

基于平滑先验分析和模糊熵的 滚动轴承故障诊断

戴邵武¹, 陈强强¹, 戴洪德¹, 聂子健²

(1. 海军航空大学, 山东 烟台 264000;

2. 中国人民解放军 海军 92781 部队, 海南 三亚 572000)

摘 要: 由于机械系统的复杂性, 振动信号的随机性表现在不同尺度上, 基于对振动信号进行多尺度的模糊熵(FE)分析, 提出了基于平滑先验分析(SPA)和模糊熵的滚动轴承故障诊断方法。采用 SPA 方法对振动信号进行自适应分解, 得到振动信号的趋势项和波动项; 分别计算趋势项和波动项的模糊熵; 将模糊熵值作为特征向量, 输入至基于优化算法的支持向量机(OSVM)。将该方法应用于滚动轴承实验数据, 分析结果表明: 该方法在仅提取两个分量特征的情况下即可达到 100% 的故障诊断精度, 可有效实现滚动轴承的故障诊断。

关 键 词: 平滑先验分析(SPA); 模糊熵(FE); 滚动轴承; 故障诊断; 优化支持向量机(OSVM)

中图分类号: V233; TN911.7

文献标志码: A

Rolling bearing fault diagnosis based on smoothness priors approach and fuzzy entropy

DAI Shaowu¹, CHEN Qiangqiang¹, DAI Hongde¹, NIE Zijian²

(1. Naval Aviation University, Yantai Shandong 264000, China;

2. Naval 92781, The Chinese People's Liberation Army, Sanya Hainan 572000, China)

Abstract: Due to the complexity of mechanical systems, the randomness of the vibration signal on different scales, it's necessary to analyze the vibration signal with fuzzy entropy (FE) in a multi-scale way. Based on multi-scale fuzzy entropy analysis of vibration signals, a method of rolling bearing fault diagnosis based on FE and the smoothness priors approach (SPA) was put forward. The SPA algorithm was used to decompose the vibration signal, and the trend with de-trend was obtained. Secondly, the FE of the trend and de-trend was calculated. The FE entropies were accordingly seen as the characteristic vectors, then inputted to the optimized support vector machine (OSVM). Finally, the proposed method was applied to the experimental data. The analysis results show that the proposed approach can achieve 100% fault diagnosis accuracy when only two component features are extracted, so it can effectively achieve fault diagnosis of rolling bearings.

Key words: smoothness priors approach (SPA); fuzzy entropy (FE); rolling bearing; fault diagnosis; optimized support vector machine (OSVM)

收稿日期: 2019-03-31

基金项目: 山东自然科学基金面上项目(ZR2017MF036)

作者简介: 戴邵武(1966—), 男, 教授, 博士, 主要从事飞行器综合导航、故障诊断方面的研究。

引用格式: 戴邵武, 陈强强, 戴洪德, 等. 基于平滑先验分析和模糊熵的滚动轴承故障诊断[J]. 航空动力学报, 2019, 34(10): 2218-2226. DAI Shaowu, CHEN Qiangqiang, DAI Hongde, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on smoothness priors approach and fuzzy entropy[J]. Journal of Aerospace Power, 2019, 34(10): 2218-2226.

滚动轴承是机械设备中最基本的元器件之一,在民用机械设备及军事武器装备中有着广泛应用。滚动轴承的故障及损伤在一定程度上影响着整个设备的工作性能及使用寿命^[1]。当轴承存在局部损伤时,会使机械设备产生振动异常,更有可能导致设备的损毁^[2]。因此,实现准确的滚动轴承故障诊断具有十分重要的意义。

滚动轴承在工作过程中,受到来自负载、摩擦、冲击及复杂工作环境等多方面非线性因素影响,其振动信号呈现出强烈的非线性、非平稳特征^[3]。因此,实现滚动轴承故障诊断的首要任务是对滚动轴承振动信号进行非线性分析,从非线性、非平稳振动信号中提取故障特征。文献[4]借鉴混沌理论,通过 Lyapunov 指数对轴承转动频率进行分析。文献[5]引入关联维数,实现了航空发动机状态监测及故障识别。文献[6]通过广义分形维数,实现发动机故障诊断。这些非线性理论中,关联维数、广义分形维数均存在着依赖数据长度和精度不足等问题, Lyapunov 指数在使用过程中易受到噪声干扰,限制了其实际应用。

熵(entropy)最早应用于物理学中,用来表示体系的混乱程度。为了直观有效地对时间序列信息进行度量, Pincus 提出了近似熵的概念,对信号中产生新模式概率的大小进行度量^[7],并成功应用于故障诊断领域。但近似熵在使用过程中存在着自身匹配困难、过于依赖时间序列长度等不足。基于此, Richman 提出了样本熵的概念。样本熵在故障诊断领域也有着广泛应用,但其不足之处在于样本熵中度量两向量之间的相似性是基于阶跃函数定义的,无法准确判断某一向量一定属于某一类^[8]。为提高其性能,文献[9]采用模糊函数代替阶跃函数,提出了模糊熵的概念,提高了对滚动轴承的故障诊断效果^[10]。Bandt 提出了排列熵(permutation entropy, PE)概念,用于检测时间序列随机性和动力学突变行为^[11]。通过实验证明,可有效表征滚动轴承在不同状态下的工况特征^[12]。熵理论的发展,为滚动轴承故障诊断提供了新的思路,丰富了故障诊断方法。但由于机械系统比较复杂,振动信号不仅在单一尺度上包含有重要信息,在其他尺度上也具有重要的故障特征,因此有必要对振动信号进行多尺度分析。对振动信号进行多尺度分解是一种常用的多尺度分析方法。

在时间序列多尺度分解中,小波分析最早得到广泛应用,而小波分析的不足之处在于小波基的选取过于复杂,不同的小波基对分解效果有着

很大的影响,这在一定程度上降低了小波分析的自适应性^[13]。经验模态分解(empirical mode decompose, EMD)作为经典的时频分析方法,在滚动轴承的多尺度分解中得到了广泛应用^[14]。文献[15]通过 EMD 对滚动轴承故障信号进行分解,然后对分解所得的内禀模态函数(intrinsic mode function, IMF)进行 PE 求解,最后将多个 IMF 的 PE 熵值组成特征向量,实现滚动轴承故障诊断。在其他多尺度分解方法中,文献[16]采用局部均值分解方法,将分解得到的多个分量进行 PE 求解并构成行星齿轮箱故障诊断的特征向量。文献[17]利用变分模态分解与样本熵相结合的方法,实现滚动轴承故障诊断。这些多尺度分析方法的中心思想均是利用多尺度分解方法对原始信号进行分解,然后对分解得到的分量进行熵值求解,最后构成滚动轴承故障诊断的特征向量。然而,这些多尺度分解方法在得到多个分量过程中存在的主要问题为:①选择什么分量并计算其熵值作为特征向量? ②选择几个分量? 如果选择过多会造成信息冗余与冲突,如果选择过少则不足以概括故障特征信息,影响后续故障诊断精度。

为了解决多尺度分解问题,本文提出了基于 SPAFE-OSVM 的滚动轴承故障诊断方法。FE 在医学^[18]及故障诊断领域均有着广泛应用。SPA 方法主要应用于心电信号处理,在故障诊断领域未见有文献报道。首先,采用(smoothness priors approach, SPA)方法将振动信号分解为趋势项和波动项,这在一定程度上大大降低了分解所得分量的个数;然后,对所得的趋势项和波动项进行 FE 值解算;最后,将趋势项和波动项的熵值作为特征向量输入至(optimized support vector machine, OSVM)中,从而实现轴承不同故障类型的诊断。

与传统的特征提取方法相比,本文提出的方法选择趋势项与波动项这两个差别较大的分量计算模糊熵(FE)值,因此相较于传统方法而言,本研究方法更能反映信号故障的本质特征。将所提出的方法应用于轴承试验数据,结果表明,该方法能够有效区分滚动轴承的故障类型,是一种有效的故障诊断方法。

1 分解-特征提取

通过引言部分的文献分析可知,传统的多尺度分解方法如 EMD、变分模态分解等存在的不足之处在于:

1) 分解所得分量个数过多,在特征向量选择时无法确定选择某一个或某几个分量作为特征向量。

2) 选择过多分量作为特征向量,会在一定程度提高故障诊断精度;如文献[19]认为经过局部特征尺度分解后,选择前 5 个分解所得分量并求解其熵值构建特征向量。但此时在增加计算量的同时还会造成信息的冗余及冲突。

3) 多尺度分解所得分量中,低阶分量一般对应为高频分量,相邻分量之间的时间序列复杂程度较为接近,不具有明显区分性。

本文采用的 SPA 分解方法,分解所得分量个数为 2,分别为趋势项与波动项(也称为去趋势项),极大地简化了特征向量选择问题;同时,趋势项与去趋势项之间差别较大,可最大程度地反映不同尺度下时间序列之间的差别。

1.1 SPA 分解

SPA 最早应用于心电信号处理,其计算过程简单,运算量小,仅选择单一参数即可快速分离原始数据趋势项和去趋势项。目前文献主要应用于医学方面及地理领域^[20]。SPA 分解步骤为:

设原始信号为 $\mathbf{Z}$,其趋势项表示为 $\mathbf{Z}_t$ 。对 $\mathbf{Z}_t$ 构建线性观测模型

$$\mathbf{Z}_t = \mathbf{H}\theta + \mathbf{v} \tag{1}$$

式中 $\mathbf{H}$ 为观测矩阵, θ 为回归参数, $\mathbf{v}$ 为观测误差。

采用正则化最小二乘法,通过求解 θ 的最优解 $\hat{\theta}$,然后根据 $\hat{\mathbf{Z}}_t = \mathbf{H}\hat{\theta}$ 确定原始数据趋势项

$$\hat{\theta}_\lambda =$$

$$\arg \min_{\theta} \{ \|\mathbf{H}\theta - \mathbf{Z}\|^2 + \lambda^2 \|\mathbf{D}_d(\mathbf{H}\theta)\|^2 \} \tag{2}$$

式中 λ 为正则化参数, $\mathbf{D}_d$ 为第 d 阶微分算子的离散形式表达。

设原时间序列 $\mathbf{Z}$ 有 N 个局部极值点

$$\mathbf{Z}_t = [\mathbf{Z}_1, \mathbf{Z}_2, \dots, \mathbf{Z}_N] \tag{3}$$

推导得式(3)中任意阶趋势为

$$\mathbf{D}_d = \begin{bmatrix} \frac{d(\mathbf{Z}_{td})_1}{d\mathbf{Z}_1} & \dots & \frac{d(\mathbf{Z}_{td})_1}{d\mathbf{Z}_N} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ \frac{d(\mathbf{Z}_{td})_{N-d}}{d\mathbf{Z}_1} & \dots & \frac{d(\mathbf{Z}_{td})_{N-d}}{d\mathbf{Z}_N} \end{bmatrix} \tag{4}$$

使微分项 $\|\mathbf{D}_d(\mathbf{H}\theta)\|$ 趋于 0,求解式(4)可得

$$\hat{\theta}_\lambda = (\mathbf{H}^T \mathbf{H} + \lambda^2 \mathbf{H}^T \mathbf{D}_d^T \mathbf{D}_d \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{Z} \tag{5}$$

$$\hat{\mathbf{Z}}_t = \mathbf{H}\hat{\theta}_\lambda \tag{6}$$

为了简化观测矩阵 $\mathbf{H}$ 的选择,确定 $\mathbf{H}$ 为单位阵。选择式(4)中的阶次为 2 阶,形式为

$$\mathbf{D}_2 = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & -2 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & 1 & -2 & 1 \end{bmatrix} \tag{7}$$

消除趋势项后, $\mathbf{Z}$ 的去趋势项 $\mathbf{Z}_{det}$ 可表示为

$$\hat{\mathbf{Z}}_{det} = \mathbf{Z} - \mathbf{H}\hat{\theta}_\lambda =$$

$$[\mathbf{I} - (\mathbf{I} + \lambda^2 \mathbf{D}_2^T \mathbf{D}_2)^{-1}] \mathbf{Z} \tag{8}$$

式中 $\mathbf{L} = \mathbf{I} - [\mathbf{I} + \lambda^2 \mathbf{D}_2^T \mathbf{D}_2]^{-1}$,则式(8)表示为 $\hat{\mathbf{Z}}_{det} = \mathbf{L}\mathbf{Z}$ 。 $\mathbf{L}$ 可视为高通滤波器,通过选择正则化参数 λ ,可实现对 $\mathbf{Z}$ 的趋势项及去趋势项的分离。

1.2 模糊熵特征提取

采用文中第 1.1 节的 SPA 方法,实现对滚动轴承振动信号的多尺度分解,得到特征程度区分明显的趋势项和去趋势项。分别计算趋势项和去趋势项的 FE 值,即可确定特征向量。

模糊熵借用模糊函数概念,选择指数函数 $e^{-(d/r)^n}$ 作为模糊函数来测量两个向量之间的相似性。指数函数 $e^{-(d/r)^n}$ 具有以下特性^[21]:

1) 连续性保证其函数值不会产生突变。

2) 函数的凸性质保证了向量本身的自相似性最大。

对长度为 N 的时间序列 $x(i)$,其模糊熵的定义如下:

1) 按顺序定义 m 维向量

$$\mathbf{X}_i^m =$$

$$\{x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)\} - \{x_0(i)\} \tag{9}$$

式中 $i=1, 2, \dots, N-m+1$ 。 $\mathbf{X}_i^m$ 为从第 i 个点开始的连续 m 个去掉均值 $x_0(i)$ 的 $x(i)$ 值,其中

$$x_0(i) = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{m-1} x(i+j) \tag{10}$$

2) 定义 $\mathbf{X}_i^m$ 与 $\mathbf{X}_j^m$ 之间的距离为两者对应元素差值的最大值,即

$$d_{ij}^m = d[\mathbf{X}_i^m, \mathbf{X}_j^m] =$$

$$\max_{k \in (0, m-1)} \{ | [x(i+k) - x_0(i)] - [x(j+k) - x_0(j)] | \}$$

$$i, j = 1, 2, \dots, N-m; \quad i \neq j \tag{11}$$

3) 通过定义模糊函数 $\mu(d_{ij}^m, n, r)$,确定矢量 $\mathbf{X}_i^m$ 与 $\mathbf{X}_j^m$ 之间的相似度 D_{ij}^m

$$D_{ij}^m = \mu(d_{ij}^m, n, r) = e^{-(d_{ij}^m/r)^n} \tag{12}$$

式中模糊函数 $\mu(d_{ij}^m, n, r)$ 为指数函数; n, r 分别表示边界梯度和宽度。

4) 定义函数

$$\phi^m(n, r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \left(\frac{1}{N-m-1} \sum_{N-m} D_{ij}^m \right) \tag{13}$$

5) 对维数进行 $m+1$ 处理,重复步骤 1)~步骤 4),得

$$\phi^{m+1}(n, r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \left(\frac{1}{N-m-1} \sum_{j=N-m}^{N-m+1} D_{ij}^{m+1} \right) \quad (14)$$

6) 当 N 为有限长度时,可定义模糊熵为

$$F_e(m, n, r, N) = \ln \phi^m(n, r) - \ln \phi^{m+1}(n, r) \quad (15)$$

式(15)中 FE 参数的选择参考文献[21]。考虑嵌入维数 m 越大,则所需的数据长度越长,因此选择 $m=2$; n 决定了相似容限边界的梯度, n 越大则梯度越大,但会导致细节信息的丧失,因此选择 $n=2$; 相似容限 r 表示模糊函数边界的宽度。 r 过大会丢失统计信息, r 过小会增加对结果噪声的敏感性,且估计出的统计特性效果不理想,本文参考文献[21]选择 $r=0.15$ 。在 SPA 参数选择中,只需要调节正则化参数 λ ; λ 的取值具有一定的适应性,即相邻数值之间的 λ 选择对整体分解效果影响较小;结合文献[20]分析,当 λ 取值过小时,对趋势项的提取较为保守,此时趋势项与去趋势项之间差别较小,会导致两分量之间模糊熵差别不大,降低了各状态之间的可分性;当 λ 取值过大时,对趋势项的提取过于激进,所得到的不同故障状态的趋势项过于平稳,也会降低各状态的可分性。本文选择 $\lambda=5$,对原始轴承振动信号进行 SPA 分解。经过 SPAFE 对滚动轴承振动信号进行特征提取,即可实现不同故障类型的滚动轴承故障诊断。

2 OSVM 故障诊断

SVM 于 1995 年由 Vapnik 等人首次提出,是机器学习领域的典型算法。SVM 以统计学习为理论基础,通过非线性映射,将原始空间样本数据映射到高维特征空间,从而实现 SVM 理论分析[22]。SVM 作为有监督学习算法的代表,在进行故障诊断时需要惩罚参数和核函数参数进行调节,从而提高 SVM 的学习能力与自适应性。针对这一问题,采用遗传算法(genetic algorithm, GA)进行参数寻优。

GA 是一种基于生物进化思想的优化算法,于 1975 年由美国 Holland 教授提出[23]。从本质来看,它是一种求解问题的高度并行性全局搜索算法,能够在搜索进程中自动获取和积累相关搜索空间知识,从而自适应的控制搜索过程以求得最优解。经过不断发展,已成功应用于多个领域。本文利用 GA 对 SVM 参数进行优化的整体算法

流程如图 1 所示。经过 GA 优化的 SVM 模型记为 OSVM。

综上所述,本文所提出的 SPAFE-OSVM 滚动轴承故障诊断方法如下:

首先,对原始滚动轴承振动信号进行 SPA 分解,得到对应的趋势项及去趋势项,作为不同尺度下包含滚动轴承主要故障信息的分量。

其次,根据文中第 1.2 节设置的 FE 参数,分别计算趋势项和去趋势项的 FE 值,作为滚动轴承故障诊断的特征向量

$$\mathbf{T} = [F_{e, \text{trend}}, F_{e, \text{detrend}}] \quad (16)$$

最后,根据公式(16)得到的特征向量值作为 OSVM 分类器的属性值,通过 GA 算法自适应调节 SVM 参数,实现滚动轴承故障诊断。

基于 SPAFE-OSVM 的滚动轴承故障诊断方法流程图如图 2 所示。

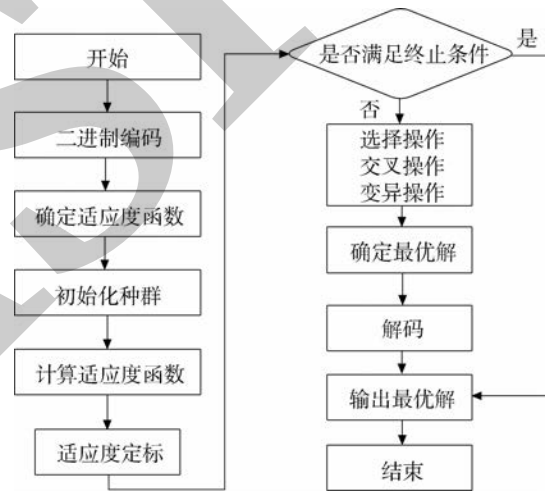


图 1 OSVM 算法

Fig. 1 OSVM algorithm

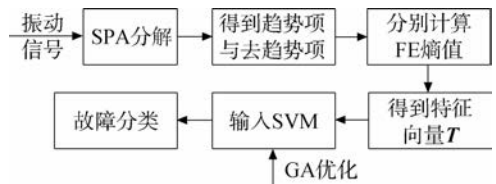


图 2 基于 SPAFE-OSVM 的滚动轴承故障诊断流程图

Fig. 2 Flow chart of rolling bearing fault diagnosis based on SPAFE-OSVM

3 实验分析

为了验证本文所提出的 SPAFE-OSVM 算法的有效性和准确性,选择 6205-2RS JEM SKF 深沟球轴承数据作为验证数据[24]。电动机负载为

735.5 W,轴承转速为 1 772 r/min;故障通过电火花技术布置,直径为 0.355 6 mm,深度为 0.279 4 mm,4 种状态的振动信号采样频率为 12 kHz。选取数据样本长度为 2 048;除正常状态(normal,记为 NORM)外,分别记三种故障状态为滚动体故障(rolling element fault,记为 REF)、内圈故障(inner race fault,记为 IRF)和外圈故障(outer race fault,记为 ORF)。4 种状态下轴承的振动加速度信号如图 3 所示。

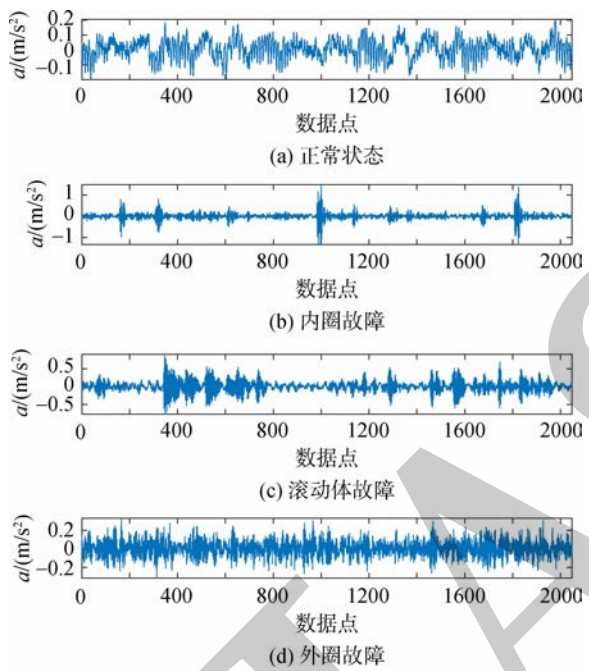


图 3 正常和具有故障轴承的振动信号
Fig. 3 Vibration signals from the normal and fault bearing

取正常状态、滚动体故障、内圈故障及外圈故障 4 种状态的样本各 80 组,共计 320 组数据。在故障诊断过程中,选择 4 种状态下各 80 组数据中的 40 组作为训练集(50%),余下 40 组作为测试集(50%),以验证算法的有效性。

首先对滚动轴承振动信号进行 SPA 分解。以正常状态的振动信号为例,按照文中第 1.2 节的初始条件设置,得到 $\lambda=5$ 下的 SPA 分解结果,如图 4 所示。

如图 4 所示,经过 SPA 分解后,所得的趋势项与去趋势项之间区分程度明显,且趋势项保留了原始信号的基本趋势特征及物理特性,证明了 SPA 算法对信号进行多尺度分解的合理性。图 4 中 SPA 算法的运行时间为 0.091 524 s,算法极为简单且具有快速性。

为了对比分析,采用 EMD 方法对图 4 中的正常状态振动信号进行多尺度分解。经过 EMD 分解,共得到 10 个 IMF 函数及 1 个趋势项,所得到的分量个数远大于 SPA 分解。选择前 4 个 IMF 进行显示,如图 5 所示。

如图 5 所示,相比 SPA 分解而言,EMD 分解所得到的 IMF 分量中相邻分量之间的差异性较

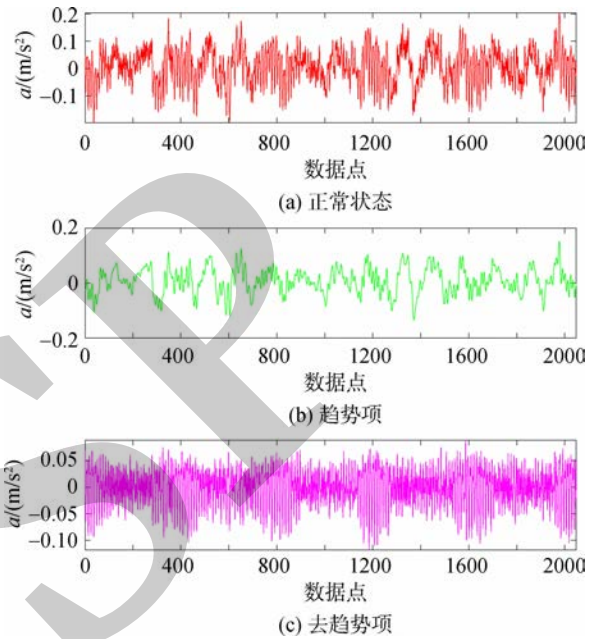


图 4 SPA 分解结果
Fig. 4 SPA decomposition result

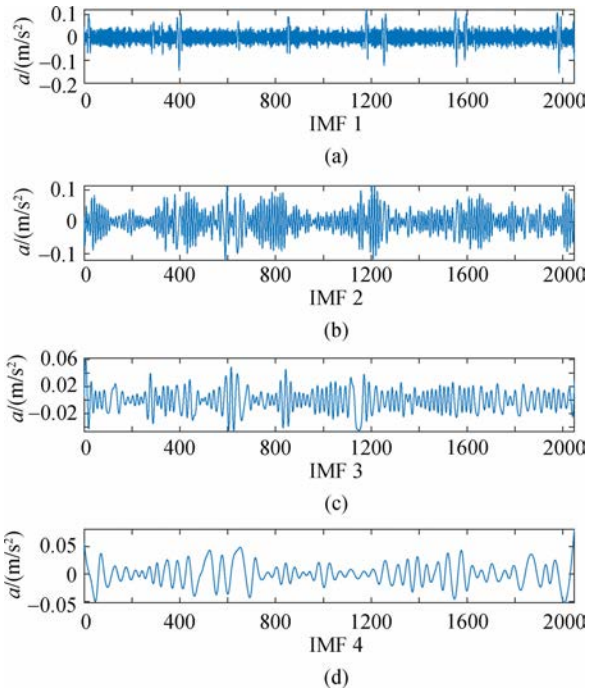


图 5 部分 EMD 分解结果
Fig. 5 EMD decomposition result

低。在后续特征提取过程中,各分量对应的特征量之间的差异低于 SPA 分解。

为了验证 SPAFE 算法对滚动轴承故障信号的特征向量提取能力,首先对采集到的 320 个样本进行 SPA 分解,然后分别对所得的趋势项和去趋势项进行 FE 值求解;对应结果如图 6 和图 7 所示。

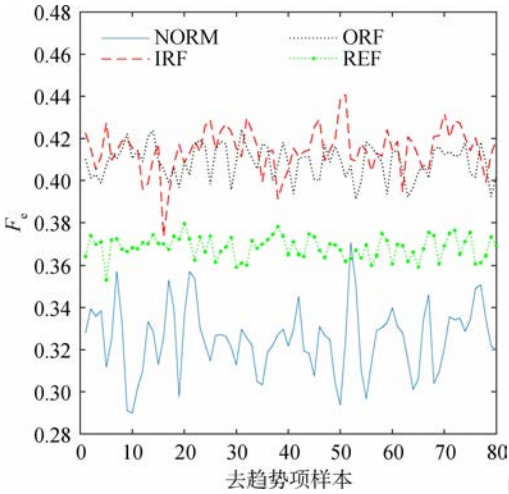


图 6 趋势项的模糊熵
Fig.6 Fuzzy entropy of trends

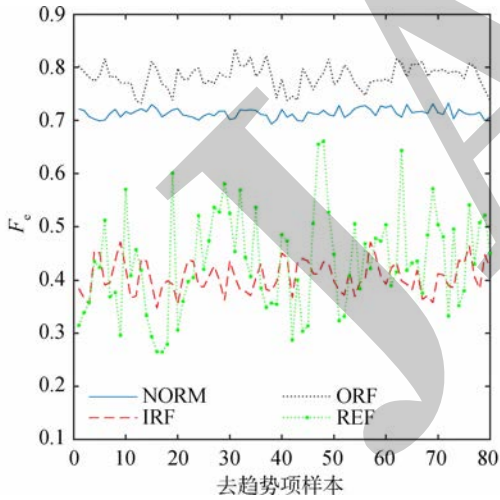


图 7 去趋势项的模糊熵
Fig.7 Fuzzy entropy of de-trends

如图 6 所示,趋势项的 FE 值较低。在数值形式上,对正常状态、滚动体故障状态进行了很好的区分,但在内圈故障状态和外圈故障状态中存在着一定程度的重叠,若直接进行 OSVM 分类容易造成误判;将趋势项的 FE 值作为特征向量 1,记为 $F_{e,trend}^{\lambda=5}$ 。

如图 7 所示,相比图 6 而言,去趋势项的 FE 值明显大于趋势项的 FE 值,这是因为去趋势项的时间序列复杂程度高于趋势项,在图 4 中也得

到了体现;利用去趋势项的 FE 值,可将正常状态与外圈故障状态进行有效区分,但在内圈故障状态与滚动体故障状态之间存在着重叠现象。结合图 6 分析可知,将去趋势项的 FE 值作为特征向量 2,记为 $F_{e,detrend}^{\lambda=5}$;将 $F_{e,trend}^{\lambda=5}$ 与 $F_{e,detrend}^{\lambda=5}$ 构成特征向量,即可完整概括故障信息。设置标签 1(L_1),标签 2(L_2),标签 3(L_3),标签 4(L_4)分别对应正常状态、内圈故障、滚动体故障及外圈故障。构造每一个样本的 OSVM 输入格式

$$T = [F_{e,trend}^{\lambda=5}, F_{e,detrend}^{\lambda=5}, L_i] \quad (17)$$

通过式(17)可知,本文基于 SPAFE 构建的滚动轴承特征向量,仅包含两个特征信息,简化了运算过程并提高了特征向量选择的自适应性。为了验证 SPAFE 的特征提取能力,单独采用 PE 及 FE 进行对比分析,将训练集输入至 OSVM 分类器中,对测试集进行验证。采用 PE 作为滚动轴承特征向量的故障诊断结果如图 8 所示。

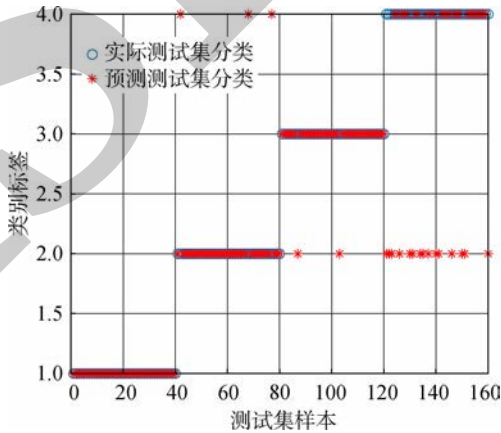


图 8 OSVM 故障诊断结果(排列熵)
Fig.8 OSVM diagnosis results (PE)

采用滚动轴承振动信号的 PE 作为特征向量,针对 4 种状态 160 个测试集,PE-OSVM 的故障诊断精度为 87.5%(140/160)。其中,正常状态的诊断结果为(40/40);内圈故障状态的诊断结果为(37/40);滚动体故障状态的诊断结果为(38/40);外圈故障状态的诊断结果为(25/40)。

继续验证基于 FE 算法的故障诊断性能,对滚动轴承故障信号进行 FE 值解算,并将 FE 值作为特征向量输入至 OSVM 分类器中,结果如图 9 所示。

采用滚动轴承振动信号的 FE 值作为特征向量,针对 160 个测试集,FE-OSVM 的故障诊断精度为 85%(136/160)。诊断精度与 PE 类似。其中,正常状态的诊断结果为(39/40);内圈故障状态的

诊断结果为(23/40);滚动体故障状态的诊断结果为(34/40);外圈故障状态的诊断结果为(40/40)。

采用本文所提出的 SPAFE-OSVM 方法进行故障诊断,首先对滚动轴承振动信号进行 SPA 分解,得到趋势项和去趋势项,然后分别计算 FE 值作为特征向量,将特征向量输入至 OSVM 分类器中,结果如图 10 所示。

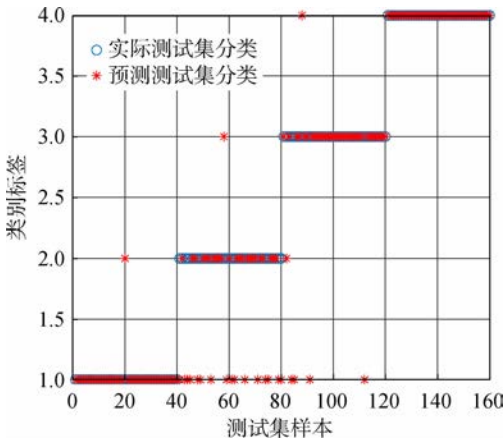


图 9 OSVM 故障诊断结果(模型熵)

Fig. 9 OSVM diagnosis results (FE)

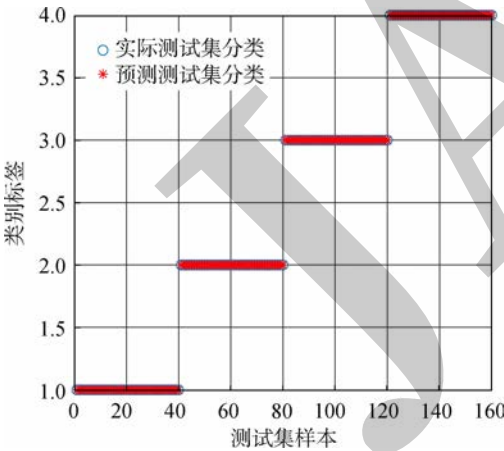


图 10 OSVM 故障诊断结果(SPAFE)

Fig. 10 OSVM diagnosis results (SPAFE)

对滚动轴承振动信号进行 SPA 分解之后,采用趋势项及去趋势项的 FE 值作为特征向量,针对 160 个测试集,采用 SPAFE-OSVM 的故障诊断精度为 100%(160/160)。对所有测试样本均实现了正确分类,有效提高了故障诊断精度。

为了对比分析与 EMDFE-OSVM 故障诊断方法之间的优势,首先对相同的样本数据进行 EMD 分解;然后计算各 IMF 分量与原始信号之间的相关系数;最后选择相关性较高的 IMF 分量并计算其 FE 值作为特征向量以进行故障诊断。

以信号 $x(t)$ 与 $y(t)$ 为例,采用互相关系数 ρ_{xy} 表示信号之间的相关性;其中 ρ_{xy} 的取值越大,表示两信号之间相关性越强。

$$\rho_{xy} = \frac{C_{xy}}{\sigma_x \sigma_y}$$

(18)

式中 C_{xy} 为互协方差函数。

与本文所提出的 SPAFE-OSVM 算法进行对比,在对比分析中,分别选择相关系数较大的前两项、前三项以及前四项 IMF,对比结果如表 1 所示。

表 1 对比分析

Table 1 Comparative analysis

特征向量	精度/%	时间/s
本文方法	100	0.426 322
前 2 项相关性较大 IMF	95	0.464 250
前 3 项相关性较大 IMF	98.75	0.614 167
前 4 项相关性较大 IMF	100	0.876 350

表 1 中,时间表示的是仅对一个样本进行分解并计算 FE 值所需要的时间;如果对所有的 320 个样本进行求解,EMDFE 求取特征向量需要花费更长时间;在计算过程中,求解相关系数的运算过程较为简单,因此表中未包含根据相关系数最大法选择 IMF 特征量的时间。由表 1 可知,IMF 分量个数选择为 4,其故障诊断精度才与本文达到一致,而此时对 4 个分量求取 FE 值的时间大于本文方法的 2 倍。相比之下,本文算法在计算精度、计算时间以及特征向量选取方面更具有优势。

为了验证 OSVM 能够有效提高 SVM 的学习能力及自适应性,对上文的方法选择 SVM 与 OSVM 进行对比,所得结果如表 2 所示,表 2 中

表 2 SVM 与 OSVM 的对比分析

Table 2 Comparative analysis of SVM and OSVM

算法	样本识别个数				精度/%
	正常状态	内圈故障	滚动故障	外圈故障	
PE-SVM	40	39	35	21	84.375
PE-OSVM	40	37	38	25	87.500
FE-SVM	40	13	27	40	75.000
FE-OSVM	39	23	34	40	85.000
EMD-SVM	40	40	36	40	97.500
EMD-OSVM	40	40	40	40	100.000
SPA-SVM	40	40	26	40	91.250
SPA-OSVM	40	40	40	40	100.000

各状态对应的数值为正确识别的个数,为了简化表格内容,仅选择 EMD 分解后相关系数较大的前 4 项 IMF 进行特征提取。

如表 2 所示,经过优化后的 SVM 学习能力显著增强,验证了遗传算法对于 SVM 参数寻优的合理性,本文选择 OSVM 作为故障诊断的工具,具有理论与精度上的优势。

4 结 论

本文提出了 SPAFE-OSVM 的滚动轴承故障诊断方法,首先采用 SPA 与 FE 相结合的方法对滚动轴承振动信号进行多尺度特征向量提取,通过 SPA 方法将信号分解为特征信息差异明显的趋势项和去趋势项,分别计算其 FE 值作为 OSVM 的特征向量,有效实现了对实验数据的故障诊断分析。实验结果表明:

- 1) SPA 分解能够有效分离原始信号的趋势项及去趋势项,在两个尺度下概括了原始振动信号的特征信息,有效提高了故障诊断精度。
- 2) SPA 分解所得变量个数更少,区分度更高,避免了传统多尺度分解中过多特征量的选取,有效提高了故障诊断效率与速度。
- 3) 采用智能算法优化 SVM,可以更加准确地选取 SVM 训练过程中的惩罚参数和核函数参数,提高了 SVM 的分类能力。

参考文献:

[1] 郑近德,姜战伟,代俊习,等. 基于 VMD 的自适应复合多尺度模糊熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 航空动力学报,2017,32(7):1683-1689.
ZHENG Jinde,JIANG Zhanwei,DAI Junxi,et al. VMD based adaptive composite multiscale fuzzy entropy and its application to fault diagnosis of rolling bearing[J]. Journal of Aerospace Power,2017,32(7):1683-1689. (in Chinese)

[2] 陈果. 含复杂滚动轴承建模的航空发动机整机振动耦合动力学模型[J]. 航空动力学报,2017,32(9):2193-2204.
CHEN Guo. Whole aero-engine vibration coupling dynamics model including modeling of complex ball and roller bearings[J]. Journal of Aerospace Power,2017,32(9):2193-2204. (in Chinese)

[3] 艾延廷,付琪,田晶,等. 基于融合信息熵距的转子裂纹-碰摩耦合故障诊断方法[J]. 航空动力学报,2013,28(10):2161-2166.
AI Yanting,FU Qi,TIAN Jing,et al. Diagnosis method for crack-rubbing coupled fault in rotor system based on integration of information entropy distance[J]. Journal of Aerospace Power,2013,28(10):2161-2166. (in Chinese)

[4] KAPPAGANTHU K,NATARAJ C. Nonlinear modeling

and analysis of a rolling element bearing with a clearance [J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation,2011,16(10):4134-4145.

[5] 李晓娟,曲建岭,邹文栋,等. 航空发动机状态参数的关联维数分析[J]. 计算机仿真,2013,30(9):56-59.
LI Xiaojuan,QU Jianling,ZOU Wendong,et al. Analysis of correlation dimension on aeroengine condition parameters[J]. Computer Simulation,2013,30(9):56-59. (in Chinese)

[6] 李兵,张培林,任国全,等. 形态学广义分形维数在发动机故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击,2011,30(10):208-211.
LI Bing,ZHANG Peilin,REN Guoquan,et al. Application of mathematical-morphology-based generalized fractal dimensions in engine fault diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock,2011,30(10):208-211. (in Chinese)

[7] PINCUS S M. Approximate entropy as a measure of system complexity[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America,1991,88(6):2297-2301.

[8] WANG F,ZHANG Y,ZHANG B,et al. Application of wavelet packet sample entropy in the forecast of rolling element bearing fault trend[C]// International Conference on Multimedia and Signal Processing (CMSP). Guilin, Guangxi:CMSP,2011:12-16.

[9] CHEN W,WANG Z,XIE H,et al. Characterization of surface EMG signal based on fuzzy entropy[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering,2007,15(2):266-272.

[10] 郑近德,代俊习,朱小龙,等. 基于改进多尺度模糊熵的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断,2018,38(5):929-934.
ZHENG Jinde,DAI Junxi,ZHU Xiaolong,et al. A rolling bearing fault diagnosis approach based on improved multiscale fuzzy entropy[J]. Journal of Vibration,Measurement and Diagnosis,2018,38(5):929-934. (in Chinese)

[11] BANDT C. Permutation entropy and order patterns in long time series[M]. New York: Springer International Publishing,2016.

[12] YAN R,LIU Y,GAO R X. Permutation entropy: a nonlinear statistical measure for status characterization of rotary machines[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2012,29(1):474-484.

[13] MOORE K J,KURT M,ERITEN M,et al. Wavelet-bounded empirical mode decomposition for measured time series analysis[J]. Nonlinear Dynamics,2018,93(3):1559-1577.

[14] HUANG N E,ZHENG S,LONG S R,et al. The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings Mathematical Physical and Engineering Sciences,1998,454:903-995.

[15] 石志标,陈斐,曹丽华. 基于排列熵与 IFOA-RVM 的汽轮

机转子故障诊断[J]. 振动与冲击, 2018, 37(5): 79-84.

SHI Zhibiao, CHEN Fei, CAO Lihua. Fault diagnosis of steam turbine rotor based on permutation entropy and IF-OA-RVM[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(5): 79-84. (in Chinese)

[16] 丁闯, 张兵志, 冯辅周, 等. 局部均值分解和排列熵在行星齿轮箱故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2017, 36(17): 55-60.

DING Chuang, ZHANG Bingzhi, FENG Fuzhou, et al. Application of local mean decomposition and permutation entropy in fault diagnosis of planetary gearboxes[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(17): 55-60. (in Chinese)

[17] 赵磊, 夏均忠, 李泽华, 等. 基于 VMD 样本熵和 LS-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 军事交通学院学报, 2017, 19(4): 43-47.

ZHAO Lei, XIA Junzhong, LI Zehua, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on VMD sample entropy and LSS-VM[J]. Journal of Military Transportation University, 2017, 19(4): 43-47. (in Chinese)

[18] 孙小棋, 李昕, 蔡二娟, 等. 改进模糊熵算法及其在孤独症儿童脑电分析中的应用[J]. 自动化学报, 2018, 44(9): 1672-1678.

SUN Xiaoqi, LI Xin, CAI Erjuan, et al. Improved fuzzy entropy and its application in autism[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(9): 1672-1678. (in Chinese)

[19] 郑近德, 程军圣, 杨宇. 基于 LCD 和排列熵的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2014, 34(5): 802-806.

ZHENG Jinde, CHENG Junsheng, YANG Yu. A rolling bearing fault diagnosis method based on LCD and permutation entropy[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2014, 34(5): 802-806. (in Chinese)

[20] 黄海峰, 易武, 易庆林, 等. 滑坡位移分解预测中的平滑先验分析方法[J]. 水文地质工程地质, 2014, 41(5): 95-100.

HUANG Haifeng, YI Wu, YI Qinglin, et al. Smoothness priors approach in displacement decomposition and prediction of landslides[J]. Hydrogeology and Engineering Geology, 2014, 41(5): 95-100. (in Chinese)

[21] 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. (in Chinese)

[22] TONG S, KOLLER D. Support vector machine active learning with applications to text classification[J]. Machine Learning Research, 2002, 2(1): 999-1006.

[23] 李艳军, 张建, 曹愈远, 等. 基于模糊信息粒化和优化 SVM 的航空发动机性能趋势预测[J]. 航空动力学报, 2017, 32(12): 3022-3030.

LI Yanjun, ZHANG Jian, CAO Yuyuan, et al. Forecasting of aero-engine performance trend based on fuzzy information granulation and optimized SVM[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(12): 3022-3030. (in Chinese)

[24] SMITH W A, RANDALL R B. Rolling element bearing diagnostics using the case western reserve university data: a benchmark study[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 64-65(3): 100-131.

(编辑: 叶 青)