

基于径向基函数的变量预测模型模式识别方法

潘海洋^{1,2}, 杨宇¹, 郑近德², 程军圣¹

(1. 湖南大学 汽车车身先进设计制造国家重点实验室, 长沙 410082;

2. 安徽工业大学 机械工程学院, 安徽 马鞍山 243032)

摘 要: 针对变量预测模型模式识别方法中4种数学模型不足以反映特征值之间复杂关系的缺陷, 因此, 提出了一种基于径向基函数的变量预测模型(VPMRBF)模式识别方法, 把提取的特征值输入到VPMRBF分类器中, 然后通过训练样本建立反映特征值之间复杂关系的径向基函数预测模型, 最后把测试样本的特征值作为径向基函数预测模型的输入, 以预测误差平方和为依据完成分类。该方法充分有效地利用并且结合径向基函数和变量预测模式识别方法的优点, 实现了故障特征提取到故障识别的全程诊断。滚动轴承故障诊断实验分析结果表明: 与径向基神经网络、支持向量机和变量预测模式识别方法相比, VPMRBF的识别率分别提高了4.75%, 1.75%和5.25%。

关 键 词: 径向基函数(RBF); 变量预测模式识别方法; 预测误差平方和; 滚动轴承; 故障诊断
中图分类号: V233; TH113 **文献标志码:** A

Variable predictive model based RBF class discriminate method

PAN Hai-yang^{1,2}, YANG Yu¹, ZHENG Jin-de², CHENG Jun-sheng¹

(1. State key Laboratory of Advanced Design and Manufacture for Vehicle Body,
Hunan University, Changsha 410082, China;

2. School of Mechanical Engineering,
Anhui University of Technology, Ma'anshan Anhui 243032, China)

Abstract: Considering that the defect of four kinds of mathematical models can not reflect the complex relationship between the features in variable predictive model based class discriminate method, a variable predictive model based radial basis function (VPMRBF) method was put forward. Firstly, the abstracted features were input into VPMRBF classifier, and then the training samples were used to establish radial basis function models, which could reflect the complex relationship between features; finally, the established radial basis function prediction models were used to predict the features of those test samples, and the sum of squares prediction error could be employed as a basis for necessary classification. Experimental results of roller bearing fault diagnosis showed that the recognition rate of VPMRBF increased by 4.75%, 1.75% and 5.25% respectively, compared with the radial basis function neural network, the support vector machine and variable predictive model based class discrimination method. By making full use of and effectively combining the ad-

收稿日期: 2015-05-19

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFF0203400); 国家自然科学基金(51575168, 51375152);

智能型新能源汽车国家2011协同创新中心资助项目; 湖南省绿色汽车2011协同创新中心资助项目

作者简介: 潘海洋(1989—), 男, 助教, 博士生, 主要从事设备状态监测与故障诊断方向的研究。

引用格式: 潘海洋, 杨宇, 郑近德, 等. 基于径向基函数的变量预测模型模式识别方法[J]. 航空动力学报, 2017, 32(2): 500-506. PAN Haiyang, YANG Yu, ZHENG Jinde, et al. Variable predictive model based RBF class discriminate method[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(2): 500-506.

vantages of radial basis function and variable predictive model based class discrimination method, this realized entire diagnosis from fault feature extraction to fault identification.

Key words: radial basis function (RBF);
variable predictive model based class discriminate method;
sum of squares prediction error; rolling bearing; fault diagnosis

模式识别方法^[1]作为判别元素(被判别对象)是否隶属于某个集合(某类状态)的一种方法,已被广泛应用于工程实际中.目前应用较为广泛的模式识别方法有: k -邻近(k -nearest neighborhood, KNN)的距离判别方法^[2]、各种聚类分析方法^[3-4]、人工神经网络^[5]和支持向量机^[6]等,上述模式识别方法在工程中得到了大量的应用,并取得了较好的应用效果,但是上述方法还不够完善,或多或少存在一定的缺陷,严重制约着其在工程实际中的进一步应用^[7-9].特别注意的是,上述模式识别方法并没有考虑分类特征之间的联系,而实际上提取的分类特征之间确实存在某种特定的联系.基于此,Raghuraj 与 Lakshminarayanan 提出了变量预测模型模式识别(variable predictive model based class discriminate, VPMCD)方法^[10].

VPMCD 方法的核心在于首先把数据特征值之间的关系作为依据,从而利用这种关系建立真实关系的预测模型,然后通过最小二乘算法拟合出模型的参数,并且以最小预测误差平方和为判断依据来建立特征值的预测模型,最后对于不同的状态建立不同的特征预测模型,从而完成对待测样本的准确分类^[11],该方法已在生物学和机械领域进行了应用^[12-13].根据 VPMCD 的本质,其内容主要包含两个方面:建立模型和参数估计,VPMCD 方法通常选择 4 类模型,即线性模型、二次模型、交互模型和二次交互模型.当提取的特征值之间的相互关系比较简单时,运用这 4 类模型可以满足工程的需要,但是实际情况中,提取的特征值非常复杂,并不是简单地线性模型或者二次交互模型所能体现.因此,鉴于 VPMCD 模型简单性的缺陷,本文对 VPMCD 方法进行改进,采用 RBF(radial basis function)神经网络建立 RBF 预测模型,提出了基于径向基函数的变量预测模型(variable predictive mode based radial basis function, VPMRBF)模式识别方法,该方法克服了 VPMCD 建模的缺点,建立比较成熟的 RBF 预测模型,从而提高了模型的分类效果和精度.

VPMRBF 方法与原 VPMCD 不同,VPMCD

方法是明确建立一定形式的数学模型,不论特征值复杂度如何,建模公式都是一样,然后利用最小二乘算法线性拟合,得出具有明确映射关系的数学表达式.而 VPMRBF 方法运用 RBF 神经网络的模型及回归,提取的特征量输入进 RBF 模型网络中,且输入层和隐含层是采用非线性映射关系,而隐含层和输出层是采用线性映射关系,中间的传递函数是复杂的高斯函数.因此,通过 RBF 神经网络函数对输入样本进行学习和训练,当 RBF 神经网络训练完成后,得到一个具有复杂映射关系的非线性函数,该关系式不能通过简单的函数公式进行表示,这个复杂的非线性映射关系就是所要建立的 RBF 预测模型.

VPMRBF 方法将 RBF 神经网络和 VPMCD 相结合,即用 RBF 非线性函数代替 VPMCD 中 4 种简单的数学模型,消除了模型简单性的缺陷,建立能反应特征值之间复杂关系的非线性高斯函数模型,从而在一定程度上提高预测模型的分类效果和精度.为了检验 VPMRBF 方法的有效性,将 VPMRBF 方法与原始 VPMCD 模式识别方法进行实验对比,实验结果显示,VPMRBF 方法能更加准确地识别滚动轴承故障状态.

1 基于径向基网络的变量预测模型模式识别方法

1.1 VPMRBF 模式识别方法理论

以 p 个特征值为例,即 $\mathbf{X}=[X_1, X_2, \dots, X_p]$,对 4 种模型中任意一个模型采用特征值 X_j ($j \neq i$)对 X_i 进行预测,都可以得到

$$X_i = f(X_j, b_0, b_j, b_{jj}, b_{jk}) + e \tag{1}$$

式(1)称为特征值 X_i 的变量预测模型.其中,特征值 X_i 称为被预测变量; X_j ($j \neq i$)称为预测变量; e 为预测误差; b_0, b_j, b_{jj} 和 b_{jk} 为模型参数.

由于拾取的信号中包括许多干扰因素,提取的特征值也较为复杂,通过 VPMCD 建立的预测模型并不能简单地反映这种复杂关系,因此,得到的模型是一种偏离真实关系的模型.鉴于 VPMCD 模型应用的局限性,本文提出一种基于 RBF

网络的 VPMCD 模式识别方法 (VPMRBF), 其实质就是首先利用 RBF 网络中的函数及分析建模方法建立函数预测模型, 然后把所建立的 RBF 模型用来预测待测样本的特征值, 最后以预测特征值误差的平方和为判别依据进行分类。

RBF 网络模型具有 3 层网络, 即输入层、隐含层和输出层。其中, 输入层是用来接受数据的; 隐含层是一个非线性函数, 对输入数据进行建模; 输出层是作为数据的输出。在整个 RBF 模型中, 隐层作为其中的核心层, 是处理数据和建立模型的过程, 隐层中最常用的函数是高斯函数 (非线性激活函数), 为了更好地表达, 用 $\mathbf{Z}$ 代替 X_i 表示被预测变量, 用 $\mathbf{Y}$ 代替 $X_j (j \neq i)$ 表示预测变量, 其表达式为:

$$\varphi_r(\mathbf{Z}) = e^{-\frac{\|\mathbf{Z}-\mathbf{C}_r\|^2}{2\sigma_r^2}} \quad r = 1, 2, \cdots, h \quad (2)$$

其中 $\varphi_r(\mathbf{Z})$ 为函数隐含层中第 r 个高斯结点的实际输出; $\mathbf{Z}$ 为函数输入向量; $\|\cdot\|$ 是矢量的范数 (距离), 常用欧式范数表示, 即 $\|\mathbf{Z}-\mathbf{C}_r\| = (\mathbf{Z}-\mathbf{C}_r)^T(\mathbf{Z}-\mathbf{C}_r)$; $\mathbf{C}_r$ 为函数隐含层第 r 个高斯结点的中心向量; σ_r 是半径。显然高斯激活函数与数理统计中的高斯分布函数形式相同, 它具有以 $\mathbf{Z}=\mathbf{C}_r$ 为中心的径向对称性质。

RBF 网络的输出为

$$y = \sum_{r=1}^h w_r \cdot \phi_r(\mathbf{Z}) \quad (3)$$

写成矩阵形式

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W} \cdot \boldsymbol{\phi} \quad (4)$$

其中 $\mathbf{Y}$ 为函数输出向量, $\mathbf{W}$ 为隐层到输出层之间的权矩阵, $\boldsymbol{\phi}$ 为隐层输出向量。

1.2 比较分析

为了比较 VPMCD 中原有的 4 种模型和 RBF 模型对复杂特征值的预测效果, 拟用美国凯斯西储大学振动实验室的滚动轴承正常状态振动数据信号^[14], 其轴承型号为 6205-2RS, 采样频率为 48 kHz, 电动机转速为 1 730 r/min, 负载为 2.24 kW, 拾取 10 组振动信号。由于工程实际中振动信号展现为非线性特性和非稳定特性, 非稳定性特征往往影响着特征值的提取, 进而影响设备零部件故障的诊断分类, 因此, 对于非线性特性和非稳定特性的振动信号特征值的准确提取显得极其重要。鉴于信号处理方法的重要性, 一系列的信号处理方法被陆续提出, 典型的有小波、经验模态分解 (EMD), 局部均值分解 (LMD), 内禀时间尺度分解 (ITD) 等^[8,15-16], 但是这些方法或多或少

存在一些缺陷。于是, 程军圣等^[17]在 2012 年提出了一种自适应时频分析方法——局部特征尺度分解 (local characteristic scale decomposition, LCD) 算法, 它能够同时在时域和频域提供非平稳信号的局部化信息, 且避免了 EMD, LMD 和 ITD 的缺陷, 具有较好的应用效果。因此, 首先采用 LCD 分解信号, 得到该非平稳信号在时域和频域的局部化信息, 然后提取前 4 个分量的奇异值作为特征向量, 因此每组数据有 4 个值, 从而可以得到具有复杂关系的 10×4 矩阵。其特征值如表 1 所示 (取 X_4 为待预测值, X_1, X_2, X_3 为预测值)。

表 1 提取的信号特征值
Table 1 Extracted features of signal

编号	X_4	X_1	X_2	X_3
1	1.2074	1.8396	0.7042	0.6779
2	1.1775	1.6970	0.7904	0.7484
3	1.2066	1.7173	0.7886	0.8043
4	1.1750	1.6658	0.7241	0.6303
5	1.2428	1.7203	0.7670	0.6439
6	1.1795	1.7789	0.8089	0.7360
7	1.1493	1.5380	0.7165	0.5410
8	1.1859	1.6852	0.7709	0.6714
9	1.1663	1.6384	0.8235	0.6191
10	1.1967	1.7895	0.9117	0.7532

首先把特征值分为预测值及被预测值, 然后利用所有特征值分别建立 5 种预测模型 (线性模型、二次模型、交互模型、二次交互模型和 RBF 模型); 最后用建立的预测模型分别预测 X_4 的值 (回代), 其预测结果如图 1 所示。

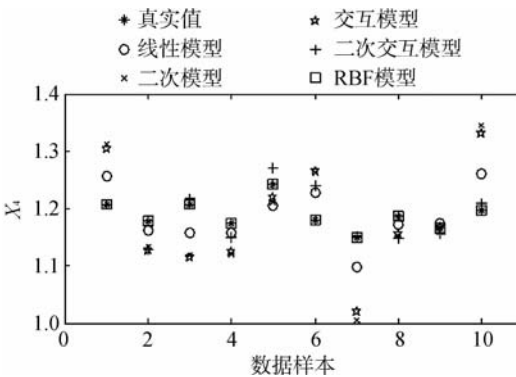


图 1 5 种模型的预测结果
Fig. 1 Prediction results of five kinds of models

从图 1 中可以看出,RBF 预测模型的回代预测结果与实际值一样,直观上看并没有出现偏差.而另外 4 种模型中,预测结果普遍出现偏差,偏离了真实值,在这 4 种模型中,以二次交互模型预测结果最好,但是相对于 RBF 模型,还是存在一定的差距.究其原因,由于实际情况中,提取的特征值之间关系非常复杂,简单的二次交互模型并不能反应这种关系,导致利用这 10 个样本建立的模型不能准确的估计出回代变量,导致预测结果不甚理想.

2 基于 VPMRBF 的滚动轴承故障诊断方法

基于 VPMRBF 的识别方法结构框图如图 2,详细故障判别步骤如下:

- 1) 设定采样频率和转速并保持不变,然后拾取滚动轴承的(拾取 4 种状态:正常状态信号、内圈故障状态信号、外圈故障状态信号和滚动体故障状态信号)振动信号若干样本.
- 2) 首先利用 LCD 信号处理方法对采集的各状态振动信号分别进行有效地分解处理,每个信号样本都可以通过分解获得几个相互独立的分量;然后对得到的单分量做特征提取,以奇异值作为本文特征值提取方法;最后组成特征向量.
- 3) 首先把每种状态的振动信号分为训练样本和测试样本,通过 VPMRBF 模式识别方法对训练样本进行训练,得到 RBF 预测分类模型;然后采用该 RBF 预测分类模型对待测试信号样本的特征值进行模型预测;最后把预测的特征值误差平方和最小作为判断依据,进而通过 VPMRBF 模式识别方法的最终输出结果判定滚动轴承的状态.

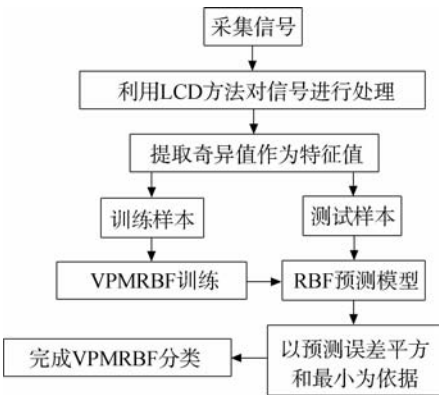


图 2 方法结构框图

Fig. 2 Flowchart of the proposed method

3 实例验证

为了对本文中 VPMRBF 模式识别方法的适用性进行说明,拟应用美国凯斯西储大学的滚动轴承实验数据作为分析,该滚动轴承振动信号常被用来作为检验信号处理方法或者模式识别方法的适用性,具有一定的权威,对于参数的选择同第 1.2 节.分别拾取 200 组不同轴承运行状态下(包括正常状态信号、内圈故障状态信号、外圈故障状态信号和滚动体故障状态信号)的振动信号,其中任意抽取各个运行状态下的 100 组信号数据作为已知样本,即训练样本,各个状态剩下的 100 组实验数据作为验证样本,即待测样本.

由于拾取的信号往往表现出非线性特性,首先应用 LCD 信号处理方法对振动信号进行处理,可以得到若干相互独立的单分量振动信号,由于信号的主要成分主要集中在前几个分量中,因此只对前 4 个分量进行分析.提取前 4 个分量的奇异值作为特征值,可以表示为 X_1, X_2, X_3, X_4 ,对每一类状态数据都进行 LCD 分解及提取奇异值,每一类状态可以得到 200 组特征值,每一组含有 4 个奇异值.然后通过 VPMRBF 方法利用 100 组训练样本进行训练,得到 RBF 预测模型.最后通过 RBF 预测模型对测试样本进行识别诊断.为了更好地说明 VPMRBF 方法的优越性,将该方法与 RBF 神经网络、支持向量机、VPMCD 方法进行对比,对比结果如图 3~图 6 所示(纵坐标 1,2,3 和 4 分别表示真实的正常类型、内圈故障类型、外圈故障类型和滚动体故障类型),其中,RBF 神经网络的识别率为 95.50%、支持向量机的识别率为 97.75%,VPMCD 的识别率为 94.25%,VPMRBF 的识别率为 99.50%.与 RBF 神经网络、支持向量机和 VPMCD 方法相比,VPMRBF 的识别率分别提高了 4.75%,1.75%和 5.25%.

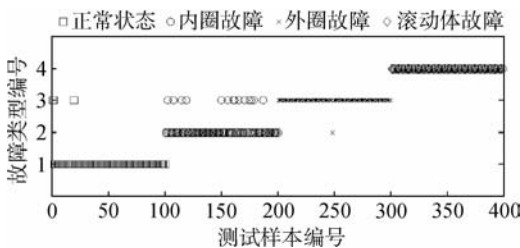


图 3 RBF 神经网络状态识别结果

Fig. 3 State identification result for testing samples with RBF neural network

从图 3~图 6 可以看出,由于工程实际情况的复杂性,对每一组数据完全诊断出来是不现实的,只需要最大限度的减少误判. 因此在用 RBF 神经网络、支持向量机、VPMCD 和 VPMRBF 进行识别测试样本时,都出现了不同程度的错误分类,但是从图中可以直观的看出,VPMRBF 识别结果远比其他 3 种识别方法要好. 其他 3 种能准确识别出的样本,VPMRBF 完全能够识别出来;而其他 3 种不能识别出的样本,VPMRBF 也能大部分识别出来,对于 400 组测试样本,VPMRBF 方法只错误识别了 2 个,具有较高的识别率. 这是由于 VPMRBF 方法融合了 RBF 网络函数和 VPMCD 的优点,建立的 RBF 特征预测模型能够更加准确的反映各个特征值相互之间的复杂关系,从而利用 VPMCD 理论及判别方法准确识别待测试样本.

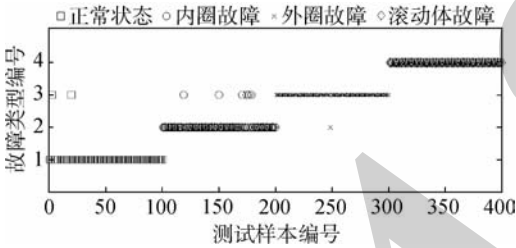


图 4 SVM 状态识别结果

Fig. 4 State identification result for testing samples with SVM

另外,VPMCD 和 VPMRBF 都可以预测出特征值的大小,为了从精度方面来展现 VPMRBF 方法的优越性,取同样的 100 组数据作为训练,另外 100 组作为测试,其方法步骤同上. 由于判别依

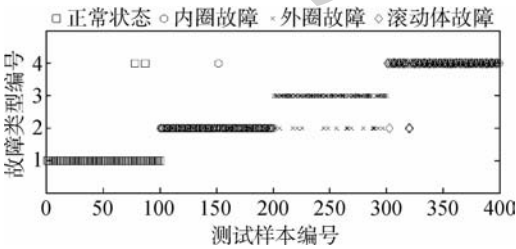


图 5 VPMCD 状态识别结果

Fig. 5 State identification result for testing samples with VPMCD

据是每个样本的预测误差平方和,然而预测误差平方和数量级相差过大,不易直观展示,因此,对每个样本的预测误差平方和作对数处理,如图 7 和图 8 所示,由于篇幅限制,每种状态显示 20 个样本的预测误差平方和对数值.

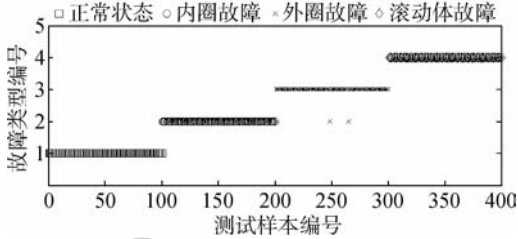


图 6 VPMRBF 状态识别结果

Fig. 6 State identification result for testing samples with VPMRBF

由图 7 和图 8 可知,当测试样本是正常状态时,VPMCD 和 VPMRBF 两种方法的预测值效果都很好,用正常样本数据得到的 RBF 预测模型得到的特征值预测误差平方和与其他 3 种状态数据得到的 RBF 预测模型下的特征值预测误差平方和相差较大,极易判断;当待测样本数据是其他 3 种故障类别时,采用 VPMCD 模式识别方法进行判别,在该故障状态下建立的 RBF 预测模型求得的预测误差平方和与在其他状态下建立的 RBF 预测模型求得的预测误差平方和相差很小,时常出现交叉,也就是出现误判,导致错误分类. 因此,原 VPMCD 除了对正常样本具有较好的识别精度外,对另外 3 种故障状态并没有较好的识别精度,极易出现错误分类. 图 8 展示了 VPMRBF 的特征识别精度图,从 4 类预测模型的识别结果整体看,4 种状态类型的特征预测误差的平方和具有明显的区分,数据值相差较远,不易出现交叉. 因此,从图 7 和图 8 可以得出,VPMRBF 模式识别方法比原 VPMCD 方法有更高的识别精度.

综上所述,通过滚动轴承数据对 RBF 神经网络、支持向量机、VPMCD 和 VPMRBF 分类器的检验,VPMRBF 模式识别方法在识别率和识别精度都展示了其优越性. 这是由于 VPMRBF 分类器建立了更加准确的模型,该模型能反应特征值相互之间的复杂关系,进而可以对待测样本的特征值进行更加准确的预测.

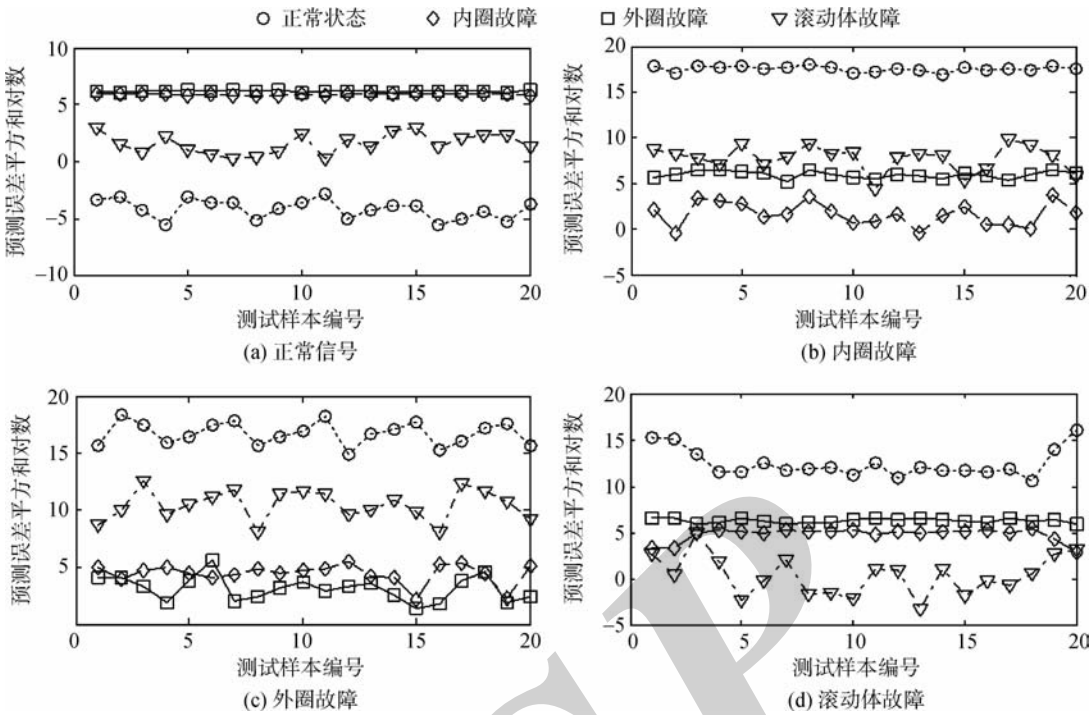


图 7 VPMCD 在滚动轴承各种状态下的识别精度

Fig. 7 Recognition accuracy of VPMCD in various states of rolling bearing

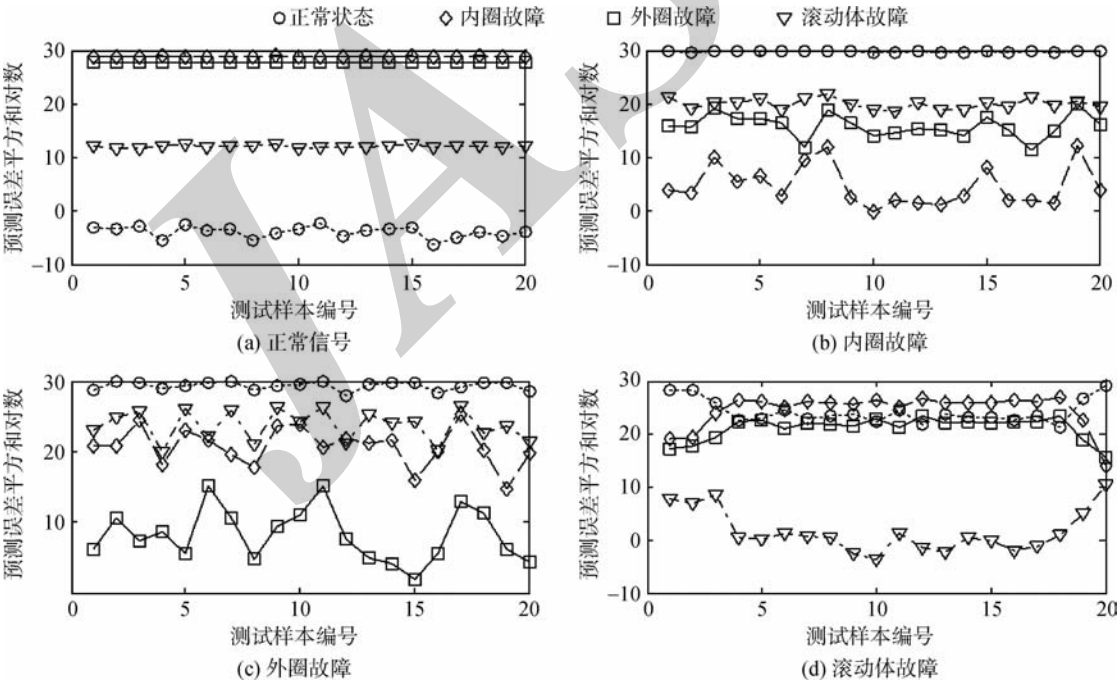


图 8 VPMRBF 在滚动轴承各种状态下的识别精度

Fig. 8 Recognition accuracy of VPMRBF in various states of rolling bearing

4 结 论

本文将 RBF 网络函数和 VPMCD 相结合来进行模式识别,应用于滚动轴承的故障诊断中,通过实验比较,经研究得出以下结论:

- 1) RBF 网络函数是利用高斯函数建立模型,能建立更加接近于特征值之间复杂关系的近似模型,和线性模型、二次模型、交互模型、二次交互模型相比较,能够得到更加准确的预测值;
- 2) 采用 RBF 网络函数代替 VPMCD 方法中

的4种固有模型建立 RBF 预测模型,以预测误差平方和最小为判据,得到更加逼近真实值的预测值,进而完成分类识别。

参考文献:

- [1] DENG Xiaogang, TIAN Xuemin. Nonlinear process fault pattern recognition using statistics kernel PCA similarity factor[J]. *Neurocomputing*, 2013, 121(18): 298-308.
- [2] HE Xiaobin, YANG Yupu, YANG Yahong. Fault diagnosis based on variable weighted kernel Fisher discriminant analysis[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2008, 93(1): 27-33.
- [3] ZHANG Yongxiang, Randall R B. Rolling element bearing fault diagnosis based on the combination of genetic algorithms and fast kurtogram[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2009, 23(5): 1509-1517.
- [4] XU Zengbing, XUAN Jianping, SHI Tielin, et al. A novel fault diagnosis method of bearing based on improved fuzzy ARTMAP and modified distance discriminant technique[J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(9): 11801-11807.
- [5] Wang C C, KANG Yuan, SHEN Pingchen, et al. Application of fault diagnosis in rotating machinery by using time series analysis with neural network[J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(2): 1696-1702.
- [6] Mathias M A, Mohamed C. Help-training for semi-supervised support vector machines[J]. *Pattern Recognition*, 2011, 44(9): 2220-2230.
- [7] YANG Yu, PAN Haiyang, MA Li, et al. A roller bearing fault diagnosis method based on the improved ITD and RRVMCD[J]. *Measurement*, 2014, 55: 255-264.
- [8] CHENG Junsheng, YU Dejie, YANG Yu. Energy operator demodulating approach based on EMD and its application in mechanical fault diagnosis[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2004, 40(8): 115-118.
- [9] LEI Yaguo, HE Zhengjia, ZI Yanyang. Application of the EEMD method to rotor fault diagnosis of rotating machinery[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2009, 23(4): 1327-1338.
- [10] Raghuraj R, Lakshminarayanan S. VPMCD: variable interaction modeling approach for class discrimination in biological systems[J]. *Federation of European Biochemical Societies (FEBS) Letters*, 2007, 581(5/6): 826-830.
- [11] Raghuraj R, Lakshminarayanan S. Variable predictive models: a new multivariate classification approach for pattern recognition applications[J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(1): 7-16.
- [12] Raghuraj R, Lakshminarayanan S. Variable predictive model based classification algorithm for effective separation of protein structural classes[J]. *Computational Biology and Chemistry*, 2008, 32(4): 302-306.
- [13] YANG Yu, WANG Huahua, CHENG Junsheng. A fault diagnosis approach for roller bearing based on VPMCD under variable speed condition[J]. *Measurement*, 2013, 46(8): 2306-2312.
- [14] ZHENG Jinde, CHENG Junsheng, YANG Yu. Generalized empirical mode decomposition and its applications to rolling element bearing fault diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 40(1): 136-153.
- [15] Veltcheva A D, Soares C G. Identification of the components of wave spectra by the Hilbert-Huang transforms method[J]. *Applied Ocean Research*, 2004, 26(1): 1-12.
- [16] 程军圣, 杨怡, 杨宇. 局部特征尺度分解方法及其在齿轮故障诊断中的应用[J]. *机械工程学报*, 2012, 48(9): 64-71.
CHENG Junsheng, YANG Yi, YANG Yu. Local characteristic scale decomposition method and its application to gear fault diagnosis[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2012, 48(9): 64-71. (in Chinese)
- [17] 程军圣, 郑近德, 杨宇. 一种新的非平稳信号分析方法——局部特征尺度分解[J]. *振动工程学报*, 2012, 25(2): 215-220.
CHENG Junsheng, ZHENG Jinde, YANG Yu. A nonstationary signal analysis approach: the local characteristic-scale decomposition method[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2012, 25(2): 215-220. (in Chinese)

(编辑:王碧珺)