

基于 CEEMDAN 排列熵与 SVM 的螺旋锥齿轮故障识别*

蒋玲莉^{1,2}, 谭鸿创¹, 李学军^{1,2}, 雷家乐¹

(1. 湖南科技大学机械设备健康维护省重点实验室 湘潭, 411201)

(2. 佛山科学技术学院机电工程与自动化学院 佛山, 528225)

摘要 针对轮齿振动信号识别诊断困难的问题,提出以自适应噪声完备经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise,简称 CEEMDAN)排列熵为敏感特征量,通过支持向量机(support vector machine,简称 SVM)进行模式识别,实现螺旋锥齿轮故障辨识的方法。首先,将振动信号进行 CEEMDAN,得到一系列从高频到低频的内禀模态函数(intrinsic mode function,简称 IMF),利用相关系数计算各 IMF 分量与原始信号的相关程度,结合信噪比的大小进行含主要故障信息的 IMF 分量优选;其次,采用重叠组合法对排列熵计算过程中的关键参数——嵌入维数和时延进行优选;最后,以优选 IMF 的排列熵值组成特征向量,训练多分类 SVM 进行螺旋锥齿轮故障辨识。将该方法用于 3 种不同程度螺旋锥齿轮断齿故障的诊断识别,并与基于集总经验模态分解排列熵、经验模态分解排列熵方法进行比较,结果表明,基于 CEEMDAN 排列熵的故障诊断方法可以更加准确地识别螺旋锥齿轮的故障类型。

关键词 螺旋锥齿轮; 故障诊断; 自适应噪声完备经验模态分解; 排列熵; 支持向量机

中图分类号 TH132.422; TH113.1

引言

螺旋锥齿轮传动因其重叠系数大、承载能力强、传动比高、传动平稳和噪声小等优点,被广泛应用于航空、汽车和矿山等机械传动领域,是机械工程中重要的基础传动件。由于制造和装配误差,以及运行过程中的润滑不良和超速超载工作等因素,螺旋锥齿轮易发生损伤和故障,由此导致振动异常等,影响整个传动系统的正常运行。对螺旋锥齿轮的运行状态进行监测和诊断,确保整个传动系统安全、高效、稳定运行,具有重要的现实意义。

由于螺旋锥齿轮副啮合对数、啮合点位置及瞬时传动比不断变化,轮齿在啮合过程中不断撞击,因此振动信号异常复杂,故障出现时信号更是呈现强非线性非平稳特性,故障特征信息被淹没在强噪声中,非常微弱,难以识别,是其故障诊断的难点^[1-2]。为了实现螺旋锥齿轮故障的有效诊断,近年来国内外学者开展了部分螺旋锥齿轮典型故障诊断研究^[3-5],主要集中在基于小波分解的特征提取上,例如基于离散小波弧齿锥齿轮的故障诊断方法^[4]以及自适应提升多小波的螺旋锥齿轮的故障诊断方法

等^[5]。总体来说,相对于平行轴齿轮系及行星轮系齿轮故障诊断研究,交叉轴螺旋锥齿轮故障诊断方法研究还不够深入^[6-7]。

继小波分解后,经验模态分解(empirical mode decomposition,简称 EMD)在工程实际中被证明是优于小波分解的信号处理方法^[8],适用于螺旋锥齿轮故障特征提取,但存在模态混叠问题。Wu 等^[9]对 EMD 进行了改进,提出集总经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition,简称 EEMD)。EEMD 在一定程度上有效缓解 EMD 分解模态混叠现象,但由于 EEMD 加入高斯白噪声,无法得到 IMF 精确重建原始信号,使分解得到的 IMF 数量不尽相同,且存在迭代运行高、计算效率低的问题。互补集总经验模态分解(complementary ensemble empirical mode decomposition,简称 CEEMD)^[10]解决了 EEMD 无法精确重构的问题,可极大降低重构误差,提高计算效率,但存在产生不同数量 IMF 的弊端。针对以上算法的缺陷,自适应噪声完备经验模态分解^[11]是对 EMD, EEMD 和 CEEMD 的发展和继承,其在执行分解的各阶段添加自适应的高斯白噪声,消除虚假的 IMF,重构误差接近于 0,分解效

* 国家自然科学基金资助项目(11872022, 51575177);湖南省科技厅“科技人才专项-湖湘青年英才”资助项目(2017RS3049);湖南省科技厅重点研发计划资助项目(2015JC3108)

收稿日期:2019-01-27;修回日期:2019-04-09

率高且极其完整^[12-13]。

通过EMD, EEMD, CEEMD和CEEMDAN分解获得IMF构造敏感特征量,是故障诊断领域行之有效的有效的方法,例如以IMF能量、熵和能量熵等为典型故障敏感特征量^[14-15]。随着熵理论的发展,排列熵(permutation entropy,简称PE)^[16]被提出,它具有计算量少、鲁棒性强等特点,可以用于检测时间序列随机性、复杂性以及振动信号突变^[17-18],已在机械故障诊断领域初步应用。施莹等^[19]为提高列车轮轴承故障诊断效率,提出排列熵与EEMD相结合的方法。丁闯等^[20]研究行星齿轮箱3种状态的排列熵,提出局部均值分解和排列熵的行星齿轮箱故障诊断方法。螺旋锥齿轮在故障状态下运行时,其振动信号复杂多变,而排列熵可在复杂多变的运动中找到规律,CEEMDAN排列熵可作为螺旋锥齿轮故障敏感特征量,用于其状态识别。

由于螺旋锥齿轮早期故障特征信息微弱,关键信息完全淹没在噪声中,在进行故障特征提取之前,仅检测待测信号的动力学突变难以准确实现故障辨识,笔者结合SVM开展螺旋锥齿轮故障状态识别研究。在深入研究CEEMDAN和排列熵的基础上,针对螺旋锥齿轮故障机理及其振动信号特征,将实测信号用CEEMDAN得到若干IMF,利用相关系数计算各IMF分量与原始信号的相关程度,结合信噪比的大小,提取包含主要故障信息的IMF的排列熵,作为特征向量输入SVM,通过SVM进行故障状态分类与识别,实现螺旋锥齿轮典型故障的诊断。

1 基本理论

1.1 CEEMDAN基本原理

CEEMDAN通过向原始信号进行EMD的各阶段添加自适应的高斯白噪声,消除虚假的IMF。令 $M_k(\bullet)$ 为经过EMD所产生的第 k 个内禀模态函数,CEEMDAN产生的第 k 个内禀模态函数定义为 $\overline{\text{IMF}}_k$,则CEEMDAN的分解流程如下。

1) 令原始时间序列信号为 $y(n)$,加入高斯白噪声 $w^i(n)$ 得到新信号 $y^i(n) = y(n) + \gamma_0 w^i(n)$,其中, γ_0 为噪声标准差。CEEMDAN对信号 $y^i(n)$ 执行 I 次分解,得到第1阶内禀模态函数为

$$\overline{\text{IMF}}_1(n) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I \text{IMF}_1^i(n) = \overline{\text{IMF}}_1(n) \quad (1)$$

2) 在分解的第1阶段($k=1$)得到第1阶余量信号,即 $r_1(n) = y(n) - \overline{\text{IMF}}_1(n)$ 。

3) 对新的余量信号 $r_1(n) + \gamma_1 M_1(w^i(n))$ 进行

EMD,得到第1个内禀模态函数时停止,获得CEEMDAN的第2个内禀模态函数为

$$\overline{\text{IMF}}_2(n) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I M_1(r_1(n) + \gamma_1 M_1(w^i(n))) \quad (2)$$

4) 以此类推,当 $k=2, 3, \dots, K$ 时,第 k 个余量信号为

$$r_k(n) = r_{k-1}(n) - \overline{\text{IMF}}_k(n) \quad (3)$$

对 $r_k(n)$ 进行EMD,得到第1阶内禀模态函数时停止,获得CEEMDAN的第 $k+1$ 个内禀模态函数为

$$\overline{\text{IMF}}_{k+1}(n) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I M_1(r_k(n) + \gamma_k M_k(w^i(n))) \quad (4)$$

5) 多次执行步骤4,直至余量不能继续分解,即余量信号的极值点个数最多为两个。最终的余量满足

$$R(n) = y(n) - \sum_{i=1}^K \overline{\text{IMF}}_i \quad (5)$$

其中: K 为CEEMDAN算法分解所得到的内禀模态函数个数。

因此,原始时间序列信号 $y(n)$ 可表示为

$$y(n) = \sum_{i=1}^K \overline{\text{IMF}}_i + R(n) \quad (6)$$

1.2 排列熵基本原理及参数选取

1.2.1 排列熵原理

熵可用于描述数据信息的不确定性,而排列熵具有可准确刻画复杂时间序列突变性的特点,对动态的数据变化有很强的敏感性,通过排列熵值的变化来反映设备的不同运行状态,从而达到异常检测的目的,其算法过程如下。

假设长度为 N 的时间序列 $\{a(i), i=1, 2, \dots, N\}$,对其进行相空间重构,得到新的重构矩阵 H 为

$$H = \begin{bmatrix} H(1) \\ H(2) \\ \vdots \\ H(j) \\ \vdots \\ H(Q) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a(1) & a(1+t) & \cdots & a(1+(m-1)t) \\ a(2) & a(2+t) & \cdots & a(2+(m-1)t) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a(j) & a(j+t) & \cdots & a(j+(m-1)t) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a(Q) & a(Q+t) & \cdots & a(Q+(m-1)t) \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中: $j=1,2,\dots,Q$; m 为嵌入维数; t 为时延; $Q+(m-1)t=n$ 。

将重构矩阵 H 中的第 j 个重构分量 $H(j)=\{a(j) a(j+t) a(j+(m-1)t)\}$ 按照升序重新排列,即

$$H(j)=\{a(j+(i_1-1)t)\leq a(j+(i_2-1)t)\leq \dots \leq a(j+(i_m-1)t)\} \quad (8)$$

其中: i_1, i_2, \dots, i_m 为 $H(j)$ 分量中元素所在列的位置。

如果存在 $a(j+(i_e-1)t)=a(j+(i_c-1)t)$, 则按照 e, c 的大小来排序,即 $e>c$ 时,有 $a(j+(i_e-1)t)\geq a(j+(i_c-1)t)$;反之亦然。

因此,任意一个包含于重构矩阵 H 分量 $H(j)$ 都可得到对应的位置序列

$$S(j)=(i_1, i_2, \dots, i_m) \quad (j=1, 2, \dots, q) \quad (9)$$

其中: $q\leq m!$; $S(j)$ 为 $m!$ 种代码序列中的一种。

m 个不同的代号 $[i_1, i_2, \dots, i_m]$ 有 $m!$ 种不同的排列组合,即有 $m!$ 种不同的符号序列。

接着,计算每一种代码序列出现的概率 $P_1, P_2, \dots, P_q, \sum_{j=1}^q P_j=1$, 此时信号的时间序列

$\{a(i), i=1, 2, \dots, N\}$ 的排列熵可以根据 Shannon 熵的形式定义为

$$L_{PE}(m)=-\sum_{j=1}^q P_j \ln P_j \quad (10)$$

当 $P_j=1/m$ 时, $L_{PE}(m)$ 取得最大值 $\ln(m!)$ 。借助 $\ln(m!)$ 将排列熵 $L_{PE}(m)$ 进行标准化处理,即

$$L_{PE}=L_{PE}(m)/\ln(m!) \quad (11)$$

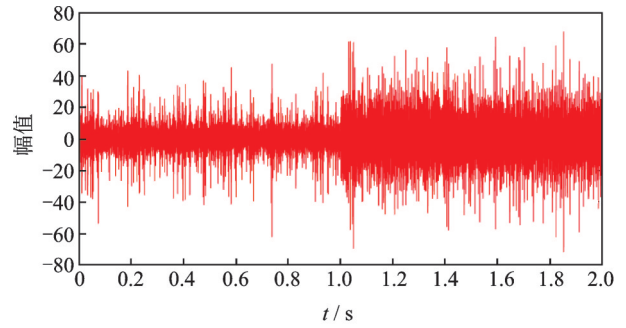
其中: $0\leq L_{PE}\leq 1$ 。

L_{PE} 值的大小表示一维时间序列的随机性程度。 L_{PE} 越大,说明时间序列随机性越强;反之,则说明时间序列规律性越强。

1.2.2 重叠组合法优选排列熵参数

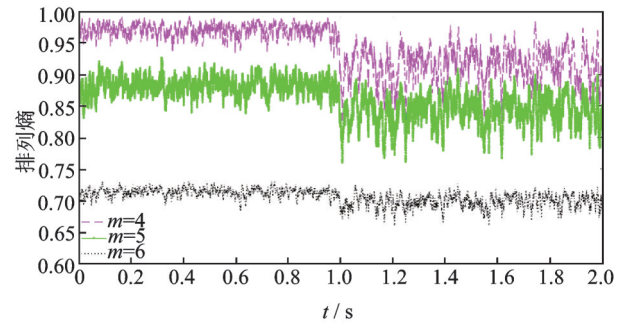
在排列熵运算中,不同参数的设置会对计算结果产生影响,选取最佳的嵌入维数 m 和时延 t 是螺旋锥齿轮排列熵特征提取的关键。

通过对不同运行状态螺旋锥齿轮原始振动信号进行对比,发现当嵌入维数 $m=4, 5, 6$, 时延 $t=1, 2, 3$ 时,排列熵对振动信号的细微突变更敏感。图1为不同 m, t 的排列熵。由于嵌入维数和时延的选择都会对排列熵计算结果产生影响,仅考虑单一参数的变化缺乏合理性,故笔者采用重叠组合法确定嵌入维数 m 和时延 t ,即将螺旋锥齿轮的一段原始振动信号按照时间序列分成一系列的子序列 $w_1, w_2, \dots, w_n, w_1$ 向后移动一个数据点得到 w_2 , 以此



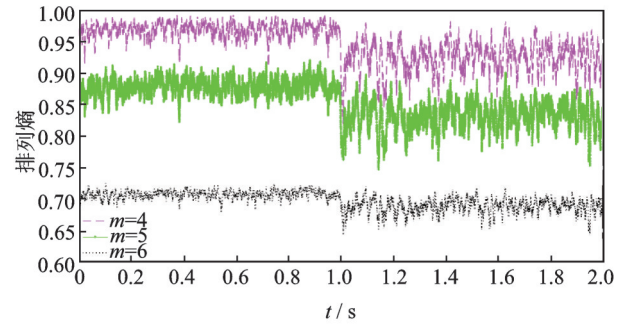
(a) 正常状态与2/3断齿状态振动信号

(a) Normal state and 2/3 broken tooth state vibration signal



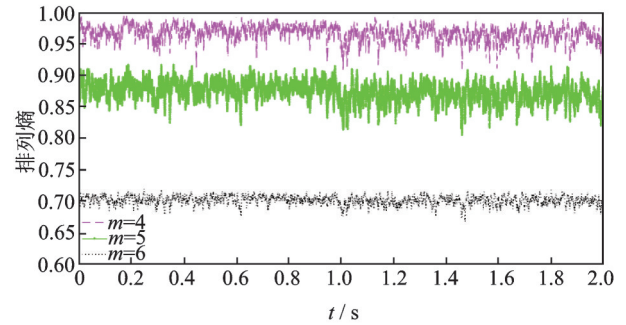
(b) 时延 $t=1$

(b) Delay time $t=1$



(c) 时延 $t=2$

(c) Delay time $t=2$



(d) 时延 $t=3$

(d) Delay time $t=3$

图1 不同 m, t 的排列熵

Fig.1 Permutation entropy of different m and t

类推,用一对嵌入维数 m 和时延 t 计算排列熵值。由于较大的 w 不能精确反映出信号的变化,而较小的 w 不仅效率低且无统计意义,故选择 $w=128$ 。图1(a)

为采样频率为 16 384 Hz 的螺旋锥齿轮正常状态与故障状态原始振动信号的组合, 0~1 s 为正常齿轮状态, 1~2 s 为 2/3 断齿状态。由图 1 可知: 在正常状态下螺旋锥齿轮振动信号充满随机性, 排列熵较大; 在断齿故障时, 振动冲击相对有规律, 排列熵值较小; 排列熵可以表述振动信号的突变。对比图 1(b), (c), (d) 可知: 在时延 $t=1, 2$, 嵌入维数 $m=4, 5$ 时, 排列熵均能有效放大微弱的信息突变, 较好地地区分出螺旋锥齿轮正常与 2/3 断齿状态; 当 $t=1, m=4$ 时最能体现螺旋锥齿轮正常状态到 2/3 断齿状态的突变。故笔者选择排列熵时延 $t=1$, 嵌入维数 $m=4$ 。

2 基于 CEEMDAN 排列熵与 SVM 的螺旋锥齿轮故障诊断

螺旋锥齿轮传动系统振动信号异常复杂, 故障信号呈强非线性非平稳特性, 通过以 CEEMDAN 分解所得 IMF 的排列熵为特征向量, 以 SVM 为分类器进行齿轮故障分类与识别。CEEMDAN 分解可得到一系列 IMF, 而故障信息主要集中在少数的 IMF 中, 以各阶 IMF 与 CEEMDAN 分解前信号的相关系数为依据, 结合信噪比进行 IMF 优选, 选取相关系数大且信噪比高的 IMF 分量, 并计算其排列熵, 作为输入 SVM 的特征向量, 在确保诊断精度的同时, 提高计算速度。基于 CEEMDAN 排列熵与 SVM 的螺旋锥齿轮故障诊断流程如图 2 所示, 具体步骤如下。

1) 原始振动信号采集。采集螺旋锥齿轮典型故障状态下的振动信号, 作为后续分析的原始时间序列信号。

2) CEEMDAN 分解。对不同故障状态下的原始振动信号进行 CEEMDAN, 得到一系列 IMF。

3) 有效 IMF 优选。计算各阶 IMF 与 CEEM-

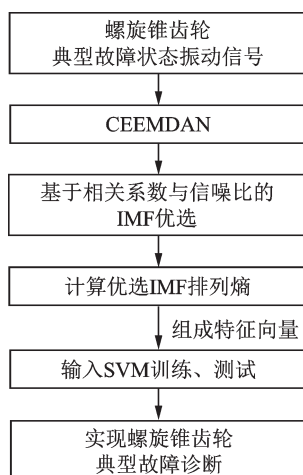


图 2 诊断流程图

Fig.2 Diagnosis flow chart

DAN 信号的相关系数, 结合信噪比, 选取相关系数大且信噪比高的 IMF 分量。

4) 排列熵计算。计算优选 IMF 的排列熵, 组成多维特征向量 $[L_{PE1}, L_{PE2}, \dots, L_{PEh}]$ 。

5) SVM 分类器训练。以第 4 步获得的特征向量对 SVM 进行训练, 获得典型故障状态分类器。

6) 故障识别。重复步骤 1~4, 获得训练样本的多维特征向量, 利用 SVM 分类器进行故障状态识别, 实现故障诊断。

3 试验验证

以螺旋锥齿轮典型故障诊断实例来验证本研究方法的有效性。用于典型故障状态振动信号采集的螺旋锥齿轮箱试验台如图 3 所示。该试验台由调速器、电机、联轴器、一对螺旋锥齿轮和负载 5 部分组成, 主动齿轮齿数为 10, 从动齿轮齿数为 30。以主动齿轮为试验齿轮, 分别装置正常齿轮、1/3 断齿和 2/3 断齿来模拟 3 种断齿故障状态, 如图 4 所示。

使用 B&K 公司的 PULSE 数据采集系统进行振动信号采集。试验过程中, 通过调节调速器使电机的转速恒定为 1 200 r/min, 采集 3 种不同程度断齿故障状态、相同负载下的振动信号, 采样频率为 16 384 Hz, 取输入轴支撑轴承处的轴向振动信号进行分析。

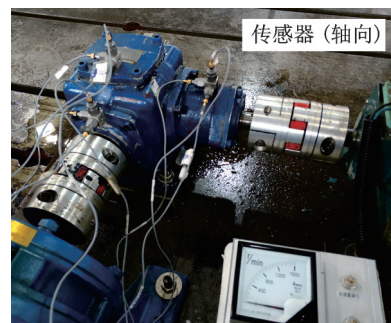


图 3 螺旋锥齿轮箱试验台

Fig.3 Spiral bevel gear box



图 4 3 种断齿故障状态

Fig.4 Three kinds of broken tooth fault states

3 种状态时域信号如图 5 所示。可见, 相比正常状态, 幅值峰值明显增大, 且随着断齿程度的加重,

轮齿啮合时振动冲击最明显。

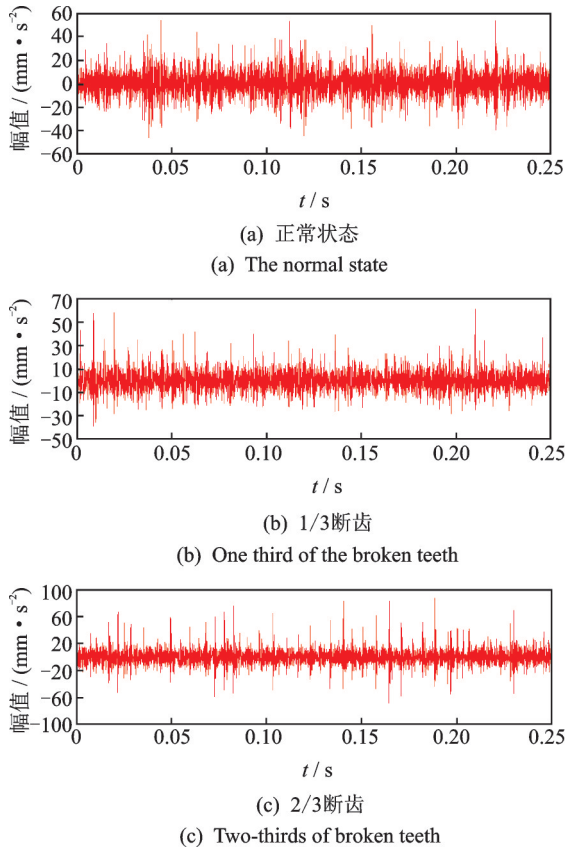


图5 3种状态时域信号

Fig.5 Three state time domain signals

对3种断齿故障状态下的螺旋锥齿轮振动信号进行 CEEMDAN,其噪声标准差为 0.19,总体平均次数为 100。限于篇幅,仅展示 1/3 断齿故障的 CEEMDAN 结果,如图 6 所示。由图 6 可知,原始振动信号被分解成 13 个 IMF,其中第 13 个分量为余项,从 IMF₁到 IMF₁₂波形的混叠现象逐渐减弱,频率也是由高到低分布。

各 IMF 序列的排列熵如图 7 所示。由图 7 可知,IMF₁~IMF₁₃的排列熵逐渐变小,排列熵越大,说明时间序列随机性越强;反之,则说明时间序列规律性越强。随着 IMF 阶数增大,其频率成分越来越单一,表现出更强的规律性,与理论分析结果基本吻合。

分别计算 1/3 断齿原始振动信号与其 CEEMDAN 所得各阶 IMF 的相关系数与信噪比,如表 1 所示。从表 1 可知,前 2 阶 IMF 与原始振动信号的相关程度比较高,都在 0.6 以上;信噪比在 -8 dB 以上,故优选前两阶 IMF。

计算 3 种不同程度断齿故障状态 CEEMDAN 前两阶 IMF 的排列熵,取时延 $t=1$,嵌入维数 $m=4$,信号长度 $N=4\ 096$ 。3 种状态部分样本的 CEEM-

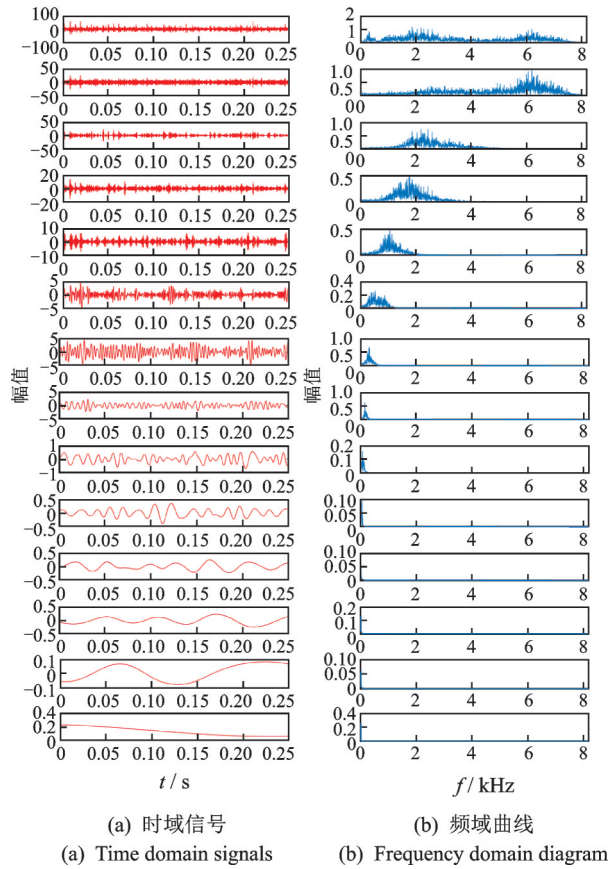


图6 1/3断齿故障的 CEEMDAN 结果

Fig.6 1/3 broken tooth fault of CEEMDAN result

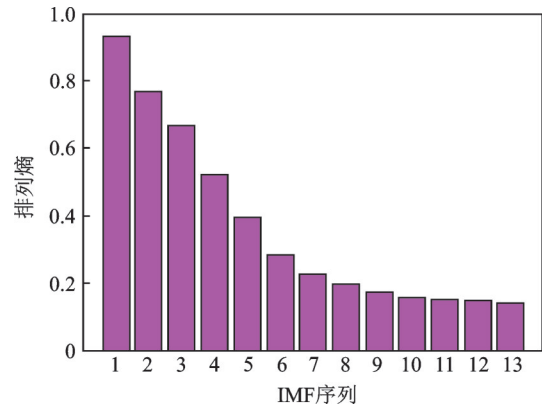


图7 各 IMF 序列排列熵

Fig.7 Permutation entropy of each IMF sequence

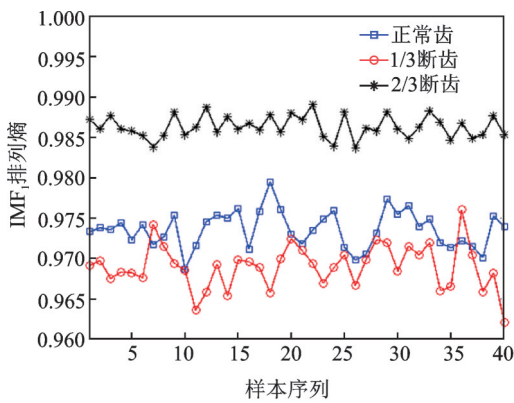
DAN 排列熵对比结果如图 8 所示。由图 8 可知,优选 IMF 的排列熵对螺旋锥齿轮 3 种典型断齿故障状态有较好的区分度。

将优选 IMF 的排列熵值作为特征向量输入 SVM 分类器进行训练,每种故障状态取 40 个样本,共 120 个样本作为训练样本。SVM 设置 3 个两类向量机分类器,将 3 类状态的排列熵特征向量输入向量机,把螺旋锥齿轮正常状态标签设为“1”,1/3 断齿状态设为“2”,2/3 断齿状态设为“3”。SVM 核函数采

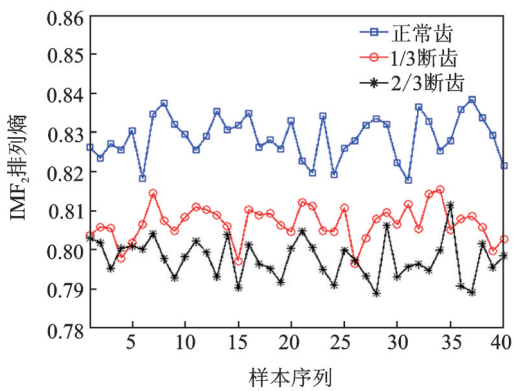
表 1 各 IMF 的相关系数和信噪比

Tab.1 Correlation coefficient and signal to noise ratio of each IMF

| IMF 分量 | 相关系数 | 信噪比/dB |
|-------------------|------------------------|---------|
| IMF ₁ | 0.731 | -3.477 |
| IMF ₂ | 0.634 | -7.261 |
| IMF ₃ | 0.506 | -12.276 |
| IMF ₄ | 0.292 | -14.982 |
| IMF ₅ | 0.176 | -17.706 |
| IMF ₆ | 0.184 | -15.566 |
| IMF ₇ | 0.079 | -22.951 |
| IMF ₈ | 0.013 | -30.113 |
| IMF ₉ | 0.003 1 | -34.015 |
| IMF ₁₀ | 0.005 9 | -38.414 |
| IMF ₁₁ | 0.003 5 | -40.804 |
| IMF ₁₂ | -8.68×10^{-4} | -43.829 |
| IMF ₁₃ | 7.35×10^{-4} | -46.337 |



(a) IMF₁ permutation entropy



(b) IMF₂ permutation entropy

图 8 3 种状态 CEEMDAN 排列熵对比

Fig.8 Comparison of three states CEEMDAN permutation entropy

用径向基函数(radial basis function,简称RBF),使用交叉验证的网格搜索方法寻找最优的惩罚因子和核函数参数,避免了人为设置的经验性缺陷。

每种故障状态取 40 个样本,共 120 个样本作为测试样本,输入训练好的 SVM 分类器进行分类识别,CEEMDAN 排列熵诊断结果如图 9 所示,准确率高达 100%。

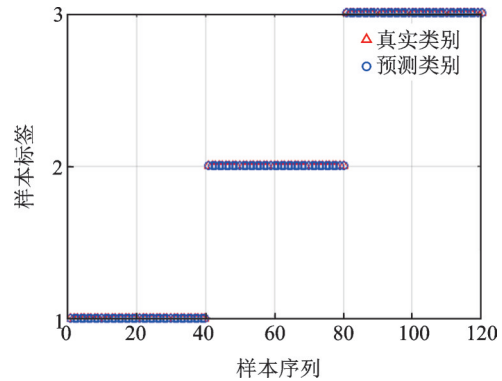


图 9 CEEMDAN 排列熵诊断结果

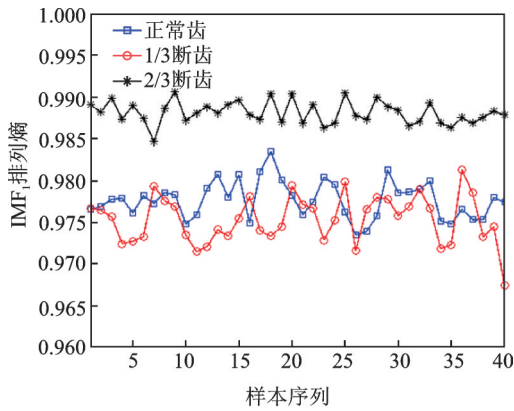
Fig.9 CEEMDAN permutation entropy diagnosis result

为了验证基于 CEEMDA 排列熵螺旋锥齿轮故障诊断方法的优越性,将上述 3 种状态螺旋锥齿轮振动信号分别使用 EEMD 和 EMD,计算前两阶 IMF 的排列熵。使用相同参数设置的 EEMD 并计算前两阶 IMF 的排列熵如图 10 所示。由图 10 可知,EEMD 排列熵对螺旋锥齿轮 3 种不同程度断齿故障状态的区分度明显劣于图 9 所示的 CEEMDAN 排列熵。以 EEMD 排列熵构造多维特征向量输入 SVM 分类器进行训练与测试,诊断结果如图 11 所示,总体分类结果仅为 88.33%。其中:在标签 1 中,即螺旋锥齿轮正常状态,40 个测试样本中有 7 个样本识别出错;在标签 2 中,即 1/3 断齿状态,40 个测试样本中有 7 个样本识别出错;在标签 3 中,即 2/3 断齿状态,识别完全正确。

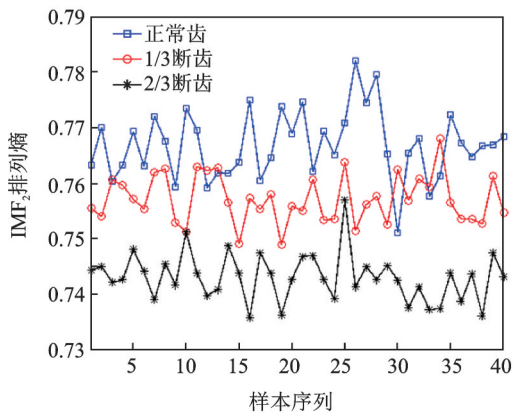
按照上述同样的方法,3 种状态螺旋锥齿轮振动信号分别经 EMD,提取并计算 IMF₁与 IMF₂的排列熵构造特征向量,输入支持向量机进行训练与测试。EMD 排列熵诊断结果如图 12 所示,总体分类结果仅为 83.33%。其中:在标签 1 的 40 个测试样本中,有 5 个样本识别出错;在标签 2 的 40 个测试样本中,也有 5 个样本识别出错;在标签 3 中有 10 个样本识别出错。

分析可知,以 CEEMDAN 的优选 IMF 排列熵为特征向量,对螺旋锥齿轮 3 种不同程度断齿故障的诊断准确率明显高于 EEMD 和 EMD 的分析结果,说明了 CEEMDAN 在螺旋锥齿轮断齿故障诊断中的优越性。

为了进一步说明 CEEMDAN 排列熵的优越性,用 EEMD 和 EMD 将上述 3 种状态螺旋锥齿轮振动信号进行分解,计算 IMF₁~IMF₃, ..., IMF₁~IMF₈。



(a) IMF₁排列熵
(a) IMF₁ permutation entropy



(b) IMF₂排列熵
(b) IMF₂ permutation entropy

图 10 3种状态EEMD排列熵对比

Fig.10 Comparison of three states EEMD permutation entropy

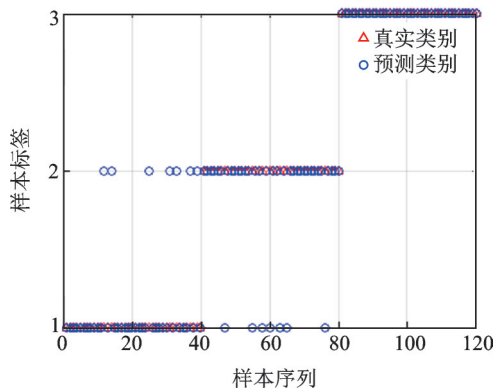


图 11 EEMD排列熵诊断结果

Fig.11 EEMD permutation entropy diagnosis results

的排列熵,并组成高维特征向量输入SVM进行识别,结果如表2所示。由表2可知,利用EEMD需要提取前7阶IMF排列熵才能正确识别3种状态螺旋锥齿轮,而在同样的特征提取方法下,CEEMDAN仅需提取前两阶IMF的排列熵。特征向量维数越高,SVM的训练与测试所需的时间越长,同样体现了CEEMDAN的优越性。

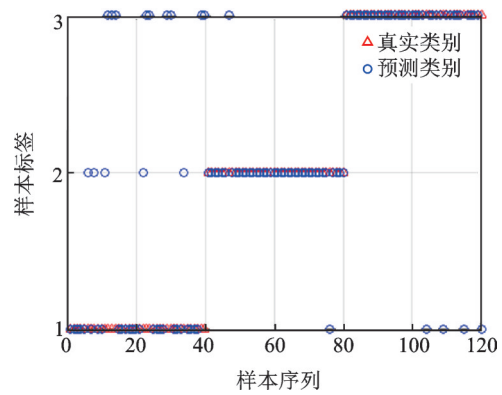


图 12 EMD排列熵诊断结果

Fig.12 EMD permutation entropy diagnosis results

表 2 EEMD排列熵和EMD排列熵的准确率

Tab.2 Accuracy of EEMD permutation entropy and EMD permutation entropy

| 分解方法 | 高维特征向量 | 准确率/% |
|------|--|--------|
| EEMD | IMF ₁ ~IMF ₃ 排列熵 | 91.67 |
| | IMF ₁ ~IMF ₄ 排列熵 | 95.83 |
| | IMF ₁ ~IMF ₅ 排列熵 | 99.00 |
| | IMF ₁ ~IMF ₆ 排列熵 | 99.16 |
| | IMF ₁ ~IMF ₇ 排列熵 | 100.00 |
| | IMF ₁ ~IMF ₈ 排列熵 | 100.00 |
| EMD | IMF ₁ ~IMF ₃ 排列熵 | 88.33 |
| | IMF ₁ ~IMF ₄ 排列熵 | 90.00 |
| | IMF ₁ ~IMF ₅ 排列熵 | 90.83 |
| | IMF ₁ ~IMF ₆ 排列熵 | 94.00 |
| | IMF ₁ ~IMF ₇ 排列熵 | 94.17 |
| | IMF ₁ ~IMF ₈ 排列熵 | 95.84 |

4 结束语

提出一种基于CEEMDAN排列熵与SVM的螺旋锥齿轮故障诊断方法,并以实例分析验证了该方法的有效性。分析结果表明:CEEMDAN排列熵对螺旋锥齿轮的不同程度断齿故障状态具有很好的区分度,可作为敏感特征量用于螺旋锥齿轮故障诊断;以优选的CEEMDAN排列熵为特征向量,结合SVM可获得满意的螺旋锥齿轮不同程度断齿故障分类诊断结果,且明显优于EEMD和EMD的分析结果。

参 考 文 献

[1] WANG T, WU X, LIU T, et al. Gearbox fault detection and diagnosis based on EEMD de-noising and power spectrum[C]//IEEE International Conference on Information & Automation. New York: IEEE, 2015: 1528-1531.

[2] SHARMA V, PAREY A. Case study on the

- effectiveness of gear fault diagnosis technique for gear tooth defects under fluctuating speed[J]. IET Renewable Power Generation, 2017, 11(14): 1752-1424.
- [3] BUZZONI M, D'ELIA G, MUCCHI E. A vibration-based method for contact pattern assessment in straight bevel gears [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 120: 693-707.
- [4] 扶碧波, 方宗德, 沈云波. 基于小波神经网络弧齿锥齿轮故障诊断及试验研究[J]. 机械传动, 2011, 35(12): 66-69.
FU Bibo, FANG Zongde, SHEN Yunbo. Study on spiral bevel gear fault diagnosis based on artificial neural networks and wavelet transform technique [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2011, 35(12): 66-69. (in Chinese)
- [5] 何水龙, 瞿艳阳, 万志国, 等. 自适应提升多小波在螺旋伞齿轮故障诊断中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(1): 148-153.
HE Shuilong, ZI Yanyang, WAN Zhiguo, et al. Application of adaptive multiwavelets via lifting scheme in bevel gear fault diagnosis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(1): 148-153. (in Chinese)
- [6] KUMAR S, GOYAL D, DANG R K, et al. Condition based maintenance of bearings and gears for fault detection-a review, [J]. Materials Today: Proceedings, 2018, 5(2): 6128-6137.
- [7] LEI Y G, LIN J, ZUO M J, et al. Condition monitoring and fault diagnosis of planetary gearboxes: a review[J]. Measurement, 2014, 88: 292-305.
- [8] 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 [J]. Proceedings of the Royal Society a Mathematical Physical & Engineering Sciences, 1998, 454: 903-995.
- [9] WU Z, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [10] YEH J R, SHIEH J S, HUANG N E. Complementary ensemble empirical mode decomposition: a novel noise enhanced data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2010, 2(2): 135-156.
- [11] TORRES M E, COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise[C]// IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. [S. l.]: IEEE, 2011: 4144-4147.
- [12] VANRAJ S, DHAMI S, PABLA B S. Non-contact incipient fault diagnosis method of fixed-axis gearbox based on CEEMDAN [J]. Royal Society Open Science, 2017, 4(8): 2054-2073.
- [13] 窦春红, 赵光胜, 寇兴磊. 基于CEEMDAN能量熵的齿轮状态识别[J]. 机械传动, 2018, 42(1): 102-105.
DOU Chunhong, ZHAO Guangsheng, KOU Xinglei. Condition identification of gears based on CEEMDAN energy entropy [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2018, 42(1): 102-105. (in Chinese)
- [14] 文勇亮, 李凌均, 金兵. 全矢MEMD能量熵在轴承故障诊断中的应用[J]. 机械设计与制造, 2018, 42(1): 102-105.
WEN Yongliang, LI Lingjun, JIN Bing. Application of full vector MEMD energy entropy in bearing fault diagnosis [J]. Machinery Design & Manufacture, 2018, 42(1): 102-105. (in Chinese)
- [15] 战家旺, 闫宇智, 张飞, 等. 基于小波能量熵的铁路简支钢桁梁桥损伤预警方法[J]. 中国铁道科学, 2018, 39(3): 24-30.
ZHAN Jiawang, YAN Yuzhi, ZHANG Fei. Damage alarming method for railway simply-supported steel truss girder bridge based on wavelet energy entropy [J]. China Rail Way Science, 2018, 39(3): 24-30 (in Chinese)
- [16] BANDT C, POMPE B. Permutation entropy: a natural complexity measure for time series [J]. Physical Review Letters the American Physiological Society, 2002, 88(17): 174102.
- [17] ZHANG X, LIANG Y, ZHOU J. A novel bearing fault diagnosis model integrated permutation entropy, ensemble empirical mode decomposition and optimized SVM [J]. Measurement, 2015, 69: 164-179.
- [18] SHI Z, SONG W, TAHERI S. Improved LMD, permutation entropy and optimized k-means to fault diagnosis for roller bearings [J]. Entropy, 2016, 18(3): 70.
- [19] 施莹, 庄哲, 林建辉. 基于EEMD排列熵的高速列车轮对轴承故障诊断方法[J]. 中国测试, 2017, 43(11): 89-95.
SHI Ying, ZHUANG Zhe, LIN Jianhui. Fault diagnosis method of high speed train axle bearing based on EEMD permutation entropy [J]. China Measurement & Test, 2017, 43(11): 89-95. (in Chinese)
- [20] 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.
DIND 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)



第一作者简介: 蒋玲莉, 女, 1981年8月生, 博士、教授。主要研究方向为机械动力学、测试技术、信号处理、机械设备故障诊断方法与技术。曾发表《Using bispectral distribution as a feature for rotating machinery fault diagnosis》(《Measurement》2011, Vol.44, No.12)等论文。
E-mail: linlyjiang@163.com