

基于 QPSO-MPE 的滚动轴承故障识别方法*

王望望¹, 邓林峰^{1,2}, 赵荣珍¹, 张爱华²

(1. 兰州理工大学机电工程学院 兰州, 730050) (2. 兰州理工大学电气工程与信息工程学院 兰州, 730050)

摘要 为准确辨识滚动轴承故障类型,提出了一种基于量子粒子群优化多尺度排列熵(quantum-behaved particle swarm optimization and multi-scale permutation entropy, 简称 QPSO-MPE)的滚动轴承故障识别方法。首先,对滚动轴承的原始振动信号进行集成经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, 简称 EEMD),得到一系列内禀模态分量(intrinsic mode function, 简称 IMF)和一个趋势项,并以峭度作为度量指标筛选出含有主要故障特征信息的 IMF 来重构振动信号;然后,利用量子粒子群优化算法对多尺度排列熵的关键参数进行优化,得到其模型计算重构信号的多尺度排列熵,从而构建轴承故障的多尺度排列熵特征集;最后,将故障特征集输入 GG(Gath-Geva)模糊聚类算法进行聚类识别。实验结果表明,基于 QPSO-MPE 的滚动轴承故障识别方法可实现滚动轴承典型故障的准确辨识,证明了 QPSO-MPE 在故障特征提取方面的有效性。

关键词 滚动轴承故障识别;量子粒子群优化;多尺度排列熵;集成经验模态分解;GG 模糊聚类

中图分类号 TH165.3; TP301.6

引言

滚动轴承作为旋转机械的关键部件,其运行状态直接影响到整个机械设备的性能^[1],因此如何准确有效地从滚动轴承复杂振动信号中提取故障特征并进行模式识别,对保障旋转机械正常运行具有重要意义^[2]。

熵值作为一种监测时间序列随机性和动力学突变的测度,能够有效表征非线性、非平稳信号的特征信息^[3]。作为信号特征向量的熵值有能量熵、样本熵、模糊熵和多尺度排列熵(multi-scale permutation entropy, 简称 MPE)等^[4-7]。其中,MPE 对振动信号变化具有较高的敏感性,同时能衡量时间序列在多尺度下的复杂性和随机性,可用于表征信号的特征信息^[7]。郑近德等^[8]将 MPE 应用于滚动轴承故障诊断,有效提取出轴承故障特征。陈东宁等^[9]将 MPE 和聚类方法相结合,实现了轴承故障模式的准确分类识别。然而,MPE 的计算结果受自身参数影响较大,如果参数设置不合理,将无法达到预期效果^[10]。目前,量子粒子群优化(quantum particle swarm optimization, 简称 QPSO)算法在参数优化方面具有独特优势,可对多参数同时进行优化。张朝龙等^[11]提出一种基于 QPSO 优化相关向量机的

模拟电路故障预测方法,明显提高了预测精度。吕茂印等^[12]提出基于量子粒子群的非对称转向机构优化方法,对转向架的结构参数进行优化,使其性能得到显著提升。

笔者提出了一种基于量子粒子群优化多尺度排列熵的滚动轴承故障识别方法,对非线性、非平稳的滚动轴承故障信号进行分析处理与分类辨识,并利用滚动轴承故障振动实验数据对方法的有效性和准确性进行了验证。

1 基本原理简介

1.1 多尺度排列熵

排列熵算法是一种用于描述时间序列无规则程度和不确定性的检测方法,能够方便、准确地定位系统发生突变的时刻,并且对于信号的微小变化具有放大作用,在机械设备故障诊断中应用广泛^[13]。多尺度排列熵是计算时间序列在不同尺度下的排列熵,即在多尺度下考虑时间序列的特性,计算步骤如下。

1) 对时间序列 $X = \{x(i), i = 1, 2, \dots, N\}$ 进行粗粒化处理,得到粗粒化时间序列 $y_j^{(\tau)}$ 为

* 国家自然科学基金资助项目(51675253);中国博士后科学基金资助项目(2016M592857);甘肃省自然科学基金资助项目(1610RJZA004)

收稿日期:2019-05-15;修回日期:2019-08-22

$$y_j^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{\tau} x_i \quad \left(j=1, 2, \dots, \left[\frac{N}{\tau} \right] \right) \quad (1)$$

其中: τ 为尺度因子; N 为时间序列长度; $[N/\tau]$ 表示对 N/τ 取整。

2) 对每个粗粒化序列进行相空间重构,第 l 个重构分量为

$$Y_l^{(\tau)} = \{ y_l^{(\tau)}, y_{l+t}^{(\tau)}, \dots, y_{l+(m-1)t}^{(\tau)} \} \quad (2)$$

其中: m 为嵌入维数; t 为延迟时间。

将每一个重构分量的元素按升序进行排列,可以得到一组相应的符号向量 $S(k) = (j_1, j_2, \dots, j_m)$ 。其中: $k=1, 2, \dots, K$; $K \leq m!$,即可形成 $m!$ 种不同的符号序列,并计算每一种符号出现的概率 P_k 。

3) 通过计算每个粗粒化序列在不同尺度下的排列熵,得到时间序列 X 的多尺度排列熵为

$$H_p = - \sum_{k=1}^K P_k \ln P_k \quad (3)$$

1.2 量子粒子群算法

QPSO算法是在PSO优化算法基础上提出来的,可以避免PSO优化算法在优化过程中过早陷入局部最优^[14]。由于量子行为具有不确定性,可以使得粒子在一定情况下出现在任意空间位置,进而促使粒子在空间中更有效寻找全局最优解^[11]。QPSO优化算法的粒子迭代寻优过程可表达为

$$m_{\text{best}} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M P_j \quad (4)$$

$$P = \mu P_j + (1 - \mu) P_g \quad (5)$$

$$L_j(T+1) = P \pm \alpha |m_{\text{best}} - L_j(T)| \ln 1/u \quad (6)$$

其中: m_{best} 为所有粒子个体最优位置的平均点; M 为种群数目; μ 和 u 为0~1间均匀分布的随机数; P_j 和 P_g 分别为粒子的个体最优位置和全局最优位置; T 为迭代次数; L_j 为粒子的位置; α 为压缩扩张因子。

优化过程中要选择恰当的适应度函数。通常,在分析一组数据的总体趋势时,先求其均值,观察数据的集中趋势。但仅靠均值并不能完全概括数据总体情况,这时可以计算数据的偏度,偏度绝对值越小,则均值越可信。因此,以偏度的平方作为目标函数求其最小值^[9]。

将时间序列 $X = \{ x(i), i=1, 2, \dots, N \}$ 所有尺度下的排列熵组成一个序列 $H_p(X)$,即

$$H_p(X) = \{ H_p(1), H_p(2), \dots, H_p(s) \} \quad (7)$$

则偏度ske为

$$\text{ske} = \frac{E [H_p(X) - H_p^m(X)]^3}{[H_p^d(X)]^3} \quad (8)$$

其中: $H_p^m(X)$ 为序列 $H_p(X)$ 的均值; $H_p^d(X)$ 为 $H_p(X)$ 的标准差; $E(\cdot)$ 表示求期望。

适应度函数为

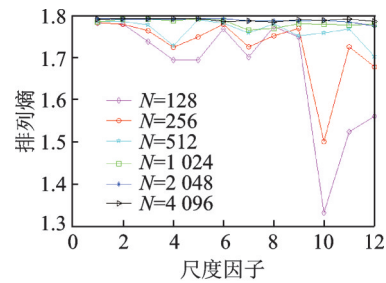
$$F(X) = \frac{1}{\text{ske}^2 + 1} \quad (9)$$

2 量子粒子群优化多尺度排列熵的故障识别方法

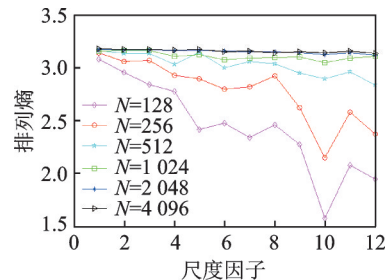
2.1 多尺度排列熵的参数影响分析

经文献[8]发现,排列熵的计算结果与其参数紧密相关,不同嵌入维数 m 、延迟时间 t 、数据长度 N 以及尺度因子 τ 都会对其产生的影响,其中,嵌入维数 m 和数据长度 N 对其产生影响较大。为考察数据长度 N 和嵌入维数 m 对多尺度排列熵计算结果的影响,随机生成一个包含10 000个数据点的高斯白噪声信号;并取 N 分别为128, 256, 1 024, 2 048和4 096; τ 为1~12; t 为1; m 为3~7,对多尺度排列熵进行计算分析。图1为不同参数下的多尺度排列熵变化情况。

从图1可以看出,不同长度的高斯白噪声信号在不同嵌入维数 m 下的MPE值不同,且嵌入维数 m 对MPE值的影响较大。当嵌入维数 m 取较小值时,熵值呈无规则变化状态,其监测信号突变的能力较弱; m 取较大值时,熵值变化相对稳定,呈现出随尺度因子增大而下降的趋势,但同时其计算量也随之增大。另一方面,数据长度 N 较小时,熵值也较小



(a) 嵌入维数 $m=3$
(a) Embedding dimension $m=3$



(b) 嵌入维数 $m=4$
(b) Embedding dimension $m=4$

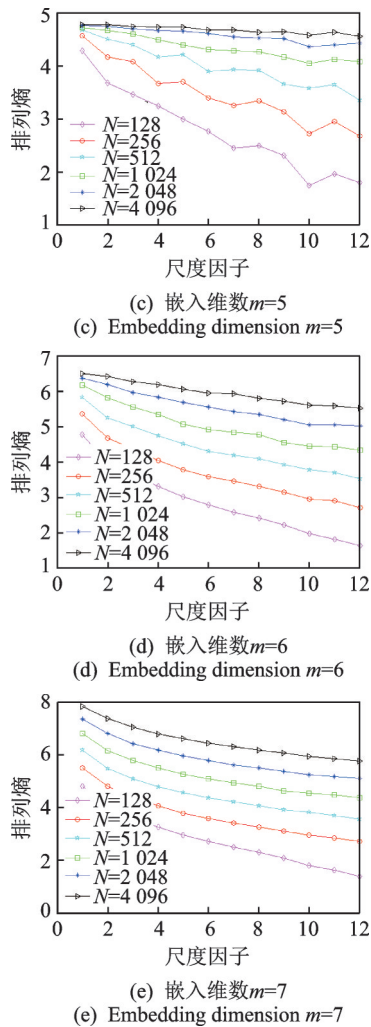


图1 不同参数下的多尺度排列熵变化情况

Fig.1 The variation of multi-scale permutation entropy with different parameters

且其对应曲线波动较大; N 较大时, 熵值曲线变化的趋势较为稳定。在同一数据长度上, 尺度因子对熵值的变化也会产生影响, 且数据长度越大时, 尺度因子对熵值变化的影响越小, 即数据长度越大, 熵值随尺度因子增大而减小的速率越慢。同时, 在计算过程中发现, 数据长度越大, 计算量也越大。综上, 并参照文献[8]对MPE参数的选择, 本研究将MPE的初始参数设置为 $t=1, \tau=12, m=6, N=2048$ 。

2.2 故障识别方法及流程设计

滚动轴承故障振动信号具有非平稳、非线性和强背景噪声的特点。因此, 如何对其进行有效分析处理, 从而获取准确的故障特征信息, 对于滚动轴承故障识别至关重要。MPE对振动信号的变化具有较高的敏感性, 可作为一种监测时间序列随机性和动力学突变的量化指标, 能有效衡量时间序列在不同尺度下

的复杂性, 用于表征振动信号的特征信息。同时, 不同的MPE参数对排列熵的计算结果会产生较大影响。为得到最优的MPE参数, 利用QPSO算法对MPE的初始参数进行优化处理。基于此, 笔者提出了一种基于量子粒子群优化多尺度排列熵的滚动轴承故障识别方法, 以实现滚动轴承故障的有效辨识。方法的具体实施步骤如下。

1) 利用EEMD方法对滚动轴承故障的原始振动信号 $x(t)$ 进行分解, 得到一系列内禀模态分量和一个余项 $r(t)$ 。

2) 以峭度作为指标, 从上述分解结果中选取峭度值最大的几个IMF分量, 并对其进行重构, 得到重构信号 $x'(t)$ 。

3) 设定MPE参数的搜索范围, 利用QPSO算法对MPE的初始设置参数进行迭代寻优, 得到优化后的MPE参数。

4) 利用参数优化后的MPE计算步骤2中得到的重构信号 $x'(t)$ 的多尺度排列熵, 由滚动轴承不同运行状态下的多尺度排列熵构成故障特征集。

5) 将故障特征集输入到GG模糊聚类器中进行聚类分析, 并得到聚类结果。

与上述步骤对应的故障识别流程如图2所示。

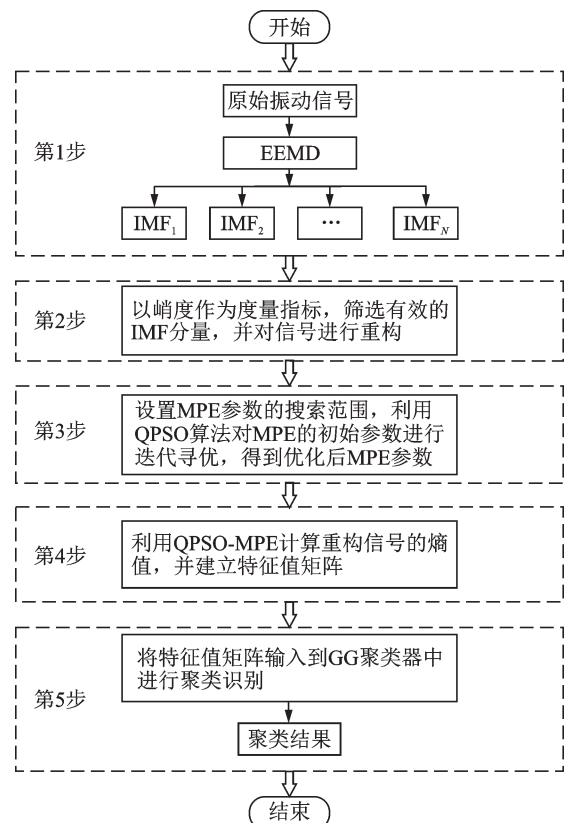


图2 故障识别流程图

Fig.2 Flowchart of fault recognition

从图 2 可见,在第 4 步中利用 QPSO-MPE 计算了故障信号的多尺度排列熵。这一过程可消除因 MPE 参数设置不合理而对排列熵计算结果产生的影响,从而为后续聚类分析提供真实有效的故障特征数据。

3 实验验证

3.1 实验数据

为验证所述方法的有效性和准确性,以凯斯西储大学轴承数据中心的滚动轴承故障实验数据^[15]作为实验对象,选取滚动轴承正常、内圈故障、外圈故障以及滚动体故障共 4 种运行状态进行分析验证。实验台由驱动电机、转轴、传感器和电子设备等组成,实验中所测试的是靠近驱动端的滚动轴承,其类型为 6205-2RSJEMSKF 深沟球轴承。轴承损伤直径为 0.177 8 mm,转轴转速为 1 797 r/min,采样频率为 12 kHz,数据采样长度为 2 048。

3.2 实验结果及分析

按照图 2 所示滚动轴承故障识别流程,首先,对采集的轴承故障信号实施 EEMD 分解,以峭度为度量指标,选择出涵盖故障特征的 IMF 分量进行重构;其次,初步将多尺度排列熵的参数设定为嵌入维数 $m=6$,数据长度 $N=2\ 048$,尺度因子 $\tau=12$,延迟时间 $t=1$ 。保持 m, N, t 不变,利用 MPE 计算滚动轴承不同故障类型重构信号的熵值,滚动轴承 4 种运行状态的初始 MPE 如图 3 所示。

从图 3 可见,对多尺度排列熵参数未进行优化的情况下,滚动轴承 4 种状态的熵值交织在一起,无法有效区分 4 种状态,不宜将其作为滚动轴承故障的量化特征。因此,利用 QPSO 算法对 MPE 的初始参数进行优化处理。同时,为了验证 QPSO 算法比传统 PSO 算法具有更好的参数优化性能,利用 PSO 对 MPE 的初始参数也进行优化处理。

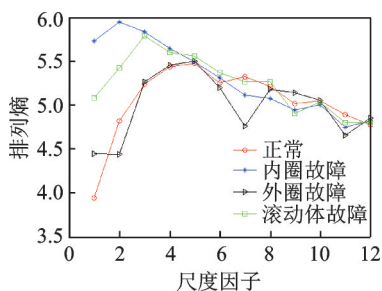


图 3 滚动轴承 4 种运行状态的初始 MPE

Fig. 3 Initial MPE of 4 operation status of rolling bearing

优化过程中,将 PSO 和 QPSO 算法的参数设置^[9, 11]如下:种群数目 M 取 30,最大迭代次数 T_{\max} 取 100,加速度系数 c_1 和 c_2 都取 1.5,惯性权重取 5,最大惯性权重 ω_{\max} 取 15,最小惯性权重 ω_{\min} 取 0.1,压缩扩张因子 α 从 1 下降至 0.3。

表 1 为分别利用 PSO 算法和 QPSO 算法优化得到的多尺度排列熵参数对比。

表 1 PSO 和 QPSO 优化 MPE 参数对比

Tab. 1 Comparison of the MPE parameters optimized by PSO and QPSO

优化算法	运行状态	MPE 参数			
		m	t	τ	N
PSO	正常	5	1	12	1 870
	内圈故障	6	3	12	2 452
	外圈故障	6	1	13	1 625
	滚动体故障	5	2	12	2 240
QPSO	正常	5	1	9	1 265
	内圈故障	7	3	12	2 257
	外圈故障	6	2	9	1 942
	滚动体故障	5	1	10	1 854

由表 1 可见,不同优化算法优化得到的 MPE 参数不同,且不同故障类型熵值所需 MPE 的最佳参数也不同。为直观显示 2 种优化算法的优劣,利用经其分别优化后的 MPE 计算重构信号的多尺度排列熵。

MPE 参数经 PSO 算法优化后,计算得到的滚动轴承 4 种运行状态的 PSO-MPE 如图 4 所示。从图 4 可见,虽然不同运行状态的熵值变化曲线之间明显分离,但外圈故障和滚动体故障的熵值变化曲线之间仍然有交叉与重合的部分。这说明,由 PSO-MPE 计算得到的熵值还不能非常有效地表征滚动轴承故障特征。

图 5 为 MPE 参数经 QPSO 算法优化后,计算得到的滚动轴承 4 种运行状态的 QPSO-MPE。与图 3, 4 相比,图 5 中不同运行状态的熵值变化曲线之

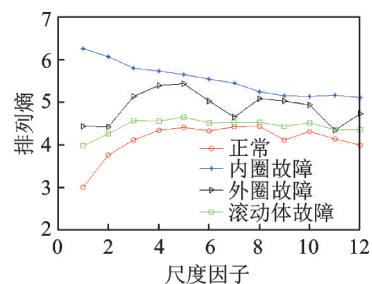


图 4 滚动轴承 4 种运行状态的 PSO-MPE

Fig. 4 PSO-MPE of 4 operation status of rolling bearing

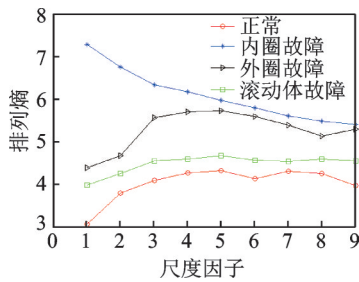


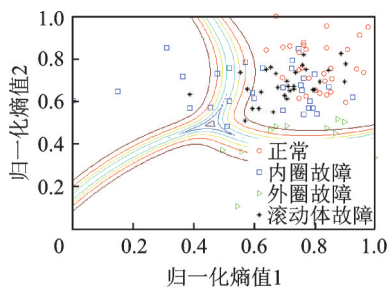
图5 滚动轴承4种运行状态的QPSO-MPE

Fig.5 QPSO-MPE of 4 operation status of rolling bearing

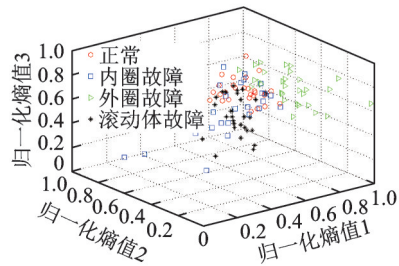
间明显完全分离,未出现交叉与重合部分,且不同运行状态熵值曲线之间的距离也明显增大。可见,通过QPSO-MPE计算得到的熵值要比MPE和PSO-MPE计算得到的熵值更能有效表征滚动轴承故障特征。

从图3~5可以看出,轴承在4种状态下的多尺度排列熵以尺度因子 $\tau=6$ 为分界线, $\tau=6$ 之前,各曲线波动较大,即熵值变化幅度较大; $\tau=6$ 之后,各曲线波动比较平稳,即熵值的变化量相对较小。因此,在MPE,PSO-MPE,QPSO-MPE各自构建的故障特征集中分别随机选取尺度因子 $\tau \geq 6$ 的二维和三维特征数据进行归一化处理,再输入到GG聚类器中进行聚类识别。

图6为MPE特征集的GG聚类结果。从图6可见,GG聚类器无法对参数未优化MPE构建的故障特征集进行有效聚类,MPE参数在不进行优化处理的情况下,计算得到的熵值难以表征轴承的不同运



(a) MPE的GG聚类等高线图
(a) GG cluster contour map of MPE



(b) MPE的GG聚类三维空间图
(b) GG cluster three-dimensional map of MPE

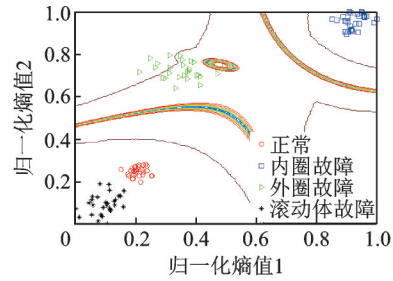
图6 MPE特征集的GG聚类结果

Fig.6 GG Clustering results of the MPE feature data

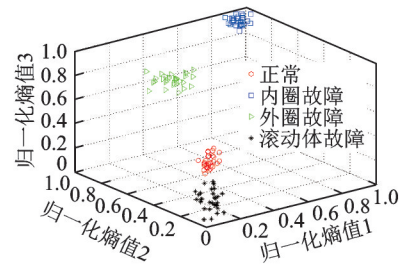
行状态。

图7为PSO-MPE特征集的GG聚类结果。与图6相比,图7中轴承各状态特征数据明显分离,类内间距变小,类间间距变大。

图8为QPSO-MPE特征集的GG聚类结果。从图8可以发现,与图7相比,轴承各状态特征数据的聚集程度更加明显,即数据的类内间距变的更小,而类间间距则变的更大。可见,QPSO-MPE方法能



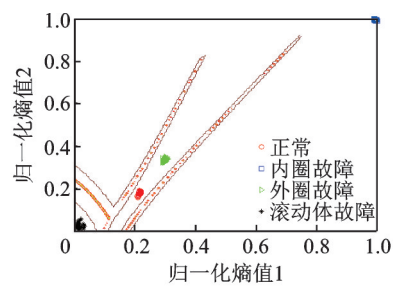
(a) PSO-MPE的GG聚类等高线图
(a) GG cluster contour map of PSO-MPE



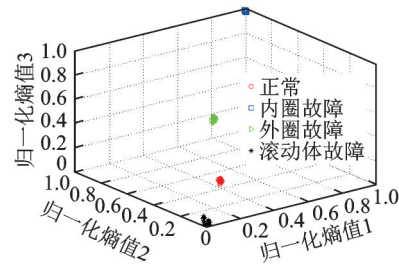
(b) PSO-MPE的GG聚类三维空间图
(b) GG cluster three-dimensional map of PSO-MPE

图7 PSO-MPE特征集的GG聚类结果

Fig.7 GG Clustering results of the PSO-MPE feature data



(a) QPSO-MPE的GG聚类等高线图
(a) GG cluster contour map of QPSO-MPE



(b) QPSO-MPE的GG聚类三维空间图
(b) GG cluster three-dimensional map of QPSO-MPE

图8 QPSO-MPE特征集的GG聚类结果

Fig.8 GG Clustering results of the QPSO-MPE feature data

准确地提取出滚动轴承故障特征。

为进一步说明本研究方法的有效性,通过分类系数、划分熵2个聚类指标和故障识别率对其进行量化评价。与图6~8相对应,3种识别方法的性能比较如表2所示。可以看出:①MPE, PSO-MPE, QPSO-MPE分别与GG聚类相结合构成的3种识别方法的分类系数逐渐增大,划分熵逐渐减小,说明其聚类效果依次越来越好;②3种识别方法的故障识别率依次增大,且QPSO-MPE+GG聚类的故障识别率达到99.7%,与其聚类性能相一致。可见,笔者提出的QPSO-MPE方法能有效提取滚动轴承故障特征信息,可准确识别滚动轴承不同故障类型。

表2 3种识别方法的性能比较

Tab. 2 Performance comparison of three recognition methods

识别方法	分类系数	划分熵	识别率/ %
MPE+GG	0.875 8	0.136 4	83.8
PSO-MPE+GG	0.927 2	0.025 4	96.3
QPSO-MPE+GG	0.998 3	0.001 6	99.7

4 结 论

1) 为准确识别滚动轴承故障类型,提出了一种基于量子粒子群优化多尺度排列熵的滚动轴承故障识别方法,并利用滚动轴承实验数据对该方法的有效性进行验证。结果表明,该方法能够准确识别滚动轴承的正常和3种典型故障状态。

2) 通过QPSO算法对MPE参数进行了优化,与传统PSO算法相比,利用QPSO算法优化得到的MPE参数更好。将MPE, PSO-MPE, QPSO-MPE提取的故障特征集进行聚类识别,结果显示, QPSO-MPE具有更好的故障特征提取能力,可使聚类结果的准确性明显提高。

参 考 文 献

[1] 胡爱军, 马万里, 唐贵基. 基于集成经验模态分解和峭度准则的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(11): 106-111.
HU Aijun, MA Wanli, TANG Guiji. Rolling bearing fault feature extraction method based on ensemble empirical mode decomposition and kurtosis criterion [J]. Chinese Society for Electrical Engineering, 2012, 32(11): 106-111.(in Chinese)

[2] 柏林, 陆超, 赵鑫. 基于相空间重构和ICA-R的轴承

故障特征增强方法[J]. 振动、测试与诊断, 2016, 36(6): 1097-1102.

BO Lin, LU Chao, ZHAO Xin. A method of enhancing the fault characteristics in early stage of rolling bearing based on phase-space reconstruction and ICA with reference[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2016, 36(6): 1097-1102.(in Chinese)

[3] LEITE G D P, ARAUJO A M, ROSAS P A C, et al. Entropy measures for early detection of bearing faults [J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2019, 514: 458-472.

[4] JIA R S, SUN H M, PENG Y J, et al. Automatic event detection in low SNR microseismic signals based on multi-scale permutation entropy and a support vector machine [J]. Journal of Seismology, 2016, 21(4): 1-14.

[5] 王斐, 房立清, 齐子元. 基于多尺度样本熵和VPMCD的自动机故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2018, 38(3): 564-569.

WANG Fei, FANG Liqing, QI Ziyuan. Automaton fault diagnosis based on multiscale sample entropy and VPMCD [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(3): 564-569.(in Chinese)

[6] 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)

[7] 姚德臣, 杨建伟, 程晓卿, 等. 基于多尺度本征模态排列熵和SA-SVM的轴承故障诊断研究[J]. 机械工程学报, 2018, 54(9): 168-176.

YAO Dechen, YANG Jianwei, CHENG Xiaoqing, et al. Railway rolling bearing fault diagnosis based on multi-scale IMF permutation entropy and SA-SVM classifier [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(9): 168-176.(in Chinese)

[8] 郑近德, 程军圣, 杨宇. 多尺度排列熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 中国机械工程, 2013, 24(19): 2641-2646.

ZHENG Jinde, CHENG Junsheng, YANG Yu. Multi-scale permutation entropy and its applications to rolling bearing fault diagnosis [J]. China Mechanical Engineering, 2013, 24(19): 2641-2646.(in Chinese)

[9] 陈东宁, 张运东, 姚成玉, 等. 基于FVMD多尺度排列熵和GK模糊聚类的故障诊断[J]. 机械工程学报, 2018, 54(14): 16-27.

- CHEN Dongning, ZHANG Yundong, YAO Chengyu, et al. Fault diagnosis based on FVMD multi-scale permutation entropy and GK fuzzy clustering [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(14): 16-27. (in Chinese)
- [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. ZHANG Long, HUANG Wenyi, XIONG Guoliang. Assessment of rolling element bearing fault severity using multi-scale entropy [J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(9): 185-189. (in Chinese)
- [11] 张朝龙, 何怡刚, 邓芳明, 等. 一种基于QPSO-RVM的模拟电路故障预测方法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(8): 1751-1757. ZHANG Chaolong, HE Yigang, DENG Fangming, et al. An approach for analog circuit fault prognostics based on QPSO-RVM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(8): 1751-1757. (in Chinese)
- [12] 吕茂印, 徐月同, 叶国云, 等. 基于量子行为粒子群的非对称转向机构优化[J]. 浙江大学学报(工学版), 2016, 50(2): 218-223. LÜ Maoyin, XU Yuetong, YE Guoyun, et al. Optimal design of asymmetric steering mechanism based on quantum-behaved particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2016, 50(2): 218-223. (in Chinese)
- [13] GAO Y D, VILLECCO F, LI M, et al. Multi-scale permutation entropy based on improved LMD and HMM for rolling bearing diagnosis [J]. Entropy, 2017, 19(4): 166-176.
- [14] OMKAR S N, KHANDELWAL R, ANANTH T V S, et al. Quantum behaved particle swarm optimization for multi-objective design optimization of composite structures [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(8): 11312-11322.
- [15] LOPARO K A. Bearing data center seeded fault test data [DB/OL]. [2019-03-19]. <http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/pages/download-data-file>.



第一作者简介:王望望,男,1990年9月生,硕士生。主要研究方向为旋转机械故障诊断。曾发表《基于二次聚类分割与 Teager 能量谱的滚动轴承微弱故障特征提取》(《振动与冲击》2020年第39卷第13期)等论文。
E-mail: 1475168400@qq.com

通信作者简介:邓林峰,男,1984年2月生,博士、副教授、硕士研究生导师。主要研究方向为机械动态测试与故障诊断、机电信息智能处理与机器学习。
E-mail: denglinfeng2002@163.com

《振动、测试与诊断》入选机械工程领域和航空航天领域 高质量科技期刊分级目录

为深入贯彻落实中国科协、中宣部、教育部、科技部《关于深化改革培育世界一流科技期刊的意见》,推动中外科技期刊同质等效,吸引高水平论文在中国科技期刊首发,服务国家创新驱动发展战略,根据中国科协统一部署,2020年中国机械工程学会发布了《机械工程领域高质量科技期刊分级目录》。参评期刊主要是我国机械工程领域的中、英文科技期刊,入选该目录的我国机械工程领域期刊有49种,分为3个级别,其中:T1级6种,表示已经具备或接近国际一流期刊水平;T2级18种,表示达到国内外知名期刊水平;T3级25种,表示业内认可的较高水平期刊。《振动、测试与诊断》位列T2级。

另外,在中国科协的统一部署下,中国航空学会也发布了2020年《航空航天领域高质量科技期刊分级目录》。参评对象为国内外出版的104种中、英文航空航天类科技期刊,最终有62种期刊入选。该目录分为3个级别,其中:T1级11种,T2级22种,T3级29种。《振动、测试与诊断》位列T3级。