

DOI:10.16356/j.1005-2615.2015.02.016

采用模糊 RBF 神经网络的直升机旋翼不平衡故障诊断

廖文峰 高亚东

(南京航空航天大学直升机旋翼动力学国家级重点实验室,南京,210016)

摘要:提出一种利用模糊径向基函数(Radial basis function,RBF)神经网络进行直升机旋翼不平衡故障诊断的方法,建立了用于直升机旋翼不平衡故障识别的模糊诊断模型。基于直升机旋翼不平衡故障模拟实验,对采集于旋翼配重不平衡、桨距不平衡、后缘调整不平衡和正常状态下的试验台体振动信号进行功率谱分析,并采用主分量分析(Principal component analysis,PCA)的方法进行故障特征提取。采用模糊 RBF 神经网络诊断模型对旋翼不平衡故障进行了故障分类识别,同时分析了不同主分量累计贡献率和模糊子空间对故障分类精度的影响,并与 RBF 神经网络的诊断模型、支持向量机(Support vector machine,SVM)诊断模型进行了故障识别效果对比。结果表明,模糊聚类 RBF 神经网络的诊断方法对旋翼不平衡故障具有更好的识别能力。

关键词:直升机旋翼;故障诊断;模糊 RBF 神经网络;累计贡献率

中图分类号:V211.52 **文献标志码:**A **文章编号:**1005-2615(2015)02-0285-05

Unbalance Fault Diagnosis of Helicopter Rotor Using Fuzzy RBF Neural Network

Liao Wenfeng, Gao Yadong

(National Key Laboratory of Science and Technology on Rotorcraft Aeromechanics,
Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 210016, China)

Abstract: A method is presented for unbalance fault diagnosis of helicopter rotor by using fuzzy radial basis function (RBF) neural network. A diagnosis model based on fuzzy RBF neural network is established and a model test is conducted on the rotor. Three types of rotor system faults are considered: imbalanced mass, misadjusted pitch-control rod and misadjusted trim tab. Power spectrum is applied to the data processing, and the imbalance fault feature is extracted by using principal component analysis (PCA). The fuzzy RBF neural network diagnosis model is employed to identify the rotor unbalance faults and compared with the diagnosis model based on RBF neural network and support vector machine (SVM). The results show that the fuzzy RBF neural network diagnosis model is better than RBF-based model and SVM model in diagnosing the unbalance faults of helicopter rotor.

Key words: helicopter rotor; fault diagnosis; fuzzy RBF neural network; cumulative contribution rate

旋翼是直升机主要的振源之一,也是直升机故障高发区。因此,作为直升机的关键部件,对旋翼进行常见故障监测与诊断是非常必要的。国外 Chopra 等人提出了基于人工神经网络的诊断方法^[1-5]。文献[1]使用有限元法分析了 SH-60 直

升机的旋翼,通过仿真计算得到旋翼分别发生桨叶吸潮、减摆器故障、变距拉杆操纵线系故障的情况下桨毂中心所受的载荷及桨尖位移。旋翼故障分类和故障程度的识别模型使用了两个 BP 神经网络,并把桨尖位移、桨毂中心六力素各谐波分量作

基金项目:直升机旋翼动力学重点实验室基金(9140C4004010805)资助项目。

收稿日期:2015-01-15;修订日期:2015-02-15

通信作者:高亚东,男,副教授,E-mail:gydae@nuaa.edu.cn。

本文已收编于2014年全国直升机年会内部交流论文集。

为这两个BP网络的输入,研究结果表明带有一个隐层的BP网络能实现故障分类和程度识别。文献[2,3]中扩充了故障类型并仿真了复合故障,仿真结果表明BP网络诊断复合故障仍然有效。

在中国,张曾锴、高亚东等人已经证明多点机体振动响应含有旋翼不平衡故障的全部信息,从故障空间到多点机体振动频谱幅、相空间存在一对一映射关系^[6],并采用了神经网络及支持向量机(Support vector machine, SVM)模型完成了旋翼不平衡故障诊断^[7-8]。尽管神经网络具有强大的非线性映射能力和良好的学习能力,但也存在一些不足,如各个神经网络节点难以直接看出其含义,从而不能直接对其进行语义解释。模糊径向基函数(Radial basis function, RBF)神经网络模型结合了模糊理论和神经网络的长处,可以对不精确或不确定的模糊信息进行处理,对故障的预测能达到更好的效果。

模糊神经网络作为人工智能领域一种新的技术,正向着更高层次的研究与应用方面发展。文献[9]率先把模糊集引入到神经网络。1990年,日本学者 Takagi^[10]发表一篇论述神经网络和模糊推理融合的文章。在这之后的时间里,模糊神经网络的理论及其应用获得了飞速的发展,各种新的模糊神经网络模型的提出及其学习算法的研究不仅加速了模糊神经理论的完善,而且在实践中也得到了非常广泛的应用。模糊神经网络在直升机旋翼故障诊断上的研究目前还很少,本文将提出基于模糊RBF神经网络的直升机旋翼不平衡故障诊断方法,利用直升机旋翼不平衡故障的试验数据,设计一种模糊RBF神经网络对旋翼不平衡进行故障分类。

1 模糊RBF神经网络算法

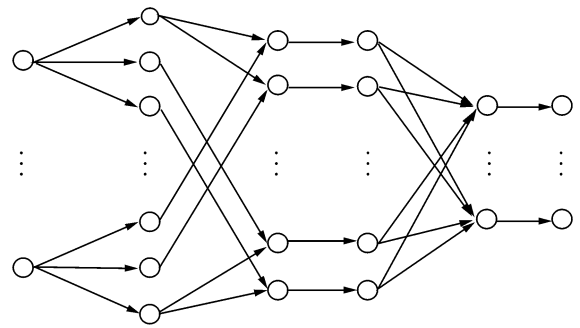
文中设计的模糊神经RBF神经网络拓扑结构如图1所示,该网络由输入层、模糊化层、推理层、归一化层和反模糊化和输出层六部分组成。

1.1 输入层的计算

输入层直接输入样本,样本以 $R \times Q$ 的矩阵形式输入,其中, R 为输入向量维数,即输入层神经元个数, Q 为样本数。输入层中每个神经元与模糊化层中对应的代表该维模糊子空间的各个神经元相连,连接权值为相应的聚类中心与聚类宽度。

1.2 模糊化层的计算

模糊化层将输入向量中各维的不同输入归类到不同的模糊子空间,使用隶属度函数描述各维的



输入层 模糊化层 推理层 归一化层 反模糊化层 输出层

图1 模糊RBF神经网络结构

Fig. 1 Structure of fuzzy RBF neural network

分类情况。模糊化层采用模糊聚类算法^[11]将输入向量的每个维度划分为 N 个模糊子空间。

对于输入的 R 维向量,使用聚类算法将其聚类为 N 类,这一步将会得到 $R \times N$ 个聚类中心,然后根据下式计算聚类宽度

$$\sigma_{ij}^2 = \sum_{n_j} \frac{\|x_i - c_{ij}\|^2}{n_j} \quad (1)$$

式中: n_j 为第 j 类向量的数目; c_{ij} 为第 i 维的第 j 类的中心。对每个输入信息,模糊化层的各个节点都可以计算出一个模糊隶属度值,本文采用了高斯函数作为隶属度函数,相应的具体的计算公式为

$$u_{qj}^i = \exp(-(x_{qj} - c_{ji})^2 / \sigma_{ji}^2) \quad (2)$$

式中: u_{qj}^i 表示第 q 个向量的第 i 维的第 j 类隶属度值; q 表示输入向量的序号, $q=1,2,\dots,Q$; i 表示输入向量的维数序号, $i=1,2,\dots,R$; j 表示模糊子空间序号, $j=1,2,\dots,N$; x_{qj} 表示第 q 个向量的第 i 个分量; c_{ij} 表示第 i 维的第 j 类的中心; σ_{ij} 表示第 i 维的第 j 类的宽度。

1.3 推理层的计算

推理层将模糊化之后的隶属度值根据模糊规则进行计算,得到不同模糊规则下的隶属度值,然后输出到归一化层。本文采用连乘处理隶属度值^[12],推理层的输出为

$$u_{qp} = \prod_{i=1}^R u_{qj}^i \quad (3)$$

式中: j 可取 $1,2,\dots,N$,即表示从 R 维 N 类中,每维各取一类计算隶属度,所以推理层的神经元个数为 N^R 个,随着 N 和 R 的增大,这个数目将会迅速增加,这也是本文采用主分量分析(Principal component analysis, PCA)方法降维的原因。

1.4 归一化层的计算

归一化层将推理层所得到的隶属度值进行归一化处理,输出到反模糊化层。归一化层中每个神

经元与推理层中所对应的神经元直接相连。归一化层的输出如下

$$\bar{u}_{qp} = \frac{u_{qp}}{\sum_{p=1}^{N^R} u_{qp}} \quad (4)$$

需要注意的是归一化计算时要判断分母是否为 0,当分母为 0 时,不用归一化计算。

1.5 反模糊化层的计算

反模糊化层将隶属度值变换为可以理解的分类情况,输出到输出层。反模糊化层到输出层的连接权矩阵 W 满足

$$W \times \bar{V} = Y \quad (5)$$

式中: \bar{V} 为归一化后的输出矩阵,两者直接相乘得到整个模糊神经网络的输出矩阵。在训练过程中,输出矩阵 Y 是已知的,连接权矩阵 W 是未知的。对于上式两端右乘 \bar{V}^{-1} ,得到

$$W = Y \times \bar{V}^{-1} \quad (6)$$

据此便可以计算出归一化层到输出层的连接权矩阵 W 。

1.6 输出层的计算

输出层输出为分类情况,输出向量往往需要进行相关处理,比如本研究中输出为三维,取较大值为 1,其余为 0,即可得到相应的三类故障分类,对于输出小于 0.5 的,近似为 0。

2 旋翼不平衡故障诊断

2.1 旋翼不平衡故障实验

该实验桨叶翼型为 NACA0015,无负扭转矩形平面,带后缘调整片,桨叶片数为 3 片,弦长 60 mm,叶展 800 mm。旋翼直径 2.1 m,桨毂中心到地面距离 2.7 m,高度及底宽适于在风洞实验段安装。旋翼动力系统采用三相交流异步电机加变频器调速,同步转速为 1 000 r/min。旋翼的稳定转速为 960 r/min,即转速频率为 16 Hz。实验采用 LMS 公司的振动数据采集系统进行数据采集和初步分析。采集系统使用 5 个通道,其中:1 号通道为旋翼转速信号触发,接受光电转速计发出的同步触发信号;2 号通道测量台体横向振动信号;3 号和 4 号通道连测量台体的垂直振动信号;5 号通道测量台体纵向振动信号。故障等级设置如表 1 所示。

2.2 旋翼故障识别过程

文中筛选后的特征是选取直升机旋翼系统不平衡故障中的调整片不平衡故障、桨距不平衡故障以及桨叶配重不平衡故障中单一故障所引起的台体振动在横向、纵向和垂向 3 个方向上的前 6 阶功

表 1 故障设置数值表

Tab. 1 Value of artificial fault

故障程度等级	调整片不平衡/(°)	桨距不平衡/(°)	配重不平衡/g
1	-5	3	
2	-2	4	12.6
3	1	5	19.3
4	3	6	26.2
5	5	8	30.7
6		10	35.2
7		11	39.7
8		12	
9		13	
10		14	

率谱值,构成直升机旋翼不平衡故障的特征样本。在故障样本数中选取部分特征样本作为故障分类的训练样本,另外一部分作为故障分类的测试样本,其中输出样本[1 0 0]代表桨距不平衡故障,[0 1 0]代表调整片不平衡故障,[0 0 1]代表配重不平衡故障,[0 0 0]代表无故障,见表 2。

表 2 模糊 RBF 神经网络输入样本和输出样本

Tab. 2 Input samples and output samples of fuzzy RBF

neural network			
故障类型	训练样本数/个	测试样本数/个	输出样本
桨距不平衡	40	30	[1 0 0]
调整片不平衡	20	15	[0 1 0]
配重不平衡	25	20	[0 0 1]
无故障	4	3	[0 0 0]

本文采用 PCA 方法作为故障特征提取方法。通过 PCA 提取故障特征后作为模糊 RBF 神经网络输入。基于模糊 RBF 的旋翼故障诊断过程包括学习和测试两个阶段。

在学习阶段,首先根据已知故障类别,将旋翼状态分为 4 种聚类,建立训练集,并确定初始的累计贡献率 η_m 和模糊子空间 N 。然后采用 PCA 方法提取前六阶功率谱幅值的故障特征,并对故障特征正则化,使输入数据在范围固定在 $[-1, 1]$ 。最后对正则化数据进行模糊 C 均值聚类,并按第一节模糊 RBF 神经网络算法计算各层节点输出,得到反模糊化层权值矩阵 W ,至此学习结束。

在测试阶段,按学习阶段步骤依次计算得到归一化层输出,然后乘以学习阶段得到权值矩阵 W ,即可得到测试样本的输出。根据样本输出连续改变累计贡献率 η_m 和模糊子空间 N ,选取最佳累计贡献率 η_m 和模糊子空间 N 使网络模型准确率最高。至此,模糊 RBF 神经网络训练结束。

2.3 主分量贡献率对诊断结果影响

诊断的结果与主分量累计贡献率和模糊子空间的选取有关。选取合适的主分量累计贡献率 η_m 既能保留原始各特征主要信息,又能够有效降低样本维数。主分量累计贡献率 η_m 反映了主分量个数, η_m 越大所选取的主分量个数越多。累计贡献率对诊断结果精度有非常大影响,根据仿真结果选择合适的累计贡献率,能大大提高诊断精度。

表 3 列出了模糊子空间为 5 时,取不同累计贡献率,模型的诊断结果。其中,正确识别率是模糊 RBF 正确归类某故障样本数与参加测试的该故障样本总数之比,总正确率是所有故障测试样本正确归类样本数与参加测试的所有故障样本数之比。

从表 3 中可以看出,当 η_m 从 0.55 到 0.85 逐渐增加时,总正确率先是增加后减小,当累计贡献率取 0.7 的时候,总正确率达到最大 97.06%,之后 η_m 增大正确率反而下降。由此表可看出 η_m 取 0.7 时,模糊 RBF 神经网络对旋翼不平衡故障诊断整体分类性能最好。同时, η_m 逐渐变化时,模糊 RBF 神经网络诊断模型对调整片不平衡故障分类识别正确率都能达到 100%,而其他两种不平衡故障分类准确率有不同程度的改变,说明相比于桨距

表 3 不同累计贡献率 η_m 分类结果

Tab.3 Classification results of different cumulative contribution rates

累计贡献率 η_m	故障类型	性能指标			
		测试样本数	正确样本数	正确识别率/%	总正确率/%
0.55	无故障	3	3	100	91.18
	桨距不平衡	30	27	90	
	调整片不平衡	15	15	100	
	配重不平衡	20	17	85	
0.65	无故障	3	2	66.67	95.59
	桨距不平衡	30	28	93.33	
	调整片不平衡	15	15	100	
	配重不平衡	20	20	100	
0.7	无故障	3	2	66.67	97.06
	桨距不平衡	30	29	96.67	
	调整片不平衡	15	15	100	
	配重不平衡	20	20	100	
0.75	无故障	3	2	66.67	94.12
	桨距不平衡	30	28	90	
	调整片不平衡	15	15	100	
	配重不平衡	20	20	100	
0.85	无故障	3	2	66.67	82.35
	桨距不平衡	30	26	80	
	调整片不平衡	15	15	100	
	配重不平衡	20	15	75	

不平衡和配重不平衡故障,模糊 RBF 神经网络诊断模型对调整片不平衡故障具有更高的敏感性。

2.4 模糊子空间对诊断结果影响

根据各组不同的待聚类的向量划分 N 个模糊子空间, N 选取越大程序计算时间越长,一般 N 可取 3,5,7,13 等^[13],比较不同的模糊子空间数对分类结果的影响,为了计算方便,取 PCA 指标为 0.5,表 4 列出了取不同的模糊子空间 N 时,模糊 RBF 诊断模型分类结果。

表 4 不同模糊子空间数 N 分类结果

Tab.4 Classification results of different fuzzy subspace

模糊子空间	第一类故障正 准确率/%	第二类故障正 准确率/%	第三类故障正 准确率/%	无故障 正确率/%	总正确 率/%	计算时 间/s
3	42.86	80.00	50.00	0.00	52.38	0.03
5	71.43	80.00	50.00	0.00	61.90	0.05
7	85.71	100.00	87.50	0.00	85.71	0.07
13	85.71	100.00	87.50	100.00	90.48	0.25

从表 4 中可以看出,随着模糊子空间数的增加,分类结果越来越好,但是计算时间也越来越长。如果不考虑计算时间而贸然地选择比较大的模糊子空间数和比较高的 PCA 指标数,那样确实会得到比较好的分类结果,但是所付出的计算时间太长,往往不具有工程实用价值。

2.5 模糊 RBF 神经网络模型与 RBF 神经网络、SVM 模型性能比较

文献[7]和文献[8]中分别采用的是基于 SVM 及 RBF 的直升机旋翼系统不平衡故障诊断模型。在相同的样本条件下,本文采用基于模糊 RBF 神经网络的故障识别方法,累计贡献率 η_m 取 0.7,模糊子空间 N 取 5,与前两种诊断方法进行对比,其对比结果如表 5 所示。

表 5 模糊 RBF 模型与 RBF、SVM 模型性能比较

Tab.5 Performance comparison among fuzzy RBF neural network, RBF and SVM models

分类模型	故障类型	性能指标			
		测试样本数	正确样本数	正确识别率/%	总正确率/%
RBF 神经网络模型	无故障	3	2	66.7	76.5
	桨距不平衡	30	25	83.3	
	调整片不平衡	15	10	66.7	
	配重不平衡	20	15	75	
模糊 RBF 神经网络模型	无故障	3	2	66.67	97.06
	桨距不平衡	30	29	96.67	
	调整片不平衡	15	15	100	
	配重不平衡	20	20	100	

续表

分类模型	故障类型	性能指标			
		测试样本数	正确样本数	正确识别率/%	总正确率/%
SVM 模型	无故障	3	2	66.7	94.1
	桨距不平衡	30	30	100	
	调整片不平衡	15	15	100	
	配重不平衡	20	17	85	

由表 5 可知,相比于 RBF 神经网络诊断模型分类总准确率 76.5%和 SVM 诊断模型分类总准确率 94.1%,模糊 RBF 神经网络诊断模型的分总准确率达 97.06%,总正确率有了较大的提高。同样,小样本的情况下基于模糊 RBF 神经网络的旋翼故障识别方法的性能仍能优于 SVM 模型的故障识别方法。相比于 RBF 模型,基于模糊 RBF 神经网络诊断模型比 SVM 诊断模型性能有了更大的提升。

3 结束语

本文提出一种模糊 RBF 神经网络模型,并把该模型运用于旋翼不平衡故障诊断,取得较好的效果。模糊 RBF 神经网络故障诊断模型只需经过简单的训练,即可正确实现多种故障的分类,并且达到较高的精度,同时模型具有良好的可行性和实用性。本文同时分析了累计贡献率 η_m 和模糊子空间对该模型的影响,找到最优 η_m 值。模糊 RBF 神经网络模型与 RBF 模型、SVM 模型相比能达到更高的精度,同时本文也验证了把模糊理论与神经网络相结合用于旋翼故障诊断的可行性。

参考文献:

- [1] Ganguli R, Chopra I, Haas D J. Detection of helicopter rotor system simulated faults using neural network[J]. Journal of the American Helicopter Society, 1997, 42(2): 161-171.
- [2] Ganguli R, Chopra I, Haas D J. A physics based model for rotor system health monitoring[C]// European Rotorcraft Forum. Brighton, United Kingdom; [s. n.], 1996: 98-1-98-22.
- [3] Ganguli R, Chopra I, Haas D J. Helicopter rotor system health monitoring using numerical simulation and neural networks [C]// 53rd AHS Annual Forum. Virginia Beach, VA: the American Helicopter Society Inc, 1997: 1285-1296.
- [4] Ganguli R, Chopra I, Haas D J. Helicopter rotor system fault detection using physics-based model and

neural networks [J]. AIAA Journal, 1998, 36(6): 1078-1086.

- [5] Reddy R R K, Ganguli R. Structural damage detection in a helicopter rotor blade using radial basis function neural networks [J]. Smart Materials and Structures, 2003, 12(2): 232-241.
- [6] 高亚东,张曾锴. 用机体振动信号诊断旋翼不平衡故障的理论基础[J]. 振动、测试与诊断, 2003, 23(4): 279-282.
- [7] Gao Yadong, Zhang Zengchang. A theoretical basis for diagnosis of helicopter rotor imbalance fault using only information from fuselage vibrations[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2003, 23(4): 279-282.
- [7] 高亚东,郑升平. 基于支持向量机的直升机旋翼不平衡故障分类研究[J]. 南京航空航天大学学报, 2011, 43(30): 435-438.
- [7] Gao Yadong, Deng Shengping. Unbalance fault identification of helicopter rotor using support vector machine[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2011, 43(30): 435-438.
- [8] 高亚东,张曾锴. 直升机旋翼不平衡故障诊断试验研究[J]. 振动、测试与诊断, 2009, 29(2): 214-217.
- [8] Gao Yadong, Zhang Zengchang. Experimental study on unbalance fault diagnosis of helicopter rotor[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2009, 29(2): 214-217.
- [9] Lee S C, Lee E T. Fuzzy sets and neural networks [J]. Cyberneics, 1974, 4(2): 83-103.
- [10] Takagi H. Fusion technology of fuzzy theory and neural networks[C]// Proceedings of the International Conference on Fuzzy Logic & Neural Networks. Iizuka, Japan: [s. n.], 1990: 13-26.
- [11] 张敏,于剑. 基于划分的模糊聚类算法[J]. 软件学报, 2004, 15(6): 858-868.
- [11] Zhang Min, Yu Jian. Fuzzy partitional clustering algorithms[J]. Journal of Software, 2004, 15(6): 858-868.
- [12] 刘昆,颜钢锋. 基于 RBF 网络函数逼近 [J]. 计算机工程, 2001, 27(2): 70-71.
- [12] Liu Kun, Yan Gangfeng. Fuzzy RBF neural network-based function approximation [J]. Computer Engineering, 2001, 27(2): 70-71.
- [13] 林熙. 基于 RBF 网络模糊 if-then 规则快速提取 [J]. 系统工程理论方法运用, 2001, 10(2): 145-149.
- [13] Lin Xi. Fast extracting fuzzy if-then rules based on RBF networks [J]. Systems Engineering Theory Methodology Applications, 2001, 10(2): 145-149.

