

基于云理论及GG聚类的滚动轴承故障辨识方法*

刘 强, 赵荣珍, 杨泽本
(兰州理工大学机电工程学院 兰州, 730050)

摘要 为了探讨不同特征对区分滚动轴承故障状态贡献的大小,在特征层面上使轴承的定性概念与定量数据建立关联,以达到敏感特征提取的目的,将云理论引入到滚动轴承的特征筛选中,并将所提方法结合GG(Gath-Geva,简称GG)聚类应用于滚动轴承的故障辨识。首先,对滤波消噪后的振动信号提取高维原始特征集,建立滚动轴承在不同运行状态下的云分布模型;然后,利用正向云发生器分别求出不同样本下各特征对轴承状态的确定度,设定阈值筛选原始特征集中对轴承运行状态贡献度大的特征,计算其出现的概率并作为权值,提出一种基于云理论加权特征选择方法,筛选出敏感特征集;最后,利用主成分分析(principal component analysis,简称PCA)对敏感特征集降维并输入至GG聚类中,完成故障辨识。实验结果表明,相较于传统的特征选择方法,所提算法在聚类评价指标及故障辨识率上具有明显的优势。

关键词 滚动轴承;云理论;特征选择;特征加权;确定度;GG聚类
中图分类号 TH165+.3;TP391;TP18

引 言

滚动轴承是旋转机械的关键部件,其工作状态直接影响到设备的性能、运行效率和寿命。因此,对滚动轴承状态进行监测和故障诊断具有重要的意义^[1-2]。然而,复杂的设备结构、动态的运行环境、传感器个数及加装的位置,导致采集的振动信号数量巨大且掺杂强烈的背景噪声^[3]。按照此类信号提取的特征参量往往包含较多的冗余信息,使得故障辨识难度急剧增大。因此,筛选出滚动轴承运行的敏感特征,对数据驱动的故障诊断技术具有深远的意义^[4]。目前,常见的特征选择方法主要利用矩阵运算来剔除相关性大的特征,但是却忽略了特征参量与轴承状态之间的联系,使滚动轴承的定性概念与定量数据难以形成关联,概念表达不易理解。李德毅等^[5]在结合概率论与模糊数学的基础上提出了云模型理论(云理论),通过构造特定的算子实现定性概念与定量表示之间的相互转化,将其应用于数据挖掘中可实现对关联规则与知识发现的直观表达,在可靠性评估^[6]、变压器故障诊断^[7]及刀具磨损识别^[8]等领域取得了长足的发展。

聚类作为一种“无监督学习”方法被广泛应用于故障诊断中。常用的聚类算法有模糊C均值(fuzzy C mean,简称FCM)、GG聚类及GK(Gustafson-Kessel,简称GK)聚类等。其中,GG聚类作为FCM聚类与

GK聚类算法的改进,通过引入模糊最大似然估计,有效地改善以上2种算法只适用于球形或者类球形分布数据^[9]。王志超等^[10]通过经验小波变换结合K-L散度对核电厂轴承进行GG聚类分析。王微等^[11]提出一种基于谱熵与弯曲时间特征的轴承退化状态GG聚类识别方法,在故障辨识方面取得了满意的识别效果。

笔者将云理论引入数据集特征筛选并结合GG聚类算法的优点,构建一种新的轴承故障辨识模型,该模型不仅可从轴承运行产生的海量数据中挖掘出敏感特征,而且在概念表达上更易于理解,为滚动轴承故障辨识的工程应用提供理论参考。

1 相关理论简介

1.1 云模型理论

设 U 为精确数值组成的定量论域, C 为论域 U 对应的定性概念,如果定量数值 $x \in U$ 是定性概念 C 的一次随机实现, x 对 C 的确定度 $\mu(x) \in [0, 1]$ 是具有稳定倾向的随机数,当满足

$$\mu: U \rightarrow [0, 1] \quad (1)$$

$$\forall x \in U, x \rightarrow \mu(x) \quad (2)$$

则 x 在 U 上的分布称之为云,记为 $C(x)$ 。

云发生器作为云模型中最核心的算法,主要包

* 国家自然科学基金资助项目(51675253);兰州理工大学红柳一流学科联合资助项目
收稿日期:2021-05-13;修回日期:2021-07-05

含以下2种:①通过云的数字特征,即期望、熵、超熵(E_x, E_n, H_e)实现定性概念到定量数据的转换称为正向云发生器;②给定符合某种分布的云滴(x_i, u_i)产生云的数字特征称为逆向云发生器。

1.2 云理论数字特征的计算方法

文献[8]提出了改进逆向云发生器算法,该算法不需要提前知道代表概念确定度 u 值,且易于向高维空间推广。给出论域的一个样本 x ,通过以下公式求出云滴的 E_x, E_n 和 H_e 。

计算样本均值

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (3)$$

计算样本一阶中心距

$$M = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - \bar{X}| \quad (4)$$

计算样本方差

$$S^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{X})^2 \quad (5)$$

计算期望、熵和超熵

$$E_x = \bar{X} \quad (6)$$

$$E_n = \sqrt{\frac{\pi}{2}} M \quad (7)$$

$$H_e = \sqrt{S^2 - E_n^2} \quad (8)$$

1.3 正向云发生器

1) 生成 E_n 为期望、 H_e^2 为方差的正态随机数

$$E_m = \text{norm}(E_n, H_e^2) \quad (9)$$

2) 生成 E_x 为期望、 E_m^2 为方差的正态随机数

$$x_i = \text{norm}(E_x, E_m^2) \quad (10)$$

3) 根据式(11)的确定度函数,求出每个样本所对应确定度

$$\mu(x_i) = \exp\left[-\frac{(x_i - E_x)^2}{2E_m^2}\right] \quad (11)$$

确定度 $\mu(x_i)$ 与样本 x_i 成为一个云滴,循环式(9)~式(11),直至产生符合要求的云滴

1.4 GG聚类算法

GG聚类相较于其他聚类算法,其优势在于通过改变样本之间的距离运算,引入模糊化最大似然估计距离测度,以此更新隶属度矩阵与聚类中心。具体计算步骤可参考文献[12]。

2 设计的故障特征提取及辨识方法

本研究提出基于云理论的敏感特征筛选与GG聚类相结合的滚动轴承故障诊断方法,首先,针对传

统方法构造的多通道高维量化特征集中包含较多的冗余信息,提出一种基于云理论的加权敏感特征选择方法,该方法不仅计算出每种特征对滚动轴承运行状态的贡献度,而且使滚动轴承的定性概念与定量数据形成关联,在概念表达上更形象具体;其次,将所提算法与GG聚类结合应用于滚动轴承上完成故障辨识。

2.1 云理论的敏感特征选择算法

本研究通过对典型滚动轴承故障信号进行采集,经小波消噪后提取各通道的时域、频域统计指标构成原始故障特征集,归一化后构建初始故障特征集 D 。

对于初始故障特征集 D ,通过改进的逆向云发生器计算出每类特征的云参数,组成分布云特征表。对于特征集 D 中的样本 x_i ,利用正向云发生器计算出样本的特征对轴承状态的确定度 $\mu(x_{ij})$,并将其归一化至 $[0, 1]$ 区间。由于计算所得的 μ_{ij} 是一个稳定的随机数,统计每个特征出现的概率作为权重对样本进行加权,但遍历的特征数越多,则选择出来的敏感特征就越不敏感。当遍历所有的特征时,导致每个特征的权重都为1,这样提取的敏感特征集就退化为原始故障特征集;反之,遍历的 μ_{ij} 值越大筛选出来的特征对轴承运行状态的区分度就越强。因此,对 μ 设定一定的阈值 c ,不仅可以剔除无效特征,而且能选出区分度高的重要特征以达到属性约减的目的,提高故障辨识效率。

云理论敏感特征筛选流程如图1所示。算法的具体步骤如下:

1) 对初始故障特征集 D 中的每个特征,利用改进的逆向云发生器计算出分布云特征;

2) 利用云模型的表达式,分别求出第 i 个样本在第 j 个状态的确定度 μ_{ij} ;

3) 设定阈值 c ,剔除无效信息,利用Matlab索引出 μ 所对应的特征序号,统计特征 m_{ij} 出现的次数 $\text{num}(m_{ij})$,其中 m_{ij} 为第 i 个样本第 j 个特征, $\text{num}(\cdot)$ 是对象的个数。

4) 计算 $\omega_{ij} = \text{num}(m_{ij}) / \sum(x_i)$,其中 ω_{ij} 为特征的权重, $\sum(x_i)$ 为数据集样本的个数;

5) 对上述步骤计算的敏感特征,按降序进行排列,对敏感特征进行加权得出敏感特征集 $D_{\text{select}} = \{m_{i1} \times \omega_{i1}, \dots, m_{ij} \times \omega_{ij}\}$ 。

2.2 筛选的敏感特征集与GG聚类结合的故障辨识方法

依据云理论所筛选出来的敏感特征集,在兼顾

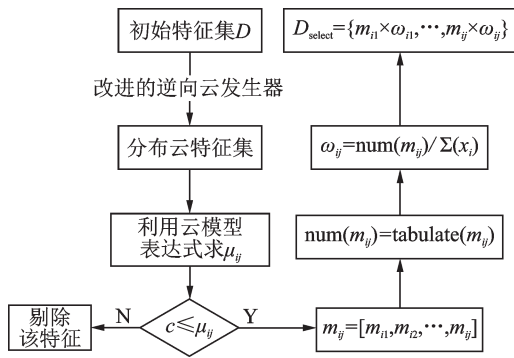


图1 云理论敏感特征筛选流程

Fig.1 Cloud theory sensitive feature screening process

轴承故障发生的不确定性与随机性的同时,更能体现出对定性概念的表达。通过某些加权特征的云分布模型,阐释了不同轴承运行状态下的概念精确范围,因此利用该方法提出的特征的敏感性更高。为了便于可视化,将所提出的敏感特征数据集 D_{select} 经PCA降维并输入至GG聚类中进行聚类分析,设计的敏感特征提取与故障辨识流程如图2所示。

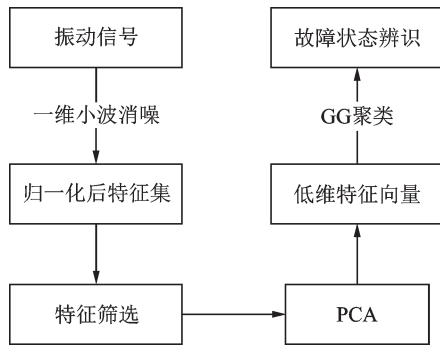


图2 敏感特征提取与故障辨识流程

Fig.2 Sensitive feature extraction and fault identification process

3 应用实例分析

本研究采用的故障数据集来源于图3所示的HZXT-DS-001型双跨转子综合故障模拟平台。故障轴承安装端如图4所示。在5个采样通道中,1~3通道振动信号数据为加速度传感器所测,4~5通道为电涡流传感器测得。通过对NSK公司型号为6308的轴承模拟正常、内圈故障、外圈故障、滚动体故障以及保持架故障等5种运行状态。故障轴承如图5所示。在采样频率为8 kHz、转速为2 600 r/min下,以数据长度为2 048个点采集各状态的振动信号,随机选取每种轴承运行状态各80组样本进行分析,其中40组作为测试样本。通过对振动信号处理后提取时域、频域特征,每个通道提取的特征向量共18个,将其扩展至5个通道,即所得高维特征向量为

$5 \times 18 = 90$ 维。各通道提取的原始特征参数如表1所示,其中:1~12为时域指标;13~18为频域指标。



图3 双跨转子综合故障模拟平台

Fig.3 The double-span double-rotor integrated fault simulation platform

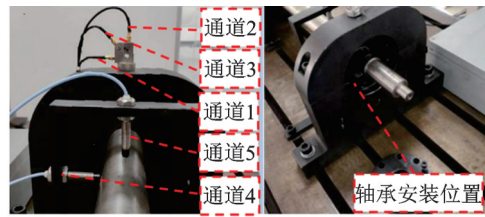
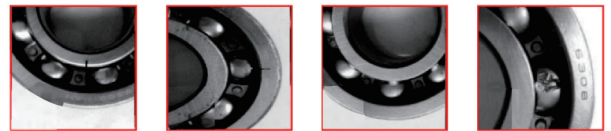


图4 故障轴承安装端

Fig.4 Fault bearing mounting end



(a) 内圈故障 (a) Inner fault (b) 外圈故障 (b) Outer fault (c) 滚动体故障 (c) Rolling element fault (d) 保持架故障 (d) Cage fault

图5 故障轴承

Fig.5 Fault bearing

表1 各通道提取的原始特征参数

Tab.1 The original feature set for the channel

序号	特征	序号	特征
1	均值	10	峰值因子
2	峰峰值	11	脉冲因子
3	方差指标	12	裕度因子
4	标准差	13	均值频率
5	偏度指标	14	频谱二阶距
6	均方根	15	频率标准差
7	峭度指标	16	峭度频谱
8	整流平均值	17	频谱均方根
9	波形因子	18	中心频率

3.1 建立的特征云模型与不同状态下确定度 u_{ij} 的求解方法

利用改进的逆向云发生器求解各特征的 E_x, E_n 和 H_n ,集成至表2所示的云分布指标参照表,形成包含每一种轴承状态的云知识库,并通过正向云发生器中产生含有确定度的云滴,云滴个数参照文献[13]。

通过云滴构建出不同状态下各特征云分布模型,为方便可视化表达,将提取的18个特征分别对

应一个三原色(red green blue,简称 RGB)颜色值,如图 6 所示。其中,轴承各状态在 1 通道下的云模型如图 7 所示,分别对应了正常、内圈故障、外圈故障、滚动体故障及保持架故障状态下的特征云模型。



图 6 各特征所对应的 RGB 颜色

Fig.6 The RGB color corresponding to each feature

表 2 云分布指标参照表

Tab.2 The cloud distribution indexes refer to the table

状态 p	特征序号 j			
	1	2	...	90
正常状态(1)	$C_{1,1}$	$C_{1,2}$	$C_{1,j}$	$C_{1,90}$
外圈故障(2)	$C_{2,1}$	$C_{2,2}$	$C_{2,j}$	$C_{2,90}$
内圈故障(3)	$C_{3,1}$	$C_{3,2}$	$C_{3,j}$	$C_{3,90}$
滚动体故障(4)	$C_{4,1}$	$C_{4,2}$	$C_{4,j}$	$C_{4,90}$
保持架故障(5)	$C_{5,1}$	$C_{5,2}$	$C_{5,j}$	$C_{5,90}$

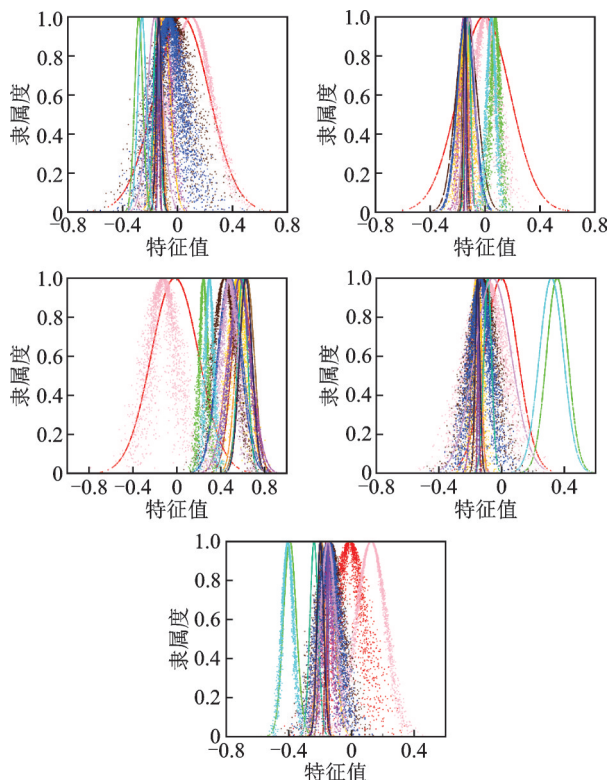


图 7 轴承各状态在 1 通道下的云模型

Fig.7 The cloud model of bearing in various states in 1 channel

表 2 中: $p = \{1, 2, 3, 4, 5\}$, 代表滚动轴承运行的 5 种状态; C 表示云模型, 记 $C_{p,j} = (E_{xp,j}, E_{np,j}, H_{ep,j})$, 代表状态 p 下第 j 个特征的特征云模型对应的期望、熵和超熵。

对故障特征集, 通过云分布参数结合正向云发

生器, 计算每个样本 x_i 中的特征参数对特定轴承运行状态的确度。计算公式为

$$\mu_{i,j} = \exp \left[\frac{-(m_{i,j} - E_{xp,j})}{2(E_{np,j}^2)} \right] \quad (12)$$

其中: $\mu_{i,j}$ 为样本 x_i 的第 j 个特征对应于轴承某状态的确度; $m_{i,j}$ 为第 i 个样本下的第 j 个特征; $E_{xp,j}$ 表示在状态 p 下的第 j 个特征的期望; $E_{np,j}^2$ 为通过式(9)生成状态 p 下第 j 个特征的 1 个等效方差。

3.2 基于云理论的敏感特征提取

大多数特征选择方法重点关注特征之间的相关性, 在选择过程中保留相互之间相关性小的特征子集, 删除冗余的相关特征。云理论进行的特征选择, 直接关注的是轴承运行状态与特征之间的关系, 寻找最能够表达轴承某一运行状态的特征参量, 从概念的角度直接对原始故障特征集进行属性约减, 提取出最能代表轴承运行状态的敏感特征集合。

本研究利用云理论计算出每一样本特征对轴承状态的确度后, 参照文献[14]剔除归一化阈值小于 0.6 的确度, 并统计各特征出现的概率, 如图 8 所示。为了计算简便, 在既保证分类精度又体现特征重要性的前提下, 本研究选取归一化权重大于 0.6 的特征进行加权, 并作为提取出来的敏感特征向量, 云理论特征筛选结果统计如表 3 所示。

表 3 云理论特征筛选结果统计

Tab.3 Cloud theory feature screening results statistics

排序	概率 ω	特征 m_j	排序	概率 ω	特征 m_j
1	0.983	26	13	0.632	49
2	0.947	31	14	0.608	32
3	0.876	53	15	0.601	36
⋮	⋮	⋮			

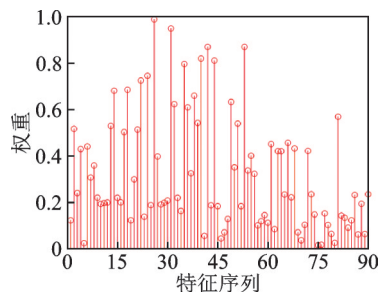


图 8 各特征出现的概率

Fig.8 The probability of each feature appearing

为直观呈现本研究所提取的敏感特征, 绘制经云理论筛选后的轴承各状态的加权敏感特征, 如图 9 所示。为了说明本研究方法的有效性, 笔者将对不加权的特征与之进行对比实验, 比较各自的故

障辨识率。

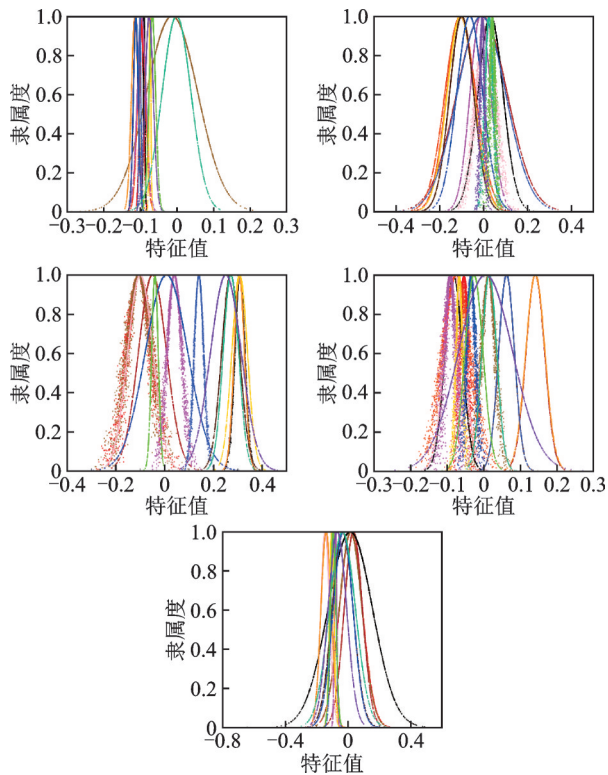


图9 经云理论筛选后的轴承各状态的加权敏感特征

Fig.9 Weighted sensitive characteristics of bearing states screened by cloud theory

3.3 故障辨识效果对比分析

为了验证所提方法的有效性,利用测试集对该方法进行衡量,并将Relief-F选择出的特征、全集特征及云理论未加权特征与其故障辨识效果进行对比。利用PCA算法分别将所得特征向量降至三维,经归一化后输入至GG聚类器中进行对比分析。因为轴承共有5种运行状态,故将聚类中心初步设置为5类,聚类的加权指数 h 统一设置为2,迭代终止条件 ϵ 设为 1.0×10^{-3} 。根据Relief-F算法^[14],循环次数 m 设为30,最近邻参数 k 设为10,测试集上不同对比实验的三维可视化及GG聚类效果如图10所示。通过分析可得如下结论:

1) 图10(e,f)分别对应全集经PCA降维后特征的三维空间图与GG二维聚类的等高线图,可见通过GG聚类器无法对未经处理的故障数据集进行有效分析,难以反映轴承的实际运行状态;

2) 图(c,d)分别对应全集经Relief-F特征筛选后权重最大的前3个特征的三维空间图与GG二维聚类的等高线图,与全集结果对比分析后发现,轴承各运行状态基本分离,但类内间距依旧较为分散,这是因为Relief-F算法只关注不同特征之间的矩阵运

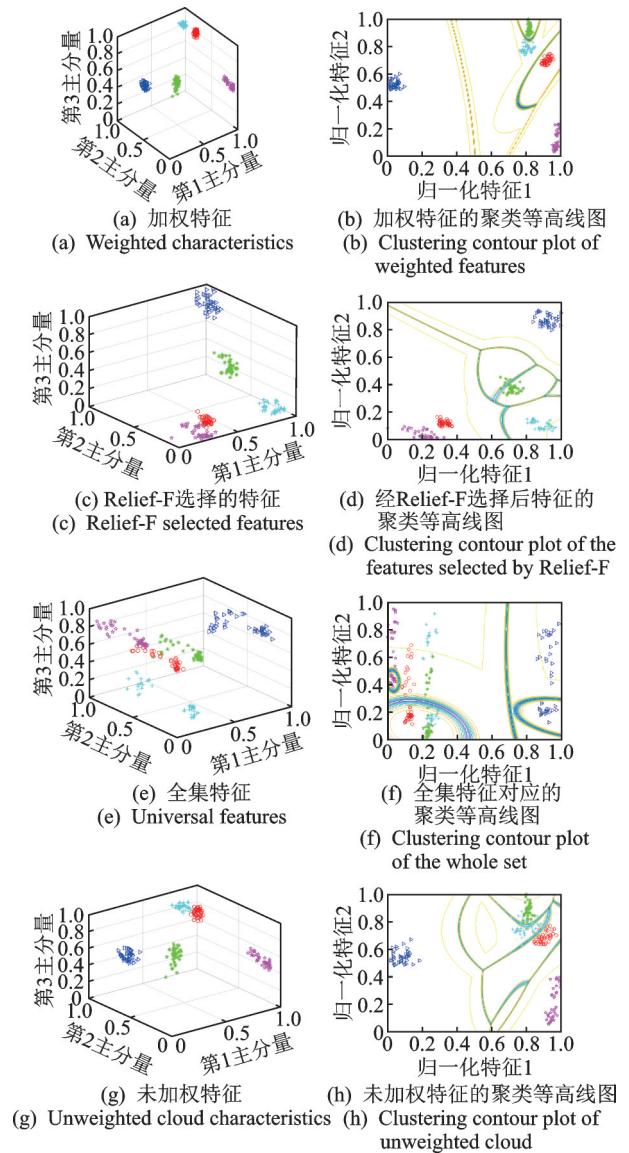


图10 测试集上不同对比实验的三维可视化及GG聚类效果
Fig.10 3D and GG clustering renderings of different contrast experiments on the test sets

算,并未关注代表轴承在不同运行状态下相似度强的特征之间容易被筛选掉的问题;

3) 图10(a,b)分别对应全集经本研究提特征选择方法加权后,筛选出的特征三维空间图与GG二维聚类的等高线图,对比未加权特征的三维空间、二维等高线及其余方法,聚类结果均具有类内紧致性好的特点,比其他方法具有明显的优势。

但是,正常状态与内圈故障类间距离较近,其原因在于:①内圈故障直接与转轴相连,导致传感器和内圈故障点的相对位置会随转轴的旋转而不断地发生变化;②内圈故障所引发的冲击到传感器之间的信号传递距离,相较于轴承其他故障所引发的冲击信号传输距离长,能量损耗大,致使2种故障类间距离较近。这表明基于云理论的特征筛选强调特征与

状态之间的关联性。

对比图 10(g,h)中直接使用未加权的特征内圈故障与滚动体故障可知,两故障样本间出现了混叠,通过本研究所提的加权特征则可以很好地将两类轴承运行状态区分开来。

为进一步说明基于云理论特征筛选的有效性,利用 GG 聚类中的分类系数(partition coefficient,简称 PC)、划分熵(classification entropy,简称 CE)以及故障识别率的量化指标进行效果评价,4 种方法的量化指标比较如表 4 所示。

表 4 4 种方法的量化指标比较

Tab.4 Comparison of quantitative indicators of the four methods

辨识方法	PC	CE	辨识率/%
全集特征-GG	0.833 2	0.343 8	61.50
Relief-F 筛选特征-GG	0.941 6	0.123 5	95.00
未加权特征-GG	0.941 3	0.124 7	94.50
本研究所提方法-GG	1.000 0	NaN	100.00

GG 聚类器中 PC 越大、CE 越小则所得的聚类效果越好。由表 4 可知,基于云理论的敏感特征筛选 PC 最大值达到了 1,CE 最小数值为 NaN(由于在计算 CE 中 u_{ik} 趋近于 0,则 $\ln u_{ik}$ 为 $-\infty$,不能作为一个数值^[9],因此显示为 NAN),与之相对应的故障辨识率的量化指标与 GG 聚类器聚类性能的好坏相一致,说明基于云理论的敏感特征筛选对故障特征集挖掘有效信息的力度进一步加强。

3.4 训练样本数目对故障辨识结果的影响

本研究将设置不同数目的训练集,对所提故障辨识方法的可靠性进行分析。为减少测试集数目变动对结果的影响,实验中固定测试集数目为 40 组,而训练集数目从 20 个样本开始依次递增,增加幅度为 10,并以 Relief-F 及云理论筛选出的未加权特征进行对比分析。不同特征提取方法的稳定性如图 11 所示。

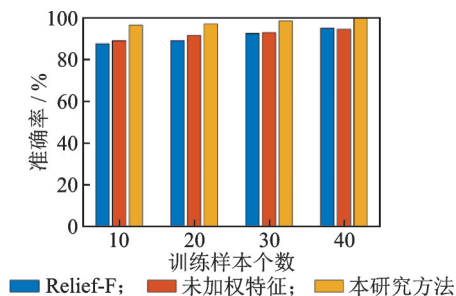


图 11 不同特征提取方法的稳定性

Fig.11 Stability verification of each method

从故障辨识结果来看,随着训练样本的增多,不同特征提取方法都呈现上升的态势。但是,基于云理论的敏感特征加权方法的故障辨识率始终保持在 95% 以上,说明本研究所提的特征有效且准确。

3.5 故障辨识方法抗干扰能力分析

为验证 GG 聚类方法对抗干扰能力的优越性,将 FCM 和 GK 聚类方法与之相对比。以 40 组下的训练样本为对象,对测试样本加入一定量的随机扰动。定义扰动矩阵为 $M = arand(200, 15)$,其中: α 为干扰系数,分别设为 0.1,0.2 和 0.3;rand 为一个随机数的生成函数,生成区间为 (0,1);200 为测试样本的数量;15 为测试集中所提取的敏感特征。最终得到不同噪声干扰下 FCM,GK 和 GG 的聚类指标,如表 5 所示。可以看出,在不同的噪声干扰系数下,本研究选择的 GG 聚类器在 PC 与 CE 这 2 种评价指标上,相较于 FCM 与 GK 具有显著的优势,

表 5 不同噪声干扰下 FCM,GK 和 GG 的聚类指标

Tab.5 The FCM, GK and GG clustering index for different noise

聚类算法	聚类指标	干扰系数 α		
		0.1	0.2	0.3
FCM	PC	0.894 3	0.853 7	0.838 9
	CE	0.221 8	0.236 9	0.301 5
GK	PC	0.931 2	0.905 6	0.874 9
	CE	0.154 2	0.201 3	0.286 7
GG	PC	1.000 0	0.983 2	0.975 3
	CE	NAN	0.043 8	0.052 3

4 结束语

云理论是一种将定性概念与定量数据完全集成在一起的方法,通过构造特定的算子可以实现定性概念与定量表示之间的相互转化。笔者将其引入到滚动轴承故障敏感特征集的筛选上,通过计算不同样本下各特征对轴承运行状态的隶属度,设定阈值后根据隶属度出现的概率作为权值对特征进行加权,得到初次提出的敏感特征集。由于得到的特征向量具有高维性且无法进行可视化,因此利用 PCA 降维后输入至 GG 聚类中,并与传统的特征筛选方法、原始故障特征集及云理论未加权特征进行了对比。对不同数目的训练集进行了训练,观察不同特征提取方法的稳定性,验证了本研究所提方法的准确性与可行性。将筛选出的敏感特征在 3 种不同噪声干扰下与 FCM 及 GK 聚类方法相对比,验证了 GG 聚类器的可靠性。实验结果表明,笔者所提出的故障辨识方法具有更好的聚类结果及优越的故障

识别性能。

参 考 文 献

- [1] 陈是扞,彭志科,周鹏. 信号分解及其在机械故障诊断中的应用研究综述[J]. 机械工程学报, 2020, 56(17): 91-107.
CHEN Shiqian, PENG Zhike, ZHOU Peng. Review of signal decomposition theory and its applications in machine fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(17): 91-107.(in Chinese)
- [2] LI K, SU L, WU J, et al. A rolling bearing fault diagnosis method based on variational mode decomposition and an improved kernel extreme learning machine[J]. Applied Sciences, 2017, 7(10): 1004.
- [3] 吴耀春,赵荣珍,靳伍银. EWT与加权多邻域粗糙集结合的旋转机械故障特征提取方法[J]. 振动与冲击, 2019, 38(24): 235-242.
WU Yaochun, ZHAO Rongzhen, JIN Wuyin. Fault feature extraction of rotating machinery base on EWT and a weighted multi neighborhood rough set[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(24): 235-242. (in Chinese)
- [4] YAN X A, JIA M P. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery using improved multiscale dispersion entropy and mRMR feature selection[J]. Knowledge-based Systems, 2019, 163: 450-471.
- [5] 李德毅,刘常昱,杜鹤,等. 不确定性人工智能[J]. 软件学报, 2004, 15(11): 1583-1594.
LI Deyi, LIU Changyu, DU Yi, et al. Artificial intelligence with uncertainty[J]. Journal of Software, 2004, 15(11): 1583-1594. (in Chinese)
- [6] 李振福. 中国北极航线问题协调地位的云模型模糊识别[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(11): 16-18, 33.
LI Zhenfu. Fuzzy pattern recognition of China orientation in arctic route issue coordinating based on clouds theory [J]. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(11): 16-18, 33. (in Chinese)
- [7] 刘云鹏,许自强,付浩川,等. 采用最优云熵改进可拓云理论的变压器本体绝缘状态评估方法[J]. 高电压技术, 2020, 46(2): 397-405.
LIU Yunpeng, XU Ziqiang, FU Haochuan, et al. Insulation condition assessment method of power transformer based on improved extension cloud theory with optimal cloud entropy[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(2): 397-405. (in Chinese)
- [8] 关山,康振兴,彭昶. 基于云理论与LS-SVM的刀具磨损识别方法[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37(5): 996-1003.
GUAN Shan, KANG Zhenxing, PENG Chang. Method of tool wear recognition based on cloud theory and LS-SVM[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(5): 996-1003. (in Chinese)
- [9] 赵荣珍,李霖蒲,邓林峰. EWT多尺度排列熵与GG聚类的轴承故障辨识方法[J]. 振动、测试与诊断, 2019, 39(2): 416-423.
ZHAO Rongzhen, LI Jipu, DENG Linfeng. Method integrate EWT multi-scale permutation entropy with GG clustering for bearing fault diagnosis[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(2): 416-423. (in Chinese)
- [10] 王志超,夏虹,朱少民,等. EWT-GG聚类的核电厂轴承故障诊断方法研究[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2020, 41(6): 899-906.
WANG Zhichao, XIA Hong, ZHU Shaomin, et al. Bearing fault diagnosis method in nuclear power plants based on EWT-GG clustering[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2020, 41(6): 899-906. (in Chinese)
- [11] 王微,胡雄,王冰,等. 基于谱熵与弯曲时间特征的性能退化GG聚类[J]. 中国工程机械学报, 2020, 18(2): 95-100.
WANG Wei, HU Xiong, WANG Bing, et al. Performance degradation Gath-Geva fuzzy clustering based in spectrum entropy and curved time feature[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2020, 18(2): 95-100. (in Chinese)
- [12] KRISHNAPURAM R, KIM J. A note on the Gustafson-Kessel and adaptive fuzzy clustering algorithms[J]. IEEE Transactions on Fuzzy systems, 1999, 7(4): 453-461.
- [13] 谢鹏,吕鹏飞. 基于改进云模型-IAHP的涉爆粉尘企业安全风险评估[J]. 中国安全生产科学技术, 2018, 14(8): 187-192.
XIE Peng, LÜ Pengfei. Assessment on safety of enterprise involved in explosive dust based on improved cloud model and IAHP [J]. Journal of Safety Science and Technology, 2018, 14(8): 187-192. (in Chinese)
- [14] 薛瑞,赵荣珍. ReliefF与QPSO结合的故障特征选择算法[J]. 振动与冲击, 2020, 39(11): 171-176, 208.
XUE Rui, ZHAO Rongzhen. The fault feature selection algorithm of combination of ReliefF and QPSO[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(11): 171-176, 208. (in Chinese)



第一作者简介:刘强,男,1996年1月生,硕士。主要研究方向为旋转机械故障诊断。

E-mail: lq13234857372@163.com

通信作者简介:赵荣珍,女,1960年12月生,博士、教授、博士生导师。

E-mail: zhaorongzhen@lut.cn