

UTILIZANDO REDES NEURAIS PARA PREVER O MÓDULO DE ELASTICIDADE TRANSVERSAL DE COMPÓSITOS UNIDIRECIONAIS

Eduardo César Bezerra Câmara¹, eduardocabecao@hotmail.com
Raimundo Carlos Silvério Freire Júnior², freirej@ufrnet.br

¹Programa Institucional de Bolsas de Iniciação Científica – Departamento de Engenharia Mecânica – UFRN

²Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica – Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN)
Campus Universitário – Lagoa Nova – Natal – RN – CEP: 59072 - 970

Resumo: Este trabalho tem como principal objetivo a criação de uma rede neural artificial capaz de modelar o módulo de elasticidade transversal de compósitos unidirecionais. Para tal demonstração desta aplicabilidade, se fez necessário o uso de um conjunto de dados para treinar e testar a RNA (Redes Neurais Artificiais), que foram obtidos da literatura. Após a implementação do algoritmo, os resultados demonstram a viabilidade do uso de RNAs para tais fins, sendo os mesmos fundamentados na análise do erro médio quadrático e do coeficiente de correlação. Esses parâmetros foram comparados com o modelo matemático de Halpin-Tsai, muito utilizado em pesquisas nessa área. Por fim, se verificou que a aplicação de RNAs para a análise de propriedades mecânicas em compósitos unidirecionais é viável.

Palavras-chave: Redes Neurais Artificiais, Compósitos unidirecionais, módulo de elasticidade transversal, modelo de Halpin-Tsai

1. INTRODUÇÃO

Compósito estrutural unidirecional por definição é constituído por uma matriz e por um tipo de fibra, na qual a fibra é disposta em uma única direção. A análise das propriedades mecânicas desses materiais é essencial na análise de tensões e para o projeto de componentes estruturais utilizados em diversos ramos da engenharia.

Uma das formas de obtenção das propriedades mecânicas desses compósitos é através de modelos micromecânicos. Nesta técnica de cura se tenta obter as propriedades do compósito a partir das propriedades individuais dos seus constituintes, bem como, das frações volumétricas de cada um desses elementos. (Levy Neto e Pardini, 2006)

Através da literatura especializada (Mendonça, 2005) se verifica que existem diversos modelos matemáticos para obter as propriedades elásticas dos compósitos. Os modelos da micromecânica mais simples, como a regra das misturas, fazem diversas aproximações desprezando vários parâmetros como, por exemplo, a distribuição de tensões internas. Em paralelo a esses modelos, desde a década de 60, modelos baseados na teoria da elasticidade tem sido desenvolvido para aproximar as propriedades do composto de seus constituintes. Estes modelos também analisam apenas um volume representativo de uma região da fibra e matriz, porém não são feitas hipóteses simplificativas sobre a distribuição de tensões ou de deformações. As soluções fornecidas pela teoria da elasticidade ou os valores experimentais se apresentam na forma de tabelas, curvas ou equações permitindo assim o uso eficiente em projetos. Estes modelos são conhecidos por semi empíricos, que consistem em estimar as propriedades usando equações baseadas na teoria, porém considerando alguns fatores de ajuste. Hill propôs em 1965, o chamado “modelo autoconsistente” (Hill, 1965), que foi usado por Whitney e Riley em 1966 (Whitney & Riley, 1966), sendo posteriormente aprofundado por Halpin-Tsai em 1969 (Halpin & Tsai, 1969), e adquirindo larga aceitação em projetos. Em 1989 (Aboudi, 1989), Aboudi desenvolveu o método das células de uma maneira bastante geral, prevendo também as propriedades transversais G_{23} (Módulo de cisalhamento na direção 23) e ν_{23} (Coeficiente de Poisson na direção 23). Em 1985 (Mendonça, 2005), Hopkins e Chamis propuseram um modelo multicelular que é similar à regra das misturas.

Em alguns casos, em virtude da complexidade geométrica da estrutura, geralmente é necessária uma solução numérica das equações diferenciais da elasticidade, como método de elementos finitos e, algumas vezes, diferenças finitas. Por exemplo, Adams e Doner usaram diferenças finitas para obter G_{12} (Módulo de cisalhamento na direção 12) usando um arranjo retangular de fibras circulares, em 1967 (Adams & Doner, 1967). No mesmo ano publicaram os resultados para E_2 (Módulo de elasticidade transversal) usando elementos finitos.

Podemos perceber que há na literatura vários modelos matemáticos, empíricos e semi-empíricos, para a aquisição das propriedades elásticas. Até onde se sabe, não há na literatura indícios de utilização de Redes Neurais (RNAs) para o mesmo objetivo. Este trabalho tem por objetivo a criação de uma Rede Neural que treine e teste às

propriedades dos materiais constituintes do compósito estrutural unidirecional, sendo assim, capaz de fornecer os valores teóricos do módulo de elasticidade transversal do compósito. E ainda, com esses valores obtidos fazer uma comparação com o modelo de Halpin-Tsai, através do coeficiente de correlação e do erro médio quadrático. Isso ajudaria a indústria a fazer uma previsão sobre o comportamento do material, antes de aplicá-lo na constituição de algum produto.

2. DADOS OBTIDOS DA LITERATURA

No desenvolvimento do respectivo trabalho, a base de dados foi retirada de referências bibliográficas, de pesquisas feitas anteriormente e dos sites, sendo todos relacionados a compósitos. (Levy Neto et al, 2006; Mendonça, 2005; Herakovic, 1997; Huang, 2000; Berthelot et al, 2006; Shari et al, 1995; Huang, 1999; Wacker ET AL, 1997; www.about.com; www.matweb.com)

Para a implementação da RNA foram utilizados 106 compósitos unidirecionais, sendo 92 para o treino e 14 para o teste da rede, com diferentes materiais para a fibra, para a matriz e variadas condições de volume de fibra. As fibras utilizadas na fabricação das lâminas unidirecionais foram feitas de vários tipos de materiais dentre elas as fibras de carbono (AS- 4, AS, IM6, MOD I, GRAFITE, T-300), fibras de vidro (GLASS- S, GLASS- E), boro, kevlar. As matrizes avaliadas foram Peek APC2, Epóxi, Poliéster, DX210, SR1500. As variações do percentual de fibra ocorreram na faixa de 15% a 70%, e utilizou-se somente lâminas unidirecionais para a verificação do módulo de elasticidade transversal. (Mendonça, 2005; Herakovic, 1997; Huang, 2000; Berthelot et al, 2006; Shari et al, 1995; Huang, 1999; Wacker et Al, 1997; www.matweb.com; www.about.com).

Para maiores detalhes dos dados utilizados na pesquisa, como o processo de fabricação e os tipos específicos de material pode-se consultar as fontes de dados. (Levy Neto e Pardini, 2006; Mendonça, 2005; Herakovic, 1997; Huang, 2000; Berthelot et al, 2006; Shari et al, 1995; Huang, 1999; Wacker et al, 1997; www.about.com; www.matweb.com).

3. MODELAMENTO MATEMÁTICO

Na criação do modelo matemático utilizaram-se duas arquiteturas diferentes de rede neural, sendo ambas, redes perceptron de múltiplas camadas treinado pelo algoritmo Back Propagation. Para a comparação com essas redes foi implementado o modelo matemático de Halpin-Tsai. Utilizou-se a validação cruzada para o treinamento, onde o conjunto de dados foi dividido em conjunto de treinamento (90 % conjunto de dados) e conjunto de teste (10 % conjunto de dados), com o objetivo de termos uma rede com boa capacidade de generalização.

Outro ponto de fundamental importância que teve o seu comportamento analisado foi o coeficiente de correlação (r) e o erro médio quadrático (EMQ). O estudo desses pontos, tanto para as RNAs quanto para o critério de Halpin-Tsai permitiu a comparação de ambos e ajudou a validar as RNAs. Abaixo a expressão do erro médio quadrático, onde, E_{2real} é o valor real do módulo de elasticidade transversal obtido da literatura e $E_{2estimado}$ é o valor calculado pelas RNAs e pelas equações de Halpin-Tsai.

$$EMQ = \frac{1}{2} \cdot \sum (E_{2real} - E_{2estimado})^2 \quad (1)$$

Por fim, utilizou-se o MATLAB para a implementação das RNAs e das equações do critério de Halpin-Tsai.

3.1. Modelo de RNA de Três Entradas

A primeira RNA treinada possui sua estrutura constituída por três neurônios de entradas (módulo de elasticidade da fibra, módulo de elasticidade da matriz, volume da fibra) e um neurônio de saída (módulo de elasticidade transversal do compósito), de modo a satisfazer a função abaixo, em que E_2 representa o módulo de elasticidade transversal do compósito, E_f é o módulo de elasticidade da fibra, E_m é o módulo de elasticidade da matriz e V_f é o volume de fibra no compósito.

$$E_2 = f(E_f, E_m, V_f) \quad (2)$$

Nesta RNA utilizou-se uma única camada oculta com os neurônios variando entre 10 e 100 neurônios, todos com bias e com função de ativação sigmóide nos neurônios ocultos e função de ativação linear no neurônio de saída. O algoritmo utilizado no treinamento foi o de retropropagação, baseado na regra do Momento (Haykin, 2001).

Este modelo com três entradas foi treinado até 15000 épocas, tendo em todas, uma taxa de aprendizado de 0.1 e uma constante do momento de 0.7. É importante informar que tanto os neurônios de entrada quanto os neurônios de saída, tiveram os seus dados normalizados, com o intuito de melhorar o aprendizado da RNA. A figura 1 demonstra a arquitetura da rede aqui utilizada.

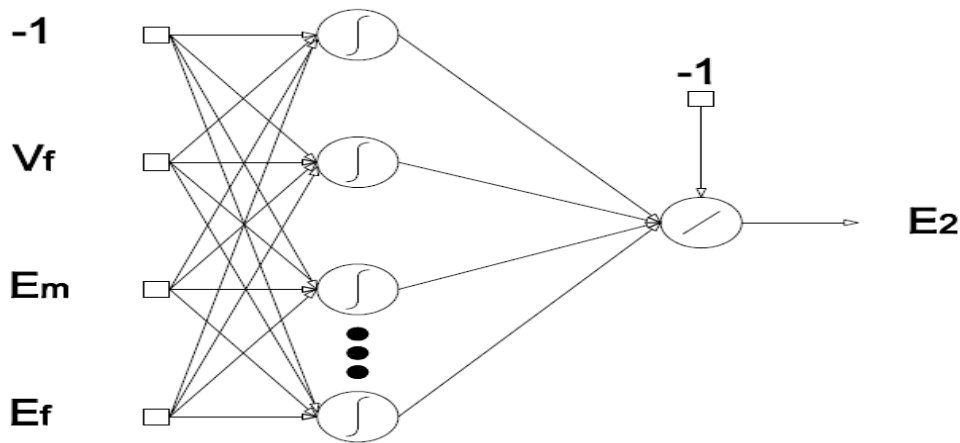


Figura 1. Arquitetura da rede neural com três entradas.

3.2. Modelo de RNA de Duas Entradas

A outra RNA treinada tem sua estrutura constituída por dois neurônios de entrada (razão do módulo de elasticidade da fibra pelo módulo de elasticidade da matriz, volume de fibra) e um neurônio de saída (razão do módulo de elasticidade transversal pelo módulo de elasticidade da matriz). Este tipo de arquitetura foi utilizado com o intuito de simplificar os dados utilizados para a partir disso, alcançar uma simplificação no processo de aprendizagem da RNA. Abaixo a função da rede, onde E_2/E_m representa a razão do módulo de elasticidade transversal pelo módulo de elasticidade da fibra, E_2/E_f é a razão do módulo de elasticidade da fibra pelo módulo de elasticidade da matriz e V_f é o volume de fibra.

$$\frac{E_2}{E_m} = f\left(\frac{E_f}{E_m}, V_f\right) \quad (3)$$

A idéia da simplificação do modelo de RNA foi inspirada em vários modelos empíricos e semi empíricos encontradas na literatura (Mendonça, 2005). A grande vantagem desta simplificação é a diminuição do número de pesos sinápticos da rede. Caso o problema se mostre de simples solução será desnecessário uma RNA de grande complexidade para resolver o problema.

O modelo de RNA com duas entradas foi treinado nas mesmas condições do modelo de RNA com três entradas, ou seja, utilizou-se uma única camada oculta com variação de 10 a 100 neurônios ocultos, todos com bias e com função de ativação sigmóide nos neurônios ocultos e função de ativação linear no neurônio de saída. O algoritmo utilizado no treinamento também foi o de retropropagação, baseado na regra do Momento (Haykin, 2001). A mesma foi treinada até 15000 épocas, tendo em todas, uma taxa de aprendizado de 0.1 e uma constante do momento de 0.7. Lembrando ainda que tanto os neurônios de entrada quanto os neurônios de saída, tiveram os seus dados normalizados, com o intuito de melhorar o modo de aprendizado da RNA. Mostra-se na figura 2, a arquitetura de rede com duas entradas.

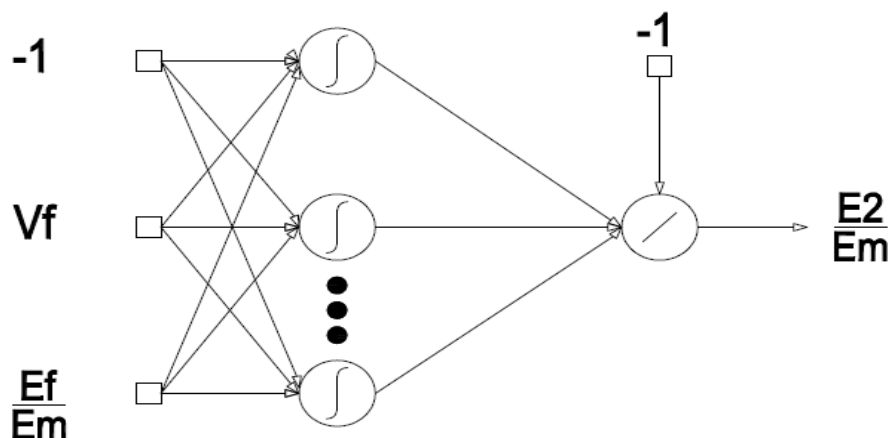


Figura 2. Arquitetura da rede neural com duas entradas.

3.3. Modelo de Halpin-Tsai

O modelo matemático de Halpin-Tsai serviu de elemento de comparação para as RNAs (Mendonça, 2005). As equações são simples, diretamente utilizáveis em projetos. Para o módulo de elasticidade transversal, as fórmulas se tornam:

$$\frac{E_2}{E_m} = \frac{1 + \zeta * \eta * V_f}{1 - \eta * V_f} \quad \text{com} \quad \eta = \frac{\frac{E_f}{E_m} - 1}{\frac{E_f}{E_m} + \zeta} \cdot \frac{E_f}{E_m} \quad (4)$$

Onde, ζ é uma medida do nível do reforço no composto, que depende da forma da seção da fibra, do arranjo entre as fibras e do carregamento. No nosso estudo, o parâmetro ζ foi ajustado para o valor 2. E_2 é o módulo de elasticidade transversal do compósito, E_f é o módulo de elasticidade da fibra, E_m é o módulo de elasticidade da matriz e V_f é o volume de fibra no compósito.

4. RESULTADOS

No trabalho, conforme explicitado anteriormente, foram treinadas RNAs com duas e três entradas, além da implementação do critério de Halpin-Tsai. Foi analisado o coeficiente de correlação (r) e o Erro Médio Quadrático (EMQ), tanto para as RNAs quanto para o modelo de Halpin-Tsai, servindo de comparação para validar as redes neurais. Mostra-se na tabela 1 os melhores resultados obtidos para cada um dos modelos avaliados.

Tabela 1. Comparação dos modelos de RNAs de duas e três entradas com o modelo de Halpin-Tsai

MODELO	EMQ _{treino}	r _{treino}	EMQ _{teste}	r _{teste}	Época de treinamento	Número de Neurônios
RNA (3 entradas)	0,0031977	0,92278	0,0011411	0,96469	14851	79
RNA (2 entradas)	0,0037111	0,90941	0,0005005	0,98403	10040	12
HALPIN-TSAI	0,0036381	0,91713	-----	-----	-----	-----

A tabela mostra que para o treino, os valores encontrados do coeficiente de correlação (r) e do erro médio quadrático (EMQ) indicam resultados satisfatórios, uma vez que são valores bem próximos dos resultados obtidos pelo critério de Halpin-Tsai, que serve de base para esta análise, provando que esse tipo de modelamento é válido. Percebemos ainda que o EMQ_{treino} da RNA de três entradas é melhor do que o da RNA de duas entradas e do que o do modelo Halpin-Tsai. Vale salientar que os treinos foram realizados nas mesmas condições para as duas redes, sendo esses valores retirados dos treinamentos que apresentaram melhores resultados, através do número de neurônios e da época de treinamento. Para a RNA de três entradas os melhores resultados foram com 79 neurônios na camada oculta e na época 14851 de treinamento, enquanto que na RNA de duas entradas a quantidade de neurônios na camada oculta foi de 12, na época 10040 de treinamento. Apesar dos resultados quantitativos se mostrarem satisfatórios é importante uma análise qualitativa através de gráficos comparativos para melhor entendimento e validação dos resultados, demonstrando a capacidade de generalização da RNA.

4.1. Modelo de Halpin-Tsai

Na construção do gráfico de Halpin-Tsai, assim como nos outros modelos, o conjunto de dados experimentais foi dividido em grupos de modo à possibilitar a comparação dos resultados. Estes grupos foram divididos considerando o módulo de elasticidade da fibra em função do módulo de elasticidade da matriz E_f/E_m e a quantidade de dados experimentais disponíveis. Desse modo, utilizou-se quatro grupos nos quais os intervalos de E_f/E_m foram de “3 a 7”, “13 a 22”, “22 a 30” e de “30 a 50”. As curvas obtidas para os modelos foram feitas para os valores $E_f/E_m = 5, 21, 25$ e 40. Mostra-se na figura 1, o comportamento obtido para o modelo de Halpin-Tsai.

Pelo gráfico da figura 3 pode-se perceber que as linhas descrevem satisfatoriamente o conjunto de dados, servindo de base para comparação com as RNAs.

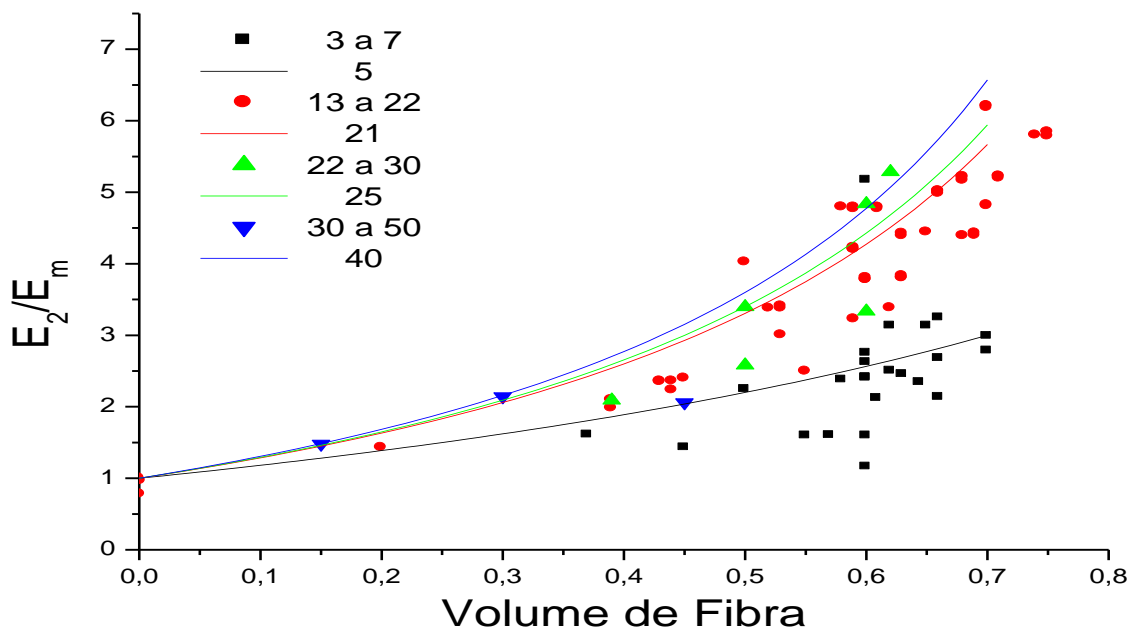


Figura 3. Simulação gráfica do modelo de Halpin-Tsai.

4.2. RNA de Duas Entradas

Para as RNAs se avaliou inicialmente, através da validação cruzada, o erro médio quadrático (EMQ) em função das épocas de treinamento da rede. No caso desta arquitetura verificou-se que apesar dos menores valores obtidos para o conjunto de dados de teste, o conjunto de dados de treinamento se manteve com valores muito altos (figura 4), da ordem de 0,004, o que é acima do obtido no modelo de Halpin-Tsai. Além disso, percebe-se que logo no início do treinamento não ocorre diminuição significativa do EMQ do conjunto de teste, isso provavelmente produzirá uma RNA sem capacidade de generalizar e modelar os dados satisfatoriamente.

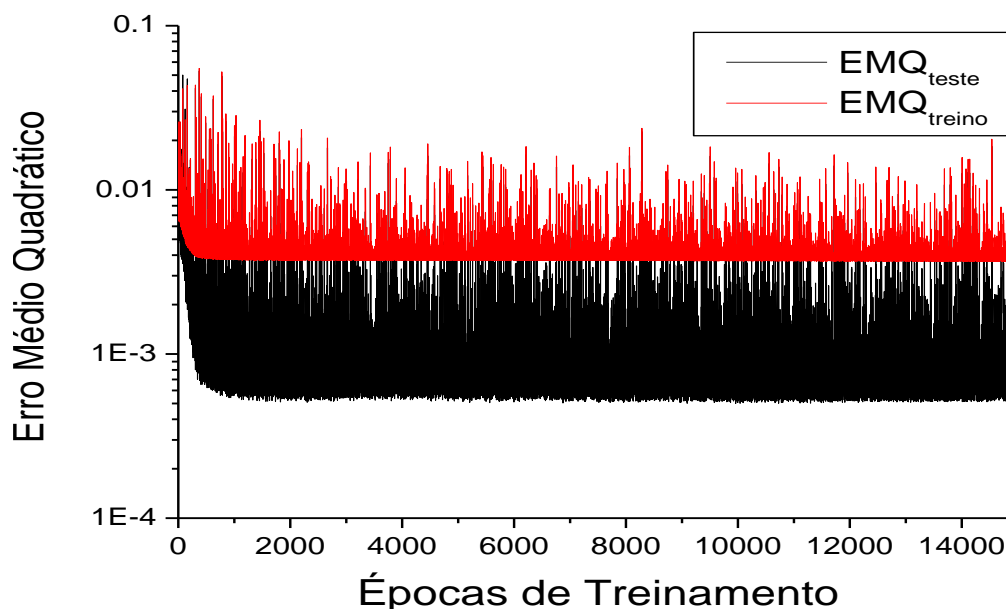


Figura 4. Análise do EMQ pelo número de épocas de treinamento.

Para comparação dos dados de teste com a RNA de duas entradas após o treinamento, utilizou-se a figura 5. Por esta figura se percebe que os dados experimentais tiveram bons resultados, uma vez que ficaram bem próximos em relação aos dados da RNA, onde se verificou uma diferença percentual máxima de 22,5 %.

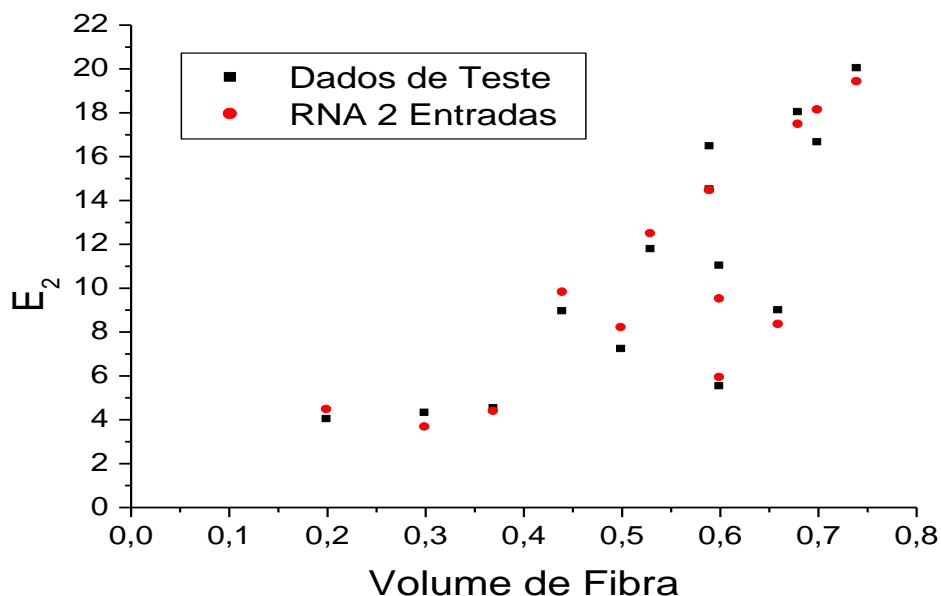


Figura 5. Comparativo entre o dados de teste e os dados da RNA 2 entradas.

Fazendo uma análise qualitativa dos resultados (figura 6) percebeu-se a completa ineficiência do modelo de RNA de 2 entradas já que a grande parte dos dados apresentou valores negativos, ou seja, apesar deste modelo possuir simplicidade em sua arquitetura, não conseguiu (com o número de dados utilizados no treinamento) generalizar o comportamento que se desejava modelar.

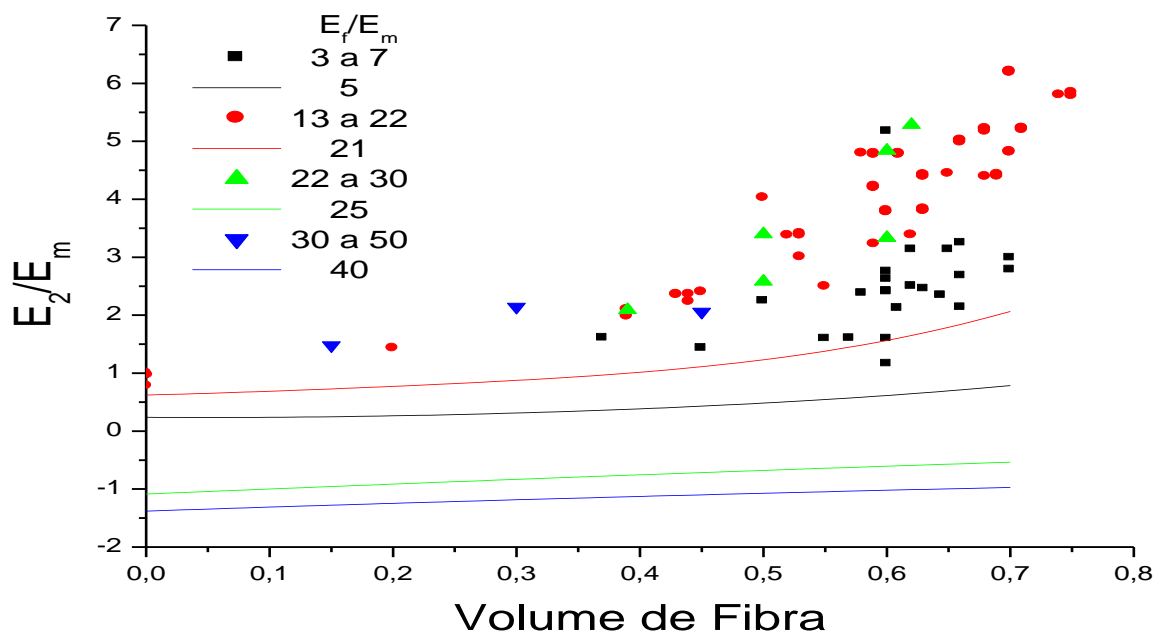


Figura 6. Simulação gráfica da RNA 2 entradas.

4.3. RNA de Três Entradas

Conforme se fez na arquitetura anterior, novamente se utilizou a validação cruzada como critério de parada desta RNA. Ou seja, utilizou-se um conjunto de teste como critério para a escolha dos pesos sinápticos da RNA. Analisando o melhor resultado obtido (Tabela 1) que foi para 79 neurônios na camada oculta, mostrado na figura 7, percebe-se que existe um acompanhamento das duas curvas na mesma ordem de grandeza (entre 0,003 e 0,005) fato não ocorrido na RNA de duas entradas, onde se verificou uma diferença entre os dados dez vezes maior (entre 0,004 e 0,0005), este fato pode demonstrar que a RNA de três entradas está conseguindo generalizar melhor o comportamento micromecânico do que a RNA de duas entradas.

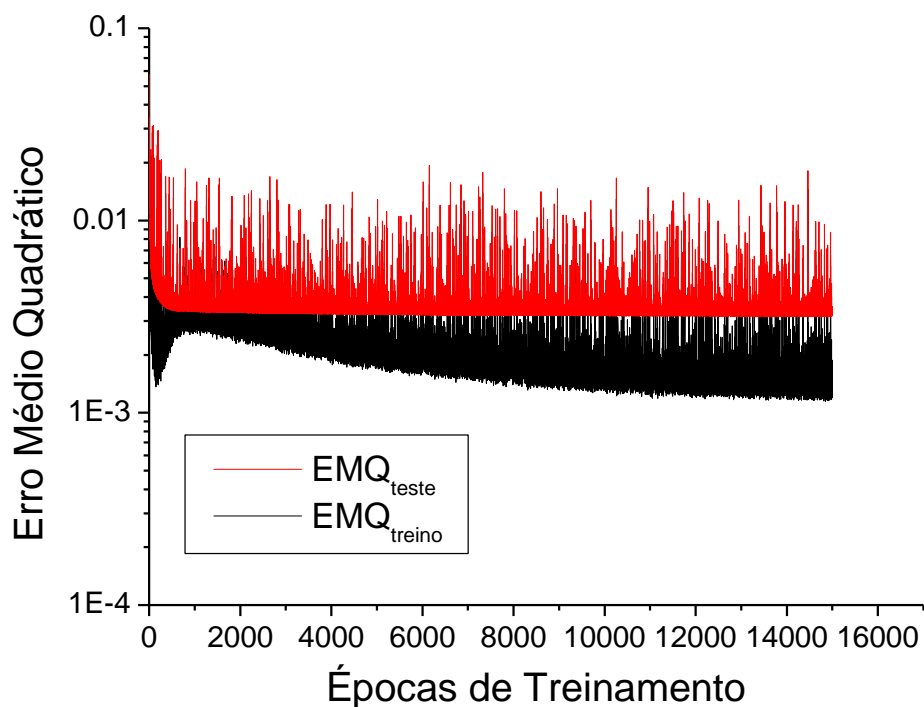


Figura 7. Análise do EMQ pelo número de épocas de treinamento da RNA 3 entradas.

Na comparação dos dados de teste com a RNA de três entradas após o treinamento, utilizou-se a figura 8. Assim como na RNA de duas entradas, os dados experimentais tiveram bons resultados, pois estão bem próximos dos dados de teste. Na qual se verificou uma diferença percentual máxima de 20 %, que é menor do que a obtida para a RNA de 2 entradas.

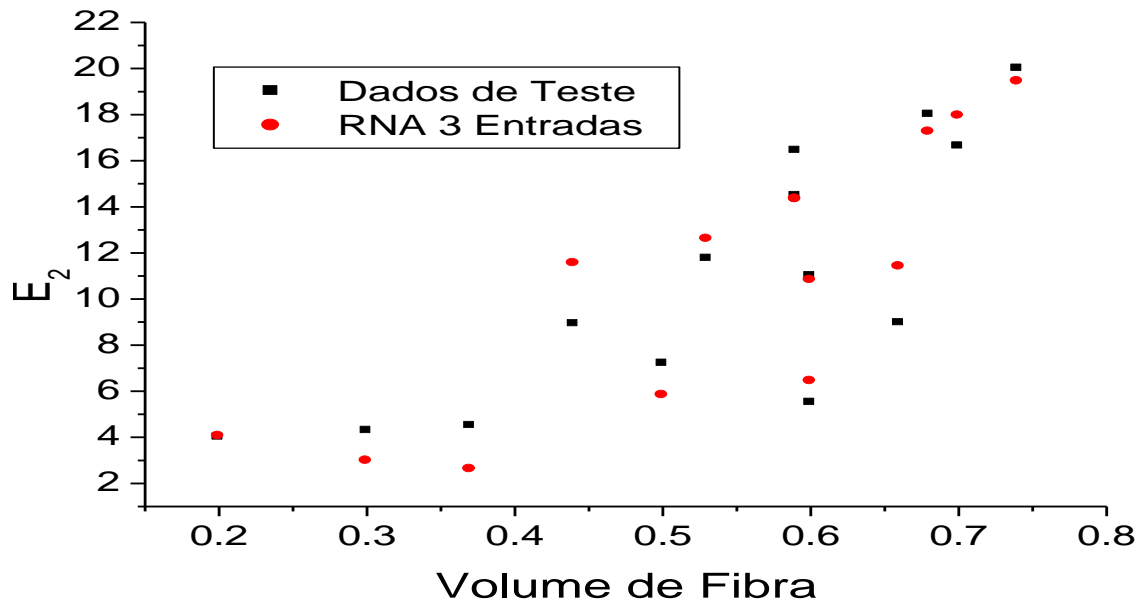


Figura 8. Comparativo entre os dados de teste e os dados da RNA 3 entradas.

Após análise qualitativa (figura 9) se verifica que o modelo de RNA de 3 entradas apresentou resultados altamente satisfatórios, sendo possível o seu uso para tais fins. Uma ressalva se faz para valores de E_r/E_m maiores de 30, pois conforme se verifica na figura 9 os resultados obtidos não condizem com os resultados experimentais. A explicação para tal discordância do modelo em relação aos dados experimentais é a pequena quantidade de dados para o treinamento da RNA, em que há somente três valores experimentais nesta região.

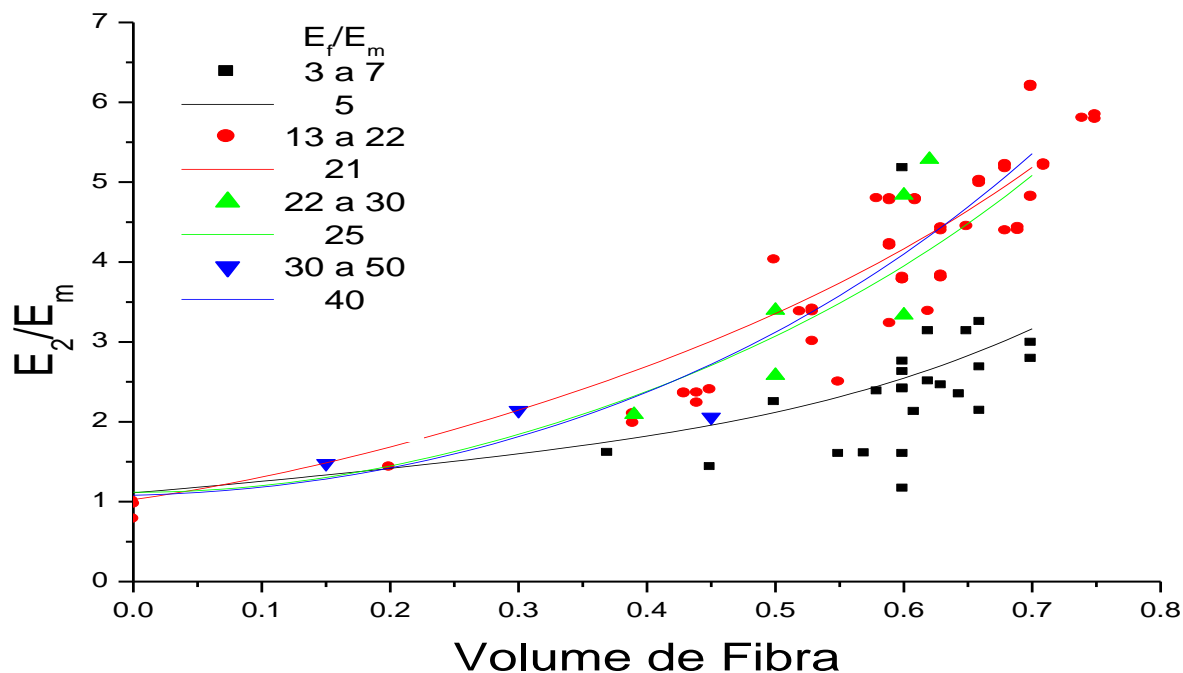


Figura 9. Simulação gráfica da RNA 3 entradas.

5. CONCLUSÃO

Após a análise dos resultados obtidos podemos concluir que o uso de rede neurais com três entradas é bastante promissor, uma vez que os parâmetros que serviram como bases, tiveram resultados melhores do que os obtidos por Halpin-Tsai. Porém este modelo só pode ser aplicado para valores de E_f/E_m com uma quantidade de dados representativa.

Conforme se verificou a **RNA** com duas entradas, não atendeu as expectativas propostas, não apresentando qualquer tipo de confiança para o seu uso. O motivo pelo qual a **RNA** apresentou esse comportamento se deve a **RNA** necessitar ou de mais dados para o treinamento da mesma ou a simplicidade aplicada à arquitetura não corresponder ao comportamento desejado.

Vale à pena salientar que esse estudo foi direcionado apenas para compósitos unidirecionais, sendo necessário uma nova pesquisa para o uso de **RNAs** em outros tipos de materiais compósitos.

6. AGRADECIMENTOS

A Pró-reitoria de Pesquisa da Universidade Federal do Rio Grande do Norte (PROPESQ), pela bolsa de pesquisa e ao Departamento de Engenharia Mecânica da UFRN.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Levy, F. N. e Pardini, L. C. 2006, "Compósitos Estruturais – Ciência e Tecnologia 1 ed."
- Mendonça, P. de T. R. 2005, "Materiais Compostos & Estruturas- Sanduíche".
- Herakovic, C. T. 1997, "Mechanics Fiber Composites"
- Huang, Z., 2000, "Simulation of the mechanical properties of fibrous composites by the bridging micromechanics model", Part A 32, 2001, 143-172.
- Shari, H. and Chou, T., 1995, "Transverse elastic moduli of unidirectional fiber composites with Fiber/Matrix interfacial debonding", Composites Science and Technology 53, 1995, 383-391.
- Huang, Z., 2000, "Micromechanical strength formulae of unidirectional composites", Materials Letters 40, 1999, 164-169.
- Wacker, G., Bledzki, A. K. and Chateb A., 1997, "Effect of interphase on the transverse young's modulus of glass/epoxy composites", Composites Part A 29^a, 1998, 619-626.
- Halpin, J. C., Tsai, S. W., 1969, " Effects of environmental factors on composite materials", AFNL-TR-67-423, jun./1969.
- Hill, R., 1965, " Theory of mechanical properties of fibre-strengthened materials: self-consistent model", Journal Mech. Phys. Solids, v. 13, 1965, p.189.
- Whitney, J. M., Riley, M. B., 1966, "Elastic properties of fiber reinforced composite materials", AIAA Journal, v. 4(9), p.1537-42.

- Aboudi, J., 1989, "Micromechanics analysis of composites by the method of cells", Applied Mechanics Review, v. 42, n.7, 1989, p.193-221.
- Adams, D. F., Doner, D. R., 1967, "Transverse normal loading of a unidirectional composite", Journal of Composite Materials, v. 1, 1967, p.4-17.
- Berthelot, J. M., Sefrani, Y., "Longitudinal and transverse damping of unidirectional fibre composites", Composites Structures 79, 2007, 423-431.

USING NEURAL NETWORKS TO PREDICT THE TRANSVERSAL MODULUS OF UNIDIRECIONAL COMPOSITE

Eduardo César Bezerra Câmara¹, eduardocabecao@hotmail.com
Raimundo Carlos Silvério Freire Júnior², freirej@ufrnet.br

¹Programa Institucional de Bolsas de Iniciação Científica – Departamento de Engenharia Mecânica – UFRN

²Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica – Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN)
Campus Universitário – Lagoa Nova – Natal – RN – CEP: 59072 - 970

Abstract: *This paper has as main objective the creation of an artificial neural network capable of modeling the transversal modulus of unidirectional composites. For this demonstration of applicability, it was necessary to use a data set to train and test the ANN (Artificial Neural Networks), which were obtained from literature. After implementation of the algorithm, the results demonstrate the feasibility of using ANNs for such purposes, as they are based on analysis of mean square error and correlation coefficient. These parameters were compared with the mathematical model of Halpin-Tsai, widely used in research in this area. Finally, it appears that the application of ANNs for the analysis of mechanical properties in unidirectional composites is feasible.*

Keyword: *Artificial Neural Networks, Unidirectional Composites, Transversal Strength Modulus, Halpin-Tsai Model*