

文章编号:1671-6833(2018)04-0086-06

基于 MEMD 与 MMSE 的滚动轴承退化特征提取方法

李凌均,金 兵,马艳丽,韩 捷,郝旺身

(郑州大学 机械工程学院,河南 郑州 450001)

摘 要:针对滚动轴承故障信号的非平稳性特征以及其退化状态难以识别的问题,提出了基于多维经验模态分解(MEMD)与多元多尺度熵(MMSE)的退化特征提取方法.该方法利用多维经验模态算法在多尺度化过程中能够有效地捕获信号不同尺度的成分的特性,更好地区分了不同退化状态的复杂度.首先,利用 MEMD 算法对滚动轴承不同退化状态对应的多通道信号进行同步自适应分解;然后,对多尺度 IMF 分量重构的信号进行多元多尺度熵分析.对试验信号进行处理,结果表明,该方法能有效反映滚动轴承退化趋势.

关键词:多维经验模态分解;多元多尺度熵;多尺度化;滚动轴承;退化趋势

中图分类号:TH212; TH213.3 文献标志码:A doi:10.13705/j.issn.1671-6833.2018.01.004

0 引言

滚动轴承故障的演变存在一个由轻微到严重的发展过程,对其运行过程中故障程度进行准确且及时的识别,对于保障机械设备安全运行、避免经济损失具有重大意义^[1].性能退化特征的选取重点在于该特征信息能否量化设备性能退化程度.传统时域统计参数和基于平稳性假设的频域分析方法对故障的敏感度不足或没有较为一致的趋势.

信息熵是反映信号复杂性和不规则性的一种非线性分析指标^[2].文献[3]将 LMD 和样本熵相结合应用到齿轮故障特征的提取当中,该方法能够有效地诊断出齿轮不同类型的故障. Ahmed 等^[4]基于 Costa 等^[5]提出的多尺度熵(MSE)思想,提出了多尺度多变量样本熵(multi-scale multivariate sample entropy, MMSE).然而,与 MSE 类似,MMSE 在多尺度化过程中的低通滤波和降采样操作会引入频率折叠,同时造成高尺度序列存在很多虚假振荡成分^[6]. Amoud 等^[7]提出了基于 EMD 的多尺度化方法,提高了 MSE 刻画非平稳信号不同尺度的能力.韩龙等^[8]将 EEMD 和 MMSE 相结合应用到风力发电轴承的损伤程度特

征提取中,取得了较好的效果.但 EMD 与 EEMD 在处理多变量时,把每个通道信号作为一项独立变量,单独对每个通道信号进行分解,通常会出现尺度排列不确定性问题. Rehman 等^[9]提出的多变量经验模态分解(multivariate empirical mode decomposition, MEMD)算法,该算法可以实现多通道信号的联合分析,同时可以保证分解得到的 IMF 分量按频率尺度对齐,从而解决了上述问题.因此,将 MEMD 引入到多通道信号计算 MMSE 时的多尺度化过程中,同样可以提高 MMSE 在刻画轴承退化过程中非平稳信号不同尺度的能力.

基于上述分析,结合 MMSE 和 MEMD 两者的优点,提出了基于 MEMD 与 MMSE 的滚动轴承退化特征提取方法.该方法首先用 MEMD 算法对不同退化状态的信号进行分解;然后,选取相应敏感的 IMF 分量进行降序重构;最后用多元多尺度熵进行特征提取;并利用凯斯西楚大学轴承实验数据验证了该方法的有效性.

1 MEMD 算法

MEMD 方法分解多变量信号时,首先将多维信号投影至多个方向向量上,然后分别在各个方向上求取信号的投影包络线,最后通过计算包络

收稿日期:2017-03-01;修订日期:2017-05-20
基金项目:国家自然科学基金资助项目(51405453)
作者简介:李凌均(1964—),男,河南南阳人,郑州大学副教授,博士,主要从事机械故障诊断研究,E-mail : lingjun@zzu.edu.cn.

线均值的方式定义多维信号的均值. MEMD 具体算法^[9]如下:

(1) 在 $n-1$ 球面选择一组合适的采样点集, 得到 n 维空间的方向向量;

(2) 计算输入信号 $\{v(t)\}_{t=1}^T$ 沿着方向向量 \mathbf{x}^{θ_k} 上的映射 $p^{\theta_k}(t)$;

(3) 确定所有方向向量的映射信号 $\{p^{\theta_k}(t)\}_{k=1}^K$ 极值对应的瞬时刻 $\{t_l^{\theta_k}\}_{k=1}^K, l$ 表示极值点位置, $l \in [1, T]$;

(4) 用多元样条插值函数极值点 $[t_l^{\theta_k}, v(t_l^{\theta_k})]$, 得到 K 个多元包络 $\{e^{\theta_k}(t)\}_{k=1}^K$. 对球空间 K 个方向向量, n 元信号均值 $m(t)$ 为:

$$m(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K e^{\theta_k}(t). \quad (1)$$

(5) 通过 $h(t) = v(t) - m(t)$ 提取本征模态函数 $h(t)$, 如果 $h(t)$ 满足多元 IMF 的迭代条件, 则定义 $h(t)$ 为 IMF, 并对 $v(t) - h(t)$ 重复执行 (2) ~ (5) 步迭代计算, 直至分离出下一阶 IMF. 如果 $h(t)$ 不满足 IMF 迭代终止条件, 则对其重复执行 (2) ~ (5), 直至满足终止条件.

$$v(t) = \sum_{i=1}^d h_i(t) + r(t), \quad (2)$$

式中: d 表示多元信号分解出来的多元 IMF 层数; $h_i(t) = \{h_i^1(t), h_i^2(t), \dots, h_i^n(t)\}_{i=1}^T$; $r(t) = \{r^1(t), r^2(t), \dots, r^n(t)\}_{i=1}^T$ 分别为对应 n 元信号 IMF 分量和 n 个余量.

2 多元多尺度熵 (MMSE) 算法

在计算多元多尺度熵的过程中, MSE 的估计是很重要的. 因为多元多尺度熵是由传统 MSE 理论扩展来的, 所以首先介绍传统 MSE 算法.

对归一化 t 变量时间序列 $\{x_{k,i}\}_{i=1}^N, k = 1, 2, \dots, t$ 进行多维嵌入重构, 从而达到复合延迟向量: $\mathbf{X}(i) =$

$$[x_{1,i}, x_{1,i+\lambda_1}, \dots, x_{1,i+(m_1-1)\lambda_1}, x_{2,i}, x_{2,i+\lambda_2}, \dots, x_{2,i+(m_2-1)\lambda_2}, \dots, x_{t,i}, x_{t,i+\lambda_1}, \dots, x_{t,i+(m_t-1)\lambda_t}]. \quad (3)$$

其中, 嵌入向量 $\mathbf{M}_m(i) = [m_1, m_2, \dots, m_t] \in \mathbf{R}^t$, 时间延迟向量 $\boldsymbol{\lambda} = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_t]$, 复合延迟向量

$\mathbf{X}(i) \in \mathbf{R}^m, m = \sum_{k=1}^t m_k$. 多元样本熵计算步骤:

(1) 定义复合延迟向量:

$$\mathbf{X}(i) \in \mathbf{R}^m, i = 1, 2, \dots, N - n,$$

其中, $n = \max\{\mathbf{M}\} \cdot \max\{\boldsymbol{\lambda}\}$.

(2) 定义两个复合延迟向量的距离:

$$d[\mathbf{X}_m(i), \mathbf{X}_m(j)] =$$

$$\max_{l=1,2,\dots,m} \{ |x(i+l-1) - x(j+l-1)| \},$$

式中: $i, j = 1, 2, \dots, N, i \neq j$.

(3) 对于给定的复合延迟向量 $\mathbf{X}_m(i)$ 及阈值 r 计算满足上述条件的距离 D_i 的个数

$$d[\mathbf{X}_m(i), \mathbf{X}_m(j)] \leq r, j \neq i. \quad (4)$$

计算其出现频率, $P_i^m(r) = \frac{1}{N-n-1} P_i$, 得到嵌入向量 $\mathbf{M}_m(i)$ 时的条件概率:

$$P^m(r) = \frac{1}{N-n} \sum_{i=1}^{N-n} P_i^m(r). \quad (5)$$

(4) 扩展多元延迟向量的维数从 m 维至 $m+1$ 维. 将嵌入向量 $\mathbf{M}_m(i) = [m_1, m_2, \dots, m_t]$ 扩展到 $\mathbf{M}_{m+1}(i) = [m_1, m_2, \dots, m_{k+1}, \dots, m_t]$ ($k = 1, 2, \dots, t$) 有 t 种不同方式. 因此, 在空间 \mathbf{R}^{m+1} 中就可以得到 $t \times (N-n)$ 个向量 $\mathbf{X}_{m+1}(i), \mathbf{X}_{m+1}(i)$ 表示对于变量 k , 嵌入维度从 m_k 增加到 m_k+1 时的复合延迟向量. 在嵌入过程中, 其他数据的嵌入维度不变, 也就是系统的总嵌入维度从 m 增加到 $m+1$.

(5) 当 $d[\mathbf{X}_m(i), \mathbf{X}_m(j)] \leq r, j \neq i$, 计算向量 \mathbf{S}_i 的数量. 统计其出现的频率 $P_i^{m+1}(r) = \frac{1}{t(N-n)-1} \mathbf{S}_i$, 得到嵌入向量 $\mathbf{M}_{m+1}(i)$ 时的条件概率:

$$P^{m+1}(r) = \frac{1}{t(N-n)} \sum_{i=1}^{t(N-n)} P_i^{m+1}(r). \quad (6)$$

(6) 得到多元多尺度熵 E_{MMS} 的表达式为:

$$E_{\text{MMS}}(\mathbf{M}, \boldsymbol{\lambda}, r, N) = -\ln \left[\frac{P^{m+1}(r)}{P^m(r)} \right], \quad (7)$$

式中: N 为样本的时间序列长度; r 是相似容限; $P^m(r)$ 和 $P^{m+1}(r)$ 分别表示嵌入维度为 $m, m+1$ 时, 两个复合延迟向量相似性的条件概率.

3 MEMD 与 MMSE 的特征提取

3.1 基于 MEMD 的 MMSE 算法

为解决传统多尺度化方法不能处理非平稳信号的问题, 首先通过 MEMD 分解获得一系列多元 IMF 分量; 然后, 从原始时间序列中逐步去除低频 IMF 分量, 从而实现多变量序列的多尺度化. 由此, 笔者定义基于 MEMD 的 MMSE 算法如下:

(1) 对归一化 p 变量时间序列 $\{x_{k,i}\}_{i=1}^N (k = 1, 2, \dots, p)$ 进行 MEMD 分解, 得到一系列多元 IMF 分量 (趋势项视为最后一个 IMF 分量), 设每一个序列得到 IMF 数量为 J , 则 p 变量 IMF 分量可以表示为 $\{c_{k,i}^j\}_{i=1}^N (k = 1, 2, \dots, p; j = 1, 2, \dots, J)$.

(2) 多变量序列的多尺度化, 取每个时间序

列的后 j 个 IMF 分量进行,则其中第 n 个尺度上的序列可以表示为:

$$y_{k,i}^n = \sum_{j=1}^{J-n+1} c_{k,i}^j, \quad n \in [1, J]. \quad (8)$$

(3) 对 p 变量第 n 个尺度上的序列 $y_{k,i}^n$, 按上述 MMSE 定义计算每个尺度上的熵值.

3.2 多元多尺度熵偏均值

针对传统方法将多个尺度上的熵值作为特征向量输入分类器中来实现对故障的定性识别,并没有从多个尺度熵值中提取一个具体指标对设备的损伤程度作出量化描述,文献[10]提出一个新的故障程度定量描述指标——多尺度熵偏均值(partial mean of multi-scale entropy, PMME),实验表明该指标能够很好地追踪滚动轴承的故障发展趋势.鉴于 PMME 优良特性,笔者将其引入到 MMSE 的综合信息提取中,提出一种多元多尺度熵偏均值的故障程度定量指标(partial mean of multi-scale multivariate entropy, PMMME).据此,笔者提出 PMMME 指标的定义如下.

假定某一状态信号 X 的多元多尺度熵 $E_{MMS}(X) = \{E_{MMS}(1), E_{MMS}(2), \dots, E_{MMS}(8)\}$, 则有:

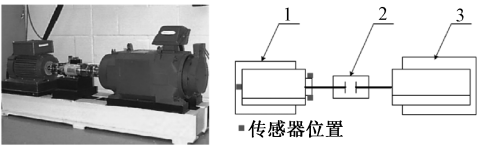
$$E_{MME} = (1 + |ske(E_{MMS})|/3) \cdot mean(E_{MMS}), \quad (9)$$

式中: $ske(E_{MMS})$ 和 $mean(E_{MMS})$ 分别为 8 个尺度

上的多变量样本熵的偏斜度和均值.

4 实例分析

为了验证基于 MEMD 与多元多尺度熵表征轴承退化程度的有效性,对来自凯斯西储大学轴承数据中心的滚动轴承实测信号进行分析,其试验台如图 1(a) 所示;试验采用 SKF6205 深沟球轴承,安装在电机右侧的驱动端用于支撑电机轴,滚动轴承多通道故障信号由 3 个加速度传感器同步采集的,传感器的安装位置如图 1(b) 所示.轴承故障损伤都是通过电火花加工的方法在轴承外工作面上划上一定宽度单损伤点来模拟,分别以内圈损伤直径 0、0.017 78、0.035 56、0.053 34 cm 表示滚动轴承不同损伤程度(正常、微弱、中度、严重).实验数据在采样频率为 12 kHz 下获得.轴承内圈 4 种不同损伤程度振动信号的时域波形图如图 2 所示.



(a) 滚动轴承试验台 (b) 试验台结构示意图及传感器位置
图 1 滚动轴承试验台与试验台结构示意图及传感器位置
Fig.1 Rolling bearing test rig and the test rig structure diagram and the location of the sensor

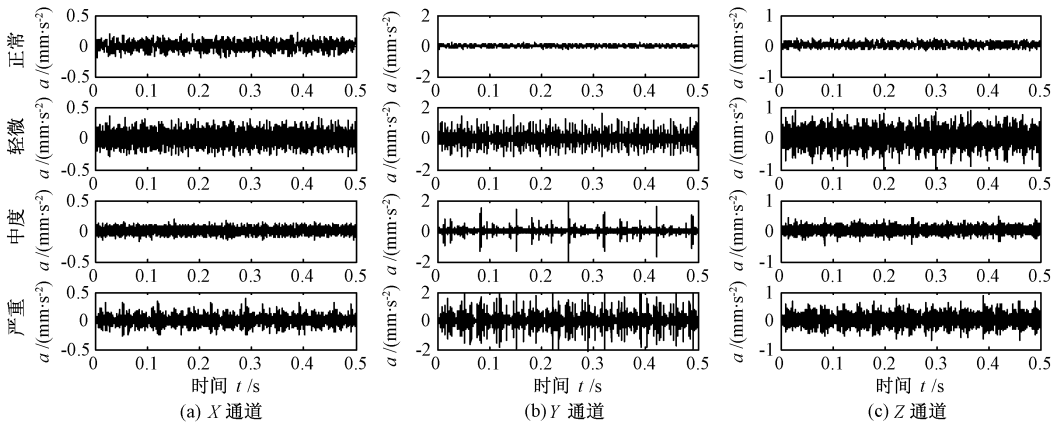


图 2 内圈不同损伤程度下信号时域波形图
Fig.2 Time domain waves of inner race fault with different severity

从图 2 中可以看出,对于不同故障程度的轴承来说,随着故障程度加深其冲击幅值随之增大,同时可以直观看出来,相同故障程度下的不同通道振动信号之间存在明显差异,仅从某个通道难以判断出轴承损伤程度,而传统的退化特征提取大多采用的是单通道的线性分析方法,并且需要冗长的数据样本,这时有必要采用基于 MEMD 与 MMSE 的多通道非线性退化特征定量提取方法,

该方法能够实现多通道同步联合分析,并且其熵值的计算对数据样本长度要求不高.

由 MMSE 的定义可知,对熵值的计算结果影响较大的参数有 3 个:嵌入维数 m 、相似容限 r 、样本长度 N ,其中 m 和 r 是根据先验公式选取,一般取嵌入维数 $m = 2$ 或者 3. 样本长度和 m 一般满足 $N = 10^m \sim 30^m$,实验数据的采样频率为 12 kHz,为了保证频率分辨率和信息的完备性,样本长度

N 大于 1 000 点,所以选择 $m = 3$ 。一般相似容限 $r = (0.1 \sim 0.25)\sigma$ (σ 是原始数据样本的标准差),由于 r 过大会丢失掉很多统计信息; r 过小,估计出的统计特性的效果不理想。参考文献[8]和[10],将 r 取 0.15σ 。但是样本长度 N 对计算多元多尺度熵的影响并没有先验公式可参考。所以,

通过试验来分析样本长度 N 对多元多尺度熵的影响。以滚动轴承内圈两种不同损伤程度(损伤直径 0.017 78、0.053 34 cm)下的振动信号进行分析,选取样本长度 $N = 1\,000$ 、 $N = 3\,000$ 、 $N = 5\,000$ 和 $N = 7\,000$,分别计算每段样本序列的多元多尺度熵,结果如图 3 所示。

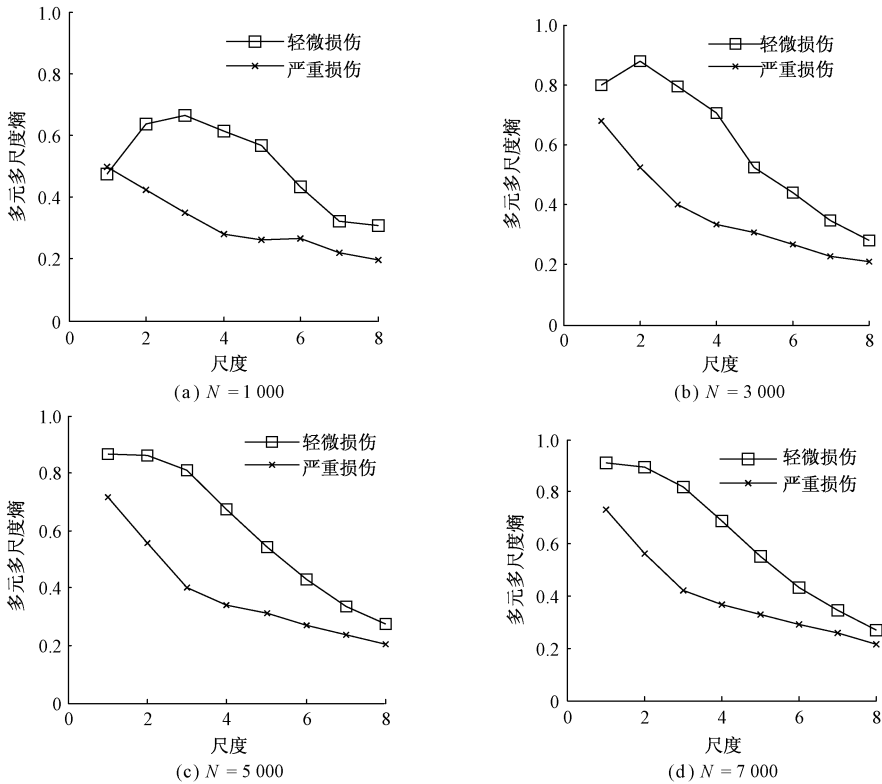


图 3 样本长度 N 对于多元多尺度熵的影响

Fig. 3 The influence of sample length to multi-scale multivariate sample entropy

从图 3 可看出,当样本长度 $N = 1\,000$ 、 $3\,000$ 时,多元多尺度熵曲线不仅波动较大,并且不够光滑,说明信号样本长度 $N = 1\,000$ 、 $3\,000$ 时的多元多尺度熵不能很好地表征滚动轴承内圈的退化状态;当 $N = 5\,000$ 、 $7\,000$ 时所得到的多元多尺度熵曲线比较平滑,能够更稳定地表征滚动轴承的退化状态,其中 $N = 7\,000$ 时,多元多尺度熵曲线更加平滑,说明表征退化状态的能力更强。结果表明:样本长度越长,多元多尺度熵表征轴承的退化状态的性能就越稳定。但是随着样本长度的增加,多元多尺度熵的计算量也随之增加。综合分析选取 $N = 5\,000$ 。

为对比说明 MEMD 多尺度化在提高 MMSE 刻画非平稳信号不同尺度的能力,直接计算不同退化状态信号的多元多尺度熵值,结果如图 4 所示。

将选定样本长度的 4 种不同损伤状态轴承的振动信号进行 MEMD 分解,得到一系列多元 IMF 分量,一般来说故障信息主要集中在前几阶 IMF 分

量里,为了避免计算多元多尺度熵样本数据冗余,选取前 8 阶进行分析,再对三通道降序重构的 IMF 分量分别计算其多元多尺度熵,结果如图 5 所示。

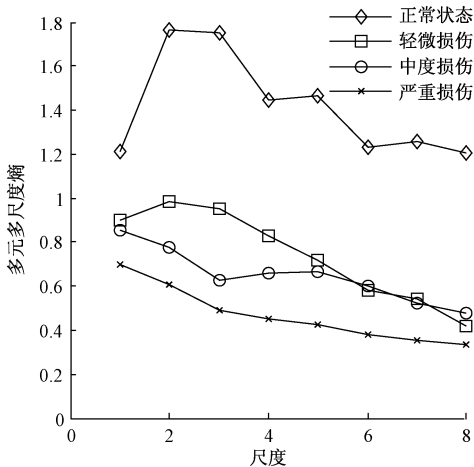


图 4 基于粗粒化的 MMSE

Fig. 4 MMSE based on scale coarse graining

从图 4 可以看出,基于粗粒化的 MMSE 在前 5 个尺度上可以有效地区分轴承不同的损伤状

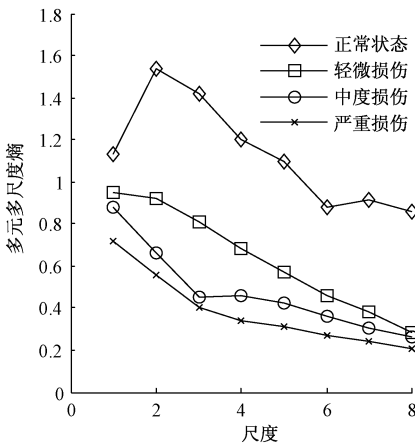


图5 基于MEMD的MMSE
Fig.5 MMSE based on MEMD

态,但是在后几个尺度上中度损伤的熵值与轻微损伤的熵值出现了混叠,与之形成对比的是图5中基于MEMD多尺度化的MMSE在多个尺度上无交叉重叠,都能很好地区分轴承的损伤程度,说明基于MEMD多尺度化的MMSE在稳定性方面要优于基于粗粒化的MMSE.

从图5可直观看出,不同损伤程度的滚动轴承,其状态信号的熵值也不同;同种故障程度的轴承,状态信号在不同尺度上的熵值也不同.从多个尺度上观察不同损伤状态的熵,正常状态下,滚动轴承的熵值在每个尺度上都最大,因为正常状态滚动轴承的振动信号是随机振动,所以信号的复杂度就比较大,无规则程度较高,自相关性最低,因而熵值较大.对于处于损伤状态的滚动轴承,在特定的频段内有一定的周期性冲击,所以信号的自相似性较高,熵值较正常状态下的要小.总体来说,不同损伤程度信号在不同尺度下的熵值构成的曲线区分很显著.对于不同退化程度下的滚动轴承振动信号而言,随着故障程度的加深,熵值将随之减少,就意味着振动信号的复杂度降低.因此,可以根据轴承不同退化状态信号在多个尺度下熵值大小来区分轴承损伤的不同程度.为了进一步对滚动轴承损伤程度进行定量化识别,采用多元多尺度熵偏均值这个具体指标来描述多个尺度上的复合信息.计算出轴承从正常、轻微损伤、中度损伤、严重损伤状态下的PMMME值分别为8.58、5.13、4.53、2.87.可以看出PMMME值随着损伤度加深呈现递减趋势,因此,利用该指标能够很好地区分轴承内圈损伤的不同程度.

5 结论

(1)在MMSE多尺度化过程中引入能够同时

处理多通道信号的MEMD算法并进行试验分析,试验结果表明:与基于粗粒化的MMSE相比,基于MEMD的MMSE可以更有效地区分滚动轴承各种退化状态信号在不同尺度上的成分.

(2)引入能够定量化识别的多元多尺度熵偏均值指标,该指标综合了各种退化状态信号在多个尺度上的非线性信息,可以实现对滚动轴承内圈不同损伤程度进行定量化评估.通过进一步完善,可以将该方法推广应用到工业现场的滚动轴承状态监测中,更好地为现代化设备管理服务.

参考文献:

[1] 王国彪,何正嘉,陈雪峰,等.机械故障诊断基础研究“何去何从”[J].机械工程学报,2013,49(1):63-72.
[2] WANG W N, PEDRYCZ W, LIU X D. Time series long-term forecasting model based on information granules and fuzzy clustering[J]. Engineering applications of artificial intelligence, 2015, 41:17-24.
[3] 王洪明,郝旺身,韩捷,等.基于LMD和样本熵的齿轮故障特征提取方法研究[J].郑州大学学报(工学版),2015,36(3):44-48.
[4] AHMED M U, MANDIC D P. Multivariate multiscale entropy: A tool for complexity analysis of multichannel data[J]. Physical Review e-statistical, nonlinear, and soft matter physics, 2011, 84(6):061918.
[5] COSTA M, ARY L, GOLDBERGER, et al. Multiscale entropy analysis of biological signals [J]. Physical review e-statistical, nonlinear, and soft matter physics, 2005, 71(2):021906.
[6] COSTA M, ARY L, GOLDBERGER, et al. Multiscale entropy analysis of complex physiologic time series [J]. Physical review letters, 2002, 89(6):068102.
[7] AMOUD H, SNOUSSI H, HEWSON D, et al. Intrinsic mode entropy for nonlinear discriminant Analysis [J]. IEEE signal processing letters, 2007, 14(5):297-300.
[8] 韩龙,李成伟,王丽,等.基于EEMD和多元多尺度熵的风力发电机组滚动轴承故障特征提取[J].工业仪表与自动化装置,2016(1):23-26.
[9] REHMAN N, MANDIC D P. Multivariate empirical mode decomposition[J]. Proceedings of the royal society London A: mathematical, physical and engineering science, 2010, 466(2117):1291-1302.
[10] 张龙,黄文艺,熊国良.基于多尺度熵的滚动轴承故障程度评估[J].振动与冲击,2014,33(9):185-189.

The Method of Degradation Feature Extraction of Rolling Bearing Based on MEMD and Multivariate Multiscale Entropy

LI Lingjun, JIN Bing, MA Yanli, HAN Jie, HAO Wangsheng

(School of Mechanical Enginnering, Zhengzhou University ,Zhengzhou 450001, China)

Abstract: The method of extracting degradation features was proposed based on MEMD and MMSE to solve the fault signals of roller bearing and degradation condition, which was characteristic of non-stationarity and hard to recognize. The character of MEMD was adopted to catch different scales of signals effectively during the process of multiscalization, which made complexity of different degradation condition distinguished better than other methods. Firstly, multichannel signals corresponding to various degradation condition of roller bearing were decomposed adaptively using MEMD; then, the reconstructed signals by multiscale IMF was dealt with MSE analysis. The results showed that the proposed method could efficiently evaluate the degradation trend of roller bearing by analyzing the experimental signals.

Key words: MEMD; MMSE; multiscalization; roller bearing; degradation trend

(上接第 85 页)

[10] DU H Y. Function projective synchronization in drive-response dynamical networks with non-identical nodes [J]. Chaos, solitons & fractals, 2011, 44 (7): 510 –514.

[11] WU X J, LU H T. Generalized function projective (lag, anticipated and complete) synchronization between two different complex networks with nonidentical nodes[J]. Commun nonlinear science and numerical simulation, 2012, 17(7): 3005 –3021.

[12] WANG S G, ZHENG S. Adaptive function projective synchronization of uncertain complex dynamical networks with disturbance[J]. Chin Phys B, 2013, 22 (7):070503.

[13] DU H Y, SHI P, Lü N. Function projective synchronization in complex dynamical networks with time delay via hybrid feedback control[J]. Nonlinear analysis: real world applications, 2013, 14(2):1182 –1190.

[14] 李德奎,连玉平,张建刚. 时变时滞耦合复杂网络的函数投影同步[J]. 北京工业大学学报,2015, 41 (2): 207 –214.

[15] GAO Y B, SUN B H, LU G P. Modified function projective lag synchronization of chaotic systems with disturbance estimations[J]. Applied mathematical modelling, 2013, 37(3): 4993 –5000.

Modified Function Projective Synchronization of Uncertain Complex Dynamical Networks with Time-varying Coupling Delay

FANG Jie, DU Haiming, LIU Na

(College of Electric and Information Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450002, China)

Abstract: This paper investigated the modified function projective synchronization of complex dynamical networks with uncertain parameters, external disturbance and time-varying coupling delay. Based on Lyapunov stability theory and some inequality techniques, the adaptive robust controller was designed, by which the drive and response systems could realize synchronize to a desired scaling function matrix and estimate the unknown parameters. The feedback control gains were determined by adaptive updated laws. The controller could overcome the effects of the external disturbances and time-varying coupling delay effectively. Numerical simulations illustrated the effectiveness of the proposed method.

Key words: complex dynamical networks; chaotic system; modified function projective synchronization; time-varying coupling delay; adaptive control