

基于改进多尺度模糊熵的滚动轴承故障诊断方法^{*}

郑近德, 代俊习, 朱小龙, 潘海洋, 潘紫微

(安徽工业大学机械工程学院 马鞍山, 243032)

摘要 滚动轴承故障诊断的关键是敏感故障特征的提取。多尺度模糊熵(multi-scale fuzzy entropy, 简称 MFE)是一种衡量时间序列复杂性的有效分析方法, 已经被用于滚动轴承振动信号故障特征提取。针对 MFE 算法中多尺度粗粒化过程存在的缺陷, 笔者采用滑动均值的方式代替粗粒化过程, 提出了改进的多尺度模糊熵算法, 并通过仿真信号将其与 MFE 进行了对比分析。在此基础上, 提出了一种基于改进多尺度模糊熵与支持向量机的滚动轴承故障诊断方法。最后, 将所提故障诊断方法应用于滚动轴承实验数据分析, 并与基于 MFE 的故障诊断方法进行了对比, 结果验证了所提方法的有效性和优越性。

关键词 多尺度模糊熵; 改进多尺度模糊熵; 滚动轴承; 故障诊断

中图分类号 TN911.7; TH165.3

引言

由于制造误差和装配不当等原因, 滚动轴承在运转过程中必然会产生振动^[1]。当轴承出现局部故障时, 振动信号随之会表现出非线性、非平稳特性。直接从这些信号中提取故障特征将变得尤为困难。随着非线性科学理论的发展, 很多非线性理论和方法, 如小波分析、分形维数、近似熵等已被广泛应用于故障诊断领域^[2-7], 并取得了不错的效果。如文献[6]将经验模态分解(empirical mode decomposition, 简称 EMD)分解的 IMF 分量与灰色关联模型结合建立 IMF 的能量分布, 从而实现故障类型的诊断; 文献[7]将分形维数与近似熵用于度量信号的复杂性, 结果表明近似熵具有一定抗噪和抗野点的能力。针对近似熵存在自匹配的缺陷, Richman 等^[8]提出了样本熵的概念, 样本熵作为常用的一种特征提取方法, 具有抗噪能力强、所需时间序列短等优点, 但是该方法只能从单一尺度描述故障特征状态。Costa 等^[9-10]在样本熵的基础上提出了多尺度熵(multi-scale entropy, MSE), 用来衡量时间序列在不同尺度上的复杂性。针对 MSE 中样本熵相似性度量易发生突变, 郑近德等^[11]结合模糊熵的概念, 提出了多尺度模糊熵(multiscale fuzzy entropy, 简

称 MFE), 并将其应用于滚动轴承的故障诊断。

MFE 是一种有效的衡量时间序列的复杂性方法, 与单一尺度熵值相比, 其既能在整体上反映动力学特征, 又能从细节上揭示其演化特性, 包含了更多的模式信息^[12]。然而, 研究发现, MFE 中的多尺度粗粒化过程会导致熵值在较大尺度处的波动, 产生端点“飞翼”现象^[13]。为此, 文中采用滑动均值求数据点间均值的方式改进粗粒化过程。在此基础上, 提出了改进的多尺度模糊熵(improve multi-scale fuzzy entropy, 简称 IMFE)。改进后的多尺度过程综合考虑了相邻数据点的信息, 不仅克服了时间数列变短的缺陷, 而且能够提取更多的故障特征信息。

最后, 笔者将改进多尺度模糊熵与支持向量机结合, 提出了一种新的滚动轴承故障诊断方法, 并将其应用于试验数据分析。结果表明, 所提方法能有效地利用少量的训练样本得到较高的故障识别率, 是一种有效的故障诊断方法。

1 多尺度模糊熵算法

1.1 多尺度模糊熵算法

多尺度模糊熵的计算步骤^[11]如下

1) 设原始数据为 $\{X_i\} = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$, 建

^{*} 国家自然科学基金资助项目(51505002); 国家重点研发计划资助项目(2017YFC0805103); 安徽省高校自然科学基金重点资助项目(KJ2015A080)和安徽工业大学研究生创新研究基金资助项目(2016061)

收稿日期: 2016-11-19; 修回日期: 2017-02-18

立粗粒化过程

$$y_j(\tau) = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} X_i \quad (1 \leq j \leq N/\tau) \quad (1)$$

其中: N 为数据长度, $\tau=1, 2, \dots$, 为尺度因子。

$\tau=1$ 时, $y_j(1)$ 为原数据 $\{X_i\}$; $\tau > 1$ 时, 原数据被分割成 τ 段长度不超过 N/τ 的粗粒序列 $\{y_j(\tau)\}$ 。

2) 对得到的 τ 个粗粒序列分别求其模糊熵, 并把熵值画成尺度因子的函数。模糊熵的定义参考文献[14-15]。

由式(1)粗粒化过程可以发现, 尺度因子越大, 粗粒化序列长度越短, 熵值的偏差会随着粗粒化序列长度减小而逐渐增大。不仅如此, 以尺度因子 τ 等于 2 为例, 粗粒化方式如图 1 所示。当尺度因子等于 2 时, 粗粒化考虑了 X_1 和 X_2 , X_3 和 X_4 等之间的信息, 而没有考虑 X_2 和 X_3 , X_4 和 X_5 等之间的信息, 造成了信息的遗漏。为此, 文中借鉴滑动均值的思想, 提出了改进多尺度模糊熵算法。

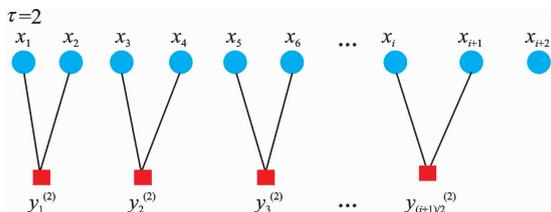


图 1 尺度因子等于 2 时的多尺度化方法

Fig. 1 Multiscale methods for scale factor equal to 2

1.2 改进的多尺度模糊熵

IMFE 的计算步骤如下

1) 设原始数据为 $\{X_i\}$, 建立改进粗粒化过程:

$$y_j(\tau) = \frac{1}{\tau} \sum_{i=j}^{j+\tau-1} X_i \quad (1 \leq j \leq N - \tau + 1) \quad (2)$$

当 $\tau > 1$ 时, 原始数据 $\{X_i\}$ 被分割成 τ 段长度为 $N - \tau + 1$ 的序列 $\{y_j(\tau)\}$ 。

2) 对得到的 τ 个改进粗粒序列分别求其模糊熵, 并将其画成尺度因子的函数。

为了说明 IMFE 与 MFE 的区别, 以尺度因子 2 为例, 改进的多尺度算法如图 2 所示。

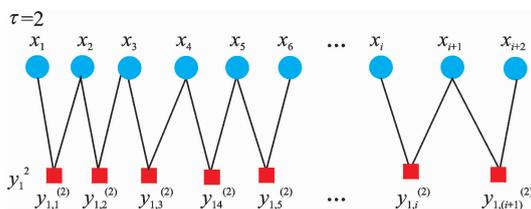


图 2 尺度因子等于 2 的改进多尺度方法

Fig. 2 The improved multi-scale method with scale factor equal to 2

由图 2 可知, 尺度因子等于 2 时, 改进的多尺度化法综合考虑了 2 个相邻数据点特征信息, 避免了由于粗粒化不足而导致信息的遗漏。

2 IMFE 与 MFE 对比分析

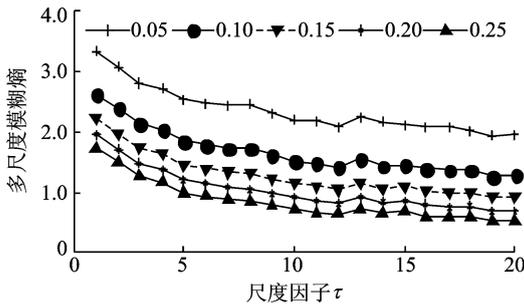
2.1 参数选择

IMFE 的计算与数据长度 N , 嵌入维数 m 、相似容限 r 以及指数函数梯度参数 n 有关。首先, m 取值越大就会有越多的详细信息, 但所需数据就更长 ($N=10^m \sim 30^m$), 综合考虑, $m=2$ 。其次, 相似容限 r 表示模糊函数边界的宽度。 r 选择过小会统计过多的信息, 导致对噪声敏感; 选择过大会丢失过多统计信息, 一般取 $0.1 \sim 0.25R_{SD}$ (R_{SD} 为原始数据的标准差), 文中取 $r=0.15R_{SD}$ 。再次, 当 n 趋于无穷大时, 指数函数即变为单位阶跃函数。为了尽可能的捕获有用的细节信息, 文献[15]建议计算时取较小的整数值, 文中取 $n=2$ 。最后, 数据长度对熵值的影响都比较小, 文献[16]表明模糊熵比样本熵计算所需的数据长度更短, 综上考虑, 取 $N=2\ 048$ 。

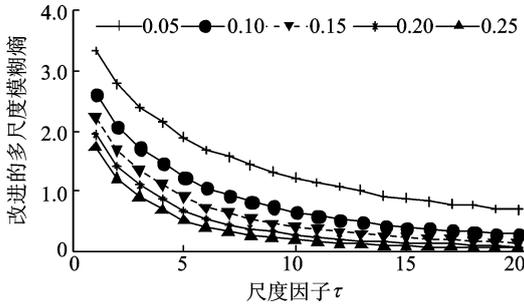
2.2 IMFE 与 MFE 对比分析

首先, 以相同长度的高斯白噪声和 $1/f$ 噪声为研究对象。对不同的 $r = 0.05R_{SD}, 0.1R_{SD}, 0.15R_{SD}, 0.2R_{SD}$ 和 $0.25R_{SD}$ 分别计算二者的 MFE 和 IMFE, 结果如图 3 所示, 其中 $m=2$, 最大尺度因子取 20。由图 3 可知, 首先, 相似容限对 MFE 和 IMFE 的计算结果影响较大, r 越大, 熵值越小, r 越小, 熵值越大, 选择过大会丢失掉很多统计信息, 过小估计出的统计特性的效果不理想。另外, IMFE 比 MFE 熵值曲线光滑, 且不同 r 的 IMFE 曲线差异较小, 说明 IMFE 对 r 的依赖更小。综合考虑, 取 $r=0.15R_{SD}$ 。

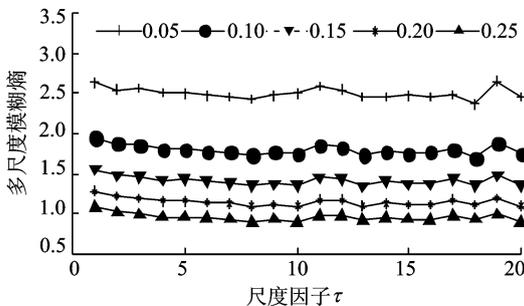
为了说明时间序列长度对 IMFE 的影响, 分别取数据长度为 1 500, 2 000, 2 500, 3 000 和 3 500 点的高斯白噪声和 $1/f$ 噪声作为研究对象。分别计算二者的 MFE 和 IMFE, 结果如图 4 所示, 其中 $m=2, r=0.15R_{SD}$, 最大尺度因子取 20。从图 4 中可知, IMFE 的变化趋势随尺度因子的增大而逐渐光滑递减, 而 MFE 曲线随着尺度因子的增大有波动现象, 这说明 IMFE 稳定性更好。另外, 由图 4(c~d)可知, $1/f$ 噪声的 MFE 曲线随着尺度因子的增大稳定在一个恒定值附近, 但时间序列的长度对熵



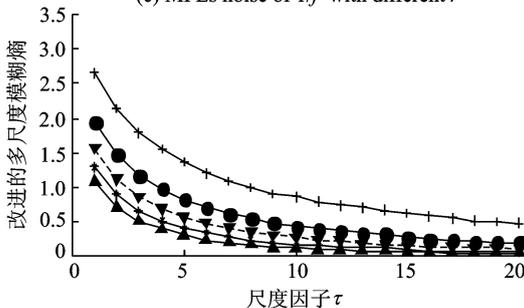
(a) 不同相似容限 r 条件下白噪声的 MFE
(a) MFE of white noise with different r



(b) 不同相似容限 r 条件下白噪声的 IMFE
(b) IMFE of white noise with different r



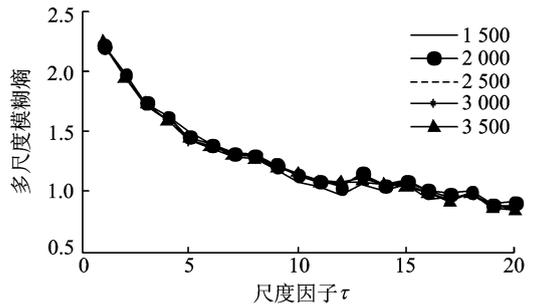
(c) 不同相似容限 r 条件下 $1/f$ 噪声的 MFE
(c) MFEs noise of $1/f$ with different r



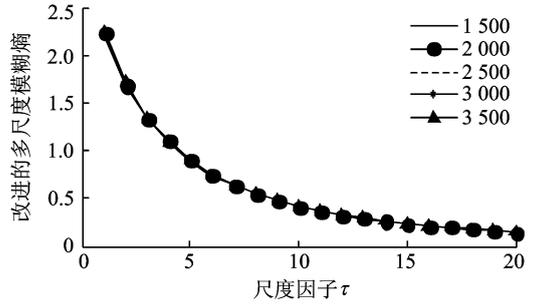
(d) 不同相似容限 r 条件下 $1/f$ 噪声的 IMFE
(d) IMFEs noise of $1/f$ with different r

图 3 相似容限对熵值的影响

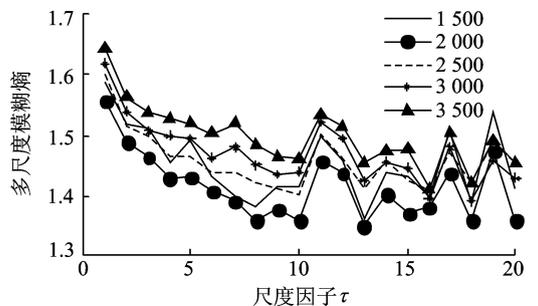
Fig. 3 The influence of r on entropy values



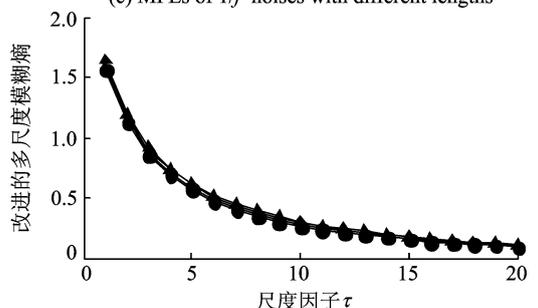
(a) 不同长度白噪声的 MFE
(a) MFEs of white noise with different lengths



(b) 不同长度白噪声的 IMFE
(b) IMFEs of white noise with different lengths



(c) 不同长度 $1/f$ 噪声的 MFE
(c) MFEs of $1/f$ noises with different lengths



(d) 不同长度 $1/f$ 噪声的 IMFE
(d) IMFEs of $1/f$ noises with different lengths

图 4 时间序列长度对熵值的影响

Fig. 4 The influence of data length on entropy values

值的影响较大,而不同长度 $1/f$ 噪声的 IMFE 曲线几乎重合,且都是随着尺度因子的增大而逐渐递减,曲线比较光滑,说明其对时间序列长度的依赖性更小、更稳定。因此,上述分析结果表明,IMFE 和 MFE 都能够有效地反映时间序列的复杂性信息,但与 MFE 相比,IMFE 熵值更稳定、曲线更光滑,对时间序列的长度和相似容限的依赖性更小。

3 应用分析

3.1 同种故障程度试验数据分析

为了说明 IMFE 的有效性,采用美国 Case Western Reserve University 的试验采集的滚动轴

承数据对其进行验证^[17]。测试轴承为 6205-2RSJEMSKF 深沟球轴承,直径为 0.533 4 mm,故障深度为 0.279 4 mm,转速为 1 797 r/min,采样频率为 12 kHz,选用内圈(inner race,简称 IR)、外圈(outer race,简称 OR)、滚动体故障(ball element,简称 BE)和正常(norm)四种状态的振动信号,振动信号时域波形如图 5 所示。

现将提出的方法应用于上述试验数据,具体步骤如下。

1) 正常、内圈故障、外圈故障和滚动体故障试

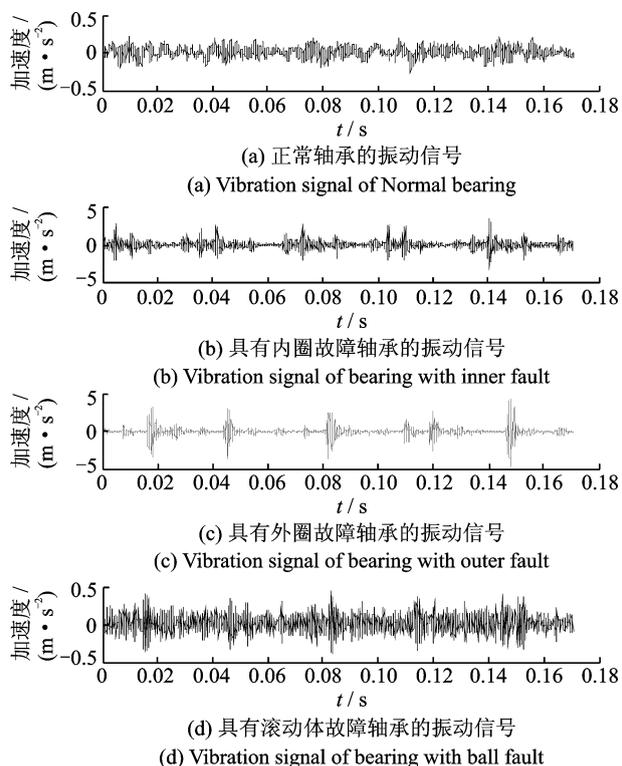


图 5 滚动轴承振动信号的时域波形

Fig. 5 Time domain waveforms of vibration signal of rolling bearings

表 1 文中方法测试样本的诊断结果

Tab. 1 Diagnostic results of test samples

| 样本集 | 故障类型 | SVM ₁ | SVM ₂ | SVM ₃ | SVM ₄ | 诊断结果 |
|------------------------------------|-------|------------------|------------------|------------------|------------------|-------|
| T ₁ ~T ₅₃ | 正常 | +1(53) | | | | 正常 |
| T ₅₄ ~T ₁₀₆ | 外圈故障 | -1(53) | +1(53) | | | 外圈故障 |
| T ₁₀₇ ~T ₁₅₉ | 内圈故障 | -1(53) | -1(53) | +1(53) | | 内圈故障 |
| T ₁₆₀ ~T ₂₁₂ | 滚动体故障 | -1(53) | -1(53) | -1(53) | +1(53) | 滚动体故障 |

不失一般性,在相同条件下,采用 MFE 提取上述滚动轴承的振动信号的故障特征,并采用上述故障分类器进行识别。对于相同个数的训练样本和测试样本,输出结果中,滚动体故障中的 6 个测试样本被错分到内圈故障中,故障识别率为 97.17%,低于笔者所提方法。

验数据,每种状态取 58 个样本,共得到 232 个样本,计算所有样本的 IMFE,得到故障特征集 T,尺度因子 $\tau_{max}=20$;将每一类的特征集的 58 个样本随机分为 5 个训练样本特征集 T₁ 和 53 个测试样本集 T₂。

2) 将训练样本特征集,输入到基于 SVM 建立的多故障分类器进行训练。其中,基于 SVM 的多故障分类器采用偏二叉树思想建立,如图 6 所示。SVM₁ 中 1 表示正常,-1 表示外圈故障、内圈故障和滚动体故障;SVM₂ 中 1 表示滚动体故障,-1 表示内圈故障和外圈故障;SVM₃ 中 +1 表示内圈故障,-1 表示外圈故障;SVM₄ 中表示是外圈故障,-1 表示其他故障。F 表示支持向量机最优分类函数。SVM 采用 LibSVM 程序^[18]。SVM 的核函数选取高斯径向基函数,采用粒子群算法^[19]对支持向量机惩罚参数 c 和核函数参数 g 进行优化。

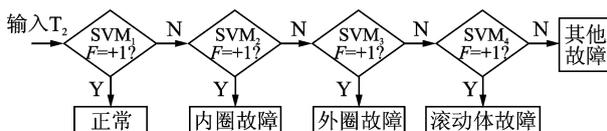


图 6 多故障支持向量机分类示意图

Fig. 6 Sketch of multi-fault support vector machine classification

3) 在分类测试中,将测试样本集 T₂ 依次输入到已训练的 SVM₁,若判别式 F 输出为 +1,则确认为正常,测试结束;否则自动输入 SVM₂,直到 SVM₄。若输出为 +1,则说明测试样本属于滚动体故障。随机选取每类振动信号的 5 组数据作为训练样本,将剩下的 53 组数据作为测试样本,由于测试样本较多,文中只列出了该方法测试样本诊断结果,如表 1 所示。从表 1 可以看出,笔者提出的滚动轴承故障诊断方法对试验数据的识别率达到 100%。

同时,为了研究训练样本个数对故障识别率的影响,分别选用 5,10,15,20 和 25 个训练样本进行训练,MFE 与 IMFE 的故障识别率如表 2 所示。由表 2 可以看出,无论是用较少还是较多训练样本,基于 IMFE 的故障诊断方法都略高于基于 MFE 故障诊断方法。这说明:与 MFE 相比,基于 IMFE 与

SVM 相结合故障诊断方法更适合小样本的滚动轴承故障诊断。

表 2 不同数目训练样本对识别率的影响

Tab. 2 The influence of different training samples on recognition rate

| 训练样本个数 | MFE | IMFE | % |
|--------|-------|-------|---|
| 5 | 97.17 | 100 | |
| 10 | 95.31 | 98.44 | |
| 15 | 96.51 | 98.26 | |
| 20 | 98.26 | 98.26 | |
| 25 | 100 | 100 | |

3.2 不同故障程度的试验数据分析

为了验证所提方法的适用性,再将其应用于不同故障程度的滚动轴承试验数据。为方便,“滚动体 1”、“内圈 1”、“外圈 1”故障滚动轴承的故障直径为 0.177 8 mm,深度为 0.279 4 mm;“滚动体 2”、“内

圈 2”、“外圈 2”故障滚动轴承的直径为 0.533 4 mm,故障深度为 0.279 4 mm。电机转速为 1 730 r/min,采样频率为 12 kHz,数据点数为 2 048,共得到 406 组数据。

采用文中方法对上述数据进行分析,测试样本的输出结果表 3 所示。由表可以看出,论文方法将“外圈 2”的两个样本错分到“内圈 1”故障类中,故障识别率为 99.06%。而当采用 MFE 进行特征提取时,“外圈 2”的 4 个测试样本被错分到“外圈 1”中,故障识别率为 98.11%,低于文中方法的识别率。

当训练样本个数分别为 5, 10, 15, 20 和 25 时,对于不同故障程度的滚动轴承试验数据,基于 MFE 与 IMFE 的故障诊断方法的识别率如表 4 所示。由表 4 可知,当训练样本选用 20 或者以上时,两种方法的故障识别率均为 100%。而当训练样本个数较少时,基于 IMFE 的故障诊断方法的识别率要高。一般地,对于大型机器来说,故障信号采集比

表 3 测试样本的输出结果

Tab. 3 Output results of testing samples

| 样本集 | 故障类型 | SVM ₁ | SVM ₂ | SVM ₃ | SVM ₄ | SVM ₅ | SVM ₆ | SVM ₇ | 诊断结果 |
|------------------------------------|-------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|------------------|-------|
| T ₁ ~T ₅₃ | 正常 | +1(53) | | | | | | | 正常 |
| T ₅₄ ~T ₁₀₆ | 滚动体 1 | -1(53) | +1(53) | | | | | | 滚动体 1 |
| T ₁₀₇ ~T ₁₅₉ | 滚动体 2 | -1(53) | -1(53) | +1(53) | | | | | 滚动体 2 |
| T ₁₆₀ ~T ₂₁₂ | 内圈 1 | -1(53) | -1(53) | -1(53) | +1(55) | | | | 内圈 1 |
| T ₂₁₃ ~T ₂₆₅ | 内圈 2 | -1(53) | -1(53) | +1(53) | -1(53) | +1(53) | | | 内圈 2 |
| T ₂₆₆ ~T ₃₁₈ | 外圈 1 | -1(53) | -1(53) | -1(53) | -1(53) | -1(53) | +1(53) | | 外圈 1 |
| T ₃₁₉ ~T ₃₇₁ | 外圈 2 | -1(53) | -1(53) | -1(53) | -1(53) | -1(53) | -1(53) | +1(51) | 外圈 2 |

较困难,故障样本个数极其稀有,而笔者提出的方法为解决小样本故障识别问题提供了一种有效的途径。

表 4 MFE 与 IMFE 识别率

Tab. 4 Recognition rate of MFE and IMFE

| 训练样本个数 | MFE | IMFE | % |
|--------|-------|-------|---|
| 5 | 98.11 | 99.06 | |
| 10 | 98.96 | 99.37 | |
| 15 | 99.61 | 99.61 | |
| 20 | 100 | 100 | |
| 25 | 100 | 100 | |

4 结束语

笔者提出了一种衡量时间序列复杂性的改进多尺度模糊熵算法,将其与多尺度模糊熵进行了对比,结果表明了所提方法的优越性。提出了一种基于改进多尺度模糊熵和支持向量机的滚动轴承故障诊断

方法,通过分析具有相同和不同故障程度的滚动轴承的试验数据,将其与多尺度模糊熵进行了对比,结果表明,当样本个数较少时,论文方法的识别率更高。综上所述,改进的多尺度模糊熵有效地弥补了多尺度模糊熵中粗粒化过程的缺陷,在滚动轴承振动信号的故障特征表征方面具有一定的优势。笔者将进一步对其理论进行研究和完善,以期能推广到其他故障诊断领域中。

参 考 文 献

[1] 汪林海. 滚动轴承在线故障诊断冲击计[D]. 上海:上海大学,2009.

[2] 李学军,何能胜,何宽芳,等. 基于小波包近似熵和 SVM 的圆柱滚子轴承诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(6):1031-1036.

Li Xuejun, He Nengsheng, He Kuanfang, et al. Cylindrical roller bearing diagnosis based on wavelet packet approximate entropy and support vector ma-

- chines[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(6): 1031-1036. (in Chinese)
- [3] 崔宝珍,王泽兵,潘宏侠. 小波分析-模糊聚类法在滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2008, 28(2): 151-154.
Cui Baozhen, Wang Zebing, Pan Hongxia. Application of wavelet analysis-cluster fuzzy to fault diagnosis of roller bearing[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2008, 28(2): 151-154. (in Chinese)
- [4] 杨宇,于德介,程军圣. 基于EMD与神经网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2005, 24(1): 85-88.
Yang Yu, Yu Dejie, Cheng Junsheng. Roller bearing fault diagnosis method based on EMD and neural network[J]. Journal of Vibration and Shock, 2005, 24(1): 85-88. (in Chinese)
- [5] 苏文胜,王奉涛,朱泓,等. 基于小波包样本熵的滚动轴承故障特征提取[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(2): 162-166.
Su Wensheng, Wang Fengtao, Zhu Hong, et al. Feature extraction of rolling element bearing fault using wavelet packet sample entropy[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(2): 162-166. (in Chinese)
- [6] 王录雁,王强,张梅军,等. 基于EMD的滚动轴承故障灰色诊断方法[J]. 振动与冲击, 2014, 33(3): 197-202.
Wang Luyan, Wang Qiang, Zhang Meijun, et al. A grey fault diagnosis method for rolling Bearings based on EMD[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(3): 197-202. (in Chinese)
- [7] 胥永刚,何正嘉. 分形维数和近似熵用于度量信号复杂性的比较研究[J]. 振动与冲击, 2003, 22(3): 25-27.
Xu Yonggang, He Zhengjia. Research on comparison between approximate entropy and fractal dimension for complexity measure of signals[J]. Journal of Vibration and Shock, 2003, 22(3): 25-27. (in Chinese)
- [8] Richman J S, Moorman J R. Physiological time series analysis using approximate entropy and sample entropy[J]. American Journal of Physiology Heart and Circulatory Physiology, 2000, 278(6): 2039-2049.
- [9] Costa M, Goldberger A L, Peng C K. Multiscale entropy analysis of biological signals[J]. Physical Review E, 2005, 71(2Pt1): 1-18.
- [10] Costa M, Goldberger A L, Peng C K. Multiscale entropy analysis of complex physiologic time series[J]. Physical Review Letters, 2002, 89(6): 1-18.
- [11] 郑近德,陈敏均,程军圣,等. 多尺度模糊熵及其在滚动轴承中的应用[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)
- [12] 郑桂波,金宁德. 两相流流型多尺度熵及动力学特性分析[J]. 物理学报, 2009, 58(7): 4485-4491.
Zheng Guibo, Jin Ningde. Multiscale entropy and dynamic characteristics of two-phase flow patterns[J]. Acta Physica Sinica, 2009, 58(7): 4485-4491. (in Chinese)
- [13] Shuen D W, Chiu W W, Shiou G L, et al. Time series analysis using composite multi-scale entropy [J]. Entropy, 2013, 15(3): 1069-1084.
- [14] 陈伟婷. 基于熵的表面肌电信号特征提取研究[D]. 上海:上海交通大学, 2008.
- [15] Chen Weiting, Wang Zhizhong, Xie Hongbo, et al. Characterization of surface EMG signal based on fuzzy entropy[J]. IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering, 2007, 15(2): 266-272.
- [16] Belkin M, Niyogi P, Sindhvani V. Manifold regularization: a geometric framework for learning from labeled and unlabeled examples[J]. Journal of Machine Learning Research, 2006, 7(11): 2399-2434.
- [17] The Case Western Reserve University Bearing Data Center. Bearing Data Center Fault Test Data [EB/OL]. (2011-02-11)[2012-03-01]. <http://www.eecs.cwru.edu/laboratory/bearing/>.
- [18] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: a library for support vector machines [EB/OL]. (2008-04-08)[2016-12-22]. <https://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>.
- [19] 邵信光,杨慧中,陈刚. 基于粒子群优化算法的支持向量机参数选择及应用[J]. 控制理论与应用, 2006, 23(5): 740-748.
Shao Xinguang, Yang Huizhong, Chen Gang. Parameters selection and application of support vector machines based on particle swarm optimization algorithm [J]. Control Theory & Applications, 2006, 23(5): 740-748. (in Chinese)



第一作者简介:郑近德,男,1986年3月生,博士,副教授。主要研究方向为动态信号处理,非线性动力学及机械故障诊断等。曾发表《改进的希尔伯特-黄变换及其在滚动轴承故障诊断中的应用》(《机械工程学报》2015年第51卷第1期)等论文。

E-mail: lqdlzheng@126.com