

基于 α 稳定分布参数估计的滚动轴承故障诊断*

熊庆¹, 张卫华¹, 陆天炜², 梅桂明¹, 李夫忠³

(1. 西南交通大学牵引动力国家重点实验室 成都, 610031)

(2. 西南交通大学机械工程学院 成都, 610031) (3. 成都运达科技股份有限公司 成都, 611730)

摘要 针对滚动轴承故障损伤程度难以确定的问题, 提出对滚动轴承不同故障位置、不同损伤程度的振动信号进行故障特征提取及智能分类的故障诊断方法。首先, 对各状态振动信号进行 α 稳定分布四参数估计, 选取敏感性 & 稳定性最好的二种参数组成二维故障特征量; 然后, 输入到经过粒子群优化算法 (particle swarm optimization, 简称 PSO) 进行参数优化后的最小二乘支持矢量机 (least squares support vectors machine, 简称 LSSVM) 中进行故障诊断; 最后, 通过台架试验数据验证了该方法的有效性, 并与未经过 PSO 参数优化的 LSSVM、支持向量机 (support vectors machine, 简称 SVM) 方法的诊断结果进行比较。结果表明: 该方法可实现滚动轴承故障位置及损伤程度的智能诊断, 比未经 PSO 参数优化的 LSSVM、SVM 方法具有更优的泛化性, 更短的训练、测试时间, 可应用于实际工程。

关键词 滚动轴承; 故障诊断; α 稳定分布; 粒子群优化算法; 最小二乘支持向量机

中图分类号 TN911.7; TH133.3

引 言

滚动轴承是旋转机械的关键零部件, 它的运行状态正常与否直接影响着整个机器的性能^[1]。高转速、重载荷的工作环境、反复作用的接触应力使得滚动轴承的运动状态极易劣变。对于滚动轴承的故障诊断, 已有的研究成果主要集中于定性诊断, 即滚动轴承故障位置的确定; 而定量诊断, 即滚动轴承故障损伤程度的研究相对较少。前者虽在一定程度上满足滚动轴承运行状态分析的需要^[2], 但在实际应用中, 人们更加关心轴承故障损伤的严重程度, 故近年来各国学者逐渐把后者作为研究热点。

对于滚动轴承的故障特征提取, 目前常用的方法有维格纳-威利分布、小波变换、经验模态分解、谱峭度及包络分析等。但这些方法具有各自的缺点^[3-5], 若用于复杂信号的处理, 结果通常不稳定。近年来, 随着各学科之间的交叉合作, 原本主要应用于通信识别^[6]、图像处理^[7]、目标检测^[8] 等领域的 α 稳定分布方法, 由于其适用性广, 且在脉冲状非高斯信号建模方面具有良好的鲁棒性, 逐渐被应用于旋转机械的故障诊断中^[9-12]。目前, α 稳定分布应用于

滚动轴承故障诊断的相关研究成果较少。文献^[11] 利用参数估计、拟合优度检验、稳定性检验等方法证明了滚动轴承故障信号服从 α 稳定分布, 并通过参数 α 的大小和变化来判断滚动轴承运行所处的状态。文献^[12] 对基于谱峭度的滚动轴承共振解调方法作了改进, 选取分布参数 α 的最小值 (代替谱峭度最大值) 作为共振解调参数 (中心频率及带宽) 的选择依据, 获得了良好的效果。尽管以上文献中 α 稳定分布均被成功应用于滚动轴承的故障诊断, 但没有对 α 稳定分布参数的选取作进一步的研究; 其次, 虽然他们均利用参数 α 作为故障特征量, 但还没有与分类方法相结合, 以建立智能的滚动轴承故障诊断模型。

因此, 笔者将对 α 稳定分布应用于滚动轴承的故障特征提取进行进一步的探索, 旨在实现滚动轴承不同故障位置、不同损伤程度的智能诊断。文中对 α 稳定分布四参数的选取做了详细研究, 最终选取敏感性 & 稳定性最优的二种参数作为二维故障特征量 (α, γ) 与 PSO-LSSVM 分类方法相结合, 建立滚动轴承故障智能诊断模型, 并与 LSSVM、SVM 分类方法进行对比研究。试验分析表明, 所提方法可实现滚动轴承不同故障位置 (正常、外圈、内圈、滚

* 国家高速铁路基础研究联合基金资助项目 (U1234208); 科技支撑计划资助项目 (CE20130041); 国家重点实验室自主研究课题资助项目 (2013TPL-T04); 四川省应用基础计划资助项目 (2014JY0078)

收稿日期: 2014-06-10; 修回日期: 2014-08-17

动体)、不同损伤程度(轻故障、重故障)的智能诊断,且基于 PSO-LSSVM 的方法泛化性更优、训练及测试时间最短,有望进一步应用于工程实际中。

1 α 稳定分布及特征量的提取

1.1 α 稳定分布简介

α 稳定分布从广义中心极限定理发展而来,比高斯分布具有更加广泛的适用性。高斯分布、柯西分布及列维分布是它的 3 个特例。关于 α 稳定分布的详细阐述可参考文献[13]。 α 稳定分布没有封闭的概率密度函数表达式,故通常用特征函数来描述它的统计特性。其特征函数可表示为

$$\varphi(u) = \exp\{j\delta u - \gamma|u|^\alpha [1 + j\beta \operatorname{sgn}(u)\omega(u, \alpha)]\} \quad (1)$$

$$\text{其中 } \omega(u, \alpha) = \begin{cases} \tan(\pi\alpha/2) & (\alpha \neq 1) \\ (2/\pi) \log|u| & (\alpha = 1) \end{cases} \quad (2)$$

$$\operatorname{sgn}(u) = \begin{cases} 1 & (u > 0) \\ 0 & (u = 0) \\ -1 & (u < 0) \end{cases} \quad (3)$$

1.2 特征量的提取

从上可知, α 稳定分布的统计特性完全由 $(\alpha, \beta, \gamma, \delta)$ 这 4 个参数确定。文献[11]已经证明利用 α 稳定分布 4 参数作为故障特征量来进行滚动轴承故障诊断的可能性。笔者将考察这 4 个参数对于滚动轴承不同位置、不同损伤程度故障诊断的稳定性及敏感性,从中选取最优的故障特征量。它们分别是: $\alpha(0 < \alpha \leq 2)$; $\beta(-1 \leq \beta \leq 1)$; $\gamma(\gamma > 0)$; $\delta(-\infty \leq \delta \leq \infty)$ 。特征指数 α 反映分布的拖尾厚度, α 越小,拖尾越厚,信号脉冲性越强;对称参数 β 反映分布的倾斜度, $\beta = 0$ 时,其概率密度函数关于位置参数 δ 对称;分散系数 γ 则反映分布的分散程度。

2 基于 PSO 优化的 LSSVM 参数优化方法

2.1 PSO 及 LSSVM 简介

PSO^[14-15]起源于对鸟类捕食行为的研究,是一种目前应用较广的演化计算理论。其更新方程为:

$$\begin{cases} X^{t+1} = X^t + V^{t+1} \\ V^{t+1} = V^t + c_1 r_1 (P_{id}^t - x^t) + \\ c_2 r_2 (P_{gd}^t - x^t) \end{cases} \quad (4)$$

其中: t 为迭代次数; X^t 及 V^t 分别为粒子第 t 代位

置及速度; r_1 及 r_2 为服从 $(0, 1)$ 上均匀分布的随机数; c_1 及 c_2 为学习因子,用于步长的调节; P_{id} , P_{gd} 分别为个体极值 P_{id} 、全局极值 P_{gd} 。

Suykens 等^[16]提出的 LSSVM 算法是 SVM 算法的推广,也是一种回归预测算法,但其求解速度更快。核函数的选择是 LSSVM 方法的关键。常用的核函数有径向基函数、多项式核函数、Sigmoid 核函数。由于选取径向基函数所需优化的参数最少(只有正规化参数 λ 及内核参数 σ),故选取它来构造 LSSVM。

2.2 基于 PSO 的 LSSVM 参数优化方法

参数 λ 及 σ 对 LSSVM 分类精度影响很大,目前主要采用交叉验证法、建模经验及统计法等进行优化^[17]。交叉验证法事先很难确定一个合理的参数搜索范围,一定程度上会影响故障诊断的速度及精度;建模经验及统计法则需长期的实验积累。因此,文中利用 PSO 对 LSSVM 的这两个参数进行优化,图 1 为其参数优化过程,具体步骤如下。

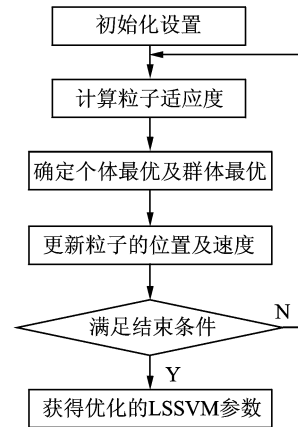


图 1 基于 PSO 的 LSSVM 参数优化流程

Fig. 1 Process of optimizing the LSSVM parameters with PSO

1) 到 PSO 初始化设置:包括群体规模、粒子维数、限制速度、迭代次数、初始位置及速度等;

2) 计算粒子适应度值:分别使用每个粒子向量所对应的 LSSVM 对训练样本进行预测,把各粒子当前位置值的预测误差作为其适应度值;

3) 确定粒子的最优位置:比较各粒子当前适应度值与自身最优适应度值,如果前者较优,则将当前位置作为该粒子的最优位置;

4) 确定群体的最优位置:比较各粒子自身最优位置适应度值与群体最优位置适应度值,如果前者较优,则将粒子最优位置作为群体的最优位置;

5) 更新粒子的位置及速度:根据式(4)进行迭代计算;

6) 检查结束条件,若不满足则返回步骤 2 继续迭代计算,直到满足条件并输出结果。

3 应用实例

3.1 数据来源

数据来源于美国凯斯西储大学电气工程实验室的轴承数据中心^[18],通过人工设置故障进行恒转速台架试验获得。试验轴承为 SKF 6205-2RS JEM 型深沟球轴承。选择 7 种状态的数据(每种状态数据样本总长度为 120 000 点)来验证所提方法的有效性。各状态振动信号的详细描述见表 1。

表 1 7 种状态振动信号的详细描述

Tab. 1 The detail description of seven vibration signals

数据编号	故障类型	故障大小/ mm	电机转速/ ($r \cdot \min^{-1}$)	采样频率/ kHz
S ₁	正常	0.00	1 797	12
S ₂	内环轻故障	0.18	1 797	12
S ₃	内环重故障	0.54	1 797	12
S ₄	外环轻故障	0.18	1 797	12
S ₅	外环重故障	0.54	1 797	12
S ₆	滚子轻故障	0.18	1 797	12
S ₇	滚子重故障	0.54	1 797	12

各状态对应的时域波形如图 2 所示。可知,通过时域信号很难辨别滚动轴承的各种状态。

3.2 α 稳定分布参数估计

将各状态数据样本平均分为 20 段,每段长度为 6 000。从 20 段数据中随机抽取 10 段(作为训练样本),利用经验特征函数方法^[19]进行 α 稳定分布参数估计。得到 7 种状态信号参数估计结果如表 2 所示(这里仅列出各信号的前 5 组估计参数)。

从表 2 可知,4 个分布参数在不同状态下的估计值各不相同。正常信号 $\alpha=2$,可认为是服从正态分布的高斯信号;故障信号 $\alpha < 2$,是非高斯信号;通过参数 α 的取值大小,不仅能够区分故障位置(正常 > 滚子故障 > 内环故障 > 外环故障),还能够刻画同一故障位置下的故障程度(轻故障 > 重故障);除了正常信号外,其余所有信号估计出的 β 值都接近于零,说明不仅正常信号的概率密度函数具有对称性,所有故障信号的概率密度函数也基本对称,这与轴承实际的结构对称性相符。

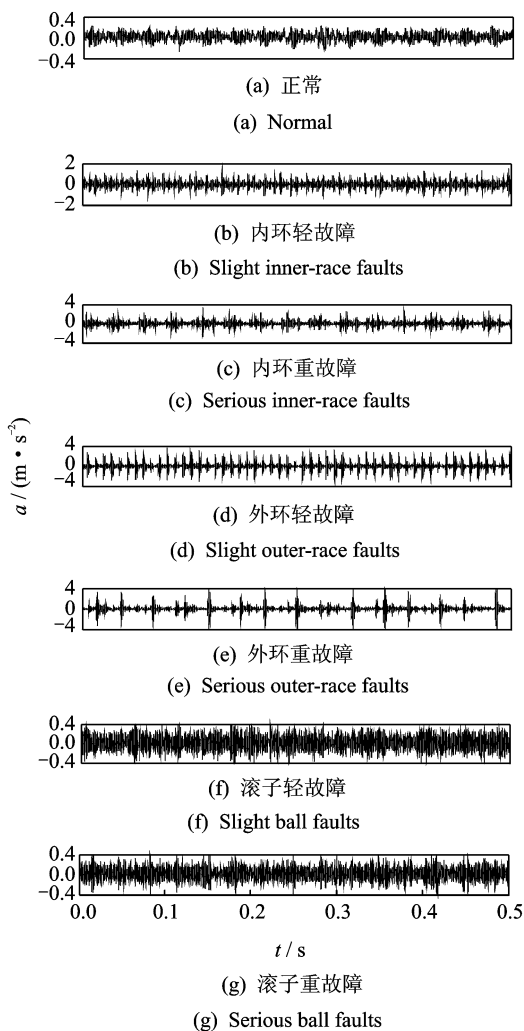


图 2 7 种状态振动信号的时域波形

Fig. 2 The waveform of seven vibration signals

表 2 7 种状态振动信号参数估计结果

Tab. 2 The parameter estimate results of seven vibration signals

故障类型	特征指数 α	对称参数 β	分散系数 γ	位置参数 δ
正常 (S ₁)	2.000 0	-1.000 0	0.053 0	0.012 0
	2.000 0	-1.000 0	0.051 3	0.010 4
	2.000 0	-1.000 0	0.051 7	0.011 3
	2.000 0	-1.000 0	0.052 7	0.011 9
内环轻故障 (S ₂)	1.651 0	0.035 1	0.167 6	0.014 7
	1.646 2	0.043 1	0.166 7	0.014 9
	1.643 9	0.044 3	0.166 3	0.015 2
	1.641 2	0.047 8	0.165 9	0.015 4
	1.648 2	0.036 8	0.168 1	0.014 6
内环重故障 (S ₃)	1.462 8	-0.005 5	0.232 2	0.011 3
	1.461 5	-0.038 8	0.232 3	0.005 7
	1.457 2	-0.024 4	0.230 6	0.008 1
	1.463 8	-0.016 9	0.234 2	0.009 8
	1.457 1	-0.013 4	0.228 8	0.010 2

续表 2

故障类型	特征指数 α	对称参数 β	分散系数 γ	位置参数 δ
外环轻故障 (S_1)	1.136 6	0.014 4	0.199 1	0.031 9
	1.133 8	0.002 4	0.197 4	0.021 5
	1.131 5	0.023 2	0.197 7	0.038 4
	1.127 7	0.021 0	0.196 2	0.037 1
	1.143 2	0.036 8	0.188 1	0.014 6
外环重故障 (S_5)	1.042 9	0.030 0	0.129 3	0.058 6
	1.040 6	0.042 7	0.128 7	0.086 4
	1.048 2	0.031 3	0.129 2	0.054 4
	1.044 7	0.026 5	0.129 9	0.049 8
	1.044 6	0.039 4	0.129 6	0.073 5
滚子轻故障 (S_6)	1.957 7	0.332 5	0.078 4	0.022 5
	1.957 2	0.226 4	0.078 8	0.020 9
	1.952 8	0.304 2	0.078 5	0.019 7
	1.945 2	0.302 1	0.078 3	0.018 2
	1.961 2	0.322 6	0.078 8	0.021 7
滚子重故障 (S_7)	1.782 8	0.058 2	1.327 8	0.012 5
	1.774 6	0.060 8	1.319 2	0.003 4
	1.784 3	0.066 7	1.317 7	-0.004 3
	1.792 0	0.067 4	1.319 4	-0.009 4
	1.789 6	0.064 4	1.308 1	-0.011 3

3.3 特征量提取

为了更加清晰地说明 α 稳定分布 4 参数作为故障特征量的稳定性及敏感性,提取每个状态下的 4 种参数构建特征向量: $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{10}]$, $\beta = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{10}]$, $\gamma = [\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_{10}]$, $\delta = [\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_{10}]$ 。分析各个状态下 4 参数的稳定性及各个参数对于状态识别的敏感性分别如图 3(a)~(g)及图 4(a)~(d)所示。图 3(a)~(g)反映了 4 种参数在同种状态下的稳定性,可知 4 种参数在 7 种状态下均具有一定的稳定性,其中 α 及 γ 的稳定性最佳;图 4(a)~(d)实际反映了 4 种谱参数对于不同状态的辨别能力,即敏感性,可知对于 7 种状态, α 能对它们进行良好区别;除了外环轻故障与内环轻故障中后部($n=7$)处距离较近外, γ 基本能够区分各状态。而其他参数条件下,均有 4 种以上状态出现不同程度的状态混叠。

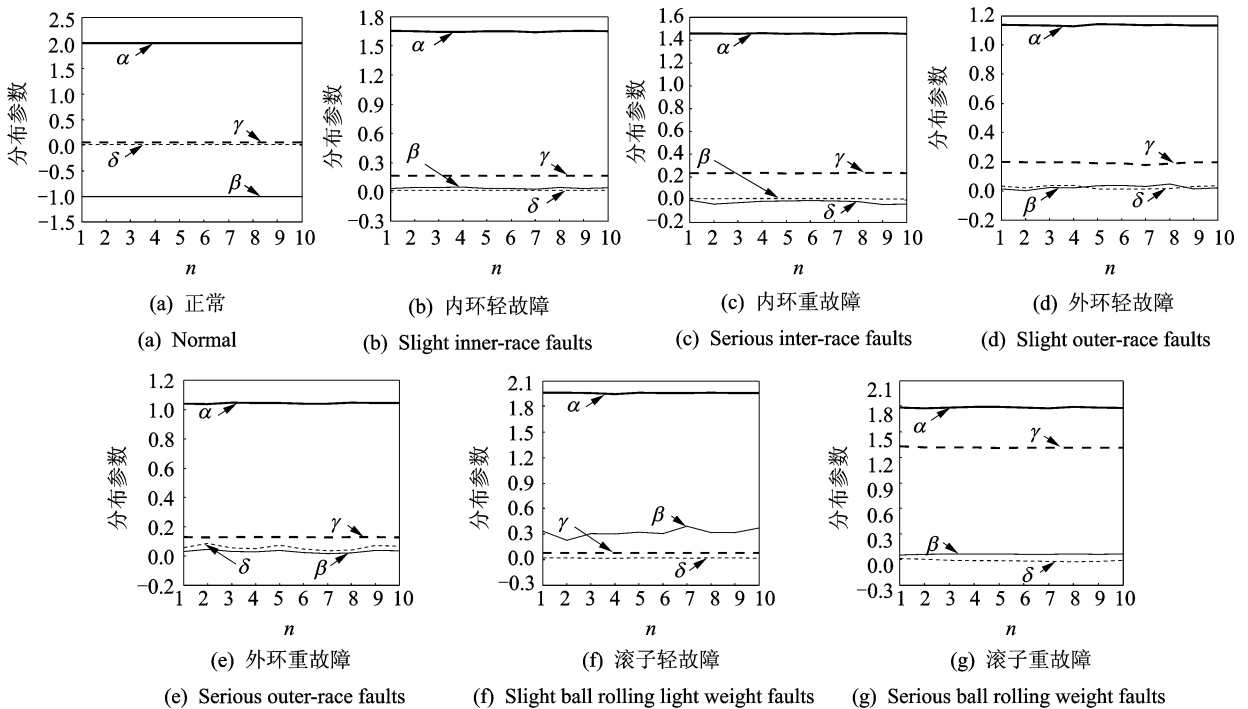


图 3 4 参数的稳定性

Fig. 3 The stability of four parameters

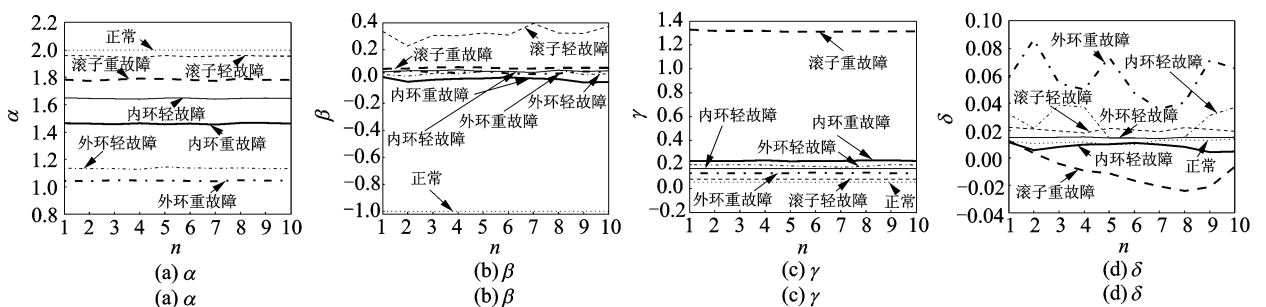


图 4 4 参数的敏感性

Fig. 4 The sensitivity of four parameters

若选取分布参数 α 及 γ 作为二维故障特征量, 可得到 7 种状态信号的分类结果如图 5 所示。可见, 滚动轴承的 7 种状态分散在 7 个不同区域。正常状态与滚子轻故障状态距离最近, 这与实际相符。因为实际中, 若滚子出现轻微损伤, 其冲击响应本身就就很微弱, 再经过外环等传递路径后进一步衰减, 结果往往被误认为正常。

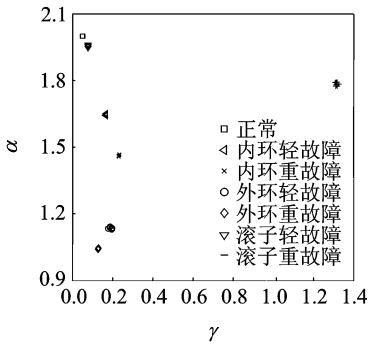


图 5 7 种状态振动信号的分类结果

Fig. 5 The result of classification of seven vibration signals

结合表 2, 计算图 5 中距离最近两种状态(正常及滚子轻故障)状态内及状态间的距离如表 3 所示。从表 3 可知, 正常状态、滚子轻故障状态内, 各点离中心坐标最大距离分别为 $1.000\ 0 \times 10^{-3}$, $9.623\ 5 \times 10^{-3}$, 远小于两状态之间最小距离 $6.109\ 0 \times 10^{-2}$, 故说明尽管某些状态相距较近, 但同一状态下各数据点排列非常紧密, 各状态之间存在一定的边界, 以分布参数 α 及 γ 组成的二维特征向量能够将它们准确区分。

表 3 正常状态与滚子轻故障状态内、状态间的距离

Tab. 3 The element interval and group interval between normal signal and slight ball faults signal

状态	中心坐标	同一状态内最大距离	两状态之间最小距离
正常	(0.052 30, 2.000 00)	$1.000\ 0 \times 10^{-3}$	$6.109\ 0 \times 10^{-2}$
滚子轻故障	(0.078 56, 1.954 82)	$9.623\ 5 \times 10^{-3}$	

3.4 智能诊断

通过上述讨论, 基于 α 稳定分布参数估计的滚动轴承智能诊断模型如图 6 所示。

将 3.3 节中已构建的二维故障特征量 $(\alpha, \gamma) = [(\alpha_1, \gamma_1), (\alpha_2, \gamma_2), \dots, (\alpha_{10}, \gamma_{10})]$ 输入到 PSO-LSSVM 分类器中进行训练。PSO 的初始化参数设

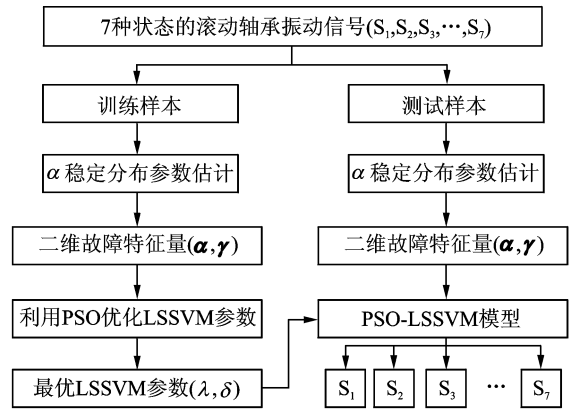


图 6 α 稳定分布参数估计的滚动轴承智能诊断模型
Fig. 6 The diagnosis model based on parameter estimate of alpha-stable distribution

置为: 群体规模 20; 粒子维数 2; 限制速度 50; 最大迭代次数 200; 初始位置及初始速度随机产生; 学习因子 c_1 及 c_2 均为 1.2; 两维粒子的寻优范围分别 $0.01 \sim 1\ 000$ 和 $0.01 \sim 100$ 。经过迭代, 得到最优的 LSSVM 参数为 $\lambda=1.5$, $\sigma=1.7$ 。同时, 把各状态下剩余的 10 段数据作为测试样本, 分别进行 α 稳定分布参数估计, 得到二维特征量 $(\alpha, \gamma)' = [(\alpha_{11}, \gamma_{11}), (\alpha_{12}, \gamma_{12}), \dots, (\alpha_{20}, \gamma_{20})]$, 输入到已经训练好的 PSO-LSSVM 模型中进行分类。为了减少计算量, 以最小输出编码方式(MOC)进行编码。对于 7 种不同状态, 采用 3 个分类器即可满足诊断要求, 具体编码如下:

$$c_b = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 & -1 & 1 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & 1 & 1 & -1 & -1 & 1 \\ -1 & 1 & -1 & 1 & -1 & 1 & -1 \end{bmatrix}$$

式中第 1~7 列分别对应滚动轴承的 7 种状态 $S_1 \sim S_7$ 。为了验证 PSO-LSSVM 方法在滚动轴承故障智能诊断中的优势, 把同样的训练样本、测试样本分别代入 LSSVM 及 SVM 中进行诊断比较。解码后, 各种方法对于滚动轴承 7 种状态振动信号的诊断对比结果如表 4 所示。

由表 4 可知, 以分布参数 α 及 γ 作为二维故障特征量, 在训练、测试样本量均为 70 的情况下, 采用的 3 种诊断模型均能实现对各类别测试样本的有效识别。这再一次说明 α 稳定分布参数 α 及 γ 能够作为故障特征量去刻画轴承的状态变化规律, 区分不同故障位置、不同故障程度的轴承振动信号。在泛化能力方面, 采用基于 PSO-LSSVM 的诊断方法仅出错 4 次(其中 1 次把类别本属于 S_1 的数据归类于其他, 3 次把类别 S_6 的数据归类于其他), 诊断精度

表 4 3 种分类方法的诊断结果对比
Tab. 4 The diagnosis results comparison of three classification methods

故障类别	PSO-LSSVM							LSSVM							SVM						
	S ₁	S ₂	S ₃	S ₄	S ₅	S ₆	S ₇	S ₁	S ₂	S ₃	S ₄	S ₅	S ₆	S ₇	S ₁	S ₂	S ₃	S ₄	S ₅	S ₆	S ₇
误测样本	1	0	0	0	0	3	0	2	0	0	2	0	2	0	2	0	0	1	2	3	0
训练样本	各类别均为 10							各类别均为 10							各类别均为 10						
测试样本	各类别均为 10							各类别均为 10							各类别均为 10						
平均训练时间/s	0.002 881							0.003 892							0.004 150						
平均测试时间/s	0.026 885							0.033 504							0.039 413						
诊断精度/%	94.286							91.429							88.571						

达到 94.286%；这比不经过 PSO 优化而直接 LSSVM、SVM 方法的精度分别高 2.857%，5.715%。在计算效率方面，采用基于 PSO-LSSVM 的诊断方法的平均训练时间为 0.002 881，比不经过 PSO 优化而直接 LSSVM、SVM 方法的平均训练时间分别短 0.001 011，0.001 269；采用基于 PSO-LSSVM 的诊断方法的平均测试时间为 0.026 885，比不经过 PSO 优化而直接 LSSVM、SVM 方法的平均测试时间分别短 0.006 619，0.012 528。可知，针对小样本数据，基于 PSO-LSSVM 的智能诊断方法的诊断精度最高，且其训练、测试的速度也比 LSSVM 与 SVM 方法更快。

4 结 论

1) 对 7 种状态的滚动轴承振动信号进行 α 稳定分布参数估计，结果表明：4 个分布参数在不同状态下的估计值各不相同。特别是参数 α 的取值，不仅能够区分故障位置（正常 > 滚子故障 > 内环故障 > 外环故障），还能够刻画同一故障位置下的故障程度（轻故障 > 重故障）。

2) 对 4 参数进行稳定性及敏感性分析，结果表明：除参数 α 外，参数 γ 亦能良好区分滚动轴承 7 种状态，且具有一定的稳定性及敏感性；参数 β 及 δ 稳定性较参数 α 及 γ 稍差，但却不能区分滚动轴承 7 种状态。参数 α 及 γ 适合作为滚动轴承故障振动信号的故障特征量。

3) 选取参数 α 及 γ 作为二维故障特征量分别与 PSO-LSSVM、LSSVM、SVM 结合组成故障智能诊断模型，对滚动轴承 7 种状态的分类结果表明：3 种诊断模型均能实现对滚动轴承不同故障位置、不同损伤程度信号的智能诊断，但基于 PSO-LSSVM 的方法泛化性更优、训练及测试时间最短，有望进一步应用于工程实际中。

参 考 文 献

[1] 张志刚,石晓辉,施全,等. 基于改进 EMD 和谱峭度法滚动轴承故障特征提取[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(3):478-482.
Zhang Zhigang, Shi Xiaohui, Shi Quan, et al. Fault feature extraction of rolling element bearing based on improved EMD and spectral kurtosis[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(3): 478-482. (in Chinese)

[2] 李玉庆,王日新,徐敏强,等. 针对滚动体损伤的滚动轴承损伤严重程度评估方法[J]. 振动与冲击, 2013, 32(18):169-173.
Li Yuqing, Wang Rixin, Xu Minqiang, et al. A damage severity assessment method for bearing with rolling element damage[J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(18):169-173. (in Chinese)

[3] Wu Zhaohua, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.

[4] 宋平岗,周军,陈健亨. 形态滤波优化算法用于滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(5):756-762.
Song Pinggang, Zhou Jun, Chen Jianheng. Fault diagnosis method of rolling bearings based on optimized morphological filter algorithm [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(5):756-762. (in Chinese)

[5] 罗颂荣,程军圣,郑近德. 基于 ITD 分形模糊熵的轴承早期故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(4): 706-711.
Luo Songrong, Cheng Junsheng, Zheng Jinde. Incipient fault diagnosis based on ITD fractal dimension and fuzzy entropy for bearings[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(4):706-711. (in Chinese)

- [6] 杨伟超,赵春晖,成宝芝. Alpha 稳定分布噪声下的通信信号识别[J]. 应用科学学报,2010,28(2):111-114. Yang Weichao,Zhao Chunhui,Cheng Baozhi. Recognition of communication signals in noise with alpha stable distribution[J]. Journal of Applied Sciences,2010,28(2):111-114. (in Chinese)
- [7] 张军保. 基于对称 alpha 平稳分布的 SAR 图像复原算法研究[D]. 北京:中国科学院电子学研究所,2005.
- [8] 胡睿,孙进平,王文光. 基于 α 稳定分布的 SAR 图像目标检测算法[J]. 中国图象图形学报,2009,14(1):25-29. Hu Rui,Sun Jinping,Wang Wenguang. Target detection of SAR images using alpha stable distribution[J]. Journal of Image and Graphics,2009,14(1):25-29. (in Chinese)
- [9] 余香梅,舒彤. 基于 α 稳定分布参数和支持向量机的齿轮箱故障诊断方法[J]. 测控技术,2012,31(8):23-30. Yu Xiangmei,Shu Tong. Fault diagnosis method for gearbox based on alpha-stable distribution parameters and support vector machines [J]. Measurement & Control Technology,2012,31(8):23-30. (in Chinese)
- [10] Yu Gang,Shi Ningning. Gear fault signal modeling and detection based on alpha stable distribution[C]//2012 International Symposium on Instrumentation & Measurement, Sensor Network and Automatic (IMSNA). Piscataway,NJ,USA;IEEE,2012;471-474.
- [11] 李长宁. 机械故障信号统计建模及其故障诊断方法的研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2010.
- [12] Yu Gang, Li Changning, Zhang Jianfeng. A new statistical modeling and detection method for rolling element bearing faults based on alpha-stable distribution [J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2013,41(1):155-175.
- [13] Samorodnitsky G, Taqqu M S. Stable non-gaussian random processes: stochastic models with infinite variance[M]. Boca Raton, Florida, USA: Chapman and Hall/CRC,1994;1-49.
- [14] Eberhart R C, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory [C] //Proc 6th Int Symposium on Micro Machine and Human Science. Nagoya, Japan:[s. n.],1995;39-43.
- [15] 余成波,李芮,何强,等. 基于粒子群算法及高斯分布的 WSN 节点故障诊断[J]. 振动、测试与诊断,2013,33(1):149-152. Yu Chengbo,Li Rui,He Qiang, et al. Fault diagnosis of nodes in WSN based on particle swarm optimization and gaussian distribution [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis,2013,33(1):149-152. (in Chinese)
- [16] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters,1999,9(3):293-300.
- [17] 杨正友,彭涛,李健宝,等. 基于贝叶斯推断 LSSVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报,2010,24(5):420-424. Yang Zhengyou, Peng Tao, Li Jianbao, et al. Bayesian inference LSSVM based fault diagnosis method for rolling bearing[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument,2010,24(5):420-424. (in Chinese)
- [18] LoParo K A. Bearings vibration dataset,Case Western Reserve University[EB/OL]. (2008-12-05)[2014-05-12]. <http://www.eees.ewru.edu/laboratory/bearing/download.htm>.
- [19] Koutrouvelis I A. An iterative procedure for the estimation of the parameters of stable laws[J]. Communications in Statistics-Simulation and Computation,1981,10(1):17-28.



第一作者简介:熊庆,男,1985年7月生,博士研究生。主要研究方向为振动测试、信号处理及故障诊断。

E-mail: xiong_qiming@163.com