

基于小波包变换和支持向量机的制冷机动静碰摩故障部位识别研究

高升^{1,2}, 吴亦农¹, 蒋珍华¹

(1. 中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083;

2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 制冷机在红外遥感领域发挥着极其重要的作用, 如果出现故障直接影响探测器的正常工作以及性能, 因此, 制冷机智能故障诊断具有重要的意义. 针对制冷机出现的碰摩故障, 提出了一种基于小波包变换、遗传算法、支持向量机的智能故障诊断方法. 首先对振动信号做小波变换及时域特征提取组成特征集. 利用距离评价技术从特征集中选择敏感特征. 利用遗传算法优化支持向量机参数. 将特征值输入到优化好的支持向量机中, 自动识别机器运行状态. 开展制冷机故障模拟实验, 结果表明, 该方法最终识别准确率达 95%, 能有效识别制冷机碰摩故障部位.

关键词: 振动信号; 小波包; 支持向量机; 距离评估技术; 遗传算法; 碰摩故障; 模式识别

中图分类号: TP181 **文献标识码:** A

Static and dynamic rubbing positions identification of Cryocooler based on wavelet packet analysis and support vector machine

GAO Sheng^{1,2}, WU Yi-Nong¹, JIANG Zhen-Hua¹

(1. Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;

2. University of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Cryocooler plays an extremely important role in the field of infrared remote sensing. The normal operation and performance of the detector will be affected if the cryocooler breaks down. A new intelligent fault diagnosis method for cryocooler has been proposed based on wavelet packet transform, genetic algorithm and SVM for rubbing fault. First, wavelet transform is applied to the vibration signal, and the vibration signal is extracted in time domain. The evaluation factors of the combined feature set are calculated by using the distance evaluation technique, and the corresponding sensitive features are selected. Then, the parameters of SVM are optimized by genetic algorithm. Finally, the selected sensitive features are input into the optimized SVM to identify different machine operation states automatically. The effectiveness of the method is verified by the fault simulation test of the cryocooler. Experimental results show that this method can identify and locate the cryocooler rubbing fault accurately, and the accuracy is 95%.

Key words: vibration signal, wavelet packet, support vector machine, genetic algorithm, rubbing fault, Pattern recognition

PACS: 43.40

引言

线性压缩机作为斯特林和脉冲管制冷机的压

力波发生器, 其动力性能对制冷效果起着决定性的作用. 碰摩是线性压缩机生产装配以及运行过程中最常见的故障, 准确快速的识别出碰摩故障并对其

收稿日期: 2019-01-29, 修回日期: 2019-07-06

基金项目: 国家自然科学基金项目(51806231)

Foundation items: Supported by National Natural Science Foundation of China(51806231)

作者简介(Biography): 高升(1989-); 男, 湖北武汉人, 博士研究生, 主要研究方向为智能故障诊断. E-mail: gaosheng@mail.ustc.edu.cn

Received date: 2019-01-29, Revised date: 2019-07-06

进行定位对于预防线性压缩机失效具有重要意义. 机械故障诊断可视为模式识别问题, 包括三个步骤: 数据采集、特征提取和选择、最终状态识别.

目前, 针对碰摩故障识别与定位的工作主要集中在旋转机械中^[1-2], 而往复式压缩机的碰摩故障诊断工作相对较少. 在对碰摩位置识别研究中, STFT、拉普拉斯变换、小波变换等信号处理方法得到了有效地使用. 陈果等^[3]根据航空发动机单点摩擦和局部摩擦的结构和旋转特性, 提取航空发动机转子-定子摩擦故障的特征, 将希尔伯特变换用于航空发动机转静碰摩故障特征提取, 通过研究碰摩的动力学响应, 达到准确定位故障类型和位置的目的, 但是对于微小早期故障, 特征响应难以分辨. 小波包变换^[4]是小波变换的一种扩展, 克服了小波变换无法分解机器故障高频信号部分的缺点^[5]. 因此, 本文采用小波包分解(WPT)^[6]对振动信号进行预处理, 突出故障特征. 时域中的无量纲参数, 例如偏度、峰度、波峰指示器等^[7-8], 由于它们对早期故障的相对敏感性以及对各种负载的鲁棒性, 因此在机械设备故障诊断中是有效且实用的. 本文不仅从原始振动信号中提取无量纲参数, 而且从小波包分解(WPT)的预处理信号中提取无量纲参数. 随之带来的一个问题就是, 特征维数非常巨大, 导致计算量的大幅提升, 同时可能会导致训练的模型过拟合, 降低其泛化性能. 因此, 为了克服这些缺点, 需要从所有特征中选择一些能够明显表征机械设备运行状态的特征. 由于距离评估技术简单可靠, 因此在故障诊断中得到了普遍采用.

最后, 支持向量机的参数是影响其分类能力的重要因素, 为了设计一个有效的支持向量机模型, 必须事先仔细选择支持向量机中的参数值. 为此, 引入遗传算法(GA)对支持向量机分类模型参数进行优化^[9]. 基于以上分析, 本文提出了一种基于小波包分解、遗传算法、无量纲参数、距离评价技术和支持向量机的新型智能故障诊断方法. 通过对制冷机碰摩故障的识别, 验证了该方法的有效性.

1 利用小波包变换做特征提取

与传统的分解技术不同, 小波分解产生一组分层结构的分解. 小波包方法是小波分解的推广, 克服了小波变换高频分辨率不足的缺点, 多用于信号多频带滤波和去噪^[10-11].

小波包变换公式为:

$$\begin{cases} d_i^{j,2n} = \sum_k h_{k-2i} d_k^{j-1,n} \\ d_i^{j,2n+1} = \sum_k g_{k-2i} d_k^{j-1,n} \end{cases}, \quad (1)$$

式中, $d_i^{j,2n}$ 、 $d_i^{j,2n+1}$ 分别为小波包分解系数, h_{k-2i} 、 g_{k-2i} 分别是小波包分解的低通和高通滤波器系数. WPT系数 $d_{i,j}(k)$ 之和等于原始时域振动信号. 从而得到归一化能量特征向量^[5] E_n .

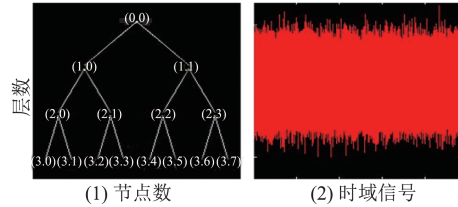


图1 小波包分解机构图

Fig. 1 Wavelet packet decomposition mechanism diagram

将振动信号做三层小波包分解, 分成8个频段. 图1表示的是制冷机线性压缩机振动加速度信号的三层小波包分解机构图, 第三层小波包分解将0~400 Hz范围内的原始信号划分为具有相同带宽的八个频率段.

2 特征提取与选择

2.1 特征提取

首先, 从每一个原始振动信号中提取六个无量纲参数, 以反映机器运行条件的一般变化. 另外, 利用WPT对原始信号进行预处理, 挖掘出更多的故障特征信息. 然后, 分别从WPT的各个频段信号中提取这六个参数. 当WPT的分解层数为I时, 我们可以得到一个具有 $6+6 \times 2^I$ 特征值的特征集, 将该特征集称为组合特征集^[12].

时域无量纲参数能够有效地指示往复机械发生的早期故障, 以下是部分常用的应用于机械故障诊断方法的无量纲参数.

(1) 偏度(SK) (2) 峭度(KU)

$$SK = \frac{\sum_{t=1}^T (s_t - \bar{s})^3}{(T-1)\sigma^3} \quad KU = \frac{\sum_{t=1}^T (s_t - \bar{s})^2}{(T-1)\sigma^4}$$

(3) 峰值指标(CI) (4) 裕度指标(TI)

$$CI = \frac{\max |s_t|}{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (s_t)^2}} \quad TI = \frac{\max |x(n)|}{\left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sqrt{|x(n)|} \right)^2}, \quad (5)$$

波形指标(WI) (6) 脉冲指标(II)

$$WI = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n)^2} \quad II = \frac{\max |x(n)|}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x(n)|}$$

经过时域特征提取,每个原始振动信号及经过小波包解后共能提取出 54 个特征参数.

2.2 特征选择

虽然组合特征集中的所有特征都可以从不同的方面识别机器故障,但它们对故障的识别灵敏度不同.有些特征是敏感的,与故障密切相关,而有些特征对故障不敏感.因此,在特征集被输入分类器之前,特征的选择是非常重要的.剔除不敏感特征,可以避免维数灾难,减少计算量,提高分类器的泛化能力.敏感特征意味着来自同一类的对象具有相似的特征值,而来自不同类的对象具有显著不同的特征值.本文采用基于距离的特征评价技术^[13],从整个特征集中选取敏感特征.这种技术基于类内部的距离和类之间的距离.使得类内距离较短,类间距离较长的特性优于其他类.

假设 C 种分类的特征集表示为

$$\{q_{m,c,j}, m = 1, 2, \dots, M_c; c = 1, 2, \dots, C; j = 1, 2, \dots, J\}, \quad (2)$$

上式中, $q_{m,c,j}$ 表示第 c 种分类下的第 m 个样本里面的第 j 个特征值. J 和 M_c 分别为 c 种不同分类下的特征总数和样本总数.那么距离评估因子(DET)的详细算法如下所示:

(1) 计算同分类样本特征值的平均值

$$d_{c,j} = \frac{1}{M_c \times (M_c - 1)} \sum_{l,m=1}^{M_c} |q_{m,c,j} - q_{l,c,j}|, \quad (3)$$

(2) 计算 C 种分类的平均值:

$$d_j^{(w)} = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C d_{c,j}, \quad (4)$$

(3) 计算相同分类下所有样本的特征平均值:

$$u_{c,j} = \frac{1}{M_c} \sum_{m=1}^{M_c} q_{m,c,j}, \quad (5)$$

(4) 计算不同类别下样本的特征平均值:

$$d_j^{(b)} = \frac{1}{C \times (C - 1)} \sum_{c,e} |u_{c,j} - u_{e,j}|, \quad (6)$$

(5) 计算距离评估因子:

$$a_j = \frac{d_j^{(b)}}{d_j^{(w)}}. \quad (7)$$

3 智能故障诊断方法

3.1 支持向量机

支持向量机(SVM)是一种基于统计学习理论的机器学习方法, SVM 将超平面分离的概念扩展到不能线性分离的数据,方法是将预测变量映射到一个新的、高维的空间中,在这个空间中它们可以线性分离.在计算上,寻找决策平面的最佳位置是一个优化问题,它有助于核函数通过非线性变换来创建线性边界.图 2 显示了如何将连续点分类为两类数据, A 类(圆圈)和 B 类(正方形)以及使得虚线表示的边距最大化.

SVM 的数学描述描述如下:

设样本数据集为 $T = \{(x_1, y_1), \dots, (x_i, y_i), \dots, (x_l, y_l)\} \in (R^n \times Y_l)$, 其中, $x_i \in R^n, y_i \in Y = \{1, -1\}, i = 1, \dots, l$; x_i 是样本中的特征向量,从而分类问题转化为了约束问题:

$$\operatorname{argmax}_{w,b} \left\{ \frac{1}{\|w\|} \min [y_i \cdot ((w^T x) + b)] \right\}, \quad (8)$$

$y_i \cdot ((w^T x) + b) \geq 1$, 故而只考虑 $\operatorname{argmax}_{w,b} \frac{1}{\|w\|}$ (目标函数), 约束条件: $s.t. y_i \cdot ((w^T x) + b) \geq 1, i = 1, \dots, l$

利用拉格朗日乘子法将问题转化为求极小值问题:

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2, \quad s.t. y_i \cdot ((w^T x) + b) \geq 1, i = 1, \dots, l. \quad (9)$$

根据文献[14],问题转化为以下优化问题:

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m \xi_i, \quad s.t. y_i \cdot (w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0, \quad (10)$$

其中, C 表示惩罚因子.

核函数在支持向量机分类中起着非常重要的作用,一些经典的支持向量机核函数^[15]得到了广泛的应用,比如有线性核、多项式核、RBF 核和 sigmoid 核等.

RBF 核函数支持向量机的分类能力与多项式核函数和 sigmoid 核函数相当.此外,它可以逼近任何非线性函数,且只有一个参数,因此计算不复杂.文章选取 RBF 核作为支持向量机的核函数,其定义为:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-|x - y|^2 / 2\sigma^2), \quad (11)$$

参数 C 是样本点的惩罚系数,参数 C 和 σ 是用来控

制支持向量机的泛化能力. 此外,分类策略的选择也会显著影响支持向量机的效率.

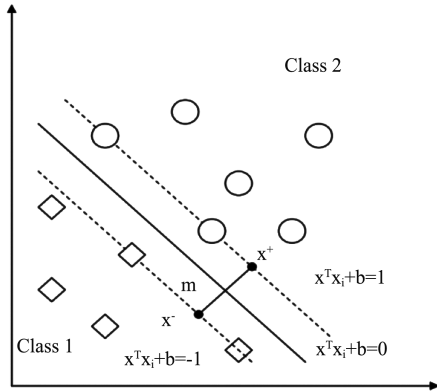


图2 二分类支持向量机
Fig. 2 Two class Classification by SVM

3.2 利用遗传算法进行参数优化(GA-SVM)

本文主要优化的参数是惩罚因子C和核函数σ,由二进制数组成的染色体表示,其中,惩罚因子C ∈(0,100),核函数σ ∈(0,1 000). 然后计算染色体的适应度函数值. 在线性压缩机故障诊断中,目的是要求诊断精度尽可能高,故而这里选取交叉验证后得到的诊断准确率作为适应度函数值. 接着执行选择、交叉、变异操作,选择是根据染色体的适合度来复制优良的染色体,交叉是随机进行的基因交换之间的两条染色体使用分散交叉,突变算子采用位逆变换方法. 一个新的种群在下一代是由操作形成的. 进化过程一直持续到满足停止条件.

实验的目的是找到具有两个SVM参数C和σ的最佳权重的群体,以便最小化分类错误率. C和σ的值是二进制编码的,随机产生50个个体的初始化群体. 然后解码潜在解中的每个染色体以获得C和σ的值. 在搜索SVM参数的最佳值之前,应设计一个估计每条染色体性能的适应度函数. 利用训练样本支持向量机分类器的训练模型对测试样本进行分类,可以计算出识别率,说明了该方法的分类能力. 因此,我们将错误分类样本的数量作为适应度函数,然后确定它是否满足GA的停止标准输出最优参数,否则,实施选择,交叉和变异以生成新的种群,产生新一代基因.

4 实验研究

为了验证前面提出的方法的优越性和有效性,本文的实验数据均采集自中科院上海技物所设计的小型低温制冷机故障诊断模拟试验台,如图3(a)

所示. 图3(b)显示当控制活塞连杆偏移到一定角度时,活塞与气缸壁之间会发生摩擦,根据偏移角度决定碰摩程度. 该试验台可以通过调节制冷机活塞连杆的偏转角度实现不同方向的碰摩故障,碰摩位置分别为制冷机压缩机的垂直向上、垂直向下、水平向左、水平向右4个方向,相应的在制冷机碰摩位置的四个方向上布置加速度传感器. 故障实验使用德国m+p公司的加速度传感器以及数据采集软件. 采样频率为1 024 Hz,采样时间为2s,即一次采样2 048个点. 分别采集制冷机正常、垂直向上碰摩、水平向左碰摩、垂直向下碰摩、水平向右碰摩等五类振动时域信号.

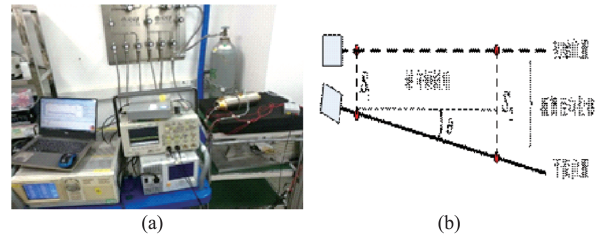


图3 制冷机故障诊断试验台
Fig. 3 Experimental system

对于四种故障工况,分别采集80个数据样本. 制冷机的频率主要集中在0~400 Hz,所以在此频率区间内对每一个原始振动信号进行3级小波包变换处理,得到8个频带信号,结果如图4所示. (a)表示垂直向上碰摩,(b)表示水平向左碰摩,(c)表示水平向右碰摩,(d)表示垂直向下碰摩.

从原始信号中提取6个无量纲参数,从小波包变换的8个频段的每个频段中提取6个无量纲参

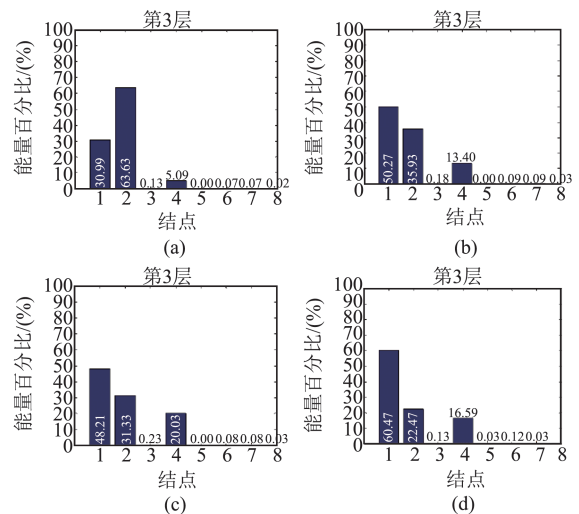


图4 小波包能量部分
Fig.4 Wavelet packet energy distribution

数. 因此每个数据集得到54个特征值. 将该方法应用于制冷机故障诊断中, 利用距离评价技术对54个特征值的组合特征集进行评价, 各特征的评价因子如图5所示. 设定了一个评估因子数值 $\alpha=1.8$, 当特征评估因子 α 大于1.8, 则该特征参数被选为敏感特征, 作为支持向量机的输入. 选取其中8个敏感特征, 位于图5水平线上方. 横线表示第8个选择的敏感特征的评价因子的值. 表1清楚地显示了这8个具体特征.

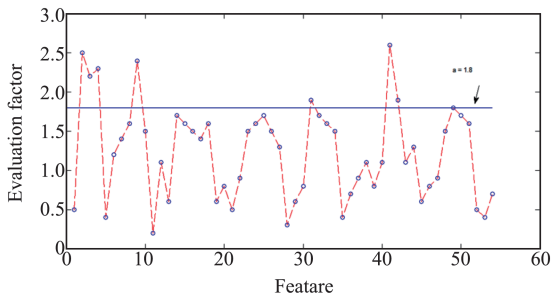


图5 所有特征的距离评价因子
Fig. 5 Distance evaluation factors of all the features

表1 选定制冷机故障诊断中的8个敏感特征

Table 1 The selected 8 sensitive features in fault diagnosis of the bearings

参数	原始信号	频带信号	1	2	3	4	5	6	7	8
σ	-	-	-	-	-	-	-	-	+	-
KU	-	-	+	-	-	-	-	-	-	-
CI	+	+	-	-	-	-	-	+	-	-
TI	+	-	-	-	-	-	-	-	-	-
WI	-	-	-	+	-	-	-	-	-	-
II	-	-	+	-	-	-	-	-	-	-

“+”代表选择特征,“-”代表特征没有被选择

每个状态下的80个样本分为两组:60个样本用于训练,20个样本用于测试. 我们将敏感特性的数量添加到支持向量机中进行训练. 训练结束后, 利用测试样本对该方法的泛化性能进行评价. 从每个测试样本中提取8个选定的敏感特征, 输入支持向量机中, 得到测试结果. 测试结果如表2所示. 为了验证该方法的有效性, 我们进行了另外两个实验. 将从原始振动信号中提取的6个时域参数值和整个组合特征集(54个特征)分别输入支持向量机中进行训练和测试. 测试结果如图6所示.

从表2中可以看出, 对于制冷机四种碰摩故障识别, 只输入从原始振动信号中提取的6个特征, 分

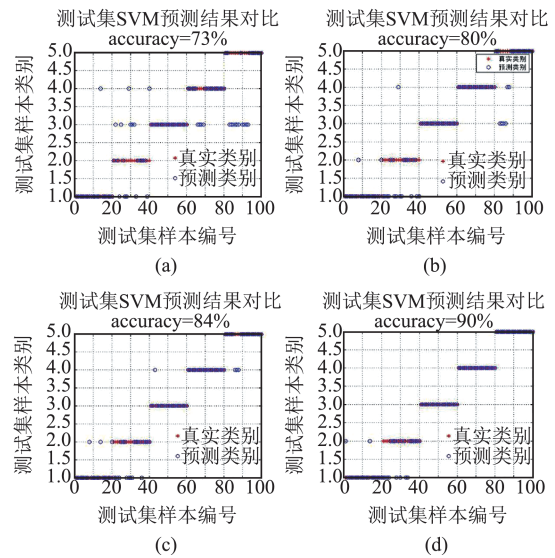


图6 样本测试精度
Fig.6 Sample test accuracy

类准确率较低(73%), 如图6(a). 利用WPT对振动信号进行分解, 然后利用原始信号、频带信号等特征进行状态识别, 准确率提高到80%, 如图6(b). 利用WPT提取的48个信号, 准确率为84%, 如图6(c). 说明通过WPT做信号预处理, 可以提取到更多敏感特征. 也说明并不是所有特征对于故障诊断都提供了积极作用. 有些特征对制冷机的状态不敏感, 这些特征会使支持向量机分类器产生混淆, 因此不会导致分类准确率的明显提高. 然后, 当采用距离评价技术对所有特征进行灵敏度评价时, 选取8个敏感特征作为支持向量机的输入时, 测试精度大大提高, 可达90%, 如图6(d).

表2 样本测试准确度

Table 2 Testing accuracies (%) of the experiment and application

输入特征	准确率
原始信号的6个特征值	73%
小波包频带48个特征值	84%
全部54个特征值	80%
选择的敏感特征值	90%

经过遗传算法(GA)优化后的支持向量机训练测试精度如图7所示, 准确率为95%.

5 结论

显然, 从以上分析结果可以得出以下结论. 采用WPT对原始振动信号进行分解, 可以获得更多、更丰富的故障信息. 然而, 从WPT的分解信号中提

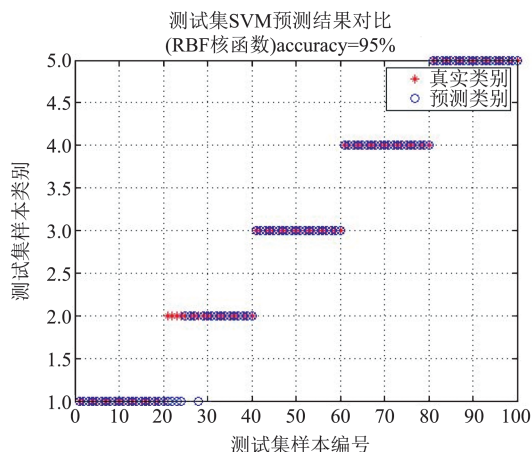


图7 样本测试精度

Fig. 7 Sample test accuracy

取的一些特征也包含了很多无用的信息. 同时, 支持向量机的参数对于预测精度也有很大影响. 只有选取敏感特征, 利用距离评价技术剔除不相关甚至有害的特征, 并且通过遗传算法优化支持向量机参数, 分类器才能更高效、更准确的识别制冷机的碰摩状态和部位. 因此, 制冷机碰摩故障诊断的实验结果证明了所提出的智能诊断方法的有效性.

参考文献

- [1] Qi Keyu, He Zhengjia, Zi Yanyang. Cosine window-based boundary processing method for EMD and its application in rubbing fault diagnosis [J]. *Elsevier Ltd*, 2007, **21** (7): 2750-2760.
- [2] Zheng Jinde, Pan Haiyang, Yang Shubao, *et al.* Adaptive parameterless empirical wavelet transform based timefrequency analysis method and its application to rotor rubbing fault diagnosis [J]. *Elsevier B.V.*, 2017, **130**: 305-314.
- [3] Guo C. Study on the Recognition of Aero-engine Blade-casing Rubbing Fault Based on the Casing Vibration Acceleration [J]. *Measurement*, 2015, **65**: 71-80.
- [4] Huiling Liu, Hongxia Pan, Xiaojuan Liu. Fault diagnosis of gearboxes using LSSVM and WPT [J]. *Journal of Convergence Information Technology*, 2013, **8**(1): 1-8.
- [5] Chow, W.s. Tommy, Hai, *et al.* Induction Machine Fault Diagnostic Analysis With Wavelet Technique [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2004, **51**(3): 558-565.
- [6] He Fujun, Shi Wengang. WPT-SVMs Based Approach for Fault Detection of Valves in Reciprocating Pumps [C]// American Control Conference, 2002. Proceedings of the **2002**: 4566-4570.
- [7] Li Wei, Zhu Zhencai, Jiang Fan, *et al.* Fault diagnosis of rotating machinery with a novel statistical feature extraction and evaluation method [J]. *Elsevier Ltd*, 2015, **50-51**: 414-426.
- [8] Liu Ruonan, Yang Boyuan, Zio Enrico, *et al.* Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery_ A review [J]. *Elsevier Ltd*, 2018, **108**: 33-47.
- [9] Li Hua, Shenyang YongXin-Zhang-School-of-Information-Science-and-Engineering-Northeastern-University, China. An Algorithm of Soft Fault Diagnosis for Analog Circuit Based on The Optimized SVM by GA [C]//IEEE BEIJING SECTION: Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc., 2009: 1036-1040.
- [10] Vijay M., Subha, *et al.* Adaptive Spatial and Wavelet Multiscale Products Thresholding Method For Medical Image Denoising [C]//Computing, Electronics and Electrical Technologies (ICCEET), 2012 International Conference on **2012**: 1109-1114.
- [11] Hussain I., Yin Hujun. A Novel Wavelet Thresholding Method for Adaptive Image Denoising [C]//Communications, Control and Signal Processing, 2008. ISCCSP 2008. 3rd International Symposium on **2008**: 1252-1256.
- [12] Lei Yaguo, He Zhengjia, Zi Yanyang. Application of an intelligent classification method to mechanical fault diagnosis [J]. *Elsevier Ltd*, 2009, **36**(6): 9941-9948.
- [13] Bo-Suk Yang; Kwang Jin Kim. Application of Dempster-Shafer theory in fault diagnosis of induction motors using vibration and current signals [J]. *Journal of Geoscientific Research in Northeast Asia*, **2005**(Z1): 106-117.
- [14] G Brereton-Richard, R Lloyd-Gavin. Support Vector Machines for classification and regression [J]. *The Analyst*, 2010, **135**(2): 67-230.
- [15] Samanta B.. Gear fault detection using artificial neural networks and support vector machines with genetic algorithms [J]. *Elsevier Ltd*, 2004, **18**(3): 625-644.