

基于 AGEFS 的矿井提升机摇臂轴承故障诊断

裴志强

(郑煤集团(河南)白坪煤业有限公司,河南 郑州 452481)

摘要:针对传统矿井提升机摇臂轴承故障诊断技术通常只利用振动数据集的某种特定几何结构,无法获得最优的相似图结构,提出一种基于自适应图嵌入的轴承故障智能诊断方法。首先利用拉普拉斯特征映射和稀疏自表示挖掘轴承数据的局部和全局几何结构;然后将两种结构信息进行系数融合,并引入具有行稀疏性的 $\ell_{2,1}$ -正则化约束,选择能准确表征轴承运行状态的本质特征;最后将选择出的本质特征输入至支持向量机中进行训练和测试,构建轴承故障智能诊断模型。为验证方法有效性,采用凯斯西储大学轴承数据和研发部提供的 QPZZ-II 传动系统平台模拟矿井提升机摇臂传动系统工况得到轴承监测数据。仿真实验结果表明所提出的智能诊断模型可以获得最优的故障诊断精度,平均精度可达 97.5%。

关键词:摇臂轴承;故障诊断;特征选择;拉普拉斯特征映射;稀疏自表示;支持向量机

中图分类号:TD421.6 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqed26047

Fault Diagnosis of Rocker Arm Bearing of Mine Hoist Based on AGEFS

PEI Zhiqiang

(Zhengzhou Coal Group (Henan) Baiping Coal Industry Co., Ltd., Zhengzhou 452481, Henan, China)

Abstract: Aiming at the traditional mine hoist rocker arm bearing fault diagnosis technology which usually only utilizes a certain specific geometric structure of the vibration dataset and fails to obtain the optimal similarity graph structure, an intelligent diagnosis method for bearing faults based on adaptive graph embedding was proposed. Firstly, the local and global geometric structure of the bearing data were mined using Laplacian eigenmaps and sparse self-representation. Then the two structural information were fused by coefficient fusion, and an $\ell_{2,1}$ -regularization constraint with row sparsity was introduced to select the essential features that can accurately characterize the operating state of the bearing. Finally, the selected intrinsic features were input into a support vector machine for training and testing to construct an intelligent diagnostic model for bearing faults. To verify the validity of the method, bearing monitoring data were obtained by simulating the working conditions of the rocker arm drive system of the underground mine hoist using the bearing data from Case Western Reserve University and the QPZZ-II drive system platform provided by the R&D department. The simulation experiment results show that the proposed intelligent diagnostic model can obtain the optimal fault diagnosis accuracy, and the average accuracy can reach 97.5%.

Key words: rocker bearings; fault diagnosis; feature selection; Laplacian eigenmaps (LE); sparse self-representation; support vector machine (SVM)

矿井提升机摇臂轴承是煤矿综采机械设备的重要部件,其健康平稳的运行有利于保证煤矿生产组的工作效率^[1]。然而,矿井提升机摇臂轴承的工作环境恶劣,且长期处于高脉冲下运作,很容易导致矿井提升机摇臂轴承发生磨损、脱落等故障,严重影响煤矿设备组的工作效率,造成较大的经济损失,甚至还对相关工作人员的生命产生威胁。因此,对矿井提升机摇臂轴承进行故

障诊断既能保证整个煤矿机械组安全生产,还有利于提高煤矿综采工作的效率^[2-3]。由于地下矿井环境复杂,通过传感器采集到的矿井提升机摇臂轴承振动信号很容易受到噪声和无关特征的影响,且往往具有较强的非线性,包含大量冗余特征。因此,传统的轴承故障诊断方法无法取得理想的效果^[4]。

近年来,基于特征选择框架处理高维非线性

性、非平稳轴承振动信号的方法受到广泛关注,如鲁棒局部线性嵌入投票(robust locally linear embedding vote, RLLE vote)^[5]、局部线性嵌入投票(locally linear embedding vote, LLE vote)^[6]、谱特征选择(spectral feature selection, SFS)^[7]、局部线性嵌入分数(locally linear embedding score, LLE score)^[8]、联合嵌入学习和稀疏回归(joint embedding learning and sparse learning, JELSR)^[9]、基于流形约束的拉普拉斯得分(manifold-based constraint Laplacian score, MCLS)^[10]等。然而,上述方法通常只考虑原始高维数据某种特定的几何结构,很容易造成其他重要结构信息丢失,无法准确获取目标数据的本质结构,导致模型最终获得次优的特征子集。因此,充分挖掘矿井提升机摇臂轴承数据的结构信息,构造一个最优的几何结构图,有利于识别出最优的特征子集^[11]。

鉴于此,本文提出一种基于自适应图嵌入的特征选择(feature selection for adaptive graph embedding, AGEFS)方法。AGEFS构造了一个统一的特征选择框架,同时考虑了矿井提升机摇臂轴承数据的局部和全局几何结构,并在映射矩阵中引入一个具有行稀疏性的 $\mathbf{L}_{2,1}$ -正则化约束,以剔除冗余特征,实现特征选择。然后,联合AGEFS和支持向量机(support vector machine, SVM)^[12]分类器设计一种矿井提升机摇臂轴承智能故障诊断方法。以传动系统的轴承为研究对象,通过对两种滚动轴承数据进行仿真实验,实验结果表明,提出的AGEFS方法不仅能选择出井下提升机摇臂轴承数据最具有代表性的特征,同时构造的AGEFS-SVM故障诊断模型还可以显著提升井下提升机摇臂轴承的故障诊断精度。

1 相关原理

1.1 拉普拉斯特征映射

作为典型的流形学习算法,拉普拉斯特征映射(LE)通过在低维空间中保持原始高维数据的局部几何结构获取低维嵌入结果^[13]。给定高维数据集 $\mathbf{X}=[\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N] \in \mathbf{R}^{D \times N}$,其中 $\mathbf{x}_i=[x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]^T \in \mathbf{R}^{D \times 1}$ 为第 i 个样本, N 和 D 分别为样本数目和特征维度。LE假定高维空间中的样本对在低维空间中具有较大的相似性系数,其目标函数如下:

$$\min_{\mathbf{Y}} \sum_{i,j=1}^N \|\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j\|_2^2 S_{ij} = \text{tr}(\mathbf{Y}^T \mathbf{L} \mathbf{Y}) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{y}_i$ 为高维样本对应的低维表达, $\mathbf{y}_i =$

$[y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iM}]^T \in \mathbf{R}^{M \times 1} (M < D)$; $\mathbf{Y}$ 为高维数据集 $\mathbf{X}$ 的低维表达; $\mathbf{L}$ 为拉普拉斯矩阵, $\mathbf{L} = \mathbf{D} - \mathbf{S}$,对角矩阵 $\mathbf{D}$ 中的元素等于矩阵 $\mathbf{S}$ 对应的行和; $\text{tr}(\cdot)$ 为矩阵的迹。

高维空间中样本对的相似性系数计算方式如下:

$$S_{ij} = \begin{cases} \exp(-\frac{x_i - x_j}{2\sigma^2}) & x_i \in N_k(x_j) \text{ or } x_j \in N_k(x_i) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

式中: σ 为宽度参数; $N_k(x_i)$ 为样本 x_i 的 k 个近邻点集合。

经过严格的数学公式推导,式(1)中的低维嵌入结果 $\mathbf{Y}$ 可以通过求解下式的目标函数中矩阵 $\mathbf{L}$ 前 M 个最小非零特征值对应的特征向量。

$$\mathbf{L} \mathbf{y} = \lambda \mathbf{D} \mathbf{y} \quad (3)$$

式中: λ 为矩阵 $\mathbf{L}$ 的特征值; $\mathbf{y}$ 为高维样本的低维表达。

1.2 稀疏自表示

除了挖掘高维数据的局部几何结构以外,基于全局几何结构表示的方法相继被提出,例如:主成分分析、最大方差。由于这两种方法不考虑样本间的相关性,通常无法表征复杂的数据集^[14-15]。另外,高斯核函数也常被用来计算任意样本对之间的相似性,也能够一定程度上挖掘数据的全局几何结构。然而,这种策略对宽度参数敏感,且直接在高维空间中挖掘样本间的相似性结构很容易受到无关特征的干扰,造成模型获得次优解。

鉴于此,学者们期望能获得一个具有稀疏性的全局几何结构,有效避免冗余和无关特征的干扰^[16-18]。因此,本文利用稀疏自表示挖掘高维数据的全局几何结构。对于高维空间中任意样本 $\mathbf{x}_i$,它可以由其他样本线性表示,其最优的线性表示系数可以通过求解下述最小化目标函数^[19]:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{S}} \sum_{i=1}^n \|\mathbf{x}_i - \mathbf{X} \mathbf{s}_i\|_2^2 + \alpha \|\mathbf{s}_i\|_1 \\ \text{s.t. } \mathbf{S}_{ii} = 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中, α 是一个非负调节参数,用来平衡样本重构误差和稀疏性。由于采用了 $\mathbf{L}_1$ -正则化约束,可以获得一个具有良好稀疏性的相似性矩阵 $\mathbf{S}$,准确揭示高维样本间的相似性关系。

显然,式(4)是直接在高维空间中挖掘样本的全局几何结构,很容易受到噪声和无关特征的干扰,导致无法准确表征样本的全局结构。鉴于此,本文引入映射矩阵 $\mathbf{W} \in \mathbf{R}^{D \times M} (M < D)$,将原始

高维数据映射到低维空间中,通过在嵌入空间中挖掘原始高维数据的全局几何结构,表达式为

$$\begin{cases} \min_{S, W} \sum_{i=1}^n \|W^T x_i - W^T X s_i\|_2^2 + \alpha \|s_i\|_1 \\ \text{s.t. } S_{ii} = 0 \quad W^T X X^T W = I \end{cases} \quad (5)$$

相较于式(4),式(5)构造的全局几何结构能有效避免冗余特征的影响,能获得一个准确表征高维数据全局几何结构的相似图,有利于提升特征选择的性能。此外,它与 LE 具有相同的特点,它们都只考虑了高维数据的单一几何结构,无法准确揭示具有高复杂性、强非线性的高维数据的本质几何结构,不可避免地降低模型的性能。

2 自适应图嵌入特征选择

针对传统的特征选择方法只考虑高维数据某种特定的几何结构,无法准确选择出原始输入最本质的低维特征。因此,本文提出一种基于自适应图嵌入的特征选择(AGEFS)框架,通过同时挖掘原始高维数据的局部和全局几何结构,并依靠 $\ell_{2,1}$ -正则化对映射矩阵 W 进行稀疏约束以指导特征选择。构造的目标函数如下:

$$\begin{cases} \min_{S, W, Y} \sum_{i=1}^n \|W^T x_i - W^T X s_i\|_2^2 + \alpha \|s_i\|_1 + \\ \quad \beta \text{tr}(Y^T L Y) + \gamma \|W\|_{2,1} \\ \text{s.t. } Y^T Y = I \quad W^T X X^T W = I \end{cases} \quad (6)$$

其中,第1项和第2项用于挖掘高维数据的全局几何结构,第3项用于挖掘原始数据的局部集合结构。 α 为正则化参数;参数 β 用来平衡高维数据的全局和局部几何结构;参数 γ 用来控制映射矩阵 W 的稀疏度,较大的 γ 意味着可以获得一个稀疏度较高的矩阵 W 。此外,由于式(6)所示的目标函数中的 $\|W\|_{2,1}$ 是一个非光滑的凸函数,无法对 W 直接求导,不能直接得到最优的闭型解,故将上述目标函数重写为

$$\begin{cases} \min_{S, W, Y} \sum_{i=1}^n \|W^T x_i - W^T X s_i\|_2^2 + \alpha \|s_i\|_1 + \\ \quad \beta \text{tr}(Y^T L Y) + \gamma \text{tr}(W^T \Gamma W) \\ \text{s.t. } W^T X X^T W = I \end{cases} \quad (7)$$

其中

$$\Gamma_{ii} = \frac{1}{2\|w_i\|} \quad i = 1, 2, \dots, D \quad (8)$$

由于式(7)中包含3个未知变量 W , S 和 Y , 无法直接得到目标函数的闭型解。因此,采用交替迭代优化策略优化式(7),直至模型收敛。

1) 固定 W 和 Y , 更新 S : 关于 S 的最优解可以通过最小化下述目标函数得到:

$$\begin{cases} \min_S \|W^T X - W^T X S\|_2^2 + \alpha \|S\|_1 \\ \text{s.t. } S_{ii} = 0 \end{cases} \quad (9)$$

由于目标函数中相似性矩阵 S 每行相互独立,故式(9)可以转换为求解下述 n 个独立的子问题:

$$\begin{cases} \min_{s_i} \|\bar{x}_i - \bar{X} s_i\|_2^2 + \alpha \|s_i\|_1 \\ \text{s.t. } S_{ii} = 0 \end{cases} \quad (10)$$

其中, $\bar{X} = W^T X$ 表示将原始高维数据映射到低维空间中。可以采用 Lasso 求解上述带有 ℓ_1 -正则化约束问题。

2) 固定 S 和 Y , 更新 W : 式(7)等价于最小化下述目标函数:

$$\begin{cases} \min_W \|W^T X - W^T X S\|_2^2 + \gamma \text{tr}(W^T \Gamma W) \\ \text{s.t. } W^T X X^T W = I \end{cases} \quad (11)$$

令 $L = (I - S)(I - S)^T$, 因此,式(11)可以重写为以下形式:

$$\begin{cases} \min_W \text{tr}[W^T X (L + \gamma \Gamma) X^T W] \\ \text{s.t. } W^T X X^T W = I \end{cases} \quad (12)$$

通过严格的数学公式推导,式(12)转换成求解下述特征值分解问题:

$$X(L + \gamma \Gamma) X^T W = \Lambda X X^T W \quad (13)$$

其中, Λ 是一个对角矩阵,其对角线上的元素为上述优化问题的特征值。故,最优的映射矩阵 W 是通过选择矩阵 $X(L + \gamma \Gamma) X^T$ 中最小 M 个非零特征值对应的特征向量。

3) 固定 W 和 S , 更新 Y : 式(7)等价于最小化下述目标函数:

$$L(Y) = \min_{Y^T Y = I} \text{tr}(Y^T L Y) \quad (14)$$

上述优化问题可以通过求解矩阵 L 前 M 个最小非零特征值对应的特征向量得到低维结果 Y 。

本文提出的 AGEFS 框架的具体步骤如下:

1) 选取任意样本的 k -近邻点,构造矩阵 L , 初始化参数 α, β, γ 及矩阵 Γ 和 W 。

2) 当式(6)所示的目标函数不收敛时,执行循环:①通过求解式(10)所示目标函数更新 S ; ②通过求解式(13)更新 W ; ③根据式(8)更新矩阵 Γ ; 4) 通过求解式(14)更新 Y 。当目标函数收敛,终止循环。

3) 根据 $\{\|w_i\|_2\}_{i=1}^D$ 对原始数据集中 D 个特征进行重要性评估,选择重要性最高的 M 个特征构造低维特征子集。

基于 AGEFS 算法的流程图如图 1 所示。

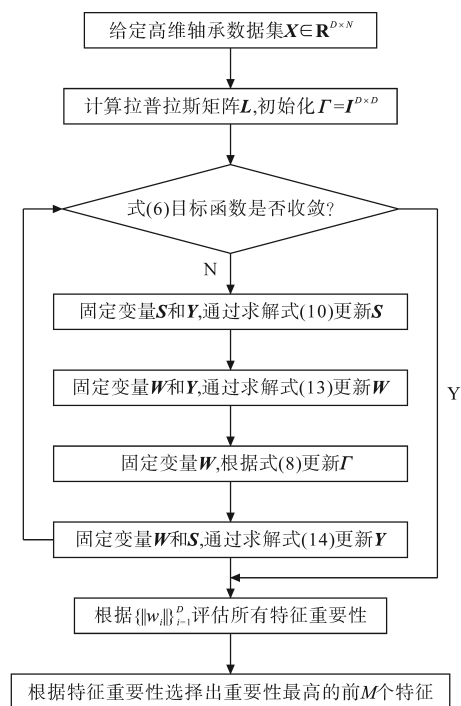


图1 AGEFS算法的流程图

Fig.1 The flowchart of the AGEFS algorithm

3 实验验证分析

轴承是矿井提升机摇臂轴承转动系统的核心部件,因此,对矿井机械组的轴承进行检修和故障识别具有较强的实践意义。实际工况下矿井提升机摇臂轴承转动系统的振动信号具有较强的非线性、冗余性和非平稳特性,且很容易受到噪声的干扰,很难准确获取充足的故障数据集;此外,现有的矿井提升机摇臂轴承故障诊断方法很难取得理想的故障诊断精度。为了克服这些问题,本文选用两个轴承数据集模拟矿井提升机摇臂轴承振动信号,首先利用美国凯斯西储大学(Case Western Reserve University, CWRU)轴承数据中心提供的标准数据集验证所提方法的有效性,并通过集团研发部提供的江苏千鹏公司QPZZ-II平台实测轴承数据验证所提出智能诊断方法的泛化性。

3.1 数据集介绍

数据集 I:该数据集从美国凯斯西储大学(CWRU)官方轴承数据中心网站上收集,常被用来验证矿井提升机摇臂轴承故障诊断方法的有效性。该数据集的操作平台如图2所示,操作平台主要包括左下侧的电机、加速度传感器、中间的连轴以及右侧的负载。

数据集 I 中包含四种不同状态的轴承数据,

包括:正常数据、内圈故障数据、滚珠故障数据和外圈故障数据。其中对每种数据分别采集100个样本,通过使用不同故障类型的轴承产生相应的轴承故障振动信号。故障轴承的直径是0.1778 mm,采样频率为1 kHz,电机速度为1 797 r/min。根据奈奎斯特采样定理,以数目1 024作为滑动窗口长度以确定振动信号长度,即样本的特征数目等于1 024。

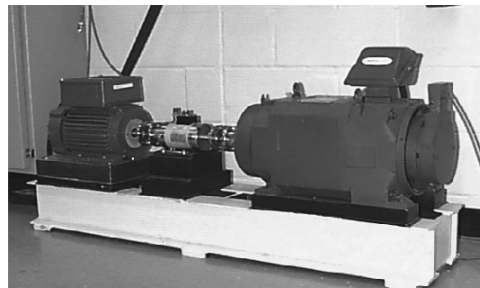


图2 CWRU轴承故障实验台

Fig.2 The fault test bench of CWRU bearing

数据集 II:本数据集是由本公司研发部提供的QPZZ-II测试平台收集的滚动轴承数据,其实验平台如图3所示。振动信号是通过加速度计和模拟量采集模块在该平台采样中产生。其中,轴承的故障大小等于0.0126 mm,采样率是1 kHz,电机速度等于1 400 r/min。通过在该平台上安装不同类型的轴承产生各种轴承数据,其中包括正常数据、滚珠故障数据、内圈故障数据和外圈故障数据。数据集 II 对每种类型数据各采集100个样本,同样根据奈奎斯特采样定理,选取时间序列长度等于1 024作为样本点,即样本的特征数目是1 024。

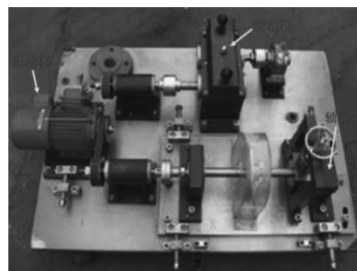


图3 数据集 II 的测试平台

Fig.3 The test platform of bearing dataset II

3.2 矿井提升机摇臂轴承故障特征选择

本文提出的基于AGEFS算法的矿井提升机摇臂轴承故障特征选择的流程如图4所示。首先,为了降低轴承振动数据的非线性和冗余信息,对采集的数据集进行预处理。计算轴承数据的时域和频域特征,不仅能降低冗余特征的干

扰,还能将有量纲数据转换成无量纲数据,便于后续的特征学习。然后利用本文提出的 AGEFS 方法对预处理的轴承数据进行特征选择得到相应的低维特征子集,既能提高后续识别算法的诊断效率,同时选择出的最优特征子集有利于提升后续识别算法对矿井提升机摇臂轴承故障诊断的精度。

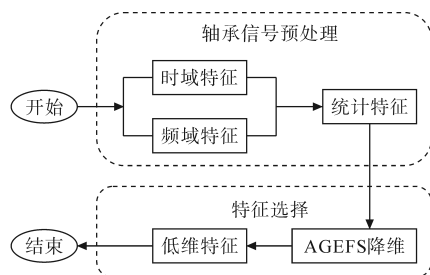


图4 基于 AGEFS 矿井提升机摇臂轴承故障特征选择方法流程图

Fig.4 Flow chart of fault feature selection method for rocker arm bearings of mine hoists based on AGEFS

为了验证本文提出的 AGEFS 方法的有效性,与谱特征选择(SFS)、基于流形约束的拉普拉斯得分(MCLS)、鲁棒局部线性嵌入投票(RLLE vote)、局部线性嵌入投票(LLE vote)和联合嵌入学习和稀疏回归(JELSR)5种经典的特征选择方法进行比较。数据集 I 中的三维可视化结果如图 5 所示,其中雪花表示正常数据、正方形表示内圈故障数据、菱形表示滚珠故障数据以及黑点表示外圈故障数据。

从图 5 中可以发现 MCLS 和 RLLE vote 的特征选择性能较差,主要原因是它们无法取得良好的类间分离性和类内紧凑性,获得的低维特征子集无法准确区分不同类型的故障数据集;SFS, LLE vote 和 JELSR 3 种方法尽管能取得理想的类内紧凑性,不同类型的数据依旧发生重叠,类间分离性还需要进一步提升;本文提出的 AGEFS 方法优于其他 5 种对比算法,能直观地区分 4 种不同类型的轴承数据集,有利于后续识别算法对其进行智能故障诊断。综上所述,可以得出结论:提出的 AGEFS 方法能有效选择出表征井下提升机摇臂轴承运行状态的本质特征。

此外,为了定量评估 AGEFS 方法的有效性,引入 Fisher criterion^[20]对选择的低维特征子集进行定量分析。Fisher criterion 是一种经典统计方法,旨在构造一个映射,使得数据的类间距离和类内距离之比最大。其中 F 值越大,相应算法的性能越好。数据集 I 和数据集 II 的定量评估的

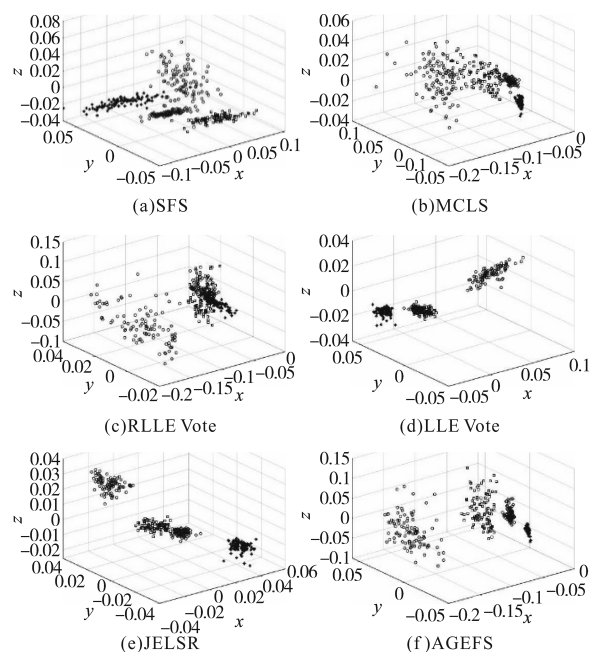


图5 不同特征选择方法的三维结果

Fig.5 Three-dimensional results of different feature selection methods

结果如表 1 所示。

表1 定量聚类评价结果

Tab.1 Quantitative clustering evaluation results

特征选择算法	F 值	
	数据集 I	数据集 II
SFS	12.14	7.05
MCLS	4.37	3.53
RLLE Vote	4.29	3.75
LLE Vote	7.10	6.04
JELSR	11.33	6.82
AGEFS	28.71	11.20

从表 1 可以发现:1) MCLS 和 RLLE vote 取得的 F 值最小,因为它们只考虑了原始高维数据的局部几何结构信息,无法有效选择出原始轴承数据的本质特征;2) LLE vote 通过度量特征保持局部几何结构图和系数图的能力来指导特征选择;JELSR 通过联合嵌入学习和稀疏回归模型来选择特征,这两种方法的性能可以在一定程度上得到提升;3) SFS 能取得次优的 F 值,其原因是在构建特征选择标准时利用了数据的标签信息,有利于选择出有判别性的特征子集;4) AGEFS 方法的性能最好,取得最大的 F 值,它通过同时考虑矿井提升机摇臂轴承数据的局部和全局几何结构,能有效选择出表征轴承运行状态的本质特征。因此,定量分析实验也证明了 AGEFS 方法用于选择矿井提升机摇臂轴承故障特征的有效性。

3.3 矿井提升机摇臂轴承故障诊断

最后,为了验证提出的方法具有较好的故障诊断性能,对比了6种典型的智能故障诊断方法,分别为:SFS-SVM, MCLS-SVM, RLLE vote-SVM, LLE vote-SVM, JELSR-SVM 和 AGEFS-SVM。首先,将6种特征选择方法得到的低维特征分别随机分成80%的训练集,剩余20%作为测试集。然后利用训练集训练SVM分类器,并根据测试结果进行矿井提升机摇臂轴承故障诊断。为了降低实验结果的偏差,分别记录了10次测试结果的平均精度作为最终的诊断精度。

矿井提升机摇臂轴承故障诊断结果如表2所示,根据故障诊断结果可以看出5种对比模型由于无法充分利用原始轴承数据的结构信息,造成获得次优的特征子集,影响了后续识别算法的故障诊断精度。相较于5种对比方法,提出的AGEFS方法能选择出矿井提升机摇臂轴承运行状态的本质特征,通过构建AGEFS-SVM智能故障诊断模型能取得较好的故障诊断结果。具体来说,提出AGEFS-SVM智能诊断的故障识别精度在两个轴承数据集上分别能达到97.50%和96.30%,且明显高于其他5种对比方法,在两个轴承数据集上的故障诊断精度至少能提高6%。

表2 不同算法的滚动轴承故障诊断精度

Tab.2 Accuracy of rolling bearing fault diagnosis with different algorithms

故障诊断模型	故障诊断精度/%	
	数据集 I	数据集 II
SFS-SVM	90.25	88.75
MCLS-SVM	88.50	85.30
RLLE vote-SVM	85.25	83.25
LLE vote-SVM	87.00	84.00
JELSR-SVM	89.36	90.25
AGEFS-SVM	97.50	96.30

4 结论

1)针对矿井提升机摇臂轴承长期在潮湿、高脉冲下工作容易发生剥落、损伤等故障,研究了基于AGEFS的特征选择方法,充分利用原始矿井提升机摇臂轴承数据的多种几何结构信息,并依靠具有稀疏约束的正则化技术有效选择出矿井提升机摇臂轴承运行状态的低维特征,为后续的故障诊断提供良好的基础。

2)较于现有的矿井提升机摇臂轴承故障诊断方法,本文提出的AGEFS-SVM智能诊断模型

对常见的矿井提升机摇臂轴承故障类型具有较高的故障诊断精度,验证了所提出智能诊断模型的有效性和优越性。

3)下一步将通过多视角挖掘矿井提升机摇臂轴承故障数据的本质特征,进一步提升轴承故障诊断精度,为大型煤矿综采机械设备的智能故障诊断奠定基础。

参考文献

- [1] 胡广林. 基于GLGE的采煤机摇臂轴承故障诊断[J]. 煤矿机械, 2024, 45(8): 170-174.
HU Guanglin. Fault diagnosis of shearer rocker arm bearing based on GLGE[J]. Coai Mine Machinery, 2024, 45(8): 170-174.
- [2] 郑勇, 钱正春, 杨小兰. 基于小波神经网络的煤矿提升机轴承故障诊断[J]. 煤矿机械, 2021, 42(3): 177-179.
ZHENG Yong, QIAN Zhengchun, YANG Xiaolan. Fault diagnosis of coal mine hoist bearing based on wavelet neural network [J]. Coai Mine Machinery, 2021, 42(3): 177-179.
- [3] 李雨琪, 杨明, 柴娜, 等. 基于转速信号的电机轴承故障诊断方法[J]. 电气传动, 2019, 49(9): 92-96.
LI Yuqi, YANG Ming, CHAI Na, et al. Fault diagnosis method of motor bearing using speed signal[J]. Electric Drive, 2019, 49(9): 92-96.
- [4] 侯新国, 刘开培, 卜乐平. 感应电动机轴承故障检测的相关分析方法[J]. 电气传动, 2008, 38(2): 61-64.
HOU Xinguo, LIU Kaipei, BU Leping. Bearing fault detection method of induction motor based on coherence analysis[J]. Electric Drive, 2008, 38(2): 61-64.
- [5] 殷海双, 胡泽彪, 刘远红, 等. 基于鲁棒局部线性嵌入投票的轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021(8): 81-84, 89.
YIN Haishuang, HU Zebiao, LIU Yuanhong, et al. Bearing fault diagnosis based on robust local linear embedding voting[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2021(8): 81-84, 89.
- [6] HU Zebiao, YIN Haishuang, LIU Yuanhong. Locally linear embedding vote: a novel filter method for feature selection[J]. Measurement, 2022, 190: 110535.
- [7] ZHENG Z, LIU H. Spectral feature selection for supervised and unsupervised learning[C]//Proceedings of the 24th international conference on Machine learning, IEEE, 2007: 1151-1157.
- [8] YAO Chao, LIU Yafeng, JIANG Bo, et al. LLE score: a new filter-based unsupervised feature selection method based on non-linear manifold embedding and its application to image recognition[J]. IEEE Transactions on Image Process, 2017, 26(11): 5257-5269.
- [9] HOU Chenping, NIE Feiping, LI Xuelong, et al. Joint embedding learning and sparse regression: a framework for unsupervised feature selection[J]. IEEE Transactions on Cybernetics,

- 2014, 44(6):793-804.
- [10] ZHOU Peng, DU Liang, LI Xuejun, et al. Unsupervised feature selection with adaptive multiple graph learning[J]. Pattern Recognition: The Journal of the Pattern Recognition Society, 2020, 105:107375.
- [11] 杨东旭. 煤矿提升机智能监控及故障诊断技术的研究[J]. 自动化应用, 2023, 64(21):101-103.
- YANG Dongxu. Research on intelligent monitoring and fault diagnosis technology of coal mine hoist[J]. Automation Application, 2023, 64(21):101-103.
- [12] 郭代华. 基于改进多尺度散布熵与自适应支持向量机的滚动轴承故障诊断[J]. 轴承, 2022(11):76-82.
- GUO Daihua. Fault diagnosis for rolling bearings based on improved multiscale dispersion entropy and adaptive support vector machine[J]. Bearing, 2022(11):76-82.
- [13] MIKHAIL Belkin, PARTHA Niyogi. Laplacian eigenmaps for dimensionality reduction and data representation[J]. Neural Computation, 2003, 15(6):1373-1396.
- [14] ZHU Ying, ZHANG Li, FAN Jin, et al. Neural basis of cultural influence on self-representation[J]. Neuroimage, 2007, 34(3):1310-1316.
- [15] YAN Xiaolan, JIA Minping. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery using improved multiscale dispersion entropy and mRMR feature selection[J]. Knowledge-Based Systems, 2019, 163:450-471.
- [16] 李强, 车文龙. 基于改进粒子群优化神经网络的电机故障诊断[J]. 电气传动, 2020, 50(1):103-108.
- LI Qiang, CHE Wenlong. Motor fault diagnosis based on improved particle swarm optimization neural network[J]. Electric Drive, 2020, 50(1):103-108.
- [17] 杨柳, 白朝元, 范平志. 一种压缩感知测量矩阵的联合优化算法[J/OL]. 西南交通大学学报: (2023-05-06)[2024-07-11]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1277.U.20230506.0935.004.html>.
- YANG Liu, BAI Chaoyuan, FAN Zhiping. A cooptimization algorithm for measurement matrix of compressive sensing[J/OL]. Journal of Southwest JiaoTong University: (2023-05-06)[2024-07-11]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1277.U.20230506.0935.004.html>.
- [18] 邓文博, 刘帅, 刘福才, 等. 基于压缩感知和DNA编码的图像加密算法[J]. 计算机工程与科学, 2022, 44(9):1574-1582.
- DENG Wenbo, LIU Shuai, LIU Fucui, et al. An image encryption algorithm based on compressed sensing and DNA coding[J]. Computer Engineering and Science, 2022, 44(9):1574-1582.
- [19] HUANG Pei, KONG Zhaoming, XIE Mengying, et al. Robust unsupervised feature selection via data relationship learning[J]. Pattern Recognition, 2023, 142:109676.
- [20] FISHER R A. The use of multiple measurement in taxonomic problems[J]. Annals of Eugenics, 1936, 7(2):179-188.

收稿日期:2024-07-11

修改稿日期:2024-09-11

(上接第12页)

- 障检测[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(23):8241-8249.
- CUI Ruihua, TONG Deshuan, LI Ze. Aviation arc fault detection based on generalized S transform[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(23):8241-8249.
- [53] CHABERT A, BAKKAY M C, SCHWEITZER P, et al. A transformer neural network for AC series arc-fault detection[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 125:106651.
- [54] WANG Z, TIAN S, GAO H, et al. An on-line detection method and device of series arc fault based on lightweight CNN[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(10):9991-10003.
- [55] WANG W, XU B, ZOU G, et al. Arc fault detection method based on voltage characteristic energy amplitude and phase mapping distribution distances[J]. Electric Power Systems Research, 2023, 225:109866.
- [56] 曹俊腾, 王玮, 贾明娜, 等. 电压电流谐波幅值协同的串联电弧故障测距方法[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(24):9909-9922.
- CAO Junteng, WANG Wei, JIA Mingna, et al. A series arc fault location method based on voltage and current harmonic amplitude coordination[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(24):9909-9922.
- [57] 马越, 王建华, 刘振, 等. 一种基于矢量分析计算的电弧串扰信号识别方法: 中国, CN202011638482.5[P]. 2022-06-21.
- MA Yue, WANG Jianhua, LIU Zhen, et al. Vector analysis calculation-based arc crosstalk signal identification method: China, CN202011638482.5[P]. 2022-06-21.
- [58] 刘庆鑫, 王建华, 赵利波, 等. 动态阈值判别串扰电弧的装置、方法、系统、设备及介质: 中国, CN202310152490.6[P]. 2023-04-28.
- LIU Qingxin, WANG Jianhua, ZHAO Libo, et al. Device, method, system, equipment and medium for discriminating crosstalk arc by dynamic threshold: China, CN202310152490.6[P]. 2023-04-28.

收稿日期:2024-12-17

修改稿日期:2025-04-14