

改进 FBPNN 在飞机系统故障预测中的应用

李耀华, 尚金秋, 鲜倪军

(中国民航大学航空工程学院, 天津 300300)

摘 要:针对飞机故障预测问题展开研究,提出一种改进的模糊 BP 神经网络(Fuzzy BP Neural Network, FBPNN)故障预测模型。在 FBPNN 第二层中,选取影响系统状态评估的多个因素,为各因素确定隶属度值,并利用方差-协方差法给每个因素的隶属度值赋权值,来减小传统 FBPNN 直接由专家经验选取已有的单因素隶属度函数或它们的演化形式带来的主观性,从而得到更满足实际要求的预测模型,最后利用 MATLAB 结合飞机襟缝翼系统的相关数据进行仿真研究。结果证明,改进的 FBPNN 较传统 FBPNN 具有更好的预测效果。

关键词:飞机故障预测;改进的 FBPNN;隶属度函数;隶属度矩阵确定;方差-协方差法

中图分类号:TH16;V227;TP206 **文献标识码:**A **文章编号:**1001-3997(2019)07-0123-04

DOI:10.19356/j.cnki.1001-3997.2019.07.031

Application of Improved FBPNN in Aircraft System Fault Prediction

LI Yao-hua, SHANG Jin-qiu, XIAN Ni-jun

(College of Engineering, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract:Aiming at the problem of aircraft fault prediction, an improved fuzzy BP neural network fault prediction model is proposed. In the second layer of FBPNN, the membership value is determined for each variable by combining multiple variables that affect the state evaluation of the system, and the weight of each variable's membership is obtained by the variance-covariance method, so as to reduce the subjectivity brought by the expert experience selecting the existing single factor membership function or their evolutionary forms. The membership function satisfying more practical requirements is obtained. Finally, the simulation results of the aircraft sliver system are carried out by MATLAB. The results show that the proposed method improve the prediction accuracy.

Key Words:Aircraft Failure Prediction; Improved FBPNN; Membership Function; Membership Matrix Constructing; Variance-Covariance Combination Method

1 引言

近年来随着民航业的快速发展,现代信息技术的重大进步使得飞机的各系统越来越趋于集成化和复杂化。系统的各模块之间密切衔接同时又互相影响,某个部件发生异常却没能立即发现可能引起链式反应,甚至造成系统整体瘫痪,带来无法预计的利益亏损。所以迫切需要能够尽早识别故障的“视情维修”和“预知维修”方法支撑^[1]。FBPNN 因其结合 BP 神经网络的学习能力及模糊系统的知识表达,能够将实际获得的定量信息与模糊描述进行转换,已成为常见的动态系统故障预测方法^[2-3]。在使用传统的 FBPNN 预测故障时,隶属度函数值通常根据专家经验选取已有的单因素隶属度函数或它们的演化形式^[4-5]来确定,然而这种隶属度函数值虽然计算方便,却没能从数据自身特点出发,无法准确地反映数据的分布情况^[6],预测结果的误差较大。针对传统 FBPNN 的

局限性,结合影响系统状态评估的多个因素,为各因素确定隶属度值,并利用方差-协方差法给每个因素的隶属度值赋权值,得到改进的 FBPNN 预测模型,以飞机襟缝翼为例验证其实用性。

2 模糊 BP 神经网络

2.1 模糊 BP 神经网络

模糊 BP 神经网络是模糊理论和 BP 神经网络相融合的结果^[7],保持 BP 神经网络的基本特性和结构不变,并将模糊概念与模糊推理规则引进到网络的节点或权值中。将 BP 神经网络的输入作为模糊系统的精确输入值传送到模糊化接口,依照其模糊等级划分和隶属度函数变换成合适的模糊值。得到的模糊值传送到模糊推理机中,参照知识库里的知识和要求,采用“if-then”规则转换成某种映射。再将处理后的模糊量传送到反模糊化接口转换成精确值,将精确值处理后作为 BP 神经网络的输出。

来稿日期:2018-12-24

基金项目:航空科学基金(项目号:20150267001);工信部民机专项(MJZ-2014-Y-61,2015SACSC-044JS);

中国民航局科技引领重大专项(MHRD20160105);中央高校基金 B 类项目(3122016B003)

作者简介:李耀华,(1974-),男,山西原平人,博士研究生,硕士研究生导师,副教授,主要研究方向:民机维修,故障预测与健康管;

尚金秋,(1992-),女,辽宁盘锦人,硕士研究生,主要研究方向:故障预测算法研究

2.2 隶属度函数

模糊概念是由隶属度函数定量表述的,隶属度函数作为模糊概念集合的特征函数,将表述事件时传统的 0 和 1 两个元素扩展到 $[0, 1]$ 区间连续取值^[8]。

设在论域 X 上给定映射 $\mu_A: X \rightarrow [0, 1], x \mapsto \mu_A(x)$ 则称 μ_A 确定了 X 上的某个模糊集合,记作 A, μ_A 即是 A 的隶属度函数, μ_A 在 $x \in X$ 点的数值 $\mu_A(x)$ 就是 x 对 A 的隶属度。

3 改进的 FBPNN 模型故障预测方法

3.1 传统与改进的 FBPNN 模型的对比

传统 FBPNN 模型在预测故障时,常根据专家经验选取已有的单因素隶属度函数或它们的演化形式进行数值计算,形成隶属度矩阵,再分配因素的权重,最后将精确化后的数值作为 BP 网络的输出;改进的 FBPNN 模型则是在计算多因素的隶属度值后,采用方差-协方差法,计算出各因素占总体的比例,再构建出隶属度矩阵。从隶属度矩阵构建可知,传统 FBPNN 模型在选择隶属度函数的过程中存在很大的主观性;而改进的 FBPNN 模型则结合了定量计算方法分析数据,更接近故障预测的实际情况。改进的 FBPNN 预测故障的过程,如图 1 所示。

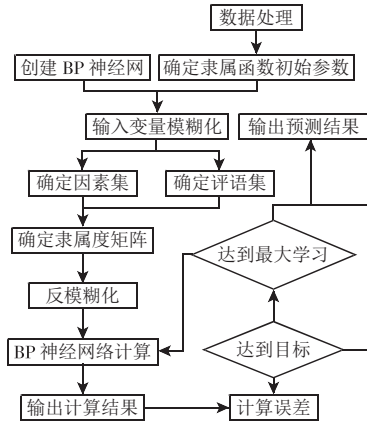


图 1 改进的 FBPNN 故障预测过程

Fig.1 Improved FBPNN Fault Prediction Process

3.2 隶属度矩阵确定方法

在确定隶属度矩阵时,首先要确定影响动态系统状态评估的因素,然后对系统状态进行综合评判形成评语集。对于多个因素在不同评价级别下的隶属程度不同,利用方差-协方差法为其赋权重值,最后得到优化后的评价结果。

3.2.1 确定因素集和评语集

对于动态系统的故障预测,需要建立因素集:

$$U = \{u_1, u_2, u_3, \dots, u_s\}$$

式中: s —系统故障共受到 s 个因素的影响。

针对多个因素对系统状态进行综合评定,从而形成评语集:

$$O = \{o_1, o_2, o_3, \dots, o_t\}$$

式中: t —评语集中共有 t 个评价级别。

对影响系统的各因素 u_i 分别评定得到 $f(u_i)$, 可看作集合 U 到集合 O 的某个模糊映射 $f: U \rightarrow F(O)$

式中: f —一个 $s \times t$ 矩阵,矩阵中的元素 r_{ij} 即为隶属度,表示某因素对于某级评价的隶属程度, $R(\omega)$ 则为变量集中各因素对于评语集中各评价级别的隶属函数。

$$u \mapsto f(u) = (r_{11}, \dots, r_{1t}, r_{21}, \dots, r_{2t}, \dots, r_{s1}, \dots, r_{st}) = R(\omega)$$

由于因素集中各因素对系统的影响程度不一,因此需要为因素集 U 构建权重矩阵 $A = [a_i]$, a_i 为因素 u_i 在评语集中的权重。

3.2.2 确定隶属度矩阵

(1) 同一评价级别的所有因素的隶属度均值

先得到影响系统状态的各因素在同一评价级别的隶属程度值,再求平均。

$$\bar{f}_j = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s f_{ij} \quad (1)$$

式中: f_{ij} —第 i 个因素在第 j 个评价级别的隶属度值; \bar{f}_j —各因素在第 j 个评价级别中的隶属度平均值。

(2) 同一评语集的所有因素的权重

设 $\{f_{1j}, f_{2j}, \dots, f_{sj}\}$ 是 s 个因素在各评价级别中关于 \bar{f}_j 的无偏隶属度值^[9], f_{ij} 是 s 个因素在各评价级别加权平均后的隶属度值,它们与 \bar{f}_j 的差值分别是 $\{e_{1j}, e_{2j}, \dots, e_{sj}\}$ 和 e_{cj} 。设 $w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{sj}$ 是对应的权重系数,并且已知 $w_{1j} + w_{2j} + \dots + w_{sj} = 1$, 那么可以得到:

$$f_{cj} = w_{1j}f_{1j} + w_{2j}f_{2j} + \dots + w_{sj}f_{sj} \quad (2)$$

若 f_{cj} 也具有无偏特性,则可以证明:

$$e_{cj} = e_{1j} + e_{2j} + \dots + e_{sj} \quad (3)$$

所以有 f_{cj} 的方差为:

$$\text{Var}(e_{cj}) = w_{1j}^2 \text{Var}(e_{1j}) + w_{2j}^2 \text{Var}(e_{2j}) + \dots + w_{sj}^2 \text{Var}(e_{sj}) \quad (4)$$

关于上述公式对 $w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{sj}$ 求极小值,借助拉格朗日乘子 λ , 设:

$$F = \text{Var}(e_{cj}) = w_{1j}^2 \text{Var}(e_{1j}) + w_{2j}^2 \text{Var}(e_{2j}) + \dots + w_{sj}^2 \text{Var}(e_{sj}) \quad (5)$$

$$G = w_{1j} + w_{2j} + \dots + w_{sj} - 1 \quad (6)$$

$$H = F + \lambda G = w_{1j}^2 \text{Var}(e_{1j}) + w_{2j}^2 \text{Var}(e_{2j}) + \dots + w_{sj}^2 \text{Var}(e_{sj}) + \lambda (w_{1j} + w_{2j} + \dots + w_{sj} - 1) \quad (7)$$

可得:

$$w_{1j} = \frac{1}{\text{Var}(e_{1j}) \left(\frac{1}{\text{Var}(e_{1j})} + \frac{1}{\text{Var}(e_{2j})} + \dots + \frac{1}{\text{Var}(e_{sj})} \right)} \quad (8)$$

$$w_{2j} = \frac{1}{\text{Var}(e_{2j}) \left(\frac{1}{\text{Var}(e_{1j})} + \frac{1}{\text{Var}(e_{2j})} + \dots + \frac{1}{\text{Var}(e_{sj})} \right)} \quad (9)$$

以此类推求得 w_{ij} 的数值,最终得到对于第 j 个评价级别隶属度 f_j 为:

$$f_j = w_{1j}f_{1j} + w_{2j}f_{2j} + \dots + w_{sj}f_{sj} \quad (10)$$

3.3 改进的模糊神经网络预测模型

改进的 FBPNN 是由输入层、模糊划分层、“组合”层、归一化层和输出层组成的。

第一层:为输入层,输入的是精确值,节点数是影响系统状态的因素个数,以 2 个节点为例。

$$\begin{cases} I_i^{(1)} = x_i \\ O_i^{(1)} = I_i^{(1)} \end{cases} \quad i=1, 2 \quad (11)$$

第二层:是输入变量的模糊划分层,完成了输入变量的模糊化转换。式(12)中, j —模糊分割数,即评语集中评价级别个数,以三个评价级别为例; μ_{ij} —第 i 个变量的第 j 个隶属度值,由选定的隶属度函数 $f(I_i^{(2)})$ 求得, $f(I_i^{(2)})$ 则由上文中式(10)求得;此时的连接权值是 1。

$$\begin{cases} I_i^{(2)} = O_i^{(1)} \\ O_{ij}^{(2)} = \mu_{ij} = f(I_{ij}^{(2)}) \end{cases} \quad i=1, 2; j=1, 2, 3 \quad (12)$$

第三层:“组合”层,用于描述模糊规则的适用情况,节点数是模糊规则数。此层连接权值也是 1。

$$\begin{cases} I_k^{(3)} = O_{ij}^{(2)} \\ O_k^{(3)} = w_{ij} I_k^{(3)} \end{cases} \quad i=1, 2; j=1, 2, 3; k=1, 2, \dots, 9 \quad (13)$$

第四层:实现适用度的归一化计算。

$$\begin{cases} I_k^{(4)} = O_k^{(3)} \\ O_k^{(4)} = \frac{I_k^{(4)}}{\sum_{k=1}^6 I_k^{(4)}} \end{cases} \quad (14)$$

第五层:将第四层各节点的输出转换成精确数值。其中, w_{ek} 表示第四层传递到第五层的权重值。

$$\begin{cases} I_k^{(5)} = O_k^{(4)} \\ O_e^{(5)} = \sum_{k=1}^2 w_{ek} I_k^{(5)} \end{cases} \quad (15)$$

最后得到预测结果。

4 仿真实现及实验分析

飞行操纵系统是影响飞行安全的主要系统之一,襟缝翼是飞行操纵系统的关键子系统。随着机体持续工作,襟翼系统的抗腐蚀能力和润滑持续时间减弱,致使零部件磨损过量,运行阻力加大,可能造成机械卡阻、传动效率低下。因此,对襟缝翼系统进行故障预测,根据监测的状态预知系统故障的时间,能够预防并且降低灾难性故障所造成的费用。

4.1 变量选择

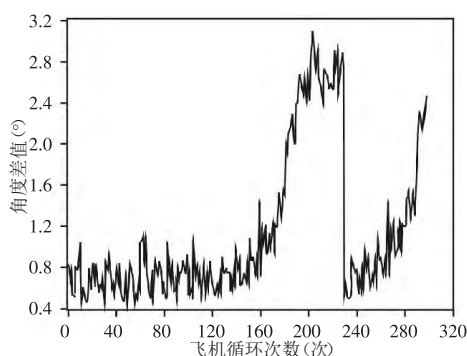


图2 角度差变化趋势图
Fig.2 Angle Difference Trend

因飞行姿态和气动特性所受到的磨损和润滑保持情况不相同,以至机身两侧襟翼运动角度不相同,发生襟翼不对称故障,此时襟翼位置指示器指针分开。根据机身两侧襟翼展开的角度差值,可以推测出襟翼系统磨损和润滑情况。另外,受飞机作业环境、驾驶因素、传感器测量噪声等影响,所记录的角度数据中往往包含噪声,使得故障预测的结果具有不确定性。分析相邻两个角度差之间的差值变化趋势能够有效地减少角度差值的噪声,也为维修提供依据。所以同时考虑角度差值及其两者之间差值共同作用下的故障预测结果。将某航空公司 2014 年某架 B737-800 飞机飞行数据译码后的结果中 299 对左右后缘襟翼角度数据,分别

利用改进的 FBPNN 和传统 FBPNN 对其进行建模和预测。对于左右襟翼角度差来说,当其测量值超过 9 度时,认为其产生故障。但在实际操作中,角度差大于 3 度就会进行故障报告,以此作为阈值^[10]。部分角度差值变化趋势图,如图 2 所示。初始阶段数据略有起伏但变化平缓,然后曲线呈上升走向;当循环数在 230 左右时角度差值急剧下降,并再次有上升趋势。

4.2 参数确定

在改进的 FBPNN 中,针对角度差和相邻角度差之间的差值分别进行评价级别确定,对于角度差分为正常、退化和故障,对于相邻角度差之间的差值分为较高、一般、较低,并选用高斯隶属度函数。输入节点为 2;第二层节点为 6,分别对应上述六个评价级别;第三、四层节点均为 9;第五层节点为 1,表示期望的角度差预测值。

在传统 FBPNN 中,设定输入节点为 6,将角度差序列中的每 6 个数据作为网络输入;第二层节点为 18,即将每个输入量的模糊分割数均取为 3,且分别代表正常、退化和故障,也选用高斯隶属度函数;第五层节点为 1,表示期望的角度差预测值。

采用 MATLAB 设定网络的最大学习迭代次数为 1000 次,学习精度为 0.005,惯性系数为 0.05,创建和训练改进前后的两种网络。以角度差序列和角度差之差序列的前 280 个数据作为训练样本,后 19 个数据作为测试样本,得到改进的 FBPNN 预测结果,如图 3、图 4 所示。以角度差序列的前 280 个数据作为训练样本,后 19 个数据作为测试样本,得到传统 FBPNN 预测结果,如图 5、图 6 所示。

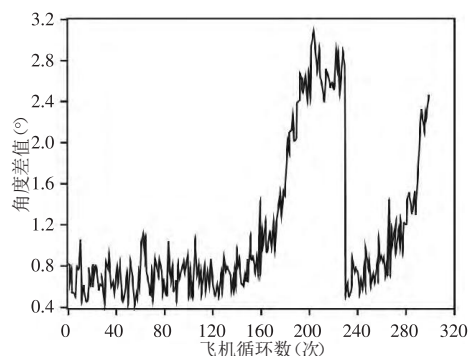


图3 改进的 FBPNN 预测与真值对比
Fig.3 Improved FBPNN Prediction vs. True Value

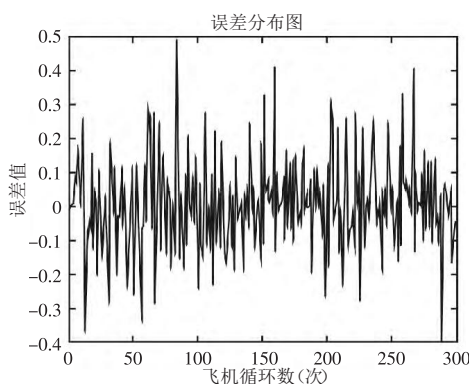


图4 改进的 FBPNN 预测误差曲线
Fig.4 Improved FBPNN Prediction Error Curve

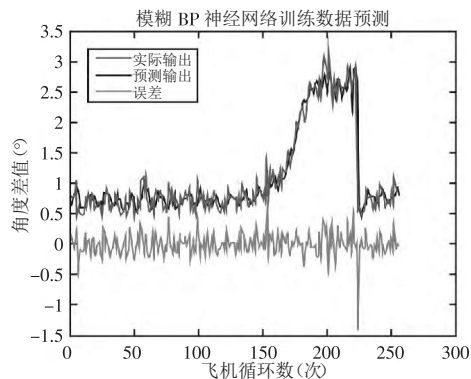


图5 FBPNN 训练数据预测

Fig.5 FBPNN Training Data Prediction

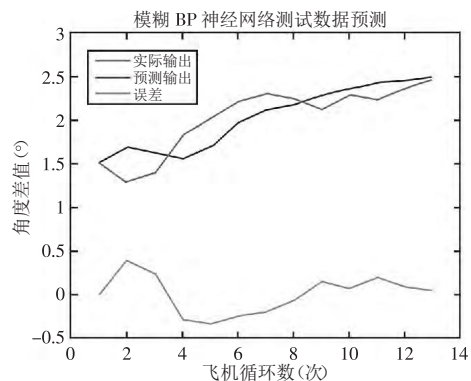


图6 FBPNN 预测结果

Fig.6 FBPNN Prediction Results

4.3 结果对比分析

为验证预测模型的有效性,在对网络进行充分训练后,利用测试样本得到13个测试样本的值及相对误差,如表1所示。

表1 预测结果对比

Tab.1 Comparison of Forecast Results

序号	实际角度差	模糊BP神经网络 预测角度差	相对误差 (%)	改进后模型 预测角度差	相对误差 (%)
1	1.521	1.5062	0.973	1.5311	0.664
2	1.298	1.5809	-21.795	1.5498	-19.399
3	1.392	1.4317	-2.852	1.4180	-1.860
4	1.838	1.5291	16.806	1.6294	11.355
5	2.038	1.747	14.279	1.8303	10.191
6	2.214	2.0973	5.271	2.1654	2.195
7	2.314	2.2584	2.403	2.2962	0.769
8	2.243	2.1896	2.381	2.2682	-1.123
9	2.13	2.1896	-2.798	2.1300	0
10	2.293	2.3097	0.728	2.2809	0.528
11	2.234	2.3000	-2.954	2.1901	1.965
12	2.361	2.3385	0.953	2.3800	0.805
13	2.461	2.5312	-2.852	2.5035	-1.727

通过表1数据分析可知:

(1) 两种模型相对误差大于10%的个数均为3,但是改进的FBPNN的对应数值都相对较小;(2) FBPNN模型得到的预测结果中,其中,相对误差值在(-21.795)%到16.806%之间波动,平均相对误差为5.9265%,标准差为0.08892;而改进的FBPNN的相对误差数值在(-19.399)%到11.355%之间波动,平均相对误差为4.0447%,标准差为0.05649。改进的FBPNN的误差跨度、平均相对误差和标准差均有所减小。

由此可知,改进的FBPNN在隶属度函数确定方面存在一定优势,在预测结果上优于传统FBPNN。

5 结束语

采用改进的FBPNN模型,通过方差-协方差法优化多变量隶属度矩阵,改变网络训练结果,在一定程度上提高了预测的精度,且方法容易实现。为复杂系统故障预测提供了借鉴,具备一定的实用价值。

参考文献

- [1] 黄爱梅,郭月娥,虞健飞.基于加速退化数据的航空液压泵剩余寿命预测技术研究[J].机械设计与制造,2011(1):154-155.
(Huang Ai-mei,Guo Yue-e,Yu Jian-fei.Research on residual life prediction technique of hydraulic pump based on accelerated degradation data[J].Machinery Design & Manufacture, 2011(1):154-155)
- [2] 邱文昊,黄考利,连光耀.基于不确定性与重要度的改进DSmT健康状态评估[J].航空动力学报,2017,32(1):96-104.
(Qiu Wen-hao,Huang Kao-li,Lian Guang-yao.Health status assessment based on uncertainty and importance degree improved DSmT [J].Journal of Aerospace Power,2017,32(1):96-104)
- [3] 张大斌,李红燕,刘肖.非线性时间序列的小波-模糊神经网络集成预测方法[J].中国管理学,2013,21(2):647-651.
(Zhang Da-bin,Li Hong-yan,Liu Xiao.A nonlinear time series wavelet-fuzzy neural network integrated forecasting method [J].Chinese Journal of Management Science,2013,21(2):647-651)
- [4] Wang Jian-zhou,Jiang Hai-yan,Han Bo-hui.An experimental investigation of FNN model for wind speed forecasting using EEMD and CS [J].Mathematical Problems in Engineering,2015,513039(9).
- [5] 李翔.基于GAB和模糊BP神经网络的空气质量预测[J].华中科技大学学报:自然科学版,2013(1):63-65.
(Li Xiang.Air quality forecast based on GAB and fuzzy BP neural network [J].Huazhong Univ.of Sci.& Tech.:Natural Science Edition,2013(1):63-65)
- [6] 谭国梁,王思华.基于熵权模糊神经网络的绝缘子污闪状态评估[J].电瓷避雷器,2015(4):5-9.
(Tan Guo-liang,Wang Si-hua.Condition assessment of insulator pollution flashover based on entropy weight fuzzy neural network [J].Insulators and Surge Arresters,2015(4):5-9)
- [7] 刘小艳.动态模糊神经网络在综合评判中的应用[D].西安:西安科技大学,2011.
(Liu Xiao-yan.The application in the comprehensive evaluation based on dynamic fuzzy neural network [D].Xi'an:Xi'an University of Science and Technology,2011)
- [8] 薛天助.数据仓库模糊粒度模型的研究与应用[D].西安:西安石油大学,2012.
(Xue Tian-zhu.The research and application of data warehouse fuzzy granularity model [D].Xi'an:Xi'an Shiyou University,2012)
- [9] 杨家豪,欧阳森,石怡理.一种组合隶属度函数及其在电能质量模糊评价中的应用[J].电工电能新技术,2014,33(2):63-69.
(Yang Jia-hao,Ou Yang Sen,Shi Yi-li.A combined membership function and its application in fuzzy evaluation of power quality [J].Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy,2014,33(2):63-69)
- [10] 程科.飞机操纵系统状态监测与故障预测方法研究[D].南京:南京航空航天大学,2014.
(Cheng Ke.Aircraft control system condition monitoring and fault forecast method research [D].Nanjing:Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,2014)