



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2403688

引用格式:马天兵,杨婷,李长鹏,等.基于改进RCMDE与优化随机森林的掘进机截割头故障诊断[J].科学技术与工程,2025,25(9):3629-3636.

Ma Tianbing, Yang Ting, Li Changpeng, et al. Fault diagnosis of roadheader cutting head based on improved RCMDE and optimised random forests[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(9): 3629-3636.

矿冶工程

# 基于改进RCMDE与优化随机森林的掘进机截割头故障诊断

马天兵<sup>1,2,3</sup>, 杨婷<sup>1</sup>, 李长鹏<sup>1,2,3</sup>, 杜菲<sup>1,3\*</sup>, 史瑞<sup>1,2,3</sup>, 于平平<sup>1</sup>

(1. 安徽理工大学深部煤矿采动响应与灾害防控国家重点实验室, 淮南 232001;

2. 合肥综合性国家科学中心能源研究所, 合肥 230051; 3. 安徽理工大学机电工程学院, 淮南 232001)

**摘要** 针对掘进机截割振动信号故障特征不易提取和识别困难等问题,提出了一种精细复合多尺度模糊散布熵(refined composite multiscale fuzzy dispersion entropy, RCMFDE)与河马优化随机森林(hippo optimized random forest, HORF)的掘进机截割头故障诊断新方法。首先,利用RCMFDE全面表征掘进机截割头故障特征信息,构建故障特征数据集;其次,采用HORF对故障类型进行训练和测试,实现掘进机截割头的故障模式识别;最后,将所提方法运用在掘进机截割头实验数据分析中,并将其与现有的多尺度模糊熵、精细复合多尺度散布熵故障特征提取方法做比较。实验结果显示:RCMFDE在挖掘故障特征信息方面优于其他两种熵方法,而河马随机森林在故障分类方面优于极限学习机和支撑向量机等分类器,所提故障识别模型可以更加精确地识别掘进机截割头的故障类型,且识别准确率达到100%。

**关键词** 掘进机;截割振动信号;特征提取;故障诊断;精细复合多尺度模糊散布熵

中图分类号 TD421; 文献标志码 A

## Fault Diagnosis of Roadheader Cutting Head Based on Improved RCMDE and Optimised Random Forests

MA Tian-bing<sup>1,2,3</sup>, YANG Ting<sup>1</sup>, LI Chang-peng<sup>1,2,3</sup>, DU Fei<sup>1,3\*</sup>, SHI Rui<sup>1,2,3</sup>, YU Ping-ping<sup>1</sup>

(1. State Key Laboratory of Mining Response and Disaster Prevention and Control in Deep Coal,

Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China;

2. Institute of Energy, Hefei Comprehensive National Science Center (Anhui Energy Laboratory), Hefei 230051, China;

3. School of Mechanical Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China)

**[Abstract]** To address the challenges of extracting and identifying fault features from roadheader cutting vibration signal, a new fault diagnosis method of roadheader cutting head based on the refine composite multi-scale fuzzy dispersion entropy(RCMFDE) and hippo optimized random forest(HORF) was proposed. Firstly, RCMFDE was used to comprehensively characterize the fault feature information of the roadheader cutting head, and the fault feature data set was constructed. Secondly, the fault type was trained and tested by the HORF to realize the fault pattern recognition of the cutting head of the roadheader. Finally, the proposed method was applied to the experimental data analysis of the cutting head of the roadheader, and compared with the existing multi-scale fuzzy entropy and fine-complex multi-scale spread entropy fault feature extraction methods. The results of the trial indicate that RCMFDE performs better than the other two entropy approaches in discovering defect features, and hippo random forest outperforms extreme learning machine and support vector machine in error recognition. The fault diagnosis method can more correctly recognize the error type of the cutting head of the

收稿日期:2024-05-18 修订日期:2024-12-27

**基金项目:**安徽高校协同创新项目(GXXT-2022-019);安徽省重点研究与开发计划(202104a07020005);安徽省自然科学基金面上项目(2008085ME178);国家重点实验室资助项目(SKLMRDPC20ZZ01);深部煤矿采动响应与灾害防控国家重点实验室开放基金(SKLMRDPC22KF26);安徽省智能矿山技术与装备工程实验室开放基金(AIMTEEL202202);安徽理工大学引进人才科研启动基金(2022YJRC63)

**第一作者:**马天兵(1981—),男,汉族,安徽淮南人,博士,教授。研究方向:故障诊断与数字孪生等。E-mail:dfmtb@163.com。

\***通信作者:**杜菲(1981—),女,汉族,安徽淮南人,硕士,副教授。研究方向:振动主动控制。E-mail:2002022@aust.edu.com。

roadheader, and the rate of accuracy of the recognition obtained 100%.

[**Keywords**] roadheader; cutting vibration signal; feature extraction; fault diagnosis; fine composite multiscale fuzzy scatter entropy

掘进机作为重要设备,具有复杂的系统结构、恶劣的运行环境和检测信号干扰大等特点。传统监测设备难以安装在掘进机上,导致监测效果不佳,作为掘进机关键部件的截割头掩埋在煤岩层中与煤岩产生剧烈摩擦,加速了截割头的磨损<sup>[1-2]</sup>,另外由于在截割头大端缺乏齿座的保护,从而加速了掘进机截割头的故障,在掘进工作中产生了安全隐患。因此,研究先进有效的方法及时发现截割头故障<sup>[3]</sup>,对提高巷道掘进的安全性具有重要的现实意义。

掘进机截割头发生故障时其振动信号常显现出非线性的特点。而非线性信号的复杂程度能够被熵值有效衡量,在机械故障诊断领域已经得到一些应用,例如排列熵(permutation entropy, PE)和样本熵(sample entropy, SE)等。SE方法对数据运算效率较低,且熵值缺乏连续性易发生突变;PE虽然计算简单,但忽视了不同幅值之间的差异。对此,Chen等<sup>[4]</sup>提出模糊熵(fuzzy entropy, FE)的概念,模糊函数的指数形式使得FE表现为随参数的变化而连续平滑变化,能够准确和稳定地识别故障特征。Rostaghi等<sup>[5]</sup>提出的散布熵(dispersion entropy, DE),在计算过程中考虑了信号的幅值大小关系。但这些方法都局限于单一时间尺度,因此陆续提出了多尺度模糊熵<sup>[6]</sup>(multiscale fuzzy entropy, MFE)、多尺度排列熵<sup>[7]</sup>(multiscale permutation entropy, MPE)等方法,相较于传统熵方法,多尺度方法提取特征更加可靠。但在粗粒化过程中,单一的多尺度方法可能会缺失部分特征,王海峰等<sup>[8]</sup>提出了精细复合多尺度散布熵(refined composite multiscale dispersion entropy, RCMDE),粗粒化时间序列被精细化能够降低时间序列长度对结果的影响。和另外几种多尺度熵方法进行对比时,发现RCMDE方法在特征提取和计算误差上拥有更好的表现。但在掘进机截割头的实际情况中,由于噪声、干扰或系统本身的复杂性,数据往往存在不确定性。现采用精细复合多尺度模糊散布熵(refined composite multiscale fuzzy dispersion entropy, RCMFDE)方法进行数据特征提取,RCMFDE通过模糊熵的计算,量化这种不确定性,从而提高分析的鲁棒性。

得到稳定的截割头故障特征信息后,通过分类器对所提取特征进行故障分类。目前故障分析大多采用神经网络,但其需要大量阈值和权值的初始值,因此不能很清晰地解释分类结果等问题,随机森林(random forest, RF)与神经网络相比,拥有更低

的计算成本<sup>[9-10]</sup>,并且能够对不同决策树给出不同解释,但决策树棵数和分裂特征数两个关键参数均为人为设置,若参数被盲目设置,则不能发挥模型最佳性能。

鉴于上述分析,针对掘进机截割头故障模式难以识别的难题,现提出一种改进的RCMDE和优化随机森林的故障诊断方法。首先,对获得的掘进机截割振动信号进行RCMFDE特征提取,获得不同工况下每种故障的特征向量;其次,使用河马优化算法(hippopotamus optimization algorithm, HO)优化RF的两个关键参数,建立故障模型;最后,通过对比不同模型在掘进机截割故障数据集上的诊断效果,验证所提出方法的分类效果。

## 1 精细复合多尺度模糊散布熵

### 1.1 多尺度模糊熵

模糊熵加入尺度因子得到多尺度模糊熵,能够反映时间序列在不同尺度条件下的复杂性,具体求解方法如下。

**步骤 1** 对于时间序列  $x = \{x(i), i = 1, 2, \dots, N\}$ , 利用式(1)、式(2)定义粗粒化序列。

$$y^{(\tau)} = \{y^{(\tau)}(j)\}; y^{(\tau)}(j) = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x(i) \quad (1)$$

$$j = 1, 2, \dots, N/\tau \quad (2)$$

式中: $N$ 为数据长度; $\tau$ 为尺度因子。

**步骤 2** 构造向量  $R_i^m$ , 并求解两个向量的距离  $d_{ij}^m$ 。

$$R_i^m = \{\xi(i), \xi(i+1), \dots, \xi(i+m-1) - \xi_0(i)\} \quad (3)$$

$$\xi_0(i) = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{m-1} \xi(i+j) \quad (4)$$

$$d_{ij}^m = d[R_m(i) - R_m(j)] \quad (5)$$

**步骤 3** 定义  $R_m(i)$  与相似度  $R_m(j)$ , 可表示为  $D_{ij}^m = e^{-\ln 2(d_{ij}^m/r)}$ ,  $r$  为宽度,  $n$  为边界梯度。

**步骤 4** 定义平均相似度函数和模糊熵。

平均相似度函数定义为

$$\varphi^m(n, r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \left( \frac{1}{N-M-1} \sum_{N-m}^{N-m} D_{ij}^m \right) \quad (6)$$

模糊熵定义为

$$E_{FE}(m, n, r, N) = \ln \varphi^m(n, r) - \ln \varphi^{m+1}(n, r) \quad (7)$$

**步骤 5** 得到不同尺度因子  $\tau$  下粗粒化序列,

分别计算其 FE, 求出 MFE。

### 1.2 精细复合多尺度散布熵

粗粒化序列的长度会因为尺度  $\tau$  的增加而变短, 引起  $E_{MFE}$  发生偏差。因此使用 RCMDE 解决这一问题。复合粗粒化计算时间序列  $x(i)$  得

$$y^{(\tau)} = \{y^{(\tau)}(j)\}; y^{(\tau)}(j) = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+k}^{j\tau+k-1} x(i) \quad (8)$$

$$j = 1, 2, \dots, N/\tau \quad (9)$$

精细化运算  $\tau$  下  $k$  个粗粒化序列中的概率  $p_k$ , 得到 RCMDE 熵值, 即

$$E_{RCMDE}(x, c, m, d, \tau) = - \sum_{\pi=1}^{c^m} \overline{p}_k(\pi) \ln \overline{p}_k(\pi) \quad (10)$$

$$\overline{p}_k(\pi) = \frac{1}{\tau} p_k(\pi) \quad (11)$$

### 1.3 精细复合多尺度模糊散布熵

引入模糊熵的连续平滑性和散布熵的幅值信息构建模糊散布熵<sup>[11]</sup>, 能够从多尺度表现时间序列的复杂程度, 促进提取特征的稳定性, 其运算步骤如下。

**步骤 1** 对时间序列  $x(i)$ , 采用模糊散布粗粒化运算方式, 即

$$M_k^{(\tau)} = (x_k, x_{k+\tau}, x_{k+2\tau}, \dots), 1 \leq k \leq \tau \quad (12)$$

**步骤 2** 精细化运算获得 RCMFDE, 即

$$E_{RCMFDE}(x, c, m, d, \tau) = - \sum_{\pi=1}^{c^m} \overline{p}'_k(\pi) \ln \overline{p}'_k(\pi) \quad (13)$$

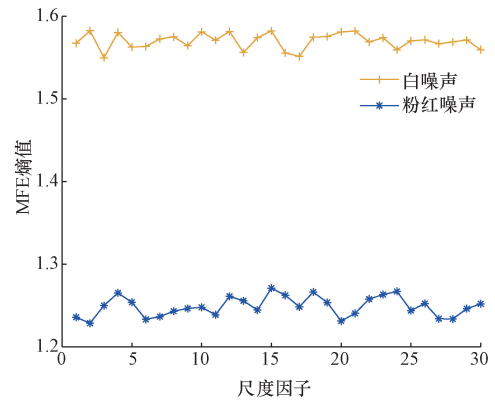
$$\overline{p}'_k(\pi) = \frac{1}{\tau} p'_k(\pi) \quad (14)$$

## 2 仿真信号分析

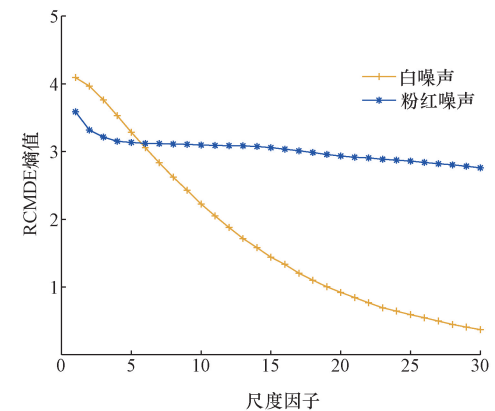
利用仿真信号分析 RCMFDE 的相关性能, 白噪声 (white Gaussian noise, WGN) 和粉红噪声 ( $1/f$ ) 在不同频率范围内能够评价算法的性能优劣, 是常用的测试信号。选取 30 组数据长度为 3 000 的白噪声和  $1/f$  噪声依次作 30 个尺度 MFE、RCMDE 和 RCMFDE 的熵值均值图, 其时延  $d = 1$ 、类别  $c = 3$  和嵌入维数  $m = 4$ 。结果如图 1 所示。

可以看出, MFE 与 RCMDE 相比, MFE 可以将两种噪声完全分开, 但 RCMDE 的熵值均值曲线波动较小, 因为在同一尺度下, MFE 仅研究了单个粗粒化序列, 而 RCMDE 思考到更多的复合粗粒化序列, 其效果更优。

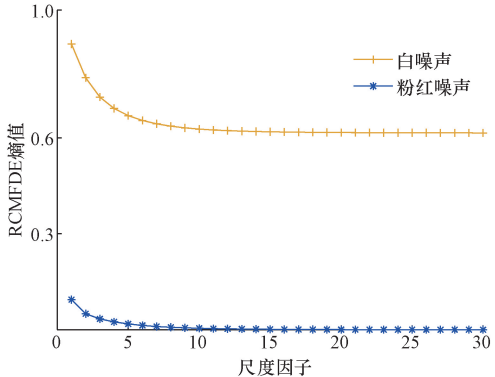
与 MFE 和 RCMDE 相比, RCMFDE 不仅能够完全区分出两种噪声。而且熵值均值曲线更加平滑。



(a) 不同类型噪声 MFE 分布



(b) 不同类型噪声 RCMDE 分布



(c) 不同类型噪声 RCMFDE 分布

图 1 不同类型噪声下不同熵方法结果分布情况

Fig. 1 Result distribution of different entropy methods under different types of noise

说明时间序列中大部分的幅值信息被 RCMFDE 保留, 进而使熵值更加稳定。

## 3 河马优化随机森林

随机森林是一种基于 CRAT 决策树和 Bagging 的特征分类算法, 所有树的预测结果依靠随机向量的平均值, 在训练模型过程中, 可以利用缩小方差来升高分类准确度, 其目标函数为

$$Y(x) = \operatorname{argmin} \sum_{c=1}^N \sum_{i=1}^N (\tilde{x}_i - l_c) \quad (15)$$

河马优化算法是一种群智能优化算法,从河马观察到的固有行为中汲取灵感而构思的,该算法通过自适应地调整搜索空间的分辨率和搜索速度,以快速而准确地找到最优解,具有收敛速度快、求解精度高等特点,能够处理随机森林中决策树和最大特征数确定的问题。因此建立 HORF 模型,具体步骤如下。

**步骤 1** 使用 RCMFDE 处理数据,构建特征数据集,划分训练集与测试集,并进行归一化,作为 HO-RF 模型的输入。

**步骤 2** 初始化 HO 算法的优化参数个数、迭代次数、种群规模与位置。设置 RF 中被优化参数的上下边界。同时也是 HO 算法的上下边界。

**步骤 3** 将训练集的平均误差定义为适应度值,更新每只河马的位置,如果新位置的适应度值低于原位置,则替换,否则保留,即寻找全局最小适应度值。

**步骤 4** 判决是否终止迭代,输出最佳分裂特征数和决策树棵树。

**步骤 5** 依照优化结果,构建 RF 预测模型并进行测试集故障类型分类。

### 4 实验测试与分析

基于 RCMFDE 故障提取和 HORF 故障分类的优势,建立了一种基于 RCMFDE 和 HO-RF 的掘进机故障诊断新模型,流程如图 2 所示。

采集数据。采用加速度传感器采集掘进机截割头不同故障工况的振动信号,同时分成测试集和训练集。

特征提取。利用 RCMFDE 方法对测试样本和训练样本提取熵值特征,全面挖掘截割头振动信号特征信息。

故障分类。把测试和训练特征集输入 HORF 分类器里进行故障分类,得到截割头故障模式识别结果。

#### 4.1 掘进机截割振动信号采集

为了采集掘进机截割振动信号,并确保这些数

据在实际工况下截割煤岩时产生的振动信号一致,基于相似理论,以 EBZ260H 型掘进机为原型,通过简化模型并按 1/3 比例缩小,搭建了掘进机截割部实验台及仿真煤壁,尽可能地模拟掘进机的实际运行情况,如图 3 所示,实验台保留了主要的动力源和传动装置以及执行机构<sup>[12]</sup>。EBZ260H 型掘进机截割时截割头转速一般设置为 55 r/min。结合搭建的掘进机截割部物理实体,设置变频器输入频率为 50 Hz,得到截割电机实际转速为 1 500 r/min。截割电机通过联轴器连接行星减速器,最后驱动截割头进行旋转截割。通过计算,截割头实际转速为 55.6 r/min,与 EBZ260H 型掘进机截割头转速基本一致。

掘进机工作时,通过截割头上的截齿与煤岩体直接接触。截割头的作业性能与截齿的稳定状态有重要关系。实际工况中,截割头截齿从全新到一定程度磨损的状态变化,会改变掘进机截割头的受力情况,影响截割头的作业稳定性。所以,通过采集掘进机截割时产生的振动信号并进行分析,可以判断截割头的健康状态<sup>[13]</sup>。为此,课题组设计了 3 种截割头工况,分别为全新正常截齿截割头、磨损截齿截割头和缺齿截割头,如图 4 所示。

结合前期研究,制作模拟煤壁进行截割实验。其中煤粉、沙子、水泥、水的质量配比关系为 71:5:10:14,对应天然煤岩 10 MPa 的模拟煤岩。加速度传感器为 INV9832,数据采集仪型号为 INV3062T0,设置采样频率 2 048 Hz,采样时间 1 s。截割方向为

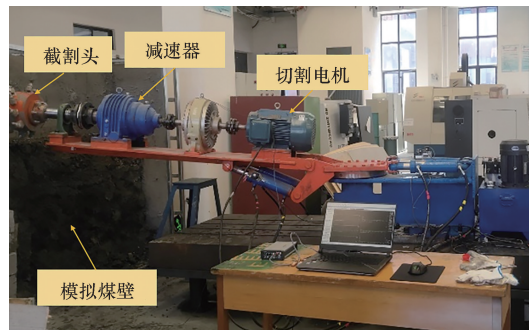


图 3 掘进机截割部实验台

Fig. 3 Roadheader cutting unit test bench

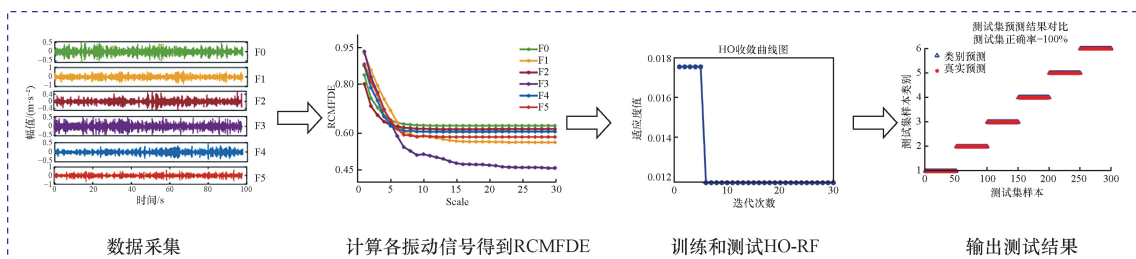


图 2 掘进机截割头故障模式识别流程

Fig. 2 Failure mode recognition flow for cutting head of roadheader

从右向左,掘进机截割臂回转速度为 0.6 m/min。分别使用无故障、失效和缺齿的 3 种截割头,搭配 2 种转速截割模拟煤岩,设置无故障 25 Hz 截割煤岩、无故障 50 Hz 截割煤岩、失效 25 Hz 截割煤岩、失效 50 Hz 截割煤岩、缺齿 25 Hz 截割煤岩及缺齿 50 Hz 截割煤岩,共 6 种截割工况截割模拟煤岩如表 1 所示。每种工况下采集 100 组样本,每组样本有 2 000 个采样点,随机选择 50 组用作训练样本,其余 50 组用作测试样本,掘进机不同工况对应的时域波形如图 5 所示。

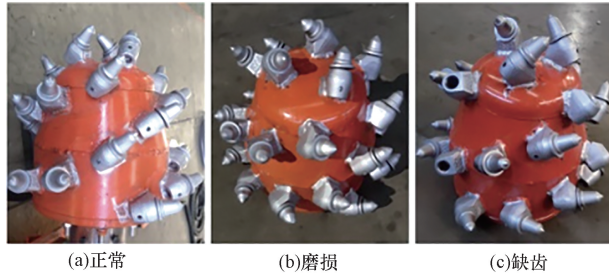


图 4 截割头模式  
Fig. 4 Cutting head mode

表 1 截割头故障类型

Table 1 Cutting head fault type

标签	故障类型
F0	失效 25 Hz 截割煤岩
F1	失效 50 Hz 截割煤岩
F2	缺齿 25 Hz 截割煤岩
F3	缺齿 50 Hz 截割煤岩
F4	无故障 25 Hz 截割煤岩
F5	无故障 50 Hz 截割煤岩

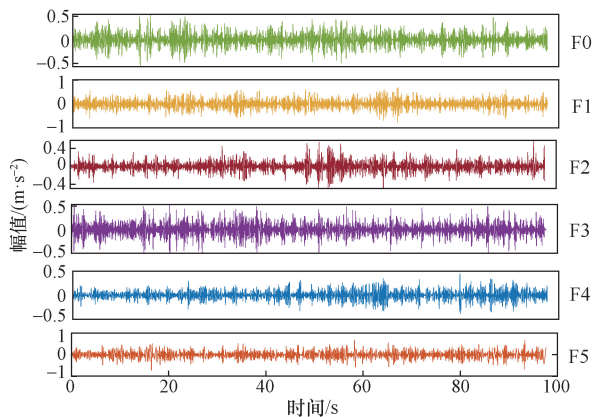
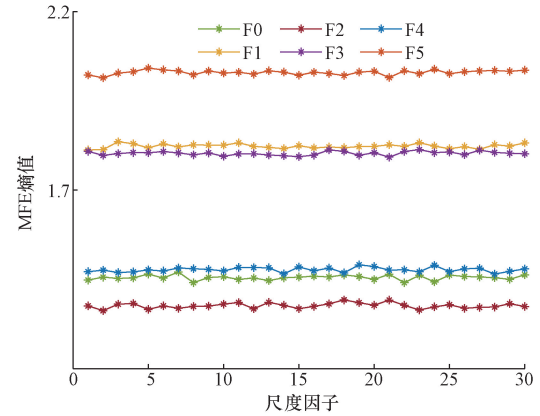


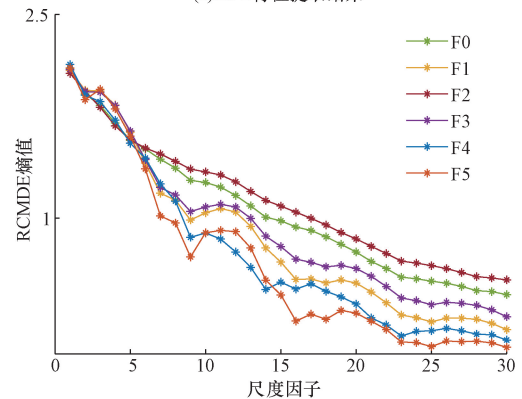
图 5 不同工况下掘进机截割头振动信号波形  
Fig. 5 Vibration signal waveform of roadheader cutting head under different working conditions

### 4.2 掘进机截割振动信号特征提取

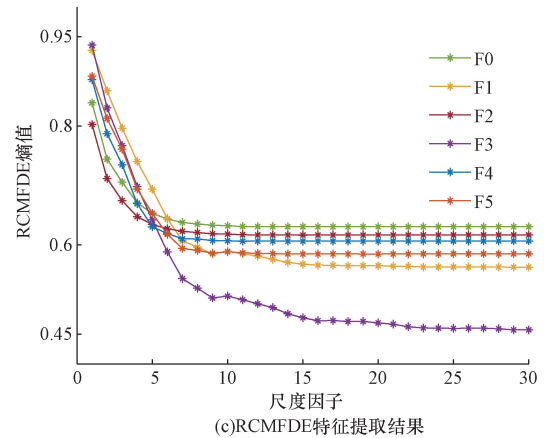
依次利用 MFE, RCMDE 和 RCMFDE 对每组样本进行熵值特征提取,其结果如图 6 所示,可以看出,与 MFE 和 RCMDE 相比,RCMFDE 的熵值均值曲



(a)MFE特征提取结果



(b)RCMDE特征提取结果



(c)RCMFDE特征提取结果

图 6 不同熵特征提取结果

Fig. 6 Results of different entropy feature extraction

线更加平滑和稳定,可用于掘进机截割头故障特征的提取。

### 4.3 故障识别性能验证

为了更好地验证 RCMFDE 的优越性,通过  $t$  分布随机邻域嵌入( $t$ -distributed stochastic neighbor embedding,  $t$ -SNE)方法可视化出掘进机不同工况下的故障数据,其结果如图 7 所示,能够发现 RCMFDE 提取的 6 种故障样本点比较集中,无混叠现象。而 MFE 特征提取结果发生大量混叠,只存在 F4 与 F5 完全分开,对应的是截割头无故障的两种状态,说明 MFE 无法完全区分不同故障状态。RCMDE 提取

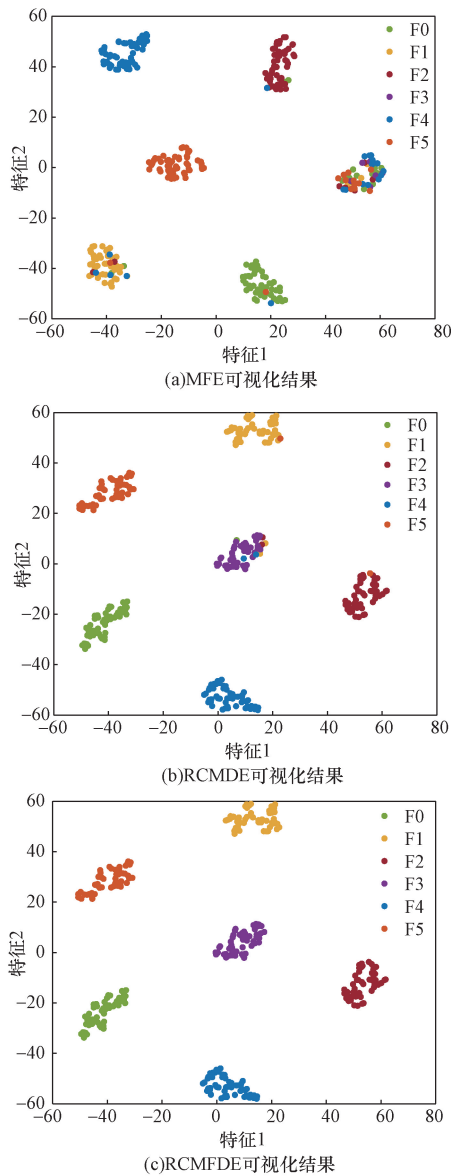


图7 不同熵方法可视化结果

Fig. 7 Visualisation results of different entropy method

的特征依然有少量状态混叠, F1 和 F3 区分性较差, 说明在 50 Hz 转速下, RCMDE 不能很好地区分出失效截割煤岩和缺齿截割煤岩两种故障状态。

分别将 MFE、RCMDE、RCMFDE 的熵值作为特征向量输入 HO-RF 的分类器中进行训练测试, 设置最大迭代次数为 30, 种群规模为 20, 优化迭代曲线如图 8 所示, 图 9 为测试结果。MFE-HO-RF 得到 94.67% 的准确率, 但 F0 和 F2 相互出现了 2 次错判, F1 和 F3 相互发生了 6 次错判, 说明在相同转速下, MFE 不能很好地区分出失效和缺齿状态; RCMDE-HO-RF 取得了 98% 的识别率, F5 被错判 1 次 F2, 5 个 F3 分别被错判 3 次 F1、1 次 F4 以及 1 次 F5; RCMFDE-HO-RF 的模型取得了 100% 的准确率, 没有出现错误分类现象, 对比 MFE 和 RCMDE 依

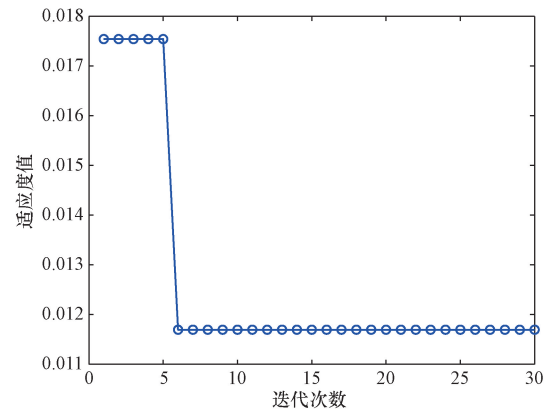


图8 HO-RF 适应度曲线

Fig. 8 HO-RF adaptation curve

次提高了 7.53% 和 2%, 表明该模型不仅能够分类出掘进机截割头故障类型, 也能够分类出故障程度, 适用于掘进机截割头故障监测。

#### 4.4 对比分析

为防止随机实验对结果的影响, 进一步对比本文方法的优越性, 通过平均准确率、决定系数 ( $R^2$ ) 和均方根误差 (root mean squared error, RMSE) 3 种指标判断不同分类模型的性能, 结果如表 2 所示。

从表 2 中可以看出, 提取不同截割头振动信号的 RCMFDE 值经过传统 SVM<sup>[14]</sup> 和 ELM 分类器处理后的平均准确率在 98% 以上, 表明该种特征提取方法的稳定性好。同时经过优化算法优化 RF 参数后, 平均准确率被提高。对比其他 3 种模型, 提出的 RCMFDE-HO-RF 模型达到了 100% 的准确率, 同时  $R^2$  最大, RMSE 最小, 体现了该方法的优越性。

表 2 不同模型的截割头故障模式识别性能指标  
Table 2 Performance metrics of fault pattern recognition for different models of cutting head

模型	平均准确率/%	$R^2$	RMSE
RCMFDE-SVM	98	0.987 80	0.009 457 8
RCMFDE-ELM	98.833	0.982 15	0.007 629 4
RCMFDE-PSO-RF	99.667	0.991 47	0.007 894 4
RCMFDE-HO-RF	100	0.991 48	0.007 889 5

## 5 结论

提出了一种基于精细复合多尺度模糊散布熵和河马优化随机森林的掘进机截割头故障诊断模型, 通过仿真实验和掘进机截割头故障诊断试验进行有效验证, 得到如下结论。

(1) 对比 MFE 和 RCMDE 方法, WGN 和 1/f 噪声仿真实验说明了 RCMFDE 方法对不同类型噪声可分度好, 能够有效衡量时间序列复杂特性, 同时熵值均值曲线波动小, 稳定性更优, 体现了出色的可

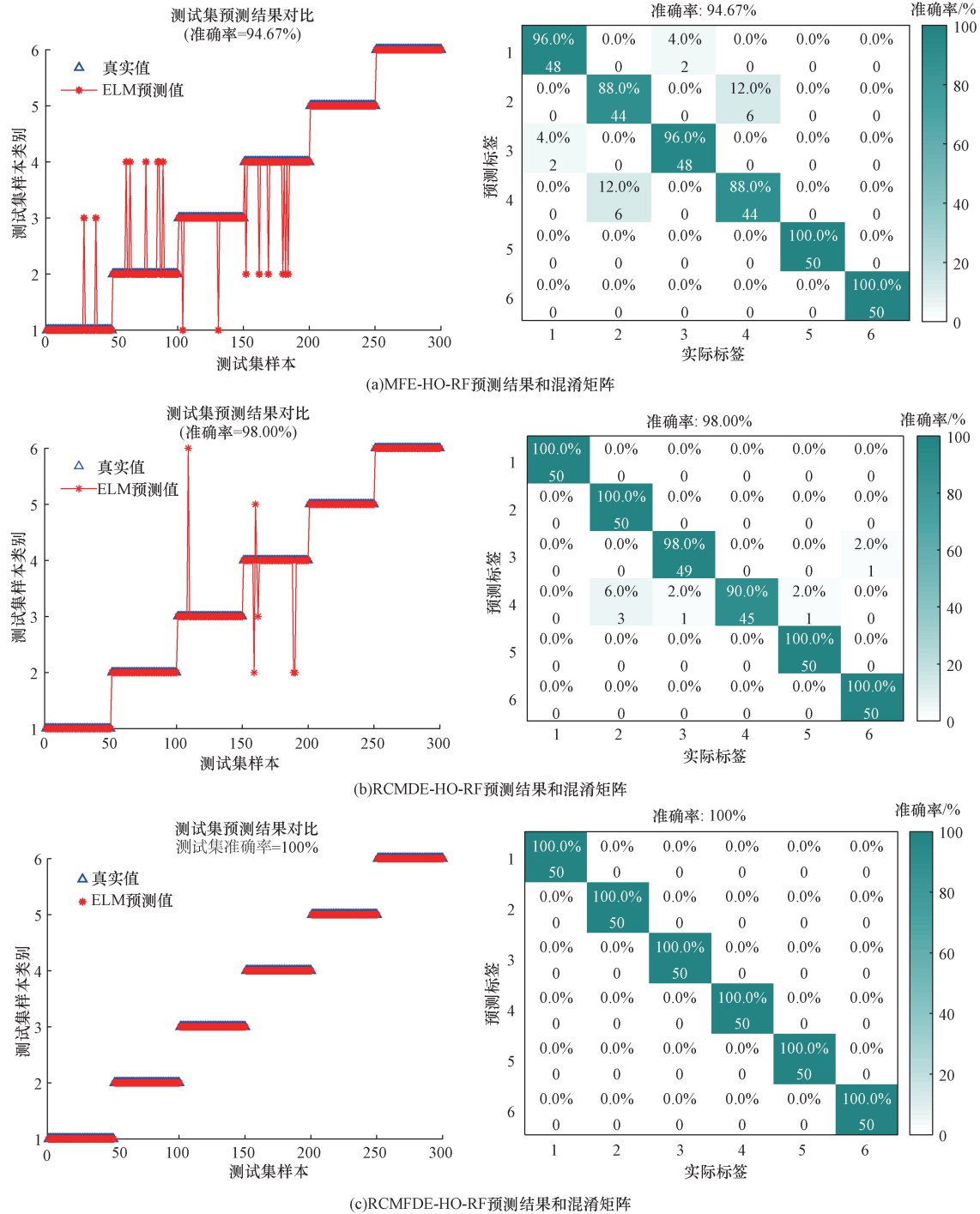


图9 不同模型的预测结果和混淆矩阵

Fig.9 Prediction results and confusion matrix for different models

靠性和鲁棒性。

(2)针对不同工矿下的故障数据集,RCMFDE-HO-RF模型能够高质量地提取掘进机截割头故障特征,识别准确率达到100%。相较于其他两种模型,分别提升了7.53%和2%,验证了该模型能够精准地识别掘进机截割头不同类型的故障,具有良好的泛化能力,为掘进机截割头健康状态监测研究提供了有效的理论和实验基础。

参 考 文 献

[1] 毛君,董钰峰,卢进南,等. 巷道掘进截割钻进先进技术研究现状及展望[J]. 煤炭学报, 2021, 46(7): 2084-2099.  
Mao Jun, Dong Yufeng, Lu Jinnan, et al. Current status and prospect of advanced technology research on cutting and drilling in roadway excavation[J]. Journal of Coal, 2021, 46(7): 2084-2099.

[2] 王海舰,黄梦蝶,高兴宇,等. 考虑截齿损耗的多传感信息融合煤岩界面感知识别[J]. 煤炭学报, 2021, 46(6):

- 1995-2008.
- Wang Haijian, Huang Mengdie, Gao Xingyu, et al. Sensory recognition of coal-rock interface with multi-sensor information fusion considering the loss of truncated teeth[J]. *Journal of Coal Science*, 2021, 46(6): 1995-2008.
- [3] 樊红卫, 张旭辉, 曹现刚, 等. 智慧矿山背景下我国煤矿机械故障诊断研究现状与展望[J]. *振动与冲击*, 2020, 39(24): 194-204.
- Fan Hongwei, Zhang Xuhui, Cao Xiangang, et al. Current status and prospect of coal mine machinery fault diagnosis research in China under the background of smart mine[J]. *Vibration and Shock*, 2020, 39(24): 194-204.
- [4] Chen W, Wang Z, Xie H, et al. Characterization of surface EMG signal based on fuzzy entropy[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2007, 15(2): 266-272.
- [5] Rostaghi M, Ashory M R, Azami H. Application of dispersion entropy to status characterization of rotary machines[J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2019, 438: 291-308.
- [6] 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, 1034-1035.
- Li Ke, Yao Zhongyuan, Wang Xiao, et al. Mechanical fault diagnosis of GIS circuit breaker based on acoustic pattern[J]. *Vibration Test and Diagnosis*, 2023, 43(5): 866-871, 1034-1035.
- [7] 武哲, 张强, 黄华蒙, 等. 基于多尺度排列熵的复合行星齿轮故障诊断研究[J]. *机械设计与制造*, 2020(9): 182-186.
- Wu Zhe, Zhang Qiang, Huang Huameng, et al. Fault diagnosis research of composite planetary gears based on multi-scale arrangement entropy[J]. *Mechanical Design and Manufacturing*, 2020(9): 182-186.
- [8] 王海峰, 行鸿彦, 陈梦, 等. 基于精细复合多尺度散布熵与 XGBoost 的海面小目标检测方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(1): 12-20.
- Wang Haifeng, Xing Hongyan, Chen Meng, et al. Detection of small targets on sea surface based on fine composite multiscale scattering entropy and XGBoost[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(1): 12-20.
- [9] 常聚才, 戚鹏飞, 陈潇. 基于特征优选和随机森林的掘进机多工况截割岩石硬度识别[J]. *煤炭学报*, 2023, 48(2): 1070-1084.
- Chan Jucai, Qi Pengfei, Chen Xiao. Recognition of rock hardness of multiple working conditions cutting in roadheader based on feature preference and random forest[J]. *Journal of Coal Science*, 2023, 48(2): 1070-1084.
- [10] 黄安, 蔡文渊, 魏新路, 等. 基于改进随机森林的火山岩测井岩性识别[J]. *科学技术与工程*, 2023, 23(9): 3696-3704.
- Huang An, Cai Wenyuan, Wei Xinlu, et al. Lithology identification of volcanic logs based on improved random forest[J]. *Science Technology and Engineering*, 2023, 23(9): 3696-3704.
- [11] Rostaghi M, Khatibi M M, Ashory M R, et al. Fuzzy dispersion entropy: a nonlinear measure for signal analysis[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2021, 30(9): 3785-3796.
- [12] 吕英辉. 基于相似理论的数字孪生悬臂式掘进机截割部实验台研制[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2023.
- Lü Yinghui. Development of experimental bench for cutting section of digital twin cantilever roadheader based on similarity theory[D]. Huainan: Anhui University of Technology, 2023.
- [13] 张强, 王禹, 王琛淇. 基于 PNN 神经网络的掘进机截齿磨损程度识别研究[J]. *煤炭科学技术*, 2019, 47(6): 37-44.
- Zhang Qiang, Wang Yu, Wang Chenqi. Research on recognition of wear degree of interceptor teeth of roadheader based on PNN neural network[J]. *Coal Science and Technology*, 2019, 47(6): 37-44.
- [14] 陈志刚, 蔡春雨, 王莹莹, 等. 基于 GOA 优化支持向量机滚动轴承故障诊断[J]. *科学技术与工程*, 2023, 23(19): 8194-8200.
- Chen Zhigang, Cai Chunyu, Wang Yingying, et al. Optimized support vector machine rolling bearing fault diagnosis based on GOA[J]. *Science Technology and Engineering*, 2023, 23(19): 8194-8200.