

基于 GA-ELM 的飞行载荷参数识别

张夏阳,黄其青,殷之平,曹善成,刘飞

(西北工业大学 航空学院,西安 710072)

摘要: 针对用复杂飞行数据识别飞行载荷时的精度低、速度慢等问题,提出一种结合遗传算法(GA)和极限学习机(ELM)的 GA-ELM 模型。该模型使用 ELM 神经网络作为计算核心,用遗传算法产生 ELM 网络输入层到隐含层的权值矩阵和隐含层偏移量;用 GA-ELM 模型对飞行数据进行识别,并与 BP 神经网络和原始 ELM 神经网络的识别结果进行对比。结果表明:GA-ELM 模型是一种有效且高精度的飞行载荷参数识别方法。

关键词: 飞行载荷;飞行参数;遗传算法;极限学习机;GA-ELM 模型

中图分类号: TP183

文献标识码: A

Establishing a Parametric Flight Loads Identification Method with GA-ELM Model

Zhang Xiayang, Huang Qiqing, Yin Zhiping, Cao Shancheng, Liu Fei

(School of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: A parametric flight loads identification method suitable for complex flight data is presented, which combines genetic algorithm(GA) and extreme learning machine(ELM). The model is based on ELM method, and GA is used to develop bias weight and weight matrix between input and hidden layer in ELM network. In the end, GA-ELM model is used to identify flying load based on real flying data. The identify result is compared with that of BP network and original ELM method, and GA-ELM model is proved to be validated, accuracy and feasible.

Key words: flight loads; flight parameters; genetic algorithm; extreme learning machine; GA-ELM model

0 引言

飞行载荷是编制飞机载荷谱、确定飞机剩余寿命、分析飞机结构的可靠性等工作中不可或缺的重要数据,飞行载荷数据的准确性将直接影响人们能否对飞机健康状态做出正确的评价。因此,如何获得高精度的飞行载荷数据一直是国内外研究的重点。目前确定飞行载荷的方法主要有参数解析法、直接测量法和参数识别法等^[1]。其中基于神经网络的参数识别法已被证明适用于特定机动动作下

的飞参-载荷识别问题^[2]。但是,在对包含多个机动动作的完整起落过程进行飞参-载荷识别时发现,传统的 BP 神经网络出现了精度下降、训练缓慢、参数调整困难等一系列问题,亟需一种适用于这类复杂识别问题的新模型。

本文提出一种结合遗传算法(GA)和极限学习机(ELM)的 GA-ELM 模型,分别利用该模型、原始 ELM 模型和优化的 BP 神经网络模型对所建立的飞行载荷参数识别模型进行识别,并对比三者的识别精度和效率,以证明 GA-ELM 模型的有效性和实用性。

1 飞行载荷参数识别模型

飞行载荷的参数识别模型主要是用数学方法

建立起飞参和飞行载荷的转换关系。目前国内常用的飞参记录仪通常可以记录几十个甚至上百个数据^[3],但并非所有的飞参数据都适合建立参数识别模型。建立模型时,会掺杂与飞行载荷无关的飞参,一方面会严重影响模型的预测性能,另一方面会产生大量冗余神经元,浪费计算机资源。因此,首先需要选择合适的飞行参数建立识别模型。

根据飞行力学的知识,飞行载荷主要由气动载荷和飞机自身受到的惯性力组成。气动载荷主要与飞机的速度和姿态相关,惯性力主要与飞机的过载和重量相关。本文选择高度、马赫数、三向过载、三向角速度以及飞机各操纵舵面偏角共 28 个飞行参数建立模型。经验证,上述飞参对建立机翼、机身大多数部位的载荷识别模型是有效的。

考虑到一个完整起落的飞参数据中包含了飞机的陆地载荷(起飞、着陆),这些载荷不在模型的识别范围内,故需要对数据集进行截取处理。鉴于飞参数据的多样性,本文采用归一化方法^[4]消除飞参数据范围不同带来的影响。最后采用 ELM 神经网络作为模型的计算核心,并结合遗传算法构建 GA-ELM 识别模型。参数识别模型流程如图 1 所示。

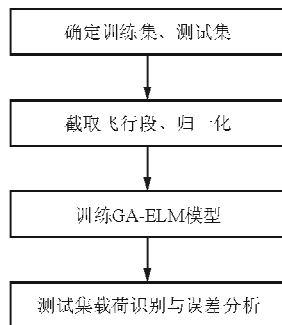


图 1 飞行载荷参数识别模型流程

Fig. 1 Flow chart of parametric flight loads identification model

为避免识别载荷估算的飞机疲劳寿命与实际寿命之间误差较大,识别载荷与实际载荷之间的误差需要满足如下技术指标^[5]:

(1) 最大识别误差 e_{\max} 应控制在设计极限载荷的 20% 以内;

(2) 平均识别误差 $\bar{\epsilon}$ 应控制在设计极限载荷的 3% 以内。

由于缺少文献^[5]中所要求的设计极限载荷数

据,本文将最大实测载荷值放大 1.2 倍代替设计极限载荷数据。实践证明,修正后的指标完全满足工程精度要求。

2 极限学习机基本原理

极限学习机是由 Feng Guorui 等^[6]提出的一种单层前馈神经网络(SLFN)学习算法,ELM 神经网络的输入层与隐含层之间的权值矩阵和偏移量是随机产生的,并且在之后的运算中无需调整。由理论可知,只需要设置隐含层节点的数量,便可以获得唯一的最优解。

对于给定的输入样本,隐含层神经元的输出矩阵的计算公式为

$$H = g(WX^T + b) \quad (1)$$

式中: W 为输出层与隐含层之间的权值矩阵; b 为偏移向量; W 和 b 随机产生。

神经网络的输出值为

$$P = (H^T \beta) \quad (2)$$

式中: β 为隐含层到输出层的权值矩阵,只要确定 β 即可唯一确定 ELM 神经网络。

对于给定的训练输出样本 Y ,用输出样本替代网络输出值,则权值矩阵 β 可以根据式(3)求出。

$$\min_{\beta} \| H^T \beta - Y \| \quad (3)$$

其解为

$$\hat{\beta} = (H^T)^+ Y \quad (4)$$

式中: $(H^T)^+$ 为转置矩阵 H^T 的 Moore-Penrose 广义逆。

3 GA-ELM 模型

对于具有相同隐含层神经元个数的 ELM 神经网络,权值矩阵 W 和偏移向量 b 的取值不同,ELM 网络的性能有很大差异。因此可以优化 W 和 b 的取值以提高 ELM 网络的识别能力。

本文采用遗传算法^[7]和极限学习机合作式结合的方式,提出 GA-ELM 识别模型。

首先读入训练样本,并将训练样本随机分成训练集和验证集两部分。然后调用遗传算法优化产生 W 和 b 的取值,个体适应度函数取为 ELM 网络对验证集预测的平均误差,即

$$\text{fitness} = \frac{\sum_{ij} |y_{ij} - x_{ij}|}{N} \quad (5)$$

式中: y_{ij} 为 ELM 网络的输出值; x_{ij} 为验证集的载荷真值; N 为验证集样本个数。

最后将遗传算法的优化结果返回 ELM 网络, 用优化后的 W 和 b 计算产生输出层权值矩阵 β , 完成模型建立。其具体流程如图 2 所示。

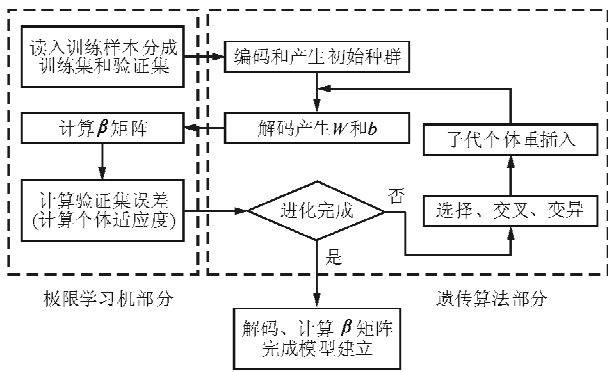


图 2 GA-ELM 建模流程

Fig. 2 Flow chart of GA-ELM model

GA-ELM 模型完整地保留了 ELM 和 GA 算法中的可调参数, 这些参数的选取可以参考 ELM 和 GA 算法的相关文献。本文根据经验和实验结果给出一组推荐值, 如表 1 所示。

表 1 GA-ELM 参数设置表

Table 1 Parameters in GA-ELM

参 数	设 置
ELM 隐含层节点数	100
种群大小	20
编码方式	二进制
编码长度	20
代沟	0.9
最大进化代数	25
选择方式	随机遍历取样
交叉方式	单点交叉
变异方式	离散变异
目标函数	平均相对误差最小
适应度评估方式	线性评估
权值 W_j 取值范围	$[-1, 1]$
偏移向量 b_i 取值范围	$[-1, 1]$
终止条件	满足最大进化代数

4 实例分析

取三次完整起落的飞行数据为训练集, 并取其中的 1/10 作为验证集, 取一次起落的数据作为预测集。对原始数据进行伪数据剔除、滤波、峰谷值提取等前处理操作^[8]后得到训练样本 40 000 组,

验证样本 4 293 组, 预测样本 26 482 组。选取第一节所述的 28 个飞行参数作为模型输入, 机翼根部弯矩值作为模型输出。机翼及机身其他位置的载荷识别结果与本例相似。

对上述数据, 除采用 GA-ELM 模型进行识别外, 还使用原始 ELM 模型和优化的 BP 神经网络模型, 并对比三者的识别精度和效率。

4.1 GA-ELM 模型识别

遗传算法部分的进化结果如图 3 所示。

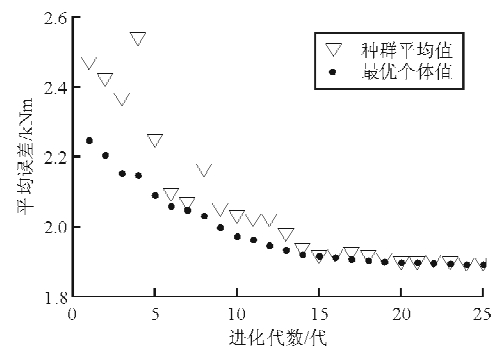


图 3 遗传算法进化结果

Fig. 3 Evolution result of genetic algorithm

从图 3 可以看出, 遗传算法部分收敛得很好, 在 20 代时已基本收敛至最优权值和偏移向量。由于权值矩阵和偏移向量的规模较大, 其具体取值不再赘述。

将优化后的输入层-隐含层权值矩阵和偏移向量带入极限学习机, 求解隐含层-输出层的权值矩阵。然后对预测集数据进行识别, 部分识别结果如图 4 所示, 识别误差分析如图 5 所示。

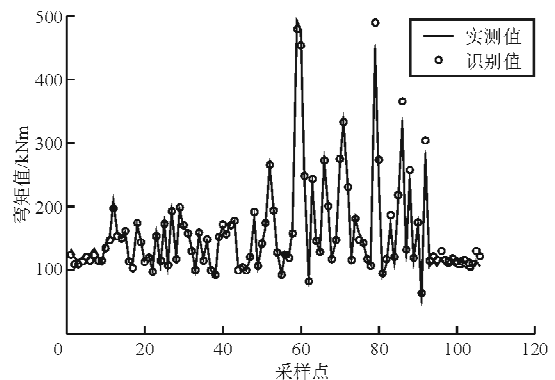


图 4 GA-ELM 模型弯矩识别结果(部分)

Fig. 4 Moment identification results in GA-ELM (parts)

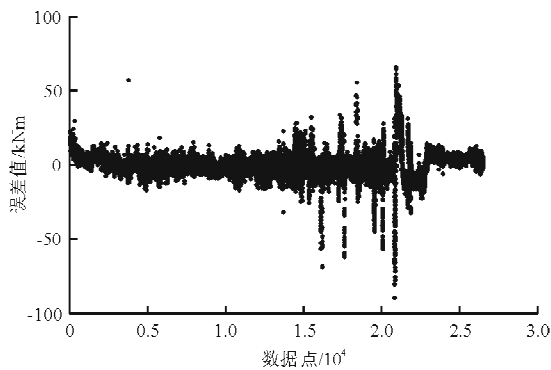


图5 GA-ELM模型弯矩识别误差分析
Fig. 5 Error analysis of moment identification results in GA-ELM

从图4~图5可以看出:GA-ELM模型的识别结果与真实值拟合得很好,识别结果与真实弯矩间的平均误差为5.13 kNm,该误差仅为极限载荷的0.8%;最大误差为89.06 kNm,为极限载荷值的13.93%。表明GA-ELM模型完全满足飞行载荷参数识别的精度要求。

4.2 识别结果对比

采用原始ELM模型和BP模型分别对同一组数据进行识别。原始ELM模型隐含层节点数取100,与GA-ELM模型保持一致;BP神经网络参数按照文献[2]进行设置。识别结果对例如表2所示,每项性能指标的最优结果用下划线标出。

表2 三种模型识别结果对比
Table 2 Comparison of identification results among three models

对比项目	数据识别结果		
	GA-ELM	ELM	BP
平均误差/kNm	<u>5.13</u>	7.64	5.69
平均误差/极限载荷/%	<u>0.80</u>	1.20	0.89
最大误差/kNm	<u>89.06</u>	142.31	113.19
最大误差/极限载荷/%	<u>13.93</u>	22.25	17.70
训练耗时/s	367.30	<u>2.20</u>	914.80

从表2可以看出,GA-ELM模型在识别精度上要明显优于其他两个模型。但由于采用了遗传算法,GA-ELM模型的训练效率要远低于原始ELM模型。即便如此,GA-ELM的耗时仍只有BP模型的40%,其效率是可以接受的。结果表

明,GA-ELM是一种有效且高精度的飞行载荷参数识别模型,其效率可以接受但有待提高。

5 结论

(1) 本文提出一种将遗传算法和极限学习机相结合的GA-ELM模型,丰富了飞行载荷参数识别法的模型库。

(2) 针对传统识别模型表现较差的包含多机动作飞行数据的载荷识别问题,GA-ELM模型有良好的识别精度和训练效率,弥补了传统参数识别模型的不足。

(3) GA-ELM模型是一种高精度、较高效、满足工程要求的识别模型。其识别精度高于BP模型和原始ELM模型,训练效率高于BP模型但低于原始ELM模型。

(4) 针对GA-ELM模型在训练效率上的不足,下一步考虑通过优化ELM网络规模、提高遗传算法收敛速度来提高模型的效率。

参考文献

- [1] 刘文琰. 结构可靠性设计手册[M]. 北京: 国防工业出版社, 2008: 357-358.
Liu Wenting. Handbook of structural reliability design [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2008: 357-358. (in Chinese)
- [2] 曹善成, 殷之平, 黄其青, 等. 基于遗传神经网络的飞行载荷参数识别[J]. 航空计算技术, 2013, 43(1): 61-64.
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): 61-64. (in Chinese)
- [3] 李映颖, 张德全, 朱立贵, 等. 飞参数据的应用与发展前景[J]. 计量与测试技术, 2009, 36(1): 10-11, 15.
Li Yingying, Zhang Dequan, Zhu Ligui, et al. The current research and development trends of the flight data application[J]. Metrology & Measurement Technique, 2009, 36(1): 10-11, 15. (in Chinese)
- [4] 史峰, 王辉, 郁磊, 等. MATLAB智能算法30个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2012: 4.
Shi Feng, Wang Hui, Yu Lei, et al. Analysis of MATLAB intelligent algorithm in 30 cases[M]. Beijing: Beihang University Press, 2012: 4. (in Chinese)
- [5] Kaneko H, Furukawa T. Operational loads regression equation development for advanced fighter aircraft[C]. 24th International Congress of the Aeronautical Science. 2004:

- 1-9.
- [6] Feng Guorui, Huang Guangbin, Lin Qingping, et al. Error minimized extreme learning machine with growth of hidden nodes and incremental learning [J]. *Neural Networks, IEEE Transactions on*, 2009, 20(8): 1352-1357.
- [7] Holland J H. *Adaptation in natural and artificial systems; an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence* [M]. USA: University of Michigan Press, 1975.
- [8] 刘文琰, 王智, 隋福成. 单机寿命监控技术指南 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2010: 42-51.
Liu Wenting, Wang Zhi, Sui Fucheng. *Individual aircraft life monitoring technology guide* [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2010: 42-51. (in Chinese)

作者简介:

张夏阳(1991—),男,硕士研究生。主要研究方向:飞机结构健康监控及系统建模。

黄其青(1955—),女,教授。主要研究方向:飞机结构疲劳、断裂、可靠性分析。

殷之平(1977—),男,副教授。主要研究方向:飞机结构疲劳与损伤容限技术。

曹善成(1989—),男,硕士研究生。主要研究方向:飞机系统建模。

刘飞(1990—),男,硕士研究生。主要研究方向:飞机结构健康监控及系统建模。

(编辑:马文静)

(上接第 490 页)

- 2003, 30(1): 4-7.
- Qian Menglu. *Laser ultrasonic technique and its applications* [J]. *Shanghai Measurement and Testing*, 2003, 30(1): 4-7. (in Chinese)
- [6] 谭项林. 激光超声无损检测系统关键技术研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2011.
Tan Xianglin. *Research on the key technology of laser-generated ultrasonic nondestructive testing system* [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2011. (in Chinese)
- [7] 苏琨, 任大海, 李建, 等. 基于激光超声的微裂纹检测技术的研究 [J]. *光学技术*, 2002, 28(6): 518-522.
Su Kun, Ren Dahai, Li Jian, et al. *Research of contacting microcracks detection technology* [J]. *Optical Technique*, 2002, 28(6): 518-522. (in Chinese)
- [8] 陈清明, 蔡虎, 程祖海. 激光超声技术及其在无损检测中的应用 [J]. *激光与光电子学进展*, 2005, 42(4): 53-57.
Chen Qingming, Cai Hu, Cheng Zuhai. *Laser ultrasonic technique and its applications in non-destructive testing* [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2005, 42(4): 53-57. (in Chinese)
- [9] 雷和平, 张斌, 冯其波. 激光超声检测方法及应用 [J]. *光学技术*, 2009(35): 99-101.

Lei Heping, Zhang Bin, Feng Qibo. *Laser ultrasonic detection and its application* [J]. *Optical Technique*, 2009(35): 99-101. (in Chinese)

- [10] 石林. 复合材料构件的激光超声检测 [J]. *航空工程与维修*, 2002(2): 37-38.

Shi Lin. *Laser inspection for composite parts* [J]. *Aviation Engineering and Maintenance*, 2002(2): 37-38. (in Chinese)

作者简介:

郭佳(1987—),女,硕士研究生,助理工程师。主要研究方向:结构健康监测。

李四海(1962—),男,博士,教授。主要研究方向:惯性导航。

宁宁(1973—),男,硕士,高级工程师。主要研究方向:无损检测。

李闵行(1964—),男,硕士,高级工程师。主要研究方向:结构健康监测。

张昭(1983—),男,硕士,助理工程师。主要研究方向:结构健康监测。

王丹(1986—),女,硕士,工程师。主要研究方向:无损检测。

(编辑:马文静)