

基于 RSGWPT-LCD 的轴承信号故障特征提取及模式识别*

王保华¹, 佟庆彬¹, 胡海², 曹君慈¹, 韩宝珠¹,
卢艳霞¹, 张卫东³, 朱颖¹

(1. 北京交通大学电气工程学院 北京, 100044) (2. 中国兵器工业导航与控制研究所 北京, 100089)
(3. 华北电力大学新能源电力系统国家重点实验室 北京, 102206)

摘要 为了有效提取滚动轴承振动信号的故障特征和提高分类识别精度,提出了一种基于冗余二代小波包变换-局部特征尺度分解(redundant second generation wavelet packet transform-local characteristic scale decomposition,简称 RSGWPT-LCD)和极限学习机(extreme learning machine,简称 ELM)相结合的故障特征提取和分类识别方法。首先,利用希尔伯特变换对原始振动信号进行处理,得到包络信号;其次,基于双层筛选机制,结合冗余二代小波包变换(redundant second generation wavelet packet transform,简称 RSGWPT)和局部特征尺度分解(local characteristic-scale decomposition,简称 LCD)方法对包络信号进行分解,筛选出包含主要信息的内禀尺度分量(intrinsic scale components,简称 ISCs);然后,对提取的各 ISCs 分量构建初始特征矩阵并进行奇异值分解(singular value decomposition,简称 SVD),将得到的奇异值作为表征各损伤信号的特征向量;最后,以提取的特征向量为输入样本,建立 ELM 模式分类器对滚动轴承损伤信号进行识别。信号仿真和实测数据表明,该方法可有效提取振动信号故障特征,提高分类识别精度,实现滚动轴承故障诊断。

关键词 滚动轴承;冗余二代小波包变换;局部特征尺度分解;极限学习机;特征提取;模式识别

中图分类号 TH132.3;TP277

引言

滚动轴承是现代机械设备的关键部件,在复杂和恶劣的条件下长期运行会导致滚动轴承产生各种故障。这些故障会使机械运行状态恶化,严重情况下会导致巨大的经济损失和严重的人员伤亡^[1]。滚动轴承具有局部故障时,振动信号由于一系列的脉冲冲击,含有丰富的故障信息^[2-3]。因此,基于振动信号的分析被广泛应用于滚动轴承的状态监测与故障诊断^[4-5]。通过运用信号处理技术,提取故障特征并进行分类识别,可以实现滚动轴承的故障诊断。然而,因为测量的振动信号为非线性和非平稳信号,受复杂的背景噪声影响,有用的故障信息太弱而难以区别。此外,由于滚动轴承的复杂性和结构的相关性,故障通常并不显现为单一故障,使特征提取更加复杂和分类准确度较低。因此,如何有效提取故

障特征和准确的故障分类识别已成为保证滚动轴承安全运行的一项紧迫任务。

特征提取的目的是提取机械设备运行状态下的特征用于故障分类。迄今为止,许多信号处理技术已被广泛应用于机械故障诊断领域,例如短时傅里叶变换、维纳分布和小波变换等^[6]。小波包变换是小波变换的一种改进方法,它可以分割高频信号并具有更好的时频局部化^[7]。第 2 代小波变换(second generation wavelet transform,简称 SGWT)是一种采用提升方案的新的的小波构造方法,与经典的离散小波变换相比,提供了一个完全的空间域变换^[8]。但 SGWT 在分解时由于提升方案固有的分割运算,具有平移变化和频率混叠现象。冗余二代小波包变换具有平移不变性,并且通过去除了分割步骤,预测和更新算子的补零,克服了提升方案的缺点^[9]。基于局部特征时间尺度的经验模式分解(empirical mode decomposition,简称 EMD)提供

* 新能源电力系统国家重点实验室资助项目(LAPS15019);国家自然科学基金资助项目(51575140);中央高校基本科研业务费专项基金资助项目(2014JBZ017)

收稿日期:2016-10-19;修回日期:2016-12-13

了到时频域对非线性、非平稳信号处理的新方法,可以自适应地将信号分解为一组固有模态函数(intrinsic mode functions,简称 IMF)。因此,EMD 方法对状态识别和滚动轴承故障诊断中的应用受到了更多的关注^[10-11]。然而,当 EMD 方法应用于非线性、非平稳信号时,因为模态混叠、末端效应和无法解释的负频率等问题,原始信号不能被精确分解。局部特征尺度分解方法可以减少无效分量和模态混叠,在处理非线性、非平稳信号方面优于 EMD^[12-13]。

故障特征提取后,需要对故障特征分类识别。当故障样本有限时,由于人工神经网络自身内在缺陷,使得到的分类结果并不令人满意。基于统计学习理论的支持向量机比人工神经网络泛化能力强,具有良好的全局最优解。然而,支持向量机的实现是基于近似的方法,在实际应用中分类结果与理论分析存在偏差^[14]。基于单隐层前馈神经网络的极限学习机(extreme learning machine,简称 ELM)和传统方法相比,具有很高的学习速度和良好的泛化性能,可提高分类识别的精度和稳定性^[15]。

笔者提出了基于 RSGWPT-LCD 和 ELM 相结合的特征提取和分类识别方法。首先,利用希尔伯特变换对原始振动信号进行处理,得到包络信号,基于能量比筛选方法对包络信号实行 RSGWPT 分解,去除随机噪声,并被分解成一系列含有故障特征的窄频带特征包;然后,利用 LCD 对特征包进行分解,信号被分解为一系列 ISCs,能量比筛选方法被用来消除 ISCs 中的虚假低频分量,对提取的各 ISCs 分量构建初始特征矩阵并进行奇异值分解,将得到的奇异值作为表征各损伤信号的特征向量;最后,将特征向量输入 ELM 实现故障分类。

1 RSGWPT-LCD 故障特征提取方法

1.1 冗余二代小波包变换

第 2 代小波包变换可以利用提升小波包分解对信号进行预处理,通过在低频段和高频段的每一个尺度进行分解,得到一系列的窄频带分量,实现低频段和高频段的多分辨分析。SGWPT 包括剖分、预测和更新 3 个步骤。剖分是一个下采样过程,会引起频率混叠。信号中的高频成分进行下采样运算后不再满足采样定理,会出现虚假的频率成分。冗余提升方案去除了剖分步骤,不进行下采样运算,故不会产生频率混叠。假设 P^j 和 U^j 分别为冗余提升方

案中第 j 层预测算子和更新算子, P^j 和 U^j 的系数可以通过在初始预测算子 P 和初始更新算子 U 用 0 填充 P_i 和 U_r 得到

$$P_i^j = p_0^0, \underbrace{0, \dots, 0}_{2^{j-1}}, \underbrace{p_1^0, 0, \dots, 0}_{2^{j-1}}, p_2^0, \dots, p_{N-2}^0, \underbrace{0, \dots, 0}_{2^{j-1}}, p_{N-1}^0 \quad (1)$$

$$U_r^j = u_0^0, \underbrace{0, \dots, 0}_{2^{j-1}}, \underbrace{u_1^0, 0, \dots, 0}_{2^{j-1}}, u_2^0, \dots, u_{M-2}^0, \underbrace{0, \dots, 0}_{2^{j-1}}, u_{M-1}^0 \quad (2)$$

根据冗余提升方案和 SGWPT,应用 P^j 和 U^j , 得到第 j 层 RSGWPT 的分解过程

$$\begin{cases} X_{j+1,2} = X_{j,1} - P^{j+1}(X_{j,1}) \\ X_{j+1,1} = X_{j,1} + U^{j+1}(X_{j+1,2}) \\ \dots \\ X_{j+1,2^{j+1}} = X_{j,2^j} - P^{j+1}(X_{j,2^j}) \\ X_{j+1,2^{j+1}-1} = X_{j,2^j} + U^{j+1}(X_{j+1,2^{j+1}}) \end{cases} \quad (3)$$

根据 RSGWPT 的分解过程可得到重建过程,包括恢复更新、恢复预测和合并 3 个步骤

$$\begin{cases} X_{j,2^j}^u = X_{j+1,2^{j+1}-1} - U^{j+1}(X_{j+1,2^{j+1}}) \\ X_{j,2^j}^p = X_{j+1,2^{j+1}} + P^{j+1}(X_{j,2^j}^u) \\ X_{j,2^j} = \frac{1}{2}(X_{j,2^j}^u + X_{j,2^j}^p) \\ \dots \\ X_{j,1}^u = X_{j+1,1} - U^{j+1}(X_{j+1,2}) \\ X_{j,1}^p = X_{j+1,2} + P^{j+1}(X_{j,1}^u) \\ X_{j,1} = \frac{1}{2}(X_{j,1}^u + X_{j,1}^p) \end{cases} \quad (4)$$

1.2 局部特征尺度分解

局部特征尺度分解方法是一种自适应时频分析方法,基于极值点的局部特征尺度参数,定义了一种瞬时频率具有物理意义的单分量信号。根据这种方法,通过定义一个基线和迭代-停止准则,任何复杂的信号都可以分解为一系列相互独立的内禀尺度分量和残余项的组合,即

$$x(t) = \sum_{i=1}^n \text{ISC}_i(t) + r_n(t) \quad (5)$$

其中: $\text{ISC}_i(t)$ 为第 i 个 ISC; $r_n(t)$ 为残余项。

LCD 方法^[12]描述如下。

1) 假设 (t_k, x_k) ($k=1, \dots, M$) 为信号 $x(t)$ 的所有极值,根据式(6),(7)分别计算 A_k ($k=2, \dots, M-1$) 和相应的 L_k ($k=2, \dots, M-1$)。

$$A_k = x_{k-1} + \frac{t_k - t_{k-1}}{t_{k+1} - t_{k-1}}(x_{k+1} - x_{k-1}) \quad (6)$$

$$L_k = aA_k + (1-a)x_k \quad (k=2, \dots, M-1) \quad (7)$$

其中: $a=0.5$ 。

因为 k 的值是从 2 到 $M-1$, 需要计算 L_1 和 L_M 的值。通过延拓, 得到左右两端的极值点 (t_0, x_0) 和 (t_{M+1}, x_{M+1}) , 进而可以得到 L_1 和 L_M 。

2) 利用三次样条插值拟合所有的 $L_k (k=1, \dots, M)$, 得到被定义为上包络和下包络均值的基线 $SL_1(t)$ 。原始信号和基线 $SL_1(t)$ 的差值为第 1 个分量 $h_1(t)$

$$h_1(t) = x(t) - SL_1(t) \quad (8)$$

如果 $h_1(t)$ 满足 ISC 的定义, 即为一个 ISC 分量, 输出 $h_1(t)$ 并令 $ISC_1 = h_1(t)$ 。

3) 否则, 将 $h_1(t)$ 作为原始数据, 重复上述步骤, 经过 m 次迭代运算, 直到 $h_{1m}(t)$ 满足 ISC 分量条件, 则 $h_{1m}(t)$ 为第 1 个 ISC 分量, 记为 $ISC_1(t)$ 。

4) 将第 1 个 ISC 分量从原始信号 $x(t)$ 中分离出来, 得到一个新的信号 $r_1(t)$, 即

$$r_1(t) = x(t) - ISC_1(t) \quad (9)$$

5) 将 $r_1(t)$ 作为原始信号, 重复上述步骤, 得到第 2 个内禀尺度分量。重复 n 次, 直到 $r_n(t)$ 单调或为一次函数为止。因此, $x(t)$ 被分解为 n 个内禀尺度分量和一个单调或常函数的残余项之和, 如式(6)所示。终止判据采用标准偏差法, 将第 1 个内禀尺度分量从原始信号 $x(t)$ 中分离。

1.3 基于两步筛选的 RSGWPT-LCD 故障特征提取

利用 LCD 进行信号分解时, 由于实际测量信号包含比较丰富的频率成分, 分解得到的 ISC_s 可能包含很宽的频带, 因此很难获得一个窄频带内的单分量信号。RSGWPT 方法具有正交性、完备性以及局部性等优点, 在信号分解时, 具有更好的局部时频定位能力和更窄频带内的信号分解能力。为了准确提取故障特征, 这里给出基于能量比两步筛选方案的 RSGWPT-LCD 信号分解方法。带有能量比筛选的 RSGWPT 作为预处理器将频率分量分割为一组窄频带信号, 带有能量比筛选的 LCD 在窄频带内提取故障特征。同时, 能量比两步筛选方案可以有效消除 RSGWPT 分解的冗余系数和 LCD 分解的冗余分量。

原始信号 $x(t)$ 可以写为

$$x(t) = \{X_{0,1}(k) \mid k=1, 2, \dots, K\} \quad (10)$$

其中: K 为信号长度。

对信号 $x(t)$ 实施 Hilbert 变换, 得到包络信号 $x_e(t)$ 。对包络信号 $x_e(t)$ 进行 j 层 RSGWPT 分解, 得到 2^j 个长度为 $K/2^j$ 的子频带系数 $C_{j,m}$, 即

$$C_{j,m} = \left\{ X_{j,m}(k) \mid k=1, 2, \dots, \frac{K}{2^j} \right\} \quad (11)$$

其中: j 为分解对应的层数; m 为在特定层数节点的次序; 每个小波包树的结点由一组整数 (j, m) 编号。

设第 j 层其他小波包系数为零, 系数 $C_{j,m}$ 通过 RSGWPT 分解的重构过程, 可以得到一个长度为 K 的重构信号 $p_j^m(t)$ 。每个重构信号对应的频率范围为 $F_j \approx \frac{F_s}{2^{j+1}}$ 。引入第 1 层筛选过程, 计算能量比^[16]为

$$L_j^m = \frac{\int v_{j,m}^2(t) dt}{\int x_c^2(t) dt} = \frac{\int (x_e(t) - p_j^m(t))^2 dt}{\int x_c^2(t) dt} \quad (12)$$

其中: $v_{j,m}(t)$ 为 $x_e(t)$ 和 $p_j^m(t)$ 的差值; $p_j^m(t)$ 为第 j 层非抽样提升小波包分解的第 m 个小波包系数重构得到的向量。

设定阈值, 仅保留能量比低于 0.99 的节点, 此时 $p_j^m(t)$ 将被认为是一个有意义的重构特征信号, 同时将其重新编号储存在数据集 $p_i(t)$ 中。如果能量比的值高于 0.99, 则 $p_j^m(t)$ 被认为是一个冗余的信号特征而被消除掉。经过第 1 层筛选后, 对数据集 $p_i(t)$ 中所选择的特征包进行 LCD 分解, $i=1, 2, \dots, l$, 为筛选后小波包系数的序号, 得到一组 ISC_s 分量 $C_{i,n}(t)$, i 和 n 分别为特征包数和分解的 ISC_s 分量数。给出能量比 $L_{i,n}$ 实施第 2 层筛选过程, 第 2 层筛选的目的是从 ISC_s 分量 $C_{i,n}(t)$ 中识别和选出与原信号关联度最高的 ISC_s 分量。

$$L_{i,n} = \frac{\int v_{i,n}^2 dt}{\int p^2(t) dt} = \frac{\int [p(t) - c_{i,n}(t)]^2 dt}{\int p_i^2(t) dt} \quad (13)$$

对于小于阈值 0.99 的能量比, 相应的 $C_{i,n}(t)$ 被看作为真正有意义的 ISC 分量, 并存储在数据集 $C_s(t)$ 中。否则, 将被视为冗余的 ISC 分量而被消除掉。最终应用 Hilbert 变换可以得到 Hilbert 谱和边际谱。

1.4 仿真信号分析

为了验证 RSGWPT-LCD 方法的有效性, 给出式(14)所示的调制信号。为了模拟实际情况, 在模拟信号中加入信噪比为 -1dB 白噪声, 以采样频率

$f_s = 1\ 024\text{Hz}$ 对信号进行离散化采样, 采样点数为 1 024。信号由两个载波频率分量(150 和 400Hz)组成, 且分别在时间区间 $[0, 0.5]$ 和 $[0.5, 1]$ 被 20 和 60Hz 调制。

$x(t) =$

$$\begin{cases} (1 + \cos(2\pi 20t_1))\cos(2\pi 150t_1) & (0 \leq t_1 < 0.5) \\ (1 + \cos(2\pi 60t_2))\cos(2\pi 400t_2) & (0.5 \leq t_2 < 1) \end{cases} \quad (14)$$

图 1 为仿真信号的时域波形图。图 2 为对仿真信号进行 Hilbert 包络得到的包络谱图。由于噪声掩盖了信号特征, 无法从时域图和原始包络谱图中得到特征频率。

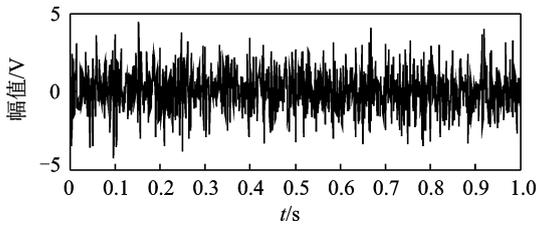


图 1 仿真信号时域图

Fig. 1 Time domain plot of the simulated signal

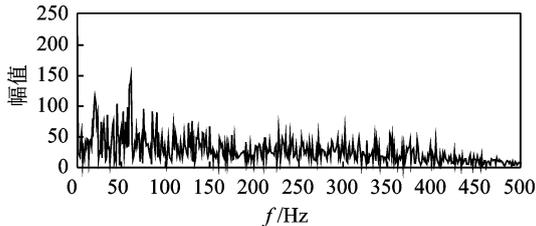


图 2 仿真信号包络谱图

Fig. 2 The envelop spectrum of the simulated signal

分别利用 LCD 和提出的 RSGWPT-LCD 方法对仿真信号进行分解, 分解结果和相应的频谱图如图 3, 4 所示。图 3 中, ISC_1 包含调制频率的倍频, ISC_2 和 ISC_3 分别包含调制频率 60 Hz 和 20Hz, 其余的 ISC 包含很多冗余的频率分量。从图 4 可以看到, 所提出的方法能够清楚地检测到频率为 20 Hz 和 60 Hz 的调制频率, 且分解结果中并没有无意义的冗余分量。图 5 为应用 RSGWPT-LCD 方法得到的 Hilbert 谱和边际谱。可以看出特征频率明显突出并去除了无意义的冗余频率分量, 可以有效消除信号噪声并提取信号的频率特征。

2 极限学习机

极限学习机是一种基于单隐层前馈神经网络的

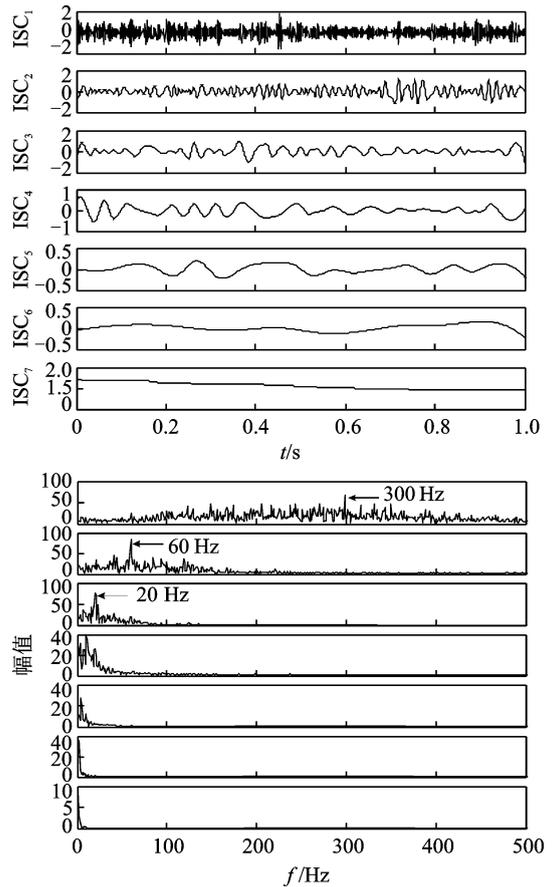


图 3 LCD 分解结果和相应的 ISCs 频谱图

Fig. 3 The decomposition results with LCD and corresponding frequency spectrums of ISCs

机器学习算法。传统的神经网络学习算法需要人为设置大量的网络训练参数, 很容易产生局部最优解^[15]。ELM 只需要设置网络的隐层节点个数, 在算法执行过程中不需要调整网络的输入权值以及隐元的偏置, 且产生唯一的最优解, 因此该算法具有学习速度快且泛化性能好的优点。

设存在任意 N 个不同样本 $(\mathbf{x}_i, y_i) \in \mathbf{R}^{n \times n}$, 其中: \mathbf{x}_i 为输入向量; y_i 为相应的期望输出。典型的具有 L 个隐节点的单隐层前馈神经网络可表示为

$$f_L(\mathbf{x}_i) = \sum_{j=1}^L \beta_j g(\mathbf{w}_j \mathbf{x}_i + b_j) = y_i \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (15)$$

其中: $\mathbf{w}_j = [\omega_{j1}, \omega_{j2}, \dots, \omega_{jN}]^T$ 为连接输入层与第 j 个隐节点的权向量; $\beta_j = [\beta_{j1}, \beta_{j2}, \dots, \beta_{jP}]^T$ 为连接第 j 个隐节点到输出层的权向量; b_j 为第 j 个隐节点的偏置量; $g(\mathbf{w}_j \mathbf{x}_i + b_j)$ 为输入样本 \mathbf{x}_i 的第 j 个隐节点的输出。

式(15)可以简化为

$$\mathbf{H}\beta = \mathbf{Y} \quad (16)$$

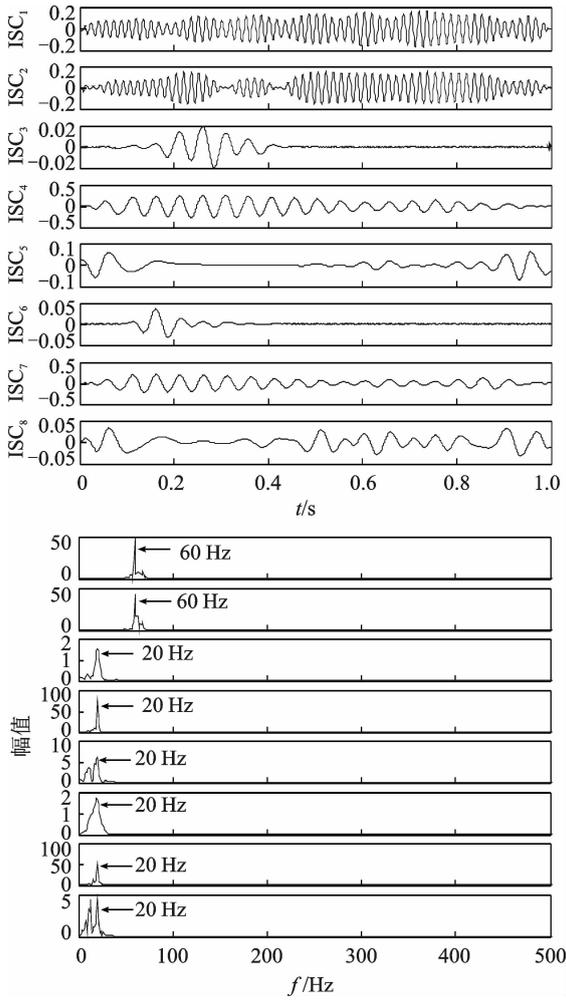


图 4 RSGWPT-LCD 分解结果和相应的 ISCs 频谱图
Fig. 4 The decomposition results with proposed RSGWPT-LCD and corresponding frequency spectrums

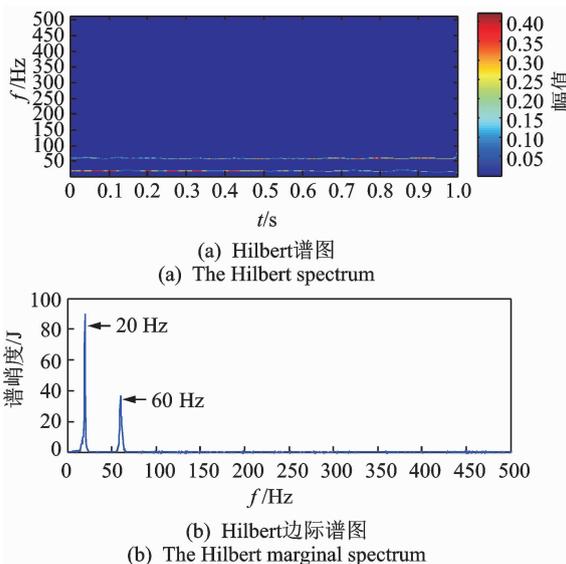


图 5 仿真信号利用 RSGWPT-LCD 方法
Fig. 5 The signal simulated using proposed method

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} G(\omega_1, b_1, x_1) & \cdots & G(\omega_L, b_L, x_1) \\ G(\omega_1, b_1, x_2) & \cdots & G(\omega_L, b_L, x_2) \\ \vdots & & \vdots \\ G(\omega_1, b_1, x_N) & \cdots & G(\omega_L, b_L, x_N) \end{pmatrix}_{N \times L}$$

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_L \end{pmatrix}_{L \times P}, \quad \mathbf{Y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_N \end{pmatrix}_{N \times P}$$

为了确定网络结构以拟合 N 个不同样本输入输出取得任意小的非零误差,可以随机选择 $L(L \leq N)$ 个隐节点。该隐节点具有随机的参数 ω_j 和偏置量 b_j ,从而确定 \mathbf{H} 。通过计算式(16)的最小二乘解,输出权值为

$$\boldsymbol{\beta} = \mathbf{H}^+ \mathbf{Y} \tag{17}$$

其中: \mathbf{H}^+ 为隐层输出矩阵 \mathbf{H} 的 Moore-Penrose 推广逆运算。

3 试验与分析

为了进一步验证所提出方法的有效性和可行性,给出实际滚动轴承的振动试验。振动数据取自美国凯斯西储大学轴承数据中心提供的数据^[17],轴承型号为 6205-2RS JEM SKF,试验中转速设置为 1 797 r/min,采样频率为 12 kHz,采样点数为 1 024,故障位置覆盖外圈、内圈和滚动体,经计算滚动轴承滚动体、外圈和内圈的故障特征频率分别为 141.17,162.19 和 107.37Hz。

图 6 为滚动轴承滚动体的时域故障振动信号。可以看到,滚动体故障振动信号中存在明显的冲击信号,但成分复杂,故障特征信息淹没在强背景噪声中,不能从中识别出故障特征频率,因此,需要对其进行分析并与相应的特征频率(141.17 Hz)进行比较。对故障信号进行包络分析,如图 7 所示。可以看到,在频谱图中虽然存在故障特征频率,但被噪声和谐波干扰,因此单纯的包络谱分析无法给出准确判断故障状态的信息。

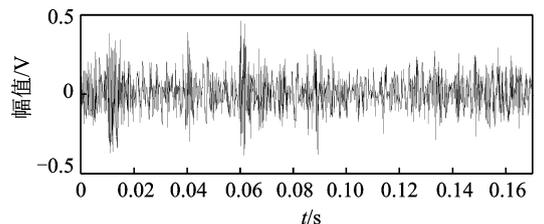


图 6 滚动体缺陷信号时域图
Fig. 6 Time domain plot of the rolling element defect signal

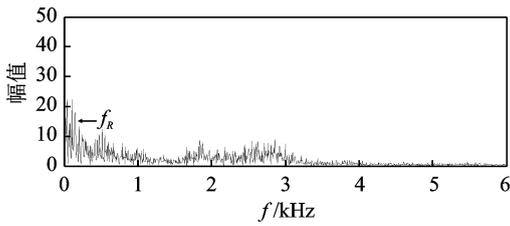


图7 滚动体缺陷信号包络谱图

Fig. 7 The envelope spectrum of the rolling element defect signal

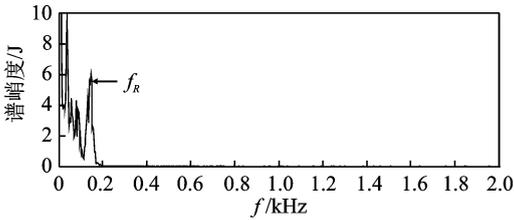


图8 应用RSGWPT-EMD的Hilbert边际谱图

Fig. 8 The Hilbert marginal spectrum of the rolling element defect using RSGWPT-EMD

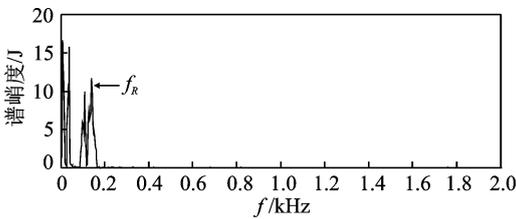


图9 应用WPT-LCD的Hilbert边际谱图

Fig. 9 The Hilbert marginal spectrum of the rolling element defect using WPT-LCD

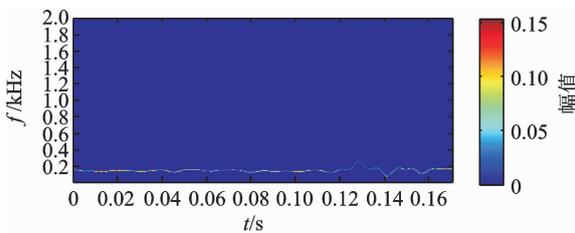
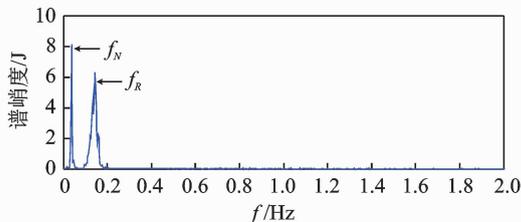
(a) Hilbert谱
(a) The Hilbert spectrum(b) Hilbert边际谱
(b) The Hilbert marginal spectrum

图10 RSGWPT-LCD处理结果

Fig. 10 The results using RSGWPT-LCD

选过程,采用RSGWPT-EMD,不带筛选的小波包换和局部特征尺度分解(wavelet packet transform, local characteristic-scale decomposition,简称WPT-LCD)和笔者提出的方法,对图6所示的滚动体振动信号进行处理,得到图8~10所示的Hilbert边际谱图。可以看出,相比于采用RSGWPT-EMD和WPT-LCD方法的处理结果,提出的RSGWPT-LCD方法由于有效去除噪声和自适应地ISCs选择,提供了更好的故障特征提取结果。可见,所提出的方法可以将滚动轴承发生故障时产生的故障特征清楚地提取出来。

为了给出直观的分类结果,经过RSGWPT-LCD方法提取滚动体故障特征之后,利用ELM实现故障模式识别。由于SVD本身具有良好的稳定性、尺度不变性和旋转不变性等特性,因此利用SVD对提取的各ISCs分量进行分解,并将得到的奇异值作为表征各损伤信号的特征向量输入到ELM实现故障分类。每一个振动信号代表一个工作状态,将前12k个点分为40个子信号,每一个子信号代表一个样本。因此,每种工作状态可以获得40个样本,7种工作状态共计有 7×40 个样本。样本被分为训练样本和测试样本,3个数据集的详细描述如表1所示。为了提高分类精度,每次试验重复30次,3个数据集的平均分类精度如表2所示。

表1 样本数据集详细分类

Tab. 1 Detailed classification of sample data sets

数据集	训练 样本数	测试 样本数($\times 2.54$ cm)	缺陷	运行 状态	类别
A	20	20	0	标准	1
	20×3	20×3	0.007	类型缺陷	2, 3, 4
B	20	20	0	标准	1
	20×3	20×3	0.021	类型缺陷	2, 3, 4
C	20	20	0	标准	1
	20×3	20×3	0.007	类型缺陷	2, 3, 4
	20×3	20×3	0.021	类型缺陷	5, 6, 7

表2 基于不同方法的ELM分类结果

Tab. 2 The classification results of ELM based on different method %

分类方法	数据集 A	数据集 B	数据集 C
RSGWPT+ELM	96.86	96.59	91.85
LCD+ELM	96.81	96.54	91.87
WPT-LCD+ELM	97.89	97.81	95.03
RSGWPT-EMD+ELM	97.95	97.95	95.87
RSGWPT-LCD+ELM	99.65	99.58	99.45

为了有效提取滚动轴承故障特征,基于两步筛

为了提高分类精度,每次试验重复30次,利用不同方法对3个数据集进行分类识别,平均分类结果如表2所示。可以看出,运用所提出的方法对数据集A、B和C进行检验,正确识别率分别为99.65%,99.59%和99.45%,表明该方法能够对滚动轴承振动信号进行有效的分类识别。RSGWPT-LCD融合了RSGWPT和LCD方法的优点,其双层筛选机制可以有效去除冗余特征,相比于RSGWPT和LCD的分类结果,所提出的方法给出了更好的分类结果。同时,RSGWPT-LCD+ELM方法的分类结果也优于WPT-LCD+ELM和RSGWPT-EMD+ELM方法的分类结果。另外,在数据集C的情况下,所有方法的分类精度均低于数据集A和B的分类精度,这是因为数据集C考虑了7种情况的工作状态,数据量较大,而数据集A和B分别考虑了4种情况的工作状态。相比于其他方法,所提出的方法在数据集C中的分类结果更为突出,分类精度也高。

在滚动轴承的故障特征提取和模式识别中,文献[18]利用相空间重构提取故障特征,并将提取到的故障特征输入半监督极限学习机,在测试样本为40组的情况下得到的分类准确率为98%。文献[19]利用小波分析提取滚动轴承振动信号的故障特征,利用改进的极限学习机并结合遗传算法对故障特征进行分类识别,得到的分类正确率93.5%。文献[20]利用EMD提取与原信号相关度较大的故障特征,并输入到极限学习机,得到的最终分类准确率为92.5%。与上述方法相比,笔者提出的方法是对分类识别前的故障特征提取方法进行改进,从而提升故障识别准确率。以最终测试所得的分类准确率来说,笔者提出的方法准确率可达99%以上,且测试样本为140组,分类精度更高,这说明在故障特征提取方面是有效的,该方法具有适用性。

4 结束语

针对滚动轴承在强噪声环境下故障信号微弱、故障特征难以提取等问题,为了有效提取振动信号故障特征和提高分类识别精度,提出了一种基于RSGWPT-LCD和ELM的滚动轴承故障诊断方法。利用包含不同频率分量信号和实际轴承振动信号对所提出的方法进行验证,并与其他方法进行比较。所提出的方法具有较强的降噪能力、易于实现,能准确有效地提取隐藏在强噪声和强干扰背景下的故障特征信息,分类识别精度较高,适用于轴承故障

的监测与诊断,具有较高的工程使用价值。

参 考 文 献

- [1] Liu Yu, Zhang Junhong, Bi Fengrong, et al. A fault diagnosis approach for diesel engine valve train based on improved ITD and SDAG-RVM [J]. *Measurement Science and Technology*, 2015, 26(2): 025003.
- [2] 张丹, 隋文涛. 基于子小波布置和系数融合的轴承故障诊断 [J]. *振动、测试与诊断*, 2016, 36(1): 182-186.
Zhang Dan, Sui Wentao. Fault diagnosis of bearings based on baby wavelet deployment and coefficients integration [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2016, 36(1): 182-186. (in Chinese)
- [3] Lei Yaguo, Lin Jing, He Zhengjia, et al. Application of an improved kurtogram method for fault diagnosis of rolling element bearings [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, 25 (5): 1738-1749.
- [4] 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): 150-166.
- [5] Wang W, Lee H. An energy kurtosis demodulation technique for signal denoising and bearing fault detection [J]. *Measurement Science and Technology*, 2013, 24 (2): 025601.
- [6] Samuel P D, Pines D J. A review of vibration-based techniques for helicopter transmission diagnostics [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2005, 282 (1): 475-508.
- [7] Xu Qisheng, Li Zhuguo. Recognition of wear mode using multi-variable synthesis approach based on wavelet packet and improved three-line method [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21 (8): 3146-3166.
- [8] Sweldens W. The lifting scheme: a construction of second generation wavelets [J]. *SIAM Journal on Mathematical Analysis*, 1998, 29(2): 511-546.
- [9] Zhou Rui, Bao Wen, Li Ning, et al. Mechanical equipment fault diagnosis based on redundant second generation wavelet packet transform [J]. *Digital Signal Processing*, 2010, 20(1): 276-288.
- [10] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis [C] // *Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*. [S. l.]: The Royal Society, 1998, 454(1971): 903-995.

- [11] 陈凯, 李富才, 李鸿光. 快速自适应经验模态分解方法及轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2016, 36(4): 647-652.
Chen Kai, Li Fucui, Li Hongguang. Rolling bearing fault diagnosis based on fast adaptive empirical mode decomposition [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2016, 36(4): 647-652. (in Chinese)
- [12] Zheng Jinde, Cheng Junsheng, Yang Yu. A rolling bearing fault diagnosis approach based on LCD and fuzzy entropy [J]. Mechanism and Machine Theory, 2013, 70(6): 441-453.
- [13] 程军圣, 郑近德, 杨宇. 一种新的非平稳信号分析方法—局部特征尺度分解法[J]. 振动工程学报, 2012, 25(2): 215-220.
Cheng Junsheng, Zheng Jinde, Yang Yu. A nonstationary signal analysis approach—the local characteristic-scale decomposition method [J]. Journal of Vibration Engineering, 2012, 25(2): 215-220. (in Chinese)
- [14] Yang B S, Hwang W W, Kim D J, et al. Condition classification of small reciprocating compressor for refrigerators using artificial neural networks and support vector machines [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2005, 19(2): 371-390.
- [15] Huang Guangbin, Zhou Hongming, Ding Xiaojian, et al. Extreme learning machine for regression and multi-class classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2012, 42(2): 513-529.
- [16] Guo Song, Gu Guochang, Li Changyou. An algorithm for improving Hilbert-Huang transform [C]//International Conference on Computational Science. Berlin, Heidelberg: Springer, 2007: 137-140.
- [17] Case Western Reserve University bearing data center website [EB/OL]. [2016-10-19]. <http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/pages/download-data-file>
- [18] 袁洪芳, 张雪, 王华庆. 基于半监督极限学习机的轴承故障诊断[J]. 测控技术, 2016, 35(3): 13-21.

Yuan Hongfang, Zhang Xue, Wang Huaqing. Fault diagnosis of rolling bearing based on a semi-supervised extreme learning machine [J]. Measurement & Control Technology, 2016, 35(3): 13-21. (in Chinese)

- [19] 黄勤芳, 程艳, 陈伟珍. 改进极限学习机在滚动轴承振动故障诊断中的应用[J]. 机械设计与制造, 2016(1): 80-87.

Huang Qinfang, Cheng Yan, Chen Weizhen. Application of rolling bearing for fault diagnosis based an improved extreme learning machine [J]. Machinery Design & Manufacture, 2016(1): 80-87. (in Chinese)

- [20] 秦波, 刘永亮, 王建国, 等. 基于极限学习机的滚动轴承故障诊断方法[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2016(5): 103-106.

Qin Bo, Liu Yongliang, Wang Jianguo, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on the extreme learning machine [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2016(5): 103-106. (in Chinese)



第一作者简介: 王保华,男,1976年12月生,讲师、博士生。主要研究方向为智能检测与控制,电子技术、网络技术、嵌入式系统及机车控制技术。曾发表《A dynamic linear hashing method for redundancy management in train ethernet consist network》(《Mathematical Problems in Engineering》2016, Vol. 2016)等论文。

E-mail: bhwang@bjtu.edu.cn

通信作者简介: 佟庆彬,男,1974年8月生,博士、副教授、博士生导师。主要研究方向为智能检测与控制,故障诊断、损伤评估及寿命预测,轨道交通牵引传动与控制,信息处理。

E-mail: tqbin818@126.com