

文章编号: 1674-8190(2025)01-151-07

# 基于神经网络的飞机关键结构载荷预测方法研究

薛海峰, 张彦军, 宁宇

(航空工业第一飞机设计研究院 强度设计研究所, 西安 710089)

**摘要:** 飞机使用数据的关键结构载荷预测对飞机的损伤分析和寿命预测具有重要的作用, 可以为实现飞机的主动视情维修提供技术支撑。采用机器学习方法中的前馈神经网络建立大型运输机尾翼根部剪力、弯矩、扭矩载荷模型, 与有限元模型计算的载荷进行对比, 并且将前馈神经网络的预测结果与随机森林方法和多元线性回归方法的预测结果进行对比和分析。结果表明: 前馈神经网络的预测结果的相对误差满足工程要求, 前馈神经网络的预测精度优于随机森林方法和多元线性回归方法, 为构建基于数据驱动的飞机结构损伤分析和寿命评估体系提供了重要的技术支持。

**关键词:** 神经网络; 飞行参数; 载荷预测; 多元线性回归; 视情维修

中图分类号: V215.5

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2025.01.18

## Research on loads prediction method of key structure of aircraft based on neural network

XUE Haifeng, ZHANG Yanjun, NING Yu

(Department of Strength Design, AVIC The First Aircraft Institute, Xi'an 710089, China)

**Abstract:** The load prediction based on data used in aircraft plays an important role in the damage analysis and life prediction of aircraft, which can provide the technical support for the active on-condition maintenance of aircraft. The forward neural network of machine learning method is used to establish the load model of shear force, bending moment and torque of the tail wing root of a large transport aircraft. The load calculated by finite element model is compared. The prediction result of forward neural network is compared and analyzed with that of random forest method and multivariate linear regression method. The results show that the prediction errors of the neural network method can satisfy the engineering requirements. The prediction result of forward neural network is superior to that of the random forest method and multivariate linear regression method, which can provide important technique support for aircraft structure damage analysis and life evaluation system based on data driven.

**Key words:** neural network; flight parameter; load prediction; multivariate linear regression; on-condition maintenance

收稿日期: 2024-05-05; 修回日期: 2024-10-31

通信作者: 薛海峰(1990-), 男, 硕士, 工程师。E-mail: f10005023@163.com

引用格式: 薛海峰, 张彦军, 宁宇. 基于神经网络的飞机关键结构载荷预测方法研究[J]. 航空工程进展, 2025, 16(1): 151-157, 168.

XUE Haifeng, ZHANG Yanjun, NING Yu. Research on loads prediction method of key structure of aircraft based on neural network[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2025, 16(1): 151-157, 168. (in Chinese)

## 0 引言

精准的飞机使用载荷是飞机损伤分析、寿命评估和健康监测的基础。通常在载荷试飞或者载荷谱实测飞机上搭建应变片电桥,进行应变测量,采用多元线性回归方法建立载荷方程<sup>[1]</sup>。载荷方程建立后,编制实测载荷谱,进行载荷计算和全机应力求解,从而开展飞机结构损伤分析和寿命评估工作。上述分析和计算过程涉及环节多,流程繁琐,需要耗费大量的人力和物力。

飞机关键结构设计复杂,传力路径多,大载荷会造成结构非线性,因此采用多元线性回归方法通过测量得到的应变进行载荷反演不能很好地解决非线性问题带来的误差,而且飞机很多的关键结构部位,受限于结构布置、通路空间、结构连接方式等,无法直接安装应变片,只能选择在关键部位附近区域安装。选择应变片的布设位置对数据采集和载荷反演结果的精度有较大影响。另外,应变片本身存在寿命有限、易损坏等缺点,限制了其在飞机上长寿命周期的使用。

当前试飞和服役飞机装备了飞行参数记录系统,可以借助机器学习方法,发现飞行参数和载荷内在的非线性多维模式关系,建立飞行参数—载荷模型,从而克服传统多元线性回归方法的局限性。

近年来,机器学习方法已被应用于载荷识别、载荷预测、故障诊断和单机监控<sup>[2-3]</sup>。

国外,欧美国家和地区通过对各种飞机使用数据的分析,构建载荷模型,对结构损伤和寿命进行了评估和预测。Timothy等<sup>[4]</sup>采用应变片在线监测结合飞行参数监测的方法,对F-35飞机金属结构进行载荷监测和预测,但是存在预测精度低的问题;EF2000飞机安装了结构健康监测系统<sup>[5]</sup>,建立了17 500个模板,构成了模板数据库,飞机各控制点上的应力值通过与模板进行比较和迭代加以确定,而模板库的建立需要花费很多时间和精力;Molent等<sup>[6]</sup>将F/A-18战斗机的飞行参数作为输入参数,发展了一种利用神经网络预测结构损伤的方法,全机设置了10个控制点;A400M运输机通过构建任一时刻飞行参数和载荷/应力间的转换方程,得到每个关注点的应力谱并计算关注点的疲劳损伤<sup>[7]</sup>,转换方程的建立比较复杂。

国内一些主机所和高校也开展了飞机关键部

位健康监测研究<sup>[8-11]</sup>。张彦军等<sup>[12]</sup>论述了应变监控技术的研究进展,探讨了当前基于飞行参数结合传统应变的结构部位受力状态监测技术的有效性;尚琳等<sup>[13]</sup>利用载荷校准试验数据即应变数据建立了基于神经网络的垂尾根部剪力和弯矩的载荷模型;顾宇轩等<sup>[14]</sup>基于人工神经网络技术,通过获取结构上的应变数据,建立了应力预测模型,进行单机寿命监控,然而这些方法依赖于数据集,缺少对模型泛化能力的研究;曹善成等<sup>[15-16]</sup>针对飞行载荷参数识别问题,结合典型机动动作,提出一种优化改进的BP神经网络模型,采用留出方法和遗传算法对设置参数进行优化,优化的参数为陡坡因子和学习效率,没有对模型其他重要参数进行优化研究,并针对飞行参数与飞行载荷之间非线性识别问题,提出了改进的支持向量机回归(SVM-R)飞行载荷识别模型,通过实例分析,验证了优化改进的SVM-R模型对飞行载荷识别的最大残差可以控制在实测载荷的20%以内,平均残差控制在实测载荷的3%以内,但是支持向量机预测结果对于数据集的规模和参数的选取很敏感,因此这种方法存在泛化能力不足的问题。

综上所述,国内外已开展的飞机结构载荷反演、载荷识别和健康监测工作缺乏系统性和整体性研究,缺少对结构载荷模型多参数优化和泛化能力的研究<sup>[4-7,12-14]</sup>。因此想要重构出精准的飞机关键结构载荷进而开展结构损伤分析和寿命评估,从而实现主动的视情维修,提升飞机飞行安全性和作战效能,亟需开展飞机关键结构载荷预测模型多参数优化研究和泛化能力研究。

本文采用机器学习方法中的前馈神经网络构建大型运输机尾翼根部剪力、弯矩、扭矩载荷预测精准模型,针对模型中重要的参数(神经元个数、激活函数以及训练函数)进行优化,将数据集随机打乱,采用交叉验证方法进行模型训练,并将前馈神经网络的预测结果与随机森林方法和传统多元线性回归方法的预测结果进行对比和分析。

## 1 前馈神经网络介绍

神经网络是一种基于数据驱动的机器学习方法,基于该方法建立的模型由人工神经元和其相互之间的加权连接构成。每个神经元代表一种特

定的输出函数,称为激活函数。激活函数的作用是将神经元的输入非线性化,使得神经网络可以逼近任何非线性函数。每两个神经元之间的连接都代表一个对于通过该连接信号的加权值,称为权重<sup>[4]</sup>。

前馈神经网络是神经网络的一种,其主要思想是通过正向传递信息、反向传播误差来调整神经网络的权值和阈值,使输出值不断向目标值接近。前馈神经网络一般包括:输入层、隐含层和输出层,其结构如图 1 所示。

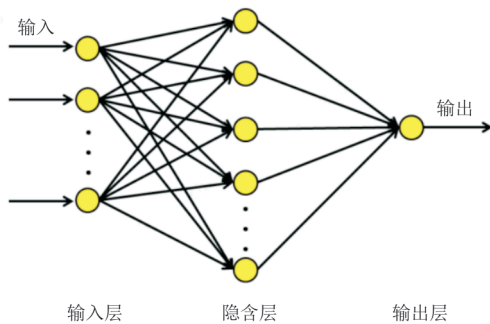


图 1 前馈神经网络结构示意图  
Fig. 1 Schematic diagram of the forward neural network structure

输入层神经元和隐含层神经元之间采用激活函数,常用的激活函数有 logsig、tansig、Relu、softmax 等。隐含层神经元和输出层神经元之间采用线性传递函数,输出可以取任意值。

一般情况下,前馈神经网络采用梯度下降法沿着梯度下降的方向寻求目标函数的最优解。神经网络的训练函数主要有随机梯度下降(SGD)法、自适应运动估计(Adam)算法和拟牛顿法(LBFGS)等。

## 2 模型建立

选取某大型运输机平尾根部作为飞机关键结构。数据集共有 160 个样本,每个样本包括飞行高度、马赫数、偏度、角速度、过载分量等 28 个飞行参数以及剪力、弯矩、扭矩 3 个载荷值。由于飞行参数较多,输入数据在数量级上差别很大,为了避免造成较大的预测误差,且保证网络收敛,在前馈神经网络训练之前,对训练数据进行归一化处理,将飞行参数数据归化到区间 $[-1, 1]$ ,归一化表达式如式(1)所示。

$$y = 2 \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} - 1 \quad (1)$$

式中: $x$ 为某一列飞行参数; $x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ 分别为这一列飞行参数的最大值和最小值。

输入层神经元和隐含层神经元之间采用某种激活函数,隐含层神经元和输出层神经元之间采用线性传递函数。

设置神经网络其他相关系数,包括最大训练次数、学习速率、容许误差等。输入参数为 28 个,输出参数为 3 个,分别是剪力、弯矩和扭矩。

为了提升模型泛化能力,将数据集随机打乱,采用交叉验证法对模型进行训练,选取的折数为 5。将数据集按比例 6:2:2 划分为训练集、验证集和测试集。先通过训练集和验证集的训练,得到模型最优的参数,然后输入预测集,进行载荷预测。

## 3 参数优化

基于前馈神经网络构建的载荷预测模型,不同参数对结果输出有重要影响,因此针对具体数据进行前馈神经网络训练和预测之前,对前馈神经网络的多个参数进行优化,从而使得前馈神经网络能够高精度地输出载荷。

神经元个数决定了需要建立方程的数量,激活函数可以实现输入参数到输出结果的非线性映射关系的建立,训练函数代表实现目标函数最小值或最大值采用的方法,这三个参数对模型起至关重要的作用,因此选择的优化参数为隐含层神经元个数、激活函数和训练函数。

为了评价回归模型的拟合效果和优劣程度,通常选取目标函数 $R^2$ 和平均绝对百分误差 $E_{\text{MAP}}$ 。

$R^2$ 为决定系数,或者拟合优度,可以理解为均方误差的另一种表述,如式(2)所示, $R^2$ 越大,其值越接近 1,表示模型预测效果越好。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{j=1}^n (y_j - \hat{y}_j)^2}{\sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2} \quad (2)$$

式中: $y_j$ 为预测集中的第 $j$ 个样本对应的载荷值; $\hat{y}_j$ 为相应的预测值; $\bar{y}$ 为预测集中所有载荷值的均值; $n$ 预测集样本数。

平均绝对百分误差  $E_{MAP}$  也是评价模型拟合效果的一种常用指标,表达式如式(3)所示。

$$E_{MAP} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (3)$$

选取飞机关键结构载荷——剪力进行模型参数的优化研究,弯矩和扭矩类似。使用交叉验证法,对不同激活函数下输出的剪力预测值的  $R^2$  和  $E_{MAP}$  进行比较。相对来说,当采用的激活函数为 Relu 时,  $R^2$  比较大,  $E_{MAP}$  比较小,因此选用激活函数为 Relu 进行隐含层神经元个数和训练函数的优化。

训练函数为 SGD、不同神经元个数的剪力预测值的  $R^2$  和  $E_{MAP}$  如图 2 所示,可以看出:均方误差和神经元个数并不呈单调关系,而是有一个最优的取值范围。对于训练函数为 Adam 和 LBFSG,结果如图 3 和图 4 所示。

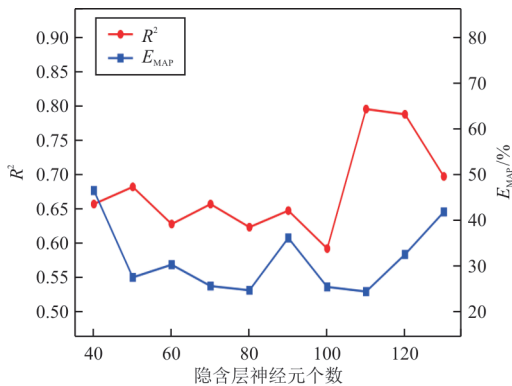


图 2 训练函数为 SGD、不同神经元个数的剪力预测值的  $R^2$  和  $E_{MAP}$

Fig. 2  $R^2$  and  $E_{MAP}$  of predictions of shear force for the training function SGD and different numbers of neurons

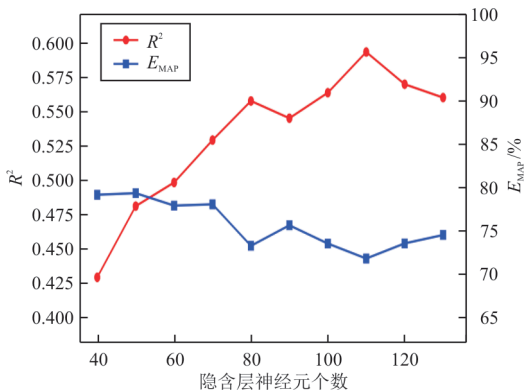


图 3 训练函数为 Adam、不同神经元个数的剪力预测值的  $R^2$  和  $E_{MAP}$

Fig. 3  $R^2$  and  $E_{MAP}$  of predictions of shear force for the training function Adam and different numbers of neurons

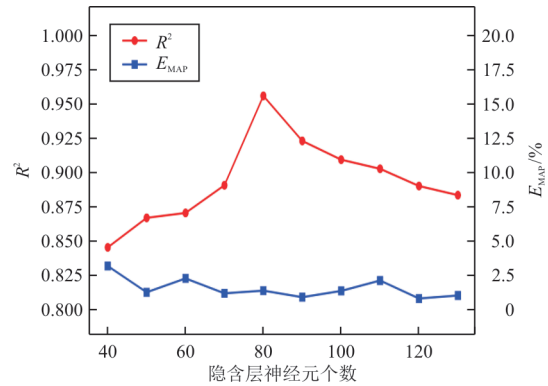


图 4 训练函数为 LBFSG、不同神经元个数的剪力预测值的  $R^2$  和  $E_{MAP}$

Fig. 4  $R^2$  and  $E_{MAP}$  of predictions of shear force for the training function LBFSG and different numbers of neurons

不同训练函数和神经元个数的剪力预测值的  $R^2$  和  $E_{MAP}$  如表 1 所示。

表 1 不同训练函数和神经元个数的剪力预测值的  $R^2$  和  $E_{MAP}$

Table 1  $R^2$  and  $E_{MAP}$  of predictions of shear force for different training functions and numbers of neurons

神经元个数	SGD		Adam		LBFSG	
	$R^2$	$E_{MAP}/\%$	$R^2$	$E_{MAP}/\%$	$R^2$	$E_{MAP}/\%$
40	0.657 6	46.60	0.429 3	79.27	0.845 5	3.19
50	0.682 6	27.57	0.481 3	79.45	0.867 0	1.28
60	0.628 3	30.35	0.498 6	78.00	0.870 6	2.28
70	0.657 5	25.67	0.529 6	78.15	0.890 7	1.20
80	0.623 8	24.74	0.558 2	73.32	0.955 8	1.40
90	0.648 0	36.20	0.545 6	75.71	0.923 0	0.92
100	0.592 6	25.47	0.564 3	73.59	0.909 3	1.37
110	0.796 4	24.45	0.594 0	71.84	0.902 7	2.13
120	0.788 7	32.59	0.570 5	73.61	0.890 2	0.82
130	0.697 9	41.91	0.560 7	74.58	0.883 5	1.04

从图 2~图 4 以及表 1 可以看出:训练函数为 LBFSG 时,  $R^2$  比较大。为了得到更高的飞机关键结构载荷预测精度,选择的模型参数为:激活函数 Relu,训练函数 LBFSG,隐含层神经元个数 80 个。

## 4 预测结果

为了对比前馈神经网络训练值和预测值的精度,采用随机森林方法和多元线性回归方法对载荷进行拟合和预测。

随机森林方法集成了机器学习方法,也称为自助法(Bootstrap),将一棵决策树转化为多棵决策树共同进行逻辑决策。随机森林方法中树的随

机化方法有两种:一种是选择用于构造树的数据点,另一种是选择每次划分的特征。

前馈神经网络和随机森林方法中输入的飞行参数为 28 个,为了更好地对比不同方法的载荷预测精度,没有对飞行参数进行筛选和对数据集进行降维,而且降维之后,除了缩减数据规模外,并不会对预测精度有太多提升,因此多元线性回归方法输入的自变量为全部的 28 个飞行参数,输出为载荷。目标函数为均方误差,采用最小二乘法进行拟合。

对于飞机关键结构的剪力,前馈神经网络、随机森林方法训练结果和多元线性回归方法的拟合结果如图 5 所示,前馈神经网络、随机森林方法和多元线性回归方法预测结果如图 6 所示,可以看出:对于输出为剪力的情况,总体上,这 3 种方法中,前馈神经网络的训练精度和预测精度最高。

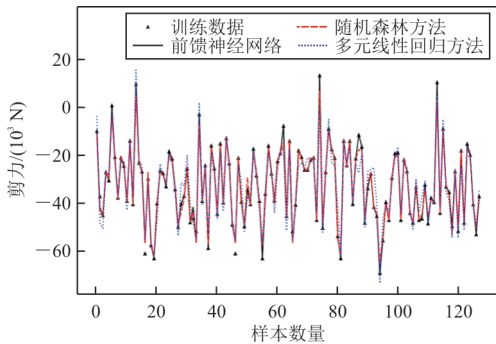


图 5 剪力的前馈神经网络、随机森林方法训练结果和多元线性回归方法拟合结果

Fig. 5 Training results of forward neural network and random forest method and the fitting results of multivariate linear regression method for shear force

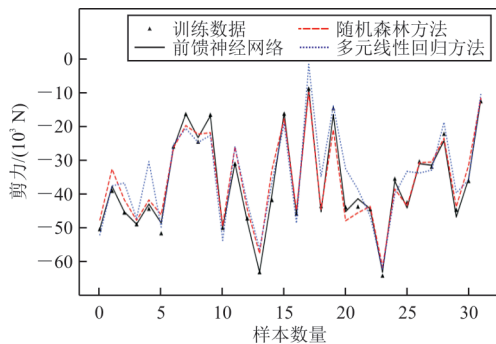


图 6 剪力的预测结果

Fig. 6 Predictions of shear force

剪力的前馈神经网络、随机森林方法和多元线性回归方法预测值的相对误差对比如图 7 所示,可以看出:前馈神经网络预测结果的相对误差最小。

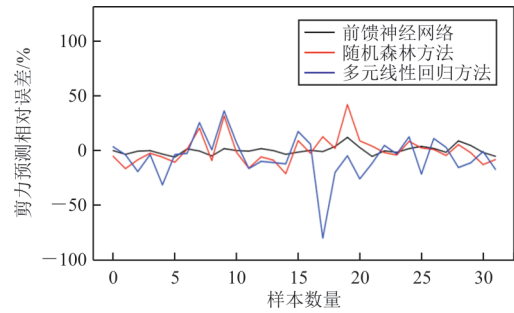


图 7 剪力预测值相对误差对比

Fig. 7 Comparison of the relative errors for predictions of shear force

剪力的前馈神经网络预测值和目标值的线性拟合结果如图 8 所示,计算得到  $R^2$  为 0.993 1,  $E_{MAP}$  为 2.67%。

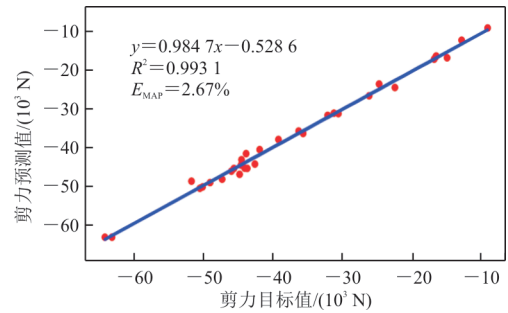


图 8 剪力的前馈神经网络预测值和目标值的线性拟合结果

Fig. 8 Linear fitting results of the predictions of forward neural network and the target values for shear force

弯矩的前馈神经网络、随机森林方法训练结果和多元线性回归方法的拟合结果如图 9 所示,前馈神经网络、随机森林方法和多元线性回归方法的预测结果如图 10 所示,可以看出:对于输出为弯矩的情况,总体上,这 3 种方法中前馈神经网络的训练精度和预测精度最高。

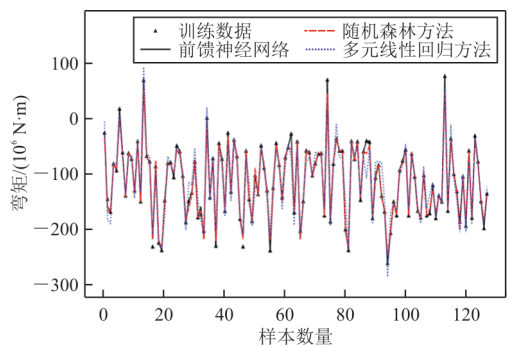


图 9 弯矩的神经网络、随机森林方法训练结果和多元线性回归方法拟合结果

Fig. 9 Training results of forward neural network and random forest method and the fitting results of multivariate linear regression method for bending moment

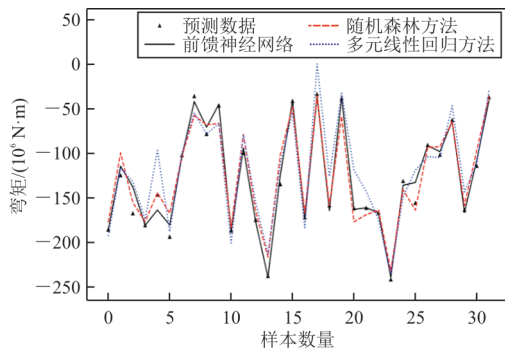


图 10 弯矩的预测结果

Fig. 10 Predictions of bending moment

弯矩的神经网络、随机森林方法和多元线性回归方法预测结果的相对误差对比如图 11 所示,可以看出:神经网络预测结果的相对误差最小。

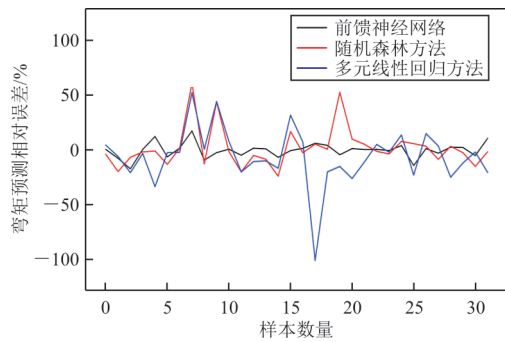


图 11 弯矩预测值相对误差对比

Fig. 11 Comparison of the relative errors for predictions of bending moment

弯矩的前馈神经网络预测值和目标值的线性拟合结果如图 12 所示,计算得到  $R^2$  为 0.978 6,  $E_{MAP}$  为 4.68%。

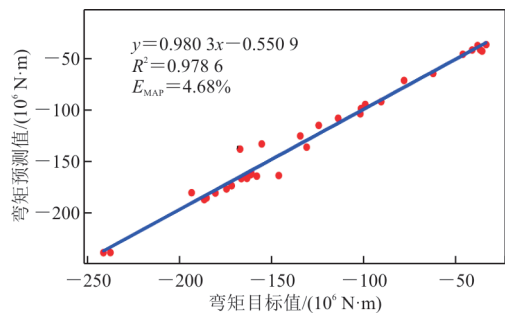


图 12 弯矩的前馈神经网络预测值和目标值的线性拟合  
Fig. 12 Linear fitting of the predictions of forward neural network and the target values for bending moment

扭矩的前馈神经网络、随机森林方法的训练结果和多元线性回归方法的拟合结果如图 13 所示,前馈神经网络、随机森林方法和多元线性回归方法的预测结果如图 14 所示。

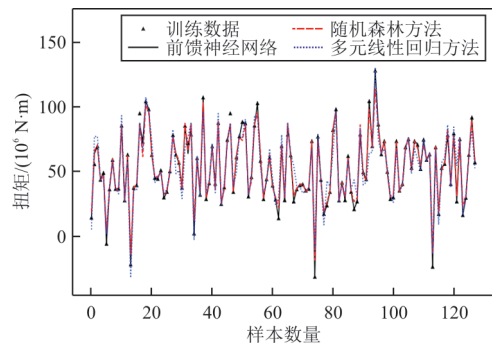


图 13 扭矩的前馈神经网络、随机森林方法训练结果和多元线性回归方法拟合结果

Fig. 13 Training results of forward neural network and random forest method and the fitting results of multivariate linear regression method for torque

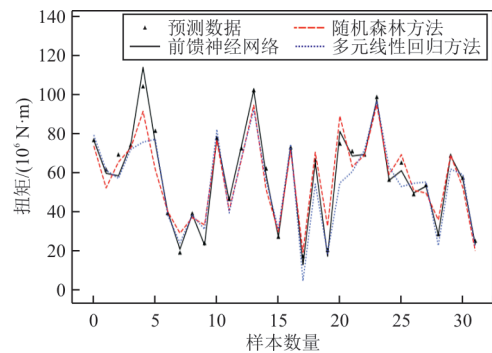


图 14 扭矩的预测结果

Fig. 14 Predictions of torque

从图 13 和图 14 可以看出:对于输出为扭矩的情况,同剪力和弯矩情况类似,这 3 种方法中,前馈神经网络的训练精度和预测精度最高。

扭矩的前馈神经网络、随机森林方法和多元线性回归方法预测值的相对误差对比如图 15 所示,可以看出:前馈神经网络预测结果的相对误差最小。

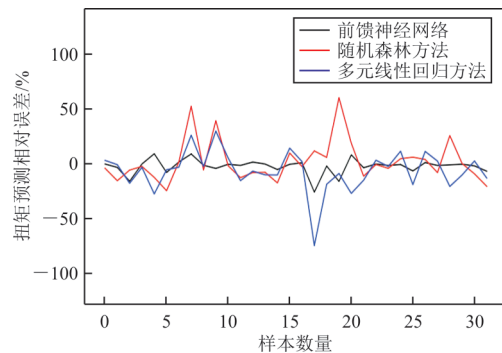


图 15 扭矩预测值相对误差对比

Fig. 15 Comparison of the relative errors for predictions of torque

弯矩的前馈神经网络预测值和目标值的线性拟合结果如图 16 所示,计算得到  $R^2$  为 0.979 5,  $E_{MAP}$  为 4.31%。

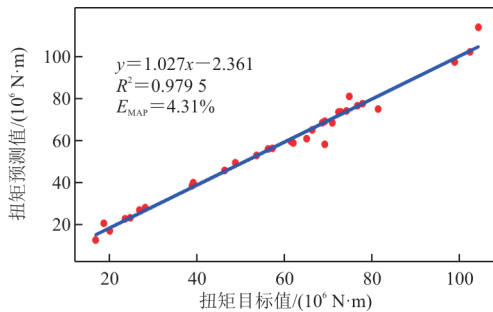


图 16 扭矩的前馈神经网络预测值和目标值的线性拟合  
Fig. 16 Linear fitting of the predictions of forward neural network and the target values for torque

综上所述,对于飞机关键结构载荷——剪力、弯矩和扭矩,前馈神经网络的预测精度高于随机森林方法和多元线性回归方法的预测精度。

对于极个别载荷工况,前馈神经网络的预测结果出现较大偏差,原因在于前馈神经网络的预测结果具有波动性和随机性,选取不同的神经元个数、激活函数、训练函数也会导致不同的预测结果,但是前馈神经网络能够通过自学习调整各个飞行参数对应的权值,得到比较理想的预测效果。

## 5 结 论

1) 采用前馈神经网络预测出的飞机关键结构载荷精度更高,优于随机森林方法和多元线性回归方法的预测精度,其误差满足工程要求。

2) 前馈神经网络为测量大型运输机关键结构载荷提供了一种可行的方法,为构建基于数据驱动的飞机结构损伤分析和寿命评估体系提供了重要的技术支持。

### 参考文献

- [1] 闫楚良. 飞机载荷谱实测技术与编制原理[M]. 北京: 航空工业出版社, 2011.  
YAN Chuliang. Measurement technology and compilation principle of aircraft load spectrum[M]. Beijing: Aviation Industry Press, 2010. (in Chinese)
- [2] JARKKO T, TUOMO S. Practical experience of neural network based fatigue life monitoring[C]// 28th ICAF Symposium. Helsinki: IEEE, 2015: 879-888.
- [3] 王智, 王磊. 国外战机单机寿命监控与结构健康预测管理技术综述[C]// 航空安全与装备维修技术学术研讨会. 北京: 中国航空学会, 2014: 1-8.  
WANG Zhi, WANG Lei. Review of life monitoring and structural health prediction management of foreign fighter jets [C]// Technical Symposium on Safety and Equipment Maintenance. Beijing: CSAA, 2014: 1-8. (in Chinese)
- [4] TIMOTHY F, DEVINDER M, IAIN H. F-35 joint strike fighter structural prognosis and health management an overview [M]// BOS M J. ICAF 2009, bridging the gap between theory and operational practice. Dordrecht: Springer Netherlands, 2009: 1215.
- [5] HUNT S R, HEBDEN I G. Eurofighter 2000 an integrated approach to structural health and usage monitoring[C]// The RTO AVT Specialists' Meeting. US: IEEE, 1998: 1-8.
- [6] MOLENT L, BARTER S, FOSTER W. Verification of an individual aircraft fatigue monitoring system[J]. International Journal of Fatigue, 2012, 43: 128-133.
- [7] ALEXIS F, JEAN P K, ALAIN S. The A400M usage monitoring function [C]// 28th ICAF Symposium. Helsinki: IEEE, 2015: 681-693.
- [8] 宋日晓, 姚卫星. 飞机单机寿命监控技术评述[J]. 航空工程进展, 2014, 5(4): 411-417.  
SONG Rixiao, YAO Weixing. Review of individual aircraft life monitoring technology [J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2014, 5(4): 411-417. (in Chinese)
- [9] 张宝珍, 王萍. 飞机 PHM 技术发展近况及在 F-35 应用中遇到的问题及挑战[J]. 航空科学技术, 2020, 31(7): 18-26.  
ZHANG Baozhen, WANG Ping. Recent development of aircraft PHM technology and problems and challenges encountered in the application on F-35 [J]. Aeronautical Science & Technology, 2020, 31(7): 18-26. (in Chinese)
- [10] 李玉海, 王成波, 陈亮, 等. 先进战斗机寿命设计与延寿技术发展综述[J]. 航空学报, 2021, 42(8): 50-76.  
LI Yuhai, WANG Chengbo, CHEN Liang, et al. Overview on development of advanced fighter life design and extension technology[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(8): 50-76. (in Chinese)
- [11] 张彦军, 王斌团, 宁宇, 等. 基于健康监测的飞机结构寿命预测技术[J]. 航空工程进展, 2024, 15(1): 1-14.  
ZHANG Yanjun, WANG Bintuan, NING Yu, et al. Life prediction technology of aircraft structures based on structural health monitoring[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2024, 15(1): 1-14. (in Chinese)
- [12] 张彦军, 王斌团, 宁宇, 等. 飞机结构应变监控技术研究进展[J]. 航空科学技术, 2020, 31(7): 109-114.