

VPMCD 和模糊熵在转子系统故障诊断中的应用*

杨 宇, 潘海洋, 程军圣

(湖南大学汽车车身先进设计制造国家重点实验室 长沙, 410082)

摘要 针对转子系统的故障特征,提出了基于多变量预测模型(variable predictive mode based class discriminate,简称 VPMCD)和模糊熵的故障诊断方法。VPMCD 方法是根据所提取的全部或部分特征值之间具有的某种内在关系建立预测模型,并以建立的变量预测模型进行模式识别。首先,对转子振动信号进行经验模态分解(empirical mode decomposition,简称 EMD),得到若干个内禀模态函数(intrinsic mode function,简称 IMF)分量;接着,提取包含主要故障信息的前几个 IMF 分量的模糊熵组成故障特征向量矩阵;然后,采用 VPMCD 方法建立预测模型;最后,通过建立的 VPMCD 预测模型区分转子的的工作状态和故障类型。实验分析结果表明,基于 VPMCD 和模糊熵的故障诊断方法可以准确、有效地识别转子系统的工作状态和故障类型。

关键词 多变量预测模型;模糊熵;转子系统;故障诊断

中图分类号 TH165.3; TH132.41

引 言

转子系统故障诊断实质上是一个模式识别的过程。转子系统的故障诊断问题已经有各种不同的模式识别方法,但是这些模式识别方法都有各自的不足。决策树聚类分析、灰度聚类分析、模糊算法聚类分析等^[1-2]都是传统的模式识别方法,但它们缺乏通用性,同时计算量较大。粗糙集理论^[3]决策规则很不稳定且基于完备的信息系统,在处理数据时常常会遇到数据丢失。神经网络虽然在转子系统故障诊断中得到了广泛的应用,但它具有局部极小点、过学习、网络训练速度慢等缺陷。此外,神经网络中的结构选择和权重的初值设定往往需要借助于经验或先验知识,而这都将会影响其分类精度^[4-5]。支持向量机(support vector machine,简称 SVM)虽然能够克服神经网络的固有缺陷,但 SVM 需要严格的核函数及其参数调整,同时由于它是一个寻优的过程,因此当样本数目很大时,SVM 的计算量很大^[6-7]。此外,SVM 算法本质上是二进制的,对于多类分类问题要进行多次二进分类。需要指出的是,以上方法忽略了所提取特征值之间的内在关系。

针对此问题,Raghuraj 等^[8]提出了一种基于多变量预测模型的模式识别方法,并与神经网络、支持向量机等分类方法做了对比。VPMCD 方法的本质特点在于认为所提取的全部或部分特征值之间具有某种内在的变量关系,且这种内在变量关系在不同的类别之间具有明显的不同,因此它充分利用所提取的特征值之间的这种内在变量关系建立数学模型,采用各种样本数据对模型参数进行估计,从而得到不同类型的预测模型,最终采用预测模型对测试样本进行分类。

转子系统故障诊断的另一关键是特征提取,笔者采用基于经验模态分解的模糊熵提取特征值。模糊熵^[9]由样本熵发展而来,可应用于非线性问题的处理^[10]。模糊熵是采用指数函数模糊化相似性来测度两个向量的相似性,指数函数度量使得模糊熵值能够随参数变化平滑过渡,且在参数值很小的情况下仍有意义。转子系统出现故障时,其振动信号也表现出非线性特征,因此模糊熵可以作为特征值应用于转子系统的故障诊断中。但是,由传感器拾取的转子振动信号中往往混有能量较大的与转速有关的背景信号和噪声,它们的频带相互重叠。如果直接对原始振动信号求模糊熵,不同工作状态下的

* 国家自然科学基金资助项目(51175158,51075131);湖南省自然科学基金资助项目(11JJ2026);湖南大学汽车车身先进设计制造国家重点实验室自主研究课题资助项目(60870002);中央高校基本科研业务费专项基金资助项目(531107040301)

收稿日期:2012-06-07;修回日期:2012-10-22

振动信号的熵值往往比较接近,区分效果通常不明显。EMD可以看成是一个自适应的滤波器^[11],它能把复杂的信号分解为若干瞬时频率具有物理意义的单分量信号^[12]。因此在计算模糊熵之前可以将振动信号进行EMD分解,得到若干个内禀模态函数分量,各分量包含了原始振动信号不同频段的特征信息,再对各分量计算模糊熵,这样就减少了信号间特征信息的干涉或耦合,从而实现故障特征的有效分离。

笔者提出了基于VPMCD和模糊熵的转子系统故障诊断方法。该方法首先对振动信号进行EMD分解,得到有限个IMF分量,计算每个IMF分量的模糊熵,并将其作为特征值;最后用训练样本的特征值建立VPMCD预测模型,将测试样本数据输入预测模型进行分类,从而可以判断转子系统的工作状态和故障类型。对实验信号的分析结果验证了该方法的有效性,从而为转子系统故障诊断提供了一种新的模式识别方法。

1 VPMCD原理

VPMCD方法是一种基于多变量预测模型的模式识别方法^[8],其主要前提是被用来将系统划分为不同类别的所有或者部分特征值(或变量)之间都具有一定的相互内在关系;而这种关系在不同的系统或类别(相同的系统在不同的工作状态下)之间具有明显的不同,对各个提取的特征值之间的内在变量关系建立数学模型,对于不同的类别则可以得到不同的数学模型;从而可以采用这些数学模型对测试样本的特征值进行预测,把预测结果作为分类依据,进一步进行模式识别。

在机械故障中,采用 p 个不同的特征值 $\mathbf{X}=[X_1, X_2, \dots, X_p]$ 来描述一个故障类别,在不同的故障类别中,其他特征值的影响会导致 X_1 产生不同的变化,那么在该问题中,特征值之间有可能存在一对一的线性或非线性关系 $X_1=f(X_2)$;或者一对多的关系 $X_1=f(X_2, X_3, \dots)$ 。为了识别系统的故障模式,需建立数学模型。在VPMCD方法中,为特征值 X_i 定义的变量预测模型VPM _{i} 为一个线性或者非线性的回归模型,有4种数学模型。

1) 线性模型

$$X_i = b_0 + \sum_{j=1}^r b_j X_j \quad (1)$$

2) 线性交互模型

$$X_i = b_0 + \sum_{j=1}^r b_j X_j + \sum_{j=1}^r \sum_{k=j+1}^r b_{jk} X_j X_k \quad (2)$$

3) 二次交互模型

$$X_i = b_0 + \sum_{j=1}^r b_j X_j + \sum_{j=1}^r b_{jj} X_j^2 + \sum_{j=1}^r \sum_{k=j+1}^r b_{jk} X_j X_k \quad (3)$$

4) 二次模型

$$X_i = b_0 + \sum_{j=1}^r b_j X_j + \sum_{j=1}^r b_{jj} X_j^2 \quad (4)$$

其中: $r \leq p-1$ 为模型阶数。

以 p 个特征值为例,对以上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

$$X_i = f(X_j, b_0, b_j, b_{jj}, b_{jk}) + e \quad (5)$$

式(5)称为特征值 X_i 的变量预测模型VPM _{i} 。其中:特征值 X_i 为被预测变量; $X_j (j \neq i)$ 为预测变量; e 为预测误差; b_0, b_j, b_{jj}, b_{jk} 为模型参数,可以通过学习样本对预测模型进行训练得到,这其实是采用所有训练样本的特征值 $\mathbf{X}=[X_1, X_2, \dots, X_p]$ 对 b_0, b_j, b_{jj}, b_{jk} 等模型参数进行估计的问题。

1.1 VPMCD模型的训练

1) 对于 g 类故障分类问题,共收集 n 个训练样本,每一类故障样本数分别为 n_1, n_2, \dots, n_g 。

2) 对所有训练样本提取特征值 $\mathbf{X}=[X_1, X_2, \dots, X_p]$ 。

3) 对任意 X_i 选择模型类别、预测变量和模型阶数。

4) 令 $k=1$,对于 n_k 个第 k 类训练样本中的任意一个样本,分别对每一特征值 X_i 建立模型;因此对每一个特征值都可以建立 n_k 个方程,然后利用这 n_k 个方程对模型参数 b_0, b_j, b_{jj}, b_{jk} 进行参数估计,得到式(5)所示的特征值 X_i 的变量预测模型VPM _{i} ^{k} 。

5) 令 $k=k+1$,循环步骤4,至 $k=g$ 时结束。

6) 对所有故障下的所有特征值都分别建立了预测模型VPM _{i} ^{k} ,其中 $k=1, 2, \dots, g$ 代表不同类别, $i=1, 2, \dots, p$,代表不同的特征值。

1.2 VPMCD模型分类

1) 选择测试样本,并提取特征值 $\mathbf{X}=[X_1, X_2, \dots, X_p]$ 。

2) 对于测试样本的所有特征值 X_i ,分别采用模型VPM _{i} ^{k} 对其预测,得预测值 \tilde{X}_i^k 。

3) 计算同一类别下所有特征值的预测误差平

方和值 $\sum_{i=1}^p (X_i - \tilde{X}_i^k)^2$, 以 $\sum_{i=1}^p (X_i - \tilde{X}_i^k)^2$ 最小为判别函数对测试样本进行分类, 当在 g 个预测误差平方和值中 $\sum_{i=1}^p (X_i - \tilde{X}_i^k)^2$ 最小时, 将测试样本识别为第 k 类。

2 基于模糊熵和 VPMCD 的转子系统故障诊断方法

提取基于 EMD 分解技术的模糊熵作为故障特征值, 结合 VPMCD 模式识别方法来识别转子系统的故障。基于模糊熵和 VPMCD 的转子系统故障诊断方法框图如图 1 所示。

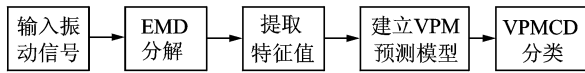


图 1 基于模糊熵和 VPMCD 的转子系统故障诊断方法流程图

Fig.1 The flowchart of rotor system fault diagnosis based on fuzzy entropy and VPMCD method

基于模糊熵和 VPMCD 的转子系统故障诊断方法步骤如下:

1) 分别在转子正常、质量不平衡、转子不对中、碰摩、油膜涡动及振荡等状态下按照一定的采样频率进行采样, 每种状态采集 H 组样本。

2) 对转子每一种状态下的振动信号进行 EMD 分解, 得到若干个 IMF 分量, 每个振动信号得到 n 个 IMF 分量, 分别为 c_1, c_2, \dots, c_n 。设 n 的最大值为 c , 如果某个样本的 IMF 分量个数 $c_g < c (g=1, 2, \dots, n)$, 则补充零向量使其具有 c 个 IMF 分量。

3) 计算每一个样本的前 i 个 IMF 分量 ($i=1, 2, \dots, n, i$ 为特征值的个数) 的模糊熵作为特征值, 组成特征值向量。模糊熵 En 的公式为

$$F(n, r) = \sum_{i=1}^{N-m} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} D_{ij}^m \quad (6)$$

$$En(m, n, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} [\ln F(n, r)] \quad (7)$$

其中: D_{ij}^m 为向量 \mathbf{X}^{mi} 和 \mathbf{X}_i^m 的相似度; m 为维数; n 为指数函数边界的梯度; r 为相似容限; N 为序列长度。

当 N 为有限值时, 按上述步骤得出的是序列长度为 N 时模糊熵的估计值

$$En(m, n, r) = \ln F(n, r) \quad (8)$$

每种状态下得到 $H \times i$ 阶的特征值矩阵, 并采用互相关分析对各特征值之间内在关联性进行

验证。

4) 每种状态取 M 个样本作为训练样本, 其余的作为测试样本, 通过 VPMCD 训练, 建立数学预测模型 VPM_i^k , 其中: $k=1, 2, \dots, g$, 代表不同类别; $i=1, 2, \dots, p$, 代表不同的特征值。用训练好的数学预测模型对测试样本进行分类, 根据 VPMCD 分类器的输出结果确定转子的工作状态和故障类型。

3 应用

转子在工作时可能出现转子质量不平衡、转子不对中、碰摩、油膜涡动及振荡等故障。为了对上述诊断方法进行实验验证, 采用南京东大测振仪器厂生产的 ZT-3 型转子振动模拟实验台进行实验, 该实验台能模拟转子不平衡、碰摩和油膜涡动等多种故障。实验时转子转速为 6 000 r/min, 采样频率为 2 048 Hz, 分别采集正常、不平衡、碰摩、油膜涡动及振荡 4 类状态下的转子系统振动信号各 18 组数据。图 2 是由垂直放置的电涡流位移传感器测得的一单点转子质量不平衡时的振动位移信号。

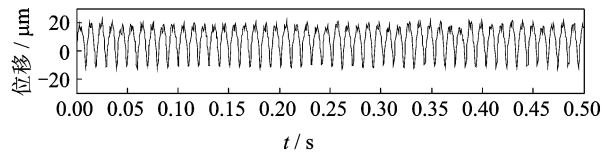


图 2 单点质量不平衡转子的径向位移振动信号

Fig.2 The radial of the rotor whose single point mass is imbalanced moves to vibrate the signal

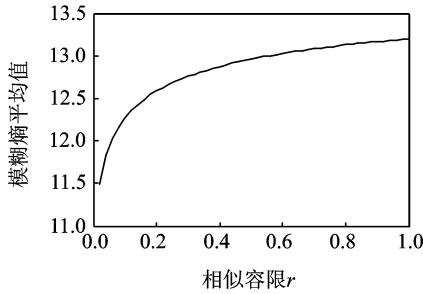
对各振动信号进行 EMD 分解, 经过分析发现故障信息主要集中在前几个 IMF 分量中, 因此选取了前 4 个 IMF 分量计算其模糊熵作为特征值, 在模糊熵公式中, 维数 n 的值根据需要适当选择。文中选取 2, 3, 4, 5 维模糊熵叠加作为一个熵值。相似容限 n 根据实验数据选择, 取 20 组数据, 计算 20 组数据 2 维模糊熵的平均值, 当 n 取不同值时, 模糊熵平均值的变化, 从而确定 n 的最佳取值。 n 值选取过小会使熵值显著受噪声影响, n 值选取过大又会造成信息损失, 因此考虑在模糊熵值变化趋势平缓时选取合适的 n 值。通过比较当 $n > 6$ 时, n 值的增大对模糊熵值的影响较小, 如图 3 所示, 因此选择 $r=0.6$ 。图 3 为模糊熵平均值随参数 n 的变化曲线。随着 n 的增大, 模糊熵值递增, 但 $n=4$ 时, 模糊熵值变化不明显, 综合考虑取 $n > 4$ 。

经过综合分析, 文中选取模糊熵参数 $n=0.4$,

$r=0.6$,并通过了特征值之间的互相关性验证。在4类状态中分别随机抽取12组样本数据进行变量预测模型的训练,然后把剩下的6组测试样本数据代入VPMCD预测模型进行分类,结果全部准确识别。表1为部分测试样本的分类结果。

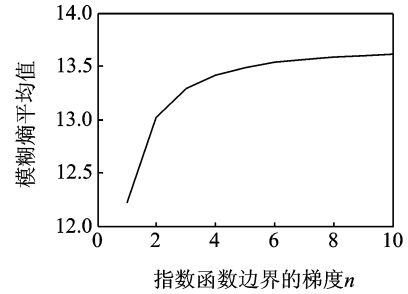
为了比较VPMCD方法、RBF神经网络和支持

向量机的分类运行时间及分类精度,每种状态取相同的12个训练样本对3种分类器分别进行训练,然后对剩下的6个测试样本进行测试分类。根据经验选择合适的神经网络和支持向量机的结构参数,可知三种分类器均可以对4种状态下的24个样本有效进行识别,但从分类时间上看,VPMCD显示了优



(a) 模糊熵随 r 的变化曲线

(a) The change curve of fuzzy entropy along with r



(b) 模糊熵随 n 的变化曲线

(b) The change curve of fuzzy entropy along with n

图3 模糊熵随 r, n 的变化曲线

Fig. 3 The change curve of Fuzzy entropy along with r and n

表1 基于VPMCD和模糊熵的转子系统识别结果

Tab. 1 The identification results of rotor system based on Fuzzy entropy and VPMCD

实际特征值			预测值 \tilde{X}_i^t				识别结果	
被测信号状态	特征变量	对应特征值	VPM ₁	VPM ₂	VPM ₃	VPM ₄	最小预测误差平方和 y 值	分类结果
正常	X_1	54.729 4	54.744 3	15.835 9	67.992 5	54.929 4	0.026 0	正常
	X_2	55.134 8	55.061 0	55.501 6	66.182 9	55.544 4		
	X_3	55.217 5	55.282 6	55.562 8	38.155 4	55.657 6		
	X_4	55.280 8	55.407 5	60.065 1	3.423 1	55.313 4		
预测值误差平方和			0.026 0	1 535.8	3 278.3	0.402 6		
质量不平衡	X_1	54.917 4	54.773 4	54.769 9	56.036 8	55.077 0	0.028 3	质量不平衡
	X_2	55.333 3	55.278 2	55.401 7	53.781 7	55.043 5		
	X_3	55.348 9	55.316 2	55.360 5	41.283 4	54.023 5		
	X_4	55.399 2	55.697 7	55.440 5	32.227 1	55.399 5		
预测值误差平方和			0.113 9	0.028 3	738.446	1.866 2		
碰摩	X_1	55.407 9	53.347 0	45.665 3	55.405 4	55.771 2	0.000 4	碰摩
	X_2	55.401 4	56.241 3	55.996 4	55.403 3	57.072 4		
	X_3	55.427 0	55.086 2	55.925 9	55.411 0	56.762 8		
	X_4	55.427 1	56.640 4	57.765 2	55.439 8	55.486 0		
预测值误差平方和			6.540 7	100.99	0.000 4	4.712 2		
油膜涡动及振荡	X_1	54.884 6	54.044 1	28.029 9	58.834 8	54.924 6	0.028 7	油膜涡动及振荡
	X_2	55.054 8	55.289 2	55.272 3	59.063 6	55.217 0		
	X_3	55.290 2	55.070 9	55.564 5	31.644 2	55.298 1		
	X_4	55.341 6	55.117 3	58.528 9	6.280 5	55.369 4		
预测值误差平方和			0.859 7	731.45	2 997.8	0.028 7		

越性。从表2可以看出,与RBF神经网络、支持向量机相比,VPMCD模式识别方法由于避免了神经网络的迭代过程和支持向量机的寻优过程,可以更快地完成分类。

表2 RBF神经网络、SVM分类器和VPMCD分类时间

Tab.2 Comparisons in classification time among RBF neural network, SVM classifier and VPMCD

分类器	运行时间/s
RBF神经网络	4.240 249
SVM分类器	0.409 882
VPMCD分类器	0.021 791

4 结论

1) 从原始振动信号中提取的基于EMD的模糊熵特征值实际上反映了原始数据的本质特征,且具有一定的相互内在关系。可见,VPMCD方法依据特征值之间的相互内在关系建立预测模型能有效地实现分类。

2) 相对于神经网络和支持向量机等模式识别方法,VPMCD避免了神经网络的迭代学习和支持向量机的寻优过程,在对样本训练中采用参数估计的方法建立预测模型,大大减少了运算量,缩短了运行时间。

3) VPMCD中预测模型的建立本质上是参数估计的过程,从而避免了神经网络结构和支持向量机中核函数和参数的选择;因此,VPMCD识别结果更加客观。

参 考 文 献

[1] Saimurugan M, Ramachandran K L, Sugumaran V, et al. Multi component fault diagnosis of rotational mechanical system based on decision tree and support vector machine[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(4): 3819-3826.

[2] Xu Zengbing, Xuan Jiangping, Shi Tielin, et al. A novel fault diagnosis method of bearing based on improved fuzzy ARTMAP and modified distance discrimination technique[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(9): 11801-11807.

[3] Xiang Xiuqiao, Zhou Jiangzhong, Li Chaoshun, et al. Fault diagnosis based on Walsh transform and rough-sets[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(4): 1313-1326.

[4] 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.

[5] Wang Huaqing, Chen Peng. Intelligent diagnosis method for rolling element bearing faults using possibility theory and neural network[J]. Computers & Industrial Engineering, 2011, 60(4): 511-518.

[6] Adankon M M, Cheriet M. Help-training for semi-supervised support vector machines[J]. Pattern Recognition, 2011, 44(9): 2220-2230.

[7] Fei Shengwei, Zhang Xiaobin. Fault diagnosis of power transformer based on support vector machine with genetic algorithm[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(8): 11352-11357.

[8] Raghuraj R, Lakshminarayanan S. Variable predictive models-a new multivariate classification approach for pattern recognition applications[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(1): 7-16.

[9] Chen Weiting, Wang Zhizhong, Xie Hongbo, et al. Characterization of surface EMG signal based on fuzzy entropy[J]. IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2007, 15(2): 267-272.

[10] Richman J S, Moorman J R. Physiological time-series analysis using approximate and sample entropy[J]. Heart and Circulatory Physiology, 2000, 278(6): 2039-2049.

[11] Yang Yu, Yu Dejie, Cheng Junsheng. A roller bearing fault diagnosis method based on EMD energy entropy and ANN[J]. Journal of Sound and Vibration, 2006, 294(1-2): 269-277.

[12] Huang N E, Shen Zheng, Long R S, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings of the Royal Society, 1998, 454: 903-995.



第一作者简介:杨宇,女,1971年4月生,博士后、教授、博士生导师。主要研究方向为动态信号处理、机电设备状态监控与故障诊断。曾发表《A roller bearing fault diagnosis method based on EMD energy entropy and ANN》(《Journal of Sound and Vibration》2006, Vol. 294, No. (1-2))等论文。

E-mail: yangyu@hnu.edu.cn