

```

\documentclass[a4paper]{ctexart}

% --- Preamble: Packages and Configurations ---
\usepackage{geometry}
\geometry{a4paper, left=2.5cm, right=2.5cm, top=2.5cm, bottom=2.5cm}

\usepackage{graphicx}
\usepackage{amsmath}
\usepackage{booktabs} % For professional tables
\usepackage{caption}
\usepackage[auth-lg, affil-sl]{authblk} % For author and affiliation block
\usepackage{hyperref}

% --- Custom Title and Abstract Formatting ---
\title{\textbf{基于神经网络的大迎角非定常气动力建模方法研究}}
\author[1]{钟威}
\author[1]{段义乾}
\author[1]{杨广}
\affil[1]{洪都航空 650 所, 江西省 南昌市 330000}
\date{} % No date

% --- Abstract and Keywords Environments ---
\newenvironment{abstract_ch}{\begin{abstract}\noindent\textbf{摘要: }}{\end{abstract}}
\newcommand{\keywords_ch}[1]{\par\noindent\textbf{关键词: }#1}

\newenvironment{abstract_en}{\par\vspace{1em}\noindent\textbf{Abstract: }}{\par}
\newcommand{\keywords_en}[1]{\par\noindent\textbf{Key words: }#1}

% --- Document Body ---
\begin{document}

\maketitle
\thispagestyle{empty} % Remove page number from title page

% --- English Title and Author Block ---
\begin{center}
\large\bfseries An Unsteady High-Angle-of-Attack Aerodynamic Modeling Method Based on
Neural Network
\vspace{0.5em}

\normalsize Zhong Wei, Duan Yiqian, Huang Qi

\small\itshape Address, Jiangxi Nanchang PC, China


```

\end{center}
\vspace{1em}

% --- Abstracts and Keywords ---

\begin{abstract_ch}

传统的大迎角气动力建模通常采用基于动导数试验和旋转天平试验的混合模型,该模型不能完全模拟飞机大迎角机动飞行中的运动状态。在探究飞机大迎角机动能力上,基于飞机大迎角动态试验,通过辨识方法建立非定常气动力数学模型的方法具有重要的意义。本文旨在探究非定常气动力建模方法中的人工智能方法,采用人工智能神经网络方法中的BP网络算法及RBF网络算法进行非定常气动力建模。本文介绍了BP网络及RBF网络的组成及机理,以某教练机大振幅俯仰振荡风洞部分试验数据作为训练样本,基于BP神经网络及RBF神经网络建立非定常纵向气动力模型,并用训练样本之外的试验结果作为测试样本对模型进行测试,验证模型有效性,并对比了BP网络与RBF网络模型的预测结果。

\end{abstract_ch}

\keywords_ch{神经网络; BP 网络; 大迎角; 非定常; 气动力模型}

\begin{abstract_en}

The traditional high angle of attack unsteady aerodynamic modeling usually uses the hybrid model based on dynamic derivative test and rotating balance test. This model can't fully simulate the motion state of aircraft in high angle of attack maneuver flight. In the exploration of aircraft maneuverability at high angle of attack, it is of great significance to establish the unsteady aerodynamic mathematical model by identification method based on the aircraft dynamic test at high angle of attack. This article aims to explore the artificial intelligence method in the unsteady aerodynamic modeling method. The BP Network and RBF Network algorithm in the artificial intelligence neural network method is used to model the unsteady aerodynamic force. This article introduces the composition and mechanism of BP Network and RBF Network, and builds an unsteady longitudinal aerodynamic model based on BP Network and RBF Network. Some part of the wind tunnel test data of large amplitude pitching oscillation of a trainer is used as the training sample and the others is used to test the model as the test sample to verify the validity of the model. Next, the prediction results of BP Network and RBF Network are compared.

\end{abstract_en}

\keywords_en{Neural Network; BP Network; RBF Network; High-Angle-of-Attack; Unsteady; Aerodynamic Modeling}

\section{引言}

现代高性能战斗机的飞行包线普遍向大迎角区域扩展,非线性非定常气动力建模研究已成为大迎角机动仿真与控制的迫切需要\cite{ref1,ref2,ref3}。

由于飞机大迎角机动过程中所受到的空气动力具有迟滞性等特点,难于用数值模拟直接得到\cite{ref4}。传统的大迎角气动力建模通常采用基于动导数试验和旋转天平试验的混合模型\cite{ref5,ref6},这种方法主要是通过风洞试验模拟飞机尾旋运动飞行状态。该模型可以较为准确的对稳态尾旋进行预测,却不能完全模拟飞机大迎角机动飞行中的运动状态。因此,基于大迎角动态风洞试验,得到一定飞行状态下的非定常气动力数据\cite{ref4},通过辨识

方法建立非定常气动力数学模型, 将气动力和飞行状态直接结合起来, 对于飞机过失速机动能力评估和飞行控制律设计具有重要的意义\cite{ref7}。

目前常见的非定常气动力建模方法有两类: 一类是基于线性叠加原理的传统建模方法, 包括广义气动导数模型、Fourier 泛函模型、非线性阶跃响应模型、状态空间模型、微分方程模型以及差分方程模型; 一类是人工智能的方法, 主要有神经网络、模糊逻辑模型和支持向量机模型等\cite{ref8}。其中, 人工智能方法回避了复杂流动定理, 属于黑箱非线性系统建模, 具有学习能力强、精度高等优点\cite{ref3}, 在大迎角非定常气动力建模有很强的应用前景。

本文介绍神经网络中的 BP 网络、RBF 网络的组成及机理, 以某教练机大振幅俯仰振荡风洞部分试验数据作为训练样本, 基于 BP 神经网络、RBF 网络建立非定常纵向气动力模型, 并用训练样本之外的试验结果对模型进行测试, 验证模型有效性, 并对比了 BP 网络与 RBF 网络模型的预测结果。

\section{网络介绍}

\subsection{BP 网络介绍}

BP (Back Propagation) 神经网络包含四个组成部分: 输入层、隐藏层、输出层和权重。输入数据通过输入层输入网络中, 输入的数据在隐藏层进行加权并用激活函数处理, 得到输出层数据。BP 网络的隐藏层可以有多个。

```
\begin{figure}[htbp]
\centering
% NOTE: You need to save the image as 'fig1.png' in the same directory.
\includegraphics[width=0.7\textwidth]{fig1.png}
\caption{BP 网络结构简图}
\label{fig:bp_structure}
\end{figure}
```

图 1 中, 带箭头的线代表加权计算过程, 如对于只有一层隐藏层的网络, 节点 v_j 处取值为:

$$v_j = f\left(\sum_{i=1}^m (w_{ij}x_i) + b_j\right)$$

其中 f 表示激活函数, w_{ij} 为权重, b_j 为偏移量。同理, 输出层 y_k 处取值为:

$$y_k = f\left(\sum_{j=1}^q (a_{jk}v_j) + b_k\right)$$

其中 a_{jk} 为从隐藏层到输出层的权重。

基于神经网络的建模过程是一个调整权重, 使输出层与实际值误差最小的过程, 描述误差的函数被称为损失函数。BP 网络调整权重的方法是按照误差逆向传播, 在函数逼近领域, BP 网络是一种非常经典的方法。

\subsection{RBF 网络介绍}

RBF (Radial Basis Function) 神经网络只有一个隐藏层, 在隐藏层中, 计算输入与样本矢量之间的欧式距离。如图所示,

```
\begin{figure}[htbp]
\centering
% NOTE: You need to save the image as 'fig2.png' in the same directory.
\includegraphics[width=0.7\textwidth]{fig2.png}
\caption{RBF 网络结构简图}
\label{fig:rbf_structure}
\end{figure}
```

其中, φ 为基函数, 一般为高斯函数。

```
\begin{equation}
\varphi(r) = e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}}
\end{equation}
```

X 为输入层的空间向量 $[X_1, X_2, \dots, X_m]^T$, X^p 为 φ 的中心 ($p=1, 2, \dots, P$)。中心向量的求法有多种, 本文所用的 RBF 网络采用的是精确 RBF 网络, 精确 RBF 网络中, 中心向量与训练集中空间向量数量相同, 中心向量即为训练集中所有空间向量。

求得基函数后, 对基函数进行加权得到输出层:

```
\begin{equation}
y_j = f\left(\sum_{p=1}^P (w_{pj} \varphi(|X - X^p|)) + b_j\right)
\end{equation}
```

径向基向量的权重也可用 BP 网络求权重的方法求得。

\section{基于 BP 网络、RBF 网络算法的建模}

\subsection{试验数据分析}

俯仰振荡试验是飞机模型迎角以一定规律振荡变化下, 测量模型表面压力分布、气动力(力矩), 并显示其流态的一种试验。模型迎角变化的方式有两种: 1、模型以一定的规律做俯仰振荡运动; 2、模型不动, 用突风发生器在试验段形成一定规律的俯仰方向变化的突风。本文所采用的试验数据为第一种变化形式, 模型俯仰振荡规律为正弦波:

```
\begin{equation}
\alpha = \alpha_0 + A\sin(2\pi f t)
\end{equation}
```

其中, α_0 为飞机模型俯仰振荡运动中的中心迎角, A 为飞机模型俯仰运动过程中的振幅, f 为飞机模型俯仰运动过程中的振动频率。

本文所采用的某教练机大振幅俯仰振荡风洞试验数据中, 固定侧滑角为 0° , 前襟偏度 30° , 风速 40 m/s 。包含中心迎角及振幅、频率的变化见下表:

```
\begin{table}[htbp]
\centering
\caption{试验状态}
\label{tab:exp_status}
```

```

\begin{tabular}{ccc}
\toprule
中心迎角 & 振幅 & 频率 \\
\midrule
10 & 20 & 0.2 \\
10 & 20 & 0.4 \\
10 & 28 & 0.2 \\
10 & 28 & 0.4 \\
20 & 20 & 0.2 \\
20 & 20 & 0.4 \\
20 & 38 & 0.2 \\
20 & 38 & 0.4 \\
\bottomrule
\end{tabular}
\end{table}

```

各个状态下的纵向非定常气动力系数随迎角变化规律见图 3、图 4，从图中可见， α 在 $-20^\circ \sim 20^\circ$ 范围内，不同试验状态的升力系数差别不大，在整个迎角范围内，不同试验状态的俯仰力矩系数随差差别较大。 $\alpha_0=10^\circ, A=20^\circ$ 的两个试验状态下，在 $\alpha=-10^\circ \sim 0^\circ$ 范围内，迟滞环为尖头，且相比于其他状态，俯仰力矩系数较小。 $\alpha=20^\circ \sim 30^\circ$ 内，其运动规律与其他状态相比也有一定差别。

```

\begin{figure}[htbp]
\centering
% NOTE: You need to save the image as 'fig3.png' in the same directory.
\includegraphics[width=0.8\textwidth]{fig3.png}
\caption{升力系数随迎角变化规律}
\label{fig:cl_alpha}
\end{figure}

```

```

\begin{figure}[htbp]
\centering
% NOTE: You need to save the image as 'fig4.png' in the same directory.
\includegraphics[width=0.8\textwidth]{fig4.png}
\caption{俯仰力矩系数随迎角变化规律}
\label{fig:cm_alpha}
\end{figure}

```

\subsection{网络建模及拟合结果}

大振幅俯仰振荡中，纵向非定常气动力系数可以看作是 $\alpha, \dot{\alpha}$ 的函数，即：

```

\begin{equation}
C_z = f(\alpha, \dot{\alpha})
\end{equation}

```

本文将中心迎角 10° ，振幅 20° ，振荡频率 0.2° 的数据取出作为测试样

本,剩下的数据作为训练样本训练网络,将 $\alpha, \dot{\alpha}$ 作为输入层输入,纵向力及力矩系数作为输出,通过训练网络求得 SC_z 与 $\alpha, \dot{\alpha}$ 的对应函数关系。

训练过程中, BP 网络采用了四层的网络结构,第一层为输入层, $\alpha, \dot{\alpha}$ 从这一层输入到网络中,第二、三层为隐藏层,每层隐藏层有 20 个节点,传递函数是 tanh 函数,第四层为输出层,将隐藏层的输出做加权处理,传递函数仍然选择 tanh 函数。RBF 网络采用的是精确 RBF 网络。大振幅俯仰振荡训练样本及测试样本中的 BP 网络、RBF 网络输出结果与试验结果对比图见图 5~图 8:

BP 网络与 RBF 网络在该状态下,模型预测的准确度相差不大,RBF 网络的计算速度相对较快。

从图中可以看出,训练样本中,BP 与 RBF 网络训练结果与训练样本试验结果一致性均较好,升力系数曲线与俯仰力矩系数曲线与训练样本基本重合。测试样本中, SC_L 的网络的预测准确性总体较好, SC_m 相对较差, $\alpha=-10^\circ$ 及 $\alpha=20^\circ\sim 30^\circ$ 范围内, SC_m 预测值与实际有一定偏差。从图 3 图 4 可知, SC_L 随试验状态变化基本不变,而 SC_m 随试验状态变化较大。特别的, $\alpha=-10^\circ$ 范围内, $\alpha_0=10^\circ$, $A=20^\circ$ 状态的 SC_m 变化规律与其他状态相差较大。BP 网络与 RBF 网络难以根据其他状态的俯仰力矩系数捕捉到该状态下, $\alpha=-10^\circ$ 范围内的俯仰力矩系数。

```
\begin{figure}[htbp]
\centering
% NOTE: You need to save the image as 'fig5.png' in the same directory.
\includegraphics[width=0.8\textwidth]{fig5.png}
\caption{训练样本  $SC_L$ 结果对比}
\label{fig:train_cl}
\end{figure}
```

```
\begin{figure}[htbp]
\centering
% NOTE: You need to save the image as 'fig6.png' in the same directory.
\includegraphics[width=0.8\textwidth]{fig6.png}
\caption{训练样本  $SC_m$ 结果对比}
\label{fig:train_cm}
\end{figure}
```

```
\begin{figure}[htbp]
\centering
% NOTE: You need to save the image as 'fig7.png' in the same directory.
\includegraphics[width=0.8\textwidth]{fig7.png}
\caption{测试样本  $SC_L$ 结果对比}
\label{fig:test_cl}
\end{figure}
```

```

\begin{figure}[htbp]
  \centering
  % NOTE: You need to save the image as 'fig8.png' in the same directory.
  \includegraphics[width=0.8\textwidth]{fig8.png}
  \caption{测试样本  $SC_m$  结果对比}
  \label{fig:test_cm}
\end{figure}

```

\subsection{其他状态的预测结果}

考虑到预测准确性与测试集选择有关, 若测试集中, 气动系数规律与训练集中不一致, 可能会出现预测不准确的情况。因此, 本文选择了其他状态的数据作为测试集进行进一步研究。因为仅有测试集中的 SC_m 误差较大, 所以, 接下来只考虑测试集的 SC_m 预测误差。

在 $\alpha_0=20^\circ$, $A=20^\circ$, $f=0.2$ 及 $\alpha_0=20^\circ$, $A=20^\circ$, $f=0.4$ 状态作为测试集的模型上, SC_m 预测误差较小, BP 网络及 RBF 网络均与测试集有较好的一致性。该状态下的迎角范围内, 其他状态的 α 数据较多, 且该状态规律比较好, 如图 9:

在 $\alpha_0=10^\circ$, $A=28^\circ$, $f=0.4$ 及 $\alpha_0=20^\circ$, $A=38^\circ$, $f=0.4$ 状态作为测试集的模型上, SC_m 预测误差较大, 特别是 RBF 网络的预测误差与实际相差巨大。该模型测试集所在迎角下, 训练集在对应迎角下 $\dot{\alpha}$ 数据量较少, 测试集频率大, 振幅大, 即在该迎角下测试集 $\dot{\alpha}$ 非常大, 与训练集的 $\dot{\alpha}$ 距离远。因此, RBF 网络具有非常大偏差的原因, 可能因为 RBF 网络利用测试集与训练机的空间向量距离来进行计算, 计算数据量较少时, 无法找到与测试集的 α , $\dot{\alpha}$ 接近的点, 预测会出现巨大误差, 如图 10:

在其他状态作为测试集的模型上, SC_m 预测误差总体较小, 在局部迎角下有一定误差, 如图 11:

总体来说, 对于某状态作为测试集的模型上, 若在该模型训练集的迎角范围内 $\dot{\alpha}$ 数据量较少, 或该模型测试集的气动力系数规律与其他规律不一致时, BP 网络与 RBF 网络均会出现一定误差, 但相对的, BP 网络的稳定性较好, 不会出现严重偏离事实的预测结果。

```

\begin{figure}[htbp]
  \centering
  % NOTE: You need to save the image as 'fig9.png' in the same directory.
  \includegraphics[width=0.8\textwidth]{fig9.png}
  \caption{ $\alpha_0=20^\circ$ ,  $A=20^\circ$ ,  $f=0.2$  状态  $SC_m$  结果对比}
  \label{fig:cm_comp1}
\end{figure}

```

```

\begin{figure}[htbp]
  \centering

```

```

% NOTE: You need to save the image as 'fig10.png' in the same directory.
\includegraphics[width=0.8\textwidth]{fig10.png}
\caption{$\alpha_0=20^\circ$, A=38^\circ, f=0.4$状态 $C_m$结果对比}
\label{fig:cm_comp2}
\end{figure}

```

```

\begin{figure}[htbp]
\centering
% NOTE: You need to save the image as 'fig11.png' in the same directory.
\includegraphics[width=0.8\textwidth]{fig11.png}
\caption{$\alpha_0=20^\circ$, A=38^\circ, f=0.2$状态 $C_m$结果对比}
\label{fig:cm_comp3}
\end{figure}

```

\section{结论}

本文通过 BP 网络与 RBF 网络, 以某教练机大振幅俯仰振荡风洞试验数据作为训练样本进行建模, RBF 网络相比于 BP 网络速度更快, 在训练集中, 都表现了非常精确的拟合结果, 在某些状态作为测试集的模型上, 两者的预测误差相差不大, 但某模型中训练集的迎角范围内 $\dot{\alpha}$ 数据量较少, 或该模型测试集的气动力系数规律与训练集规律不一致时, RBF 网络可能会出现严重偏离事实的预测结果, BP 网络的预测稳定性较好。不过目前纵向数据量较少, 数据量增大后, BP 网络和 RBF 网络预测性能还有待研究。且目前只开展了纵向, 未开展横航向建模研究, 后续需进一步开展深入研究。

\section*{参考文献}

```
\begin{thebibliography}{99}
```

```
\bibitem{ref1} 周光勇. 大攻角非定常气动力建模及飞机尾旋特性的仿真研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2013
```

```
\bibitem{ref2} 汪清, 何开锋, 钱炜祺, 毛仲君. 飞机大攻角空间机动气动力建模研究[J]. 航空学报, 2004, 25(5): 447
```

```
\bibitem{ref3} 汪清, 钱炜祺, 丁娣. 飞机大迎角非定常气动力建模研究进展[J]. 航空学报, 2016, 37(8): 2339
```

```
\bibitem{ref4} 沈霖. 大攻角非定常气动力建模及尾旋仿真研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2013
```

```
\bibitem{ref5} 周光勇, 杨勐, 黄达. 大攻角非定常气动力与尾旋特性仿真研究[J]. 江苏航空, 2012 增刊: 162:165
```

```
\bibitem{ref6} 黎先平, 唐登斌, 刘昶. 飞机尾旋特性的综合数据分析法[J]. 航科学报, 1999, 20(6): 537
```

```
\bibitem{ref7} 孙海生, 张海西, 刘志涛. 大迎角非定常气动力建模方法研究[J]. 空气动力学学报, 2011, 29(6): 733:737
```

```
\bibitem{ref8} 汪清, 钱炜祺, 丁娣. 飞机大迎角非定常气动力建模研究进展[J]. 航空学报, 2016, 37(8): 2339
```

```
\end{thebibliography}
```

\subsection*{作者简介}

钟威(1998—), 男, 学士, 助工, 研究方向: 操纵稳定性和飞行力学技术。\\
E-mail: 2459495772@qq.com

\end{document}