



文章编号:1671-251X(2017)02-0035-06

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2017.02.008

马宪民,张兴,张永强. 基于支持向量机与粗糙集的隔爆电动机故障诊断[J]. 工矿自动化,2017,43(2): 35-40.

基于支持向量机与粗糙集的隔爆电动机故障诊断

马宪民¹, 张兴¹, 张永强^{1,2}

(1. 西安科技大学 电气与控制工程学院, 陕西 西安 710054;

2. 神华宁煤集团 矿山机械制造维修分公司, 宁夏 银川 750001)

摘要:针对煤矿井下隔爆电动机故障数据获取难且故障数据杂乱、非线性等问题,提出了一种基于支持向量机与粗糙集的隔爆电动机故障诊断方法。该方法采用小波包对隔爆电动机定子瞬时功率进行频谱分析,并提取故障特征量;利用粗糙集的约简特性消除故障特征量冗余数据,将约简后的故障特征量作为支持向量机的输入样本,实现隔爆电动机转子故障诊断和分类。仿真结果表明,该方法故障诊断结果准确率达到92.857 1%。

关键词:隔爆电动机;故障诊断;支持向量机;粗糙集;瞬时功率;小波包

中图分类号:TD614

文献标志码:A

网络出版时间:2017-01-22 10:30

网络出版地址:<http://www.cnki.net/kcms/detail/32.1627.TP.20170122.1030.008.html>

Fault diagnosis of explosion proof motor based on SVM and RS

MA Xianmin¹, ZHANG Xing¹, ZHANG Yongqiang^{1,2}

(1. School of Electrical and Control Engineering, Xi'an University of Science and Technology,

Xi'an 710054, China; 2. Branch of Mining Machinery Manufacturing Maintenance Co., Ltd.,

Shenhua Ningxia Coal Industry Group, Yinchuan 750001, China)

Abstract: In view of problems that fault data acquisition of explosion proof motor in underground coal mine was difficult and fault data was clutter and nonlinear, a fault diagnosis method of explosion proof motor based on SVM and RS was proposed. Wavelet packet is used to analyze instantaneous power of stator of explosion proof motor, and extract fault feature. Redundant data of fault feature is eliminated using reduction feature of rough set, and the reduced feature is used as input sample of support vector machine, to realize rotor fault diagnosis and classification of explosion proof motor. The simulation results show that fault diagnosis accuracy of the proposed method reaches 92.857 1%.

Key words: explosion proof motor; fault diagnosis; SVM; RS; instantaneous power; wavelet packet

0 引言

在煤矿产业中,隔爆电动机作为重要的动力部件,在生产、传输、通风、排水、掘进、破碎等工作中频

繁启动、制动,加上煤矿工作环境恶劣,因此,故障发生率相对较高,占井下机电故障的60%以上^[1],且故障种类复杂多变。在隔爆电动机故障类型中,转子断条故障和转子偏心故障最常见。常用的转子故

收稿日期:2016-08-30;修回日期:2017-01-05;责任编辑:胡娟。

基金项目:国家自然科学基金项目(51277149);陕西省教育厅科研计划项目(14JK1472)。

作者简介:马宪民(1954—),男,陕西杨凌人,教授,博士研究生导师,主要研究方向为智能仪器与检测,E-mail: maxianminphd@sina.com。

通信作者:张兴(1991—),女,河北衡水人,硕士研究生,研究方向为检测技术与自动化装置,E-mail:1515228151@qq.com。

障检测方法有定子电流信号检测法、振动信号检测法、轴电压检测法、轴向漏磁检测法等^[2-4]。定子电流信号检测法因具有非侵入式检测的特点而被广泛应用,但当隔爆电动机转子发生断条故障时,因转差率较小,定子电流信号产生的故障特征频率会被基波频率淹没,所以,采集定子电流时,也要对相应的电压进行采集,求取隔爆电动机的瞬时功率,并对瞬时功率故障信号进行分析。传统的信号分析法为傅里叶变换法,但快速傅里叶变换频谱分析法只对平稳信号处理有效,不能对非平稳信号进行完全分析。因此,本文采用具有多分辨率和时频局部化特点并可对非平稳、突变和非连续信号进行分解的小波包分析法提取隔爆电动机转子故障特征量^[5]。

煤矿井下环境恶劣,数据采集困难且采集的数据量有限,而采集的数据中可能存在冗余或不准确数据,这些数据不仅影响故障诊断速度,而且会降低诊断准确率,因此,本文首先采用具有约简特点的粗糙集(Rough Set, RS)理论对故障特征量进行约简,消除冗余;再将约简后的故障特征量作为支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的输入样本,对隔爆电动机转子故障进行诊断和分类。基于 SVM 与 RS 的隔爆电动机故障诊断方法总体框图如图 1 所示。

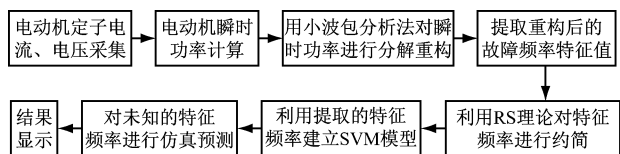


图1 基于 SVM 与 RS 的隔爆电动机故障诊断方法总体框图

1 故障特征提取

1.1 瞬时功率信号频谱分析

当隔爆电动机转子发生断条故障时,定子电流会产生相应的变化,进而反映在转子的边频故障特征频率 f_b 中, f_b 可以表示为^[5-7]

$$f_b = (1 \pm 2ks)f \quad (1)$$

式中: f 为基频频率; $k=1,2,\dots$; s 为隔爆电动机转差率。

当隔爆电动机转子发生偏心故障时,定子电流会产生相应的变化,进而反映在转子的故障特征频率 f_{ecc} 中, f_{ecc} 可以表示为

$$f_{ecc} = f \pm m \frac{(1-s)f}{p} = f \pm mf_r \quad (2)$$

式中: p 为隔爆电动机极对数; $m=1,2,\dots$; f_r 为转子的旋转频率。

隔爆电动机转子发生断条故障时,取 $k=1$,此时的定子电流特征量幅值变化最明显,因此,反映在转子上的瞬时功率表达式为

$$p(t) = \frac{\sqrt{3}}{2} U \{ I [\cos(2\omega t - \varphi_0) + \cos \varphi_0] + I_1 [\cos((2+2s)\omega t - \varphi_1) + \cos(2s\omega t - \varphi_1)] + I_2 [\cos((2-2s)\omega t - \varphi_2) + \cos(2s\omega t - \varphi_2)] \} \quad (3)$$

式中: U 为基波电压幅值; I 为基波电流幅值; ω 为基波电压角频率; φ_0 为转子基波电流分量对应的初相位; I_1, I_2 为转子断条故障后对应的转子电流故障特征分量的幅值; φ_1, φ_2 为转子电流故障特征分量对应的初相位值。

从式(3)可以看出,特征分量 $2sf$ 完全可以作为判断断条故障的依据。

当隔爆电动机转子偏心时,取 $m=1$,此时反映在转子上的瞬时功率表达式为

$$p(t) = \frac{\sqrt{3}}{2} U \{ I [\cos(2\omega t - \varphi_0) + \cos \varphi_0] + I'_1 [\cos((2\omega + \omega_r)t - \varphi'_1) + \cos(\omega_r t - \varphi'_1)] + I'_2 [\cos((2\omega - \omega_r)t - \varphi'_2) + \cos(\omega_r t - \varphi'_2)] \} \quad (4)$$

式中: I'_1, I'_2 为转子断条故障后对应的故障特征转子电流分量的幅值; φ'_1, φ'_2 为故障特征转子电流分量对应的初相位值; ω_r 为对应 f_r 产生的角频率。

从式(4)可以看出,在这些特征分量中, f_r 可以作为判断转子偏心故障的依据。

1.2 小波包分析法

多分辨分析是根据不相同的尺度因子 $i(i \in Z)$ 把 Hilbert 空间 $L^2(R)$ 分解成所有子空间 W_i (W_i 是小波函数 $\Psi(t)$ 的小波子空间)的正交和, $L^2(R) = \bigoplus_{i \in Z} W_i$ 。用一个新的子空间 U_i^n 统一表征小波子空间 W_i 与尺度子空间 V_i ,则 Hilbert 空间中的正交分解 $V_{i+1} = W_i + V_i$,可用 U_i^n 分解统一表征为^[8-10]

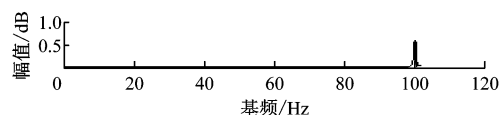
$$U_{i+1}^0 = U_i^0 + U_i^1 \quad (5)$$

1.3 基于瞬时功率的故障诊断应用

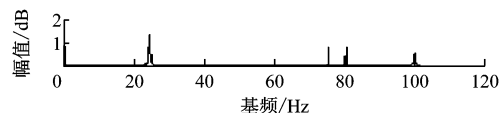
给定型号为 YBSS-200G 的破碎机三相异步隔爆电动机,转差率 s 为 0.02,极对数 p 为 2,电压为 3 300 V,额定电流为 43 A,额定转速为 1 483 r/min。对隔爆电动机的转子运行状态进行频谱分析,如图 2 所示。

图 2 可以反映电动机转子故障特征频率的变化,但是没有将反映故障的特征频率位置具体化。因此,为了更加清楚地反映电动机转子故障特征频

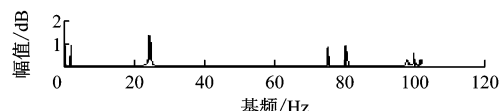
率,对隔爆电动机的转子瞬时功率采用小波基 sym3 进行 4 层分解,对分解后的信号系数 $[4,0]$, $[4,2]$ 重构,最后求得隔爆电动机转子断 1 根并经过小波包处理后的频谱,如图 3 所示。



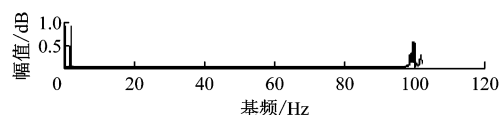
(a) 转子正常时的瞬时功率采样信号



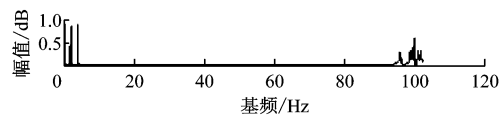
(b) 转子偏心时的瞬时功率采样信号



(c) 转子断条和偏心时的瞬时功率采样信号

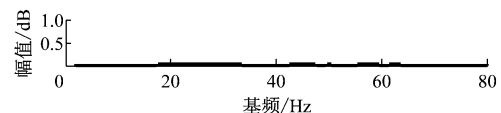


(d) 转子断条为 1 根时的瞬时功率采样信号

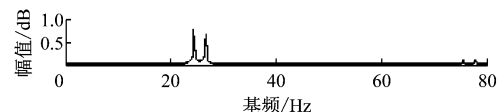


(e) 转子断条为 2 根时的瞬时功率采样信号

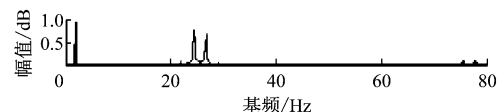
图 2 电动机转子状态瞬时功率频谱



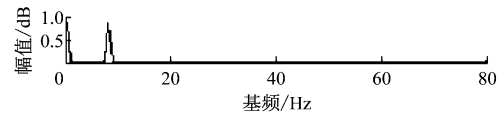
(a) 转子正常时的瞬时功率采样信号



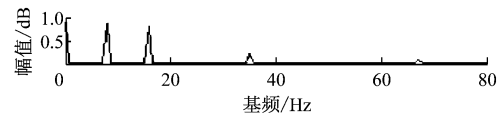
(b) 转子偏心时的瞬时功率采样信号



(c) 转子断条和偏心时的瞬时功率采样信号



(d) 转子断条为 1 根时的瞬时功率采样信号



(e) 转子断条为 2 根时的瞬时功率采样信号

图 3 经小波包重构后的电动机转子状态瞬时功率频谱

从图 3 可以很清晰地看出,在转子发生断条时,分别在 $2sf$, $4sf$ 处出现故障特征量波动。转子发生偏心故障时瞬时功率分别在 f_r , $2f-f_r$ 处出现故障特征量波动。

对图 3 进行分析并提取不同频段的隔爆电动机数据样本,这些数据样本中可能存在不准确、冗余的故障样本,这些样本不仅影响诊断速度,更会降低诊断准确性。因此,在对数据样本进行故障诊断分类之前,先利用 RS 理论的约简特性对数据样本进行预处理,在不影响数据分类结果的前提下,消除冗余条件属性,剔除重复、缺陷样本。

2 RS 约简与 SVM 分类原理

2.1 RS 约简基本原理

RS 理论的知识表达系统即信息系统,可表达为四元组 $S=(H,B,R,l)$,其中 (H,B) 组成一个决策表, H 为对象集合, $H=\{y_1, y_2, \dots, y_m\}$; B 为属性集合, $B=\{b_1, b_2, \dots, b_n\}=C \cup D$, C 为条件属性, D 为决策属性,且 $D=\{d\}$; R 为属性的值域; l 表示一种映射: $H \times B \rightarrow R$,反映对象集合的一种属性值。在一个信息系统中,每个条件属性之间通常存在一定程度的依赖关系,这种依赖关系可表示为^[11-12]

$$\gamma_P(Q) = \frac{|\text{pos}_P(Q)|}{|U|} \quad (6)$$

式中 $\text{pos}_P(Q)$ 为 Q 对 P 的正域。

RS 理论虽然可以根据约简后数据的潜在规则对新的数据进行推理分类,但这种规则更多地依赖知识库的逻辑推理,规则之间不存在可寻的关系,因此,这种诊断方法速度低、效率不高。引入 RS 算法后,会使样本数据大量减少,所以对于具有局限性的专家系统及存在经验风险最小化原则的人工神经网络而言,由于数据样本太少,误判率就会大大增加。因此,本文采用基于结构风险最小化原则,并可对小样本、非线性数据进行较好诊断分类的 SVM 算法。

2.2 SVM 分类原理

假定有训练样本 $F=\{(x_i, y_i)\}$, $x \in R^d$, $y_i=1, 2, \dots, F$ 能被超平面 $w \cdot x + b = 0$ 正确分成 2 类,且使样本集满足式(7)^[13]:

$$y_i[(w \cdot x_i) + b] - 1 \geq 0 \quad (7)$$

式中: w 为权值; b 为阈值。

在 Lagrange 乘子 α_i 满足 $\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0$ 及 $\alpha_i > 0$ 的约束条件下,构建最优超平面的目标函数 α_i ,即

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \quad (8)$$

对于线性不可分问题^[14-15],在线性问题的基础上引入一个松弛变量 $\xi_i(\xi_i>0)$,当求解的 α_i 为最优解时可得最优分类函数为

$$F(x)=\operatorname{sgn}\left\{\sum_{i=1}^n\alpha_i^*y_i(x_i\bullet x)+b^*\right\}\quad(9)$$

3 故障诊断分类实例分析

选取型号为 YBSS-200G 的破碎机隔爆电动机

表 1 故障决策表

样本	$\leqslant 0.04f(C_1)$	$0.08f(C_2)$	$0.49f(C_3)$	$1.51f(C_4)$	$1.92f(C_5)$	$1.98f(C_6)$	$2.04f(C_7)$	$\geqslant 2.08f(C_8)$	故障类型
Y_1	1	0	0	0	0	1	1	0	E_1
Y_2	1	0	0	0	0	1	1	1	E_1
Y_3	0	0	0	0	0	1	1	0	E_1
Y_4	0	0	0	0	0	1	1	1	E_1
Y_5	1	0	0	0	0	1	1	0	E_1
Y_6	0	0	0	0	0	1	1	1	E_1
Y_7	1	1	0	0	1	1	1	1	E_2
Y_8	1	1	0	0	1	1	1	0	E_2
Y_9	0	1	0	0	1	1	1	1	E_2
Y_{10}	0	1	0	0	1	1	1	0	E_2
Y_{11}	1	1	0	0	1	1	1	1	E_2
Y_{12}	0	1	0	0	1	1	1	1	E_2
Y_{13}	0	0	1	1	0	0	0	1	E_3
Y_{14}	0	0	1	1	0	0	0	0	E_3
Y_{15}	0	0	1	1	0	0	0	1	E_3
Y_{16}	0	0	1	1	0	0	0	0	E_3
Y_{17}	1	0	1	1	0	1	1	0	E_4
Y_{18}	1	0	1	1	0	1	1	1	E_4
Y_{19}	0	0	1	1	0	1	1	0	E_4
Y_{20}	0	0	1	1	0	1	1	1	E_4
Y_{21}	1	0	1	1	0	1	1	0	E_4
Y_{22}	0	0	1	1	0	1	1	1	E_4

表 1 中, $U=\{Y_1,Y_2,Y_3,Y_4,Y_5,Y_6,Y_7,Y_8,Y_9,Y_{10},Y_{11},Y_{12},Y_{13},Y_{14},Y_{15},Y_{16},Y_{17},Y_{18},Y_{19},Y_{20},Y_{21},Y_{22}\}$;条件属性 $C=\{C_1,C_2,C_3,C_4,C_5,C_6,C_7,C_8\}$;决策属性 $D=\{E_1,E_2,E_3,E_4\}$ 。U 关于 C 的等价关系:
 $U/C=\{\{Y_1,Y_5\},\{Y_2\},\{Y_3\},\{Y_4,Y_6\},\{Y_7,Y_{11}\},\{Y_8\},\{Y_9,Y_{12}\},\{Y_{10}\},\{Y_{13},Y_{15}\},\{Y_{14},Y_{16}\},\{Y_{17},Y_{21}\},\{Y_{18}\},\{Y_{19}\},\{Y_{20},Y_{22}\}\}$
(10)

从式(10)可以看出,在同一个决策属性 E_1 中,样本 Y_1 与 Y_5 重复,样本 Y_4 与 Y_6 重复,消除样本

进行实例分析。设 E_1 表示隔爆电动机转子断条为 1 根, E_2 表示转子断条为 2 根, E_3 表示转子偏心故障, E_4 表示转子断条为 1 根及偏心故障,选取 $\leqslant 0.04f,0.08f,0.49f,1.51f,1.92f,1.98f,2.04f,\geqslant 2.08f$ 这些频段或频率的故障数据对原始故障数据进行离散化。隔爆电动机转子出现故障用 1 表示,无故障用 0 表示,可得故障决策表,见表 1。

Y_5 和 Y_6 ;同样的,在同一个决策属性 E_2 中,消除样本 Y_{11} 和 Y_{12} ;在同一个决策属性 E_3 中,消除样本 Y_{15} 和 Y_{16} ;在同一个决策属性 E_4 中,消除样本 Y_{21} 和 Y_{22} 。

在条件属性中, C_2 与 C_5,C_3 与 C_4,C_6 与 C_7 对于各个决策属性的表现状态相同,所以去除条件属性 C_5,C_4 与 C_7 。约简后的故障决策表见表 2。

将约简后的故障决策表作为 SVM 训练样本,对 SVM 进行训练,经过多次训练后,选取径向基核函数 $k(x,y)$ 作为 SVM 训练模型,误差惩罚因子 g 取值为 10。

表2 约简后的故障决策表

样本	C ₁	C ₂	C ₃	C ₆	C ₈	故障类型
Y ₁	1	0	0	1	0	E ₁
Y ₂	1	0	0	1	1	E ₁
Y ₃	0	0	0	1	0	E ₁
Y ₄	0	0	0	1	1	E ₁
Y ₇	1	1	0	1	1	E ₂
Y ₈	1	1	0	1	0	E ₂
Y ₉	0	1	0	1	1	E ₂
Y ₁₀	0	1	0	1	0	E ₂
Y ₁₃	0	0	1	0	1	E ₃
Y ₁₄	0	0	1	0	0	E ₃
Y ₁₇	1	0	1	1	0	E ₄
Y ₁₈	1	0	1	1	1	E ₄
Y ₁₉	0	0	1	1	0	E ₄
Y ₂₀	0	0	1	1	1	E ₄

$$k(x,y)=\exp[-\|x-y\|^2/(2d^2)] \tag{11}$$
式中: x,y 为训练输入; d 为径向基核函数的宽度,取为0.5。

根据SVM的训练模型结果,选取44组测试样本故障数据,按RS约简方法对测试数据进行约简,得到最优决策表,将最优决策表作为SVM的测试样本集进行故障预测,预测结果如图4所示。其中类别标签1,2,3,4分别代表4种故障类型E₁—E₄。从图4可看出,只有2组样本的分类与实际不符,故障预测准确度达到92.8571%。

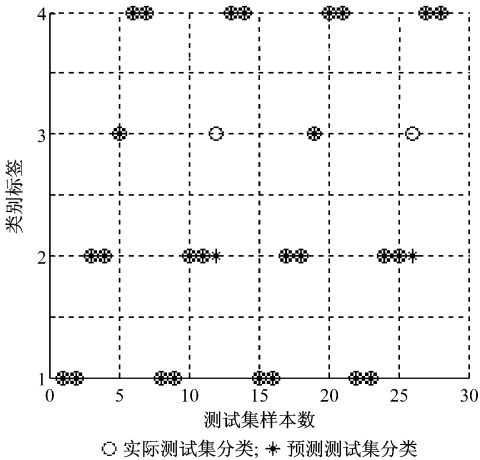


图4 经RS处理后的SVM仿真结果

将未经过RS处理的44组测试数据进行SVM仿真,结果如图5所示。从图5可看出,有6组样本与实际不相符,故障预测准确度为86.3636%。与图4的诊断结果相比,经过RS处理后的故障诊断

结果准确率更高。

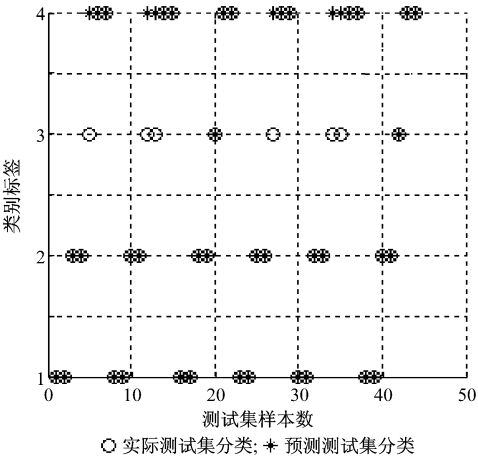


图5 未经RS处理的SVM仿真结果

4 结语

采用小波包对隔爆电动机转子瞬时功率进行频谱仿真,可避免故障边频被基波淹没的情形,提取更准确的故障特征值。应用RS的约简特性消除隔爆电动机故障数据中的冗余信息,并采用具有小样本特点的SVM实现数据的快速提取,利用“一对多”的多故障诊断方法对电动机故障进行诊断,实现了故障的快速分类。仿真结果表明,基于SVM与RS的隔爆电动机故障诊断方法简单有效,诊断结果准确率达到92.8571%。

参考文献:

[1] 马祥军. 矿井电机故障分析及预防[J]. 中国设备工程,2008(10):23-24.

[2] 杨存祥,朱琛,解豪杰. 基于RPROP神经网络算法的异步电动机故障诊断[J]. 电力自动化设备,2012,32(1):80-83.

[3] 孙丽玲,许伯强,李志远. 基于旋转不变信号参数估计技术与模式搜索算法的异步电动机转子故障检测新方法[J]. 机械工程学报,2012,48(13):89-95.

[4] 阳同光,蒋新华,付强. 瞬时功率频谱分析在牵引电机转子故障诊断的应用研究[J]. 电机与控制学报,2012,16(10):95-99.

[5] 杜占峰. 基于小波包分析的电动机转子断条故障检测[D]. 北京:北方工业大学,2011.

[6] 郑玉芳,马松龄. 基于电流分析法的电动机故障诊断虚拟仪器系统的研制[J]. 计算机测量与控制,2010,18(3):512-514.

[7] 杨存祥,娄艺,罗丹雨,等. 基于定子电流的笼型异步电动机转子断条故障检测[J]. 微电机,2008,41(9):49-51.

[8] 张敬春,谷爱昱,莫慧芳.基于小波能量谱分析的电机故障诊断[J].电力系统及其自动化学报,2006,18(3):55-58.

[9] 于志伟,苏宝库,曾鸣.小波包分析技术在大型电机转子故障诊断系统中的应用[J].中国电机工程学报,2005,25(22):158-162.

[10] 李川,肖蕙蕙.小波包算法在异步电机故障检测中的应用[J].重庆工学院学报(自然科学版),2007,21(7):107-110.

[11] 侯媛彬.基于粗糙集理论的运输机故障诊断与分类[J].长安大学学报(自然科学版),2004,24(1):104-107.

[12] 臧宏志,俞晓冬.基于粗糙集与支持向量机的变压器故障诊断[J].变压器,2008,45(8):61-65.

[13] 王旭红,何怡刚.基于小波包分析和支持向量机的异步电机转子断条故障诊断[J].微特电机,2010,38(5):34-36.

[14] 张柯,陆剑.小波包分析和最小二乘支持向量机的电机故障诊断[J].微型电脑应用,2015,31(6):6-8.

[15] 林茂,李孝全,张兴.小波包分解法与粗糙集神经网络在电机故障诊断中的应用[J].大电机技术,2012(5):31-34.