



IDENTIFICAÇÃO DA DINÂMICA NÃO LINEAR DE UMA PÁ DE HELICÓPTERO VIA REDES NEURAIS

Luciane de Fátima Rodrigues de Souza

Aluna de Mestrado

lfrs@sc.usp.br

Édson Mulero Gruppioni

Aluno de Mestrado

egruppioni@hotmail.com

Eduardo Morgado Belo

Professor Associado

belo@sc.usp.br

Flávio Donizeti Marques

Professor Assistente

fmarques@sc.usp.br

Laboratório de Aeroelasticidade, Dinâmica e Controle de Vôo (LADinC)
Escola de Engenharia de São Carlos – Universidade de São Paulo
Av. Trabalhador Sancarlene, 400
13566-590- São Carlos, SP
Tel. +55 (016)273-9143 Fax: (016)273-9590

Resumo. *Este trabalho apresenta uma abordagem da identificação da dinâmica não linear do modelo matemático de uma pá de helicóptero em rotação. Durante a simulação, foi considerado o helicóptero em vôo pairado. Foi usada a representação bilinear para o modelo, pois sabe-se ser esta uma das formas mais simples de representação de um modelo não linear. O modelo matemático da pá foi implementado através do método de elementos finitos e simulado em ambiente Matlab[®]. Será usada na identificação, uma rede neural artificial como técnica não convencional, já que demonstra grande capacidade de aproximação de modelos não lineares, grande desempenho em análise da dinâmica de sistemas flexíveis e implementação e rapidez consideráveis. As redes neurais com processamento temporal são usadas para aproximar componentes da dinâmica não linear sobre uma linha de entradas prescritas, e são usadas em simulação como meio rápido de obter a resposta no tempo da análise do processo. Para capturar a natureza recursiva dos componentes dinâmicos do sistema será usada uma rede “feed-forward” com processamento temporal, com uma camada intermediária de neurônios e atrasos no tempo como entradas da rede. Para ilustrar o desempenho da rede, será executado o modelo, primeiro convencionalmente e depois com a rede neural. Esta identificação é feita visando futuramente o controle de vibrações em pás rotativas.*

Palavras-chave: pá de helicóptero, identificação, sistemas não lineares, redes neurais.

1. INTRODUÇÃO

Um dos grandes desafios na história da ciência tem sido obter sistemas análogos aos processos e fenômenos reais observados no universo. Quando o análogo é um sistema matemático, ele constitui um modelo matemático do fenômeno observado. Com a crescente disponibilidade e avanço dos meios computacionais, o uso destes modelos tem aumentado em praticamente todas as áreas do conhecimento humano. Além disso, tem-se observado uma mudança no tipo de modelos utilizados. Mais especificamente, tem havido um crescente interesse por representações não lineares para caracterizar sistemas e fenômenos reais. Na medida em que as representações lineares são substituídas em algumas aplicações por seus correspondentes não lineares, torna-se possível analisar e reproduzir certos fenômenos e comportamentos dinâmicos mais complexos. Por outro lado, a obtenção de modelos não lineares é significativamente mais trabalhosa do que modelos lineares, e além disso, há algumas etapas na modelagem de sistemas não lineares que ainda não estão bem estabelecidas (Aguirre, 1997).

Instabilidades aeroelásticas estão entre os fatores que podem limitar a capacidade de voo de uma aeronave e, portanto, devem ser consideradas durante o desenvolvimento. Devido ao interesse de reduzir o peso das aeronaves e aumentar o seu desempenho, há um aumento de sua flexibilidade estrutural. Então, deve-se realizar uma análise segura que leve a uma modelagem de todas as características importantes do problema de interação fluido-estrutura (Belo & Souza, 2001).

A Identificação da dinâmica de sistemas aerodinâmicos tem obtido hoje um nível elevado de desenvolvimento, principalmente devido às técnicas avançadas de medida e de processamento de dados. O papel da identificação do sistema é decisivo para caracterizar o sistema aerodinâmico a ser estudado, motivando assim novas aproximações para fornecer modos sistemáticos de identificação da dinâmica de sistemas.

A análise dinâmica pode ser dividida em duas categorias: análise no domínio do tempo e análise no domínio da frequência. Ambas são usadas para determinar características específicas do desempenho do sistema, tais como a resposta transiente, máximo sobre-sinal e erro de regime. Diferentes procedimentos e ferramentas computacionais podem ser aplicados na obtenção e análise do modelo, e estes são definidos pelo custo e eficiência computacional, que estão relacionados principalmente com a ordem do sistema, o número de entradas e saídas, nível de não linearidades, tipo e nível dos sinais de distúrbio e o método de integração utilizado (Sparks, 1998).

As Redes Neurais Artificiais são amplamente utilizadas na identificação de sistemas, pois são uma técnica não convencional que demonstra grande capacidade de aproximação de modelos não lineares, grande desempenho em análise da dinâmica de sistemas flexíveis e fácil implementação. Uma grande vantagem de sua aplicação é a geração de dados em tempo real, visto que os meios convencionais de simulação de dinâmica não linear não podem gerar dados em tempo real (Saravanan, 1993), além de outras desvantagens.

Nesse contexto, a proposta desse trabalho é apresentar uma investigação sobre identificação da dinâmica de uma pá de helicóptero em voo pairado, a qual se encontra em rotação sujeita a movimentos de flapamento, torção e estiramento axial, para poder futuramente propor uma técnica de redução e controle de suas vibrações. A identificação será através de uma rede neural *feed-forward* que consiste de uma camada oculta e é treinada usando o algoritmo *back-propagation*. Os dados para treinamento são obtidos de simulações realizadas com um modelo de elementos finitos, usando-se o “software” *Simulink* do *Matlab*[®].

Este trabalho está organizado da seguinte maneira: redes neurais artificiais e a maneira como pode ser utilizada na modelagem de sistema dinâmico são brevemente tratadas na seção 2. A seção 3 contém uma curta descrição do sistema da pá de helicóptero e também apresenta a modelagem por redes neurais artificiais. A seção 4 apresenta os resultados gerados pela rede e os compara com os dados obtidos através de simulação convencional de um modelo por elementos finitos, para poder verificar a eficiência da rede neural em identificação de sistemas. Alguns comentários e conclusões são dados na seção 5.

2. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

2.1 – Introdução

A motivação para o uso de redes neurais artificiais é o aumento substancial de velocidade alcançada na análise do processo, devido ao uso de processadores cada vez mais velozes. O maior uso de redes neurais é devido à habilidade de aproximar relações funcionais, especificamente relações não lineares. Aproximações de dinâmica usando redes neurais podem ser feitas através do uso apropriado de atrasos no tempo (Sparks, 1998).

Redes neurais, lógica difusa, algoritmos genéticos, entre outros, são técnicas que, até bem pouco tempo atrás não haviam ainda sido usadas e, portanto não se conhecia a potencialidade em resolver problemas complexos de análise (Crivelaro, 1999). Entretanto, em todo o mundo, o desenvolvimento de linhas de pesquisa nesses campos teve um grande aporte de recursos humanos e econômicos indicando a confiança depositada pela comunidade científica nesse segmento de pesquisa. O progresso mais notável deu-se, em particular, na área de redes neurais, cujos princípios fundamentais estão assentados nos trabalhos de modelagem biológica de processos neurofisiológicos, cognitivos e comportamentais. Nos aspectos teóricos, adquiriu corpo formal coerente em abordagens que vão desde a Teoria dos Sistemas Dinâmicos até à Mecânica Estatística. Do ponto de vista prático, implementações tão interessantes têm sido desenvolvidas que, hoje, não se concebe pensar em sistemas de controle, identificação e processamento de sinais sem, pelo menos, fazer-se uma menção às redes neurais (Kovács, 1996).

Uma rede neural *feed-forward* é constituída por unidades de processamento chamadas nós ou neurônios, pois seu funcionamento é semelhante aos neurônios de seres vivos. O modelo de neurônio mais comum é o *perceptron*, no qual os sinais de entrada são multiplicados pelos pesos, que é uma medida da importância das conexões na rede, e somados. O resultado é comparado com o valor de limiar (*bias* ou *threshold*), formando o potencial de ativação onde é aplicada uma função de ativação obtendo-se a saída do neurônio. As funções de ativação mais comuns são as funções sigmóides, por exemplo a tangente hiperbólica.

As ligações dos neurônios formam uma grande rede, sendo sua principal característica o processamento paralelo e distribuído. Esta rede pode ser de uma única camada e com múltiplas camadas, conforme Fig. (1), e podem ter sinais de retro-alimentação.

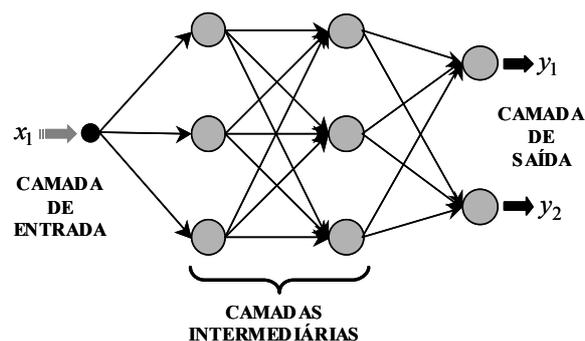


Figura 1. Esquema de uma rede neural multicamadas

Existem diversos algoritmos para treinar uma rede neural, porém um dos mais utilizados é o *back-propagation*, que segue o paradigma de aprendizagem supervisionada, no qual a rede neural deve reproduzir a saída gerada pelo supervisor, para uma determinada entrada. Tipicamente, as entradas e saídas da rede são normalizadas e definidas num intervalo fechado $[0,1]$ ou $[-1,1]$ (Haykin, 1994). Este algoritmo surgiu com o aparecimento do *perceptron* multicamada. Sua principal característica é o método de redução do erro (diferença entre o sinal desejado e o sinal gerado pela rede) através da propagação para trás (*backward*) do sinal de erro (método da regra delta), durante as iterações, que definem o tempo de aprendizado. Neste algoritmo o parâmetro taxa

de aprendizado específica como os pesos devem ser corrigidos quando existe um erro. Quando a soma quadrática de todos os erros da rede atinge um mínimo global, diz-se que a rede está treinada. Treinamento é um processo iterativo, o qual deve convergir para uma solução correta. Porém existe um período em que o processo de treinamento ficará instável e não convergirá, ou ele convergirá para uma solução não desejada por ficar parado em um mínimo local. Este problema pode ser contornado introduzindo-se perturbações aleatórias nas correções calculadas.

Uma vez treinada, pode-se supor que a rede armazenou o conhecimento a ela fornecido. Entretanto, o conhecimento dentro de uma rede neural não é armazenado em uma localização particular. Depende de sua topologia e da importância dos pesos na camada de entrada.

A generalização de uma rede neural artificial é a capacidade de reproduzir sinais desejados para diferentes sinais de entrada que não foram utilizados no treinamento da rede, ou seja, que ela seja capaz de interpolar ou extrapolar de uma maneira sensível (Saravanan, 1994).

2.2 – Rede Neural Na Modelagem

A identificação de um sistema dinâmico deverá reproduzir a dinâmica da planta, ou seja, emular a planta. Esta identificação pode ser feita através de dois modelos (Narendra, 1990). Na identificação série-paralela é apresentado à rede um conjunto de entradas e saídas obtidas da simulação numérica da planta. A rede é alimentada com as entradas no tempo corrente, seus respectivos atrasos e os atrasos das saídas, como na Fig. (2). É utilizada para isto uma rede *feed-forward* com treinamento supervisionado para prever a saída no tempo corrente, isto é, saídas anteriores medidas da planta são usadas como entradas correntes na rede. Este modelo é também chamado Redes Alimentadas Adiante Focadas Atrasadas no Tempo (Haykin, 1994) e pode ser utilizado o algoritmo *back-propagation* para treinamento. A identificação paralela é semelhante à identificação série-paralela. A rede é alimentada com as entradas da planta e seus respectivos atrasos e os atrasos das saídas estimadas. É utilizada rede recorrente neste tipo de modelo.

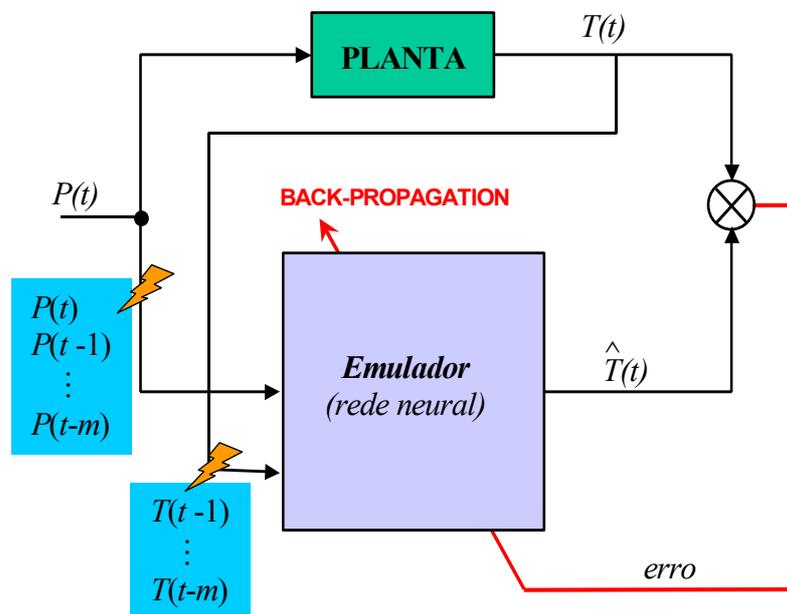


Figura 2. Esquema de treinamento supervisionado do modelo série-paralela

Para uma boa generalização é necessário que o número de parâmetros flexíveis (pesos e *bias*) seja menor que o número de padrões (número de exemplos que será fornecido à rede) (Hagan, 1996). Além disso a entrada da planta deve ser um sinal ruído, para que a rede receba todas as dinâmicas da planta.

3. ABORDAGEM DO MODELO MATEMÁTICO NÃO LINEAR DA PÁ

3.1. Apresentação Do Modelo

O desenvolvimento do modelo matemático da pá é realizado através do método dos elementos finitos, devido à sua eficiência e comprovada aplicabilidade em modelagens de pás de helicópteros.

A pá é modelada como sendo uma viga em rotação, sujeita aos movimentos de flapamento, flexão no plano de rotação e torção. São desenvolvidos os sistemas de coordenadas utilizados, as equações de energia de deformação e energia cinética e aplicado o método de elementos finitos, considerando-se pequenos deslocamentos nas vizinhanças do ponto de equilíbrio estático. O carregamento aerodinâmico também é determinado e compatibilizado ao modelo de elementos finitos pela suposição de pequenos deslocamentos. Chega-se então, à equação diferencial matricial de movimento da pá e, visando futuramente técnicas modernas de controle, essas equações são transformadas para a representação no espaço de estados, como mostra a Eq. (1).

$$\dot{x}(t) = A x(t) + B \{Q_1 x(t) + Q_2 u(t) + Q_3 u(t)x(t)\} \quad (1)$$

Agrupando-se, para se deixar na forma mais tradicional de representação em espaço de estados, obtém-se a Eq. (2):

$$\dot{x}(t) = A_1 x(t) + B_1 u(t) + N u(t) x(t), \quad (2)$$

onde:

$$\begin{aligned} A_1 &= A + B Q_1 \\ B_1 &= B Q_2 \\ N &= B Q_3 \end{aligned} \quad (3)$$

e x é o vetor de estados, u é o vetor de entradas de controle, A é a matriz de estados, B é a matriz de controle e N é a matriz de acoplamentos entre estados e entradas de controle, ou seja, a matriz de termos bilineares.

Um sistema bilinear é um sistema que apresenta comportamento linear nos estados e comportamento linear nas entradas para controle, mas não juntamente em estados e sinais de controle, devido aos produtos envolvidos. Sistemas bilineares compreendem talvez a classe mais simples de sistemas não lineares (Marques, 1999).

3.2. Simulação Do Modelo

Modelos de sistemas mais próximos dos reais, como sistemas não lineares, não possuem solução direta. O procedimento habitual neste caso é, construir uma simulação do sistema para obter as respostas no tempo, por integração (por exemplo, utilizando métodos Runge-Kutta) das equações dos sistemas de movimento. Há vários pacotes de simulação disponíveis, como o *Simulink*[®] que pode gerar as respostas para a análise do domínio no tempo que forem requeridas.

Neste trabalho, foi utilizado o *Simulink*[®] para simular flapamento e torção na ponta da pá, o qual apresentou um bom desempenho. No início houve problemas com o tempo de simulação, pois o modelo estava muito grande, mas visando uma otimização do processo, a pá foi discretizada utilizando 5 elementos finitos, ao invés de 10 elementos, já que outra técnica de redução de modelo não linear seria difícil de se conseguir de imediato. Foram feitas comparações entre os resultados de simulações dos dois modelos, com 5 e com 10 elementos finitos, e não houve perdas consideráveis de precisão.

A Fig. (3) apresenta um esquema do diagrama de blocos utilizado pelo *Simulink*[®].

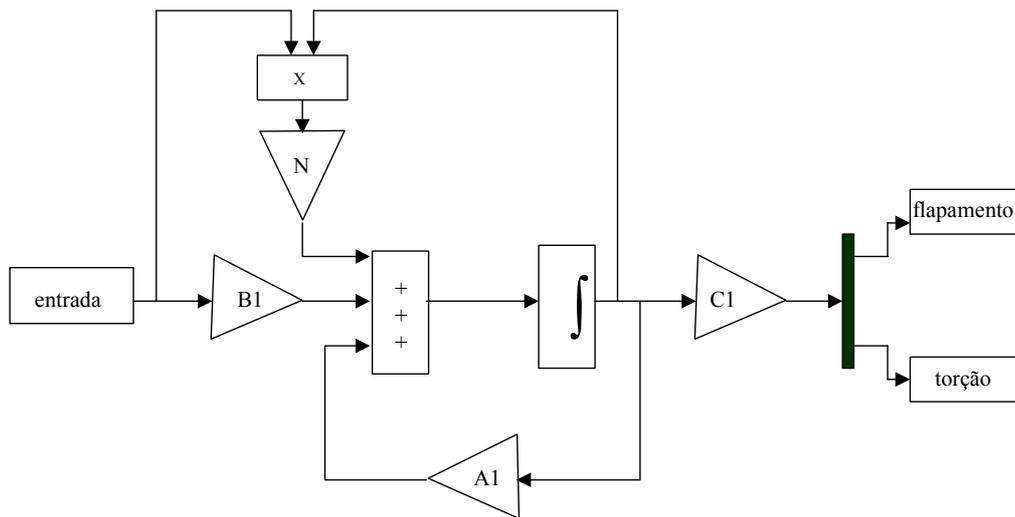


Figura 3. Esquema do diagrama de blocos utilizado pelo *Simulink*[®]

3.3. Modelagem Da Pá Utilizando Rede Neural

A rede neural utilizada para emular a pá possui três camadas: uma para receber os sinais de impulso (entradas da rede); uma camada intermediária (oculta ou escondida), pois apenas uma camada escondida é suficiente para aproximar uma função contínua de qualquer grau (Haykin, 1994) e uma camada na saída. Foram fornecidos como entrada para a rede, uma entrada no tempo corrente t , cinco entradas atrasadas no tempo e cinco saídas atrasadas no tempo, conforme modelo série-paralela mencionado no item 2.2.

A Fig. (4) mostra o esquema da estrutura da rede utilizada.

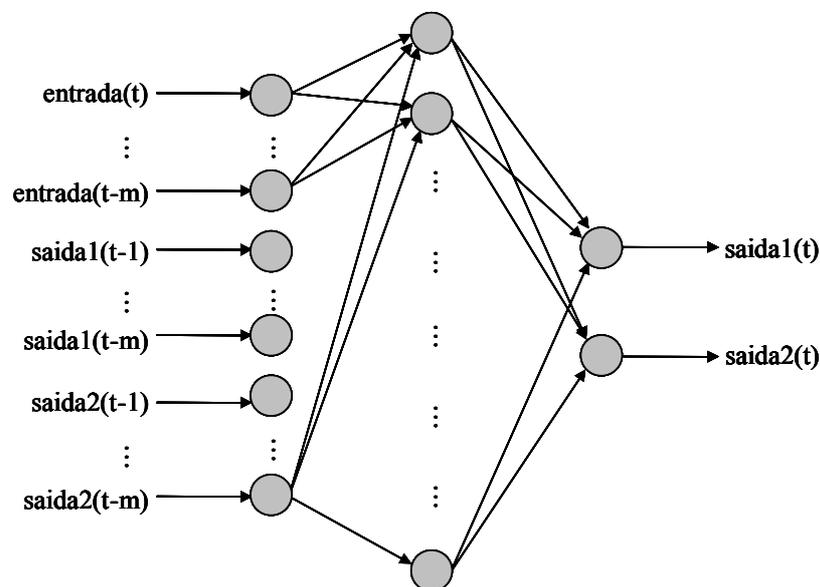


Figura 4. Esquema da estrutura da rede neural utilizada

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Foi obtido um conjunto de dados entrada-saída utilizando o modelo simulado através do *Simulink*[®]. O sistema foi alimentado com entradas do tipo ruído, com frequência variando de 0 a 1000 Hz e com variações no ângulo de passo em torno de 10 graus, para que todos os modos fossem excitados. A performance no treinamento atingiu a ordem de 10^{-4} . A figura 5 mostra os resultados

gerados pela rede (emulados) e os resultados gerados pelo *Simulink*[®] (simulados) do flapamento da pá. A figura 6 mostra os resultados da rede neural e do *Simulink*[®] para a torção na ponta da pá.

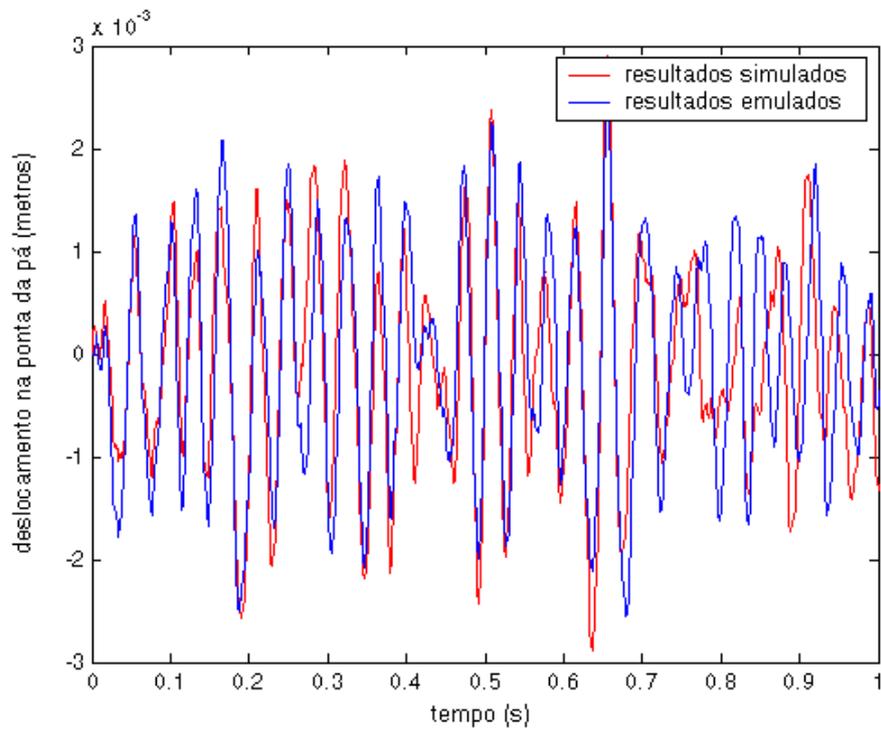


Figura 5. Resultados da identificação para o flapamento da pá

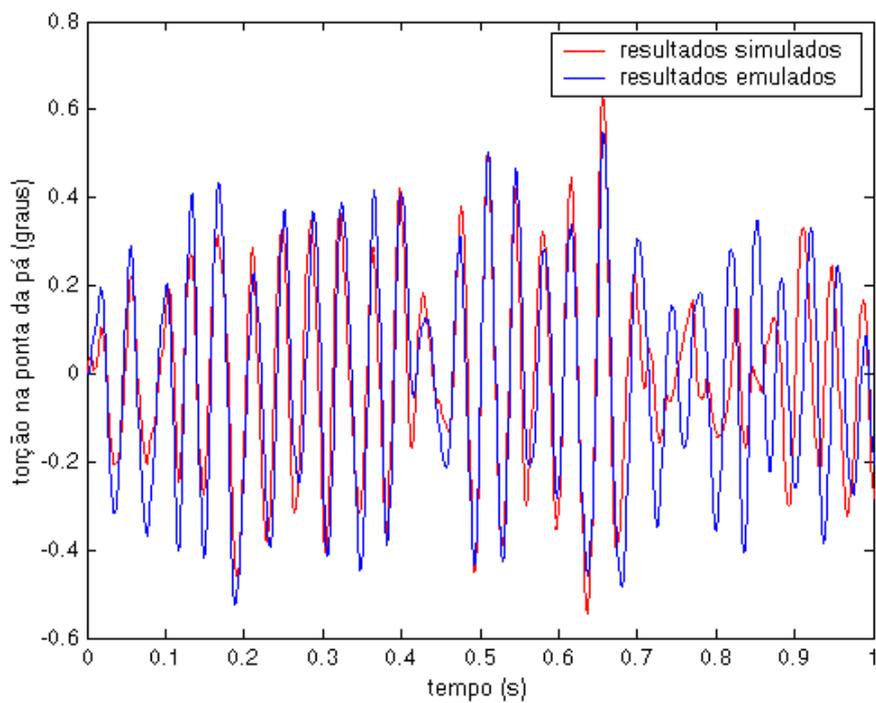


Figura 6. Resultados da identificação da torção na ponta da pá

5. CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou uma aplicação específica de redes neurais artificiais para identificação rápida e eficiente de sistemas dinâmicos flexíveis não lineares. Especificamente, redes neurais *feed-forward* com atrasos no tempo foram designadas para aproximar a dinâmica não linear de uma pá de helicóptero. Depois de devidamente treinada, a rede neural forneceu aproximações satisfatórias para as duas saídas desejadas que foram torção e flapamento na ponta da pá. Para ilustrar a eficiência da rede em identificação de sistemas não lineares, foram feitas comparações entre resultados simulados e emulados. Os resultados mostraram que o modelo da rede neural aproximou-se satisfatoriamente do modelo de elementos finitos.

6. REFERÊNCIAS

- Belo, E. M. & Souza, L. F. R., 2001, "Identificação do comportamento não linear de um aerofólio flexível" Publicado no 22nd Iberian Latin-American Congress on Computational Methods in Engineering, Campinas.
- Crivelaro, K. C. O., 1999, "Identificação de regimes de escoamento bifásico horizontal com auxílio de redes neurais". Dissertação (Mestrado).
- Hagan, M. T.; Demuth, H. B. and Beale, M., 1996, "Neural network design". Boston, PWS Publishing Company.
- Haykin, S., 1994, "Neural network a comprehensive foundation". New York, Macmillan College Publishing Company.
- Kovacs, Z. L., 1996, "Redes Neurais Artificiais: fundamentos e aplicações". São Paulo, edição acadêmica.
- Marques, F. D., 1993, "Controle de vibrações em uma pá de helicóptero". Departamento de Engenharia Mecânica da Escola de Engenharia de São Carlos. São Paulo. Dissertação (Mestrado).
- Marques, F. D. & Belo, E. M., 1999 "*Bilinear System Representation of an Aircraft Dynamics*", DINAME 99, In: Applied Mechanics in the Americas, Volume 8 , pp.: 1393-1396
- Narendra, k. S. and Parthasarathy, 1990. "Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks" IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 1, n^o 1, march 1990.
- Saravanan, N. and Duyar, A., 1994. "Modeling Space Shuttle Main Engine Using Feed-Forward Neural Networks". Journal of Guidance, Control and Dynamics, Vol. 17, N^o 4, July-August 1994.
- Sparks, D. W. J. and Maghami, P.G., 1998, "Neural networks for rapid design and analysis". Hampton, NASA, Langley Research Center. 39th AIAA 98-1779, April 20-23, 1998.

IDENTIFICATION OF THE DYNAMICS NON LINEAR OF A SHOVEL OF HELICOPTER THROUGH NEURAL NETWORKS

Luciane de Fátima Rodrigues de Souza

Msc student

lfrs@sc.usp.br

Édson Mulero Gruppioni

Msc student

egruppioni@hotmail.com

Eduardo Morgado Belo

Associate Professor

belo@sc.usp.br

Flávio Donizeti Marques

Assistant Professor

fmarques@sc.usp.br

Aeroelasticity, Flight Dynamics and Control Laboratory (LADinC)

School of Engineering of São Carlos – University of São Paulo

Av. Trabalhador Sancarlene, 400

13566-590- São Carlos, SP, Brazil

Tel. +55 (016)273-9143 Fax: (016)273-9590

***Abstract.** This work presents an approach of non linear dynamics identification of the mathematical model of a rotating helicopter blade. During simulation, the helicopter was considered in hovering. The bilinear representation was used for the model, since it is known as one of the simplest forms of representation of a non linear model. The blade mathematical model was implemented using finite elements and simulated in Matlab. A neural network is used in the identification process as non conventional technique, since it demonstrates great approaching capacity for non linear models, for analysing the dynamics of flexible systems, for implementation and presents a considerable speed when running. The neural networks dependent on time processing are used to approximate components of the non linear dynamics of prescribed entrances, and they are used in simulation as a fast way of obtaining the answer of the process in time domain analysis. To capture the recursive nature of the dynamic components of the system, a network feed-forward with time processing is used with an intermediate layer of neurons and time delays as entrances of the net. To illustrate the performance of the net, the model is executed, first conventionally and later with the neural network. This identification is made seeking control of vibrations hereafter in rotative blades.*

***Keywords:** helicopter blade, identification, non linear systems, neural networks.*