

基于时间序列的结构非线性振动响应预测模型在飞行试验中的应用研究



刘佳璐,张武林

中国飞行试验研究院 飞机所, 陕西 西安 710089

摘要:利用计算机技术进行飞行器结构非线性振动响应预测,对振动试飞数字化发展具有重要意义。基于直升机飞行实测振动数据,从时间序列角度出发,利用反向传播(BP)神经网络建立非线性振动响应单步和多步预测模型。在稳定和机动飞行动作中验证模型有效性后,预测直升机结构在不同飞行动作中的航向、侧向和垂向振动量值,分析预测步长对模型预测精度的影响,研究结果可为结构非线性振动响应预测模型在飞行试验中的应用提供参考。

关键词:数据预测; BP神经网络; 时间序列; 非线性振动响应; 飞行试验

中图分类号:V217.39

文献标识码:A

DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2025.03.013

飞行试验是确认飞行器满足研制要求的重要方式,贯穿于飞行器设计、鉴定、生产和使用的全过程^[1]。新研制直升机在飞行试验初期会暴露多种振动问题,振动水平超出限值要求及发生振动故障的概率相对增加,将直接影响飞行试验安全。因此,监测空勤人员所在位置、飞行器结构、机载设备等关键位置^[2]的振动水平对保障直升机及机组安全十分重要。

目前,保障直升机试验安全通常采用实时遥测监控^[3]与事后数据跟踪^[4]的方式。这两种方式都是根据已有飞行试验数据获取直升机结构部件的振动规律,从而判断飞行试验过程中直升机的振动水平是否达标。如果能够基于已有飞行试验数据,利用人工神经网络搭建振动响应预测模型,获得直升机结构部件的振动水平在未来一段时间内的发展变化,将有利于提前发现潜在的振动问题,降低直升机飞行试验风险,保障飞行试验安全。另外,如果上述振动响应预测模型能够与实时遥测监控或振动主动控制相结合^[5-6],可为优化飞行试验方案和设计新型直升机提供新思路与新方法。因此,需要开展直升机结构部件振动响应预测模型在飞行试验中的应用研究。

国内外针对振动预测开展了一系列研究,并取得了一定进展。刘强^[7]采用反向传播(BP)神经网络实现了汽轮发电机组振动响应数据的短期、中期和长期预测,证明人工神经网络在振动预测中的可行性。沈献绍等^[8]为减少发动机装配质量引起的试车振动故障,采用BP神经网络研究装配参数对整机振动的影响。裘焱等^[9-11]将经验模态分解(EMD)或变分模态分解(VMD)及Volterra预测模型引入振动故障预测,取得良好效果。谢丰安等^[12]为探索飞机着陆试验中下沉速度的控制方法,采用外部输入非线性自回归神经网络模型实现了对飞行员俯仰操纵量的预测。但是,基于直升机特殊的振动特性,即其振动信号是由量值较大的离散频率成分和量值较小的宽频成分叠加而成,应主要针对各旋转部件的基频及其谐频对应离散频率的振动量值进行预测,且直升机不同位置的振动规律也不相同^[9],因此上述方法不能直接应用于直升机结构部件的振动预测。

直升机结构振动响应数据是典型的时间序列数据。传统的统计学方法不能满足复杂时间序列数据的非线性要求,人工神经网络因其强大的非线性处理能力在时间序列预测中表现优异^[13]。本文基于工程需求,根据直升机振动

收稿日期: 2024-07-17; 退修日期: 2024-10-24; 录用日期: 2024-12-18

引用格式: Liu Jialu, Zhang Wulin. Application research of nonlinear structure vibration response prediction model based on time series in flight test[J]. Aeronautical Science & Technology, 2025, 36(03): 105-110. 刘佳璐, 张武林. 基于时间序列的结构非线性振动响应预测模型在飞行试验中的应用研究[J]. 航空科学技术, 2025, 36(03): 105-110.

特点和对飞行试验数据的分析,从时间序列角度出发,利用BP神经网络建立结构非线性振动响应单步和多步预测模型,旨在直升机振动试飞中验证此方法的有效性,为后续结构非线性振动响应预测模型在飞行试验中的应用提供参考。

1 非线性振动响应预测模型

1.1 BP神经网络

人工神经网络(ANN)是采用电子计算机技术,简化和模拟生物神经网络系统处理和传递信息的机制,人为建立的一种具有强大的适应能力和学习能力的网络拓扑结构^[14]。BP神经网络是人工神经网络中最经典、应用最广的模型之一,本文基于BP神经网络开展分析。BP神经网络是一种前馈型神经网络,具有信号向前传递、误差反向传播的特点^[15]。BP神经网络最基本的组成结构和处理单元为神经元,每个神经元接受多个信息输入,但只具有一个信息输出。图1展示了BP神经网络最常用的拓扑结构,包括输入层、中间隐含层和输出层,各层之间通过神经元相连接。

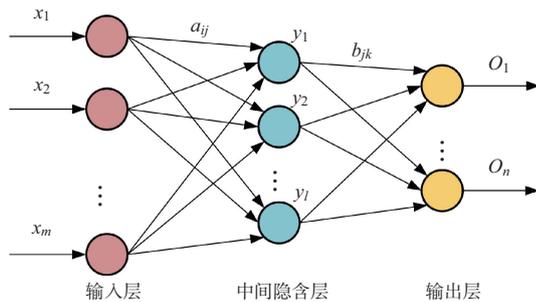


图1 典型的BP神经网络拓扑结构

Fig.1 Typical BP neural network topology structure

$\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_l, \dots, x_m)^T$ 为输入矢量; $\mathbf{A} = (\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \dots, \mathbf{A}_l, \dots, \mathbf{A}_l)^T$ 为输入层与中间隐含层的连接权值矩阵,其中 \mathbf{A}_j 为中间隐含层第 j 个神经元对应的权系数矢量; $\mathbf{W} = (\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, \dots, \mathbf{W}_j, \dots, \mathbf{W}_l)^T$ 为输入层与中间隐含层的连接阈值矩阵,其中 \mathbf{W}_j 为中间隐含层第 j 个神经元对应的阈值矢量。 $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_j, \dots, y_l)^T$ 为中间隐含层的输出矢量; $\mathbf{B} = (\mathbf{B}_1, \mathbf{B}_2, \dots, \mathbf{B}_k, \dots, \mathbf{B}_n)^T$ 为中间隐含层与输出层的连接权值矩阵,其中 \mathbf{B}_k 为输出层第 k 个神经元对应的权系数矢量; $\mathbf{U} = (\mathbf{U}_1, \mathbf{U}_2, \dots, \mathbf{U}_k, \dots, \mathbf{U}_n)^T$ 为中间隐含层与输出层的连接阈值矩阵,其中 \mathbf{U}_k 为输出层第 k 个神经元对应的阈值矢量。

$\mathbf{O} = (o_1, o_2, \dots, o_k, \dots, o_n)^T$ 为网络的实际输出矢量。 $f^h(\cdot)$ 为输入层神经元到中间隐含层神经元的传输函数 TF_1 ; $f^o(\cdot)$ 为中间隐含层神经元到输出层神经元的传输函数 TF_2 。

通过该神经网络得到的输出值 o_k 可表示为

$$o_k = f^o \left(\sum_{j=1}^l b_{jk} y_j - u_{jk} \right), \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

其中

$$y_j = f^h \left(\sum_{i=1}^m a_{ij} x_i - w_{ij} \right), \quad j = 1, 2, \dots, l \quad (2)$$

同时,根据生物学中的知识,当输入值达到阈值时,神经元才会被激活,即

$$\begin{cases} a_{ij} x_i > w_{ij} \\ b_{jk} y_j > u_{jk} \end{cases} \quad (3)$$

令 $\mathbf{D} = (d_1, d_2, \dots, d_k, \dots, d_n)^T$ 为该神经网络的期望输出矢量,则输出误差 E 可表示为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (d_k - o_k)^2 \quad (4)$$

将式(1)和式(2)代入式(4),可得

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \left\{ d_k - f^o \left[\sum_{j=1}^l b_{jk} f^h \left(\sum_{i=1}^m a_{ij} x_i - w_{ij} \right) - u_{jk} \right] \right\}^2 \quad (5)$$

由式(5)可知,当BP神经网络结构确定时,输出误差 E 是各权值与阈值的函数。为了更有效率地减小输出误差,常采用梯度下降法来调节BP神经网络各层之间的权值与阈值,使误差沿梯度向减小的方向移动。将误差反向传播至神经网络各层,不断更新各权值与阈值,使神经网络输出在达到迭代终止条件之前满足设定的目标误差。

参数调节公式如下

$$\Delta P = -\eta \frac{\partial E}{\partial P} \quad (6)$$

式中, P 为需要调节的参数,这里指权值 a_{ij} 、 b_{jk} 与阈值 w_{ij} 、 u_{jk} ; η 为神经网络学习速率, $\eta \in (0, 1)$ 。

1.2 模型的建立

为避免序列中振动数据的绝对值相差较大而导致网络收敛速度慢、预测效果不理想,首先将实测振动数据进行归一化处理,按式(7)将其映射到 $[-1, 1]$ 范围内^[12]

$$y = (y_{\max} - y_{\min}) \times \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} + y_{\min} \quad (7)$$

式中, y 为映射的归一化数据; y_{\max} 和 y_{\min} 分别为归一化范围的最大值1和最小值-1; x 为实测振动数据; x_{\min} 和 x_{\max} 分别为最小和最大的实测振动数据。

基于自回归拟合的思想,利用BP神经网络建立非线性

振动响应预测模型,选取某直升机稳定和机动动作过程飞行实测数据作为训练数据,再选取同一机型不同架次相同飞行动作的其他数据作为测试数据,使用训练好的模型进行预测。在进行单步和多步预测时,模型采用滚动更新的方式,在前一次输入数据的基础上向后滑动一个预测步长数 N 。按照振动数据采样的先后顺序,将第 $1\sim M+N$ 个数划分为第一组数据,第 $1+N\sim M+2N$ 个数划分为第二组数据,以此类推构成若干组 $M+N$ 维的矢量。将前500组矢量作为模型的训练集,后若干组矢量作为模型的测试集。其中,每组矢量的前 M 个数据构成模型的输入集,后 N 个数据构成模型的期望输出集。

非线性振动响应预测模型采用三层网络结构,中间隐含层设置为1层。输入层具有 M 个神经元,输出层神经元个数为预测步长 N ,中间隐含层具有的神经元个数 L 按照以下经验公式^[8]确定

$$L = \sqrt{M+N} + a \quad (8)$$

式中, a 为 $[1, 10]$ 范围内的常数。 TF_1 、 TF_2 分别采用双曲正切S型传输函数tansig和线性传输函数purelin。网络的训练算法采用Levenberg-Marquardt算法。设置模型训练次数为1000,目标误差为0.00001,学习速率为0.1。

2 预测结果分析

2.1 稳定和机动飞行动作下的模型有效性验证

首先,验证本文构建的结构非线性振动响应预测模型的有效性。尾桨是直升机的关键结构,能够平衡旋翼反作用扭矩、稳定与操纵航向,本节以尾减振动响应数据为例进行结果分析。采用直升机以指示空速80km/h稳定平飞时的测试数据,与模型预测结果进行比较。图2分别展示了尾减侧向振动实测数据与单步预测数据的时域、频域对比结果。由图2(a)可知,飞行试验实测数据与模型预测数据在时域中的变化趋势基本一致,预测数据峰峰值略小于实测数据峰峰值,实测数据与预测数据的相关系数约为0.9955。由图2(b)可知,实测数据和预测数据主频率吻合,且主频率处振动量值的相对误差约为2.24%。

随后,预测直升机以不同指示空速在高空稳定平飞时的振动量值。图3展示了8个飞行动作下尾减航向、侧向、垂向振动主频率处的实测和单步预测振动量值。由图3可知,航向、侧向、垂向实测和预测振动量值的变化规律大致相同,均随着指示空速的增加先减小后增大,当超过过渡速度之后,结构振动量值随着直升机飞行速度的增加而增大。三向飞行实测数据与模型预测数据的最大相对误差分别约

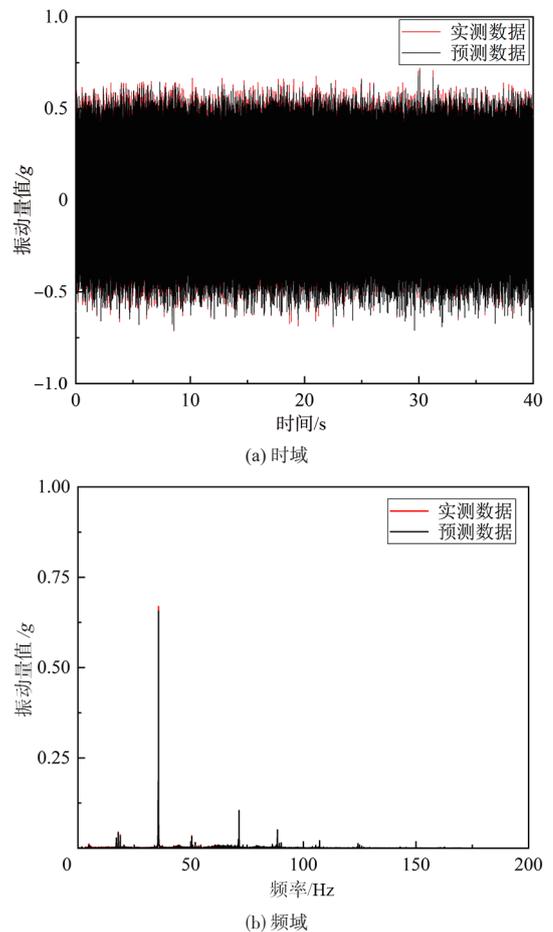


图2 稳定飞行动作的实测与预测数据对比结果

Fig.2 Comparison between results of measured and predicted data for stable flight actions

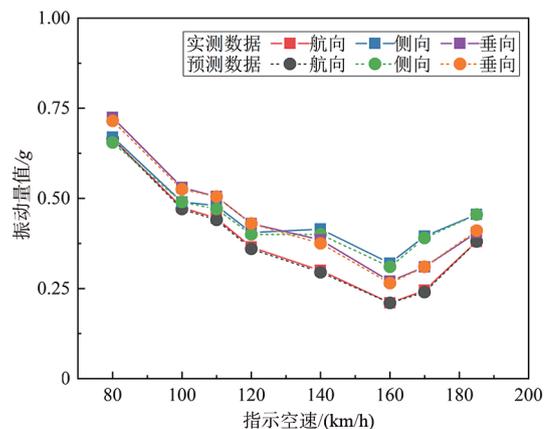


图3 不同指示空速的预测结果

Fig.3 Prediction between results of different indicated airspeed

为2.04%、3.61%和2.60%。

前文基于直升机稳定飞行动作开展研究,进一步提取直升机机动飞行动作的结构振动响应数据进行分析。图4展

示了直升机加速转弯时尾减侧向振动的单步预测结果。由图4(a)展示的时域对比图可知,飞行实测数据与模型预测数据在时域中的变化趋势基本相同,实测数据与预测数据的相关系数约为0.9864,预测数据峰峰值略小于实测数据峰峰值。由图4(b)展示的频域对比图可知,实测数据和预测数据主频率吻合,且主频率处振动量值的相对误差约为2%。

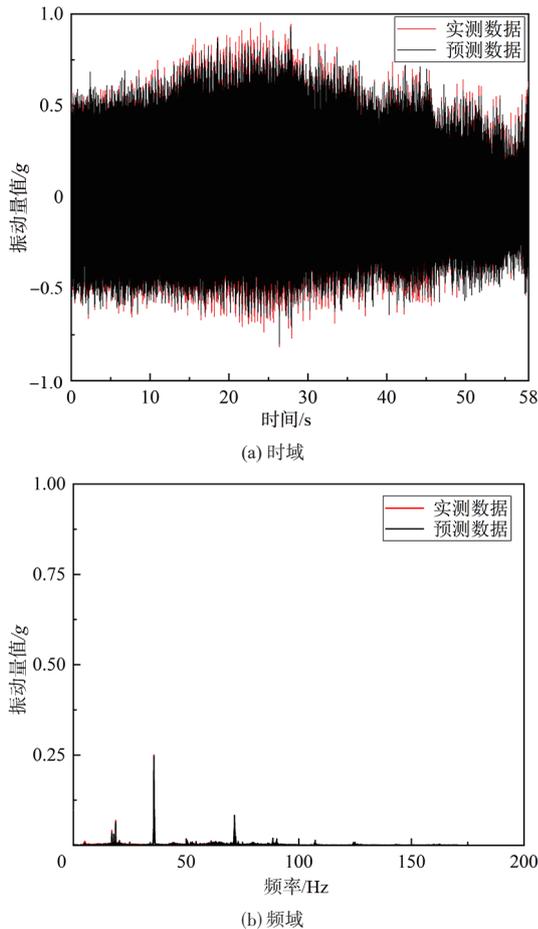


图4 机动飞行动作的实测与预测数据对比结果

Fig.4 Comparison results of measured and predicted data of maneuvering flight actions

图5展示了以不同指示空速加速转弯时尾减航向、侧向、垂向振动主频率处的实测和单步预测振动量值,其中动作1的直升机速度大于动作2的直升机速度。由图5可知,动作1中的尾减三向振动量值大于动作2中的尾减三向振动量值。在动作1和动作2中,实测数据与预测数据的最大相对误差分别约为5.41%和2%。综上所述,非线性振动响应预测模型的预测效果能够得到验证。

2.2 预测步长对预测精度的影响

保持神经网络中间隐含层神经元数不变,改变计算时的

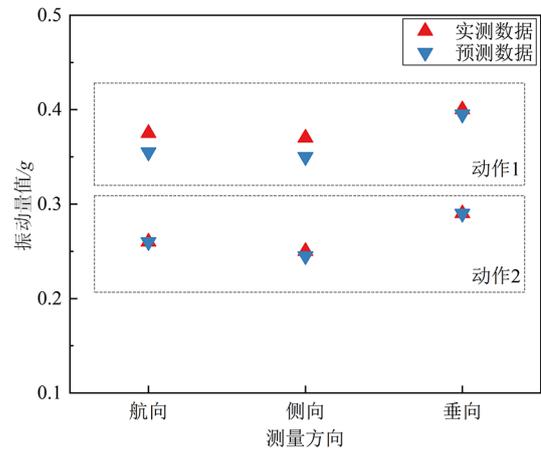


图5 不同机动飞行动作的预测结果

Fig.5 Prediction results of different maneuvering flight actions

预测步长 N ,进一步分析预测步长 N 对非线性振动响应预测模型预测结果的影响。针对直升机以指示空速80km/h稳定平飞状态,表1展示了采用不同预测步长时的实测数据与多步预测数据的相关系数。由表1可知,利用BP神经网络建立非线性振动响应多步预测模型,整体上预测精度随预测步长的增加呈现逐渐减小的趋势,预测步长10步以内,模型的相关系数均可达到0.96以上。

表1 采用不同预测步长的分析结果

Table 1 Analysis results using different prediction step sizes

预测步长	中间隐含层神经元数	预测结果相关系数
1	13	0.9955
2	13	0.9813
3	13	0.9747
4	13	0.9719
5	13	0.9714
6	13	0.9673
7	13	0.9664
8	13	0.9642
9	13	0.9658
10	13	0.9642

选取100个采样点,进一步绘制实测数据与多步预测数据的时域对比图(见图6)。由图6可知,预测结果与实测结果在时域上的变化趋势大致相同。整体上,预测步长越小,预测数据与实测数据的吻合程度越高。

3 结论

随着飞行试验数字化发展,如果能够合理利用已有试

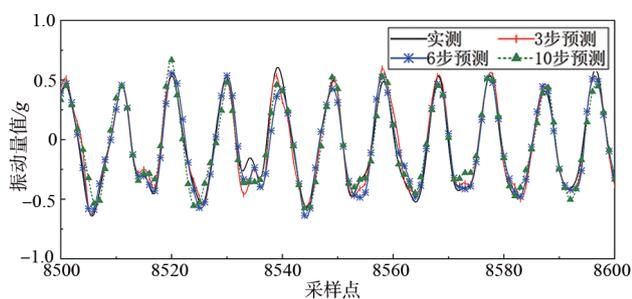


图6 飞行实测振动数据与模型多步预测数据的时域对比结果
Fig.6 Time domain comparison between results of flight measured vibration data and model multi-step prediction data

验数据搭建振动响应预测模型,将有利于发现潜在的振动问题,保障飞行试验安全。

本文根据直升机的振动特性,基于时间序列建立了直升机的结构非线性振动响应预测模型,在飞行试验中开展了应用研究,实现了对直升机稳定和机动飞行动作中结构振动量值的多步预测。该预测结果与飞行试验实测数据一致性较好,达到了预期目的,为结构非线性振动响应预测模型的工程应用提供新的思路与方法。

AST

参考文献

- [1] 谭思扬, 曾宏刚, 廖孟豪, 等. 美国高超声速技术飞行试验平台发展展望[J]. 航空科学技术, 2023, 34(11): 51-56.
Tan Siyang, Zeng Honggang, Liao Menghao, et al. Development prospects of U.S. hypersonic technology flight test platform[J]. Aeronautical Science & Technology, 2023, 34(11): 51-56. (in Chinese)
- [2] GJB 720.5A—2012 军用直升机强度规范第5部分: 振动、气动机械及气动弹性稳定性[S]. 中国人民解放军总装备部, 2012.
GJB 720.5A—2012 Strength specifications for military helicopters-Part 5: Vibration, aerodynamic mechanical and aerodynamic elastic stability[S]. General Equipment Department of the Chinese People's Liberation Army, 2012. (in Chinese)
- [3] 韩福财, 桑嵘. 遥测振动信号实时频域分析系统的设计与实现[J]. 测控技术, 2014, 33(7): 9-12.
Han Fucui, Sang Rong. Design and implementation of realtime frequency domain analysis system for telemetry vibration signal[J]. Measurement & Control Technology, 2014, 33(7): 9-12. (in Chinese)
- [4] 游晓刚, 涂科敏. 直升机数据处理现状及远期规划[J]. 中国科技信息, 2024(7): 50-52.
- [5] You Xiaogang, Tu Kemin. Current situation and long-term planning of helicopter data processing[J]. China Science and Technology Information, 2024(7): 50-52. (in Chinese)
- [5] 张武林, 李小路, 高文涛. 基于振动预测的直升机监控方案设计[J]. 中国测试, 2020, 46(2): 117-123.
Zhang Wulin, Li Xiaolu, Gao Wentao. Design of helicopter monitoring program based on vibration prediction technology [J]. China Measurement & Test, 2020, 46(2): 117-123. (in Chinese)
- [6] 吴明忠, 刘永志. 人工智能技术在直升机领域的应用及发展展望[J]. 航空科学技术, 2021, 32(1): 29-34.
Wu Mingzhong, Liu Yongzhi. Application and development prospect of ai technology in helicopter field[J]. Aeronautical Science & Technology, 2021, 32(1): 29-34. (in Chinese)
- [7] 刘强. 人工神经网络及其在汽轮发电机组振动故障预测中的应用[D]. 杭州: 浙江大学, 2005.
Liu Qiang. Artificial neural network and its application in vibration fault prediction of turbogenerator units[D]. Hang Zhou: Zhejiang University, 2005. (in Chinese)
- [8] 沈献绍, 范强, 柏树生, 等. 基于BP神经网络的航空发动机装配参数对整机振动影响的研究[J]. 航空维修与工程, 2012(1): 70-73.
Shen Xianshao, Fan Qiang, Bai Shusheng, et al. The effect of aeroengine assembly parameters on the whole body vibration based on bp neural network method[J]. Aviation Maintenance & Engineering, 2012(1): 70-73. (in Chinese)
- [9] 裘焱, 吴亚锋, 李野. 应用EMD分解下的Volterra模型提取机械故障特征[J]. 振动与冲击, 2010, 29(6): 59-61.
Qiu Yan, Wu Yafeng, Li Ye. Applying EMD decomposition of the Volterra model to extract mechanical fault feature[J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29(6): 59-61. (in Chinese)
- [10] 张云强, 张培林, 王怀光, 等. 结合VMD和Volterra预测模型的轴承振动信号特征提取[J]. 振动与冲击, 2018, 37(3): 129-135.
Zhang Yunqiang, Zhang Peilin, Wang Huaiguang, et al. Feature extraction method for rolling bearing vibration signals based on VMD and Volterra prediction model[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(3): 129-135. (in Chinese)

- [11] 杨恭勇, 丁潇男, 王珺琦, 等. 基于VMD的Volterra模型奇异熵的转子故障诊断方法[J]. 制造技术与机床, 2022(3): 150-156.
Yang Gongyong, Ding Xiaonan, Wang Junqi, et al. Rotor fault diagnosis method of singular value entropy of Volterra model based on VMD[J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2022(3): 150-156. (in Chinese)
- [12] 解丰安, 舒成辉, 蒋启登. 神经网络在飞机下沉速度控制中的应用[J]. 航空科学技术, 2024, 35(4): 90-96.
Xie Feng'an, Shu Chenghui, Jiang Qideng. Application of artificial neural network in aircraft sinking speed control[J]. Aeronautical Science & Technology, 2024, 35(4): 90-96. (in Chinese)
- [13] 毛远宏, 孙琛琛, 徐鲁豫, 等. 基于深度学习的时间序列预测方法综述[J]. 微电子学与计算机, 2023, 40(4): 8-17.
Mao Yuanhong, Sun Chenchen, Xu Luyu, et al. A survey of time series forecasting methods based on deep learning[J]. Microelectronics & Computer, 2023, 40(4): 8-17. (in Chinese)
- [14] 张驰, 郭媛, 黎明. 神经网络模型发展及应用综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(11): 57-69.
Zhang Chi, Guo Yuan, Li Ming. Review of development and application of artificial neural network models[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(11): 57-69. (in Chinese)
- [15] Rumelhart D E, Hinton G, Williams R J. Learning representations by back-propagating errors[J]. Nature, 1986, 323: 533-536.

Application Research of Nonlinear Structure Vibration Response Prediction Model Based on Time Series in Flight Test

Liu Jialu, Zhang Wulin

Chinese Flight Test Establishment, Xi'an 710089, China

Abstract: The nonlinear vibration response prediction of aircraft structure using computer technology is of great significance to the vibration flight test digital development. Based on the helicopter vibration response in a flight test, from the perspective of time series, Back-Propagation neural network is used to establish a nonlinear vibration response prediction model. After verifying the effectiveness of the model in stable and maneuvering flight movement, the heading, lateral and vertical vibration values of the helicopter structure in different flight movements were predicted, and the influence of the prediction step size on the prediction accuracy of the model was analyzed. The research results provide reference for the application of structural nonlinear vibration response prediction models in flight tests.

Key Words: data prediction; BP neural network; time series; nonlinear vibration response; flight test