基于快速谱相关和 PSO-SVM 的变工况滚动轴承状态识别

唐贵基,田 甜,庞 彬

(华北电力大学 机械工程系,河北 保定 071003)

摘要:滚动轴承故障诊断进入"大数据"时代需要不断发展和完善故障智能识别技术,而已有方法在变工况下的故障识别准确率较低。针对此问题,提出了一种基于快速谱相关和粒子群优化支持向量机(PSO-SVM)的变工况滚动轴承状态识别方法。对滚动轴承的振动信号进行快速谱相关,得到快速谱相关谱;在快速谱相关 谱中选取4个循环频率,并求其能量均值,得到信号的特征能量矩阵;将它作为特征向量输入 PSO-SVM 进行 训练和测试。试验结果表明:在运用 PSO-SVM 进行变工况滚动轴承状态识别的过程中,由快速谱相关谱得 到的特征能量矩阵能更好地体现滚动轴承在不同工况下的多状态特征,且 PSO-SVM 的自适应能力强,不需 要人为设置参数,具有更高的识别率。

DOI:10.16081/j.issn.1006-6047.2019.07.025

0 引言

作为旋转机械中最重要的支撑部件,滚动轴承 被广泛应用于风力发电机、航空发动机、内燃机等各 种旋转机械系统中。滚动轴承的微小故障可能会影 响整个旋转机械的运行,造成巨大的经济损失甚至 人员伤亡^[1]。然而滚动轴承的工作环境非常复杂多 变,给故障诊断带来极大的不利。

在滚动轴承的故障诊断中,工况的变化常常导 致大多数故障特征乃至整个诊断结果的变化,找到 适用于变工况条件下滚动轴承的故障诊断方法是至 关重要的。近年来,学者们对变工况条件下滚动轴 承的故障诊断已经进行了许多研究。文献[2]利用 Hilbert-Huang 变换和奇异值分解(SVD)得到特征向 量矩阵,运用 Elman 神经网络进行状态识别;文献 [3]利用局部均值分解与奇异值分解相结合的方法 (LMD-SVD)提取特征向量,利用极限学习机进行状 态识别: 文献 [4] 将多尺度排列熵与支持向量机 (SVM)相结合进行滚动轴承故障诊断:文献[5]提 出多尺度模糊熵的概念,并将其和 SVM 相结合,应 用于滚动轴承的故障诊断;文献[6]利用参数优化 的多尺度排列熵对信号进行特征提取,采用 Euclid 贴进度进行故障样本的分类;文献[7]提出一种基 于聚类经验模态分解(EEMD)和多尺度模糊熵的故 障特征提取方法,并将特征向量输入 SVM 进行训练 和测试;文献[8]首先分别利用统计分析、快速傅里 叶变换、变分模式分解(VMD)对故障信息进行提取,

收稿日期:2018-09-28;修回日期:2019-04-10

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51777074);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2017XS134) Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51777074) and the Fundamental Research Funds for the Central Universities(2017XS134) 然后引入拉普拉斯评分算法,有效去除冗杂信息并提高计算效率;文献[9]利用一种基于可转换特征的域自适应方法,对失效的轴承进行故障识别;文献[10] 提出一种利用振动信号的奇异谱分析提取轴承故障特征的简单时间序列方法,并利用人工神经网络进行 故障诊断;文献[11]利用 EEMD 提取滚动轴承的故障 特征,并利用最小二乘支持向量机(LS-SVM)对故障 模式进行分类。上述研究对变工况条件下滚动轴承 的故障诊断具有重要的借鉴意义,然而局部均值分 解(LMD)、经验模态分解(EMD)、EEMD、VMD 等分 解方法存在模态混叠问题且需要设定最优参数,会 影响最终的识别结果;多尺度熵需要设定嵌入维数 和时间延迟,参数设定会影响精度。

近年来,循环平稳理论在旋转机械故障特征提 取中发挥着重要的作用,尤其是其有助于提高滚动 轴承以及齿轮的诊断水平^[12]。谱相关 SC(Spectral Correlation)描述了波动力学和潜在的周期性性质, 是最有效的二阶工具之一[13]。与平稳信号的经典 谱分析相反,谱相关表现了信号特征的非平稳性。 本文介绍了一种谱相关估计方法——快速谱相关 Fast-SC(Fast Spectral Correlation),其原理是对短时 傅里叶变换(STFT)的系数进行傅里叶变换,然后返 回一个沿循环频率轴扫描谱相关特性的相关量^[14]。 它既保留了谱相关速度快的优点,又克服了计算成 本高的缺陷,而且分辨率高。利用快速谱相关建立 特征向量不需要参数寻优,且不易受转速变化的影 响。基于快速谱相关的这些优点,本文提出基于快 速谱相关和粒子群优化支持向量机(PSO-SVM)的 滚动轴承故障诊断方法,通过快速谱相关建立特征 向量不需要参数寻优,且不受转速变化的影响。

1 快速谱相关特征能量

1.1 快速谱相关理论

设x(t_n)为一个循环平稳信号,则其谱相关的定

义为:

$$S_{x}(\alpha, f) = \frac{1}{F_{s}^{2}} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} R_{x}(t_{n}, \tau) e^{-j2\pi\alpha n/F_{s}} e^{-j2\pi/\tau/F_{s}}$$
(1)

其中, F_s 为采样频率; $t_n = n/F_s$ 为以采样频率 F_s 获得的时刻; $R_x(t_n,\tau)$ 为 $x(t_n)$ 的循环自相关函数; τ 为时延; α 为循环频率;f为载波频率。

谱相关是两频率变量的二维傅里叶变换,显示 信号相对于频率和循环频率的功率分布,功率沿平 行载波频率 f 的谱线分布位于循环频率 α 上。

为了降低谱相关的计算成本且不影响其效率, 文献[14]提出了基于 STFT 的快速谱相关。

信号 $x(t_n)$ 的 STFT 为:

$$X_{\text{STFT}}(i, f_k) = \sum_{n=0}^{N_w - 1} x [iR + n] w [n] e^{-j2\pi n f_k / F_s}$$
(2)

其中, N_w 为窗宽; R 为移动步长; w[n] 为窗函数; x[n] 为 $x(t_n)$ 的简写; $f_k = k\Delta f(k=0,1,\dots,N_w-1)$ 为 离散频率, $\Delta f = F_s/N_w$ 为频率分辨率。

STFT 的相位校正如下:

$$X_{w}(i, f_{k}) = \sum_{n=0}^{L-1} x[n]w[n-iR]e^{-j2\pi n f_{k}/F_{s}} = X_{STFT}(i, f_{k})e^{-j2\pi i R f_{k}/F_{s}}$$
(3)

其中, $X_w(i,f_k)$ 为信号 $x(t_n)$ 在 iR/F_s 时刻以 f_k 为中 心、以 Δf 为带宽的复包络, $|X_w(i,f_k)|^2$ 表示频带内 的能量流;L为信号长度。

则基于 STFT 的循环谱为:

$$S_{x}(f,\alpha) = \frac{F_{s}}{L} X_{w}(f) X_{w}^{*}(f-\alpha)$$
(4)

其中,上标*表示共轭复数。

假设满足 $f = f_k = k\Delta f$ 且 $\alpha = p\Delta f + \delta$, 则 $f - \alpha = f_k - \alpha \approx f_{k-p}$ 且 $\alpha \approx p\Delta f_\circ$ 由此得到:

$$X_{w}(i,f_{k}-\alpha) \approx X_{w}(i,f_{k-p}) e^{j2\pi \left(\frac{\alpha}{F_{s}}-p\frac{\Delta f}{F_{s}}\right)(iR+N_{0})}$$
(5)

$$= M_{w} + \pi + kr \frac{2\pi}{3} f(a+h,c)$$

其中, N_0 为对称窗的中心。

将式(3)、(5)代入式(4),可得扫描谱相关的定 义为:

$$S_{x}(\alpha, f_{k}; p) = \frac{1}{K \| w \|^{2} F_{s}} \sum_{i=0}^{k-1} X_{w}(i, f_{k}) X_{w}^{*}(i, f_{k-p}) \times e^{-j2\pi \left(\frac{\alpha}{F_{s}} - \frac{p}{N_{w}}\right)(iR+N_{0})} = \frac{1}{K \| w \|^{2} F_{s}} \times DFT \{ X_{STFT}(i, f_{k}) X_{STFT}^{*}(i, f_{k-p}) \} e^{-j2\pi N_{0} \left(\frac{\alpha}{F_{s}} - \frac{p}{N_{w}}\right)}$$
(6)

其中, $K=(L-N_w+R)/R_o$

当 p=0 时,信号 $x(t_n)$ 有周期为 T 的循环,频率 $\alpha=1/T$,能量流周期性地在频带 [$f_k - \Delta f/2, f_k + \Delta f/2$] 之内流动;当 $p \neq 0$ 时, $X_w(i,f_k)X_w^*(i,f_{k-p})$ 测量 [$f_k - \Delta f/2, f_k + \Delta f/2$] 和 [$f_{k-p} - \Delta f/2, f_{k-p} + \Delta f/2$] 两频带之间 的能量流。

快速谱相关的定义如下:

$$S_x^{\text{Fast}}(\alpha, f) = \frac{\sum_{p=0}^{p} S_x(\alpha, f; p)}{\sum_{p=0}^{p} R_w(\alpha - p\Delta f)} R_w(0) \qquad (7)$$

其中, $R_{w}(\alpha) = \sum_{n=0}^{N_{w}-1} |w[n]|^{2} e^{-j2\pi(n-N_{0})\frac{\alpha}{F_{s}}}$ 为核函数, $R_{w}(0) = ||w||^{2}$

由快速谱相关可求出快速谱相干的公式为:

$$\gamma_x(\alpha, f) = \frac{S_x(\alpha, f)}{\sqrt{S_x(f)S_x(f-\alpha)}}$$
(8)

由快速谱相干公式可得到增强包络谱的公 式^[14]为:

$$S_{x}^{\text{EES}}(\alpha) = \int_{f_{1}}^{f_{2}} |\gamma_{x}(\alpha, f)| \, \mathrm{d}f \tag{9}$$

1.2 快速谱相关的特征能量矩阵

当动轴承发生故障时,其循环频率 α 为转频及 内圈、外圈、滚动体的故障频率^[15]。所以在快速谱 相关谱中,选取转频 f_r 、外圈故障频率 f_o 、内圈故障 频率 f_i 和滚动体故障频率 f_b 这 4 个循环频率,计算 快速谱相关谱在 4 个特征频率处沿频率轴的累积能 量的均值,并将这 4 个能量均值组成特征能量矩阵。

快速谱相关特征能量矩阵的实现步骤如下:

(1)对信号 $x(t_n)$ 进行 STFT;

(2)对 STFT 中的窗进行核函数计算;

(3)计算扫描谱相关 $S_x(\alpha, f_k; p)$;

(4)用相位校准扫描求和,计算快速谱相关,得 到快速谱相关谱;

(5)分别计算快速谱相关谱中转频 f_r 、外圈故障 频率 f_o 、内圈故障频率 f_i 和滚动体故障频率 f_b 所对 应的能量均值 a_r 、 a_o 、 a_i 、 a_b ;

(6)将4个能量均值组成特征能量矩阵 *A* = [*a_r*,*a_o*,*a_i*,*a_b*]。

2 基于 PSO-SVM 的参数优化方法

2.1 粒子群优化算法

粒子群优化 PSO(Particle Swarm Optimization) 算法最初是研究鸟群的捕食行为,是一种有效的全 局优化算法^[16]。它的原理为:在每一次迭代中,粒 子在多维搜索空间中不断改变自己的状态,直到达 到平衡或最优状况。

粒子更新速度和位置的公式分别如式(10)、(11)所示。

$$V_{id}(t+1) = \omega V_{id}(t) + a_1 r_1 (P_{id}(t) - X_{id}(t)) + a_2 r_2 (P_{gd}(t) - X_{id}(t))$$
(10)

$$X_{id}(t+1) = X_{id}(t) + V_{id}(t+1)$$
(11)

其中, $V_{id}(t)$ 为第t次迭代中粒子的速度; $P_{id}(t)$ 为第t次迭代中粒子个体的最优位置; $P_{gd}(t)$ 为第t次迭 代中的全局最优位置; $X_{id}(t)$ 为第t次迭代中粒子的 位置; ω 为惯性权重;d为种群维数; a_1 、 a_2 为学习因 子,均为正常数; r_1 、 r_2 为均匀分布在[0,1]范围内的 随机数。

惯性权重 ω 用于平衡 PSO 算法的全局搜索能力以及局部搜索能力。本文采用指数型递减的惯性 权重^[17],即:

$$\omega(g) = \omega_{\text{end}} (\omega_{\text{start}} / \omega_{\text{end}})^{1/(1 + cg/T_{\text{max}})}$$
(12)

其中, ω_{start} 为惯性权重的初始值; ω_{end} 为惯性权重迭 代到最后的值;g为迭代次数; T_{max} 为最大迭代次数。

动态的惯性权重使算法在迭代初期有较强的搜索能力,在迭代后期能更精确地搜索到解。

2.2 SVM

170

SVM 分类器的原理是建立一个超平面,通过对 训练样本的正确分类,测试集可以依此进行预测^[18]。

对于线性可分问题,SVM 的核心思想是构造最 优超平面,并使分类间距最大;对于线性不可分问 题,通过核映射方法将其转化为高维空间的线性可 分问题,从而实现分类^[19]。由于径向基函数(RBF) 核函数只需确定一个参数σ,简单方便,因此本文选 用 RBF 核函数。

由于核函数参数 σ 和惩罚因子 C 对分类性能的影响较大,因此通过 PSO 算法寻找最优 σ 和 C_{\circ} 基于 PSO-SVM 的分类步骤如下:

(1)初始化惩罚因子 C、核函数参数 σ、粒子群 规模、最大进化数量、学习因子、速度极值、加速常 数、初始速度和初始位置等参数;

(2)使用粒子位置向量构建 SVM,将由 SVM 求 得的识别误差作为其适应度函数;

(3)采用 PSO 算法对粒子进行速度、位置更新, 计算其新的适应度值;

(4)判断是否满足迭代结束条件,若不满足,则 继续迭代,直到满足条件;

(5)使用优化后的参数进行分类训练。

3 基于快速谱相关和 PSO-SVM 的轴承故障 诊断

本文所提轴承故障诊断方法的具体步骤如下:

(1)采集滚动轴承的故障样本信号;

(2)对每个故障样本进行快速谱相关,分析得 到对应的快速谱相关谱;

(3) 计算每组快速谱相关谱在特征频率(f_{r}, f_{o} , f_{i}, f_{b})处的能量均值,并建立特征向量;

(4)建立训练集和测试集;

(5)将训练集和测试集输入 PSO-SVM 中进行 故障模式识别。

4 应用实例

为了验证本文所提故障诊断方法的有效性,本 文选用美国凯斯西储大学深沟球轴承 6205-RS JEM SKF 振动数据进行分析^[20]。测试台如附录 A 中的 图 A1 所示,该测试台由 1.5 kW 电动机、扭矩传感 器/编码器、测功机和电气控制装置组成。通过安装 在磁性底座壳体上的加速度传感器,采集采样频率 为 12 kHz 的振动信号,包括正常、内圈故障、外圈故 障和滚动体故障信号。在 4 种工作状态(电动机转 速分别为 1 730、1 750、1 772、1 797 r/min)下各收集 3 种损伤直径(0.177 8、0.355 6、0.533 4 mm)数据。

4.1 相同转速的故障识别

对滚动轴承故障进行分类识别的步骤如下:

(1)选用电动机转速为1797 r/min、损伤直径为0.1778 mm的振动数据,对滚动轴承的正常、内圈故障、外圈故障和滚动体故障4种状态数据进行采样,每种状态采样30组,采样点数为4096个,每种状态样本中选出10组作为训练样本,剩余20组作为测试样本;

(2) 对采样的 120 组数据分别进行快速谱相关, 得到快速谱相关能量矩阵;

(3)将内圈故障标记为类别 0,外圈故障标记为 类别 1,滚动体故障标记为类别 2,正常状态标记 为类别 3,利用 PSO-SVM 先对 40 组训练样本进 行训练,然后测试 80 组测试样本是否与预测结 果一致。

图 1 为正常、内圈故障、外圈故障和滚动体故障状态的时域图,这 4 种状态的快速谱相关谱见附录 B 中的图 B1,图 2 为这 4 种状态的增强包络谱。从 图 2 的增强包络谱可看出,在特征频率处有明显的 波峰。快速谱相关的特征能量图见附录 B 中的图 B2,由图可见 4 种状态下的曲线均明显有别于其他 状态,同种状态下的曲线重合度高,由此说明本文所 选的特征向量矩阵是本文状态识别准确性的重要依 据。图 3 为基于 PSO-SVM 的测试集的实际分类和 预测分类图。可见本文所提方法可以较好地识别故







障类型,准确率高达100%。

为了更好地说明本文所提方法,将其与文献 [2]和文献[3]中的方法进行对比。文献[2]方法 (MPE 方法)的特征能量图见附录 B 中的图 B3,图 4 为文献[2]方法的识别结果,该方法的识别准确率 虽然也是 100%,但是运行时间比本文所提方法长, 并且参数的设置对结果的影响很大。文献[3]方法 (EMD-SVD 方法)的特征能量图见附录 B 中的图 B4,图 5 为文献[3]方法的识别结果,该方法的识别 准确率与前 2 种方法相同,也为 100%,但是运行时 间过长,且与 SVD 参数的设置有很大的关系。3 种 方法的运行时间为:本文所提方法用时 15.266 s,文 献[2]方法用时 20.05 s,文献[3]方法用时 53.733 s。 由此可见,本文所提方法在得到相同准确率的情况 下,用时最短,最简便。







图 5 文献[3]方法的识别结果

Fig.5 Recognition result of method in Reference[3]

4.2 不同转速的故障识别

分别对正常、内圈故障、外圈故障、滚动体故障 状态下的轴承在4种转速条件下的运行试验数据进 行分析,以验证本文所提故障识别方法受转速的影 响很小。试验步骤如下:

(1)4种负载 2 238、1 492、746、0 W 分别对应 1 730、1 750、1 772、1 797 r/min 这 4 种转速,采集 4 种转速下正常、内圈故障、外圈故障、滚动体故障状 态的信号数据各 10 组,共采集 160 组数据,采样点 数为 4 096;

(2)对160组试验数据分别进行快速谱相关分 析,得到特征能量矩阵,将其作为特征向量矩阵;

(3)利用 PSO-SVM 对特征向量矩阵进行识别。

训练集和测试集的设置如表1所示。将内圈故 障标记为类别0,外圈故障标记为类别1,滚动体故 障标记为类别2,正常状态标记为类别3。

表 1	试验数据集
-----	-------

状态	转速/(r•min ⁻¹)			
	训练样本	测试样本		
正常	1 730	1 797,1 772,1 750		
内圈故障	1 750	1 797,1 772,1 730		
外圈故障	1 772	1 797,1 750,1 730		
滚动体故障	1 797	1 772,1 750,1 730		

不同转速情况下的特征能量见附录 B 中的图 B5。由图可看出,虽然转速不同,但同种故障状态的 曲线仍然具有相同的趋势,甚至有一定的重合度,并 且能与其他故障状态的曲线有所区分。由此说明本 文所提特征向量可以有效地表达故障特征,对故障 状态识别有很大的协助作用。图 6 为基于 PSO-SVM 的测试集故障识别结果。由图可见,120 个样 本中只有 5 个外圈故障样本没有被正确识别,准确 率高达 95.83%。用一种转速的故障特征可以识别 其他转速的同种故障,由此证明转速对本文所提方 法的影响较小。



图 6 基于 PSO-SVM 的测试集识别结果

Fig.6 Recognition result of test set based on PSO-SVM

为了证明本文所提方法优于其他方法,将其与 文献[2]、文献[3]中的方法进行对比。文献[2]方 法的特征能量见附录 B 中的图 B6.由图可见外圈故 障的特征能量有2种不同的曲线,正常状态的特征 能量也较分散,由此说明文献[2]方法得到的特征 向量矩阵不如本文所提方法的区别度高。图7为文 献[2]方法的识别结果。由图可见,10个正常状态 样本被识别为滚动体故障,准确率约为91.67%。文 献[3]方法的特征能量见附录 B 中的图 B7,由图可 见外圈故障的特征能量较分散,且滚动体故障与正 常状态的特征能量在很大程度上重合,内圈故障和 外圈故障的特征能量也有部分重合。图 8 为文献 [3]方法的识别结果。由图可见,10个内圈故障被 错误地识别为外圈故障,10个正常状态被错误地识 别为外圈故障,准确率仅为83.33%。3种方法的运 行时间如下:本文所提方法用时 16.738 s, 文献[2] 方法用时 20.401 s, 文献 [3] 方法用时 77.784 s。可 以直观地看出本文所提方法用时最短。

4.3 不同损伤直径的故障识别

分别对正常、内圈故障、外圈故障、滚动体故障



Fig.8 Recognition result of method in Reference [3]

状态下的轴承在3种不同的损伤直径下的试验数据 进行分析,以验证本文所提故障识别方法受损伤直 径的影响较小。试验步骤如下:

(1)采集电动机转速为1797 r/min,损伤直径 分别为0.177 8、0.355 6、0.533 4 mm 时的正常、内圈 故障、外圈故障、滚动体故障信号数据各 10 组,共采 集 120 组数据,采样点数为4 096;

(2)对120组试验数据分别进行快速谱相关分 析,得到特征能量矩阵,将其作为特征向量矩阵;

(3)利用 PSO-SVM 对特征向量矩阵进行训练 和识别。

将内圈故障标记为类别 0,外圈故障标记为类 别 1,滚动体故障标记为类别 2,正常标记为类别 3。

在不同的损伤直径情况本文方法所得的特征能量见附录 B 中的图 B8。图 9 为本文所提方法的识别结果。由图可见,80 个样本中有 3 个外圈故障及 1 个滚动体故障没有被正确识别,准确率为 95%。





Fig.9 Recognition result of test set based on PSO-SVM

文献[2]方法的特征能量见附录 B 中的图 B9。 图 10 为文献[2]方法的识别结果,准确率为 77.5%。 文献[3]方法的特征能量见附录 B 中图 B10。图 11 为文献[3]方法的识别结果,准确率仅为 86.25%。3 种方法的运行时间如下:本文方法用时 14.693 s,文 献[2]方法用时 19.454 s,文献[3]方法用时 41.205 s。 可见本文所提方法用时最短。表 2 为 3 种方法的效 果对比,可见本文所提方法用时最短、准确率最高, 优于另外 2 种方法。



图 10 文献[2]方法的识别结果

Fig.10 Recognition result of method in Reference [2]



图 11 文献[3]方法的识别结果

Fig.11 Recognition result of method in Reference[3]

表 2 3 种方法的效果对比

Table 2 Effect comparison among three methods

	准确率/%			运行时间/s		
故障诊断方法	相同	不同	不同损	相同	不同	不同损
	转速	转速	伤直径	转速	转速	伤直径
本文所提方法	100	95.83	95	15.266	16.738	14.693
文献[2]方法	100	91.667	77.5	20.05	20.401	19.454
文献[3]方法	100	83.33	86.25	53.733	77.784	41.205
文献[2]方法 文献[3]方法	100 100	91.667 83.33	77.5 86.25	20.05 53.733	20.401 77.784	19.454 41.205

5 结论

(1)针对滚动轴承在变工况下状态识别准确 度不理想的问题,本文提出一种基于快速谱相关和 PSO-SVM的故障诊断方法,该方法使用快速谱相 关对振动信号进行预处理,提取转频、外圈故障频 率、内圈故障频率和滚动体故障频率处的幅值作为 特征向量,采用 PSO-SVM 作为分类器进行状态 识别。

(2)快速谱相关是一个基于 STFT 的谱相关估 计,可以有效提取非平稳信号的故障特征,这为准确 识别故障状态奠定了基础。PSO-SVM 简单、易操 作,准确率高,且不受样本数量小的限制。本文所提 方法结合了2种理论的优点,受转速的影响很小,可 准确识别变工况下滚动轴承的状态,且运行时间短, 效率高。

(3)受限于当前的实验条件,本文重点讨论了 滚动轴承的单发故障识别,实际运行中还会存在多 发故障,因此对多发故障的故障识别将会是今后的

研究重点。

附录见本刊网络版(http://www.epae.cn)。

参考文献:

- [1] 唐贵基, 庞彬. ITT 变换在风电机组滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(9):83-89.
 TANG Guiji, PANG Bin. Application of ITT transform in fault diagnosis of wind turbine rolling bearing[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(9):83-89.
- [2] LIU Hongmei, WANG Xuan, LU Chen. Rolling bearing fault diagnosis under variable conditions using Hilbert-Huang transform and singular value decomposition [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2014, 2014(1):1-10.
- [3] TIAN Ye, MA Jian, LU Chen, et al. Rolling bearing fault diagnosis under variable conditions using LMD-SVD and extreme learning machine[J]. Mechanism and Machine Theory, 2015, 90:174-186.
- [4] WU Shuende, WU Pohung, WU chiuwen, et al. Bearing fault diagnosis based on multiscale permutation entropy and support machine
 [J]. Entropy, 2012, 14(8):1343-1356.
- [5]郑近德,陈敏均,程军圣,等. 多尺度模糊熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J].振动工程学报,2014,27(1):145-151.
 ZHENG Jinde, CHEN Minjun, CHENG Junsheng, et al. Multiscale fuzzy entropy and its application in rolling bearing fault diagnosis
 [J]. Journal of Vibration Engineering, 2014, 27(1):145-151.
- [6] 陈东宁,张运东,姚成玉,等. 基于参数优化 MPE 与 FCM 的滚动轴承故障诊断[J]. 轴承,2017(5):33-38,44.
 CHEN Dongning,ZHANG Yundong,YAO Chengyu, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on parameter optimized MPE and FCM[J]. Bearing,2017(5):33-38,44.
- [7] ZHAO Huimin, SUN Meng, DENG Wu, et al. A new feature extraction method based on EEMD and multi-scale fuzzy entropy for motor bearing[J]. Entropy, 2016, 19(1):14.
- [8] YAN X A, JIA M P. A novel optimized SVM classification algorithm with multi-domain feature and its application to fault diagnosis of rolling bearing[J]. Neurocomputing, 2018, 313:47-64.
- [9] TONG Z, LI W, ZHANG B, et al. Bearing fault diagnosis based on domain adaptation using transferable features under different working conditions[J]. Shock and Vibration, 2018, 2018:1-12.
- [10] MURUGANATHAM B, SANJITH M A, KRISHNAKUMAR B, et al. Roller element bearing fault diagnosis using singular spectrum analysis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 35(1/ 2):150-166.
- [11] 夏均忠,苏涛,张阳,等. 基于 EEMD 能量熵及 LS-SVM 滚动轴 承故障诊断[J]. 噪声与振动控制,2014,34(3):170-175.
 XIA Junzhong,SU Tao,ZHANG Yang, et al. Fault diagnosis method of rolling bearings based on ensemble empirical mode decomposition energy entropy and LS-SVM [J]. Noise and Vibration Control, 2014,34(3):170-175.
- [12] 毕果,陈进,周福昌,等. 调幅信号谱相关密度分析中白噪声影响的研究[J]. 振动与冲击,2006,25(2):75-78.
 BI Guo, CHEN Jin, ZHOU Fuchang, et al. Influence of the noise on spectral correlation density analysis of AM signal[J]. Journal of Vibration and Shock, 2006, 25(2):75-78.
- [13] BORGHESANI P. The envelope-based cyclic periodogram [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 58/59;245-270.
- [14] ANTONI J, XIN G, HAMZAOUI N. Fast computation of the spectral

correlation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 92;248-277.

- [15] 王宏超,陈进,董广明,等. 基于谱相关密度组合切片能量的滚动轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击,2015,34(3):114-117.
 WANG Hongchao, CHEN Jin, DONG Guangming, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on slice energy spectral correlation density[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015,34(3):114-117.
- [16] 李莎,潘宏侠,都衡. 基于 EEMD 信息熵和 PSO-SVM 的自动机 故障诊断[J]. 机械设计与研究,2014,30(6):26-29,33.
 LI Sha, PAN Hongxia, DU Heng. Automaton fault diagnosis based on EEMD information entropy and PSO-SVM[J]. Machine Design & Research,2014,30(6):26-29,33.
- [17] 张校非,白艳萍. 基于改进的 PSO-SVM 的音频信号特征识别和 分类[J]. 数学的实践与认识,2017,47(1):135-142.
 ZHANG Xiaofei,BAI Yanping. Feature recognition and classification of audio signals based on improved PSO-SVM[J]. Mathematics in Practice and Theory,2017,47(1):135-142.
- [18] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory [M]. New York, USA: Springer, 1995:138-167.
- [19] 杜林,李欣,司马文霞,等. S 变换模矩阵和最小二乘 SVM 在雷 电及操作过电压识别中的应用[J]. 电力自动化设备,2012,32 (8):35-40.

DU Lin, LI Xin, SIMA Wenxia, et al. Application of S-transform modular matrix and LS-SVM in identification of lightning and switching overvoltages [J]. Electric Power Automation Equipment, 2012, 32 (8):35-40.

[20] Case Western Reserve University. Bearing data center [EB/OL]. [2018-04-19]. http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/pages/ download-data-file.

作者简介:



唐贵基(1962—),男,山东龙口人,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为 电站设备状态监测与故障诊断(E-mail: tanggjlk@ncepubd.edu.cn);

田 甜(1991—),女,河北邯郸人,硕士 研究生,主要研究方向为电站设备状态监测 与故障诊断(E-mail:nceputt@126.com);

庞 彬(1988—),男,河北保定人,博士研究生,主要研 究方向为电站设备状态监测与故障诊断(E-mail:NCEPUPB@ 126.com)。

State identification of rolling bearing under variable working condition based on fast spectral correlation and PSO-SVM

TANG Guiji, TIAN Tian, PANG Bin

(Department of Mechanical Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: The fault diagnosis of rolling bearing entering the era of "dig data" requires continuous development and improvement of intelligent fault identification technology. However, the fault identification accuracy of existing methods is low under variable working conditions. To solve this problem, a state identification method based on fast spectral correlation and PSO-SVM (Particle Swarm Optimization Support Vector Machine) is proposed for the rolling bearing under variable working conditions. The vibration signal of rolling bearing is fast spectral correlated to obtain the fast spectral correlation spectrum. Four cyclic frequencies are selected from the fast spectral correlation spectrum and the mean value of their energy is calculated to obtain the characteristic energy matrix of the signals, which is taken as the feature vector and input into PSO-SVM for training and testing. The testing results show that, the characteristic energy matrix obtained from the fast spectral correlation spectrum can better reflect the multi-state characteristics of rolling bearing under variable working conditions. PSO-SVM has strong adaptability, does not need to set artificial parameters, and has higher identification rate.

Key words: rolling bearing; fast spectral correlation; PSO-SVM; variable conditions; state identification

附录A



图 A1 测试台 Fig.A1 Test board



附录B









Fig.B4 Characteristic energy of method in Reference [3]



Fig.B5 Characteristic energy of fast spectral correlation





