

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416762

基于 PSO-BP 的嵌入式大气数据系统算法研究^{*}朱 恒¹ 李荣冰¹ 何梓君^{1,2} 程鉴皓¹

(1. 南京航空航天大学自动化学院导航研究中心 南京 211106; 2. 空装驻南京地区第四军事代表室 南京 210022)

摘 要: 神经网络具有强大的函数拟合能力,可以被应用于嵌入式大气数据系统中进行大气数据估计。针对传统 BP 神经网络存在初始权值和阈值随机选取、训练过程局部最优、对训练数据需求量大等问题,提出了一种基于改进粒子群算法优化的神经网络,以提升 FADS 系统的预测精度。通过计算流体力学模拟,分别使用飞机在常规飞行和大迎角飞行状态下的压力数据来验证该算法的性能。结果表明,在训练数据有限的条件下,基于改进粒子群算法优化的神经网络在这两种飞行状态下均显著提高了大气数据的预测精度。常规飞行状态,静压、马赫数、迎角和侧滑角的预测误差分别降低了 54.88%、60.46%、53.76% 和 62.12%;大迎角飞行状态下,预测误差分别降低了 71.96%、47.52%、66.96% 和 53.41%。此外,在相同数据样本下,基于改进粒子群算法优化的神经网络在多次训练中误差波动更小,显示出更高的稳定性和可信度。

关键词: 嵌入式大气数据系统;BP 神经网络;粒子群优化算法;计算流体力学

中图分类号: TN06;V241 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 590.35

Research on flush air data sensing system algorithms based on PSO-BP

Zhu Heng¹ Li Rongbing¹ He Zijun^{1,2} Cheng Jianhao¹

(1. Navigation Research Center, College of Automation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;

2. The Fourth Military Representative Office of the Air Force Equipment Department in Nanjing, Nanjing 210022, China)

Abstract: Neural networks possess strong function approximation capabilities and can be applied to Flush Air Data Sensing systems for air data estimation. Addressing the issues of random initial weights and thresholds, local optima during training, and high training data requirements inherent in traditional BP neural networks, an improved particle swarm optimization algorithm-based neural network is proposed to enhance the prediction accuracy of the FADS system. The performance of this algorithm is validated through Computational Fluid Dynamics simulations, using pressure data from aircraft in both conventional flight and high angle of attack flight states. The results indicate that, under conditions of limited training data, the PSO-optimized neural network significantly improves air data prediction accuracy in both flight states. In conventional flight, the prediction errors for static pressure, Mach number, angle of attack, and sideslip angle are reduced by 54.88%, 60.46%, 53.76% and 62.12%, respectively; while in the high angle of attack flight state, the prediction errors are reduced by 71.96%, 47.52%, 66.96% and 53.41%, respectively. Furthermore, with the same data samples, the PSO-optimized neural network exhibits smaller error fluctuations across multiple training runs, demonstrating higher stability and reliability.

Keywords: flush air data sensing system; back propagation neural network; particle swarm optimization; computational fluid dynamics

0 引 言

大气数据系统(air data system, ADS)所提供的动压、静压、总温、攻角、侧滑角等大气参数^[1]对于飞行器的飞控系统、导航系统、火控系统、空中交通管制系统、仪表显示系

统、警告系统等均是不可或缺的^[2]。在高超音速飞行状态下,飞行器与周围空气剧烈的摩擦会对传统大气数据系统的外置探头造成不可恢复的损伤,使得大气数据系统测量失效,同时,现有的大气数据系统外置的大气探头增加了雷达反射面积制约着新一代战斗机隐身性能的提升。嵌入式

收稿日期:2024-08-30

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(62273179)项目资助

大气数据系统(flush air data sensing, FADS)通过在飞行器的表面布置嵌入式的压力传感器来建立飞机表面压力分模型^[1],进而求解攻角、侧滑角、马赫数、静压等大气数据信息,克服了传统侵入式大气数据系统在飞行器高超音速飞行以及隐身性能等方面带来的不利影响。

目前针对 FADS 系统常见的解析算法主要包括最小二乘法、三点法、以及神经网络算法。Whitmore 团队^[3]应用最小二乘法进行 FADS 系统算法研究,该方法对测压点布局约束小、精度比较高,国内王禹等^[4]针对飞翼布局飞行器也用此方法进行了研究,不过最小二乘法对初始值依赖性较高且容易出现不收敛的问题;三点法基于势流理论(低速流)和修正的牛顿理论(超音速流)建立的半经验压力模型来求解大气数据信息,胡嘉悦等^[5]以正态云模型和多目标规划为出发点,在原有的“三点法”基础上提出一种新的改进方法,程川等^[6]采用三点法对运载火箭球头模型进行嵌入式大气数据系统设计,并通过风洞试验进行验证。三点法技术相对比较成熟,应用也最为广泛,但仅适用于钝头体飞行器模型,并且需要额外的校准来提高算法的准确性和稳定性。

Rohloff 等^[7-8]最先将人工神经网络算法应用于嵌入式大气数据系统中,并通过人工神经网络建立了压力值与大气数据之间的映射关系,精度较高,之后,他们又从多次飞行试验中提取了整个飞行包线的大量训练数据,建立了一个基于神经网络算法的 FADS 系统,用来估计静压和动压。国内一些学者也开展了神经网络算法在 FADS 系统中的应用研究,陈广强等^[9]开展了反向传播(back propagation, BP)神经网络在高超声速钝头体飞行器 FADS 系统中的算法研究,结果表明该算法具有较好的鲁棒性和求解精度。王鹏等^[10-11]基于尖锥前体飞行器模型构建了 FADS 系统的神经网络算法,并进行风洞试验测试,结果证明该算法解算精度较好,后来他们针对尖楔前体飞行器模型,分析了有无驻点压力对 FADS 系统神经网络算法精度的影响。周印佳等^[12]针对复杂前缘飞行器模型,建立了 4 套神经网络算法开展冗余设计研究,其中 9 孔算法精度较高。与三点法和最小二乘法相比,神经网络算法具有精度高、实时性好,更容易开发设计的优点,可以适用于任何飞行器模型,但传统神经网络算法对训练数据样本需求量大,存在对初始权值、阈值随机选取高度敏感、训练过程存在局部最优等缺陷,这些缺陷会导致神经网络预测结果不稳定、准确度降低。

为了扩大神经网络算法在 FADS 系统中的应用范围,实现在有限训练数据样本条件下,更准确、高效的预测大气数据信息。可以通过算法优化神经网络初始权值、阈值来提高神经网络的拟合能力和稳定性^[13-16]。本文提出了一种基于改进粒子群算法优化(particle swarm optimization, PSO)的神经网络来构建 FADS 系统,通过计算流体力学(computational fluid dynamics, CFD)的方法得到飞行器在常规飞行状态以及大迎角飞行状态下的表面压力,形成两

个数据集分别检验算法精度。本文为未来战斗机 FADS 系统的研究做出了重要探索,同时也为神经网络算法在 FADS 系统中的进一步应用提供参考。

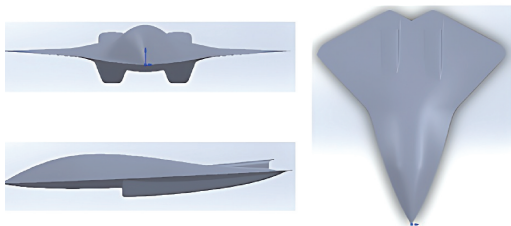
1 飞行器建模与测压点布局

1.1 飞行器建模

以洛克希德马丁公司最新公布的第六代战斗机概念图作为研究对象,如图 1(a)所示,战斗机为扁平翼身融合构型,没有水平尾翼和垂直尾翼,操作翼面非常少,极大增强了战斗机的隐身性能。根据该战斗机概念图进行三维建模,简化的三维立体模型如图 1(b)所示,战斗机机长为 22 m,翼展为 16.4 m。



(a) 第六代战斗机概念图
(a) Conceptual diagram of the sixth-generation fighter



(b) 第六代战斗机三维简化模型
(b) Simplified model of a sixth-generation fighter

图 1 战斗机三维模型图

Fig. 1 3D model of the fighter jet

1.2 CFD 模拟参数设置

为了提高机体表面压力测量的精度和稳定性,嵌入式大气数据中的测压点往往分布在机头或机翼前缘等气流比较稳定的地方,本文主要以分布在机头附近的压力来开展 FADS 系统算法研究。在飞行器飞行过程中,尤其飞行速度比较高的情况下,可以忽略飞行器后部对飞行器前部的影响,因此,为了提高计算效率,可以截取飞行器头部模型进行 CFD 计算,得到不同条件下机头表面的压力数据。

在 CFD 软件 Fluent 中进行数值仿真,机头表面网格划分情况如图 2 所示,采用多面体网格进行网格划分,增加网格单元数量可以提高 CFD 模拟的准确性,但同时也会增

加处理时间,在本文案例中,网格总数量约 288 万,节点数约 73 万,为确保目标 $y+$ 值小于 1,垂直于机体表面附面层的第一层高度为 0.000 5 mm,控制方程为雷诺平均 N-S 方程,使用的湍流模型为 Spalart-Allmaras 单方程模型。

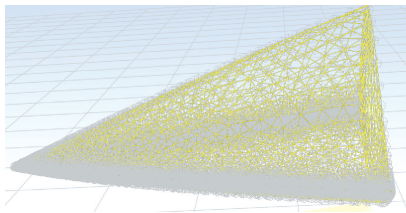


图 2 机头表面网格划分

Fig. 2 Surface meshing of the nose of the aircraft

1.3 测压点选取

FADS 系统测压点位置和数量(测压点布局)影响着大气数据估计的准确性,为提高 FADS 系统算法的解算效率与精度,测压点位置应该选取在表面压力对于飞行器飞行状态变化较为敏感,压力梯度变化相对较大的区域^[12],其中机体上下表面测压点压力主要跟迎角解算有关,左右两边测压点主要跟侧滑角解算有关。针对本文飞行器的特点,FADS 系统的测压点分布示意图如图 3 所示,采用经典的十字型 9 点布局,这种布局方式不仅解算精度高、鲁棒性好,也没有过多增加系统的复杂性,9 个测压点具体位置信息如表 1 所示。

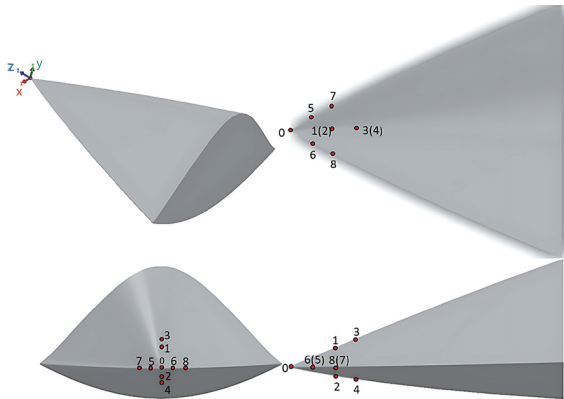


图 3 飞行器 FADS 系统测压点分布示意图

Fig. 3 Pressure point layout of the aircraft FADS system

其中,以飞行高度为 8 km 为例,飞行器在不同马赫数条件下上下表面测压点压力随迎角变化情况如图 4、5 所示,图中可以看出,上表面测压点压力随迎角单调递减,下表面测压点压力随迎角单调递增,线性相关程度较高,同时对马赫数变化也比较敏感。定义第 i 个测压孔的压力系数 $C_{Pi} = (p_i - p_{\infty}) / q_{\infty}$,通常来讲,飞机在不同飞行高度下的压力系数相似,因此,本文配置在迎角平面的测压点可以用于建立与迎角、马赫数、静压之间的关系。

p_5 、 p_6 、 p_7 、 p_8 测压点压力随侧滑角、马赫数变化如图 6 所示,当侧滑角为 0,左右两边对称位置测压点压力值

表 1 测压点位置信息			
Table 1 Pressure point location information			
测压点编号	X/m	Y/m	Z/m
0	0	0	0
1	0	0.088	-0.2
2	0	-0.039	-0.2
3	0	0.135	-0.3
4	0	-0.057	-0.3
5	-0.05	0	-0.1
6	0.05	0	-0.1
7	-0.1	0	-0.2
8	0.1	0	-0.2

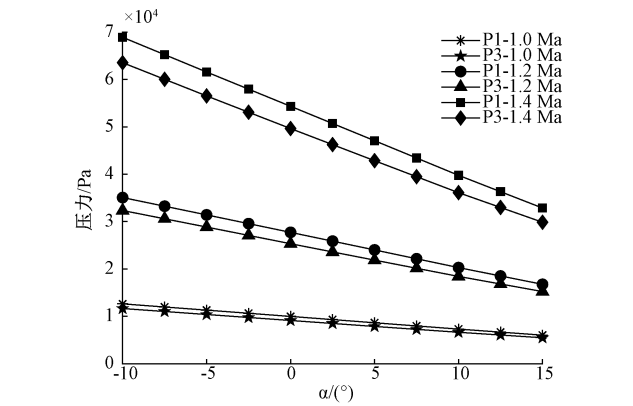


图 4 上表面测压点 p_1 、 p_3 压力随迎角变化

Fig. 4 The pressure points p_1 and p_3 on the upper surface change with the angle of attack

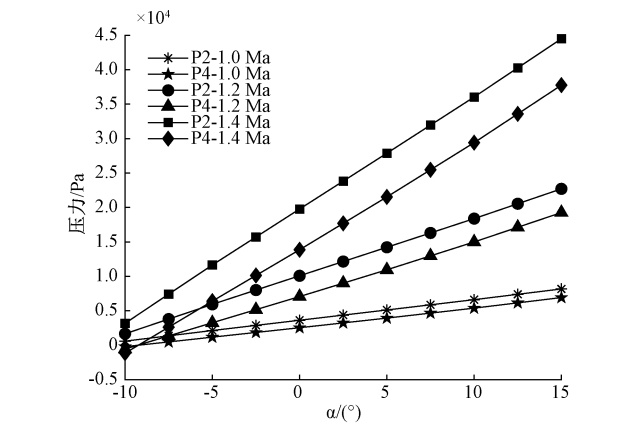
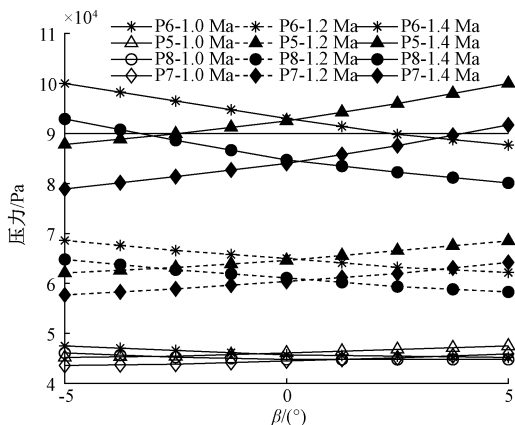


图 5 下表面测压点 p_2 、 p_4 压力随迎角变化

Fig. 5 The pressure of p_2 and p_4 at the lower surface pressure measurement points varies with the angle of attack

接近,符合实际情况。基于图中变化关系的分析,本文配置在侧滑角平面的测压点压力对侧滑角、马赫数变化较为敏感,因此用来估计侧滑角马赫数也十分合适。

图 6 测压点 p_5 、 p_6 、 p_7 、 p_8 压力随侧滑角变化Fig. 6 The pressure of p_5 、 p_6 、 p_7 、 p_8 varies with the sideslip angle

2 基于人工神经网络的 FADS 算法设计

2.1 人工神经网络结构

人工神经网络具有强大的非线性映射能力,只要有足够数量的隐层神经元,就可以无穷逼近任何函数。如图 7 所示,神经网络的结构通常由三部分组成:输入层,隐含层和输出层。输入层接收的数据在隐藏层中被加权和激活,其中隐含层第 j 个神经元的输出结果为:

$$y_j = f_1\left(\sum_{i=1}^p \omega_{ij}x_i + b_j\right) \quad (1)$$

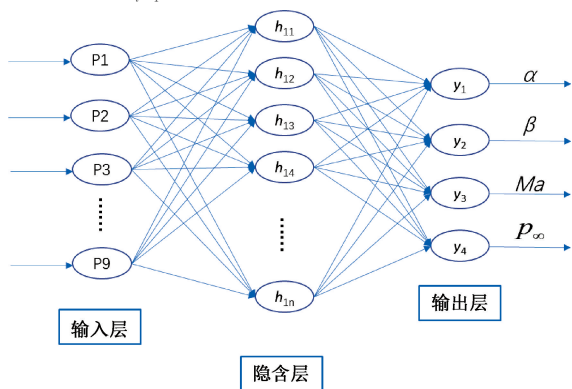


图 7 人工神经网络结构

Fig. 7 The structure of neural network

隐含层的数据在输出层被加权激活,输出的第 k 个神经元的结果为:

$$y_k = f_2\left(\sum_{j=1}^s \omega_{jk}y_j + b_k\right) \quad (2)$$

经过多重加权和激活之后,计算输出层真实值与预测值之间的误差:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^s (t_k - y_k)^2 \quad (3)$$

式中: x_i 表示输入层第 i 个节点的输入变量; ω_{ij} 表示输入层与隐含层之间的连接权值; ω_{jk} 表示隐含层与输出层之

间的连接权值; b_j 和 b_k 分别是隐含层和输出层的阈值; f_1 和 f_2 分别是隐含层和输出层的激活函数。

神经网络的学习过程分为正向、反向传播两个过程,多次循环不断调整网络权值和阈值直到误差满足要求为止。

针对本文 FADS 神经网络结构,将传感器阵列测量的 9 个压力值作为神经网络的输入,输出层为马赫数、迎角、侧滑角、静压 4 个大气数据,为了减少训练样本的计算量,采用经典的三层神经网络结构,经过多次实验调整,确定隐含层数节点数为 15,神经网络隐含层和输出层激励函数分别采用 Tansig 函数和 Purelin 函数,为提高计算效率,Levenberg-Marquardt(L-M)为训练函数。

2.2 改进粒子群算法优化神经网络

反向传播人工神经网络算法是基于梯度下降原理运行的,因此,一旦初始权值阈值确定,大多数情况都会使网络收敛到局部最优值而不是全局最优值。为了最大限度地减少这个问题,可以通过算法优化神经网络的方法得到更好的初始权值和阈值来提高人工神经网络的预测精度。本文基于改进粒子群算法来优化神经网络,其中适应度函数 F 为马赫数、迎角、侧滑角、静压均方误差之和。

$$F = \frac{\sum_{i=1}^n (u_i - y_u)^2 + \sum_{i=1}^n (a_i - y_a)^2 + \sum_{i=1}^n (\beta_i - y_\beta)^2 + \sum_{i=1}^n (p_i - y_p)^2}{n} \quad (4)$$

粒子群优化算法通过设计只有两个属性的无质量粒子来模拟鸟群:速度和位置。其中位置代表解的候选者,优化过程中,粒子群会对个体最优解以及全局最优解进行记忆保存并进行速度、位置更新,将神经网络的初始权值和阈值作为优化因子,粒子群群中的每个粒子都是具有空间维度的向量组,空间维度 N 为:

$$N = n + l + m \times l + n \times l \quad (5)$$

m 代表神经网络的输入个数为 9, l 代表隐含层节点数为 15, n 代表输出个数为 4,最优粒子对应的向量组就代表神经网络中初始权值和阈值的最佳解。设置粒子群规模为 50,迭代次数为 600。粒子群优化神经网络的具体步骤(如图 8 所示)如下:

1) 设计神经网络结构,初始化粒子群算法的参数;

2) 初始化网络的权值、阈值,建立网络的权值和阈值与粒子群算法维度之间的映射关系;

3) 定义适应度函数,适应度函数为输出层马赫数、迎角、侧滑角、静压均方误差之和;

4) 更新粒子的速度和位移;

$$v_{i,j}(t+1) = \omega v_{i,j}(t) + c_1 r_1 [p_{i,j} - x_{i,j}(t)] + c_2 r_2 [p_{g,j} - x_{i,j}(t)] \quad (6)$$

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1), j = 1, 2, \dots, d \quad (7)$$

式中: ω 为惯性因子, c_1 和 c_2 为学习因子, r 为 0~1 之间的随机数, $p_{i,j}$ 为个体最优解, $p_{g,j}$ 为全局最优解。

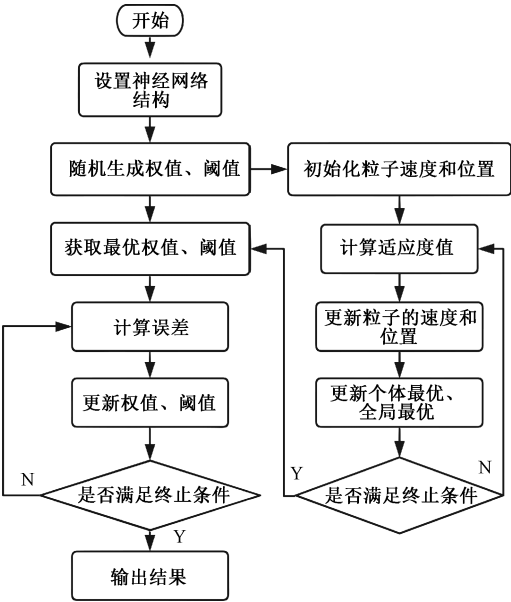


图 8 PSO-BP 神经网络流程图

Fig. 8 Flowchart for PSO-BP neural network optimization

其中,惯性因子对算法的整体性能影响很大,经典粒子群算法的惯性因子为定值,为了使粒子群算法同时具备更好的全局搜索能力和局部搜索能力,本文采用非线性递减的策略来定义 ω :

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\sqrt{t+1}(\omega_{\max} - \omega_{\min})}{\sqrt{T_{\max}+1}}$$

(8)

式中: $\omega_{\max}$ 、 $\omega_{\min}$ 分别为最大最小惯性因子, t 、 $T_{\max}$ 分别为当前迭代次数和最大迭代次数。惯性因子的调整使得种群在前期能够扩大搜索范围进而提高全局搜索能力,在后期能够提高局部搜索能力。

5) 比较当前所有的个体最优和全局最优,更新个体最优和全局最优;

6) 当粒子群算法达到设定的迭代次数,将获得优化后的权值及阈值;

7) 将优化后的权值与阈值赋给神经网络,对神经网络进行训练与测试。

3 基于神经网络的 FADS 算法验证

3.1 数据集的产生

通过计算流体力学的方法得到飞行器在不同飞行状态下的压力数据,生成两个数据集:常规飞行状态和大迎角飞行状态,分别使用这两个数据集来检验神经网络算法的性能。常规飞行状态大气数据计算范围如表 2 所示,大迎角飞行状态大气数据计算范围如表 3 所示。

3.2 测试结果与分析

根据以上两个数据集,本文以平均绝对误差为性能指标对传统 BP 神经网络(BP)、改进粒子群算法优化 BP 神经网络(PSO-BP)两种神经网络算法的预测精度进行评估,同

表 2 常规飞行状态大气数据计算范围

Table 2 Calculation range of air data in conventional flight state

大气数据	计算范围
静压/Pa	35 600、10 290、5 470
马赫数/Ma	0.4、0.6、0.8、1.0、1.2、1.4、1.6
迎角/(°)	−10、−5、0、5、10、15
侧滑角/(°)	−5、0、5

表 3 大迎角飞行状态大气数据计算范围

Table 3 Calculation range of air data in flight state at high angle of attack

大气数据	计算范围
静压/Pa	35 600、10 290、5 470
马赫数/Ma	0.2、0.3、0.4、0.5、0.6、0.7、0.8、0.9
迎角/(°)	20、25、30、35、40、45、50、55
侧滑角/(°)	−5、0、5

时,引入经典的遗传算法(genetic algorithm,GA)优化 BP 神经网络(GA-BP)作为对照试验^[17],分析本文神经网络算法的性能。

$$A_{MAE} = \frac{1}{M} \sum_{Z=1}^M |y - \bar{y}|$$

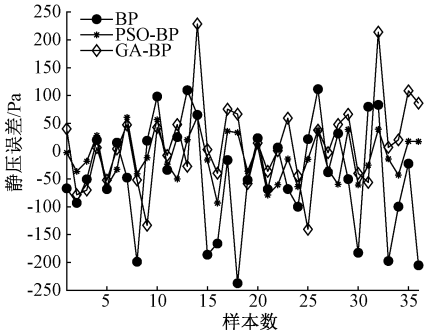
(9)

1) 常规飞行状态

常规飞行状态下,BP、PSO-BP、GA-BP 三种神经网络算法在此数据集下对静压、侧滑角、迎角、马赫数大气数据估计结果如图 9 所示,图中可以看出,在有限的训练数据条件下,与其他两种神经网络算法相比,本文改进粒子群优化神经网络算法对 4 种飞行状态参数的预测精度都取得了明显提升。

由表 4 所示,BP、PSO-BP、GA-BP 三种算法在 FADS 系统大气数据预测中都取得了不错的结果,说明了神经网络算法具有强大的非线性拟合能力,此外,PSO-BP、GA-BP 两种算法预测精度均高于传统 BP 神经网络算法,表明基于算法优化神经网络的可行性。

本文 PSO-BP 算法整体预测精度优于另外两组,表现



(a) 常规飞行状态下静压误差对比
(a) The comparison of static pressure errors under conventional flight conditions

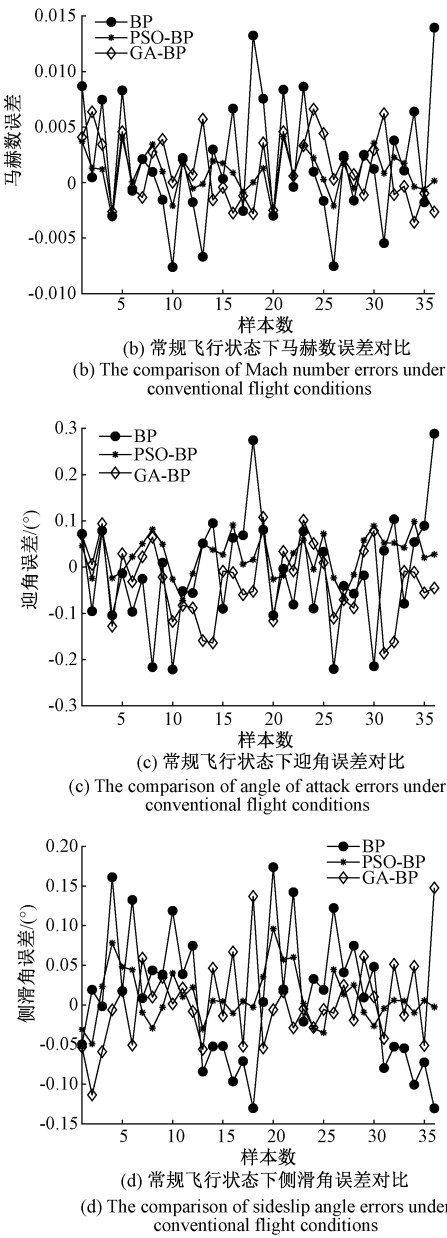


图 9 常规飞行状态下大气数据预测误差对比
Fig. 9 Comparison of prediction errors of atmospheric data under conventional flight conditions

表 4 3 种神经网络模型输出参数的平均绝对误差
Table 4 Average absolute error of the output parameters of the three neural network models

大气数据	BP	PSO-BP	GA-BP
静压/Pa	82	37	57
马赫数/Ma	0.004 3	0.001 7	0.002 6
迎角/(°)	0.093	0.043	0.069
侧滑角/(°)	0.066	0.025	0.040

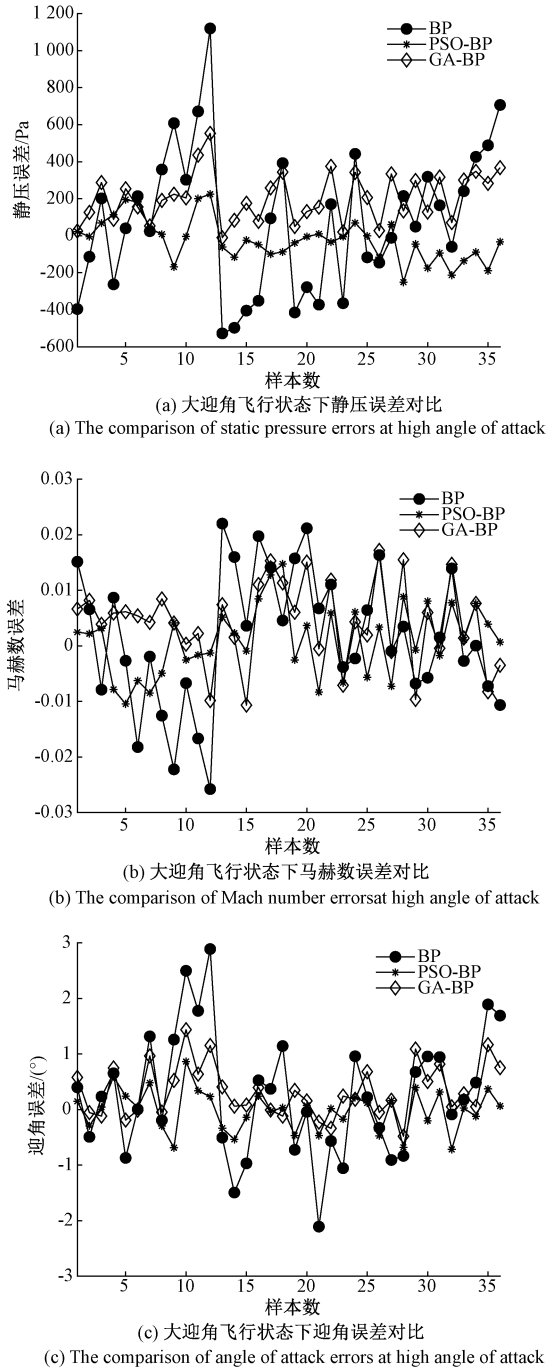
出更优的预测性能和泛化能力。相较于传统 BP 算法，

PSO-BP 算法输出的静压、马赫数、迎角、侧滑角的平均绝对误差分别减小了 54.88%、60.46%、53.76%、62.12%。

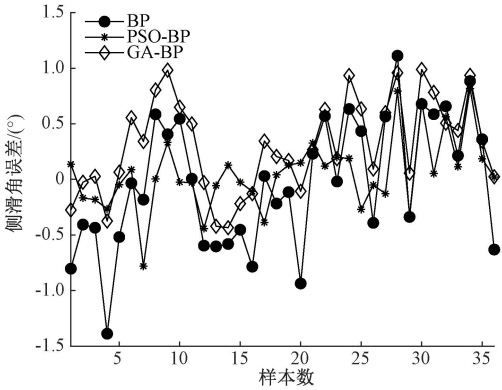
2) 大迎角飞行状态

在大迎角飞行状态下,BP、PSO-BP、GA-BP 三种神经网络算法在此数据集下对静压、马赫数、迎角、侧滑角的估计结果如图 10 所示,在大迎角飞行状态下,本文 PSO-BP 神经网络效果最好。

3 种神经网络模型输出参数的平均绝对误差如表 5 所示,大迎角飞行状态下,由于机体表面气流发生分离,飞机处于复杂非线性涡流中,进而导致嵌入式大气数据系统模



(c) 大迎角飞行状态下迎角误差对比
(c) The comparison of angle of attack errors at high angle of attack



(d) 大迎角飞行状态下侧滑角误差对比

(d) The comparison of sideslip angle errors at high angle of attack

图 10 大迎角飞行状态下大气数据预测误差对比

Fig. 10 Comparison of prediction errors of atmospheric data at high angle of attack

表 5 3 种神经网络模型输出参数的平均绝对误差

Table 5 Mean absolute error of the output parameters of the three neural network models

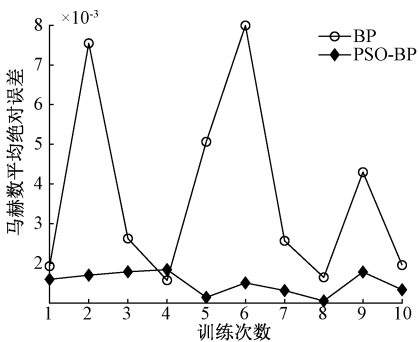
大气数据	BP	PSO-BP	GA-BP
静压/Pa	321	90	206
马赫数/Ma	0.010 1	0.005 3	0.007 1
迎角/(°)	0.896	0.296	0.421
侧滑角/(°)	0.498	0.232	0.418

型更加复杂,与常规飞行状态相比,大气数据预测精度降低。此外,在大迎角飞行数据集下,相较于传统 BP 神经网络以及 GA-BP 神经网络算法,PSO-BP 神经网络算法对大气数据的整体预测精度更高,结论与常规飞行状态下相同。

3.3 神经网络算法稳定性分析

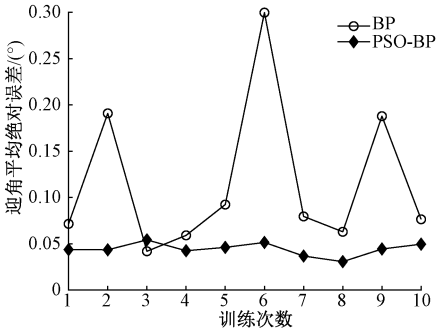
为进一步分析改进粒子群算法对神经网络的优化效果,BP、PSO-BP 两种神经网络算法模型在相同数据集下分别运行 10 次,其中静压、马赫数、迎角、侧滑角平均绝对误差如图 11 所示。

从图 11 中可以看出,传统 BP 神经网络对于大气数据估计结果误差波动范围比较大,效果不稳定,使得 BP 算法



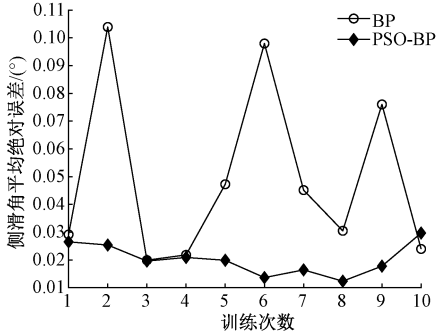
(b) 两种神经网络模型马赫数误差对比

(b) The comparison of Mach number errors between two neural network models



(c) 两种神经网络模型迎角误差对比

(c) The comparison of angle of attack errors between two neural network models



(d) 两种神经网络模型侧滑角误差对比

(d) The comparison of sideslip angle errors between two neural network models

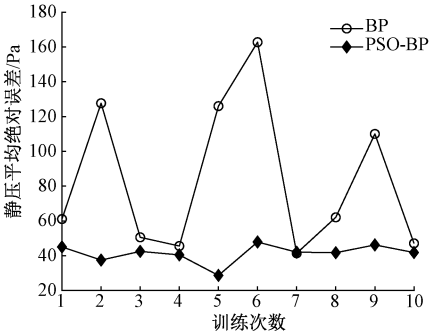
图 11 两种神经网络模型多次运行结果对比

Fig. 11 Comparison of the results of multiple runs of the two neural network models

对于大气数据估计的可信度降低,PSO-BP 算法对于大气数据估计的平均绝对误差波动范围小,精度较高、效果也更加稳定。因此基于改进粒子群算法优化的神经网络能够进一步提升大气数据估计的精度和稳定性,估计结果可信度高。

4 结 论

本文在简化的新一代战斗机三维模型前体位置布置测压点,同时基于算法优化神经网络的思想构建了 FADS 系统大气数据解算模型,并通过 CFD 模拟对算法精度进行实



(a) 两种神经网络模型静压误差对比

(a) The comparison of static pressure errors between two neural network models

验证,仿真结果表明在常规飞行以及大迎角飞行状态下,由于训练数据有限,基于改进粒子群算法优化的神经网络相比传统 BP 神经网络都能提高 FADS 系统的预测精度,所有输出参数误差均减小。此外,在相同数据集下进行多次训练,相较于传统 BP 算法,PSO-BP 算法对于大气数据预测的平均绝对误差波动范围较小,效果更佳稳定,可信度更高。对比分析常规飞行状态以及大迎角飞行状态神经网络训练效果,由于大迎角飞行状态下机体表面气流发生分离,嵌入式大气数据系统模型变得更加复杂,为提高神经网络预测大气数据的精度,需要以迎角为分段依据,分别建立起对应的神经网络模型。

本文在进行新一代战斗机嵌入式大气数据系统算法研究时,只考虑了在飞行器机头附近位置进行测压点布局,但由于机头位置空间有限,同时会受到火控雷达设备的干扰,未来工作需要进一步在飞行器机翼、机身等更多位置布置测压点来开展 FADS 系统的算法研究。

参考文献

- [1] 丁智坚,周欢,吴东升,等. 嵌入式大气数据测量系统技术研究进展[J]. 宇航学报,2019,40(3):247-257.
DING ZH J, ZHOU H, WU D SH, et al. Review of flush air data sensing system [J]. Journal of Astronautics, 2019, 40(3): 247-257.
- [2] 冯志高,关成启,张红文. 高超声速飞行器概况[M]. 北京: 北京理工大学出版社,2016, 34(2): 5-8.
FENG ZH G, GUAN CH Q, ZHANG H W. Introduction to hypersonic vehicles[M]. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, 2016, 34(2): 5-8.
- [3] WHITMORE S T, LARSON T. Preliminary results from a subsonic high angle-of-attack flush air data sensing(HI-FADS) system: Design, calibration, and flight test evaluation[R]. AIAA-90-0232, 1990.
- [4] 王禹,郑伟,童建忠,等. 飞翼飞机嵌入式大气数据系统算法研究[J]. 测控技术. 2022,41(9):101-106.
WANG Y, ZHENG W, TONG J ZH, et al. Flush air data sensing system algorithm of flying wing aircraft [J]. Measurement and Control Technology, 2022, 41(9): 101-106.
- [5] 胡嘉悦,贾乾磊,章卫国,等. 基于云模型和多目标规划的 FADS 系统测量精度的研究[J]. 西北工业大学学报,2021,39(5):987-994.
HU J Y, JIA Q L, ZHANG W G, et al. Exploring the measurement accuracy of flush air data sensing based on normal cloud model and multi-objective programming[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2021, 39(5):987-994.
- [6] 程川,刘阳. 运载火箭嵌入式大气数据测量系统[J]. 气体物理,2023,8(4):55-62.
- CHENG CH, LIU Y. Flush air data sensing system for launch vehicle[J]. Physics of Gases, 2023, 8(4): 55-62.
- [7] ROHLOFF T J, CATTON I. Development of a neural network flush air data sensing system[C]. Proceedings of the 1996 ASME International Mechanical Engineering Congress and Exposition, 1996.
- [8] ROHLOFF T J, WHITMORE S A, CATTON I. Air data sensing from surface pressure measurements using a neural network method[C]. AIAA, 1998, 36(11): 2094.
- [9] 陈广强,王贵东,陈冰雁,等. 高超声速飞行器 FADS 算法研究[J]. 飞机设计,2015,35(6):1-7.
CHEN G Q, WANG G D, CHEN B Y, et al. Research on FADS algorithm for hypersonic vehicles [J]. Aircraft design, 2015, 35(6): 1-7.
- [10] 王鹏,金鑫. 尖锥前体飞行器 FADS 系统的人工神经网络建模及风洞试验研究[J]. 实验流体力学,2019, 33(5):57-63.
WANG P, JIN X. Study on artificial neural network modeling and wind tunnel test for the FADS system applied to the vehicle with sharp nosed fore-bodies[J]. Journal of Experiments in Fluid Mechanics, 2019, 33(5): 57-63.
- [11] 王鹏,胡远思,金鑫. 尖楔前体飞行器 FADS 系统驻点压力对神经网络算法精度的影响[J]. 宇航学报, 2016, 37(9): 1072-1079.
WANG P, HU Y S, JIN X. Effect of stagnation pressure on the neural network algorithm accuracy for FADS system applied to the vehicle with sharp wedged fore-bodies[J]. Journal of Astronautics, 2016, 37(9): 1072-1079.
- [12] 周印佳,万千,徐艺哲,等. 基于神经网络的复杂前缘飞行器 FADS 系统冗余设计[J]. 北京航空航天大学学报,2024,50(3):757-764.
ZHOU Y J, WAN Q, XU Y ZH, et al. Redundancy design of a FADS system on a complex leading-edge vehicle using neural network approach[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2024, 50(3):757-764.
- [13] 张宏韬,唐芳,吴坤,等. 基于粒子群优化 BP 神经网络的激光扫描投影系统畸变预测方法[J]. 光子学报, 2024, 53(6):0611001.
ZHANG H T, TANG F, WU K, et al. Distortion prediction method of laser scanning projection system based on PSO-BP neural network[J]. Acta Photonica Sinica, 2024, 53(6): 0611001.
- [14] 吴琼,徐锐良,杨晴霞,等. 基于 PCA 和 GA-BP 神经网络的锂电池容量估算方法[J]. 电子测量技术,2022,

45(6):66-71.

WU Q, XU R L, YANG Q X, et al. Lithium battery capacity estimation method based on PCA and GA-BP neural network [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(6): 66-71.

[15] 郭淼,王洋,曹雪,等. 基于遗传-蚁群算法优化 BP 神经网络的医用输液泵输液误差补偿[J]. 国外电子测量技术,2023,42(7):112-120.

GUO M, WANG Y, CAO X, et al. Infusion error compensation of medical infusion pumps based on BP neural network optimized by genetic-ant colony algorithm [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(7): 112-120.

[16] 吴凯枫,张立新,阚希,等. 基于改进 GA-BP 神经网络的压力传感器校准方法[J]. 国外电子测量技术,2023, 42(2):38-44.

GUO K F, ZHANG L X, KAN X, et al. Pressure sensor calibration method based on improved GA-BP neural network[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(2): 38-44.

[17] 许学彬,陈博桓,赵楠楠,等. 基于 GA-BP 的改进高斯均值区域去噪技术[J]. 电子测量与仪器学报,2022, 36(2):107-113.

XU X B, CHEN B H, ZHAO N N, et al. Improved gaussian mean region denoising technology based on GA-BP[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(2): 107-113.

作者简介

朱恒,硕士研究生,主要研究方向为基于大气数据系统。
E-mail: zhuheng503nuaa@163.com

李荣冰(通信作者),博士,教授,主要研究方向为大气数据传感技术、惯性导航与组合导航,微惯性系统、飞行器自主导航技术。
E-mail: lrbing@nuaa.edu.cn