

利用小波包和SVDD的分拣机轴承故障诊断*

陈伟, 贾庆轩, 孙汉旭

(北京邮电大学自动化学院 北京, 100876)

摘要 针对邮政分拣机供包台轴承故障识别精度较低问题,展开一种基于小波包结合支持向量数据描述的振动故障辨识研究。运用小波变换对检测的振动信号进行降噪,再利用统计分析、共振解调和小波包技术从预处理后的信号中提取故障特征频率和小波包能量等时、频域特征作为输入向量。通过核参数优化选取和正常类样本集训练学习,建立描述轴承正常工作状态的最小特征超球体作为预测模型并带入轴承试验台中。试验结果表明,该方法的正确识别率可以达到98%以上。

关键词 邮政分拣机供包台系统; 故障诊断; 支持向量数据描述; 预测模型

中图分类号 TP274; TH17; TH113.1

引言

由于物联网和信息处理等技术的发展,各类邮政旋转设备系统广泛应用于物流处理中心。轴承是分拣机供包台系统的重要组成部件,因此有必要对供包台系统实施故障监测,确保其安全、可靠运行。目前,国内、外邮政分拣机供包台系统的故障诊断研究主要是利用已有的开关量信号结合专家信息系统进行事后判断。文献[1]通过在不同位置安装传感器的方法监测设备。文献[2]开发了一种交互式专家系统,诊断分拣机是否发生故障。胡向东等[3]开发了基于VC++和ODBC的、应用于分拣机故障诊断的专家系统。李典生等[4]初步讨论了OVCS信函分拣机设备的故障诊断专家系统构建方法。由于供包台系统结构日趋复杂以及故障出现时的模糊性、并发性和关联性,很难通过建立准确的数学和物理模型检测或预测故障,而这是整个供包台系统故障诊断是否正确的一个关键环节。

国内、外学者提出基于模式识别的轴承故障诊断方法主要包括神经网络和支持向量机(support vector machine, 简称SVM)等[5-7]。文献[8]通过神经网络方法对旋转设备进行故障趋势预测,能够较快速、准确地获取设备动态变化过程。文献[9]提出一种基于SVM的旋转机械系统故障诊断方法,采用径向基函数(radial basis function, 简称RBF)分类方法,其准确度达97.833%。文献[10]引入希尔伯特

-黄变换(Hilbert-Huang transform, 简称HHT)技术处理非平稳、非线性的轴承声发射信号,该方法能够有效捕捉自然老化引起的能量和频率特征的变化。以上诊断模型需要大量故障样本数据参与训练,但在实际工程应用过程中很难获取这些数据集,存在故障数据量少的问题。支持向量数据描述(support vector data description, 简称SVDD)方法[11]只需要正常类的小样本数据即可建立诊断模型的单值模式分类方法,具有较强的鲁棒性,多应用于图像检测等领域[12]。

笔者引入小波包以及共振解调技术进行故障特征提取与优化,利用SVDD建立一种邮政分拣机供包台系统轴承故障的诊断模型,通过轴承试验台进行验证,证明了该诊断方法的正确性。

1 故障特征提取

1.1 小波阈值降噪

当分拣机供包台系统轴承出现故障时,振动信号表现为非平稳特征,检测信号在采集和传输过程中不可避免地受到噪声干扰,采用小波阈值法可以先对轴承振动信号进行降噪处理。

阈值去噪的具体处理过程是:a. 对于检测到的供包台轴承振动信号选用一个小波基函数对其进行正交小波变换,得到小波系数;b. 选择阈值,将大于阈值的小波系数保留,而噪声信号 $n(k)$ 对应的小波

* 国家自然科学基金资助项目(编号:61175080)

收稿日期:2012-06-01;修改稿收到日期:2012-09-03

系数 $w(j, k)$ 均匀分布在每一尺度上,并随着尺度的增加而幅值减小,小于阈值的很大程度上为噪声,大于阈值的小波系数为新的小波系数;c. 利用逆小波变换原理重构新小波系数,从而恢复滤去噪声信号的供包台轴承振动信号。

1.2 故障特征提取

1.2.1 时域信号

信号的有效值可以反映振动信号的平均能量,其稳定性和重复性较好,当故障不断扩展时,均方根幅值开始增大。对于信号 $\{x_i\}$, $i=1, 2, \dots, N$, N 为采样点数,其有效值计算公式为

$$f_{rms} = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \right]^{1/2} \quad (1)$$

信号的峰值反映的是某时刻振动信号的最大值,当轴承发生剥落或裂纹等故障时,其发生瞬时冲击值与初值相比有很明显的增加。特别是在有效值中混有轴的振摆等噪声信号,用峰值来检测轴承裂纹、剥落造成的冲击信号优于有效值特征。其峰值信号定义为

$$f_{\max} = \max(x_i) \quad (2)$$

峭度特征表示在冲击下的振动波形变化过程以及波形的尖锐程度,对信号中微小冲击成分比较敏感,特别适用于设备发生点蚀类故障的诊断,其峭度信号定义为

$$f_{kurtosis} = \frac{1}{T} \int_0^T (x(t) - \bar{x})^4 dt / \left[\frac{1}{T} \int_0^T (x(t) - \bar{x})^2 dt \right]^2 \quad (3)$$

其中: \bar{x} 为信号的平均幅值。

1.2.2 时、频域小波包能量

由于轴承振动信号中通常包含丰富的非平稳故障信息,而传统傅里叶分析方法无法描述时频变化的局部性质,通过小波分析对信号进行正交分解,分别得到信号在低频和高频处具有较高的频率分辨率和时间分辨率。其分析机理为:对给定信号 X 作 k 级分解,在第1层上,分解得到低频信号 X_{11} 和高频信号 X_{12} ;在第2层上,继续对低频和高频信号 X_{11} , X_{12} 进行分解,得到 X_{21} , X_{22} , X_{23} 和 X_{24} ;依此类推,在 k 层可得到 2^k 个分解频段信号。

已知小波包分解为正交变换,其各频带的信号为相互独立,且无冗余、不疏漏,根据能量守恒原理,可用式(4)表示为

$$E_n(x(t)) = \sum_{m=0}^{2^k-1} E_n(U_{j-k}^{2^k+m}) = \sum_{m=0}^{2^k-1} E_n(x^{k,m}(i)) \quad (4)$$

其中: $E_n(\cdot)$ 为信号的能量; $U_{j-k}^{2^k+m}$ 为分辨率为 j 水平下小波包分解的子空间; $x^{k,m}(i)$ 为位于子空间 $U_{j-k}^{2^k+m}$ 的离散信号; $m=0, 1, 2, \dots, 2^k-1$, 为分解频带的位置序号。

假设振动信号的数据长度为 N , 则分解频带信号 $x^{k,m}(i)$ 的数据长度为 $N/2^k$, 其能量可以表示为

$$E_n(x^{k,m}(i)) = \frac{1}{N/2^k - 1} \sum_{i=1}^{N/2^k} (x^{k,m}(i))^2 \quad (5)$$

以分解的各频带信号能量占总能量的比值作为轴承故障特征来描述设备运行状态,时-频域小波能量系数比的故障特征向量记为 $\{E_n(m)\}$ 。分解信号的第 m 频带的相对能量为

$$E_n(m) = \frac{E_n(x^{k,m}(i))}{E_n(x(t))} \quad (6)$$

1.2.3 频域故障特征频率

轴承一般由外圈、内圈、滚动体和保持架4个部位构成,且产生的故障特征频率各不相同。作为故障识别的依据,不同特征频率的计算方法为

$$\begin{cases} f_c = \frac{f_s}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos(\gamma) \right) \\ f_{\text{ball}} = \frac{D}{d} f_s \left(1 - \frac{d^2}{D^2} \cos^2(\gamma) \right) \\ f_{\text{ir}} = n_b (f_s - f_c) = \frac{n_b f_s}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos(\gamma) \right) \\ f_{\text{or}} = n_b f_c = \frac{n_b f_s}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos(\gamma) \right) \end{cases} \quad (7)$$

其中: f_s 为轴承的转速; D 为轴承节径; d 为滚子直径; γ 为接触角; n_b 为滚珠数量。

一旦轴承某个部位发生故障,因旋转过程中接触到此部位而给系统带来一个周期性的脉冲作用力,激起系统产生共振。通过对共振信号进行滤波、调制和包络检波,得到故障相关的低频包络信号,通过对该信号进行功率谱分析可以解调出调制后的特征频率。

2 轴承SVDD故障分类器设计

2.1 故障诊断基本模型

用球面中心 a 和半径 R 决定超平面 $f(x, w)$ 来描述获得的分拣机轴承的正常类数据集,其结构风险可以表示为 $\epsilon_{\text{struct}}(R, a) = R^2$, 限制条件为 $\|x_i - a\| \leq R^2$ 。其中: x_i 为目标样本数据。考虑到实际应用中正常类数据集中可能存在一些非目标样本,引入松弛变量 ξ 和惩罚参数 C 以提高诊断算法的可推广性,则上述结构风险的最小化问题可表示^[7]为

$$\begin{cases} \min F(R, a) = R^2 + C \sum_i \xi_i \\ \text{s. t } \|x_i - a\|^2 \leq R^2 + \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \quad (i = 1, 2, \dots, l) \end{cases} \quad (8)$$

引入拉格朗日乘子后式(8)可描述为

$$L = R^2 + C \sum_i \xi_i - \sum_i \alpha_i (R^2 + \xi_i - \|x_i - a\|^2) - \sum_i \beta_i \xi_i$$

分别求 L 关于参数 R, a, ξ_i 的偏导数, 并取为 0

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial R} = 2R(1 - \sum_i \alpha_i) = 0 \Rightarrow \sum_i \alpha_i = 1 \\ \frac{\partial L}{\partial a} = 2 \sum_i \alpha_i (x_i - a) = 0 \Rightarrow \sum_i \alpha_i x_i = a \\ \frac{\partial L}{\partial \xi_i} = C - \alpha_i - \beta_i = 0 \Rightarrow C = \alpha_i + \beta_i \end{cases} \quad (9)$$

由于 $\forall i, \alpha_i \geq 0, \beta_i \geq 0$, 所以 $C \geq 0$, 对偶问题为即求出使函数 L 达到最小值的拉格朗日乘子。

$$\begin{cases} \min L(R, a, \alpha_i, \beta_i) = \sum_i \alpha_i (x_i x_i) - \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j (x_i x_j) \\ \text{s. t } 0 \leq \alpha_i \leq C, \sum_i \alpha_i = 1, i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (10)$$

拉格朗日乘子数值为 0 的样本点为目标样本点; 若数值大于等于并且小于惩罚因子 C , 则该点在超球面边界上, 称为支持向量; 若等于惩罚因子 C , 该点在超球体之外。

超球体的中心 a 及半径 R 分别为

$$\begin{cases} a = \sum_i \alpha_i x_{sv_i} \\ R = (\sum_i \alpha_i x_{sv_i} x_{sv_i}) - 2 \sum_i \alpha_i (x_{sv_i} x_{sv_i}) + \sum_i \sum_j \alpha_i \alpha_j (x_{sv_i} x_{sv_j}) \end{cases} \quad (11)$$

新的待检测样本点可根据其到球心的距离判断是否属于正常类

$$f_{SVDD}(z, a, R) = I(\|z - a\|^2 \leq R^2) = I((zz) - 2 \sum_i \alpha_i (zx_i) + \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j (x_i x_j) \leq R^2) \quad (12)$$

其中: I 为指示函数; $I(A) = \begin{cases} 1 & A \text{ 为真。} \\ 0 & A \text{ 为假。} \end{cases}$

在模式分类的基本方法中, 若存在一个超球面可以正确区分正常与故障数据, 则称两类数据间线性可分; 反之若不存在, 可通过引入核函数将数据从低维映射到高维空间使其线性可分。笔者应用支持

向量数据构造出能够有效描述轴承正常状态的最小特征超球体, 作为判别其是否发生故障的依据。

2.2 相关参数优化选取

核函数类型以及惩罚因子等参数能够直接影响 SVDD 诊断模型的性能, 目前缺乏统一理论指导如何选择最优参数。常用的核函数主要有线性核函数

$$k(x, y) = x'' \cdot y \quad (13)$$

多项式核函数

$$k(x, y) = [(x \cdot y) + 1]^d \quad (14)$$

RBF 核函数

$$k(x, y) = \exp[-\|x - y\|^2 / 2s^2] \quad (15)$$

指数核函数

$$k(x, y) = \exp[\|x - y\| / s] \quad (16)$$

研究表明, 当含有多维故障特征时, 采用 RBF 核函数分类器具有更好的性能, 且结构形式较为简单、计算量较小; 因此选用此函数作为核函数。

RBF 核函数参数 s 的不同取值直接影响支持向量的数量和训练得到的超球面形状, 关系到故障分类器的性能。一般希望核宽度参数 s 能够使得建立的超球体空间稳定, 同时不要产生过的支持向量以免降低其泛化能力。

对位于 SVDD 超球体之外的训练样本点, 有 $\alpha_i = C$, 限制条件为 $\sum_i \alpha_i = 1$ 。假设位于超球体之外的样本点数量为 n , 显然有 $nC \leq 1$, 即惩罚参数 C 满足 $C \leq 1/n$ 。可见, 当 $C \geq 1$ 时, 不允许训练数据集中包含非目标样本点。当 $C = 1$ 时, 训练得到的分类超球面外不包含非目标点, 此时超球体的体积最大。随着数值的减小, 超球体外面包含的非目标样本点数量逐渐增加, 超球体的体积逐渐减小, 形状更为紧凑, 因此, 需要根据实际需要来确定。

3 试验分析

采用江苏千鹏诊断公司生产的 QPZZ-II 旋转机械轴承故障模拟试验平台和 Lance ULT2052 加速度传感器, 其灵敏度为 99.5 mV/g, 频率范围为 0.7 ~ 10 kHz, 试验模拟轴承的外圈故障。试验轴承型号为 N205, 节径为 3.9 cm, 滚子直径为 0.75 cm, 滚子数目为 12, 接触角 γ 为 0° , 试验模拟故障的宽和深分别为 1 mm 和 0.5 mm。参数设置如表 1 所示。

对检测的轴承振动信号做小波阈值降噪处理

表1 试验参数

参数	取值
电机转速	$1.160/(kr \cdot \min)^{-1}$
小波基	db5
分解层数	3
采样频率	25.5 kHz
样本点数	16 384
故障样本	300
正常样本	300
故障特征维数	25
分类器采用的核函数	RBF
惩罚因子C	1
特征维数	12

后,分别提取时域有效值、峰值、峭度特征作为时域故障特征值。采用”db5”小波基对采集的轴承振动信号做3层分解,得到8个能量系数比的时、频域故障特征。选取共振频率范围为3~5 kHz,提取频域的外圈故障频率特征共得到12个故障特征组成的特征向量。

经过共振解调后正常和故障信号的频谱曲线对比如图1所示。可以看出,在93.38 Hz处存在一个明显峰值,这与理论计算的外圈故障特征频率 $f_{or} = 93.6923$ 基本一致,并且存在幅值逐渐减小的2倍、3倍谐频峰值。图2为正常类与故障类之间该特征值的分布情况。可以看出,该特征可以用来有效区分正常与外圈故障类别。

为了便于观察,在故障特征归一化处理的基础上,选取有效值、峭度二维特征作为故障特征向量,结合试验样本数据给出核宽度参数的最优取值。在惩罚因子等于1的情况下,当参数 s 分别取10,1,0.5,0.3,0.1时,训练得到的分类超球面如图3所示。可以看出,支持向量随着 s 值减小而逐渐增加,训练得到超球体形状也变得逐渐严格,每个样本都将成为支持向量,此时模型没有任何泛化能力。在核

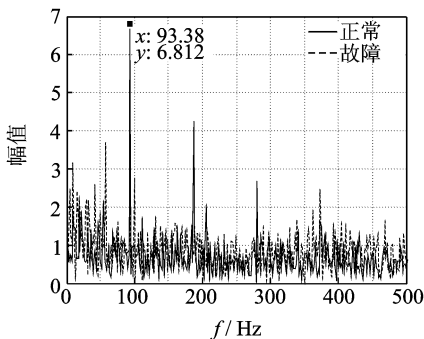


图1 共振解调后频谱曲线

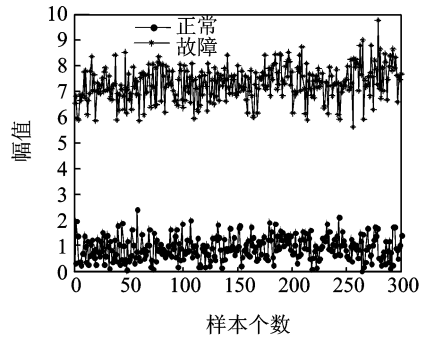


图2 故障特征频率分布

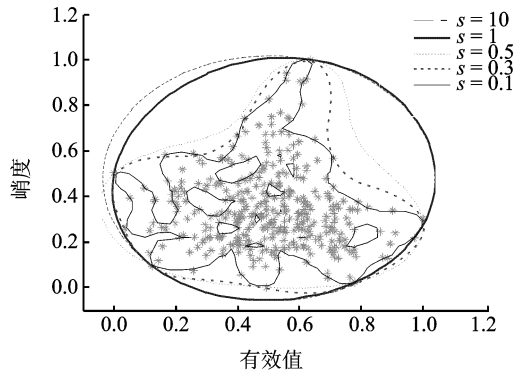


图3 参数 s 变化对故障分类器的影响

宽度参数取1时不仅能够使得训练超球体空间稳定,而且可以避免产生过多的支持向量。

采用优化选取后的核宽度参数,从试验中采集的300个正常类样本集中随机选取200个作为训练样本集,分别建立SVDD模型和SVM分类模型(采用林智仁的LibSVM2.9中One-Class分类器^[13]),分别预测100个正常类和300个故障类样本集,试验共进行10次,然后取平均值,识别结果如表2所示。

表2 识别率比较

分类器类型	正常类识别率/%	故障类识别率/%
SVM	94	90.33
SVDD	99	98.67

可以看出,通过试验参数优化选取的SVDD具有较高的正确识别率,达到98.67%,且优于SVM分类器模型,明显提高了识别精度。

4 结束语

笔者提出一种邮政分拣机供包台系统的轴承故障模式识别方法。引入小波包和共振解调等信号技术,提取出类可分性较好的故障特征向量。通过核参

数试验优化选取,利用支持向量数据构造出能够描述轴承正常状态的最小特征超球体,作为判别其是否发生故障的依据。试验结果表明,该方法可以有效识别轴承故障,证实了算法的可靠性,这也为邮政旋转设备系统的故障诊断提供了一条可行的路径。

参 考 文 献

- [1] 李致忠,裴竹森,赵汝雄. 分拣机故障诊断、记录、报警装置[P]. 中国专利,CN2306081,1999-02-03.
- [2] 胡向东,王平. 包刷分拣机故障诊断专家系统[J]. 重庆邮电学院学报:自然科学版,2000(3):47-48.
Xu Xiangdong, Wang Ping. Fault diagnosis expert system of sorting machine for parcels and printed matter [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications: Natural Sciences Edition, 2000 (3):47-48. (in Chinese)
- [3] 胡向东,王平. 包刷分拣机故障诊断专家系统的设计与实现[C]//2000 中国控制与决策学术年会论文集. 沈阳:东北大学出版社,2000:419-421.
- [4] Li Diansheng, Sun Wanjun. Knowledge processing method of fault diagnosis expert systems for letter sorting equipment[J]. The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications, 2001, 8(1):42-46.
- [5] Xian Guangming. Mechanical failure classification for spherical roller bearing of hydraulic injection molding machine using DWT-SVM[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(10):6742-6747.
- [6] 陈斌,阎兆立,程晓斌. 旋转设备声学故障特征提取与优化方法[J]. 北京邮电大学学报, 2011, 34(4):70-74,126.
Chen Bin, Yan Zhaoli, Cheng Xiaobin. Acoustical fault feature extraction and optimization of rotating machinery [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2011, 34(4):70-74,126. (in Chinese)
- [7] Elforjani M, Mba D. Detecting natural crack initiation and growth in slow speed shafts with the acoustic emission technology [J]. Engineering Failure Analysis, 2009, 16:2121-2129.
- [8] Tse P W, Atherton D P. Prediction of machine deterioration using vibration based fault trends and recurrent neural networks [J]. Vibration & Acoustics, 1999, 12(7): 355-362.
- [9] Saimurugan M, Ramachandran K I, 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.
- [10] Lin Li, Chu Fulei. HHT-based AE characteristics of natural fatigue cracks in rotating shafts [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 26: 181-189.
- [11] Tax D M J, Duin R P W. Support vector domain description [J]. Pattern Recognition Letters, 1999, 20 (11-13):1191-1199.
- [12] Lee S W, Park J. Low resolution face recognition based on support vector data description [J]. Pattern Recognition, 2006, 39(9): 1809-1812.
- [13] Lin C J. LIBSVM tools [EB/OL]. [2012-04-22]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvmtools>



第一作者简介:陈伟,男,1981年4月生,博士研究生。主要研究方向为机械电子工程,物流机械设备运行监测与振动故障处理。曾发表《邮政及物流设备设计》(北京:人民邮电出版社,2011年)等论著。
E-mail: cschwbeijing@126.com