

# **PREVISÃO DA VELOCIDADE DE FLUTTER UTILIZANDO REDES NEURAIS**

Carlos De Marqui Junior  
demarqui@sc.usp.br  
Luciane de F. R. de Souza  
lfrs@sc.usp.br  
Daniela Cristina Rebolho  
danielar@sc.usp.br  
Eduardo Morgado Belo  
belo@sc.usp.br  
Flávio Donizeti Marques  
fmarques@sc.usp.br

Departamento de Materiais e Aeronáutica.  
Núcleo de Pesquisas em Aeronáutica  
LADinC - Laboratório de Aeroelasticidade, Dinâmica de Vôo e Controle  
Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo  
Tel 16 273 9143 - CP 359 - CEP 13560-970 - São Carlos, Brasil.

**Resumo:** Flutter é uma instabilidade aeroelástica que decorre da interação entre as forças aerodinâmicas, elásticas e iniciais. Devido à natureza destrutiva do flutter, ensaios em túnel de vento são considerados um modo mais seguro para a realização de testes aeroelásticos. Um sistema composto por uma asa rígida e uma estrutura de suporte flexível foi desenvolvido para testes de flutter em túnel de vento, permitindo o estudo do fenômeno, de algoritmos para identificação e previsão do flutter. Neste trabalho, o objetivo é a aplicação de Redes Neurais para a previsão da velocidade de flutter a partir de dados experimentais identificados utilizando o método EERA. Os dados para identificação foram obtidos em experimentos realizados em túnel de vento. A previsão visa garantir a segurança dos testes em vôo e a melhor definição de um envelope de vôo. Redes Neurais são usadas para análise de sistemas dinâmicos não lineares por possuírem vantagens dos métodos não-convencionais tais como velocidade de processamento alta e capacidade de aprendizagem. Para capturar a dinâmica de sistemas, redes neurais com entradas atrasadas são usadas, permitindo a identificação dos sistemas. Devido à sua capacidade de aprendizado e seu processamento paralelo as redes mostram-se eficazes quando utilizadas para a previsão.

**Palavras-chave:** Identificação, Flutter, Redes neurais, Previsão de velocidade.

## **1. INTRODUÇÃO**

Instabilidades aeroelásticas podem ocorrer em estruturas e superfícies de aeronaves como asas e lemes, provocando problemas como fadiga ou falhas estruturais. Um dos fenômenos aeroelásticos mais importantes é denominado *flutter*, uma instabilidade que decorre da interação entre as forças aerodinâmicas, elásticas e iniciais e leva a movimentos oscilatórios divergentes e em alguns casos destrutivos (Bisplinghoff *et al.*,

1955). Testes em túnel de vento são um modo eficiente para o estudo dos fenômenos aeroelásticos de estruturas aeronáuticas. Ensaios de *flutter* em túnel de vento podem ser realizados utilizando-se modelos de asas flexíveis, como em Mukhopadhyay (1995), ou modelos de asas rígidas acopladas a dispositivos flexíveis como em Ko, Kurdila e Strganac (1997) e em Waszak (1998). Modelos de asa flexíveis podem representar mais fielmente um problema real de *flutter*, porém modelos rígidos associados com dispositivos flexíveis representam uma alternativa mais segura se considerada a natureza destrutiva do *flutter*.

Um sistema composto por uma asa rígida montada em uma estrutura de suporte flexível foi desenvolvido para testes de *flutter* em túnel de vento. Utilizando-se este sistema foram realizados ensaios em túnel de vento onde foram obtidas respostas aeroelásticas a partir da excitação do sistema através da superfície de controle da asa em diversas velocidades até a ocorrência do *flutter*. Os dados adquiridos nestes ensaios foram usados para caracterizar, identificar e prever o *flutter*. A caracterização foi verificada através de Funções de Resposta em Freqüência e a identificação dos parâmetros modais, neste caso, freqüências naturais e fatores de amortecimentos, foi realizada utilizando os dados medidos no domínio do tempo durante os experimentos.

Utilizou-se o método EERA - extensão do Algoritmo de Realização de Sistemas - para a identificação dos parâmetros de *flutter*. Os dados obtidos na identificação em várias velocidades foram utilizados para o treinamento e generalização de uma Rede Neural para a previsão da velocidade de *flutter*. A previsão da velocidade de *flutter* visa garantir a realização segura de testes em vôo e a melhor definição de um envelope de vôo.

Cooper & Crowther (1999) apresentaram uma aplicação de redes neurais *feedforward* para previsão de *flutter* a partir de dados de testes obtidos de um modelo aeroelástico simulado. Para treinar a rede foram usados valores de freqüências e amortecimentos de dois modos de uma estrutura aeroelástica. Os resultados mostraram-se bastante satisfatórios.

Takahashi (1999) apresentou uma rede neural com múltiplas camadas, treinada com o algoritmo *backpropagation* para detectar o carregamento crítico para ocorrência de *flutter* e as condições-limite na estrutura. Foram apresentados exemplos numéricos para demonstrar a capacidade das redes neurais e, através destes, pôde-se concluir que o carregamento crítico para a ocorrência de *flutter* e as condições-limite da estrutura podem ser previstos com sucesso através de redes neurais multicamadas.

Neste contexto, a proposta deste trabalho é apresentar uma investigação sobre previsão da velocidade de *flutter* no sistema descrito acima. A previsão será feita através de uma rede neural *feedforward* com entradas atrasadas, usando uma variação do algoritmo *backpropagation* que utiliza o algoritmo de otimização de *Levenberg-Marquardt* para treiná-la.

## 2. IDENTIFICAÇÃO COM REDES NEURAIS

### 2.1 Redes neurais artificiais

Uma rede neural artificial multicamadas é um sistema de neurônios ligados por conexões sinápticas, dividida em neurônios de entrada, que recebem estímulos do meio externo, neurônios intermediários ou ocultos e neurônios de saída, que se comunicam com o exterior. São sistemas inspirados nos neurônios biológicos e na estrutura paralela do cérebro. Isto permite a realização de procura paralela, endereçamento pelo conteúdo,

capacidade de adquirir, armazenar e utilizar conhecimento experimental. O comportamento é determinado pela estrutura dos neurônios, pela estrutura das ligações (topologia da rede) e pelos valores das conexões (pesos sinápticos). Redes Neurais têm sido aplicadas em reconhecimento de padrões, classificação de padrões, previsão de séries temporais, aproximação de funções, controle automático, otimização, etc.

Um *neurônio* é a unidade fundamental de processamento de informação de uma rede neural (Haykin, 1999), e a Fig. (2.1) mostra o modelo de um *neurônio* artificial, mostrando seus elementos básicos no modelo:

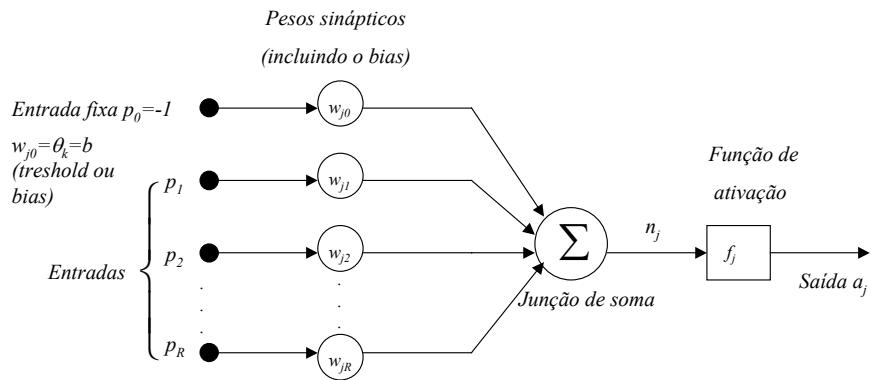


Figura 2.1. Modelo não linear de um neurônio (Haykin, 1999).

Com relação à topologia de uma rede, esta pode ter uma ou várias camadas de neurônios, pode ser *feedforward*, ou seja, formada por uma ou mais camada de processadores cujo fluxo de dados é sempre em uma única direção, ou recorrente, isto é, pode possuir realimentação podendo possuir conexões entre processadores da mesma camada e / ou com processadores das camadas anteriores.

Existem diversos algoritmos para treinar uma rede neural, porém um dos mais utilizados é o *backpropagation*, que segue o paradigma de aprendizagem supervisionada, no qual a rede neural deve reproduzir a saída gerada pelo supervisor, para uma determinada entrada (Haykin, 1999).

## 2.2. Identificação com redes neurais artificiais

Segundo Cruz (1998), as redes neurais artificiais surgem como mais uma ferramenta poderosa, permitindo a modelagem dos processos através de identificação, utilizando-se apenas de dados de entrada e saída dos mesmos. Além do mais, as redes neurais têm sido exploradas para análise e controle de sistemas dinâmicos não lineares, por possuírem velocidade de processamento razoavelmente alta comparada a outros métodos convencionais e capacidade de aprendizagem que se aproximam do desempenho humano.

Foram Narendra and Parthasarathy (1990) que colocaram de forma clara a aplicabilidade de redes neurais multicamadas à identificação e posterior controle de dinâmicas não lineares.

Souza *et al.* (2002) abordaram a identificação de batimento em torção numa pá de helicóptero utilizando uma rede feedforward com atrasos no tempo. A identificação foi bastante satisfatória. Depois de devidamente treinada, a rede neural forneceu aproximações

satisfatórias para as duas saídas desejadas que foram torção e batimento na ponta da pá. Para verificar a eficiência da rede, foram feitos alguns testes de generalização.

### 3. EXPERIMENTO

#### 3.1 Aparato Experimental

O dispositivo flexível desenvolvido é um sistema de dois graus de liberdade. Assim, nos ensaios em túnel de vento, o *flutter* clássico que é caracterizado pela combinação dos modos de flexão e torção foi obtido. Uma representação do sistema para ensaio de *flutter*, composto pela asa rígida acoplada ao dispositivo flexível, é apresentado na Fig. (3.1). Este dispositivo flexível consiste de uma placa superior apoiada a um sistema de quatro eixos circulares e uma barra central. As características elásticas são dadas pelos eixos e pela barra central e a asa rígida fixada na placa superior oscilará em flexão e torção quando ocorrer o *flutter*. O material da asa rígida é alumínio e da estrutura de suporte flexível é aço. As dimensões são dadas por: eixos 0.005 m de diâmetro; placa superior 0.6\*0.3 m; barra central 0.7\*0.1\*0.002 m e a asa 0.8\*0.45 m. O perfil da asa é NACA0012.

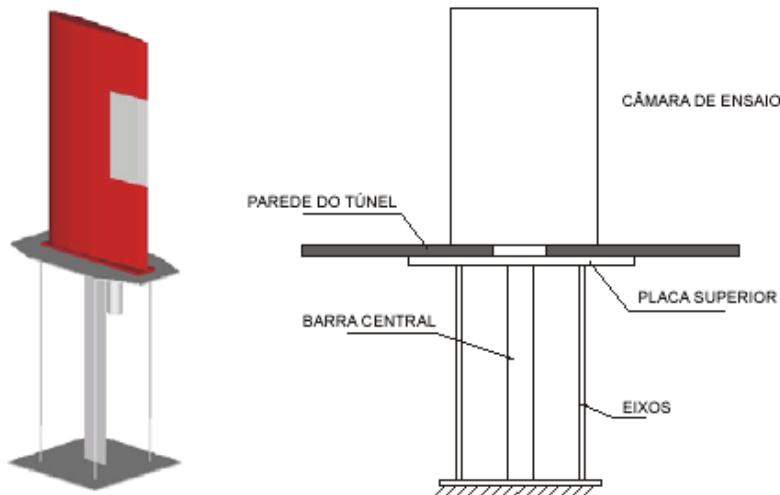


Figura 3.1. Representação do sistema para ensaio de *flutter* no túnel de vento.

Informações Complementares sobre esta estrutura podem ser obtidos em De Marqui Jr. *et al.* (2003).

#### 3.2 Instrumentação

Após a definição do aparato experimental iniciaram-se os testes em túnel de vento. Na câmara de ensaios do túnel construiu-se uma base com perfis de aço na qual o dispositivo flexível foi engastado, atentando-se para o fato que deformações em sua estrutura não influenciassem nas medições durante os experimentos. A Figura (3.2.1) mostra o experimento montado no túnel.

O sistema de aquisição e processamento de sinais foram desenvolvidos utilizando-se um sistema dSPACE © com uma placa processadora DS1103 equipada com um processador *PowerPc* de 400 Mhz e 128 *mbytes* de memória *RAM*. O sistema permite

operações simultâneas de I/O (entrada/saída) com 4 conversores A/D; 12 unidades de saída com 2 conversores D/A e 6 interfaces para *encoders*. A programação deste sistema pode ser feita no ambiente MATLAB/Simulink®. Sua compilação é realizada no MATLAB® utilizando-se seu pacote RTW (*Real Time Workshop*). A programação visual do experimento é desenvolvida no programa *ControlDesk*® da dSPACE.



Figura 3.2.1. Foto da montagem do experimento no túnel de vento.

A velocidade de deslocamento horizontal, velocidade angular, deslocamento horizontal e ângulo foram definidos como os sinais a serem medidos. Os deslocamentos foram medidos utilizando-se extensômetros instalados na barra central do dispositivo flexível e associados a um amplificador HBM MGCPplus. Para a medida dos deslocamentos horizontais utilizou-se um extensômetro Kiowa modelo KFG-5120C123 e para os deslocamentos angulares um extensômetro Kiowa modelo KFC-2D211.

Para a medida da velocidade horizontal, ou velocidade em *plunge*, utilizou-se um acelerômetro *Kistler KBeam* modelo 8303A10M4 associado ao condicionador de sinais *Kistler 5210*. Na medida da velocidade angular, ou velocidade em *pitch*, utilizou-se dois acelerômetros *Kistler KBeam* 8304B10 associados a condicionadores de sinais *Kistler 1572*. A filtragem dos sinais dos acelerômetros foi realizada utilizando-se um condicionador B&K Nexus Deltatron de 4 canais. Os acelerômetros foram instalados na placa superior do sistema flexível.

Outro sinal a ser medido é a posição da superfície de controle da asa. A superfície de controle foi acionada com um motor elétrico e sua posição medida com a leitura de um *encoder* de 1000 linhas instalado no motor. Logo cada linha do *encoder* correspondia a 0.36 graus de deslocamento da superfície de controle.

A velocidade do fluxo do túnel de vento foi medida com um Pitot instalado na câmara de ensaio associado a um manômetro Betz. Também foram medidas a temperatura e pressão ambiente para o cálculo da velocidade do fluxo do túnel. Ressalta-se que o túnel de vento utilizado possui velocidade máxima de 50 m/s e câmara de ensaio de 2 m<sup>2</sup>.

### 3.3 Ensaio Experimental

A verificação experimental da velocidade de *flutter* foi realizada aumentando-se a velocidade do túnel de vento gradativamente e com pequenos incrementos de velocidade

até que a oscilação divergente e auto-sustentada do *flutter* fosse observada na velocidade de 25 m/s.

A taxa de aquisição utilizada neste experimento foi de 0.001 segundos e os dados eram salvos a cada 0.01 segundos.

Para a caracterização do *flutter* realizaram-se testes em túnel do vento em diversas velocidades, obtendo-se as respostas no domínio do tempo com o sistema dSPACE e as respectivas Funções Resposta em Freqüência - FRF, utilizando analisador espectral B&K modelo 2032. Foram definidas as velocidades de 10, 15, 20, 23 e 25 m/s para estes testes. Estes ensaios consistiram no uso da superfície de controle para excitar o sistema (entrada das FRFs) e a medição das respostas através dos acelerômetros (saída da FRFs) e dos extensômetros. As FRFs foram obtidas para caracterizar o *flutter* e os dados no domínio do tempo foram utilizados para se obter os parâmetros modais e assim identificar o fenômeno do *flutter*.

O sinal utilizado para a excitação do sistema através da superfície de controle foi um “ruído branco” com uma faixa de freqüência de excitação entre 0.5 e 3 Hz. Na Figura (3.3.1) observa-se um trecho do sinal enviado ao motor e medido com o *encoder*.

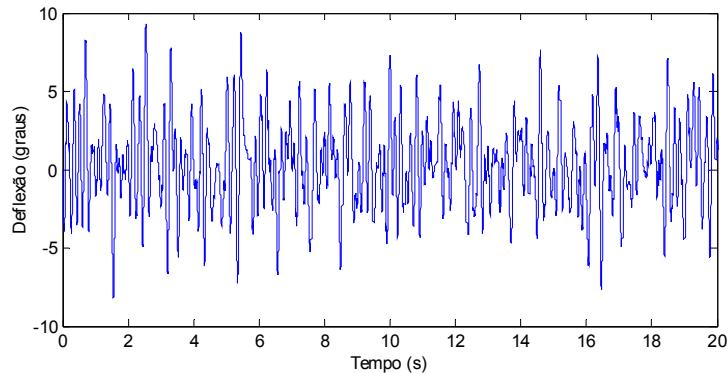


Figura 3.3.1. Exemplo de entrada tipo ruído aplicada ao sistema.

A Figura (3.3.2) apresenta os sinais de resposta, ou saída, medidos com os extensômetros de flexão e de torção.

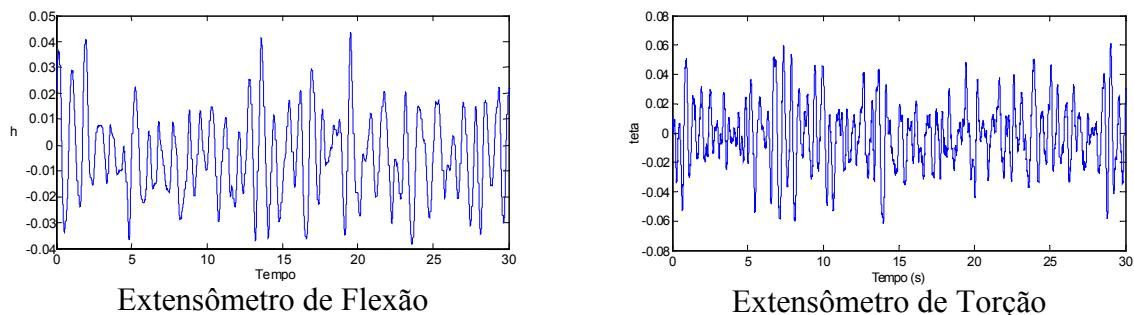


Figura 3.3.2. Resposta ao ruído medida no sistema.

Na Figura (3.3.3) a seguir mostram-se todas as funções resposta em freqüência obtidas em diversas velocidades para a caracterização do *flutter*. Estas curvas permitem a visualização da evolução dos modos envolvidos no *flutter*. Ficam claros tanto o deslocamento dos picos quanto a variação de sua forma, indicando a ação do fluxo no aumento do amortecimento do sistema.

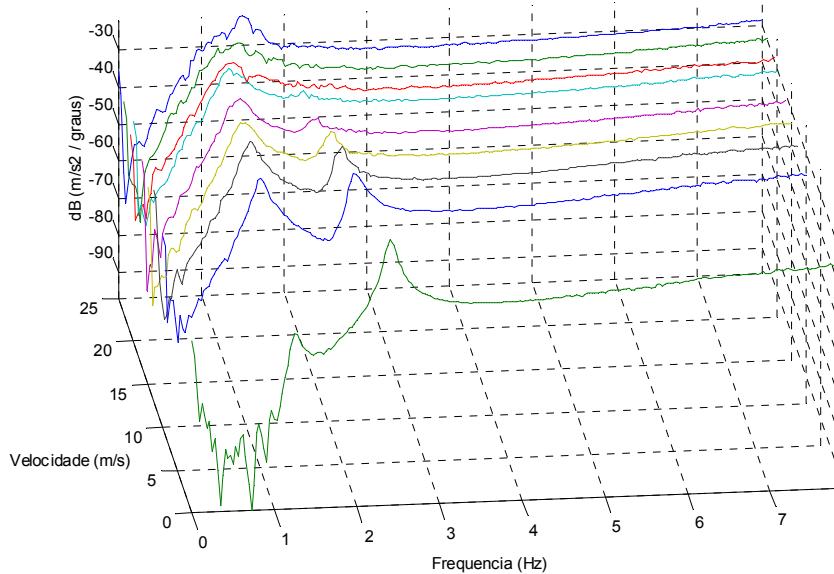


Figura 3.3.3. Evolução dos modos de flexão e torção.

#### 4. Identificação e previsão do *flutter*

Para realizar a previsão da velocidade de *flutter*, foi necessário o conhecimento prévio dos parâmetros modais, freqüências naturais e amortecimentos, dos modos de flexão e torção envolvidos no *flutter*, em cada velocidade usada para a realização do experimento anteriormente descrito. Foi usado o método de identificação EERA para determinar estes parâmetros modais. Este é um método de identificação de subespaço que calcula os parâmetros modais manipulando os dados de entrada e saída obtidos no tempo, sendo necessário o conhecimento dos dados de excitação do sistema. Os matrizes blocos de Hankel de entrada e saída são obtidas diretamente dos dados obtidos no tempo.

Para a identificação através do método EERA foi utilizado como entrada o sinal medido pelo *encolder* e como saída o sinal dos extensômetros instalados no dispositivo flexível.

Foram usados para treinar a rede os valores dos parâmetros modais dos modos envolvidos no *flutter* identificados pelo método EERA para as velocidades dos testes em túnel anteriormente definidas. Foi usada como entrada para a rede as freqüências dos dois modos e como vetor objetivo valores correspondentes dos amortecimentos, para as velocidades determinadas durante o ensaio experimental. O objetivo era que a rede conseguisse prever os valores de amortecimento para cada um dos modos a um valor de velocidade à frente da velocidade atual.

A arquitetura de rede escolhida depois de alguns testes foi a seguinte: uma camada com 10 neurônios para receber os sinais de impulso (entradas da rede); uma camada intermediária com 5 neurônios e uma camada na saída com 2 neurônios. Segundo Haykin, (1999) apenas uma camada intermediária é suficiente para aproximar uma função contínua de qualquer grau. Foram fornecidas como entradas para a rede, valores de frequência na velocidade corrente, valores de frequência numa velocidade anterior e os respectivos valores de amortecimento para estas frequências em função da velocidade. O objetivo era treinar a rede neural para esta prever o valor de amortecimento correspondente à frequência na velocidade atual. Portanto, a informação específica do problema foi cedida através dos exemplos, ou seja, pares de entrada-saída usados para treinar a rede.

O algoritmo de treinamento usado foi o *Backpropagation* com a técnica de otimização de *Levemberg-Marquardt* e foi utilizado o software *Matlab*<sup>®</sup>.

A Figura (4.1) abaixo mostra os resultados da previsão, considerando-se que a rede foi treinada com valores até a velocidade 22 m/s e generalizada a partir desta última velocidade de treinamento até a velocidade de *flutter*. Pôde-se observar que a rede capturou a dinâmica do problema, entendendo que o amortecimento para o modo de torção tendeu a ficar negativo, fato este que caracteriza o *flutter*.

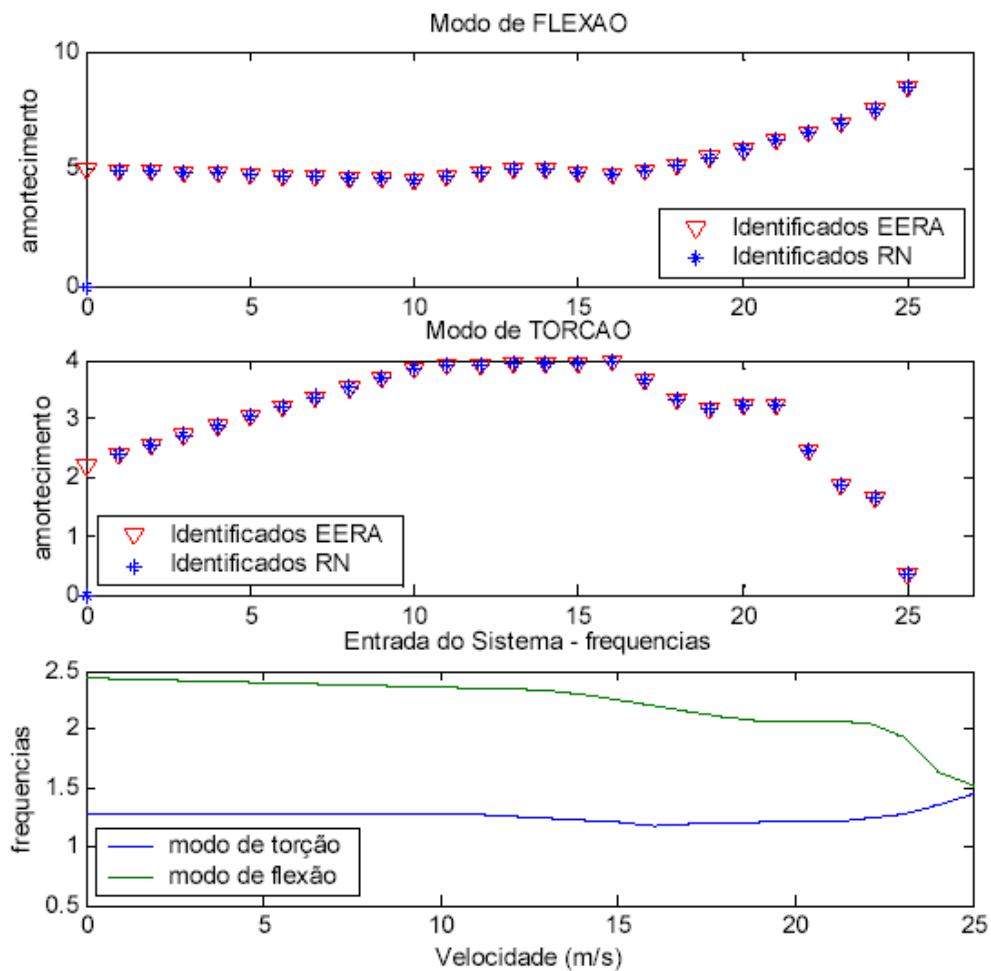


Figura 4.1. Resultados apresentados pela rede neural.

## **5. CONCLUSÕES**

O sistema desenvolvido para os ensaios possibilitou a obtenção do *flutter* e possibilita a realização de pesquisas em diferentes áreas inerentes a Aeroelasticidade. A previsão da velocidade de *flutter* usando redes neurais é uma dessas aplicações.

Mesmo sendo este um caso simplificado pode se afirmar que as redes neurais mostraram um bom desempenho na previsão da velocidade de *flutter* através da previsão da evolução do amortecimento dos modos envolvidos no *flutter* na região próxima a velocidade crítica. Fornecido um conjunto de 3 valores de velocidades com respectivos valores de amortecimentos para os modos de flexão e torção, a rede realizou corretamente a previsão do 4º valor de amortecimento.

Define-se como objetivo futuro o treinamento e previsão *on-line* da velocidade de *flutter* durante os experimentos.

## **6. AGRADECIMENTOS**

Os autores agradecem o suporte financeiro fornecido pelas Agências de Pesquisa do Brasil, FAPESP (processos 1999/04980-0 e 2000/00390-3) e CAPES.

## **7. REFERÊNCIAS**

- Bisplinghoff, R.L., Ashley, H. and Halfman, R.L., 1955, "Aeroelasticity", Addison-Wesley Publishing Company, Estados Unidos, 527p.
- Mukhopadhyay, V., 1995, "Flutter suppression control law design and testing for the active flexible wing", Journal of Aircraft, Vol. 32, No.1, pp.45-51.
- Ko, J., Kurdila, A.J. and Straganac, T.J., 1997, "Adaptive Feedback Linearization for the Control of a Typical Wing Section with Structural Nonlinearity", In: ASME International Mechanical Engineering Congress and Exposition, Dallas, Texas.
- Waszak, M.R., 1998, "Modeling the benchmark active control technology wind-tunnel model for active control design applications", NASA TP-1998-206270, jun.
- De Marqui Jr., Tsunaki, R.H., Rocha, J.C., Belo, E.M. and Benini, G.R., 2003, "Wind-off Characteristic of an Experimental Flutter Mount System", In: Proceedings of the X Diname, Ubatuba, S.P., pp.343-348.
- Tasker, F., Bosse, A. and Fisher, S., 1998, "Real-time modal parameters estimation using subspace methods: Theory", Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 12, No. 6, pp.797-808.
- Cooper, J. E.; Crowther, W. J., 1999, "Flutter Speed Prediction During Flight Flutter Testing Using Neural Networks". CEAS/AIAA/ICASE/NASA Langley International Forum on Aeroelasticity and Structural Dynamics, pp. 255-264.
- Takahashi, I. (1999). "Identification for critical flutter load and boundary conditions of a beam using neural networks". "Journal of Sound and Vibration", v.228, n.4, p.857-870.
- Haykin, S. (1994). Neural network a comprehensive foundation. New York, Macmillan College Publishing Company.

- Cruz, J.C.G. (1998). Identificação de Uma Torre de Retificação de Águas Ácidas Usando Redes Neurais Artificiais. Minas Gerais. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Minas Gerais.
- Narendra, K. S.; Parthasarathy (1990). Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, v.1, n.1.
- Souza, L. F. R., Grupioni, E. M., Belo, E. M., Marques, F. D. (2002). Identificação da dinâmica não linear de uma pá de helicóptero via redes neurais. João Pessoa. (CD ROM) In: *II Congresso Nacional de Engenharia Mecânica*.

## **TITLE: FLUTTER VELOCITY PREDICTION USING NEURAL NETWORKS**

Carlos De Marqui Junior

demarqui@sc.usp.br

Luciane de F. R. de Souza

lfrs@sc.usp.br

Daniela Cristina Rebolho

danielar@sc.usp.br

Eduardo Morgado Belo

belo@sc.usp.br

Flávio Donizeti Marques

fmarques@sc.usp.br

Departamento de Materiais e Aeronáutica.

Núcleo de Pesquisas em Aeronáutica

LADinC - Laboratório de Aeroelasticidade, Dinâmica de Vôo e Controle

Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo

Tel 55 16 273 9143 - CP 359 - CEP 13560-970 - São Carlos, Brazil.

**Abstract.** *Flutter is an aeroelastic instability that results from the interaction of aerodynamic, elastic and inertial forces. Considering the destructive behaviour of flutter, wind tunnel tests are an important way to the development of experimental aeroelastic tests. A system composed by a rigid wing and a flexible structure has been to obtain classic flutter phenomenon in wind tunnel tests. This experimental system allows the study of flutter phenomenon and the development of flutter identification algorithms and prediction. In this work, the main objective is the application of Neural Networks to predict critical flutter velocity using experimental data identified with the EERA method. The data used in the identification were obtained during wind tunnel experiments. The prediction seeks to guarantee the safety of flight tests and the definition of flight envelope. Neural Networks are used to the analysis of non-linear dynamic systems because they have the advantages of the non-conventional methods, high processing speed and learning capacity. In general, neural networks with late entrances are used to the identification the dynamics of systems. They are effective when used for the forecast due to its learning capacity and parallel processing characteristic.*

**Keywords.** *Identificacion, Flutter, neural networks, velocity prediction.*