

Aplicação de Sistemas Neuro-Fuzzy na predição do coeficiente de sustentação de um NACA 1412

Vitor Taha Sant'Ana*, Bruno Luiz Pereira, Tobias Morais, Roberto Mendes Finzi Neto

*Laboratório de Aeronaves Autônomas – UFU, vitorsantana94@gmail.com

Palavras-chave

Sistemas *Neuro-Fuzzy*, coeficientes aerodinâmicos, otimização

1. INTRODUÇÃO

As técnicas de inteligência computacional estão em destaque no mundo da engenharia, isso se dá ao fato da humanidade querer criar sistemas autônomos, através da ideia de *Machine Learning*, capazes de operarem sem a necessidade de um operador.

De todas as técnicas de *Machine Learning* conhecidas, a mais conhecida são as Redes Neurais Artificiais que são capazes de “aprender” através de dados de treinamento. O aprendizado da mesma é feito com a utilização de variáveis de entrada e de saída, sendo que a relação da entrada com a saída é feita através da otimização dos pesos das saídas de cada neurônio dentro da estrutura. A utilização das Redes Neurais no treinamento de dados aerodinâmicos acontece desde a década passada (Rajkumar, 2002).

Uma outra técnica muito eficiente baseada em *Machine Learning* é os Sistemas *Neuro-Fuzzy*, que são baseados na Lógica *Fuzzy*, como o próprio nome já diz, e essa técnica será aplicada neste artigo.

2. MODELAGEM DO SISTEMA NEURO-FUZZY

2.1 Sistema *Neuro-Fuzzy*

O sistema *Neuro-Fuzzy* adaptativo, conhecido também como *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System* (ANFIS) foi concebido através da junção da rede neural artificial ANN (*Artificial Neural Network*) com o Sistema de Inferência *Fuzzy* FIS (*Fuzzy Inference System*). Logo, a estrutura do ANFIS (Jang, 1992) herda a estrutura do FIS, ou seja, também contém o processo de *fuzzificação*, uma base de regras do tipo Se... Então..., uma máquina de inferência que relaciona a entrada com a saída e a defuzzificação; no entanto possui a mesma capacidade de aprendizado e adaptação da ANN através da adaptação dos parâmetros do sistema *Fuzzy*, como mostra a Figura 1.

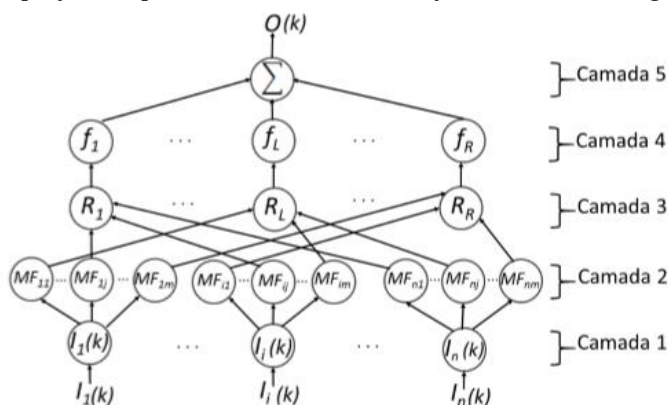


Figura 1: Representação de um sistema *Neuro-Fuzzy*.

A composição e função de cada camada do ANFIS, utilizando o método de inferência de Takagi-Sugeno (Pereira, 2017) é definida como:

Camada 1: Cada nó recebe uma variável de entrada $I_i(k)$ que será utilizado no processo de treinamento. A saída do nó i da camada 1 no tempo k , $u_i^{(1)}(k)$ é dada por:

$$u_i^{(1)}(k) = I_i(k) \quad (1)$$

Camada 2: Nesta etapa é realizada a *fuzzificação* das variáveis de entrada, ou seja, os números reais são transformados em subconjuntos *Fuzzy* com um certo grau de pertinência. É nessa etapa que as funções de pertinência (*Membership Functions* - *MF*) são construídas para a descrição das entradas. Considerando que as funções de pertinência sejam aproximadas por gaussianas, a saída do nó ij da camada 2 no tempo k , $u_{ij}^{(2)}(k)$, é dada por:

$$u_{ij}^{(2)}(k) = e^{-\frac{(u_i^{(1)}(k) - m_{ij}(k))^2}{\sigma_{ij}^2(k)}} \quad (2)$$

em que $m_{ij}(k)$ e $\sigma_{ij}^2(k)$ são respectivamente a média e o desvio padrão da função de pertinência gaussiana MF_{ij} .

Camada 3: Nesta etapa são realizadas as proposições do tipo Se.. Então, formando assim a base de regras para o ANFIS. Para cada regra, os operadores E e OU são tratados como mínimo e máximo, respectivamente de modo que saída do nó L dessa camada, $u_L^{(3)}(k)$, seja função das saídas da camada 2 selecionadas a partir da regra R_L .

Camada 4: Os nós desta camada são tratados com consequentes, e é definido como sendo uma função $f_L: R^n \rightarrow R$ tal que $f_L = f(I_1, \dots, I_i, \dots, I_n, w_{1L}, \dots, w_{jL}, \dots, w_{oL}, k)$, em que $w_{1L}, \dots, w_{jL}, \dots, w_{oL}$ são pesos que serão determinadas na fase de treinamento do ANFIS. Dessa maneira, a saída do nó L da camada 4 $u_L^{(4)}(k)$ é calculada por:

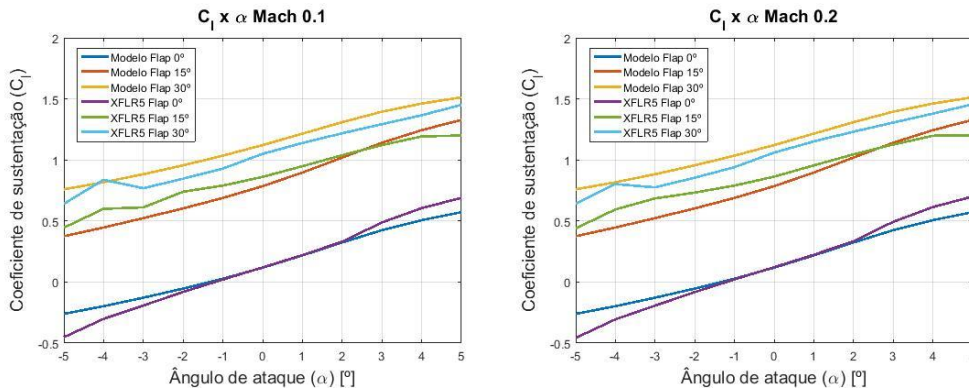
$$u_L^{(4)} = u_L^{(3)}(k) f_L(I_1, \dots, I_i, \dots, I_n, w_{1L}, \dots, w_{jL}, \dots, w_{oL}, k)$$

Camada 5: A última camada solta a resposta do sistema *Neuro-Fuzzy*, dada pela equação:

$$O(k) = \frac{\sum_{L=1}^R u_L^{(4)}(k)}{\sum_{L=1}^R u_L^{(3)}(k)} \quad (3)$$

2.2 Treinamento do Sistema *Neuro-Fuzzy*

Uma vez compreendido o funcionamento do Sistema *Neuro-Fuzzy*, foi possível aplicar o mesmo em um caso simples, o qual utilizou-se do software XFLR5 baseado em método dos painéis para gerar curvas do tipo $C_l \times \alpha$ de qualquer perfil aerodinâmico. Para este estudo, foi selecionado o perfil NACA 1412 e obtida as curvas dos coeficientes aerodinâmicos longitudinais a partir do perfil. Utilizou-se três variáveis de entrada para modelar o coeficiente de sustentação (C_l), vulgo saída do sistema, sendo elas: ângulo de ataque (α), número de Mach (Ma) e deflexão do flap (δ_f). A Fig. 2 mostra as simulações do perfil NACA 1412 em função de 10 valores de ângulo de ataque, 4 números de Mach e 3 deflexões de flap.



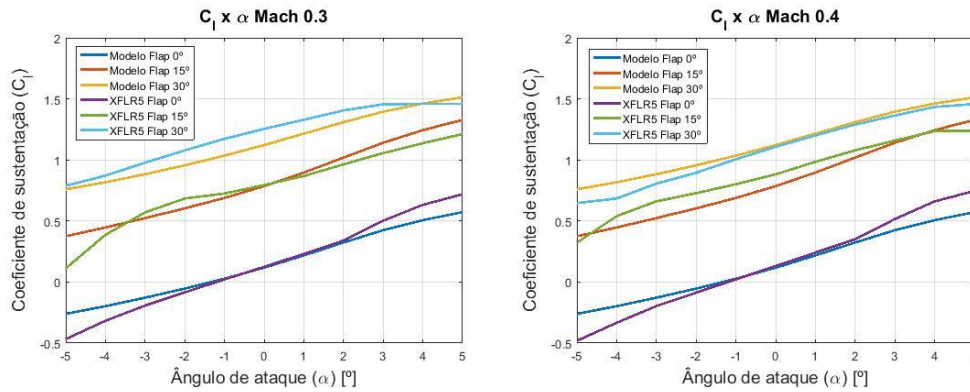


Figura 2: Gráfico do coeficiente de sustentação em função do ângulo de ataque do perfil NACA 1412 para 3 deflexões de flap e 4 números de Mach diferentes.

O tempo computacional para o treinamento foi de 188,68 segundos, utilizando uma otimização baseada em evolução diferencial e para obter o erro médio quadrático entre o resultado do modelo e resultado numérico. O coeficiente do erro relativo foi de 0,095.

3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Após o treinamento, foi selecionado o número de Mach igual a 0.25 e deflexão de flap igual a 20° para realizar a validação do Sistema *Neuro-Fuzzy* já treinado. A Fig. 3 mostra a comparação da análise numérica do perfil com o modelo já treinado.

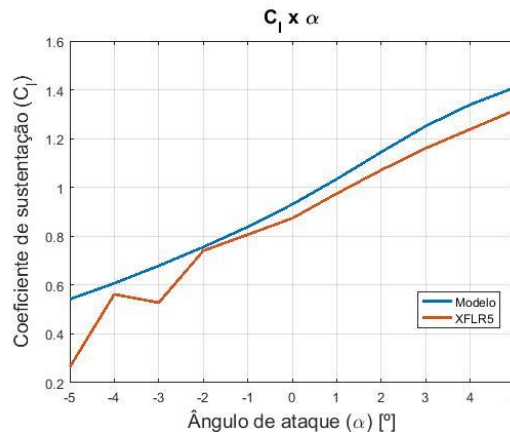


Figura 3: Gráfico do coeficiente de sustentação em função do ângulo de ataque para validação do treinamento.

O resultado obtido a partir do treinamento foi muito satisfatório, uma vez que os dados numéricos obtidos foram um pouco imprecisos devido a questão do método dos painéis não levar a viscosidade do fluido em consideração, isso faz com que há pequenas flutuações no regime linear da curva $C_L \times \alpha$ ou faz com que a simulação não convirja para alguns valores de ângulo de ataque.

4. AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem a Pós-Graduação de Engenharia Mecânica e a Universidade Federal de Uberlândia, e por último e não menos importante a CAPES, CNPq e a FAPEMIG pelo suporte financeiro.

5. REFERÊNCIAS

- Jang, J. S. Roger. Fuzzy Controller Design without Domain Experts. IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Berkeley, p. 289-296, mar. 1992.
- Pereira, B.L. “Aplicação de sistemas neuro-fuzzy e evolução diferencial na modelagem e controle de veículo de duas rodas”. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica), Universidade Federal de Uberlândia, 2017. 172f.
- Rajkumar, T., Bardina, J. “Prediction of Aerodynamic Coefficients using Neural Networks for Sparse Data”. National Aeronautics and Space Administration (NASA), 2002.

6. DIREITOS AUTORAIS

Os autores são os únicos responsáveis pelo conteúdo do material impresso incluído no seu trabalho.