

Redes Neurais Artificiais aplicadas para a predição do comportamento dinâmico-mecânico de compósitos de matriz epóxi reforçados com fibras de carbono

BRITO JÚNIOR^a, C.A.R.; BEZERRA^a, E.M.; PARDINI^b, L.C.; ANCELOTTI JÚNIOR^a, A.C.; PEREIRA^a, M.S.; DE BARROS^c, E.; DE CAMARGO^c, L.R.

^a Instituto Tecnológico de Aeronáutica – ITA, Praça Marechal Eduardo Gomes, 50, Vila das Acácias, CEP 12228-900, São José dos Campos, SP, Brasil

e-mail: britojr7@yahoo.com.br, edumarcelo@superig.com.br,
antonio.ancelotti@embraer.com.br, marcelasobrinho@hotmail.com,

^b Divisão de Materiais – AMR/ IAE/ CTA, São José dos Campos, SP, Brasil.

e-mail: pardini@iae.cta.br

^c Divisão de Integração e Ensaio – AIE/ IAE/ CTA, São José dos Campos, SP, Brasil.

e-mail: everaldo@iae.cta.br, leandrorc@iae.cta.br

RESUMO

Neste trabalho, o algoritmo Levenberg-Marquardt foi aplicado para prever o comportamento dinâmico-mecânico de compósitos de matriz epóxi reforçados com fibras de carbono. Empregou-se o ensaio de vibração amortecida (ASTM E-756) para viga do tipo engastada-livre que forneceu experimentalmente as curvas de amplitude em função do tempo de resposta. O compósito é de uso aeronáutico tendo configuração $[0^{\circ}/45^{\circ}/90^{\circ}/0^{\circ}]_S$. Uma rede neural do tipo “perceptron” de múltiplas camadas foi empregada, e os resultados mostraram que a aplicação do algoritmo de aprendizado Levenberg-Marquardt conduz a uma elevada qualidade preditiva para compósitos de matriz epóxi, uma vez que o coeficiente de desempenho (B) apresentou-se superior a 0.9 para 64% dos conjuntos testados. Os testes iniciais consideraram uma arquitetura simples $2-[30-30]_2-1$ resultando em uma baixa qualidade preditiva. Entretanto, o aumento do número de neurônios nas camadas escondidas resultou em uma arquitetura otimizada $2-[100-100]_2-1$.

Palavras chaves: Redes neurais artificiais (RNA), compósitos, fibra de carbono, propriedades dinâmico-mecânicas.

Behavior dynamic-mechanic of $[0^{\circ}/45^{\circ}/90^{\circ}/0^{\circ}]_S$ of carbon fibre/ epoxy composites

ABSTRACT

In this paper, the Levenberg-Marquardt algorithm was applied to predict the dynamic-mechanical properties of carbon-fiber reinforced epoxy composite. The Standard Test Method for Measuring Vibration-Damping Properties of Materials (ASTM E-756) was used for a cantilever beam that gives experimental curves of magnitude versus time. The composite is used in aeronautics and its configuration is $[0^{\circ}/45^{\circ}/90^{\circ}/0^{\circ}]_S$. A multilayered neural network perceptron (MLP) was used, and the results showed that the application of the Levenberg-Marquardt learning algorithm leads to a high predictive quality to epoxy composites, i.e. nearly 64% of standard error of prediction was found to be ≥ 0.9 . The initial tests considered a simple architecture $2-[30-30]_2-1$ resulting in low predictive quality. However, increasing the number of neurons in the hidden layers resulted in an enhancement in an optimized architecture composed by $2-[100-100]_2-1$ neurons.

Keywords: Artificial neural networks (ANN), composites, carbon fiber, dynamic-mechanical properties.

1 INTRODUÇÃO

Compósitos estruturais são materiais que estão gradativamente substituindo os materiais metálicos na indústria aeronáutica devido às suas propriedades mecânicas intrínsecas: resistência à corrosão, rigidez

elevada e baixa massa específica [1]. As fibras de carbono derivadas da poliácridonitrila (PAN) apresentam alta resistência à tração ($\sigma_T = 1.5-2.5$ GPa), rigidez elevada ($E_T = 300-500$ GPa) e baixa massa específica ($\rho \approx 1,8$ g/cm³) tornando-se o reforço predominante em compósitos de matriz polimérica de alto desempenho. De maneira geral, as fibras de carbono são utilizadas em componentes aeronáuticos que necessitam suportar cargas elevadas, como as superfícies de comando, empennamentos vertical e horizontal, portas de trem de pouso, capôs de motores, fuselagens, entre outros [2].

O comportamento mecânico de compósitos de matriz epóxi reforçados com fibras está associado a uma série de fatores, dentre os quais se destacam: (1) fração volumétrica de reforço, (2) a disposição das camadas e sua orientação, (3) a interface e adesão entre as camadas e (4) as propriedades mecânicas intrínsecas das fibras e da matriz [3, 4]. O conhecimento das propriedades dinâmico-mecânicas de compósitos reforçados com fibras é de suma importância quando se considera os processos de dissipação de energia em carregamentos cíclicos, tal como o ensaio de fadiga [5]. Viscoelasticidade é um comportamento típico de materiais poliméricos, e esta propriedade influencia diretamente nas aplicações e processos de obtenção de compósitos de matriz polimérica. A viscoelasticidade pode ser investigada por meio de experimentos dinâmicos, nos quais os módulos de armazenamento (E') e de perda (E'') são dois parâmetros importantes de viscoelasticidade [6]. O módulo de armazenamento corresponde à rigidez do material sob carregamento dinâmico. A complexidade dos mecanismos de amortecimento em compósitos reforçados com fibras pode ser tratado sob dois diferentes aspectos: (1) amortecimento em baixa deformação ou (2) alta deformação [7]. O amortecimento em deformações reduzidas é governado pela matriz polimérica, a qual obedece as relações de viscoelasticidade. As deformações elevadas induzem a formação de microtrincas, as quais contribuem para o amortecimento por fricção. Adicionalmente, a interface fibra-matriz afeta significativamente as propriedades mecânicas dos compósitos e influencia também no grau de amortecimento durante o ensaio dinâmico. A adesão interfacial em compósitos de matriz polimérica reforçados com fibras pode ser classificada como fraca, ideal ou forte. Uma interface ideal exerce o papel de transferir cargas, mas não contribui para o aumento dos módulos de rigidez. Entretanto, sob condições específicas o amortecimento associado à interface não deverá ser negligenciado [8, 9].

Uma rede neural artificial (RNA) é uma poderosa ferramenta matemática que pode ser utilizada para uma série de aplicações; além disso tem sido recentemente introduzida no campo da ciência dos materiais [10-11]. Dentre as diferentes topologias neurais considera-se que as redes *perceptron* multicamadas são àquelas implementadas com maior frequência devido à facilidade de implementação e sintaxe menos robusta [12]. As redes neurais, em geral, são modelos estatísticos flexíveis utilizados para a modelagem de problemas não-lineares de alta complexidade. Contudo, os modelos matemáticos resultantes da aplicação das redes neurais são comparados às “caixas-pretas” já que os parâmetros gerados são de difícil interpretação [13]. O problema de predição de falha para compósitos reforçados com fibras é fundamental no projeto e inspeção de estruturas/componentes usados em várias aplicações aeronáuticas [14]. Na ausência de um critério de falha bem definido que possa ser utilizado para prever o comportamento dinâmico-mecânico de tais estruturas, uma grande quantidade de testes deve ser realizada para diferentes condições, variando-se parâmetros, tais como: concentração volumétrica de reforço; espécie de reforço; matriz; orientação das camadas de reforço, nível de porosidade e outros parâmetros de processo. Desta forma, o objetivo do presente trabalho é prever o comportamento mecânico-dinâmico de compósitos de matriz epóxi reforçados com fibras de carbono utilizando redes neurais artificiais e comparar com os resultados experimentais. Dois parâmetros serão utilizados como nós na camada de entrada: (1) ângulo de corte- θ (associado com a orientação das camadas de reforço); (2) tempo de resposta-t.

2 ALGORITMO LEVENBERG-MARQUARDT

Essencialmente, o algoritmo Levenberg-Marquardt [15] é um algoritmo para ajustamento de comportamentos não-lineares baseado no método dos mínimos-quadrados que procura encontrar o melhor ajustamento para um conjunto de dados tentando minimizar a soma dos quadrados das diferenças entre a curva ajustada e os dados (tais diferenças são chamadas de resíduos). Sendo $E(w)$ uma função erro objetiva construída a partir de m termos de erros individuais $e_i^2(w)$ conforme a equação (1):

$$E(w) = \sum_{i=1}^m e_i^2(w) = \|g(w)\|^2 \quad (1)$$

Sendo $e_i^2(w) = (y_{di} - y_i)^2$ e y_{di} é o valor desejado como saída para o i -ésimo neurônio, y_i é o valor de saída referente ao i -ésimo neurônio e $g(w)$ representa uma função contendo os termos de erro

individuais. Assume-se que a função $g(w)$ e seu Jacobiano J são conhecidos no ponto w . O objetivo do algoritmo Levenberg-Marquardt é calcular o vetor de pesos (w -weight); tal que $E(w)$ seja mínimo. Usando o algoritmo de Levenberg-Marquardt, um novo vetor composto por uma camada de pesos w_{k+1} pode ser obtido a partir do vetor de pesos anterior w_k como segue:

$$w_{k+1} = w_k + \delta w_k \quad (2)$$

Onde δw_k é definido como:

$$\delta w_k = -(J_k^T g(w_k))(J_k^T J_k + \lambda I)^{-1} \quad (3)$$

Na Equação (3), J_k é o Jacobiano de $g(w_k)$ avaliado tomando-se a derivada primeira de $g(w_k)$ em relação à w_k , λ é o parâmetro de Marquardt, I é a matriz identidade [16-17]. Quando λ é igual a zero, este é somente o método de Newton, usando a matriz Hessiana aproximada. Quando λ assume valores maiores, verifica-se uma descida em gradiente com pequenos valores incrementais. O método de Newton é mais rápido e preciso ao aproximar-se do erro mínimo, então o objetivo é mudar para o método de Newton tão rápido quanto possível. Deste modo, λ é diminuído após cada etapa bem sucedida e é aumentado somente quando após uma nova tentativa ocorrer um aumento da discrepância entre a saída da rede e o alvo a ser considerado. Baseado neste procedimento, a discrepância sempre será reduzida a cada nova iteração do algoritmo.

3 MATERIAIS E METODOLOGIA

3.1 Materiais

Os ensaios foram realizados utilizando-se 7 vigas de compósitos de fibras de carbono/matriz epóxi. As fibras de carbono utilizadas apresentam alta resistência mecânica ($\sigma_{\text{tração}} = 2,3 \text{ GPa}$, $E = 230 \text{ GPa}$), sendo provenientes da Toray Company. O compósito apresenta 56% de fração volumétrica de fibra e massa específica de $1,52 \text{ g/cm}^3$. As vigas foram obtidas pelo corte de corpos-de-prova de uma única placa de compósito confeccionado com a seqüência de empilhamento $[0^\circ/45^\circ/90^\circ/0^\circ]_S$, conforme mostra a Figura 1.

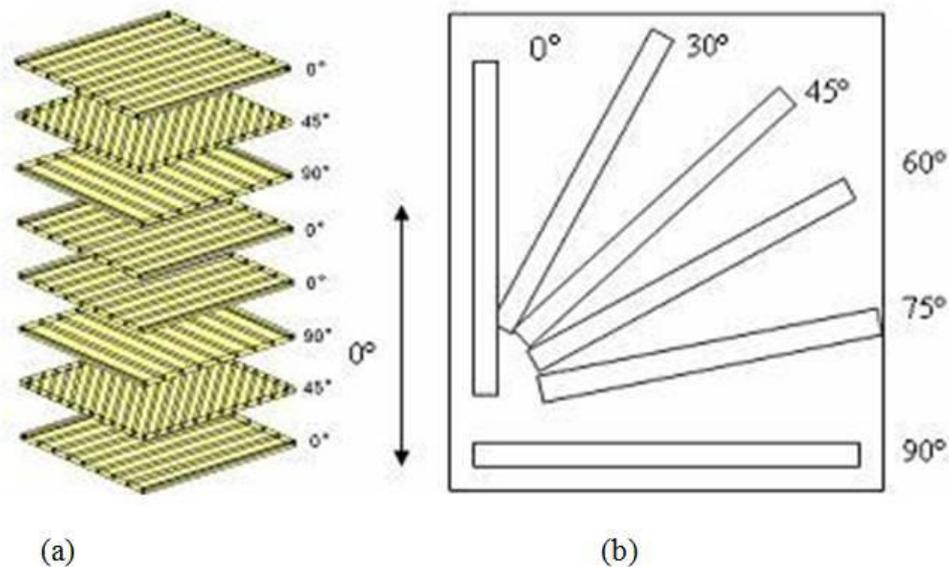


Figura 1: (a) Seqüência de empilhamento para o compósito laminado simétrico $[0^\circ/45^\circ/90^\circ/0^\circ]_S$ utilizado no presente trabalho; (b) Ângulos de corte para obtenção das vigas a partir deste compósito.

O ângulo de corte para os corpos-de-prova utilizados variou de 0° a 90° com intervalos de 15°. Assim, cada viga passou a ter sua própria configuração baseada em seu ângulo de laminação. Os dados utilizados nos cálculos das propriedades dinâmico-mecânicas foram: espessura, $h= 0,14 \times 10^{-2} \text{m}$; largura, $b=2 \times 10^{-2} \text{m}$; comprimento útil, $L= 0,2 \text{m}$; momento de inércia, $I=4,573 \times 10^{-12} \text{m}^4$ e massa útil da viga, $m=1,173 \times 10^{-2} \text{kg}$.

3.2 Ensaio de Vibração Livre Amortecida

O módulo elástico dinâmico de um material foi determinado por meio de um ensaio dinâmico de vibração livre, em conformidade com a norma ASTM E-756 [18]. O teste de vibração livre é conduzido engastando-se um dos lados da viga do material sob análise, conforme esquematizado pela Figura 2, enquanto que na extremidade livre é fixado um sensor (acelerômetro) que é responsável pela aquisição dos dados, onde é aplicada uma deformação por meio de um martelo de impacto. O decremento pode ser expresso em unidades convenientes ao equipamento utilizado. Assim, os gráficos da amplitude (m/s^2) em função do tempo (t) foram obtidos. Os ensaios foram realizados a temperatura ambiente (24°C) e umidade relativa de aproximadamente 50%. Utilizou-se um acelerômetro piezoelétrico Bruel Kjaer tipo 4375, com massa de 0,2 g fixada na extremidade livre do corpo-de-prova com cera de abelha, um condicionador amplificador de sinais Bruel Kjaer 2626, um sistema HP E1432A com seis canais de saída e um microcomputador. As características geométricas das vigas (espessura, largura e comprimento útil em vibração livre), o momento de inércia e a massa útil das vigas (correspondente ao comprimento útil em vibração livre) permaneceram fixos para que a resposta em vibração estivesse associada apenas à orientação das fibras de carbono na resina epóxi e ao tempo de resposta. A frequência natural (ω_n) e o fator de amortecimento (ζ) foram obtidos pela análise dos gráficos de variação da amplitude [m/s^2] em função do tempo de resposta[s]

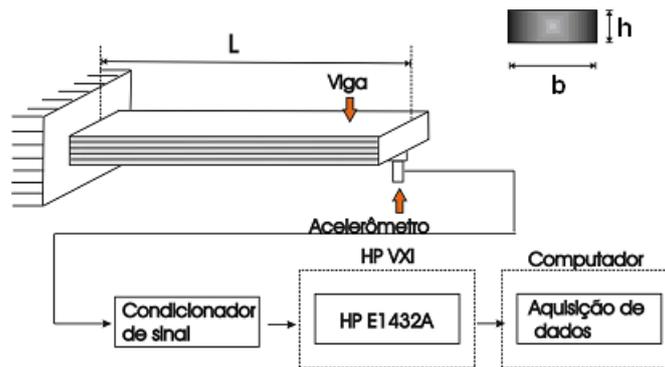


Figura 2: Representação esquemática de uma viga engastada para ensaio de vibração livre.

3.3 Cálculo das Propriedades Dinâmicas

Dados numéricos (tempo x amplitude) fornecidos pelo aplicativo computacional Signal Calc 620 foram plotados em ambiente Matlab 7.0. Interações foram realizadas com os dados de cada gráfico para que fossem geradas novas curvas, que obedecem a uma função para sistemas oscilatórios sub-amortecidos, ou seja, fator de amortecimento (ζ) adimensional menor que 1. A equação da amplitude em função do tempo $y(t)$ que representa, teoricamente, esse comportamento dinâmico é representada pela equação 4:

$$y(t) = e^{-\zeta \omega_n t} \left[A \cos(\sqrt{1-\zeta^2} \omega_n t) + B \text{sen}(\sqrt{1-\zeta^2} \omega_n t) \right] \quad (4)$$

Onde ω_n corresponde à frequência natural do sistema em (rad/s) que também pode ser descrita em Hertz (Hz) através da seguinte relação para conversão das unidades (rad/s para Hz):

$$f_n = \frac{\omega_n}{2\pi} \text{ (Hz)} \quad (5)$$

Os parâmetros A e B, são constantes adimensionais.

A curva teórica fornece de imediato os valores para a frequência natural (ω_n) e fator de amortecimento (ζ) para cada uma das amostras analisadas. O decremento logarítmico (Δ) foi obtido aplicando-se a equação 6:

$$\Delta = \frac{2\pi\zeta}{\sqrt{1 - \zeta^2}} \quad (6)$$

Os dados calculados pelas equações (4-6) foram utilizados para determinar numericamente os módulos de armazenamento E' e de perda E'' , respectivamente.

Os módulos de armazenamento (E') e de perda (E'') foram calculados aplicando-se as equações 7-8 [19]:

$$E' = \frac{4\pi^2 f_n^2}{3I} \left[M_p + \frac{33}{140} m \right] L^3 \left[1 + \frac{\Delta^2}{4\pi^2} \right] \quad (7)$$

$$E'' = \eta E' \quad (8)$$

Onde:

- $I = bh^3/12$ representa o momento de inércia da área da seção reta do corpo-de-prova com relação ao eixo de flexão [m⁴];
- f_n = frequência natural em Hertz (Hz), obtida pela equação 5;
- L = comprimento da viga [m];
- b = largura da viga [m];
- h = espessura da viga [m];
- M_p = massa do acelerômetro (0,2g);
- m = massa da viga referente ao comprimento sob ensaio [kg];
- η = fator de perda, ou de dissipação, que é a razão entre a parte imaginária e a parte real do módulo dinâmico.

Pode-se relacionar o decremento logarítmico com o módulo de armazenagem e o módulo de perda utilizando-se a equação 9:

$$\eta = \tan \delta = \frac{\Delta}{\pi} = \frac{E''}{E'} \quad (9)$$

Onde:

- δ = ângulo de fase formado entre os vetores do módulo de armazenagem (E') e de perda (E'').

O módulo dinâmico complexo E^* pode ser determinado por meio da equação 10:

$$|E^*| = \left[(E')^2 + (E'')^2 \right]^{0,5} \quad (10)$$

3.4 Modelagem - Redes Neurais/Vibração

A Figura 3 representa o fluxograma utilizado para determinação dos parâmetros relacionados ao ensaio de vibração, observando-se que o algoritmo de Levenberg-Marquardt foi empregado para permitir o cálculo das constantes A, B, do fator de amortecimento (ζ) e da frequência natural (ω_n). Para simular a não-linearidade das curvas de amortecimento utilizou-se uma rede neural formada por 2 entradas representando as variáveis: (1) orientação das fibras de carbono; (2) tempo de resposta [s] e apenas uma saída representando a amplitude $y(t)$ [m/s²]. Na etapa de treinamento foram utilizados 70% dos dados experimentais; aleatorizando as entradas e saídas do conjunto de treinamento (~8000 vetores). Um pré-tratamento dos dados foi realizado

com o propósito de evitar a saturação da função de transferência (tangente sigmóide), acelerando a convergência e reduzindo o erro quadrático médio em função do número de iterações. Os dados restantes foram utilizados nos processos de simulação (20%~1630) e validação da rede neural (10%~800). Inicialmente utilizou-se uma arquitetura 2-[30-30]₂-1 constituída por 30 neurônios em cada uma das camadas escondidas (intermediárias). Para otimizar o desempenho das redes, 5 neurônios foram sendo adicionados a cada uma das camadas intermediárias, verificando-se a evolução do erro quadrático médio durante as etapas de treinamento, validação e teste até obter-se uma arquitetura constituída por 100 neurônios em cada uma das camadas escondidas, arquitetura 2-[100-100]₂-1. Além deste procedimento, as entradas foram aleatorizadas gerando 50 conjuntos de treinamento distintos; de tal forma que o treinamento pudesse ser realizado diversas vezes calculando-se o coeficiente de desempenho (B) e determinando-se a porcentagem de resultados cujo coeficiente situou-se entre 0,9 e 1,0. Este procedimento estatístico deve ser realizado evitando-se “*overfitting*”, ou seja, a memorização dos dados de treinamento ao invés da extração das características gerais que permitiriam a generalização da solução gerada [20]. O desempenho da rede foi avaliado através do cálculo do coeficiente de determinação B que é definido pela equação 11:

$$B = 1 - \frac{\sum_{i=1}^M (O(p^{(i)}) - O^{(i)})^2}{\sum_{i=1}^M (O^{(i)} - O)^2} \quad (11)$$

Onde $O(p^{(i)})$ representa o i-ésimo resultado predito pela rede, $O^{(i)}$ o i-ésimo valor determinado experimentalmente, O a média dos valores experimentalmente determinados e M é o número total de dados do conjunto de teste. O coeficiente B descreve a adequação da curva de aproximação das variáveis de saída de uma rede neural artificial com relação aos parâmetros de entrada. Valores mais altos de B indicam uma rede neural com melhor aproximação de saída, ou seja, com qualidade preditiva superior [21-23].

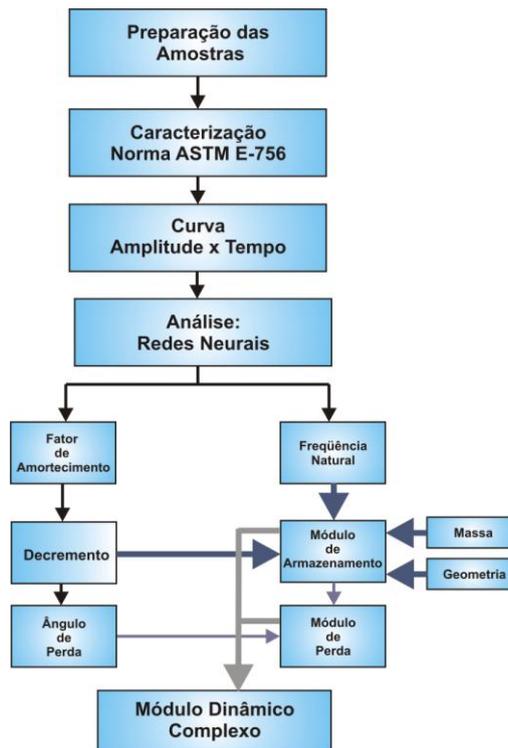


Figura 3: Fluxograma referente ao Ensaio de Vibração (ASTM E-756)

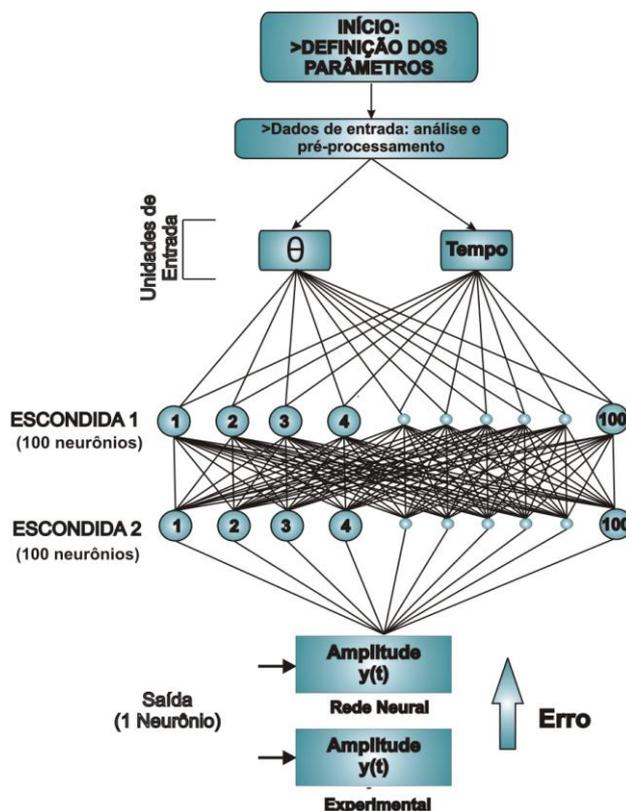


Figura 4: Arquitetura da rede neural otimizada 2-[100-100]₂-1.

4 ANÁLISE DOS RESULTADOS E DISCUSSÕES

A Tabela 1 mostra os resultados dos cálculos para cada amostra. A equação 4 deduzida teoricamente gerou as curvas que forneceram os valores “teóricos” das frequências naturais (ω_n) e também dos fatores de amortecimento (ζ). De posse desses dados, as frequências naturais foram convertidas para Hertz empregando-se a equação 5. O decremento logarítmico (Δ), os módulos de armazenamento (E') e de perda (E''), a tangente do ângulo de fase ($\tan \delta$) e o módulo dinâmico complexo (E^*) foram calculados, empregando-se as equações 6-10. Os valores das frequências naturais teóricas apresentaram uma precisão aceitável em relação às frequências naturais experimentais. Sendo que a viga cortada a um ângulo de 30° mostrou maior diferença percentual (0,94%).

Tabela 1: Propriedades dinâmicas para amostras de carbono/epóxi calculadas utilizando-se os resultados experimentais

Material	Ângulo de corte (°)	f_n (Hz) numérico	ζ numérico	Δ numérico	$\tan \delta$ numérico	E' (GPa)	E'' (GPa)	E^* (GPa)
Compósito de fibra de carbono/resina epóxi	0	38,649	0,01921	0,12072	0,0384	105,63	4,06	106
	30	23,990	0,03189	0,20047	0,0638	43,18	2,76	43
	45	19,688	0,02353	0,14788	0,0471	27,89	1,31	28
	60	19,364	0,02267	0,14248	0,0454	26,88	1,22	27
	75	20,062	0,01832	0,11513	0,0366	28,37	1,04	28
	90	21,651	0,01501	0,09432	0,0300	32,70	0,98	33

Os resultados da Tabela 1 mostram que o módulo de armazenamento (E') decresce em função do aumento do ângulo de corte do compósito até a direção 60°. Os valores indicam que para o compósito usinado na direção (0°), os módulos dinâmicos apresentaram-se superiores. Assim, a coincidência entre o

ângulo de corte de 0° e a direção das fibras a 0° favoreceu as duas camadas da parte simétrica do compósito $[0^\circ/45^\circ/90^\circ/0^\circ]_S$, justificando estes valores em decorrência da fração em volume de fibras alinhadas na direção 0° ser aproximadamente 28% (v. Figura 1). A fração volumétrica também explica a questão do compósito com ângulo de corte a 90° não apresentar o mesmo módulo de armazenamento que o compósito cortado a 0° , pois o módulo à 90° foi favorecido por apenas uma camada da parte simétrica. Nesta direção, somente 14% em volume de fibras de carbono estão alinhadas com a direção de aplicação do esforço mecânico. A Figura 5(a)-(f) mostra os gráficos de amplitude em função do tempo de resposta gerados experimentalmente para as seis direções de reforço.

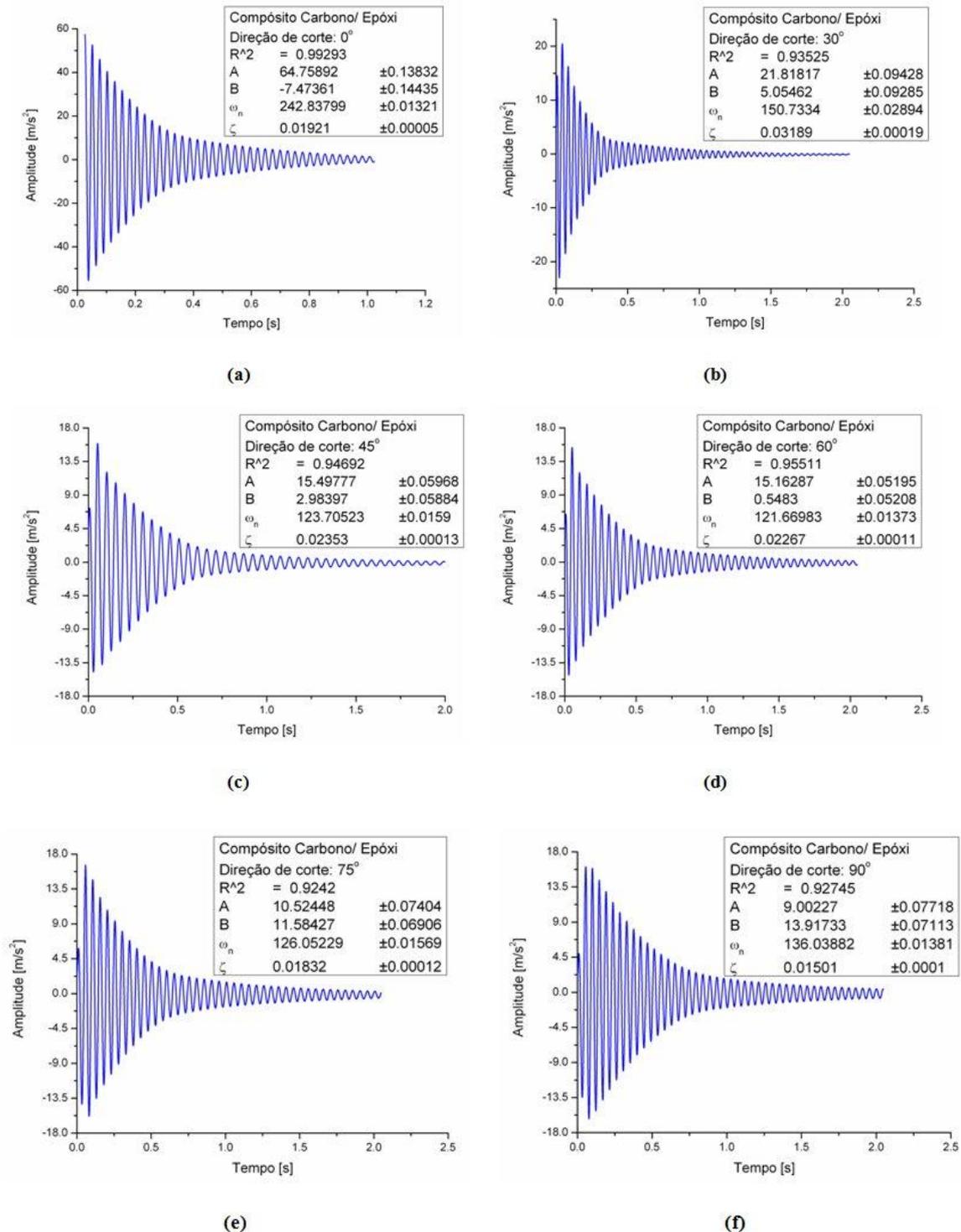


Figura 5: Função de resposta no tempo em vibração livre da viga de fibra de carbono/resina epóxi para diferentes orientações. (a) 0° ; (b) 30° ; (c) 45° ; (d) 60° ; (e) 75° ; (f) 90° . Resultados Experimentais.

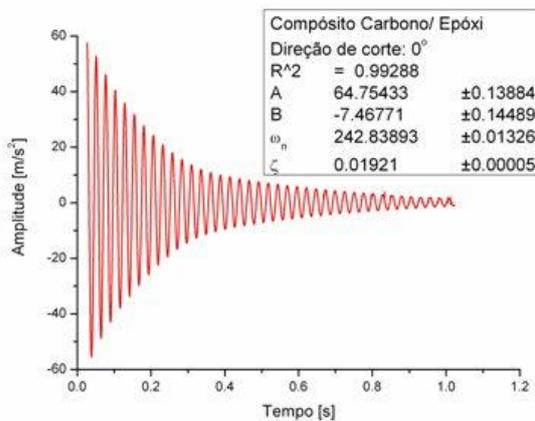
4.1 Refinamento das curvas por Redes Neurais (RN)

Nesta seção, os resultados foram analisados usando uma RNA para ajustar a não-linearidade associada ao comportamento de compósitos de matriz epóxi reforçados com fibras de carbono submetidos ao ensaio de vibração ASTM E-756 [18]. A topologia 2-[100-100]₂-1 foi obtida partindo-se de uma topologia mais simples constituída por 30 neurônios nas camadas escondidas. As topologias foram testadas até se obter um erro quadrático médio inferior a 10⁻⁷. Observa-se na Figura 6(a)-(f) que a aplicação do algoritmo Levenberg-Marquardt associado à rede de propagação multicamadas resultou em uma elevada qualidade preditiva. A Tabela 2 apresenta os resultados dos cálculos obtidos para cada uma das amostras utilizando as equações 4-11 aplicadas às curvas geradas por meio do algoritmo Levenberg-Marquardt. O módulo de armazenamento (E') reduziu em função do aumento do ângulo de alinhamento da fibra de carbono indicando que para fibras alinhadas na direção (0°), as propriedades dinâmicas verificadas apresentaram-se superiores. Os módulos de armazenamento e de perda mostraram-se inferiores para ângulos de corte superiores. Os parâmetros geométricos e a massa da viga mantiveram-se constantes para as diferentes orientações testadas; de tal forma que a alteração do comportamento da curva amplitude x tempo de resposta está apenas associado ao parâmetro orientação das fibras de carbono.

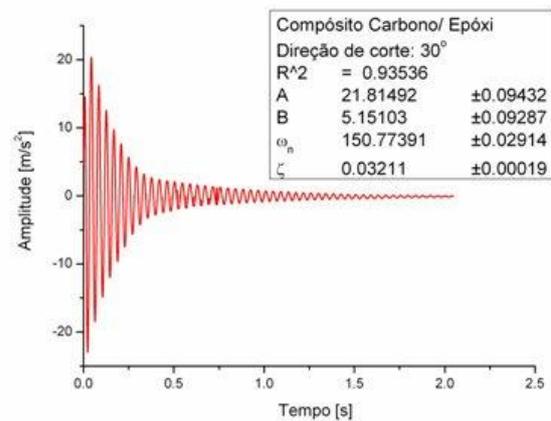
De acordo com a Figura 7 pode-se verificar que o desempenho da rede neural depende da complexidade de sua arquitetura, desta forma a arquitetura 2-[30-30]₂-1 apresentou desempenho consideravelmente inferior à arquitetura 2-[100-100]₂-1 cujo coeficiente B foi superior a 0.9 para 64% dos conjuntos testados. A Figura 8 apresenta o gráfico de treinamento da rede, verificando-se que o logaritmo do erro quadrático médio para 800 iterações apresentou-se inferior ao erro 10⁻⁷ estipulado como meta de treinamento.

Tabela 2: Propriedades dinâmicas para amostras de carbono/ epóxi calculadas utilizando-se os resultados gerados pela aplicação do algoritmo Levenberg-Marquardt

Material	Ângulo de corte (°)	f _n (Hz) numérico	ζ numérico	Δ numérico	tan δ numérico	E' (GPa)	E'' (GPa)	E* (GPa)
Compósito de fibra de carbono/ resina epóxi	0	38,649	0,01921	0,12072	0,0384	105,63	4,06	106
	30	23,996	0,03211	0,20186	0,0643	43,25	2,78	43
	45	19,681	0,0232	0,14581	0,0464	27,83	1,29	28
	60	19,364	0,02262	0,14216	0,0453	26,87	1,22	27
	75	20,061	0,01835	0,11532	0,0367	28,37	1,04	28
	90	21,656	0,0149	0,09363	0,0298	32,70	0,97	33



(a)



(b)

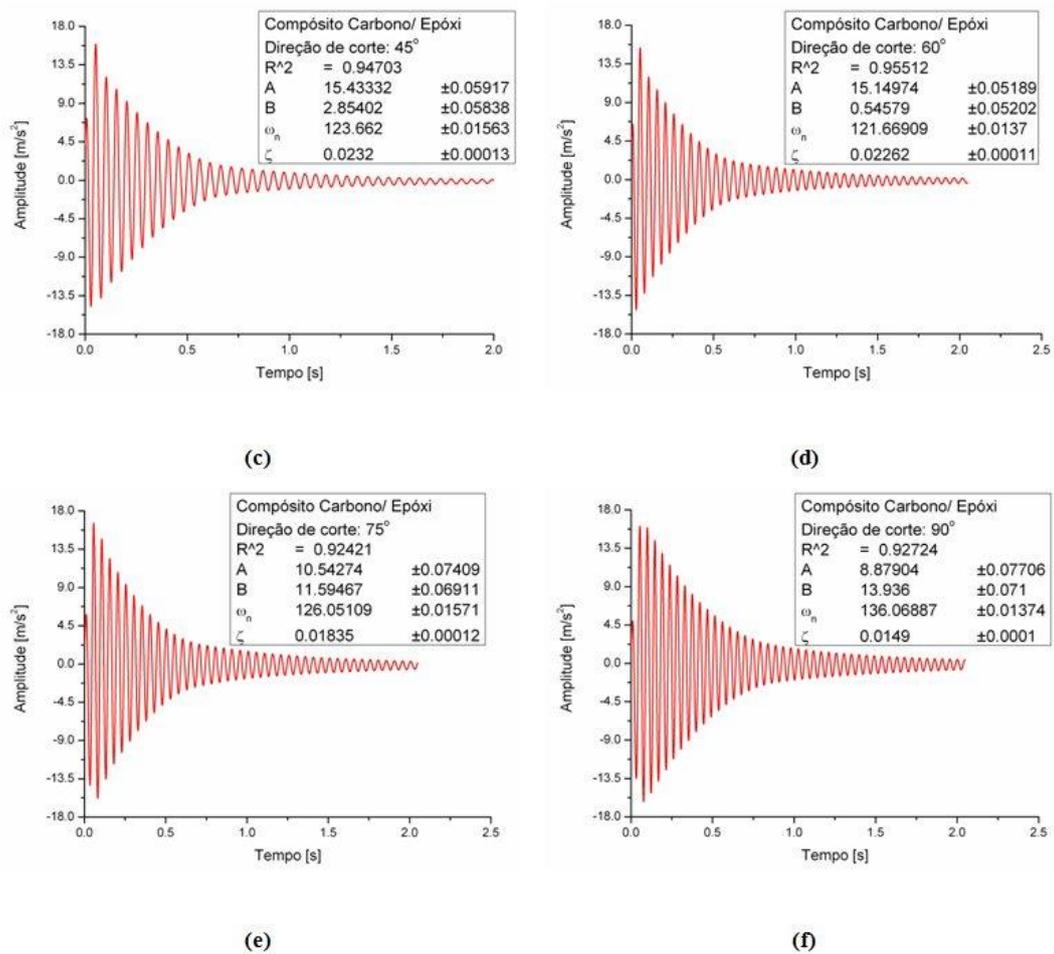


Figura 6: Função de resposta no tempo em vibração livre da viga de fibra de carbono/resina epóxi para diferentes orientações. (a) 0°; (b)30°; (c) 45°; (d)60°; (e)75°; (f) 90°. Resultados gerados pelo algoritmo LM.

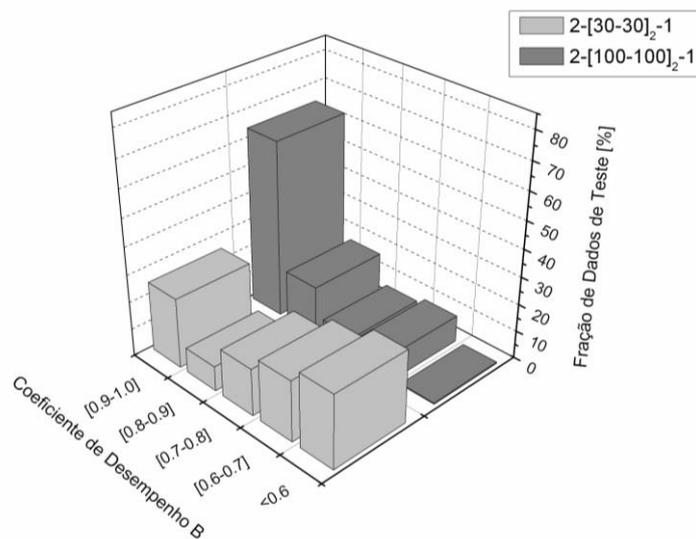


Figura 7: Dependência da porcentagem de dados de teste quantificada pelo fator B em função da arquitetura da rede

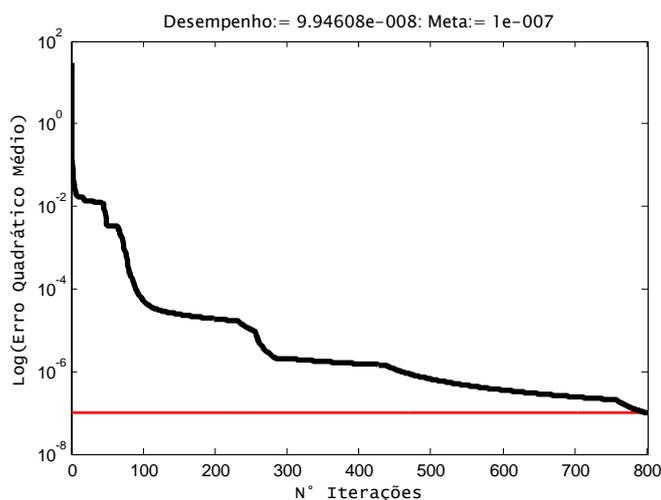


Figura 8: Logaritmo do erro quadrático médio em um treino em lote com sucesso 2-[100-100]₂-1.

5 CONCLUSÃO

Pode-se concluir que o trabalho apresentou progressos significativos relacionados ao equacionamento das curvas experimentais e identificação dos parâmetros mais relevantes relacionados ao comportamento destes compósitos quando submetidos ao ensaio de vibração ASTM E-756. Entretanto, alguns refinamentos devem ser realizados buscando-se associar os pesos gerados nas camadas escondidas às variáveis de entrada e suas respectivas interações. Para atingir este objetivo, outros parâmetros devem ser levados em consideração:

- Interface entre as fibras e a resina empregada;
- Influência do tempo de cura da resina;
- Influência da porosidade na resistência mecânica;
- Influência do diâmetro de reforço na aderência fibra-matriz;

Desta forma, o objetivo em uma próxima etapa será associar os parâmetros dos modelos de viscoelasticidade mais avançados com os números gerados através das RNA levando-se em consideração os parâmetros acima citados e outros porventura identificados em decorrência da execução do projeto de pesquisa.

6 BIBLIOGRAFIA

- [1] LEVY NETO, F., PARDINI, L.C., *Compósitos Estruturais*, 1 ed. Brasil, Editora Edgard Blücher Ltda., 2006.
- [2] ANCELOTTI JÚNIOR, A.C., “Efeitos da Porosidade na Resistência ao Cisalhamento e nas Propriedades Dinâmicas de Compósitos de Fibra de Carbono/Resina Epóxi”, *Tese de M. Sc.*, Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos, SP, Brasil, 2006.
- [3] EDIE, D.D., “The effect of Processing on the Structure and Properties of Carbon Fibers”, *Carbon*, v. 36, n. 4, pp. 345-62, 1998.
- [4] HINZ, S., JONES, F.R., SCHULTE, K., “Micromechanical Modelling of Shear Deformation of a 90°-ply in Glare® at Elevated Temperatures”, *Computational Materials Science*, v. 39, pp. 142-8, 2007.
- [5] ZINOVIEV, P.A., ERMAKOV, Y.N., *Energy Dissipation in Composite Materials*, 1 ed. U.S.A., Technomic Published Company, 1994.
- [6] DE SILVA, C.W., *Vibration: Fundamentals and Practice*, 1. ed. Boca Raton, CRC Press LLC, 2000.
- [7] PLUNKETT, R., “Damping Mechanisms in Fibre Reinforced Laminates”, In: *Mechanics of Composite Materials*, Hashin Z, Herakovich CT, editors, New York:Pergamon Press, pp. 93,1982.

- [8] ZHANG, X., LIAO, L., MA, N., WANG, H., “Mechanical Properties and Damping Capacity of Magnesium Matrix Composites”, *Composites Part A: Applied Science and Manufacturing*, v. 37, n. 1, pp. 2011-6, 2006.
- [9] CHEN, H., WANG, M., BAI, R., “The effect of nonlinear contact upon natural frequency of delaminated stiffened composite plate”, *Composite Structures*, v. 76, n. 1-2, p.28-33, 2006.
- [10] ZHANG, Z., FRIEDRICH, K., “Artificial Neural Networks Applied to Polymer Composites: A Review”, *Composites Science and Technology*, v. 63, pp. 2029-44, 2003.
- [11] GOH, A.T.C., “Back-propagation Neural Networks for Modeling Complex Systems”, *Artificial Intelligence in Engineering*, v. 9, pp. 143-51, 1995.
- [12] YANG, H.J., ROE, B.P., ZHU, J., “Studies of Stability and Robustness for Artificial Neural Networks and Boosted Decision Trees”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, v. 574, n. 2, pp. 342-9, 2007.
- [13] BAHR, H.B., HORROCKS, D.H., “Dynamic Weight Estimation Using an Artificial Neural Network”, *Artificial Intelligence in Engineering*, v. 12, pp. 135-9, 1998.
- [14] AFJEH, A.A., KEITH, T.G., “A Simple Computational Method for Performance Prediction of tip-controlled Horizontal axis Wind Turbines”, *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, v. 32, n. 3, pp. 231-45, 1989.
- [15] XU, J., HO, D.W.C., “A New Training and Pruning Algorithm Based on Node Dependence and Jacobian Rank Deficiency”, *Neurocomputing*, v. 70, n. 1-3, pp. 544-58, 2006.
- [16] CHEN, H.H., MANRY, M.T., CHANDRASEKARAN, H., “A neural network training algorithm utilizing multiple sets of linear equations”, *Neurocomputing*, v. 25, n. 1-3, pp. 55-72, 1999.
- [17] TAN, Y., VAN CAUWENBERGHE, A.R., “Optimization Techniques for the Design of a Neural Predictive Controller”, *Neurocomputing*, v. 10, n. 1, pp. 83-96, 1996.
- [18] ASTM E-756: Standard test method for measuring vibration-damping properties of materials, *American Society for Testing and Materials*, 2004
- [19] BOTELHO, E.C., CAMPOS, A.N., DE BARROS, E., PARDINI, L.C., REZENDE, M.C., “Damping Behavior of Continuous fiber/metal Composite Materials by the Free Vibration Method”, *Composites Part B: Engineering*, v. 37, n. 2-3, pp. 255-63, 2006.
- [20] XIONG, Y.S., WITHERS, P.J., “An Evolution of Recurrent Neural Network Modelling for the Prediction of Damage Evolution During Forming”, *Journal of Materials Processing Technology*, v. 170, n. 3, pp. 551-62, 2005.
- [21] BEZERRA, E.M., ANCELOTTI, A.C., PARDINI, L.C., ROCCO, J.A.F.F., IHA, K., RIBEIRO, C.H.C., “Artificial Neural Networks Applied to Epoxy Composites Reinforced with Carbon and E-glass fibers: Analysis of the Shear Mechanical Properties”, *Materials Science and Engineering A*, 2007.
- [22] ZHANG, Z., FRIEDRICH, K., “Artificial Neural Networks Applied to Polymer Composites: A Review” *Composites Science and Technology*, v. 63, pp. 2029-44, 2003.
- [23] ZHANG, Z., KLEIN, P., FRIEDRICH, K., “Dynamic Mechanical Properties of PTFE Based Short Carbon Fibre Reinforced Composites: Experiment and Artificial Neural Network Prediction”, *Composites Science and Technology*, v. 62, pp. 1001-9, 2002.