



# 基于小波包和贝叶斯分类的机车走行部滚动轴承故障诊断研究

陈二恒<sup>1</sup>, 贺德强<sup>1</sup>, 刘建仁<sup>2</sup>, 向伟彬<sup>1</sup>, 周继续<sup>1</sup>

(1. 广西大学 机械工程学院, 广西 南宁 530004;  
2. 南宁南车轨道交通装备有限公司, 广西 南宁 530033)

**摘要:** 机车走行部滚动轴承的状况直接关系到机车的性能和列车的运行安全。针对目前机车走行部滚动轴承故障诊断准确率不高、模型构建时间较长的问题, 提出一种基于小波包和贝叶斯分类的故障诊断方法。通过小波包变换构造故障特征集, 利用粗糙集和主成分分析进行降维, 将降维和降维之后的故障特征集输入到贝叶斯分类模型中实现故障诊断, 最后将贝叶斯分类方法和神经网络及最小二乘支持向量机方法进行比较。仿真结果表明, 朴素贝叶斯分类方法构建模型的时间更短, 分类准确率更高。

**关键词:** 机车走行部; 滚动轴承; 故障诊断; 小波包; 贝叶斯分类

中图分类号: TP391.9; U260 文献标志码: A 文章编号: 1672-7029(2015)03-0636-07

## Fault diagnosis of locomotive running gear rolling bearing based on wavelet packet and bayesian classification

CHEN Erheng<sup>1</sup>, HE Deqiang<sup>1</sup>, LIU Jianren<sup>2</sup>, XIANG Weibin<sup>1</sup>, ZHOU Jixu<sup>1</sup>

(1. College of mechanical engineering, Guangxi University, Nanning 530004, China;  
2. Nanning CSR rail transit equipment Co. LTD, Nanning 530033, China)

**Abstract:** The status of the locomotive running gear rolling bearing is directly related to the locomotive performance and the safe operation of the train. Aiming at solving such problem as low accuracy of the fault diagnosis and long model - construction time of locomotive running gear rolling bearing, this paper proposes a fault - diagnosis method based on wavelet packets and Bayesian classification. The method need to construct fault feature set through wavelet packet transform, and make the use of rough set and principal component analysis to reduce the dimension, and then input the fault feature sets of dimension reduction before and after to the bayesian classification model to achieve fault diagnosis in turns, and finally make a comparison among the bayesian classification method and the neural network and least squares support vector machine method. The simulation results show that the time of building model with the method of naive bayes classification is shorter, and the classification accuracy is higher.

**Key words:** locomotive running gear; rolling bearing; fault diagnosis; wavelet packet; bayesian classification

速度和载重是评价列车性能的2个相互制约的重要指标, 随着列车运行速度的不断提高和牵引

收稿日期: 2014-12-27

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51165001); 广西自然科学基金面上资助项目(2013GXNSFAA019297)

通讯作者: 贺德强(1973-)男, 湖南桃江人, 教授, 博士, 从事机车车辆故障诊断与智能维护、列车网络与控制; E-mail: hdqianglqy@126.com

载重的不断提升,对机车的安全运行便提出了更高的要求,机车的维护也随之显得愈加重要。机车走行部是机车的关键部件之一,保证列车可以顺利通过曲线,而滚动轴承作为机车走行部的支撑部件,其状况的好坏直接关系到机车的性能和列车的安全。由于滚动轴承的工作面接触应力的长期反复作用,容易引起轴承疲劳、裂纹、压痕等故障,导致轴承破损,造成重大事故<sup>[1-3]</sup>。因此,针对机车走行部滚动轴承的故障诊断和状态监测开展研究,对保证机车的性能和列车的正常安全运行有着十分重要的意义。至今,国内外众多科研工作者已对滚动轴承的故障诊断和状态监测进行了诸多相关研究,并取得了一些成果。Kankar等<sup>[4]</sup>基于复杂的高斯小波变换方法对滚动轴承进行故障诊断,诊断准确率为100%,提取故障特征值、训练和测试总时间为17 min; Gryllias等<sup>[5]</sup>基于支持向量机方法对滚动轴承进行故障诊断,诊断准确率为100%; Muhammet等<sup>[6]</sup>基于遗传算法优化的神经网络对滚动轴承进行故障诊断,诊断准确率为98%; 陶海龙等<sup>[7]</sup>基于BP神经网络对机车滚动轴承进行故障诊断,标准的BP神经网络诊断准确率为90%,改进粒子群优化算法的BP神经网络的诊断准确率为100%; 康守强等<sup>[8]</sup>基于经验模态分解和超球多类支持向量机对滚动轴承进行故障诊断,采用Yule-Walker和Ulrych-Clayton参数估计方法建立的模型故障诊断准确率分别为86.33%和95.33%,训练时间为5.141 s和71.313 s; 雷烨等<sup>[9]</sup>基于最小二乘支持向量机对机车轴承进行故障诊断,诊断准确率为87.5%,训练时间为0.0781 s; 张肖曼<sup>[10]</sup>基于BP神经网络对机车走行部滚动轴承进行故障诊断,遗传算法优化前后的诊断准确率分别为80.6%和99.64%,运行时间分别为2.59 s和1.21 s。总体来说,小波变换方法的诊断准确率非常高,但模型建立时间过长; BP神经网络方法的故障诊断准确率高但存在网络结构难以确定、收敛速度较慢的问题; 支持向量机克服了BP神经网络收敛速度慢等不足,但训练时间还是不能满足需要; 最小二乘支持向量机方法训练时间非常快,但故障诊断准确率不如支持向量机和BP神经网络等学习方法。本文针对机车走行部滚动轴承故障诊断准确率不高、模型建立时间较长的问题,提出了一种基于小波包和贝叶斯分类的轴承故障诊断方法。该方法首先利用小波包分析对原始数据进行处理得到故障特征集; 然后使用粗糙集和主成分分析方法对故障特征集进行故障特征提取,去掉能

量比较小的信息; 最后将未去除冗余信息和使用两种方法去除冗余信息后的故障特征集分别作为输入量,输入到贝叶斯分类模型中,以实现滚动轴承的故障诊断,继而通过对比得出最优方法,为机车走行部滚动轴承故障诊断和状态监测的研究提供了一种新思路,进一步保证了机车的性能和列车的安全。

## 1 小波包变换

小波包变换是对小波变换的细化,即对原信号进行迭代分解,迭代次数越多,频段分解越细化,时频分辨率也就越高。

在分辨率分析中,定义尺度函数空间 $V_i$ 和小波函数空间 $W_i$ , $k$ 为平移因子, $i$ 为尺度因子,对其尺度函数 $c_{2^p}(n)$ 和小波函数 $c_{2^{p+1}}(n)$ 定义如下:

$$\begin{cases} c_{2^p}(n) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} h(k) c_p(2n-k) \\ c_{2^{p+1}}(n) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbb{Z}} g(k) c_p(2n-k) \end{cases} \quad (1)$$

式中, $p \in \mathbb{Z}$ ,  $n \in \mathbb{R}$ ,  $h(k)$ 和 $g(k)$ 为共轭镜像滤波器的低通和高通表 $g(k) = (-1)^k h(1-k)$ 。

小波包的分解算法为:

$$\begin{cases} d_{il}^{2n} = \sum_{k \in \mathbb{Z}} \bar{h}_{k-2l} d_{i+1,k}^n \\ d_{il}^{2n+1} = \sum_{k \in \mathbb{Z}} \bar{g}_{k-2l} d_{i+1,k}^n \end{cases} \quad (2)$$

其中, $i \in \mathbb{Z}_+$ ,  $l \in [1, i]$ 。

## 2 贝叶斯分类方法

贝叶斯分类方法主要分为两类,一类是朴素贝叶斯分类,它假定属性变量之间是相互独立的,改进朴素贝叶斯分类后的方法被称为树扩展朴素贝叶斯,它的属性变量间关系符合限定性树状结构; 另一种分类方法是贝叶斯网络分类,它假定属性变量之间的关系为贝叶斯网络,可以表达属性间的各种关系<sup>[11-13]</sup>。

### 2.1 朴素贝叶斯分类方法

朴素贝叶斯分类方法的实用性很高,如果属性变量的独立性假设成立,朴素贝叶斯的分类准确率可以和标准支持向量机以及神经网络分类方法相当<sup>[14-20]</sup>。

假设数据集中有 $m$ 个类 $C_1, C_2, \dots, C_m$ ,  $m$ 表示故障类型个数,对于一个未知类标号的数据样本 $X$ ,分类器将具有最高后验概率的类标号赋给 $C_i$ ,

即  $P(C_i|X) > P(C_j|X)$ ,  $1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq m, i \neq j$ , 算法如下:

$$P(C_i|X) = \frac{P(C_i) P(X/C_i)}{P(X)} \quad (3)$$

其中  $P(C_i)$  和  $P(X)$  为定值。朴素贝叶斯的属性变量之间相互独立, 因此:

$$\begin{aligned} P(X/C_i) &= P(X_1, X_2, \dots, X_n/C_i) \\ &= \prod_{k=1}^n P(X_k/C_i) \end{aligned} \quad (4)$$

树扩展贝叶斯作为改进后的朴素贝叶斯分类方法, 允许每个属性节点最多可以依赖一个其他属性节点, 虽然降低了学习效率, 但在其应用范围和分类精度上有一定的进步, 算法如下:

$$\begin{aligned} P(X/C_i) &= P(X_1, X_2, \dots, X_n/C_i) \\ &= \prod_{k=1}^n P(X_k/pa_i) \end{aligned} \quad (5)$$

其中  $n \in Z_+, k \in Z_+, pa_i$  为  $X_k$  的父节点集。

## 2.2 贝叶斯网络分类方法

贝叶斯网络分类方法属性变量间关系为网络结构, 因此, 贝叶斯网络分类方法的核心就是寻找一个能最好匹配给定训练集的网络, 这个网络包含有 2 部分: 结构学习和参数学习。结构学习是指确定属性间的依赖关系, 即确定一个有向无环图, 其中每个结点代表一个属性变量, 每条弧代表两属性变量间的概率依赖; 参数学习是指确定每条弧上的概率, 即确定一个对应的概率表 (CPT), 对于属性变量  $X$ , 其概率分布为  $P(X | Parent(X))$ , 其中  $Parent(X)$  是  $X$  的双亲。

对于整个网络结构, 依次算出每条弧所对应的概率, 从而得到概率表 (CPT)。计算如下:

$$\begin{aligned} P(X/C_i) &= P(X_1, X_2, \dots, X_n/C_i) = \\ &= \prod_{k=1}^n P(X_k / Parent(X_k)) \end{aligned} \quad (6)$$

其中,  $k \in Z_+, P(X_k | Parent(X_k))$  的值对应于  $X_k$  的 CPT 中的表目。

有向无环图的根结点对应于类结点, 即输出结点, 代表类标号属性, 判定一个未知类别的故障样本类别的方法就是预测按照网络结构计算每条通路的概率, 即求得样本属于各个类的概率, 然后取概率值最大的作为该样本的类别。

## 3 机车走行部滚动轴承故障诊断贝叶斯模型建立

基于小波包和贝叶斯分类的机车走行部滚动

轴承故障诊断模型的建立主要需要经过 2 个步骤, 基于小波包变换的故障特征集构造和基于贝叶斯分类方法的状态识别。滚动轴承故障诊断其实是一个模式识别的过程, 其诊断精度和可靠性很大程度上取决于故障特征向量的选择<sup>[21]</sup>。

本文使用的原始振动加速度信号是在滚动轴承转速为 1 850 r/min, 采样频率为 1 kHz 的条件下采集的。故障特征集的构造方法是首先通过小波包变换方法对频谱信号进行 3 层分解, 得到 8 个频率分量的信号, 然后以各个频率分量的能量作为故障特征集的元素, 从而构造原始故障特征集。机车走行部滚动轴承的故障类型分为 4 种: 正常状态, 内圈故障, 外圈故障和滚动体故障, 其对应分类值为 1, 2, 3 和 4。

为了比较故障特征向量的选取对结果的影响, 本文采用粗糙集和主成分分析 2 种方法对故障特征集进行降维处理, 去除冗余信息, 然后再使用 3 种贝叶斯分类方法进行故障识别。

基于小波包和贝叶斯分类的机车走行部滚动轴承故障诊断模型构建步骤如下:

第 1 步: 时域分析。以原始振动加速度信号为处理对象, 对其消除趋势项, 然后经过两次积分, 得到位移信号;

第 2 步: 频域分析。对时域信号进行快速傅里叶变换, 得到频域信号;

第 3 步: 小波包分析。对去噪处理后的频域信号进行 3 层小波包分解, 得到 8 个频率分量的信号, 即  $f_{1/8}, f_{2/8}, f_{3/8}, f_{4/8}, f_{5/8}, f_{6/8}, f_{7/8}$  和  $f$ 。然后求出各个频率分量的能量, 即  $E_{1/8}, E_{2/8}, E_{3/8}, E_{4/8}, E_{5/8}, E_{6/8}, E_{7/8}$  和  $E$ 。假定原始信号采集了  $i$  次, 则故障特征信号为  $X_i = [E_{1/8}^i, E_{2/8}^i, E_{3/8}^i, E_{4/8}^i, E_{5/8}^i, E_{6/8}^i, E_{7/8}^i, E^i]$ , 从而故障特征集为  $S = \{(X_i, Y_i)\}_{i=1}^n$ , 其中  $Y_i \in \{1, 2, 3, 4\}$ , 表示故障类型;

第 4 步: 降维处理。对故障特征信号采用粗糙集和主成分分析方法进行降维处理, 消除冗余信息;

第 5 步: 训练集和测试集。把原始故障特征集和降维之后的故障特征集分为训练集和测试集;

第 6 步: 故障诊断。对训练集采用贝叶斯分类方法进行训练, 确定贝叶斯网络结构、参数 (概率表) 以及推理引擎, 构建基于贝叶斯的机车走行部滚动轴承故障诊断模型;

第 7 步: 使用经过训练样本构建好的故障诊断模型对测试样本进行分类, 评估故障诊断模型的性能。

## 4 仿真分析

对 29 组机车走行部滚动轴承振动加速度数据

进行研究,即 29 个原始数据样本,经小波包变换后每个数据样本有 8 维特征向量,从而构成  $29 \cdot 8$  的故障特征集,如表 1 所示。

表 1 原始故障特征集  
Table 1 Original fault feature set

$E_{1/8}$	$E_{2/8}$	$E_{3/8}$	$E_{4/8}$	$E_{5/8}$	$E_{6/8}$	$E_{7/8}$	$E$
0.095 5	0.154 7	0.121 8	0.148 2	0.571 1	0.553 7	0.253 3	0.520 5
0.166 7	0.273 8	0.375 6	0.492 5	0.176 6	0.516 9	0.215 6	0.776 6
0	0.005 7	0.101 9	0.278 6	0	0.068 7	0.026 9	0.009 9
0.797 9	0.936 5	0.767 4	1.000 0	0.715 1	0.898 7	1.000 0	0.979 5
0.119 1	0.303 7	0.224 0	0.207 4	0.085 4	0.305 9	0.213 2	0.528 6
0.129 5	0.090 9	0.718 9	0.071 8	0.123 9	0.030 8	0.660 0	0.034 3
0.001 5	0.100 2	0.092 7	0.119 4	0.006 1	0	0.030 3	0
0.571 1	0.470 8	0.393 8	0.524 3	0.789 3	0.696 1	0.416 5	1.000 0
0.012 4	0.113 6	0.286 4	0.368 4	0.043 4	0.171 9	0.212 3	0.297 3
0.135 6	0.226 1	0.189 1	0.211 5	0.904 9	0.593 5	0.259 1	0.571 6
0.109 6	0.234 6	0.523 0	0.456 9	0.128 0	0.103 6	0.337 8	0.347 7
0.095 7	0.161 0	0.117 1	0.158 9	0.252 5	0.348 5	0.132 0	0.288 2
0.143 0	0.339 5	0.551 1	0.472 6	0.065 1	0.138 5	0.524 5	0.221 8
0.101 4	0.100 7	0.711 2	0.047 0	0.119 4	0.019 4	0.675 5	0.026 2
0.132 3	0.289 0	0.224 8	0.190 0	1.000 0	0.651 5	0.231 8	0.716 0
1.000 0	1.000 0	1.000 0	0.725 1	0.951 5	0.790 8	0.708 2	0.874 5
0.008 5	0	0.073 6	0	0.285 6	0.391 0	0.118 0	0.224 2
0.202 2	0.389 1	0.390 5	0.238 3	0.076 7	0.262 2	0.242 4	0.265 5
0.094 4	0.288 6	0.097 1	0.578 1	0.016 9	0.139 0	0.122 5	0.150 1
0.159 0	0.186 9	0.236 0	0.173 5	0.682 3	0.624 6	0.275 5	0.518 9
0.079 0	0.035 0	0.057 0	0.065 4	0.080 5	0.415 4	0.224 3	0.406 4
0.163 5	0.332 8	0.415 4	0.457 1	0.100 9	0.133 5	0.503 5	0.382 2
0.053 1	0.043 4	0.742 9	0.034 9	0.064 4	0.007 8	0.661 6	0.016 0
0.104 3	0.308 6	0.160 8	0.221 8	0.034 2	0.244 3	0.080 2	0.302 7
0.058 2	0.072 3	0	0.066 5	0.096 9	0.171 0	0	0.504 9
0.156 1	0.458 0	0.635 4	0.605 3	0.159 7	0.187 3	0.733 7	0.661 2
0.430 2	0.504 4	0.431 1	0.286 2	0.724 1	1.000 0	0.558 5	0.644 0
0.055 9	0.040 7	0.734 2	0.035 8	0.060 6	0.010 1	0.671 4	0.013 8
0.594 2	0.468 8	0.280 7	0.352 1	0.588 3	0.597 0	0.368 4	0.681 0

通过粗糙集和主成分分析方法分别对故障特征集进行降维处理,特征向量由原来的 8 维分别降为 5 维和 4 维,消除了冗余信息,降低了构建模型的复杂度,减少了模型构建的时间,提高了模型构建的性能。

将故障特征集和降维之后的故障特征集分别随机排列之后,取 17 个作为训练集,剩下的 12 个为测试集。

通过 MATLAB 软件进行仿真,对 17 个训练集分别采用 3 种贝叶斯分类方法进行训练得到故障诊断模型,然后使用故障诊断模型对测试集进行分类。图 1 为对原始故障特征集进行朴素贝叶斯结构学习的结果,图 2 为对原始故障特征集进行朴素

贝叶斯分类的结果。表 2 为贝叶斯分类方法对机车走行部滚动轴承故障诊断的结果。

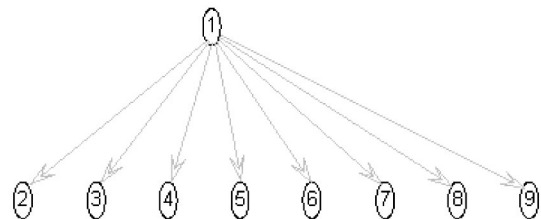


图 1 对原始故障特征集进行朴素贝叶斯结构学习的结果

Fig. 1 Results of the naive bayesian structure study to the original fault feature set

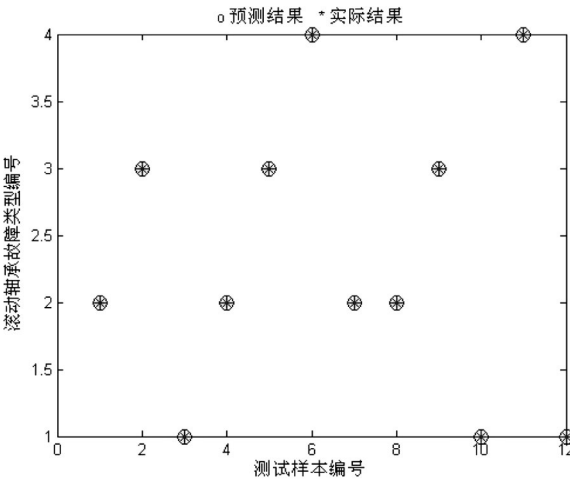


图2 对原始故障特征集进行朴素贝叶斯分类的结果  
Fig.2 Results of the naive bayesian classifier to the original fault feature set

通过表2对比发现,在训练时间方面:树扩展贝叶斯分类方法和贝叶斯网络分类方法构建模型的时间比朴素贝叶斯分类方法较长;对主成分分析

降维后的故障特征集使用贝叶斯分类的平均建模时间0.608 7 s(第5列数据的平均值)相比粗糙集方法降维的0.646 1 s(第3列数据的平均值)少0.035 4 s,而比原始故障特征集的0.734 4 s(第1列数据的平均值)少0.125 7 s。在分类准确率方面:使用粗糙集方法降维的贝叶斯分类方法最低,主成分分析方法介于粗糙集和原始故障特征集之间;朴素贝叶斯分类方法的平均分类准确率94.44%(第1行分类准确率数据的平均值)比树扩展贝叶斯分类方法的平均分类准确率91.67%(第2行分类准确率数据的平均值)多2.77%,而比贝叶斯网络分类方法的88.89%(第3行分类准确率数据的平均值)多5.55%。因此,对经过粗糙集和主成分分析方法处理后的故障特征集进行分类的训练时间确实比原始故障特征集短,但其效果不明显,只快了0.035 4 s和0.125 7 s,另外为了优先保证故障诊断的准确率,故对原始故障特征集进行朴素贝叶斯分类的方法更优,更能满足训练时间短和分类准确率高的要求。

表2 贝叶斯分类方法对滚动轴承故障诊断的结果

Table 2 Results of the rolling bearing fault diagnosis based on bayesian classification

	故障特征集		粗糙集( RS)		主成分分析( PCA)	
	训练时间/s	分类准确率/%	训练时间/s	分类准确率/%	训练时间/s	分类准确率/%
朴素贝叶斯	0.354 332	100	0.310 206	91.67	0.288 596	91.67
树扩展	0.911 767	91.67	0.813 342	91.67	0.773 578	91.67
贝叶斯网络	0.937 138	91.67	0.814 849	83.33	0.764 056	91.67

为了对比贝叶斯分类方法和其他方法的不同,本文将贝叶斯分类方法与现代机车走行部滚动轴承故障诊断的2种分类方法——神经网络和最小二乘支持向量机相比较。对于神经网络,采用7·13·1的网络结构,隐含层激活函数为“tansig”,输出层激活函数为“purelin”,网络训练函数为“trainlm”,权重和偏置的学习函数为“learngdm”,学习速率设置为0.1,均方误差目标值为0.000 1;对于最小二乘支持向量机,核函数选为径向基核函数(RBF),其核函数参数和惩罚因子参数均采用网格搜索方法得到<sup>[22]</sup>。表3为采用贝叶斯分类方法和其他2种方法构建故障诊断模型的构建时间和分类准确率的对比结果。通过对比,很明显可以看出贝叶斯分类方法无论在构建模型的时间上,还是对故障的分类准确率上,都有比较大的优势,因此贝叶斯分类方法作为机车走行部滚动轴承故障诊断的方法具有实时性更好,准确率更高的特点。

表3 贝叶斯分类和其他方法构建故障诊断模型的结果对比

Table 3 Result comparison of fault diagnosis model between bayesian classification and other methods

构建模型方法	训练时间/s	分类准确率/%
BP - NN	2.253	41.67
PCA - LSSVM	3.642	100
朴素贝叶斯分类( PCA - NB)	0.288 596	91.67
朴素贝叶斯分类( NB)	0.354 332	100

5 结论

- 1) 利用小波包变换方法提取机车走行部滚动轴承振动信号的领域能量作为诊断模型的特征向量,能够准确地反映出故障的典型特征,能够有效提高诊断准确率。
- 2) 贝叶斯分类方法是一种有效的状态识别方法,其模型训练时间更短,为0.354 332 s。

3) 小波包变换和贝叶斯分类相结合用于机车走行部滚动轴承故障诊断是非常有效的,该方法可以满足机车走行部滚动轴承故障诊断的要求。

#### 参考文献:

- [1] 吴德华,刘春英. 基于 RBF 神经网络的列车滚动轴承故障诊断[J]. 现代计算机, 2009(11): 38-40.  
WU Dehua, LIU Chunying. Diagnosis of train's rolling bearing fault based on RBF neural network[J]. Modern Computer, 2009(11): 38-40.
- [2] 王建生,井雷雷,刘亚明. 应用共振解调技术检测机车走行部滚动轴承的 LabVIEW 实现[J]. 科技与企业, 2014(4): 111.  
WANG Jiansheng, JING Leilei, LIU Yaming. The application of the resonant demodulation technology for detection of locomotive running gear rolling bearing by LabVIEW[J]. Science & Enterprise, 2014(4): 111.
- [3] 王嘉乐,王灿,会强. 基于虚拟仪器的机车滚动轴承故障诊断研究[J]. 石家庄铁道大学学报(自然科学版), 2012(3): 87-91.  
WANG Jiale, WANG Can, HUI Qiang. Research on fault diagnosis of tractive stock rolling bearings based on virtual instrument[J]. Journal of Shijiazhuang Tiedao University (Natural Science), 2012(3): 87-91.
- [4] Kankar P K, Satish C. Sharma S P. Harsha. Fault diagnosis of rolling element bearing using cyclic autocorrelation and wavelet transform[J]. Neurocomputing, 2013(13): 110: 9-17.
- [5] Gryllias KC, Antoniadis I A. A support vector machine approach based on physical model training for rolling element bearing fault detection in industrial environments[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2012 25(2): 326-344.
- [6] Muhammet Unal, Mustafa Onat, Mustafa Demetgul, Haluk Kucuk. Fault diagnosis of rolling bearings using a genetic algorithm optimized neural network[J]. Measurement, 2014 58(4): 187-196.
- [7] 陶海龙,辜林丽,张胜召. 改进粒子群优化算法的 BP 神经网络在机车滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 铁路计算机应用, 2012, 21(2): 9-16.  
TAO Hailong, GU Linli, ZHANG Shengzhao. Application of BP network based on improved PSO algorithm in fault diagnosis of locomotive rolling bearing[J]. Railway Computer Application, 2012, 21(2): 9-16.
- [8] 康守强,王玉静,杨广学,等. 基于经验模态分解和超球多类支持向量机的滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2011 31(14): 96-102.  
KANG Shouqiang, WANG Yujing, YANG Guangxue, et al. Rolling bearing fault diagnosis method using empirical mode decomposition and hypersphere multiclass support vector machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2011 31(14): 96-102.
- [9] 雷烨,姜子运. 基于最小二乘支持向量机的机车轴承故障诊断[J]. 电气传动自动化, 2009 31(6): 14-16.  
LEI Ye, JIANG Ziyun. Fault diagnosis for locomotive bearing based on least squares support vector machine[J]. Electric Drive Automation, 2009 31(6): 14-16.
- [10] 张肖曼. 基于 BP 神经网络的机车走行部滚动轴承的故障诊断研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2013.  
ZHANG Xiaoman. Research on fault diagnosis for locomotive rolling bearing based on BP neural network[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2013.
- [11] 王国才,张聪. 一种基于粗糙集的特征加权朴素贝叶斯分类器[J]. 重庆理工大学学报, 2010 24(7): 86-90.  
WANG Guocai, ZHANG Cong. Native bayesian classifier using feature weighting based on rough sets[J]. Journal of Chongqing University of Technology(Natural Science), 2010 24(7): 86-90.
- [12] 白似雪,梅君,吴穹,等. 一种基于概率加权的朴素贝叶斯分类[J]. 南昌大学学报(理科版), 2009 33(2): 191-194.  
BAI Sixue, MEI Jun, WU Qiong, et al. A native bayesian classifier model based on the probabilistic weights[J]. Journal of Nanchang University(Natural Science), 2009 33(2): 191-194.
- [13] 朱永利,吴立增,李雪玉. 贝叶斯分类器与粗糙集相结合的变压器综合故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2005 25(10): 159-165.  
ZHU Yongli, WU Lizeng, LI Xueyu. Synthesized diagnosis on transformer fault based on bayesian classifier and rough set[J]. Proceedings of the CSEE, 2005 25(10): 159-165.
- [14] 李万清. 基于朴素贝叶斯方法和权值分析方法的电机轴承故障诊断[J]. 机电工程, 2012 29(4): 390-393.  
LI Wanqing. Fault diagnosis of motor bearing based on naïve Bayes and weight analysis method[J]. Journal of Mechanical&Electrical Engineering, 2012 29(4): 390-393.
- [15] 郑炜,沈文,张英鹏. 基于改进朴素贝叶斯算法的垃圾

- 邮件过滤器的研究[J]. 西北工业大学学报, 2010(4): 622-627.
- ZHENG Wei, SHEN Wen, ZHANG Yingpeng. Implementing spam filter by improving Naïve Bayesian algorithm[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2010(4): 622-627.
- [16] 姜海燕, 彭涛. 基于威布尔分布和支持向量机的滚动轴承故障诊断方法[J]. 湖南工业大学学报, 2010(4): 92-97.
- JIANG Haiyan, PENG Tao. Fault diagnosis of rolling bearings based on weihull distribution and support vector machine[J]. Journal of Hunan University of Technology, 2010(4): 92-97.
- [17] 刘宇卓. 基于支持向量机的滚动轴承故障诊断[J]. 科技资讯, 2014(21): 80.
- LIU Yuzhuo. Rolling bearing fault diagnosis based on support vector machine [J]. Science & Technology Information, 2014(21): 80.
- [18] 刘丽娟, 陈果, 郝腾飞. 基于流形学习与一类支持向量机的滚动轴承早期故障识别方法[J]. 中国机械工程, 2013(5): 628-633.
- LIU Lijuan, CHEN Guo, HE Tengfei. Incipient fault recognition of rolling bearings based on manifold learning and one-class SVM [J]. China Mechanical Engineering, 2013(5): 628-633.
- [19] 李虎成, 邱建东, 李屹. 基于粗糙集-BP神经网络的机车滚动轴承故障诊断[J]. 计算机与数字工程, 2014(3): 526-530.
- LI Hucheng, QIU Jiandong, LI Yi. Fault diagnosis of locomotive rolling bearing based on rough set theory and BP neural network [J]. Computer & Digital Engineering, 2014(3): 526-530.
- [20] 陶海龙, 辜琳丽, 张胜召. 改进粒子群优化算法的BP神经网络在机车滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 铁路计算机应用, 2012(2): 9-12, 16.
- TAO Hailong, GU Linli, ZHANG Shengzhao. Application of BP neural network based on improved PSO algorithm in fault diagnosis of locomotive rolling bearing [J]. Railway Computer Application, 2012(2): 9-12, 16.
- [21] 万书亭, 佟海侠, 董炳辉. 基于最小二乘支持向量机的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(2): 149-152.
- WAN Shuting, TONG Haixia. Bearing fault diagnosis using wavelet packet transform and least square support vector machines [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(2): 149-152.
- [22] 钟小凤, 贺德强, 苗剑. 基于PCA-LSSVM的机车走行部滚动轴承故障诊断研究[J]. 广西大学学报(自然科学版), 2014, 39(2): 328-333.
- ZHONG Xiaofeng, HE Deqiang, MIAO Jian. Fault diagnosis of locomotive running gear rolling bearing based on PCA-LSSVM [J]. Journal of Guangxi University (Natural Science Edition), 2014, 39(2): 328-333.

(编辑 蒋学东)