

文章编号:1674-8190(2020)06-887-07

# 基于深度学习的飞行载荷测试与反演方法研究

金鑫,殷建业,王健志

(沈阳飞机设计研究所扬州协同创新研究院有限公司 技术部,扬州 225000)

**摘要:** 飞行载荷测试技术对飞机的载荷设计、强度试飞以及寿命监控等有重要的意义。为了实现复杂翼结构气动载荷的实时在线分布测试,提出基于精细化有限元仿真数据驱动的载荷反演方法;使用深度学习方法建立神经网络代理模型,通过有限元方法构建典型载荷下的结构响应数据集,对模型进行训练;将基于深度学习方法的翼面载荷反演结果与有限元计算结果进行对比验证。结果表明:总载荷的平均误差约为 0.2%,压心位置误差约为 1%,该方法可以使用少量的应变测点数据对整个翼面结构的载荷分布实时反演与重构。

**关键词:** 飞行载荷测试;复杂翼型;载荷反演;深度学习;数字孪生

中图分类号: V215.3<sup>+</sup>2

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2020.06.017

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



## Research on Deep-learning-based Flight Load Test and Estimation Method

JIN Xin, YIN Jianye, WANG Jianzhi

(Technology Department, Yangzhou Collaborative Innovation Research Institute of Shenyang Aircraft Design and Research Institute Co., Ltd., Yangzhou 225000, China)

**Abstract:** The flight load test technology is of great importance for load designing, strength flight test and life monitoring of the aircraft. In order to realize the real-time distributed aerodynamic load test on the complex wing surface, the data-driven load estimation method based on refine finite element simulation is proposed. The artificial neural network is established with deep-learning method. The data set of the structural response is constructed by the high-precision finite element method, which is used to train the model. The wing load estimation results based on deep learning method is compared and verified with the finite element calculation results. The results show that the average error of the total load is about 0.2%, and the position error of the pressure center is about 1%. The method using several strain test points can estimate and reconstruct the load distribution of the whole wing in real time.

**Key words:** flight load test; complex airfoils; load estimation; deep learning; digital twins

## 0 引言

复合材料在飞机结构上的大量应用,带来了机体减重的同时也产生了一系列的安全性和可靠性问题。通过监测飞机的气动载荷可以获知飞机在

服役过程中的过载和异常载荷状态,对飞机起落的安全性能进行评估,同时指导地面人员对出现异常载荷的机体进行维修和维护<sup>[1]</sup>。气动载荷的历史数据可以对结构设计及疲劳分析做出指导,实时的载荷监控增强了飞机的态势感知能力,可以对飞机

收稿日期:2020-10-22; 修回日期:2020-11-10

通信作者:金鑫,jinxin601@foxmail.com

引用格式: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)

的稳定性控制带来增益<sup>[2]</sup>。

目前飞机真实飞行环境下的载荷测量方法主要包括直接法和间接法两类,直接法主要通过结构的关键位置布置力传感器来测量翼面上的载荷分布<sup>[3]</sup>。由于机翼结构复杂、内部空间有限,难以安装大量的取压管及压力传感器,因此直接载荷测量法很难在载荷试飞中使用,而多应用于风洞试验中。间接法则通过测量结构的应变、位移等物理量的变化来间接推知载荷的变化。由于飞行过程中的机翼位移难以测量,基于应变电桥的载荷测试方法在工程中更为常用。将应变片布置在机翼的关键位置组成应变桥路,测量在载荷作用下的应变变化,通过地面载荷标定试验建立的载荷方程反推出飞机所受的载荷大小<sup>[4]</sup>。应变法载荷测量技术成熟、计算简单,然而随着飞机速度和机动性的提高,机翼的结构和形状也趋于复杂,使用传统的应变法只能对整机的总载荷或少数剖面的载荷进行测试,难以反映翼面的载荷分布情况;同时通过多元回归方法拟合的载荷方程也存在着较大的误差<sup>[5]</sup>。随着数字孪生技术的发展,地面数字模型也需要对空中飞机的载荷情况进行实时求解和显示。然而传统的逆有限元等计算方法计算量大,耗时长,无法满足实时求解的要求。为了解决这一问题,使用数据驱动模型方法是一种合适的选择。通过大量的试验数据建立并训练代理模型,用代理模型来近似替代复杂的物理关系,最终实现实时的载荷求解。在众多代理模型中,人工神经网络是近年来常用的选择之一,陈志煌等<sup>[6]</sup>使用 RBF 神经网络对机械臂的抓持载荷进行了反演,并通过仿真进行了验证;郑敏等<sup>[7]</sup>通过仿真数据训练 BP 神经网络,并使用振动位移数据对转子系统的载荷进行了识别。在航空应用中,人工神经网络可以用于飞行器的载荷识别,如王琿玮<sup>[8]</sup>使用改进的 BP 神经网络对某导弹模型的飞行载荷进行了识别,使用速度、高度、迎角等飞行参数作为网络的输入,输出关键截面的内力;P. M. Trivailo 等<sup>[9]</sup>使用了人工神经网络对 F/A-18 飞机的尾翼的疲劳载荷进行了预测,将尾翼上布置的 19 个应变片获取的应变数据作为网络输入,建立训练网络,获得了加载在尾翼上的单点载荷;S. B. Cooper 等<sup>[10]</sup>使用一个双层前馈网络模型对翼肋结构上的静态载荷进行了预测,使用了

15 个应变传感器的数据作为网络输入,实现在翼肋上两个点的载荷大小输出;D. Wada 等<sup>[11]</sup>使用光纤布拉格光栅(Fiber Bragg Grating,简称 FBG)传感器通过神经网络的方法对大展弦比的机翼气动载荷进行了反演,将两根光纤各 30 个 FBG 传感器布置在了 3.6 m 长的机翼的前后翼梁上,在风洞中进行气动加载,以 60 个 FBG 传感器的应变以及 8 个襟翼的角度为输入,输出了机翼的展向剖面载荷分布以及机翼的迎角。以上研究利用神经网络的方法实现了较低误差的从应变到载荷的逆问题求解,但是网络输出的结果也多为单点载荷或单个剖面的几个点的载荷。对于具有非平直翼型的现代战机来说,单点或单个剖面的载荷并不能完整反映翼面的载荷分布。

本文提出基于深度前馈神经网络的数据驱动方法,通过深度学习建立并训练多层前馈神经网络作为代理模型,以高超声速飞机常用的三角翼面为例对载荷分布进行反演,并对反演结果进行验证。

## 1 基于深度前馈神经网络的载荷反演方法

随着对飞机速度和机动性要求的不断提高,战斗机从最初的平直翼布局逐渐发展为三角翼、双三角翼、梯形翼等复杂的机翼布局<sup>[12]</sup>,相应的气动载荷在翼面上的分布也更为复杂。某超声速飞行器的翼面在某种典型飞行工况下的翼面气动力分布如图 1 所示,图中彩色区域表征了载荷大小,从下到上递减。

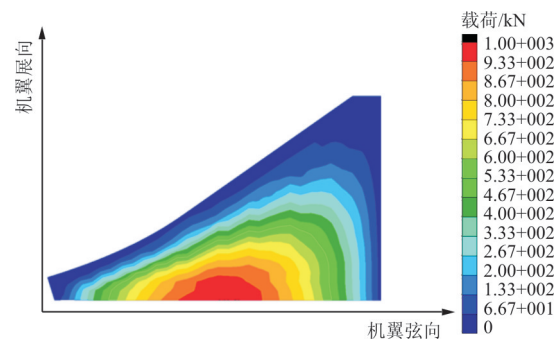


图 1 某飞行器翼面载荷分布

Fig. 1 The flight load distribution of an aircraft

从图 1 可以看出:翼面载荷最大值约在靠近机身的中部位置,且在展向和弦向分布都存在较大的

变化。传统的飞行载荷测试方法测得的总载荷或剖面载荷并不能完整反映翼面上的载荷分布情况。对于机翼结构来说,载荷同应变的关系同其总体刚度矩阵相关,如式(1)所示。

$$\mathbf{F} = \mathbf{K}\boldsymbol{\varepsilon} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{F}$  为载荷矩阵; $\boldsymbol{\varepsilon}$  为应变矩阵; $\mathbf{K}$  为刚度矩阵。

由于机翼结构中有翼梁、翼肋等复杂结构,总体刚度矩阵很难求得。在工程应用中,当实际问题计算量很大、不容易求解时,可以使用计算量较小、求解迅速的简化模型来替代原模型。

人工神经网络是一种常用的代理模型,可以解决分类、回归、预测等多种问题,训练完成的神经网络可以实现输入到输出的快速计算,满足实时性的要求<sup>[13]</sup>。在众多的人工神经网络结构中,前馈神经网络适用于回归和函数拟合。前馈神经网络是一种层与层顺序连接的网络,包括了输入层,一个或多个隐含层以及输出层,其基本结构如图 2 所示。

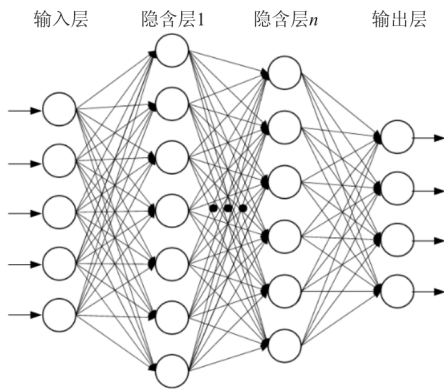


图 2 前馈神经网络结构<sup>[14]</sup>

Fig. 2 Structure of feed-forward neural network<sup>[14]</sup>

理论上讲,包含单隐含层的三层前馈网络可以解决任意复杂函数的拟合问题。然而随着需要拟合参数的增加,单隐层网络中神经元的规模呈指数扩大,复杂模型的训练效率随着参数的增加迅速降低。虽然具有单隐层的前馈网络足以表征任何函数,但是受限于网络规模无法实现。在更多的情形下,使用更多层的网络,即更深的模型能够明显减少神经元的数量,同时也能减少泛化误差<sup>[15]</sup>。

然而对于深度网络,在训练过程中使用的误差反向传播算法会使梯度传播逐渐变小,导致浅层的

隐含层神经元权值得不到更新,出现了所谓的“梯度消失”问题。为此有研究者提出使用整流线性单元(Rectified Linear Unit,简称 ReLU)代替传统神经网络中常用的 Sigmoid 单元构建前馈网络。ReLU 单元易于优化,其处于激活状态时导数为 1,梯度大且一致。但是其输入值小于 0 时,输出值恒定为 0 造成了其不能通过梯度方法学习那些使其激活为 0 的样本,存在死区。泄漏整流单元(Leaky-ReLU)是为了改进 ReLU 单元的死区特性而发展出来的一种非线性单元,其表达式如式(2)所示<sup>[15]</sup>:

$$f(z) = \max(0, z) + a \cdot \min(0, z) \quad (2)$$

式中: $z$  为单元的输入; $a$  为一个小于 1 的常数; $f(z)$  为单元的输出。

Leak-ReLU 函数不同于 ReLU,在输入小于 0 的情况下输出是一个较小斜率不为 0 的值,避免了输入小于 0 时输出为 0 的问题,更适用于拟合计算。为此本文构建以 Leaky-ReLU 为激活函数的多层前馈网络作为代理模型,对载荷反演问题进行求解。

## 2 有限元建模及计算

### 2.1 机翼有限元模型

本文采用高超声速飞机常用的三角翼作为研究对象,其外形及内部梁肋分布如图 3 所示,机翼结构均采用钛合金材料。

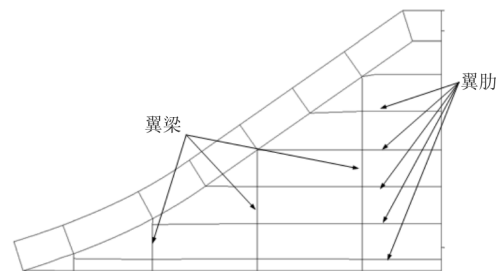
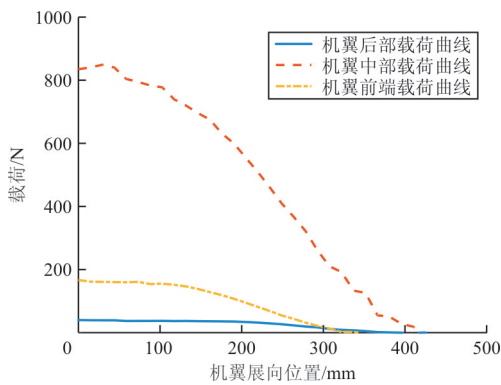


图 3 机翼外形示意图

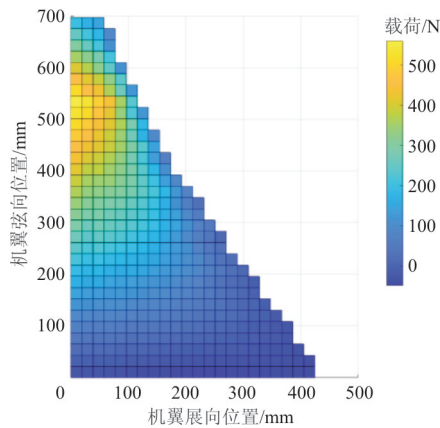
Fig. 3 Wing shape sketch map

机翼使用 SHELL 单元建模,单元尺寸大小约为 15 mm。为减小约束对计算结果的影响,同时建立机身模型,约束施加在机身对称面上,在机翼下蒙皮选择均匀分布的 433 个节点施加集中载荷,用于模拟气动载荷。

为了生成足够数量的样本用以神经网络训练和测试,需要构建同真实工况接近的多种载荷分布情况。通过将机翼分为前端、中部及后缘三个部分,分别在正弦函数的基础上通过随机参数化的方法生成如图 4(a)所示的三条曲线,在机翼面上进行二维插值拟合,最终得到一组翼面的气动载荷分布,如图 4(b)所示。通过随机生成三条曲线的分布参数,得到了 5 000 组翼面载荷分布,在所有分布中的最大载荷小于 1 000 N,最小载荷大于 -100 N。



(a) 随机生成载荷曲线



(b) 翼面载荷分布

图 4 翼面载荷分布生成方法

Fig. 4 The method of wing load distribution generation

## 2.2 应变测点位置选取

受限于机翼结构的复杂性,在真实的机翼结构上无法大量布置传感器,需要在机翼上选取少量合适的应变测点位置。考虑到机翼类似悬臂梁的结构,翼梢到翼根处的应变应逐渐增大,对于复杂的

三角翼结构来说,机翼弦向和展向不同位置的应变对载荷的灵敏度也是不同的,为了对翼面上的应变载荷灵敏度进行评估,使用 5 000 组生成的随机载荷通过 Nastran 软件计算机翼展向的应变分布,并求得 5 000 组应变分布的方差如图 5 所示。

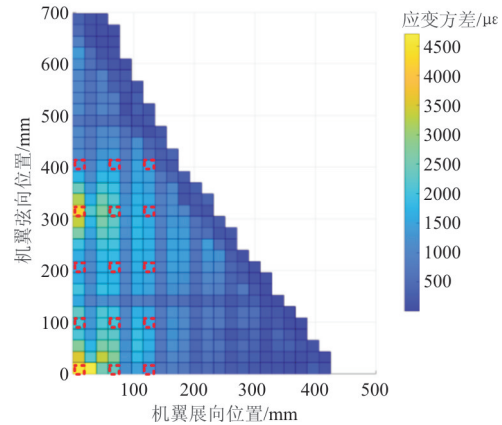


图 5 翼面应变方差分布

Fig. 5 Distribution of wing strain variance

从图 5 可以看出:机翼根部同机身连接处有两个方差较大的区域,意味着在载荷变化的情况下这些位置的应变变化也相应较大,为应变-载荷灵敏度高的位置。以此为依据并尽可能覆盖较大的翼面范围,选取了翼面上的 15 个测点提取应变数据,如图 5 中虚线框出的位置所示。

## 3 前馈神经网络构建及训练

构建神经网络结构首先需要分析网络的输入与输出。对于本文中的问题,输入为 15 个应变数据,而输出则是整个翼面 433 点的载荷大小。为了保留应变测点在翼面上的空间位置信息,将输入数据从 15 个点扩充为 433 个点,未采样位置的应变设置为 0。构建的深度前馈神经网络如图 6 所示。

神经网络输入层为翼面应变逐行展开得到  $1 \times 433$  大小的矢量,中间为四层全连接层,每层都采用 Leaky-ReLU 函数激活并加入批量标准化 (Batch Normalization) 层用以将样本分布归一化保证收敛速度。第一层全连接层输出大小为 433,输入数据在同维度下进行仿射变换,将少量的应变点信息扩充至整个翼面;后两层全连接层输出大小为 866,使数据在高维展开,得到更好的非线性拟合能力;最后一层全连接层为 433 大小的输出,对

应翼面的载荷分布。



图 6 深度前馈神经网络连接示意图

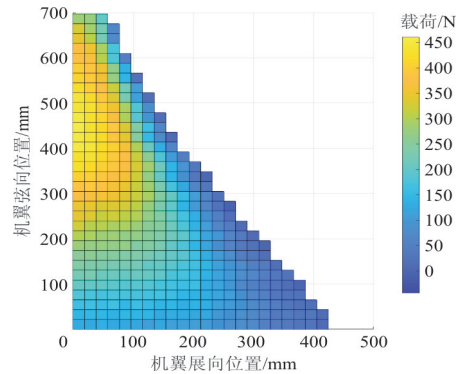
Fig. 6 Deep feed forward network connection diagram

网络训练采用自适应矩估计 (Adaptive Moment Estimation, 简称 Adam) 优化方法, Adam 是深度学习中新的一种优化方法, 可以替代传统的随机梯度下降 (Stochastic Gradient Descent, 简称 SGD) 方法<sup>[16]</sup>。相较于 SGD 方法, Adam 所需内存小, 计算效率高, 适合解决大规模的数据和参数优化问题。使用 90% 的样本进行训练, 剩余样本做为交叉验证, 即 4 500 个样本用于训练, 500 个样本用于验证。为了降低训练陷入局部极小的概率, 使用小批量 (Mini-batch) 训练方法, 批量大小为 32, 训练轮数为 50 轮, 初始学习率设定为 0.001, 损失函数采用均方根误差 (Root-mean-square Error, 简称 RMSE)。训练在本地计算机上进行, CPU 为 AMD Ryzen 5 4600U, 6 核心 12 线程, 主频最高 3.9 GHz。训练总耗时 12 分 10 秒。

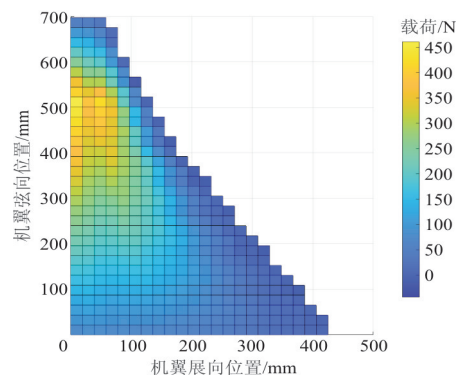
### 4 载荷反演结果及分析

神经网络训练完成后, 使用 500 个样本对其进

行验证。在与训练相同的计算机硬件平台上求解 500 个样本耗时 0.48 s, 平均每次求解 0.001 s, 实现了实时的载荷分布输出。神经网络输出结果同验证目标的载荷分布平均误差约为最大载荷的 5%, 验证集中随机的一组载荷分布结果如图 7 所示。



(a) 神经网络计算载荷分布



(b) 目标载荷分布

图 7 神经网络同有限元计算的载荷分布结果对比

Fig. 7 Comparison of load distribution results between neural network and finite element method

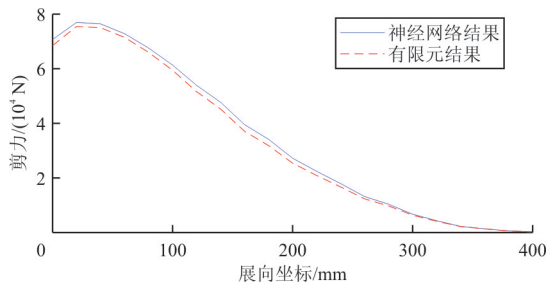
从图 7 可以看出: 神经网络输出的载荷分布结果同验证目标的载荷分布接近。为了评估结果, 对翼面上的总载荷和总压心进行求取, 载荷分布样本的总载荷大小及总压心位置如表 1 所示。

表 1 总载荷及总压心计算结果对比

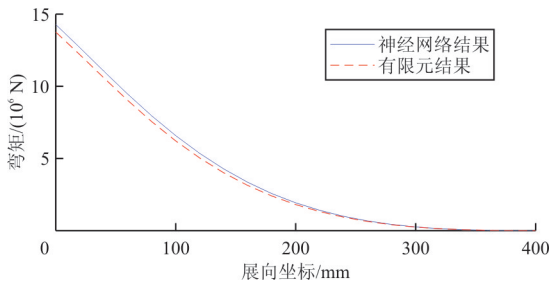
Table 1 Comparison of total load and total pressure center calculation results

方法	总载荷/N	总压心位置	
		展向坐标/mm	弦向坐标/mm
神经网络	53 935	174.3	376.9
有限元	52 264	171.1	367.7

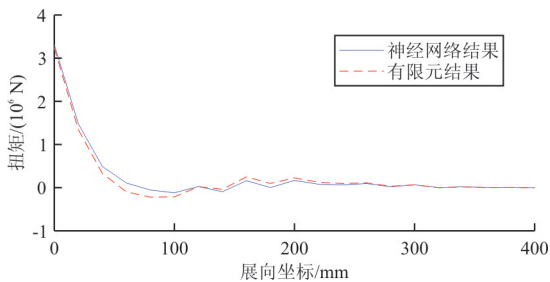
从表 1 可以看出:神经网络输出的载荷分布同目标载荷分布的压心距离接近。对 500 组验证结果的总载荷进行求取,得到总载荷的平均误差为 0.2%,压心位置的平均误差为 1%。除了总压心和总载荷之外,飞行载荷测试还关注机翼展向的剪力、弯矩及扭矩分布,对一组神经网络输出载荷和验证目标载荷进行计算,得到剪力、弯矩及扭矩曲线如图 8 所示。



(a) 剪力分布对比



(b) 弯矩分布对比



(c) 扭矩分布对比

图 8 剪力、弯矩及扭矩分布对比

Fig. 8 Comparison of shear force, bending moment and torque distribution

从图 8 可以看出:神经网络输出的结果同目标结果接近,对 500 组验证数据的误差进行对比,剪力平均误差为 0.6%,弯矩平均误差为 0.4%,扭矩

平均误差为 8%。

## 5 结 论

(1) 基于深度学习的飞行载荷测试反演方法通过构建深度前馈网络作为代理模型,从机翼上少量的应变采样点反演得到整个翼面的载荷分布,改进了传统飞行载荷测试方法,实现了载荷分布的实时计算。

(2) 通过构建典型工况下的载荷分布建立训练样本集,对网络进行了训练及测试。通过交叉检验验证了代理模型的有效性,验证总载荷的平均误差约为 0.2%,压心位置误差约为 1%。

(3) 基于深度学习的飞行载荷测试反演方法实现了高精度的载荷测试,获得了更详细的载荷分布信息,为飞机结构设计及优化提供了指导,也为数字孪生技术的发展提供了技术支撑。

## 参考文献

- [1] 曾家勇. 飞机飞行载荷实测技术研究[J]. 测控技术, 2018, 37(s1): 204-206, 209.  
ZENG Jiayong. Research on actual measurement technology of aircraft flight load[J]. Measurement & Control Technology, 2018, 37(s1): 204-206, 209.
- [2] 尹振吉. 基于压力分布传感器的水平尾翼飞行气动载荷测量方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2019.  
YIN Zhenji. Study on the measurement method of aerodynamic load of horizontal tail based on pressure distribution sensor[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2019. (in Chinese)
- [3] TANG Zhangyang, FAN Shangchun, XING Weiwei, et al. An electrothermally excited dual beams silicon resonant pressure sensor with temperature compensation[J]. Microsystem Technologies, 2011, 17(9): 1481-1490.
- [4] 陈同银, 赵卓林, 唐超, 等. 飞行载荷试飞测试结果应用方法研究[J]. 飞机设计, 2018, 38(5): 21-24.  
CHEN Tongyin, ZHAO Zhuolin, TANG Chao, et al. Research on application methods of flight loads test results [J]. Aircraft Design, 2018, 38(5): 21-24. (in Chinese)
- [5] 赵燕, 周占廷. 某中央翼盒对飞行载荷实测的影响[J]. 航空学报, 2016, 37(12): 3713-3720.  
ZHAO Yan, ZHOU Zhanting. Effect of central wing on root flight load measurement of certain airfoil [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2016, 37(12): 3713-3720. (in Chinese)
- [6] 陈志煌, 陈力. 漂浮基闭链空间机械臂抓持载荷基于神经网络的反演自适应控制[J]. 工程力学, 2012, 29(3): 205-

211.  
CHEN Zhihuang, CHEN Li. Backstepping adaptive control for grasped object of space manipulators with closed-chain based on neural network[J]. *Engineering Mechanics*, 2012, 29(3): 205-211. (in Chinese)
- [7] 郑敏, 任芳, 杨兆建, 等. 自适应BP神经网络的转子系统载荷识别的研究[J]. *机械设计与制造*, 2016(6): 85-88, 92.  
ZHENG Min, REN Fang, YANG Zhaojian, et al. Study on the load identification of the rotor system with self-adaptive BP neural networks[J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2016(6): 85-88, 92. (in Chinese)
- [8] 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 Hunwei. Research on load identification algorithm of aircraft based on neural network[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2018. (in Chinese)
- [9] 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.
- [10] COOPER S B, DIMAIO D. Static load estimation using artificial neural network: application on a wing rib[J]. *Advances in Engineering Software*, 2018, 125: 113-125.
- [11] 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.
- [12] 吕韵, 周进, 童明波. 常规布局飞机概念外形参数化建模研究[J]. *机械设计与制造工程*, 2019, 48(11): 7-10.  
LÜ Yun, ZHOU Jin, TONG Mingbo. Research on the parametric design of concept aircraft shape[J]. *Machine Design and Manufacturing Engineering*, 2019, 48(11): 7-10. (in Chinese)
- [13] BLUM E K, LI L K. Approximation theory and feedforward networks[J]. *Neural Networks*, 1991, 4(4): 511-515.
- [14] 凌青华. 基于粒子群优化的随机前馈神经网络的研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2019.  
LING Qinghua. A study of random feedforward neural networks based on particle swarm optimization[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2019. (in Chinese)
- [15] GOODFELLOW I, BENGIO Y, COURVILLE A. Deep learning[M]. US: MIT Press, 2016: 105-107.
- [16] 沈涛, 李舜酩, 辛玉. 基于深度学习的旋转机械故障诊断研究综述[J]. *计算机测量与控制*, 2020, 28(9): 1-8.  
SHEN Tao, LI Shunming, XIN Yu. Review on fault diagnosis of rotating machinery based on deep learning[J]. *Computer Measurement & Control*, 2020, 28(9): 1-8. (in Chinese)

#### 作者简介:

金鑫(1988—),男,博士,工程师。主要研究方向:光纤传感技术、航空结构健康监测。

殷建业(1994—),男,硕士,助理工程师。主要研究方向:结构强度设计,力热耦合分析。

王健志(1983—),男,学士,高级工程师。主要研究方向:飞机结构强度设计。

(编辑:丛艳娟)