



UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA  
"JÚLIO DE MESQUITA FILHO"  
Campus de Ilha Solteira

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA**

**DETECÇÃO E LOCALIZAÇÃO DE DANOS EM MATERIAIS COMPÓSITOS  
APLICADO EM AERONAVES UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**

**Altair de Araújo França**

**Orientador:** Prof. Dr. Vicente Lopes Junior

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia – UNESP – Campus de Ilha Solteira, como parte dos requisitos para obtenção dos títulos de Mestre em Engenharia Mecânica.

Área de Conhecimento: Mecânica dos Sólidos

Ilha Solteira – SP  
2014

FICHA CATALOGRÁFICA

Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

F814d França, Altair de Araújo.  
Detecção e localização de danos em materiais compósitos aplicado em aeronaves utilizando redes neurais artificiais / Altair de Araújo França. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2014  
109 f. : il.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira. Área de conhecimento: Mecânica dos Sólidos, 2014

Orientador: Vicente Lopes Júnior  
Inclui bibliografia

1. SHM. 2. Materiais compósitos. 3. Ondas de lamb. 4. Redes neurais artificiais.



**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA**  
CAMPUS DE ILHA SOLTEIRA  
FACULDADE DE ENGENHARIA DE ILHA SOLTEIRA

**CERTIFICADO DE APROVAÇÃO**

**TÍTULO:** Detecção e localização de danos em materiais compósitos aplicado em aeronaves utilizando redes neurais artificiais

**AUTOR:** ALTAIR DE ARAUJO FRANÇA

**ORIENTADOR:** Prof. Dr. VICENTE LOPES JUNIOR

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Mecânica, Área: MECANICA DOS SÓLIDOS, pela Comissão Examinadora:

  
Prof. Dr. VICENTE LOPES JUNIOR  
Departamento de Engenharia Mecânica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira

  
Prof. Dr. RICARDO TOKIO HIGUTI  
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira

  
Prof. Dr. MARCUS ANTONIO VIANA DUARTE  
Faculdade de Engenharia Mecânica / Universidade Federal de Uberlândia

Data da realização: 22 de abril de 2014.

## **Dedico**

Ao meu pai Manuel Alcântara de França (*in memoriam*) e minha mãe Idilva de Araújo França (*in memoriam*), que me deixaram o mandamento de me esforçar ao máximo para alcançar o mais alto que eu conseguisse, e a realização desta etapa faz parte disto. E dedico também a Luana do Prado Rodrigues por seu grande apoio em tudo.

## **AGRADECIMENTOS**

A Deus,

Que me deu forças e capacidade para chegar até aqui.

À toda a minha família e minha namorada,

Por me incentivarem, contribuindo muito para minhas conquistas.

Ao professor Vicente Lopes Junior,

Por ter me dado a oportunidade de fazer parte deste grupo de pesquisa e por confiar a mim um tema de grande relevância e pelo qual sou apaixonado.

Aos integrantes e ex-integrantes do Grupo de Materiais e Sistemas Inteligentes (GMSINT),  
pelo companheirismo.

Aos meus amigos Carlos Fernando Joventino, Fernando Ribeiro Alves, Willians França Leite, Danilo Damasceno Sabino, Sidney Bruce Shiki, Adriano Borges, Paulo Henrique de Oliveira, Paulo Henrique da Costa Benedito, José Camilo Carranza López e Adriano Sobrinho Mercado,

que me apoiaram diretamente no mestrado.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – CAPES,

Pelo suporte financeiro.

**“Você erra todos os arremessos que não tenta”**

**Michael Jordan**

## Resumo

A crescente utilização de materiais compósitos nos projetos de engenharia tem trazido vários avanços, viabilizando e aperfeiçoando estruturas com características superiores que as encontradas nas ligas metálicas que são largamente utilizadas durante muitos anos e que atualmente estão sendo substituídas de forma parcial ou integral em aplicações onde se espera alto desempenho. A aplicação deste tipo de material tem sido significativa em vários segmentos de engenharia, como na área de transportes (aeronáutica, aeroespacial, naval, ferroviário, automobilística, etc.), construção civil, artigos esportivos, entre outras. Uma grande vantagem dos materiais compósitos é a possibilidade de compor, através da grande variedade de matrizes e reforços, um número ilimitado de combinações destes elementos, tornando cada combinação uma peça com características única, sendo capaz de atender necessidades específicas de cada projeto. Neste trabalho é proposto um método de detecção e localização de danos em compósitos que compõe a estrutura de uma fuselagem de avião, podendo ser utilizado independentemente da temperatura atuante no avião. O método é baseado nas ondas de Lamb e se caracteriza por ser um método não-destrutivo, NDE (do inglês *Nondestructive Evaluation*). Os testes experimentais foram realizados para diferentes condições de danos em uma faixa de temperatura que variou de  $-45^{\circ}\text{C}$  a  $105^{\circ}\text{C}$ . Para a aplicação do sinal de atuação e para a aquisição dos sinais foram utilizados transdutores piezelétricos (PZT), que são indicados para este tipo aplicação por possuírem grande eficiência em altas frequências e por ser versátil, servindo tanto como atuador quanto sensor. Para auxiliar a detecção e localização automática dos danos na estrutura foi utilizada a técnica de Redes Neurais Artificiais que possuem ótima robustez e capacidade de generalização para isolar o efeito da temperatura na análise.

**Palavras-chave:** SHM. Materiais compósitos. Ondas de Lamb. Piezeletricidade. Redes neurais artificiais.

## Abstract

The increasing use of composite materials has brought many beneficial advances for engineering design, improving structure features when comparing with traditional metallic alloys. Although these alloys have been used for centuries, in many applications composite materials are substituting them partially or completely. The use of this kind of materials has produced a great impact in several areas of engineering, as transportation (aeronautics, aerospace, naval, railroad, automobile, etc.), civil construction, sport equipments, etc. An important advantage of composite materials is the possibility of compose an unlimited number of combinations of this elements through the wide variety of matrix and reinforcements. Each combination becomes a piece with unique characteristics, able to attend specific requirements in a project. In this study, a carbon fiber plate, material used as component of the fuselage in aircrafts, is used in the experimental tests for developing a damage identification and locating method that is able to be used during the flight. The method is based on Lamb waves and it is a non-destructive evaluation (NDE). The tests were done in different conditions for a temperature range from  $-45^{\circ}\text{C}$  to  $105^{\circ}\text{C}$ . The sensing and actuation were based on piezoelectric materials (PZT), which are a versatile smart material indicated to this work since it can be utilized either as actuator or as sensor and because is very efficient at high frequencies. The process automation is realized through the application of Artificial Neural Network, since this technique has optimum robustness and capability of generalization, which are important characteristics to achieve the objective.

**Keywords:** SHM. Composite materials. Lamb waves. Piezoelectricity. Artificial neural network.



## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Fig. 1- Acidente com Boeing 737-200 da Aloha Airlines no Havaí EUA em 1988. ....	18
Fig. 2 - Ilustração da porcentagem dos materiais utilizados na construção do AIRBUS A350 XWB.....	18
Fig. 3 - Ilustração dos tipos de malhas .....	30
Fig. 4 Exemplos de orientação na junção das camadas.....	31
Fig. 5 - Material isotrópico e anisotrópico. ....	32
Fig. 6 - Célula unitária de PZT: (a) Tipo Perovskite Titanato Zirconato de Chumbo (PZT), célula unitária no estado de simetria cúbica abaixo da temperatura de Curie; (b) Célula unitária distorcida tetragonalmente acima da temperatura de Curie .....	33
Fig. 7 - Dipolos elétricos nos domínios: (a) cerâmica ferroelétrica não polarizada; (b) durante a polarização e (c) após a polarização (cerâmica piezoeétrica).....	34
Fig. 8 -Efeito induzido nos dipolos de materiais piezoeétricos.....	35
Fig. 9- Sistema de coordenadas de uma fina placa com espessura $2r$ . ....	37
Fig. 10 - Ilustração da ação de uma onda viajando pelas superfícies livres de uma placa.....	37
Fig. 11 - Ilustração da ação dos modos simétrico (a) e antissimétrico(b) na superfície da placa. E Ilustração da ação dos modos simétricos (c) e antissimétricos (d) na extensão da placa. ....	38
Fig. 12-Configuração pulse-echo e pitch-catch.....	39
Fig. 13 - Resultado experimental demonstrando clara atenuação na propagação de onda. ....	43
Fig. 14 - Exemplo de análise de dispersão de onda a partir do espectro após propagação de certa distância (frequência de excitação original: 300 kHz).....	44
Fig. 15 - Gráfico das curvas de dispersão do alumínio .....	45
Fig. 16 - Curvas de dispersão do alumínio destacando suas regiões pouco-dispersivas. ....	45
Fig. 17 - Ilustração de um neurônio biológico e seus elementos.....	51
Fig. 18 - Ilustração de um neurônio artificial e seus elementos. ....	52
Fig. 19 - Arquitetura básica de um sistema Feedforward.....	58
Fig. 20 - Arquitetura de rede com retroalimentação.....	58
Fig. 21 - Arquitetura em estrutura reticulada. ....	59
Fig. 22- Ilustração do <i>Time of Flight</i> .....	65
Fig. 23 - (a) Foto dos materiais e equipamentos para os ensaios. (b) Ilustração dos materiais e equipamentos para os ensaios.....	68
Fig. 24 – Ensaio de deflexão estática para obter módulo de elasticidade. ....	69
Fig. 25 - PZT modelo SML-SP1-1/4-0.....	69

Fig. 26 -(a) fotografia da placa. (b) Ilustração da placa e do posicionamento dos PZTs. ....	70
Fig. 27 - Arranjos sensor-atuador utilizados para varredura da estrutura e os caminhos gerados.....	70
Fig. 28 - Gráfico de Curvas de Dispersão da Fibra de Carbono.....	72
Fig. 29 - (a) Sinal de excitação emitido pelo atuador. (b) Sinal captado da onda propagada no caminho P <sub>12</sub> . ....	72
Fig. 30 - Efeito da temperatura no caminho P <sub>12</sub> para as temperaturas de -45°C à 105°C. O sinal vermelho mostra a temperatura de 25°C.....	73
Fig. 31 – (a) Massa colada entre os sensores 1 e 5, representando o dano 1. (b) Massa colada entre os sensores 5 e 8 representando o dano 2.(c) Divisão espacial do corpo de prova em quadrantes.....	74
Fig. 32 - (a) Localização do dano 1, (b) Localização do dano 2. ....	75
Fig. 33 - (a) Efeito causado pelo dano 1 captado no P <sub>51</sub> . (b) Efeito causado pelo dano 2 captado no P <sub>58</sub> .....	76
Fig. 34 - Representação gráfica da detecção e localização do dano 1 (a) e dano 2 (b) utilizando o sistema da Accelent e o software ACCESS 2.1. ....	77
Fig. 35 - Fluxograma que descreve as etapas de construção do sistema proposto. ....	78
Fig. 36 - Ilustração arquitetura das redes neurais. ....	81
Fig. 37 - (a) Trechos de análise no caminho P <sub>64</sub> ; (b)Valores da métrica H <sub>2</sub> ; (c) Valores da métrica H <sub>∞</sub> ; (d) Valores da métrica TOF utilizadas para mensurar as diferenças entre as temperaturas.....	81
Fig. 38 - (a) Trechos de análise no caminho P <sub>13</sub> ; (b)Valores da métrica H <sub>2</sub> ; (c) Valores da métrica H <sub>∞</sub> ; (d) Valores da métrica TOF utilizadas para mensurar as diferenças entre as temperaturas.....	81
Fig. 39 - Resposta do reconhecimento de padrão pelas RNAs a um grupo de aquisição em -45°C com o dano 1. ....	85
Fig. 40 - Resultado da métrica H <sub>2</sub> a um grupo de aquisição em -45°C com o dano 1. ....	86
.Fig. 41 Resultado da métrica H <sub>∞</sub> a um grupo de aquisição em -45°C com o dano 1 ..... 86	86
Fig. 42 - Gráfico de comparação entre o <i>baseline</i> e o sinal de estado desconhecido no Caminho P <sub>15</sub> .....	87
Fig. 43 – Gráfico de comparação entre o <i>baseline</i> e o sinal de estado desconhecido no Caminho P <sub>24</sub> .....	88
Fig. 44 – Figura ilustrativa dos caminhos alterados pela presença do dano no quadrante I. ...	88

Fig. 45 - Resposta do reconhecimento de padrão pelas RNAs a um grupo de aquisição em -45°C com o dano 2. ....	89
Fig. 46 - Resultado da métrica $H_2$ a um grupo de aquisição em -45°C com o dano 2. ....	89
Fig. 47 - Resultado da métrica $H_\infty$ a um grupo de aquisição em -45°C com o dano 2. ....	89
Fig. 48 - Gráfico de comparação entre o <i>baseline</i> e o sinal de estado desconhecido no Caminho $P_{58}$ . ....	90
Fig. 49 - Figura ilustrativa do caminho alterado pela presença do dano entre os quadrantes III e IV. ....	90
Fig. 50 - Resposta do reconhecimento de padrão pelas RNAs a um grupo de aquisição em -45°C sem danos. ....	91
Fig. 51 - Resultado da métrica $H_2$ a um grupo de aquisição em -45°C sem danos. ....	92
Fig. 52 - Resultado da métrica $H_\infty$ a um grupo de aquisição em -45°C sem danos. ....	92
Fig. 53 - Resposta do reconhecimento de padrão pelas RNAs a um grupo de aquisição em 25°C com o dano 1. ....	93
Fig. 54 - Resultado da métrica $H_2$ a um grupo de aquisição em 25°C com o dano 1. ....	93
Fig. 55 - Resultado da métrica $H_\infty$ a um grupo de aquisição em 25°C com o dano 1. ....	94
Fig. 56 - Gráfico de comparação entre o <i>baseline</i> e o sinal com o dano 1 no Caminho $P_{15}$ . ...	94
Fig. 57 - Gráfico de comparação entre o <i>baseline</i> e o sinal com o dano 1 no Caminho $P_{24}$ . ...	94
Fig. 58 - Resposta do reconhecimento de padrão pelas RNAs a um grupo de aquisição em 25°C com o dano 2. ....	95
Fig. 59 - Resultado da métrica $H_2$ a um grupo de aquisição em 25°C com o dano 2. ....	95
Fig. 60 - Resultado da métrica $H_\infty$ a um grupo de aquisição em 25°C com o dano 2. ....	96
Fig. 61 - Gráfico de comparação entre o <i>baseline</i> e o sinal com o dano 2 no Caminho $P_{58}$ . ...	96
Fig. 62 - Resposta do reconhecimento de padrão pelas RNAs a um grupo de aquisição em 25°C sem danos. ....	97
Fig. 63 - Resultado da métrica $H_2$ a um grupo de aquisição em 25°C sem dano. ....	97
Fig. 64 - Resultado da métrica $H_\infty$ a um grupo de aquisição em 25°C sem dano. ....	98
Fig. 65- Resposta do reconhecimento de padrão pelas RNAs a um grupo de resposta da estrutura à 105°C com o dano 1. ....	98
Fig. 66 - Resultado da métrica $H_2$ a um grupo de aquisição em 105°C com o dano 1. ....	99
Fig. 67 - Resultado da métrica $H_\infty$ a um grupo de aquisição em 105°C com o dano 1. ....	99
Fig. 68 - Figura ilustrativa dos caminhos alterados. ....	100
Fig. 69 -Resposta do reconhecimento de padrão pelas RNAs a um grupo de aquisição em 105°C com o dano 2. ....	100

Fig. 70 - Resultado da métrica $H_2$ a um grupo de aquisição em $105^\circ\text{C}$ com o dano 2.....	101
Fig. 71 - Resultado da métrica $H_\infty$ a um grupo de aquisição em $105^\circ\text{C}$ com o dano 2.....	101
Fig. 72 - Figura ilustrativa dos caminhos alterados.....	101
Fig. 73 - Resposta do reconhecimento de padrão pelas RNAs a um grupo de aquisição em $105^\circ\text{C}$ sem danos.....	102
Fig. 74 - Resultado da métrica $H_2$ a um grupo de aquisição em $105^\circ\text{C}$ sem dano.....	102
Fig. 75 - Resultado da métrica $H_\infty$ a um grupo de aquisição em $105^\circ\text{C}$ sem dano.....	103
Fig. 76 - Resposta do reconhecimento de padrão pelas RNAs a um grupo de aquisição em $1^\circ\text{C}$ com o dano 1.....	104
Fig. 77 - Resultado da métrica $H_2$ a um grupo de aquisição em $1^\circ\text{C}$ com o dano 1.....	104
Fig. 78 - Resultado da métrica $H_\infty$ a um grupo de aquisição em $1^\circ\text{C}$ com o dano 1.....	105

## LISTA DE ABREVIATURAS

### Letras Gregas

$\epsilon_{ik}^T$	Permissividade dielétrica	[C <sup>2</sup> /Nm <sup>2</sup> ]
$\delta_j^{(cs)}$	Gradiente local em relação ao j-ésimo neurônio	
$\lambda$	Wavelength (Comprimento de onda)	
$\delta$	Derivada parcial	
$\nabla$	Gradiente	
$\psi$	Função potencial do modo transversal	
$\varphi$	Função potencial do modo longitudinal	
$\theta$	bias	
$\rho$	Densidade	[kg/m <sup>3</sup> ]
$\rho$	Coefficiente de correlação	
$\mu$	Módulo de cisalhamento	
$\nu$	Coefficiente de Poisson	
$\sigma$	Desvio padrão	

Letras Latinas	Descrição	Unidade
$A_i$	Modo Anti-simétrico	
$d$	Metade da espessura de uma placa	[mm]
$D_i$	Deslocamento elétrico ou indução	[C/m <sup>2</sup> ]
$d_{kij}$	Constante piezoeétrica	[C/N]
$\mathbf{d}^{(k)}$	Matriz de valores desejados	
$E$	Módulo Elástico	
$E_k$	Campo elétrico	[V/m]
$\mathbf{E}(k)$	Erro quadrático	
$\mathbf{E}_M$	Erro quadrático médio	
$f(.)$	Função de ativação	
$f'(.)$	Derivada de primeira ordem da função de ativação considerada	
$\mathbf{I}^{(L)}$	Matriz contendo valores ponderados que serão entrada da camada L	
$k$	Amostra do conjunto de dados para treinamento	
$p$	Quantidade de amostras para	
$S_{ij}$	Tensor deformação	[m/m]
$S_{ijkl}$	Tensor de compliança	[m <sup>2</sup> /N]
$S_i$	Modo simétrico	

$T_{kl}$	Tensor de tensão	[N/m <sup>2</sup> ]
UD	Compósitos Unidimensionais	
V	Tensão elétrica	Volt
V <sub>AC</sub>	Tensão elétrica alternada	
$\mathbf{W}_{ij}$	Matriz de pesos sinápticos	
$\mathbf{X}$	Caminho indicado pelo <i>Data Cursor</i>	
x	Coordenada cartesiana	
$\mathbf{Y}^{(L)}$	Matriz contendo valores de saída da camada L	
y	Coordenada cartesiana	
Y	Índice da métrica indicada pelo <i>Data Cursor</i>	
$z^{-1}$	Atraso existente em uma RNA recorrente	
z	Coordenada cartesiana	

### Sobescritos

E	Valor obtido em campo elétrico constante
t	Transposto
T	Valor obtido em tensão constante

### Siglas

ADALINE	<i>Adaptative linear element</i>
ce	Camada escondida
cs	Camada de saída da rede
DP	Desvio padrão
EUA	Estados Unidos da América
MPL	Perceptron Multicamadas
MS/s	10 <sup>6</sup> amostras por segundo
NDE	Nondestructive Evaluation
RBF	<i>Radial basis function</i>
RNA	Rede Neural Artificial
RNAs	Redes Neurais Artificiais
RNB	Rede Neural Biológica
RNPM	Resultados Normalizados do Processamento de cada Métrica Utilizada
SHM	<i>Structural Health Monitoring</i>
SI	Sistema Internacional de Unidades
TOF	Tempo de voo (Time of Flight)
tol	Tolerância requerida
tr	Rate training
PZT	Titanato Zirconato de Chumbo
pré-preg	Pré-impregnado
Xor	Ou-exclusivo

## Sumário

1	INTRODUÇÃO.....	17
1.1	OBJETIVOS .....	21
1.2	MONITORAMENTO DA CONDIÇÃO ESTRUTURAL - SHM .....	21
1.3	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO.....	25
2	MATERIAIS ESPECIAIS UTILIZADOS EM AERONAVES.....	27
2.1	MATERIAIS COMPÓSITOS.....	27
2.1.1	<i>TIPOS DE TECIDOS DE REFORÇO</i> .....	29
2.1.2	<i>ORIENTAÇÃO</i> .....	31
2.2	MATERIAIS PIEZELÉTRICOS .....	32
2.2.1	<i>EQUAÇÕES CONSTITUTIVAS DA PIEZELETRICIDADE</i> .....	34
3	CONCEITOS SOBRE PROPAGAÇÃO DE ONDAS - LAMB WAVES .....	37
3.1	TIPOS DE TRANSMISSÃO .....	38
3.2	EQUAÇÕES CONSTITUTIVAS .....	40
3.3	ATENUAÇÃO.....	42
3.4	DISPERSÃO .....	43
3.5	INFLUÊNCIA DA TEMPERATURA NA PROPAGAÇÃO DE ONDAS .....	46
4	SISTEMAS DE ANÁLISE E PROCESSAMENTO DE SINAIS .....	48
4.1	REDES NEURAIIS.....	49
4.1.1	<i>REDES NEURAIIS BIOLÓGICAS</i> .....	50
4.1.2	<i>UNIDADES DE PROCESSAMENTO</i> .....	52
4.1.3	<i>ÁREAS DE APLICAÇÕES</i> .....	55
4.1.4	<i>PRINCIPAIS ARQUITETURAS DE REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS</i> .....	56
4.1.5	<i>TIPOS DE TREINAMENTO</i> .....	59
4.1.6	<i>REDE PERCEPTRON MULTICAMADAS</i> .....	60

4.2	MÉTRICAS .....	63
4.2.1	<i>NORMA <math>H_2</math> E <math>H_\infty</math></i> .....	63
4.2.2	<i>TEMPO DE VOO (TOF)</i> .....	64
4.2.3	<i>COEFICIENTE DE CORRELAÇÃO (CCDM)</i> .....	65
5	DETECÇÃO E LOCALIZAÇÃO DE DANOS EM MATERIAL COMPÓSITO UTILIZANDO REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS .....	67
5.1	MATERIAIS E MÉTODOS .....	67
5.1.1	<i>ARQUITETURA DO CORPO DE PROVA</i> .....	68
5.1.2	<i>NÍVEIS DE TEMPERATURA</i> .....	72
5.1.3	<i>ARQUITETURA DOS DANOS</i> .....	74
5.2	CONSTRUÇÃO DO SISTEMA DE DETECÇÃO E LOCALIZAÇÃO AUTOMÁTICA DE DANOS .....	77
5.2.1	<i>ETAPA I - CONSTRUÇÃO DAS RNAs</i> .....	78
5.2.2	<i>ETAPA II – AQUISIÇÃO DO SINAL EM ESTADO DESCONHECIDO</i> .....	82
5.2.3	<i>ETAPA III – RECONHECIMENTO DE PADRÃO DE TEMPERATURA, DETECÇÃO E LOCALIZAÇÃO DE DANOS</i> .....	83
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS .....	106
6.1	CONCLUSÕES .....	106
6.2	SUGESTÕES PARA ETAPAS FUTURAS .....	107



## 1 INTRODUÇÃO

Grandes centros de pesquisa e desenvolvimento no mundo se empenham em desenvolver e aprimorar técnicas capazes de monitorar a integridade estrutural de veículos, máquinas e estruturas em geral. Esta preocupação é dada principalmente as estruturas cuja ruptura ou destruição possa provocar acidentes e grandes catástrofes.

Um exemplo muito citado é o acidente ocorrido em 1988 envolvendo o Boeing 737-200 da Aloha Airlines no Havaí, que se tornou um grande alerta para a necessidade de monitoramento estrutural. As análises das causas do acidente mostram que uma ruptura na fuselagem ocasionou uma descompressão explosiva na cabine de passageiros, fazendo com que parte da fuselagem se desprendesse da estrutura (fig. 1). Esta falha ocorreu por causa da fadiga acumulada pela idade da aeronave somada a grande quantidade de voos e a corrosão responsável por fragilizar a estrutura da aeronave que operava em linhas em regiões litorâneas, onde a atmosfera é corrosiva (maresia). Infelizmente, no ocorrido uma vida foi perdida, mas devido a gravidade da ruptura e das condições improváveis de voo e aterrissagem, foi possível o pouso da aeronave e os 89 demais passageiros, que no momento utilizavam cintos de segurança, foram salvos, alguns com ferimentos leves. Existem diversos outros exemplos de acidentes que motivaram grandes esforços para tornar a aviação o meio mais seguro de transporte (STASZEWSKI et al., 2004).

Outra preocupação está nas aeronaves militares que são projetadas para apresentar alto desempenho em voos, exigindo grandes esforços da estrutura devido a pressão aerodinâmica. Estas aeronaves são muito caras e para compensar seus altos investimentos a estimativa de vida destas aeronaves deve ser grande. Alguns modelos construídos nas décadas de 50, 60 e 70 foram projetados com uma estimativa de uso em mais de 40 anos. O tempo de vida útil e as condições em ambientes corrosivos, como por exemplo, a frota da marinha posicionada em regiões litorâneas ou em alto-mar a bordo de porta aviões, são fatores que inspira grande necessidade de manutenção (STASZEWSKI et al., 2004).

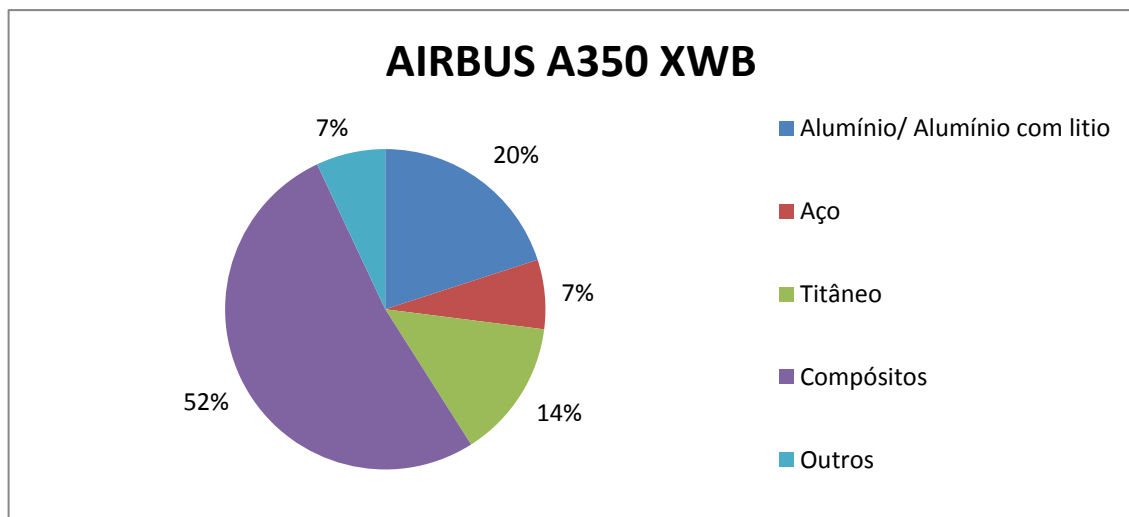
Fig. 1- Acidente com Boeing 737-200 da Aloha Airlines no Haváí EUA em 1988.



Fonte: <http://www.tc.gc.ca/eng/civilaviation/publications/tp185-2-07-maintenance-3674.htm> em 07/11/2013

A indústria aeronáutica, tradicionalmente tem se empenhado no desenvolvimento de pesquisas, buscando novas tecnologias a fim de aumentar o desempenho das aeronaves tanto no âmbito econômico quanto no de integridade e segurança. Uma das possibilidades mais interessante é a substituição dos materiais metálicos da estrutura por materiais compósitos (BRANDT, 2004). A figura 2 mostra o emprego desta classe de material pela AIRBUS no modelo A350 XWB.

Fig. 2 - Ilustração da porcentagem dos materiais utilizados na construção do AIRBUS A350 XWB



Fonte: <http://www.aviationnews.eu/2009/12/04/a350-xwb-first-composite-lay-up-manufactured-in-nantes/>

No sentido mais amplo, podemos definir material compósito, ou composto, como um produto onde dois ou mais elementos são combinados em uma estrutura para obter vantagens

e melhorias que nenhum dos componentes poderia fornecer isoladamente (LEVY NETO; PARDINI, 2006).

Várias técnicas são utilizadas para monitorar estruturas, permitindo um diagnóstico para a realização de reparos. Para obter este diagnóstico é preciso utilizar técnicas de identificação de danos. Existem diversas formas, uma delas é pela supervisão humana, utilizando seus sentidos (visão, audição e tato) para identificar irregularidades. Outra opção é a utilização de instrumentos de análise, que possibilitam uma abordagem mais ampla e rigorosa. Estas análises podem ser realizadas através de ensaios destrutivos, que inutiliza o corpo de prova após sua experimentação, ou ensaios não-destrutivos, que são tipos de experimentação que não danifique ou que altere propriedades físicas, químicos, mecânicos ou dimensionais do corpo em estudo (FORNARI JR. 2012).

A possibilidade de monitorar a integridade estrutural tem se tornado uma área de pesquisa muito importante nos últimos anos, do ponto de vista econômico e de segurança. Esta área é usualmente denominada de *Structural Health Monitoring* - SHM. A escolha da técnica para o monitoramento de uma estrutura depende da configuração construtiva, do ambiente de experimentação e do tipo de estrutura, que pode se basear em diversas técnicas não-destrutivas, denominadas NDE (*Nondestructive Evaluation*). Dentre elas, estão: inspeção por partículas magnéticas, correntes de Eddy, análise de deformações, técnicas utilizando fibras óticas, emissões acústicas, vácuo comparativo, raios-x, líquidos penetrantes, propagação de ondas (ondas de Lamb) e impedância eletromecânica (GONSALES, 2012).

As ondas de Lamb são ondas de deformação plana que ocorrem em uma placa nas superfícies (inferior e superior) livre. Uma das várias vantagens do uso das ondas de Lamb no monitoramento da condição estrutural é que um conjunto de atuador e sensor é capaz de abranger uma grande área, sendo possível monitorar grandes estruturas com poucos atuadores e sensores em um arranjo bem projetado. O Titanato Zirconato de Chumbo-PZT compõe o dispositivo mais utilizado a ser acoplado em estruturas para a propagação das ondas de Lamb por ser versátil, agindo tanto como sensor quanto atuador, facilitando a construção de arranjos para o sensoriamento da estrutura. O PZT possui alto desempenho em aplicações em altas frequências, como no caso das ondas de Lamb e Impedância Eletromecânica (MARQUI, 2007).

Em aplicações do tipo *'pitch-catch'*, com PZT sensor, alocado a uma distância adequada do PZT atuador, pode-se obter uma grande área de cobertura. Nesta área é possível

determinar alterações químicas ou físicas na estrutura através da atenuação e dispersão da onda. Com estas características do sinal captado é possível utilizar sistemas de inteligência artificial para o processamento destes sinais, tais como redes neurais artificiais, que a partir das informações geradas pelos desvios dos sinais podem determinar a existência ou não de danos, a localização e a gravidade (FRANCO, 2009).

Ao longo das últimas décadas, sistemas de inteligência artificial têm sido incorporados a Sistema de SHM. Existem diversas modelagens de inteligência artificial que oferecem soluções ligadas a aplicação de SHM. Estas técnicas permitem a solução de problemas complexos sem a necessidade de um algoritmo igualmente complexo, sendo, portanto bastante atrativas. Redes Neurais Artificiais - RNAs é um dos sistemas inteligentes aplicados com sucesso em sistemas de SHM (FURTADO, 2003). Uma vantagem é que as RNAs podem integrar projetos estruturais com a capacidade de auto-avaliação e até auto-reabilitação, proporcionando maior tolerância a dados e redução nos custos de fabricação e manutenção (SU; YE, 2005).

Su e Ye (2005) apresentaram um estudo para identificar danos em uma estrutura de fibra de carbono/epóxi. Simulando uma estrutura utilizando o método dos elementos finitos tridimensional. Para a varredura na estrutura foi aplicado o método de propagação de ondas de Lamb como auxílio de um sistema de processamento utilizando a técnica de transformada wavelet para alimentar Redes Neurais Artificiais (RNAs).

Jarmer, Flynn e Todd (2014), investigaram teoricamente e experimentalmente um arranjo de transdutores espaçados usando os métodos *single* e *multiple-mode* para um modelo de sensoriamento ativo com ondas guiadas. O sistema apresentado parte da derivação da taxa de probabilidades generalizadas, assumindo que a amplitude, a fase e a localização da onda dispersante são desconhecidas, enquanto a frequência, velocidade de grupo e a velocidade de fase são conhecidas.

Buethé, Eckstein e Fritzen (2014) destacaram a possibilidade de diminuição na performance dos sensores utilizados *online* devido a desgaste ou ruptura dos sensores (PZTs) e do adesivo de fixação destes sensores. Os autores propõem a criação de um método capaz de compensar o efeito de mascaramento por estes efeitos.

Wang, Gao, Yuan, Qiu e Qing (2014), apresentaram um filtro adaptativo para compensação do efeito da temperatura para SHM. É apresentada juntamente com o filtro, a

necessidade de seleção de um *baseline* ideal, que pode ser capaz de melhorar a robustez e os efeitos utilizados para a detecção de danos a partir das ondas guiadas.

Tian e Yu (2014) citam as grandes vantagens da utilização das ondas de Lamb para SHM, porém ressalta sua complexa análise multimodal. Neste trabalho eles apresentam um estudo sobre propagação multimodal das ondas de Lamb e a decomposição dos modos de onda usando a análise frequência por *wavenumber*.

## 1.1 OBJETIVOS

Este trabalho tem como objetivo distinguir os efeitos da temperatura dos efeitos causados por danos em uma estrutura de material compósito constituído por fibras de carbono/epóxi. Este monitoramento das condições estruturais é realizado através de índices obtidos dos sinais de ondas ultrassônicas, conhecidas como ondas de Lamb que são transmitidas e captadas utilizando transdutores piezelétricos. Efeitos ambientais, tal como a variação de temperatura, causam alterações na propagação das ondas, induzindo à resultados de falsos positivos ou falsos negativos. Para isolar o efeito da temperatura é utilizada a técnica de Redes Neurais Artificiais.

## 1.2 MONITORAMENTO DA CONDIÇÃO ESTRUTURAL - SHM

Veículos terrestres, aéreos, marítimos e espaciais, grandes estruturas, grandes máquinas estão em todos os lugares. A presença de danos nestes sistemas pode por em risco a segurança, podendo inviabilizar suas operações. Danos estruturais tem o potencial de causar um grande prejuízo financeiro e na pior das situações também afetar vidas. Esta preocupação é particularmente acentuada para veículos de transportes, na qual a falha muitas vezes leva a irreparáveis e catastróficas consequências. Entre 1990 e 2007 houve 1502 comunicados de acidentes de avião no transporte regional no espaço aéreo norte americano, no qual 386 deles (26%) foram fatais, resultando em 1104 mortes. Muitas destas falhas foram resultados da presença de danos estruturais ou acúmulo progressivo de defeitos destes danos no material, chegando a um nível crítico, causando então o colapso. O envelhecimento das aeronaves ou

submissão à carga de fadiga e exposição a ambientes corrosivos comprometem a integridade estrutural ocasionando danos e subsequentemente a falha (SU; YE, 2009).

Dano em um sistema estrutural ou mecânico é definido por uma alteração da propriedade do material e/ou geometria do sistema, intencional ou não intencional incluindo mudanças nas condições de contorno e sistema de conectividade, afetando negativamente o desempenho atual ou futuro (FARRAR et al, 2005). Peças metálicas ou elementos de estruturas podem falhar em serviço de três maneiras distintas: excesso de deformação plástica; excesso de deformação elástica e ruptura. (GARCIA et al., 2000).

A sigla SHM vem do termo em inglês *Structural Health Monitoring* (monitoramento da integridade estrutural), que trata de técnicas de detecção de danos muito utilizado pelas indústrias: aeroespacial, civil e de engenharia mecânica. SHM é constituído por diversas técnicas capazes de capturar informações a partir de um comportamento anormal do sistema objetivando fornecer o prognóstico do dano causado. Prognóstico de dano é a estimativa de vida útil remanescente. Esta estimativa é baseada no resultado de modelos preditivos, que desenvolvem tais estimativas acoplando informações de monitoramento do procedimento de SHM, o estado passado, atual e antecipando o futuro ambiente e condições operacionais, a pressuposição do projeto original a respeito de carga e ambiente operacional e componentes anteriores e testes de nível de sistema. Vale ressaltar que o comportamento mecânico de qualquer material utilizado em engenharia é função de sua estrutura interna e de sua aplicação em projeto. Um comportamento indesejado inviabiliza sua utilização e ameaça a integridade de sua operação (FARRAR et al., 2005).

Um sistema SHM pode ser classificado em níveis que se baseiam na capacidade de abrangência, conforme Doebling et al. (1998):

- Nível 1 – Detecta a existência do dano;
- Nível 2 – Detecta e localiza o dano;
- Nível 3 – Detecta, localiza e quantifica o dano;
- Nível 4 – Detecta, localiza e quantifica o dano e então estima a vida útil restante do equipamento;

Inman (2001) acrescentou mais três níveis, englobando a utilização de materiais inteligentes, que:

- Nível 5 – Combina o nível 4 com estruturas inteligentes para autodiagnóstico do dano estrutural;
- Nível 6 – Combina o nível 4 com estruturas inteligentes e controle para formar um sistema de auto reparo estrutural;
- Nível 7 – Combina o nível 1 com controle ativo e estruturas inteligentes para obtenção de um sistema simultâneo de controle e monitoramento.

As técnicas de SHM estão crescendo rapidamente tanto em quantidade de aplicações quanto em dispositivos de alta tecnologia, obtendo assim grandes avanços durante os últimos anos com o melhoramento dos sensores e novos métodos de detecção. Kessler (2005) discute algo relevante que deve ser uma preocupação da comunidade que aplica as técnicas de SHM, sobre o futuro de SHM, que atualmente são largamente comercializadas mesmo sem possuir uma normalização específica. Esta preocupação é pertinente, já que se trata de técnicas que, por exemplo, apontam a condição ou não de uma estrutura ser utilizada. Um diagnóstico baseado em informações equivocadas oriundas de uma análise sem uma metodologia adequada pode propiciar um prognóstico errôneo, pondo em risco empreendimentos e vidas. A normalização tem papel fundamental para que haja uma padronização entre informações concedidas entre os fornecedores e usuários dos materiais.

Os diagnósticos são resultado da análise de dados obtido das técnicas de SHM, que são ensaios capazes de extrair as informações necessárias para tal. Ensaio é uma experimentação prévia destinada a verificar se algo serve ou não para determinado fim, cujas finalidades são a de permitir a obtenção de informações rotineiras do produto como, por exemplo, a necessidade de controlar a qualidade dos materiais recebidos de fornecedores e checar o estado de um produto final (GARCIA et al., 2000). Outra finalidade importante está na possibilidade: de gerar novas informações sobre os materiais para desenvolvimento de novos produtos, de novos processos de fabricação e de novos tratamentos. O processo de realização de ensaios para o critério de especificação ou escolha de materiais necessita de métodos normalizados que tem como objetivo levantar as propriedades mecânicas e seu comportamento sobre determinadas condições de esforços. Uma forma de classificar os ensaios está relacionada a integridade geométrica e dimensional da peça ou componente, separando-se, então, em Ensaios Destrutivos e Não Destrutivos.

Ensaios Destrutivos são os que provocam inutilização parcial ou total da peça como, por exemplo, os ensaios de tração, dureza, fadiga e fluência. Esses ensaios são realizados a

fim de localizar descontinuidades e/ou defeitos na peça. No caso de ensaios destrutivos, uma amostra de um lote é submetida a ensaio, e as outras são consideradas como iguais ou com as mesmas características.

Ensaaios Não Destrutivos ou Avaliação Não Destrutiva (*Nondestructive Evaluation - NDE*) são os que não comprometem a integridade da peça, em outras palavras, são ensaios que não deixam vestígios de sua utilização na peça ensaiada, com a finalidade de identificar algum tipo de alteração de ordem química ou física, por exemplo: raios-X; ultrassom e líquidos penetrantes, que tem como função investigar a segurança, integridade e durabilidade das estruturas (SU; YE, 2009). Os ensaios não destrutivos são muito usados em indústria mecânica, porém uma em particular se destaca na utilização destes métodos, que são as indústrias aeronáuticas.

As técnicas de NDE são empregadas onde não seria lógica a destruição da peça ou do componente a ser testado, uma vez que após a inspeção, o mesmo deverá ser recolocado no sistema de origem. Estes ensaios permitem analisar a peça fornecendo informações tanto quantitativas quanto qualitativas.

Os ensaios-não destrutivos possibilitam a inspeção de uma peça antes de sua utilização inicial ou também inspeções contínuas ao longo da vida útil de uma determinada peça (GARCIA et al., 2000), indicando a propensão da falhas. Com uma técnica eficiente, com aplicação contínua e automatizada, é possível identificar danos incipientes, ou seja, danos em seu estágio inicial. Os NDE são base das manutenções preditivas que, dependendo do tipo de ensaio a ser aplicado, podem proporcionar baixos custos de utilização, praticidade e rapidez de ensaio.

Alguns métodos muito utilizados de SHM estão baseados em sinais de vibração e na hipótese de que a presença de danos altere significativamente as propriedades físicas ou químicas do sistema, como a redução de rigidez causada pela presença de trincas e a variação de propriedades geométricas que podem vir a mudar as condições de contorno e a continuidade do sistema. Estas alterações podem comprometer o desempenho futuro da estrutura e resultar em uma mudança na resposta dinâmica do sistema (MARQUI, 2007).

Lifshitz e Rotem (1969), citados por Doebling et al. (1998), foram os primeiros a publicarem artigo em periódicos sobre a identificação de danos por medidas de vibração. Eles observaram a mudança no módulo dinâmico, que representa a inclinação da curva tensão-



deformação sob cargas dinâmicas, relacionando esta alteração com mudança na frequência natural.

### 1.3 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Este trabalho está estruturado em cinco capítulos e as referências bibliográficas. Em detalhes, tem-se:

Capítulo 1 – Introdução: apresenta uma visão geral do trabalho, motivação, conceitos de SHM, objetivo e a estrutura do texto;

Capítulo 2 – Materiais especiais utilizados em Aeronaves: apresenta conceito de materiais compósitos, definições, principais características, onde são utilizados, tipos mais comuns, comparação com materiais metálicos, etc. Também são apresentados os conceitos principais sobre materiais piezelétricos, o histórico, princípios de funcionamento básico, características e modelagem matemática dos materiais piezelétricos;

Capítulo 3 – Conceitos sobre propagação de ondas - Lamb Waves: apresenta os conceitos principais, tipos de configurações, equações constitutivas, efeito de dispersão e atenuação.

Capítulo 4 – Sistemas de análise e processamento: demonstrando os tipos de sistemas; sistemas de Redes Neurais e uma breve introdução onde se conta a história e o processo evolutivo deste sistema inteligente, rede neurais biológicas, componentes, unidade de processamento de um neurônio artificial, processo construtivo, principais arquiteturas, rede Perceptron multicamadas, Retroalimentação e Retropropagação; Métricas  $H_2$ ,  $H_\infty$ , *Time-of-Flight* e Coeficiente de Correlação (CCDM).

Capítulo 5 – Detecção e localização de danos em material compósito utilizado Redes Neurais Artificiais: Apresenta materiais e métodos utilizados para a realização de ensaios não-destrutivos, demonstrando a utilização das técnicas para identificar danos em pontos distintos na placa de fibra de carbono.

Capítulo 6 – Considerações Finais com as Conclusões obtidas a partir das análises dos dados sobre o sistema proposto e sugestões para etapas futuras.



## 2 MATERIAIS ESPECIAIS UTILIZADOS EM AERONAVES

Com o crescimento do setor aeronáutico alguns materiais foram sendo selecionados e adaptados para atender as expectativas de eficiência e segurança. Os materiais são projetados para combinar ao máximo algumas características como: resistência à corrosão e resistência mecânica versus peso. Na figura 2 foi ilustrado um exemplo da utilização de vários tipos de materiais especiais na construção do AIRBUS A350 XWB. A predominância da utilização de materiais compósitos na construção da estrutura primária deste avião é justificada pela necessidade de diminuir o consumo energético diminuindo a emissão de gases da combustão na atmosfera. Esta mudança é um avanço em vista do AIRBUS A330, projeto anterior da empresa que utiliza 11% destes materiais. Os materiais compósitos são conhecidos por atender as expectativas de bom desempenho no fator resistência versus peso (HOUSTON, 2013).

No monitoramento da condição estrutural da fuselagem, é comum a utilização dos materiais piezelétricos, que podem facilmente ser colados nas estruturas. Estes dispositivos são muito utilizados nesta aplicação por serem versáteis em aplicação, podendo atuar tanto como sensor quanto atuador, Os materiais piezelétricos são excelentes em captar ondas ultrassônicas.

### 2.1 MATERIAIS COMPÓSITOS

Alguns avanços tecnológicos que vêm ocorrendo recentemente, principalmente os relacionados com aplicações relevantes como em áreas: aeronáutica, aeroespacial, petroquímica, naval, bioengenharia, automobilística, ferroviária, construção civil e de artigos esportivos, entre várias outras, se tornaram mais acessíveis após a inserção de materiais compósitos (LEVY NETO; PARDINI, 2006).

Os materiais compósitos são conhecidos por apresentar altos índices de resistência por unidade de peso, mesmo quando submetidos a esforços combinados de tração ou compressão, flexão e torção, resistência à corrosão em ambientes agressivos aos metais, elevado amortecimento estrutural, etc.

Esses materiais correspondem a uma classe ampla e abrangente, compreendendo desde polímeros reforçados com fibras, materiais híbridos, concretos estruturais, metal/ compósitos e outros compósitos que incorporam matriz metálica ou cerâmica (SHACKELFOR, 2008).

A característica básica dos compósitos é combinar ao menos dois materiais distintos denominados de matriz e reforço. Quando combinados, estes materiais tendem a apresentar excelente desempenho estrutural, considerando a resistência mecânica, resistência à corrosão e rigidez específicas. Quando comparados a ligas metálicas estruturais, são bem mais leves, na ordem de quatro vezes. Outra característica deste material é relacionada à sua versatilidade quanto ao largo espectro de propriedades físicas, químicas e mecânicas que podem ser obtidas pela combinação das várias opções de reforços a diferentes tipos de matriz.

Ao combinar diferentes materiais para a produção de um material compósito, este novo material é capaz de apresentar propriedades especiais que nenhum de seus constituintes possui isoladamente, obtendo assim efeitos sinérgicos. Sem uma matriz capaz de proteger, aglutinar e estabelecer geometricamente, reforços individuais constituídos de filamentos extremamente leves, rígidos e resistentes, este material poderia apenas ser submetidos unicamente a esforços de tração. Do mesmo modo, materiais tipicamente usados como matriz como materiais cerâmicos, poliméricos e metálicos, não apresentam desempenho estrutural elevado em dois ou mais aspectos distintos isoladamente, sem algum reforço.

Os materiais metálicos apresentam propriedades bem definidas a partir de processos já consolidados tecnologicamente ao longo de muito tempo, tornando suas reações previsíveis a partir dos modelos matemáticos conhecidos. Já os materiais compósitos são influenciados por diversos fatores e variáveis, tornando complicada a modelagem matemática do comportamento mecânico. Por outro lado, uma grande vantagem da utilização destes materiais é a possibilidade de ajustar a manufatura do material compósito, dando-lhe propriedades adequadas à necessidade, atendendo a requisitos específicos inerentes ao projeto em questão. Outra vantagem seria sua versatilidade quanto ao largo espectro de propriedades mecânicas, químicas e físicas, que podem ser obtidas através da diversa variedade de matrizes e reforços existentes para a composição de materiais compósitos.

Os fatores que influenciam na escolha da utilização destes materiais são diversos, entre eles estão o desempenho estrutural, cadência de fabricação, preço e disponibilidade das matérias-primas.

Com relação a matérias-primas os polímeros de epóxi, poliéster e fenólica que compõem parte da cadeia dos termorrígidos são os mais empregados para a fabricação de compósitos; já os reforços mais utilizados são: de fibra de vidro, fibra de aramida e fibra de carbono.

Em uma análise comparativa, tem-se que: as fibras de vidro-E apresentam módulo elástico (E) próximo de 72 GPa, valor que pode ser comparado com o obtido pelo alumínio estrutural que tem E próximo de 70 GPa. A fibra de aramida tem E próximo de 130 GPa, sendo um pouco mais rígido que as ligas de titânio; já as fibras de carbono de alta resistência possuem E maiores que 230 GPa, valor superior ao de algumas categorias de aços como por exemplo o aço fundido que possuem E de 210 GPa. Uma grande vantagem dos compósitos com relação a os materiais metálicos citados está no fator peso/E que os confere como muito leves, onde: o vidro-E possui densidade de  $2,5 \text{ g/cm}^3$ , e o alumínio de aproximadamente  $2,7 \text{ g/cm}^3$ ; a aramida possui densidade de  $1,4 \text{ g/cm}^3$ , e o titânio de aproximadamente  $4,55 \text{ g/cm}^3$ ; o carbono possui densidade de  $1,75 \text{ g/cm}^3$ , e o aço fundido aproximadamente  $7,5 \text{ g/cm}^3$  (LEVY NETO; PARDINI, 2006).

As grandes restrições dos polímeros são relacionadas à limitação na temperatura suportada de 100 a  $300^\circ\text{C}$  e a baixa tenacidade à fratura entre  $0,1$  a  $5 \text{ kJ/m}^2$ , comparada aos aços em geral que possuem tenacidade superior a  $50 \text{ kJ/m}^2$ . Para driblar estas limitações é direcionada a utilização de matrizes termoplásticas, metálicas e cerâmicas para atender necessidades térmicas. Na busca de melhorias na tenacidade, é possível a utilização de pré-formas multidirecionais (LEVY NETO; PARDINI, 2006).

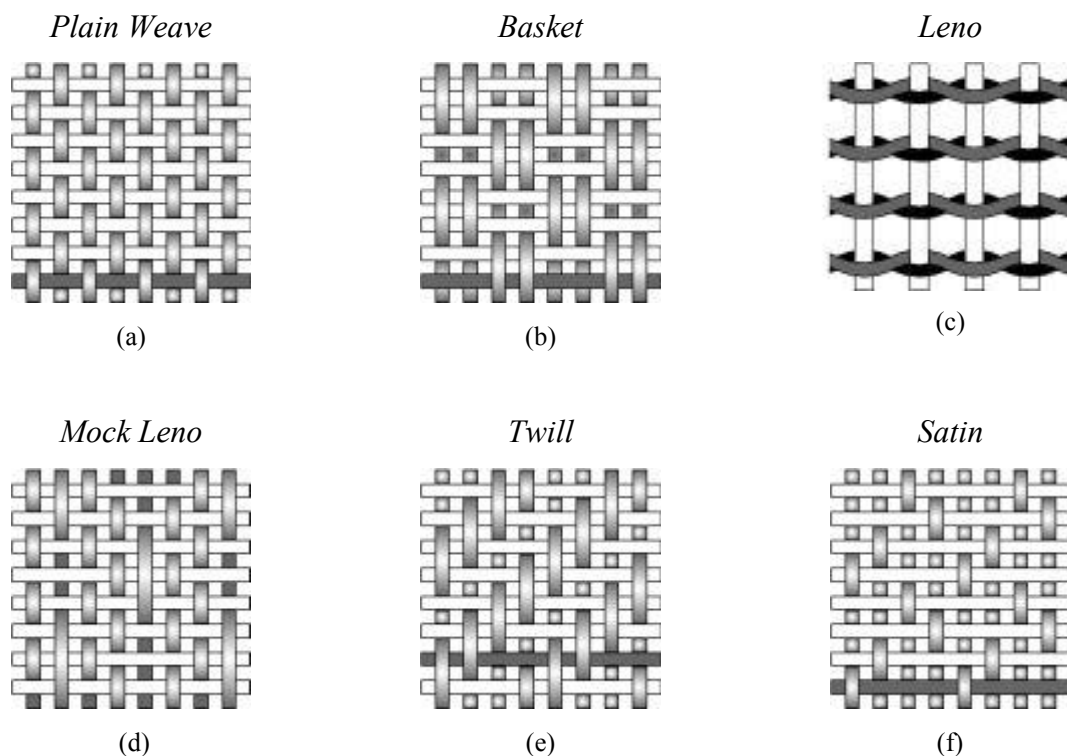
### 2.1.1 TIPOS DE TECIDOS DE REFORÇO

Das possibilidades de trançados existem basicamente três tipos padrões de tela, que a partir destas é possível montar configurações mais complexas (CRIPPS, 2013). São elas: *plain weave* (tecido tipo plano), *harness satin weave* (tecido tipo cetim), *twill weave* (tecido tipo laço diagonal).

- *Plain Weave* - Formado pelos cabos de trama e do urdume interlaçados em um padrão uniforme (fig. 3 (a)), onde os cabos da trama se entrelaçam acima e abaixo dos cabos do urdume.

- *Basket* – É uma variação do *plain weave*, formado por dois ou mais cabos do urdume por fileira e/ou dois ou mais cabos na trama por fileira (fig. 3 (b)).
- *Leno* – Este tecido também é uma variação do *plain weave*. Esta configuração melhora a estabilidade de tecido que apresentam o urdume aberto, diminuindo a quantidade de cabos nesta direção (fig. 3 (c)).

Fig. 3 - Ilustração dos tipos de malhas



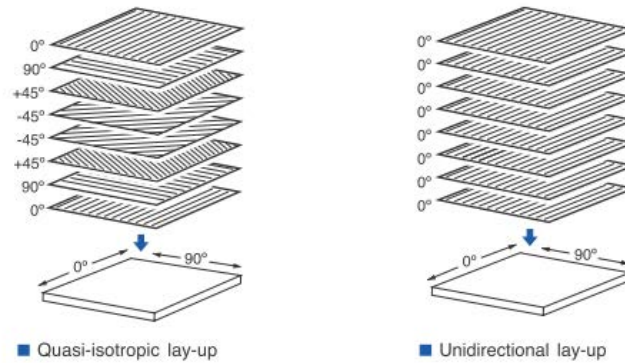
Fonte: (CRIPPS, 2013)

- *Mock Leno* - Este tecido também é uma variação do *plain weave*. Sua característica está na variação no traçado, desviando do entrelaçamento superior e inferior do *plain weave*, formando um entrelaçamento a cada dois ou três cabos, como na fig. 3 (d).
- *Twill* – Termo inglês que significa diagonal. A composição mais simples de uma malha *Twill* se dá pela sobre passagem de dois cabos da trama sobre o urdume, um abaixo e dois acima novamente (fig. 3 (e)).
- *Satin* – No português significa cetim. Configuração cujo entrelaçamento se dá usando intervalos de três ou mais cabos acima e um cabo a baixo (fig. 3 (f)), chegando ao máximo intervalo de onze cabos a cima e um abaixo (LEVY NETO; PARDINI, 2006).

### 2.1.2 ORIENTAÇÃO

Para atender exigências específicas do projeto onde será utilizada a placa, as camadas de pré-preg podem ser arranjadas em ângulos diferentes (*lay-up*). Como mostra a figura 4.

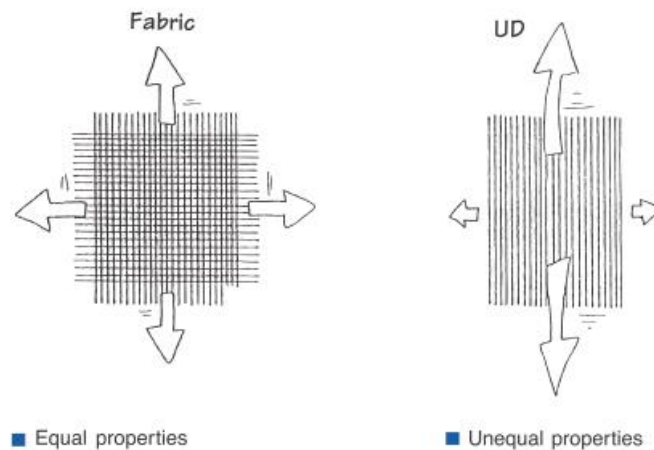
Fig. 4 Exemplos de orientação na junção das camadas.



Fonte: (HEXCEL, 2013)

As fibras em um compósito são fortes e duras sendo capazes de apoiar a maioria das cargas aplicadas. A matriz contribui principalmente para a temperatura de serviço, tenacidade, e resistência ao meio ambiente do compósito. Os compósitos unidirecionais (UD) têm propriedades mecânicas projetadas para atender solicitações predominantes em uma direção, sendo conhecidos como anisotrópicos (fig. 5). Os materiais isotrópicos (a maioria dos metais) têm propriedades iguais em todas as direções. Componentes fabricados a partir de materiais compósitos reforçados com fibras podem ser projetados de modo que a orientação das fibras produza propriedades mecânicas ideais, porém, eles podem apenas se aproximar da verdadeira natureza isotrópica de metais (HEXCEL, 2013).

Fig. 5 - Material isotrópico e anisotrópico.



Fonte: (HEXCEL, 2013)

## 2.2 MATERIAIS PIEZELÉTRICOS

Piezeletricidade, que significa "eletricidade de pressão", é o nome proposto por Hankel ao fenômeno de interação entre os fenômenos, elétrico e mecânico, descoberto em 1880 por Pierre e Jacques Curie. Pierre Curie tinha previamente estudado a relação entre piroeletricidade e cristal simétrico que o levou a notar a eletrificação devido a aplicação de determinada pressão. Materiais piezelétricos vêm sendo aplicados em muitos campos importantes tais como comunicação, instrumentação, aplicações eletrônicas e NDE (NAYFEH, 1995).

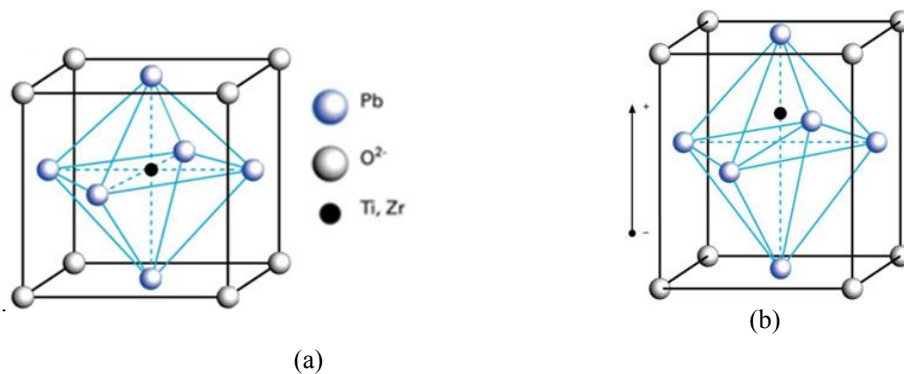
Existem cristais que possuem polarização elétrica permanente e existem também outros cristais que se tornam eletricamente polarizados quando sujeitos a uma tensão (*Stress*), como por exemplo, o quartzo, que é um material que exhibe propriedades piezelétricas naturalmente. Quando o cristal de quartzo recebe um potencial elétrico, este material apresenta uma ligeira alteração em sua geometria, reciprocamente, quando comprimido, o cristal de quartzo, conectado com dois eletrodos, libera uma diferença de potencial elétrico.

Além dos materiais naturais que exibem o efeito *piezo*, tal como quartzo e turmalina, existe também materiais cerâmicos policristalinos ferroelétricos tal como Titanato Zirconato de Chumbo (PZT) que têm sido grande motivo de pesquisas nos últimos anos. Estas cerâmicas ferroelétricas tem se mostrado uma ferramenta versátil, podendo ser utilizadas tanto como atuadores como sensores em aplicações diversas.



Os materiais piezelétricos exibem estrutura molecular tetragonal abaixo da Temperatura de Curie ou Ponto Curie, ponto de temperatura pela qual a estrutura do cristal muda de assimétrica para simétrica (figura 6).

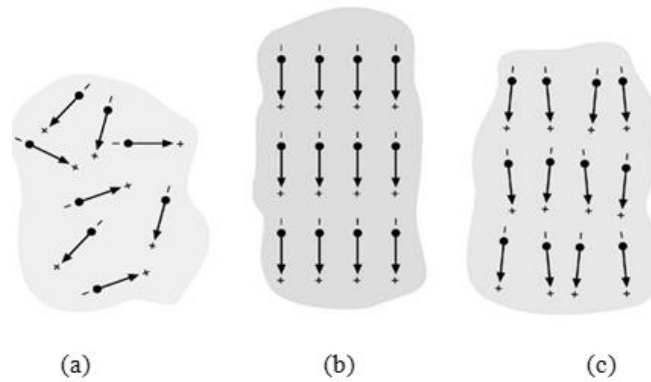
Fig. 6 - Célula unitária de PZT: (a) Tipo Perovskite Titanato Zirconato de Chumbo (PZT), célula unitária no estado de simetria cúbica abaixo da temperatura de Curie; (b) Célula unitária distorcida tetragonalmente acima da temperatura de Curie



Fonte: (FRANCO, 2009).

Devido a permanente assimetria elétrica e mecânica, estes tipos de células unitárias exibem deformação e polarização aleatórias. Grupos de células unitárias com a mesma orientação de polarização e deformação são chamados domínios. Se submetido a uma temperatura acima da temperatura de Curie, a célula unitária do PZT apresenta uma estrutura cúbica isotrópica. Quando resfriada, os domínios modificam, mas devido a orientação aleatória dos mesmos, o material não apresenta macroscopicamente propriedades piezelétricas. Por causa da distribuição aleatória da orientação desses domínios no material cerâmico, um processo de polarização ferroelétrico é necessário para obter anisotropia macroscópica associada às propriedades piezelétricas. A figura 7(a) ilustra a aleatoriedade dos domínios do PZT, o arranjo assimétrico dos íons positivos e negativos fornece o comportamento permanente de dipolo elétrico para os cristais. Na figura 7(b), é ilustrada a aplicação de um campo elétrico capaz de orientar o sentido dos íons, elevando a temperatura acima da temperatura de Curie, sendo assim o material expande ao longo do eixo do campo e contrai na direção perpendicular. Na figura 7(c) após a aplicação do campo elétrico, os dipolos elétricos ficam direcionados, mas não alinhados completamente, permitindo ao material uma polarização remanescente que pode ser degradada pelo excesso dos limites mecânico, elétrico e térmico do material (FRANCO, 2009).

Fig. 7 - Dipolos elétricos nos domínios: (a) cerâmica ferroelétrica não polarizada; (b) durante a polarização e (c) após a polarização (cerâmica piezoeétrica).



Fonte: (FRANCO, 2009).

### 2.2.1 EQUAÇÕES CONSTITUTIVAS DA PIEZELETRICIDADE

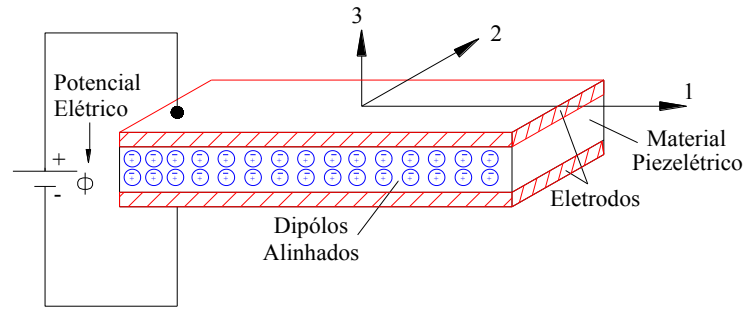
Usando a notação padrão IEEE 176-1987, a relação constitutiva linear do material piezoeétrico pode ser descrita pelas equações 1 e 2 (LEO, 2007).

$$S_{ij} = s_{ijkl}^E T_{kl} + d_{kij}^t E_k \quad (0)$$

$$D_j = d_{ikl} T_{kl} + \varepsilon_{ik}^T E_k \quad (0)$$

Sendo,  $S_{ij}$  o tensor deformação,  $T_{kl}$  o tensor de tensão,  $E_k$  o campo elétrico,  $d_{kij}$  a constante piezoeétrica,  $D_i$  o deslocamento elétrico ou indução,  $s_{ijkl}$  o tensor de compliança,  $\varepsilon_{ik}^T$  a permissividade dielétrica e os sobrescritos  $t$  matriz transposta,  $E$  que representa os valores obtidos com tensão constante e  $T$  que representa o valores obtidos com campo elétrico constante.

Em geral, assume-se que materiais piezoeétricos são transversalmente isotrópicos, sendo comum considerar a direção de polarização ao longo do eixo 3, que é o eixo isotrópico transversal, como mostra a figura 8:



Fonte: (FRANCO, 2009).

Na figura 8  $\phi$  é o potencial elétrico aplicado no PZT. As equações 1 e 2 podem ser escritas na forma matricial (forma alternativa) como:

$$\begin{bmatrix} S \\ D \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s^E & d^t \\ d & \varepsilon^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T \\ E \end{bmatrix} \quad (1)$$

sendo,

$$D = \begin{bmatrix} D_1 \\ D_2 \\ D_3 \end{bmatrix} \quad E = \begin{bmatrix} E_1 \\ E_2 \\ E_3 \end{bmatrix} \quad \varepsilon = \begin{bmatrix} \varepsilon_{11} & \varepsilon_{12} & \varepsilon_{13} \\ \varepsilon_{12} & \varepsilon_{22} & \varepsilon_{23} \\ \varepsilon_{13} & \varepsilon_{23} & \varepsilon_{33} \end{bmatrix} \quad d = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & d_{13} & d_{14} & d_{15} & d_{16} \\ d_{21} & d_{22} & d_{23} & d_{24} & d_{25} & d_{26} \\ d_{31} & d_{32} & d_{33} & d_{34} & d_{35} & d_{36} \end{bmatrix}$$

$$S = \begin{bmatrix} S_1 \\ S_2 \\ S_3 \\ S_4 \\ S_5 \\ S_6 \end{bmatrix} \quad T = \begin{bmatrix} T_1 \\ T_2 \\ T_3 \\ T_4 \\ T_5 \\ T_6 \end{bmatrix} \quad s = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & s_{13} & s_{14} & s_{15} & s_{16} \\ s_{12} & s_{22} & s_{23} & s_{24} & s_{25} & s_{26} \\ s_{13} & s_{23} & s_{33} & s_{34} & s_{35} & s_{36} \\ s_{14} & s_{24} & s_{34} & s_{44} & s_{45} & s_{46} \\ s_{15} & s_{25} & s_{35} & s_{45} & s_{55} & s_{56} \\ s_{16} & s_{26} & s_{26} & s_{64} & s_{56} & s_{66} \end{bmatrix}$$

Para cerâmicas polarizadas ao longo do eixo 3, tem-se:

$$\begin{bmatrix} s^E & d^t \\ d & \varepsilon^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & s_{13} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & d_{31} \\ s_{12} & s_{22} & s_{23} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & d_{32} \\ s_{13} & s_{23} & s_{33} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & d_{33} \\ 0 & 0 & 0 & s_{44} & 0 & 0 & 0 & d_{24} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & s_{44} & 0 & d_{15} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & s_{66} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & d_{15} & 0 & \varepsilon_{11} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & d_{15} & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{11} & 0 \\ d_{31} & d_{31} & d_{33} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{11} \end{bmatrix} \quad (1)$$

sendo,

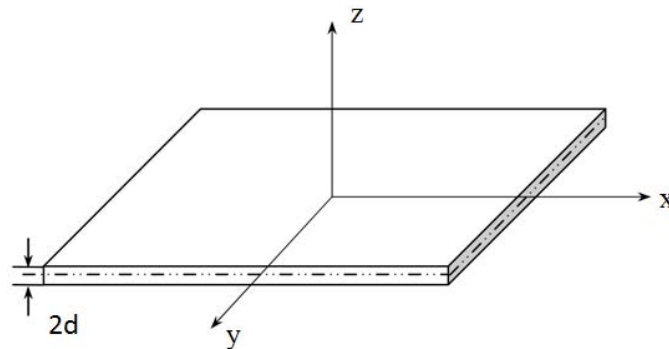
$$s_{66} = 2(s_{11} - s_{12}) \quad (1)$$

As equações 1 e 2 representam, respectivamente, o efeito inverso e direto do PZT. O efeito inverso normalmente é associado à utilização do PZT como atuador, pois aplicando uma tensão elétrica alternada no PZT, obtém-se também uma deformação alternada, gerando assim um estado vibratório. Por outro lado, aplicando uma tensão mecânica no PZT é possível captar o surgimento de uma tensão elétrica (sensor), efeito direto.

### 3 CONCEITOS SOBRE PROPAGAÇÃO DE ONDAS - LAMB WAVES

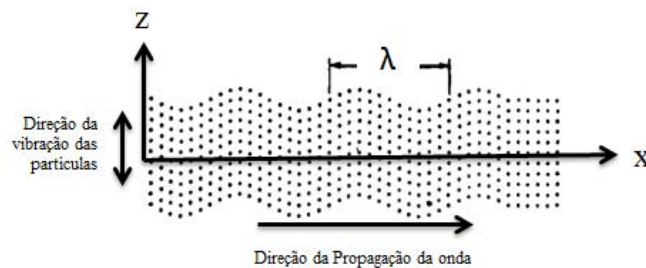
Em 1917, o matemático Sir Horance Lamb publicou o artigo *On wave in an Elastic Plate* sobre propagação de ondas guiadas em placas finas. Este foi o primeiro trabalho a tratar do assunto, por este motivo esta técnica leva seu nome. Em seu trabalho Lamb diz que se a espessura da placa for da ordem do comprimento de onda, então estas ondas se propagam entre as superfícies da placa (superior e inferior) de dois modos: simétrica ( $S_i$ ) e antissimétrica ( $A_i$ ). Para ilustrar é atribuído um sistema de coordenadas em uma placa de espessura  $2d$  onde  $x$  representa a coordenada da direção de propagação da onda,  $z$  representa a coordenadas da direção normal a superfície da placa como mostra a figura 9. Na figura 10 é ilustrado o movimento das partículas na placa quando propagado uma onda por ela e  $\lambda$  representa o *wavelength* (comprimento de onda).

Fig. 9- Sistema de coordenadas de uma fina placa com espessura  $2d$ .



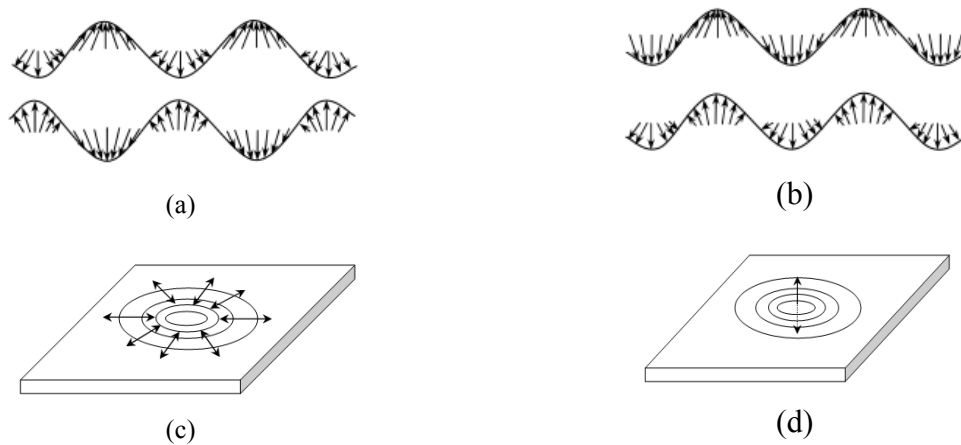
Fonte: (SU; YE, 2009). Adaptado pelo autor.

Fig. 10 - Ilustração da ação de uma onda viajando pelas superfícies livres de uma placa.



Fonte: (GRAFF, 1975) . Adaptado pelo autor.

Fig. 11 - Ilustração da ação dos modos simétrico (a) e antissimétrico(b) na superfície da placa. E Ilustração da ação dos modos simétricos (c) e antissimétricos (d) na extensão da placa.



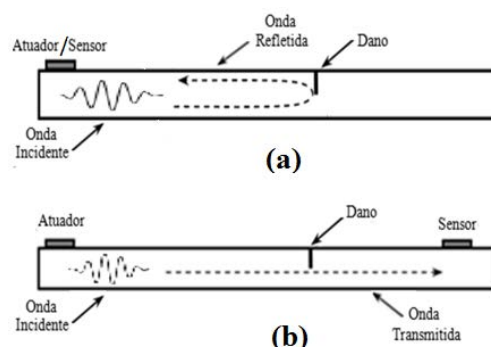
Fonte: (SU; YE, 2009)

As figuras 11 (a) e 11(b) ilustram os movimentos das superfícies de uma placa no momento da propagação dos modos simétrico e antissimétrico. A propagação do modo antissimétrico ocasiona o deslocamento das partículas na direção perpendicular ao plano da placa, como ilustrado na figura 11(d) e a propagação do modo simétrico ocasiona o deslocamento das partículas na direção radial da placa, como ilustrado na fig. 11(c) (GRAFF, 1975).

### 3.1 TIPOS DE TRANSMISSÃO

Duas configurações básicas são utilizadas na identificação de danos por ondas-elásticas, a “*pitch-catch*” (“emitir-capturar”) representada pela figura 12(b) e a “*pulse-echo*” (“pulso-eco”) representada pela figura 12(a). Na configuração *pitch-catch*, uma vibração (onda acústica) é emitida pela fonte e esta onda é propagada através do meio até ser captada pelo sensor que está posicionado a certa distância. Na configuração *pulse-echo* o sensor e o atuador utilizam das bordas ou fronteiras do meio para que no ecoar da onda possa captar a onda acústica. Neste caso o sensor e o atuador podem ser o mesmo elemento como ilustrado na figura 12(a) (SU; YE, 2009).

Fig. 12-Configuração pulse-echo e pitch-catch.



Fonte: (SU; YE, 2009). Adaptado pelo autor.

A partir da análise dos parâmetros extraídos das ondas transmitidas e refletidas provenientes da interação entre a onda incidente e o dano é possível obter as informações a respeito da presença do dano, sua localização e severidade. No caso da técnica pulso-eco, a detecção e a localização do dano são obtidas por intermédio dos parâmetros extraídos da onda refletida no dano. No caso, a velocidade e o tempo de propagação das ondas de Lamb (TOF - *Time of Flight*) podem ser usados para obter a distância entre o sensor e as descontinuidades da estrutura. A exatidão da estimativa da distância do dano depende do procedimento adotado para determinar estes dois parâmetros. Também é possível estimar a distância entre outros parâmetros, tais como: conexões e bordas (SOUZA, 2013).

O meio por onde a energia mecânica é propagada pode ser líquido, gasoso ou sólido e, em cada estrutura molecular a velocidade de propagação é diferente. No caso dos sólidos, acrescentam-se outras questões a serem levadas em conta, que são: a posição do conjunto sensor atuador e a geometria do objeto que pode causar dispersão e atenuação.

Ondas de Lamb podem ser propagadas por uma distância relativamente longa, podendo ser capaz de inspecionar uma área 3000 vezes a de um transdutor circular (SU; YE, 2009), mesmo em materiais com alta taxa de atenuação, tais como polímeros compósitos, e desta forma permite uma grande área a ser coberta por um único transdutor. Esta técnica pode ser utilizada para identificar descontinuidades, porosidade, descolagem, corrosão, quebras, buracos, delaminação, falhas na matriz, rompimento de fibras, absorção (ex. umidade), desalinhamento de fibras e problemas no processo de cura.

A análise de sinais de ondas acústicas é propensa à falhas devido as possíveis contaminações que podem ser ocasionadas por uma variedade de fontes de interferência, que podem influenciar no sinal medido, por exemplo: ruídos ambientes de alta frequência, vibração estrutural de baixa frequência e variação de temperatura. Todos estes fatores fazem a identificação de danos utilizando ondas de Lamb um desafio multidisciplinar.

A técnica de identificação de danos utilizando ondas de Lamb se torna atrativa perante as outras técnicas de NDE pelas seguintes características (SU; YE, 2009):

- Capacidade de inspecionar uma larga área utilizando poucos transdutores em uma configuração esparsa;
- Habilidade para examinar toda a área da secção transversal da estrutura em termos de múltiplos modos de onda, detectando assim danos internos, bem como na superfície;
- Capacidade de classificar vários tipos de dano usando diferentes modos de onda;
- Alta sensibilidade a danos e, portanto, alta precisão na identificação;
- A possibilidade de inspecionar estruturas revestidas ou isoladas, como rede de tubos submersos ou soterrados;
- Potencial para integração com estruturas e recursos de engenharia para o desenvolvimento online para a detecção automatizada de danos e;
- Baixo consumo de energia com grande relação custo benefício.

A complexidade na aquisição e interpretação do sinal é um dos grandes desafios e requer processamento e análise cuidadosos.

### 3.2 EQUAÇÕES CONSTITUTIVAS

Para uma placa fina, isotrópica e homogênea, as equações de onda que descrevem a propagação dos modos transversal e longitudinal são dadas por (SU; YE, 2009):

$$\frac{\partial^2 \varphi}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \varphi}{\partial z^2} = \frac{1}{v_L^2} \frac{\partial^2 \varphi}{\partial t^2} \quad (1)$$

$$\frac{\partial^2 \psi}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \psi}{\partial z^2} = \frac{1}{v_T^2} \frac{\partial^2 \psi}{\partial t^2} \quad (1)$$



onde  $\varphi$  e  $\psi$  representam funções potenciais e  $v_L$  e  $v_T$  representam as velocidades de propagação longitudinal e transversal da onda no material, respectivamente,  $x$  representa a coordenada da direção de propagação da onda,  $z$  representa a coordenadas da direção normal a superfície da placa,. Estas velocidades são obtidas por:

$$v_L = \sqrt{\frac{E(1-\nu)}{\rho(1+\nu)(1-2\nu)}} = \sqrt{\frac{2\mu(1-\nu)}{\rho(1-2\nu)}} \quad (1)$$

$$v_T = \sqrt{\frac{E}{2\rho(1+\nu)}} = \sqrt{\frac{\mu}{\rho}} \quad (1)$$

onde  $E$ ,  $\mu$ ,  $\nu$  e  $\rho$  são o módulo de elasticidade, módulo de cisalhamento, coeficiente de Poisson e a densidade da placa, respectivamente.

A solução geral das equações (6) e (7) são:

$$\varphi = [A_1 \text{sen}(pz) + A_2 \text{cos}(pz)] e^{-i(kx - \omega t)} \quad (1)$$

$$\psi = [B_1 \text{sen}(qz) + B_2 \text{cos}(qz)] e^{-i(kx - \omega t)} \quad (1)$$

onde  $A_1$ ,  $A_2$ ,  $B_1$  e  $B_2$  representam constantes determinadas pelas condições de contorno. O número de ondas é representado por  $k$ , que junto com  $q$  e  $p$  são parâmetros obtidos a partir das equações:

$$p^2 = \frac{\omega^2}{v_L^2} - k^2 \quad (1)$$

$$q^2 = \frac{\omega^2}{v_T^2} - k^2 \quad (1)$$

$$k = \frac{2\pi}{\lambda} \quad (1)$$

$$\omega = 2\pi f \quad (1)$$

onde  $\omega$  representa a frequência angular,  $f$  a frequência e  $\lambda$  o comprimento de onda.

As condições de contorno para uma placa com superfícies livres de tração são obtidas através das equações 16 e 17, que respectivamente representam os modos de propagação antissimétrico e simétrico que compõem as ondas de Lamb, também são conhecidas como equação de Rayleigh-Lamb (CHEEKE, 2012).

$$\frac{\tan(qd)}{\tan(pd)} = -\frac{(k^2 - q^2)^2}{4qpk^2} \quad (1)$$

$$\frac{\tan(qd)}{\tan(pd)} = -\frac{4qpk^2}{(k^2 - q^2)^2} \quad (1)$$

As equações 16 e 17 podem ser satisfeitas por um número infinito de raízes reais, correspondentes aos números de ondas para uma dada frequência, onde cada solução corresponde à ordem  $i$  dos modos de propagação antissimétrica ( $A_i$ ) e simétrica ( $S_i$ ), normalmente o índice  $i$  é iniciado a partir de 0, tendendo ao infinito (SU; YE, 2009).

### 3.3 ATENUAÇÃO

Atenuação é o fenômeno que ocorre durante a propagação de uma onda por um corpo, e com o seu avanço ocorre uma gradual redução da energia propagada no corpo, esta atenuação pode ocorrer devido o amortecimento do material, a existência de danos, falta de homogeneidade como reforços ou elementos de fixação. A amplitude da onda de Lamb em uma placa decai a uma taxa proporcional à raiz quadrada inversa da distância de propagação. Assim, quando se mede a amplitude da onda em dois pontos ao longo do caminho de propagação, tem-se (SU; YE, 2009):

$$\frac{A(d_1)}{A(d_2)} = \frac{\sqrt{d_2}}{\sqrt{d_1}} \quad (1)$$

onde  $A(d_1)$  e  $A(d_2)$  são as amplitude da onda de Lamb nas distâncias  $d_1$  e  $d_2$  do atuador, respectivamente.

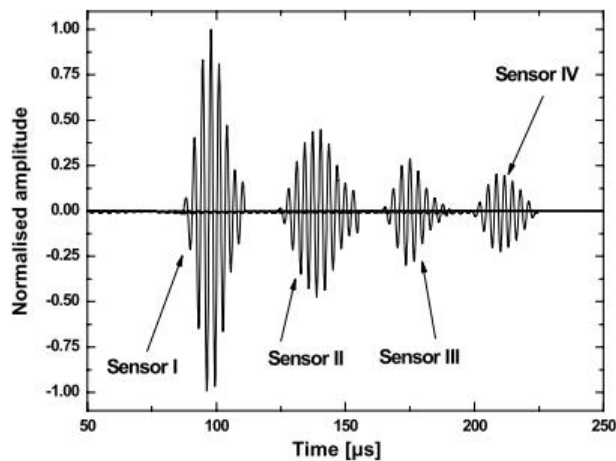
Como sugerido pela equação 18, a atenuação da onda de Lamb pode ser adequadamente compensada pela multiplicação da magnitude do sinal medido com a raiz quadrada do tempo decorrido,  $t$ , conforme:

$$f'(t) = f(t)\sqrt{t} \quad (1)$$

onde  $f'(t)$  e  $f(t)$  são os sinais compensados e originalmente medidos, respectivamente.

Para ilustrar a atenuação de uma onda de Lamb, (SU ; YE 2009) colaram cinco PZT's a uma distância de 200 mm cada, em linha reta sobre uma placa de alumínio de 1,6 mm de espessura. Sendo o Sensor I o PZT mais próximo do atuador e os outros posicionados em fila. Os resultados do experimento são expostos na figura 13, revelando que o modo de  $S_0$  a uma frequência de 0,3 MHz atenua a uma taxa de 10,5 dB / m, sem alterar a frequência da onda original por 1 m.

Fig. 13 - Resultado experimental demonstrando clara atenuação na propagação de onda.



Fonte: (SU; YE, 2009).

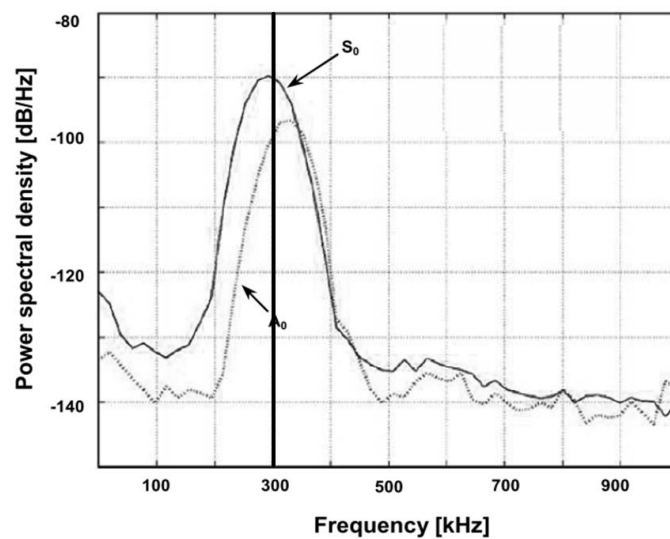
### 3.4 DISPERSÃO

As ondas de Lamb são dispersivas, e este fenômeno consiste em uma mudança da velocidade de fase com a frequência, e esta velocidade depende do produto  $fd$ , ou seja, entre a frequência e a metade da espessura do corpo respectivamente (GIURGIUTIU, 2005).

Por exemplo, em uma análise espectral (fig. 14) de um sinal da onda de Lamb de 300 kHz de frequência após propagação de certa distância. Os picos do modo  $S_0$  em 293 kHz e o modo de  $A_0$  em 332 kHz no sinal captado divergindo da frequência de excitação inicial de 300 kHz. Tal mudança nos picos de frequência de resposta em relação a excitação original é uma clara manifestação da dispersão da onda.

As equações de dispersão de ondas de Lamb, e a representação gráfica das soluções das equações de dispersão compõem um gráfico chamado de gráfico de curvas de dispersão. Curvas de dispersão são usadas para descrever e prever a relação entre frequência, velocidade (fase e grupo) e espessura. Exeto para baixas frequências, as equações de dispersão podem ser satisfeitas por um número infinito de raízes reais de números de onda para uma dada frequência. A velocidade de fase e a velocidade de grupo de qualquer modo de onda estão em função do produto algébrico da frequência de excitação e da espessura da placa.

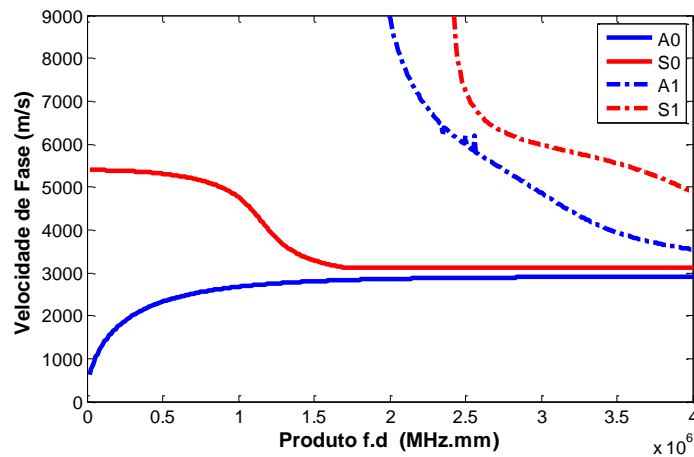
Fig. 14 - Exemplo de análise de dispersão de onda a partir do espectro após propagação de certa distância (frequência de excitação original: 300 kHz).



Fonte: (SU; YE, 2009)

A figura 15 mostra, por exemplo, as curvas de dispersão para o alumínio. Neste gráfico são demonstrados apenas os dois primeiros modos simétricos ( $S_0$  e  $S_1$ ) e antissimétricos ( $A_0$  e  $A_1$ ) das ondas de Lamb. A construção destas curvas foi realizada com a ajuda de rotinas computacionais gentilmente cedidas por Carlos E. S. Cesnik, da Universidade de Michigan (USA) onde foi introduzido informações do alumínio com densidade de  $2700 \text{ kg/m}^3$ , módulo de elasticidade de  $70 \text{ GPa}$ , coeficiente de Poisson de  $0,33$  e espessura de  $2 \text{ mm}$ .

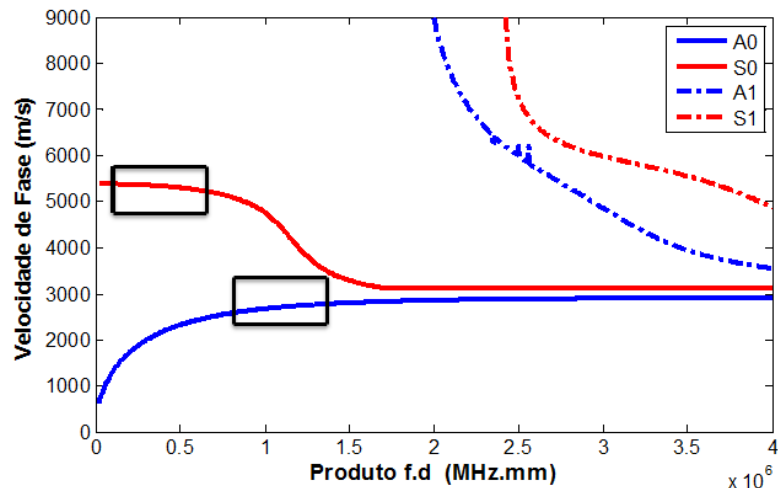
Fig. 15 - Gráfico das curvas de dispersão do alumínio



Fonte: Elaborado pelo autor.

A análise da curva de dispersão é importante para se conhecer a região pouco dispersiva que no caso do modo  $S_0$ , se mostra na faixa de baixa frequência e no modo  $A_0$  a curva se mostra pouco dispersiva a partir de uma determinada frequência. Para ilustrar estes trechos foram adicionados alguns retângulos no exemplo anterior e demonstrado na figura 16, sendo que na curva do modo  $S_0$ , o retângulo representa as frequências próximas a 300kHz e na curva do modo  $A_0$  o retângulo representa as frequências próximas a 1.1MHz.

Fig. 16 - Curvas de dispersão do alumínio destacando suas regiões pouco-dispersivas.



Fonte: Elaborado pelo autor.

O estudo de propagação de ondas elásticas em meios multicamadas, tais como polímeros compósitos laminados são de grande interesse, e este assunto em particular tem sido grande motivo de pesquisa nos últimos anos, juntamente com as inúmeras aplicações de compósitos em vários setores industriais. A natureza quase-isotrópica e anisotrópica de estruturas multicamadas apresenta muitos fenômenos únicos como a dependência direcional

da velocidade da onda, as diferenças de fase e velocidade de grupo e distorção das ondas, e muitas características um pouco mais sutis quando estudado na aplicação de meios isotrópicos (SU; YE, 2009).

### 3.5 INFLUÊNCIA DA TEMPERATURA NA PROPAGAÇÃO DE ONDAS

Em 1738 uma equipe da academia de Ciências de Paris relacionou a velocidade de propagação do som no ar com a temperatura, cronometrando a velocidade do som utilizando a diferença do brilho do disparo de um canhão e o som em determinadas distâncias, concluíram que a velocidade do som a 20°C é de 344 m/s, relacionando a velocidade de propagação da onda com a temperatura do meio, neste caso o ar. O cientista italiano Branconi em 1740 demonstrou que a velocidade do som aumenta à medida que a temperatura do meio também aumenta. Para a temperatura de 0°C o valor da velocidade do som no ar é (BOHN, 1988)  $c_0 = 331,4$  m/s. Esta constante é considerada para o ar seco e 1 ATM de pressão atmosférica. Uma temperatura absoluta T a velocidade do som é:

$$c = c_0 \sqrt{\frac{T}{T_0}} \quad (1)$$

onde  $T_0 = 273,15$  K (que corresponde a temperatura de 0°C). Em 20°C, a velocidade obtida pela equação 20 é de 343,4 m/s, valor muito próximo do obtido pelos parisienses.

As variações ambientais podem alterar a forma de sinais e levar a diagnósticos errados. Tanto os falsos positivos, que é a detecção de danos em estruturas saudáveis, quanto os falsos negativos, que é o oposto, ou seja, a não detecção do dano, devem ser evitados ao máximo em procedimentos de SHM. Neste trabalho utiliza-se inteligência artificial para distinguir os efeitos ambientais gerados. Devido a importância deste efeito vários autores tem abordado este tópico.

Su e Ye (2009) mostram que o efeito da temperatura sobre a propagação de ondas de Lamb, quando aumenta a temperatura de -90°C a 25°C, a amplitude dos sinais de onda de Lamb em uma placa laminado aumenta linearmente com um nível significativo de 50%, a velocidade de propagação diminui também a um grau acentuado, reflexo do aumento do tempo utilizado para percorrer a mesma distância.

ROY et al. (2011) investigaram a ação da temperatura em uma placa de alumínio e propuseram um método matemático de compensação. Lopes Jr et al. (2011) construíram um sistema inteligente utilizando os algoritmos de lógica Fuzzy para diferenciar os efeitos de carregamento, temperatura e dano.

#### 4 SISTEMAS DE ANÁLISE E PROCESSAMENTO DE SINAIS

Com os avanços da neurociência e dispositivos de computação de alta capacidade entre as décadas de 80 e 90, a inteligência artificial (AI) definida como a simulação da inteligência humana para resolver um problema, emergiu rapidamente como uma das alternativas promissoras para o tratamento de problemas. Técnicas de inteligência artificial são representadas por sistemas especialistas (sistema baseado em conhecimento), como a lógica *fuzzy*, a aprendizagem indutiva, algoritmos genéticos e redes neurais artificiais (RNAs) (DOEBLING, et al 1996).

Há um grande interesse na utilização de redes neurais artificiais para estimar e prever a extensão e localizar o dano em estruturas complexas. Em particular, uma RNA opera como um modelo computacional paralelo para explorar a conexão entre uma série de razões (*inputs*) e consequências (*outputs*) para um determinado sistema. Uma RNA bem treinada pode prever os resultados sob um estímulo desconhecido de acordo com o conhecimento pré-acumulado e a capacidade de generalização, evitando complicadas relações constitutivas de investigação (SU; YE; LU, 2006). Na maioria das abordagens utilizando RNA para identificação de danos, várias características estruturais no domínio do tempo ou parâmetros no domínio da frequência, ou estática são comumente utilizadas para treinamento da rede. Estas características incluem: modo de vibração e frequências naturais ou, combinando informação modal; impedância; espectros de aceleração ou parâmetros combinados de deslocamento; velocidade e aceleração; força aplicada ou parâmetros de deformação, tais como o deslocamento, etc.

O processamento de sinais utilizando ondas de Lamb possui sensibilidade ao dano muito superior que outras respostas estruturais e, a sua combinação com a técnica de RNA é capaz de levar a um diagnóstico preciso. Além de RNA na categoria IA, algoritmos genéticos (GAs) também foram introduzidos para identificação de danos. No entanto, a detecção baseada em GA requer repetidas busca dentre inúmeros parâmetros de dano para encontrar a solução ideal da função objetivo, e sua eficiência é baixa quando os dados medidos ou os parâmetros de danos estruturais são vastos. Além disso, a concepção de uma função objetivo de uma estrutura complicada, não é trivial. (SU; YE; LU, 2006). Tebaldi (2004) utiliza algoritmos genéticos e a técnica de impedância eletromecânica para identificação de diferentes tipos de danos em uma estrutura metálica tipo viga.



## 4.1 REDES NEURAIIS

Quando o homem construiu máquinas para facilitar o seu trabalho ele inicialmente aperfeiçoou ferramentas primitivas para que se conseguisse produzir mais na então chamada revolução industrial. Estes mecanismos foram evoluindo e a ideia de construir algo que inicialmente facilitasse a produção e que futuramente pudesse chegar a substituir o trabalho humano (braçal e intelectual) foi se tornando mais concreto. Isto levou a proposição de mecanismos que incorporam inteligência artificial para obtenção de sistemas autônomos.

Este ideal começou a se tornar real com um trabalho precursor publicado por McCulloch & Pitts em 1943, que estudaram e modelaram matematicamente o neurônio biológico, resultando então no primeiro conceito de neurônio artificial. Hebb em 1949, baseado em hipóteses e observações de caráter neurofisiológico propôs em seu trabalho o que seria o primeiro método de treinamento para redes neurais artificiais que se denominou de regra de aprendizado de Hebb. Entre os anos de 1957 e 1958 o pesquisador Frank Rosenblatt desenvolveu o primeiro neurocomputador, denominado Mark I – Perceptron, idealizando o modelo básico da rede neural perceptron. A capacidade em reconhecer padrões simples despertou o interesse de Widrow & Hoff em 1960 que desenvolveram a *Adaptive Linear Element* (ADALINE), que viria ainda ser evoluída para MADALINE que foi a proposta de um modelo múltiplo do ADALINE cujo treinamento é fundamentado pela chamada regra Delta, também conhecida como algoritmo de aprendizado *Least Means Square* (LMS). Após estas descobertas, muitos pesquisadores se empenharam em ampliar o tema, pois parecia ser promissor na época (MARQUI, 2007). Porém a neurocomputação sofreu uma crítica muito forte com a publicação do livro de Minsky & Papert (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010), *Perceptron – Introduction to Computational Geometry* em 1969. Neste livro foi enfatizada a limitação de redes neurais artificiais constituídas de apenas uma única camada (como a Adaline e a Perceptron) em aprender o relacionamento entre as entradas e saídas de funções lógicas simples como o Xor (ou – exclusivo). A partir deste golpe houve uma perda no interesse de parte dos pesquisadores. Mesmo neste período, houve as publicações de alguns trabalhos relevantes, como a derivação de algoritmos de predição utilizando gradiente reverso por Werbos em 1974, a implantação da rede ART (*Adaptive Resonance Theory*) por Grossberg em 1980, a formulação de mapas auto-organizáveis por Kohonen de 1982, e a proposição de

Holpfield em 1982 de redes recorrentes baseadas em funções de energia, tornando a rede neural mais uma vez atraente para pesquisas. Em 1986 foi publicado por Rumelhart *et al* (1986) um trabalho que revolucionou a neurocomputação, com o modelo de configuração multicamadas e o algoritmo de retropropagação, também conhecido com *Backpropagation* (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

Redes neurais artificiais são modelos computacionais inspirados no sistema nervoso de seres inteligentes, que possuem a capacidade de aquisição e manutenção do conhecimento. Estes sistemas são compostos por um conjunto de unidades de processamento, constituídas por neurônios artificiais interligados por interconexões, ou seja, sinapses artificiais (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010). Lopes (2005) define RNAs como estruturas de processamento de informação, composta por unidades de processamento (neurônios) interconectadas.

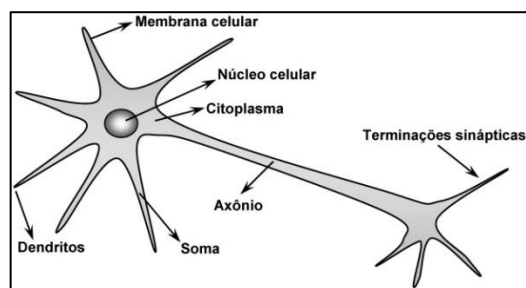
As redes neurais artificiais têm como principal característica a capacidade de aprender a partir de um determinado conjunto de informações e chegar em respostas sensatas a partir de dados inéditos através de sua incrível capacidade de generalização e robustez na presença de ruído (KAMINSKI, 1996). RNAs têm a possibilidade de resolver problemas complexos sem a necessidade de um algoritmo igualmente complexo, ou ainda, onde não é possível aplicar outra ferramenta de análise. Esta característica é bastante atrativa e justamente por este motivo tem sido feito investimentos em pesquisas e aplicações de RNAs em várias áreas da ciência (MAIA; SILVA, 1997).

#### 4.1.1 REDES NEURAIIS BIOLÓGICAS

As redes neurais artificiais surgiram como modelo para o cérebro humano e o processamento de informações do mesmo é regido por elementos processadores biológicos que trabalham em paralelo, tornando possível aos seres humanos raciocinar e memorizar (KAMINSKI, 1997). A célula elementar de uma rede neural biológica (RNB) é o neurônio, que tem como função conduzir estímulos elétricos advindo de reações fisico-químicas (fig. 17). Como as RNA's foram inicialmente inspiradas nos sistemas biológicos, em particular no sistema nervoso humano, parte da terminologia empregada no estudo e desenvolvimento das RNA's provém do estudo dos sistemas biológicos. Os componentes principais de um neurônio são os dendritos, o soma (também conhecido como núcleo) e o axônio. As ligações

entre neurônios são chamadas de sinapses (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010). Os dendritos recebem sinais eletroquímicos dos outros neurônios, via sinapses, e quando excede a um potencial (*threshold*) conduzem um sinal para o núcleo do neurônio. O núcleo é responsável pelo processamento que ocorre no neurônio. Os sinais provenientes dos dendritos são somados e caso o total ultrapasse um determinado limiar, a célula envia um sinal pelo axônio em direção a outras células, repassando a informação. Alguns sinais tendem a inibir o disparo da célula enquanto outros têm caráter excitatório. Estas características são as mais básicas das redes neurais biológicas e é fonte de inspiração para as redes neurais artificiais.

Fig. 17 - Ilustração de um neurônio biológico e seus elementos.



Fonte: Silva et al.(2010).

Além das características básicas já citadas existem muitas outras que não são repetidas nas redes artificiais. Isto se deve ao distanciamento cada vez maior entre os estudos dos sistemas biológicos e as pesquisas com RNA's.

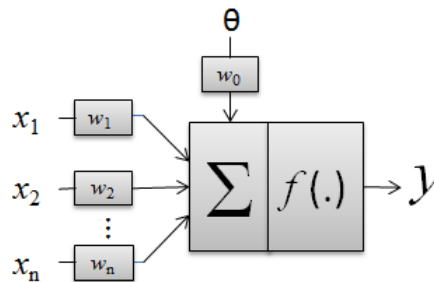
Uma diferença importante entre redes neurais artificiais e biológicas, diz respeito ao tamanho e complexidade. As redes neurais biológicas possuem, em media, 100 bilhões de neurônios formando  $10^{14}$  sinapses, enquanto as redes neurais artificiais apresentam no máximo algumas centenas de neurônios. Esta diferença de tamanho, entre outros fatores, condiciona a diferença de capacidade e desempenho entre sistemas biológicos e artificiais.

Devido a grande diferença entre os tipos de redes neurais, fica cada vez mais vazia a analogia entre sistemas biológicos e artificiais. Uma ênfase nesta analogia levou a criação de grandes expectativas em relação ao desempenho das redes neurais artificiais, que não foram concretizadas e quase puseram em questão a capacidade e relevância das RNA's como mencionado anteriormente (KAMINSKI, 1997).

#### 4.1.2 UNIDADES DE PROCESSAMENTO

Os componentes básicos de uma rede neural artificial (fig. 18) são as unidades de processamento, também chamadas de neurônios artificiais em analogia aos sistemas biológicos. O primeiro modelo de unidade de processamento (inspirado em RNB) foi proposto por McCulloch ; Pitts (1943). O objetivo era modelar o comportamento das células nervosas e na época, o modelo de McCulloch & Pitts se baseava no conhecimento disponível a cerca dos sistemas biológicos. Atualmente, sabe-se que o modelo proposto em 1943 seguiu um caminho diferente com relação ao neurônio biológico. No entanto, o modelo de McCulloch & Pitts norteou o desenvolvimento subsequente para inteligência artificial usando neurônios artificiais e a configuração do modelo de neurônios artificiais mais recentes não difere muito daquela do modelo de 1943.

Fig. 18 - Ilustração de um neurônio artificial e seus elementos.



Fonte: Elaborado pelo autor

onde:

- a) Sinais de entrada  $\{x_{1 \rightarrow n}\}$ . São sinais ou medidas obtidas do meio externo e que representam valores assumidos pelas variáveis de uma aplicação específica, podendo ser valores advindos de outros neurônios. Vale ressaltar que estes valores devem ser normalizados.
- b) Pesos sinápticos  $\{w_{1 \rightarrow n}\}$ . São valores que serão responsáveis pela ponderação dos valores advindos dos sinais de entrada do neurônio.

- c) Combinador linear  $\{\Sigma\}$ . Sua função é somar todos os sinais de entrada ponderados a fim de produzir o potencial de ativação.
- d) Limiar de atuação  $\{\theta\}$ . É a variável que determina um patamar apropriado para que o resultado produzido pelo combinador linear gere um valor capaz ou não de atender a função de ativação. Normalmente esse valor é adotado como -1.
- e) Potencial de ativação – soma  $\{s\}$ . É o resultado produzido pela combinação dos valores ejetados no Combinador Linear.
- f) Função de ativação  $\{f(\cdot)\}$ . Também conhecida como função de transferência, são regras que mensuram o valor de saída do neurônio baseado no valor fornecido pelo potencial de ativação.
- g) Sinal de saída  $\{y\}$ . É o valor configurado pela função de ativação, vale ressaltar que o neurônio artificial possui apenas uma saída, e como citado anteriormente, este valor de saída pode ser encarado como um valor de entrada a outro neurônio interconectado.

A publicação de McCulloch e Pitts é representada em duas expressões que sintetizam o resultado produzido pelo neurônio artificial.

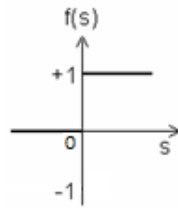
$$s = \sum_{i=1}^n W_i \cdot x_i - \theta \quad (1)$$

$$y = f(s) \quad (1)$$

Como explicado anteriormente, o sinal  $s$  é processado por uma função de ativação representada por  $f(\cdot)$  que produz o sinal de saída do neurônio ( $y$ ). Estas funções de ativação são divididas em duas classes, as funções totalmente diferenciáveis e parcialmente diferenciáveis.

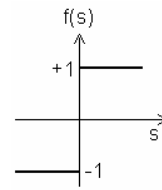
- a) Funções Parcialmente Diferenciáveis:

Função degrau (relé)



$$f(s) = \begin{cases} 1, & \text{se } s \geq 0 \\ 0, & \text{se } s < 0 \end{cases}$$

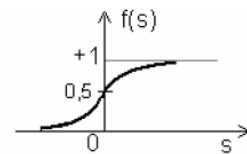
Função degrau bipolar



$$f(s) = \begin{cases} 1, & \text{se } s > 0 \\ 0, & \text{se } s = 0 \\ -1, & \text{se } s < 0 \end{cases}$$

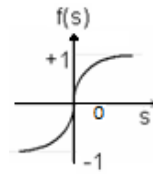
b) Funções totalmente diferenciáveis.

Função Logística



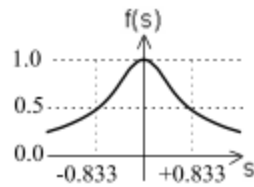
$$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-\beta s}}$$

Função Tangente Hiperbólica



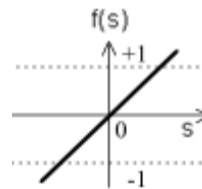
$$f(s) = \frac{1 - e^{-\beta s}}{1 + e^{-\beta s}}$$

Função Gaussiana



$$f(s) = e^{-\frac{(s-c)^2}{2\sigma^2}}$$

Função Rampa



$$f(s) = s$$

#### 4.1.3 ÁREAS DE APLICAÇÕES

As RNAS podem ser aplicadas a diversos projetos nas áreas de engenharia e ciência (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010). As RNAs podem ser utilizadas em:

- Controle de Processos: que consiste em identificar ações de controle que permitam o alcance dos requisitos de eficiência, qualidade e segurança do processo. Algumas das aplicações das arquiteturas de RNAs destinadas a controle são aplicadas em aeronaves, satélites e robótica industrial.
- Reconhecimento e Classificação de Padrões: que consiste na associação de um padrão de entrada, ou seja, um grupo de amostras, com uma classe previamente definidas.
- Agrupamento de Dados (clusterização): que consiste na identificação e detecção de similaridades e particularidade entre os diversos padrões de entrada a fim de possibilitar seu agrupamento.
- Sistemas de Previsão: consiste em estimar valores futuros de um processo baseado em medidas passadas.
- Aproximador Universal de Funções: consiste em mapear o relacionamento funcional entre as variáveis de um sistema a partir de um conjunto conhecido de dados. Empregado em locais cuja modelagem por técnicas convencionais são de difícil aplicação.
- Memórias Associativas: consiste em recuperar padrões corretos mesmo se os elementos constituintes forem apresentados de forma incompleta ou imprecisa. Empregado em processamento de imagens, transmissão de sinais e identificação de caracteres manuscritos.
- Otimização de sistemas: consiste em minimizar ou maximizar uma função objetivo.

Como mencionado anteriormente, um neurônio artificial pode ter várias entradas, porém somente uma saída. Esta saída pode ser utilizada como entrada a um ou mais neurônios (através de ramificações) podendo ser da mesma camada ou de posteriores. Se caso a arquitetura da rede obter uma realimentação na mesma camada ou em camadas anteriores, esta aplicação configura uma rede definida como recorrente, ou em outras palavras, um laço de realimentação (KARTALOPOULOS, 1997). Caso isto não aconteça, ou seja, cada camada de neurônios recebe sinais somente das camadas anteriores, trata-se de uma rede não-recorrente *feedforward*, alimentação para a frente.

As redes MLP podem ser consideradas uma técnica extremamente poderosa para realizar um mapeamento não linear. Um problema na implementação deste tipo de rede é o número de neurônios na camada escondida, este aspecto é de fundamental importância, pois se o número de neurônios na camada escondida for muito grande, além de ter um modelo com custo computacional elevado, a rede poderá memorizar os dados de treinamento e ficar com pouca capacidade de generalização. E por outro lado, se o número de neurônios na camada escondida for pequeno, a rede poderá ficar sub-ajustada e como consequência, não ser capaz de extrair as informações desejadas (VALENÇA, 2005).

A introdução dos computadores digitais modernos melhorou a precisão de métodos numéricos aplicados à solução de problemas numéricos sem solução analítica, permitindo a aplicação em problemas que requerem um grande número de cálculos repetitivos. Um computador pode armazenar uma grande quantidade de números e pode executar muitas operações rapidamente. Antigamente, os cálculos eram realizados por linguagens de baixo nível, que tornavam sua implementação tediosa e propensa a erros. Com o passar dos anos foram surgindo linguagens de alto nível como o C, C++, FORTRAN e o MATLAB. O MATLAB é uma ferramenta de alto nível para a computação científica. Por exemplo, a multiplicação de matrizes no Matlab é feito com a aplicação de operação de multiplicação, enquanto outras linguagens requerem a escrita de um loop de repetição com várias linhas de código (GILAT, 2008).

#### *4.1.4 PRINCIPAIS ARQUITETURAS DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS*

A arquitetura de uma rede neural artificial define o arranjo, isto é, a forma que os neurônios estão dispostos uns em relação aos outros. Estas arquiteturas são essencialmente estruturadas através do direcionamento das conexões sinápticas dos neurônios.

##### a) FEEDFORWARD

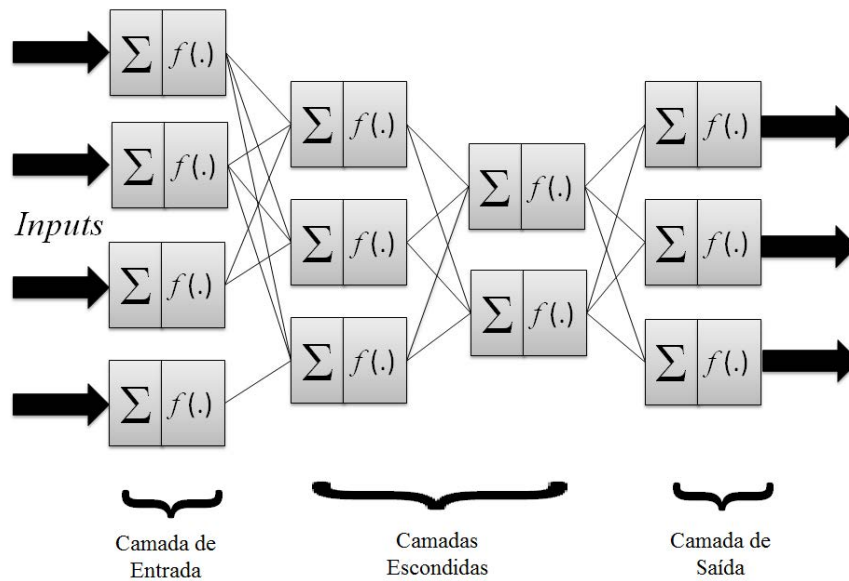


Já a topologia de uma rede neural, pode ser definida como sendo as diferentes formas de composições estruturais que esta poderá assumir. Basicamente toda arquitetura de RNA é dividida em três partes ou camadas, as quais são denominadas:

- Camada de entrada - É chamada assim por ser a porta de entrada de informações (amostras ou padrão) que serão processadas pelo neurônio respectivo e propagadas à diante. A quantidade de neurônios nesta camada é função do número de informações contidas em cada amostra.
- Camada intermediária ou camadas intermediárias - É a camada ou conjunto de camadas que recebem as informações processadas em um primeiro estágio pela camada de entrada, as processa neste estágio e envia para a camada de saída. Outra nomenclatura empregada é a de camada escondida, ela recebe esse nome por não estar em contato com o meio físico. A camada de entrada contém as amostras do meio físico e a camada de saída é o resultado do processamento que pode executar alguma ação ou apenas ser demonstrado em um display. O dimensionamento dessa parte intermediária está ligado com o tipo de aplicação desejado, sendo complicada a sua determinação, que deve levar em conta a precisão e a capacidade de generalização. A quantidade de neurônios deve ser suficiente para a representação correta da tarefa, por outro lado deve ser suficientemente baixa para permitir generalizações (SWINGLER, 1996).
- Camada de saída - Camada responsável pela produção e apresentação dos resultados finais da rede. A quantidade de neurônios nesta camada é função do número desejado de informação contido no resultado do processamento da RNA.

A arquitetura ilustrada na figura 19 consiste na aplicação de um conjunto de passos ordenados com o intuito de ajustar os pesos sinápticos e os limiares de seus neurônios. Este arranjo é denominado como *feedforward*, e o fluxo de informação é propagado entre as camadas em uma única direção, da entrada em direção a saída.

Fig. 19 - Arquitetura básica de um sistema Feedforward.

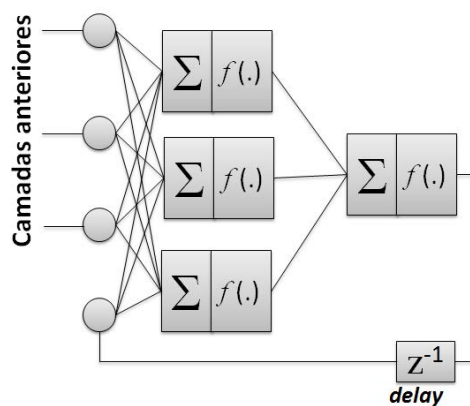


Fonte: Elaborado pelo autor

## b) ARQUITETURA RECORRENTE OU REALIMENTADA

São redes em que as saídas dos neurônios são realimentadas como sinais de entrada para um ou mais neurônios da camada atual ou anteriores. Uma rede não recorrente pode ser convertida em uma rede recorrente através da aplicação de um atraso ( $z^{-1}$ ), que serve de alimentação para uma das entradas da rede como ilustrado na figura 20.

Fig. 20 - Arquitetura de rede com retroalimentação.



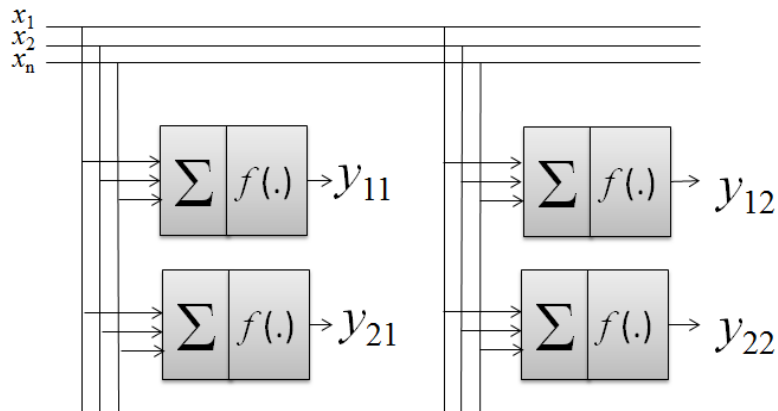
Fonte: Elaborado pelo autor.

As redes Holfield e a Perceptron multicamadas com realimentação entre neurônios situados em camadas distintas são alguns dos tipos de rede que utilizam esta arquitetura. As aplicações destes sistemas variantes no tempo incluem controle de processos, previsão de series temporais e otimização.

### c) ARQUITETURA EM ESTRUTURA RETICULADA

A principal característica de redes com estruturas reticuladas (fig. 21) está na consideração da disposição espacial dos neurônios visando extração de características, isto é, a localização espacial está diretamente ligada com o processo de ajuste dos pesos sinápticos e limiares. A aplicação deste arranjo está destinado a agrupamento (*clustering*), grafos, reconhecimento de padrão e otimização de sistemas.

Fig. 21 - Arquitetura em estrutura reticulada.



Fonte: Elaborado pelo autor.

#### 4.1.5 TIPOS DE TREINAMENTO

Basicamente existem dois tipos de treinamento, o supervisionado e o não supervisionado. No treinamento supervisionado, o processo de treinamento é onde o usuário fornece a rede o conjunto de amostras e a matriz de saída desejada ou matriz alvo (*target*). Esse treinamento recebe esse nome, pois este conjunto de dados seria como um “professor” ensinando para a rede qual a resposta correta para cada amostra apresentada em suas entradas.

Ao contrário do treinamento supervisionado, o treinamento não supervisionado não possui uma matriz de saídas desejadas. Para a aplicação deste método é necessário a implementação de uma rede auto-organizável, com relação às particularidades existentes entre os elementos que compõem o conjunto total de amostras, sendo então capaz de identificar subconjuntos (*clusters*) que possuem certas similaridades. A determinação da quantidade máxima destes possíveis *clusters* requer do projetista da rede um bom conhecimento a respeito do problema a ser tratado.

O treinamento com reforço tem sido considerado como uma variação das técnicas que utilizam treinamento supervisionado, pois avalia constantemente a defasagem da resposta produzida pela RNA comparada à saída desejada.

Para ser realizado o treinamento os dados podem ser apresentados de dois modos, em lote *off-line* e amostras *on-line*. No modo *off-line* as amostras são fornecidas em lote, isto é, os ajustes realizados nos vetores de pesos das redes e em seus limiares são realizados mediante todas as amostras para o treinamento. No modo *on-line* os ajustes nos pesos e limiares são realizados a partir da apresentação de cada amostra de treinamento que poderá ser descartada após a execução do passe de ajuste. Conseqüentemente, esta rede só começará a fornecer respostas precisas após apresentar um número significativo de amostras. Esta configuração é utilizada quando o comportamento do sistema a ser mapeado varia rapidamente, sendo impraticável a aplicação do aprendizado *off-line*, pois as amostras utilizadas em determinado instante podem não mais representar o comportamento do processo nos instantes posteriores (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

#### 4.1.6 REDE PERCEPTRON MULTICAMADAS

Em 1986 foi publicado por Rumelhart et al (1986) o trabalho que possibilitou solucionar o problema apontado por Minsky e Papert (1969) que apontava a incapacidade das RNA's em resolver problemas complexos, como o de não classificar a lógica Xor com uma única camada de neurônios. O artigo intitulado *Learning internal representations by error propagation* deu novos horizontes a aplicação de RNA's através de uma nova arquitetura em camadas sequenciais, denominada *feedforward* (alimentação para frente). Para o treinamento

desta rede foi instituído o *backpropagation*, em alusão a retropropagação necessária para a otimização dos pesos sinápticos durante o treinamento.

As redes treinadas pelo algoritmo de retropropagação (*backpropagation*) é conhecido por apresentar boa capacidade de generalização. Esta propriedade de generalização possibilita treinar a rede com apenas um conjunto representativo de amostras para obter bons resultados sem a necessidade de treinar a rede com todas as amostras disponíveis (BEALE; HAGAN; DEMUTH, 2012)

Este processo é descrito pelas equações 23 até a 34, onde os sobescritos  $L$ ,  $n$ ,  $p$  significam o número da camada, o número de neurônio na camada e a quantidade de amostras para treinamento, respectivamente.

$$\mathbf{I}_j^{(L)} = \sum_{i=0}^n \mathbf{W}_{ji}^{(L)} \mathbf{x}_i \quad (2)$$

$$\mathbf{Y}_j^{(L)} = f(\mathbf{I}_j^{(L)}) \quad (3)$$

$$\mathbf{E}(k) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{n_L} (\mathbf{d}_j(k) - \mathbf{Y}_j^L(k))^2 \quad (4)$$

$$\mathbf{E}_M = \frac{1}{p} \sum_{k=1}^p \mathbf{E}(k) \quad (5)$$

onde  $\mathbf{W}_{ij}$  é a matriz de pesos sinápticos,  $\mathbf{d}(k)$  é a matriz de valores desejados,  $f(\cdot)$  é a função de ativação,  $k$  é amostra do conjunto de dados para treinamento,  $p$  é a quantidade de amostras para treinamento (tamanho da matriz composta por  $k$ 's),  $\mathbf{Y}^{(L)}$  é matriz contendo valores de saída da camada  $L$ ,  $\mathbf{I}^{(L)}$  é a matriz contendo valores ponderados que serão entrada da camada  $L$ ,  $\mathbf{E}(k)$  é o erro quadrático,  $\mathbf{E}_M$  é o Erro quadrático médio e  $f'(\cdot)$  é a derivada de primeira ordem da função de ativação considerada

Ajuste dos pesos sinápticos entre a camada:

$$\nabla \mathbf{E}^{(L)} = \frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \mathbf{W}_{ij}^{(L)}} = \frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \mathbf{Y}_j^{(L)}} \cdot \frac{\partial \mathbf{Y}_j^{(L)}}{\partial \mathbf{I}_j^{(L)}} \cdot \frac{\partial \mathbf{I}_j^{(L)}}{\partial \mathbf{W}_{ij}} \quad (6)$$

$$\frac{\partial \mathbf{I}_j^{(L)}}{\partial \mathbf{W}_{ij}^{(L)}} = \mathbf{Y}_i^{(L-1)} \quad (7)$$

$$\frac{\partial Y_j^{(L)}}{\partial I_j^{(L)}} = f'(I_j^{(L)}) \quad (8)$$

$$\frac{\partial E}{\partial Y_j^{(L)}} = -(d_j - Y_j^{(L)}) \quad (9)$$

onde  $f'(\cdot)$  é a integral de primeira ordem da função de ativação. Substituindo as equações 28, 29 e 30 em 27 obtém-se:

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ij}^{(L)}} = -(d_j - Y_j^{(L)}) f'(I_j^{(L)}) Y_i^{(L-1)} \quad (10)$$

O ajuste da matriz de pesos  $W_{ij}^{(L)}$  deve ser realizado em direção oposta ao gradiente a fim de minimizar o erro, ou seja:

$$\Delta W_{ij}^{(L)} = -tr \frac{\partial E}{\partial W_{ij}^{(L)}} = tr \delta_j^{(L)} Y_i^{(L-1)} \quad (10)$$

A variável  $\delta_j^{(L)}$  representa o gradiente local em relação ao j-ésimo neurônio  $\delta_j^{(L)}$

$$\delta_j^{(L)} = (d_j - Y_j^{(L)}) g'(I_j^{(L)}) \quad (10)$$

De forma complementar, a equação (32) pode ser denotada na forma iterativa:

$$W_{ij}^{(L)}(t+1) = W_{ij}^{(L)}(t) + tr \delta_j^{(L)} Y_i^{(L-1)} \quad (10)$$

Sendo assim a equação ( $W(t+1)$ ) ajusta os pesos da camada de saída considerando a diferença obtida entre as respostas produzidas por sua saída em relação aos valores desejados.

## 4.2 MÉTRICAS

O processamento de dados é feito definindo métricas que visam através de equações salientar diferenças entre os sinais obtidos. No caso de SHM estas métricas são utilizadas para a identificação de danos através do processamento dos sinais proveniente de ensaios, que irão comparar um sinal captado como uma amostra modelo, também conhecida como *baseline* e um sinal proveniente do mesmo sistema, porém carregando as informações de um estado desconhecido da estrutura.

Mensurar o dano, através de índices, significa atribuir uma quantidade escalar por meio de parâmetros estatísticos. No caso de SHM, o resultado desta comparação representa a existência de um dano e sua significância ao sistema, porém na prática é necessário levar em consideração que existem alguns fatores que influenciam esta divergência entre os sinais de resposta do sistema, tais como: vibrações ambientes, temperatura do ambiente, ruídos oriundos da instrumentação, pressão, etc.

### 4.2.1 NORMA $H_2$ E $H_\infty$

Uma norma é uma função não negativa de valor real definida sobre um espaço vetorial que associa a cada vetor, deste espaço, um número real não-negativo, que representa sua magnitude. O conceito de norma está intuitivamente relacionado à noção geométrica de comprimento (MAIO, 2011).

A norma  $H_\infty$  é obtida a partir da equação 35:

$$\|Z\|_\infty = \lim_{n \rightarrow \infty} \left( \sum_{i=1}^n |Z_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} = \max_{i=1 \rightarrow n} (|Z_i|) \quad (10)$$

onde  $\|Z\|_\infty$  é a norma infinita do vetor correspondente a uma das componentes da grandeza complexas em estudo, analisada para uma faixa de frequência pré-estabelecida.

Uma forma de comparar as normas infinita de dois sinais com objetivo de estimar a variação entre eles, sendo um considerado como o sinal de referência e o outro como sinal de estado desconhecido, é pela fórmula:

$$H_{\infty} = \frac{\left| \left( \|Z\|_{\infty}^{SD} \right)^2 - \left( \|Z\|_{\infty}^{CD} \right)^2 \right|}{\left( \|Z\|_{\infty}^{SD} \right)^2} \quad (10)$$

onde os índices SD e CD significam as normas dos sinais sem dano e com dano, respectivamente.

A Norma  $H_2$ , também conhecida como Norma Quadrada ou Euclidiana pode ser obtida por uma fórmula parecida ao  $H_{\infty}$ , porém, ao invés de se aplicar o limite para  $p$  tendendo ao infinito, está variável assume o valor 2, como descrito na equação 37:

$$\|Z\|_2 = \left( \sum_{i=1}^n |Z_i|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (10)$$

onde  $\|Z\|_2$  é a norma quadrada para uma das componentes complexas da grandeza em estudo, em uma dada faixa de frequência.

A fórmula de comparação entre as normas  $\|Z\|_2$  de dois sinais com objetivo de estimar a variação entre eles, sendo um considerado como o sinal de referência e o outro como sinal de estado desconhecido, é similar a utilizada pelo  $\|Z\|_{\infty}$ .

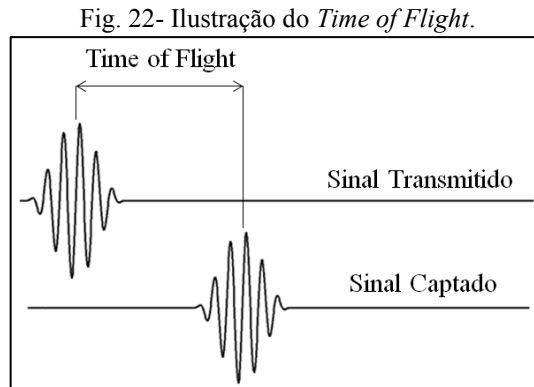
$$H_2 = \frac{\left| \left( \|Z\|_2^{SD} \right)^2 - \left( \|Z\|_2^{CD} \right)^2 \right|}{\left( \|Z\|_2^{SD} \right)^2} \quad (10)$$

#### 4.2.2 TEMPO DE VOO (TOF)

A métrica *time-of flight*(TOF) – tempo de voo, descreve o tempo necessário para que uma onda mecânica, aplicada em um meio por um atuador leva para chegar a um sensor. Na figura 22 está ilustrado um sinal captado 62.3µs após o início do ensaio. Para utilizar esta



métrica, basta comparar o tempo de voo de um sinal de referência com o sinal a ser analisado. O valor obtido pela diferença entre o pico máximo de dois sinais da mesma estrutura pode representar a presença de alguma alteração no sistema (dano) e esta relação é apresentada na equação 39.



Fonte: Elaborado pelo autor.

$$Max(referência) - Max(dano) \quad (39)$$

#### 4.2.3 COEFICIENTE DE CORRELAÇÃO (CCDM)

O coeficiente de correlação, CCDM (CORRELATION COEFFICIENT DEVIATION MEAN) basicamente estabelece o nível da relação entre duas variáveis. O índice CCDM corresponde a equação 40:

$$I_{CCDM} = 1 - \rho \quad (40)$$

onde,

$$\rho = \frac{cov(s^{SD}, s^{CD})}{\sigma^{SD} \sigma^{CD}} = \frac{1}{n-1} \frac{\sum_{i=1}^n \left( (s_i^{(SD)} - \tilde{s}^{(SD)}) (s_i^{(CD)} - \tilde{s}^{(CD)}) \right)}{\sigma^{SD} \sigma^{CD}} \quad (41)$$

Substituindo as equações 40 e 41:

$$I_{CCDM} = 1 - \frac{1}{n-1} \frac{\sum_{i=1}^n \left( (s_i^{(SD)} - \tilde{s}^{(SD)}) (s_i^{(CD)} - \tilde{s}^{(CD)}) \right)}{\sigma^{SD} \sigma^{CD}} \quad (42)$$

onde  $\rho$  representa o coeficiente de correlação,  $cov$  é a covariância cruzada. As variáveis  $s_i^{(SD)}$  e  $\tilde{s}^{(SD)}$  representam respectivamente o i-ésimo componente e o valor médio do sinal considerado como *baseline* (referência) ou sem dano. As variáveis  $s_i^{(CD)}$  e  $\tilde{s}^{(CD)}$  representam respectivamente o i-ésimo componente e o valor médio do sinal considerado como de estado desconhecido ou com dano a ser comparado com a referência. A variável  $\sigma^{SD}$  é o desvio padrão de  $s_i^{(SD)}$  e  $\sigma^{CD}$  é o desvio padrão de  $s_i^{(CD)}$ .

## 5 DETECÇÃO E LOCALIZAÇÃO DE DANOS EM MATERIAL COMPÓSITO UTILIZANDO REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS

Este estudo de monitoramento estrutural visa detectar e localizar danos em um componente aeronáutico fabricado em fibra de carbono/epóxi. As análises e processamento se iniciaram com ensaios na estrutura sem dano e posteriormente com danos. Os sinais captados da estrutura sem dano foram processados por métricas e os resultados servirão para treinar um grupo de Redes Neurais Artificiais que terão o objetivo de identificar a temperatura do material independente da existência de danos. As simulações dos danos foram realizadas através da colagem provisória de massa adesiva que produz o efeito de delaminação em materiais compósitos. Esta massa pode ser retirada e colocada em diferentes posições, realizando assim, ensaios não-destrutivo. PZTs foram utilizados para transmissão e captação dos sinais de ondas de Lamb. . Os testes serão realizados para diferentes temperaturas com objetivo de distinguir as alterações dos sinais devido a variação de temperatura e alteração no sinal resultante do dano.

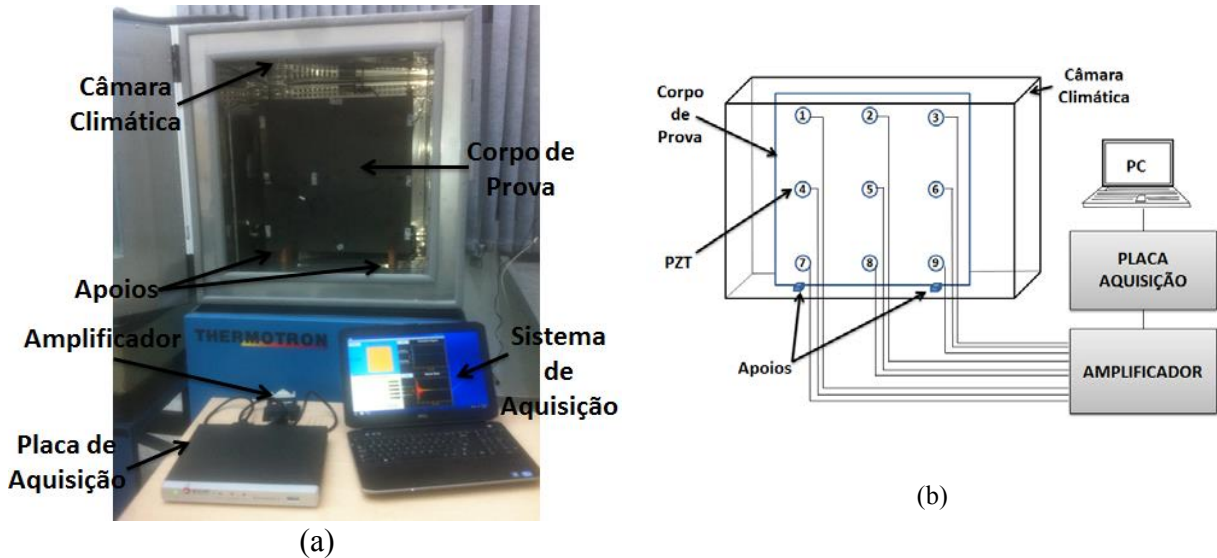
### 5.1 MATERIAIS E MÉTODOS

A figura 23 mostra a montagem utilizada e os recursos disponíveis nos testes experimentais. Para os testes experimentais foram utilizados os seguintes recursos:

- Corpo de prova: Placa de Carbono/Epóxi;
- LVDT modelo TID-20;
- Sensores fixados no corpo de prova e sistema de fixação: 9 PZTs modelo SML-SP1-1/4-0 *single layers* da Acellent e Epóxi aeronáutico Henkel Hysol EA 9320NA;
- Material utilizado para simular os danos: Massa adesiva Hexcel;
- Sistemas de aquisição de sinais: Placa de aquisição Acellent ScanGenie II e Software de aquisição ACCESS 2.1;
- Amplificador Switch Amplifier-II (SA-II) da Acellent;
- Sistema de Processamento: Software de processamento MATLAB<sup>®</sup> versão 6.5 e

- Ambiente para os ensaios: Câmara climática Thermotron SM-8. Esta câmara permite uma variação de temperatura de  $-70^{\circ}\text{C}$  a  $180^{\circ}\text{C}$ , com controle de umidade de 10 a 98%.

Fig. 23 - (a) Foto dos materiais e equipamentos para os ensaios. (b) Ilustração dos materiais e equipamentos para os ensaios.



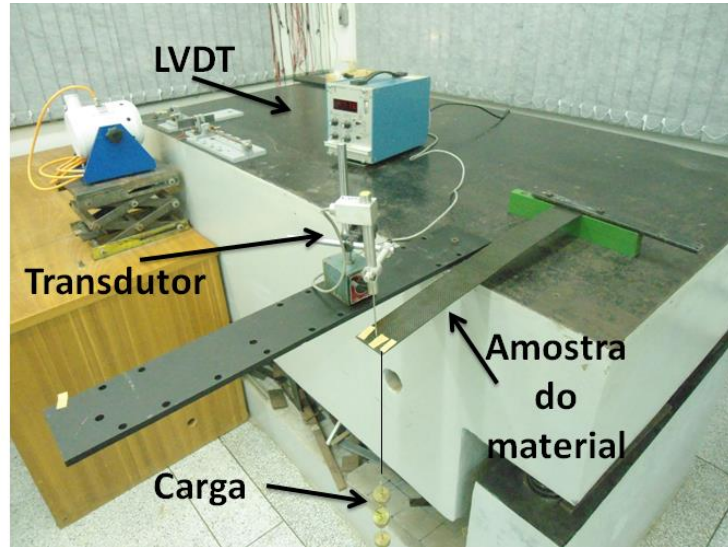
Fonte: Elaborado pelo autor.

### 5.1.1 ARQUITETURA DO CORPO DE PROVA

A placa utilizada nos experimentos é constituída de carbono/epóxi com dimensões de  $500 \times 500 \times 2$  mm. Este laminado é constituído de 10 camadas de uma matriz resinosa *preg* com malha *plain weave*. As camadas foram posicionadas na orientação  $0^{\circ}$  formando assim o *lay-up* unidirecional (como ilustrado na figura 4). Estas configurações concede ao corpo de prova a característica de quase-isotrópico (fig. 5).

Para obter o módulo de elasticidade da placa de fibra de carbono, foram realizados alguns ensaios utilizando o LVDT para medir a deflexão estática de uma amostra da placa em carregamento, como ilustrado na figura 24. Após algumas séries de ensaios chegou-se ao valor de módulo de elasticidade de 150 GPa.

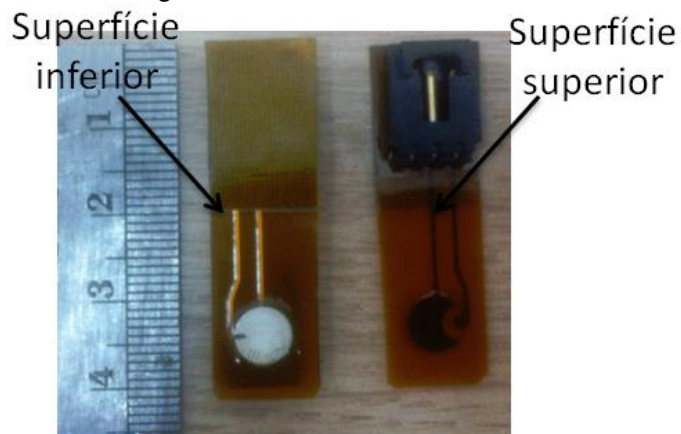
Fig. 24 – Ensaio de deflexão estática para obter módulo de elasticidade.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Para o sensoriamento da placa foram utilizados 9 PZTs da Acellent modelo SML-SP1-1/4-0 (fig. 25) que tem formato tipo disco com: diâmetro de 6.35 mm; espessura de 0.254mm; constante dielétrica relativa de 1750; coeficiente piezelétrica ( $d_{31}$ ) de  $175 \times 10^{-12}$  m/V e tensão elétrica máxima de  $50 \sim 70$  V<sub>AC</sub>. Sendo colados de forma definitiva na estrutura com o epóxi Henkel modelo Hysol EA 9320NA, material destinado para aplicação em estruturas aeronáuticas, tendo em vista a sua tolerância a variação de temperatura e grau de rigidez. Os PZTs foram posicionados em arranjo simétrico, constituindo três linhas e três colunas (fig. 26).

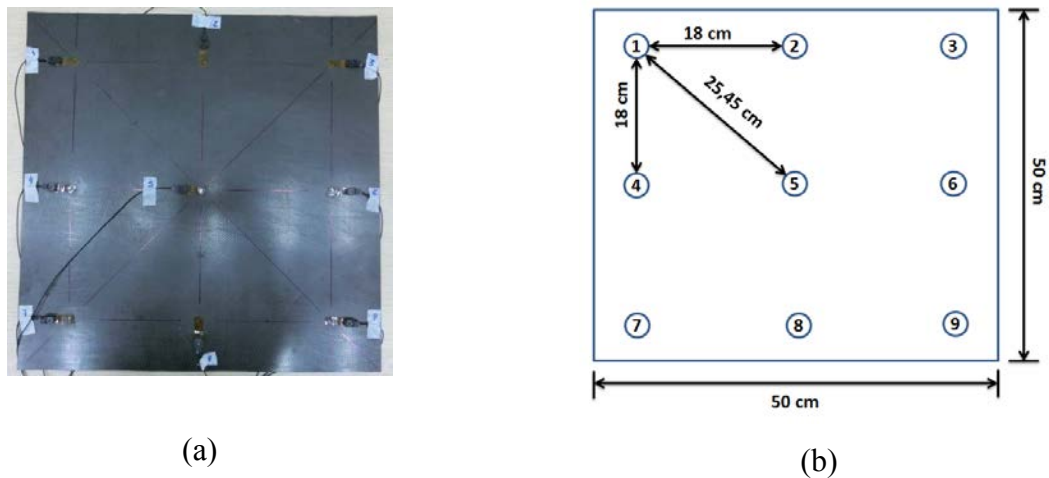
Fig. 25 - PZT modelo SML-SP1-1/4-0.



Fonte: Elaborado pelo autor.

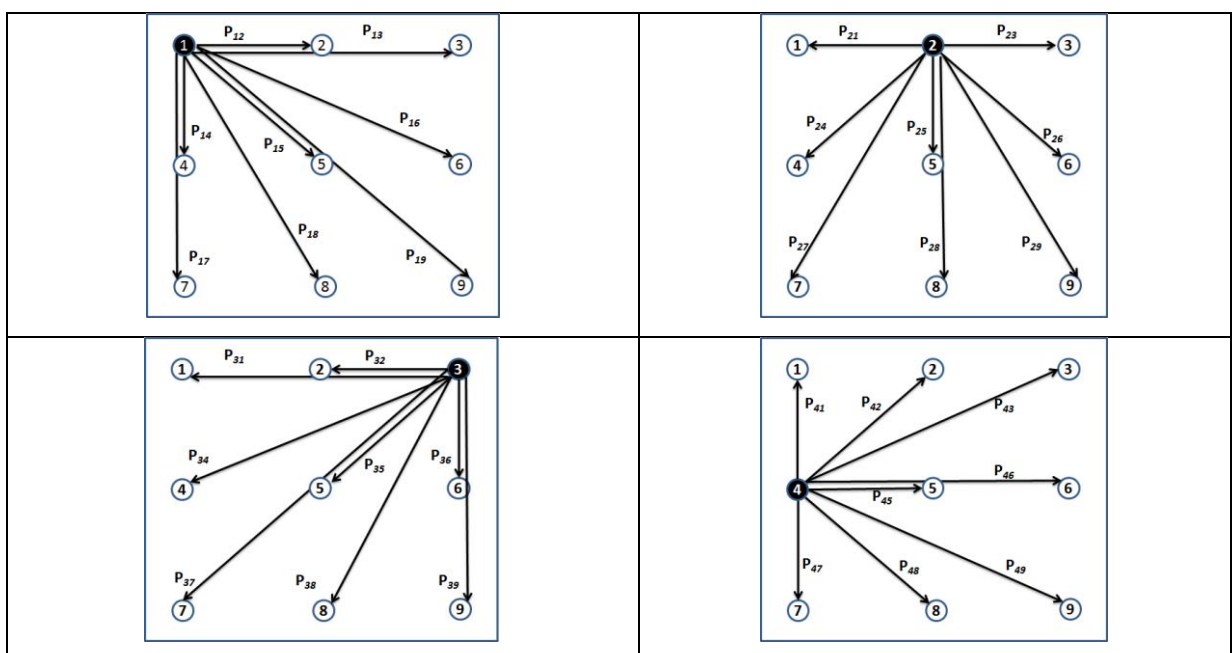
O PZT é muito utilizado neste tipo de aplicação por agir tanto como atuador quanto sensor. Em um arranjo com 9 PZT's é possível varrer toda a estrutura fazendo com que 1 PZT seja atuador e os outros 8 sejam sensores. Sendo 9 possibilidades diferentes de configuração, gerando 8 caminhos (*paths*) entre os outros PZT's em cada possibilidade, formando assim 72 caminhos. Para melhor organização destas informações foram designados cada caminho por  $P_{ij}$ , onde o índice  $i$  representa o atuador e  $j$  representa o sensor como mostra a figura 27.

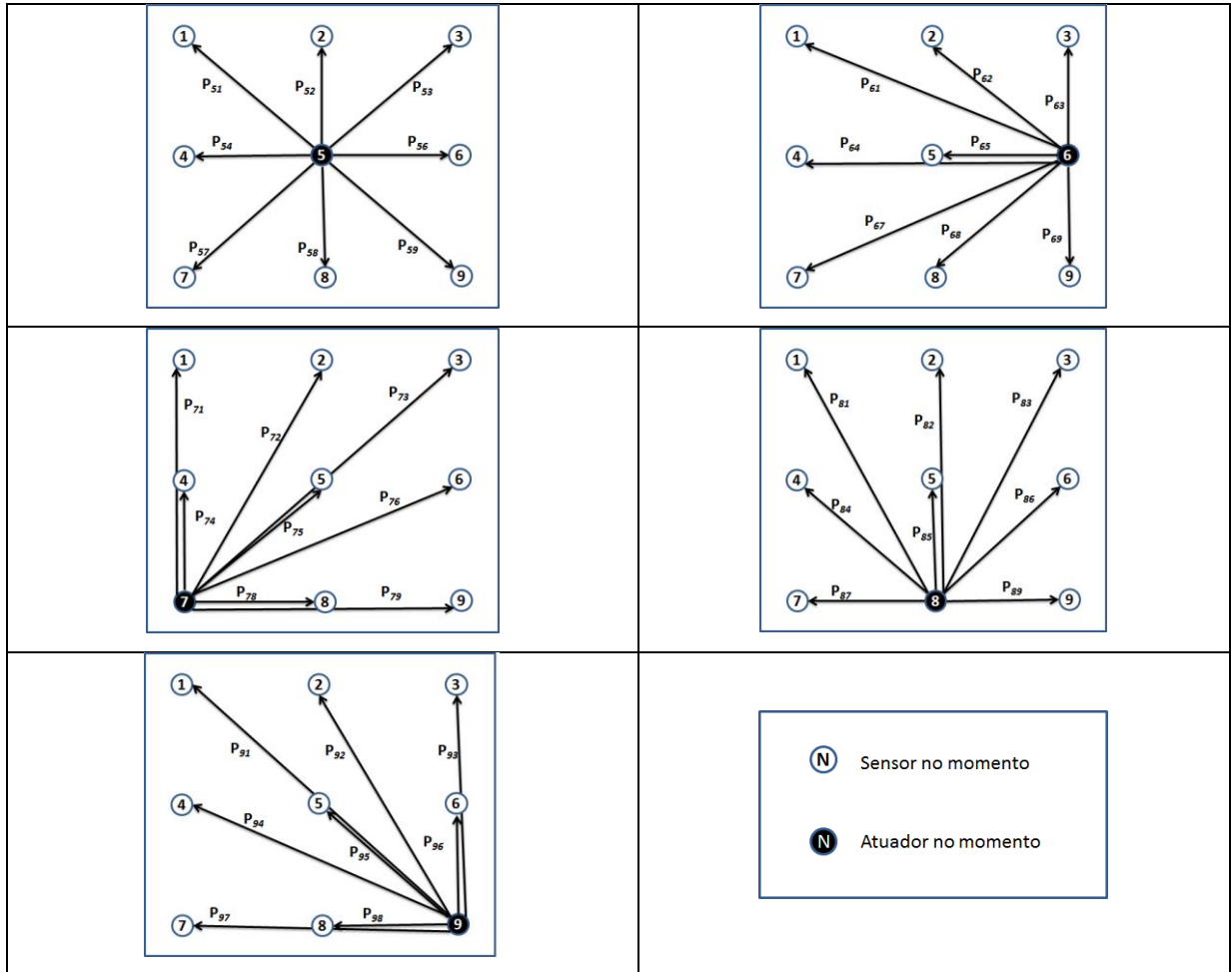
Fig. 26 -(a) fotografia da placa. (b) Ilustração da placa e do posicionamento dos PZTs.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Fig. 27 - Arranjos sensor-atuador utilizados para varredura da estrutura e os caminhos gerados.

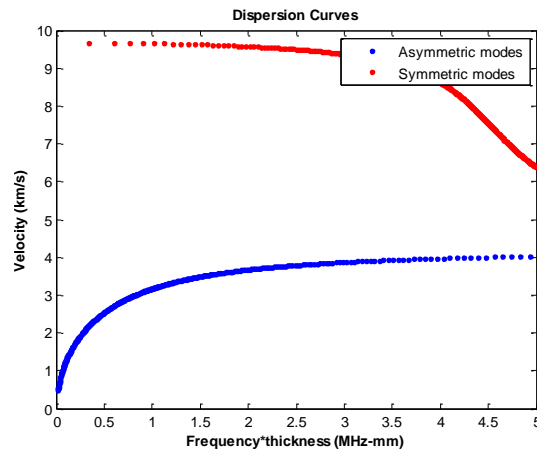




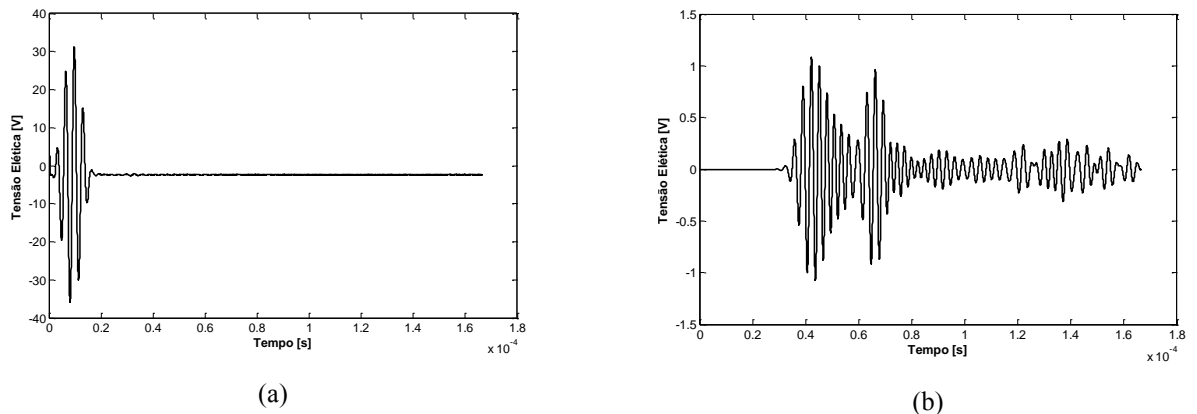
Fonte: Elaborado pelo autor.

O experimento proposto para identificar e localizar danos na estrutura faz uso da análise dos sinais gerados da propagação de ondas de Lamb para cada caminho do arranjo. Para a geração e aquisição dos sinais foi utilizada a placa da Acellent modelo ScanGenie-II Battery Edition que possui como interface o software Acess 2.1.

Fig. 28 - Gráfico de Curvas de Dispersão da Fibra de Carbono.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Fig. 29 - (a) Sinal de excitação emitido pelo atuador. (b) Sinal captado da onda propagada no caminho P<sub>12</sub>.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Considerando a informação de que o corpo de prova é quase-isotrópico, foi construir o gráfico das curvas de dispersão (fig. 28), a partir dos valores de: coeficiente de Poisson de 0.35; densidade de  $1,6 \text{ g/cm}^3$  e Módulos de Elasticidade de 150 GPa. Como parâmetros de aquisição foram escolhidos: frequência de amostragem de 48 Ms/s para 8000 pontos. O sinal de excitação consiste de um seno de 300kHz de Amplitude 35 volts (fig. 29 (a)) janelado por um filtro *hanning* e cinco ciclos, denominado por *Burst 5*.

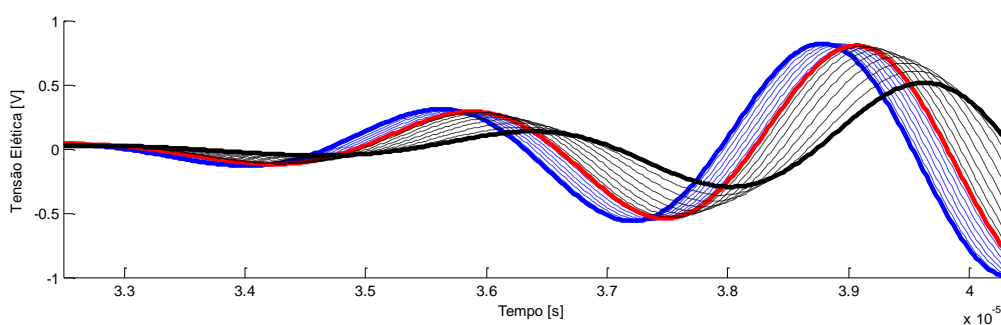
### 5.1.2 NÍVEIS DE TEMPERATURA



A análise do efeito da temperatura no componente é extremamente relevante, pois o mesmo pode ser erroneamente confundido com um dano, gerando um falso-positivo na detecção de dados. Para investigar esta condição do sistema foi utilizada a câmara climática Thermotron modelo SM-8. A estrutura foi excitada em 16 níveis de temperaturas diferentes, sendo de  $-45^{\circ}\text{C}$  à  $105^{\circ}\text{C}$ , em intervalos de  $10^{\circ}\text{C}$ . Para processar este processo foi utilizada as RNAs devido a capacidade de generalização e a robustez que se espera obter do método proposto para localizar e detectar o dano. Estes limites foram escolhidos por serem os valores máximo e mínimo de temperatura suportado pelos sensores. Em cada ensaio, foi esperado um tempo de 20 minutos para a estabilização da temperatura pela estrutura, tempo que acredita-se ser suficiente para a ambientação climática do corpo de prova.

A figura 30 mostra os resultados obtidos na placa de material compósito para o caminho  $P_{12}$ , onde o sinal vermelho representa a temperatura considerada como ambiente ( $25^{\circ}\text{C}$ ). As temperaturas extremas são destacadas pelas linhas contínuas, onde  $-45^{\circ}\text{C}$  é a linha contínua azul e  $105^{\circ}\text{C}$  é a linha contínua preta e as linhas finas são os intervalos entre as temperaturas.

Fig. 30 - Efeito da temperatura no caminho  $P_{12}$  para as temperaturas de  $-45^{\circ}\text{C}$  à  $105^{\circ}\text{C}$ . O sinal vermelho mostra a temperatura de  $25^{\circ}\text{C}$ .



Fonte: Elaborado pelo autor.

Os testes experimentais para variação de temperatura foram realizados na câmara climática que possui dois sensores de temperatura, sendo que um fica posicionado na entrada do ar climatizado e o outro é um sensor móvel que pode ser fixado na estrutura. Para a realização dos testes não foi utilizado o sensor móvel, pois a escolha do ponto de fixação, poderia tanto comprometer as medições quanto não representar a temperatura em todo o corpo de prova. A utilização do controle de temperatura apenas pelo sensor fixo na entrada do ar na câmara gera uma incerteza, que pode comprometer um pouco a repetitividade dos resultados. Sem a utilização do sensor móvel e procurando obter as mesmas condições em todos os testes,

optou-se por esperar 20 minutos em cada ensaio, tempo que acredita-se seja suficiente para a troca térmica para a estrutura sob análise.

Outro ponto que pode por em risco a repetitividade do experimento é a condição de contorno do corpo de prova, que por causa da altura e o comprimento pouco menores que as dimensões do espaço interno da câmara, propiciaram uma única opção de suporte. A estrutura foi apoiada em duas vigas de madeira com um rasgo para o encaixe (fig. 23).

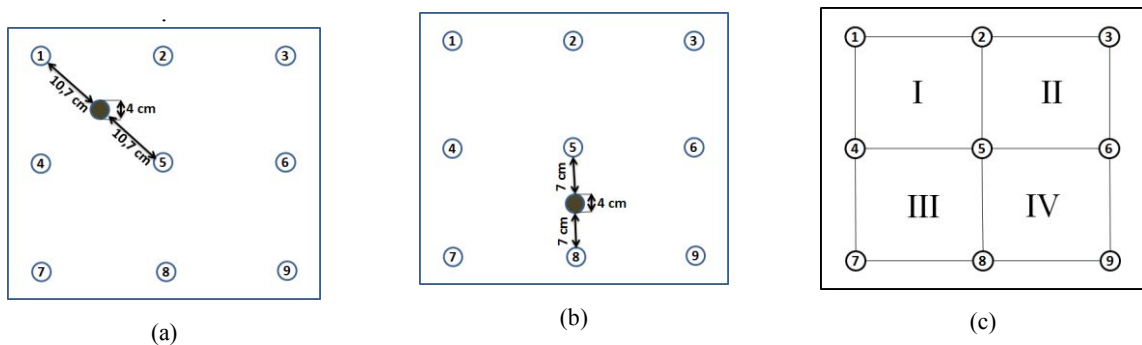
Embora haja incertezas nas medições, elas não são consideradas empecilho para o estudo, pois quando utilizado um sistema inteligente como as redes neurais artificiais se espera que sua robustez e capacidade de generalização sejam capazes de driblar estas incertezas fornecendo um resultado consistente.

### 5.1.3 ARQUITETURA DOS DANOS

Para a análise de localização do dano foi proposto dois pontos onde seriam colocados os danos em ensaios diferentes. Sendo estes apresentados na figura 31(a) intitulado como dano 1 e na figura 31(b) intitulado como dano 2. A Figura 31(c) mostra uma divisão da estrutura em quadrantes, que servirá para representar a localização dos danos, no caso, espera-se que o dano 1 seja localizado no quadrante I e o dano 2 entre os quadrantes III e IV.

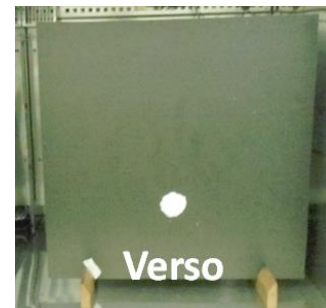
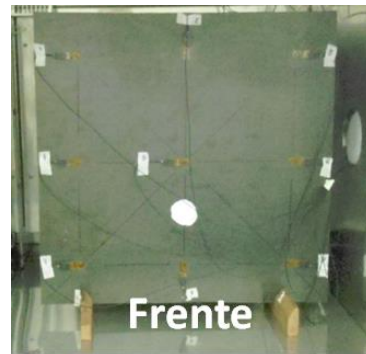
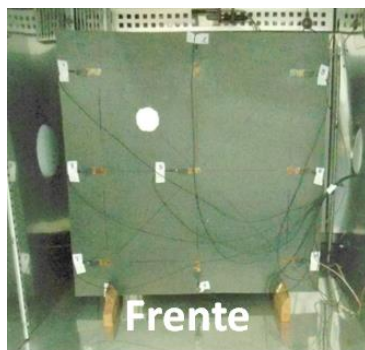
Os danos foram simulados pela adição da massa adesiva de 15g dividida em duas partes de 7.5g para serem coladas na superfície superior e a outra na superfície inferior da placa. A área de deposição de cada parcela da massa foi de 4 cm de diâmetro, simulando a presença de delaminação na placa (SOHN, 2005). A figura 32(a) mostra o posicionamento da massa adesiva no local do dano 1 (frente e verso) e a figura 32(b) mostra o posicionamento da massa adesiva no local do dano 2 (frente e verso).

Fig. 31 – (a) Massa colada entre os sensores 1 e 5, representando o dano 1. (b) Massa colada entre os sensores 5 e 8 representando o dano 2.(c) Divisão espacial do corpo de prova em quadrantes



Fonte: Elaborado pelo autor.

Fig. 32 - (a) Localização do dano 1, (b) Localização do dano 2.



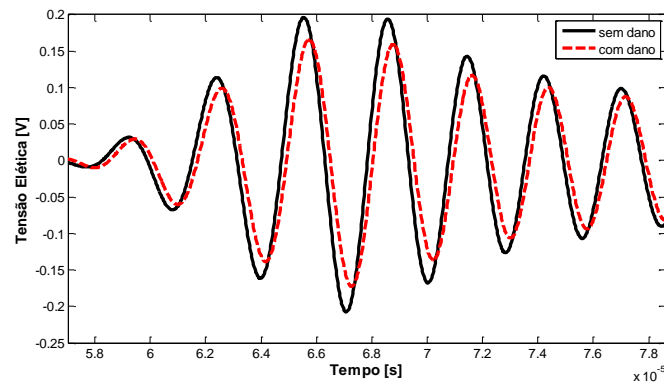
(a)

(b)

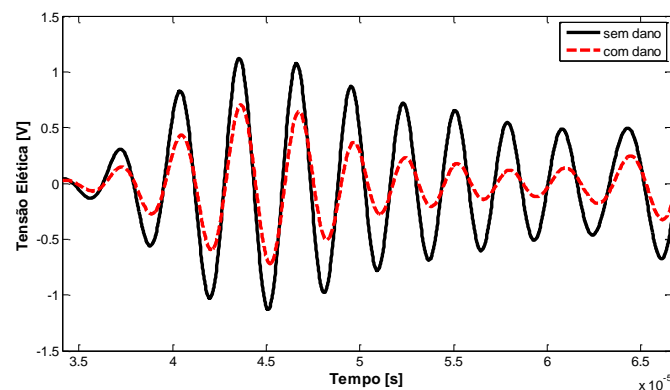
Fonte: Elaborado pelo autor.

A detecção e localização do dano utilizando a propagação das ondas de Lamb é possível pois a existência de dano na estrutura causa dois fenômenos nos caminhos de propagação da onda: a dispersão e a atenuação. A figura 33(a) mostra o sinal de referência sem dano na temperatura de  $25^{\circ}\text{C}$  e o sinal obtido após a aplicação do dano 1 captado no  $P_{51}$ , e a figura 33(b) mostra o sinal de referência sem dano na temperatura de  $25^{\circ}\text{C}$  e o sinal obtido após a aplicação do dano 2 captado no  $P_{58}$ . Os sinais a temperatura de  $25^{\circ}\text{C}$  serão utilizados como sinais de referência (*baseline*) em todas as análises.

Fig. 33 - (a) Efeito causado pelo dano 1 captado no P<sub>51</sub>. (b) Efeito causado pelo dano 2 captado no P<sub>58</sub>.



(a)

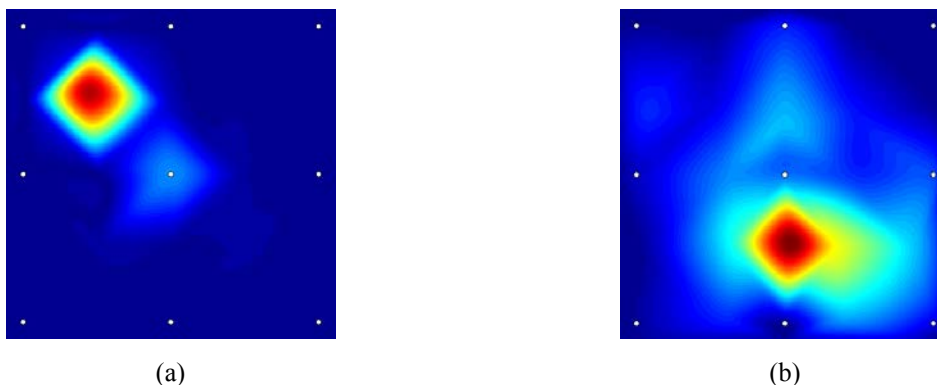


(b)

Fonte: Elaborado pelo autor.

O software do sistema de aquisição (Acess 2.1) é capaz de realizar alguns tipos de processamento para análises, e um destes recursos é o *Direct Path Image*, uma interface com alguns filtros que possibilita uma análise gráfica. Para demonstrar, foram realizados dois ensaios onde, o sinal de referência (*baseline*) é considerado como o grupo de sinais de resposta da estrutura sem danos na temperatura de 25°C para serem comparados com os sinais de resposta contendo os danos que foram obtidos na mesma temperatura. O resultado deste processamento está ilustrado nas figuras 34, que detecta e localiza o dano 1 (fig. 34 (a)) no quadrante I e o dano 2 (fig. 34 (b)) entre os quadrantes III e IV, onde o tom azulado representa a região não atingida por danos, ou onde não foram detectadas alterações nos sinais. A cor vermelha representa a provável localização do dano utilizando a comparação entre os caminhos do estado sem dano e com dano. As desvantagens deste método é que ele não é capaz separar os efeitos da variação da temperatura e os efeitos devido ao dano.

Fig. 34 - Representação gráfica da detecção e localização do dano 1 (a) e dano 2 (b) utilizando o sistema da Accelent e o software ACCESS 2.1.



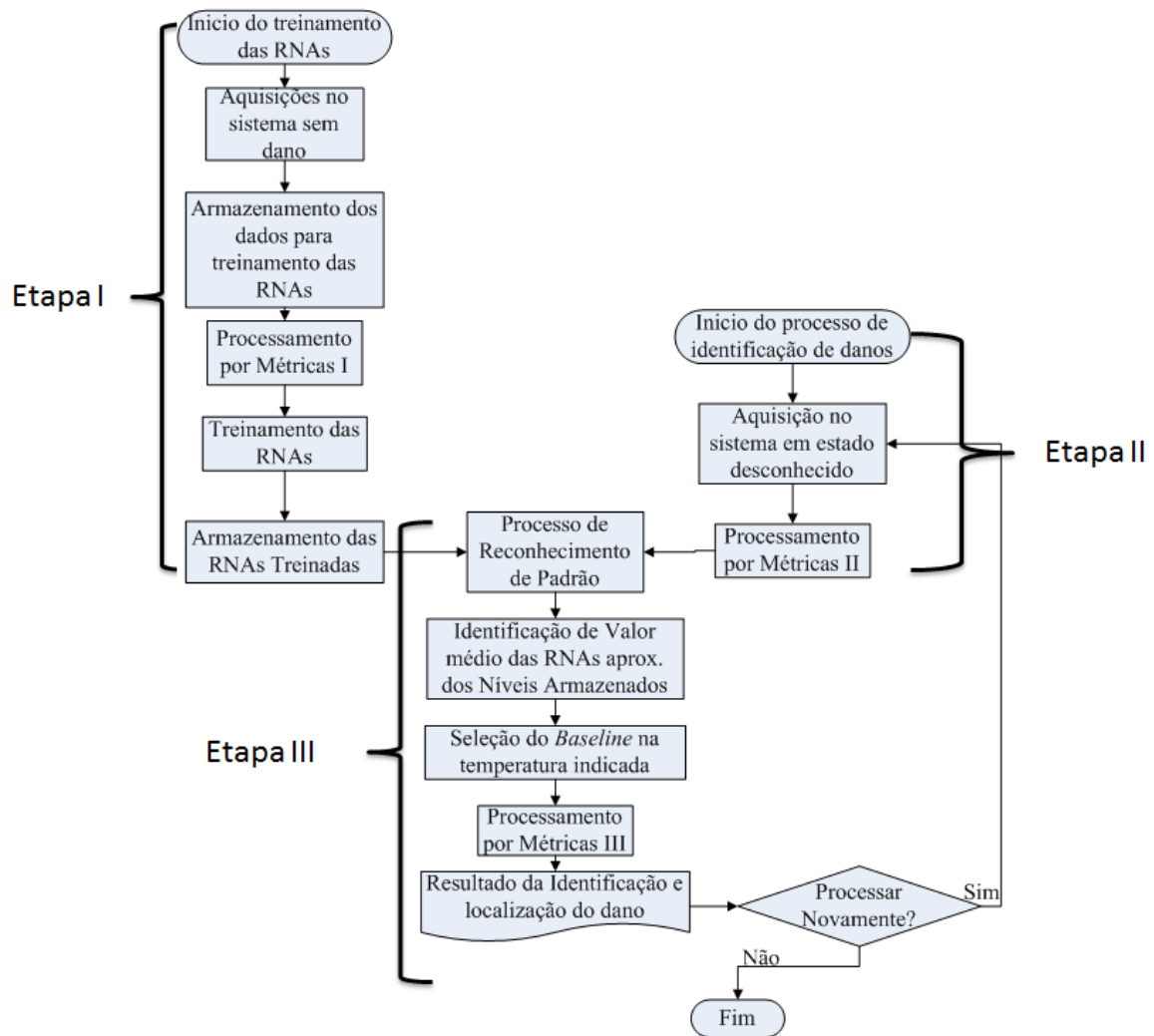
Fonte: Elaborado pelo autor

Para ressaltar, o objetivo deste estudo é construir um sistema automático de identificação e localização do dano que seja capaz de distinguir os efeitos da variação da temperatura dos efeitos dos danos.

## 5.2 CONSTRUÇÃO DO SISTEMA DE DETECÇÃO E LOCALIZAÇÃO AUTOMÁTICA DE DANOS

O trabalho de definição de um sistema automático de detecção e localização de danos em uma estrutura é complexo e necessita vários passos para ser construído. Para uma melhor compreensão de todos os passos, o fluxograma ilustrado na figura 35 ajudará explicar o processo construtivo utilizado neste trabalho. O sistema está dividido em 3 etapas, onde a Etapa I constitui os passos da construção do sistema inteligente formado por RNAs para identificar a faixa de temperatura de qualquer grupo de 72 sinais (referente aos caminhos) apresentado ao sistema. A Etapa II é constituída pelos passos de recepção e tratamento do grupo de sinais de resposta da estrutura em estado desconhecido. A Etapa III é constituída pelos passos a partir da junção das Etapas I e II, onde os dados do estado desconhecido da estrutura são processados pelas RNAs que identificarão sua temperatura para selecionar o respectivo grupo de *baselines*. A partir daí detectar e localizar a existência de danos na estrutura. Nas seções a seguir, estas etapas são descritas em detalhes.

Fig. 35 - Fluxograma que descreve as etapas de construção do sistema proposto.



Fonte: Elaborado pelo autor.

### 5.2.1 ETAPA I - CONSTRUÇÃO DAS RNAs

A Etapa de construção do sistema inteligente constituído pelas RNAs se inicia com a aquisição de sinais no sistema sem dano ou em um estado considerado como ideal para a estrutura. Normalmente, pode ser considerado estado ideal as condições de uma estrutura em seu início de vida útil, onde não sofreu ainda a ação de esforços. Ao serem captados estes sinais de resposta, poderão servir como referência (*baselines*) por todo período de vida útil da estrutura, por este motivo eles são armazenados como ilustrado no fluxograma da figura 35.

Nesta aplicação o objetivo das RNAs é reconhecer a faixa de temperatura do sinal para a estrutura em estado sem dano. Para isto, nesta fase foram realizados 4 grupos de ensaios na estrutura, sendo que cada grupo consiste de 16 ensaios, sendo um para cada nível de temperatura (-45° C a 105°C variando em intervalos de 10°C). Lembrando que em cada ensaio são investigados 72 caminhos, totalizando 4608 vetores (de 8000 pontos cada) da estrutura em condição ideal. Por se tratar de um volume muito grande de informações para o treinamento das RNAs, foi utilizada a estratégia de converter as informações dos sinais da aquisição armazenados vetorialmente em valores que representam as divergências. Nesta etapa são definidas métricas capazes de representar o sinal no domínio do tempo por um valor escalar.

O papel da métrica consiste em analisar uma característica específica do sinal, e a partir daí fazer a comparação. Esta característica pode ser, por exemplo: a diferença na amplitude; a diferença de fase; o valor RMS do sinal; a correlação entre os sinais; etc.

Nesta etapa a estrutura está em estado ideal, porém, a diferença na resposta da estrutura se deve a variação da temperatura atuante (como exposto na fig. 30). No processamento pelas métricas, foi considerado como *baseline* o sinal obtido a 25°C (temperatura ambiente), por ser um valor de temperatura próximo ao que uma aeronave deve estar quando submetida a um processo de manutenção. As métricas são definidas respeitando as variações positivas ou negativas com relação a temperatura 25°C. Para conseguir isto foram utilizadas três métricas: *Time of Flight*, norma  $H_2$  e norma  $H_\infty$ , porém, sendo necessária a adaptação na forma de comparação destas últimas duas. Por possuírem comparação em módulo (equações 43 e 44) não é possível obter resultados negativos para representar os sinais obtidos em temperatura inferior a 25°C, ficando as equações da seguinte forma:

$$H_2 \text{ mod} = \frac{\left(\|Z\|_2^{SD}\right)^2 - \left(\|Z\|_2^{CD}\right)^2}{\left(\|Z\|_2^{SD}\right)^2} \quad (43)$$

$$H_\infty \text{ mod} = \frac{\left(\|Z\|_\infty^{SD}\right)^2 - \left(\|Z\|_\infty^{CD}\right)^2}{\left(\|Z\|_\infty^{SD}\right)^2} \quad (44)$$

Na estratégia de treinamento foi estipulada a criação de uma rede para cada caminho, sendo então o total de 72 RNAs. Por se tratar de uma quantidade grande de informações mesmo sendo resultado de métricas, todos estes dados ainda constituem uma quantidade

grande de informações (72 matrizes 3x64). Para facilitar o entendimento do método utilizado será mostrado alguns exemplos que ilustram como foi a fase construtiva do processamento de todos os dados (fig. 37 e fig. 38).

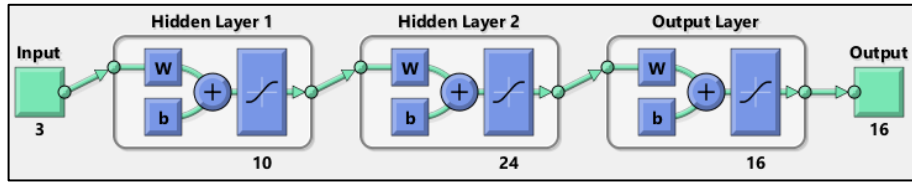
As 72 RNAs são iguais, sendo cada uma construída em 4 camadas, sendo: 1 camada de entrada, 2 camadas intermediárias e 1 camada de saída, onde: a quantidade de neurônios da camada de entrada corresponde a quantidade de pontos no vetor de entrada (no caso são 3); a primeira camada intermediária possui 10 neurônios; a segunda camada intermediária possui 24 neurônios e; o número de neurônios na camada de saída corresponde ao número de pontos na resposta (no caso 16). A figura 36 ilustra o modelo da arquitetura de uma das RNAs. Em todos os neurônios foi utilizada a função de ativação Tangente Hiperbólica e o treinamento utilizado foi o Levenberg-Marquardt *backpropagation*.

Para avaliar o treinamento de cada rede, foram utilizadas 10 amostras para testar (aproximadamente 15% dos dados de treinamento) e mais 10 para validar (aproximadamente 15% dos dados de treinamento).

Para ilustrar os resultados obtidos desta etapa de adequação dos dados de treinamento são utilizados os exemplos das figuras 37 e 38. Na figura 37(a) são demonstrados os sinais de resposta da estrutura nos 16 níveis de temperatura no caminho  $P_{64}$ , sendo as temperaturas extremas destacadas pela linha contínua, onde  $-45^{\circ}\text{C}$  é a linha contínua azul e  $105^{\circ}\text{C}$  é a linha contínua preta e as linhas tracejadas são os intervalos entre as temperaturas. A linha vermelha representa o *baseline* de  $25^{\circ}\text{C}$ . As colunas pretas e azuis no gráfico da figura 37 representam os limites dos trechos que foram utilizados para o cálculo das métricas, sendo: as colunas azuis representando os limites do trecho utilizado pela métrica  $H_{\infty\text{mod}}$  e as colunas pretas representando os limites do trecho utilizado pelas métricas  $H_{2\text{mod}}$  e *Time of Flight*. A figura 38(a) mostra os sinais para o caminho  $P_{13}$  e os limites utilizados pelas três métricas coincidentes. Todo este processo de seleção foi realizado manualmente para cada um dos 72 caminhos possíveis de propagação. Nos gráficos das figuras 37 (b), 37 (c) e 37 (d), estão plotados os resultados das normas  $H_2$ ,  $H_{\infty}$  e *Time of Flight* para o caminho  $P_{64}$  e nos gráficos 38 (b), 38 (c) e 38 (d) estão plotados os resultados das normas  $H_2$ ,  $H_{\infty}$  e *Time of Flight* para o caminho  $P_{13}$ .

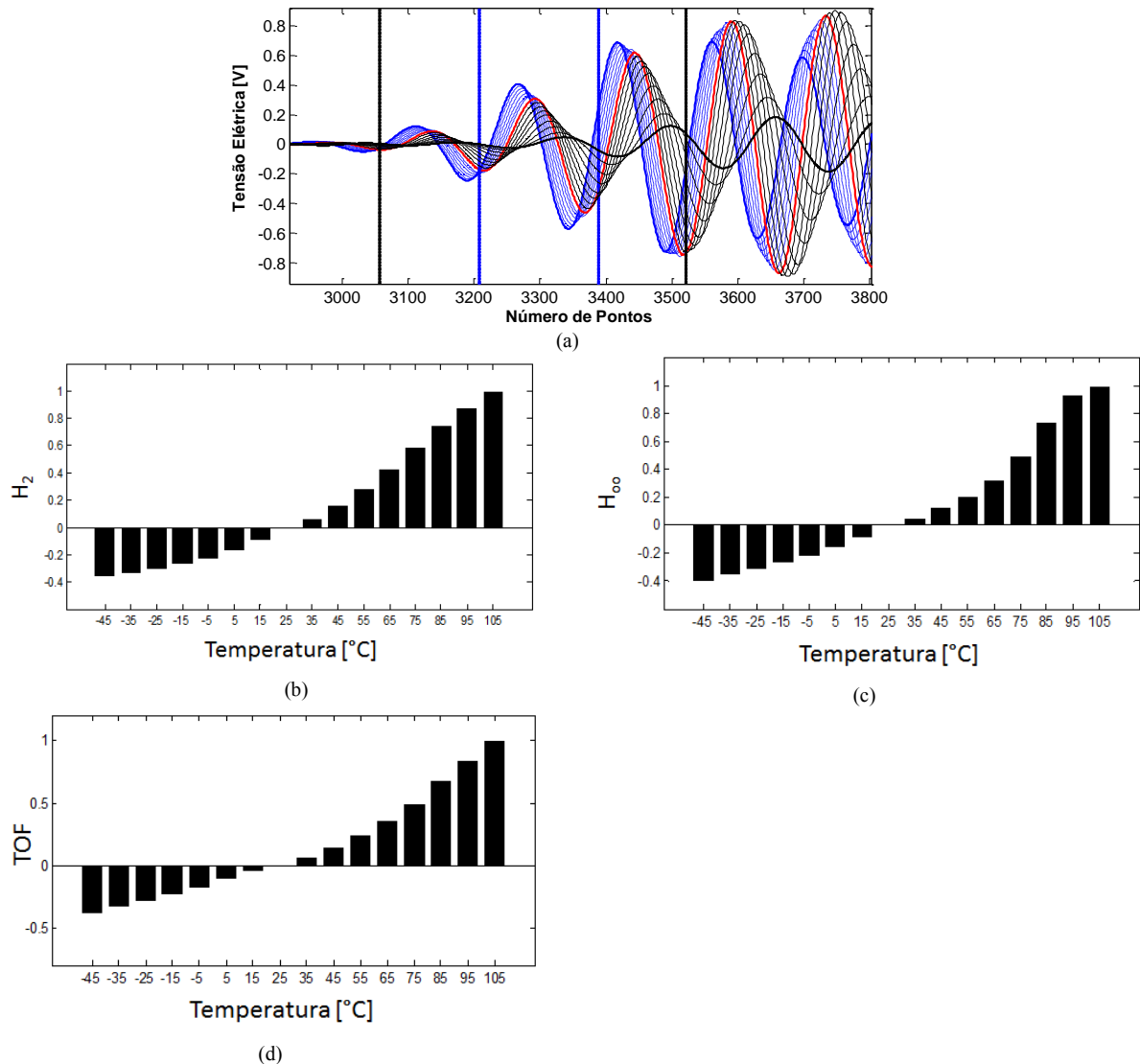


Fig. 36 - Ilustração arquitetura das redes neurais.



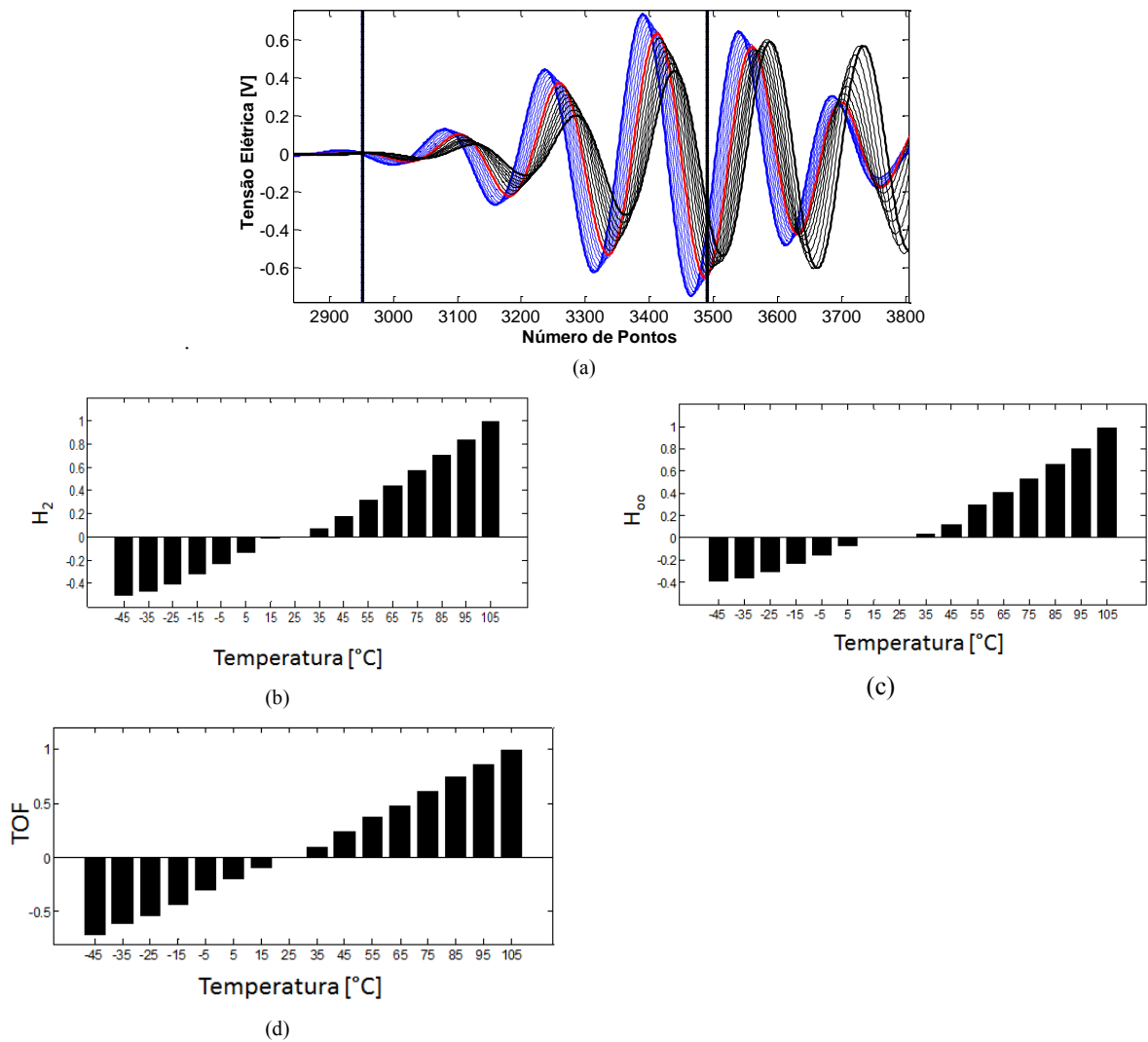
Fonte: Elaborado pelo autor.

Fig. 37 - (a) Trechos de análise no caminho  $P_{64}$ ; (b) Valores da métrica  $H_2$ ; (c) Valores da métrica  $H_{\infty}$ ; (d) Valores da métrica TOF utilizadas para mensurar as diferenças entre as temperaturas.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Fig. 38 - (a) Trechos de análise no caminho  $P_{13}$ ; (b) Valores da métrica  $H_2$ ; (c) Valores da métrica  $H_{\infty}$ ; (d) Valores da métrica TOF utilizadas para mensurar as diferenças entre as temperaturas.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Após atingir um erro médio quadrático entre as saídas e os padrões apresentado ao sistema satisfatório no treinamento (aproximadamente  $10^{-3}$ ) das 72 RNAs, todas estas informações processadas foram armazenadas para estar de prontidão quando solicitado o reconhecimento dos padrões treinados.

### 5.2.2 ETAPA II – AQUISIÇÃO DO SINAL EM ESTADO DESCONHECIDO

O que se espera de um sistema automático de detecção e localização de danos é a de que convirja a solução correta para qualquer entrada oriunda da aquisição de sinais da estrutura. Para isto, é importante que a Etapa II seja construída para adequar os sinais de resposta do sistema em estado desconhecido às mesmas regras utilizadas na seleção e tratamento dos sinais da estrutura em estado ideal. Sendo assim, estes ensaios devem ocorrer

nas mesmas condições, como: frequência de amostragem, número de pontos, condição de contorno e ser excitado pelo mesmo sinal (*Burst 5*).

Após o processo de aquisição dos sinais, eles são analisados seguindo as mesmas três métricas utilizadas na Etapa I:  $H_2$ mod,  $H_\infty$ mod e *Time-of-Flight*, dentro dos mesmos limites para cada caminho. Estes três valores organizados em vetores (cada vetor correspondente a um caminho) formarão a entrada para o grupo de RNAs.

Para a comprovação dos métodos foram escolhidos alguns exemplos, que serão expostos na próxima sessão:

- Exemplo 1

Avaliar o sistema utilizando amostras de sinais de resposta da estrutura nas três situações: a) com dano 1; b) com dano 2 e c) sem dano, expostos a temperatura de  $-45^\circ\text{C}$ .

- Exemplo 2

Avaliar o sistema utilizando amostras de sinais de resposta da estrutura nas três situações: a) com dano 1; b) com dano 2 e c) sem dano, expostos a temperatura de  $25^\circ\text{C}$ .

- Exemplo 3

Avaliar o sistema utilizando amostras de sinais de resposta da estrutura nas três situações: a) com dano 1; b) com dano 2 e c) sem dano, expostos a temperatura de  $105^\circ\text{C}$ .

- Exemplo 4

Avaliar o sistema utilizando amostras de sinais de resposta da estrutura com dano 1, exposta a temperatura de  $1^\circ\text{C}$ .

### 5.2.3 ETAPA III – RECONHECIMENTO DE PADRÃO DE TEMPERATURA, DETECÇÃO E LOCALIZAÇÃO DE DANOS

O primeiro passo nesta etapa é o reconhecimento de padrão realizado pelo grupo de RNAs sobre o sinal de resposta da estrutura em estado desconhecido. Neste ponto o resultado

do passo “métricas II” (Etapa II) será confrontado com o treinamento armazenado das RNAs oriundas da Etapa I.

O resultado do processamento de uma das redes neurais artificiais é constituído de um vetor de 16 linhas (fig. 36), sendo que cada posição no vetor corresponde a um nível de temperatura. Para ilustrar de forma compacta o resultado do processamento das 72 RNAs para o conjunto de sinais de resposta da estrutura (P<sub>12</sub> à P<sub>98</sub>), foram construídos gráficos em barras como, por exemplo, o demonstrado na figura 39, onde os valores de saída estão ilustrados em cada nível da escala com os respectivos índices de acerto de cada uma delas.

É importante salientar que o eixo das abscissas representa os 16 níveis de temperatura e, que as colunas são referentes a estes níveis, demonstrando apenas a tendência de resultado através da densidade de acertos das 72 RNAs. O sistema de cores é uma forma automática de representar a diferença entre estas colunas, onde o tom mais forte de azul representa a 1ª RNA (referente ao P<sub>12</sub>) e o tom mais forte de vermelho representa a 72ª RNA (referente ao P<sub>98</sub>).

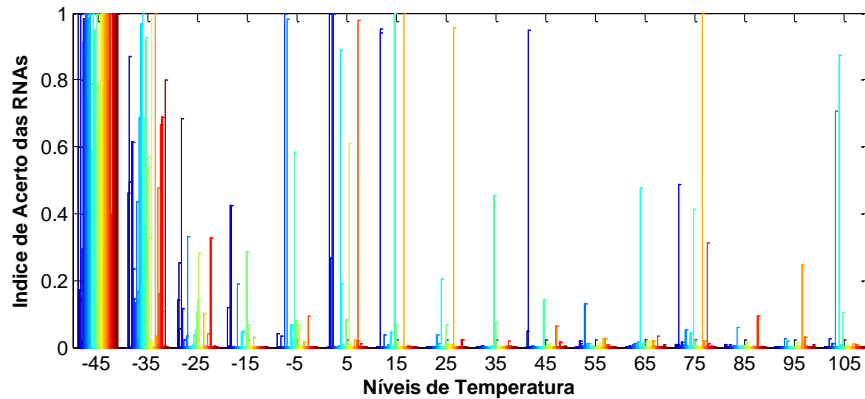
Após o reconhecimento de padrão das RNAs é realizado uma média dos índices de acerto de cada caminho, a partir deste valor é escolhido o nível de temperatura mais próximo do apontado pela media. Este valor determinado do nível de temperatura servirá para apontar qual o grupo de *baselines* para comparar o grupo de sinais de resposta da estrutura em estado desconhecido.

#### 5.2.3.1 Exemplo 1

a) **Avaliação do sistema utilizando grupo de sinais de resposta da estrutura com dano 1, exposta a -45°C.**

A avaliação se inicia com o reconhecimento de padrão pelas RNAs do resultado das “métricas 2” do grupo de sinais de resposta com o dano 1 (de P<sub>12</sub> à P<sub>98</sub>) para a temperatura de -45°C.

Fig. 39 - Resposta do reconhecimento de padrão pelas RNAs a um grupo de aquisição em  $-45^{\circ}\text{C}$  com o dano 1.



Fonte: Elaborado pelo autor.

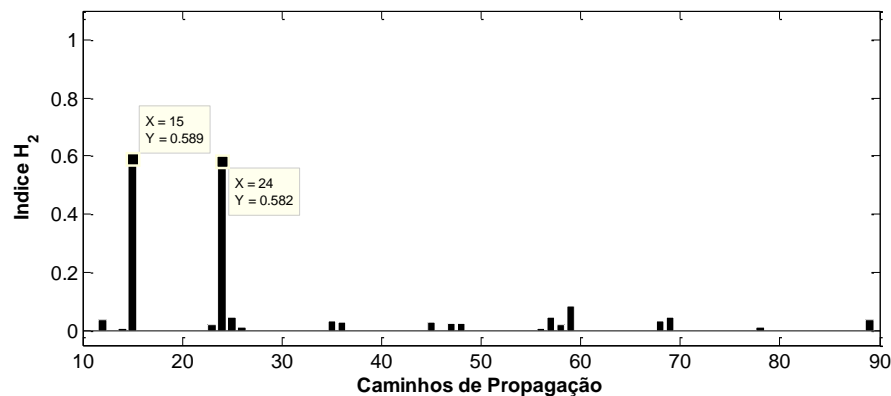
É possível observar na figura 39 que há uma densidade de barras maior no espaço que corresponde a temperatura de  $-45^{\circ}\text{C}$ , mesmo na presença de um dano. É importante lembrar que os dados para treinamento das RNAs apenas continham informações da estrutura em estado ideal. O sucesso no reconhecimento de padrões mesmo com a presença do dano parte da ideia de que a presença do dano na estrutura causa variação do sinal em apenas alguns dos caminhos de propagação de onda, mas a maioria continua como uma estrutura saudável, sofrendo, portanto, apenas a ação da temperatura. É possível notar (fig. 39) que mesmo com o dano, as RNAs identificam, em sua maioria, o padrão estipulado para a temperatura, mesmo que alguns caminhos se identifiquem mais com outros padrões devido as mudanças em alguns dos sinais obtidos na propagação da onda. Além desta variação, há ainda a possibilidade de incertezas nas medições. Para obter um valor representativo, cada medida foi repetida quatro vezes e se esperou um tempo de 20 minutos entre os ensaios para estabilização, este tempo é considerado como suficiente para a ambientação da estrutura.

Após o processamento das RNAs, o próximo passo é a seleção da amostra referência do conjunto de *baselines*, que no caso é de  $-45^{\circ}\text{C}$ , para a análise pelo passo “métricas III”. Nesta etapa foram testadas as métricas CCDM, TOF,  $H_2$  e  $H_{\infty}$ , porém, só as últimas duas foram utilizadas para a apresentação, por representar melhor os resultados da detecção e localização do dano. Diferente das etapas anteriores, as métricas  $H_2$  e  $H_{\infty}$  aqui utilizam da comparação em módulo, como descrito nas equações 36 e 38, representando todos os resultados em valores positivo.

Os caminhos utilizados para localizar o dano serão:  $P_{12}$ ;  $P_{14}$ ;  $P_{15}$ ;  $P_{23}$ ;  $P_{24}$ ;  $P_{25}$ ;  $P_{26}$ ;  $P_{35}$ ;  $P_{36}$ ;  $P_{47}$ ;  $P_{48}$ ;  $P_{56}$ ;  $P_{57}$ ;  $P_{58}$ ;  $P_{59}$ ;  $P_{68}$ ;  $P_{69}$ ;  $P_{78}$  e  $P_{89}$ . Estes caminhos correspondem as menores distâncias entre os PZTs, formando a imagem da figura 44.

Nas figuras 40 e 41 é possível notar que dois caminhos se destacam dos demais, sendo eles:  $P_{15}$  e o  $P_{24}$ , caminhos estes que passam por onde o dano está localizado. Na mesma figura é possível observar também a indicação de alterações em outros caminhos, porém em uma escala muito menor, isto é atribuído a variação das medições devido as incertezas.

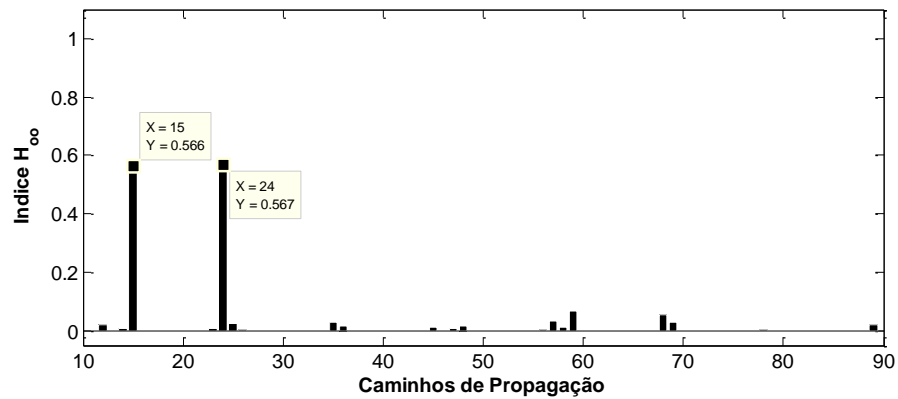
Fig. 40 - Resultado da métrica  $H_2$  a um grupo de aquisição em  $-45^\circ\text{C}$  com o dano 1.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Os valores embutido dentro do espaço nos gráficos das figuras 40 e 41 entre outros são denominados pelo MATLAB<sup>®</sup> como *data cursor*, que servirá para auxiliar a visualização do posicionamento e os resultados das barras que correspondem ao caminho de propagação e o índice de cada métrica. Nestes *data cursor* os valores em X correspondem aos subscritos ij dos caminhos de propagação  $P_{ij}$ , sendo o  $X = 15$  e  $X = 24$  referente ao  $P_{15}$  e  $P_{24}$  respectivamente e Y o índice da métrica.

.Fig. 41 Resultado da métrica  $H_\infty$  a um grupo de aquisição em  $-45^\circ\text{C}$  com o dano 1

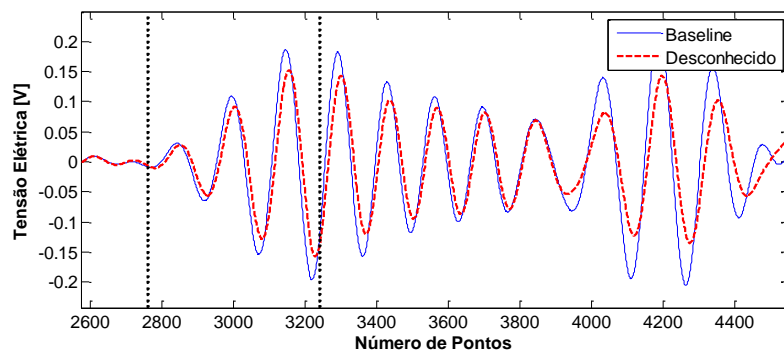


Fonte: Elaborado pelo autor.

Nas figuras 42 e 43 estão mostrados os *baselines* e os sinais de propagação de onda nos caminhos P<sub>15</sub> e P<sub>24</sub> demonstrando a ação do dano nestes caminhos. As linhas verticais correspondem ao intervalo no sinal que foi utilizado para construir as métricas. Foi utilizado este intervalo, pois o sinal é composto apenas com as ondas do modo S<sub>0</sub>. Para um tempo maior, além das ondas devido ao modo A<sub>0</sub>, começar haver influência das reflexões das ondas.

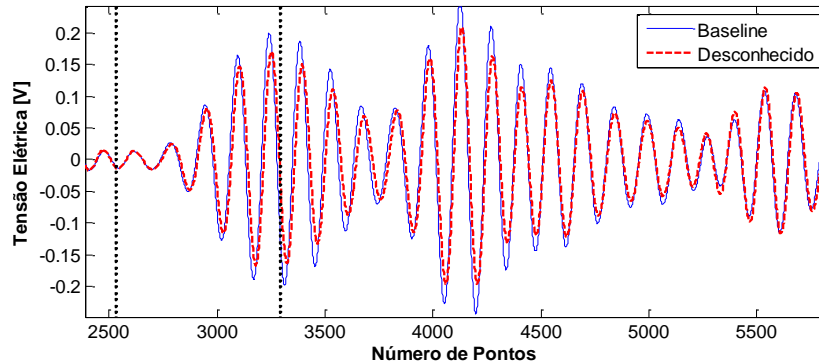
A figura 44 demonstra em linhas vermelhas os caminhos que sofreram as maiores alterações na propagação de onda, segundo o resultado das métricas, indicando a localização do dano no quadrante I (fig. 31(c)). Se comparadas esta figura com as figuras 32(a) e 34(a) é possível observar que os métodos corresponderam as expectativas de detecção e localização para o dano 1 na temperatura de -45°C.

Fig. 42 - Gráfico de comparação entre o *baseline* e o sinal de estado desconhecido no Caminho P<sub>15</sub>.



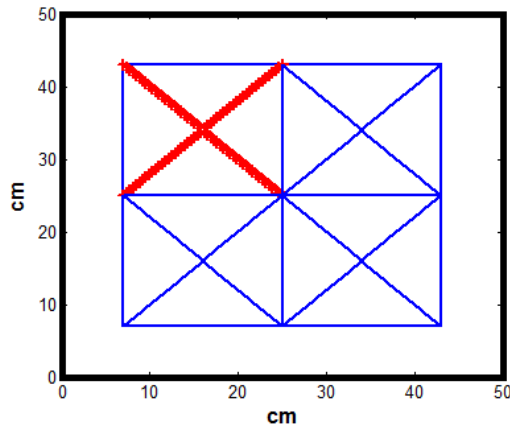
Fonte: Elaborado pelo autor.

Fig. 43 – Gráfico de comparação entre o *baseline* e o sinal de estado desconhecido no Caminho P<sub>24</sub>.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Fig. 44 – Figura ilustrativa dos caminhos alterados pela presença do dano no quadrante I.



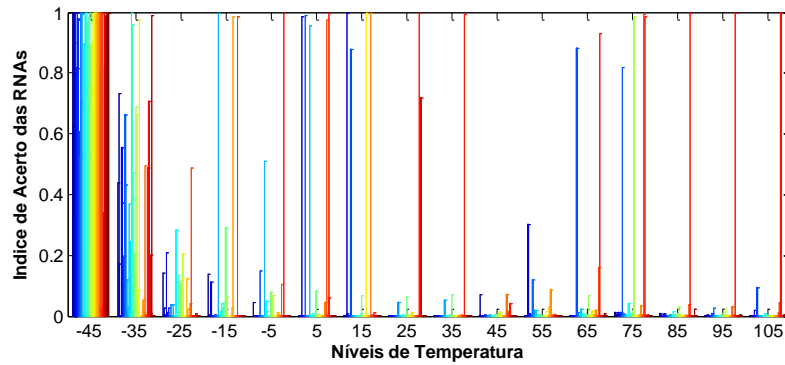
Fonte: Elaborado pelo autor.

**b) Avaliação do sistema utilizando grupo de sinais de resposta da estrutura com dano 2, exposta a  $-45^{\circ}\text{C}$ .**

Assim como na figura 39 onde os sinais avaliados continham informações do dano 1, a figura 45 com dano 2 também consegue identificar a temperatura graças a maioria dos caminhos que não foram alterados pelo dano.



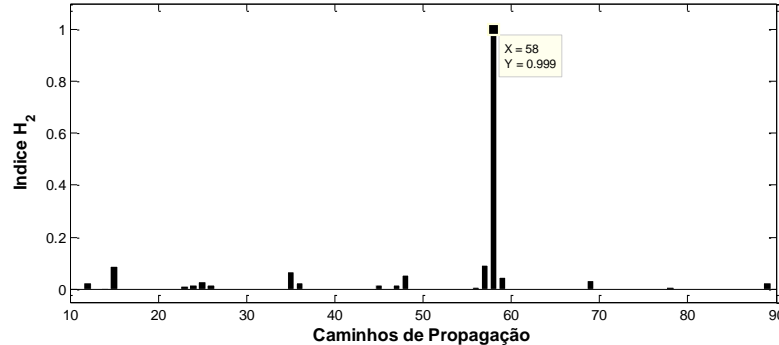
Fig. 45 - Resposta do reconhecimento de padrão pelas RNAs a um grupo de aquisição em  $-45^{\circ}\text{C}$  com o dano 2.



Fonte: Elaborado pelo autor.

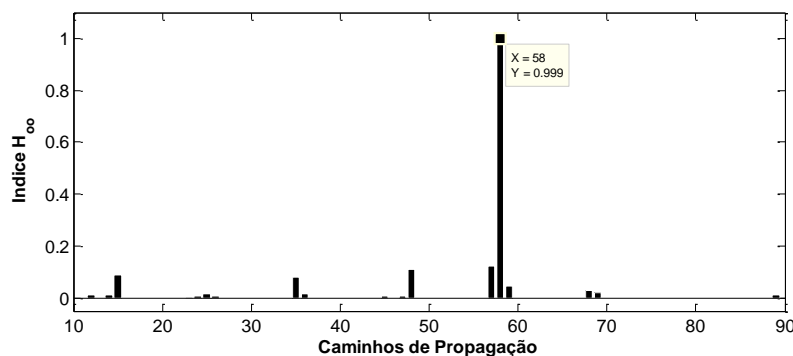
Nas figuras 46 e 47 estão os resultados das análises pelas métricas  $H_2$  e  $H_{\infty}$ , respectivamente, onde ambas apontam a presença do dano no caminho  $P_{58}$ . Como no exemplo anterior, é possível observar alguns valores representados pelas barras que são atribuídas as incertezas nas medições, assim como nas figuras 40 e 41, sendo possível concluir que para este caso estas interferências não comprometem a detecção.

Fig. 46 - Resultado da métrica  $H_2$  a um grupo de aquisição em  $-45^{\circ}\text{C}$  com o dano 2.



Fonte: Elaborado pelo autor.

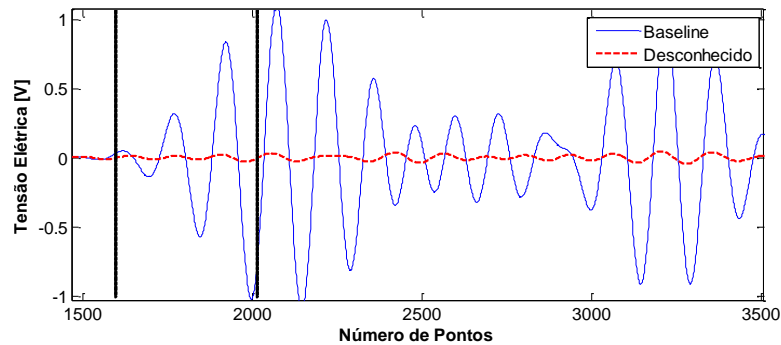
Fig. 47 - Resultado da métrica  $H_{\infty}$  a um grupo de aquisição em  $-45^{\circ}\text{C}$  com o dano 2.



Fonte: Elaborado pelo autor.

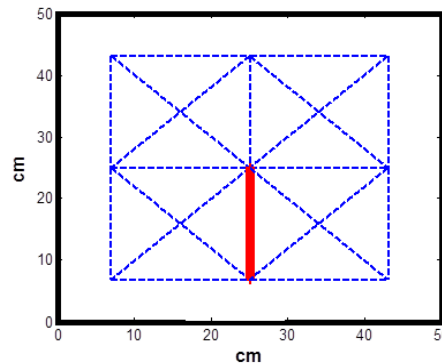
Na figura 48 está plotado o *baseline* e o sinal de propagação de onda nos caminhos P<sub>58</sub> demonstrando a ação do dano neste caminho. As linhas verticais correspondem aos limites do trecho no modo S<sub>0</sub> para a comparação entre os estados. Nesta figura fica evidenciado o grande efeito da atenuação causado pelo dano na propagação da onda.

Fig. 48 - Gráfico de comparação entre o *baseline* e o sinal de estado desconhecido no Caminho P<sub>58</sub>.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Fig. 49 - Figura ilustrativa do caminho alterado pela presença do dano entre os quadrantes III e IV.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Assim como na figura 44, a figura 49 demonstra na linha vermelha o caminho que sofreu a maior alteração na propagação de onda, segundo o resultado das métricas, indicando a localização do dano entre o quadrante III e o quadrante IV (fig.31(c)). Se comparadas esta figura com a figuras 32(b) e 34(b) é possível observar que os métodos corresponderam as expectativas de detecção e localização para o dano 2 na temperatura de -45°C.

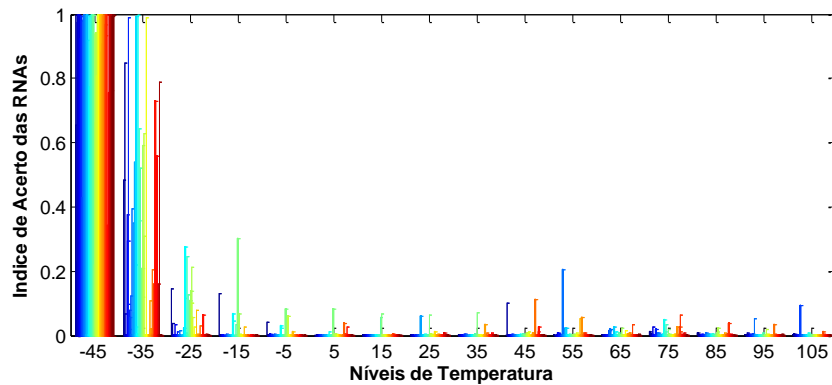
### c) Avaliação do sistema utilizando grupo de sinais de resposta da estrutura sem dano exposta a -45°C.

Na figura 50 é ilustrado o reconhecimento de padrões das RNAs ao grupo de sinais da estrutura sem dano a -45°C. É possível ver uma maior densidade de acertos no nível de temperatura -45°C, porém ocorre uma densidade considerável no nível de temperatura de -35°C. Isto pode ocorrer devido a quantidade de amostras dadas para o treinamento das RNAs

e também pelas pequenas incertezas na repetitividade do experimento. Porém, como pode ser notado o resultado atende as expectativas e indica o nível de temperatura da estrutura no exemplo.

É importante dizer que o sinal a ser analisado não faz parte do conjunto de dados utilizados para o treinamento da rede.

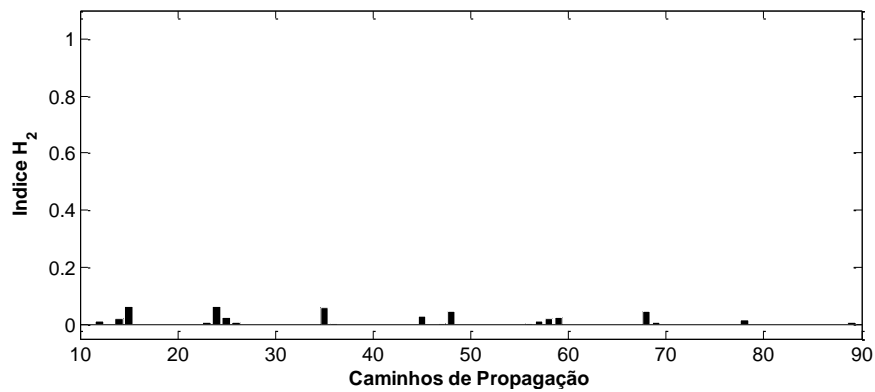
Fig. 50 - Resposta do reconhecimento de padrão pelas RNAs a um grupo de aquisição em  $-45^{\circ}\text{C}$  sem danos.



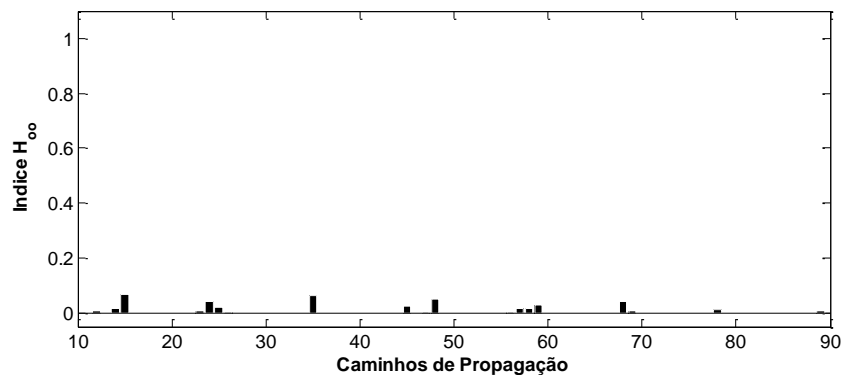
Fonte: Elaborado pelo autor.

As figuras 51 e 52 ilustram os resultados das métricas  $H_2$  e  $H_{\infty}$ , onde os sinais comparados não possuem informação de danos.

Nos resultados dos exemplos expostos nas figuras 40, 41, 46 e 47 é possível reconhecer os caminhos que são alterados pelo dano através do destacamento do valor pelo índice da métrica sobre este caminho, aqui neste caso, por não haver dano não há valores destacados. Assim como nos outros exemplos, foram observadas algumas variações nos índices, atribuídas as incertezas nas medições, que se espalham entre uma faixa pequena de valor e sem nenhuma tendência. Desta forma, é possível concluir que não há danos neste grupo de sinais de resposta da estrutura.

Fig. 51 – Resultado da métrica  $H_2$  a um grupo de aquisição em  $-45^\circ\text{C}$  sem danos.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Fig. 52 - Resultado da métrica  $H_{\infty}$  a um grupo de aquisição em  $-45^\circ\text{C}$  sem danos.

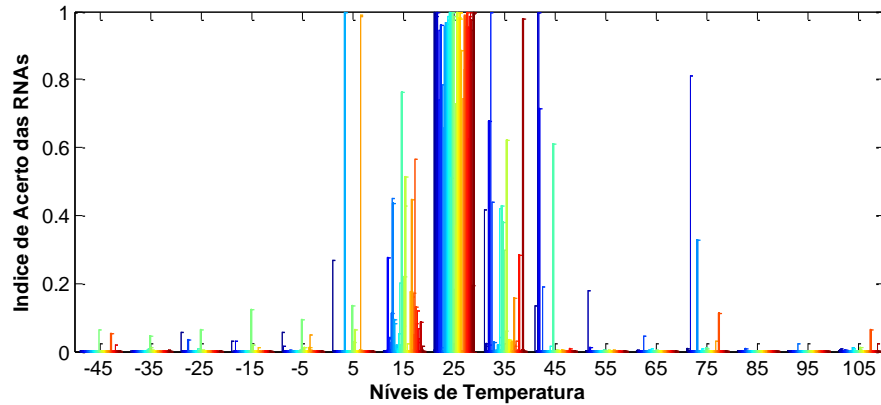
Fonte: Elaborado pelo autor.

### 5.2.3.2 Exemplo 2

#### a) Avaliação do sistema utilizando grupo de sinais de resposta da estrutura com dano 1 exposta a $25^\circ\text{C}$ .

É possível notar (fig. 53) que mesmo com o dano, o processamento das RNAs identificam, em sua maioria, o padrão estipulado para a temperatura indicada ( $25^\circ\text{C}$ ), mesmo que alguns caminhos se identifiquem mais com outros padrões devido as mudanças em alguns dos sinais obtidos na propagação da onda somado as incertezas na medição.

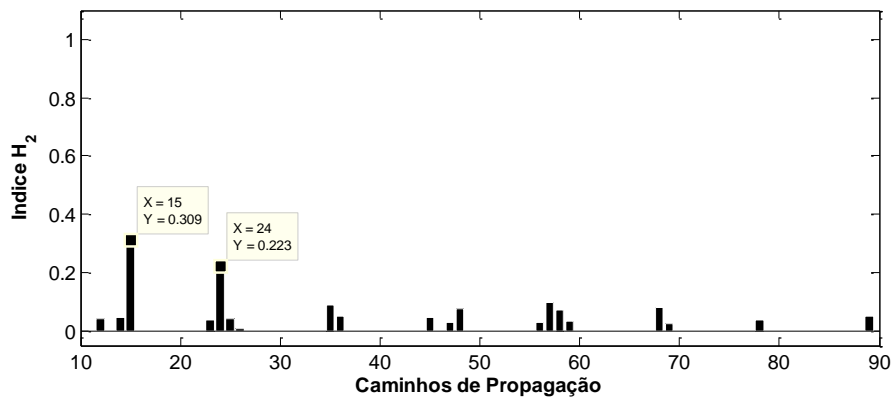
Fig. 53 - Resposta do reconhecimento de padrão pelas RNAs a um grupo de aquisição em 25°C com o dano 1.



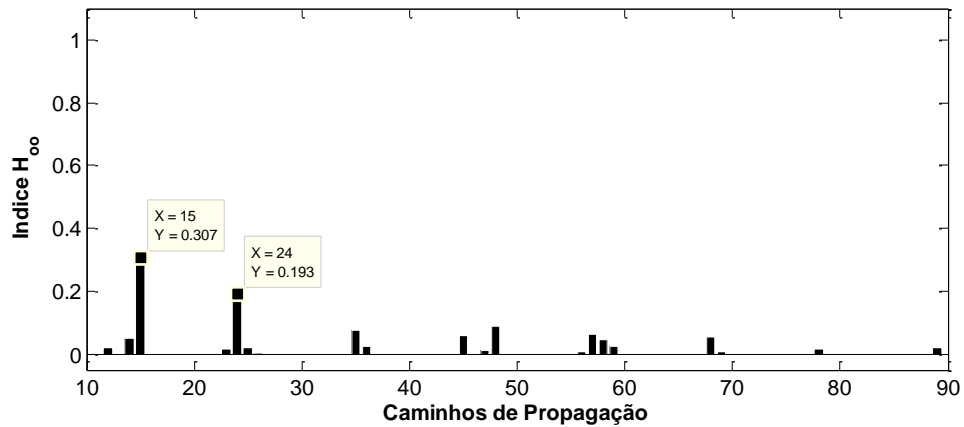
Fonte: Elaborado pelo autor.

As métricas (fig. 54 e 55) indicaram a existência do dano nos caminhos  $P_{15}$  e  $P_{24}$  com a estrutura a 25°C. Porém, quando comparados estes resultados com os ilustrados nas figuras 40 e 41 (que ilustram os resultados das métricas  $H_2$  ( $Y = 0,58$ ) e  $H_\infty$  ( $Y = 0,56$ ) para o exemplo 1(a)), é possível notar uma diminuição na resposta destes caminhos. Embora, a variação foi menor, os resultados mostram a ocorrência do dano na localização correta.

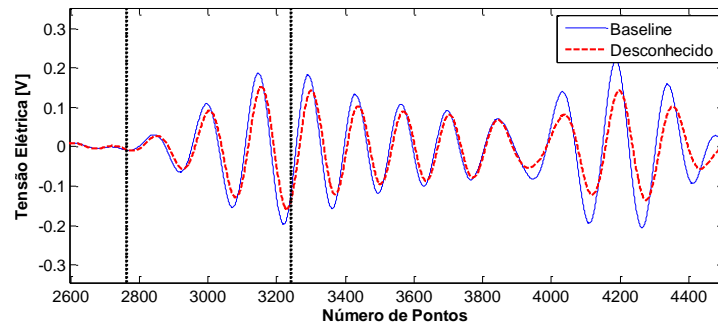
Fig. 54 - Resultado da métrica  $H_2$  a um grupo de aquisição em 25°C com o dano 1.



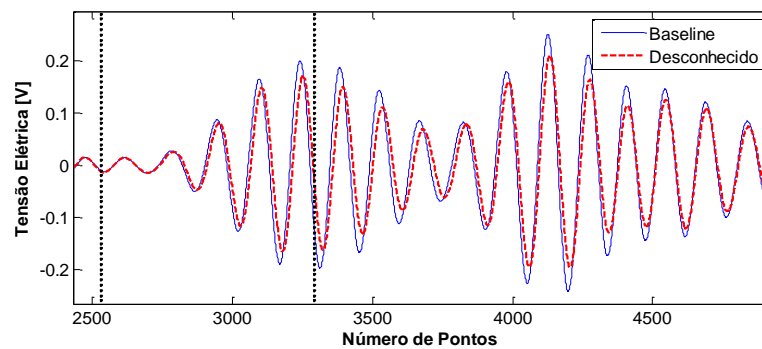
Fonte: Elaborado pelo autor.

Fig. 55 - Resultado da métrica  $H_{\infty}$  a um grupo de aquisição em 25°C com o dano 1.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Fig. 56 - Gráfico de comparação entre o *baseline* e o sinal com o dano 1 no Caminho P<sub>15</sub>.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Fig. 57 - Gráfico de comparação entre o *baseline* e o sinal com o dano 1 no Caminho P<sub>24</sub>.

Fonte: Elaborado pelo autor.

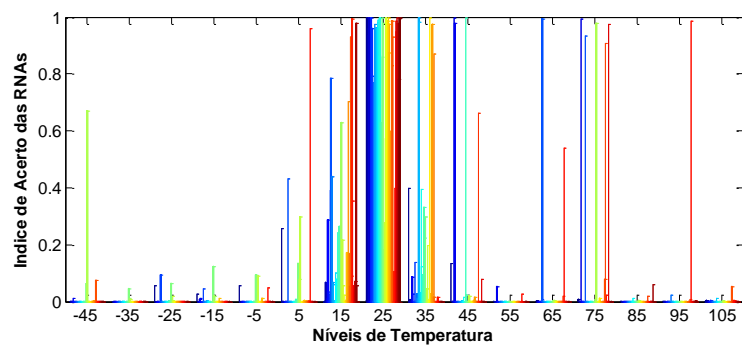
Nas figuras 56 e 57 estão plotados os *baselines* e os sinais de propagação de onda nos caminhos P<sub>15</sub> e P<sub>24</sub> demonstrando a ação do dano a estrutura de 25°C. As linhas verticais correspondem aos limites do trecho no modo S<sub>0</sub> para a comparação entre os estados.

Como no exemplo 1(a) figura 44, os dados acima indicam a localização correta do dano para este caso.

**b) Avaliação do sistema utilizando grupo de sinais de resposta da estrutura com dano 2, exposta a 25°C**

Os resultados do reconhecimento de padrões das RNAs ilustrados na figura 58 mostram que foi possível identificar a temperatura pela maioria dos caminhos, que não foram alterados pelo dano.

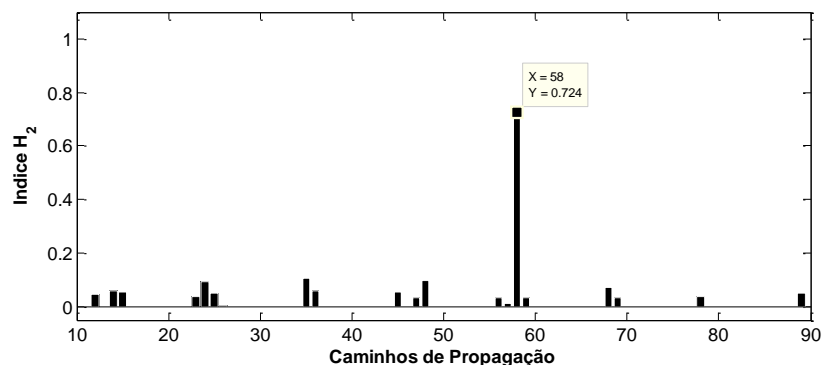
Fig. 58 - Resposta do reconhecimento de padrão pelas RNAs a um grupo de aquisição em 25°C com o dano 2.



Fonte: Elaborado pelo autor.

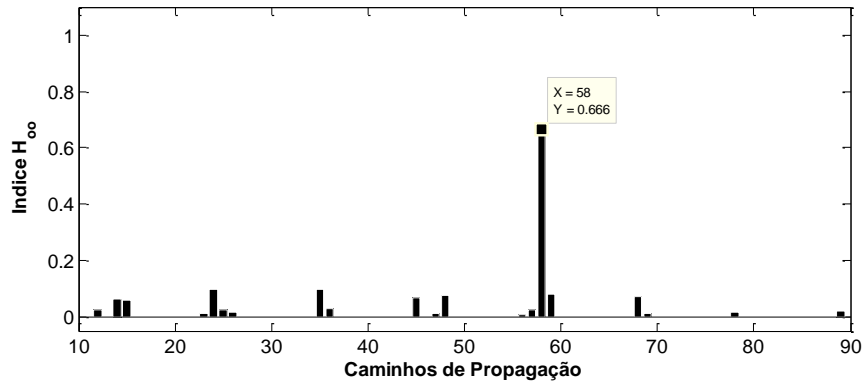
As métricas ilustradas nas figuras 59 e 60 indicam a existência do dano no caminho  $P_{58}$  com a estrutura a 25°C. Porém, quando comparados estes resultados com os ilustrados nas figuras 46 e 47 (que ilustram os resultados das métricas  $H_2$  ( $Y = 0,99$ ) e  $H_\infty$  ( $Y = 0,99$ ) para o exemplo 1(b)), é possível notar uma diminuição na amplitude dos índices. No entanto, os índices mostram claramente a ocorrência do dano.

Fig. 59 - Resultado da métrica  $H_2$  a um grupo de aquisição em 25°C com o dano 2.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Fig. 60 - Resultado da métrica  $H_{\infty}$  a um grupo de aquisição em 25°C com o dano 2.

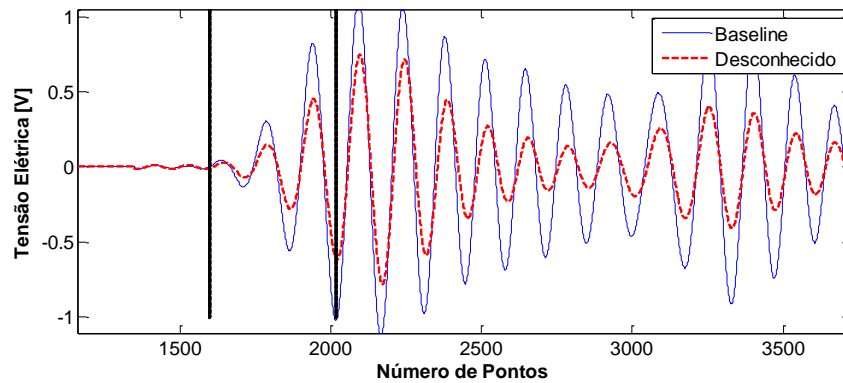


Fonte: Elaborado pelo autor.

Na figura 61 está plotado o *baseline* e o sinal de propagação de onda no caminho  $P_{58}$  com a estrutura a 25°C, demonstrando a ação do dano nestes caminhos. As linhas verticais correspondem aos limites do trecho no modo  $S_0$  para a comparação entre os estados.

Como no exemplo 1(b) figura 49, os resultados ilustram a localização correta do dano para este caso também.

Fig. 61 - Gráfico de comparação entre o *baseline* e o sinal com o dano 2 no Caminho  $P_{58}$ .



Fonte: Elaborado pelo autor.

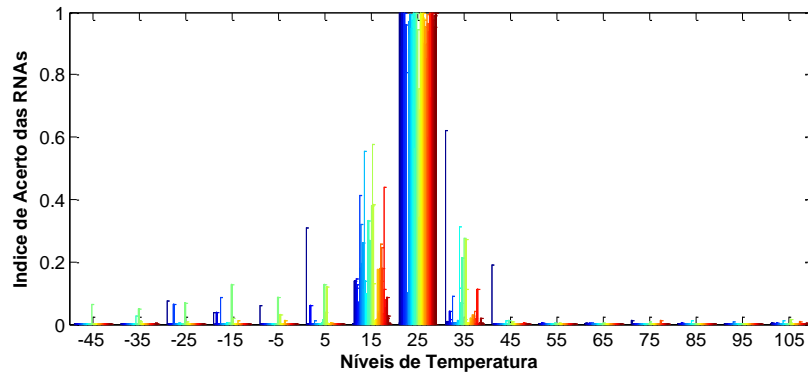
### c) Avaliação do sistema utilizando grupo de sinais de resposta da estrutura sem dano, exposta a 25°C.

Na figura 62 é ilustrado o comportamento das RNAs ao grupo de sinais da estrutura sem dano a 25°C. É possível notar uma maior densidade de acertos no nível de temperatura 25°C, porém ocorre uma densidade considerável nos níveis de temperatura de 15°C e 35°C. Isto pode ocorrer devido a quantidade de amostras dadas para o treinamento das RNAs e



também pelas pequenas incertezas na repetitividade do experimento. Porém, como pode ser notado o resultado atende as expectativas e indica o nível de temperatura da estrutura no exemplo.

Fig. 62 - Resposta do reconhecimento de padrão pelas RNAs a um grupo de aquisição em 25°C sem danos.

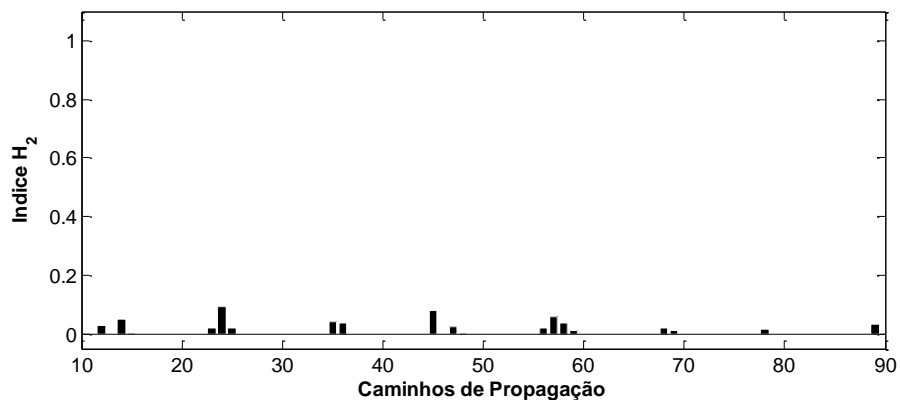


Fonte: Elaborado pelo autor.

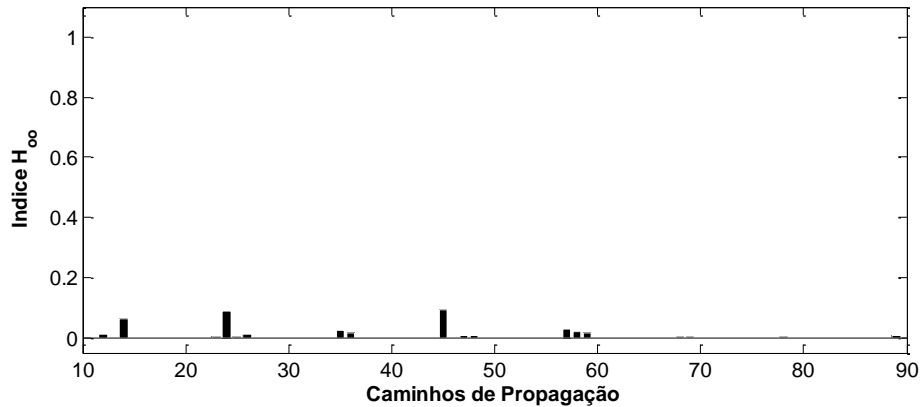
Assim como no exemplo anterior, o sinal a ser analisado para a estrutura sem dano não faz parte do conjunto de dados utilizados para o treinamento da rede.

As figuras 63 e 64 ilustram os resultados das métricas  $H_2$  e  $H_\infty$ , onde os sinais comparados não possuem informação de danos. É possível observar alguns valores representados pelas barras, porém são atribuídas às incertezas nas medições, e como no exemplo anterior (fig. 51 e 52) é possível concluir que não corresponde a ocorrência de danos.

Fig. 63 - Resultado da métrica  $H_2$  a um grupo de aquisição em 25°C sem dano.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Fig. 64 - Resultado da métrica  $H_{\infty}$  a um grupo de aquisição em 25°C sem dano.

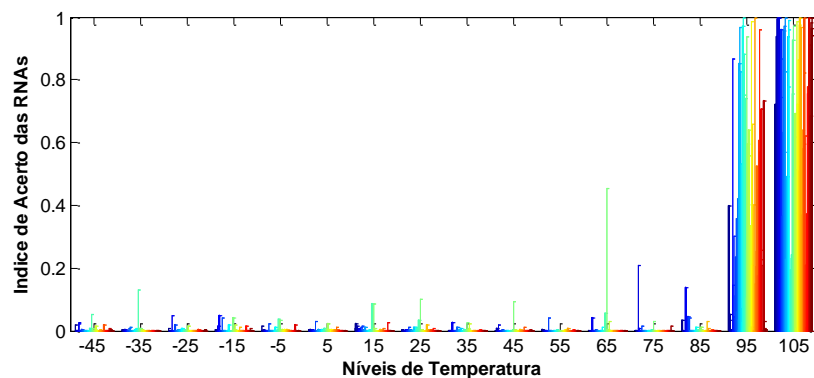
Fonte: Elaborado pelo autor.

### 5.2.3.3 Exemplo 3

#### a) Avaliação do sistema utilizando grupo de sinais de resposta da estrutura com dano 1, exposta a 105°C.

É possível notar (fig. 65) que mesmo com o dano, as RNAs identificam, em sua maioria, o padrão estipulado para a temperatura indicada (105°C), mesmo que alguns caminhos se identifiquem mais com outros padrões devido as mudanças em alguns dos sinais obtidos na propagação da onda somado as incertezas na medição.

Fig. 65- Resposta do reconhecimento de padrão pelas RNAs a um grupo de resposta da estrutura à 105°C com o dano 1.

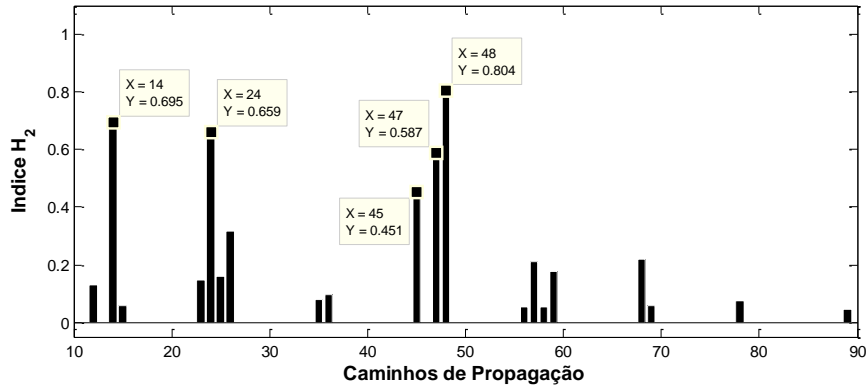


Fonte: Elaborado pelo autor.

Apesar do sucesso da identificação da temperatura da estrutura, as figuras 66 e 67 demonstram que o PZT 4 teve forte influência nos resultados. Esta influência é tão significativa que encobre os resultados do dano 1, não permitindo a detecção e a localização correta do dano. Estes testes foram realizados a uma temperatura muito alta, próxima ao

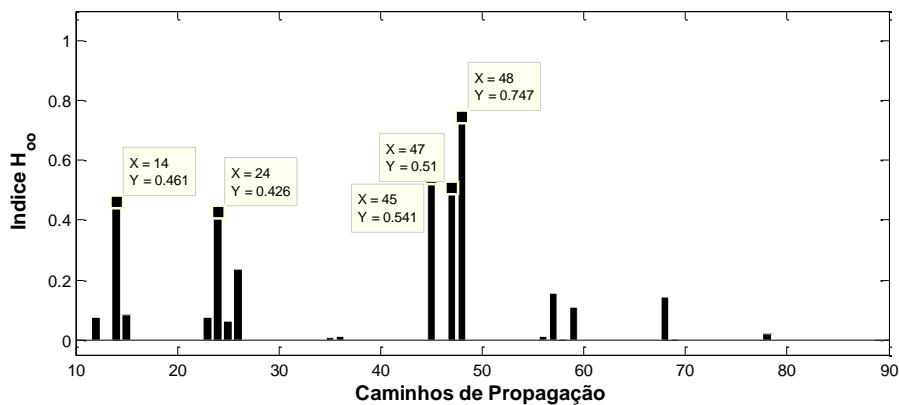
limite indicado pelos fabricantes dos cabos. Acredita-se que esta temperatura tenha afetado as respostas do sinal obtido do PZT 4.

Fig. 66 - Resultado da métrica  $H_2$  a um grupo de aquisição em  $105^\circ\text{C}$  com o dano 1.



Fonte: Elaborado pelo autor.

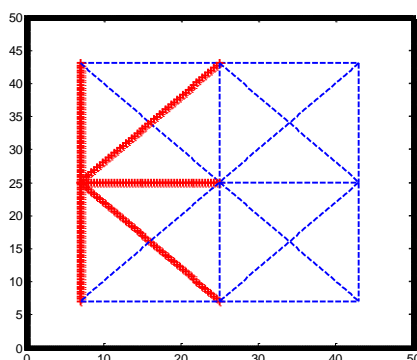
Fig. 67 - Resultado da métrica  $H_\infty$  a um grupo de aquisição em  $105^\circ\text{C}$  com o dano 1.



Fonte: Elaborado pelo autor.

A figura 68 mostra quais os caminhos que apresentam as maiores alterações na propagação das ondas. Como pode ser observado o PZT 4 concentra os maiores índices de alteração.

Fig. 68 - Figura ilustrativa dos caminhos alterados.

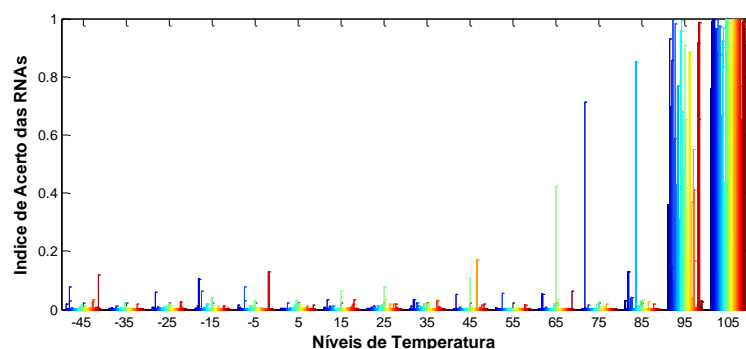


Fonte: Elaborado pelo autor.

**b) Avaliação do sistema utilizando grupo de sinais de resposta da estrutura com dano 2, exposta a 105°C.**

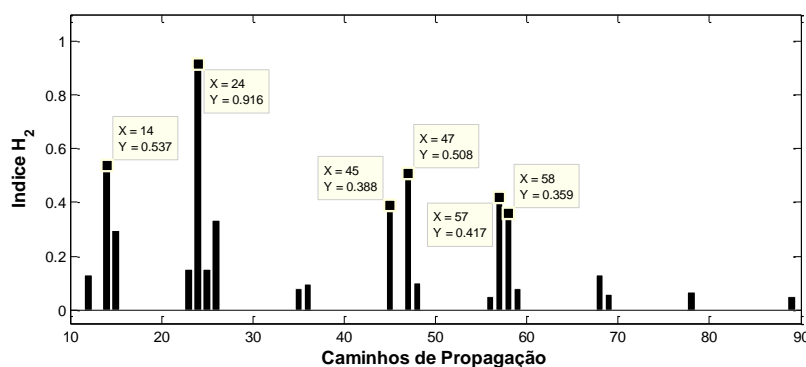
Os resultados das RNAs ilustrados na figura 69 mostram que foi possível identificar a temperatura graças a maioria dos caminhos, que não foram alterados pelo dano 2.

Fig. 69 -Resposta do reconhecimento de padrão pelas RNAs a um grupo de aquisição em 105°C com o dano 2.

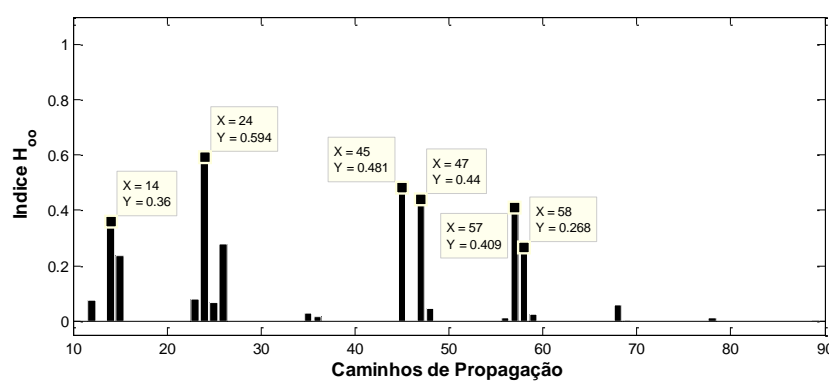


Fonte: Elaborado pelo autor.

Assim como nas figuras 66 e 67 as figuras 70 e 71 demonstram a influência do PZT 4 na análise, que de tal modo encobre os resultados do dano 2, não permitindo a detecção e localização. Vale ressaltar que a comparação realizada aqui é feita em duas amostras de sinais diferentes, coletados em momentos diferentes, mas que demonstram a mesma tendência.

Fig. 70 - Resultado da métrica  $H_2$  a um grupo de aquisição em  $105^\circ\text{C}$  com o dano 2.

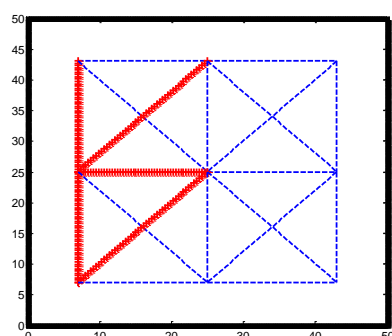
Fonte: Elaborado pelo autor.

Fig. 71 - Resultado da métrica  $H_\infty$  a um grupo de aquisição em  $105^\circ\text{C}$  com o dano 2.

Fonte: Elaborado pelo autor.

A figura 72 demonstra quais os caminhos que apresentam as maiores alterações na propagação das ondas. Como pode ser observado o PZT 4 concentra os maiores índices de alteração.

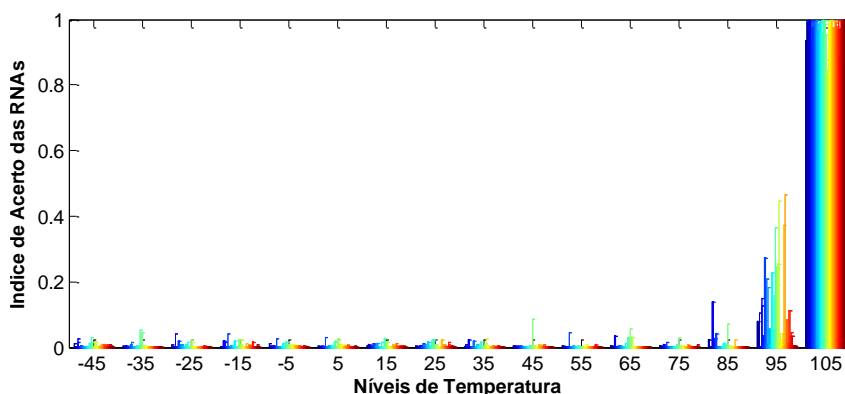
Fig. 72 - Figura ilustrativa dos caminhos alterados.



Fonte: Elaborado pelo autor.

c) **Avaliação do sistema utilizando grupo de sinais de resposta da estrutura sem danos, exposta a  $105^\circ\text{C}$ .**

Fig. 73 - Resposta do reconhecimento de padrão pelas RNAs a um grupo de aquisição em 105°C sem danos.

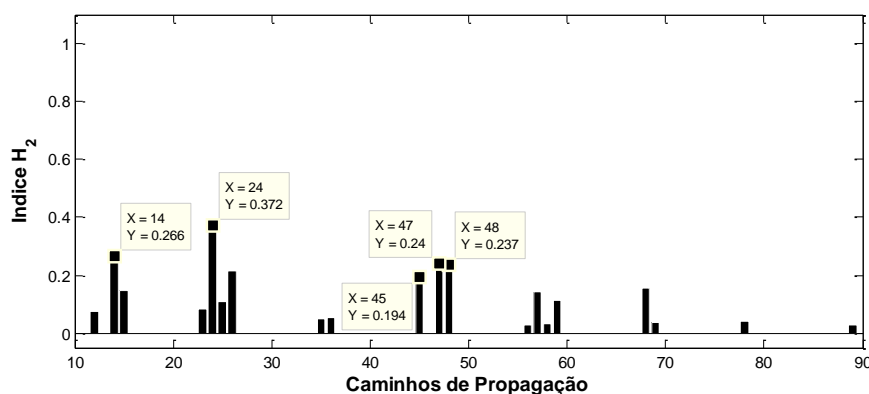


Fonte: Elaborado pelo autor.

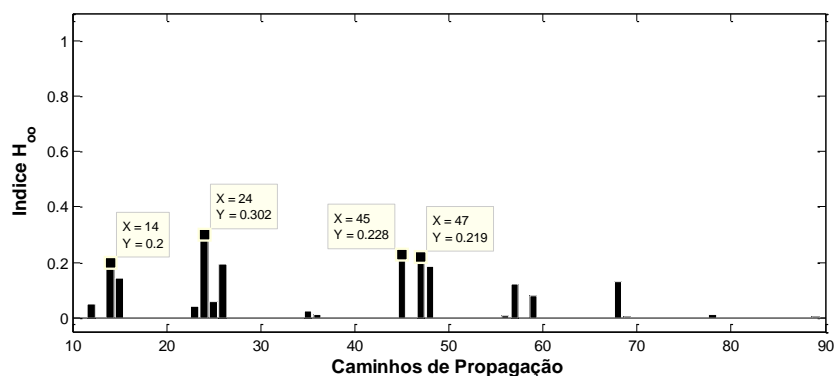
Na figura 73 é ilustrado o comportamento das RNAs ao grupo de sinais da estrutura sem dano a 105°C. É possível notar uma maior densidade de acertos no nível de temperatura 105°C, porém ocorre uma densidade considerável no nível de temperatura de 95°C. Isto pode ocorrer devido a quantidade de amostras dadas para o treinamento das RNAs e também pelas incertezas na repetitividade do experimento. Como pode ser notado o resultado atende as expectativas e indica o nível de temperatura da estrutura no exemplo.

Comparando os resultados das figuras 74 e 75 com os resultados de outros exemplos de avaliação de sinais da estrutura sem dano (fig. 51, 52, 63 e 64) é possível observar um aumento significativo nos valores que deveriam ser zero. Outra observação pertinente é feita sobre a representatividade de valores relacionados ao PZT 4, como destacado pelos *data cursors* nas figuras.

Fig. 74 - Resultado da métrica H2 a um grupo de aquisição em 105°C sem dano.



Fonte: Elaborado pelo autor.

Fig. 75 - Resultado da métrica  $H_{\infty}$  a um grupo de aquisição em 105°C sem dano.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Ao se concluir que houve problemas na detecção e localização de danos na temperatura de 105°C foram realizadas outras análises para se determinar a maior temperatura em que o sistema é capaz de detectar e localizar danos. Foi constatado que a detecção e localização dos danos por este sistema é possível de -45°C até 65°C (onde os resultados se assemelham com os obtidos nos dois primeiros exemplos), a partir de 75°C os resultados se assemelham com os obtidos no exemplo atual (105°C).

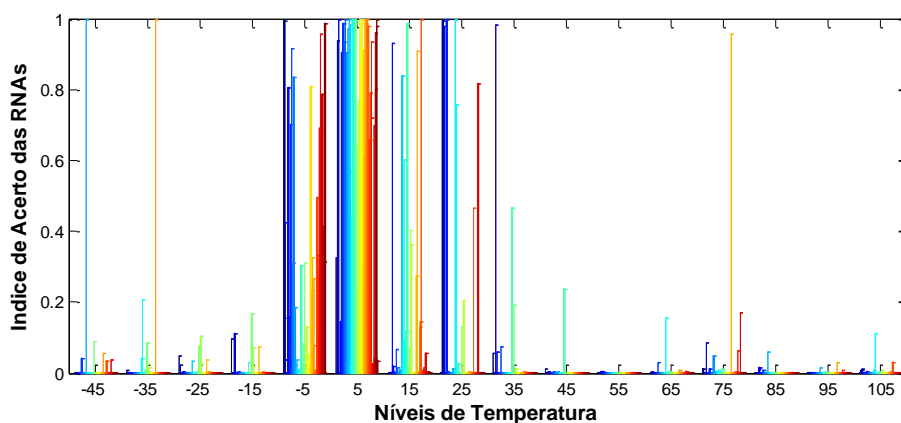
#### 5.2.3.4 Exemplo 4

Este exemplo se diferencia dos anteriores para demonstrar a capacidade de generalização das RNAs e a robustez do método, avaliando um grupo de sinais de resposta da estrutura, com a temperatura de 1°C. Esta temperatura se encontra na faixa de temperaturas utilizadas no treinamento das redes, no entanto, não faz parte dos 16 níveis de temperaturas utilizadas.

A temperatura de 1°C está entre os padrões de treinamento de -5°C e 5°C, por estar próximo do meio destas temperaturas é esperado que ela aponte o padrão mais próximo (no caso 5°C), mesmo com a presença do dano.

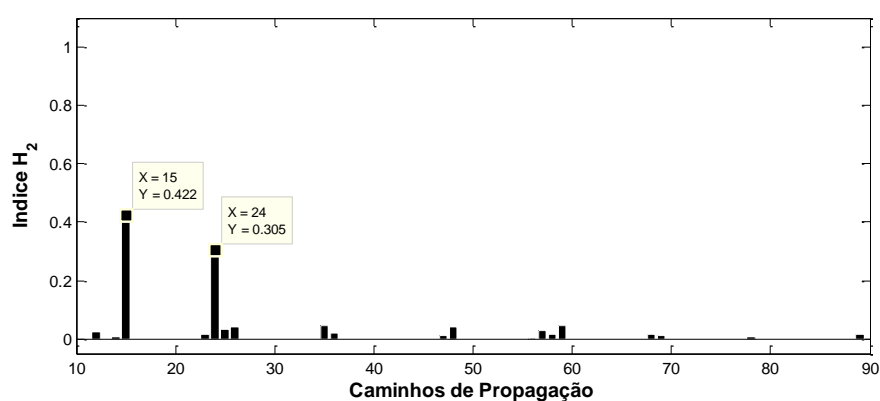
A figura 76 mostra os resultados das RNAs sobre o grupo de sinais a 1°C. O fato de o método ter reconhecido o padrão de 5°C comprova a capacidade de generalização das RNAs, por ser o mais próximo do sinal testado.

Fig. 76 - Resposta do reconhecimento de padrão pelas RNAs a um grupo de aquisição em 1°C com o dano 1.



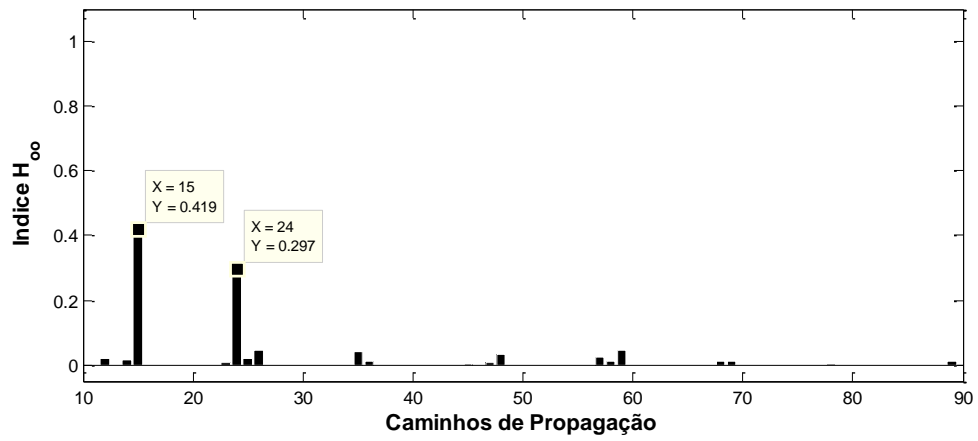
Fonte: Elaborado pelo autor.

As figuras 77 e 78 demonstram os resultados das métricas. É possível observar que mesmo utilizando sinais para temperaturas que não constam no treinamento da rede, foi possível localizar corretamente o dano. Isto comprova a robustez e capacidade de generalização do método proposto.

Fig. 77 - Resultado da métrica  $H_2$  a um grupo de aquisição em 1°C com o dano 1.

Fonte: Elaborado pelo autor.



Fig. 78 - Resultado da métrica  $H_{\infty}$  a um grupo de aquisição em  $1^{\circ}\text{C}$  com o dano 1.

Fonte: Elaborado pelo autor.

## 6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

### 6.1 CONCLUSÕES

As RNAs foram treinadas com uma quantidade suficiente de amostras e construídas com uma quantidade suficiente de camadas e neurônio, pois foi capaz de: reconhecer o padrão em todos os 16 níveis de temperatura (de  $-45^{\circ}\text{C}$  a  $105^{\circ}\text{C}$ ) e generalizar de forma satisfatória.

Os resultados mostram a robustez do método para a faixa de temperatura de  $-45^{\circ}\text{C}$  até  $65^{\circ}\text{C}$ . Além do efeito da alta temperatura nos cabos, uma outra hipótese é atribuída a um possível desequilíbrio térmico na estrutura causado pela má distribuição de ar aquecido dentro da câmara. Esta hipótese é devida a entrada do ar na câmara que é realizada em um ponto e a região onde foi detectado este desequilíbrio é o ponto mais afastado da entrada de ar. Por outro lado é de se observar que este mesmo fenômeno não ocorre em situação contrária, no caso de  $-45^{\circ}\text{C}$ , por exemplo. É importante ressaltar que em todos os ensaios o tempo esperado para a absorção da temperatura foi o mesmo de 20 minutos.

Existe uma interação entre o dano e a temperatura, ou seja, a existência do dano causa uma grande atenuação no sinal propagado na temperatura mais baixa e conforme a temperatura sobe esta atenuação diminui.

O efeito da temperatura pode ser confundido com o efeito do dano, pois ambos causam atenuação e dispersão na propagação da onda. O método proposto foi capaz de distinguir os efeitos causados pela variação da temperatura dos efeitos causados pelo dano. Um indício disto é que foram utilizadas diferentes métricas (*time-of-flight*, norma  $H_2$  e norma  $H_{\infty}$ ) e algumas métricas se mostram melhores em função da aplicação, no entanto, este trabalho não buscou identificar a melhor métrica. O objetivo foi demonstrar a eficiência, robustez e capacidade de generalização desta proposta, que é baseada na análise de ondas de Lamb e na aplicação de redes neurais artificiais.

A escolha dos caminhos para a detecção, considerando apenas os caminhos mais curtos entre os PZTs, foi uma escolha para facilidade de visualização dos resultados. A utilização dos demais caminhos possibilitaria uma análise mais abrangente na placa aumentando a eficácia do arranjo utilizando 9 PZTs. Os trechos selecionados foram utilizados tanto para comparação de treinamento para as RNAs (Etapa I) quanto para o processamento

das “métricas III”, para a localização de dano. A quantidade de dados obtidos é grande e permite outros tipos de análise.

## 6.2 SUGESTÕES PARA ETAPAS FUTURAS

- ✓ Realizar ensaios para estudar o equilíbrio térmico da estrutura em temperaturas entre 75°C e 105°C.
- ✓ Investigar e analisar o efeito do carregamento.
- ✓ Acoplar a transformada Wavelet no processamento.
- ✓ Tentar individualizar o sistema de treinamento das RNAs que neste trabalho foi uniforme. Pois se uma rede for bem treinada ela poderá indicar quais os caminhos que não apresentaram o mesmo padrão de treinamento, fazendo então parte da detecção dos danos ao invés de servir apenas como indicador de temperatura.
- ✓ Realizar ensaios para verificar a área de cobertura (região de influência) das ondas de Lamb no material compósito e se há alguma diferença nesta propagação por causa da temperatura.
- ✓ Encontrar relação entre o diâmetro da área de cobertura com a distância entre os PZTs.
- ✓ Estudar e comparar métodos experimentais e técnicas computacionais como Métodos de Elemento Finito ou Método de Elemento Espectral para a propagação de ondas.
- ✓ Estudar o comportamento de outros modos de propagação como o  $A_0$  para melhorar a detecção e localização de danos.
- ✓ Testar outros sistemas inteligentes para a detecção e localização do dano, como por exemplo a Lógica Fuzzy e o método de aprendizado de máquina (*Learning Machine*).
- ✓ Testar outras formas de atribuir dano e outras dimensões de dano e sua relação com a propagação de onda.

## REFERÊNCIAS

- BEALE, M. H.; HAGAN M. T.; DEMUTH, H. B. **Neural Network Toolbox™**: User's Guide R2012a, MATWORKS. 2012.
- BOHN, D. A. Environmental effects on the speed of sound. **Journal of the Audio Engineering Society**, New York, v. 36, n. 4, p. 223-231, 1988.
- BRANDT, S. A. (Ed.). Introduction to aeronautics: a design perspective. New York: Aiaa, 2004. 391 p.
- BUETHE, I.; ECKSTEIN, B.; FRITZEN C. Model-based detection of sensor faults under changing temperature conditions. **Structural Health Monitoring**, Lancaster, v. 13, p. 109, 2014.
- CHEEKE, J. D. N. **Fundamentals and applications of ultrasonic waves**. Boca Raton: CRC Press, 2012. 504 p.
- CRIPPS, D. **Woven fabrics**. Disponível em: <<http://www.netcomposites.com/guide/woven-fabrics/40>>. Acesso em: 10 nov. 2013.
- DOEBLING, S. W.; FARRAR, C. R.; PRIME, M.B. A Summary review of vibration-based damage identification methods. **The Shock and Vibration Digest**, Thousand Oaks, v. 30, n. 2, p. 91 – 105. 1998.
- DOEBLING, S. W. et al. **Damage identification and health monitoring of structural and mechanical systems from changes in their vibration characteristics**: a literature review. Los Alamos: National Laboratory, 1996. 134 p. Disponível em: <[http://institute.lanl.gov/ei/shm/pubs/lit\\_review.pdf](http://institute.lanl.gov/ei/shm/pubs/lit_review.pdf)>. Acesso em: 11 abr. 2014.
- FARRAR, C. R. ; LIEVEN, N. A. J. ; BEMENT, M. T. An introduction to damage prognosis. In: INMAN, D. J. ; FARRAR, C. J. ; LOPES Jr, V. ; STEFFEN Jr, V. **Damage prognosis for aerospace, civil and mechanical systems**. England: John & Sons, 2005. p. 1-12.
- FORNARI Jr, C. C. M.; GRISON, E. C.; HOINACKI, E. **Identificação de materiais poliméricos e substâncias correlatas**. Rio de Janeiro: Wak Editora e Publicações, 2012.
- FRANCO, V. R. **Monitoramento da integridade em estruturas aeronáuticas**. 2009. 202 f. Dissertação (Mestrado Engenharia Mecânica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista – UNESP, Ilha Solteira, 2009.
- FURTADO, R. M. **Identificação de falhas estruturais usando sensores e atuadores piezelétricos e redes neurais artificiais**. Ilha Solteira, 2004. 152 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista
- GARCIA, A.; SPIN, J. A.; SANTOS, C. A. **Ensaio dos materiais**. Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos, 2000. 247 p.

GAWRONSKI, W. **Dynamics and control of structures: a modal approach**. New York: Springer Verlag, 1998. 231 p.

GILAT, A. **Métodos numéricos para engenheiros e cientistas**. Porto Alegre: Bookman, 2008. 479 p.

GIURGIUTIU, V. Tuned lamb wave excitation and detection with piezoelectric wafer active sensors for structural health monitoring. **Journal of Intelligent Material Systems and Structures**, London, v. 16, n. 4, p. 291–305, 2005.

GONSALES, C.G. **Metodologias para reconhecimento de padrões em sistemas SHM utilizando a técnica da impedância eletromecânica (E/M)**. 2012. 116 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista,. Fevereiro 2012.

GRAFF, K. F. **Wave motion in elastic solids**. New York: Oxford University Press, 1975. 649 p.

HEXCEL. **Prepreg technology**. Em: <[http://www.hexcel.com/Resources/DataSheets/Brochure-Data-Sheets/Prepreg\\_Technology.pdf](http://www.hexcel.com/Resources/DataSheets/Brochure-Data-Sheets/Prepreg_Technology.pdf)>. Acesso em: 24 nov. 2013

HOUSTON, S. **Aircraft profile: airbus A350XWB**. Disponível em: <<http://aviation.about.com/od/New-Aircraft/p/Aircraft-Profile-Airbus-A350-Xwb.htm>>. Acesso em: 28 nov. 2013.

INMAM, D. J. Smart structures: example and new problems. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA MECÂNICA – COBEM, 16, 2001, Uberlândia. **Anais...** Uberlândia: ABEM, 2001. p. 26 – 30.

JARMER, G. J. S.; FLYNN E. B.; TODD, M. D. M Multi-wave-mode, multi-frequency detectors for guided wave interrogation of plate structures. **Structural Health Monitoring**, London, v. 13. p. 120 a 130, 2014.

KAMINSKI, P. C.; ALVES, M. A. L. **Introdução as redes neurais artificiais para engenharia**. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia Mecânica) – Escola Politécnica, Universidade São Paulo, São Paulo, 1996.

KARTALOPOULOS, S. V. **Understanding neural networks and fuzzy logic: basic concepts and applications**. New York: Wiley-IEEE Press, 1997. 205 p.

KESSLER, S. S. Certifying a structural health monitoring system: Characterizing durability, reliability and longevity. In: PROCEEDINGS OF THE INTERNATIONAL FORUM ON INTEGRATED SYSTEMS HEALTH ENGINEERING AND MANAGEMENT IN AEROSPACE, 1, 2005, Napa. **Proceedings of the...** Naca: [S.n.], 2005. p. 7-10. Disponível em: <<http://www.metisdesign.com/docs/papers/ishem05.pdf>>. Acesso em: 11 abr. 2014.

LAMB, H. On waves in an elastic plate. **Proceedings of the Royal Society of London**, London, Series A, v. 93, n. 648, p. 114-128, 1917.

LEVY NETO, F. ; PARDINI, L. C. **Compósitos estruturais: ciência e tecnologia**. São Paulo: Edgard Blücher, 2006. 313 p.

- LEO, D. J. **Engineering analysis of smart material systems**. Hoboken: Jhon Wiley & Sons 2007. 556 p.
- LOPES, M. L. M. **Previsão de cargas elétricas de sistemas de energia elétrica**. 2005. 149 f. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira. 2005.
- LOPES Jr.; V.; PARK, G.; CUDNEY, H. H.; INMAN, D. J. Impedance-based structural health monitoring with artificial neural network. **Journal of Intelligent Material Systems and Structures**, London, v. 11, n. 3, p. 206-214, 2000b.
- MAIA, N.; SILVA, J. M. M. **Theoretical and experimental modal analysis**. Taunton: Research Studies Press, 1997. 376 p.
- MINUSSI, C. R.; LOTUFO, A. D. P. **Introdução e principais conceitos**. Ilha Solteira: Unesp/DEE, Disponível em: <[http://www.feis.unesp.br/Home/departamentos/engenhariaeletrica/pos-graduacao/apostila\\_redes-neurais\\_minussi\\_anna-diva.pdf](http://www.feis.unesp.br/Home/departamentos/engenhariaeletrica/pos-graduacao/apostila_redes-neurais_minussi_anna-diva.pdf)>.
- MINSKY, M.; SEYMOUR, A. P. **Perceptron: an introduction to computational geometry**. The Cambridge: MIT Press, 1969. 292 p. Disponível em: <[http://www.amazon.com/Perceptrons-Introduction-Computational-Geometry-Expanded/dp/0262631113#reader\\_0262631113](http://www.amazon.com/Perceptrons-Introduction-Computational-Geometry-Expanded/dp/0262631113#reader_0262631113)>. Acesso em: 11 abr. 2014.
- MAIO, C. E. B. **Técnicas para monitoramento de integridade estrutural usando sensores e atuadores piezoelétricos**. 2011. 113 f. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2011,
- MARQUI, C. R. **Modelagem de estruturas piezoelétricas para aplicação em localização de falhas**. 2007. 220 f. Dissertação (Mestrado Engenharia Mecânica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista, Ilha Solteira, 2007.
- NAYFEH, A. H. **Wave propagation in layered anisotropic media: with application to composites**. New York: Elsevier, 1995. 332 p.
- NEWLAND, D. E. **An introduction to random vibrations, spectral & wavelet analysis**. London: Longman, 2012. 503 p. Disponível em: <<http://pt.scribd.com/doc/39027710/Newland-an-Introduction-to-Random-Vibration-Spectral-and-Wavelet-Analysis>>. Acesso em: 11 abr. 2014.
- ROY, S. et. al. **Physics based temperature compensation strategy for structural health monitoring**. 2011. Disponível em: <[http://structure.stanford.edu/documents/papers/srr/Temperature\\_Compensation\\_IWSHM\\_2011.pdf](http://structure.stanford.edu/documents/papers/srr/Temperature_Compensation_IWSHM_2011.pdf)>. Acesso em: 11 abr. 2014.
- RUMELHART, David E.; HINTON, Geoffrey E.; WILLIAMS, Ronald J. Learning internal representations by error propagation. In: \_\_\_\_\_. **Parallel distributed processing**. Cambridge: MIT Pres, 1986. v. 8, p. 318-363.
- SHACKELFOR, J. F. **Introdução a ciência dos materiais para engenheiros**. 6. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2008. 321 p.

SILVA, I. N. ; SPATTI, D. H. ; FLAUZINO, R. A. **Redes neurais artificiais para engenharia e ciências aplicadas**. São Paulo: Artlizer, 2010. 399 p.

SOUZA, P. R. **Métodos para análise da propagação de ondas em sólidos baseados em arranjos multisensores para o monitoramento da integridade de estruturas**. 2013. 124 f. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) – Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2013.

SOHN, H. Staistical Patern Recognition paradigm applied to defect detection in composite plates. In: INMAN, D. J. ; FARRAR, C. R. ; LOPES Jr., V.; STEFFEN Jr., V. (Ed.). **Damage prognosis: for aerospace, civil and mechanical systems**. Hoboken: John Wiley, 2005. p. 293 – 303.

STASZEWSKI, W.; BOLLER, C.; TOMLINSON, G. R. (Ed.). **Health monitoring of aerospace structures: smart sensor technologies and signal processing**. Chichester: John Wiley & Sons, 2004. 266 p.

SU, Z. ; YE, L. **Identification of damage using lamb waves**. New York: Springer, 2009. 346 p. (Lecture Notes in Applied and Computational, 48).

SU, Z. ; YE, L. ; LU, Y. Guided lamb waves for identification of damage in composite structures: a review. **Journal of Sound and Vibration**, London, v. 295, p. 753 – 780, 2006. Disponível em: < [http://ac.els-cdn.com/S0022460X0600109X/1-s2.0-S0022460X0600109X-main.pdf?\\_tid=3d2d21d4-c1a3-11e3-8e36-00000aacb35e&acdnt=1397239440\\_50c32a8ff24cea03744b1493ff9a07fa](http://ac.els-cdn.com/S0022460X0600109X/1-s2.0-S0022460X0600109X-main.pdf?_tid=3d2d21d4-c1a3-11e3-8e36-00000aacb35e&acdnt=1397239440_50c32a8ff24cea03744b1493ff9a07fa)>. Acesso em: 11 abr. 2014.

SU, Z.; YE, L. Quantitative damage prediction for composite laminates based on wave propagation and artificial neural networks. **Structural Health Monitoring**, London, v. 4, n. 1, p. 57-66, 2005.

TEBALDI, A.; LOPES Jr., V.; APARECIDO, J. B. Fault detection using piezelectric devices and genetic algorithms. In: INVERSE PROBLEMS DESIGN AND OPTIMIZATION SYMPOSIUM, 2004, Rio de Janeiro. Proceedings of the... Rio de Janeiro: [S.n.], 2004. p. 312 – 330. (Verificar as páginas usadas)

TIAN, Z.; YU, L. Lamb wave frequency-wavenumber analysis and decomposition. **Journal of Intelligent Material Systems and Structures**, London, p. 1-17, 2014.

VALENÇA, M. **Aplicando redes neurais: um guia completo**. Olinda : Livro Rápido, 2005. 264 p.

SWINGLER, S. **Applying neural networks: a practical guide**. London: Academic Press. 1996. 303 p.

WANG, Y.; GAO, L.; YUAN, S.; QIU, L.; QING, X. An adaptive filter-based temperature compensation technique for structural health monitoring. **Journal of Intelligent Material Systems Structures**, London, p. 1 – 12, 2014.

WERBOS, P. J. **Beyond regression: new tools for prediction and analysis in the behavioral sciences.** 1974. Thesis (PhD) - Harvard University, Cambridge, 1974.