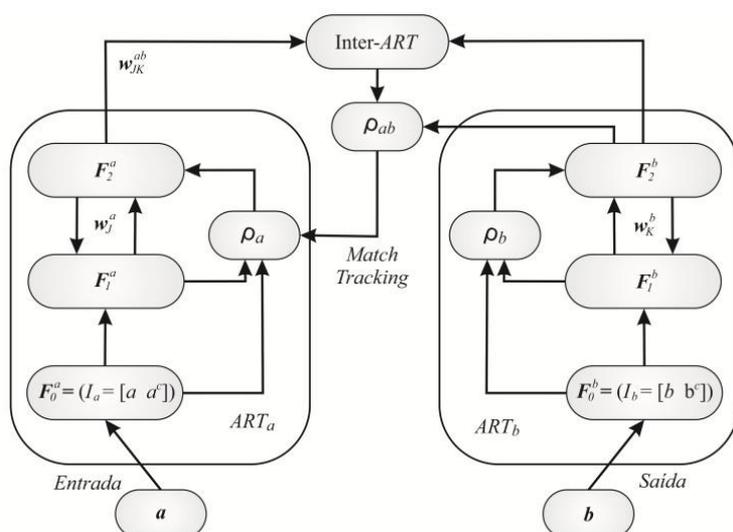


Figura 1. Rede neural ARTMAP Fuzzy (CARPENTER et al., 1992).

Os parâmetros fundamentais da rede neural ARTMAP-Fuzzy são (CARPENTER et al., 1992):

- Parâmetro de escolha  $\alpha$  ( $\alpha > 0$ ): Atua na seleção de categorias;
- Taxa de treinamento  $\beta$  ( $\beta \in [0, 1]$ ): Controla a velocidade da adaptação da rede;
- Parâmetro de vigilância ( $\rho_a$ ,  $\rho_b$  e  $\rho_{ab} \in [0, 1]$ ): Controla a ressonância da rede, isto é, o parâmetro responsável pelo número de categorias criadas.

O fluxograma do algoritmo da rede neural ARTMAP Fuzzy é ilustrado na Figura 2. Através do Fluxograma é possível verificar os passos a serem executados para o funcionamento da rede.

Cada módulo *ART* é composto por três camadas: sendo  $F_0$  a camada de entrada,  $F_1$  a camada de comparação, e  $F_2$  a camada de reconhecimento, que realiza o armazenamento em categorias. Os dados ( $I$ ) fornecidos para a camada  $F_0$  estão na forma de codificação de complemento, isto é,  $I_a = [a \ a^c]$  e  $I_b = [b \ b^c]$ . As camadas  $F_1$  e  $F_2$  são conectadas pelos pesos ( $w_j^a$  no  $ART_a$  e  $w_k^b$  no  $ART_b$ ). Estes pesos são utilizados no processo de escolha da categoria, sendo que para cada vetor de entrada ( $I$ ) em  $F_1$  e o índice  $J$  em  $F_2$  é possível definir a função de escolha  $T_j$  de acordo com (1), no qual ( $\wedge$ ) é o operador *fuzzy* “and”. A

escolha da categoria é realizada conforme (2), sendo  $J$  o índice ativo de  $F_2$  (CARPENTER et al., 1992).

$$T_j = \frac{|I \wedge w_j|}{\alpha + |w_j|} \quad (1)$$

$$J = \arg \max T_j \quad (2)$$

A ressonância ocorre caso o teste de vigilância (3) seja satisfeito para o índice ativo  $J$  (CARPENTER et al., 1992).

$$\frac{|I \wedge w_j|}{I} \geq \rho \quad (3)$$

Caso o teste de vigilância (3) não seja satisfeito, ocorre o *reset*, e a função de escolha continua até que uma nova categoria  $J$  satisfaça (3). Após o processo de ressonância nos módulos  $ART_a$  e  $ART_b$  deve-se verificar o casamento das categorias em ambos os módulos, esta etapa é realizada pelo módulo *Inter-ART*.

O módulo *Inter-ART* verifica o casamento das informações entre os módulos *ART*. Este processo é realizado pelo teste denominado *Match Tracking* descrito em (4), onde  $y^b$  representa o vetor de atividade do módulo  $ART_b$  (CARPENTER et al., 1992).

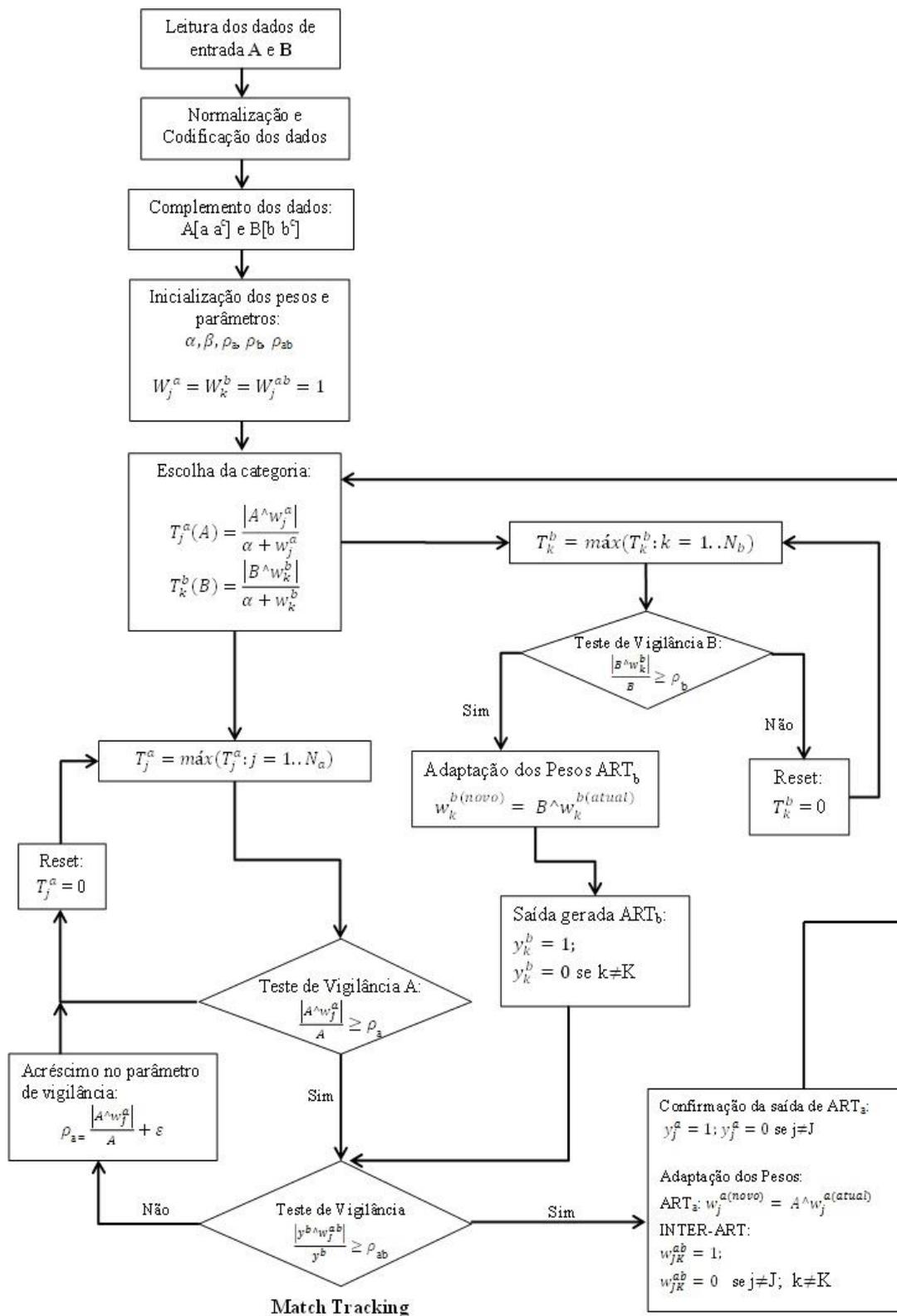


Figura 2. Fluxograma da rede neural ARTMAP Fuzzy (LOPES, 2005).

$$\frac{|y^b \wedge w_{JK}^{ab}|}{y^b} \geq \rho_{ab} \quad (4)$$

Caso o teste *Match Tracking* (4) não seja satisfeito, uma nova categoria do módulo  $ART_a$  deve ser escolhida e introduzida no processo de treinamento até que este critério seja satisfeito.

Após realizar os processos de ressonância para os módulos  $ART_a$  e  $ART_b$  e o *Match Tracking* para o módulo Inter- $ART$  é realizada a adaptação dos pesos sinápticos  $w_j^a$ ,  $w_k^b$  e  $w_{JK}^{ab}$  conforme (5), onde  $J$  e  $K$  são os índices ativos (CARPENTER et al., 1992).

$$\begin{aligned} w_j^{a+1} &= \beta(I \wedge w_j^a) + (1 - \beta)w_j^a \\ w_k^{b+1} &= \beta(I \wedge w_k^b) + (1 - \beta)w_k^b \\ w_{JK}^{ab+1} &= \begin{cases} 1 \rightarrow J = j, K = k \\ 0 \rightarrow J \neq j, K \neq k \end{cases} \end{aligned} \quad (5)$$

### 3. Transformada Wavelet

As funções wavelets constituem-se em transformadas matemáticas capazes de decompor funções, permitindo reescrever estas funções com os mais finos detalhes, ou seja, permite uma visão “global”.

Desta forma, podem-se diferenciar características locais de um sinal em diferentes escalas (resoluções) e, ainda, analisar toda a extensão do sinal por meio de translações. Como a maioria das wavelets possuem suporte compacto, são muito úteis na análise de sinais não-estacionários. Neste sentido, a análise wavelet leva vantagem em relação à análise de Fourier (MALLAT, 1999).

Existem diversas famílias de funções wavelet. Neste trabalho, consideram-se as funções wavelets ortonormais da família discretas de Daubechies (DAUBECHIES, 1992) por possuírem transformadas com algoritmos computacionalmente rápidos (MALLAT, 1999).

#### 3.1 Transformada Wavelet Discreta (TWD)

Dado um sinal  $y[t] = (y_0, \dots, y_{n-1})$  representando por um vetor discreto, pode ser representado por uma série wavelet como em (6), (MALLAT, 1999):

$$y[t] = \sum_{k=0}^{N_j} c_{J,k} \phi_{J,k}(t) + \sum_{j=J}^1 \sum_{l=0}^{N_j} d_{j,k} \psi_{j,k}(t), \forall t \in [0, N_0] \quad (6)$$

em que:  $J$  representa o nível de resolução,  $N_j = (N/2^j) - 1$  representa o número de pontos de cada novo vetor obtido pela transformação,  $\phi_{j,k}(t)$  e  $\psi_{j,k}(t)$  são as funções escala e wavelet, responsáveis pela transformação;  $j$  indica escala (dilatação) e  $k$  a posição (translação).

A Transformada Wavelet Discreta (TWD) aplicada diretamente a sinal para a geração do conjunto de coeficientes é computada por sucessivas passagens pelo filtro  $G$  (passa baixa) e pelo filtro  $H$  (passa alta), ou como também conhecido níveis de resolução. Os filtros  $G$  e  $H$  são vetores de constantes já calculados que proporcionam uma base ortogonal relacionada às funções escala e wavelet, respectivamente. Esse processo é conhecido como algoritmo Piramidal de Mallat (MALLAT, 1999) é ilustrado na Figura 3.

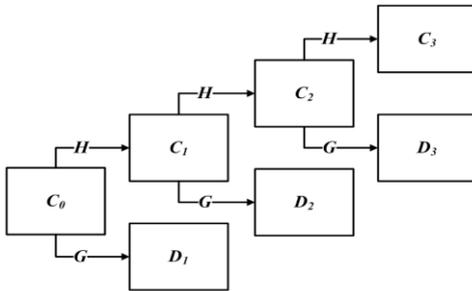


Figura 3. Representação do algoritmo piramidal para TWD.

Na figura 3,  $C_0$  corresponde ao sinal original discreto ( $C_0 = y[t]$ ),  $H$  e  $G$  representam os filtros passa-alta e passa-baixa, respectivamente. Os parâmetros  $d_1$ ,  $d_2$  e  $d_3$  são os coeficientes wavelets ou detalhe em cada nível de resolução e  $C_3$  são os coeficientes escala ou aproximação no último nível de transformada. Estes coeficientes são obtidos através da convolução das constantes nos filtros (7) e (8), (MALLAT, 1999):

$$C_{j+1,k} = \sum_{l=0}^{D-1} h_l C_{j,2k+l} \quad (7)$$

$$d_{j+1,k} = \sum_{l=0}^{D-1} g_l C_{j,2k+l} \quad (8)$$

sendo:  $k = 0, \dots, (N/2^j) - 1$  e  $D$  o número de constantes do filtro. Desta forma, os coeficientes

$C_{j,k}$  representam a média local ponderada e os coeficientes wavelet  $d_{j,k}$  representam a informação complementar ou simplesmente os detalhes que escapam da média ponderada. Assim, os coeficientes da transformada ordenados por escala ( $j$ ) e posição ( $k$ ) e são representados como a seguir (MALLAT, 1999):

$$\psi = \left( (C_{j,k})_{k=0}^{N_j}, (d_{j,k})_{k=0}^{N_j} \right)_{j=J}^I \quad (9)$$

de forma que  $\psi$  é a representação finita apenas em termos dos coeficientes da decomposição do sinal na equação (3). A Figura 4 ilustra graficamente o processo de decomposição de um sinal com dois níveis de resolução. Observa-se que a cada nível de transformação, o tamanho dos vetores resultantes é reduzido pela metade ( $N/2^j$ ).

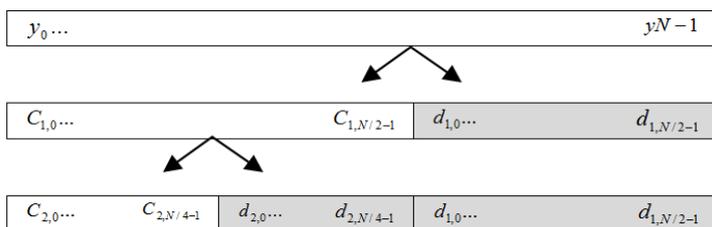


Figura 3. Algoritmo piramidal para TWD.

#### 4. Modelagem matemática e Simulações

Para validar a metodologia foi elaborado um modelo matemático através de um sistema de equações diferenciais que representam a dinâmica do edifício, sendo discretizado por 2 elementos finitos com 2 graus de liberdade cada, e integrado por um método numérico Runge Kutta de quarta ordem. O modelo do edifício é ilustrado na Figura 4.

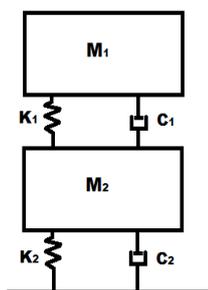


Figura 4. Modelo dinâmico do edifício (CHAVARETTE; TONIATI, 2012).

O edifício foi modelado no espaço adimensional, ou seja, sem dimensão e é composto por duas massas (M1 e M2), e os coeficientes de rigidez (K1 e K2) e elasticidade (C1 e C2), (CHAVARETTE; TONIATI, 2012).

Para realizar as simulações das condições normais (base-line) e anormais (falha estrutural) no edifício, alteraram-se as massas (M1 e M2) dos andares na estrutura.

Conforme Chavarette e Toniati, (2012) a Figura 4 ilustra o modelo que representa o comportamento dinâmico de um edifício, onde se derivam as equações do movimento para um pórtico plano simples, com consideração do encurtamento das barras devido à flexão das mesmas, sob excitação na direção vertical. Em que:

$$\begin{aligned}x_1 &= a + S + q_1 \\x_2 &= b + S + q_2 \\S &= A \cos(\lambda t)\end{aligned}\tag{10}$$

A energia cinética total (T) do sistema é:

$$T = \frac{1}{2} [m_1(\dot{S} + \dot{q}_1)^2 + m_2(\dot{S} + \dot{q}_2)^2] \tag{11}$$

A energia potencial total (V) do sistema é:

$$V = \frac{1}{2} [k_1 q_1^2 + k_2 (q_2 - q_1)^2] \tag{12}$$

O Lagrangeano (L=T-V) é:

$$L = \frac{1}{2} [m_1(\dot{S} + \dot{q}_1)^2 + m_2(\dot{S} + \dot{q}_2)^2 - k_1 q_1^2 - k_2 (q_2 - q_1)^2] \tag{13}$$

A equação de Lagrange para a coordenada generalizada  $q_1$  é:

$$m_1(\ddot{q}_1 + \ddot{S}) + k_1 q_1 - k_2 (q_2 - q_1) = -c_1 \dot{q}_1 \tag{14}$$

A equação de Lagrange para a coordenada generalizada  $q_2$  é:

$$m_2(\ddot{q}_2 + \ddot{S}) + k_2 (q_2 - q_1) = -c_2 (\dot{q}_2 - \dot{q}_1) \tag{15}$$

Assim, o sistema pode ser modelado pelo sistema de equações:

$$\begin{aligned}m_1 \ddot{q}_1 + k_1 q_1 - k_2 (q_2 - q_1) + c_1 \dot{q}_1 &= -m_1 \ddot{S} \\m_2 \ddot{q}_2 + k_2 (q_2 - q_1) + c_2 (\dot{q}_2 - \dot{q}_1) &= -m_2 \ddot{S}\end{aligned}\tag{16}$$

ou:

$$\ddot{q}_1 + \frac{k_1}{m_1} q_1 - \frac{k_2}{m_1} (q_2 - q_1) + \frac{c_1}{m_1} \dot{q}_1 = -\ddot{S}$$

$$\ddot{q}_2 + \frac{k_2}{m_2} (q_2 - q_1) + \frac{c_2}{m_2} (\dot{q}_2 - \dot{q}_1) = -\ddot{S}$$
(17)

Tomando

$$\omega_1^2 = \frac{k_1 + k_2}{m_1}$$

$$\omega_2^2 = \frac{k_2}{m_2}$$
(18)

Tem-se

$$\ddot{q}_1 + \omega_1^2 q_1 - \frac{k_2}{m_1} q_2 + \frac{c_1}{m_1} \dot{q}_1 = -S$$

$$\ddot{q}_2 + \omega_2^2 (q_2 - q_1) + \frac{c_2}{m_2} (\dot{q}_2 - \dot{q}_1) = -S$$
(19)

E fazendo as seguintes considerações:

$$x_1 = q_1$$

$$x_2 = \dot{q}_1$$

$$x_3 = q_2$$

$$x_4 = \dot{q}_2$$
(20)

Tem-se o sistema de equações descrito pela Equação (21).

$$\dot{x}_1 = x_2$$

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

$$\dot{x}_3 = x_4$$

$$\dot{x}_4 = \omega_2^2 (x_3 - x_1) + \frac{c_2}{m_2} (x_4 - x_2) - S$$
(21)

sendo:  $S$  uma excitação periódica.

Os valores dos parâmetros iniciais utilizados no modelo matemático estão descritos na Tabela 1, sendo aplicado o integrador Runge-Kutta de quarta ordem na equação (21) e para as condições iniciais  $x_1=0$ ;  $x_2=0$ ;  $x_3=0$  e  $x_4=0$ .

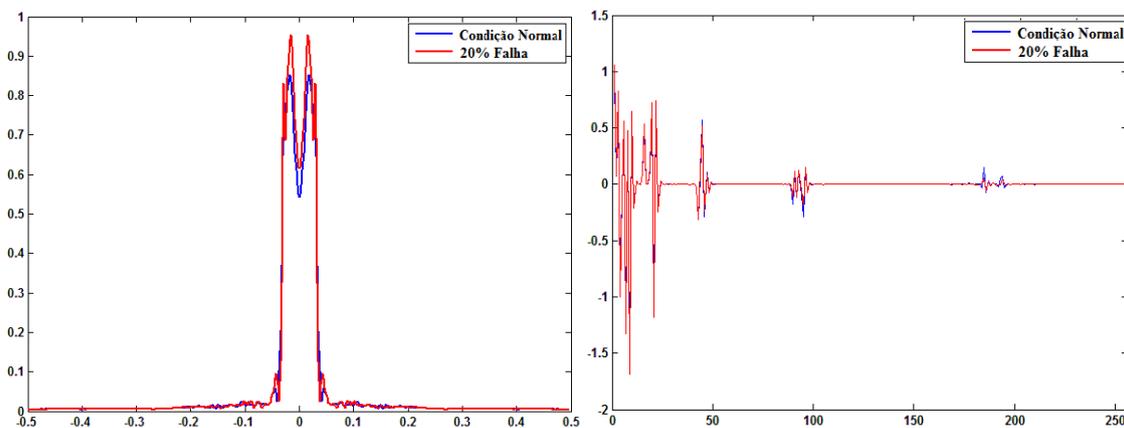
Tabela 1. Parâmetros do Modelo Matemático.

Parâmetros	Valores
M1	7 [kg]
M2	7 [kg]
C1	0.6 [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]
$\omega_1$	1 [rad/s]
$\omega_2$	2 [rad/s]
K2	0.8 [N/m]

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 M1 da estrutura. O edifício foi excitado com o sinal ( $S$ ) apresentado em (22), (CHAVARETTE; TONIATI, 2012).

$$S = 1 * e^{-5 \cos(t)} \quad (22)$$

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



(a)

(b)

Figura 5. (a) Resposta em frequência (b) Domínio Wavelet.

A Figura 5 (a) ilustram-se dois sinais capturados nas simulações, onde se tem um sinal com uma falha de 20% (vermelho) e um sinal em condição normal (azul). A seguir aplica-se transformada wavelet para obter os sinais mostrados na Figura 5 (b). O conjunto de dados é formada por sinais processados pela transformada wavelet, no domínio wavelet.

## 5. Metodologia Proposta

O sistema de análise da integridade estrutural proposto neste artigo consiste-se em quatro módulos principais: aquisição de dados, decomposição wavelet, treinamento e diagnóstico da rede neural ARTMAP-Fuzzy.

O módulo de aquisição de dados é constituído pelo aparato experimental responsável por capturar os sinais na estrutura do edifício, tais como sensores, acelerómetros, etc. Os sinais representam a resposta em frequência, resultante da FFT obtida no módulo de entrada. Além disso, os sinais são processados pelo módulo de decomposição Wavelet em três níveis de resolução. O conjunto de sinais obtidos no domínio wavelet são usados como entradas para a rede neural ARTMAP-Fuzzy.

No módulo de treinamento são configurados os pesos e cria-se as categorias (conhecimento) que serão utilizados no diagnóstico dos dados em tempo real pela rede neural ARTMAP-Fuzzy. Neste passo, a rede é treinada utilizando um conjunto de dados gerando uma série de categorias que é igual ao número de sinais de entrada. Este processo é realizado em modo *off-line*.

O módulo de diagnóstico é executado em um novo conjunto de sinais, diferente dos sinais usado no treinamento, e assim cada sinal é analisado individualmente. Todos os sinais são comparados com o conhecimento (categorias criadas na fase de treinamento) obtidos pela rede neural ARTMAP-Fuzzy e assim, quando há um critério de correspondência entre os padrões, ocorre a classificação por categorias. Quando uma categoria correspondente é encontrada para um determinado padrão, isto representa a identificação da falha na estrutura. O fluxograma das fases de operação do método proposto é apresentado na Figura 3.

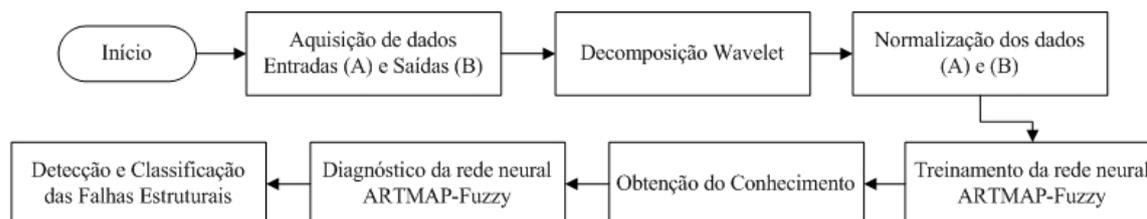


Figura 6. Metodologia proposta.

## 6. Resultados

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos com a aplicação da rede neural ARTMAP-Fuzzy-Wavelet no banco de dados de sinais simulados. O algoritmo foi desenvolvido em MATLAB (MATLAB, 2011).

A fim de avaliar a metodologia foi analisada a eficiência, precisão e tempo de processamento para o diagnóstico de falhas na estrutura. Os parâmetros da rede neural ARTMAP-Fuzzy-Wavelet utilizada no processo de treinamento e de diagnóstico foram:  $\alpha = 0,1$ ,  $\beta = 0,9$ ,  $\rho_a = 0,99$ ,  $\rho_b = 1$  e  $\rho_{ab} = 1$ .

Na fase de treinamento foi utilizado um conjunto de dados com 980 sinais, sendo 140 sinais da estrutura em condições normais (base-linha) e 840 sinais de falhas na estrutura. Este conjunto de dados corresponde a 70% dos dados disponíveis. Para avaliar a rede neural ARTMAP-Fuzzy-Wavelet na fase de diagnóstico foi utilizado um conjunto de dados com 420 sinais, sendo 60 sinais da estrutura sem falhas e 360 sinais de falhas na estrutura. Estes dados utilizados nos testes representam 30% dos dados disponíveis. A base de dados simulados tem seis padrões diferentes de falhas. Os sinais obtidos pela decomposição Wavelet representam os sinais de entrada para o treinamento e diagnóstico da rede neural-Wavelet ARTMAP-Fuzzy. A Tabela 2 mostra os resultados obtidos pelo sistema de diagnóstico de falhas estruturais quando aplicado ao conjunto de dados.

Para obter estes resultados, o sistema foi submetido a uma fase de testes e configurações de parâmetros. Os resultados foram obtidos com a melhor configuração de parâmetros da rede neural ARTMAP-Fuzzy-Wavelet. O resultado foi obtido por um teste de referência cruzada, em que o sistema foi executado 15 vezes para garantir a precisão dos resultados. Pode-se notar que a análise da integridade estrutural apresenta um bom

desempenho, com uma taxa de precisão de 99,52% no diagnóstico. Vale destacar, que o módulo de wavelet fornece uma análise mais detalhada dos sinais, de modo que as falhas foram facilmente identificadas.

Tabela 2. Resultados obtidos.

	Fase de treinamento	Fase de Diagnóstico
Amostras Usadas	980	420
Classificações Corretas	980	418
Classificações Erradas	0	0
Precisão (%)	100,00	99,52
Tempo (ms)	783,7	186,34

## 7. Conclusões

Neste artigo foi proposta uma nova abordagem para realizar a análise de integridade estrutural de edifícios, em que empregou-se uma rede neural artificial ARTMAP-Fuzzy-Wavelet que apresentou excelentes resultados, obtendo um índice de acerto de 99,52% para a melhor configuração do sistema. A fase de treinamento é a que demanda maior tempo computacional, no entanto é executada de forma *off-line* não acarretando prejuízo ao algoritmo. Já a fase de diagnóstico do sistema, a partir da aquisição dos sinais, e o processamento wavelet é realizada rapidamente, com tempo inferior a 200 milésimos de segundo, o que credencia o sistema a ser uma ferramenta utilizada em tempo real. Destaca-se que o módulo wavelet permite realizar a análise dos sinais em um domínio diferente, no qual as falhas são facilmente identificadas, devido aos coeficientes de detalhe da análise multi-resolução. Por fim, conclui-se que a rede ARTMAP-Fuzzy-Wavelet proposta é bastante eficiente, confiável e robusta na análise de integridade de estruturas prediais.

## Referências Bibliográficas

- ALMUSALLAM, A. A. Effect of degree of corrosion on the properties of reinforcing steel bars. **Construction and Building Materials**. v. 15, p. 361-368, 2001.
- CARPENTER, G. A.; GROSSBERG, S.; MARKUZON, N.; REYNOLD, J. H.; ROSEN, D. B. Fuzzy ARTMAP: A neural network for incremental supervised learning of analog multidimensional maps. **IEEE Transactions on Neural Network**, v. 3, n. 5, p. 689-713, 1992.

- CARPENTER, G. A.; GROSSBERG, S. A massively parallel architecture for a self-organizing neural pattern recognition machine. **Computer Vision, Graphics, and Image Processing**, p. 54-115, 1987.
- CHANDRASHEKHAR, M.; GANGULI, R. Structural damage detection using modal curvature and fuzzy logic. **Structural Health Monitoring**, USA, v. 8, n. 4, p. 267-282, 2009.
- CHAVARETTE, F. R.; TONIATI, A. L. Dinâmica e Controle de um Sistema Estrutural sob Excitação Sísmica. In: Congresso Nacional de Engenharia Mecânica, 2012, p. 1–11.
- DAUBECHIES, I. **Ten Lectures on Wavelets**. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, n. 61, 1992.
- LIMA, F. P. A.; CHAVARRETE, F. R.; SOUZA, S. S. F.; SOUZA, A. S.; LOPES, M. L. M. Artificial Immune Systems Applied to the Analysis of Structural Integrity of a Building. **Applied Mechanics and Materials**, v. 472, p. 544-549, 2014a.
- LIMA, F. P. A.; LOTUFO, A. D. P.; MINUSSI, C. R. Wavelet-artificial immune system algorithm applied to voltage disturbance diagnosis in electrical distribution systems. **IET Generation, Transmission & Distribution**, v. 9, p. 1104-1111, 2015.
- LIMA, F. P. A.; SOUZA, S. S. F.; CHAVARETTE, F. R.; LOPES, M. L. M.; TURRA, A. E.; LOPES JR, V. Monitoring and Fault Identification in Aeronautical Structures Using an ARTMAP-Fuzzy-Wavelet Artificial Neural Network. **Advanced Materials Research**, v. 1025-1026, p. 1107-1112, 2014b.
- LOPES, M. L. M. Desenvolvimento de redes neurais para previsão de cargas elétricas de sistema de energia elétrica. 2005. 149 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2005.
- MATLAB, 7.8 Version, Mathworks Company, 2011.
- MALLAT, S. **A Wavelet tour of signal processing**, 2 ed. New York. Academic Press, 1999. 637p.
- PALAIA, L. Structural Failure Analysis of timber floors and roofs in ancient buildings at Valencia (Spain). In: International Conference on Mechanical Behavior and Failures of the Timber Structures, Florence, 2007, p. 1–11.
- SONG, B. I.; SEZE, H.; GIRIUNAS, K. A. Collapse Performance Evaluation of Steel Building after Loss of Columns. In: Structures Congress 2012 – ASCE (American Society of Civil Engineers), 2012, p. 213–224.
- SOUZA, A. S.; CHAVARRETE, 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**, v. 838-841, 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.
- WANG, F. L.; CHAN, T. H. T.; THAMBIRATNAM, D. P.; TAN, A. C. C. Damage Diagnosis for Complex Steel Truss Bridges Using Multi-Layer Genetic Algorithm. **Journal of Civil structural Health Monitoring**, Springer-Verlag, p. 117–217, 2013.

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, 2010, p. 671–674.