

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107661

基于多特征提取和 KECA 柴油机关键部件故障识别*

许昕¹ 韩慧苗¹ 潘宏侠¹ 赵璐²

(1. 中北大学机械工程学院 太原 030051; 2. 西安昆仑工业(集团)有限责任公司 西安 710000)

摘要: 针对柴油机系统故障特征信息微弱、识别率低的问题,提出一种基于多特征提取和核熵成分分析(KECA)的柴油机关键部件故障识别方法。首先对采集的信号经集合经验模态分解重构降噪后提取方差、峭度、方根幅值、峰值因子和排列熵作为特征参量,选择 KECA 对其高维降成低维特征,最后由支持向量机对新的低维特征进行故障识别,并对比用其他降维方法的分类结果。结果显示,此分类结果显著比其他方法好,识别准确率为 96.67%,说明所提方法可对柴油机关键部件进行故障识别,且拥有良好的应用前景。

关键词: 多特征提取;核熵成分分析;柴油机;故障诊断

中图分类号: TH17 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460

Fault identification of key components of diesel engine based on multi feature extraction and KECA

Xu Xin¹ Han Huimiao¹ Pan Hongxia¹ Zhao Lu²

(1. School of Mechanical Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. Xi'an KunLun Industrial (Groups) Corporation, Xi'an 710000, China)

Abstract: Aiming at the problems of weak fault feature information and low recognition rate of diesel engine system, a fault recognition method of key components of diesel engine based on multi feature extraction and kernel entropy component analysis (KECA) is proposed. Firstly, the collected signal is reconstructed and denoised by ensemble empirical mode decomposition, and then the variance, kurtosis, square root amplitude, peak factor and arrangement entropy are extracted as the characteristic parameters, which are reduced by KECA. Finally, support vector machine is used for fault identification and classification, and the classification results of other dimensionality reduction methods are compared. The results show that the classification results of this paper are obviously better than the other two, and the correct rate of fault identification is 96.67%, which shows that this method can effectively diagnose the fault of key components of diesel engine system, and has a good application prospect.

Keywords: multi feature extraction; KECA; diesel engine; fault diagnosis

0 引言

柴油机系统由多个子系统和各个关键部件组成,是船舶动力推进系统中必不可少的部分,任何零部件出现故障都会影响甚广,因此对其关键部件进行可靠有效的故障识别研究是必要的^[1]。一旦柴油机系统工作异常,振动信号中就会呈现出对应的特征信息,而提取振动信号中能用于表征系统状态的特征信息显得尤为重要^[2]。常见的统计参量包括时域、频域以及时频域,而对于复杂信号而言,单一参量无法全面表征系统状态,也很难达到准确表达的地步^[3],为了反映系统的总体状态,需要综合多种信息。

在解决提取多元特征造成的信息冗余和计算量大等问题上,主元分析法(principal component analysis, PCA)是一种最基本、同时应用率也是最高的方法。它在处理数据含噪、相关度高和维度高上的优异表现而被广泛应用于故障诊断领域^[4-5]。陈辉等^[6]为了解决在设备故障分类识别中易受输入样本相关性影响的问题,采用 PCA-BP 神经网络的方法对设备进行故障预测。然而输入数据间往往是非线性的,对此,Scholkopf 等在 PCA 的基础上提出了核主元分析(kernel principal component analysis, KPCA),KPCA 采用的是非线性核函数,将数据向高维特征空间进行映射,此时数据间变为线性关系^[7-8],它的主要优点是不涉及非线性

收稿日期:2021-08-20

* 基金项目:内燃机可靠性国家重点实验室基金项目(skler-201911)资助

性优化。李梦瑶等^[9]用KPCA将提取的时、频域特征降低维度,剔除冗余信息从而完成对齿轮箱的故障研究。然而,实际常会存在很多难以预见的问题,但KPCA在过程监控中的应用对一些复杂的系统故障的处理效果并不理想。面对这些问题,核熵成分分析(kernel entropy component analysis, KECA)由Robert Jenssen教授提出,KECA是依托于信息熵对特征进行处理,在高维特征空间中提取可最大程度保留输入数据信息熵分布情况的主元^[10],从而得到数据转换的目的,并保证了整个过程中原始信号的信息能够尽可能的保存。

本文将柴油机油泵部位所测运行状态下的振动信号进行分析,由于单一特征参量难以表征系统状态,同时又为了弥补PCA和KPCA对于多特征降维的不理想效果,将提取的多种特征经KECA降维后结合支持向量机(support vector machine, SVM),用于柴油机系统关键部位故障诊断中。并且最后与经PCA和经KPCA降维后的分类结果进行了对比。

1 多特征提取

时域特征往往能较为直观地反映系统的故障信息,且各参量的表现形式不同即具有不同意义^[11-12]。本文针对研究对象的特点经查阅文献后,选取了方差、峭度、方根幅值和峰值因子4个时域特征以及排列熵共计5个特征。

1.1 时域特征

记信号长度为 N 的时间序列 $x_i(t) = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 。

1) 方差

方差代表了信号能量的动态分量,可以表示为:

$$\sigma^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2 \quad (1)$$

2) 峭度

峭度由描述信号的尖峰度来反映振动信号分布特性。

$$\beta = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^4 \quad (2)$$

3) 方根幅值

方根幅值作为重要指标用于表征信号强度,具有较好的稳定性。

$$X_r = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{|x_i|} \right)^2 \quad (3)$$

4) 峰值因子

峰值因子对冲击类故障出现的早期的识别极为敏感。

$$\text{峰值: } X_p = \max\{|x_i|\} \quad (4)$$

$$\text{有效值: } RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (5)$$

$$\text{峰值因子: } C = \frac{X_p}{RMS} \quad (6)$$

1.2 排列熵

信息熵值作为信号特征进行故障诊断研究的应用越来越

加广泛^[13],排列熵是信息熵的一种。它的优点在于在计算重构子序列之间的复杂度时,考虑到将排列的思维加入到其中,并且做到使运算更加的简单高效^[14]。基于其优良的特性选择在柴油机动态信号处理时提取此种特征进行后续的分析工作。具体过程为: $\mathbf{X}(i) = \{x(1), x(2), x(3), \dots, x(n)\}$ 为一时间序列。

对 \mathbf{X} 中任一元素 $x(i)$ 进行相空间重构,每个采样点都取 m 个样点,可得到 $x(i)$ 的 m 维空间的重构向量: $\mathbf{X}_i = \{x(i), x(i+t), \dots, x(i+(m-1)t)\}$ 得到相空间矩阵:

$$\mathbf{X} = \begin{Bmatrix} x(1) & x(1+t) & \dots & x(1+(m-1)t) \\ x(2) & x(2+t) & \dots & x(2+(m-1)t) \\ x(j) & x(j+t) & \dots & x(j+(m-1)t) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x(K) & x(K+t) & \dots & x(K+(m-1)t) \end{Bmatrix} \quad (7)$$

其中, $j = 1, 2, \dots, K$; m 是嵌入维数($m \geq 2$); t 为延迟时间; $K = N - (m-1)t$ 。对式(7)的 \mathbf{X} 矩阵所有元素按照升序排列可得到:

$$X'_i = \{x(i+(j_1-1)t) \leq x(i+(j_2-1)t) \leq \dots \leq x(i+(j_m-1)t)\} \quad (8)$$

如果 $\mathbf{X}(i)$ 中存在相同元素,即 $x(i+(j_p-1)t) = x(i+(j_q-1)t)$ 时,根据 j 的大小来排序,即 $p \leq q$ 时,排列顺序为 $x(i+(j_p-1)t) \leq x(i+(j_q-1)t)$ 。因此,任意向量 $\mathbf{X}(i)$,这样得到的排列方式为:

$$S = \{j_1, j_2, \dots, j_m\} \quad (9)$$

由排列组合定理可以得出所有排列情况出现的相对频率,且将其作为该排列情况出现的概率 P_1, P_2, \dots, P_k , $k \leq m!$,由Shannon定理可将时间序列信号的排列熵表示为:

$$H_p(m) = - \sum_{i=1}^k p_i \ln p_i \quad (10)$$

归一化后为:

$$H_p = \frac{H_p(m, t)}{\ln(m!)} \quad (11)$$

2 核熵成分分析算法研究

Renyi熵是信息熵的一种,在信息判别过程中采用Renyi熵可以敏锐地感知数据的波动^[15]。其表现出优异的特征提取方面能力,因此目前很多用熵进行数据分析的方法都以此为判别指标^[16]。其表达式如下:

$$H(D) = - \log \int p^2(x) dx \quad (12)$$

其中, $p(x)$ 表示输入数据 $D = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 的概率密度函数。由对数函数单调性的特点,将式(12)中的积分部分单独定义为:

$$V(D) = \int p^2(x) dx \quad (13)$$

基于式(13),Renyi 熵 $H(D)$ 的估计转化为 $V(D)$ 的估计。因此引入 Parzen 窗密度估计算子:

$$\hat{p}(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \kappa_{\sigma}(x, x_i) \quad (14)$$

式中: $\kappa_{\sigma}(x, x_i)$ 即为 Parzen 窗,也称核密度,中心为 x_i , 窗宽由参数 σ 确定。为了使得 $\hat{p}(x)$ 具有合适的效果, $\kappa_{\sigma}(x, x_i)$ 需是 Mercer 空间中的一种核函数,常见核函数类型有 3 种如表 1 所示。本文采用径向基函数来映射数据。

表 1 常见 3 种核函数类型

类型	函数表达式
多项式核函数	$\kappa(x, y) = (\theta + x \cdot y)^d$
径向基核函数	$\kappa(x, y) = \exp\left(\frac{-\ x - y\ ^2}{2\sigma^2}\right)$
Sigmoid 核函数	$\kappa(x, y) = \tanh[-v(x \cdot y) + c]$

因此式(12)的估计可改写为:

$$\begin{aligned} \hat{H}(D) &= -\log \int_{-\infty}^{\infty} \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \kappa_{\sigma}(x, x_i) \right]^2 dx = \\ &= -\log \frac{1}{N^2} \int_{-\infty}^{\infty} \left[\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \kappa_{\sigma}(x, x_i) \cdot \kappa_{\sigma}(x, x_j) \right] dx = \\ &= -\log \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \int_{-\infty}^{\infty} \kappa_{\sigma}(x, x_i) \cdot \kappa_{\sigma}(x, x_j) dx = \\ &= -\log \left[\frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \kappa_{\sqrt{2}\sigma}(x_i, x_j) \right] \end{aligned} \quad (15)$$

同时式(13)的估计可表示为:

$$\hat{V}(D) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \kappa_{\sqrt{2}\sigma}(x_i, x_j) = \frac{1}{N^2} \mathbf{I}^T \mathbf{K} \mathbf{I} \quad (16)$$

矩阵 \mathbf{K} 为数据 $N \times N$ 的核矩阵; \mathbf{I} 是 $N \times 1$ 的向量,且所有元素都为 1。

$$K_{i,j} = \kappa_{\sqrt{2}\sigma}(x_i, x_j) \quad (17)$$

故 Renyi 熵可由核矩阵 \mathbf{K} 估计。将 \mathbf{K} 对角化:

$$\mathbf{K} = \mathbf{E} \mathbf{D} \mathbf{E}^T, \mathbf{D} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N), \mathbf{E} = \{e_1, e_2, \dots, e_N\} \quad (18)$$

将式(18)代入式(16)得:

$$\hat{V}(\mathbf{D}) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N (\sqrt{\lambda_i} e_i^T \mathbf{I})^2 \quad (19)$$

由式(19)可得,特征向量的元素对原数据 Renyi 熵的估计都有相应的贡献。

记原始数据为 $\{x_1, x_2, \dots, x_M\}$, 且 $\{x_k \in R^N, k = 1, 2, \dots, M\}$ 。 φ 为非线性映射法则, F 为特征空间,映射规则如下:

$$\{\varphi: R^N \rightarrow F, x \rightarrow \varphi(x)\} \quad (20)$$

则有 $\Phi = \{\varphi(x_1), \varphi(x_2), \dots, \varphi(x_M)\}$, 以对 $\hat{V}(\mathbf{D})$ 的贡献为标准,优先选择对 $\hat{V}(\mathbf{D})$ 贡献率较大的 $\langle \lambda_i, e_i \rangle$ 作为 KECA 投影方向 μ_i , 对 μ_i 进行标准化 $\|\mu_i\|^2 = 1$ 处理后得:

$$\mu_i = \frac{1}{\sqrt{\lambda_i}} \Phi e_i \quad (21)$$

则原数据在 KECA 上的投影为:

$$\begin{aligned} E_{\mu_i} \varphi(x) &= \mu_i^T \varphi(x) = \left\langle \frac{1}{\sqrt{\lambda_i}} \sum_{j=1}^M e_{i,j} \varphi(x_j), \varphi(x) \right\rangle = \\ &= \frac{1}{\sqrt{\lambda_i}} \sum_{j=1}^M e_{i,j} \kappa_{\sigma}(x_j, x) \end{aligned} \quad (22)$$

求出各特征的 Renyi 熵贡献率,从大到小依次选择前 P 个贡献率最大的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_P$, 并求出对应的特征向量 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_P$ 。

从上述过程可以看出,运用 KECA 方法计算时,会保持原数据在原空间上的 Renyi 熵作为准则,在选择投影方向上,在考虑特征值大小的同时,也会考虑到特征向量元素的和。这种方法不在局限于原始数据必须服从高斯分布,另外还具有核矩阵无需优化等优点,因此 KECA 在实现数据转化过程中表现的更加全面。

3 实验分析与论证

3.1 测点布置及试验记录

本次试验在潍柴动力内燃机国家可靠性重点实验室进行,选用该公司生产的 WP13H350E62 型直系 6 缸盖柴油机。柴油机系统结构较为复杂,由于漏油、漏水故障占柴油机故障发生的比例较大,因此本文通过用力矩扳手来对油泵端盖位置的螺栓 A 进行松紧,以实现故障的模拟。根据测点布置原则以及试验要求传感器的安装位置应平整,另外测点位置应根据结构固有特性进行优化,在现场用试激励观察频响特性曲线的办法进行测点选取,试验布置如图 1 所示。本次试验振动信号的采集选用 ICP 三向加速度传感器,采用 8 通道 DASP 采集系统,采样频率为 2 048 Hz,数据采集系统如图 2 所示。

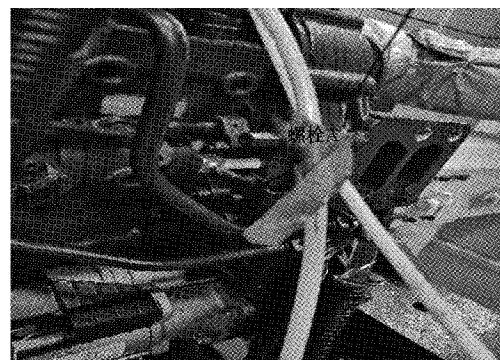


图 1 柴油机油泵试验测点布置

本次试验通过人为设置故障,以实现柴油机关键部件螺栓装配质量监测的研究。此次在柴油机油泵端盖连接螺栓 A 处设置 3 种不同力矩情况进行试验,力矩分别为 5、25 和 35 N·m。当螺栓 A 力矩达到 35 N·m 时,螺栓达到标定值,认为此时螺栓连接状态正常,另外分别将螺栓拧紧

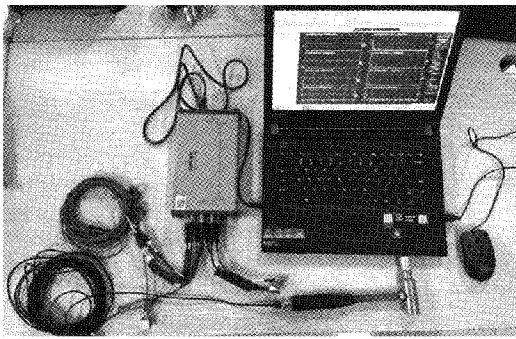


图 2 实验数据采集系统

力矩为 25 N·m 和力矩为 5 N·m 时命名为轻微故障和严重故障。本次试验均在柴油机转速设置为 600r/min 进行信号采集,每次采集时长为 5~6 min,分别测得在以上 3 种工况下的加速度振动信号。

3.2 特征提取

本次试验采集的信号按 1 s 共 2 048 个点截取一个样本,每种工况截取了 60 个样本。下面以在力矩 25 N·m 柴油机运行稳定后截取的第 30 秒 Y 方向的信号为例进行分析,由于柴油机运行时存在的噪声会对试验造成影响,本文采用 EEMD 将原始信号进行分解降噪处理,分解的 IMF 分量如图 3 所示。

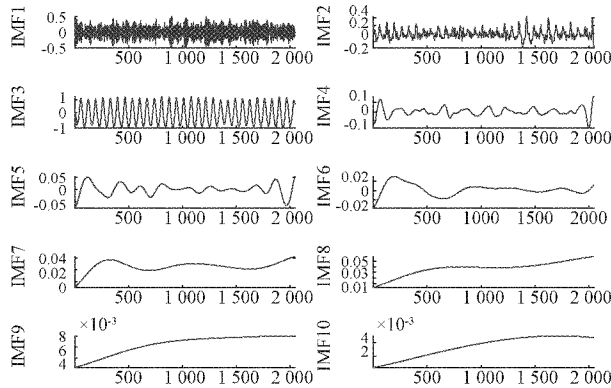


图 3 IMF 分量

计算各分量与原始信号的相关系数如表 2 所示。

表 2 各分量与原始信号的相关系数

IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
0.930 0	0.715 2	0.291 3	0.267 9	0.189 9
IMF6	IMF7	IMF8	IMF9	IMF10
0.050 7	0.041 1	0.034 3	0.028 9	0.023 2

由表 2 可以看出,相关系数最大的 5 个 IMF 分量包含了绝大部分的信号信息,故本文选取信号分解后的 5 个 IMF 分量作为分析数据。分别提取每个样本中相关系数最大的 5 个分量的 5 个特征(方差、峭度、方根幅值、峰值因子和排列熵)共计 25 维。3 种工况下共有 180 个信号样

本,因此组成 180×25 的特征向量组。表 3 为 3 种工况下信号的第 1 个 IMF 分量的部分特征向量。

表 3 螺栓 A 部分特征向量

工况	序号	方差	峭度	方根幅值	峰值因子	排列熵
正常	1	0.467 2	1.602 6	0.569 7	1.636 3	1.419 8
	2	0.516 7	1.603 3	0.599 4	1.605 6	1.428 4
	3	0.497 7	1.610 3	0.587 3	1.606 7	1.416 4
	4	0.497 0	1.614 3	0.586 6	1.610 9	1.419 8
	5	0.507 3	1.613 4	0.589 0	1.644 3	1.421 9
轻微故障	1	0.647 7	1.597 2	0.669 2	1.606 4	1.416 6
	2	0.599 5	1.601 7	0.639 0	1.587 0	1.418 0
	3	0.618 9	1.600 4	0.652 5	1.630 2	1.419 1
	4	0.600 1	1.618 5	0.642 8	1.588 9	1.418 0
	5	0.639 7	1.612 4	0.662 6	1.627 0	1.420 1
严重故障	1	0.477 5	1.610 3	0.571 4	1.627 9	1.417 5
	2	0.501 4	1.633 4	0.584 9	1.623 7	1.422 6
	3	0.514 3	1.623 5	0.592 7	1.672 6	1.414 5
	4	0.461 0	1.625 0	0.561 4	1.666 5	1.426 3
	5	0.494 6	1.629 0	0.580 9	1.633 0	1.422 5

将 180×25 的特征向量组作为 KECA 的输入进行数据转换,选取对于 Renyi 熵的贡献率大于 95% 的前 P 个主元(本文求得 P=3),降成低维特征后样本的分布如图 4 所示,从图 4 中可以看出,3 种工况的样本基本被划分到了 3 个区域。结果得 180×3 的非线性主元作为新的特征。

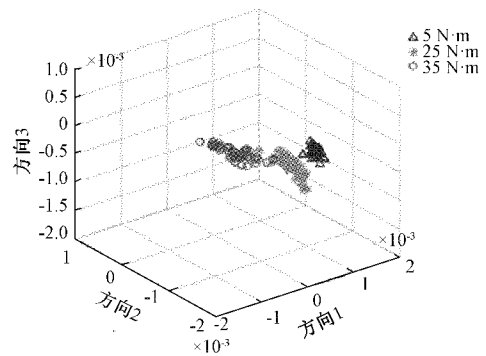


图 4 样本降维后的分布图

结合 EEMD 和 KECA 的特征提取过程如下:

1)对 $X(n)$ 进行 EEMD 分解,得到信号的 IMF 分量,选择 5 个相关系数最大分量。

2)提取每个信号的每一个 IMF 的方差、峭度、方根幅值、峰值因子和排列熵 5 个特征,以信号为组构建特征向量。

3)进行标准化处理,即 $X_i = \frac{X - \text{mean}(X)}{\text{var}(X)}$,其中 X 表示输入的原特征向量。

4)将标准化后的向量作为 KECA 的输入,构造核矩阵 K 。

5)由公式 $\lambda_\alpha = \mathbf{K}\alpha$ 求出核矩阵的特征值及对应的特征向量,根据对 Renyi 熵的贡献率为原则,按照大小顺序排列特征值及其对应的特征向量。

6)确定主元个数 P ,根据主元个数选取前 P 个 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_P$ 及其对应的 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_P$,并求出非线性主元。

3.3 基于支持向量机的柴油机系统关键部件早期故障诊断

在对柴油机系统油泵端盖处连接螺栓 A 在不同力矩条件下提取的特征向量进行 KECA 降维后构成新的特征向量。由上文可知本次试验包括正常、轻微故障和严重故障 3 种工况,每种工况均有 60 个样本,3 种工况下均为从 60 个样本中随机选出 40 个作为训练样本,另 20 个作为测试样本,其中类别标签 1 表示力矩为 5 N·m 的严重故障工况,类别标签 2 表示力矩为 25 N·m 的轻微故障工况,类别标签 3 表示力矩为 35 N·m 的正常工况,最终通过 SVM 进行故障分类。通过 3 种特征降维方法经 SVM 分类的结果如图 5~7 所示。

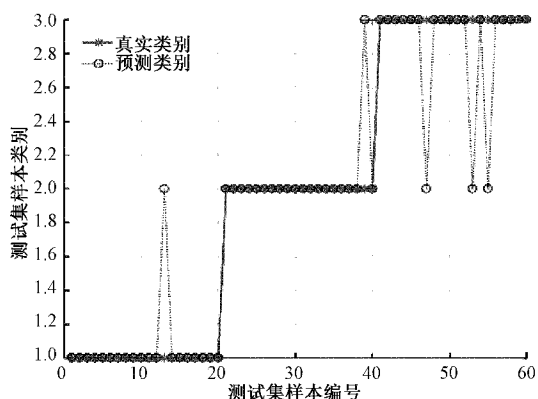


图 5 经 PCA 降维后的 SVM 分类结果

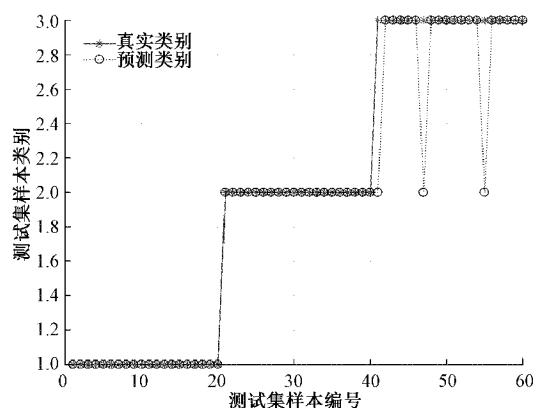


图 6 经 KPCA 降维后的 SVM 分类结果

从诊断结果看,经过 SVM 分类后,通过 PCA 降维后的分类准确率为 91.67%;通过 KPCA 降维后的分类准确率为 95%;而通过 KECA 特征降维后的识别正确率达 96.67%,表 4 为分类结果对比。

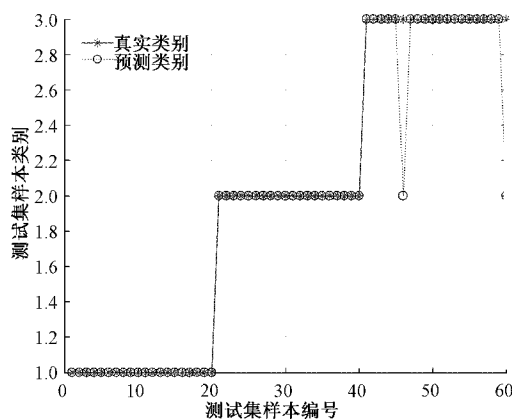


图 7 经 KECA 降维后的 SVM 分类结果

表 4 SVM 诊断结果对比

降维方法	工况	正确数	正确率/%	合计/%
PCA	严重故障	19/20	95	91.67
	轻微故障	19/20	95	
	正常	17/20	85	
KPCA	严重故障	19/20	95	95
	轻微故障	20/20	100	
	正常	18/20	90	
KECA	严重故障	20/20	100	96.67
	轻微故障	20/20	100	
	正常	18/20	90	

4 结 论

对于柴油机这种复杂系统,一旦工作异常,单一参量无法全面表征系统状态,对此本文提出了一种基于多特征提取和 KECA 的柴油机关键部件装配质量故障识别研究。首先对降噪后的信号提取多维特征作为特征参量,将高维的特征分别通过 KECA、KPCA 和 PCA 降为低维特征,最后使用 SVM 进行故障分类,最终的准确率分别达 96.67%、95%和 91.67%。结果表明经 KECA 进行特征降维后的识别效果明显优于其他两种降维方法,同时也证明了 KECA 方法不仅可以解决维度灾难、计算量大的问题,也可以有效提高柴油机关键部件螺栓装配质量的故障识别率。本研究的不足之处在于柴油机机构零件众多,各配件的配合复杂,如果内部出现多故障耦合时,此结论是否具有通用性还有待考证。

参考文献

[1] 黄金娥,刘鹏鹏.基于改进深度学习算法的船舶柴油机故障诊断技术[J].舰船科学技术,2021,43(7):131-134.
 [2] 叶壮,余建波.基于多通道加权卷积神经网络的齿轮箱振动信号特征提取[J].机械工程学报,2021,57(1):110-120.

- [3] 李益兵,黄定洪,马建波,等.基于深度置信网络与信息融合的齿轮故障诊断方法[J].振动与冲击,2021,40(8):62-69.
- [4] PARSEH M J, JAFARI P. An improved face recognition system using PCA and KNN[J]. International Journal of Imaging and Robotics™,2020.
- [5] XIA Y M, WANG W, SONG Z Y, et al. Fault diagnosis of flexible production line machining center based on PCA and ABC-LVQ[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, 2021, 235 (4): 594-604.
- [6] 陈辉,周圆圆.基于PCA-BP神经网络的设备故障预测研究[J].物流工程与管理,2021,43(6):150-153.
- [7] 康守强,叶立强,王玉静,等.基于MCEA-KPCA和组合SVR的滚动轴承剩余使用寿命预测[J].电子测量与仪器学报,2017,31(9):1365-1371.
- [8] 叶杨,徐志伟,陈仁文,等.基于KPCA和SVM的直升机旋翼桨叶损伤源定位[J].电子测量与仪器学报,2020,34(4):118-123.
- [9] 李梦瑶,周强,于忠清.基于KPCA和优化ELM的齿轮箱故障诊断[J].组合机床与自动化加工技术,2021(4):87-90,95.
- [10] QI Y S, WANG Y, LU C X, et al. Improved batch process monitoring and diagnosis based on multiphase KECA [J]. IFAC PapersOnLine, 2018, 51 (18): 827-832.
- [11] 谢锋云,符羽,王二化,等.基于多特征提取和LSSVM的轴承故障诊断[J].机床与液压,2020,48(17):188-190,157.
- [12] 彭宅铭,程龙生,詹君,等.基于多特征提取和改进马田系统的滚动轴承故障分类方法研究[J].振动与冲击,2020,39(6):249-256.
- [13] 陈隽,李想.运用总体经验模式分解的疲劳信号降噪方法[J].振动、测试与诊断,2011,31(1):15-19.
- [14] 陈祥龙,张兵志,冯辅周,等.基于改进排列熵的滚动轴承故障特征提取[J].振动工程学报,2018,31(5):902-908.
- [15] YU H C, YIN Y, YUAN Y X, et al. A KECA identification method based on GA for E-nose data of six kinds of Chinese spirits [J]. Sensors and Actuators: B. Chemical,2021,333:129518.
- [16] 邓明月,刘建昌,许鹏,等.基于KECA的非线性工业过程故障检测与诊断新方法[J].化工学报,2020,71(5):2151-2163.

作者简介

许昕,讲师,主要研究方向为过程装备运行状态监测与故障诊断。

E-mail: 360089559@qq.com