

基于 CLSRIME-XGBOOST 的带式输送机托辊故障 诊断方法*

江帆^{1,2,3}, 程舒曼^{1,4}, 朱真才^{1,2}, 周公博^{1,2}, 李强⁵,
刘全辉⁵, 宋鸿炎¹

(1. 中国矿业大学机电工程学院 徐州, 221116)

(2. 智能采矿装备技术全国重点实验室 徐州, 221008)

(3. 徐州矿务集团有限公司博士后科研工作站 徐州, 221018)

(4. 江苏省徐州技师学院汽车工程学院 徐州, 221002)

(5. 陕西延长石油榆林可可盖煤业有限公司 榆林, 719015)

摘要 针对声音信号分析在诊断带式输送机托辊故障中的高维特征存在信息冗余、计算量大和诊断效果不理想等问题, 笔者构建了声音信号特征精简策略, 基于 Circle 混沌映射、Levy 飞行策略和正弦因子改进了霜冰优化算法 (rime optimization algorithm, 简称 RIME), 记作 CLSRIME。再结合极致梯度提升模型 (extreme gradient boosting, 简称 XGBOOST), 构建了 CLSRIME-XGBOOST 带式输送机托辊轴承故障诊断方法。首先, 利用梅尔倒谱系数 (Mel-scale frequency cepstral coefficient, 简称 MFCC) 融合方法提取信号关键特征, 并通过 t-分布领域嵌入算法 (t-distributed stochastic neighbor embedding, 简称 tSNE) 进行降维, 构建了基于 MFCC 和 tSNE 的精简特征提取策略; 其次, 针对 RIME 存在初始种群分布不均、霜冰粒子搜索能力弱、收敛速度较慢的问题, 引入 Circle 混沌映射、Levy 飞行策略和正弦因子, 设计了 CLSRIME; 最后, 利用 CLSRIME 优化 XGBOOST 中树的深度、迭代次数及学习率等参数, 构建了基于 CLSRIME-XGBOOST 的诊断模型。结果表明, 所提方法能够精简表征托辊轴承故障状态的特性信息, 改善了 RIME 的优化性能, 提高了传统 XGBOOST 诊断模型的准确率, 为带式输送机托辊故障诊断提供了新思路。

关键词 带式输送机; 改进 RIME 算法; MFCC; XGBOOST; 故障诊断

中图分类号 TH133.3; TD57

引言

带式输送机具有距离长、成本低、运量大、可连续平稳运输和装卸方便等优点, 是散料运输的重要装备。托辊是承担输送机装载货物和引导输送带的主要支承部件^[1], 轴承作为其核心组件, 一旦发生故障, 轻则造成停机, 影响生产效率, 重则造成装备损毁甚至人员伤亡的恶性事故^[2-3]。托辊数量大、分布范围广、故障点随机, 定点故障诊断所需传感器多、布线难、成本高^[4]。由于具有非接触式采样的特点, 声音信号巡检采样成为托辊检测的有效手段, 因此利用声音信号对托辊轴承进行故障诊断意义重大。

当前, 针对带式输送机托辊健康监测技术的研究主要集中在信号感知与处理、智能诊断、状态评估

和预测^[5]。智能诊断主要涉及特征提取^[6]、故障诊断^[7]和故障分类^[8-9], 有效的特征提取是故障准确诊断和分类的基础。通常来说, 表征机械故障的特征呈现出类型多、高维和冗余等特点, 易影响故障诊断的准确性, 为此, 国内外学者开展了相关研究工作。梅尔倒谱系数 (Mel-scale frequency cepstral coefficient, 简称 MFCC) 由 Davis 等^[10]提出, 并逐渐发展成为一种成熟且适用于声音信号的特征提取技术。李敬兆等^[11]利用 MFCC 获取变分模态分解 (variational mode decomposition, 简称 VMD) 分量的特征, 并将其应用于矿井提升电机故障诊断。Deng 等^[12]提出了一种改进的 MFCC 特征提取方法, 并将基于 MFCC 的声音特征输入深度卷积和循环神经网络中, 用于特征学习和后续分类任务。针对多特征冗

* 山西省创新生态服务支撑专项资助项目 (202404010911003Z); 江苏省科技成果转化专项资助项目 (BA2022075); 新疆煤炭资源绿色开采教育部重点实验室课题资助项目 (KLXGY-Z2402)

收稿日期: 2024-03-07; 修回日期: 2024-05-13

余问题,杨丽荣等^[13]提出了一种多特征信息融合方法,并利用局部线性嵌入算法(locally linear embedding,简称LLE)进行特征约简。对于基于声音信号的故障诊断,不仅要提取丰富的细节信息,还需充分考虑计算量。

在诊断模型研究方面,极致梯度提升模型(extreme gradient boosting,简称XGBOOST)算法在处理复杂和高维数据时具有高效并行计算能力和强可解释性的特性,已被广泛应用于医学、航空与计算机等领域^[14-15]。实际应用中,树的深度、迭代次数及学习率的合理取值对XGBOOST算法的性能影响显著,故参数优化是提高其性能的研究热点之一^[16]。Xiong等^[17]提出了一种基于贝叶斯的XGBOOST超参数优化算法,并将其用于预测风电场短期风电功率。Razavi-Termeh等^[18]利用3种优化算法与XGBOOST模型相结合,改善了洪水易感性建模。Su等^[19]通过模拟软霜粒子的运动,提出了一种用于算法搜索的霜冰优化算法(rime optimization algorithm,简称RIME)。RIME无需计算问题的梯度信息,易于实现,在多目标优化、大数据优化方面优势明显,为XGBOOST模型的参数优化提供了新方法。然而,传统RIME算法在寻优时,仍存在初始种群分布不均、霜冰粒子搜索能力弱、收敛速度偏慢的问题。

针对上述问题,笔者通过声音信号分析开展带式输送机托辊轴承故障诊断研究。首先,构建基于MFCC和t-分布领域嵌入算法(t-distributed stochastic neighbor embedding,简称tSNE)的精简特征提取策略;其次,引入Circle混沌映射、Levy飞行更新策略和正弦因子,设计改进霜冰优化算法(CLSRIME);最后,利用CLSRIME算法优化XGBOOST模型中树的深度、迭代次数及学习率,构建CLSRIME-XGBOOST诊断模型,通过对降维后的特征向量进行故障诊断,以期提高传统XGBOOST诊断模型的准确率。

1 相关理论简介

1.1 XGBOOST基本原理

设训练采用的数据样本为 x_i ,算法对样本输出的结果 $Y(x_i)$ 为

$$Y(x_i) = \sum_{k=1}^K f_k(x_i) \quad (f_k \in F) \quad (1)$$

其中: $Y(x_i)$ 为预测结果; $f_k(x_i)$ 为第 k 棵树对样本 x_i 的预测分数; K 为树的总量; F 为分类回归树空间。

每增加一棵新树,将用新树 f_i 拟合之前一棵树

f_{i-1} 真实值与预测值之间的差距,且损失函数 l 的值也会随着树的增加而减小。因此,定义XGBOOST模型的目标函数为

$$\text{Obj} = \sum_{i=1}^n l(y_i, Y_i) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k) \quad (2)$$

$$\Omega(f) = \eta T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{i=1}^T \omega_i^2 \quad (3)$$

其中: n 为导入第 k 棵树的数据总量; η 和 λ 为超参数; T 为叶子节点的数目; ω 为叶子节点的权重。

设 Y_i^{t-1} 是前 $t-1$ 棵树对样本 x_i 的预测结果,可通过最小化目标函数,获得前 t 棵树对样本 x_i 的迭代预测结果,并引入泰勒公式,则目标函数为

$$\text{Obj}(\theta) \approx \sum_{i=1}^n [l(y_i, Y_i^{t-1}) + g_i f_k(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_k^2(x_i)] + \Omega(f_i) \quad (4)$$

其中: g_i, h_i 分别为损失函数 l 的一阶与二阶偏导数; $g_i = \frac{\partial l(y_i, Y_i^{k-1})}{\partial Y_i^{k-1}}$; $h_i = \frac{\partial^2 l(y_i, Y_i^{k-1})}{\partial Y_i^{k-1}}$; $l(y_i, Y_i^{k-1})$ 为常数项。

用叶子节点权重 ω 代替 $f_k(x_i)$,则优化后的目标函数为

$$\text{Obj}(\theta) = \sum_{i=1}^T \left[\left(\sum_{i \in I_j} g_i \right) \omega_j + \frac{1}{2} \left(\sum_{i \in I_j} h_i + \lambda \right) \omega_j^2 \right] + \eta T \quad (5)$$

由此可计算结构固定的树,叶子节点 j 的最优目标函数值为

$$\omega_j = \frac{G_j}{H_j + \lambda} \quad (6)$$

$$\text{Obj}(\theta) = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^T \frac{G_j^2}{H_j + \lambda} + \eta T \quad (7)$$

1.2 MFCC基本原理

设输入声音信号为 $x(n)$,预处理为利用原始信号与汉明窗函数相乘,即

$$x_w(n) = x(n) \times w(n) \quad (8)$$

其中: $w(n) = 0.54 - 0.46 \cos[2\pi n/(n-1)]$; $0 \leq n \leq N-1$; N 为汉宁窗长度。

对每一帧声音信号进行快速傅里叶变换(fast Fourier transformation,简称FFT),将其转化为线性频谱信号,即

$$X(i, c) = \text{FFT}[x(i, n)] \quad (9)$$

输出的 $X(c)$ 为包含 N 个频带的复数,即

$$X(c) = \sum_{n=0}^{N-1} x_w(n) e^{-\frac{j2\pi nc}{N}} \quad (c = 0, 1, \dots, N-1) \quad (10)$$

利用梅尔滤波器组(Mel)对信号进行滤波,定

义滤波器的个数为 D ,中心频率为 $f(d)$,则第 d 个三角滤波器的频率响应传递函数 $H_d(f)$ 为

$$H_d(f) = \begin{cases} 0 & (q < f(d-1) \text{ 或 } q > f(d+1)) \\ \frac{f-f(d-1)}{f(d)-f(d-1)} & (f(d-1) \leq q < f(d)) \\ \frac{f(d+1)-f}{f(d+1)-f(d)} & (f(d) \leq q \leq f(d+1)) \end{cases} \quad (11)$$

$$f(d) = \frac{N}{f_s} f_{\text{Mel}}^{-1} \left[f_{\text{Mel}}(f_{\min}) + d \frac{f_{\text{Mel}}(f_{\max}) - f_{\text{Mel}}(f_{\min})}{D+1} \right] \quad (12)$$

其中: f_{\max} 、 f_{\min} 分别为滤波器组中滤波频率的最高和最低频率; f_s 为声音信号的采样频率。

为提高声音信号特征提取的鲁棒性,对特征进行对数能量化简,得到第 d 个Mel滤波器输出的对数能量为

$$E(d) = \lg \left[\sum_{q=0}^{N-1} |X(q)|^2 H_d(q) \right] \quad (13)$$

离散余弦变换是将滤波后的信号进行无损降维处理,并将高频声音信号转化为低频信号,输出MFCC的系数为

$$C_{\text{MFCC}} = \sum_{d=1}^{D-1} E(d) \cos \left[n\pi \frac{d+0.5}{D} \right] \quad (14)$$

通常选择MFCC静态特征为13维,差分处理可进一步丰富特征细节。若将特征参数进行一阶、二阶差分并融合,得到更高维Mel倒谱系数,即可达到提高声音信号识别准确率的效果。

1.3 RIME基本原理

RIME算法主要受软霜粒子运动的启发,核心为软霜的分步搜索和开发方法,优化过程由以下4个阶段构成。

1) 霜冰种群初始化。对霜冰种群 R 进行初始化,该粒子群由 n 个粒子 S_i 组成,每个粒子由 d 个霜冰粒子 X_{ij} 组成,相应等式为

$$R = \begin{bmatrix} S_1 \\ S_2 \\ \vdots \\ S_i \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$S_i = [X_{i1} \quad X_{i2} \quad \cdots \quad X_{ij}] \quad (16)$$

$$X_{ij} = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1j} \\ X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2j} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ X_{i1} & X_{i2} & \cdots & X_{ij} \end{bmatrix} \quad (17)$$

2) 软霜搜索策略。霜冰粒子凝结成软霜时,每个粒子 X_{ij} 都会按照一定规律漂移。由于漂移效率受环境因素的影响,自由态霜冰粒子与软霜凝结将改变软霜的稳定性。此外,由于黏附在一起的2个粒子的中心距离不固定,若粒子移动到半径之外,则不会发生颗粒冷凝。在软霜的形成过程中,每个粒子的随机凝聚都将增加霜冰附着面积,导致更大自由粒子凝聚的概率。霜冰粒子位置的计算公式为

$$R_{ij}^{\text{new}} = R_{\text{best},j} + r_1 \cos(\theta) \beta [h(b_{ij}^U - b_{ij}^L) + b_{ij}^L] \quad (18)$$

其中: R_{ij}^{new} 为更新后粒子的新位置; i 和 j 为第 i 个霜冰个体的第 j 个粒子; r_1 为 $(-1,1)$ 范围内的随机数,用于控制粒子运动方向; β 为环境因子; b_{ij}^U 和 b_{ij}^L 分别为空间的上下界; h 为黏附度,在 $(0,1)$ 范围内,用于控制2个灰粒子中心之间的距离。

3) 硬霜穿刺机制。在强风条件下,硬霜生长较软霜更简单、更规律。当霜冰粒子凝结成硬霜时,有以下特征:①大风太强,其他影响可以忽略不计,导致不同的硬霜剂向同一方向滚雪球;②由于生长方向相同,每种硬霜剂都易交叉,这种现象被称为硬霜刺破;③与软霜一样,硬霜的大小随着生长而增大,因而在生长条件较好的雾霾剂之间发生穿孔的可能性更大。粒子之间的置换公式为

$$R_{ij}^{\text{new}} = R_{\text{best},j} \quad (19)$$

$$r_3 < F^{\text{normr}}(S_i) \quad (20)$$

其中: r_3 为 $(-1,1)$ 内的随机数; $F^{\text{normr}}(S_i)$ 为当前粒子适应度值的归一化值。

4) 改进贪婪选择机制。改进贪婪选择机制通过将一种积极的贪婪选择机制参与到种群更新,以提高勘探效率,择优选取更新的或更新前的适应度值。因此,可使用此操作来确保种群在每次迭代时朝着更优方向发展。

2 改进的RIME算法

2.1 基于Circle混沌映射的种群优化策略

传统RIME算法使用随机初始化的方法来确定初始位置,不能保证所有点均匀分布在整个搜索空间。混沌映射明显提高了产生随机数的适应度函数值,对全局优化具有积极作用。为此,利用混沌序列进行种群初始化、选择、交叉和变异等操作,使初始种群均匀分布以代替随机数发生器。Circle是混沌映射的代表,其混沌值集中在 $[0.2, 0.6]$ 之间,故初始化霜冰粒子的表达式为

$$S_{i+1} = \text{mod} \left(S_i + 0.2 - \frac{0.5}{2\pi} \sin(2\pi S_i), 1 \right) \quad (21)$$

2.2 基于Levy飞行的霜冰粒子位置更新策略

Levy飞行机制是一种模拟随机游走或搜索步长和方向,并服从Levy分布的飞行方法,包含2种交替变化的运动方式,即短距离游走和长距离跳跃。短距离游走可以提高种群的多样性,进而提高算法开发能力。长距离跳跃时,种群搜索方向具有多样性,可以帮助算法跳出局部最优,有助于提高算法的全局探索能力。Levy分布公式为

$$W = u/|v|^{1/\beta} \quad (22)$$

其中: W 为步长; β 在 $(0,3)$ 之间取值,一般取1.5; u,v 为满足正态分布的随机数 $u \sim N(0, \sigma_u^2)$, $v \sim N(0, \sigma_v^2)$; σ 为符合正态分布的标准差, $\sigma =$

$$\left\{ \frac{\Gamma(1+\beta) \sin(\beta\pi/2)}{\Gamma[(1+\beta)/2] 2^{(\beta-1)/2} \beta} \right\}^{1/\beta}。$$

当霜冰粒子移动凝结成霜时,使用随机短距离高频和长距离低频的运动方式,代替原始粒子移动到软霜附近最优位置的运动方式,可以增强霜冰粒子种群中个体的随机运动能力。此运动方式不仅可以扩大搜索空间,避免过早收敛,也可以增强全局搜索能力,提高算法收敛的精度和稳定性。引入Levy飞行的霜冰粒子位置计算公式最终更新为

$$R_{best,j} = R(i:1) + R(i:1) \times Levy(dim) \quad (23)$$

2.3 基于正弦因子的个体最优解更新策略

随着迭代次数的增加,软霜和硬霜的种群聚集程度更加明显。但单个霜冰粒子在迭代过程中漂移停滞的概率会增大,RIME算法中收敛因子也随之发生线性变化,易陷入局部最优。采用正弦学习因子进行初始化权重的改进,提高RIME的收敛速度和精度,避免RIME算法在寻优过程中陷入局部极值。正弦学习因子 a 的表达式为

$$a = \sin(\pi i/i_{max}) \quad (24)$$

其中: i 为当前迭代次数; i_{max} 为最大迭代次数。

引入正弦因子进行个体更新,使霜冰种群中各粒子围绕个体或种群最优位置进行震荡衰减式搜索移动,以增加霜冰粒子探索的多样性。再结合正弦因子对惯性权重进行改进,在算法全局探索和局部开发上实现更好的平衡。最终,得到加入正弦因子的霜冰粒子位置更新公式为

$$\mu = \mu_{min} + (\mu_{max} - \mu_{min})a \quad (25)$$

其中: μ 为权重系数; $\mu_{max}=0.9$,为最大惯性权重; $\mu_{min}=0.3$,为最小惯性权重。

粒子位置在阶段3与阶段4时,分别更新为

$$R_{ij}^{new'} = (1 - \mu)R_{best,j} + \mu \sin(\varphi)R_{best,j} \quad (26)$$

$$R_{ij}^{new} = (1 - \mu)R_{best,j} + \mu \sin(\varphi)R_{best,j} + R_{ij}^{new'} \quad (27)$$

在明确传统RIME算法存在问题的基础上,基于Circle映射提高初始种群多样性,结合Levy飞行与正弦因子,以平衡全局和局部搜索能力,笔者设计改进了CLSRIME算法,改进RIME算法流程如图1所示。

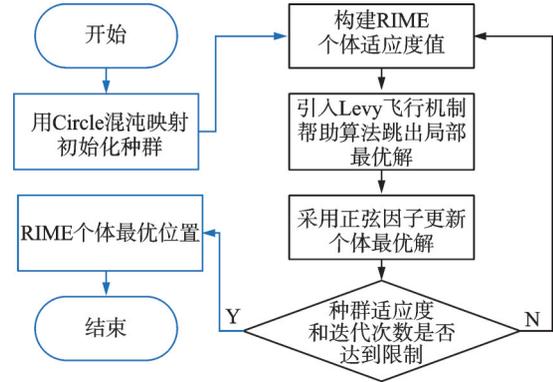


图1 改进RIME算法流程图

Fig.1 Principle of improved RIME algorithm

3 CLSRIME-XGBOOST诊断模型

综合考虑反映托辊轴承故障的声音信号采集优势、多维特征信息冗余精简、RIME算法的优势与不足、XGBOOST模型树的深度、迭代次数及学习率参数优化需求等因素后,笔者提出了基于CLSRIME-XGBOOST算法的带式输送机托辊轴承故障诊断模型,其主要步骤如下:

- 1) 通过声音传感器和数据采集仪采集反映带式输送机托辊轴承状态的声音信号;
- 2) 利用MFCC提取采集的声音信号的关键特征,并通过tSNE降维处理,精简声音信号特征;
- 3) 将表征托辊轴承状态的样本按照7:3划分为训练集和测试集;
- 4) 在训练前对样本数据集进行归一化处理,以提升XGBOOST模型的训练速度和精度;
- 5) 定义XGBOOST模型基本超参数的初始值;
- 6) 设置CLSRIME算法参数,即霜冰粒子个数为30,优化参数数目为3,迭代次数范围为 $[0,50]$,学习率搜索范围为 $[0.01,1]$,树的深度参数搜索范围为 $[1,12]$;
- 7) 引入Circle混沌映射对霜冰种群在超参数空间的位置进行初始化;
- 8) 引入Levy飞行与正弦因子,以加快全局和局部搜索能力,不断迭代直至输出最优值;
- 9) 将最优结果输入XGBOOST模型中,使用

训练集训练模型;

10) 利用测试集进行故障识别,输出带式输送机托辊轴承诊断结果。

4 实验分析

4.1 故障数据模拟

带式输送机托辊数量众多,且现场数据采集设备对防爆性能要求较高,真实场景托辊故障模拟存在安全隐患。为了最大程度模拟带式输送机实际托辊轴承故障巡检,首先采集轴承故障声音信号,然后在带式输送机托辊处播放采集声音来模拟托辊故障声音信号。

图2为Spectra Quest公司研发的旋转机械故障模拟实验台,通过人工加工的故障轴承(内圈故障、滚动体故障和外圈故障)替换近端轴承3或远端轴承6的方式来模拟轴承故障。声音传感器型号为MPA416,安装在故障轴承附近。数据采集装置为DH5922N型动态信号测试分析系统。电机转速为4 500 r/min,即转频为70 Hz。采样频率为20 kHz。

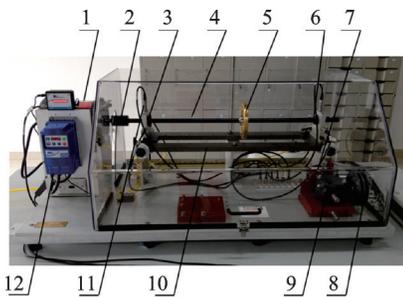
图3为托辊故障声音信号移动巡检采集系统实验台,带式输送机的指定位置固定有扬声器阵列,且阵列间隔固定,将上述采集到的4种状态声音信号

实验数据利用扬声器阵列播放。利用铝合金板材在带式输送机对侧0.5 m处搭建巡检支撑架,导轨也安装在巡检支撑架上,通过伺服电机驱动负载滑块在导轨上做2 m/s的匀速运动。将声音传感器与数据采集仪相连,设置采样频率为20 kHz,负载滑块搭载声音传感器移动采集轴承的声音信号,并将采集到的数据传给上位机进行数据处理。

4.2 特征提取与降维

在模拟数据采集的基础上,为验证精简特征提取策略的有效性,分别将MFCC静态特征及其一阶差分特征、二阶差分特征与线性预测倒谱系数(linear prediction cepstral coefficient,简称LPCC)静态特征进行对比分析。

图4为轴承状态特征声谱图。图中不同颜色代表特征的倒谱系数大小,颜色种类越多则说明表面特征包含的信息越丰富。从上到下依次为提取的MFCC静态特征、MFCC一阶差分特征、MFCC二阶差分特征和LPCC静态特征,MFCC特征均为13维,LPCC特征为12维,横坐标是声音信号的帧数,纵坐标是维度。分析表明经过LPCC静态特征提取的信息量较少,而MFCC静态特征及其一阶差分特



1-电机;2-联轴器;3-近端轴承;4-转轴;5-转子;6-远端轴承;7-可调负载;8-皮带轮;9-齿轮箱;10-可调节平台;11-振动传感器;12-电机控制器

图2 旋转机械故障模拟实验台

Fig.2 Test bench of rotating machinery failure simulation

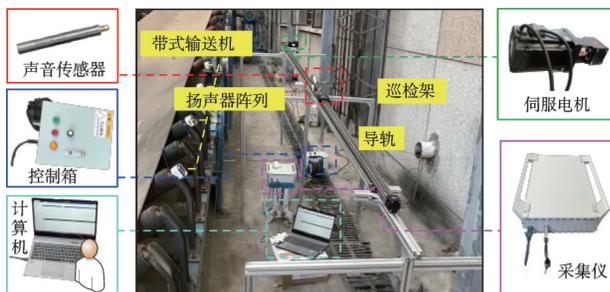
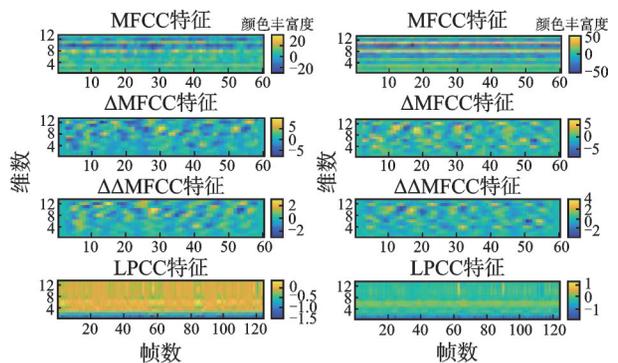
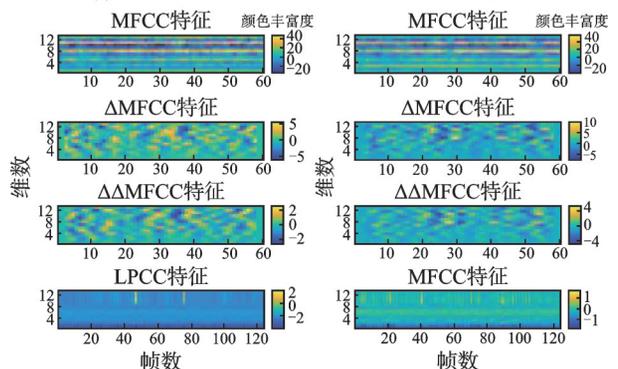


图3 移动巡检采集系统实验台

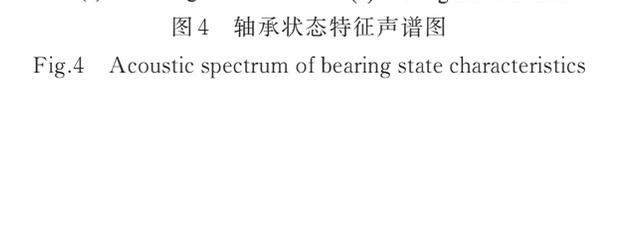
Fig.3 Test bench of roller fault sound signal mobile acquisition



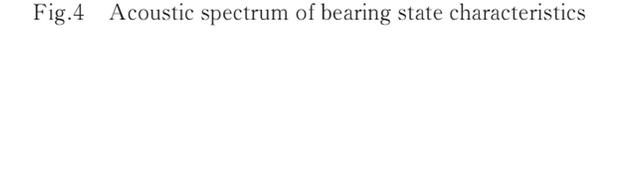
(a) 正常状态
(a) Normal state



(b) 外圈故障
(b) Outer ring fault



(c) 内圈故障
(c) Inner ring fault



(d) 滚动体故障
(d) Rolling element fault

图4 轴承状态特征声谱图

Fig.4 Acoustic spectrum of bearing state characteristics

征、二阶差分特征包含的信息量更多,特别是 MFCC 经过二阶差分后仍能提供一定的有效信息。因此,选择将 MFCC 静态特征及其一阶差分特征、二阶差分特征融合,形成 39 维 MFCC 融合特征。

图 5 为 MFCC 融合特征经过线性判别分析 (linear discriminant analysis, 简称 LDA)、主成分分析 (principal component analysis, 简称 PCA)、SNE 和 tSNE 等降维方法处理的对比分析结果。由图可知, tSNE 降维的特征分类效果更好。因此,笔者提出基于 MFCC 融合和 tSNE 降维的精简特征提取策略。

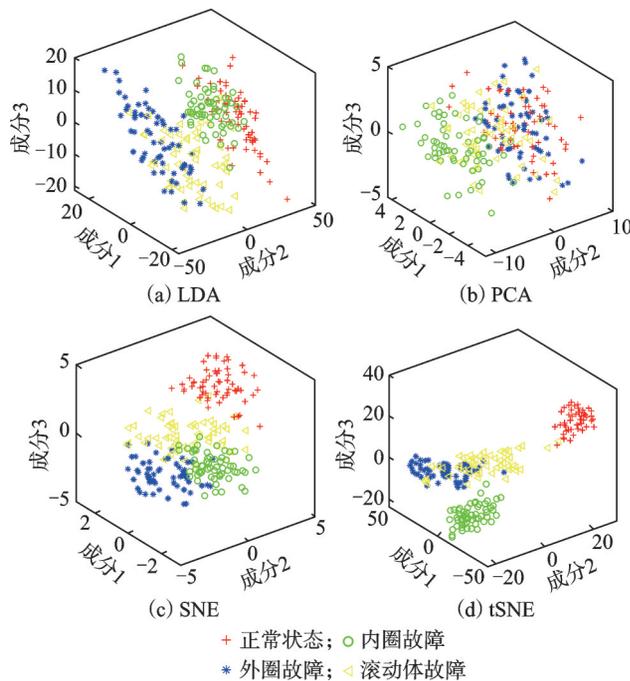


图 5 MFCC 融合特征降维对比分析

Fig.5 Comparative analysis of multiple dimensionality reduction methods for MFCC fusion features

为了说明特征参数精简对故障诊断的效果,以默认参数的 XGBOOST 模型为基础,提取上述 4 种轴承状态 60 组样本,并按照 7:3 的样本比例构建训练集和测试集。通过准确率、精确率、召回率和 F-Measure 等指标,对比分析 LPCC 静态特征、MFCC 静态特征和 MFCC 融合特征经过 LDA、PCA、SNE 和 tSNE 降维后的诊断效果,其结果如表 1 所示。分析可知,笔者所提的 MFCC 融合 tSNE 效果最佳, tSNE 降维后的故障诊断效果优于其他 3 种降维方法。所提方法的准确率、精确率、召回率、F-Measure 分别为 93.06%、94.57%、93.06%、93.80%,均高于其他对比方法。

表 1 不同降维方法评价指标信息

Tab.1 Evaluation index information of different dimensionality reduction methods

状态特征	降维方法	准确率	精确率	召回率	F-Measure
LPCC 静态	LDA	47.97	51.57	47.97	49.70
	PCA	51.35	54.12	51.35	52.70
	SNE	45.95	51.80	45.95	48.70
	tSNE	52.03	56.50	52.03	54.17
MFCC 静态	LDA	34.72	35.05	34.72	34.88
	PCA	86.11	87.12	86.11	86.61
	SNE	81.94	82.52	81.94	82.23
MFCC 融合	tSNE	91.67	92.02	91.67	91.84
	tSNE	93.06	94.57	93.06	93.80

4.3 诊断结果分析

为验证 CLSRIME 算法对 XGBOOST 模型的优化性能,在特征精简样本的基础上,开展了 RIME-XGBOOST 和 CLSRIME-XGBOOST 故障诊断对比分析,图 6 为模型迭代误差变化。由图可知, CLSRIME 算法减少了达到最佳适应度的迭代次数。

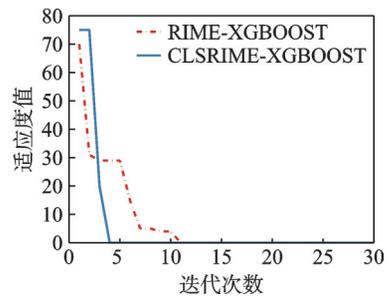


图 6 模型迭代误差变化

Fig.6 Model iteration error variation

表 2 为不同诊断模型性能指标。在故障诊断准确率方面, RIME-XGBOOST 为 94.44%, CLSRIME-XGBOOST 为 98.61%, 比 RIME-XGBOOST 提升了 4.17%。此外, RIME-XGBOOST 的准确率高于粒子群算法 (particle swarm optimization, 简称 PSO) 和鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm, 简称 WOA)。在模型寻优性能指标方面, RIME 算法经过 43 次迭代实现了模型参数寻优, 树的深度和学习率分别为 6、0.1。 CLSRIME 算法经过 39 次迭代实现了模型参数寻优, 树的深度和学习率分别为 10 和 0.099 6。因此, 笔者所提算法加快了 RIME 算法收敛的速度。在运行时间相差较小的情况下, 相较于相关向量机 (relevance vector machine, 简称 RVM)、最小二乘支持向量机 (least squares support vector machines, 简称 LSSVM) 和

XGBOOST诊断模型,XGBOOST表现最优。在选用XGBOOST诊断模型的前提下,RIME优化算法明显优于粒子群优化算法和鲸鱼优化算法,其诊断准确率、精确率、召回率和F-Measure等4个指标均为最高,且运行时间最少。此外,采用CLSRIME算法分别优化RVM、LSSVM和XGBOOST后,XG-

BOOST模型同样具有更好的故障诊断效果。虽然CLSRIME-XGBOOST模型的运行时间比CLSRIME-RVM多1.75 s,但其准确率提升了13.89%。CLSRIME算法无论在降维前还是降维后均有相对较高的准确率,说明笔者所提方法具有良好的有效性。

表2 诊断模型性能指标

Tab.2 Performance indicators of diagnostic model

诊断方法	准确率/%	精确率/%	召回率/%	F-Measure/%	运行时间/s
RVM	82.54	83.85	82.54	83.19	71.62
LSSVM	86.89	87.36	86.89	87.12	76.59
XGBOOST	93.06	94.57	93.06	93.80	72.48
PSO-XGBOOST	90.27	93.00	90.27	91.61	82.14
WOA-XGBOOST	88.89	88.97	88.89	88.75	69.07
RIME-XGBOOST	94.44	94.49	94.44	94.46	64.82
CLSRIME-XGBOOST(降维前)	95.83	96.05	95.83	95.94	98.58
CLSRIME-RVM	84.72	86.13	84.72	85.42	50.21
CLSRIME-LSSVM	90.28	91.08	90.28	90.68	56.10
CLSRIME-XGBOOST(降维后)	98.61	98.68	98.61	98.65	51.96

5 结论

1) 利用MFCC融合方法进行关键特征提取,并用tSNE进行特征降维,形成了基于MFCC和tSNE的精简特征提取策略,实验验证了该策略可有效提升诊断模型的准确率和效率。

2) 引入Circle混沌映射、Levy飞行策略和正弦因子,设计了CLSRIME,进而提出了基于CLSRIME的XGBOOST诊断模型。实验表明,所提方法解决了传统RIME算法存在的初始种群随机分布不均、霜冰粒子搜索灵活性差、收敛速度较慢的问题,比传统XGBOOST模型的诊断准确率提高了5.55%,达到98.61%。

参 考 文 献

- [1] 康守强,杨加伟,王玉静,等.基于联邦多表示域适应的不同工况下滚动轴承故障诊断方法[J].仪器仪表学报,2023,44(6):165-176.
KANG Shouqiang, YANG Jiawei, WANG Yujing, et al. Fault diagnosis method of rolling bearings under different working conditions based on federated multi-representation domain adaptation [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(6): 165-176. (in Chinese)
- [2] 郝洪涛,邱园园,丁文捷.一种基于小样本声音信号

的托辊故障诊断方法[J].工矿自动化,2023,49(8):106-113.

HAO Hongtao, QIU Yuanyuan, DING Wenjie. A fault diagnosis method for roller based on small sample sound signals [J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(8): 106-113. (in Chinese)

- [3] 李可,姚忠远,王泉,等.基于声纹的GIS断路器机械故障诊断[J].振动、测试与诊断,2023,43(5):866-871.

LI Ke, YAO Zhongyuan, WANG Xiao, et al. GIS circuit breaker mechanical fault diagnosis based on voiceprint [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2023, 43(5): 866-871. (in Chinese)

- [4] 赵初峰.基于音频分析技术的矿井带式输送机托辊故障诊断系统研究[J].煤炭技术,2023,42(2):200-202.

ZHAO Chufeng. Research on fault diagnosis system of supporting roller of mine belt conveyor based on audio analysis technology [J]. Coal Technology, 2023, 42(2): 200-202. (in Chinese)

- [5] 周坪,马国庆,周公博,等.智能化带式输送机健康监测技术研究综述[J].仪器仪表学报,2023,44(12):1-21.

ZHOU Ping, MA Guoqing, ZHOU Gongbo, et al. Health monitoring technology for the intelligent belt conveyor: a review [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(12): 1-21. (in Chinese)

- [6] 樊红卫, 严杨, 张旭辉, 等. 滚动轴承优选 WPE 与 ANVTPSO-BPNN 故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2023, 43(3): 593-602.
FAN Hongwei, YAN Yang, ZHANG Xuhui, et al. Optimal selection of WPE and ANVTPSO-BPNN for fault diagnosis of rolling bearings[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2023, 43(3): 593-602.(in Chinese)
- [7] LIN P J, GUO F, LU X Y, et al. A compound fault diagnosis model for photovoltaic array based on 1D VoVNet-SVDD by considering unknown faults [J]. Solar Energy, 2024, 267: 112155.
- [8] FANG Z F, WANG W M, CAO Y Y, et al. Reciprocating compressors intelligent fault diagnosis under multiple operating conditions based on adaptive variable scale morphological filter[J]. Measurement, 2024, 224: 113778.
- [9] 黄星华, 吴天舒, 杨龙玉, 等. 一种面向旋转机械的基于 Transformer 特征提取的域自适应故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(11): 210-218.
HUANG Xinghua, WU Tianshu, YANG Longyu, et al. Domain adaptive fault diagnosis based on Transformer feature extraction for rotating machinery[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(11): 210-218.(in Chinese)
- [10] DAVIS S, MERMELSTEIN P. Comparison of parametric representations for monosyllabic Word recognition in continuously spoken sentences[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1980, 28(4): 357-366.
- [11] 李敬兆, 何娜, 张金伟, 等. 基于 VMD 和 CNN-BiLSTM 的矿井提升电动机故障诊断方法[J]. 工矿自动化, 2023, 49(7): 49-59.
LI Jingzhao, HE Na, ZHANG Jinwei, et al. Fault diagnosis method for mine hoisting motor based on VMD and CNN-BiLSTM [J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(7): 49-59.(in Chinese)
- [12] DENG M Q, MENG T T, CAO J W, et al. Heart sound classification based on improved MFCC features and convolutional recurrent neural networks[J]. Neural Networks, 2020, 130: 22-32.
- [13] 杨丽荣, 江川, 刘吉顺, 等. 基于多特征信息融合的砂岩破裂状态识别方法[J]. 振动、测试与诊断, 2022, 42(3): 454-461.
YANG Lirong, JIANG Chuan, LIU Jishun, et al. Sandstone fracture state recognition method based on multi feature information fusion [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(3): 454-461.(in Chinese)
- [14] 董绍江, 李洋, 梁天, 等. 基于 CNN-BiLSTM 的滚动轴承变工况故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断, 2022, 42(5): 1009-1016.
DONG Shaojiang, LI Yang, LIANG Tian, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing with variable working condition based on CNN-BiLSTM[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(5): 1009-1016.(in Chinese)
- [15] 邵海东, 肖一鸣, 颜深. 仿真数据驱动的改进无监督域适应轴承故障诊断[J]. 机械工程学报, 2023, 59(3): 76-85.
SHAO Haidong, XIAO Yiming, YAN Shen. Simulation data-driven enhanced unsupervised domain adaptation for bearing fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(3): 76-85.(in Chinese)
- [16] LIU J F, JIANG C, ZHENG J. Batch Bayesian optimization via adaptive local search[J]. Applied Intelligence, 2021, 51(3): 1280-1295.
- [17] XIONG X, GUO X, ZENG P, et al. A short-term wind power forecast method via XGBoost hyperparameters optimization[J]. Frontiers in Energy Research, 2022, 10: 905155.
- [18] RAZAVI-TERMEH S V, SEO M B, SADEGHI-NI-ARAKI A, et al. Flash flood detection and susceptibility mapping in the monsoon period by integration of optical and radar satellite imagery using an improvement of a sequential ensemble algorithm [J]. Weather and Climate Extremes, 2023, 41: 100595.
- [19] SU H, ZHAO D, HEIDARI A A, et al. RIME: a physics-based optimization[J]. Neurocomputing, 2023, 532: 183-214.



第一作者简介:江帆,男,1987年4月生,博士、副教授。主要研究方向为机电装备智能运维和安全管控。
E-mail: jiangfan25709@163.com

通信作者简介:程舒曼,女,1999年5月生,硕士。主要研究方向为机电装备状态监测和故障诊断。
E-mail: 849438179@qq.com