

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2021.07.010

基于 K-means 和高斯混合模型聚类的 齿轮箱故障识别研究*

王 浩, 刘胜兰, 刘 晨
(中国舰船研究院, 北京 100192)

摘要:针对传统的基于振动信号的机械故障诊断技术过于复杂、诊断时间过长等问题,提出了结合 K-means 和高斯混合模型聚类方法的齿轮箱轴承和齿轮故障快速识别方法。首先,通过经验模态分解方法分解振动信号,利用相关分析选取了对振动信号局部特征表达最佳的 IMF 分量,IMF 分量的均方根值和原始振动信号的均方根值,共同构成了振动信号特征集;然后,利用 K-means 算法确定了振动信号特征集的可分类别数;最后,基于振动信号特征集及其可分类别数,利用高斯混合模型聚类构造了齿轮箱运行状态的多维高斯分布函数,建立了齿轮箱在各运行状态下的从属概率模型,并根据从属概率大小,实现了齿轮箱故障的快速识别。实验和研究结果表明:针对实验环境下齿轮箱轴承和齿轮典型故障识别,基于 K-means 和高斯混合模型聚类的齿轮箱故障识别方法平均识别准确率为 94.3%,高于基于模糊 c 均值聚类方法的故障识别平均准确率(84.5%)。

关键词: 齿轮箱; K 均值聚类; 高斯混合模型聚类; 故障识别

中图分类号: TH133.41

文献标识码: A

文章编号: 1001-4551(2021)07-0873-06

Gearbox fault identification based on K-means and Gauss mixed model clustering

WANG Hao, LIU Sheng-lan, LIU Chen

(China Ship Research and Development Academy, Beijing 100192, China)

Abstract: Aiming at the problem that the traditional mechanical fault diagnosis technology based on vibration signal was too complex and the diagnosis time was long, a fast identification method of gearbox bearing and gear fault based on K-means and Gaussian mixture model clustering method was proposed. First, the vibration signal was decomposed by empirical mode decomposition (EMD), and the IMF component which best expressed the local characteristics of the vibration signal was selected by correlation analysis. The vibration signal feature set was constituted by the root mean square values of the IMF component and the original vibration signal. Then, the classifiable number of the vibration signal feature set was determined by using K-means algorithm. Finally, based on the vibration signal feature set and its classifiable number, the multi-dimensional Gaussian distribution function of gearbox operation state was constructed by using Gaussian mixture model clustering, and the dependent probability model of gearbox was established in each running state. According to the value of subordinate probability, the gearbox fault could be identified quickly. The experimental and research results show that the average accuracy of the gearbox fault identification method based on K-means and Gaussian mixture model clustering is 94.3%, which is higher than the gearbox fault identification method based on fuzzy c-means clustering(84.5%) in the experimental environment.

Key words: gearbox; K-means clustering; Gaussian mixture model based clustering; fault identification

0 引 言

齿轮箱的构件主要包含轴承、齿轮、转轴等,它是机械装置中应用最广泛的传动设备。

在轴承和齿轮的运行过程中,其承受的力均为周期性的冲击,往往容易造成点蚀或局部缺陷,长期运行

会造成齿轮箱构件的疲劳失效,因此,其故障率往往很高^[1-3]。齿轮箱轴承或齿轮一旦失效,会导致整个传动系统瘫痪。虽然很多企业已经安装了齿轮箱在线状态监测系统,但目前在用的状态监测系统报警阈值均是根据齿轮箱构件损伤的极限状态设置的,监测准确率不高;而且从故障预警到分析确定故障源需要花

收稿日期:2020-10-20

基金项目:国防科工局船舶动力基础科研计划资助项目(04Y-20-51)

作者简介:王浩(1992-),男,北京人,硕士,工程师,主要从事机械设备故障机理分析、数据特征挖掘、基于故障机理的专家系统、基于数据学习的状态监测、故障识别、故障诊断等方面的研究。E-mail:13051602299@163.com

费大量时间,对振动信号进行处理和分析。

因此,通过构造齿轮箱各运行状态的从属概率模型,从而快速地识别齿轮箱齿轮和轴承构件的故障,可以提升齿轮箱的故障诊断效率。

近年来,国内外学者基于齿轮箱的振动机理,开展了大量针对齿轮箱故障诊断的研究,这些技术已在齿轮箱故障诊断领域被广泛应用。例如,通过包络解调分析技术提取轴承故障特征^[4]。但随着轴承故障诊断研究的深入,人们发现,包络分析的难点在于确定信号解调频带,大多时候采取反复试凑的方式,这在实际应用中非常不方便。因此,后来出现了信号分解技术与包络分析相结合的轴承故障分析方法。例如:蔡艳平等^[5]结合经验模态分解和包络分析,提取了滚动轴承内圈缺陷故障特征,进行了轴承的故障分析。岳应娟^[6]提出了结合变分模态分解和包络分析的轴承故障特征提取方法。潘海洋^[7]提出了结合系数带宽模态分解与包络分析的轴承故障特征提取方法。

随着齿轮箱使用场合的复杂化,及其在工业领域重要性的不断提升,对齿轮箱故障诊断提出了更高的要求。传统基于振动信号分析的齿轮箱机械故障诊断方法,需要花费大量的时间进行信号处理,无法快速、有效地分析得出诊断齿轮箱中存在的故障,增加了设备停机时间或带病运行的时间。

针对上述问题,秦波等^[8]通过 Hilbert 变换,提取了滚动轴承信号的特征值,利用支持向量机实现了对滚动轴承各类故障的分类。WIDODO A 等^[9]提出了基于相关支持向量机的多分类方法,实现了对低速状态下运行的轴承的故障识别。

在聚类算法分析方面,王书涛等^[10]提出了基于威尔布尔和模糊 C 均值聚类的故障识别方法。姜万录等^[11]结合变分模态分解和核模糊 C 均值聚类,实现了对轴承故障的识别。张淑清等^[12]基于 RQA 参数和 GG 聚类方法,实现了对轴承故障的识别。

在预测模型和神经网络模型的故障识别算法方面,张元强等^[13]结合变分模态分解和 Volterra 预测模型,实现了对轴承的故障识别。PATIL A B 等^[14]利用离散小波变换,得到了振动信号的特征参数,并通过构件前馈 BP 神经网络实现了对轴承故障的分类。

同样,很多学者利用模式识别和机器学习算法进行了齿轮故障的快速识别。陈法法等^[15]通过局部切空间排列算法,对构建的特征集进行了降维,利用多核支持向量机训练降维特征,实现了对齿轮箱故障的识别,但该方法对齿轮的某些故障的识别准确率依然不高。邓世杰等^[16]采用邻域自适应增量式 PCA-LPP 流形学习算法,在对齿轮箱振动信号特征进行降维处理后,进行了故障识别。

综上所述可以看出,在齿轮箱故障的自动识别技术研究当中,识别准确率有待进一步提高,以便于齿轮箱故

障自动识别方法的推广应用。

本文结合 K-means 算法和高斯混合模型聚类,针对齿轮箱最常见的轴承和齿轮故障,提出基于模型的故障识别方法,并通过与模糊 c 均值聚类方法的比较,以验证本文提出的方法故障识别率更高,对齿轮箱故障识别有实际意义。

1 经验模态分解及分析

经验模态分解是一种能将信号按低频到高频进行分解的方法。相比短时傅里叶变换及小波变换,经验模态分解无须人工选择基函数,可以根据信号特点产生基函数,分解信号时域和频域精度高,能够很好地展现信号的局部特征。

首先,笔者将信号分解为一列表征信号特征时间尺度的固有模态函数。原始信号可由若干个 IMF 分量 and 一项残差构成^[17],即:

$$x(t) = \sum_{i=1}^m c_i(t) + R_n(t) \quad (1)$$

式中: $c_i(t)$ —固有模式分量,主要包含信号的局部信息, m/s^2 ; $R_n(t)$ —信号残余分量, m/s^2 。

经验模态分解得到的各个分量能够表征信号的局部信息,可利用相关分析法选取 IMF 分量,从而实现信号特征的提取。

两个序列相关系数的计算公式如下:

$$\rho_{xy} = \frac{\text{cov}(x, y)}{(\sqrt{D(x)} \sqrt{D(y)})} \quad (2)$$

式中: $\text{cov}(x, y)$ — x, y 的协方差; $D(x)$ — x 的方差; $D(y)$ — y 的方差。

ρ_{xy} 值越接近 1, x, y 的相关性越大; ρ_{xy} 越接近 0, x, y 相关性越小。IMF 分量和原始信号的相关系数反映了 IMF 分量包含原始信号局部特征的信息量,该系数越大,表明 IMF 分量包含的原始信号局部特征信息越全面。

2 聚类方法

2.1 K-means 聚类

K-means 聚类是一种经典的无监督学习算法,通过迭代将数据划分到各个区域,使得数据点到各区域中心的距离之和最小。

K-means 的目标函数及优化如下^[18]:

$$P = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K r_{nk} \|x_n - \mu_k\|^2 \quad (3)$$

迭代优化中,聚类中心 μ_k 和指示矩阵 r_{nk} , 这是一个 NP 问题,直接进行优化太难,需要迭代优化这两个变量,从而得到一个最优解。具体的迭代步骤如下:

(1) 固定聚类中心 μ_k , 优化指示矩阵 r_{nk} : 若第 n 个样本距离第 k 个中心最近,则赋值 $r_{nk} = 1$; 否则, $r_{nk} = 0$;

(2) 固定指示矩阵 r_{nk} , 优化聚类中心 μ_k , 由式(3)对中心 μ_k 求导可得:

$$2 \cdot \sum_{n=1}^N r_{nk} (x_n - \mu_k) = 0 \quad (4)$$

令式(4)等于0,可以得到聚类中心 μ_k :

$$\mu_k = \frac{(\sum_{n=1}^N r_{nk} x_n)}{(\sum_{n=1}^N r_{nk})} \quad (5)$$

通过迭代,最终达到最小化距离总和的目标,如下式所示:

$$\min \sum_{n=1}^N r_{nk} \|x_n - \mu_k\|^2, k = 1, \dots, K \quad (6)$$

经过上述迭代,最终可得到 k 个区域的类中心。

2.2 高斯混合模型聚类

高斯混合模型是基于高斯函数的一种聚类方法,它是一种软聚类。此处首先对数据类别和数据的分布进行假设^[19]:

$$z^i \sim \text{Multinomial}(\phi) \quad (7)$$

$$p(x^{(i)} | z^{(i)}) \sim N(\mu_j, \sum_j) \quad (8)$$

式(7,8)分别是类别数和样本数据的假设分布类型—多项式分布和高斯分布。由式(7,8)可以得到 x 和 z 的联合分布函数:

$$p(x^{(i)}, z^{(i)}) = p(x^{(i)} | z^{(i)}) * p(z^{(i)}) \quad (9)$$

根据似然函数可得到假设分布的3个参数:

$$l(\phi, \mu, \sum) = \sum_{i=1}^m \log p(x^{(i)}, z^{(i)}; \phi, \mu, \sum) = \sum_{i=1}^m [\log p(x^{(i)} | z^{(i)}; \mu, \sum) + \log p(z^{(i)}; \phi)] \quad (10)$$

式中: ϕ —包含隐含变量 z 服从的概率分布; μ —混合高斯分布的均值; \sum —混合高斯分布的协方差。

笔者通过最大期望算法 EM 实现了参数估计,通过对式(10)进行拉格朗日替换和对3个参数求偏导,得到了3个参数的迭代式。具体的算法流程如下^[20]:

(1)对于每一个 i, j ,重复下列运算,直到收敛:

$$w_j^{(i)} := p(z^{(i)} = j | x^{(i)}; \phi, \mu, \sum) \quad (11)$$

式中: $w_j^{(i)}$ —隐含变量 z 属于类别 j 的后验概率。

(2)参数更新:

$$\phi_j := \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m w_j^{(i)} \quad (12)$$

$$\mu_j := \frac{\sum_{i=1}^m w_j^{(i)} x^{(i)}}{\sum_{i=1}^m w_j^{(i)}} \quad (13)$$

$$\sum_j := \frac{\sum_{i=1}^m w_j^{(i)} (x^{(i)} - \mu_j)(x^{(i)} - \mu_j)^T}{\sum_{i=1}^m w_j^{(i)}} \quad (14)$$

根据贝叶斯公式可以得到:

$$p(z^{(i)} = j | x^{(i)}; \phi, \mu, \sum) = \frac{p(x^{(i)} | z^{(i)} = j; \mu, \sum) p(z^{(i)} = j; \phi)}{\sum_{l=1}^k p(x^{(i)} | z^{(i)} = l; \mu, \sum) p(z^{(i)} = l; \phi)} \quad (15)$$

(3)不断地迭代步骤(1,2),更新3个参数,直到 $|P(X|\phi) - P'(X|\phi)| < \varepsilon$,即前后两次迭代得到的结果变化小于设定误差,则终止迭代。

3 齿轮箱故障识别实验及分析

3.1 数据样本特征集构造

笔者设置齿轮箱正常、轴承内外圈磨损、齿轮磨损、缺齿、断齿等情况下的实验,实验台如图1所示。

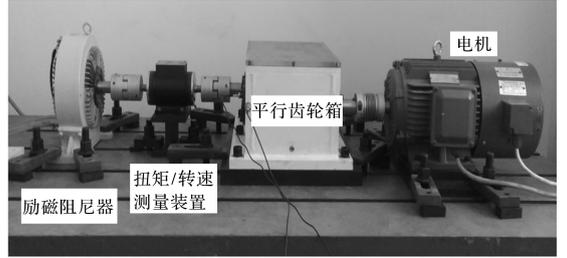


图1 齿轮箱实验台

图1中,实验台所用传感器为JM411加速度传感器,数据采集设备是美国NI公司生产的NI9234采集卡。采集齿轮箱振动信号,由振动信号的均方根值构成全局特征参数,由最佳IMF分量的均方根值作为信号的局部特征参数,共同构成振动数据样本的特征集。

齿轮箱正常状态、齿轮断齿故障、齿轮磨损故障、缺齿故障、轴承内圈磨损故障、轴承外圈磨损故障等状态下,振动信号的原始波形如图2所示。

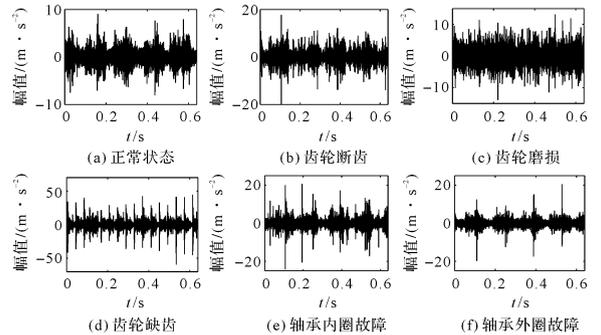


图2 原始振动加速度信号波形图

由图2中的振动信号波形形态可以看出:轴承和齿轮在正常、各类故障状态下,振动信号波形均有差异,但需要将定性分析转变为定量的特征。

IMF分量的均方根值能够反映信号的局部特征,其计算公式如下:

$$Rms = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (16)$$

式中: x_i —信号序列, m/s^2 ; N —信号点数。

在齿轮箱各状态下,根据各IMF分量与原始数据的相关分析结果,笔者从振动信号中选取相对最佳IMF分量,最佳分量的波形如图3所示。

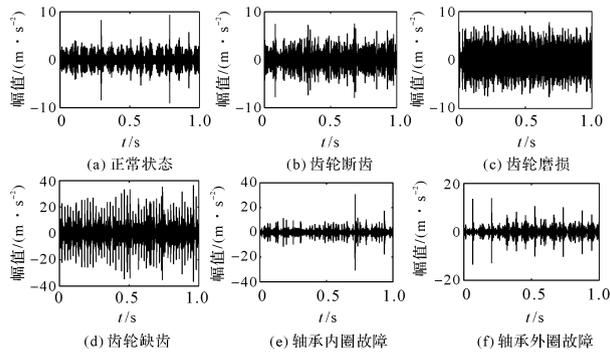


图 3 齿轮箱各状态下最佳 IMF 分量

由图 3 可以看出:除齿轮磨损信号外,轴承和齿轮正常、各类故障状态下,最佳 IMF 分量信波形中的冲击信号更加明显;经验模态分解获取的最佳 IMF 分量一定程度上能够去除原始信号中的冗余信息和干扰信号。

考虑到经验模态分解会造成信号的全局特征信息丢失,要通过计算原始信号的均方根值表征信号的全局特征。因此,此处整个特征集由局部特征和全局特征构成。

3.2 训练样本特征分析

齿轮箱正常、故障等 6 种状态下的实验中,电机转速为 1 500 r/min,6 种状态下振动信号的 IMF 分量均方根值和原始信号均方根值各 50 组,构成样本特征集。笔者通过 K-means 聚类算法对上述构造的特征集进行评判,为后续建立故障识别模型奠定基础。

3.2.1 K-means 聚类分析

笔者利用 K-means 算法,通过不断遍历指定分类范围内不同类别数 K 值下,分类结果中样本点到各自聚类中心距离的平方误差,从而确定样本数据类别数。误差的计算公式如下:

$$SSE = \sum_{i=1}^k \sum_{p \in C_i} |p - m_i|^2 \quad (17)$$

当分类数等于总样本数时,平方误差等于 0,因此可以得出,平方误差值随着 K 值的增加单调递减,不断接近于 0;当 K 值接近于数据最佳类别数的地方时,平方误差 SSE 会出现一个拐点,平方误差的变化趋于缓慢,此时的 K 值即为最佳类别数。

不同 K 值下,距离误差总合 SSE 的变化趋势如图 4 所示。

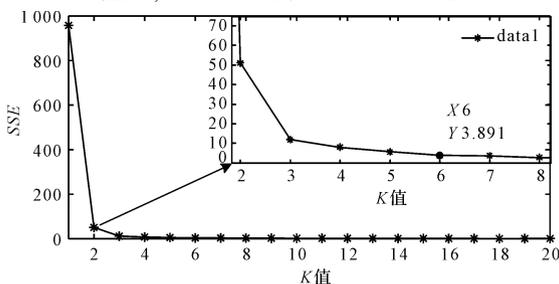


图 4 不同 K 值下 K-means 聚类结果

图 4 中,随着 K 值的增加,平方误差 SSE 逐渐变小,并逐渐收敛于 0。

不同 K 值下,平方误差 SSE 及其差值如表 1 所示。

表 1 不同 K 值下 k-means 聚类误差

K	SSE	差值	K	SSE	差值
1	957.4	—	6	3.9	1.8
2	51.0	906.4	7	3.8	0.1
3	11.9	39.1
4	8.1	3.8	20	1.7	...
5	5.7	2.4			

由表 1 可以看出:当 $K=6$ 时, $K=5$ 与 $K=6$ 的平方误差 SSE 的差值降为 0.1; $K > 6$ 时,平方误差 SSE 开始缓慢变化,可以判定样本数据为 6 类,与实际特征集类别数相符,证明了特征集的有效性。

利用 K-means 算法可以快速、准确地确定出样本数据的类别数,从而实现对样本特征集效果的评价, K 值越靠近理论类别值,说明各类间特征的区分度越高,构造的样本特征集越好。

3.2.2 高斯混合模型聚类分析

笔者利用高斯混合模型方法对齿轮箱振动数据的特征进行聚类分析,利用齿轮箱 6 种状态下的振动特征数据建立高斯混合模型。

由高斯混合模型得到的 6 类数据的二维高斯分布图如图 5 所示。

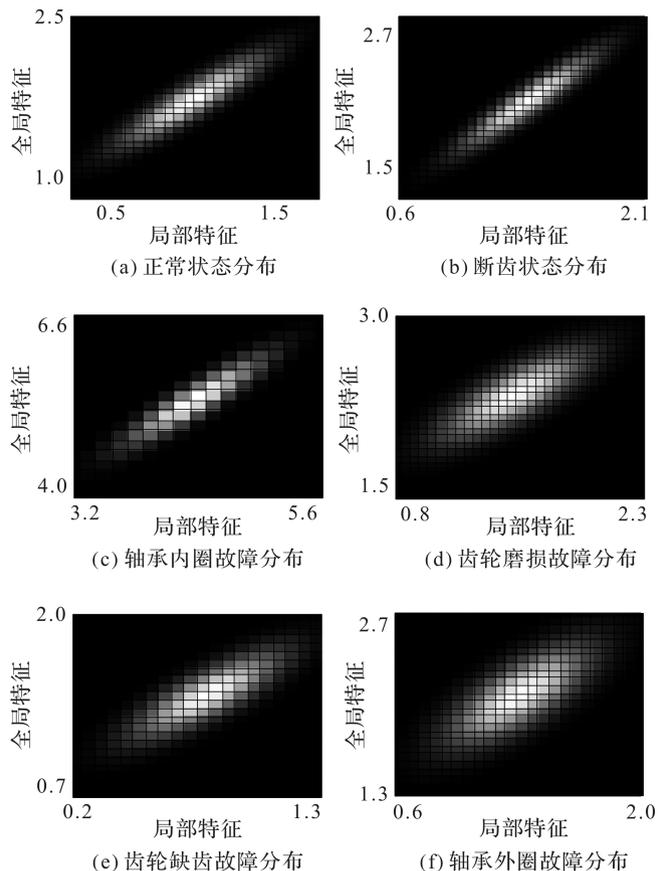


图 5 齿轮箱 6 种状态下二维高斯分布

图5中,横坐标是由振动信号IMF分量信号的均方根值构成的局部特征,纵坐标是由原始振动信号的均方根值构成的全局特征。由图5可以看出:齿轮箱6种状态下二维高斯分布云图形态均有差异,能够将齿轮箱6种状态区分开。

6种状态下二维高斯分布函数的参数如表2所示。

表2 6种状态二维高斯分布函数参数

状态	均值	协方差
正常状态	[0.818 0,1.355 9]	[0.004 7,0.003 7;0.003 7,0.004 3]
断齿故障	[1.270 1,2.096 7]	[0.004 8,0.004 5;0.004 5,0.005 4]
轴承内圈故障	[1.408 3,2.086 8]	[0.035 9,0.030 4;0.030 4,0.036 4]
齿轮磨损故障	[1.478 5,2.279 6]	[0.008 5,0.001 3;0.001 3,0.003 4]
齿轮缺齿故障	[4.383 0,5.314 9]	[0.002 2,0.001 3;0.001 3,0.001 6]
轴承外圈故障	[1.003 1,1.694 3]	[0.003 5,0.001 9;0.001 9,0.003 8]

多维高斯分布函数的计算公式为:

$$f(x|u, \sum) = \frac{\alpha}{(2\pi)^{d/2} \cdot |\sum|^{1/2}} \cdot \exp[-0.5 \cdot (x-u)^T \cdot \sum^{-1} \cdot (x-u)] \quad (18)$$

式中: x —样本数据, m/s^2 ; d —数据维度; α —权重系数,由高斯混合模型训练得到的每类数据的概率; u —样本均值, m/s^2 ; \sum —样本协方差。

笔者利用高斯混合模型聚类方法建立齿轮箱状态识别模型。

该模型的故障识别流程如图6所示。

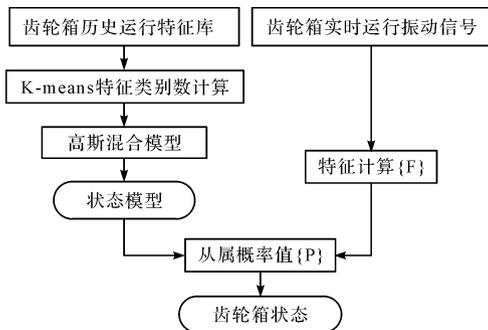


图6 基于高斯混合聚类的齿轮箱故障识别流程

图6中,笔者首先利用K-means算法间接评价了齿轮箱状态特征库特征集的效果,确定了高斯混合模型各类数据的多维高斯分布模型,根据实时采集的齿轮箱振动信号,得到了齿轮箱振动数据的特征值,将该特征值输入到各状态模型中,从而得到了该特征值在各个分布函数中的从属概率,由从属概率的大小最终确定了齿轮箱的运行状态;

然后笔者利用齿轮箱实验数据对上述方法进行验证,将齿轮箱各状态下实时运行数据输入到齿轮箱状态匹配模型中,得到了实时运行数据的从属状态。

齿轮箱各状态下的特征值输入到二维高斯状态模型,得到的从属概率值如图7所示。

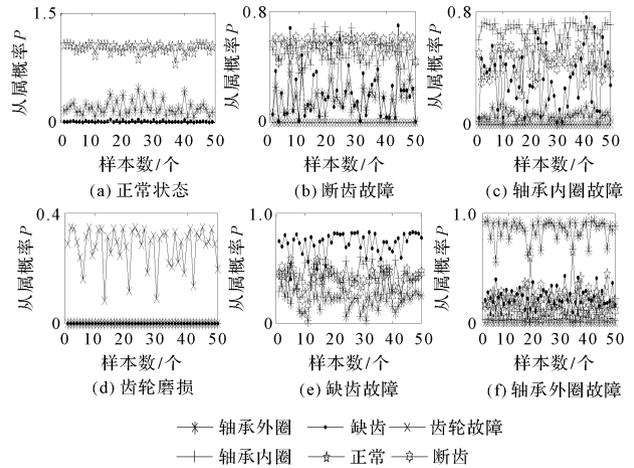


图7 齿轮箱各运行状态下模型从属概率

从图7中可以看出:(1)6个状态模型给出从属概率值越大,齿轮箱越倾向于该运行状态;(2)正常状态模型、轴承内圈磨损故障模型、齿轮磨损故障模型、齿轮缺齿故障模型和轴承外圈磨损故障模型,均能够准确判断出齿轮箱正常运行状态;(3)齿轮箱齿轮断齿故障模型确定的齿轮箱断齿和轴承内圈故障的从属概率值有重合,但从平均概率可以判定为齿轮断齿故障。

同时,笔者将本文提出方法的故障识别准确率与模糊c均值聚类方法进行对比。

基于模糊c均值聚类的齿轮箱故障识别流程如图8所示。

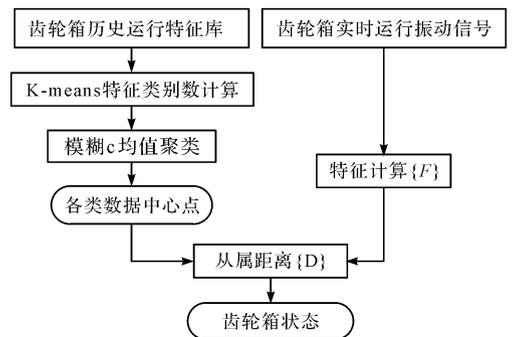


图8 基于模糊c均值聚类的齿轮箱故障识别流程

本文定义的齿轮箱各状态下故障识别准确率如下式所示:

$$E_i = \frac{C_i}{L_i}, i = 1, 2, \dots, 6 \quad (19)$$

式中: C_i —该类样本分类正确的样本数; L_i —该类实际样本数。

两种方法对相同齿轮箱运行状态的故障识别准确率如表3所示。

由表3两种方法的对比可以发现:

表 3 两种故障识别方法识别正确率

齿轮箱状态	模糊 c 均值聚类	高斯混合模型
正常状态	100%	100%
齿轮断裂	90%	80%
齿轮磨损	66%	94%
齿轮缺齿	100%	100%
轴承内圈故障	53%	92%
轴承外圈故障	98%	100%
均值	84.5%	94.3%

(1)两种方法均能准确识别齿轮箱的正常状态及齿轮缺齿状态,准确率达到 100%;(2)模糊 c 均值聚类方法对齿轮箱齿轮磨损故障和轴承内圈磨损故障诊断准确率过低,分别为 66% 和 53%;(3)从整体上看,基于高斯混合模型的故障识别率比基于模糊 c 均值聚类方法的故障识别率更高。

4 结束语

本文通过齿轮箱振动信号均方根值和 IMF 分量的均方根值构造了振动信号全局特征和局部特征,利用 K-means 对特征集的分类数进行了确定,验证了特征集的构造效果;然后通过构造各运行状态的高斯混合模型,得到了各类数据的多维高斯分布模型,根据各运行状态的多维高斯分布模型计算得到了齿轮箱当前运行数据的从属概率;并根据从属概率最大原则,得出了齿轮箱的运行状态。实验结果表明,本文提出的方法能够识别齿轮箱各类物理仿真状态。

根据研究结果可得出以下结论:

(1)基于 K-means 和高斯混合模型聚类的齿轮箱故障识别方法,能够准确识别试验环境下齿轮箱轴承和齿轮的典型故障;

(2)基于高斯混合模型聚类的齿轮箱状态识别方法,能够准确识别齿轮箱齿轮磨损、缺齿及轴承内、外圈故障,但对于齿轮断齿故障识别的准确率还需进一步提升。

笔者后续将根据该方法的实际应用效果,不断优化故障识别方法,进一步提升齿轮箱轴承和齿轮故障识别准确率。

参考文献 (References):

- [1] 邹今春,沈玉娣. 变工况齿轮箱故障诊断方法综述[J]. 机械传动,2012,36(8):124-127.
- [2] 张 斌. 基于 EMD 和支持向量机的齿轮箱故障诊断方法研究[D]. 太原:太原理工大学机械电子工程学院,2009.
- [3] 邵 好. 基于 EMD 的轴承故障诊断[D]. 西安:西安电子

科技大学机电工程学院,2012.

- [4] 颜天晓,张瑞亮,王 铁,等. 基于 EEMD 和 Hilbert 包络分析的轴承复合故障诊断研究[J]. 机械传动,2016,40(6):132-135.
- [5] 蔡艳平,李艾华,石林锁,等. 基于 EMD 与谱峭度的滚动轴承故障检测改进包络谱分析[J]. 振动与冲击,2011,30(2):167-172.
- [6] 岳应娟,孙 钢,蔡艳平,等. 变分模态分解在轴承故障诊断中的应用[J]. 轴承,2016(8):50-54.
- [7] 潘海洋,郑近德,童宝宏,等. 基于稀疏带宽模态分解的变转速滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击,2017,36(14):92-97.
- [8] 秦 波,孙国栋,张利强,等. 基于 Hilbert 包络谱奇异值和 IPSO-SVM 的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机械传动,2017,41(3):166-171.
- [9] WIDODO A, KIM E Y, SON J D, et al. Fault diagnosis of low speed bearing based on relevance vector machine and support vector machine[J]. **Expert Systems with Applications**, 2009,36(3):7252-7261.
- [10] 王书涛,张金敏,张淑清,等. 基于威布尔与模糊 C 均值的滚动轴承故障识别[J]. 中国机械工程,2012,23(5):595-599.
- [11] 姜万录,王浩楠,朱 勇,等. 变分模态分解消噪与核模糊 C 均值聚类相结合的滚动轴承故障识别方法[J]. 中国机械工程,2017,28(10):1215-1220.
- [12] 张淑清,包红燕,李 盼,等. 基于 RQA 与 GG 聚类的滚动轴承故障识别[J]. 中国机械工程,2015,26(10):1385-1390.
- [13] 张云强,张培林,王怀光,等. 结合 VMD 和 Volterra 预测模型的轴承振动信号特征提取[J]. 振动与冲击,2018,37(3):129-135.
- [14] PATIL A B, GAIKWAD J A, KULKARNI J V. Bearing fault diagnosis using discrete wavelet transform and artificial neural network [C]. International Conference on Applied and Theoretical Computing and Communication Technology. Bangalore:IEEE,2017.
- [15] 陈法法,汤宝平,苏祖强. 基于局部切空间排列与 MSVM 的齿轮箱故障诊断[J]. 振动与冲击,2013,32(5):38-42.
- [16] 邓士杰,唐力伟,张晓涛. 邻域自适应增量式 PCA-LPP 在齿轮箱故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击,2017,36(14):111-115.
- [17] 何正嘉,訾艳阳,张西宁. 现代信号处理及工程应用 [M]. 西安:西安交通大学出版社,2007.
- [18] LAI J Z C, LIAW Y C. Improvement of the k-means clustering filtering algorithm[J]. **Pattern Recognition**, 2008,41(12):3677-3681.
- [19] 胡庆辉,丁立新,陆玉靖,等. 一种快速、鲁棒的有限高斯混合模型聚类算法[J]. 计算机科学,2013,40(8):191-195.
- [20] 肖 涵,李友荣,吕 勇. 基于递归定量分析与高斯混合模型的齿轮故障识别[J]. 振动工程学报,2011,24(1):309-315.

[编辑:李 辉]

本文引用格式:

王 浩,刘胜兰,刘 晨. 基于 K-means 和高斯混合模型聚类的齿轮箱故障识别研究[J]. 机电工程,2021,38(7):873-878.

WANG Hao, LIU Sheng-lan, LIU Chen. Gearbox fault identification based on K-means and Gauss mixed model clustering[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2021,38(7):873-878.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>