

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2023.03.009

基于自适应冗余矩阵分类器的滚动 轴承故障诊断方法*

刘振华¹, 胡思远², 赵捷³

(1. 忻州职业技术学院 机电工程系, 山西 忻州 034000; 2. 山东理工大学 机械工程学院,
山东 淄博 255000; 3. 山东耀华特耐科技有限公司, 山东 滨州 256619)

摘要:采用传统矩阵分类器(即支持矩阵机 SMM)进行滚动轴承故障诊断时存在一定的局限性,即在进行冗余特征分类时难以提取有效特征进行建模,为此,提出了一种基于自适应冗余矩阵分类器(ARMC)的滚动轴承故障诊断方法。首先,在构造 ARMC 模型的过程中,通过核函数创建了高维分布空间,解决了样本数据线性不可分的问题;然后,采用约束 L_1 范数的思想,使得样本到所有聚类凸包边界的距离最短,进而将其转化为求解线性规划的问题,降低了模型计算的复杂度;通过正则化约束来控制低秩项,进而弱化冗余特征和噪声成分对模型的影响,得到了更加准确的预测模型;最后,为了验证 ARMC 方法的有效性,采用美国凯斯西储大学(CWRU)的滚动轴承实验数据和自制滚动轴承故障模拟实验台数据,分别进行了实验;并且将采用该方法所获得的结果与其他方法获得的结果进行了对比。研究表明:ARMC 利用 L_1 范数和核函数来构造和求解目标函数,不仅可以保护待诊断对象的结构化信息,而且可以弱化模型复杂度和增强模型的鲁棒性;与支持矩阵机(SMM)和鲁棒支持矩阵机等相比,ARMC 能够充分考虑样本冗余信息弱化的问题,平均识别准确率提高 3%~8%。

关键词:自适应冗余矩阵分类器;矩阵分类器(支持矩阵机);高维分布空间;冗余特征分类;模型鲁棒性;目标函数

中图分类号:TH133.3

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2023)03-0384-07

Fault diagnosis method of rolling bearing based on adaptive redundancy matrix classifier

LIU Zhen-hua¹, HU Si-yuan², ZHAO Jie³

(1. Department of Mechanical and Electrical Engineering, Xinzhou Vocational and Technical College, Xinzhou 034000, China; 2. School of Mechanical Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255000, China; 3. Shandong Yaohua Tenai Technology Co., Ltd., Binzhou 256619, China)

Abstract: There are some limitations when using traditional matrix classifier (support matrix machine, SMM) to diagnose rolling bearing faults, that is, it is difficult to extract effective features for modeling when classifying redundant features. Therefore, a rolling bearing fault diagnosis method based on adaptive redundancy matrix classifier (ARMC) was proposed. Firstly, in the process of constructing ARMC model, the kernel function was used to create a high-dimensional distribution space to solve the problem of linear indivisibility of sample data. Then, the idea of constrained L_1 norm was used to minimize the distance from the sample to all clustering convex hull boundaries, and it was transformed into a problem of solving linear programming, which reduced the model computational complexity. The low rank term was controlled by regularization constraint, and the influence of redundant features and noise components on the model was weakened to obtain a more accurate prediction model. Finally, in order to verify the effectiveness of the ARMC method, the rolling bearing experiment data of Case Western Reserve University (CWRU) and the data of the self-made rolling bearing fault simulation experiment platform were used to conduct

收稿日期:2022-07-28

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52075306)

作者简介:刘振华(1982-),男,山西忻州人,硕士,讲师,主要从事齿轮与轴承失效、焊缝金属与扩散氢等方面的研究。E-mail: yangzh1122@

experiments respectively. The results obtained by the this method were compared with those obtained by the other methods. The results show that L_1 norm and kernel function were used to construct and solve the objective function in the ARMC, which can not only protect the structural information of the object to be diagnosed, but also weaken the complexity of the model and enhance the robustness of the model. Comparing with support matrix machine(SMM) and robust support matrix machine, ARMC can fully consider the problem of weakening the redundant information of samples, and the average recognition rate is improved by 3% ~ 8%.

Key words: adaptive redundant matrix classifier(ARMC); support matrix machine (SMM); high-dimensional distribution space; redundant feature classification; model robustness; kernel function

0 引言

滚动轴承作为一种重要的机械设备零部件,目前已被广泛应用于各类领域的设备中。其健康的状况决定着各类设备的运行性能、质量和可靠性^[1]。因此,开展滚动轴承故障诊断研究具有十分重要的意义^[2,3]。

随着人工智能的兴起,各种基于机器学习的滚动轴承故障诊断方法被陆续提出^[4],且大多具有良好的故障诊断性能,比如,支持向量机(support vector machine, SVM)、人工神经网络(artificial neural network, ANN)等^[5-7]。

由于SVM具有良好的样本学习能力,使其迅速成为智能故障诊断领域的研究热点^[8]。

KHEMCHANDANI R等人^[9]提出了一种孪生支持向量机,其以经验风险最小化为基本框架,将SVM的优化问题转化为了求解两个较小的规划问题。MEI Ben-shan等人^[10]提出了一种多任务最小二乘孪生支持向量机,其通过最小二乘法求解和约束目标函数,实现了对复杂样本进行分类的目的。THARWAT A等人^[11]提出了一种核支持向量机,其采用核函数对原始数据进行非线性映射,获得高维特征空间,达到了数据可分离的目的。

然而,上述基于支持向量机及其改进算法的故障诊断方法中,仍需要依靠人工方法提取待分析对象的固有故障特征。此外,在实际工程应用中,提取的滚动轴承振动信号记录了一段时间内的波动情况,使其更自然地表示为二维矩阵。当采用传统向量式分类器解决这些特征矩阵的识别问题时,特征矩阵中行列之间的固有关系信息将被破坏^[12]。

为了解决上述问题,LUO Luo等人^[13]设计了一种矩阵式的分类器,即支持矩阵机(SMM)。为了充分捕获嵌入矩阵数据中的结构信息,SMM采用核范数来控制权重矩阵的秩,以此来实现有效挖掘矩阵信息的目的。鉴于SMM良好的矩阵数据分类能力,相关学者从不同角度提出了不同的SMM改进算法。

ZHENG Qing-qing等人^[14]设计了一种多分类支持矩阵机(multiclass support matrix machine, MSMM)新方法,采用该方法可以直接处理多类分类问题。GU Ming-en等人^[15]提出了一种斜坡稀疏支持矩阵机(ramp sparse support matrix machine, RSMM)模型,研究了Ramp铰链损失函数对模型鲁棒性的影响。基于多分类模糊支持矩阵机(multi-class fuzzy support matrix machine, MFSMM)和辛相关矩阵机(symplectic relevance matrix machine, SRMM),PAN Hai-yang等人^[16,17]提出了一种新的滚动轴承故障诊断方法,解决了复杂特征数据的分类问题。

虽然基于矩阵的分类方法在故障诊断中获得了较好的应用效果。然而,大多矩阵分类方法的目标函数具有二次规划问题,增加了模型计算复杂度。同时,由于研究人员对复杂含噪特征的线性不可分问题也缺少有效探讨,制约了矩阵分类方法的进一步推广应用。

为了解决上述问题,笔者提出一种自适应冗余矩阵分类器(ARMC)。

在ARMC分类过程中,ARMC可以从原始信号中充分获取包含状态信息的故障特征,并利用核函数将原始特征映射到高维空间,避免线性不可分问题。同时,ARMC利用 L_1 范数距离最小化样本到所有凸包的距离,通过求解线性规划问题(而不是二次规划问题)来降低计算复杂度。此外, L_1 范数距离约束也具有好的鲁棒性,对于多分类问题可以得到更理想的分类结果。

最后,为了验证ARMC在故障诊断中的有效性,笔者将其与其他典型的矩阵分类器进行比较分析。

1 原理

假设一训练集为:

$$S = \{X_i\}_{i=1}^K \quad (1)$$

式中: X_i — n 维数据样本; K —待分类类别数目。

通过寻找凸包中心点 p ,构造目标函数为:

$$\min_{\mu_k, p} \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \|X_k \mu_k - p\|^2$$

$$\begin{aligned} \text{s. t. } \quad & \mathbf{e}^T \boldsymbol{\mu}_k = 1, 0 \leq \boldsymbol{\mu}_k \leq Ce, k = 1, \dots, K \\ & p = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{X}_k \boldsymbol{\mu}_k \end{aligned} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{X}_k = [x_1, \dots, x_{m_k}] \in \mathcal{R}^{n \times m_k} (k = 1, \dots, K)$ —第 k 类多维样本矩阵; \mathbf{e} —所有元素为 1 的向量; $\boldsymbol{\mu}_k$ —凸包的权向量; $C \geq 1/N_{\min}$ —凸包的弹性因子; N_{\min} —最小凸包数。

同时,为了解决非线性问题,笔者拟采用核函数,并将输入样本映射到高维特征空间,使得线性不可分转化为高维特征空间的线性可分。

因此,其优化问题可以表示为:

$$\begin{aligned} \min_{\boldsymbol{\mu}_k} \quad & \frac{1}{2} \left(\sum_{k=1}^K \boldsymbol{\mu}_k^T \mathbf{K}_k \boldsymbol{\mu}_k - \frac{1}{K} \boldsymbol{\mu}^T \mathbf{K} \boldsymbol{\mu} \right) \\ \text{s. t. } \quad & \mathbf{e}^T \boldsymbol{\mu}_k = 1, 0 \leq \boldsymbol{\mu}_k \leq Ce, k = 1, \dots, K \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{K}_k \in \mathcal{R}^{m_k \times m_k}$ —核矩阵,其元素为:

$$(\mathbf{K}_k)_{i,j} = \langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle = \mathbf{K}(x_i, x_j), i, j = 1, \dots, m_k \quad (4)$$

式中: $\langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle$ — $\phi(x_i)$ 和 $\phi(x_j)$ 的内积。

由于式(3)的求解是一个二次规划问题,其求解复杂度较高;同时,式(2,3)又要在 L_2 范数下进行求解,异常特征值对其影响较大,使得模型缺乏鲁棒性。因此,笔者将提出 L_1 范数的优化问题模型,可以将二次规划问题转换为线性规划问题,使得模型更为简洁,弱化了模型复杂度。

同时,根据文献[14], L_1 范数比 L_2 范数更具噪声鲁棒性,对含噪特征具有一定的抑制能力。因此,笔者所提方法表达式如下:

$$\begin{aligned} \min_{\boldsymbol{\mu}_k} \quad & \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \left\| \mathbf{X}_k \boldsymbol{\mu}_k - \frac{1}{K} \sum_{l=1}^K \mathbf{X}_l \boldsymbol{\mu}_l \right\|_1 \\ \text{s. t. } \quad & \mathbf{e}^T \boldsymbol{\mu}_k = 1, 0 \leq \boldsymbol{\mu}_k \leq Ce, k = 1, \dots, K \\ & p = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{X}_k \boldsymbol{\mu}_k \end{aligned} \quad (5)$$

由于式(5)不可微分,令:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k \boldsymbol{\mu}_k - p = u_k - v_k, \\ \left\| \mathbf{X}_k \boldsymbol{\mu}_k - p \right\|_1 = \mathbf{e}^T (u_k + v_k), \\ u_k, v_k \geq 0 \end{cases} \quad (6)$$

式(5)转换为:

$$\begin{aligned} \min_{\boldsymbol{\mu}_k, p, u_k, v_k} \quad & \sum_{k=1}^K \mathbf{e}^T (u_k + v_k) \\ \text{s. t. } \quad & u_k - v_k = \mathbf{X}_k \boldsymbol{\mu}_k - p, \mathbf{e}^T \boldsymbol{\mu}_k = 1 \\ & 0 \leq \boldsymbol{\mu}_k \leq Ce, u_k, v_k \geq 0, p = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{X}_k \boldsymbol{\mu}_k \end{aligned} \quad (7)$$

笔者将式(7)进行拉格朗日变换,可得:

$$L = \sum_{k=1}^K \mathbf{e}^T (u_k + v_k) + b_k (\mathbf{e}^T \boldsymbol{\mu}_k - 1) -$$

$$\begin{aligned} & s_k^T \boldsymbol{\mu}_k + \boldsymbol{\xi}_k^T (\boldsymbol{\mu}_k - Ce) - \boldsymbol{\alpha}_k^T u_k - \boldsymbol{\beta}_k^T v_k - \\ & \mathbf{w}_k^T (u_k - v_k - \mathbf{X}_k \boldsymbol{\mu}_k + p) - \\ & \bar{\mathbf{w}}^T \left(p - \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{X}_k \boldsymbol{\mu}_k \right) \end{aligned} \quad (8)$$

根据 Karush-Kuhn-Tucker(KKT) 条件可得:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\mu}_k} = b_k \mathbf{e} - s_k + \boldsymbol{\xi}_k + \mathbf{X}_k^T \mathbf{w}_k - \frac{1}{K} \mathbf{X}_k^T \bar{\mathbf{w}} = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial p} = \bar{\mathbf{w}} - \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{w}_k = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial u_k} = \mathbf{e} - \mathbf{w}_k - \boldsymbol{\alpha}_k = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial v_k} = \mathbf{e} + \mathbf{w}_k - \boldsymbol{\beta}_k = 0 \\ s_k^T \boldsymbol{\mu}_k = 0, \boldsymbol{\xi}_k^T (\boldsymbol{\mu}_k - Ce) = 0 \\ \boldsymbol{\alpha}_k^T u_k = 0, \boldsymbol{\beta}_k^T v_k = 0 \end{cases} \quad (9)$$

其中, $s_k, \boldsymbol{\xi}_k, \boldsymbol{\alpha}_k, \boldsymbol{\beta}_k, \bar{\mathbf{w}} \geq 0$ 。由于 $\boldsymbol{\alpha}_k, \boldsymbol{\beta}_k \geq 0$, 所以 $-\mathbf{e} \leq \mathbf{w}_k \leq \mathbf{e}, k = 1, \dots, K$ 。

因此,通过式(9),可以将优化问题转化为线性规划问题,即:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}_k, b_k, \boldsymbol{\xi}_k} \quad & \sum_{k=1}^K (b_k + C \boldsymbol{\xi}_k^T \mathbf{e}) \\ \text{s. t. } \quad & \mathbf{X}_k^T \left(\mathbf{w}_k - \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{w}_k \right) + b_k \mathbf{e} + \boldsymbol{\xi}_k \geq 0 \\ & -\mathbf{e} \leq \mathbf{w}_k \leq \mathbf{e}, \boldsymbol{\xi}_k \geq 0 \end{aligned} \quad (10)$$

进一步可得:

$$\begin{aligned} \min_{\boldsymbol{\mu}_k, b_k, \boldsymbol{\xi}_k} \quad & \sum_{k=1}^K (b_k + C \boldsymbol{\xi}_k^T \mathbf{e}) \\ \text{s. t. } \quad & \mathbf{K}_{kl} \boldsymbol{\mu}_k - \frac{1}{K} \sum_{l=1}^K \mathbf{K}_{kl} \boldsymbol{\mu}_l + b_k \mathbf{e} + \boldsymbol{\xi}_k \geq 0, \\ & -\mathbf{e} \leq \boldsymbol{\mu}_k \leq \mathbf{e}, k = 1, K, \boldsymbol{\xi}_k \geq 0 \end{aligned} \quad (11)$$

其中,核矩阵 \mathbf{K}_{kl} 的元素为 $(\mathbf{K}_{kl})_{i,j} = \kappa(x_i, x_j), i = 1, \dots, m_k, j = 1, \dots, m_l$ 。

对于一个待测试样本,其决策函数为:

$$\max_k f_k(x) = \sum_{q=1}^{m_k} \boldsymbol{\mu}_{kq} \kappa(x, x_q^k) + b_k, k = 1, \dots, K \quad (12)$$

$$\hat{y} = \max_j (f_j^k(x)), j = 1, \dots, K \quad (13)$$

式中: x_q^k —第 k 类凸包的任意训练样本 x_q 。

2 基于 ARMC 的故障诊断方法

2.1 方法的提出

当滚动轴承出现故障时,由于环境噪声、传动路径等因素,拾取的振动信号与正常信号相比并无明

显调制信息,需要对拾取的信号进行学习,构造数据驱动模型框架。传统基于数据驱动的学习与分类方法大多需要人工提取待分析对象的固有故障特征,破坏了待分析信号的结构化信息,不利于预测模型的构建。

因此,考虑到实际工程中拾取的通常为多通道滚动轴承矩阵数据,且矩阵行列间具有强相关信息,笔者提出一种新的基于自适应冗余矩阵分类器(ARMC)的滚动轴承故障诊断方法。

2.2 诊断流程

笔者所提 ARMC 方法可以从原始信号中充分获取包含状态信息的故障特征,并利用核函数将原始特征映射到高维空间,构造准确的预测模型。

具体的诊断实验流程如下:

(1)将拾取的振动信号构造为多维矩阵形式,保护原始信号行列间的强相关信息;

(2)将构造的多维矩阵样本分为训练样本和测试样本,对训练样本构造目标函数式(2),并进一步得到决策函数式(13);

(3)利用决策函数式(13)对测试样本进行测试分类,获得识别结果。

3 实验验证及分析

3.1 美国凯斯西储大学轴承数据

3.1.1 数据验证

为了验证笔者所提 ARMC 方法的有效性,笔者首先采用 CWRU 的滚动轴承实验数据进行验证^[18]。

CWRU 的滚动轴承实验台包括驱动电机、正常轴承、故障轴承和加载装置等。其中,故障轴承类型为 6205-2RS SKF,电机转速为 1 797 r/min,负载为 1 kN,信号采样频率为 12 kHz。

CWRU 滚动轴承故障模拟实验台如图 1 所示。

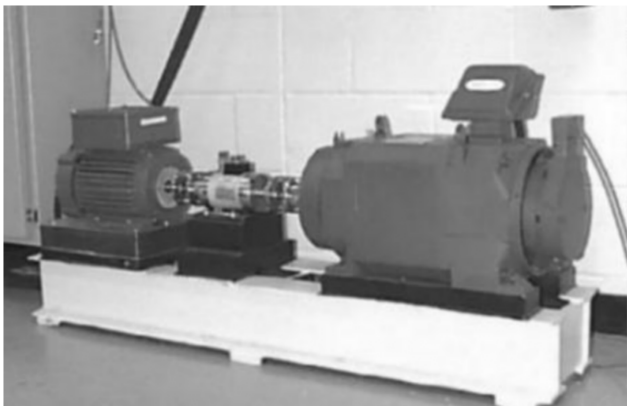


图1 美国凯斯西储大学滚动轴承故障模拟实验台

实验过程中,笔者选择 800 个采样点作为一个样本,每种状态类型获得 100 个样本。同时,为了验证 ARMC 方法的鲁棒性,笔者拟在每个样本信号中添加 5 dB 的噪声。每类随机抽取 50 个样本作为训练数据,其余作为测试样本。笔者给每种状态样本集赋予一个标签,以便于进行分类测试。

样本集的详细信息如表 1 所示。

表1 样本集的详细信息

| 滚动轴承状态类型 | 故障尺寸/mm | 类别标签 |
|----------|----------|------|
| 正常状态 | 0 | 1 |
| 内圈故障 | 0.017 78 | 2 |
| 外圈故障 | 0.017 78 | 3 |
| 滚动体故障 | 0.017 78 | 4 |

在测试之前,笔者使用训练样本设置 ARMC 方法的超参数,主要包含 2 个参数,即收缩因子 C 和核参数 σ 。

实验中,笔者保持一个参数不变,然后改变另外一个参数以选择合适的值。为了减少随机因素的影响,每次实验重复 5 次,以平均结果作为最终识别结果,选择识别率最高的参数。

每对参数下的平均识别率如图 2 所示。

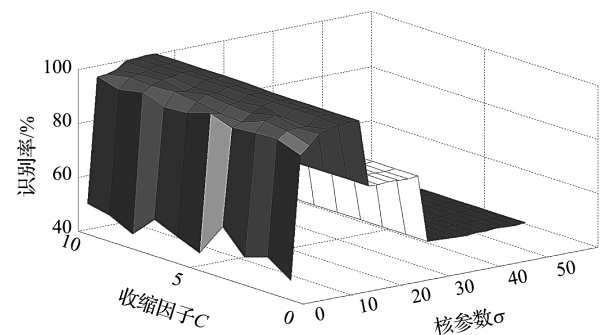


图2 不同参数下的识别率

从图 2 可以看出:与收缩因子为 1,核参数为 15 时,所得结果最佳,因此,笔者设 $C = 1, \sigma = 15$ 。

3.1.2 性能对比

为了更好地验证 ARMC 方法的分类性能,笔者选择使用 SVM、SMM、RSMM 和 SSMM 等方法进行对比分析。

笔者采用上述策略,对上述 4 种方法进行参数设置(由于 4 种方法的目标函数不同,根据经验对 4 种分类方法的参数取值范围进行设定,在设定的区间范围内进行交叉验证,最终取平稳且高识别率的参数值)。

选择的结果,即不同方法的最优参数如表 2 所示。

表 2 不同方法的最优参数

| 方法 | 参数 |
|------|----------------------------|
| SVM | 核函数系数为 0.01, 惩罚参数为 5 |
| SMM | 核范数系数为 0.1, 惩罚参数为 0.05 |
| SSMM | 核范数系数是 0.01, 稀疏因子为 1 |
| RSMM | 权矩阵核参数为 0.01. |
| | 纯矩阵核范数参数为 0.01, 纯矩阵稀疏参数为 1 |

在测试过程中,针对每个状态,笔者随机抽取 50 个样本进行训练,50 个样本测试。

4 种方法的识别结果如图 3 所示。

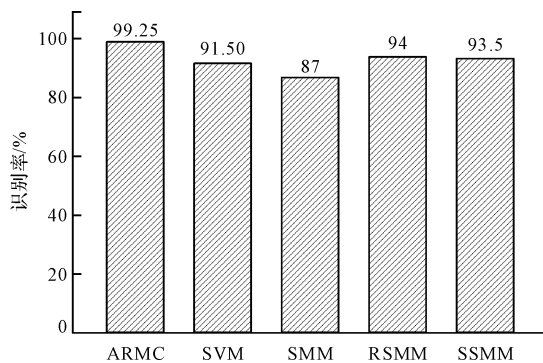


图 3 4 种分类方法的识别结果

从图 3 可以看出:ARMC 方法的测试精度达到了 99.25% (这是由于 ARMC 可以从原始信号中提取不敏感的故障特征,并利用核函数将原始特征映射到高维空间,避免线性不可分问题);同时,ARMC 利用 L_1 范数距离最小化样本到所有包体的距离,通过求解线性规划问题来降低计算复杂度,使得模型具有良好的鲁棒性;

同时,SVM、SMM、RSMM 和 SSMM 的分类准确率分别为 91.50%、87%、94% 和 93.5%。其中,SMM 的效果最差(这是由于 SMM 很难在复杂数据上收敛,进而难以利用平行超平面完成复杂数据的分割);

与 SMM 相比,SVM、RSMM 和 SSMM 在鲁棒性和冗余性方面具有一定优势,可以获得更好的分类结果。

然而,SVM、RSMM 和 SSMM 仍然使用并行超平面来完成数据划分,无法完成线性不可分数据的分割^[19]。

识别率 (Accuracy) 是判断分类器质量的标准之一。为了全面评估上述 ARMC 方法的分类性能,笔者选择 Kappa、精密度 (Precision)、召回率 (Recall)、 F_1 分数 (F_1 score) 和时间 (Time) 进行再次验证。

Kappa、精密度 (Precision)、召回率 (Recall)、 F_1 分数 (F_1 score) 的表达式分别为:

$$\left\{ \begin{array}{l} Kappa = \frac{P_0 - P_c}{1 - P_c} \\ precision = \frac{\sum_{c=1}^c TP_c}{TP_c + FP_c} \\ recall = \frac{TP_c}{TP_c + FN_c} \\ F_1 = \frac{2precision \cdot recall}{precision + recall} \end{array} \right. \quad (14)$$

$$\text{其中, } P_0 = \frac{\sum_{i=1}^g n_{ii}}{n}; P_c = \frac{\sum_{i=1}^g n_{i+n_{i+1}}}{n^2}。$$

式中: g —类别数; $n(i,j)$ —实际分类为 i 但误分类为 j 的样本数; n_{i+} — i 类中的样本总数; n_{+i} — i 类预测的样本总数; TP_c —第 c 类的真阳性; FP_c —第 c 类的假阳性; FN_c —第 c 类的假阴性。

Kappa 系数是计算分类精度的一种方法,其值越大,分类效果越好;

精度和准确度是不同的概念,精度仅用于预测正确的阳性样本,而不是所有正确预测的样本;

召回率是实际阳性样本中的预测效应;

F_1 分数是准确率和召回率的调和值,与较小的分数比较接近,因此,当准确率和召回率接近时, F_1 分数最大。

5 次随机实验的分析结果如表 3 所示。

表 3 5 种分类方法的性能指标对比 (平均值 ± 标准差)

| | Kappa | Precision | Recall | F_1 score | Time |
|------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|
| SVM | 0.946 4 ± 0.013 4 | 0.951 3 ± 0.014 5 | 0.950 8 ± 0.018 3 | 0.950 8 ± 0.011 2 | 0.454 2 ± 0.112 6 |
| SMM | 0.913 3 ± 0.018 9 | 0.948 7 ± 0.009 0 | 0.935 0 ± 0.014 1 | 0.933 8 ± 0.014 9 | 6.863 5 ± 0.935 8 |
| RSMM | 0.901 3 ± 0.029 6 | 0.937 5 ± 0.016 5 | 0.926 0 ± 0.022 2 | 0.923 2 ± 0.024 3 | 1.652 8 ± 0.186 3 |
| SSMM | 0.922 7 ± 0.013 8 | 0.949 8 ± 0.006 4 | 0.942 0 ± 0.010 4 | 0.941 4 ± 0.010 9 | 1.862 5 ± 0.123 6 |
| ARMC | 0.976 0 ± 0.020 3 | 0.983 8 ± 0.013 4 | 0.982 0 ± 0.015 2 | 0.981 9 ± 0.015 3 | 0.316 2 ± 0.113 6 |

从表 3 可以看出:在 5 个评价指标中,笔者所提 ARMC 方法的综合性能最好,证明了 ARMC 方法在滚动轴承故障诊断中的优越性。这是因为 ARMC 分类算法具有良好的分类性能 (ARMC 继承了支持向量机良好的泛化能力,并利用弹性因子对模型进行约束)。

3.2 自制轴承故障模拟实验台数据

3.2.1 数据验证

采用 CWRU 滚动轴承实验数据对 ARMC 方法的有效性和优越性进行了验证之后,进一步,笔者采用自制滚动轴承故障模拟实验台获得的数据,再次对

ARMC 方法的优越性进行了分析。

笔者自制的滚动轴承故障模拟实验台如图 4 所示。

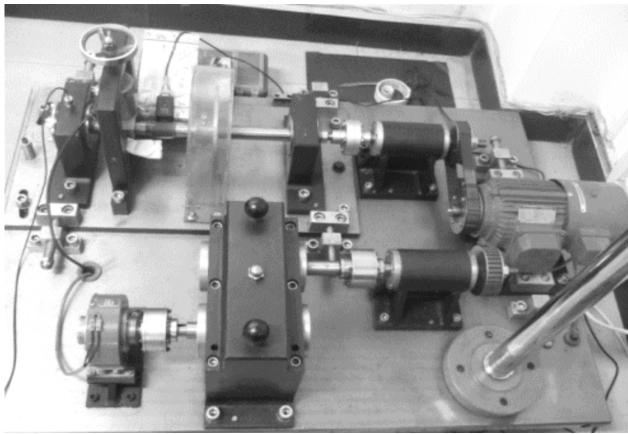


图 4 笔者自制的滚动轴承故障模拟实验台

在实验过程中,笔者选择 1 024 个采样点作为一个样本,每种状态类型获得 200 个样本;同时,每类随机抽取 100 个样本作为训练数据,其余样本作为测试样本。

实验条件和参数如表 4 所示。

表 4 滚动轴承实验条件和参数

| 滚动轴承型号 | 转速/(r · min ⁻¹) | 采样频率/Hz | 加载/Nm |
|--------|-----------------------------|---------|-------|
| 6307E | 900 | 8 192 | 5 |

滚动轴承不同状态下的样本信息如表 5 所示。

在测试之前,仍然需要使用训练样本设置 ARMC 方法的超参数,对训练样本进行测试分析。

经过测试得到的实验结果,即不同参数下的识别率如图 5 所示。

表 6 采用 5 种分类方法的性能指标对比(平均值 ± 标准差)

| | Accuracy | Kappa | Precision | Recall | F ₁ score |
|------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|--------------------------|
| SVM | 0.937 5 ± 0.016 5 | 0.921 6 ± 0.012 0 | 0.929 0 ± 0.011 1 | 0.928 2 ± 0.011 0 | 0.928 1 ± 0.011 1 |
| SMM | 0.924 0 ± 0.013 6 | 0.898 7 ± 0.018 2 | 0.941 5 ± 0.015 3 | 0.924 0 ± 0.011 6 | 0.922 0 ± 0.013 4 |
| RSMM | 0.928 0 ± 0.019 6 | 0.904 0 ± 0.020 4 | 0.929 4 ± 0.017 2 | 0.928 0 ± 0.017 3 | 0.927 7 ± 0.023 8 |
| SSMM | 0.926 0 ± 0.013 2 | 0.901 3 ± 0.009 3 | 0.932 1 ± 0.008 7 | 0.926 0 ± 0.016 4 | 0.925 3 ± 0.012 4 |
| ARMC | 0.983 0 ± 0.013 5 | 0.977 3 ± 0.031 2 | 0.984 4 ± 0.012 7 | 0.983 0 ± 0.011 3 | 0.983 1 ± 0.010 8 |

5 种方法的实验运行时间如表 7 所示。

表 7 不同方法的运行时间

| 方法 | 5 次实验平均时间/s |
|------|---------------------|
| ARMC | 0.336 54 ± 0.134 26 |
| SVM | 0.556 24 ± 0.112 36 |
| SMM | 5.314 51 ± 0.835 65 |
| RSMM | 1.536 41 ± 0.182 46 |
| SSMM | 1.623 53 ± 0.147 63 |

从表(6,7)可以看出:由于 ARMC 可以自动从原始信号中提取不敏感的故障特征,并利用核函数将原始特征映射到高维空间,解决了其线性不可分问题,因

表 5 滚动轴承不同状态下的样本信息

| 滚动轴承状态 | 故障宽度/mm | 故障深度/mm | 输入标签 |
|--------|---------|---------|------|
| 正常 | 0 | 0 | 1 |
| 内圈故障 | 0.015 | 0.013 | 2 |
| 外圈故障 | 0.015 | 0.013 | 3 |
| 滚动体故障 | 0.015 | 0.013 | 4 |

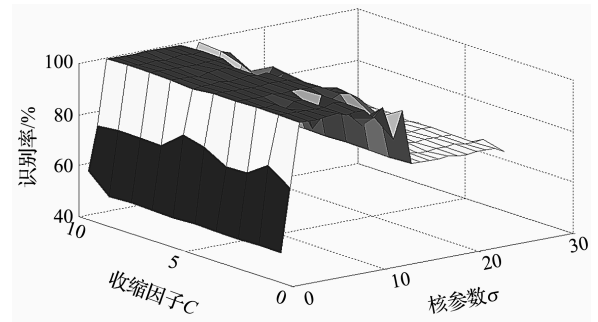


图 5 不同参数下的识别率

从图 5 可以看出:选择参数为 $C = 1, \sigma = 6$ 。

进行参数设置后,笔者再次利用准确度、Kappa 系数、精密率、召回率、F1 分数和运行时间 6 个指标对 ARMC 方法进行实验分析。

3.2.2 性能对比

笔者随机抽取 100 组样本进行训练,另外 100 组进行测试。为了消除主观因素的影响,笔者共进行了 5 次随机实验,以平均值作为最终识别结果;同时,选择 SVM、SMM、RSMM 和 SSMM 进行对比验证。

采用 5 种分类方法得到的性能指标对比结果,如表 6 所示。

此 ARMC 具有更好的分类识别率;

同时,ARMC 利用 L_1 范数距离最小化样本到所有凸包的距离,通过求解线性规划问题而不是二次规划问题来降低计算复杂度,对于多分类问题可以得到更理想的分类结果,且更具效率。

4 结束语

采用 SMM 进行滚动轴承故障诊断时存在一定的局限性,为此,笔者提出了一种基于自适应冗余矩阵分类器(ARMC)的滚动轴承故障诊断方法。

首先,笔者利用核函数将原始特征映射到高维空间,避免线性不可分问题;然后,ARMC 利用 L_1 范数距离最小化样本到所有凸包的距离,解决了计算复杂度和鲁棒性问题;最后,将 ARMC 应用于滚动轴承故障诊断中,获得了良好的分类效果。

笔者通过实验分析,得到了以下研究结论:

(1) ARMC 原始振动信号作为模型输入,可以自动从原始信号中提取不敏感的故障特征,并利用核函数将原始特征映射到高维空间,解决了线性不可分问题;

(2) ARMC 利用 L_1 范数距离最小化样本到所有凸包的距离,通过求解线性规划问题而不是二次规划问题来降低计算复杂度;

(3) 通过滚动轴承故障诊断实验分析,相比较 SVM、SMM、RSMM 和 SSMM 方法,ARMC 方法的测试精度达到了 99.25%,其在 Accuracy、Recall、Precision、 F_1 score 和 Kappa 等指标下均表现出优越性。

虽然笔者所提 ARMC 方法在鲁棒性、分类效率等方面都有提高,但依然存在一些问题,如数据失衡下的模型构建问题。

因此,在后续的研究中,笔者课题组将针对数据失衡问题进行深入研究,以进一步提升上述算法的实际应用性能。

参考文献 (References):

- [1] LEI Ya-guo, YANG Bin, JIANG Xin-wei, et al. Applications of machine learning to machine fault diagnosis: a review and roadmap [J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2020, 138(4): 106587.
- [2] ZHANG Qi-ming, YU Hao-yi, MARTINA B, et al. Artificial neural networks enabled by nanophotonics [J]. **Light: Science & Applications**, 2019, 8(1): 1-14.
- [3] GABRIEL V, JUAN F D, PABLO C, et al. Artificial neural networks used in optimization problems [J]. **Neurocomputing**, 2018, 272(1): 10-16.
- [4] 肖幸鑫,宋礼威,张翊勋,等. 基于 CEEMD 与 SVM 的离心泵转子不对中故障诊断方法研究[J]. **流体机械**, 2022, 50(7): 85-92.
- [5] RICHHARIYA B, TANVEER M. EEG signal classification using universum support vector machine [J]. **Expert Systems with Applications**, 2018, 106(9): 169-182.
- [6] 胡葛庆,陈徽鹏,程 哲,等. 基于经验模态分解和深度卷积神经网络的行星齿轮箱故障诊断方法[J]. **机械工程学报**, 2019, 55(7): 9-18.
- [7] ANDREW R J C, RICHARD M E. Multi-objective learning of relevance vector machine classifiers with multi-resolution kernels [J]. **Pattern Recognition**, 2012, 45(9): 3535-3543.
- [8] SHAO Hai-dong, CHENG Jun-sheng, JIANG Hong-kai, et al. Enhanced deep gated recurrent unit and complex wavelet packet energy moment entropy for early fault prognosis of bearing [J]. **Knowledge-Based Systems**, 2020, 188(1): 105022.
- [9] KHEMCHANDANI R, CHANDRA S. Twin support vector machines for pattern classification [J]. **IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence**, 2007, 29(5): 905-910.
- [10] MEI Ben-shan, XU Yi-tian. Multi-task least squares twin support vector machine for classification [J]. **Neurocomputing**, 2019, 338(4): 26-33.
- [11] THARWAT A. Parameter investigation of support vector machine classifier with kernel functions [J]. **Knowledge and Information Systems**, 2019, 61(3): 1269-1302.
- [12] PAN Hai-yang, XU Hai-feng, ZHENG Jin-de, et al. Multi-class fuzzy support matrix machine for classification in roller bearing fault diagnosis [J]. **Advanced Engineering Informatics**, 2022, 51(1): 101445.
- [13] LUO Luo, XIE Yu-bo, ZHANG Zhi-hua, et al. Support Matrix Machines [C] // **Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning (ICML)**, 2015: 938-947.
- [14] ZHENG Qing-qing, ZHU Feng-yuan, QIN Jing, et al. Multiclass support matrix machine for single trial EEG classification [J]. **Neurocomputing**, 2018, 275(1): 869-880.
- [15] GU Ming-en, ZHENG Jin-de, PAN Hai-yang, et al. Ramp sparse support matrix machine and its application in roller bearing fault diagnosis [J]. **Applied Soft Computing**, 2021, 113(12): 107928.
- [16] PAN Hai-yang, XU Hai-feng, ZHENG Jin-de, et al. Multi-class fuzzy support matrix machine for classification in roller bearing fault diagnosis [J]. **Advanced Engineering Informatics**, 2022, 51(1): 101445.
- [17] PAN Hai-yang, XU Hai-feng, ZHENG Jin-de. A novel symplectic relevance matrix machine method for intelligent fault diagnosis of roller bearing [J]. **Expert Systems with Applications**, 2022, 192(4): 116400.
- [18] PAN Hai-yang, ZHENG Jin-de. An intelligent fault diagnosis method for roller bearing using symplectichyper disk matrix machine [J]. **Applied Soft Computing**, 2021, 105(7): 107284.
- [19] 王 杰,郭世伟. 自适应 VMD 算法在滚动轴承故障诊断方面的应用[J]. **机电工程技术**, 2020, 49(11): 161-164.

[编辑: 司红岩]

本文引用格式:

刘振华, 胡思远, 赵 捷. 基于自适应冗余矩阵分类器的滚动轴承故障诊断方法[J]. **机电工程**, 2023, 40(3): 384-390.

LIU Zhen-hua, HU Si-yuan, ZHAO Jie. Fault diagnosis method of rolling bearing based on adaptive redundancy matrix classifier [J]. **Journal of Mechanical & Electrical Engineering**, 2023, 40(3): 384-390.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>