

文章编号: 1000-8055(2024)10-20220184-09

doi: 10.13224/j.cnki.jasp.20220184

基于多核监督流形学习的旋转机械故障诊断

杨长远¹, 马 赛¹, 韩勤锴²

(1. 山东大学 机械工程学院, 济南 250061;

2. 清华大学 机械工程系, 北京 100084)

摘 要: 为了准确地对旋转机械进行故障诊断, 提出了一种多核监督流形学习算法 (multi-kernel supervised manifold learning, MKSML)。MKSML 算法可以有效地对高维故障数据进行特征选择, 筛选出区分度高的低维故障特征。借助监督学习的思想, 增强了同类样本的聚集性和不同类样本之间的差异性; 同时基于所设计的多核函数提出了加权邻域图构建方法, 能够保留近邻点之间的距离信息和角度信息, 有效地抑制故障特征选择时样本中的异常值和噪声的干扰。通过灰狼优化算法调整 MKSML 算法相应的参数, 使算法能够应用于不同类型的旋转机械故障诊断。在此基础上, 建立了一种基于 MKSML 算法的旋转机械故障诊断模型, 并进行了轴承故障诊断实验以及齿轮故障诊断实验。

关 键 词: 故障诊断; 信号处理; 数据降维; 流形学习; 特征选择

中图分类号: V263.6; TH17

文献标志码: A

Fault diagnosis of rotating machinery based on multi-kernel supervised manifold learning

YANG Changyuan¹, MA Sai¹, HAN Qinkai²

(1. School of Mechanical Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China;

2. Department of Mechanical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: In order to accurately perform fault diagnosis for rotating machinery, a multi-kernel supervised manifold learning (MKSML) algorithm was proposed. More specifically, MKSML algorithm allowed to effectively select the features of high-dimensional fault data, and extract the low-dimensional fault features with better discrimination. Through the idea of supervised learning, the clustering of similar samples and the differences between various samples have been enhanced. A novel weighted neighborhood graph was proposed by constructing multi-kernel function. The distance information and angle information between adjacent points were retained. And the interference of outliers and noise in the sample was suppressed. Through the gray wolf optimization algorithm to adjust the MKSML parameters, the algorithm could be applied to various types of rotating machinery fault diagnosis. The fault diagnosis

收稿日期: 2022-04-02

基金项目: 国家自然科学基金(51705275, 51335006, 11872222); 山东大学基本科研业务费(2019GN046);

高效洁净机械制造教育部重点实验室(山东大学)基金; 中央高校基本科研业务费专项资金(2020QNQT002);

山东省脑功能重构省级重点实验室开放基金(2021NGN003); 山东省重点研发计划(重大科技创新工程)项目(2021CXGC011105)

作者简介: 杨长远(1998—), 男, 硕士生, 主要研究方向为机械故障诊断和人工智能。

通信作者: 马赛(1986—), 男, 副研究员、硕士生导师, 博士, 主要研究方向为机械设备的预测性维护、机械信号处理和人工智能。

E-mail: massana@163.com

引用格式: 杨长远, 马赛, 韩勤锴. 基于多核监督流形学习的旋转机械故障诊断[J]. 航空动力学报, 2024, 39(10): 20220184. YANG Changyuan, MA Sai, HAN Qinkai. Fault diagnosis of rotating machinery based on multi-kernel supervised manifold learning[J]. Journal of Aerospace Power, 2024, 39(10): 20220184.

model of rotating machinery based on MKSML was proposed, and bearing fault diagnosis experiments and gear fault diagnosis experiments were conducted.

Keywords: fault diagnosis; signal processing; data dimensionality reduction; manifold learning; feature selection

随着物联网、大数据等技术的发展,机电设备的预测性维护技术^[1-3]应用得越来越广泛。该技术不仅可以实时监控设备、进行大数据分析、诊断设备故障,还可以提前排除潜在故障,使维护更智能。预测性维护技术的广泛应用已成为行业普遍趋势^[4],而故障诊断技术是预测性维护中重要的一部分。旋转机械在许多设备和工业领域发挥着关键作用,一旦发生故障,可能会导致整个机械系统的瘫痪甚至安全事故。旋转机械的振动信号包含丰富的故障信息,通常可以用于故障诊断^[5-8]。但是原始振动信号通常是非平稳的,并且含有复杂的成分,对其进行信号处理形成的特征集往往包含了大量的噪声和冗余信息,使得故障难以准确识别,因此需要对高维故障特征集进行降维,筛选出具有良好聚集性和区分性的低维特征集。

降维方法可分为线性算法和非线性算法两类。经典的降维方法包括主成分分析(principal component analysis, PCA)^[9]、线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)^[10]等。这些方法是线性的,难以发现数据集中的非线性结构以及局部特征,导致故障诊断的准确率降低。流形学习是一种新的降维方法,它能够保留高维数据集的内在流形结构。目前比较有代表性的流形学习方法有等距映射(isometric mapping, ISOMAP)^[11]、局部线性嵌入(locally linear embedding, LLE)^[12]、拉普拉斯特征映射(Laplacian eigenmaps, LE)^[13]等。其中监督流形学习算法能够利用先验信息,更准确地提取故障特征,提高机械故障诊断的准确率。文献[14]提出了监督拉普拉斯特征映射算法,能够同时保留样本的局部信息以及类别信息,有效地提高了机械故障诊断准确率。文献[15]提出了监督局部线性嵌入算法,利用样本信息增加异类样本之间的距离,并通过轴承与转子的故障诊断实验验证了该方法的有效性。文献[16]提出了监督的局部切空间排列算法,利用标签信息提高机械故障诊断准确率。这些方法通过监督学习的思想对原本无监督的流形学习算法进行改进,提高机械故障诊断准确率。但是它们仍存在一些缺

点,比如构建邻域图提取局部特征时容易受到噪声以及离群点的干扰。

最近一种基于多元高斯隐变量模型^[17](latent variable model, LVM)的流形学习算法被提出。LVM算法通过保证相近的样本在降维后更加相近,疏远的样本在降维后更加疏远来实现降维。LVM算法中的近似粗粒化过程能够提高近邻图的鲁棒性,提高计算效率,更适用于处理大数据样本的降维问题。但是LVM算法是非监督的,忽略了样本的标签信息。并且该算法在构建邻域图时丢失了近邻点之间的角度信息,容易受到数据集中噪声以及异常点的干扰。因此在LVM算法的基础上,本文提出了多核监督流形学习(multi-kernel supervised manifold learning, MKSML)算法。算法借助监督学习思想提升了同类样本之间的聚集性以及不同类样本的可区分性,从而提高故障诊断准确率。利用多项式核和径向基核的特点构造出了多核函数,提出了一种新的加权近邻图,能够同时保留近邻点之前的距离信息以及角度信息^[18],抑制异常点和噪声的干扰。使用灰狼优化算法^[19]对输入参数进行自动优化,使算法能够应用于不同类型的旋转机械故障诊断。本文在所提出算法的基础上建立了一种旋转机械故障诊断模型:首先使用可调品质因子小波变换^[20]对旋转机械振动信号进行分解,由不同分量的小波系数形成高维故障数据集。然后使用MKSML算法进行特征筛选。最后使用多分类器集成学习进行故障类型识别。

1 多核监督流形学习

1.1 监督学习算法

监督学习通过增大不同类数据之间的距离,减小同类数据之间的距离,能够实现更好的分类效果^[21]。本文利用样本的标签信息,通过式(1)定义样本点之间的距离。

$$d(x_i, x_j) = \begin{cases} \sqrt{e^{\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma}} + \mu} & x_i, x_j \text{ 不同类} \\ \sqrt{1 - e^{-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma}}} & x_i, x_j \text{ 同类} \end{cases} \quad (1)$$

σ 取决于数据的密度, 设为数据点之间的平均欧氏距离。 μ 能够增大不同类的数据之间的距离。

同类样本之间的距离范围为 $[0, 1]$, 不同类的样本之间的距离范围为 $[\mu, \infty]$ 。当 $\|x_i - x_j\|^2$ 变大时, 同类样本之间的距离比不同样本之间的距离增加得更慢。因此, 通过式(1)可以增加同类样本的聚集性和不同类样本之间的差异性, 有效地筛选出故障特征。

1.2 多核加权邻域图

MKSML 算法通过保留局部信息来实现降维, 构造邻域图是其关键步骤。为了抑制噪声以及离群点的干扰, 本文提出了一种多核加权邻域图构造方法。多项式核函数能够保留输入样本之间的角度信息^[18], 如式(2)所示。

$$k(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j + 1)^m \quad (2)$$

当输入样本中存在噪声以及异常点时, 径向

$$E_{ij} = \begin{cases} \alpha(x_i x_j + 1)^m + \beta[1 - \exp[-\gamma d(x_i, x_j)]] & x_j \text{ 是 } x_i \text{ 的 } K \text{ 最近邻点} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

根据不同分布类型的输入样本, 可以通过调整系数 α 和 β 来更准确地保留近邻点之间的角度信息以及距离信息, 抑制噪声以及异常值的干扰, 更准确地保留故障特征。

1.3 多核监督流形学习

MKSML 算法通过保证降维前后点与点之间的相近及疏远关系实现降维。假设 (x_i, x_j) 是一对输入, (h, h') 是其隐变量, (μ_i, μ_j) 是其降维后输出。如式(6)~式(7)所示, 隐变量 h, h' 从多元高斯分布中采样。

$$P(h|x_i) = (2\pi\sigma_i^2)^{-\frac{d}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2} \cdot \frac{d(h, \mu_i)}{\sigma_i^2}\right] \quad (6)$$

$$P(h'|x_j) = (2\pi\sigma_j^2)^{-\frac{d}{2}} \exp\left[-\frac{1}{2} \cdot \frac{d(h', \mu_j)}{\sigma_j^2}\right] \quad (7)$$

假设当 $d(h, h') < \delta_{ij}$ 时, (x_i, x_j) 是相近的; 当 $d(h, h') > \Delta_{ij}$ 时, (x_i, x_j) 是疏远的。 δ_{ij} 和 Δ_{ij} 的定义

$$P(c_\delta = 1|x_i, x_j) = \int_{h, h'} P(c_\delta = 1|h, h', x_i, x_j) P(h|x_i) P(h'|x_j) = \left(\frac{\delta_{ij}^2}{\delta_{ij}^2 + \sigma_i^2 + \sigma_j^2}\right)^{\frac{d}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \left[\frac{d(\mu_i, \mu_j)}{\delta_{ij}^2 + \sigma_i^2 + \sigma_j^2}\right]^2\right\} \quad (11)$$

$$P(c_\Delta = 0|x_i, x_j) = \int_{h, h'} P(c_\Delta = 0|h, h', x_i, x_j) P(h|x_i) P(h'|x_j) = 1 - \left(\frac{\Delta_{ij}^2}{\delta_{ij}^2 + \sigma_i^2 + \sigma_j^2}\right)^{\frac{d}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \left[\frac{d(\mu_i, \mu_j)}{\delta_{ij}^2 + \sigma_i^2 + \sigma_j^2}\right]^2\right\} \quad (12)$$

通过所有输入的累计和来衡量降维后的低维

基核函数能够抑制它们的干扰, 使噪声和异常点的干扰限制在一个比较小的范围内。径向基核函数能够保留输入样本之间的距离信息^[19], 如式(3)所示。

$$k(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (3)$$

本文结合多项式核函数和径向基核函数的特点, 设计了一个多核函数, 如式(4)所示:

$$k(x_i, x_j) = \alpha(x_i x_j + 1)^m + \beta[1 - \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2)] \quad (4)$$

通过使用该多核函数定义近邻点之间的边, 能够保留近邻点之间的角度信息以及距离信息, 还可以有效抑制噪声以及异常值的干扰, 提高模型的拟合能力和泛化能力。因此定义近邻点之间的边如式(5)所示:

如式(8)所示, 其中 x_k 为 x_i 的第 k 个近邻点:

$$\delta_{ij} = \frac{d(x_i, x_j)}{2\lg 2} \quad \Delta_{ij} = \frac{\max_k \{E_{ik} d(x_i, x_k)\}}{2\lg 2} \quad (8)$$

如式(9)~式(10)所示, 假设 $c_\delta, c_\Delta \in \{0, 1\}$ 是具有条件分布的伯努利随机变量:

$$P(c_\delta = 1|h, h', x_i, x_j) = \exp\left[-\frac{1}{2} \cdot \frac{d(h, h')}{\delta_{ij}^2}\right] \quad (9)$$

$$P(c_\Delta = 1|h, h', x_i, x_j) = \exp\left[-\frac{1}{2} \cdot \frac{d(h, h')}{\Delta_{ij}^2}\right] \quad (10)$$

高斯隐变量 h 和 h' 在长度度量 Δ_{ij} 和 δ_{ij} 上的重合度可以通过式(9)和式(10)反映出来。如式(11)~式(12)所示, 如果 (x_i, x_j) 是相近的, $P(c_\delta=1|x_i, x_j)$ 反映了降维后的数据相近的程度。如果 (x_i, x_j) 是疏远的, $P(c_\Delta=0|x_i, x_j)$ 反映了降维后疏远的程度。

数据保留局部信息的情况^[17]。 S_{ij} 和 D_{ij} 是权重系

数,其定义如式(13)所示。通过加权和可以得到总体的对数(条件)似然率,如式(14)所示:

$$S_{ij} = E_{ij} \quad D_{ij} = 1 - E_{ij} \quad (13)$$

$$L = \sum_{ij} [S_{ij} \lg P(c_\delta = 1 | x_i, x_j) + D_{ij} \lg P(c_\delta = 0 | x_i, x_j)] \quad (14)$$

1.4 期望最大化算法

本文通过使用期望最大化(expectation-maximization, EM)算法计算式(14)中的最大似然估计^[17]。如式(15)~式(18)所示,计算相近输入数据对 (x_i, x_j) 的隐变量 h 和 h' 的期望:

$$E[h | c_\delta = 1, x_i, x_j] = \mu_i - \left(\frac{\sigma_i^2}{\delta_{ij}^2 + \sigma_i^2 + \sigma_j^2} \right) (\mu_i - \mu_j) \quad (15)$$

$$E[h' | c_\delta = 1, x_i, x_j] = \mu_j - \left(\frac{\sigma_j^2}{\delta_{ij}^2 + \sigma_i^2 + \sigma_j^2} \right) (\mu_j - \mu_i) \quad (16)$$

$$E[d(h, \mu_i) | c_\delta = 1, x_i, x_j] = d\sigma_i^2 + \sigma_i^4 \left(\frac{1}{\delta_{ij}^2 + \sigma_i^2 + \sigma_j^2} \right) \left[\frac{d(\mu_i, \mu_j)}{\delta_{ij}^2 + \sigma_i^2 + \sigma_j^2} - d \right] \quad (17)$$

$$E[d(h', \mu_j) | c_\delta = 1, x_i, x_j] = d\sigma_j^2 + \sigma_j^4 \left(\frac{1}{\delta_{ij}^2 + \sigma_i^2 + \sigma_j^2} \right) \left[\frac{d(\mu_i, \mu_j)}{\delta_{ij}^2 + \sigma_i^2 + \sigma_j^2} - d \right] \quad (18)$$

计算疏远输入数据对 (x_i, x_j) 的隐变量 h 和 h' 的期望,如式(19)~式(22)所示:

$$E[h | c_\delta = 0, x_i, x_j] = \mu_i + \frac{P(c_\delta = 1 | x_i, x_j)}{P(c_\delta = 0 | x_i, x_j)} \left(\frac{\sigma_i^2}{\delta_{ij}^2 + \sigma_i^2 + \sigma_j^2} \right) (\mu_i - \mu_j) \quad (19)$$

$$E[h' | c_\delta = 0, x_i, x_j] = \mu_j + \frac{P(c_\delta = 1 | x_i, x_j)}{P(c_\delta = 0 | x_i, x_j)} \left(\frac{\sigma_j^2}{\delta_{ij}^2 + \sigma_i^2 + \sigma_j^2} \right) (\mu_j - \mu_i) \quad (20)$$

$$E[d(h, \mu_i) | c_\delta = 0, x_i, x_j] = d\sigma_i^2 - \frac{P(c_\delta = 1 | x_i, x_j)}{P(c_\delta = 0 | x_i, x_j)} \sigma_i^4 \left(\frac{1}{\delta_{ij}^2 + \sigma_i^2 + \sigma_j^2} \right) \left[\frac{d(\mu_i, \mu_j)}{\delta_{ij}^2 + \sigma_i^2 + \sigma_j^2} - d \right] \quad (21)$$

$$E[d(h', \mu_j) | c_\delta = 0, x_i, x_j] = d\sigma_j^2 - \frac{P(c_\delta = 1 | x_i, x_j)}{P(c_\delta = 0 | x_i, x_j)} \sigma_j^4 \left(\frac{1}{\delta_{ij}^2 + \sigma_i^2 + \sigma_j^2} \right) \left[\frac{d(\mu_i, \mu_j)}{\delta_{ij}^2 + \sigma_i^2 + \sigma_j^2} - d \right] \quad (22)$$

根据权重系数 S_{ij} ,定义稀疏对称矩阵,如式(23)所示:

$$W_{ij} = \frac{S_{ij}}{\delta_{ij}^2 + \sigma_i^2 + \sigma_j^2} + \frac{S_{ji}}{\delta_{ji}^2 + \sigma_i^2 + \sigma_j^2} \quad (23)$$

如式(24)所示,构造对称对角占优矩阵:

$$L_{ij} = \begin{cases} \sum_k W_{ik} + \frac{1}{\sigma_i^2} \sum_k (D_{ik} + D_{ki}) & i = j \\ -W_{ij} & i \neq j \end{cases} \quad (24)$$

如式(25)~式(26)所示,计算方差:

$$\begin{aligned} \phi_{ij} &= E[d(h, \mu_i) | c_\delta = 1, x_i, x_j] \\ \phi'_{ij} &= E[d(h', \mu_j) | c_\delta = 1, x_i, x_j] \\ \psi_{ij} &= E[d(h, \mu_i) | c_\delta = 0, x_i, x_j] \\ \psi'_{ij} &= E[d(h', \mu_j) | c_\delta = 0, x_i, x_j] \end{aligned} \quad (25)$$

$$(\sigma_i^2)^{\text{new}} = \frac{1}{d} \cdot \frac{\sum_j (S_{ij} \phi_{ij} + S_{ji} \phi'_{ji} + D_{ij} \psi_{ij} + D_{ji} \psi_{ji})}{\sum_j (S_{ij} + S_{ji} + D_{ij} + D_{ji})} \quad (26)$$

如式(27)所示,计算降维算法筛选出的特征。

$$\sum_j L_{ij} \mu_j^{\text{new}} = \frac{\sum_j (D_{ij} E[h | c_\delta = 0, x_i, x_j] + D_{ji} E[h' | c_\delta = 0, x_j, x_i])}{\sigma_i^2} \quad (27)$$

2 基于 MKSML 的故障诊断模型

本文提出的基于 MKSML 算法的故障诊断模型流程图如图 1 所示。

2.1 故障特征提取

通过传感器采集的包含故障信息的振动信号成分比较复杂,不同的频段包含不同的运行状态特征信息。通过信号处理方法对振动信号进行处理是机械故障诊断的首要步骤。小波变换是一种瞬态信号分析方法,该方法通过扩展和平移操作可以从非平稳振动信号中提取时频定位信息。但该方法存在难以选择小波基、基函数固定等缺点。

可调品质因子小波变换是一种新的信号处理方法。它根据不同类型的振动信号,能够通过调节品质因子 Q 和冗余度 r 来确定基函数,从而实现对振动信号的准确分析。如式(28)所示,信号的振荡冲击中心频率 f_0 与带宽 B_w 的比值定义为信号的品质因子 Q 。

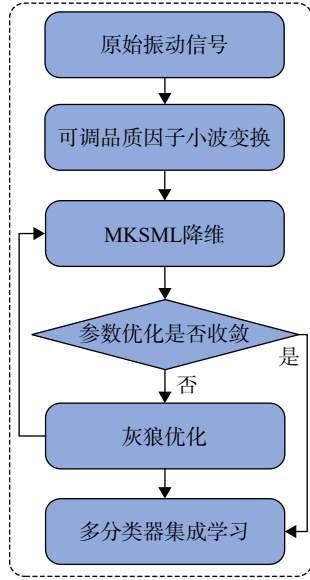


图 1 基于 MKSML 算法的故障诊断模型流程图

Fig. 1 Flow chart of fault diagnosis model based on MKSML

$$Q = \frac{f_0}{B_w} \quad (28)$$

振动信号的共振属性能够通过品质因子反映出来: 信号的频率聚集性、共振属性越强, 其品质因子越大; 信号的频率聚集性、共振属性越弱, 其品质因子越小^[20]。如图 2 所示, 可调品质因子小波变换通过低通滤波器和高通滤波器对信号进行分解。

如式(29)所示, 低通因子 α 和高通因子 β 定义为:

$$\alpha = 1 - \frac{\beta}{r} \quad \beta = \frac{2}{Q+1} \quad (29)$$

低通滤波器 $H_0(\omega)$ 和高通滤波器 $H_1(\omega)$ 的定义如式(30)~式(31)所示。

$$H_0 = \begin{cases} 1 & |\omega| \leq (1-\beta)\pi \\ \theta \left[\frac{\omega + (\beta-1)\pi}{\alpha + \beta - 1} \right] & (1-\beta)\pi < |\omega| < \alpha\pi \\ 0 & \alpha\pi \leq |\omega| \leq \pi \end{cases} \quad (30)$$

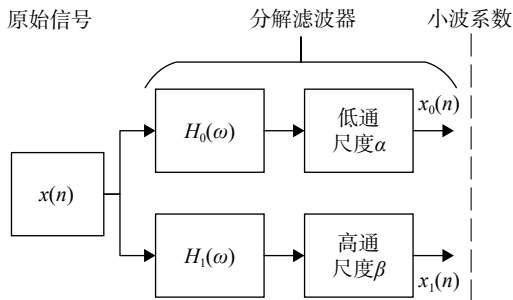


图 2 分解滤波器

Fig. 2 Analysis filter banks

$$H_1 = \begin{cases} 0 & |\omega| \leq (1-\beta)\pi \\ \theta \left(\frac{\alpha\pi - \omega}{\alpha + \beta - 1} \right) & (1-\beta)\pi < |\omega| < \alpha\pi \\ 1 & \alpha\pi \leq |\omega| \leq \pi \end{cases} \quad (31)$$

式中 ω 是角频率, $\theta(\omega)$ 的定义如式(32)所示。

$$\theta(\omega) = 0.5(1 + \cos \omega) \sqrt{2 - \cos \omega} \quad (|\omega| \leq \pi) \quad (32)$$

式中 J 是可调因子小波变换的阶数, 其最大的阶数 $J_{\max}$ 通过式(33)求得:

$$J_{\max} = \left\lfloor \frac{\lg(\beta N/8)}{\lg(1/\alpha)} \right\rfloor \quad (33)$$

式中 N 是信号长度, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整。可调因子小波变换由 J 个双通道滤波器组成, 每个滤波器的低通输出是后续滤波器的输入。输入的原始信号被分解为 $J+1$ 个子带。这些子带的小波系数中含着各类故障特征, 同时也包含噪声以及与故障无关的冗余信息等, 因此需要借助流形学习方法筛选出故障敏感特征。

2.2 MKSML 降维以及灰狼优化

由于高维数据集中存在着大量的噪声以及与故障无关的冗余信息。因此通过 MKSML 算法对高维数据集进行特征筛选。为了增强 MKSML 算法的自适应性以实现准确的故障诊断, 需要根据不同机械类型的故障数据集自动调整模型参数。

灰狼优化算法^[19]是一种基于灰狼的等级和群体狩猎行为的群体智能多目标优化算法。在优化过程中, α 狼、 β 狼和 δ 狼负责引导 ω 狼追踪和捕猎。狼的主要狩猎过程包括跟踪和接近猎物、追逐和骚扰猎物、包围和攻击猎物。候选解分布在由 3 个级别的狼定义的随机范围内。首先, 不同级别的狼评估猎物的位置, 然后群体中的其余个体以此为参考, 随机更新它们在猎物周围的位置。重复该过程, 直到获得优化结果。

采用灰狼优化算法对 MKSML 算法中的近邻图的最近邻数 K , 降维后的特征集维数 D , 近邻图权重 α 、 β 等参数进行了优化。以训练集上分类器的准确率为优化目标, 当诊断准确率达到 99.9% 或最大迭代次数时优化完成。

2.3 多分类器集成学习

相对于单一分类算法, 多分类器集成学习在开展故障特征分类时具备更强的泛化能力。Bagging 是一种经典的集成学习策略, 该策略通过随机改变训练集的分布, 从整个训练数据中随机抽

取不同的训练数据子集,每个训练数据子集用于训练不同的分类器,考虑到单个分类器很难实现对所有的子空间都有较高的分类准确度,因此最后的分类结果是由所有分类器进行投票产生的。

如图 3 所示,本文设计了一种多分类器集成学习算法,集成了线性支持向量机(linear support

vector machine, LSVM)、高斯核支持向量机(gaussian kernel support vector machine, GKSVM)、3 个 k -近邻(k -nearest neighbor, KNN)分类器($k=1, k=3, k=5$)、随机森林(random forest, RF)分类器、朴素贝叶斯(naive bayesian, NB)分类器以及鉴别分析(discriminant analysis, DA)分类器。

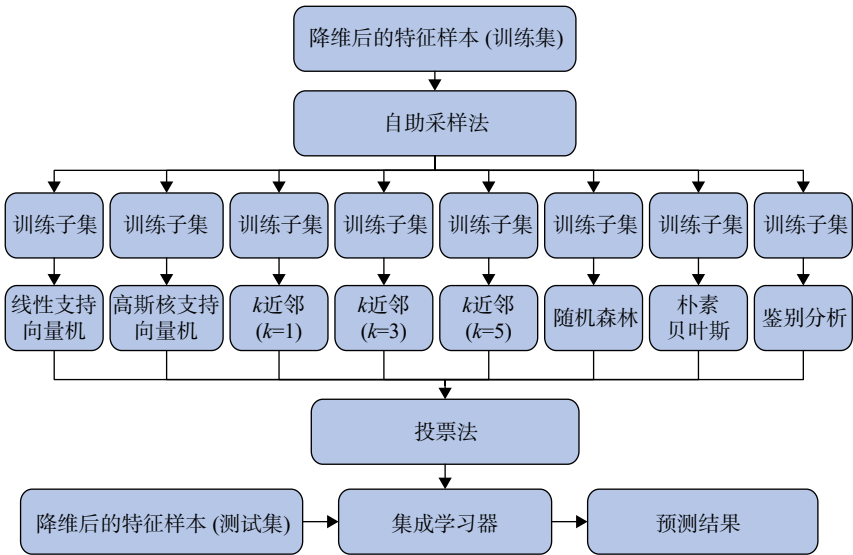


图 3 多分类器集成学习流程图

Fig. 3 Flow chart of multi-classifier ensemble learning

3 实验验证与对比

3.1 轴承故障诊断实验

如图 4 所示,在清华大学摩擦学国家重点实验室的行星齿轮实验台开展了行星齿轮轴承运行状态模拟实验。



图 4 行星齿轮轴承实验装置

Fig. 4 Planet gear bearing experimental rig

实验共采集了 4 种状态下的轴承状态监测信号,包括轴承正常状态、内圈故障、外圈故障和滚动体故障。行星齿轮轴承型号是 NJ204。选取在 0.2 A 磁粉振动器的励磁电流下的振动信号,转速为 900 r/min,采样频率为 25.6 kHz。按时间顺序

以 1 200 个采样点为一个样本。每种轴承状态的样本为 300 个,共采集了 1 200 个样本,其中 960 个样本构成训练集,240 个样本构成测试集。

首先对振动信号进行可调品质因子小波变换。通过网格搜索法,品质因子 $Q=3$,冗余度 $r=3$,阶数 $J=8$ 时,最终的故障诊断准确率最高。然后把分解为分量信号的小波系数组成高维特征集,借助所提出的 MKSML 算法进行降维。经过灰狼算法的优化,最近邻数 $K=6$,降维后的维数 $D=6$,近邻图的权重 $\alpha=0.1, \beta=0.9$ 。然后通过多分类器进行故障诊断,最终取得 100% 的准确率,并且对比了多种降维算法,包括隐变量模型(LVM)、局部线性嵌入(LLE)、主成分分析(principal component analysis, PCA)、自编码器(stacked autoencoder, SAE)^[22]、自组织神经网络(self-organizing maps, SOM)^[23]、核线性判别分析(kernel linear discriminant analysis, KLDA)^[24]、多核监督局部保留投影(multi-kernel supervised local linear embedding, MK-SLLE)。同样通过灰狼优化算法对其参数进行优化,优化结果为:LLE 中的最近邻点数设置为 12; LVM 中的参数与 MKSML 保持一致;SAE 的层数设置为 8; SOM 的维度尺寸设置为 [3, 3]; MK-

SLLE 算法是根据本文的监督学习思想以及加权近邻图对 LLE 算法进行改进而得到的, MK-SLLE 中的核函数权重为 $\alpha=0.2$, $\beta=0.8$, 最近邻点

数设置为 12。对比算法在对高维特征集降维后, 同样使用多分类器集成学习识别故障类型。最终的对比结果如表 1 所示。

表 1 行星齿轮轴承故障诊断实验结果

Table 1 Experimental results of planet gear bearing fault diagnosis

降维方法	无故障/%	滚动体故障/%	外圈故障/%	内圈故障/%	平均/%
MKSML	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
LVM	100.00	98.33	100.00	98.33	99.17
LLE	93.33	96.67	96.67	98.33	96.25
PCA	90.00	86.67	86.67	91.67	88.75
SAE	91.67	96.67	93.33	91.67	93.33
SOM	100.00	90.00	68.33	86.67	86.25
KLDA	93.33	86.67	91.67	90.00	90.42
MKSLL	98.33	98.33	100.00	100.00	99.17

在此次实验中, 所提出的 MKSML 算法对轴承的每种状态都能够准确识别, 与 LVM 以及其他降维算法的对比可以看出: 所提出算法借助监督学习思想利用样本标签信息能够使同类故障样本的聚集性更好, 不同类故障样本更加疏远, 从而提高故障诊断准确率; 所设计的加权邻域图能够有效地避免故障特征选择时噪声以及异常点的干扰。

3.2 齿轮故障诊断实验

在变速箱运行状态模拟实验台^[25]上开展了齿轮故障诊断实验, 如图 5 所示。该实验台第一级输入轴由 32 齿的小齿轮和 80 齿的齿轮组成。48 齿的小齿轮和 64 齿的齿轮安装在第二级输入轴上。齿轮转速由电动机控制。实验数据的采样频率为 20 kHz。

实验采集了输入轴上不同状态下的小齿轮振动信号。齿轮的状态有 5 种, 如图 6 所示。按时间顺序以 3 600 个采样点为一个样本。每种状态采集 200 个样本, 共采集 1 000 个样本, 其中 800 个样本为训练集, 200 个样本为测试集。

首先使用可调因子小波变换对各种类型的齿

轮信号进行处理。通过网格搜索法, 品质因子 $Q=3$, 冗余度 $r=3$, 阶数 $J=8$ 时, 最后的故障诊断准确率最高。然后将各个分量的小波系数作为高维故障特征集, 使用 MKSML 算法进行特征筛选。采用灰狼优化算法对 MKSML 算法进行参数优化, 经过在训练集上的训练, 最近邻数 $K=6$, 降维后维数 $D=10$, 近邻图的权重为 $\alpha=0.2$ 、 $\beta=0.8$ 。然后在测试集上进行测试, 使用集成多分类器进行预测, 最终取得 96% 的准确率。对比的降维算法同样通过灰狼优化算法进行参数优化, 优化结果为:



图 5 变速箱运行状态模拟实验装置

Fig. 5 Gearbox running state simulation experimental rig

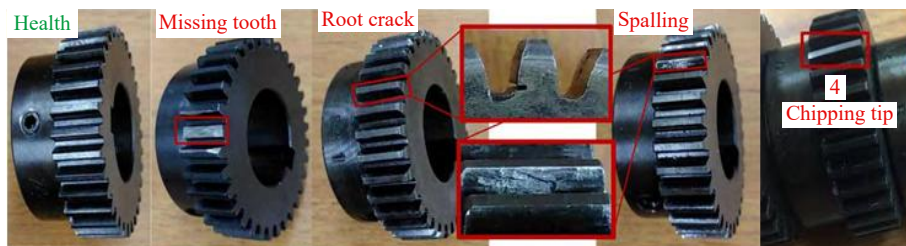


图 6 5 种不同状态下的齿轮

Fig. 6 Five gears in different states

LLE 中的最近邻数设置为 12; LVM 中的参数与 MKSML 保持一致; SAE 的层数设置为 4; SOM 的维度尺寸设置为 [2, 3]; MKSLLE 中的核函数权重为 $\alpha=0.1, \beta=0.9$, 最近邻数设置为 12。然后通过多分类器集成学习进行故障类型的识别。最终的对比结果如表 2 所示。

表 2 齿轮故障诊断实验结果
Table 2 Experimental results of gear fault diagnosis

降维方法	健康/%	缺齿/%	齿根裂纹/%	剥落/%	齿尖削平/%	平均/%
MKSML	100.00	95.00	100.00	92.50	92.50	96.00
LVM	85.00	95.00	100.00	75.00	97.50	90.50
LLE	100.00	87.50	100.00	80.00	100.00	93.50
PCA	75.00	97.50	90.00	87.50	85.00	87.00
SAE	80.00	100.00	97.50	87.50	97.50	92.50
SOM	87.50	100.00	87.50	97.50	100.00	94.50
KLDA	85.00	100.00	100.00	100.00	90.00	95.00
MKSLLE	100.00	90.00	100.00	87.50	97.50	95.00

在齿轮数据集上的实验结果说明, MKSML 算法对故障特征的筛选能力是最好的, 能够准确地从高维冗余特征集中提取出故障敏感特征。使用 MKSML 算法的故障诊断模型不仅是平均准确率最高的, 并且对每一种齿轮的状态都能够有效地识别出来。与 LVM 以及其他降维算法的对比可以看出: MKSML 算法通过监督学习利用样本的标签信息, 能够更加准确地对高维数据集进行降维; 通过使用多核函数对邻域图进行加权, MKLVM 算法中的加权邻域图能够有效地抑制噪声以及异常点的干扰, 保留近邻点的距离信息以及角度信息, 从而更准确地识别出齿轮的健康状态以及剥落状态。

4 结 论

本文提出了多核监督流形学习算法(MKSML), 基于所提出的 MKSML 算法建立了一种旋转机械故障诊断模型。通过两例实验以及与其他方法的对比验证了所提出算法的准确性和有效性。得到结论如下:

- 1) MKSML 算法借助监督学习的思想, 通过利用样本的标签信息, 增加同类状态特征样本的聚集性和不同类特征样本之间的差异性, 提高故障诊断准确率。
- 2) 基于所设计的多核函数, 提出了新的加权邻域图构建方法, 能够保留近邻点之间的距离信息以及角度信息, 抑制故障特征选择时样本中的异常值和噪声的干扰, 提高筛选故障敏感特征的准确率。

3) 基于所提出的 MKSML 算法建立了一种旋转机械故障诊断模型。该模型使用可调因子小波变换对旋转机械的振动信号进行分量分解, 将各个分量的小波系数组成高维特征集, 然后使用 MKSML 算法对高维特征集进行故障特征筛选并借助灰狼优化算法进行多参数优化, 最后使用多分类器集成学习算法进行故障类型识别。基于行星齿轮轴承和齿轮实验的数据处理以及同类算法的对比分析证明了所提出方法的有效性。

参考文献:

[1] DING Han, GAO R X, ISAKSSON A J, et al. State of AI-based monitoring in smart manufacturing and introduction to focused section[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2020, 25(5): 2143-2154.

[2] 雷亚国, 许学方, 蔡潇, 等. 面向机械装备健康监测的数据质量保障方法研究[J]. *机械工程学报*, 2021, 57(4): 1-9. LEI Yaguo, XU Xuefang, CAI Xiao, et al. Research on data quality assurance for health condition monitoring of machinery[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2021, 57(4): 1-9. (in Chinese)

[3] 林京. 机器信息学: 机械产品智能化的学科支撑[J]. *机械工程学报*, 2021, 57(2): 11-20. LIN Jing. Machinery informatics: a fundamental discipline to intelligent machinery[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2021, 57(2): 11-20. (in Chinese)

[4] LIU Ruonan, YANG Boyuan, ZIO E, et al. Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: a review[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 108: 33-47.

[5] 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. YE Zhuang, YU Jianbo. Feature extraction of gearbox vibration signals based on multi-channels weighted convolutional neural network[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2021, 57(1): 110-120. (in Chinese)

[6] MA Sai, CHU Fulei, HAN Qinkai. Deep residual learning with de-

- modulated time-frequency features for fault diagnosis of planetary gearbox under nonstationary running conditions[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 127: 190-201.
- [7] 侯文擎, 叶鸣, 李巍华. 基于改进堆叠降噪自编码的滚动轴承故障分类[J]. *机械工程学报*, 2018, 54(7): 87-96.
- HOU Wenqing, YE Ming, LI Weihua. Rolling element bearing fault classification using improved stacked de-noising auto-encoders[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2018, 54(7): 87-96. (in Chinese)
- [8] 董绍江, 裴雪武, 汤宝平, 等. 基于 FNER 性能退化指标及 IDRSN 的滚动轴承寿命状态识别方法[J]. *机械工程学报*, 2021, 57(15): 105-115.
- DONG Shaojiang, PEI Xuewu, TANG Baoping, et al. Recognition of rolling bearing life status based on FNER performance degradation indicator and IDRSN[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2021, 57(15): 105-115. (in Chinese)
- [9] 郭庆, 李印龙. 基于气路参数融合的涡扇发动机性能退化预测[J]. *航空动力学报*, 2021, 36(11): 2251-2260.
- GUO Qing, LI Yinlong. Turbofan engine performance degradation prediction based on gas path parameter fusion[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2021, 36(11): 2251-2260. (in Chinese)
- [10] HE Liang, CHEN Xianhong, XU Can, et al. Local pairwise linear discriminant analysis for speaker verification[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2018, 25(10): 1575-1579.
- [11] 戚晓利, 王振亚, 吴保林, 等. 基于 ACMPE、ISSL-Isomap 和 GWO-SVM 的行星齿轮箱故障诊断[J]. *航空动力学报*, 2019, 34(4): 744-755.
- QI Xiaoli, WANG Zhenya, WU Baolin, et al. Planetary gearbox fault diagnosis based on ACMPE, ISSL-Isomap and GWO-SVM[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2019, 34(4): 744-755. (in Chinese)
- [12] ROWEIS S T, SAUL L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding[J]. *Science*, 2000, 290(5500): 2323-2326.
- [13] BELKIN M, NIYOGI P. Laplacian eigenmaps for dimensionality reduction and data representation[J]. *Neural Computation*, 2003, 15(6): 1373-1396.
- [14] JIANG Quansheng, JIA Minping, HU Jianzhong, et al. Machinery fault diagnosis using supervised manifold learning[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2009, 23(7): 2301-2311.
- [15] LI Benwei, ZHANG Yun. Supervised locally linear embedding projection (SLLEP) for machinery fault diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, 25(8): 3125-3134.
- [16] SU Zuqiang, TANG Baoping, LIU Ziran, et al. Multi-fault diagnosis for rotating machinery based on orthogonal supervised linear local tangent space alignment and least square support vector machine[J]. *Neurocomputing*, 2015, 157: 208-222.
- [17] SAUL L K. A tractable latent variable model for nonlinear dimensionality reduction[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2020, 117(27): 15403-15408.
- [18] 罗林开, 叶凌君, 周绮凤. 常用核函数的几何度量与几何性质[J]. *厦门大学学报(自然科学版)*, 2009, 48(6): 804-807.
- LUO Linkai, YE Lingjun, ZHOU Qifeng. Geometric measures and properties of commonly used kernel functions[J]. *Journal of Xiamen University (Natural Science)*, 2009, 48(6): 804-807. (in Chinese)
- [19] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69: 46-61.
- [20] 王晓龙, 唐贵基, 周福成. 自适应可调品质因子小波变换在轴承早期故障诊断中的应用[J]. *航空动力学报*, 2017, 32(10): 2467-2475.
- WANG Xiaolong, TANG Guiji, ZHOU Fucheng. Application of adaptive tunable Q-factor wavelet transform on incipient fault diagnosis of bearing[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2017, 32(10): 2467-2475. (in Chinese)
- [21] ZHANG Shiqing. Enhanced supervised locally linear embedding[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2009, 30(13): 1208-1218.
- [22] 洪骥宇, 王华伟, 倪晓梅. 基于降噪自编码器的航空发动机性能退化评估[J]. *航空动力学报*, 2018, 33(8): 2041-2048.
- HONG Jiyu, WANG Huawei, NI Xiaomei. Assessment of performance degradation for aero-engine based on denoising autoencoder[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2018, 33(8): 2041-2048. (in Chinese)
- [23] HAYAKAWA Y, OGATA T, SUGANO S. Flexible assembly work cooperating system based on work state identifications by a self-organizing map[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2004, 9(3): 520-528.
- [24] GOPI E S, PALANISAMY P. Maximizing Gaussianity using kurtosis measurement in the kernel space for kernel linear discriminant analysis[J]. *Neurocomputing*, 2014, 144: 329-337.
- [25] SHAO Siyu, MCALEER S, YAN Ruqiang, et al. Highly accurate machine fault diagnosis using deep transfer learning[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 15(4): 2446-2455.

(编辑: 张 雪)