

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2106301

基于图拉普拉斯矩阵和改进 K 均值聚类的 滚动轴承故障诊断*

朱永泽¹ 陈志刚^{1,2}

(1.北京建筑大学机电与车辆工程学院 北京 100044; 2.北京市建筑安全监测工程技术研究中心 北京 100044)

摘要: 由于轴承的振动信号中往往蕴含大量的干扰信号,高效提取故障特征并进行分类识别是轴承诊断工作的关键所在。传统的故障特征提取方法往往需要多种表征不同故障的指标集合,本文提出了一种基于马氏距离加权的 Laplace 矩阵和改进 K 均值聚类的轴承故障诊断方法。首先将轴承的时域离散信号映射到图形域以获得图信号,通过马氏距离加权和图信号的代数形式 Laplace 矩阵得到表征轴承不同故障状态的特征指标集合,再应用改进 K 均值聚类思想将特征指标集合进行评估和分类,以实现通过单一指标对不同故障状态轴承准确分类的目的。实验结果表明,基于马氏距离加权的 Laplace 矩阵和改进 K 均值聚类的轴承诊断方法能够有效提取不同故障的特征指标并进行准确分类,同时,该方法在单一指标分类上正确率远高于传统故障特征提取方法。

关键词: 图论; Laplace 矩阵; 故障诊断; 改进 K 均值聚类

中图分类号: TH165+.3; TH133.33 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Fault diagnosis of rolling bearings based on graph Laplacian matrix and improved K-means clustering

Zhu Yongze¹ Chen Zhigang^{1,2}(1. School of Mechanical-Electronic and Vehicle Engineering, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China;
2. Beijing Construction Safety Monitoring Engineering Technology Research Center, Beijing 100044, China)

Abstract: Because a lot of jamming signals are often included in the bearing vibration signals, the key to bearing diagnosis is to extract fault features efficiently and classify them. Traditional methods of fault feature extraction often need a variety of index sets to represent different faults. In this paper, a method of bearing fault diagnosis based on Laplacian matrix weighted by Mahalanobis distance and improved K-means clustering is proposed. Firstly, the time domain discrete signal of the bearing is mapped to the graph domain to obtain the graph signal, and the set of characteristic indexes representing different bearing fault states is obtained by using Laplacian matrix in an algebraic form of the graph signal weighted by Mahalanobis distance. Then, the improved K-means clustering idea is applied to evaluate and classify the set of characteristic indexes, to realize the classification and recognition of different bearing fault states in the case of single index. The experimental results show that the method of bearing diagnosis based on Mahalanobis distance weighted by Laplacian matrix and improved K-means clustering can effectively extract and precisely classify the characteristic indexes of different bearing faults. At the same time, the accuracy of this method in single index classification is much higher than that of traditional fault feature extraction methods.

Keywords: graph theory; Laplacian matrix; fault diagnosis; improved K-means clustering

0 引 言

滚动轴承是机械设备中一种常见且应用广泛的重要零部件,其发生故障会直接影响机械设备的运行状态,轻则停

机停产,重则发生事故,造成生命财产损失^[1]。在滚动轴承的周期旋转过程中,轴承的内圈、外圈或滚动体出现局部损伤时,与损伤相互接触的部位会产生周期性冲击脉冲,轴承的故障信号便蕴含在振动信号中。因此,对轴承的振动信

收稿日期:2021-04-06

* 基金项目:国家自然科学基金项目(51875032)、北京建筑大学市属高校基本科研业务费专项资金(X20061)资助

号进行研究具有重要的实际意义。轴承在工作时受到负载、工作环境等因素的影响,其状态信号往往被噪声所淹没^[2],同时,外界环境、振源的激励和响应互相耦合等因素,大大提高了特征提取的难度。因此,如何高效地提取故障冲击信号是轴承故障诊断的关键之一。

Yu等^[3]提出同步提取变换(synchroextracting transform),通过提高时频分辨率,有效地提取到了故障特征,但存在提取的故障特征不准确的问题;周俊等^[4]将经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)应用于高速铁路地基沉降预测,通过对典型路基沉降板实测沉降数据进行EMD降噪,有效实现了对路基沉降的预测,但EMD存在端点效应;王志坚等^[5]提出基于局部均值分解(local mean decomposition, LMD)和掩膜法(mask signal, MS)的滚动轴承故障特征提取方法,通过应用MS对强噪声下由LMD分解获得的功能分量进行分析,有效提取了滚动轴承的故障特征,但LMD存在模态混叠现象,提取的故障频率特征不准确;刘嘉辉等^[6]提出同源双通道信噪盲源分离法,通过采用快速独立分量分析法(fast independent component analyst)对由时间固有尺度分解(inherent time scale decomposition)得到的旋转分量进行解混,实现了轴承故障特征的有效提取,但固有时间尺度分解存在端点效应。

由谱图技术(graph spectrum theory)衍生发展而来的图信号处理技术(graph signal processing)^[7]为信号处理提供了一条新思路,逐渐受到了国内外学者^[8-9]的重视。图信号处理技术旨在用图的代数形式,研究图的特征,而不是单纯的图像数据集和图像本身,这与图像处理技术^[10]有着本质的差别。目前,图信号处理技术主要用于图像处理^[11]、通信^[12]、机器学习等领域。

从林^[13]将谱图理论应用于图像处理,通过谱聚类算法实现了对图像的有效分割;Ou等^[14]提出了基于路图傅里叶变换的滚动轴承故障诊断方法,通过将冲击信号投影在高阶,实现了滚动轴承故障特征的提取,但欧氏距离^[15]存在量纲影响的问题,且受权系数影响较大。

为了解决以上问题,本文将马氏距离加权下的Laplace矩阵应用于滚动轴承的故障特征提取,将改进K均值聚类应用于故障特征指标的聚类分析,提出了一种基于马氏距离加权的Laplace矩阵和改进K均值聚类的轴承故障诊断方法,以达到通过单一特征指标实现对不同故障轴承精准分类的目的。

1 图信号

图是用来描述在结构上具有联系的对象的结构,用图来描述的信号被称为图信号。图是一个二元组,对于一个无向、加权图 $G=(V, E)$,其中 V 表示的是图中顶点和结点的有限集合(其中元素 v_i 表示的是第 i 个顶点,顶点的数量 $N=|V|$), E 表示的是图中点与点之间的连接边的有限集合(其中元素 e_{ij} 表示的是第 i 个顶点和第 j 个顶点之

间的连接边,边的数量 $N=|E|$)。图邻接矩阵是图的常用研究方法之一。对于无向、加权图,邻接矩阵 W 表示的是图中边的权值,其中元素 w_{ij} 表示顶点 v_i 和顶点 v_j 之间连接边 e_{ij} 的加权值。通常,若顶点 v_i 和顶点 v_j 之间不存在边连接,则 $w_{ij}=0$,若顶点 v_i 和顶点 v_j 之间不存在边连接,但顶点 v_i 和顶点 v_j 相邻,则 $w_{ij}=-1$ 。工程应用中有很多的加权方式,本文采用马氏距离进行加权,即:

$$w_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^T \Sigma^{-1} (x_i - x_j)} \quad (1)$$

式中: x_i 为第 i 个数据点, x_j 为第 j 个数据点, Σ 为数据点之间的协方差矩阵。

图的度矩阵 D 为实对角矩阵,是在图邻接矩阵 W 的基础上获得的,其中对角线上的元素值 d_{ii} 等于其邻接矩阵对应列所有元素的代数和,表示图中相应顶点和结点 v_i 所发出的边的数量,即:

$$d_{ii} = \sum_{j=1}^N w_{ij} \quad (2)$$

式中: N 为图的顶点和结点总数。

基于邻接矩阵 W 和度矩阵 D 可以得到Laplace矩阵 L ,图Laplace矩阵 L 在数值上为度矩阵 D 和邻接矩阵 W 的差,即:

$$L = D - W \quad (3)$$

通过定义可知,图的Laplace矩阵为实对称矩阵,故对Laplace矩阵进行正交相似对角化,即:

$$L = U \begin{pmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_N \end{pmatrix} U^{-1} = U \begin{pmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_N \end{pmatrix} U^T \quad (4)$$

式中: U 为Laplace矩阵的特征向量。

一定数量的给定点以及任意两点之间的连结边是一个简单图的两大构成要素。由4个点和5个边所构成的无向图如图1所示。

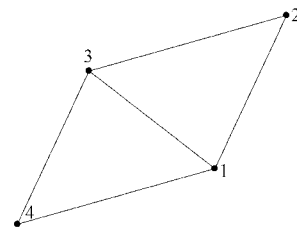


图1 无向无权图

对于图1,图的顶点集合可以表示为 $V=[1,2,3,4]$;图的边集合可以表示为 $E=\{(1,2), (1,3), (1,4), (2,3), (3,4)\}$;若按照无权图的加权方式,两点之间存在边连接,则权值为1;反之,则权值为0。因此,图1的邻接矩阵为:

$$W = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

图1的度矩阵为:

$$D = \begin{bmatrix} 3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}$$

图 1 的 Laplace 矩阵为:

$$L = \begin{bmatrix} 3 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & 2 & -1 & 0 \\ -1 & -1 & 3 & -1 \\ -1 & 0 & -1 & 2 \end{bmatrix}$$

滚动轴承的时域振动信号是一组离散时间序列,因此,每个采样点的信号值就可以作为图的顶点和结点,将信号值按照时间序列依次连接就可以实现滚动轴承振动信号到图信号的转换。

2 特征指标的提取和聚类

2.1 特征指标的提取

在滚动轴承的运行过程中,其各个部位均存在发生故障的可能性,不同部位故障的周期性冲击脉冲成分不同,轴承的振动信号也不相同,由振动信号变换而来的图信号也不相同,因此可以提取图信号的特征指标来对不同故障进行分类。

本文方法的特征指标提取步骤如下。

1) 图信号的总变差

图信号的总变差可以度量图信号的整体平滑程度,其数值为各条边上信号值的差值的代数和。对于图上的信号 $x \in \mathbf{R}^{N \times 1}$, 其 Laplace 矩阵可以描述为:

$$Lx = (D - W)x = \left[\cdots \sum_{v_j \in (v_i)} (x_i - x_j) \cdots \right] \quad (5)$$

式中: N 为图上信号顶点和结点的总数, x_i 为第 i 个点的信号值。

Laplace 矩阵可以反应图的局部平滑度,将图上所有点的 Laplace 矩阵进行求和,得到图信号的总变差,即:

$$TV(x) = x^T Lx = \sum_{e_{ij} \in E} (x_i - x_j)^2 \quad (6)$$

式中: e_{ij} 表示的是第 i 个顶点和第 j 个顶点之间的连接边。

2) Second Mohar 指标

设 Laplace 矩阵的特征值对角矩阵为 $diag[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N]$, 则 Second Mohar 指标定义为:

$$SM = \frac{4}{N\lambda_N} \quad (7)$$

式中: N 为图中顶点和结点的总数。

3) 特征值的最大值

设 Laplace 矩阵的特征值对角矩阵为 $diag[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N]$, 则特征值的最大值为:

$$ML = \max(diag[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N]) \quad (8)$$

4) Estrada 指标

设 Laplace 矩阵的特征值对角矩阵为 $diag[\lambda_1, \lambda_2, \dots,$

$\lambda_N]$, 则 Estrada 指标为:

$$Ea = \sum_{i=1}^N e^{\lambda_i} \quad (9)$$

2.2 改进 K 均值聚类

为了达到将若干样本点划分成有限类,且同类中的数据相似性最大,不同类中的数据差异较大的目的,需要对样本进行聚类分析。聚类分析以相似性为基础。聚类分析方法有划分法、层次法、密度法等。常用的典型划分法有 K 均值聚类算法,其应用广泛,计算速度快,使用简单。但 K 均值聚类算法存在聚类结果不准的问题,易受到类中心初始化的影响,因此,本文采用改进 K 均值聚类算法解决 K 均值聚类算法聚类结果随不同初始聚类中心波动的现象。

改进 K 均值聚类以平方和代价函数作为相似度函数,其定义为各样本与日标类中心点误差的代数平方和,即:

$$J(c, \mu) = \sum_{i=1}^M \|x_i - \mu_{c_i}\|^2 \quad (10)$$

式中: M 为样本总数, x_i 代表第 i 个样本, c_i 代表 x_i 所属的类, μ_{c_i} 代表 c_i 类的中心点。

改进 K 均值聚类的算法流程如下。

- 1) 聚类中心初始化,从具有 n 个数据的样本中随机选择一个数据,将其定为类中心;
- 2) 计算样本中每个数据到已有类中心的平方和代价函数值;
- 3) 利用步骤 2) 中获得的函数值进行新聚类中心的选择,函数值较大的被选为聚类中心的概率越大;
- 4) 循环步骤 2) 和 3),直到选择出 k 个聚类中心;
- 5) 计算样本中每个数据到 k 个类中心的平方和代价函数值,同时依据平方和代价函数值把每个数据分配到合适的类;
- 6) 重新计算类的中心;
- 7) 重复步骤 5) 和 6),直到每个类中的数据距离最近,不同类中的数据距离较远。

3 故障诊断流程

首先,利用加速度传感器获取滚动轴承的时域振动信号,将时域信号映射到图域,利用马氏距离对两个结点之间的连接边进行加权,构造滚动轴承图信号的邻接矩阵,通过邻接矩阵获得度矩阵和 Laplace 矩阵;其次,通过对图信号的 Laplace 矩阵进行正交相似对角化,提取特征指标;图信号的总变差、Second Mohar 指标、特征值的最大值和 Estrada 指标;最后,将滚动轴承故障特征指标数据集进行改进 K 均值聚类,并计算分类后类中心与测试数据的平方和代价函数值进行验证,从而达到对滚动轴承不同故障的特征提取和分类的目的。基于图 Laplace 矩阵和改进 K 均值聚类的滚动轴承故障诊断流程如图 2 所示。

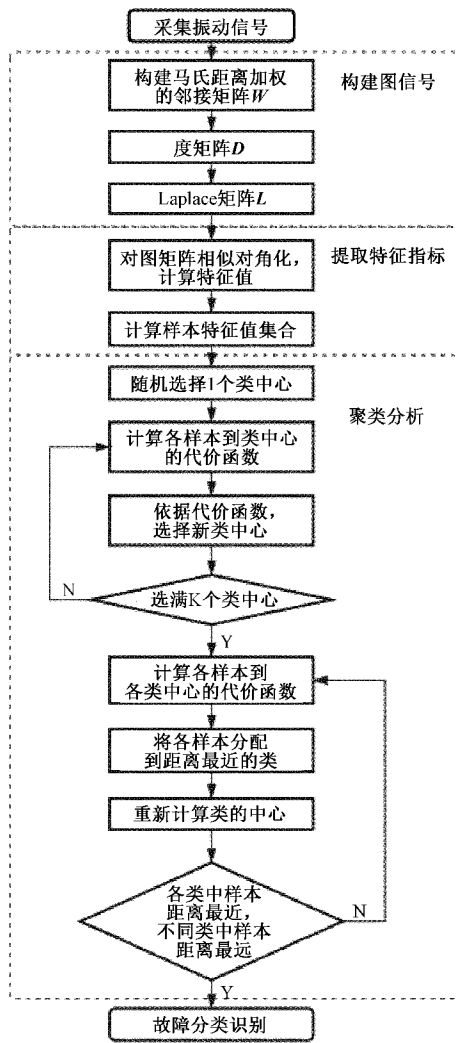


图 2 滚动轴承故障诊断流程

4 实验测试

4.1 样本获取

为了验证本文方法的可行性和有效性, 本文对美国凯斯西储大学轴承数据中心的滚动轴承数据集进行了分析。滚动轴承样本类型有 4 种, 分别为内圈、外圈和滚动体损伤 3 种故障样本以及正常轴承样本。实验轴承为深沟球轴承, 其型号为 6205-2RS JEM SKF, 电机近似转速为 1 797 r/min, 实验通过电火花加工对轴承造成单点损伤, 损伤直径为 0.178 8 mm。在 12 kHz 采样频率下, 利用加速度传感器可以获得 4 种不同类型的滚动轴承样本在水平和竖直方向上的时域振动信号。正常状态下轴承的时域波形图如图 3 所示。

4.2 特征提取与聚类分析

首先, 通过加速度传感器分别获取 4 种不同故障类型的轴承振动数据样本, 在 4 种不同故障类型的轴承样本中, 每种故障类型随机抽取 40 个样本, 每个样本均包含 1 024

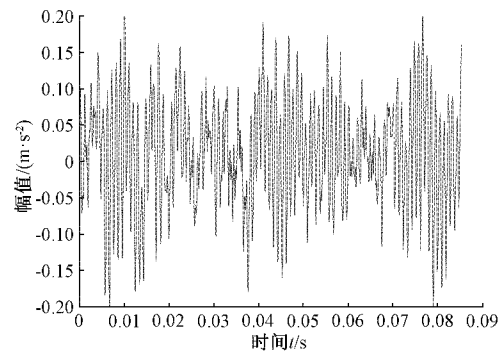


图 3 正常状态轴承时域信号波形图

个样本点, 在这 40 个样本中 20 个样本作为训练样本集, 其余 20 个样本作为测试样本集, 因此, 总共获得 160 个样本, 其中 80 个为训练样本, 80 个为测试样本。80 个测试样本中, 第 1~20 号测试样本的轴承状态为正常; 第 21~40 号测试样本的轴承状态为内圈故障; 第 41~60 号测试样本的轴承状态为滚动体故障; 第 61~80 号测试样本的轴承状态为外圈故障。

其次, 通过样本的时域振动信号构建样本的图信号。正常状态下轴承的图信号如图 4 所示。获得图信号后, 利用第 1 节的公式, 可以得到各样本图信号在马氏距离加权下的邻接矩阵、度矩阵以及 Laplace 矩阵。

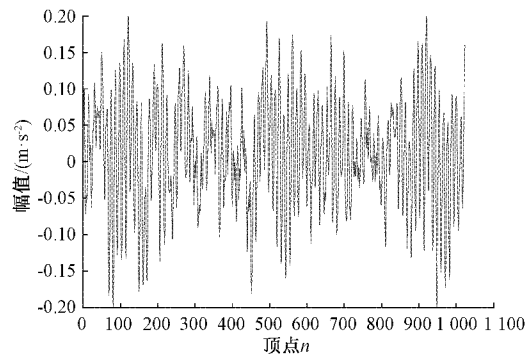


图 4 正常状态轴承的图信号

然后, 利用第 2.1 节的公式, 通过图信号的 Laplace 矩阵提取各样本的特征指标集合: 图信号的总变差 TV_x 、Second Mohar 指标 SM 、特征值的最大值 ML 和 Estrada 指标 Ea 。

最后, 将 80 个训练样本的特征指标集合利用改进 K 均值聚类算法进行聚类。训练样本的特征指标集合和改进 K 均值聚类算法的部分样本分类结果如表 1 所示。训练样本的类中心如表 2 所示。对于其余的 80 个测试样本, 选择最优指标的特征集, 利用改进 K 均值聚类思想, 逐个计算测试样本与训练样本之间的平方和代价函数值。测试样本与 4 个类中心的平方和代价函数值如图 5 所示。

从表 1 可以看出, 特征指标集合通过改进 K 均值聚类, 将训练样本平均分成了 4 类, 结合表 2 的类中心, 可以

表1 聚类分类结果

样本号	TV_x	ML	Ea	类别
1	0.284 5	0.260 6	1.171 3	4
2	0.283 7	0.260 5	1.171 3	4
3	0.283 4	0.260 3	1.171 2	4
4	0.283 4	0.260 6	1.171 1	4
5	0.283 0	0.260 2	1.171 0	4
6	8.050 2	1.890 9	2.134 0	1
7	8.048 1	1.890 1	2.133 2	1
8	8.047 6	1.890 0	2.133 2	1
9	8.050 2	1.889 9	2.133 0	1
10	8.046 2	1.890 6	2.133 8	1
11	2.388 1	0.582 2	1.377 1	3
12	2.384 1	0.582 3	1.377 2	3
13	2.380 3	0.581 0	1.376 2	3
14	2.378 7	0.581 0	1.376 2	3
15	2.375 8	0.580 6	1.375 9	3
16	34.979 9	7.275 1	14.764 0	2
17	34.979 5	7.275 2	14.764 0	2
18	34.980 8	7.275 3	14.765 0	2
19	34.976 2	7.275 3	14.765 0	2
20	34.979 6	7.274 3	14.756 0	2

表2 轴承样本类中心

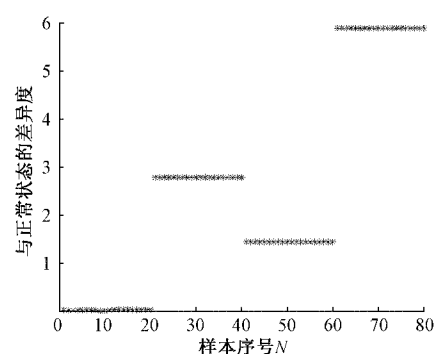
序号	故障类型	类中心
1	正常状态	0.281 9
2	内圈故障	8.049 7
3	外圈故障	34.983 0
4	滚动体故障	2.373 4

确定图信号的总变差 TV_x 为最优指标。

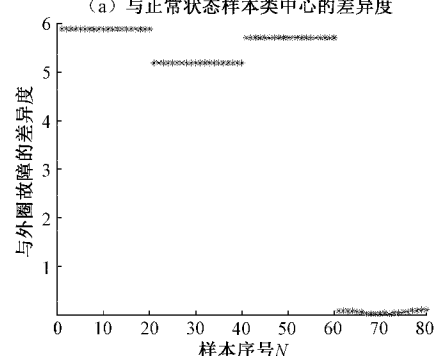
如图5所示,测试样本被清晰划分为4个不同的类。再通过将80个测试样本与训练样本的类中心进行差异度评估,若测试样本与训练样本的差异度越低,则说明该测试样本与该训练样本的相似度高,即该测试样本与该训练样本为同类样本,反之,若测试样本与训练样本的差异度越高,则说明该测试样本与该训练样本的相似度低,即该测试样本与该训练样本为不同种类的样本。因此,第1~20个测试样本的轴承状态为正常;第21~40个测试样本的轴承状态为内圈故障;第41~60个测试样本的轴承状态为滚动体故障;第61~80个测试样本的轴承状态为外圈故障,该结果达到了实验的预期。进一步说明了,本文方法在对不同故障轴承特征指标的提取和分类上拥有较高的正确率。

4.3 对比实验

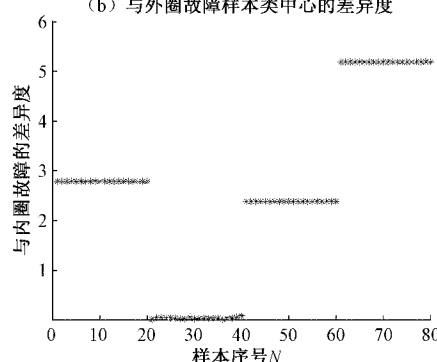
文献[16]提出了一种基于图谱的特征提取方法,为了验证本文方法的优越性,将该提取特征值的方法应用于本文轴承数据集,从4种不同状态的滚动轴承数据集中,每



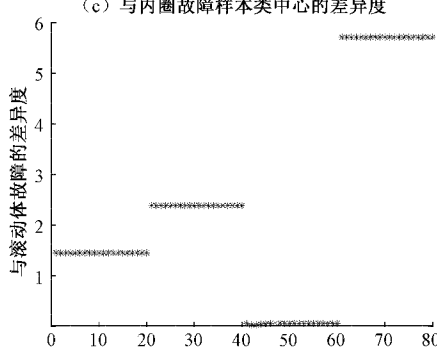
(a) 与正常状态样本类中心的差异度



(b) 与外圈故障样本类中心的差异度



(c) 与内圈故障样本类中心的差异度



(d) 与滚动体故障样本类中心的差异度

图5 测试样本与4种状态样本类中心的差异度

种选取20个样本,每个样本均包含1024个样本点,这20个样本中10个作为训练样本,10个作为测试样本。总共获得80个样本,其中,40个训练样本,40个测试样本。按照本文的方法进行实验,依次获得类中心点和每个样本数据到类中心点之间的平方和代价函数,得到结果如图6所示。

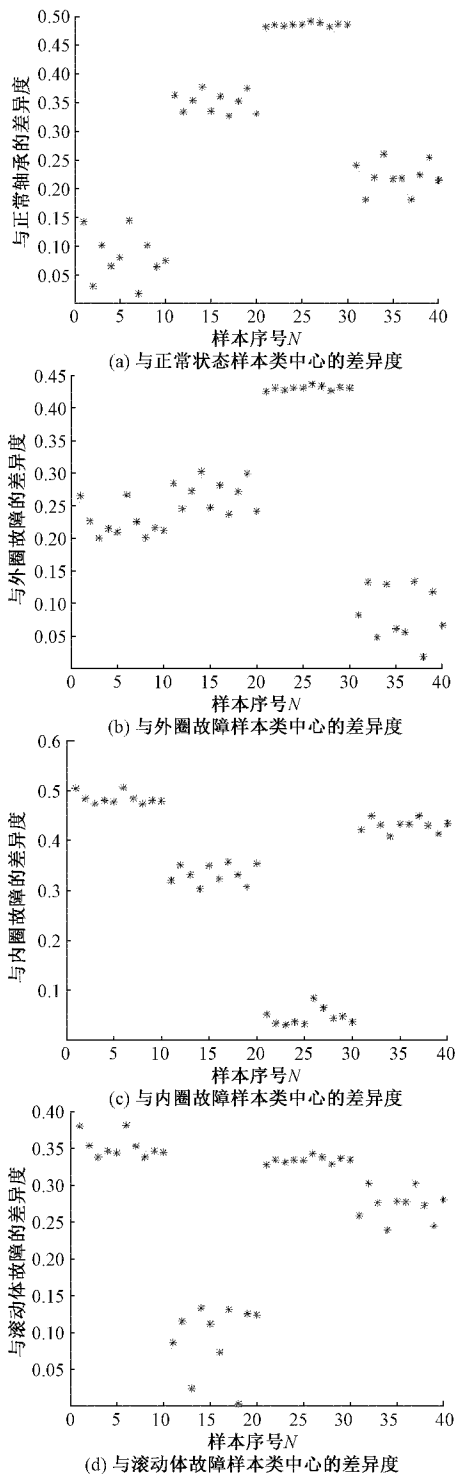


图 6 测试样本与 4 种状态样本类中心的差异度

在图 6 中,第 1~10 号样本的轴承状态为正常;第 11~20 号样本的轴承状态为滚动体故障;第 21~30 号样本的轴承状态为内圈故障;第 31~40 号样本的轴承状态为外圈故障;由图 6 分析出,文献[16]中提取指标的方法并不能明显地区分不同轴承的状态,说明了本文方法的优越性。

4.4 不同转速不同故障的轴承实验

为了验证本文方法的通用性,分别从 1 797、1 772、1 750 和 1 730 r/min,这 4 种不同转速与内圈、外圈和滚动体损伤,这 3 种不同故障以及正常状态 4 种不同状态组合而成的 16 种不同转速不同故障的滚动轴承数据集中,随机选取 4 种滚动轴承数据集,每种选取 40 个样本,每个样本均包含 1 024 个样本点,其中 20 个作为训练样本,20 个作为测试样本。总共获得 160 个样本,其中,80 个训练样本,80 个测试样本。按照本文的方法进行实验,依次获得类中心点和每个样本数据到类中心点之间的平方和代价函数。因为篇幅限制,仅列出测试样本与在 1 750 r/min 转速下内圈故障的训练样本类中心的差异程度结果,如图 7 所示。

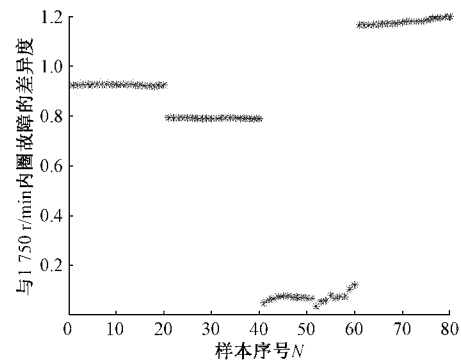


图 7 测试样本与 1 750 r/min 内圈故障样本的差异度

在图 7 中,第 1~20 号样本为 1 797 r/min 转速下的正常轴承;第 21~40 号样本的状态为 1 772 r/min 转速下的滚动体故障;第 41~50 号样本的状态为 1 750 r/min 转速下的内圈故障;第 51~60 号样本的状态为 1 730 r/min 转速下的外圈故障;图 6 说明了本文方法可以实现对不同转速下不同故障轴承的有效分类。进一步说明了本文方法具有较高的通用性。

5 结 论

针对传统信号处理方法提取特征值不准和欧氏距离构建的图信号存在量纲影响的问题,本文提出了一种基于马氏距离加权的 Laplace 矩阵和改进 K 均值聚类的轴承故障诊断方法,改善了图信号的数学结构,有效提取了表征不同轴承状态的特征指标集合,并能够高效地将不同状态的轴承进行分类。实验数据与结果表明,该方法在单一指标的故障分类识别上正确率远高于传统的图谱方法。研究下一步将增加变工况下的样本,优化图信号并深入分析不同模型对提取算法的影响,以期获得适用于复杂工况下的滚动轴承故障特征的高效提取和合理分类的指标集合和算法。

参考文献

- [1] 赵杰,陈志刚,赵志川,等. 基于改进 VMD 和 Hilbert 包络谱分析的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 北京建

- 筑大学学报,2020,36(3):71-77.
- [2] 杜望,王衍学. 基于协整和向量误差修正的轴承剩余寿命预测[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(9):32-39.
- [3] YU G, YU M, XU C. Synchroextracting transform[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(10): 8042-8054.
- [4] 周俊,马建林,徐华,等. EMD降噪在高速铁路路基沉降预测中的应用[J]. 振动与冲击,2016,35(8):66-72.
- [5] 王志坚,吴文轩,马维金,等. 基于LMD-MS的滚动轴承微弱故障提取方法[J]. 振动. 测试与诊断,2018, 38(5):1014-1020,1085.
- [6] 刘嘉辉,董辛旻,李剑飞. 基于全矢谱时间固有尺度分解和独立分量分析盲源分离降噪的滚动轴承故障特征提取[J]. 中国机械工程,2018,29(8):943-948.
- [7] ALIAKSEI S, JOSÉ M F. Big data analysis with signal processing on graphs: Representation and processing of massive data sets with irregular structure[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2014, 31(5):80-90.
- [8] DAVID I S, SUNIL K N, PASCAL F, et al. The emerging field of signal processing on graphs: Extending high-dimensional data analysis to networks and other irregular domains [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2013, 30(3):83-98.
- [9] 刘泽锐,邢济收,王红军,等. 基于VMD与快速谱峭度的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报,2021, 35(2):73-79.
- [10] 郝勇,耿佩,温钦华,等. 滚动轴承保持架缺陷的图像处理及模式识别方法研究[J]. 仪器仪表学报,2019, 40(9):162-169.
- [11] FAN T, DAVID I S, UBARU S, et al. Spectrum-adapted polynomial approximation for matrix functions with applications in graph signal processing [J]. Algorithms,2020,13(11):295.
- [12] 王碧茹,高鹏,索洪海. 四端口开关备份环设计方法[J]. 国外电子测量技术,2020,39(8):124-128.
- [13] 从林. 面向图像分割的谱聚类算法研究[D]. 徐州:中国矿业大学,2020.
- [14] OU L, YU D, YANG H. A new rolling bearing fault diagnosis method based on GFT impulse component extraction [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 81: 162-182.
- [15] 杨汉键,于德介,高艺源. 基于路图拉普拉斯算子范数和马氏距离的滚动轴承故障诊断[J]. 中国机械工程, 2017,28(20):2493-2499,2519.
- [16] 欧璐,于德介. 路图傅里叶变换及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报,2015,51(23):76-83.

作者简介

朱永泽,本科在读,主要研究方向为智能故障诊断。

E-mail:3177754479@qq.com

陈志刚(通信作者),博士,副教授,主要研究方向为机械故障诊断、深度学习等。

E-mail:zdketi@163.com