

文章编号: 1674-8190(2023)01-090-08

飞行载荷神经网络代理模型研究

彭玉酌, 唐朕, 肖启之

(航空工业第一飞机设计研究院 总体气动设计研究所, 西安 710089)

摘要: 在飞机结构强度设计时, 需要进行飞行载荷分析, 但载荷分析的周期较长, 需要研究更加高效精准的飞行载荷分析方法以缩短载荷设计周期。以某型涡桨飞机平尾为研究对象, 根据规范进行全包线飞行仿真和平尾分布载荷计算, 得到训练和校验的输入工况和平尾输出载荷; 分别建立基于BP神经网络、RBF神经网络和ELM神经网络的平尾载荷代理模型, 比较不同神经网络模型对平尾根剖面载荷预测的精度和效率, 并对载荷输入参数贡献度进行定量分析。结果表明: 三种神经网络模型都具有较高的精度, 基于神经网络的飞行载荷代理模型可以大幅提高飞行载荷分析效率。

关键词: 飞行载荷; 平尾; 神经网络; 代理模型; 参数贡献度

中图分类号: V215.1

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2023.01.10

Research on flight load surrogate model using neural networks

PENG Yuzhuo, TANG Zhen, XIAO Qizhi

(General Configuration and Aerodynamic Design Department, AVIC The First Aircraft Design Institute, Xi'an 710089, China)

Abstract: In aircraft structural strength design, flight load analysis is required, but the load analysis cycle is long, so it is necessary to study more efficient and accurate flight load analysis methods to shorten the load design cycle. The horizontal tail of a turboprop aircraft is studied for example. The input cases and output loads for training and checking are obtained by flight simulation in the full flight envelope according to standards and horizontal tail distributed loads calculation. In this paper, three surrogate models of horizontal tail loads are built based on BP neural network, RBF neural network and ELM neural network respectively. And the accuracy and efficiency for horizontal tail root section loads prediction of different models are compared. And the quantitative analysis of contribution for input load parameters is conducted. The study results show that all three neural network models are accurate, which can greatly improve the analysis efficiency of flight load.

Key words: flight load; horizontal tail; neural network; surrogate model; parameter contribution

收稿日期: 2022-02-13; 修回日期: 2022-05-15

通信作者: 彭玉酌, pyz603@sina.com

引用格式: 彭玉酌, 唐朕, 肖启之. 飞行载荷神经网络代理模型研究[J]. 航空工程进展, 2023, 14(1): 90-97.

PENG Yuzhuo, TANG Zhen, XIAO Qizhi. Research on flight load surrogate model using neural networks[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2023, 14(1): 90-97. (in Chinese)

0 引言

飞行载荷是飞机从起飞至着陆的整个飞行过程中所承受的载荷。进行飞行载荷分析的目的是从复杂的飞行过程中,找出各个部件最严重受载发生在哪种情况,其载荷的大小和分布如何,以此作为飞机结构强度设计的依据^[1]。

目前国内外飞行载荷设计都已发展到了一个相对成熟的阶段^[2]。通常先根据规范条款的要求选取不同构型、重量等,在飞行包线内对足够多的点进行机动仿真或阵风响应分析,得到海量的部件载荷计算工况;然后根据CFD或风洞试验的压力分布建立部件载荷数据库,经静气动弹性和阻尼修正后进行插值积分计算,得到部件的气动载荷分布;最后筛选出部件载荷设计工况。由于数据和计算量极大,载荷分析工况的数量可达千万级,载荷分析的周期通常较长。

为了提高分析效率,一方面可以在机动仿真阶段根据主要飞行参数进行工况精简,从而降低部件载荷计算的工作量。但由于各部件受载特点不同,很难保证对于所有部件都不遗漏严重载荷工况;另一方面可以建立部件压力分布数据库,对指定工况进行预先载荷积分计算,从而只需要进行实际工况的插值计算。但这种静态载荷无法顾及气动阻尼和静气动弹性的影响。

因此,要缩短载荷设计周期,需要研究更加高效精准的飞行载荷分析方法。近年来,基于神经网络的机器学习理论快速发展,已成为一热门的新兴交叉学科。神经网络具有并行处理性、分布存贮性、自适应性和非线性等特点,已广泛应用于信息、医学、经济、控制、交通和心理学等领域,具有巨大的应用潜力^[3]。因此,建立基于神经网络的飞行载荷代理模型,来简化繁琐的传统飞行载荷计算,具有重要的前景。

将神经网络应用于飞行载荷方面,国内外已有一定的研究。国外,S. Jeong等^[4]建立神经网络模型,根据飞机着陆实测飞行参数来预测关键部位的应变和载荷;P. M. Trivailo等^[5]利用神经网络从结构应变响应数据反演飞机气动载荷;S. B. Cooper等^[6]根据15个点的应变数据,利用一个双层前馈网络预测翼肋上的静载荷;M. J. Allen等^[7]利用人工神经网络模型,以飞机速度、加速度和控制面位置等参数预测机翼载荷;D. Wada等^[8]根据

风洞中光纤传感器应变和襟翼偏度,建立神经网络模型来预测试验模型机翼的载荷和迎角。国内,诸多研究人员利用优化的BP神经网络,通过实测飞行参数预测机翼载荷^[9-14];黄其青等^[15-16]采用优化的ELM网络,建立起落飞行参数和机翼根部弯矩的映射模型;金鑫等^[17]通过有限元仿真获取训练数据,建立深层前馈神经网络,从而反演机翼载荷分布;尚琳等^[18]建立BP网络模型,根据应变计电桥响应预测垂尾根部的剪力和弯矩;马凯超等^[19]研究了遗传算法优化的卡尔曼滤波神经网络,建立实测飞行参数和关键部位载荷的模型;李海泉等^[20]提出了基于随机森林的飞行载荷代理模型分析方法。

上述研究多基于实测飞行参数或者应变响应数据,但这些在方案设计阶段难以获得,此阶段飞行载荷分析的主要目的是快速准确地获得全机各部件设计载荷,多基于理论计算和风洞试验数据。而且,目前还缺乏对不同神经网络模型建模的对比分析。

对于飞行载荷来说,建立代理模型实质是以拟合和预测精度为约束,利用数学方法对非线性离散数据的一种拟合,以近似反映复杂物理规律。神经网络包含多种类型,其中前馈神经网络中的BP网络、RBF网络和ELM网络等具有结构简单、学习快速和非线性强的特点,在飞行载荷研究中应用较多。为了比较不同神经网络模型在飞行载荷建模分析中的有效性,本文以某双发T型尾翼涡桨飞机的平尾载荷为例,分别建立基于BP神经网络、RBF神经网络和ELM神经网络的平尾载荷代理模型,通过随机抽取的工况来验证三种模型的载荷预测精度,进而验证基于神经网络的飞行载荷代理模型在飞行载荷分析中的有效性和应用潜力。

1 神经网络模型构建

1.1 数据集生成

模型飞机采用上单翼、T型尾翼,翼吊两台涡桨发动机布局。根据CCAR25的相关条款要求,对不同重量的巡航构型,在高度速度包线内选择足够多的状态点,考虑不同的发动机拉力系数,进行机动仿真分析,工况类型主要包括纵向机动、偏航机动、滚转机动和阵风响应,得到数万种典型飞

行工况的机动时间历程。然后根据 CFD 和风洞全机测压试验结果建立尾翼压力分布数据库,对每一种工况进行气动阻尼、滑流影响和静气动弹性修正,经插值并积分后,得到平尾的总载荷和相应载荷分布。

该飞机平尾载荷受不对称螺旋桨滑流影响,不同机动工况受载特点复杂,具有工程代表性。平尾载荷计算原始压力分布数据来自 CFD 仿真和风洞试验,仿真或试验的主要模拟参数包括马赫数、速压(或高度)、迎角、侧滑角、拉力系数、升降舵偏度和方向舵偏度,另外考虑气动阻尼的俯仰角速度的影响通过工程方法修正,飞机的弹性变形可由上述参数求得。因此将这些参数作为神经网络模型的输入参数。选择平尾翼根的弯矩、剪力和扭矩作为表征平尾载荷水平的指标,这样就构成了模型的输出参数。随机选择 15 000 组工况的平尾载荷数据用于模型训练,在剩余工况中随机选择 3 000 组数据用于模型精度测试。

若模型精度和效率经检验符合要求,则可作为平尾载荷代理模型对大量飞行工况进行批量载荷计算,省去了分布载荷修正、插值和积分等复杂计算,可大幅提高载荷分析的效率。根据剖面弯矩—剪力—扭矩的组合包线筛选出严重工况,对这些少量的工况再进行详细地分布载荷计算,即可得到平尾的限制载荷。

综上,平尾的神经网络载荷模型为 8 输入 3 输出结构,输入输出数据一般要经过归一化处理,消除各维数据的数量级差异。模型的输入、输出参数分别如表 1~表 2 所示。

表 1 输入变量
Table 1 Input variables

输入变量	单位	输入变量	单位
马赫数	无量纲	拉力系数	无量纲
速压	Pa	俯仰角速度	(°)/s
迎角	(°)	升降舵偏度	(°)
侧滑角	(°)	方向舵偏度	(°)

表 2 输出变量
Table 2 Output variables

输出变量	单位	输出变量	单位
翼根剪力	N	翼根扭矩	N·m
翼根弯矩	N·m		

1.2 BP 神经网络模型

BP(Back Propagation)神经网络是一种基于误差反向传播算法(BP 算法)的多层前馈神经网络。网络包含输入层、输出层以及一个或多个隐含层,每层神经元只与前一层神经元通过权值矩阵相连,同一层神经元之间无连接。具有单隐含层的 BP 网络拓扑结构如图 1 所示。

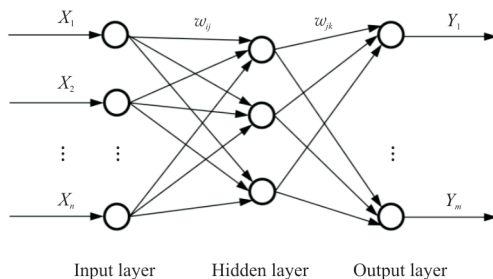


图 1 BP 网络拓扑结构图

Fig. 1 The topological structure of BP neural network

BP 神经网络具有误差反向传播的特点,通过比较网络输出与样本期望输出的误差,来不断修正各连接层的权值与阈值向量,直到满足误差要求,BP 算法采用的是最速下降法,即沿误差函数的负梯度方向进行权值和阈值更新。神经网络的广泛互联和并行工作特点使得其具有强大的非线性映射能力。

BP 神经网络是应用最广泛的神经网络之一,但也存在学习速度慢、容易陷入局部极小的缺点。将智能优化算法用于神经网络的初始权值和阈值优化,可以显著降低网络陷入局部极小的概率,常用的智能优化算法有遗传算法(GA)、粒子群算法(PSO)、蚁群算法(AG)、退火算法(SA)和思维进化算法(MEC)等。研究表明,将多组优化后的初始权值阈值进行模糊 C 均值聚类^[21],将包含最多个体的类的聚类中心作为最优初始权值阈值,能够进一步降低网络训练误差。

1.3 RBF 神经网络模型

径向基函数(Radical Basis Function,简称 RBF)最初应用于多维空间插值。1988 年,RBF 被引入神经网络设计中,产生了 RBF 神经网络。RBF 神经网络是一种包含单隐含层的三层前馈神经网络,隐含层神经元的激活函数采用对中心点径向对称且衰减的非线性径向基函数。

这种激活函数使得神经元的输入离中心越远,则其激活程度越低,模仿了某些生物神经元的“近兴奋远抑制”特点。RBF神经网络通过隐含层单元构成的隐层空间,将低维输入数据映射到高维空间,可以解决低维空间中的线性不可分问题。RBF网络因为只有单隐含层,所以结构较为简单,学习收敛速度快,具有最佳局部逼近特性和全局最优的性能。RBF神经网络的拓扑结构如图2所示。

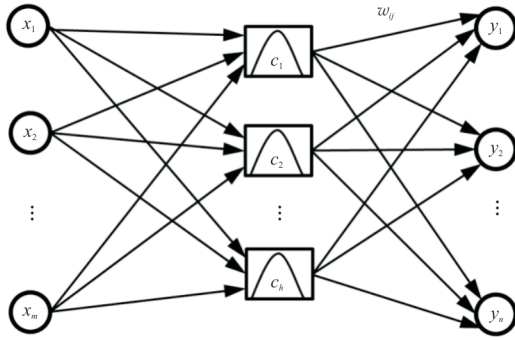


图2 RBF网络拓扑结构图

Fig. 2 The topological structure of RBF neural network

RBF神经网络常用的激活函数是高斯函数,可表示为

$$R(x_p - c_i) = e^{\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|x_p - c_i\|^2\right)} \quad (i=1, 2, \dots, h) \quad (1)$$

式中: x_p 为第 p 个输入样本, $x_p = (x_1^p, x_2^p, \dots, x_m^p)$; c_i 为隐含层节点的聚类中心; $\|x_p - c_i\|$ 为输入向量与中心的欧式范数; σ 为高斯函数的方差。

图2所示网络的输出为

$$y_j = \sum_{i=1}^h w_{ij} e^{\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|x_p - c_i\|^2\right)} \quad (j=1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

设 d 为样本的期望输出值,则方差采用最小二乘法表示为

$$\sigma = \frac{1}{P} \sum_j \|d_j - y_j c_i\|^2 \quad (i=1, 2, \dots, h) \quad (3)$$

式中: P 为样本总数。

RBF神经网络有多种学习方法,包括聚类选取中心方法、随机梯度训练方法和正交最小二乘回归方法等^[22]。

1.4 ELM神经网络模型

极限学习机(Extreme Learning Machine,简称ELM)是一类具有单隐含层的前馈神经网络,于

2006年被提出,其特点是连接输入层和隐含层的权值以及隐含层的阈值是随机选择的,并且不随训练过程调整。选择了隐含层神经元的个数和无限可微的激活函数,就可计算得到隐含层的输出权重,这组结果是唯一且最优的。从其特点可以看出,ELM网络具有极快的学习速度。

设输入层与隐含层的权值矩阵为 w ,隐含层到输出层的权值矩阵为 β ,隐含层的阈值向量为 b ,具有 Q 个样本的输入矩阵为 X ,则网络的期望输出 T 可表示为

$$T' = H\beta \quad (4)$$

$$H = f(w, b, X) \quad (5)$$

求解 β 使得误差函数(式(6))最小,可得 β 的最小二乘解,其中 H^+ 是 H 的广义逆矩阵。

$$e = \min \|H\beta - T'\|^2 \quad (6)$$

$$\hat{\beta} = H^+ T' \quad (7)$$

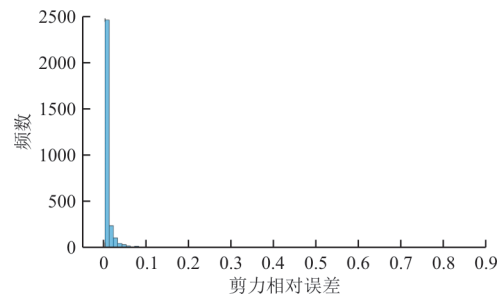
为了避免出现有时矩阵无法求逆的现象,可引入正则化参数,对误差函数进行岭回归分析,使得求逆的矩阵始终是正定的。

2 数值仿真验证

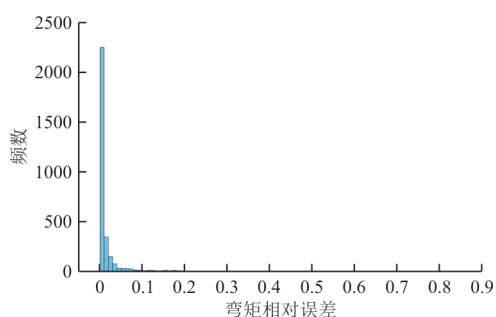
采用上文所述的模型飞机平尾载荷数据集,对三种神经网络载荷模型进行训练并检验,得到平尾翼根弯矩、剪力和扭矩的预测结果。

2.1 BP神经网络模型验证

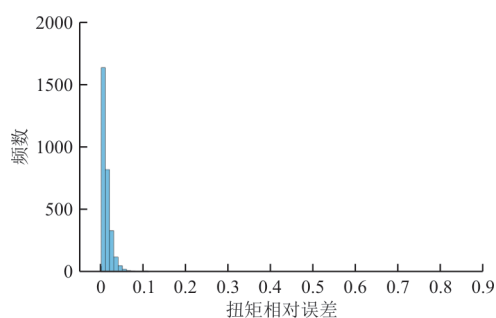
本文建立的BP神经网络载荷模型包含两层隐含层,采用双曲正切激活函数,且各有20个神经元节点,在普通PC机上训练耗时约2 min。3 000个测试工况的平尾载荷预测结果相对误差分布如图3所示。通过计算可得,翼根剪力、弯矩和扭矩预测的平均相对误差分别为1.64%、1.77%和1.33%,其中90%以上工况误差在3%以内。



(a) 平尾剪力预测相对误差



(b) 平尾弯矩预测相对误差

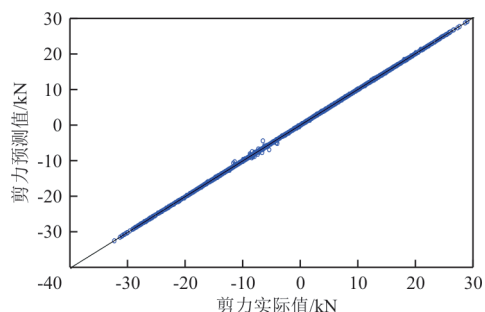


(c) 平尾扭矩预测相对误差

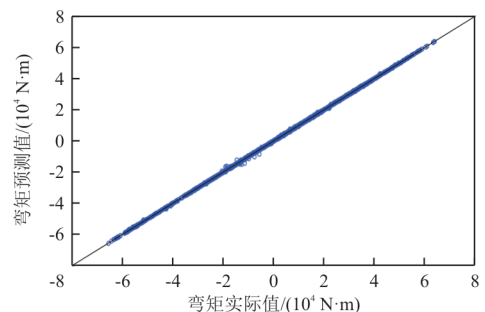
图 3 平尾载荷预测相对误差(BP)

Fig. 3 Relative error of horizontal tail flight loads predictions(BP)

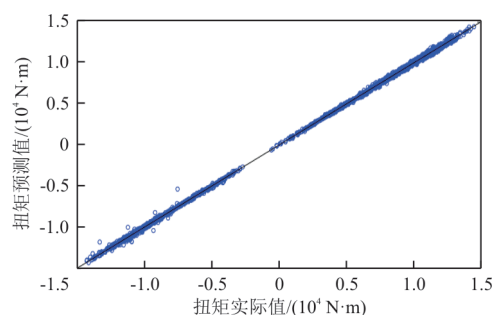
平尾载荷真实值和预测值的对比如图 4 所示, 样本点越接近对角线, 代表预测精度越高, 可以看出:除扭矩的部分点稍有偏差外,剪力和弯矩的预测效果很好。



(a) 平尾剪力真实值和预测值对比



(b) 平尾弯矩真实值和预测值对比



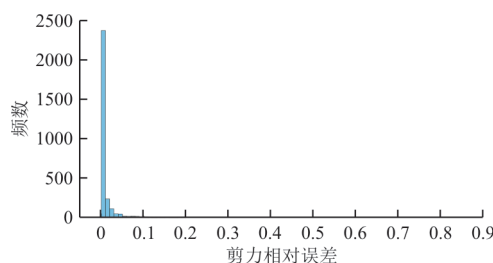
(c) 平尾扭矩真实值和预测值对比

图 4 平尾载荷真实值和预测值对比(BP)

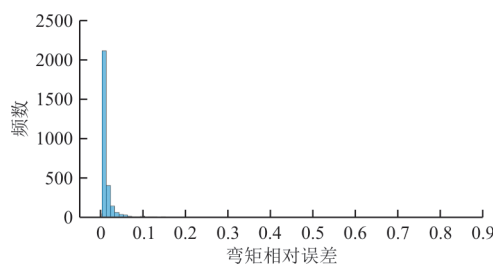
Fig. 4 Comparison of real values and predicted values of horizontal tail flight loads(BP)

2.2 RBF 神经网络模型验证

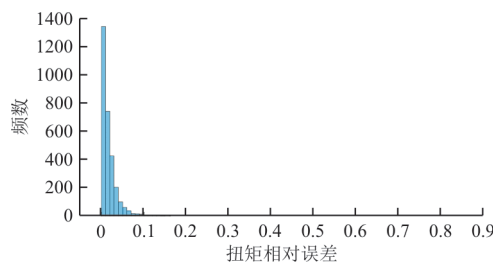
建立的 RBF 神经网络载荷模型包含 500 个隐含层神经元,训练耗时 1 min,因网络规模较大,训练样本较多时会占用较大的运行内存。测试工况的平尾载荷预测结果相对误差分布如图 5 所示。



(a) 平尾剪力预测相对误差



(b) 平尾弯矩预测相对误差



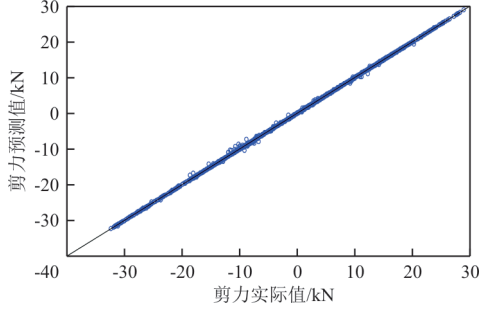
(c) 平尾扭矩预测相对误差

图 5 平尾载荷预测相对误差(RBF)

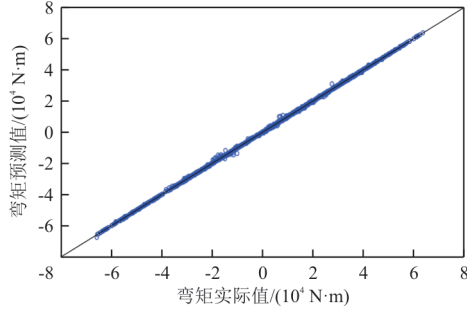
Fig. 5 Relative error of horizontal tail flight loads predictions(RBF)

通过计算可得,翼根剪力、弯矩和扭矩预测的平均相对误差分别为3.00%、2.39%和1.83%。

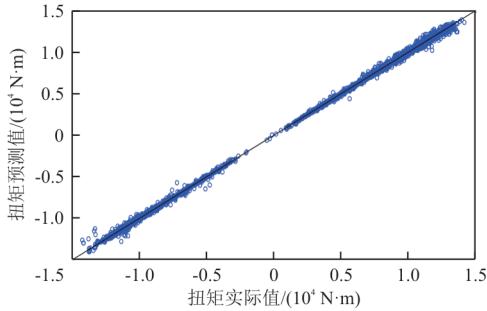
平尾载荷真实值和预测值的对比如图6所示,可以看出:除扭矩的部分点偏差明显外,剪力和弯矩的预测精度均较高。



(a) 平尾剪力真实值和预测值对比



(b) 平尾弯矩真实值和预测值对比



(c) 平尾扭矩真实值和预测值对比

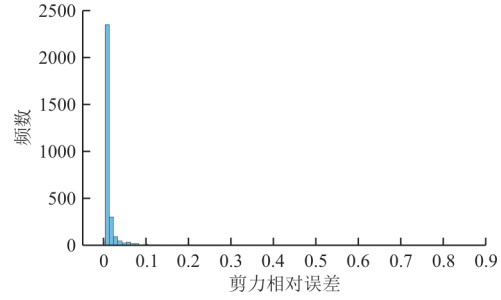
图6 平尾载荷真实值和预测值对比(RBF)

Fig. 6 Comparison of real values and predicted values of horizontal tail flight loads(RBF)

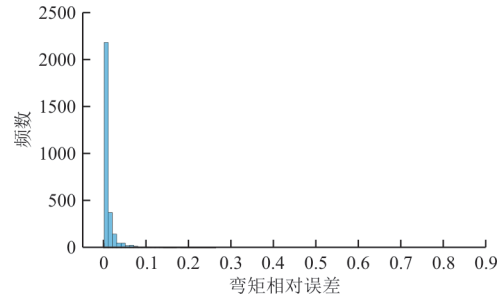
2.3 ELM神经网络模型验证

ELM神经网络训练速度快,尤其适合大样本量的情况,但通常需要较多的隐含层神经元。本文建立的ELM神经网络载荷模型包含800个隐含层神经元,在普通PC机上只需几秒钟即可完成训练。测试工况的平尾载荷预测结果相对误差分布如图7所示。通过计算可得,翼根剪力、弯矩和扭矩预测

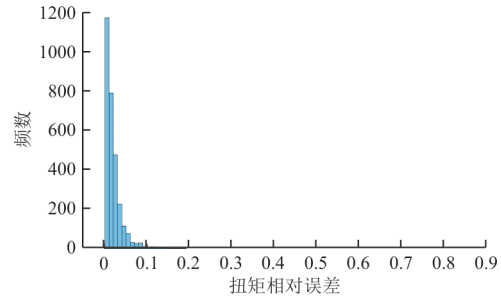
的平均相对误差分别为2.11%、2.33%和2.16%。



(a) 平尾剪力预测相对误差



(b) 平尾弯矩预测相对误差

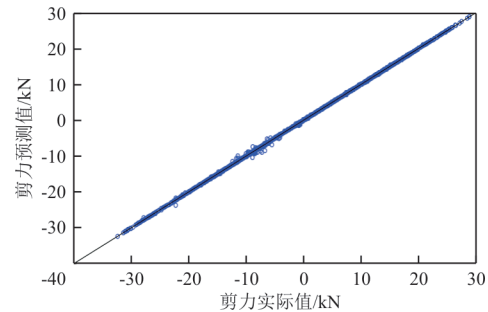


(c) 平尾扭矩预测相对误差

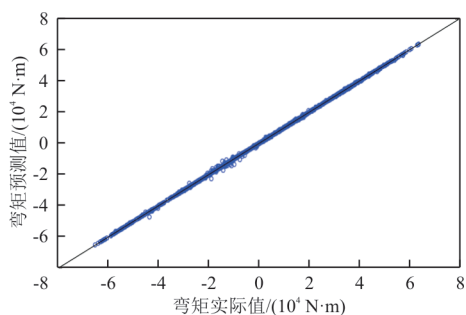
图7 平尾载荷预测相对误差(ELM)

Fig. 7 Relative error of horizontal tail flight loads predictions(ELM)

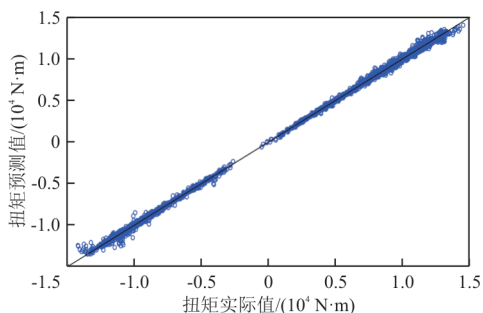
平尾载荷真实值和预测值的对比如图8所示,可以看出:剪力和弯矩预测结果与真实值基本吻合。



(a) 平尾剪力真实值和预测值对比



(b) 平尾弯矩真实值和预测值对比



(c) 平尾扭矩真实值和预测值对比

图8 平尾载荷真实值和预测值对比(ELM)

Fig. 8 Comparison of real values and predicted values of horizontal tail flight loads (ELM)

综上所述,三种神经网络载荷模型都具有较高的预测精度和较快的训练速度。其中BP神经网络载荷模型预测精度最高,网络规模最小,ELM神经网络载荷模型训练速度最快。

3 参数贡献度分析

相较于传统的飞行载荷分析方法,基于神经网络的飞行载荷代理模型可以方便地进行载荷参数的贡献度分析,有助于把握部件载荷规律,从而优化飞行器设计。

本文以BP神经网络载荷模型为例,采用平均影响值(Mean Impact Value,简称MIV)方法分析马赫数、速压、迎角、拉力系数、俯仰角速度和升降舵偏度这六个变量对平尾翼根剪力、弯矩和扭矩的贡献度。MIV方法是在网络训练完成后,将训练样本 P 中每一自变量特征在其原值基础上分别加上和减去10%,构成两个新的样本 P_1 和 P_2 ,将 P_1 和 P_2 代入训练完成的网络,得到两个仿真结果 T_1 和 T_2 , T_1 和 T_2 的差值即该变量对输出的影响值。每个变量的平均影响值绝对值所占百分比可作为该变量的贡献度。

六个变量对于平尾翼根剪力、弯矩和扭矩的贡献度如表3所示,可以看出:对平尾剪力和弯矩影响最大的因素是迎角、升降舵偏度和俯仰角速度,飞行速压对翼根扭矩也有较大贡献。该结果具有可预见性,符合平尾受载规律,也进一步验证了飞行载荷神经网络代理模型的合理性。

表3 输入变量对平尾载荷贡献度
Table 3 Contribution of input variables to horizontal tail flight loads

输入变量	贡献度/%		
	剪力	弯矩	扭矩
马赫数	4.36	5.54	1.59
速压	9.59	6.79	20.32
拉力系数	5.16	5.50	5.66
迎角	49.78	43.96	39.90
升降舵偏度	20.03	25.79	15.86
俯仰角速度	11.09	12.41	16.67

4 结 论

(1) 三种基于神经网络的载荷模型都具有较高的预测精度和建模效率,可以满足飞行载荷分析的需要。

(2) 神经网络载荷模型能够便捷地给出参数对于载荷贡献度的定量结果,对于飞行器和载荷优化设计具有参考意义。

(3) 基于神经网络的飞行载荷代理模型省去了复杂受载下的分布载荷修正、插值和积分等运算流程,可大幅提高设计阶段飞行载荷分析效率,具有较大的工程应用价值。

参考文献

- [1] 飞机设计手册总编委会. 飞机设计手册: 第9册——载荷、强度和刚度[M]. 北京: 航空工业出版社, 2001.
The General Editorial Board of *Aircraft Design Manual*. Aircraft design manual: Vol. 9—load, strength and rigidity [M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2001. (in Chinese)
- [2] 闫中午, 宗宁, 任文广, 等. 飞行载荷发展综述[J]. 航空工程进展, 2020, 11(6): 873-886.
YAN Zhongwu, ZONG Ning, REN Wenguang, et al. Development overview of flight loads[J]. *Advances in Aeronautical Science and Engineering*, 2020, 11(6): 873-886. (in Chinese)
- [3] 彭玉酌. 高超声速飞行环境参数辨识方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2017.
PENG Yuzhuo. Research on identification method of hypersonic flight environment parameters [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017.

- ang University, 2017. (in Chinese)
- [4] JEONG S, LEE K, HAM J, et al. Estimation of maximum strains and loads in aircraft landing using artificial neural network[J]. International Journal of Aeronautical and Space Sciences, 2020, 21: 117-132.
- [5] TRIVAILO P M, CARN C L. The inverse determination of aerodynamic loading from structural response data using neural networks[J]. Inverse Problems in Science and Engineering, 2006, 14(4): 379-395.
- [6] COOPER S B, DIMAIO D. Static load estimation using artificial neural network: application on a wing rib[J]. Advances in Engineering Software, 2018, 125(1): 113-125.
- [7] ALLEN M J, DIBLEY R P. Modeling aircraft wing loads from flight data using neural networks[J]. SAE Technical Papers, 2003, 21: 20-32.
- [8] WADA D, TAMAYAMA M. Wing load and angle of attack identification by integrating optical fiber sensing and neural network approach in wind tunnel test[J]. Applied Sciences, 2019, 9(7): 1461.
- [9] 何发东, 舒成辉. 贝叶斯正则化BP网络在机翼载荷分析中的应用[J]. 飞行力学, 2009, 27(4): 85-88.
HE Fadong, SHU Chenghui. Application of BP neural networks based on Bayesian regularization to aircraft wing loads analysis[J]. Flight Dynamics, 2009, 27(4): 85-88. (in Chinese)
- [10] 王勇军, 董江, 刘小冬. 基于机动的飞机结构载荷分析模型[C]// 第六届中国航空学会青年科技论坛. 沈阳: 中国航空学会, 2014: 361-367.
WANG Yongjun, DONG Jiang, LIU Xiaodong. Aircraft structure load analysis model based on maneuvers[C]// The 6th Youth Science and Technology Forum of CSAA. Shenyang: CSAA, 2014: 361-367. (in Chinese)
- [11] 唐宁. 基于神经网络的机翼结构载荷模型建立方法[J]. 空军工程大学学报, 2021, 22(4): 41-46.
TANG Ning. A method of establishing wing structure load model based on neural network[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2021, 22(4): 41-46. (in Chinese)
- [12] 王琿玮. 基于神经网络的飞行器力载荷识别算法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2018.
WANG Huiwei. Research on load identification algorithm of aircraft based on neural network[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2018. (in Chinese)
- [13] 陈奇, 安彦. 基于神经网络的机翼载荷识别[J]. 中国高新技术, 2020(24): 54-55.
CHEN Qi, AN Yan. Wing load identification based on neural network[J]. China High-Tech, 2020(24): 54-55. (in Chinese)
- [14] 曹善成, 殷之平, 黄其青, 等. 基于遗传神经网络的机翼载荷参数识别[J]. 航空计算技术, 2013, 43(1): 61-65.
CAO Shancheng, YIN Zhiping, HUANG Qiqing, et al. Development of a parametric flight loads identification method using genetic improved BP neural networks[J]. Aeronautical Computing Technique, 2013, 43(1): 61-65. (in Chinese)
- [15] 张夏阳, 黄其青, 殷之平, 等. 基于GA-ELM的飞行载荷参数识别[J]. 航空工程进展, 2014, 5(4): 497-501.
ZHANG Xiayang, HUANG Qiqing, YIN Zhiping, et al. Establishing a parametric flight loads identification method with GA-ELM model[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2014, 5(4): 497-501. (in Chinese)
- [16] 刘飞, 黄其青, 殷之平, 等. 一种对飞行参数选取的自适应方法[J]. 航空计算技术, 2014, 44(6): 14-17.
LIU Fei, HUANG Qiqing, YIN Zhiping, et al. A self adaptation method of flight parameters selection[J]. Aeronautical Computing Technique, 2014, 44(6): 14-17. (in Chinese)
- [17] 金鑫, 殷建业, 王健志. 基于深度学习的飞行载荷测试与反演方法研究[J]. 航空工程进展, 2020, 11(6): 887-893.
JIN Xin, YIN Jianye, WANG Jianzhi. Research on deep-learning-based flight load test and estimation method[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2020, 11(6): 887-893. (in Chinese)
- [18] 尚琳, 何发东, 杨华保, 等. 基于神经网络的垂尾飞行载荷模型研究[J]. 强度与环境, 2011, 38(5): 49-53.
SHANG Lin, HE Fadong, YANG Huabao, et al. Research on flight loads model of vertical tail based on neural networks[J]. Structure & Environment Engineering, 2011, 38(5): 49-53. (in Chinese)
- [19] 马凯超, 宋笔锋, 殷之平, 等. 一种基于神经网络的飞机载荷参数识别方法[J]. 飞行力学, 2013, 31(4): 363-366.
MA Kaichao, SONG Bifeng, YIN Zhiping, et al. An alternative approach for parameter based flight loads identification using the neural networks[J]. Flight Dynamics, 2013, 31(4): 363-366. (in Chinese)
- [20] 李海泉, 陈小前, 左林玄, 等. 基于随机森林的飞行载荷代理模型分析方法[J]. 航空学报, 2022, 43(3): 317-326.
LI Haiquan, CHEN Xiaoqian, ZUO Linxuan, et al. Random forest-based surrogate model for flight load analysis[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(3): 317-326. (in Chinese)
- [21] 邓文杰. 基于聚粒子群算法的神经网络权值优化方法[J]. 计算机技术与发展, 2017, 27(10): 16-18.
DENG Wenjie. A neural network weights optimization method based on clustering particle swarm optimization[J]. Computer Technology and Development, 2017, 27(10): 16-18. (in Chinese)
- [22] CHEN S, COWAN C F N, GRANT P M. Orthogonal least squares learning algorithm for radial basis function networks[J]. IEEE Transaction on Neural Networks, 1991, 2(2): 302-309.

作者简介:

彭玉酌(1993—),男,硕士,工程师。主要研究方向:飞行载荷设计。

唐 朕(1982—),男,学士,高级工程师。主要研究方向:飞行载荷设计。

肖启之(1982—),男,学士,高级工程师。主要研究方向:飞行载荷设计。

(编辑:马文静)