**UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS
ÁREA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA**

**OBTENÇÃO DE DISTRIBUIÇÃO DE PRESSÃO
EM ASAS USANDO REDES NEURAIS**

ANDRÉ LUIZ FONTES DA SILVA

Dissertação apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos, da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Mecânica - área de aeronaves.

ORIENTADOR: Prof. Dr. Fernando Martini Catalano

São Carlos
2009

Aos meus pais Luiz Carlos e Maria
Penha pelo fruto da educação que me
deram.

AGRADECIMENTOS

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), pelo apoio financeiro concedido sob a forma de bolsa de mestrado.

Ao meu orientador Fernando Martini Catalano, pelo incentivo e auxílio necessários à conclusão deste trabalho.

Ao Prof. Dr. Michael George Maunsell, pela amizade, dedicação e compreensão durante o início do mestrado.

Ao amigo Eng. Juliano Machado Tenório Cavalcanti, por fornecer as teorias básicas das redes neurais e pelo apoio e estímulo constantes durante a pesquisa.

Ao Prof. Dr. José Demísio, pelas importantes aulas sobre redes neurais.

Ao meu primo Eng. Rafael Fontes Vieira, pelo apoio, incentivo e valiosas idéias que me auxiliaram no desenvolvimento desta dissertação.

Ao Eng. Juliano Duarte, pelos comentários técnicos e apoio.

À Empresa Brasileira de Aeronáutica (EMBRAER), por permitir o uso do código computacional usado na geração dos conjuntos de treinamento necessários à alimentação da rede neural.

Aos meus pais e minha irmã pela força e apoio diante das dificuldades.

A minha Camila pela compreensão durante o trabalho.

A todos os professores e alunos que sempre lutaram e continuam trabalhando para fortalecer a Engenharia Aeronáutica na Escola de Engenharia de São Carlos.

RESUMO

SILVA, A. L. F. (2009). *Obtenção de distribuição de pressão em asas usando redes neurais*. São Carlos. 206p. Dissertação de Mestrado - Escola de Engenharia de São Carlos - Universidade de São Paulo.

Este trabalho apresenta uma metodologia para predição da distribuição de pressão sobre uma asa bi-trapezoidal genérica usando redes neurais artificiais. O toolbox de redes neurais do MatLab® foi utilizado para o treinamento e validação das redes neurais e os conjuntos de treinamentos foram obtidos por meio do software BLWF® versão 28 (Boundary Layer Wing-Fuselage) um código CFD (Computacional Fluid Dynamics) de potencial completo com correção de camada limite.

Levando em consideração o nível de complexibilidade do problema, optou-se por dividir o estudo em três etapas de desenvolvimento. Inicialmente, uma rede neural foi treinada considerando apenas as variáveis de condição de voo e de forma em planta. Resultados promissores motivaram a criação de uma segunda rede neural, mais genérica, na qual foram adicionadas variáveis de três perfis distribuídos ao longo da asa. Porém apenas um desses perfis era variável, enquanto que os demais eram parametrizados com relação à este perfil. Criou-se, por fim, uma rede neural ainda mais genérica, desta vez atentando também para as variáveis dos três perfis de modo independente.

Os resultados obtidos mostram que esta metodologia pode ser usada como interessante ferramenta para obtenção de distribuição de pressão, especialmente em projetos de MDO (Multi-Disciplinary Optimization), uma vez que ela possibilita

uma predição rápida, precisa e de fácil automatização da distribuição de pressão em uma asa genérica.

Palavras-chave: distribuição de pressão, redes neurais, CFD.

ABSTRACT

SILVA, A. L. F. (2009). *Prediction of Pressure Distribution on Wings Using Neural Network*. São Carlos. 206p. Dissertação de Mestrado - Escola de Engenharia de São Carlos - Universidade de São Paulo (In Portuguese).

This work shows a method for predicting pressure distribution over a generic bi-trapezoidal wing using artificial neural networks. The MatLab® Neural Network Toolbox was used for the neural network implementation and the training set was obtained using the BLWF® version 28 (Boundary Layer Wing-Fuselage), a full potential CFD (Computational Fluid Dynamics) code with boundary layer correction.

The work was divided in three development phases, according with the problem complexibility level. Initially, a neural network considering only flight conditions and plan form variables was trained. Promising results motivated the generation of a more generic neural network, considering also parameters of three airfoils distributed along the wing spanwise and chordwise. However only one airfoil was variable, the two others were parametrized in relation to the variable airfoil. At last, an even more generic neural network was generated, this time considering also the variables of the three profiles independently.

The results show that this methodology can be successfully used as an interesting tool to obtain the pressure distribution, especially on the solution of MDO (Multi-Disciplinary Optimization) problems, since it allows fast prediction, automation facility and accurate measuring of the pressure distribution under a generic wing.

Keywords: pressure distribution, neural networks, CFD.

GLOSSÁRIO DE SÍMBOLOS

Símbolo	Descrição	Unidade
2Y/b	Posição relativa ao longo da semi-envergadura	Adim.
a	Parâmetro de inclinação da função sigmóide	Adim.
$a_1, a_2, \dots, a_5$	Coefficientes do polinômio da curva de arqueamento de Sobieczky	Adim.
acle	Ângulo da linha de arqueamento no bordo de ataque	graus
acte	Ângulo da linha de arqueamento no bordo de fuga	graus
Alfa, AOA, α	Ângulo de ataque do avião	graus
AR	Razão de aspecto - Aspect ratio	Adim.
atte	Ângulo da linha de espessura no bordo de fuga	graus
b	Envergadura	m
$b_1, b_2, \dots, b_6$	Coefficientes do polinômio da curva de espessura de Sobieczky	Adim.
BA	Bordo de ataque	-
Beta, β	Ângulo de derrapagem do avião	graus
BF	Bordo de fuga	-
b_k	Bias	-
BLWF	Programa Boundary Layer Wing Fuselage	-
CFD	Dinâmica dos fluídos Computacional (sigla em Inglês)	-
CM	Coefficiente de momento de arfagem	Adim.
CM_{BLWF}	Coefficiente de momento de arfagem obtido do BLWF	Adim.
CM_{NNET}	Coefficiente de momento de arfagem obtido da rede neural	Adim.
CN	Coefficiente de força normal	Adim.
CN_{BLWF}	Coefficiente de força normal obtido do BLWF	Adim.
CN_{NNET}	Coefficiente de força normal obtido da rede neural	Adim.
CP	Coefficiente de Pressão	Adim.
DCp, dCp	Diferença entre os coeficientes de pressão do intradorso e extradorso	Adim.
Dih	Diedro da asa	graus
DOE	Projeto de experimentos (sigla em Inglês)	-
E, e	Erro da rede neural	-
epsil	Torção geométrica de cada perfil	graus
J	Joules	J
LHSDesign	Hipercubo latino (sigla em Inglês)	-
Mach, M	Número de Mach	Adim.
MDO	Otimização multidisciplinar (sigla em Inglês)	-
MSE	Erro médio quadrático (sigla em inglês)	-
N	Número de indivíduos do conjunto de treinamento	-
NNET	Redes neurais (sigla em inglês)	-
REY, R	Número de Reynolds	Adim.
Sweep	Enflechamento do bordo de ataque da asa	graus
Taper	Afilamento	Adim.
V_k, v_k, u_k	Saída do combinador linear dos sinais de entrada de cada neurônio	-

Símbolo	Descrição	Unidade
W, W_k	Pesos sinápticos	-
$X/C, x/c$	Posição relativa ao longo da corda	-
$X_1, X_2, \dots, X_N$	Dados de entrada das redes neurais	-
x_{cmc}	Ponto de máximo arqueamento	Adim.
X_{cp}	Posição relativa ao longo da corda	Adim.
XOR	Problema do "ou" exclusivo	-
x_{tle}	Posição do ponto de controle do raio do bordo de ataque	Adim.
x_{tth}	Posição da máxima espessura do perfil	Adim.
Y, Y_k	Sinal de saída de cada neurônio	-
Y_c	Curva de arqueamento da formulação de Sobieczky	-
y_{cmc}	Máximo arqueamento do perfil	Adim.
Y_{cp}	Posição relativa ao longo da semi-envergadura	Adim.
y_{cte}	Arqueamento no bordo de fuga	-
y_{cth}	Arqueamento na posição de máxima espessura	-
Y_{kink}	Posição relativa da quebra	Adim.
Y_t	Curva de espessura da formulação de Sobieczky	-
y_{tle}	Espessura no ponto de controle do raio do bordo de ataque	Adim.
y_{tte}	Espessura do perfil no bordo de fuga	Adim.
y_{tth}	Máxima espessura do perfil	Adim.
ϕ	Função de ativação do neurônio	-

ÍNDICE

1	Introdução	10
2	Introdução às Redes Neurais Artificiais.....	13
2.1	Modelos de um neurônio artificial.....	18
2.2	Tipos de função de ativação	19
2.3	Arquiteturas de rede.....	24
2.4	A Rede Neural Perceptron de Múltiplas Camadas	27
2.5	Processos de aprendizado.....	29
2.5.1	Processo de aprendizagem por retroalimentação (<i>Back-Propagation</i>)..	31
2.5.2	Crerios de parada	33
3	Desenvolvimento.....	36
3.1	Variáveis Utilizadas	36
3.2	Geraçao dos conjuntos de treinamento e validação.....	38
3.3	Primeira Rede Neural - Forma em Planta	49
3.3.1	Resultados da Primeira Rede Neural	51
3.4	Segunda Rede Neural - Forma em Planta	58
3.4.1	Resultados da Segunda Rede Neural	59
3.5	Terceira Rede Neural - Perfis parametrizados	69
3.5.1	Resultados da Terceira Rede Neural – Perfis Parametrizados.....	75
3.6	Análise de sensibilidade.....	78
3.7	Quarta rede neural - Perfis variáveis.....	84
3.7.1	Rede subsônica	84
3.7.2	Rede transônica.....	115
3.7.3	Rede transônica – Análise de Balanceamento do conjunto de treinamento	141
4	Conclusão	153
5	Propostas para trabalhos futuros	155
6	Referências bibliográficas	157
7	Anexos	159
7.1	Introdução ao BLWF	159
7.2	Programa gera_treino.f90	163
7.3	Programa NNgen.m	173
7.4	Exemplo de arquivo de entrada do BLWF v. 28.....	178

1 INTRODUÇÃO

São vários os métodos disponíveis para a obtenção de distribuições de pressão em asas, dos quais podemos citar: ensaios em túnel de vento - onde a pressão estática é medida em vários pontos por meio de transdutores ou por meio de tinta sensível a pressão - simulações por meio de dinâmica dos fluidos computacional (CFD - Computational Fluid Dynamics) e até mesmo medidas da pressão estática em voo. Cada um destes métodos apresenta características diferentes com relação a precisão, custos e tempo de modelagem e calibração.

Testes em túnel de vento têm a capacidade de gerar resultados muito precisos, porém com um elevado custo operacional e de preparação dos modelos. Além disso, uma campanha de ensaios completa pode consumir um grande período de tempo, a ponto de prejudicar o desenvolvimento de um projeto. Outro ponto relevante é que, neste caso, a representatividade dos resultados é diretamente proporcional ao nível de fidelidade do modelo testado em relação ao avião real.

Por outro lado, há um grande número de softwares de dinâmica dos fluidos computacional disponíveis no mercado, com diferentes formulações e níveis de complexibilidade.

A evolução tecnológica tem proporcionado o lançamento de computadores mais poderosos e estes possibilitam a criação e implementação de softwares cada vez mais complexos e, conseqüentemente, mais precisos, de modo que certos resultados obtidos com o uso dos CFD's aproximam-se muito dos experimentais. Contudo, os softwares de CFD comerciais, mais robustos e confiáveis, requerem a aquisição de licenças, normalmente muito caras, e também exigem um trabalho

normalmente alto para geração dos modelos e malhas necessárias para as simulações.

Assim, uma ferramenta ou metodologia que possibilite a obtenção de distribuições de pressão em um tempo menor que os CFD's convencionais, a um custo mais baixo e com acuracidade equivalente seria muito útil para a determinação dos carregamentos aerodinâmicos, especialmente em projetos de otimização.

Este trabalho tem como objetivo criar uma ferramenta, com estas características, utilizando para tanto as redes neurais artificiais para gerar distribuições de pressão em asas bitrapezoidais (mais comuns na aviação comercial). A proposta é treinar uma rede neural com dados extraídos de resultados de CFD.

Entretanto as redes neurais, usualmente, são capazes apenas de prever saídas escalares, o que significa que, dadas as entradas a rede neural é capaz de prever uma ou mais saídas escalares. Porém, a pressão estática é função de sua posição na asa, ou seja, da posição em relação à corda e a envergadura. Problemas desta natureza usualmente são resolvidos obtendo a distribuição de pressão por uma aproximação polinomial; assim, as respostas do metamodelo seriam os coeficientes do polinômio. Tal método, contudo, não apresenta uma solução muito robusta, uma vez que, em condições de Mach elevado, podem ocorrer ondas de choque na asa, resultando em não-linearidades muito grandes na distribuição de pressão, as quais dificultam ou impossibilitam o ajuste de um polinômio, mesmo que de alta ordem.

A solução proposta neste trabalho é de criar variáveis de posicionamento e adicioná-las às variáveis de projeto, assim a posição relativa na envergadura e na corda determinam onde se deseja obter a pressão estática. Optamos por obter como

saída o ΔC_p , que é, por convenção, a diferença entre as pressões estáticas do intradorso e do extradorso da asa em um determinado ponto. Todavia, nada impediria de obtermos as pressões estáticas no intradorso e no extradorso, bastando para tanto que a rede apresentasse duas saídas.

As redes neurais empregadas foram alimentadas com resultados gerados via BLWF, ref. [7], para configurações de asas bastante genéricas, mas com fuselagem fixa.

Adicionalmente, na Seção 7, são apresentados os códigos fonte dos programas usados para a rede neural de perfil variável: Fortran *gera_treino.f90* e Matlab *NNgen.m* - o primeiro utilizado para gerar e submeter ao CFD os indivíduos dos conjuntos de treinamento e validação, o segundo aplicado no treinamento e validação das redes. Na Seção 7 também se encontra, na íntegra, um arquivo de entrada do software de CFD utilizado para a geração dos conjuntos de treinamento que alimentaram as redes neurais deste trabalho.

2 INTRODUÇÃO ÀS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Desde a criação das primeiras máquinas, um dos grandes desejos do homem tem sido a criação de um mecanismo que possa operar sem a necessidade do controle humano, cuja independência seja desenvolvida de acordo com seu próprio aprendizado; uma máquina capaz de interagir com ambientes por ela desconhecidos, que possa ser denominada autônoma, inteligente ou cognitiva.

O sucesso de uma máquina autônoma depende única e exclusivamente de sua capacidade de lidar com uma variedade de eventos inesperados no ambiente em que atua. Tais máquinas devem ter maior capacidade de aprender tarefas de alto nível cognitivo dificilmente manipuladas pelas máquinas atuais e continuariam gradualmente adaptando-se e realizando tais tarefas com maior eficiência, mesmo que em condições imprevisíveis. Seriam, portanto, bastante úteis em locais onde a atuação humana é perigosa, tediosa ou inviável - como, por exemplo, em reatores nucleares, operações militares, no combate ao fogo ou na exploração do espaço a distâncias para além do alcance da Terra, de modo que a nave possa enviar as informações colhidas a despeito da impossibilidade de controle.

Os organismos humanos são uma fonte de motivação no desenvolvimento dessas máquinas, servindo de inspiração para o desenvolvimento de algoritmos de aprendizado e adaptação. Deste modo, espera-se que certas características dos organismos biológicos estejam presentes nas mesmas.

O cérebro humano é considerado o mais fascinante processador baseado em carbono existente, sendo composto por aproximadamente 10 bilhões de neurônios. Todas as funções e movimentos do organismo estão relacionados ao funcionamento dessas pequenas células. Os neurônios estão conectados uns aos outros por meio

de sinapses; juntos, formam uma grande rede, denominada REDE NEURAL. As sinapses transmitem estímulos através de diferentes concentrações de Na⁺ (Sódio) e K⁺ (Potássio), cujo resultado pode ser estendido por todo o corpo. Essa grande rede proporciona uma altíssima capacidade de processamento e armazenamento de informação.

As redes neurais artificiais consistem em métodos de solucionar problemas a partir da construção de um sistema que simula o cérebro humano, inclusive seu comportamento; isto é, trata-se de uma composição de circuitos que funciona do seguinte modo: aprendendo, errando e fazendo descobertas. São técnicas computacionais cujo modelo foi inspirado na estrutura neural de organismos inteligentes, os quais adquirem conhecimento através da experiência. Uma grande rede neural artificial pode ter centenas ou milhares de unidades de processamento, enquanto que o cérebro de um mamífero pode ter bilhões de neurônios.

Uma rede neural artificial é um processador distribuído de forma paralelizada e constituído de unidades de processamento simples (os neurônios), que têm a propensão natural para armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para uso. A rede neural artificial se assemelha ao cérebro em dois aspectos básicos:

- O conhecimento é adquirido a partir de sua interação com o ambiente através de um processo de aprendizagem;
- Forças de conexão entre neurônios, conhecidas como pesos sinápticos, são utilizadas para armazenar o conhecimento adquirido.

O processo de aprendizado é realizado a partir de um procedimento chamado algoritmo de treinamento (também conhecido por aprendizagem), cuja função é modificar ordenadamente os pesos sinápticos da rede a fim de alcançar um objetivo de projeto desejado. Ademais, é possível que uma rede neural modifique sua própria

topologia, ou seja, sua estrutura, motivada pelo fato de que, no cérebro humano, neurônios morrem, bem como conexões inteiras deixam de existir para ceder espaço a outras.

Fica evidente que uma rede neural extrai todo seu poder computacional através, primeiramente, de sua estrutura paralela maciçamente distribuída e em segundo lugar pela sua habilidade de aprender e generalizar. A generalização se refere a rede ser capaz de reproduzir saídas adequadas para entradas que não estavam presentes durante o treinamento, ou seja, fornecer saídas válidas para entradas desconhecidas. Estas duas capacidades aliadas tornam possível que a rede neural seja capaz de resolver problemas complexos.

As redes neurais possuem propriedades que as tornam muito úteis em diversas aplicações práticas, das quais podemos destacar:

- *Não linearidade*: um neurônio artificial pode ser linear ou não linear.

Uma rede neural constituída por neurônios não lineares faz com que ela própria seja não-linear - propriedade importante, que torna-a capaz de aprender e reproduzir fenômenos não lineares;

- *Mapeamento de entrada e saída*: um paradigma bastante conhecido, denominado treinamento supervisionado, envolve a modificação dos pesos sinápticos de uma rede neural pela aplicação de um conjunto de amostras de entradas e correspondentes saídas desejadas. Nesta modalidade de treinamento apresenta-se à rede uma entrada do conjunto escolhida ao acaso, de modo que os pesos sinápticos sejam modificados a fim de minimizar a diferença entre a resposta obtida pela rede e a resposta esperada. Esse processo é repetido para vários exemplos, os quais podem ser reapresentados a rede, porém numa ordem distinta. Desta forma, a rede

retira informação dos exemplos, gerando um mapeamento entrada-saída para o problema considerado; este é o modelo de treinamento usado neste trabalho;

- *Adaptabilidade*: as redes neurais possuem ampla capacidade de adaptar seus pesos sinápticos de acordo com alterações ocorridas no meio ambiente, de modo que uma rede neural treinada em um ambiente específico pode ser facilmente retreinada para incluir as modificações sofridas pelo meio. Ademais, quando a rede está operando em um ambiente não estacionário (onde ocorrem mudanças com o tempo), esta pode ser projetada para modificar seus pesos em tempo real e atualizar-se. Essa característica torna as redes neurais muito úteis nas aplicações em classificação de padrões, processamento de sinais e controle adaptativo;

- *Resposta a evidências*: uma rede neural pode ser projetada para oferecer como saídas não apenas valores, mas também a confiabilidade de cada resposta - informação profícua no descarte de respostas inconsistentes, o que acarreta melhoria do desempenho da rede como um todo;

- *Tolerância a falhas*: implementada em sua forma física, isto é, de hardware, uma rede neural tem o potencial de ser tolerante a falhas, no sentido de que seu desempenho degrada-se suavemente sob condições de operação adversas. Se neurônios ou conexões desta rede são perdidos ou danificados, parte da informação armazenada pode ser perdida, no entanto o dano precisa ser extenso para que a informação global contida na rede seja seriamente degradada. Por exemplo, uma rede treinada para reconhecimento de padrões que possua uma quantidade razoável de neurônios pode perder algum destes e ainda assim continuar a reconhecer os padrões corretamente;

- Analogia neurobiológica: a grande semelhança entre a rede neural biológica e as redes artificiais faz com que tanto neurobiólogos enxerguem estas como ferramenta na interpretação de fenômenos neurofisiologistas, como os engenheiros e cientistas, em contrapartida, inspirem-se naquelas para propor redes capazes de solucionar questões cada vez mais complexas.

O caminho para a compreensão do funcionamento do cérebro humano foi facilitado após o pioneiro trabalho de Ramón y Cajál (1911), que introduziu a idéia de neurônios como constituintes do cérebro. Tipicamente, os neurônios são de cinco a seis ordens de grandeza mais lentos que as portas lógicas baseadas em silício - os eventos em um circuito de silício se dão na ordem de nanossegundos (10^{-9}), enquanto que os eventos neurais acontecem na ordem de milissegundos (10^{-3}). Tal lentidão, entretanto, é compensada pelo espantoso número de neurônios presentes no cérebro, altamente conectados entre si. Estima-se que o cérebro humano seja formado por aproximadamente 10 bilhões de neurônios e 60 trilhões de conexões (Kock, Segev, 1989), resultando em uma estrutura altamente eficiente.

Além disso, a eficiência energética do cérebro é de aproximadamente 10^{-16} joules por operação por segundo, enquanto que o valor correspondente para os melhores computadores em uso é de cerca de 10^{-6} joules por operação por segundo (Faggin, 1991).

2.1 Modelos de um neurônio artificial

Um neurônio é uma unidade de processamento de informação fundamental para a operação de uma rede neural.

Uma rede neural pode conter de um a centenas de neurônios. A Figura 1, mostra o modelo de um neurônio, que serve de base para o projeto das redes neurais artificiais.

FIGURA 1: REPRESENTAÇÃO BÁSICA DE UM NEURÔNIO ARTIFICIAL.

Quatro elementos básicos do modelo neuronal podem ser identificados na Figura 1:

- 1) Um conjunto de sinapses, cada uma representada por um peso (w_{ki}). Especificamente, um sinal x_j na entrada da sinapse j , conectado ao neurônio k , é multiplicado pelo seu peso sináptico w_{kj} . Ao contrário do que ocorre na sinapse cerebral, o peso sináptico de um neurônio artificial pode assumir tanto valores negativos como positivos;
- 2) Um somador dos sinais de entrada, ponderados pelas respectivas sinapses do neurônio. Tais operações constituem um combinador linear;

- 3) Uma função de ativação, usada para restringir a amplitude da saída de um neurônio. É conhecida também como função restritiva, uma vez que limita o intervalo permissível de amplitude do sinal de saída a um valor finito. Tipicamente, o intervalo normalizado da amplitude da saída de um neurônio é escrito como o intervalo unitário fechado $[0,1]$ ou $[-1,1]$;
- 4) O bias, representado por b_k , o qual altera a entrada líquida da função de ativação de um neurônio. Se o bias é positivo, há um aumento de entrada líquida; se este é negativo, ocorre o inverso.

Podemos definir um neurônio k , em termos matemáticos, da seguinte forma:

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j \quad (1)$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) \quad (2)$$

Onde $x_1, x_2, \dots, x_m$ são os sinais de entrada; $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$ os pesos sinápticos do neurônio k ; u_k a saída do combinador linear dos sinais de entrada; $\varphi(.)$ a função de ativação; e y_k o sinal de saída do neurônio.

2.2 Tipos de função de ativação

A função de ativação, representada por $\varphi(v)$, define a saída de um neurônio em termos do campo local induzido v . A seguir serão identificados alguns dos tipos mais comuns de funções de ativação:

1. *Função de Limiar*: também conhecida como função de Heaviside. A equação matemática que a define pode ser vista na equação 3:

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1 & \text{se } v \geq 0 \\ 0 & \text{se } v < 0 \end{cases} \quad (3)$$

Aplicando a função limiar à saída do campo induzido v , temos:

$$y_k = \begin{cases} 1 & \text{se } v_k \geq 0 \\ 0 & \text{se } v_k < 0 \end{cases} \quad (4)$$

Onde,

$$v_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j + b_k \quad (5)$$

Esse modelo de neurônio é conhecido na literatura como modelo de McCulloch-Pitts. Nele, a saída de um neurônio assume o valor 1 se o campo induzido daquele neurônio for não-negativo; do contrário, assume valor 0. Tal definição descreve a propriedade do tudo-ou-nada do modelo de McCulloch-Pitts.

2. *Função Sinal*: a função sinal é uma variação da função limiar, como pode ser visto na matemática (equação 6):

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1 & \text{se } v > 0 \\ 0 & \text{se } v = 0 \\ -1 & \text{se } v < 0 \end{cases} \quad (6)$$

3. *Função Linear*: a equação matemática que define a função linear pode ser vista na equação 7:

$$\varphi(v) = v \quad (7)$$

A função linear simplesmente assume como valor de saída do neurônio o valor do campo induzido v , deste neurônio.

4. *Função Sigmóide*: função de ativação mais utilizada na construção de redes neurais artificiais, cujo gráfico tem o formato de um 'S'. É definida como uma função estritamente crescente, que exhibe um balanceamento adequado entre comportamento linear e não-linear.

Um exemplo de função do tipo sigmóide é a função logística, definida matematicamente por:

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + \exp(-av)} \quad (8)$$

Sendo a o parâmetro de inclinação da função; ou seja, variações nesse parâmetro resultam em funções com diferentes inclinações. Quando atinge o limite, com o parâmetro de inclinação aproximando-se de infinito, a função sigmóide torna-se função limiar, mas com a vantagem de ser diferenciável. A função logística assume valores contínuos entre 0 e 1.

Muitas vezes é desejável que a função de ativação estenda-se de -1 a 1, assumindo uma forma anti-simétrica em relação a origem, ou seja, uma função do tipo $f(-x) = -f(x)$. Outra função do tipo sigmóide com a mesma característica é a função tangente hiperbólica, ou tangente sigmóide, definida por:

$$\varphi(v) = \tanh(v) \quad (9)$$

A possibilidade de uma função de ativação do tipo sigmóide assumir valores negativos traz benefícios analíticos que serão discutidos mais adiante.

As Figuras 2, 3, 4, 5 e 6 mostram os gráficos das funções de ativação descritas:

FIGURA 2: FUNÇÃO LIMIAR

FIGURA 3: FUNÇÃO LINEAR

FIGURA 4: FUNÇÃO SINAL

FIGURA 5: FUNÇÃO LOGISTICA SIGMÓIDE COM DIFERENTES PARAMETROS DE INCLINAÇÃO

FIGURA 6: FUNÇÃO TANGENTE SIGMÓIDE

2.3 Arquiteturas de rede

A arquitetura de uma rede neural é a forma como os neurônios de uma rede estão estruturados. A arquitetura da rede é geralmente relacionada com o algoritmo de que será usado para treinar a rede.

Pode-se identificar três classes de arquiteturas de redes fundamentalmente diferentes:

1. *Redes alimentadas adiante com camada única*: os neurônios estão dispostos em apenas uma camada de processamento e uma camada de saída. Nesta arquitetura, o sentido de propagação do sinal é feito somente adiante; todos os neurônios da camada de processamento recebem informações de todas as entradas, processam o sinal e o transmitem aos neurônios de saída.

A Figura 7 ilustra uma rede deste tipo:

FIGURA 7: REDE ALIMENTADA ADIANTE COM CAMADA ÚNICA

2. *Redes alimentadas adiante com múltiplas camadas*: este tipo de arquitetura distingue-se por apresentar uma ou mais camadas ocultas de neurônios, ou seja, de camadas de processamento. A função das camadas de processamento é intervir entre as entradas externas e a saída da rede.

Os nós de fonte (ou das entradas) fornecem sinais com as entradas, os quais serão combinados com os pesos para formar o padrão de ativação. Tal ativação será aplicada aos neurônios da primeira camada oculta, cujos sinais de saída serão combinados aos pesos, formando a ativação da segunda camada oculta de neurônios, e assim por diante. É importante lembrar que cada neurônio da rede possui obrigatoriamente uma função de ativação que processa o sinal de entrada. O conjunto de sinais de saída dos neurônios da camada de saída da rede constitui a resposta global desta.

A rede representada na Figura 8 é dita totalmente conectada, pois cada um dos nós de uma camada da rede está conectado a todos os nós da camada seguinte. Se, no entanto, algumas destas conexões estiverem faltando, diz-se que a rede é parcialmente conectada.

FIGURA 8: REDE ALIMENTADA ADIANTE COM UMA CAMADA OCULTA E UMA CAMADA DE SAÍDA

A adição de camadas ocultas torna a rede mais hábil a extrair características dos dados de entrada. Num sentido bastante livre, a rede adquire uma perspectiva global apesar de sua conectividade local, devido ao conjunto extra de conexões sinápticas e à dimensão extra de interações neurais (Churchland, Sejnowski, 1992). Tal característica adquire especial importância quando em face a um grande número de entradas.

3. *Redes recorrentes*: diferenciam-se das redes alimentadas adiante por ter pelo menos um laço de realimentação. Uma rede recorrente pode ser constituída de uma única camada de neurônios, com cada neurônio alimentando a si próprio e aos outros neurônios com sua saída.

A presença de realimentação - ou recorrência - gera um impacto profundo no desempenho da rede e em sua capacidade de aprendizagem. A Figura 9 ilustra um exemplo de rede com arquitetura recorrente:

FIGURA 9: REDE RECORRENTE

2.4 A Rede Neural Perceptron de Múltiplas Camadas

A rede neural artificial é um sistema de neurônios ligados por conexões sinápticas, divididos em: neurônios de entrada - que recebem estímulos do meio externo, neurônios internos ou ocultos - que fazem o processamento da informação e neurônios de saída - que se comunicam com o exterior.

O arranjo de perceptrons em camadas é denominado *Perceptron de múltiplas camadas*, concebido para resolver problemas mais complexos, incapazes de serem solucionados pelo modelo de neurônio básico. Um único perceptron ou uma combinação das saídas de alguns perceptrons poderia realizar uma operação XOR (problema do “ou” exclusivo), mas seria incapaz de aprendê-la. Para isto são necessárias mais conexões, as quais só existem em uma rede de perceptrons

dispostos em camadas e também como o problema XOR é não-linear, deve-se utilizar funções de ativação igualmente não-lineares, para que esta característica possa ser representada.

Os neurônios internos são de suma importância na rede perceptron, pois foi provado que sem estes a resolução de problemas linearmente não separáveis torna-se impossível (Haykin, 1999). Em outras palavras, pode-se dizer que uma rede é composta por várias unidades de processamento, que realizam operações apenas sobre seus dados locais - entradas recebidas pelas suas conexões. O comportamento inteligente de uma rede neural artificial vem das interações entre os neurônios.

As redes neurais aprendem através uma regra de treinamento, na qual os pesos de suas conexões são ajustados de acordo com os padrões apresentados. Em outras palavras, o aprendizado é feito através de exemplos.

O processo de treinamento pelo qual a rede neural passa dá-se a partir de casos reais conhecidos, através dos quais ela adquire a sistemática necessária para executar adequadamente o processo desejado dos dados fornecidos. Sendo assim, a rede neural é capaz de extrair regras básicas a partir de dados reais, diferindo da computação programada, na qual um conjunto de regras rígidas pré-fixadas e algoritmos são necessários.

Em Haykin (1999), é dito frequentemente que o projeto de uma rede neural de múltiplas camadas utilizando o algoritmo de retropropagação (este algoritmo será melhor abordado na seção 2.5.1) é mais uma arte do que uma ciência, já que muitos dos numerosos fatores envolvidos no projeto são o resultado da experiência particular de cada um. Não existem regras exatas na determinação de fatores como o número de camadas a ser utilizado, a quantidade de neurônios em cada camada e

quantos indivíduos necessários para cada conjunto de treinamento da rede. Neste trabalho, a determinação de tais parâmetros foi realizada de maneira totalmente experimental, via tentativa e erro, sem o auxílio de nenhuma heurística no apontamento do número ideal de cada parâmetro. Mais detalhes serão mostrados na Seção 3.2.

2.5 Processos de aprendizado

A propriedade fundamental das redes neurais é a habilidade de extrair informação de seu ambiente melhorando com isso seu desempenho, ou seja, a capacidade de aprendizado. Isto dá-se mediante um processo iterativo de ajustes aplicados a seus pesos - o treinamento. Quando a rede neural atinge uma solução generalizada para uma classe de problemas, cumpre-se o aprendizado.

No contexto das redes neurais artificiais, pode-se definir aprendizagem como “um processo pelo qual os parâmetros livres de uma rede neural (pesos) são adaptados através de um processo de estimulação pelo ambiente no qual está inserida. O tipo de aprendizagem é determinado pela forma como a modificação dos parâmetros ocorre”.

Denomina-se algoritmo de aprendizado a um conjunto de regras estabelecidas para a solução de um problema de aprendizado. Há diversos tipos de algoritmos de aprendizado específicos para determinados modelos de redes neurais, os quais diferem entre si principalmente pelo modo como os pesos são modificados.

A rede neural baseia-se nos dados para extrair um modelo geral. Portanto, a fase de aprendizado tem de ser rigorosa e verdadeira, a fim de evitar modelos espúrios. Todo o conhecimento de uma rede neural está armazenado nas sinapses,

ou seja, nos pesos atribuídos às conexões entre os neurônios. Segundo Haykin (1999), 50 a 90% do total de dados devem ser separados para o treinamento da rede neural, dados estes escolhidos aleatoriamente a fim de que a rede "aprenda" as regras e não "decore" exemplos. O restante dos dados só é apresentado à rede neural na fase de validação, que são testes impostos para comprovar sua capacidade de representar corretamente o inter-relacionamento entre os dados.

Outro fator importante é de que modo a rede neural se relaciona com o ambiente. Nesse contexto, existem três paradigmas de aprendizado:

1. *Por independência de quem aprende*: as redes neurais artificiais aprendem através da memorização, do contato, de exemplos, por analogia, exploração e descoberta;

2. *Por retroação do mundo*: diz respeito à ausência ou presença de realimentação explícita do mundo exterior, ou seja, que em certos intervalos de tempo um agente assinale acertos e erros. Assim, este paradigma de aprendizado se subdivide em dois outros:

- 2.1 *Aprendizado Supervisionado*: utiliza-se um agente externo o qual indica à rede um comportamento bom ou ruim segundo o padrão de entrada;

- 2.2 *Aprendizado Não Supervisionado (auto-organização)*: utiliza-se, não um agente externo, mas exemplos semelhantes para que a rede responda de maneira semelhante.

3. *Por Finalidade do Aprendizado*

- 3.1 *Auto-associador*: uma coleção de exemplos é apresentada à rede para que esta os memorize. Quando um dos elementos da coleção

de exemplos é apresentado de modo errôneo, a rede deve mostrar o exemplo original, funcionando, portanto, como um filtro;

3.2 *Hétero-associador*: variação do auto-associador, no qual se memoriza um conjunto de pares. O sistema aprende a reproduzir o segundo elemento do par ainda que o primeiro esteja pouco modificado, funcionando, desta maneira, como um reconhecedor de padrões.

Existem cinco regras básicas de aprendizagem: a aprendizagem por correção de erro, que corrige os pesos de modo a minimizar a diferença entre as saídas da rede e as saídas esperadas; a aprendizagem baseada em memória, que opera memorizando explicitamente os dados de treinamento; a aprendizagem de Boltzmann, que é baseada em ideias de mecânica estatística; e as aprendizagens hebbiana e a competitiva, ambas inspiradas em considerações neurobiológicas.

2.5.1 PROCESSO DE APRENDIZAGEM POR RETROALIMENTAÇÃO (*BACK-PROPAGATION*)

O presente trabalho é composto por um grande conjunto de variáveis – variáveis de condição de voo, variáveis de forma em planta e variáveis dos perfis - e uma saída esperada (ΔC_p). Faz-se necessário, portanto, um esquema de aprendizagem supervisionado e com correção de erros.

É fundamental neste tipo de aprendizado a definição de um conjunto de treinamento bastante representativo do problema proposto, com suas variáveis de entrada e respectivas saídas esperadas. Segundo Haykin (1999), é imprescindível que as entradas estejam normalizadas a fim de que o valor médio destas seja muito

próximo a zero, evitando que os pesos sinápticos da camada de entrada cresçam ou decresçam ao mesmo tempo, o que tornaria tipicamente lenta a aprendizagem.

O processo de treinamento é bastante simples e consiste em alguns passos:

Inicialização: primeiramente, os pesos das sinapses neurais devem ser inicializados. Os valores iniciais assumidos por eles têm grande impacto na curva de aprendizado e, conseqüentemente, no desempenho do treinamento da rede neural. De acordo com Haykin (1999), para uma rede do tipo perceptron de múltiplas camadas não deve-se inicializar os pesos com valores muito altos, de modo a evitar a saturação dos neurônios; isto é, que o campo induzido de cada neurônio torne-se tão grande - positiva ou negativamente - a ponto da função de ativação não mais responder adequadamente ao sinal, fornecendo como saída o valor máximo da função. No entanto, com valores muito baixos na inicialização dos pesos o algoritmo de retropropagação pode operar em uma “região muito plana” da superfície de erro, desacelerando o treinamento. Logo, o ponto ideal encontra-se numa posição média entre os dois casos extremos.

Apresentação: apresenta-se à rede neural cada indivíduo do conjunto do treinamento (ou conjunto de variáveis). Denomina-se época a apresentação de todos os indivíduos do conjunto de treinamento à rede neural.

Propagação: o sinal de entrada fornecido pelos indivíduos é processado pela rede, obtendo suas saídas. O resultado é comparado com o esperado e então calcula-se um erro para cada indivíduo ou uma média de todos os erros.

Retropropagação: ajusta-se os pesos de acordo com os gradientes locais da rede, ou seja, calcula-se para cada peso uma derivada do erro em relação ao peso, cuja correção será feita de modo proporcional à sua derivada.

Iteração: a junção de cada evento de apresentação, propagação e retropropagação de todos os indivíduos do conjunto de treinamento é conhecido como iteração, ou também época. São feitas quantas iterações sejam necessárias até que se atinja alguns dos critérios de parada (que serão tratados na seção 2.5.2).

Cabe salientar a importância de alternar-se a ordem de apresentação dos indivíduos do conjunto de treinamento à rede em cada fase de propagação; isto força o algoritmo a modificar os pesos de diferentes formas a cada iteração.

A correção dos pesos no decorrer de uma época pode ser feita de dois modos:

1. *Modo sequencial*: a correção ocorre a cada apresentação de um exemplo do conjunto de treinamento à rede. Cada correção baseia-se somente no erro do exemplo apresentado naquela iteração. Logo, em cada época são feitas tantas correções (para cada peso) quantos exemplos de treinamento existirem.
2. *Modo por lote*: é feita apenas uma correção por época. Todos os exemplos do conjunto de treinamento são apresentados à rede, o erro médio é calculado e a partir deste são realizadas as correções dos pesos.

Segundo Haykin (1999), o modo sequencial é o método de correção mais eficiente para redes maiores e com grande número de variáveis, pois somente um ajuste por época, neste caso, poderia tornar a convergência muito trabalhosa ou até mesmo ineficiente.

2.5.2 CRITÉRIOS DE PARADA

Em geral, não há como demonstrar que o algoritmo de treinamento atingiu convergência, bem como não existem critérios bastante definidos para encerrar a

sua operação. Tem-se à disposição, em contrapartida, critérios bem razoáveis para o encerramento do ajuste dos pesos, cada qual com seu mérito particular. Alguns desses critérios são: o número limite de épocas de treinamento, o mínimo erro médio quadrático admitido, derivada dos erros e por validação cruzada.

O critério de parada pelo limite de épocas determina que o treinamento seja finalizado quando o processo atingir um limite pré-determinado de épocas. A vantagem desse método é evitar o encerramento prematuro do processo de treinamento (caso ele esteja em um mínimo local, por exemplo); entretanto, para aumentar as chances de encontrar um mínimo global, o limite de épocas precisa, em geral, ser ajustado para um valor bastante alto, acabando por retardar o processo.

No caso do critério de parada pelo erro médio quadrático o treinamento é feito até que seja obtido de todos os indivíduos do conjunto de treinamento um erro médio quadrático menor do que um valor pré-estabelecido. Apresenta como benefício a possibilidade de fixar um alvo ou uma meta para o desempenho final da rede; tal método também evita prolongamento desnecessário do treinamento. Contudo, é indispensável que o usuário conheça o valor desejado para seu erro médio quadrático aceitável, tarefa árdua dependendo do tamanho e do grau de complexidade da rede.

Já o critério de parada pela derivada do vetor gradiente dos erros baseia-se no fato de que a correção feita nos pesos é proporcional à derivada parcial de primeira ordem do erro em relação a cada peso (gradiente dos erros); quando a norma euclidiana do vetor gradiente alcança um valor suficientemente pequeno, o treinamento pode ser finalizado. Critério bastante eficaz, uma vez que é capaz de impedir que o treinamento estenda-se desnecessariamente. Porém, tal qual o método anterior, o usuário deve saber qual o mínimo valor aceitável para a derivada.

Há ainda outro critério de parada útil e teoricamente fundamentado – a validação cruzada - consiste em, finda cada época, submeter a rede a um teste de desempenho e capacidade de generalização. O treinamento é interrompido quando o desempenho de generalização for adequado ou atingir o seu máximo de modo evidente.

3 DESENVOLVIMENTO

O presente estudo limitou-se em obter a distribuição de pressão em asas bitrapezoidais, definidas por três perfis independentes, com posição de quebra variável e com número de Reynolds constante. Por tratar-se de um problema complexo - seja pelo número de variáveis, seja pela natureza não linear da distribuição de pressão -, decidiu-se iniciar o modelamento da rede neural para um problema mais simples e aumentar gradualmente seu nível de complexidade.

As redes neurais implementadas neste trabalho foram treinadas com conjuntos de treinamento criados com a utilização de um código de dinâmica dos fluidos computacional (CFD) chamado Boundary Layer Wing-Fuselage (BLWF), versão 28 (mais detalhes na seção 7.1).

3.1 Variáveis Utilizadas

Uma asa como as de interesse neste estudo são definidas por algumas variáveis. São variáveis que descrevem a forma em planta da asa, como o enflechamento, cordas na raiz, na quebra e na ponta, posição de quebra, envergadura e área de referência. Tais variáveis serão de agora em diante tratadas simplificadaamente por variáveis de forma em planta. A Figura 10 mostra algumas destas variáveis de maneira esquemática.

FIGURA 10: VARIÁVEIS DE FORMA EM PLANTA

Porém, neste trabalho usaremos como variável o afilamento - que é relação entre a corda na ponta e a corda na raiz, o alongamento - que é dado pela relação entre o quadrado da envergadura e a área de referência. Optamos por manter a área de referência constante, com um valor de 50 metros quadrados. Assim, definindo o alongamento (variável c), o enflechamento (variável d), o afilamento (variável e), a posição da quebra (variável f), e já teremos as outras variáveis definidas implicitamente.

Além disso, optamos por considerar apenas o efeito do ângulo de ataque (variável b) sob a distribuição de pressão, não considerando condições de rolamento e derrapagem. Outra variável importante considerada neste estudo é o número de Mach (variável a).

Com estas variáveis conseguimos definir uma asa (em planta) e uma determinada condição de voo. Porém como o objetivo deste trabalho é obter a distribuição de pressão na asa, ou seja, o valor da pressão estática em determinados pontos ao longo da superfície da asa, ainda necessitamos de variáveis

de posicionamento para os pontos onde se quer obter a pressão. Assim, criamos mais duas variáveis, a posição ao longo da semi-envergadura (variável g), e a posição ao longo da corda (variável h). A Figura 11 ilustra estas duas últimas variáveis.

Temos ainda as variáveis que definem cada um dos três perfis que compõem a asa. Ao todo são 10 variáveis por perfil. Mais adiante, na seção 3.2.1, trataremos mais a fundo todo o equacionamento bem como as variáveis necessárias para a definição dos perfis.

FIGURA 11: VARIÁVEIS DE POSICIONAMENTO AO LONGO DA ASA

3.2 Geração dos conjuntos de treinamento e validação

Um ponto importante para a geração dos conjuntos de treinamento é a diversidade entre os indivíduos. Quanto maior a diversidade melhor será a eficiência do processo de treinamento.

Como os indivíduos dos conjuntos de treinamento serão obtidos via CFD, teoricamente podemos obter quaisquer indivíduos, criados pela combinação das

variáveis consideradas. Porém para obtermos os indivíduos mais diversos possíveis uns dos outros optamos por utilizar uma função do Matlab®, a “LHSDesign” (Latin Hypercube Sample).

Segundo Iman, L. R. (1983), no contexto da estatística, uma matriz pode ser chamada de hipercubo latino se cada linha desta matriz é única em relação à cada uma de suas variáveis (colunas). Além disso, no hipercubo latino o espaço amostral é dividido em sub-espacos igualmente prováveis. Todos os pontos de amostragem são escolhidos simultaneamente, certificando-se que o conjunto total de pontos da amostra é um hipercubo latino, e que cada sub-espaco é amostrado com a mesma densidade. Assim, esta metodologia garante que o conjunto de números aleatórios é um representante muito bom da variabilidade real.

Assim, esta função é bastante útil para este tipo de aplicação, pois ela fornece a garantia de gerar indivíduos uniformemente distribuídos ao longo de cada dimensão (no caso cada dimensão é uma variável), deste modo teremos indivíduos os mais variados possíveis uns dos outros, algo que provavelmente não seria garantido se fosse utilizado um gerador completamente randômico.

A matriz gerada via LHSDesign é formada por números reais entre 0.0 e 1.0.

A Figura 12 traz um gráfico de densidade populacional de uma matriz 125000x2 (125.000 indivíduos e duas variáveis) gerada via “LHSdesign”, a título de ilustrar a homogeneidade e balanceamento do conjunto de treinamento gerado por este método.

FIGURA 12: DENSIDADE POPULACIONAL DE UM CONJUNTO DE TREINAMENTO FICTÍCIO USANDO LHS-DESIGN

Um programa fortran® - programa “gera_treino.f90” - foi desenvolvido para transformar a matriz criada pelo “LHSDesign” em indivíduos a serem submetidos ao CFD.

Cada linha da matriz representa um indivíduo e cada coluna uma variável. Para cada indivíduo, os valores provenientes da matriz devem ser submetidos aos limites pré-estabelecidos para cada variável. Por exemplo, imaginemos que para a primeira linha tenhamos os valores de 0.5 e 0.75 para as duas primeiras variáveis (Mach e ângulo de ataque). Considerando ainda que os limites escolhidos para a variável Mach seja 0.4 a 0.8 e para o ângulo de ataque seja -2 a 2°. Assim, as variáveis finais deste indivíduo seria 0.6 para Mach e 1 grau para o ângulo de ataque.

O programa “gera_treino.f90” cria o arquivo de entrada do CFD, em formato texto, para cada um dos indivíduos, os submete ao CFD e obtém o resultado de pressão estática no ponto determinado pelas variáveis de posicionamento. Assim é

gerado um arquivo texto que contem a saída desejada correspondente a cada individuo da matriz. A matriz gerada pelo Matlab® juntamente com o arquivo com as pressões estáticas gerado pelo programa compõem um conjunto de treinamento da rede.

O processo de treinamento de todas as redes neurais apresentadas neste trabalho foi feito utilizando o pacote de redes neurais do Matlab® (NNET®). O tipo de rede escolhida foi a rede Perceptron de múltiplas camadas, com correção dos pesos por retropropagação (backpropagation) pela alta eficiencia deste tipo de rede no processo de mapeamento de entrada e saída. O algoritmo de treinamento utilizado foi o Levenberg-Marquardt. Este algoritmo é uma junção entre os algoritmos de Gauss-Newton e do gradiente descendente. O algoritmo de Levenberg-Marquardt é mais robusto que o algoritmo de Gauss-Newton pois na maioria dos casos ele encontra uma solução mesmo que as condições iniciais não sejam bem escolhidas. Porém, por outro lado, para funções bem comportadas este método tende a ser um pouco mais lento.

De maneira simplificada, o algoritmo calcula a derivada parcial do erro em relação a cada peso da rede e corrige cada peso com relação a estas derivadas.

Os critérios de parada do algoritmo são:

- 1) Máximo número de épocas;
- 2) Tempo de processamento;
- 3) Atingimento da performance esperada (meta para o erro);
- 4) Gradiente da performance é muito baixo (quando o ganho em termos de performance de uma época para outra é muito pequeno);

Segundo Haykin (1999), não há uma regra definida para a determinação do número ideal de neurônios ou camadas a serem utilizados numa rede neural. De acordo com o autor, há, todavia, algumas heurísticas as quais indicam o número apropriado de neurônios. Uma delas inclusive afirma que um número de neurônios igual a aproximadamente duas vezes o número de variáveis do problema em geral produz bons resultados. Por não haver um consenso com relação a esse valor, optou-se por não seguir nenhuma heurística à risca e determinar através de tentativas o número de neurônios.

Para cada rede neural um estudo foi feito com a intenção de aferir qual deveria ser o número de neurônios a ser usado. A arquitetura já havia sido escolhida, seria uma rede perceptron com duas camadas ocultas, uma camada de saída com um neurônio. Para um destes estudos consideramos uma rede que será treinada com um conjunto de treinamento com 9500 indivíduos e 8 variáveis (de forma em planta). Basicamente o treinamento foi executado cinco vezes, usando 5, 10, 15, 20 e 25 neurônios em cada camada oculta. Foi feita uma validação para estas redes, as quais utilizaram 50 indivíduos diferentes dos utilizados no treinamento. O desempenho de cada treinamento foi medido por análise estatística dos coeficientes de força normal e de momento de arfagem. Os resultados das validações podem ser vistos nas Figuras 13 e 14.

FIGURA 13: VARIAÇÃO DOS ERROS ABSOLUTOS EM RELAÇÃO AO NÚMERO DE NEURÔNIOS

FIGURA 14: VARIAÇÃO DOS ERROS RELATIVOS EM RELAÇÃO AO NÚMERO DE NEURÔNIOS

Analisando os resultados das Figuras 13 e 14, podemos perceber que os erros médios (absoluto e relativo) de força normal calculado nas validações das redes testadas diminuí até 20 neurônios e depois volta a aumentar.

Também foi feito um estudo estatístico com base no desvio padrão destes coeficientes. Para tanto, o desvio padrão dos erros absolutos de força normal e momento de arfagem foi calculado e considerando que os resultados das validações

obedecem a distribuição normal de probabilidades. Aplicamos a lei dos 3 sigma, que diz que se adicionarmos à média três vezes o desvio padrão teremos 99,7% dos dados neste intervalo. Este resultado pode ser visto nas Figuras 15 e 16.

Analisando estes dados, podemos confirmar que utilizando por exemplo 5 neurônios em cada camada oculta teremos um erro médio absoluto nos coeficientes de força normal da ordem de 0.012, porém poderemos encontrar erros da ordem de 0.12. Já para 20 neurônios por camada oculta teremos o erro médio absoluto por volta de 0.008, sendo que este erro não deve exceder o valor de 0.06.

Assim, seguindo este estudo, o número ótimo de neurônios para este conjunto de treinamento seria algo em torno de 20 por camada oculta.

FIGURA 15: ANÁLISE DA VARIÂNCIA DOS COEFICIENTES DE FORÇA NORMAL

FIGURA 16: ANÁLISE DA VARIÂNCIA DOS COEFICIENTES DE MOMENTO DE ARFAGEM

Resta ainda escolher a função de ativação para os neurônios. Segundo Haykin (1999), qualquer função pode ser escolhida como função de ativação para os neurônios, porém para problemas não lineares como este caso, existem funções que respondem de maneira mais satisfatória, como o caso das funções do tipo sigmóides: logística e tangente hiperbólica. Ver seção 2.2 para maiores detalhes.

Ainda segundo Haykin (1999), um perceptron de múltiplas camadas treinado com algoritmo de retropropagação - como é o caso das redes usadas neste trabalho - pode, em geral, aprender mais rapidamente quando a função sigmóide empregada for do tipo antissimétrica do que quando ela for não simétrica. A função logística aqui aplicada é do tipo não-simétrica, e a função tangente hiperbólica é antissimétrica. A razão desta escolha reside no fato de que, como foi visto na seção 2.5, para o tempo de aprendizagem de uma rede ser minimizado, deve-se evitar o uso de entradas com média diferente de zero. Para a primeira camada, não é difícil atender a essa premissa, basta gerar entradas normalizadas. Mas para as camadas seguintes, se uma função como a logística for aplicada, as camadas seguintes estarão

condenadas a terem médias de entrada entre 0 e 1, ou seja, distante de zero. Porém se a função tangente hiperbólica, que varia de -1 a 1, for empregada, a média das entradas para as camadas ocultas será bem próxima de zero, o que é desejável.

Por esta razão, neste trabalho optou-se pelo uso da função tangente hiperbólica como função de ativação dos neurônios das camadas ocultas. Para a saída, como o interesse está em valores de pressão relativamente baixos, uma função linear é o suficiente.

Assim como não existe uma regra que defina com exatidão o número ideal de neurônios em uma rede neural, também não há uma regra para estabelecer a quantidade ideal de indivíduos para o conjunto de treinamento. Isto se deve ao fato de que esse valor varia muito de acordo com a natureza do fenômeno que se pretende reproduzir com a rede neural. Sabe-se, no entanto, que ele é diretamente proporcional ao número de variáveis do problema.

Desta forma, tanto para a primeira rede neural como para as subsequentes, o número de indivíduos que compõem os conjuntos de treinamento foram definidos por meio de experiências, ou seja, tentativa e erro.

Para a rede neural usada no estudo do número de neurônios, testamos agora o número ideal de indivíduos para o conjunto de treinamento. Assim, foram gerados quatro conjuntos de treinamento, com 2010, 3960, 5945 e 9532 indivíduos. As redes foram treinadas e validadas e os resultados podem ser vistos na Figura 17.

FIGURA 17: ERRO MÉDIO ABSOLUTO POR NÚMERO DE INDIVÍDUOS

Importante notar que, como esperado, quanto maior o número de indivíduos do conjunto de treinamento, melhor será o aprendizado da rede e, conseqüentemente, o resultado final. Isto porque consideramos que o processo de geração dos indivíduos (“LHSDesign”) contribui para que a diversidade aumenta juntamente com o tamanho do conjunto. Pode-se perceber que a rede com 5945 indivíduos produz uma rede quase tão boa quanto a rede com 9532 indivíduos. E a partir deste ponto podemos perceber que o aumento do número de indivíduos influi cada vez menos no desempenho da rede.

Existe, porém, um alto custo computacional envolvido na geração dos conjuntos de treinamento, de modo há um compromisso entre o número de indivíduos por tempo de processamento, o qual deve ser estudado atentamente antes do número final de indivíduos ser definido.

Na prática, foi feita para cada rede neural uma estimativa inicial, baseada na experiência, do número de indivíduos necessários, e um posterior aumento dessa estimativa. Se o resultado fosse aceitável, o conjunto de treinamento seria mantido,

pois não faria sentido submeter novamente ao CFD um conjunto menor; caso o número de indivíduos não fosse suficiente, partiria-se para um conjunto maior.

O mesmo programa utilizado para geração dos conjuntos de treinamento também é empregado no processo de validação de cada rede neural. No processo de validação uma nova matriz é gerada via “LHSDesign”, os indivíduos são criados e submetidos ao CFD e os resultados obtidos são comparados com os resultados fornecidos pela rede para cada indivíduo.

É muito importante perceber que para cada indivíduo do conjunto de treinamento apenas um valor de ΔC_p é obtido, na posição determinada pelas variáveis de posição ao longo da corda e ao longo da semi-envergadura. Da mesma forma, o resultado fornecido pela rede neural é o ΔC_p em uma determinada posição ao longo da asa definida pelas mesmas variáveis citadas acima.

Também foi feito um programa em Matlab®, chamado “NNgen.m”, este programa é utilizado para treinar as redes neurais (usando o pacote de redes neurais do Matlab®) assim como para validá-las.

No processo de validação apresentado neste trabalho, optamos por apresentar as comparações para três cortes ao longo da semi-envergadura (a 10%, 50% e 90%) por indivíduo. Na validação cada indivíduo é gerado e submetido ao CFD. São calculados 100 pontos de ΔC_p para cada um dos três cortes desejados e a rede neural é chamada 100 vezes para gerar cada corte da comparação (variando de 0 a 1 apenas a variável de posição ao longo da corda (h)). Desta forma, na validação, a rede neural deve ser executada 300 vezes por indivíduo.

3.3 Primeira Rede Neural - Forma em Planta

Como citado anteriormente, a estratégia usada neste trabalho foi de abordarmos primeiramente um caso particular, onde temos os perfis da asa fixos e temos como variáveis, apenas os parâmetros de forma em planta e de condição de voo. As Figuras 18 e 19 mostram os perfis escolhidos para a rede de forma em planta.

FIGURA 18: PERFIL DA RAIZ PARA A REDE DE FORMA EM PLANTA.

FIGURA 19: PERFIL DA PONTA PARA A REDE DE FORMA EM PLANTA.

Considerando as variáveis de forma em planta e condição de voo temos um total de oito variáveis.

Com a intenção de estudar configurações mais usuais, foram escolhidos os seguintes limites para as variáveis da primeira rede:

TABELA 1: LIMITES PARA A PRIMEIRA REDE NEURAL

Código da variável	Variável	Limite inferior	Limite superior
a	Número de Mach	0.30	0.82
b	Ângulo de ataque	-2.0°	3.0°
c	Alongamento	6.0	10.0
d	Enflexamento no bordo de ataque	15.0°	30.0°
e	Afilamento	0.1	0.4
f	Posição da quebra (ao longo da semi-envergadura)	0.2	0.4
g	Posição na semi-envergadura (mapeamento de pressão)	0.0	1.0
h	Posição na corda (mapeamento de pressão)	0.0	1.0

Um estudo semelhante ao mostrado na Seção 3.2 foi feito para a determinação do número de indivíduos do conjunto de treinamento. Neste estudo foi escolhido um conjunto de treinamento com 18760 indivíduos. Para geração deste conjunto um DOE inicial com 20.000 indivíduos foi gerado via LHSDesign, o que resultou em um aproveitamento de 93,8% do conjunto inicial.

O processo de treinamento foi realizado até que fosse alcançado um erro menor do que 1×10^{-5} .

Conforme descrito na Seção 3.2, foram feitos alguns testes com diferentes números de neurônios e arquiteturas de rede até chegar a uma arquitetura de duas camadas ocultas - cada uma com vinte neurônios usando função de transferência tangente sigmoídal, e uma camada de saída com um neurônio apenas – usando função de transferência linear. Este foi o arranjo que mostrou o melhor desempenho para o problema em questão.

Já para o processo de validação optou-se pela criação de um conjunto de treinamento gerado de maneira aleatória, com 40 indivíduos diversos daqueles usados no processo de treinamento. O processo de validação foi realizado como descrito acima, ou seja, os resultados foram comparados para três cortes ao longo da envergadura.

3.3.1 RESULTADOS DA PRIMEIRA REDE NEURAL

Nestas figuras da validação, a linha cheia apresenta o resultado fornecido diretamente para o CFD para a condição desejada, enquanto que os círculos azuis são os resultados fornecidos pela rede neural para as mesmas condições. Nestas figuras também são mostrados resultados em termos de coeficientes de força normal (C_N) e de momento de arfagem (C_M) para a rede neural e para o resultado do CFD.

As Figuras 20 e 21 mostram os resultados para um número de Mach de aproximadamente 0.6 e ângulo de ataque negativo e número de Mach 0.47 com ângulo de ataque positivo, respectivamente. A distribuição de pressão mostrou uma

correlação muito boa entre os resultados obtidos via CFD e via rede neural. Os coeficientes de força e momento apresentaram os mesmos resultados para os três cortes analisados em ambas condições.

As Figuras 22 e 23 mostram os resultados para um número de Mach de aproximadamente 0.75 e ângulo de ataque positivo e número de Mach 0.76 com ângulo de ataque próximo de zero, respectivamente. Na Figura 17 podemos perceber que a rede neural não acusou a ocorrência de ondas de choque claramente notáveis no resultado do CFD. Os coeficientes de força e momento também apontaram diferenças não percebidas nas Figuras 15 e 16. Na Figura 18 podemos perceber que a rede neural acusou a ocorrência das ondas de choque, porém com erros na posição e intensidade dos choques.

Os mesmos padrões foram identificados nos demais indivíduos do conjunto de validação.

A dificuldade da rede neural em representar bem a distribuição de pressão para números de Mach maiores está diretamente ligada à ocorrência de não-linearidades bastante pronunciadas, no caso, as ondas de choque. No entanto a rede apresentou um resultado bastante consistente para números de Mach mais baixos, onde não observamos a existência deste fenômeno.

Para a solução deste problema poderíamos indicar o aumento do número de indivíduos na região de Mach mais alto, porém esta solução poderia acarretar em um grande número de tentativas, e em consequência a geração de vários conjuntos de treinamento. Assim, a solução encontrada foi de dividirmos a rede neural em duas redes, uma para os números de Mach mais baixos, onde a formação de ondas de choque são menos pronunciadas e outra rede neural para números de Mach mais altos, com grande formação de ondas de choque. Por comodidade vamos

denominar a rede com número de Mach mais baixo de Rede Subsônica e a rede neural com número de Mach mais alto de Rede Transônica. O desenvolvimento destas duas redes será mostrado na próxima Seção.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 20: ESCOAMENTO SUBSONICO COM ANGULO DE ATAQUE NEGATIVO: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

FIGURA 21: ESCOAMENTO SUBSONICO COM ANGULO DE ATAQUE POSITIVO: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 22: ESCOAMENTO BAIXO TRANSONICO COM ÂNGULO DE ATAQUE POSITIVO: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

FIGURA 23: BAIXO TRANSONICO COM ÂNGULO DE ATAQUE POSITIVO: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

3.4 Segunda Rede Neural - Forma em Planta

Seguindo a estratégia descrita na Seção 3.3, decidiu-se pela implementação de duas redes neurais, uma para o caso subsônico e outra para o caso transônico. As duas redes neurais utilizaram as mesmas variáveis e os mesmos limites de variáveis estabelecidos para a rede anterior, porém com números de Mach diferentes, como podemos observar nas Tabelas 2 e 3:

TABELA 2: LIMITES PARA A SEGUNDA REDE NEURAL - CASO SUBSONICO

Código da variável	Variável	Limite inferior	Limite superior
a	Número de Mach	0.30	0.72
b	Ângulo de ataque	-2°	3°
c	Alongamento	6	10
d	Enflexamento no bordo de ataque	15°	30°
e	Afilamento	0.1	0.4
f	Posição da quebra (ao longo da semi-envergadura)	0.2	0.4
g	Posição na envergadura (mapeamento de pressão)	0	1
h	Posição na corda (mapeamento de pressão)	0	1

TABELA 3: LIMITES PARA A SEGUNDA REDE NEURAL - CASO TRANSONICO

Código da variável	Variável	Limite inferior	Limite superior
a	Número de Mach	0.72	0.82
b	Ângulo de ataque	-2°	3°
c	Alongamento	6	10
d	Enflexamento no bordo de ataque	15°	30°
e	Afilamento	0.1	0.4
f	Posição da quebra (ao longo da semi-envergadura)	0.2	0.4
g	Posição na envergadura (mapeamento de pressão)	0	1
h	Posição na corda (mapeamento de pressão)	0	1

Seguindo o estudo que apontou a arquitetura ideal para a rede anterior, mantivemos a mesma arquitetura para ambas as redes.

Na rede subsônica, seguindo a estratégia adotada para a determinação do número de indivíduos, definiu-se que este conjunto de treinamento deveria contar

com mais de 9000 indivíduos. Assim, um conjunto com 10.000 indivíduos foi submetido ao CFD, porém apenas 9500 indivíduos obtiveram convergência, ou seja, um aproveitamento de 95% dos indivíduos do conjunto inicial.

Na rede transônica, um breve estudo determinou que seria desejável um conjunto de treinamento com mais de 10000 indivíduos. Contando com uma alta taxa de divergencia no CFD construiu-se um conjunto de treinamento com 15.000 indivíduos. Destes, 11800 indivíduos obtiveram convergência no CFD, ou seja, um aproveitamento de 78.67% dos indivíduos do conjunto inicial, mas bem acima do valor desejado.

Para ambas as redes, o processo de treinamento foi feito até que se obtivesse um erro da ordem de 10^{-5} .

O processo de validação utilizado foi exatamente o mesmo usado na rede anterior, comparando os resultados da rede neural com os resultados obtidos via CFD para três estações ao longo da asa. Para a validação das redes subsônica e transônica foram criados dois conjuntos com 50 indivíduos cada, sendo que destes 45 obtiveram convergência no CFD para o caso subsônico e 40 para o caso transônico, viabilizando a comparação.

3.4.1 RESULTADOS DA SEGUNDA REDE NEURAL

Nas figuras mostradas na validação, novamente, a linha cheia apresenta o resultado fornecido diretamente para o CFD para a condição desejada, enquanto que os círculos azuis são os resultados fornecidos pela rede neural para as mesmas condições. Nestas figuras também são mostrados resultados em termos de

coeficientes de força normal (C_N) e de momento de arfagem (C_M) para a rede neural e para o resultado do CFD.

As Figuras 24, 25 e 26 mostram os resultados para ângulos de ataque positivos e com números de Mach de 0.36, 0.49 e 0.71. A distribuição de pressão mostrou uma correlação muito boa entre os resultados obtidos via CFD e via rede neural. Os coeficientes de força e momento apresentaram os mesmos resultados para os três cortes analisados em ambas condições.

Resultados semelhantes foram encontrados para os outros indivíduos do conjunto de validação.

A Tabela 4 mostra uma análise estatística dos coeficientes obtidos pela rede neural e pelo CFD para os mesmos indivíduos do conjunto de validação. Analisando esta tabela podemos perceber que as médias dos erros absolutos de C_N e C_M foram muito baixas. Os desvios padrão para os mesmos coeficientes também foram bastante pequenos. Se adotarmos a regra da distribuição normal, usando três sigma para o resultado de C_N , por exemplo, teremos que 99,7% dos indivíduos do conjunto de validação apresentou erro variando entre 0.000 e 0.0115 em C_N , o que é podemos considerar um resultado muito bom para o ponto de vista de cálculo de cargas (um provável uso deste tipo de resultados – distribuição de pressão).

TABELA 4: RESULTADOS PARA REDE SUBSONICA DE FORMA EM PLANTA

Média dos erros absolutos de C_N	0.005741
Média dos erros absolutos de C_M	0.002112
Média dos erros relativos de C_N	0.021400
Média dos erros relativos de C_M	0.013275
Desvio padrão dos erros absolutos de C_N	0.005542
Desvio padrão dos erros absolutos de C_M	0.001908

(a)

(b)

(c)

FIGURA 24: ESCOAMENTO SUBSONICO COM ANGULO DE ATAQUE POSITIVO: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 25: ESCOAMENTO SUBSONICO COM ANGULO DE ATAQUE POSITIVO: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 26: ESCOAMENTO SUBSONICO COM ANGULO DE ATAQUE POSITIVO: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

As Figuras 27, 28, 29 e 30 mostram os resultados para ângulos de ataque - 1.0, 2.1, 0.3 e 0.0 respectivamente, e com número de Mach de 0.73, 0.76 e 0.80 e 0.81 respectivamente.

Nesta segunda rede, com condição de voo transônica, a distribuição de pressão apontou resultados muito próximos entre os obtidos via CFD e via rede neural. Especialmente nas Figuras 27 e 29 pode-se notar que as ondas de choque não capturadas na rede anterior (primeira rede neural) foram perfeitamente representadas por esta rede neural. Os coeficientes de força e momento apresentaram os mesmos bons resultados para os três cortes analisados em ambas condições. Resultados semelhantes também foram encontrados para os outros indivíduos do conjunto de validação.

A Tabela 5 mostra uma análise estatística dos coeficientes obtidos pela rede neural e pelo CFD para os mesmos indivíduos do conjunto de validação. Analisando esta tabela podemos perceber que, semelhante ao que aconteceu com a rede subsônica de forma em planta, as médias dos erros absolutos de C_N e C_M foram, novamente, muito baixas. Os desvios padrão para os mesmos coeficientes também foram bastante pequenos.

TABELA 5: RESULTADOS PARA REDE TRANSONICA DE FORMA EM PLANTA:

Média dos erros absolutos de C_N	0.0073
Média dos erros absolutos de C_M	0.0036
Média dos erros relativos de C_N	0.0252
Média dos erros relativos de C_M	0.0204
Desvio padrão dos erros absolutos de C_N	0.0062
Desvio padrão dos erros absolutos de C_M	0.0035

Tais resultados forneceram a confiança necessária para avançarmos um passo na direção do objetivo principal deste trabalho, ou seja, a consideração das variáveis de perfil. Assim, a Seção 3.5 apresenta todo o desenvolvimento da rede neural de perfis parametrizados.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 27: ESCOAMENTO TRANSONICO COM ANGULO DE ATAQUE NEGATIVO: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 28: ESCOAMENTO TRANSONICO COM ANGULO DE ATAQUE POSITIVO: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 29: ESCOAMENTO TRANSONICO COM ANGULO DE ATAQUE POSITIVO: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 30: ESCOAMENTO TRANSONICO COM ANGULO DE ATAQUE POSITIVO: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

3.5 Terceira Rede Neural - Perfis parametrizados

A solução desenvolvida nesta seção é a consideração das já mencionadas variáveis de condição de voo e de forma em planta adicionadas das variáveis de apenas um dos três perfis (perfil da raiz) e obter as variáveis dos perfis da quebra e da ponta da asa de forma parametrizada, com algumas leis previamente definidas. Optou-se também por implementar somente uma rede subsônica nesta etapa.

As funções de forma de Sobieczky, H. (1998), foram implementadas para a definição dos perfis, uma vez que esta metodologia apresentou bons resultados para aerofólios supercríticos, Lyrio, J. A. A. (2006). Ainda, esta metodologia tem a vantagem de utilizar parâmetros físicos do perfil para gerar os pontos que o descrevem. Utilizando as funções de forma de Sobieczky (1998) e aplicando as condições de contorno corretas é possível representar uma grande variedade de aerofólios supercríticos.

As funções de forma de Sobieczky (1998) utilizam polinômios para descrever as curvas de arqueamento (y_c) e de espessura (y_t) de perfis:

FIGURA 31: POLINÔMIOS DA FUNÇÃO DE FORMA DE SOBIECZKY

$$\begin{aligned} y_t &= a_1 \sqrt{x} + a_2 x + a_3 x^2 + a_4 x^3 + a_5 x^4 \\ y_c &= b_1 x + b_2 x^2 + b_3 x^3 + b_4 x^4 + b_5 x^5 + b_6 x^6 \end{aligned} \quad (10)$$

onde:

x é a posição (adimensionalizada) ao longo da corda do perfil;

a_i são os coeficientes do polinômio correspondente à espessura do perfil;

e b_i são os coeficientes do polinômio correspondente ao arqueamento do perfil.

Os vetores de coeficientes a e b podem ser definidos por:

$$\begin{aligned} y_t \times A &= C_t \\ y_c \times B &= C_c \end{aligned} \quad (11)$$

onde:

$$y_t = \begin{bmatrix} xtle^{0.5} & xtle^1 & xtle^2 & xtle^3 & xtle^4 \\ xtth^{0.5} & xtth^1 & xtth^2 & xtth^3 & xtth^4 \\ 0.5 & 1 & 2 & 3 & 4 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ \frac{0.5}{xtth^{0.5}} & 1 & 2*xtth & 3*xtth^2 & 4*xtth^3 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$C_t = \begin{bmatrix} ytle \\ ytth \\ atte * \pi / 180 \\ ytte \\ 0 \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$y_c = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ xtth^1 & xtth^2 & xtth^3 & xtth^4 & xtth^5 & xtth^6 \\ xcmc^1 & xcmc^2 & xcmc^3 & xcmc^4 & xcmc^5 & xcmc^6 \\ 1*xcmc^0 & 2*xcmc^1 & 3*xcmc^2 & 4*xcmc^3 & 5*xcmc^4 & 6*xcmc^5 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 \end{bmatrix} \quad (14)$$

e

$$C_c = \begin{bmatrix} acle * \pi / 180 \\ ycth \\ ycmc \\ 0 \\ ycte \\ acte * \pi / 180 \end{bmatrix} \quad (15)$$

A Figura 32 ilustra cada uma das características geométricas utilizadas para a obtenção dos parâmetros do equacionamento.

FIGURA 32: CARACTERÍSTICAS GEOMÉTRICAS UTILIZADAS PARA OBTENÇÃO DOS PARÂMETROS

acle	Ângulo da linha de arqueamento no bordo de ataque
acte	Ângulo da linha de arqueamento no bordo de fuga
atte	Ângulo da linha de espessura no bordo de fuga
xcmc	Posição do máximo arqueamento
xtle	Posição x do ponto de controle do raio do bordo de ataque
xthh	Posição da máxima espessura
ycmc	Máximo arqueamento
ycte	Arqueamento no bordo de fuga
ycth	Arqueamento na posição de máxima espessura
ytile	Espessura no ponto de controle do raio do bordo de ataque
ytle	Espessura no bordo de fuga
ythh	Máxima espessura

FIGURA 33: DESCRIÇÃO DAS CARACTERÍSTICAS DE PERFIL

Assim, as variáveis de condição de voo e de forma em planta consideradas foram: número de Mach (a), ângulo de ataque (b), alongamento (c), enflexamento do bordo de ataque (d), afilamento (e), posição da quebra (f) e as posições ao longo da envergadura (g) e ao longo da corda (h) para obtenção da pressão e diedro (i).

Utilizando a formulação de Sobieczky (1998), temos ainda as seguintes variáveis de perfil: Ponto de controle para a espessura no bordo de ataque (j), espessura do bordo de ataque (k), posição de máxima espessura (l), máxima espessura (m), ângulo da linha de espessura no bordo de fuga (n), ângulo da linha de arqueamento no bordo de ataque (o), arqueamento no ponto de máxima espessura (p), posição do máximo arqueamento (q), máximo arqueamento (r), ângulo da linha de arqueamento no bordo de fuga (s), espessura do bordo de fuga (t), arqueamento no bordo de fuga (u), torção geométrica do perfil (v).

Para a definição do raio de curvatura do perfil basta que a espessura do bordo de ataque seja variável, neste caso pode-se deixar a posição desta espessura como um valor fixo. O valor convencionado foi de 5% da corda. Segundo Lyrio, J. A. A. (2006), a espessura do bordo de fuga pode ser um valor fixo, já que tal valor é uma referência. O valor utilizado foi de 0.003. Outra variável que optamos por fixar foi o arqueamento do perfil no bordo de fuga, e o valor utilizado foi de 0°. Feitas estas considerações, chegamos a um total de dez variáveis por perfil.

A exemplo do que foi feito para as redes neurais de forma em planta anteriores, procurou-se estabelecer limites para as variáveis de forma a produzir indivíduos mais usuais porém sem perder a generalidade. Assim, os limites utilizados para as variáveis de condição de voo, forma em planta e de perfil para o perfil da raiz da asa se encontram na Tabela 6:

TABELA 6: LIMITES DE VARIÁVEIS PARA A TERCEIRA REDE NEURAL

Código da variável	Simbolo	Variável	Limite inferior	Limite superior
a	M	Número de Mach	0.30	0.72
b	α	Ângulo de ataque	-2°	3°
c	AR	Alongamento	6	10
d	Sweep	Enflexamento no bordo de ataque	15°	30°
e	Taper	Afilamento	0.10	0.40
f	Yk	Posição da quebra (ao longo da semi-envergadura)	0.20	0.40
g	Ycp	Posição na envergadura (mapeamento de pressão)	0.00	1.00
h	Xcp	Posição na corda (mapeamento de pressão)	0.00	1.00
i	Dih	Diedro	0°	5°
j	xtle	Ponto de controle para a espessura no bordo de ataque (valor fixo)	0.05	0.05
k	ytle	Espessura no bordo de ataque	0.01	0.06
l	xtth	Posição de máxima espessura	0.25	0.40
m	ytth	Máxima espessura	0.10	0.20
n	atte	Ângulo da linha de espessura no bordo de fuga	-20°	0°
o	acle	Ângulo da linha de arqueamento no bordo de ataque	-8°	10°
p	ycth	Arqueamento no ponto de máxima espessura	-0.01	0.03
q	xcmc	Posição do máximo arqueamento	0.60	0.80
r	ycmc	Máximo arqueamento	0.00	0.02
s	acte	Ângulo da linha de arqueamento no bordo de fuga	-15°	0°
t	ytte	Espessura do bordo de fuga (valor fixo)	0.003	0.003
u	ycte	Arqueamento no bordo de fuga (valor fixo)	0.00	0.00
v	epsil	Torção geométrica do perfil	-3°	5°

Como mencionado anteriormente, como forma de simplificação, adotamos as mesmas variáveis do perfil da raiz para os perfis da quebra e da ponta da asa. Com exceção das seguintes variáveis: Máxima espessura (ytth) e ângulo da linha de arqueamento no bordo de fuga (acte). Não poderíamos adotar exatamente os mesmos valores das variáveis do perfil da raiz para os outros dois perfis, pois o resultado seria uma asa muito não usual, ou muito espessa, ou muito arqueada.

Para resolvermos esta questão a solução adotada foi parametrizarmos estas variáveis com relação às mesmas variáveis do perfil da raiz. As regras utilizadas encontram-se na Tabela 7.

Para o caso da torção geométrica optamos por deixar variável para todos os perfis, apenas adicionamos a restrição para sempre haja uma diminuição no ângulo de torção da raiz para a ponta da asa. Esta limitação também esta descrita na Tabela 7.

TABELA 7: PARAMETRIZAÇÃO ADOTADA PARA VARIÁVEIS

Variável	Parametrização
$ytth_{quebra}$	$ytth_{quebra} = ytth_{raiz} \times 0.75$
$ytth_{ponta}$	$ytth_{ponta} = ytth_{quebra} \times 0.90$
$acte_{quebra}$	$acte_{quebra} = acte_{raiz} - \text{range de } acte_{raiz}$
$acte_{ponta}$	$acte_{ponta} = acte_{quebra} - \text{range de } acte_{raiz} \times 0.70$
$epsil_{quebra}$	$epsil_{quebra} = epsil_{raiz} - epsil_{quebra}$
$epsil_{ponta}$	$epsil_{ponta} = epsil_{quebra} - epsil_{ponta}$

Para esta rede neural, a exemplo do que foi feito para as redes anteriores, estimou-se que o número necessário de indivíduos seria por volta de 50000. Assim, o conjunto de treinamento inicial foi gerado com 70.000 indivíduos, porém apenas 54.781 indivíduos obtiveram convergência no CFD, ou seja, um aproveitamento de 78.26% dos indivíduos do conjunto inicial.

O tipo de rede escolhida foi, novamente, o perceptron de múltiplas camadas, com correção dos pesos por retropropagação usando o algoritmo de Levenberg-Marquardt. A arquitetura selecionada foi a de duas camadas ocultas, cada uma com 25 neurônios, cada um deles usando a função tangente hiperbólica como função de ativação, e uma camada de saída com um neurônio usando simplesmente uma função linear como função de ativação.

O processo de treinamento foi aplicado até que fosse obtido um erro menor que 1×10^{-4} . Esse aumento no erro aceitado deve-se ao fato ao aumento do número

de variáveis. Neste caso, a validação foi realizada com 120 indivíduos, gerados aleatoriamente porém diferentes daqueles usados no processo de treinamento. Esses indivíduos foram então submetidos ao CFD e à rede neural, sendo que 101 deles obtiveram convergência.

3.5.1 RESULTADOS DA TERCEIRA REDE NEURAL – PERFIS PARAMETRIZADOS

A Figura 34 mostra os resultados da validação feita para a rede subsônica com perfis parametrizados para um indivíduo. Nesta figura, os círculos azuis apresentam o resultado fornecido diretamente para o CFD para a condição desejada, enquanto que a linha cheia representa os resultados fornecidos pela rede neural para as mesmas condições. Nesta figura também é mostrado o resultado em termos de coeficientes de força normal (C_N) e de momento de arfagem (C_M) para a rede neural e para o resultado do CFD.

A figura 34 apresenta resultados para um ângulo de ataque negativo e com números de Mach de 0.437. A distribuição de pressão, novamente apresentou uma excelente correlação entre os resultados obtidos via CFD e via rede neural. Os coeficientes de força e momento apresentaram uma diferença um pouco maior que a apresentadas para as redes anteriores, porém como o grau de complexidade foi bastante aumentado, consideramos que os resultados para os três cortes analisados são bastante satisfatórios.

Resultados semelhantes foram encontrados para os outros indivíduos do conjunto de validação.

A Tabela 8 mostra uma análise estatística dos coeficientes obtidos pela rede neural e pelo CFD para os mesmos indivíduos do conjunto de validação. Analisando

esta tabela podemos perceber que as médias dos erros absolutos de C_N e C_M foram uma ordem de grandeza maiores que os resultados apresentados pelas redes anteriores, porém ainda dentro de uma faixa aceitável, considerando o grau de complexidade do problema. Os desvios padrão para os mesmos coeficientes também podem ser considerados razoáveis.

TABELA 8: RESULTADOS PARA REDE DE PERFIS PARAMETRIZADOS:

Média dos erros absolutos de CN	0.0236
Média dos erros absolutos de CM	0.0080
Média dos erros relativos de CN	0.0737
Média dos erros relativos de CM	0.0807
Desvio padrão dos erros relativos de CN	0.0417
Desvio padrão dos erros relativos de CM	0.0081

Assim, de posse destes resultados, novamente, há a percepção de que o método é robusto o suficiente para passarmos para o próximo e último passo proposto neste trabalho – a obtenção de distribuição de pressão em asas considerando variáveis de forma em planta e de três perfis de forma independente.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 34: ESCOAMENTO SUBSONICO COM ANGULO DE ATAQUE NEGATIVO: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

3.6 Análise de sensibilidade

Antes de partirmos para o desenvolvimento das duas últimas redes neurais, devido ao grande número de variáveis a serem consideradas agora, consideramos sensata uma análise do grau de importância relativa de cada variável considerada no resultado final.

Para realizar esta análise de sensibilidade, novamente uma função do Matlab® foi utilizada, a ‘mregress.m’, que é uma ferramenta de regressão linear que mede o grau de dependência de uma variável y com relação a outra variável x. Neste caso, a função testou qual o grau de dependência do resultado (dCp) em relação a cada uma das variáveis consideradas.

Essa análise fornece o indicativo de quais variáveis podem ser eventualmente descartadas, ou seja, reduzindo assim o número total de variáveis a serem consideradas e com isso reduzindo a dimensão do problema. Para tanto, um conjunto de treinamento com pouco mais de 42.000 indivíduos foi gerado, considerando todas as variáveis de forma em planta e dos três perfis.

A Figura 35 traz uma representação gráfica do resultado da análise de sensibilidade realizada. Os “p-values” indicam a importância relativa de cada variável; variáveis relativamente mais importantes apresentarão “p-values” menores que as demais.

FIGURA 35: ANÁLISE DE SENSIBILIDADE

Foi apontado pela análise que a variável ângulo da linha de espessura no bordo de fuga (*atte*) e o diedro da asa, por possuírem maiores valores de “p-values”, produzem menor efeito que as demais variáveis no resultado final de ΔC_p . Outras variáveis de perfil apresentaram-se como possíveis candidatas a valores constantes, no entanto, optou-se por considerar somente as variáveis que apresentassem valores elevados de “p-values” para os três perfis simultaneamente. Este foi o caso das variáveis *xcmc* e *ytile*, as quais apresentaram “p-values” relativamente altos para os perfis da ponta e baixos para os demais perfis.

Uma análise mais refinada foi feita com a intenção de investigar o resultado obtido na análise de sensibilidade. Assim, geramos alguns indivíduos e artificialmente modificamos as variáveis em questão (*atte* e *dih*) para isolarmos o impacto destas variáveis no ΔC_p . O software de CFD (BLWF) foi rodado para todas as configurações de teste e os resultados foram confrontados.

As próximas figuras mostram o estudo feito para um indivíduo em particular, a título de exemplo. Na Figura 36, todas as variáveis foram mantidas constantes, enquanto que a variável diedro variou de 0 a 5 graus, ou seja, cada curva da figura mostra o resultado de dC_p ao longo da corda para cada grau de diedro na estação $2y/b$ igual a 0.1. Na Figura 37, analogamente, o mesmo foi feito, porém alterando o valor da variável α de -20 a 0 graus. As Figuras 38 e 39 mostram o mesmo resultado para as estações com $2y/b$ igual a 0.5 e as Figuras 40 e 41 mostram o resultado para as estações com $2y/b$ igual a 0.9.

FIGURA 36: INFLUENCIA DA VARIÁVEL DIEDRO NA ESTAÇÃO $2Y/B = 0.1$ EM UM INDIVÍDUO GENÉRICO

FIGURA 37: INFLUENCIA DA VARIÁVEL ATTE NA ESTAÇÃO $2Y/B = 0.1$ EM UM INDIVÍDUO GENÉRICO

FIGURA 38: INFLUENCIA DA VARIÁVEL DIEDRO NA ESTAÇÃO $2Y/B = 0.5$ EM UM INDIVÍDUO GENÉRICO

FIGURA 39: INFLUENCIA DA VARIÁVEL ATTE NA ESTAÇÃO $2Y/B = 0.5$ EM UM INDIVÍDUO GENÉRICO

FIGURA 40: INFLUENCIA DA VARIÁVEL DIEDRO NA ESTAÇÃO $2Y/B = 0.9$ EM UM INDIVÍDUO GENÉRICO

FIGURA 41: INFLUENCIA DA VARIÁVEL ATTE NA ESTAÇÃO $2Y/B = 0.9$ EM UM INDIVÍDUO GENÉRICO

Observa-se que a variável atte tem efeito maior no resultado final de dCp que a variável diedro. Com base nesses resultados, optou-se por considerar a variável diedro como uma constante nas análises seguintes.

3.7 Quarta rede neural - Perfis variáveis

3.7.1 REDE SUBSÔNICA

Com base na experiência adquirida nas redes anteriores e nos resultados da análise de sensibilidade, decidiu-se implementar uma nova rede neural considerando agora todas as variáveis, incluindo as variáveis dos três perfis.

Desta forma consideramos as variáveis de condição de voo e de forma em planta: número de Mach (a), ângulo de ataque (b), alongamento (c), enflexamento do bordo de ataque (d), afilamento (e), posição da quebra (f) e as posições ao longo da envergadura (g) e ao longo da corda (h) para obtenção da pressão. A variável diedro (i) foi considerada como zero, levando-se em conta o resultado da análise de sensibilidade.

Utilizou-se a formulação de Sobieczky (1998) como aplicada para a rede parametrizada, porém considerando as variáveis para cada perfil de forma independente. Assim, as variáveis consideradas foram: espessura do bordo de ataque (k), posição de máxima espessura (l), máxima espessura (m), ângulo da linha de espessura no bordo de fuga (n), ângulo da linha de arqueamento no bordo de ataque (o), arqueamento no ponto de máxima espessura (p), posição do máximo arqueamento (q), máximo arqueamento (r), ângulo da linha de arqueamento no bordo de fuga (s) e torção geométrica do perfil (v).

Para a variável máxima espessura (m) na quebra o valor da variável corresponde à porcentagem do valor da variável na raiz. E o valor da variável na ponta corresponde à porcentagem do valor da variável na quebra. Já para a variável torção geométrica (v), o valor da variável na quebra é o valor a ser diminuído da torção do perfil da raiz e o valor da variável para o perfil da ponta é o valor a ser

diminuído do perfil da quebra. Isto foi feito para garantir que tanto a espessura quanto a torção não aumentem ao longo da envergadura, gerando indivíduos fora dos padrões usuais.

Novamente, para definição do raio de curvatura do perfil consideramos apenas a variável espessura do bordo de ataque (k), deixando fixa a posição da espessura do bordo de ataque. O valor utilizado foi de 0.003. Outra variável que novamente optamos por fixar foi o arqueamento do perfil no bordo de fuga (u), e o valor utilizado foi de 0° .

Feitas estas considerações, chegamos a um total de dez variáveis por perfil, totalizando 30 variáveis para representar adequadamente os três perfis.

Os limites utilizados para as variáveis se encontram na Tabela 9.

TABELA 9: LIMITES DE VARIÁVEIS PARA A QUARTA REDE NEURAL

Código da variável	Símbolo	Variável	Limite inferior	Limite superior
a	M	Número de Mach	0.30	0.70
b	α	Ângulo de ataque	-5°	5°
c	AR	Alongamento	6	10
d	Sweep	Enflexamento no bordo de ataque	15°	30°
e	Taper	Afilamento	0.10	0.40
f	Yk	Posição da quebra (ao longo da semi-envergadura)	0.20	0.40
g	Ycp	Posição na envergadura (mapeamento de pressão)	0.00	1.00
h	Xcp	Posição na corda (mapeamento de pressão)	0.00	1.00
i	Dih	Diedro	Não considerado	Não considerado
j	x _{tle}	Ponto de controle para a espessura no bordo de ataque (valor fixo)	0.05	0.05
k	y _{tle}	Espessura no bordo de ataque na raiz, quebra e ponta	0.01	0.06
l	x _{tth}	Posição de máxima espessura na raiz, quebra e ponta	0.25	0.40
m	y _{tth}	Máxima espessura na raiz	0.10	0.20
m	y _{tth}	Máxima espessura na quebra	0.0	1.0
m	y _{tth}	Máxima espessura na ponta	0.0	1.0
n	atte	Ângulo da linha de espessura no bordo de fuga na raiz, quebra e ponta	-20°	0°
o	acle	Ângulo da linha de arqueamento no bordo de ataque na raiz, quebra e ponta	-8°	10°
p	y _{cth}	Arqueamento no ponto de máxima espessura na raiz, quebra e ponta	-0.01	0.03
q	x _{cmc}	Posição do máximo arqueamento na raiz, quebra e ponta	0.60	0.80
r	y _{cmc}	Máximo arqueamento na raiz, quebra e ponta	0.00	0.02
s	acte	Ângulo da linha de arqueamento no bordo de fuga na raiz, quebra e ponta	-15°	0°
t	y _{tte}	Espessura do bordo de fuga (valor fixo)	0.003	0.003
u	y _{cte}	Arqueamento no bordo de fuga (valor fixo)	0.00	0.00
v	epsil	Torção geométrica do perfil na raiz	-3°	5°
v	epsil	Torção geométrica do perfil na quebra	0°	1°
v	epsil	Torção geométrica do perfil na ponta	0°	2°

Um estudo semelhante ao mostrado na Seção 3.2 foi feito para esta rede neural e, com isso, o conjunto de treinamento inicial para esta rede foi gerado com 155.000 indivíduos, dos quais apenas 136.832 obtiveram convergência no CFD; em

outras palavras, houve um aproveitamento de 88.28% dos indivíduos do conjunto inicial. A melhor taxa de aproveitamento deve-se ao baixo número de Mach (de 0.30 a 0.70), o qual favorece a convergência do software de CFD (BLWF) pela a menor ocorrência de ondas de choque e consequentes descolamentos da camada limite.

O tipo de rede escolhida foi novamente a perceptron com múltiplas camadas, com correção dos pesos por retropropagação usando algoritmo de Levenberg-Marquardt. Analogamente ao estudo mostrado na Seção 3.2, melhores resultados foram obtidos com a arquitetura de duas camadas ocultas, cada uma com 18 neurônios, cada um deles usando a função tangente hiperbólica como função de ativação, e uma camada de saída com um neurônio usando apenas uma função linear como função de ativação.

O processo de treinamento foi feito até completar 1.000 épocas. O erro médio quadrático não foi usado como condição de parada neste caso devido à falta de sensibilidade ao erro para esta rede, já que esta conta agora com 38 variáveis. Deve-se tomar muito cuidado com este tipo de critério de parada devido à possibilidade de causar o super-treinamento, ou seja, uma condição na qual os neurônios da rede se especializam tanto que “decoram” cada uma das amostras do conjunto de treinamento, perdendo a capacidade de generalização.

Para a validação das redes com variáveis de perfil optou-se por preparar um conjunto de validação especial, gerado não de maneira randômica, mas com indivíduos com forma em planta e perfis usuais. Seis indivíduos foram escolhidos para a validação, sendo que a distribuição de pressão foi obtida para os seguintes limites de ângulo de ataque e Mach, apresentados na Tabela 10.

TABELA 10: CONDIÇÕES DE VOO ESCOLHIDAS PARA O CONJUNTO DE VALIDAÇÃO

Variável	Limite inferior	Limite superior	Incremento
Número de Mach	0.30	0.70	0.04
Ângulo de ataque	-5.0°	5.0 °	1.0 °

O conjunto de validação a ser submetido tanto para a rede neural quanto para o CFD é, portanto, formado por 726 (6 x 121) indivíduos. Os limites de alfa e Mach foram escolhidos para possibilitar a avaliação da resposta da rede em todas as condições de alfa e Mach treinados. Cabe ressaltar que, de 726 rodadas, somente 653 obtiveram convergência no CFD, possibilitando a comparação com o resultado da rede. A geometria dos seis indivíduos usados na validação (forma em planta e perfil) pode ser vista na Figura 42.

FIGURA 42: INDIVÍDUOS DO CONJUNTO DE VALIDAÇÃO

3.7.1.1 Resultados da Rede Neural de Perfis Variáveis – Subsônica

As Figuras 43 a 67 mostram os resultados da validação feita para a rede subsônica com perfis variáveis para um indivíduo. Nestas figuras, os círculos azuis apresentam o resultado fornecido pela rede neural e a linha cheia o resultado obtido

diretamente pelo CFD para a condição desejada. Nesta figura também é mostrado o resultado em termos de coeficientes de força normal (C_N) e de momento de arfagem (C_M) para a rede neural e para o resultado do CFD.

As figuras mostram uma correlação bastante boa entre os resultados obtidos via CFD e via rede neural, levando em conta o grande número de variáveis representadas nesta rede.

A Tabela 11 mostra uma análise estatística dos coeficientes. Os coeficientes de força e momento também apresentaram valores bastante semelhantes, melhores até que os resultados apresentados para a rede de perfis parametrizados. Consideramos assim que os resultados para os três cortes analisados são bastante satisfatórios.

Resultados semelhantes foram encontrados para os outros indivíduos do conjunto de validação não mostrados.

TABELA 11: RESULTADOS PARA REDE SUBSONICA COM PERFIS VARIÁVEIS:

Média dos erros absolutos de C_N	0.0166
Média dos erros absolutos de C_M	0.0053
Média dos erros relativos de C_N	0.3001
Média dos erros relativos de C_M	0.0678
Desvio padrão dos erros relativos de C_N	0.0203
Desvio padrão dos erros relativos de C_M	0.0047
Erro médio quadrático	0.0428

(a)

(b)

(c)

FIGURA 43: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVIDUO 1: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 44: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVDUO 1: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA..

(a)

(b)

(c)

FIGURA 45: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVDUO 1: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 46: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVIDUO 1: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 47: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVIDUO 1: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA..

(a)

(b)

(c)

FIGURA 48: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVDUO 1: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 49: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 1: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 50: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVDUO 1: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 51: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVDUO 3: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 52: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 3: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 53: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 3: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 54: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 3: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 55: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 3: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 56: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVIDUO 3: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 57: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVIDUO 3: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 58: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 3: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 59: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 5: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 60: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 5: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 61: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 5: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 62: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 5: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 63: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 5: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 64: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 5: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 65: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 5: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 66: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVIDUO 5: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 67: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 5: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA..

3.7.2 REDE TRANSÔNICA

Assim como nos passos anteriores, uma nova rede neural foi implementada considerando as variáveis de perfil, porém agora estendendo o limite de Mach de 0.70 a 0.82 para a faixa transônica. Foram utilizadas as mesmas variáveis e considerações feitas para a rede anterior, totalizando mais uma vez em 38 variáveis.

As modificações feitas nos limites das variáveis com relação à rede anterior restringiram-se ao número de Mach e ao range de ângulo de ataque, o qual passou de -5 a 5 para -4 a 4 graus.

Os limites aplicados para as variáveis da rede transônica de perfil encontram-se na Tabela 12.

TABELA 12: LIMITES DE VARIÁVEIS PARA A REDE NEURAL TRANSONICA DE PERFIL

Código da variável	Símbolo	Variável	Limite inferior	Limite superior
a	M	Número de Mach	0.70	0.82
b	α	Ângulo de ataque	-4°	4°
c	AR	Alongamento	6	10
d	Sweep	Enflexamento no bordo de ataque	15°	30°
e	Taper	Afilamento	0.10	0.40
f	Yk	Posição da quebra (ao longo da semi-envergadura)	0.20	0.40
g	Ycp	Posição na envergadura (mapeamento de pressão)	0.00	1.00
h	Xcp	Posição na corda (mapeamento de pressão)	0.00	1.00
i	Dih	Diedro	Não considerado	Não considerado
j	x _{tle}	Ponto de controle para a espessura no bordo de ataque (valor fixo)	0.05	0.05
k	y _{tle}	Espessura no bordo de ataque na raiz, quebra e ponta	0.01	0.06
l	x _{tth}	Posição de máxima espessura na raiz, quebra e ponta	0.25	0.40
m	y _{tth}	Máxima espessura na raiz	0.10	0.20
m	y _{tth}	Máxima espessura na quebra	0.0	1.0
m	y _{tth}	Máxima espessura na ponta	0.0	1.0
n	atte	Ângulo da linha de espessura no bordo de fuga na raiz, quebra e ponta	-20°	0°
o	acle	Ângulo da linha de arqueamento no bordo de ataque na raiz, quebra e ponta	-8°	10°

TABELA 13: LIMITES DE VARIÁVEIS PARA A REDE NEURAL TRANSONICA DE PERFIL (CONTINUAÇÃO)

Código da variável	Símbolo	Variável	Limite inferior	Limite superior
p	<i>ycth</i>	Arqueamento no ponto de máxima espessura na raiz, quebra e ponta	-0.01	0.03
q	<i>xcmc</i>	Posição do máximo arqueamento na raiz, quebra e ponta	0.60	0.80
r	<i>ycmc</i>	Máximo arqueamento na raiz, quebra e ponta	0.00	0.02
s	<i>acte</i>	Ângulo da linha de arqueamento no bordo de fuga na raiz, quebra e ponta	-15°	0°
t	<i>ytte</i>	Espessura do bordo de fuga (valor fixo)	0.003	0.003
u	<i>ycte</i>	Arqueamento no bordo de fuga (valor fixo)	0.00	0.00
v	<i>epsil</i>	Torção geométrica do perfil na raiz	-3°	5°
v	<i>epsil</i>	Torção geométrica do perfil na quebra	0°	1°
v	<i>epsil</i>	Torção geométrica do perfil na ponta	0°	2°

Para esta rede neural, novamente, um estudo semelhante ao mostrado na Seção 3.2, os melhores resultados foram obtidos com um conjunto de treinamento de 141.800 indivíduos. Este conjunto foi construído com base em um DOE (gerado via LHSDesign do Matlab) com 300.000 indivíduos. A pequena taxa de aproveitamento deve-se a dois motivos básicos: o primeiro é o fato de que, para números de Mach elevados, é freqüente ocorrer um descolamento da camada limite, o que dificulta a convergência do CFD; a segunda causa reside no fato dos três perfis desta rede serem variáveis, o que possivelmente acarreta na ocorrência de certos indivíduos espúrios os quais geram instabilidades no CFD. Os limites das variáveis de perfil foram adotados, juntamente com algumas regras, na tentativa de controlar a criação destes indivíduos. No entanto, esses parâmetros não podem ser enrijecidos sobremaneira sob o risco de perder a generalidade na rede.

Novamente optou-se pela rede do tipo perceptron de múltiplas camadas, com correção dos pesos por retropropagação usando o algoritmo de Levenberg-Marquardt. Do mesmo modo que na Seção 3.2, um estudo foi feito para a determinação do melhor número de indivíduos. A arquitetura escolhida foi a de duas

camadas ocultas, cada qual com 20 neurônios, cada um deles usando a função tangente hiperbólica como função de ativação, e uma camada de saída com um neurônio usando somente uma função linear como função de ativação.

Assim como na rede subsônica, o processo de treinamento foi feito até se completar 1000 épocas. Novamente o erro médio quadrático não foi usado como condição de parada para este treinamento devido à falta de sensibilidade com relação ao erro para esta rede já que agora estamos com 38 variáveis. Novamente vale lembrar que deve-se cuidar para que haja o super-treinamento da rede, o que acarreta a perda de generalidade.

Para a validação foram utilizados os mesmos indivíduos usados para a validação da rede subsônica, porém os limites das variáveis número de Mach e ângulo de ataque tiveram que ser reajustados como mostra a Tabela 13.

TABELA 14: CONDIÇÕES DE VOO ESCOLHIDAS PARA O CONJUNTO DE VALIDAÇÃO

Variável	Limite inferior	Limite superior	Incremento
Número de Mach	0.70	0.82	0.012
Ângulo de ataque	-4.0°	4.0 °	0.8 °

O conjunto de validação a ser submetido tanto à rede neural quanto ao CFD conta novamente com 726 (6 x 12) indivíduos. Fez-se tal escolha de limites de alfa e Mach de modo a possibilitar a avaliação da resposta da rede em todas as condições de alfa e Mach treinados. Importante destacar que de 726 rodadas apenas 302 obtiveram convergência no CFD, proporcionando uma comparação com o resultado da rede.

3.7.2.1 Resultados da Rede Neural de Perfis Variáveis – Transônica

As Figuras 68 a 89 mostram os resultados da validação feita para a rede transônica com perfis variáveis para um indivíduo. Nestas figuras, os círculos azuis apresentam o resultado fornecido pela rede neural e a linha cheia o resultado obtido diretamente pelo CFD para a condição desejada. Nestas figuras também é mostrado o resultado em termos de coeficientes de força normal (C_N) e de momento de arfagem (C_M) para a rede neural e para o resultado do CFD.

As figuras mostram uma correlação razoável entre os resultados obtidos via CFD e via rede neural. Percebe-se que a rede neural capturou bem as tendências das distribuições de pressão, porém, novamente os resultados para a rede transônica não foram tão bons quanto os da rede subsônica.

A Tabela 14 mostra uma análise estatística dos coeficientes. Os coeficientes de força e momento também apresentaram valores bastante bons, contudo também inferiores aos obtidos na rede subsônica.

TABELA 15: RESULTADOS PARA REDE TRANSONICA COM PERFIS VARIÁVEIS:

Média dos erros absolutos de C_N	0.0227
Média dos erros absolutos de C_M	0.0108
Média dos erros relativos de C_N	0.1847
Média dos erros relativos de C_M	0.1091
Desvio padrão dos erros relativos de C_N	0.0225
Desvio padrão dos erros relativos de C_M	0.0114
Erro médio quadrático	0.0673

(a)

(b)

(c)

FIGURA 68: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVDUO 1: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 69: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 1: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 70: ESCOAMENTO BAIXO TRANSONICO VALIDAÇÃO INDIVDUO 1: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 71: ESCOAMENTO TRANSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 1: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 72: ESCOAMENTO TRANSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 1: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 73: ESCOAMENTO TRANSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 1: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 74: ESCOAMENTO TRANSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 1: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 75: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVDUO 3: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 76: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 3: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 77: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 3: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 78: ESCOAMENTO TRANSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 3: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 79: ESCOAMENTO TRANSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 3: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 80: ESCOAMENTO TRANSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 3: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 81: ESCOAMENTO TRANSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 3: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 82: ESCOAMENTO TRANSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 3: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 83: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVDUO 5: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 84: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVDUO 5: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 85: ESCOAMENTO SUBSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 5: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 86: ESCOAMENTO TRANSONICO VALIDAÇÃO INDIVDUO 5: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 87: ESCOAMENTO TRANSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 5: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 88: ESCOAMENTO TRANSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 5: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 89: ESCOAMENTO TRANSONICO VALIDAÇÃO INDIVÍDUO 5: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

3.7.3 REDE TRANSÔNICA – ANÁLISE DE BALANCEAMENTO DO CONJUNTO DE TREINAMENTO

Tendo em vista o problema da convergência do BLWF, o qual poderia gerar um desbalanceamento no conjunto de treinamento da rede, optou-se pela realização de uma análise mais aprofundada deste problema.

Decidiu-se analisar a distribuição dos indivíduos do conjunto final em relação ao Mach e ao ângulo de ataque, uma vez que estas são as variáveis que mais influem na convergência do BLWF. Para isto foi feito um gráfico de distribuição populacional dos indivíduos baseado nas variáveis acima citadas. O resultado pode ser visto na Figura 90.

FIGURA 90: GRAFICO DE DENSIDADE POPULACIONAL - REDE TRANSONICA

Pela análise da Figura 90, percebe-se claramente a existência de uma quantidade menor de indivíduos na região de Mach maior, especialmente nas proximidades das fronteiras de alfa. Este resultado aponta para uma possibilidade

de desbalanceamento no conjunto de treinamento utilizado para treinar a rede transônica, fato prejudicial à eficiência da rede.

Deste modo, um novo conjunto de treinamento foi gerado para mensurar o impacto deste nível de desbalanceamento na rede, com uma distribuição mais uniforme de indivíduos em todas as faixas de Mach, levando em conta os problemas de convergência do BLWF em condições de separação de camada limite.

A estratégia inicial consistia em um estudo da convergência do BLWF por zonas de Mach, cujo resultado serviria de base para a montagem de DOE's específicos a cada uma destas zonas, a fim de que o número de indivíduos resultantes em cada zona fosse parecido. Garantiria-se, assim, a obtenção de um conjunto mais balanceado que o anterior, ao menos no tocante às variáveis ângulo de ataque e número de Mach.

Seria possível que a aplicação desse procedimento causasse o desbalanceamento das demais variáveis do conjunto de treinamento; sabe-se, no entanto, que o Mach e o ângulo de ataque são variáveis muito mais relevantes que as demais na convergência do CFD. Por tal razão, esta foi a solução escolhida.

Este novo conjunto de treinamento foi gerado seguindo a estratégia descrita acima e inicialmente, antes de passar pelo CFD, contava com 357.650 indivíduos.

A Figura 91 mostra um gráfico de densidade populacional deste novo conjunto de treinamento que será descrito daqui para frente como conjunto de treinamento transônico balanceado.

FIGURA 91: DENSIDADE POPULACIONAL DO CONJUNTO DE TREINAMENTO ANTES DO CFD

Esta Figura mostra claramente uma região “menos povoada”, na região de baixo número de Mach e ângulo de ataque e regiões mais povoadas, concentradas nas regiões de números de Mach maiores. Como dito anteriormente, isto foi feito para que após a submissão deste conjunto ao CFD o resultado seja um conjunto mais uniforme.

Este conjunto foi submetido ao CFD e 174.611 indivíduos obtiveram convergência. O gráfico de densidade populacional deste conjunto após o CFD pode ser visto na Figura 92.

FIGURA 92: DENSIDADE POPULACIONAL DO CONJUNTO DE TREINAMENTO DEPOIS DO CFD

Aparentemente, pela análise da Figura 92, o objetivo que motivou a construção deste conjunto foi alcançado, ou seja, os indivíduos do conjunto que obtiveram convergência no CFD formaram um conjunto bem mais balanceado que o utilizado para o treinamento da rede transônica anterior do ponto de vista das variáveis número de Mach e ângulo de ataque.

Uma nova rede foi treinada com este conjunto de treinamento. Para este treinamento todos os parâmetros de rede foram mantidos, como a arquitetura, tipos de função de ativação e condição de parada (treinamento finalizado em 1000 épocas).

Submentendo a rede ao mesmo conjunto de validação usado nas redes anteriores, com 726 pontos de validação, podemos observar que o resultado foi bastante parecido com o obtido na rede anterior, como pode ser visto na Tabela 15.

TABELA 16: RESULTADOS PARA REDE TRANSÔNICA BALANCEADA COM PERFIS VARIÁVEIS.

Média dos erros absolutos de CN	0.0275
Média dos erros absolutos de CM	0.0132
Média dos erros relativos de CN	0.2868
Média dos erros relativos de CM	0.0740
Desvio padrão dos erros relativos de CN	0.0263
Desvio padrão dos erros relativos de CM	0.0150
Erro médio quadrático	0.0793

Este resultado seria desapontador se analisado apenas por estes dados. Porém, também na validação o CFD apresenta dificuldade de convergência com relação ao número de Mach e ângulos de ataque, e quando o CFD não obtém convergência a validação não pode ser feita. Desta forma, com este conjunto e treinamento fica difícil apontar uma melhoria na eficiência da rede.

Assim, optou-se por criar mais dois novos indivíduos, com perfilagem supercrítica de modo a facilitar a convergência do CFD e possibilitar a comparação. Uma figura mostrando estes dois novos indivíduos pode ser vista abaixo:

FIGURA 93: NOVOS INDIVÍDUOS GERADOS PARA VALIDAÇÃO - NÚMEROS DE MACH MAIORES.

Optou-se por fazer a nova validação para comparação de desempenho das duas redes transônicas apenas na faixa superior de Mach, já que na validação anterior percebeu-se um desempenho semelhante. Os limites de número de Mach e ângulo de ataque escolhidos foram:

TABELA 17: CONDIÇÕES DE VOO ESCOLHIDAS PARA A VALIDAÇÃO DAS REDES TRANSÔNICAS.

Variável	Limite inferior	Limite superior	Incremento
Número de Mach	0.76	0.82	0.015
Ângulo de ataque	-3.0°	3.0 °	0.3 °

Assim, com 2 indivíduos, obteve-se um conjunto de validação com 210 pontos.

Ambas as redes foram validadas com este conjunto de validação. Dos 210 pontos submetidos às redes e ao CFD, 170 obtiveram convergência no CFD, o que possibilita uma comparação melhor para o limite superior de Mach.

3.7.3.1 Resultados da Rede Neural de Perfis Variáveis – Transônica Balanceada

As Figuras 94 a 98 mostram os resultados obtidos na validação da rede transônica balanceada comparados com os obtidos pela rede neural transônica não-balanceada. Nestas figuras os círculos azuis mostram os resultados obtidos via CFD enquanto que a linha cheia na cor verde mostra os resultados obtidos pela rede neural balanceada e a linha cheia na cor vermelha traz os resultados obtidos pela rede neural não-balanceada.

Os resultados mostraram que a rede transônica balanceada foi capaz de representar melhor o comportamento da distribuição de pressão do que a rede transônica sem balanceamento, comprovando a tese de que o desbalanceamento do conjunto de treinamento poderia estar afetado o desempenho da rede para regiões de Mach e alfas grandes.

As Tabelas 17 e 18 mostram os resultados em termos de coeficientes de força e momento para as redes transônicas não-balanceada e balanceada.

TABELA 18: RESULTADOS PARA REDE TRANSÔNICA NÃO BALANCEADA COM PERFIS VARIÁVEIS.

Média dos erros absolutos de CN	0.0848
Média dos erros absolutos de CM	0.0286
Média dos erros relativos de CN	9.1013
Média dos erros relativos de CM	0.4822
Desvio padrão dos erros relativos de CN	0.0543
Desvio padrão dos erros relativos de CM	0.0171
Erro médio quadrático	0.1332

TABELA 19: RESULTADOS PARA REDE TRANSÔNICA BALANCEADA COM PERFIS VARIÁVEIS.

Média dos erros absolutos de CN	0.0209
Média dos erros absolutos de CM	0.0099
Média dos erros relativos de CN	0.3298
Média dos erros relativos de CM	0.1331
Desvio padrão dos erros relativos de CN	0.0150
Desvio padrão dos erros relativos de CM	0.0071
Erro médio quadrático	0.1176

Pode-se perceber que o erro do coeficiente de força normal (CN) baixou cerca de quatro vezes. O coeficiente de momento de arfagem diminuiu cerca de três vezes da rede não-balanceada para a rede balanceada. Resultados semelhantes ocorreram com os desvios padrão destes coeficientes. Por estes resultados fica mais evidente a melhora na capacidade de generalidade da rede neural transônica.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 94: ESCOAMENTO TRANSONICO REDE BALANCEADA E NÃO BALANCEADA - INDIVUO 1: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 95: ESCOAMENTO TRANSONICO REDE BALANCEADA E NÃO BALANCEADA - INDIVUO 1: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 96: ESCOAMENTO TRANSONICO REDE BALANCEADA E NÃO BALANCEADA - INDIVUO 2: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 97: ESCOAMENTO TRANSONICO REDE BALANCEADA E NÃO BALANCEADA - INDIVUO 2: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

(a)

(b)

(c)

FIGURA 98: ESCOAMENTO TRANSONICO REDE BALANCEADA E NÃO BALANCEADA - INDIVIDUO 2: (A) ESTAÇÃO NA RAIZ (B) ESTAÇÃO NO MEIO DA ASA (C) ESTAÇÃO NA PONTA DA ASA.

4 CONCLUSÃO

Neste trabalho foram apresentadas, num primeiro momento, breves introduções a respeito das redes neurais artificiais e do BLWF versão 28, software de CFD aplicado na geração dos conjuntos de treinamento que alimentaram as redes neurais.

Posteriormente, foi feito a modelagem e a implementação das redes neurais estudadas para a obtenção de distribuições de pressão. Uma estratégia de aumento progressivo de complexibilidade foi empregada a fim de promover um maior entendimento do problema e das ferramentas utilizadas.

Este estudo pode ser dividido em três fases distintas. Na primeira fase, foram implementadas redes neurais de modo a obter a distribuição de pressão em asas com perfis fixos, tendo como variáveis apenas os parâmetros de forma em planta. Na segunda fase, as redes implementadas possuíam variáveis adicionais, como os parâmetros de um dos perfis, além dos parâmetros de forma em planta; neste momento, os parâmetros dos demais perfis eram parametrizados em relação ao perfil variável. Na terceira e última fase, os parâmetros dos três perfis foram considerados como variáveis independentes.

Finda a segunda fase do trabalho, foi feita uma análise de sensibilidade para mensurar a importância relativa de cada variável no resultado final. A variável diedro foi fixada como resultado por apresentar menor impacto do que as demais na distribuição de pressão.

Importante salientar que a fuselagem implementada para todas as redes neurais foi fixa, bem como que o modelo de CFD utilizado também não contemplava empenagens.

Os resultados obtidos nas redes neurais das três fases apontaram para a validade da metodologia aqui desenvolvida, uma vez que esta conseguiu aproximar razoavelmente bem os resultados do CFD. Entretanto, não pode-se garantir que houve um alcance do ponto ótimo para cada rede neural, devido à complexibilidade do problema e à inexistência de leis bem definidas na determinação da arquitetura ótima para redes neurais aplicadas na solução de cada problema. Neste trabalho tanto o número de indivíduos dos conjuntos de treinamento quanto o número de neurônios foi determinado por meio de testes com as redes neurais.

Outro ponto importante é que no processo de treinamento não foi usada a validação cruzada. A validação cruzada consiste em medir o desempenho da rede, de épocas em épocas, obtendo resultados para alguns indivíduos distintos do conjunto de treinamento, durante o processo de treinamento. Conforme o treinamento se segue os resultados obtidos na validação cruzada tendem a cair e a idéia é que quando estes resultados comecem a subir o treinamento seja finalizado. Este procedimento é importante para garantir que não haja o super-treinamento da rede neural. Neste trabalho, contudo, imagina-se que devido ao grande número de indivíduos utilizados não houve super-treinamento, uma vez que dificilmente a rede seria capaz, com o número de neurônios utilizado, de memorizar tal número de dados.

Apenas duas malhas do BLWF foram usadas no estudo em questão, dada a satisfatória representatividade do resultado. Além disso, a intenção principal aqui é a validação da metodologia, algo que praticamente independe do número de malhas aplicado. Não há, porém, impedimentos ao treinamento de uma rede com três malhas, pois, embora haja um consumo de tempo maior, este já possui arquitetura definida, obtida através dos estudos com duas malhas.

5 PROPOSTAS PARA TRABALHOS FUTUROS

Com a legitimação do uso de redes neurais artificiais na obtenção de distribuições de pressão em asas, torna-se possível a implementação da mesma metodologia em estudos de distribuição de pressão em empenagens, winglets e até mesmo fuselagem. Para tanto, recomenda-se a versão 56 do BLWF, uma vez que ela permite a modelagem desses componentes sem abrir mão de sua principal característica: rodadas de grande agilidade.

Outra possibilidade de estudo reside na aplicação de outros softwares na construção dos conjuntos de treinamento, dado à independência do método em relação ao software empregado.

Um cuidado adicional que não foi tomado neste trabalho e é altamente recomendado é a adoção da validação cruzada durante a fase de treinamento das redes neurais como forma de evitar o super-treinamento e consequente perda de generalização da rede.

Outra sugestão de melhoria seria o estudo da utilização de outro tipo de gerador para os conjuntos de treinamento que não o Hipercubo Latino (LHSDesign do Matlab). Apesar das vantagens apresentadas durante o trabalho o LHSDesign faz parte do pacote do Matlab, que é um software comercial e envolve custos com licenças. Talvez a geração de conjuntos de treinamento considerando a distribuição normal de probabilidades em todas as dimensões do conjunto leve a resultados semelhantes ao obtido via LHSDesign. Também foi utilizado o Matlab para o treinamento das redes, e mais uma vez sugere-se que seja implementada uma rede neural em outro software gratuito, ou em Fortran, como uma maneira de não ficar dependente do Matlab.

No entanto, a principal sugestão para trabalhos futuros é a utilização das distribuições de pressão obtidas via redes neurais em programas de otimização de asas, visto que a rede neural oferece bons resultados em um período de tempo muito inferior a qualquer outro software de CFD.

6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. HAYKIN, S. **Neural Networks: A comprehensive foundation**, 2nd edition, Prentice Hall, 1999.
2. FAUSSET, L. **Fundamentals of Neural Networks: arquitetura, algorithms and applications**, 2nd edition. PrenticeHall, 1994.
3. LYRIO, J. A. A. et al. **Wing and Airfoil Optimized Design of Transport Aircraft**. In: 11º Congresso Brasileiro de Ciências Térmicas e engenharia, 2006, Curitiba. ENCIT.
4. SOBIECZKY, H. **Parametric Airfoils and Wings**, vol 68, Vieweg, 1998.
5. ANDERSON, J, D, Jr. **Computational Fluid dynamics: The basics with applications**, McGraw-Hill, 1995.
6. ANDERSON, J, D, Jr, **Fundamentals of Aerodynamics**, 2nd edition, Mc Graw Hill.
7. KARAS, KOVALEV, **BLWF V. 28** - User manual
8. IMAN, L. R. **A Modern Approach to Statistics** with W. J. Conover, Wiley 1983.
9. SILVA, A. L. F., CAVALCANTI, C. J. M. T., CATALANO, F. M. **Prediction of Pressure Distribution on Wings Using Neural Network**. In – **AIAA, 2008**.
10. SANTIAGO RAMÓN Y CAJAL. In: WIKIPÉDIA, a enciclopédia livre. Flórida: Wikimedia Foundation, 2009. Disponível em: http://pt.wikipedia.org/w/index.php?title=Santiago_Ram%C3%B3n_y_Cajal&oldid=17170789>. Acesso em: 7 dez. 2009.
11. KOCK, C., e I. SERGEV, eds., 1989. **Methods in Neuronal Modeling: From Synapses to Networks**, Cambridge, MA: MIT Press.

12. CHURCHLAND, P.S., and T. J. SEJNOWSKI, 1992. The Computational Brain,
Cambridge, MA: MIT Press.

7 ANEXOS

7.1 *Introdução ao BLWF*

Em linhas gerais, o software Boundary Layer Wing-Fuselage (BLWF) versão 28 é um código de CFD 3D que utiliza um equacionamento potencial completo com correção de camada limite para um estado estacionário. Para esta correção, um modelo de turbulência simplificado é aplicado sob um esquema preditor-corretor. Esta versão do software está preparada para contemplar apenas os componentes asa e fuselagem. Existem, no entanto, outras versões posteriores do mesmo software que contemplam também as empenagens, naceles dos motores, e winglets, além de resolverem o campo de pressões para condições não-estacionárias

A utilização do método potencial completo com aproximação de escoamento isentrópico é razoável até um limite de número de Mach próximo a 1.3. Neste trabalho utilizou-se o programa até o Mach de voo máximo de 0.82, com posterior correção de camada limite. Em algumas regiões do avião, todavia, o número de Mach pode ultrapassar esse valor.

A estratégia de cálculo do programa é bastante interessante. Primeiramente ele gera, de forma automática, uma malha relativamente grosseira sobre o modelo geométrico de entrada, resolve e obtém rapidamente a distribuição de pressão na asa e fuselagem. Posteriormente é gerada uma malha mais refinada e os resultados obtidos anteriormente são utilizados como uma primeira aproximação nesta segunda malha. Este processo é repetido para uma terceira malha ainda mais refinada. Esta estratégia tem vários pontos positivos: facilita a convergência na malha mais refinada, com o uso de uma boa aproximação como valor inicial; possibilita ao

usuário a utilização do resultado com apenas uma ou duas malhas; diminui o tempo de processamento, pois se fosse utilizada apenas a malha mais refinada o número de iterações necessárias, sem uma boa aproximação inicial, seria muito grande e lenta. A correção de camada limite é feita após certo número de iterações do campo potencial, sendo que o usuário é quem define este número de iterações. Esta correção pode ser aplicada em ambas as malhas.

Não obstante, uma característica indesejável desse método é a ocorrência de instabilidades no modelo de turbulência quando há separação da camada limite, o que faz com que o processo divirja. Deste modo, em condições de número de Mach alto com ângulos de ataque maiores, a convergência fica comprometida.

Este fato pode gerar um problema para a geração do conjunto de treinamento para as redes neurais, que é o desbalanceamento da rede, ou seja, quando um DOE é criado utilizando o LHSdesign no Matlab todas as variáveis são uniformemente distribuídas por todo o espaço amostral, gerando um conjunto homogêneo e balanceado, porém quando submetemos os indivíduos deste conjunto para o BLWF o que normalmente ocorre é que os indivíduos com maiores números de Mach e alfa tem maiores chances de divergir, gerando uma região “menos povoada” no conjunto de treinamento final que será usado para alimentar a rede, gerando distorções indesejáveis no processo de treinamento. As ações para contornar este problema serão discutidas mais adiante neste trabalho.

O programa utiliza como entrada de dados apenas um arquivo texto, onde são indicadas todas as condições de voo, parâmetros de refino e distribuição da malha, número de iterações e os dados geométricos do avião. Adicionalmente, na Seção 7.4 é apresentado na íntegra um arquivo de entrada do programa, gerado durante o processo de treinamento da rede.

As geometrias, tanto da asa quanto da fuselagem, são informadas ao programa sob a forma de perfis em diferentes posições de envergadura para a asa e ao longo do comprimento para a fuselagem. Esse formato de entrada facilita a geração de inputs de maneira automática, modo como foi realizado este trabalho.

A distribuição de pressão sobre a asa e a fuselagem é fornecida como resultado final pelo programa em dois formatos: por arquivo texto, em cortes com posições ao longo da envergadura da asa pré-definidas pelo usuário; e sobre os nós de uma malha de saída. As Figuras 99 e 100 mostram a malha de saída onde são mapeados os resultados e a visualização dos coeficientes de pressão, respectivamente:

FIGURA 99: MALHA DE RESULTADOS DO BLWF.

FIGURA 100: VISUALIZAÇÃO DO RESULTADO DO BLWF.

Usualmente uma rodada completa do programa, considerando três malhas com correção de camada limite leva em torno de três minutos em um microcomputador comum. Neste trabalho, para a construção dos conjuntos de treinamento e de validação, optamos por utilizar simulações com apenas duas malhas afim de viabilizar o estudo, uma vez que não se tinha idéia do número de indivíduos necessários para os treinamentos. Nesta configuração o CFD leva em torno de 30 segundos por rodada, no computador utilizado.

O computador usado para gerar os conjuntos de treinamento utilizados neste trabalho é um pentim 4, 3.0 GHz de núcleo único, com 3 Gb de memória ram.

7.2 Programa gera_treino.f90

Segue o código fonte do programa fortran “gera_treino”, utilizado para geração dos conjuntos de treinamento das redes bem como para a validação.

```
program gera_treino

USE DFLIB
USE DFIMSL

! declaração de variaveis
parameter np=500000
integer
Mach,nalfa,nenv,nenf,nperf,nu(10),nl(10),nx,nada,ne,m,n,p,r,npenv,s,a1,a2,t
imecut,tecfile

real
mach_b(2),mach_d(np),alfa_b(2),alfa_d(np),AR_b(2),AR_d(np),yk_b(2),yk_d(np)
,enf_b(2),enf_d(np),yb_b(2),yb_d(np),xc_d(np),xc(21,130),mach(np),alfa(np),
AR(np),yk(np),enf(np),yb(np),stub,z(3),xle(3),yle(3),c(3),t(3),ep(3),fs(3),
xcu(3,150),ycu(3,150),xcl(3,150),ycl(3,150),Lt,b,Sref_b(2),bk,aux1,aux2,Lk,
Cs,Ck,Ct,res1(21),dcpf(np),xsing(3),ysing(3),trail(3),slope(3),zc(21),cp(21
,150),xdcp(21,150),dcp(21,150),npf,lamb_b(2),lamb_d(np),lamb(np),sref(np),s
ref_d(np),cma,rey,nadal,diedro_b(2),ytle_b(2,3),xtth_b(2,3),ytth_b(2,3),att
e_b(2,3),acle_b(2,3),ycth_b(2,3),xcmc_b(2,3),ycmc_b(2,3),acte_b(2,3),epsil_
b(2,3),diedro_d(np),ytle_d(np,3),xtth_d(np,3),ytth_d(np,3),atte_d(np,3),acl
e_d(np,3),ycth_d(np,3),xcmc_d(np,3),ycmc_d(np,3),acte_d(np,3),epsil_d(np,3)
,diedro(np),ytle(np,3),xtth(np,3),ytth(np,3),ytte,atte(np,3),acle(np,3),yct
h(np,3),xcmc(np,3),ycmc(np,3),acte(np,3),epsil(np,3),mata(5,5),invmata(5,5)
,matb(6,6),invmatb(6,6),pi,MC(5),MD(6),S1(6),S2(6),xcbl(58),yt(58),yc(58),y
u(3,58),yl(3,58),clcaso,cdind,cdwave,cdp,cmz,cdfpl,cdcaso

character
linha*80,tit(20)*80,txt*10,arq*20,nome*100,machname*5,alfaname*5,envname*4,
quebname*4,enfname*5,tecplot*30,arname*4,drivedir*150,sname*5,dihname*4
bl*200,timeout*3,camb1*150,amarq*150,arqdoe*150,modo*1,numrodada*20

logical(4) result

open(1,file='conFigurações.txt')

! variaveis de forma em planta
read(1,*)
read(1,*)nruns
read(1,*)
read(1,*)(mach_b(i),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*)(alfa_b(i),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*)(AR_b(i),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*)(yk_b(i),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*)(enf_b(i),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*)(lamb_b(i),i=1,2)
read(1,*)
```

```

read(1,*) (diedro_b(i),i=1,2)

! variaveis de perfil
read(1,*)
read(1,*) (ytle_b(i,1),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (xtth_b(i,1),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (ytth_b(i,1),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (atte_b(i,1),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (acle_b(i,1),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (ycth_b(i,1),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (xcmc_b(i,1),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (ycmc_b(i,1),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (acte_b(i,1),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (epsil_b(i,1),i=1,2)

read(1,*)
read(1,*) (ytle_b(i,2),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (xtth_b(i,2),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (ytth_b(i,2),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (atte_b(i,2),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (acle_b(i,2),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (ycth_b(i,2),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (xcmc_b(i,2),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (ycmc_b(i,2),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (acte_b(i,2),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (epsil_b(i,2),i=1,2)

read(1,*)
read(1,*) (ytle_b(i,3),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (xtth_b(i,3),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (ytth_b(i,3),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (atte_b(i,3),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (acle_b(i,3),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (ycth_b(i,3),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (xcmc_b(i,3),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (ycmc_b(i,3),i=1,2)

```



```

read(1,*)
read(1,*) (acte_b(i,3),i=1,2)
read(1,*)
read(1,*) (epsil_b(i,3),i=1,2)

read(1,*)
read(1,*) stub
read(1,*)
read(1,*) timecut
read(1,*)
read(1, ' (A) ') arqdoe
read(1,*)
read(1,*) tecfile
read(1,*)
read(1, ' (A) ') modo

open(10,file=arqdoe)
do i=1,nruns

read(10,*) mach_d(i), alfa_d(i), AR_d(i), yk_d(i), enf_d(i), lamb_d(i), yb_d(i), xc
_d(i), ytle_d(i,1), xtth_d(i,1), ytth_d(i,1), atte_d(i,1), acle_d(i,1), ycth_d(i,
1), xcmc_d(i,1), ycmc_d(i,1), acte_d(i,1), epsil_d(i,1), ytle_d(i,2), xtth_d(i,2)
, ytth_d(i,2), atte_d(i,2), acle_d(i,2), ycth_d(i,2), xcmc_d(i,2), ycmc_d(i,2), ac
te_d(i,2), epsil_d(i,2), ytle_d(i,3), xtth_d(i,3), ytth_d(i,3), atte_d(i,3), acle
_d(i,3), ycth_d(i,3), xcmc_d(i,3), ycmc_d(i,3), acte_d(i,3), epsil_d(i,3)

end do
close(10)

! *****
!   parametros   fixos
xtle=0.015
ytte=0.00289
ycte=0.0
pi=3.141592654
rey= 17580000.
diedro=0

! desnormalizando
mach=mach_d*(mach_b(2)-mach_b(1))+mach_b(1)
alfa=alfa_d*(alfa_b(2)-alfa_b(1))+alfa_b(1)
sref=50.00
AR=AR_d*(AR_b(2)-AR_b(1))+AR_b(1)
yk=yk_d*(yk_b(2)-yk_b(1))+yk_b(1)
enf=enf_d*(enf_b(2)-enf_b(1))+enf_b(1)
lamb=lamb_d*(lamb_b(2)-lamb_b(1))+lamb_b(1)

!perfil
ytle(:,1)=ytle_d(:,1)*(ytle_b(2,1)-ytle_b(1,1))+ytle_b(1,1)
ytle(:,2)=ytle_d(:,2)*(ytle_b(2,2)-ytle_b(1,2))+ytle_b(1,2)
ytle(:,3)=ytle_d(:,3)*(ytle_b(2,3)-ytle_b(1,3))+ytle_b(1,3)

xtth(:,1)=xtth_d(:,1)*(xtth_b(2,1)-xtth_b(1,1))+xtth_b(1,1)
xtth(:,2)=xtth_d(:,2)*(xtth_b(2,2)-xtth_b(1,2))+xtth_b(1,2)
xtth(:,3)=xtth_d(:,3)*(xtth_b(2,3)-xtth_b(1,3))+xtth_b(1,3)

ytth(:,1)=ytth_d(:,1)*(ytth_b(2,1)-ytth_b(1,1))+ytth_b(1,1)
ytth(:,2)=ytth_d(:,2)*(ytth_b(2,2)-ytth_b(1,2))+ytth_b(1,2)
ytth(:,3)=ytth_d(:,3)*(ytth_b(2,3)-ytth_b(1,3))+ytth_b(1,3)

```

```

atte(:,1)=atte_d(:,1)*(atte_b(2,1)-atte_b(1,1))+atte_b(1,1)
atte(:,2)=atte_d(:,2)*(atte_b(2,2)-atte_b(1,2))+atte_b(1,2)
atte(:,3)=atte_d(:,3)*(atte_b(2,3)-atte_b(1,3))+atte_b(1,3)

acle(:,1)=acle_d(:,1)*(acle_b(2,1)-acle_b(1,1))+acle_b(1,1)
acle(:,2)=acle_d(:,2)*(acle_b(2,2)-acle_b(1,2))+acle_b(1,2)
acle(:,3)=acle_d(:,3)*(acle_b(2,3)-acle_b(1,3))+acle_b(1,3)

ycth(:,1)=ycth_d(:,1)*(ycth_b(2,1)-ycth_b(1,1))+ycth_b(1,1)
ycth(:,2)=ycth_d(:,2)*(ycth_b(2,2)-ycth_b(1,2))+ycth_b(1,2)
ycth(:,3)=ycth_d(:,3)*(ycth_b(2,3)-ycth_b(1,3))+ycth_b(1,3)

xcmc(:,1)=xcmc_d(:,1)*(xcmc_b(2,1)-xcmc_b(1,1))+xcmc_b(1,1)
xcmc(:,2)=xcmc_d(:,2)*(xcmc_b(2,2)-xcmc_b(1,2))+xcmc_b(1,2)
xcmc(:,3)=xcmc_d(:,3)*(xcmc_b(2,3)-xcmc_b(1,3))+xcmc_b(1,3)

ycmc(:,1)=ycmc_d(:,1)*(ycmc_b(2,1)-ycmc_b(1,1))+ycmc_b(1,1)
ycmc(:,2)=ycmc_d(:,2)*(ycmc_b(2,2)-ycmc_b(1,2))+ycmc_b(1,2)
ycmc(:,3)=ycmc_d(:,3)*(ycmc_b(2,3)-ycmc_b(1,3))+ycmc_b(1,3)

acte(:,1)=acte_d(:,1)*(acte_b(2,1)-acte_b(1,1))+acte_b(1,1)
acte(:,2)=acte_d(:,2)*(acte_b(2,2)-acte_b(1,2))+acte_b(1,2)
acte(:,3)=acte_d(:,3)*(acte_b(2,3)-acte_b(1,3))+acte_b(1,3)

epsil(:,1)=epsil_d(:,1)*(epsil_b(2,1)-epsil_b(1,1))+epsil_b(1,1)
epsil(:,2)=-epsil_d(:,2)*(epsil_b(2,2)-epsil_b(1,2))+epsil_b(1,2)
epsil(:,3)=-epsil_d(:,3)*(epsil_b(2,3)-epsil_b(1,3))+epsil_b(1,3)

xcbl(1)=0.0
do i=2,15
    xcbl(i)=xcbl(i-1)+0.01
end do
do i=16,58
    xcbl(i)=xcbl(i-1)+0.02
end do

if((modo.eq.'T').or.(modo.eq.'t'))open(5,file='treinamento.txt')
if((modo.eq.'V').or.(modo.eq.'v'))open(5,file='validacao.txt')
if((modo.eq.'V').or.(modo.eq.'v'))open(7,file='validacao_matlab.txt')

do i=1,nruns

    ! definindo os parametros envergadura e enflexamento
    diedro(i)=diedro(i)*pi/180.0
    Lt=lamb(i)
    b=SQRT(AR(i)*Sref(i))
    bk=b*yk(i)
    aux1=(bk/2)*tan(enf(i)*3.14159/180.0)
    aux2=bk+Lt*(b-bk)
    Lk=(2*Sref(i)-aux1*aux2)/(2*Sref(i)+b*aux1)
    Cs=(2*Sref(i))/(bk + Lk*bk + Lk*(b-bk) + Lt*(b-bk))
    Ck=Cs*Lk
    Ct=Cs*Lt

    yb(i)=(b/2-stub)*yb_d(i)+stub)/(b/2)

    xle(2)=tan(enf(i)*3.14159/180)*bk/2+xle(1)

```

```

Xle(3)=tan(enf(i)*3.14159/180)*b/2+xle(1)

yle(2)=tan(diedro(i))*bk/2+yle(1)
yle(3)=tan(diedro(i))*b/2+yle(1)

z(1)=0
z(2)=bk/2
z(3)=b/2

c(1)=cs
c(2)=ck
c(3)=ct

cma=2.0*cs*((1+lt+lt**2)/(1+lt))/3.0

result= systemqq('del *.pl4')
arq='model.in'
open(2,file='145-blwf.in')
open(3,file=arq)

do while eof(2).ne..true.)
  read(2,'(A)')linha
  write(3,'(A)')linha
  if (linha(1:10).eq.'< MACH >')then
    read(2,'(A)')linha

write(3,'(F8.4,2x,F8.4,2x,f10.0,f9.5,f9.4,A)')mach(i),alfa(i),rey,cma,sref(
i),linha(50:80)
    read(2,'(A)')linha
    write(3,'(A)')linha
    read(2,'(A)')linha
    write(3,'(A)')linha
    read(linha(1:8),'(f8.0)')npf
    nperf=int(npf)
    go to 100
  end if
end do ! do while
100 continue

do n=1,nperf

! Determinando coordenadas dos perfis - equacionamento de Sobieczsk
MatA(1,1)=xtle**0.5
MatA(1,2)=xtle
MatA(1,3)=xtle**2.0
MatA(1,4)=xtle**3.0
MatA(1,5)=xtle**4.0
MatA(2,1)=xtth(i,n)**0.5
MatA(2,2)=xtth(i,n)
MatA(2,3)=xtth(i,n)**2.0
MatA(2,4)=xtth(i,n)**3.0
MatA(2,5)=xtth(i,n)**4.0
MatA(3,1)=0.5*xtth(i,n)**-0.5
MatA(3,2)=1.0
MatA(3,3)=xtth(i,n)*2.0
MatA(3,4)=3*xtth(i,n)**2.0
MatA(3,5)=4*xtth(i,n)**3.0
MatA(4,1)=1.0
MatA(4,2)=1.0
MatA(4,3)=1.0

```

```

MatA(4,4)=1.0
MatA(4,5)=1.0
MatA(5,1)=0.5
MatA(5,2)=1.0
MatA(5,3)=2.0
MatA(5,4)=3.0
MatA(5,5)=4.0

MatB(1,1)=1.0
MatB(1,2)=0.0
MatB(1,3)=0.0
MatB(1,4)=0.0
MatB(1,5)=0.0
MatB(1,6)=0.0
MatB(2,1)=xtth(i,n)
MatB(2,2)=xtth(1,n)**2.0
MatB(2,3)=xtth(1,n)**3.0
MatB(2,4)=xtth(1,n)**4.0
MatB(2,5)=xtth(1,n)**5.0
MatB(2,6)=xtth(1,n)**6.0
MatB(3,1)=xcmc(i,n)
MatB(3,2)=xcmc(i,n)**2.0
MatB(3,3)=xcmc(i,n)**3.0
MatB(3,4)=xcmc(i,n)**4.0
MatB(3,5)=xcmc(i,n)**5.0
MatB(3,6)=xcmc(i,n)**6.0
MatB(4,1)=1.0
MatB(4,2)=2.0*xcmc(i,n)
MatB(4,3)=3.0*xcmc(i,n)**2.0
MatB(4,4)=4.0*xcmc(i,n)**3.0
MatB(4,5)=5.0*xcmc(i,n)**4.0
MatB(4,6)=6.0*xcmc(i,n)**5.0
MatB(5,1)=1.0
MatB(5,2)=1.0
MatB(5,3)=1.0
MatB(5,4)=1.0
MatB(5,5)=1.0
MatB(5,6)=1.0
MatB(6,1)=1.0
MatB(6,2)=2.0
MatB(6,3)=3.0
MatB(6,4)=4.0
MatB(6,5)=5.0
MatB(6,6)=6.0

MC(1)=ytle(i,n)
MC(2)=ytth(i,n)
MC(3)=0.0
MC(4)=ytte
MC(5)=atte(i,n)*pi/180.0

MD(1)=acle(i,n)*pi/180.0
MD(2)=ycth(i,n)
MD(3)=ycmc(i,n)
MD(4)=0.0
MD(5)=ycte
MD(6)=acte(i,n)*pi/180.0

! invertendo matrizes
CALL LINRG (5,MatA,5,InvMatA,5)

```

```

CALL LINRG (6,MatB,6,InvMatB,6)

      ! multiplicando as matrizes pelos vetores solucao
      CALL MURRV (5, 5, invMatA, 5, 5, MC, 1, 5, S1)
      CALL MURRV (6, 6, invMatB, 6, 6, MD, 1, 6, S2)

      ! montando os pontos do perfil
do j=1,58

yt(j)=(s1(1)*xcbl(j)**0.5)+(s1(2)*xcbl(j))+(s1(3)*xcbl(j)**2.0)+(s1(4)*xcbl
(j)**3.0)+(s1(5)*xcbl(j)**4.0)

yc(j)=(s2(1)*xcbl(j))+(s2(2)*xcbl(j)**2.0)+(s2(3)*xcbl(j)**3.0)+(s2(4)*xcbl
(j)**4)+(s2(5)*xcbl(j)**5.0)+(s2(6)*xcbl(j)**6)
      yu(n,j)=yt(j)/2+yc(j)
      yl(n,j)=yc(j)-yt(j)/2
end do

      trail(n)=180/pi*( (atan( (yu(n,55)-yu(n,58))/(xcbl(58)-
xcbl(55)) )) + (atan( (yl(n,58)-yl(n,55))/(xcbl(58)-xcbl(55)) )) )

      read(2,'(A)')tit(1)
      read(2,*)nada1,nada1,nada1,nada,t(n),nada1,fs(n)
      read(2,'(A)')tit(2)
      read(2,*)ys,nu(n),nl(n)
      read(2,'(A)')tit(3)
      read(2,*)xsing(n),ysing(n),nada1,slope(n)
      read(2,'(A)')tit(4)
      do p=1,nu(n)
        read(2,*)nada1,nada1 !xcu(n,p),ycu(n,p)
      end do
      read(2,'(A)')tit(5)
      do p=1,nl(n)
        read(2,*)nada1,nada1 !xcl(n,p),ycl(n,p)
      end do
end do

      ! escrevendo
do n=1,nperf
      write(3,'(A)')tit(1)

write(3,'(7F10.5)')z(n),xle(n),yle(n),c(n),t(n),epsil(i,n),fs(n)
      write(3,'(A)')tit(2)
      write(3,'(3F10.5)')ys,real(58),real(58)
      write(3,'(A)')tit(3)

write(3,'(4F10.5)')(ytle(i,n)*0.5,yl(n,1),trail(n),tan(acte(i,n)*pi/180.0)
      write(3,'(A)')tit(4)
      do p=1,58
        write(3,'(2F10.5)')xcbl(p),yu(n,p)
      end do
      write(3,'(A)')tit(5)
      do p=1,58
        write(3,'(2F10.5)')xcbl(p),yl(n,p)
      end do
end do

do while eof(2).ne..true.)
      read(2,'(A)')linha
      write(3,'(A)')linha

```

```

end do

close(3)

result = GETDRIVEDIRQQ(drivedir)

bl=trim(drivedir)//'\blwf281.exe'
write(timeout, '(i3)')timecut
cambl=trim(drivedir)//'\blwf281.exe'
camarq=trim(drivedir)//'\ '//trim(arq)

! executando o CFD para cada individuo
result=system('blwf281.exe model.in')

! lendo resultados de dcp do individuo
open(4,file='model.pl4',status='old',err=400)
read(4,*,err=400)
read(4,*)
read(4,*)txt,nx,txt,ne
read(4,*)
read(4,*)
read(4,*)
read(4,*)
do p=1,ne
read(4,*)
read(4,*)
read(4,*)txt,zc(p)
read(4,*)
read(4,*)
read(4,*)
do r=1,nx
read(4,*)nada,xc(p,r),cp(p,r)
end do
do r=1,nx/2
xdcp(p,r)=xc(p,((nx/2)+r))
if(r.gt.1)dcp(p,r)=cp(p,((nx/2)-(r-1)))-cp(p,(nx/2)+r)
if(r.eq.1)dcp(p,r)=cp(p,nx/2)-cp(p,(nx/2)+1)
end do
end do

! Lendo dados de CL e CD
open(50,file='model.out',status='old',err=500)
do while(eof(50).ne..true.)
read(50,'(A)')linha
if(linha(1:18).eq.'0 CL CDIND')then
read(50,*,err=111)clcaso,cdind,cdwave,cdp,cmz,cdfp1
end if
end do
close(50)
if(2.eq.3)then
111 continue
cdind=0
cdwave=0
cdfp1=0
clcaso=0
close(50)
end if
cdcaso=cdind+cdwave+cdfp1

result=system('del model.out')

```

```

if((modo.eq.'T').or.(modo.eq.'t'))then    ! treinamento da rede
    ! interpolação
    do a1=1,ne
        call SCGIL1 (xdcp(a1,:),dcp(a1,:),nx/2,xc_d(i),res1(a1))
    end do
    call SCGIL1 (zc,res1,ne,yb(i),dcpf(i))
    write(5,'(i8,3f8.4)')i,dcpf(i),clcaso,cdcaso
end if

if((modo.eq.'V').or.(modo.eq.'v'))then    ! validação da rede
    ! interpolação

    write(5,(' NEURAL NETWORK VALIDATION '))
    write(5,(' Using BLWF 28 '))
    write(5,('Dcp    distribuicon    ","Mach    =    ",f8.3,2x,"Alfa    =
",f8.3,2x,"AR = ",f5.2,2x,"Y quebra = ",f8.3,2x,"Enflex = ",f5.2,2x,"Afilam
=
",f5.2,2x,"CL=
",f8.3,2x,"CD=
",f8.3)')mach(i),alfa(i),ar(i),yk(i),enf(i),lamb(i),clcaso,cdcaso
    write(5,(' STATION COORDINATE (M)'))
    write(5,(' PRESSURE (N/M2)'))
    write(5,('      0      1      0'))
    write(5,'(i5)')ne
    do a1=1,ne
        write(5,'(i5,"      Y = ",f8.3)')nx/2,zc(a1)
        !write(5,(' Y = ",f8.3)')zc(a1)
        do a2=1,nx/2
            write(7,'(I8,3f10.5)')i,(zc(a1)*b/2-stub)/(b/2-
stub),xdcp(a1,a2),dcp(a1,a2)
            write(5,'(2f10.3)')xdcp(a1,a2),dcp(a1,a2)
        end do
    end do
end if

    write(machname,'(f5.3)')mach(i)
    write(alfaname,'(f5.1)')alfa(i)
    write(arname,'(f3.1)')ar(i)
    write(quebname,'(f4.2)')yk(i)
    write(enfname,'(f5.1)')enf(i)
    write(sname,'(f5.2)')sref(i)
    write(dihname,'(f4.1)')diedro(i)*180/pi
    write(numrodada,'(i10)')i
    tecplot='tp1_cp.dat'

    machname=ADJUSTL(machname)
    alfaname=ADJUSTL(alfaname)
    arname=ADJUSTL(arname)
    quebname=ADJUSTL(quebname)
    enfname=ADJUSTL(enfname)
    sname=ADJUSTL(sname)
    dihname=ADJUSTL(dihname)
    numrodada=ADJUSTL(numrodada)

    if(tecfile.eq.1)then

nome='tecplot_'//trim('M_'//trim(machname)//'A_'//trim(alfaname)//'AR_'//trim(ar
name)//'Pbreak_'//trim(quebname)//'Enf_'//trim(enfname)//'Sref_'//trim(snam
e)//'Dih_'//trim(dihname)//'indiv_#_'//trim(numrodada)//'.tec'
        result=systemqq('rename
        '//'trim(tecplot)//'
'//trim(nome))
    end if

```

```

200 continue
400 continue
500 continue
close(2)
close(4)

end do

end

!*****
SUBROUTINE SCGIL1 (X,Y,NP,XE,YS)
!*****
!* INTERPOLACAO LINEAR PARA FUNCOES DE UMA VARIABEL. *
!*****
DIMENSION X(NP),Y(NP)

IF (X(2).GT.X(1)) THEN
  IF (XE.LT.X(1)) THEN
    YS = (Y(2)-Y(1))*(XE-X(1))/(X(2)-X(1)) + Y(1)
  ELSE
    IF (XE.GE.X(NP)) THEN
      YS = (Y(NP)-Y(NP-1))*(XE-X(NP))/(X(NP)-X(NP-1))+Y(NP)
    ELSE
      DO I = 2, NP
        IF (XE.LE.X(I)) THEN
          YS = (Y(I)-Y(I-1))*(XE-X(I-1))/(X(I)-X(I-1))+Y(I-
1)
          GO TO 20
        ENDIF
      ENDDO
    ENDIF
  ENDIF
20  ENDIF
ELSE
  IF (XE.GT.X(1)) THEN
    YS = (Y(2)-Y(1))*(XE-X(1))/(X(2)-X(1)) + Y(1)
  ELSE
    IF (XE.LE.X(NP)) THEN
      YS = (Y(NP)-Y(NP-1))*(XE-X(NP))/(X(NP)-X(NP-1))+Y(NP)
    ELSE
      DO I = 2, NP
        IF (XE.GE.X(I)) THEN
          YS = (Y(I)-Y(I-1))*(XE-X(I-1))/(X(I)-X(I-1))+Y(I-
1)
          GO TO 40
        ENDIF
      ENDDO
    ENDIF
  ENDIF
40  ENDIF
ENDIF
RETURN
END

```


7.3 Programa NNGen.m

Segue o código fonte do programa Matlab® “NNgen.m”. Este programa foi utilizado para comandar o processo de treinamento e validação das redes neurais.

[illegible]

```

        mach(1)=str2num(tline(1:6));
        mach(2)=str2num(tline(7:12));
    end
    if count == 6
        alfa(1)=str2num(tline(1:5));
        alfa(2)=str2num(tline(6:11));
    end
    if count == 8
        ar(1)=str2num(tline(1:4));
        ar(2)=str2num(tline(5:9));
    end
    if count == 10
        yk(1)=str2num(tline(1:4));
        yk(2)=str2num(tline(5:9));
    end
    if count == 12
        enf(1)=str2num(tline(1:3));
        enf(2)=str2num(tline(4:6));
    end
    if count == 14
        taper(1)=str2num(tline(1:4));
        taper(2)=str2num(tline(5:8));
    end
    if ~ischar(tline), break, end
end
fclose(fid);

valid = rand(str2num(nrun),38);
save doe_validacao.dat valid -ascii

!gera_treino.exe

load validacao_matlab.txt

[a,b] = size(validacao_matlab);

d = 1;

casook(d) = validacao_matlab(1,1);

for c = 2:a

    if validacao_matlab(c-1,1) ~= validacao_matlab(c,1)

        d = d + 1;
        casook(d) = validacao_matlab(c,1);

    end

end

est = [0.1 0.5 0.9];
xc = [0:0.01:1];

x = validacao_matlab(:,1:3);
y = validacao_matlab(:,4);

for i = 1:d

    for k =1:length(est)

```

```

        for j = 1:length(xc)

            dcp(i,k,j) = interpolador(x,y,[casook(i) est(k) xc(j)],3);

        end

    end

end

load netcp.mat

for k=1:d
    doeconv(k,:) = valid(casook(k),:);
end

for i=1:d

    doe = doeconv(i,:);

    for k=1:length(est)

        doe(7)=est(k);

        for j=1:length(xc)

            doe(8)=xc(j);
            SIM_CP = sim(netCP,doe);
            dcpnet(i,k,j) = SIM_CP;

        end

    end

end

end

fid=fopen('coeficientes_rodada.txt','w')
a1='    MACH'
a2='    ALFA'
a3='    ARATIO'
a4='    Yqueb'
a5='    ENFLEX'
a6='    TAPER'
a7='    Station'
a8='    CNblwf'
a9='    CNnnet'
a10='    CMblwf'
a11='    CMnnet'
fprintf(fid,'%9s %9s %9s %9s %9s %9s %9s %9s %9s %9s %9s',[a1 a2 a3 a4 a5
a6 a7 a8 a9 a10 a11])

dcnabs=0;
dcmabs=0;
dcnrel=0;
dcmrel=0;
w=0
for i = 1:d                % PLOTANDO RESULTADOS DA COMPARAÇÃO

    for k = 1:length(est)

        w=w+1;

```

```

for j=1:length(dcp)

    y1(j)=dcp(i,k,j);
    y2(j)=dcpnet(i,k,j);
end

cnbl=0;          % inicio da integraçao
cnnet=0;
cmbl=0;
cmnet=0;
for j=2:length(dcp)
    cnbl=cnbl+(y1(j)+y1(j-1))*(xc(j)-xc(j-1))*0.5;
    cnnet=cnnet+(y2(j)+y2(j-1))*(xc(j)-xc(j-1))*0.5;
    cmbl=cmbl+(-1)*(y1(j)+y1(j-1))*(xc(j)-xc(j-1))*0.5*xc(j);
    cmnet=cmnet+(-1)*(y2(j)+y2(j-1))*(xc(j)-xc(j-1))*0.5*xc(j);
end

dcnabs(w)=abs(cnbl-cnnet);
dcmabs(w)=abs(cmbl-cmnet);
dcnrel(w)=abs((cnnet-cnbl)/cnbl);
dcmrel(w)=abs((cmnet-cmbl)/cmbl);

h=figure
axes('fontsize',11)
MAC=mach(2)-(1-doeconv(i,1))*(mach(2)-mach(1));
alf=alfa(2)-(1-doeconv(i,2))*(alfa(2)-alfa(1));
aratio=ar(2)-(1-doeconv(i,3))*(ar(2)-ar(1));
yqueb=yk(2)-(1-doeconv(i,4))*(yk(2)-yk(1));
enflex=enf(2)-(1-doeconv(i,5))*(enf(2)-enf(1));
tp=taper(2)-(1-doeconv(i,6))*(taper(2)-taper(1));
plot(xc,y2,'k','LineWidth',2)
hold
plot(xc,y1,'bo')
legend('NNET','BLWF')
title(['Mach: ',num2str(MAC),' AOA: ',num2str(alf),' AR: ',num2str(aratio),' Ykink: ',num2str(yqueb),' Sweep: ',num2str(enflex),' Taper: ',num2str(tp),' - Spanwise: ',num2str(est(k))])
xlabel('X/C','fontsize',11)
ylabel('Dcp','fontsize',11)
grid on
axis([0 1 -2.5 2.5])
cnblwf=['CNblwf=' num2str(cnbl)];
cnnetwf=['CNnet=' num2str(cnnet)];
cmblwf=['CMblwf=' num2str(cmbl)];
cmnetwf=['CMnet=' num2str(cmnet)];
text(0.1,-
1.4,cnblwf,'BackgroundColor','w','fontsize',11,'edgecolor','k')
text(0.1,-
1.6,cnnetwf,'BackgroundColor','w','fontsize',11,'edgecolor','k')
text(0.1,-
1.8,cmblwf,'BackgroundColor','w','fontsize',11,'edgecolor','k')
text(0.1,-
2.0,cmnetwf,'BackgroundColor','w','fontsize',11,'edgecolor','k')
fprintf(fid,'\n %8.4f %8.4f %8.4f %8.4f %8.4f %8.4f %8.4f %8.4f %8.4f %8.4f', [MAC alf aratio yqueb enflex tp est(k) cnbl cnnet cmbl cmnet])
tit=['figure',num2str(w),'.png']
saveas(h,tit)
end

```

```

end
mdcnabs=mean(dcnabs);
mdcmabs=mean(dcmabs);
mdcnrel=mean(dcnrel);
mdcmrel=mean(dcmrel);
dpdcn=std(dcnabs);
dpdcm=std(dcmabs);

tx1='Media erros absolutos CN: ';
tx2='Media erros absolutos CM: ';
tx3='Media erros relativos CN: ';
tx4='Media erros relativos CM: ';
tx5='Desvio padrão erro CN:    ';
tx6='Desvio padrão erro CM:    ';

fprintf(fid,'\n \n %25s',[tx1]);
fprintf(fid,'%8.4f',[mdcnabs]);
fprintf(fid,'\n %25s',[tx2]);
fprintf(fid,'%8.4f',[mdcmabs]);
fprintf(fid,'\n %25s',[tx3]);
fprintf(fid,'%8.4f',[mdcnrel]);
fprintf(fid,'\n %25s',[tx4]);
fprintf(fid,'%8.4f',[mdcmrel]);
fprintf(fid,'\n %25s',[tx5]);
fprintf(fid,'%8.4f',[dpdcn]);
fprintf(fid,'\n %25s',[tx6]);
fprintf(fid,'%8.4f',[dpdcm]);

fclose(fid)

```

7.4 Exemplo de arquivo de entrada do BLWF v. 28

Nesta entrada, a asa é representada por 3 perfis e a fuselagem por 40 cortes ao longo do comprimento.

```
WB-145-ACS (Extended wing)
NX >< NY >< NZ >< NT >< FCONT >
48. 6. 8. 5. 0.
FPICT1 >< FPICT2 >< FPICT3 >< FPICT4 >< FPICT5 >< >< TCPLLOT >
0. 0. 0. 0. 0. 1.0
XMIN >< XMAX >< YMIN >< YMAX >< ZMIN >< ZMAX >
3000. 18000. -5000. 5000. .0 15000.
EX >< EY >< EZ >
-5. 5. 10.
NP >< ETAE >< T8 >< PR >< PRT >< RRR >< VGL >< VGT >
21. 4. 300. .753 .9 1. 1.26 1.26
NTR >< AL_CL >< CL >< DCL/DA >
7.000000 0.000000 0.833000 0.150000
Z >< XTRU >< XTRL >
0. .01 .01
.25 .01 .01
.3 .01 .01
.5 .01 .01
.75 .01 .01
.90 .01 .01
1. .01 .01
NDF >< NVB >< CFXMIN >< F_LK >
5. 1.0 -5. 0.0
FPRIN0 >< FPRIN1 >< FPRIN2 >< FPRINB >
1. -9. -9. -2.
FPLLOT1 >< FPLLOT2 >< FPLLOT3 >< FPLLOT4 >< FPLLOT5 >< FPLLOT6 >< FPLLOT7 >< FPLLOT8 >
0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.
CPMINW >< CPMINF >
-2. -1.6
NZOUT > !n de estações de saída
21.
ZOUT > !estações de saída
0.1300
0.1733
0.2165
0.2598
0.3030
0.3463
0.3895
0.4328
0.4760
0.5193
0.5625
0.6058
0.6490
0.6923
0.7355
0.7788
0.8220
0.8653
0.9085
0.9518
0.9950
NCPOUT > !quantidade de isolinhas
20.
CPOUT >
-1.4
```

```

-1.3
-1.2
-1.1
-1.0
-.9
-.8
-.7
-.6
-.5
-.4
-.3
-.2
-.1
.0
.1
.2
.3
.4
.5
NIT >< MIT >< P1 >< P2 >< PL >< PH >< NLH >< FHALF >
36. 36. 1.0 1.00 .7 1.5 3. 1.
NBL >
5.
NITBL >< PB >< PBIV >
6. 1.0
12. 1.0
18. 1.0
24. 1.0
30. 1.0
NIT >< MIT >< P1 >< P2 >< PL >< PH >< NLH >< FHALF >
30. 30. 1.0 1.001 .7 1.5 4. 0.
NBL >
4.
NITBL >< PB >< PBIV >
6. 1.0
12. 1.0
18. 1.0
24. 1.0
< MACH >< ALFA >< RE >< CAX >< SWING >< SE >< ORDER >
0.5225 3.0817 17580000. 2.86796 50.0000 1.0000 2.0000
NSW >< PZROOT >< PZTIP >< PXLE >< PXTE >< PYTE >< PZA >< PZB >
3. 0.25 0.25 1.0 1.0 1. -0.15 -1.0
< Z >< XLE >< YLE >< CHORD >< THICK >< EPSIL >< FSEC >
0.00000 0.00000 0.00000 4.08481 1.00000 1.98605 1.00000
< YSYM >< NU >< NL > Section: asa-5.cati
0.00000 58.00000 58.00000
< XSING >< YSING >< TRAIL >< SLOPT >
0.02375 0.00000 13.39148 -0.24244
< x >< yU >
0.00000 0.00000
0.01000 0.01907
0.02000 0.02703
0.03000 0.03307
0.04000 0.03806
0.05000 0.04236
0.06000 0.04613
0.07000 0.04950
0.08000 0.05253
0.09000 0.05528
0.10000 0.05779
0.11000 0.06009
0.12000 0.06219
0.13000 0.06413
0.14000 0.06592
0.16000 0.06909
0.18000 0.07178
0.20000 0.07406

```

0.22000	0.07597
0.24000	0.07755
0.26000	0.07882
0.28000	0.07979
0.30000	0.08049
0.32000	0.08093
0.34000	0.08111
0.36000	0.08104
0.38000	0.08073
0.40000	0.08020
0.42000	0.07944
0.44000	0.07847
0.46000	0.07731
0.48000	0.07595
0.50000	0.07443
0.52000	0.07275
0.54000	0.07092
0.56000	0.06897
0.58000	0.06691
0.60000	0.06476
0.62000	0.06254
0.64000	0.06026
0.66000	0.05794
0.68000	0.05559
0.70000	0.05323
0.72000	0.05085
0.74000	0.04846
0.76000	0.04605
0.78000	0.04362
0.80000	0.04115
0.82000	0.03860
0.84000	0.03594
0.86000	0.03311
0.88000	0.03007
0.90000	0.02672
0.92000	0.02297
0.94000	0.01871
0.96000	0.01381
0.98000	0.00811
1.00000	0.00144
< x >	< yL >
0.00000	0.00000
0.01000	-0.01954
0.02000	-0.02797
0.03000	-0.03446
0.04000	-0.03987
0.05000	-0.04454
0.06000	-0.04864
0.07000	-0.05228
0.08000	-0.05553
0.09000	-0.05842
0.10000	-0.06100
0.11000	-0.06329
0.12000	-0.06532
0.13000	-0.06711
0.14000	-0.06866
0.16000	-0.07114
0.18000	-0.07285
0.20000	-0.07388
0.22000	-0.07431
0.24000	-0.07420
0.26000	-0.07361
0.28000	-0.07261
0.30000	-0.07125
0.32000	-0.06958
0.34000	-0.06766
0.36000	-0.06552
0.38000	-0.06320


```

0.40000 -0.06075
0.42000 -0.05820
0.44000 -0.05557
0.46000 -0.05289
0.48000 -0.05019
0.50000 -0.04747
0.52000 -0.04475
0.54000 -0.04205
0.56000 -0.03937
0.58000 -0.03671
0.60000 -0.03407
0.62000 -0.03147
0.64000 -0.02889
0.66000 -0.02633
0.68000 -0.02380
0.70000 -0.02129
0.72000 -0.01880
0.74000 -0.01634
0.76000 -0.01393
0.78000 -0.01156
0.80000 -0.00926
0.82000 -0.00706
0.84000 -0.00499
0.86000 -0.00310
0.88000 -0.00145
0.90000 -0.00010
0.92000 0.00087
0.94000 0.00134
0.96000 0.00121
0.98000 0.00034
1.00000 -0.00145
< Z >< XLE >< YLE >< CHORD >< THICK >< EPSIL >< FSEC >
3.89381 1.22240 0.00000 2.86240 1.00000 1.80050 1.00000
< YSYM >< NU >< NL > Section: asa-5.cati
0.00000 58.00000 58.00000
< XSING >< YSING >< TRAIL >< SLOPT >
0.00923 0.00000 2.42326 -0.24228
< x >< yU >
0.00000 0.00000
0.01000 0.00745
0.02000 0.01263
0.03000 0.01728
0.04000 0.02155
0.05000 0.02552
0.06000 0.02924
0.07000 0.03271
0.08000 0.03597
0.09000 0.03902
0.10000 0.04189
0.11000 0.04457
0.12000 0.04707
0.13000 0.04942
0.14000 0.05160
0.16000 0.05550
0.18000 0.05884
0.20000 0.06164
0.22000 0.06394
0.24000 0.06577
0.26000 0.06716
0.28000 0.06814
0.30000 0.06872
0.32000 0.06895
0.34000 0.06883
0.36000 0.06840
0.38000 0.06767
0.40000 0.06669
0.42000 0.06546
0.44000 0.06402

```

0.46000	0.06239
0.48000	0.06060
0.50000	0.05867
0.52000	0.05662
0.54000	0.05449
0.56000	0.05230
0.58000	0.05007
0.60000	0.04783
0.62000	0.04559
0.64000	0.04337
0.66000	0.04119
0.68000	0.03907
0.70000	0.03701
0.72000	0.03502
0.74000	0.03310
0.76000	0.03124
0.78000	0.02944
0.80000	0.02767
0.82000	0.02592
0.84000	0.02414
0.86000	0.02230
0.88000	0.02033
0.90000	0.01818
0.92000	0.01577
0.94000	0.01300
0.96000	0.00977
0.98000	0.00597
1.00000	0.00144
< x >< yL >	
0.00000	0.00000
0.01000	-0.00624
0.02000	-0.01026
0.03000	-0.01380
0.04000	-0.01701
0.05000	-0.01996
0.06000	-0.02268
0.07000	-0.02519
0.08000	-0.02751
0.09000	-0.02965
0.10000	-0.03163
0.11000	-0.03343
0.12000	-0.03509
0.13000	-0.03659
0.14000	-0.03795
0.16000	-0.04025
0.18000	-0.04205
0.20000	-0.04337
0.22000	-0.04425
0.24000	-0.04474
0.26000	-0.04485
0.28000	-0.04464
0.30000	-0.04412
0.32000	-0.04333
0.34000	-0.04230
0.36000	-0.04106
0.38000	-0.03962
0.40000	-0.03802
0.42000	-0.03627
0.44000	-0.03439
0.46000	-0.03240
0.48000	-0.03032
0.50000	-0.02816
0.52000	-0.02594
0.54000	-0.02366
0.56000	-0.02133
0.58000	-0.01898
0.60000	-0.01660
0.62000	-0.01422

```

0.64000 -0.01183
0.66000 -0.00946
0.68000 -0.00711
0.70000 -0.00481
0.72000 -0.00257
0.74000 -0.00042
0.76000 0.00162
0.78000 0.00352
0.80000 0.00524
0.82000 0.00673
0.84000 0.00795
0.86000 0.00883
0.88000 0.00931
0.90000 0.00931
0.92000 0.00874
0.94000 0.00750
0.96000 0.00548
0.98000 0.00254
1.00000 -0.00145
< Z >< XLE >< YLE >< CHORD >< THICK >< EPSIL >< FSEC >
9.74963 3.06075 0.00000 1.05658 1.00000 0.22787 1.00000
< YSYM >< NU >< NL > Section: asa-5.cati
0.00000 58.00000 58.00000
< XSING >< YSING >< TRAIL >< SLOPT >
0.00921 0.00000 3.26531 -0.02732
< x >< yU >
0.00000 0.00000
0.01000 0.00727
0.02000 0.01098
0.03000 0.01432
0.04000 0.01757
0.05000 0.02078
0.06000 0.02398
0.07000 0.02716
0.08000 0.03031
0.09000 0.03340
0.10000 0.03643
0.11000 0.03938
0.12000 0.04222
0.13000 0.04495
0.14000 0.04754
0.16000 0.05228
0.18000 0.05637
0.20000 0.05977
0.22000 0.06244
0.24000 0.06438
0.26000 0.06562
0.28000 0.06619
0.30000 0.06613
0.32000 0.06551
0.34000 0.06439
0.36000 0.06283
0.38000 0.06093
0.40000 0.05874
0.42000 0.05634
0.44000 0.05380
0.46000 0.05118
0.48000 0.04855
0.50000 0.04595
0.52000 0.04343
0.54000 0.04101
0.56000 0.03874
0.58000 0.03662
0.60000 0.03465
0.62000 0.03285
0.64000 0.03119
0.66000 0.02967
0.68000 0.02824

```

0.70000	0.02690
0.72000	0.02559
0.74000	0.02429
0.76000	0.02296
0.78000	0.02156
0.80000	0.02006
0.82000	0.01844
0.84000	0.01668
0.86000	0.01478
0.88000	0.01275
0.90000	0.01062
0.92000	0.00844
0.94000	0.00631
0.96000	0.00433
0.98000	0.00265
1.00000	0.00145
< x >	< yL >
0.00000	0.00000
0.01000	-0.00748
0.02000	-0.01063
0.03000	-0.01275
0.04000	-0.01422
0.05000	-0.01521
0.06000	-0.01581
0.07000	-0.01612
0.08000	-0.01618
0.09000	-0.01606
0.10000	-0.01579
0.11000	-0.01541
0.12000	-0.01495
0.13000	-0.01444
0.14000	-0.01391
0.16000	-0.01285
0.18000	-0.01189
0.20000	-0.01114
0.22000	-0.01063
0.24000	-0.01042
0.26000	-0.01050
0.28000	-0.01086
0.30000	-0.01147
0.32000	-0.01230
0.34000	-0.01330
0.36000	-0.01441
0.38000	-0.01557
0.40000	-0.01674
0.42000	-0.01786
0.44000	-0.01887
0.46000	-0.01972
0.48000	-0.02038
0.50000	-0.02081
0.52000	-0.02098
0.54000	-0.02087
0.56000	-0.02049
0.58000	-0.01982
0.60000	-0.01888
0.62000	-0.01770
0.64000	-0.01629
0.66000	-0.01470
0.68000	-0.01297
0.70000	-0.01114
0.72000	-0.00928
0.74000	-0.00744
0.76000	-0.00568
0.78000	-0.00404
0.80000	-0.00260
0.82000	-0.00138
0.84000	-0.00043
0.86000	0.00022

```

0.88000 0.00057
0.90000 0.00062
0.92000 0.00041
0.94000 -0.00001
0.96000 -0.00055
0.98000 -0.00108
1.00000 -0.00144
< XLEW >< YLEW >
12.61780 -1.05895
< XLEF >< YLEF >< XTEF >< YTEF >< XTEF0 >< NSF >
0.00000 -0.79490 28.18166 0.49735 27.70000 40.00000
< XF >< YF >< RF >< FSEC >
0.04638 -0.78395 0.07935 1.00000
< NS > Section: fus-1.exemplo
32.00000
< YS >< ZS >
-863.295 0.000
-863.019 9.839
-862.286 19.654
-861.031 29.416
-859.144 39.075
-856.531 48.564
-853.190 57.820
-849.202 66.817
-844.354 75.379
-838.770 83.481
-832.380 90.961
-825.111 97.588
-816.995 103.144
-808.150 107.444
-798.756 110.353
-789.028 111.791
-779.194 111.728
-769.483 110.175
-760.115 107.182
-751.291 102.839
-743.175 97.282
-735.877 90.687
-729.423 83.261
-723.736 75.231
-718.716 66.768
-714.595 57.832
-711.252 48.576
-708.633 39.090
-706.744 29.432
-705.560 19.662
-704.950 9.837
-704.604 0.000
< XF >< YF >< RF >< FSEC >
0.19455 -0.75358 0.16510 1.00000
< NS > Section: fus-2.exemplo
32.00000
< YS >< ZS >
-918.677 0.000
-918.505 20.359
-917.839 40.704
-916.252 60.999
-913.516 81.169
-909.465 101.117
-903.857 120.681
-896.256 139.555
-886.685 157.515
-875.172 174.290
-861.628 189.469
-846.134 202.653
-828.895 213.445
-810.227 221.519
-790.546 226.652

```

```

-770.316    228.761
-749.994    227.880
-729.998    224.139
-710.692    217.726
-692.380    208.861
-675.310    197.789
-659.672    184.771
-645.581    170.091
-633.063    154.045
-622.071    136.918
-612.823    118.788
-605.208     99.913
-599.110     80.495
-594.433     60.685
-591.115     40.602
-589.125     20.345
-588.473      0.000
<  XF  ><  YF  ><  RF  ><  FSEC >
  0.41520 -0.71526  0.25864  1.00000
<  NS  > Section: fus-3.exemplo
32.00000
<  YS  ><  ZS  >
-973.902      0.000
-973.450     31.548
-971.766     63.052
-968.663     94.449
-963.813    125.622
-956.837    156.386
-947.399    186.485
-935.295    215.611
-920.158    243.275
-902.182    269.187
-881.367    292.875
-857.720    313.729
-831.413    331.101
-802.811    344.351
-772.491    352.962
-741.185    356.621
-709.693    355.283
-678.773    349.144
-649.068    338.583
-621.069    324.086
-595.114    306.177
-571.392    285.397
-549.951    262.265
-530.685    237.289
-513.394    210.906
-498.558    183.068
-485.935    154.160
-475.603    124.355
-467.554     93.854
-461.731     62.849
-458.083     31.514
-456.623      0.002
<  XF  ><  YF  ><  RF  ><  FSEC >
  0.68438 -0.66917  0.35408  1.00000
<  NS  > Section: fus-4.exemplo
32.00000
<  YS  ><  ZS  >
-1023.242      0.000
-1022.421     43.193
-1019.612     86.301
-1014.657    129.215
-1007.268    171.775
-997.090    213.755
-983.756    254.839
-966.945    294.621
-946.222    332.506

```

```

-921.584    367.970
-893.002    400.332
-860.536    428.790
-824.460    452.494
-785.291    470.628
-743.808    482.540
-700.971    487.821
-657.835    486.381
-615.411    478.424
-574.587    464.393
-536.071    444.889
-500.377    420.596
-467.811    392.240
-438.487    360.538
-412.301    326.190
-389.015    289.815
-369.147    251.464
-352.486    211.614
-338.954    170.594
-328.490    128.687
-321.051     86.136
-316.598     43.171
-315.091      0.001
<  XF  ><  YF  ><  RF  ><  FSEC >
  0.99701 -0.61766  0.44823  1.00000
<  NS  > Section: fus-5.exemplo
32.00000
<  YS  ><  ZS  >
-1065.890      0.001
-1064.553     54.823
-1060.367    109.503
-1053.203    163.872
-1042.809    217.715
-1028.849    270.743
-1010.938    322.568
-988.682     372.675
-961.606     420.345
-929.858     465.038
-893.303     505.882
-851.958     541.861
-806.139     571.924
-756.484     595.099
-703.931     610.611
-649.634     617.966
-594.848     617.011
-540.812     607.913
-488.653     591.108
-439.325     567.227
-393.580     537.038
-351.942     501.389
-314.700     461.164
-281.877     417.253
-253.283     370.472
-229.253     321.191
-209.591     270.006
-194.102     217.407
-182.603     163.792
-174.882     109.502
-170.636      54.829
-169.421      0.002
<  XF  ><  YF  ><  RF  ><  FSEC >
  1.36875 -0.56011  0.54239  1.00000
<  NS  > Section: fus-6.exemplo
32.00000
<  YS  ><  ZS  >
-1102.500      0.001
-1100.514      66.570
-1094.547     132.902

```

```

-1084.554    198.748
-1070.296    263.802
-1051.438    327.671
-1027.635    389.863
-998.635     449.806
-963.955     506.647
-924.453     560.250
-879.715     609.556
-829.559     653.325
-774.219     690.309
-714.334     719.349
-650.897     739.470
-585.185     749.978
-518.639     750.510
-452.766     741.058
-389.017     721.952
-328.700     693.822
-272.894     657.549
-222.388     614.191
-177.645     564.898
-138.767     510.851
-105.589     453.124
-78.166      392.445
-56.317      329.543
-39.917      265.003
-28.590      199.377
-21.719      133.132
-18.457       66.609
-17.728       0.004
<  XF  ><  YF  ><  RF  ><  FSEC >
  1.75040    -0.50428    0.62250    1.00000
<  NS  >  Section: fus-7.exemplo
 32.00000
<  YS  ><  ZS  >
-1126.780     0.001
-1124.186     76.612
-1116.416    152.875
-1103.380    228.414
-1084.859    302.796
-1060.621    375.515
-1030.580    446.032
-994.886     513.865
-953.162     578.162
-906.573     639.026
-854.533     695.287
-796.736     745.603
-733.363     788.673
-665.004     823.269
-592.589     848.271
-517.359     862.714
-440.824     865.852
-364.713     857.257
-290.863     836.940
-221.053     805.420
-156.796     763.721
-99.170      713.239
-48.744      655.550
-5.599       592.221
  30.522     524.629
  59.776     453.789
  82.387     380.554
  98.657     305.650
 109.277     229.732
 115.240     153.301
 117.765      76.675
 118.229       0.006
<  XF  ><  YF  ><  RF  ><  FSEC >
  2.05315    -0.46138    0.67551    1.00000

```



```

< NS > Section: fus-8.exemplo
32.00000
< YS >< ZS >
-1136.886 0.001
-1133.874 83.253
-1124.808 166.066
-1109.453 247.944
-1087.646 328.342
-1059.367 406.700
-1024.824 482.504
-984.489 555.396
-938.155 624.621
-886.559 690.022
-829.225 750.440
-765.957 804.605
-697.024 851.336
-623.014 889.508
-544.775 918.003
-463.417 935.695
-380.370 941.499
-297.422 934.529
-216.672 914.349
-140.320 881.211
-70.325 836.165
-8.089 780.872
45.663 717.285
90.783 647.294
127.571 572.571
156.737 494.550
178.745 414.208
194.410 332.385
204.702 249.708
210.683 166.603
213.459 83.327
214.126 0.004
< XF >< YF >< RF >< FSEC >
2.41250 -0.41212 0.72788 1.00000
< NS > Section: fus-9.exemplo
32.00000
< YS >< ZS >
-1140.001 0.000
-1136.452 89.785
-1125.874 179.014
-1108.156 267.103
-1083.302 353.449
-1051.446 437.466
-1012.866 518.615
-968.002 596.468
-916.703 670.231
-859.515 739.532
-796.232 803.305
-726.924 860.464
-652.026 910.069
-572.168 951.207
-488.111 982.873
-400.789 1003.890
-311.444 1012.931
-221.757 1008.663
-133.934 990.055
-50.557 956.796
25.799 909.601
93.065 850.148
149.926 780.661
195.694 703.402
230.225 620.486
256.782 534.649
276.835 447.054
291.705 358.425

```

```

302.438 269.197
309.788 179.624
314.193 89.859
315.759 0.001
< XF >< YF >< RF >< FSEC >
2.73750 -0.29965 0.84035 1.00000
< NS > Section: fus-10.exemplo
32.00000
< YS >< ZS >
-1140.000 0.000
-1135.926 96.301
-1123.762 191.916
-1103.538 286.157
-1075.373 378.336
-1039.471 467.786
-996.098 553.862
-945.573 635.945
-888.031 713.266
-823.908 785.224
-753.417 850.948
-676.884 909.524
-594.821 960.053
-507.892 1001.649
-416.905 1033.388
-322.833 1054.242
-226.888 1063.006
-130.692 1058.008
-36.275 1038.979
53.417 1003.996
134.133 951.615
201.296 882.709
254.573 802.463
306.651 721.656
359.476 641.019
406.652 556.959
447.374 469.591
481.144 379.311
507.592 286.621
526.419 192.090
537.448 96.335
540.695 0.000
< XF >< YF >< RF >< FSEC >
3.06000 -0.18786 0.95214 1.00000
< NS > Section: fus-11.exemplo
32.00000
< YS >< ZS >
-1140.000 0.000
-1135.325 103.114
-1121.335 205.382
-1098.168 305.969
-1066.014 404.054
-1025.126 498.831
-975.824 589.517
-918.505 675.359
-853.556 755.586
-781.633 829.621
-703.020 896.505
-618.205 955.319
-527.868 1005.235
-432.839 1045.502
-334.053 1075.378
-232.557 1094.045
-129.569 1100.521
-26.663 1092.903
73.727 1069.396
167.647 1026.858
252.148 967.765
331.812 902.103

```

```

406.902    831.251
476.874    755.352
540.753    674.261
597.992    588.355
647.951    498.026
689.863    403.696
722.941    305.923
746.524    205.437
760.270    103.141
764.285     0.000
<  XF  ><  YF  ><  RF  ><  FSEC >
  3.42196  -0.08008  1.05992  1.00000
<  NS  > Section: fus-12.exemplo
32.00000
<  YS  ><  ZS  >
-1140.000    0.000
-1134.682    109.971
-1118.775    218.915
-1092.443    325.819
-1055.925    429.686
-1009.553    529.544
-953.754     624.456
-889.057     713.540
-816.065     795.969
-735.583     871.100
-648.165     938.029
-554.517     995.918
-455.495    1044.035
-352.062    1081.750
-245.266    1108.478
-136.225    1123.624
-26.181     1126.476
  83.273     1115.036
 189.370     1086.476
 289.939     1041.624
 386.658     988.994
 478.732     928.602
 565.927     861.349
 648.251     788.209
 725.188     709.430
 795.003     624.324
 852.076     530.235
 898.367     430.356
 933.831     326.128
 959.180     218.983
 974.693     109.976
 979.832      0.000
<  XF  ><  YF  ><  RF  ><  FSEC >
  3.61800  -0.04131  1.09869  1.00000
<  NS  > Section: fus-13.exemplo
32.00000
<  YS  ><  ZS  >
-1140.000    0.000
-1134.424    112.596
-1117.756    224.089
-1090.161    333.394
-1051.908    439.437
-1003.359    541.181
-944.988     637.626
-877.373     727.830
-801.171     810.910
-717.228     886.159
-626.261     952.745
-529.099    1009.911
-426.675    1057.005
-320.006    1093.471
-210.160    1118.798
-98.265     1132.462

```

```

14.448 1133.953
126.512 1121.919
234.778 1090.657
339.835 1049.735
441.082 1000.128
538.116 942.704
630.827 878.525
718.669 807.841
799.288 729.070
868.061 639.800
925.622 542.885
972.448 440.341
1008.998 333.693
1035.595 224.135
1052.031 112.601
1057.371 0.001
< XF >< YF >< RF >< FSEC >
3.79365 -0.01715 1.12285 1.00000
< NS > Section: fus-14.exemplo
32.00000
< YS >< ZS >
-1140.000 0.000
-1134.265 114.181
-1117.121 227.213
-1088.750 337.961
-1049.435 445.313
-999.562 548.187
-939.629 645.542
-870.241 736.402
-792.088 819.841
-706.002 895.070
-612.819 961.305
-513.461 1017.856
-408.927 1064.147
-300.270 1099.697
-188.574 1124.060
-74.962 1136.769
39.355 1137.367
152.767 1123.731
263.519 1095.329
371.295 1057.163
475.352 1009.776
575.276 954.190
670.722 891.222
760.531 820.474
839.728 738.124
908.863 647.081
967.883 549.174
1016.640 445.767
1055.098 338.100
1083.021 227.234
1100.054 114.183
1105.703 0.000
< XF >< YF >< RF >< FSEC >
3.95561 -0.00390 1.13610 1.00000
< NS > Section: fus-15.exemplo
32.00000
< YS >< ZS >
-1140.000 0.000
-1134.179 115.045
-1116.769 228.913
-1087.966 340.446
-1048.066 448.508
-997.468 551.992
-936.681 649.840
-866.325 741.049
-787.119 824.689
-699.867 899.897

```

```

-605.459    965.900
-504.874    1022.041
-399.150    1067.777
-289.368    1102.667
-176.634    1126.331
-62.076     1138.398
 53.111     1138.490
167.516     1125.538
279.871     1100.109
389.284     1064.062
494.868     1017.983
595.912     962.649
691.702     898.648
780.533     825.368
859.625     741.623
929.770     650.255
990.245     552.213
1040.593    448.607
1080.307    340.476
1109.001    228.914
1126.391    115.042
1132.204     0.003
<  XF  ><  YF  ><  RF  ><  FSEC >
 4.10636    0.00000    1.14000    1.00000
<  NS  > Section: fus-16.exemplo
32.00000
<  YS  ><  ZS  >
-1140.000    0.000
-1134.151    115.332
-1116.664    229.480
-1087.719    341.274
-1047.612    449.566
-996.755     553.245
-935.671     651.245
-864.984     742.565
-785.423     826.264
-697.801     901.485
-603.019     967.454
-502.049    1023.497
-395.928    1069.037
-285.744    1103.608
-172.628    1126.854
-57.740     1138.537
 57.740     1138.537
172.628     1126.854
285.744     1103.608
395.928     1069.038
502.049     1023.497
603.019     967.454
697.801     901.484
785.423     826.264
864.984     742.564
935.671     651.245
996.755     553.244
1047.612    449.566
1087.719    341.273
1116.664    229.480
1134.151    115.332
1140.000     0.000
<  XF  ><  YF  ><  RF  ><  FSEC >
 4.79060    0.00000    1.14000    1.00000
<  NS  > Section: fus-17.exemplo
32.00000
<  YS  ><  ZS  >
-1140.000    0.000
-1134.151    115.332
-1116.664    229.480
-1087.719    341.274

```

```

-1047.612    449.566
-996.755     553.245
-935.671     651.245
-864.984     742.565
-785.423     826.264
-697.801     901.485
-603.019     967.454
-502.049    1023.497
-395.928    1069.037
-285.744    1103.608
-172.628    1126.854
-57.740     1138.537
 57.740     1138.537
172.628     1126.854
285.744     1103.608
395.928     1069.038
502.049     1023.497
603.019     967.454
697.801     901.484
785.423     826.264
864.984     742.564
935.671     651.245
996.755     553.244
1047.612    449.566
1087.719    341.273
1116.664    229.480
1134.151    115.332
1140.000     0.000
<  XF  ><  YF  ><  RF  ><  FSEC >
 6.15936    0.00000    1.14000    1.00000
<  NS  > Section: fus-18.exemplo
32.00000
<  YS  ><  ZS  >
-1140.000     0.000
-1134.151    115.332
-1116.664    229.480
-1087.719    341.274
-1047.612    449.566
-996.755     553.245
-935.671     651.245
-864.984     742.565
-785.423     826.264
-697.801     901.485
-603.019     967.454
-502.049    1023.497
-395.928    1069.037
-285.744    1103.608
-172.628    1126.854
-57.740     1138.537
 57.740     1138.537
172.628     1126.854
285.744     1103.608
395.928     1069.038
502.049     1023.497
603.019     967.454
697.801     901.484
785.423     826.264
864.984     742.564
935.671     651.245
996.755     553.244
1047.612    449.566
1087.719    341.273
1116.664    229.480
1134.151    115.332
1140.000     0.000
<  XF  ><  YF  ><  RF  ><  FSEC >
 7.52806    0.00000    1.14000    1.00000
<  NS  > Section: fus-19.exemplo

```

```

32.00000
<  YS  ><  ZS  >
-1140.000      0.000
-1134.151     115.332
-1116.664     229.480
-1087.719     341.274
-1047.612     449.566
-996.755      553.245
-935.671      651.245
-864.984      742.565
-785.423      826.264
-697.801      901.485
-603.019      967.454
-502.049     1023.497
-395.928     1069.038
-285.744     1103.608
-172.628     1126.854
-57.740      1138.537
 57.740      1138.537
172.628     1126.854
285.744     1103.608
395.928     1069.038
502.049     1023.497
603.019      967.454
697.801      901.484
785.423      826.264
864.984      742.564
935.671      651.245
996.755      553.244
1047.612     449.566
1087.719     341.273
1116.664     229.480
1134.151     115.332
1140.000      0.000
<  XF  ><  YF  ><  RF  ><  FSEC >
 9.58121     0.00000     1.14000     1.00000
<  NS  > Section: fus-20.exemplo
32.00000
<  YS  ><  ZS  >
-1140.000      0.000
-1134.151     115.332
-1116.664     229.480
-1087.719     341.274
-1047.612     449.566
-996.755      553.245
-935.671      651.245
-864.984      742.565
-785.423      826.264
-697.801      901.485
-603.019      967.454
-502.049     1023.497
-395.928     1069.037
-285.744     1103.608
-172.628     1126.854
-57.740      1138.537
 57.740      1138.537
172.628     1126.854
285.744     1103.608
395.928     1069.038
502.049     1023.497
603.019      967.454
697.801      901.484
785.423      826.264
864.984      742.564
935.671      651.245
996.755      553.244
1047.612     449.566
1087.719     341.273

```

```

1116.664 229.480
1134.151 115.332
1140.000 0.000
< XF >< YF >< RF >< FSEC >
10.31491 0.00000 1.14000 1.00000
< NS > Section: fus-21.exemplo
32.00000
< YS >< ZS >
-1140.000 0.000
-1135.047 115.551
-1120.220 230.252
-1096.169 343.388
-1060.750 453.439
-1008.801 556.645
-939.907 649.435
-867.517 739.604
-788.125 823.686
-700.622 899.293
-605.910 965.647
-504.963 1022.063
-398.819 1067.962
-288.572 1102.872
-175.355 1126.432
-60.335 1138.402
55.308 1138.658
170.381 1127.196
283.700 1104.135
394.100 1069.713
500.445 1024.282
601.641 968.312
696.645 902.378
784.481 827.159
864.243 743.426
935.113 652.045
996.361 553.954
1047.356 450.162
1087.573 341.739
1116.598 229.798
1134.135 115.493
1140.000 0.000
< XF >< YF >< RF >< FSEC >
10.95000 -0.04267 1.18267 1.00000
< NS > Section: fus-22.exemplo
32.00000
< YS >< ZS >
-1225.345 0.000
-1221.974 118.772
-1211.874 237.163
-1195.477 354.851
-1170.422 470.964
-1129.832 582.489
-1066.318 682.565
-980.479 764.389
-881.238 829.588
-775.634 884.020
-666.954 932.064
-556.733 976.485
-446.304 1020.390
-335.875 1064.294
-225.447 1108.198
-110.502 1134.632
8.162 1139.970
126.735 1132.933
243.933 1113.596
358.483 1082.169
469.141 1038.993
574.706 984.537
674.030 919.393

```


766.038	844.266
849.729	759.975
924.194	667.431
988.627	567.643
1042.325	461.691
1084.707	350.727
1115.314	235.954
1133.812	118.621
1140.000	0.000
< XF >< YF >< RF >< FSEC >	
12.31864	-0.15903 1.29903 1.00000
< NS >	Section: fus-23.exemplo
32.00000	
< YS >< ZS >	
-1458.055	67.988
-1452.067	196.797
-1440.270	325.202
-1424.187	453.151
-1404.920	580.656
-1378.712	706.886
-1337.392	828.874
-1265.959	935.360
-1157.137	1002.680
-1031.673	1031.268
-903.056	1039.791
-774.101	1039.939
-645.143	1039.575
-516.185	1039.210
-393.323	1069.998
-270.028	1107.558
-143.281	1130.960
-14.702	1139.905
114.064	1134.279
241.372	1114.154
365.595	1079.787
485.145	1031.618
598.493	970.261
704.191	896.502
800.887	811.283
887.346	715.694
962.462	610.956
1025.274	498.409
1074.983	379.490
1110.948	255.721
1132.714	128.683
1140.000	0.000
< XF >< YF >< RF >< FSEC >	
13.00339	-0.19576 1.33576 1.00000
< NS >	Section: fus-24.exemplo
32.00000	
< YS >< ZS >	
-1531.523	223.840
-1519.710	352.275
-1504.397	480.346
-1486.580	608.094
-1465.918	735.407
-1436.068	860.820
-1383.539	978.136
-1287.569	1061.805
-1162.895	1092.284
-1034.023	1094.234
-905.319	1085.777
-776.652	1076.705
-647.986	1067.632
-519.320	1058.560
-393.762	1069.837
-270.456	1107.454
-143.691	1130.908

```

-15.088 1139.900
113.707 1134.315
241.049 1114.224
365.308 1079.884
484.895 1031.735
598.282 970.391
704.017 896.638
800.749 811.419
887.242 715.822
962.388 611.073
1025.227 498.508
1074.955 379.568
1110.937 255.775
1132.711 128.711
1140.000 0.000
< XF >< YF >< RF >< FSEC >
14.37200 -0.23042 1.37042 1.00000
< NS > Section: fus-25.exemplo
32.00000
< YS >< ZS >
-1600.834 399.196
-1587.076 527.411
-1571.500 655.417
-1554.111 783.190
-1534.910 910.703
-1502.388 1035.122
-1415.345 1125.732
-1288.900 1146.534
-1160.204 1139.504
-1032.026 1125.399
-903.861 1111.180
-775.695 1096.961
-647.529 1082.743
-519.364 1068.524
-393.227 1070.034
-269.934 1107.581
-143.191 1130.971
-14.618 1139.906
114.142 1134.271
241.442 1114.139
365.658 1079.766
485.199 1031.592
598.539 970.233
704.228 896.473
800.917 811.254
887.369 715.665
962.478 610.931
1025.285 498.387
1074.989 379.473
1110.952 255.709
1132.715 128.678
1140.000 0.000
< XF >< YF >< RF >< FSEC >
15.74043 -0.23831 1.37830 1.00000
< NS > Section: fus-26.exemplo
32.00000
< YS >< ZS >
-1616.610 453.284
-1604.164 581.667
-1590.294 709.905
-1575.002 837.981
-1558.289 965.878
-1524.627 1089.424
-1417.623 1153.050
-1288.910 1155.885
-1160.541 1143.475
-1032.416 1128.596
-904.292 1113.717

```

```

-776.166 1098.839
-648.042 1083.960
-519.917 1069.081
-393.770 1069.834
-270.463 1107.452
-143.697 1130.907
-15.094 1139.900
113.702 1134.316
241.043 1114.225
365.304 1079.886
484.891 1031.737
598.278 970.394
704.014 896.641
800.747 811.421
887.241 715.824
962.387 611.075
1025.225 498.510
1074.955 379.570
1110.937 255.776
1132.711 128.711
1140.000 0.000
< XF >< YF >< RF >< FSEC >
17.10959 -0.20897 1.34897 1.00000
< NS > Section: fus-27.exemplo
32.00000
< YS >< ZS >
-1557.948 353.490
-1545.701 481.860
-1531.892 610.071
-1516.525 738.105
-1499.601 865.942
-1479.845 993.343
-1413.947 1099.311
-1288.256 1122.068
-1159.473 1116.296
-1031.076 1104.342
-902.722 1091.925
-774.368 1079.509
-646.013 1067.092
-517.659 1054.676
-393.251 1070.025
-269.958 1107.575
-143.214 1130.968
-14.639 1139.906
114.122 1134.273
241.424 1114.143
365.642 1079.771
485.185 1031.599
598.527 970.240
704.219 896.480
800.909 811.261
887.363 715.673
962.474 610.937
1025.282 498.393
1074.987 379.478
1110.950 255.712
1132.714 128.678
1140.000 0.000
< XF >< YF >< RF >< FSEC >
17.79386 -0.17531 1.31531 1.00000
< NS > Section: fus-28.exemplo
32.00000
< YS >< ZS >
-1490.625 199.852
-1480.551 328.398
-1466.664 456.594
-1451.055 584.592
-1433.777 712.375

```

```

-1414.835    839.923
-1382.143    964.181
-1284.768    1041.551
-1156.824    1055.019
-1027.917    1052.627
-899.137     1046.065
-770.369     1039.274
-641.601     1032.484
-512.832     1025.694
-393.155     1070.060
-269.864     1107.598
-143.124     1130.980
-14.555      1139.907
114.200      1134.266
241.495      1114.127
365.705      1079.750
485.240      1031.573
598.573      970.212
704.257      896.450
800.940      811.231
887.385      715.644
962.490      610.912
1025.293     498.371
1074.993     379.461
1110.953     255.701
1132.715     128.672
1140.000      0.000
<  XF  ><  YF  ><  RF  ><  FSEC >
19.16251    -0.07948    1.21948    1.00000
<  NS  > Section: fus-29.exemplo
32.00000
<  YS  ><  ZS  >
-1298.951      0.000
-1295.561     122.397
-1285.403     244.419
-1268.530     365.695
-1247.156     486.272
-1218.327     605.199
-1166.688     715.812
-1081.244     802.492
-971.910      856.886
-854.113      890.049
-733.693      912.186
-622.475      955.052
-516.492     1016.285
-404.555     1065.803
-287.953     1103.034
-168.032     1127.548
-46.175      1139.065
76.215       1137.449
197.727      1122.722
316.959      1095.051
432.538      1054.757
543.129      1002.303
647.460      938.295
744.326      863.469
832.612      778.690
911.300      684.933
979.481      583.281
1036.372     474.904
1081.315     361.053
1113.792     243.040
1133.429     122.224
1140.000      0.000
<  XF  ><  YF  ><  RF  ><  FSEC >
19.84661    -0.03053    1.17053    1.00000
<  NS  > Section: fus-30.exemplo
32.00000

```

```

<  YS  ><  ZS  >
-1201.056    0.000
-1196.806   117.476
-1184.075   234.336
-1162.933   349.972
-1133.236   463.676
-1085.275   570.796
-1014.134   664.039
-923.431    738.518
-821.064    796.162
-732.880    873.204
-639.084    944.019
-538.496   1004.799
-432.185   1054.901
-321.280   1093.791
-206.961   1121.056
-90.442    1136.407
 27.038    1139.679
144.231    1130.839
259.890    1109.980
372.788    1077.325
481.725    1033.219
585.540    978.132
683.133    912.650
773.465    837.468
855.577    753.385
928.595    661.295
991.745    562.176
1044.354    457.083
1085.864    347.132
1115.832    233.492
1133.942    117.370
1140.000     0.000
<  XF  ><  YF  ><  RF  ><  FSEC >
20.41462    0.00000    1.14000    1.00000
<  NS  > Section: fus-31.exemplo
32.00000
<  YS  ><  ZS  >
-1140.000     0.000
-1134.151    115.332
-1116.664    229.480
-1087.719    341.274
-1047.612    449.566
-996.755    553.245
-935.671    651.245
-864.984    742.565
-785.423    826.264
-697.801    901.485
-603.019    967.454
-502.049   1023.497
-395.929   1069.037
-285.744   1103.608
-172.628   1126.854
-57.740    1138.537
 57.740    1138.537
172.628   1126.854
285.744   1103.608
395.928   1069.038
502.049   1023.497
603.019    967.454
697.801    901.484
785.423    826.264
864.984    742.564
935.671    651.245
996.755    553.244
1047.612    449.566
1087.719    341.273
1116.664    229.480

```

```

1134.151 115.332
1140.000 0.000
< XF >< YF >< RF >< FSEC >
21.21592 0.00000 1.14000 1.00000
< NS > Section: fus-32.exemplo
32.00000
< YS >< ZS >
-1140.000 0.000
-1134.151 115.332
-1116.664 229.480
-1087.719 341.274
-1047.612 449.566
-996.755 553.245
-935.671 651.245
-864.984 742.565
-785.423 826.264
-697.801 901.485
-603.019 967.454
-502.049 1023.497
-395.928 1069.037
-285.744 1103.608
-172.628 1126.854
-57.740 1138.537
57.740 1138.537
172.628 1126.854
285.744 1103.608
395.928 1069.038
502.049 1023.497
603.019 967.454
697.801 901.484
785.423 826.264
864.984 742.564
935.671 651.245
996.755 553.244
1047.612 449.566
1087.719 341.273
1116.664 229.480
1134.151 115.332
1140.000 0.000
< XF >< YF >< RF >< FSEC >
22.58411 0.00051 1.13929 1.00000
< NS > Section: fus-33.exemplo
32.00000
< YS >< ZS >
-1138.780 0.000
-1132.934 115.260
-1115.458 229.338
-1086.531 341.062
-1046.449 449.287
-995.624 552.900
-934.576 650.840
-863.933 742.102
-784.421 825.749
-696.854 900.923
-602.132 966.853
-501.224 1022.861
-395.169 1068.373
-285.053 1102.921
-172.007 1126.153
-57.191 1137.827
58.217 1137.828
173.033 1126.151
286.080 1102.921
396.195 1068.373
502.251 1022.861
603.158 966.853
697.879 900.923
785.447 825.748

```

864.958	742.101
935.602	650.840
996.652	552.901
1047.476	449.287
1087.557	341.062
1116.484	229.337
1133.961	115.260
1139.808	0.000
< XF >< YF >< RF >< FSEC >	
23.26840	0.01710 1.11194 1.00000
< NS >	Section: fus-34.exemplo
32.00000	
< YS >< ZS >	
-1094.844	0.000
-1089.136	112.493
-1072.080	223.831
-1043.847	332.873
-1004.729	438.500
-955.124	539.626
-895.543	635.216
-826.596	724.286
-748.994	805.926
-663.529	879.294
-571.081	943.642
-472.597	998.305
-369.087	1042.724
-261.615	1076.444
-151.284	1099.118
-39.224	1110.513
73.413	1110.514
185.473	1099.117
295.804	1076.443
403.277	1042.725
506.786	998.306
605.270	943.642
697.717	879.294
783.182	805.925
860.784	724.285
929.732	635.215
989.315	539.627
1038.919	438.500
1078.036	332.873
1106.268	223.831
1123.328	112.493
1129.034	0.000
< XF >< YF >< RF >< FSEC >	
23.95330	0.05300 1.04975 1.00000
< NS >	Section: fus-35.exemplo
32.00000	
< YS >< ZS >	
-996.748	0.000
-991.360	106.201
-975.256	211.312
-948.602	314.256
-911.671	413.974
-864.841	509.446
-808.593	599.689
-743.503	683.778
-670.241	760.851
-589.555	830.116
-502.278	890.865
-409.301	942.471
-311.582	984.406
-210.121	1016.241
-105.960	1037.646
-0.168	1048.404
106.170	1048.404
211.962	1037.645

316.123	1016.240		
417.584	984.407		
515.304	942.472		
608.280	890.865		
695.557	830.115		
776.242	760.850		
849.504	683.777		
914.594	599.688		
970.844	509.446		
1017.675	413.975		
1054.605	314.256		
1081.257	211.312		
1097.362	106.201		
1102.750	0.000		
< XF ><	YF ><	RF ><	FSEC >
24.63770	0.10369	0.95747	1.00000
< NS >	Section: fus-36.exemplo		
32.00000			
< YS ><	ZS >		
-853.780	0.000		
-848.866	96.865		
-834.177	192.737		
-809.866	286.631		
-776.181	377.584		
-733.468	464.662		
-682.164	546.972		
-622.796	623.670		
-555.973	693.968		
-482.381	757.144		
-402.775	812.551		
-317.972	859.620		
-228.842	897.869		
-136.300	926.905		
-41.296	946.430		
55.196	956.241		
152.186	956.240		
248.679	946.428		
343.684	926.905		
436.226	897.870		
525.356	859.621		
610.158	812.551		
689.763	757.142		
763.355	693.966		
830.178	623.668		
889.546	546.971		
940.853	464.662		
983.567	377.584		
1017.252	286.631		
1041.562	192.737		
1056.249	96.865		
1061.164	0.000		
< XF ><	YF ><	RF ><	FSEC >
25.32200	0.16556	0.83766	1.00000
< NS >	Section: fus-37.exemplo		
32.00000			
< YS ><	ZS >		
-672.101	0.000		
-667.802	84.745		
-654.951	168.619		
-633.681	250.764		
-604.211	330.336		
-566.844	406.518		
-521.960	478.530		
-470.021	545.631		
-411.559	607.132		
-347.176	662.403		
-277.530	710.877		
-203.339	752.056		


```

-125.362    785.517
-44.400     810.920
 38.717     828.002
123.135     836.586
207.989     836.586
292.407     828.001
375.524     810.920
456.487     785.520
534.463     752.057
608.655     710.875
678.298     662.400
742.681     607.129
801.142     545.627
853.083     478.528
897.970     406.518
935.340     330.337
964.809     250.765
986.077     168.619
998.926      84.745
1003.225      0.000
<  XF  ><   YF  ><   RF  ><  FSEC  >
26.00612    0.23580    0.69066    1.00000
<  NS  > Section: fus-38.exemplo
32.00000
<  YS  ><   ZS  >
-454.861      0.000
-451.317     69.873
-440.721    139.029
-423.182    206.758
-398.884    272.365
-368.074    335.179
-331.067    394.554
-288.244    449.880
-240.043    500.589
-186.957    546.160
-129.533    586.126
-68.360     620.077
-4.067      647.667
 62.687     668.613
131.217     682.698
200.821     689.777
270.784     689.777
340.388     682.699
408.918     668.615
475.673     647.671
539.965     620.080
601.137     586.127
658.559     546.158
711.644     500.586
759.846     449.877
802.671     394.553
839.680     335.180
870.491     272.367
894.789     206.759
912.324     139.029
922.919      69.873
926.464      0.000
<  XF  ><   YF  ><   RF  ><  FSEC  >
27.37502    0.39412    0.30346    1.00000
<  NS  > Section: fus-39.exemplo
32.00000
<  YS  ><   ZS  >
 90.664      0.000
 92.220     30.700
 96.876     61.085
104.584     90.843
115.265    119.667
128.803    147.264

```

145.057	173.355
163.867	197.668
185.044	219.948
208.378	239.960
233.613	257.513
260.491	272.429
288.733	284.567
318.059	293.779
348.170	299.962
378.754	303.063
409.493	303.059
440.075	299.951
470.187	293.768
499.517	284.569
527.765	272.446
554.642	257.528
579.872	239.968
603.195	219.944
624.370	197.661
643.183	173.350
659.445	147.265
672.990	119.670
683.674	90.847
691.374	61.088
696.010	30.700
697.581	0.000
< XF >< YF >< RF >< FSEC >	
28.05950	0.48126 0.08900 1.00000
< NS >	Section: fus-40.exemplo
32.00000	
< YS >< ZS >	
392.265	0.000
392.721	9.004
394.087	17.915
396.348	26.642
399.480	35.095
403.450	43.190
408.218	50.841
413.734	57.972
419.945	64.506
426.789	70.374
434.189	75.522
442.072	79.897
450.354	83.457
458.954	86.159
467.786	87.971
476.755	88.881
485.770	88.880
494.739	87.968
503.570	86.156
512.172	83.458
520.456	79.902
528.339	75.527
535.738	70.377
542.578	64.505
548.788	57.969
554.306	50.840
559.075	43.190
563.047	35.096
566.181	26.643
568.439	17.916
569.798	9.004
570.259	0.000