

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2209683

基于 X 射线图像和激光点云的煤矸识别方法*

司 垒, 谭 超, 朱嘉皓, 王忠宾, 李嘉豪
(中国矿业大学机电工程学院 徐州 221116)

摘 要:煤矸高效分选是实现煤炭资源绿色开采的重要手段,其核心技术是煤和矸石的快速精准识别。因此,本文提出了基于 X 射线图像和激光点云融合的煤矸识别方法。首先,设计了基于局部熵和全局均差加权的改进 Otsu 分割算法,以此提高 X 射线图像的分割精度和分割效率;同时,利用直通滤波和体素栅格降采样简化了煤矸激光点云数据,进而提取了 X 射线图像和激光点云的煤矸组合特征。然后,针对传统麻雀搜索算法(SSA)易陷入局部最优和种群多样性差等问题,提出了多策略改进的 SSA 算法(ISSA),并用于轻量梯度提升机(LightGBM)参数的寻优,进而设计了基于 ISSA-LightGBM 的煤矸快速识别模型。最后,搭建了煤矸识别实验平台,开展了相应的实验对比分析,结果表明:ISSA-LightGBM 模型的煤矸识别准确率达 99.00%,综合性能优于其它模型,满足了煤矸高效识别的需求。

关键词:煤矸识别;X 射线图像;激光点云;特征提取;轻量梯度提升机

中图分类号: TH6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 440.60

A coal-gangue recognition method based on X-ray image and laser point cloud

Si Lei, Tan Chao, Zhu Jiahao, Wang Zhongbin, Li Jiahao

(School of Mechatronic Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

Abstract: The efficient separation of coal and gangue is an important way to realize green mining of coal resources, and the core technology is the rapid and accurate identification of coal and gangue. Therefore, a coal-gangue recognition method based on the fusion of X-ray image and laser point cloud is proposed in this article. Firstly, an improved Otsu segmentation algorithm based on the local entropy and global mean difference weighting is designed to enhance the segmentation accuracy and efficiency of X-ray images. Meanwhile, the straight-through filtering and voxel grid down sampling are used to simplify the laser point cloud data of coal and gangue, and the coal-gangue feature combination of X-ray image and laser point cloud is extracted. Then, to address the problems that the traditional sparrow search algorithm (SSA) is prone to fall into local optimum and the population diversity is poor, a multi-strategy improved SSA algorithm (ISSA) is proposed to optimize the model parameters of light gradient boosting machine (LightGBM). A coal-gangue fast recognition model based on ISSA-LightGBM is designed. Finally, an experimental platform for the coal-gangue recognition is established and the corresponding experimental comparative analysis is carried out. Results show that the comprehensive recognition accuracy of ISSA-LightGBM model can reach to 99.00%, and the comprehensive performance is superior to other models, which could meet the needs of efficient coal-gangue recognition.

Keywords: coal-gangue recognition; X-ray image; laser point cloud; feature extraction; LightGBM

0 引 言

煤炭在开采过程中伴随着大量矸石的产出,矸石密

度大且热量低,较高的矸石含量带来较高的运输成本和较低的燃烧效率。因此,井下煤矸高效分选是大型煤矿亟需解决的技术难题,更是实现煤炭资源绿色开采的重要手段。而煤矸分选的核心是煤矸智能识别技术。传统

收稿日期:2022-04-25 Received Date: 2022-04-25

* 基金项目:国家自然科学基金面上项目(52074271)、江苏省自然科学基金面上项目(BK20211245)、中国博士后科学基金特别资助项目(2020T130696)、江苏省科协青年科技人才托举工程[苏科协发(2021)103号]、江苏高校优势学科建设工程项目(苏政办发[2018]87号)资助

煤矸分选方法主要有手工选煤和湿法选煤,具有成本高、效率低、精度差以及污染环境等问题,难以适应当前煤炭绿色开采的要求^[1]。光电干选法通过光电传感器获取煤和矸石特征,并使用智能识别算法实现分类,是目前煤矸分选的主流技术。

当前光电干选法的研究主要集中在图像识别、X射线识别和激光扫描识别等技术。在图像识别方面,文献[2]研究了基于多光谱和颜色纹理融合的煤矸彩色图像识别法。文献[3-4]构建不同环境影响下多特征融合输入的支持向量机进行分类,降低环境对识别率的影响。文献[5-7]通过提取煤矸图像灰度纹理的多维特征,建立了基于支持向量机、随机森林、前馈神经网络的煤矸识别模型。文献[8]利用改进的 LeNet-5 深度神经网络对煤矸样本进行训练,得到煤矸分类的深度神经网络模型。文献[9-10]通过对比多种卷积神经网络框架,设计了基于 SqueezeNet 的煤矸快速识别模型。文献[11-12]设计了基于 YOLOv3 和 YOLOv5s 框架的煤矸识别模型,提高了单帧图像识别精度和效率。基于 X 射线的煤矸识别方法是将 X 射线能量衰减映射形成图像,提取其图像特征进行识别^[13]。文献[14]对比分析了煤矸 X 射线图像的不同分割算法,为煤矸智能分选提供了良好的预处理条件。文献[15]通过 X 射线成像和相机成像,提取了能量衰减灰度信息和厚度信息,进而实现了煤矸的可靠区分。文献[16]基于单能 X 射线图像的特征集,设计了基于 NP-FSVM 分类器的煤矸分选模型。文献[17]通过联合 R 值图像与高、低能图像特征对煤和矸石进行多维度分析,降低了 X 射线自身的缺陷影响。在激光扫描识别方面,文献[18]通过分析不同波长的激光扫描煤矸的图像灰度值,提高了煤矸识别的精度和抗干扰性。文献[19]设计了基于激光点云精简与分割的煤岩识别方法。文献[20]基于激光点云的煤矸反射强度图像,构建了多特征输入的煤矸识别分类器。

从上述报道和文献可以看出,煤矸图像存在灰度相似性及处理延时性,导致识别精度和效率难以满足煤矸分选系统的高效需求;X 射线成像识别对不同厚度的煤矸难以精确区分,且双能 X 射线仅能矫正厚度影响而无法彻底消除,厚度特征信息的缺失导致该识别方法稳定性和适用性较差。鉴于此,本文以提高煤矸识别效率和精度为目标,设计了基于 X 射线图像和激光点云融合的煤岩识别方法,通过激光雷达获取煤矸的反射强度和深度信息,弥补 X 射线图像缺少的厚度特征信息,进而建立高性能的煤矸识别模型,为实现煤矸的高效分选奠定基础。

1 煤矸智能分选系统概述

煤矸智能分选设备原理图如图 1 所示,主要由煤矸来料系统、识别系统和执行系统组成,其中,煤矸识别系统是智能分选设备的核心。煤矸原料通过振动分选筛后进入传送系统的传送带,传送带在固定位置使用 X 射线发射源和激光雷达扫描煤矸物料,X 射线探测器和激光雷达与计算机终端连接组成煤矸识别系统,显示器用来显示扫描的煤矸图像。基于 X 射线图像和激光点云可以提取煤矸的多特征信息,建立煤矸快速识别模型,煤矸识别系统将识别结果发送至 PLC 控制器,进而控制气动喷嘴在指定位置喷射,将识别出的煤和矸石精准分离。

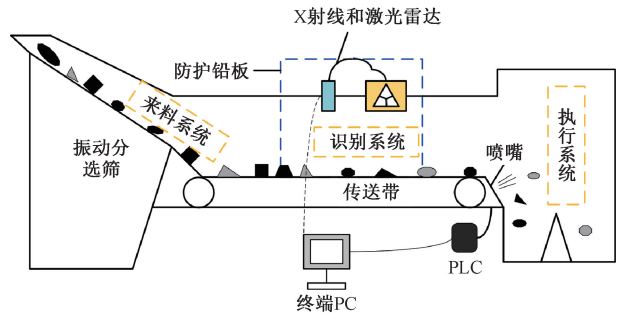


图1 煤矸分选设备原理图

Fig. 1 Schematic diagram coal-gangue separation equipment

2 煤矸的多特征提取

在煤矸识别过程中,准确提取 X 射线图像和激光点云中的煤矸特征是提升煤矸识别速度与精度的前提。由于 X 射线图像灰度值与 X 射线能量相关,因此,本文提出了一种基于改进 Otsu 的自适应阈值分割算法,来获取 X 射线图像中的煤矸个体。同时,基于坐标映射转换,分割出激光点云中的煤矸个体,进而提取煤矸的多维特征信息。

2.1 基于改进 Otsu 算法的 X 射线图像分割

1) 自适应阈值分割算法

常用的自适应阈值分割算法主要有 Otsu 算法和最大熵算法。Otsu 算法又称最大类间方差法,将方差视为灰度分布的度量,以期寻求到一个阈值,使图像中目标与背景类间方差最大化,即实现对灰度分布区分的最大化。Otsu 算法遍历灰度级 L , 每次将灰度值 g_s ($0 \leq g_s \leq L-1$) 作为阈值,以该 g_s 为临界点将图像灰度值分为两类 A 和 B。灰度值小于等于 g_s 的分为 A 类,灰度值大于 g_s 的分为 B 类。A 和 B 的类间方差计算公式为:

$$\sigma^2(g_s) = P_1(m_1 - m_c)^2 + P_2(m_2 - m_c)^2 \quad (1)$$

式中: P_1 、 P_2 分别为 A 和 B 两类的像素概率, m_1 、 m_2 为两类的灰度均值, m_c 为像素全局均值。

Otsu 算法的核心是寻找令 σ^2 最大化的 g_s 值作为阈值。Otsu 应用于前景和背景区分度比较明显的图像上效果较好且算法效率极高,但在前景和背景区分不明显或整体灰度不均匀时,效果不佳。

最大熵分割算法引入了信息论中熵的概念,熵越大,图像信息的复杂度越高。最大熵分割算法通过寻找最佳阈值,使得目标和背景的熵之和最大。图像熵计算公式为:

$$H(I) = \sum_i^n p(i) \log_b \frac{1}{p(i)} \quad (2)$$

式中: $p(i)$ 是灰度 i 的概率, n 是该类的灰度分布上限, b 一般取常数 e 。

定义 A 和 B 两类关于概率密度的熵为:

$$H(A) = - \sum_{i=0}^{g_s} \frac{P_i}{P_n} \ln \frac{P_i}{P_n} \quad (3)$$

$$H(B) = - \sum_{i=g_s+1}^{L-1} \frac{P_i}{1-P_n} \ln \frac{P_i}{1-P_n} \quad (4)$$

定义 Φ 为 A 和 B 两类的熵之和:

$$\Phi(g_s) = H(A) + H(B) \quad (5)$$

最大熵算法的计算过程是寻找令 $\Phi(g_s)$ 最大化的 g_s 值作为阈值。最大熵算法在纯色背景且无明显噪声的图像上分割效果优越,可以将 Otsu 算法未分割出的虚弱目标分割出来(虚弱目标指该目标和背景的灰度接近),对目标的边缘和细节分割更完整,但相对 Otsu 算法运行效率较低,且易受背景不均匀噪声影响。

由于 X 射线图像仅需分割出煤矸目标和背景传送皮带, Otsu 算法相较于最大熵算法计算量更低,在前景和背景区分度明显时,分割效果更优。因此,本文以 Otsu 算法为基础,设计基于局部熵和全局均差加权的改进 Otsu 算法。

2) Otsu 算法的改进措施

(1) 文献[21]将图像熵引入 Otsu 算法,得到较好的效果,但算法复杂度较高。本文为减少计算量,每次遍历候选阈值 g_s 时,使用邻域熵信息加权,其目标函数计算如下:

$$\psi(g_s) = \ln P_n (1 - P_n) + \frac{H(A)}{P_n} + \frac{H - H(A)}{1 - P_n} \quad (6)$$

式中: $P_n = \sum_{g_s-r}^{g_s+r} P_i$, r 为候选阈值 g_s 的邻域半径; $H(A)$ 为灰度值 $g_s - r$ 到 g_s 范围内的图像熵; H 为 $g_s - r$ 到 $g_s + r$ 范围内的图像熵。

(2) 引入第 2 个加权因子为 $\delta/(\delta - 1)$, δ 表示平均偏差,计算如下:

$$\delta = |g_s - m| \quad (7)$$

式中: m 为图像的全局灰度均值。候选阈值 g_s 与全局均值越接近,则该因子越接近于 0,相较于方差计算量更小。

结合上述两者得到的加权因子为 $\omega(g_s) = \psi(g_s) \cdot (\delta/(\delta - 1))$, 加权得到:

$$\sigma^2(g_s) = \omega(g_s) \cdot (P_1 m_1^2 + P_2 m_2^2) \quad (8)$$

改进的 Otsu 算法通过熵因子的加权,提升了分割虚弱目标的能力,同时限制其计算半径,减少了计算量;通过全局均差的加权,使每次计算过程均与图像全局像素联系,平衡熵因子的局限性。

3) 仿真分析

为验证改进 Otsu 算法的分割效果和鲁棒性,选取与煤矸 X 射线图像相似的灰度图像进行测试对比。如图 2 所示,主要包括月球图、细胞图、硬币图、黑点图以及高低能 X 射线煤矸图。

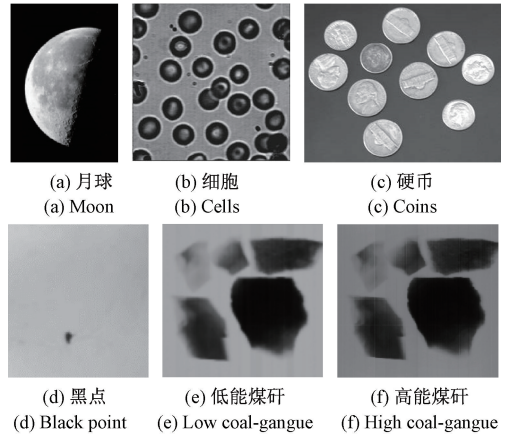


图 2 测试图像
Fig. 2 Test images

利用 Otsu、最大熵、熵权 Otsu 和本文改进 Otsu 算法分别对上述测试图像进行分割,其中局部熵半径 r 取 5。在各算法计算得到阈值后,对图像进行二值化显示,具体分割效果如图 3 所示。

对比月球、细胞、硬币和黑点图像,最大熵分割效果最差,误分割现象明显。传统 Otsu 算法分割时,月球边缘分割细节较少,细胞和硬币图中部分目标误分类为背景,黑点图中大量背景误分类为目标。熵加权 Otsu 算法分割时,月球图部分细节未被分割,细胞目标内部有较多分割为背景,硬币图的边缘分割不够平滑,黑点图中右上角有误分割区域。本文改进 Otsu 算法分割时,月球图分割出较多细节,细胞图分割较完整,且分割出较多微小细胞,硬币图内部虽有少量误分割现象,但边缘较为光滑,黑点图中则完整分割出黑点物质。整体而言,本文改进 Otsu 分割效果最佳。

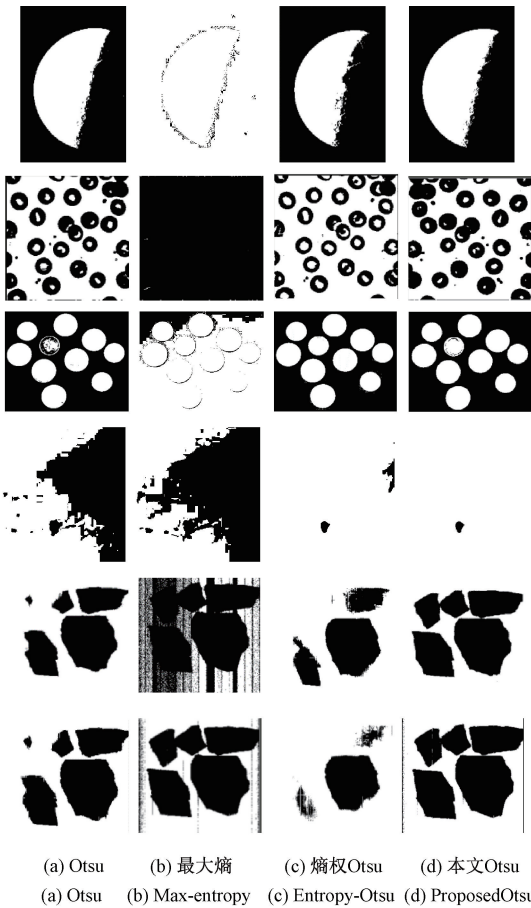


图3 图像分割结果
Fig. 3 Results of images segmentation

另外,煤矸高低能图像中有较虚弱目标(灰度与背景相近的目标),以及背景灰度不均匀产生的干扰。传统 Otsu 和熵权 Otsu 算法无法将虚弱目标准确分割,最大熵算法出现过分割现象,把大量背景分类为煤矸目标,本文改进 Otsu 算法在低能图像中分割效果最佳,而高能图像由于整体灰度较低,目标和背景方差较小,分割效果相对低能图略差,但对比其他算法,分割效果仍较好。

为客观分析改进 Otsu 算法的分割精度和速度,评价指标采用误分类值 M_E 和算法耗时,其中 M_E 值反映错误分配给目标和全局像素的百分比,可表示为:

$$M_E = 1 - \frac{|B_o \cap B_T| + |F_o \cap F_T|}{|B_o| + |F_o|} \quad (9)$$

式中: B_o 为理想分割的图像背景, B_T 为算法分割的图像背景, F_o 为理想分割的目标, F_T 为算法分割的目标。当算法分割结果和理想完全相同时, $M_E = 0$, 完全相反时, $M_E = 1$ 。具体结果如表 1 和表 2 所示。

由表 1 和 2 可知,本文改进 Otsu 算法对上述各类测试图像的 M_E 值均接近于 0, 平均值仅为 0.001 7, 且算法

表 1 各对比分割算法的 M_E 值
Table 1 M_E of each comparison algorithm

名称	Otsu	熵权 Otsu	最大熵	本文 Otsu
月球	0.010 9	0.028 7	0.676 0	0.001 4
细胞	0.167 4	0.074 5	0.639 9	0.007 7
硬币	0.013 9	0.009 7	0.550 3	0.000 7
黑点	0.422 6	0.010 9	0.562 3	0.000 3
低能煤矸	0.018 3	0.030 6	0.414 7	0.000 4
高能煤矸	0.025 3	0.056 9	0.029 2	0
平均值	0.109 7	0.035 2	0.478 7	0.001 7

表 2 各对比分割算法的耗时

Table 2 Time consuming of each comparison algorithm

名称	Otsu	熵权 Otsu	最大熵	本文 Otsu
月球	19	194	164	29
细胞	21	189	173	29
硬币	24	210	201	32
黑点	22	201	190	34
低能煤矸	18	220	177	30
高能煤矸	22	218	200	29
平均值	21	205	184	31

耗时远小于熵权 Otsu 和最大熵算法,接近于原始 Otsu 算法,分割的综合性能最优。

为了进一步测试局部熵半径 r 取值对分割性能的影响,令 r 分别取 3、5、10 和 15, 计算上述 6 幅图像分割的 M_E 值和耗时,为了便于区分,将 M_E 值 $\times 100$ 进行显示,结果如图 4 所示。

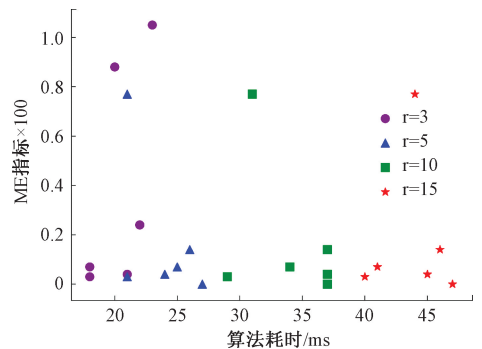


图 4 不同 r 值的 M_E 和算法耗时

Fig. 4 M_E and time-consuming under different r

由图 4 可知,局部熵半径 r 越大,算法的耗时越多;在 M_E 指标上, r 取 3 时 M_E 值高于其它取值, r 取 5、10、15 时的 M_E 值相同,说明过低的局部熵半径影响了算法

分割性能,因此,局部熵半径取 5 时算法性能最佳,兼顾了分割效率与分割精度。

2.2 激光点云的预处理

激光雷达的高频率扫描组成的点云集合存在大量冗余信息,因此为了提高点云特征的计算效率需要先对点云数据进行简化处理。本文采用基于体素栅格的降采样算法对点云进行简化,该算法实现简单、计算效率高,降采样后可以保留物体的原始轮廓且分布均匀。

另外,煤矸识别系统中激光扫描区域包含传送带和煤矸石,由于快速扫描过程中盲区较多,背景点云和煤矸点云数据有明显的高度差,可以采用直通滤波对高度较低的传送带点云和小型煤矸颗粒点云进行剔除,完成煤矸目标和传送带背景的分割。经体素栅格降采样和直通滤波后的煤矸点云如图 5 所示,可以看出处理后的点云数量明显减少且背景点云已剔除。

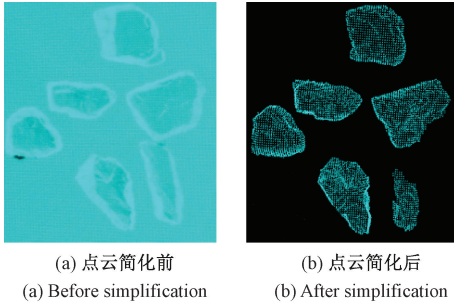


图 5 煤矸点云预处理

Fig. 5 Preprocessing of coal-gangue point cloud

2.3 煤矸的多特征计算

利用上述算法对煤矸 X 射线图像和激光点云进行处理,可以分割得到煤和矸石个体,并计算以下特征:

1) R 值均值

根据双能 X 射线识别原理,基于 R 值的物体识别方法应用较为广泛,其计算公式为:

$$R = \frac{\mu_{lm}}{\mu_{hm}} = \frac{\ln(I_{ol}/I_l)}{\ln(I_{oh}/I_h)} \quad (10)$$

式中: I_{ol} 和 I_{oh} 为 X 射线的低能和高能的出射强度; I_l 和 I_h 为低能和高能 X 射线透射物体后的衰减值。X 射线数据可映射形成图像,其 R 值计算如下:

$$R_o(x, y) = \frac{\ln(f_{ol}(x, y)/f_l(x, y))}{\ln(f_{oh}(x, y)/f_h(x, y))} \quad (11)$$

式中: $R_o(x, y)$ 为 R 值图像, $f_{ol}(x, y)$ 和 $f_{oh}(x, y)$ 为传送带空载下的低能和高能数据; $f_l(x, y)$ 和 $f_h(x, y)$ 为带有待识别煤矸石的低能和高能数据。

经算法分割 R 值图像可以得到煤矸目标单体区域 A , 该单体区域共 T 个像素点,且每一个像素点都代表一个

R 值,因此该目标的 R 值均值特征为:

$$R_m = \frac{1}{T} \sum_{i,j \in A} a(x_i, y_j) \quad (12)$$

式中: $a(x_i, y_j)$ 表示目标区域 A 的一个像素点。

2) 保留密度的 α 特征

双能 α 曲线拟合模型中可以提取双能 α 特征^[22], 令:

$$\alpha_M = \mu_m \rho h \quad (13)$$

式中: ρ 为保留物体的密度, h 为厚度信息。将双能的透射数据带入可得:

$$\begin{cases} \alpha_L = \ln \frac{I_{ol}}{I_l} \\ \alpha_H = \ln \frac{I_{oh}}{I_h} \end{cases} \quad (14)$$

3) 高低能图像均值

高低能的图像均值计算与 R 值均值计算方式相同,通过高能和低频图像中目标单体区域计算得到灰度均值 μ_L 和 μ_H 。

4) 基于 R 值图像的矸石含量特征^[17]

引入经验性特征,选取部分煤矸样本进行测试,结果取 $R=1.35$ 为初定阈值,超过该值为偏矸像素,反之则为偏煤像素,得到煤矸目标的矸石含量 R_g , 计算如下:

$$R_g = \frac{g}{T} \quad (15)$$

式中: T 为单体区域内总像素数; g 为 $R>1.35$ 的矸石像素数。

5) 激光点云反射强度均值和高度均值

激光点云特征可以通过图像与点云的坐标映射得到。图像像素坐标以左上角为原点,点云坐标以激光雷达扫描仪为中心,得到的 xoy 平面以所有点云中心为原点,因此对于同一范围的煤矸石分布,可以得到以下转换关系:

$$\begin{cases} Pt_x = \max Pt_x \sigma_{pt} - Px_y \sigma_{px} \\ Pt_y = \min Pt_y \sigma_{pt} + Px_x \sigma_{px} \end{cases} \quad (16)$$

式中: Pt_x, Pt_y 为点云坐标; $\max Pt_x, \min Pt_y$ 为点云 x 轴的最大值和 y 轴的最小值; Px_y, Px_x 为图像像素坐标; σ_{pt}, σ_{px} 分别为点云实际间距和像素点实际间距。

本文选择高度均值 H_m 和反射强度均值 I_m 作为激光点云的特征,计算公式如下:

$$\begin{cases} H_m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\max h - z_i) \\ I_m = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_i \end{cases} \quad (17)$$

式中: $\max h$ 为点云坐标原点到传送带的距离; z_i 和 I_i 分别为第 i 个点云的 z 坐标和反射强度; N 为点云总数。

综上所述,可以得到煤矸个体的 8 维特征向量: $(R_m, \alpha_H, \alpha_L, \mu_L, \mu_H, R_g, H_m, I_m)$ 。

3 基于 ISSA-LightGBM 的煤矸识别模型

3.1 轻量级梯度提升机

轻量级梯度提升机(light gradient boosting machine, LightGBM)是2017年由微软提出的一种基于梯度提升决策树(gradient boosting decision tree, GBDT)的改进框架^[23]。GBDT的学习模式是将样本输入多个弱学习器进行学习,弱学习器之间残差连接,根据前者的学习表现改变后者的训练权重,经多次迭代学习后,将弱学习器线性组合成强学习器。

GBDT算法采用CART决策树为弱学习器,将多个决策树的结果相加作为模型的输出,该模型可表示为:

$$F(x) = \sum_{m=1}^M T(x, \theta_m) \quad (18)$$

式中: $T(x, \theta_m)$ 表示决策树; θ_m 为决策树参数; M 表示产生的决策树个数。

基于GBDT的LightGBM算法使用直方图算法、带深度限制的按叶生长决策树算法、单边梯度采样和互斥特征捆绑等策略提升LightGBM的训练速度和大规模数据处理能力。相对于BP神经网络、支持向量机等传统学习模型,LightGBM具有速度更快、计算量更小、内存消耗更低、支持数据并行、特征并行、投票并行以及缓存优化等特点。因此,为了兼顾煤矸识别速度和精度,采用LightGBM进行煤和矸石的分类预测。

LightGBM虽然表现优异,但是该模型参数众多,多样性的参数对模型的性能有着重大影响,在实际训练中的调参手段往往依赖人工经验和迭代试错,具有较大的局限性。为了优化LightGBM的分类性能,本文设计了一种改进的麻雀搜索算法,并对LightGBM的主要参数进行迭代寻优。

3.2 改进的麻雀搜索算法

麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)是2020年由Xue等^[24]提出的一种元启发式算法(群智能优化算法)。该算法借鉴了麻雀觅食与反捕食的生物行为,建立发现者-追随者-警戒者的数学模型实现优化搜索。

种群中每只麻雀相当于一组 d 维解向量 x_i , 对应适应度值为 f_i , 其中发现者占据种群适应度的前20%, 其更新公式如下:

$$\mathbf{x}_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{x}_{i,d}^t \cdot \exp\left(\frac{-i}{Rand \cdot iter_{max}}\right), & Rand < ST \\ \mathbf{x}_{i,d}^t + Q \cdot \mathbf{L}, & Rand \geq ST \end{cases} \quad (19)$$

式中: $x_{i,d}^t$ 表示当前迭代次数为 t 时, 第 i 只麻雀在第 d 维

变量的位置; $iter_{max}$ 为最大迭代次数; Q 是服从正态分布的随机数; \mathbf{L} 是 $1 \times d$ 的矩阵, 其元素值均为1; $Rand$ 是 $(0, 1]$ 的随机数; 安全阈值 ST 一般取 $[0.5, 1]$ 。

发现者位置更新后, 种群剩余部分作为追随者, 其位置更新公式如下:

$$\mathbf{x}_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{\mathbf{x}_{worst}^t - \mathbf{x}_{i,d}^t}{t^2}\right), & i > N/2 \\ \mathbf{x}_p^{t+1} + |\mathbf{x}_{i,d}^t - \mathbf{x}_p^{t+1}| \cdot \mathbf{A}^+ \cdot \mathbf{L}, & \text{其他} \end{cases} \quad (20)$$

式中: x_{worst}^t 为全局最差适应度的麻雀位置; x_p^{t+1} 表示发现者更新后的最佳适应度的麻雀位置; \mathbf{A} 是 $1 \times d$ 的矩阵, 其中矩阵元素随机取值为1或-1, $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^T(\mathbf{A}\mathbf{A}^T)^{-1}$; N 为种群数量。

警戒者麻雀作为预警群体, 随机选取整个麻雀种群的10%~20%, 由发现者和追随者共同担负, 其位置更新公式如下:

$$\mathbf{x}_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{x}_{best}^t + \beta \cdot |\mathbf{x}_{i,d}^t - \mathbf{x}_{best}^t|, & f_i > f_g \\ \mathbf{x}_{i,d}^t + k \cdot \left[\frac{|\mathbf{x}_{worst}^t - \mathbf{x}_{i,d}^t|}{(f_i - f_w) + \varepsilon} \right], & f_i = f_g \end{cases} \quad (21)$$

式中: x_{best}^t 为全局最佳适应度的麻雀位置; β 是服从标准正态分布的随机数; f_i, f_g, f_w 分别表示当前麻雀, 种群最优麻雀以及种群最差麻雀的适应度值; k 是 $[-1, 1]$ 的随机数; ε 是极小常数, 取 10×10^{-50} , 防止分母为0。

麻雀搜索算法搜索精度高且鲁棒性强, 但是也存在以下的问题:

1) 式(19)中的 $\exp(-i/(Rand \cdot iter_{max}))$ 随着迭代次数的增加而逐渐减小, 虽然加快了后期收敛速度和局部搜索能力, 但不断缩小每一维的搜索空间, 牺牲了后期种群多样性容易陷入局部最优。

2) 观察式(20)和(21), 所有追随者均是直接落到最优位置附近, 该方式可以实现较强的局部搜索能力, 但也会导致跳出局部最优的能力较差。

基于上述问题, 本文提出以下改进策略:

1) 正余弦算子震荡发现者位置

发现者的觅食环节是全局搜索的关键步骤, 食物的位置的优劣直接影响迭代的效果, 而在发现者位置更新中, 当 $Rand < ST$ 时, 麻雀后期每一维均变小, 导致搜索空间缩小, 种群多样性下降, 不利于跳出局部最优; 且每一维都收敛于0, 对最佳解为非0的适应度函数, 效果并不理想。因此, 本文利用正余弦算子-1~1之间的震荡特性, 弹性增加其搜索范围, 提高种群多样性, 并与当前迭代的最优位置做比较。同时引入动态权重因子 χ 代替原收敛因子, 如图6所示, 在前期增加搜索范围, 后期加快收敛速度, 改进的发现者位置更新公式如下:

$$\chi = \frac{\exp(\sqrt{1 - (t/iter_{max})^2})}{\exp(\sqrt{1 + (t/iter_{max})^2})} \quad (22)$$

$$\mathbf{x}_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{x}_{i,d}^t \cdot \mathcal{X} + |\sin(r_1)\cos(r_2)| \cdot |\mathbf{x}_{i,d}^t - \mathbf{x}_{best}^t|, & Rand < ST \\ \mathbf{x}_{i,d}^t + Q \cdot L, & Rand \geq ST \end{cases} \quad (23)$$

式中: r_1 和 r_2 均为 $[0, 2\pi]$ 的随机数。

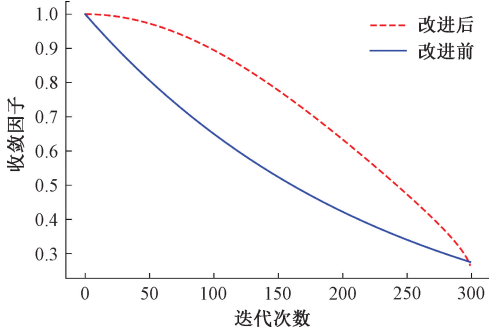


图 6 收敛因子改进前后对比

Fig. 6 Comparison of convergence factor before and after improvement

2) Levy 飞行引入警戒者位置更新

Levy 飞行是服从 Levy 分布的探索方式,通过随机飞行的长短距离搜寻机制,以较大概率在周围飞行,小概率飞行到较远处,拥有较强的全局搜索能力和跳出局部最优的能力。

麻雀搜索算法的警戒者位置更新中,适应度较小的麻雀直接落到最优位置附近,极易陷入局部最优,因此,将 Levy 飞行引入警戒者位置更新中,改进后的警戒者位置更新公式如下:

$$\mathbf{x}_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{x}_{best}^t \cdot Levy(\lambda) + \beta \cdot |\mathbf{x}_{i,d}^t - \mathbf{x}_{best}^t \cdot Levy(\lambda)|, & f_i > f_g \\ \mathbf{x}_{i,d}^t + k \cdot \left[\frac{|\mathbf{x}_{worst}^t - \mathbf{x}_{i,d}^t|}{(f_i - f_w) + \varepsilon} \right], & f_i = f_g \end{cases} \quad (24)$$

式中: $Levy(\lambda)$ 表示服从当前迭代次数 t 的 Levy 分布,概率分布如下:

$$Levy(\lambda) \sim u = t^{-\lambda}, 1 < \lambda < 3 \quad (25)$$

3) t 分布变异扰动头部麻雀

为进一步提升 SSA 的全局搜索能力和局部开发能力,在 SSA 每次迭代后对麻雀个体进行变异扰动是常见的方法。t 分布是一种随着自由度参数 n 动态调整的概率分布,因此又称学生分布,其概率密度如下:

$$p(x) = \frac{\Gamma\left(\frac{n+1}{2}\right)}{\sqrt{n\pi} (n/2)} \cdot \left(1 + \frac{x^2}{n}\right)^{-\frac{n+1}{2}} \quad (26)$$

当 $n=1$ 时,t 分布为柯西分布;当 $n \rightarrow \infty$ 时,t 分布为

高斯分布。t 分布在算法运行过程中 n 值随迭代次数改变获得不同的变异幅度。在运行的起步阶段 n 值接近于 1,t 分布接近柯西分布,具有较强的全局探索能力;在运行后期阶段, n 值较大,t 分布接近高斯分布,具有较强的局部搜索能力。

为了减少计算量,借鉴灰狼优化算法中狼的等级制度,仅对种群头部的麻雀的最优和次优个体进行变异扰动,变异公式如下:

$$\mathbf{x}_{i,d}^t = \mathbf{x}_{i,d}^t + \mathbf{x}_{i,d}^t \cdot t(iter) \quad (27)$$

式中: $t(iter)$ 是随着迭代次数变换自由度参数 n 的 t 分布。

3.3 基于 ISSA-LightGBM 的煤矸识别流程

LightGBM 模型可调参数较多,部分参数说明如表 3 所示。本文利用改进后的麻雀搜索算法 (ISSA) 对 LightGBM 模型参数进行优化,为了不过多影响 LightGBM 默认参数对模型训练的优化,选取树的最大深度 max_depth 、模型学习率 $learn_rate$ 、基树的估计量 $n_estimators$ 、叶子节点数 num_leaves 以及正则化参数 reg_alpha 、 reg_lambda 等模型的主要参数进行迭代寻优。

表 3 LightGBM 的部分参数

Table 3 Partial parameters of LightGBM

参数	默认取值	取值范围	参数说明
learn_rate	0.1	(0,1]	模型学习率
max_depth	5	[2,+∞)	树的最大深度
num_leaves	31	[3,+∞)	叶子节点数
n_estimators	100	[1,500]	基树的估计量
reg_alpha	1	[0,1]	L1 正则化参数
reg_lambda	1	[0,1]	L2 正则化参数

ISSA 算法中种群个体的适应度值由适应度函数计算,本文选取均方根误差作为 ISSA 的适应度函数,其计算公式如下:

$$R_{rmse} = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{n=1}^N (y_n - \hat{y}_n)^2} \quad (28)$$

式中: R_{rmse} 为均方根相对误差; N 为测试总样本数; y_n 、 \hat{y}_n 分别为第 n 个测试样本的真实值和预测值。

根据 ISSA 算法的迭代流程,ISSA-LightGBM 模型的训练过程如下:在初始化麻雀种群后,根据改进算法中的式(19)、(20)和(21)依次更新种群中的发现者、追随者和警戒者。同时,通过 LightGBM 模型训练计算种群个体的适应度函数值,进而获取当前迭代的最优参数;之后利用式(26)和(27)对最优和次优个体进行 t 分布扰动,继而循环上述步骤至迭代结束。

4 实验验证

4.1 实验平台搭建

本实验在搭建的大型煤矸分选样机上进行,实验样机整体结构如图 7 所示。煤矸物料由煤矸来料装置输送,中部位置使用已安装的 X 射线源,后部由气动分选装置进行煤和矸石的分离。激光雷达扫描仪设置在分选设备内部并安装于 X 射线源前部中央位置,确保其可以扫描到传送带上所有的煤矸物料,同时 X 射线源、X-card 采集卡和激光雷达扫描仪连接至本安操作台。为了方便实验,本实验使用 PC 连接内部以太网接口和 USB 串口,在 PC 端使用 UDP 通讯接收 X 射线图像和激光点云数据。

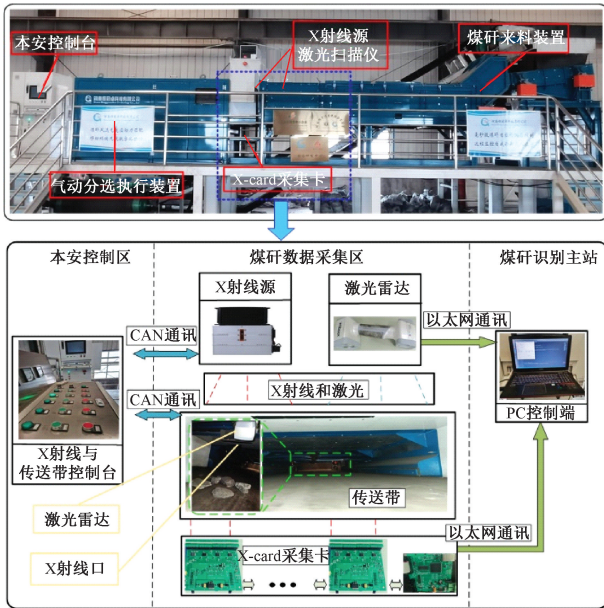


图 7 煤矸识别实验平台

Fig. 7 Experimental platform of coal-gangue recognition

4.2 ISSA-LightGBM 的训练和特征选择

在实验前,首先从煤矿井下选取密度范围在 1.3 ~ 1.8 g/cm³ 的烟煤和无烟煤共 300 块,设其 Label 为 0;选取密度范围 1.8 g/cm³ 以上的矸石 200 块,设其 Label 为 1。利用改进 Otsu 算法和激光点云处理算法对 X 射线图像和激光点云数据进行目标分割处理,部分结果如图 8 所示,由此计算得到部分煤矸的特征值,如表 4 所示。

为了验证 ISSA 算法优化 LightGBM 参数的可行性和优越性,分别使用粒子群优化算法 (PSO)、灰狼优化算法 (GWO)、SSA 和 ISSA 对 LightGBM 参数进行迭代寻优,并分别设置种群数为 20,最大迭代次数为 50,训练时将煤矸特征数据集的 80% 作为训练集,20% 作为测试集。各算法优化 LightGBM 参数的收敛曲线如图 9 所示,可以看出,ISSA 算法的收敛精度最高,最低适应度值仅为

0.085,明显优于其它算法。由此,基于上述优化算法得到的 LightGBM 模型最优参数如表 5 所示。

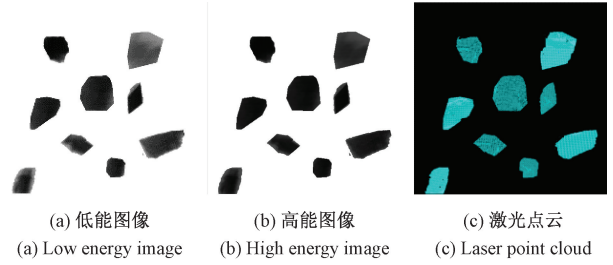


图 8 分煤矸的分割结果

Fig. 8 Segmentation results of partial coal-gangue samples

表 4 部分煤矸的特征值

Table 4 Features of partial coal-gangue samples

Label	R_m	α_H	α_L	μ_L	μ_H	R_g	h_m	I_m
0	1.08	0.93	0.86	74.06	48.59	0.05	192.23	152.92
0	1.21	0.91	0.75	87.66	56.71	0.00	131.25	160.43
0	1.34	1.07	0.80	90.65	58.21	0.23	116.84	134.98
0	1.18	0.98	0.83	75.12	53.52	0.02	133.04	157.05
1	1.57	1.76	1.12	46.47	38.06	0.85	137.26	147.31
1	1.43	1.56	0.96	63.08	48.83	0.82	89.53	105.46
1	1.39	1.32	0.95	61.40	47.67	0.47	195.55	160.59
1	1.41	1.66	1.18	52.37	42.63	0.50	238.89	167.01

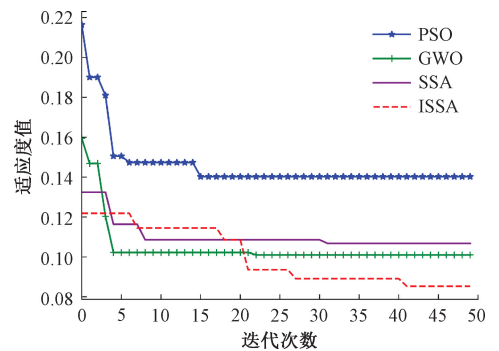


图 9 不同优化算法的模型参数寻优效果对比

Fig. 9 Comparison of model optimization results by using different algorithms

表 5 LightGBM 模型的最优参数

Table 5 Optimal parameters of the LightGBM model

参数	PSO	GWO	SSA	ISSA
max_depth	10	9	5	4
learn_rate	0.14	0.41	0.32	0.24
n_estimators	50	80	160	120
num_leaves	1 023	511	31	15
reg_alpha	0.26	0.2	0.11	0.24
reg_lambda	0.26	0.33	0.12	0.11

为了避免各优化算法迭代寻优的偶然性,本文利用各算法优化的最优参数进一步训练 LightGBM 模型,得到的训练准确度曲线如图 10 所示。可以看出,由于 PSO 和 GWO 得到的 $n_estimators$ 较小,导致 LightGBM 模型训练时间较短,准确度未达到最优值即停止训练;SSA 获得的 reg_alpha 和 reg_lambda 过小,模型易出现过拟合,且 $n_estimators$ 偏大导致训练时间较长;LightGBM 在 ISSA 优化的模型参数下,训练稳定性最佳,且平衡了训练时间和准确度,进一步验证了所提 ISSA 算法的鲁棒性。

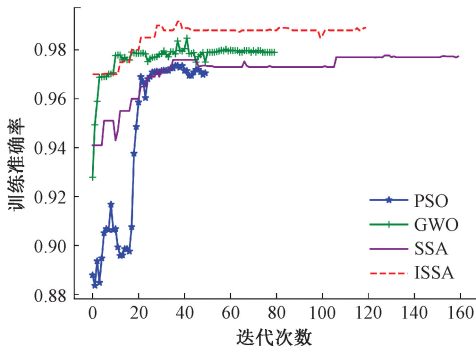


图 10 不同参数组合下的 LightGBM 训练曲线
Fig. 10 LightGBM training curves under different parameter combinations

由于多维特征在模型的训练效率和识别精度有一定影响,同时为了验证引入激光点云特征的有效性,需要对特征进行合理选择,剔除冗余和无效特征。LightGBM 本质是一种基于决策树的启发式算法,其中定义了每个特征的分割次数及分割增益,决策树的启发信息可以作为特征重要性的衡量标准。LightGBM 模型训练完成后,根据特征的分割次数和增益,对每一个特征赋予一个重要度分数,结果如图 11 所示。

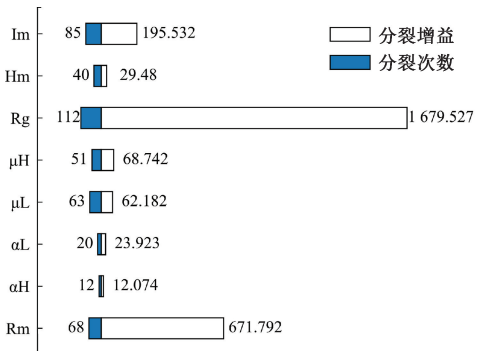


图 11 分裂增益和分裂次数特征重要度
Fig. 11 Feature importance of gain and split

归一化处理如式(29)所示。

$$F_i = \frac{1}{F_{\max} - F_{\min}} \times (F_i - F_{\min}) \quad (29)$$

式中: F_i 为当前特征的分值, F_{\max} 、 F_{\min} 分别为最高分值和最低分值。将两者相加后按照大小进行排序,综合排序结果如表 6 所示。

表 6 特征重要度综合排序

Table 6 Comprehensive ranking of feature importance		
序号	特征参数	特征重要度
1	R_g	2.000
2	R_m	0.967
3	I_m	0.839
4	μ_L	0.539
5	μ_H	0.423
6	H_m	0.29
7	α_L	0.086
8	α_H	0

从表 6 可以看出, R_g 特征重要性最高, α_H 重要性最低,分析可知, R_g 是根据 R 值阈值得到的含矸量体现,因此在模型训练时容易区分两类,对训练精度影响最大,而 α_H 和 α_L 特征代表的是 R 值均值的分子和分母,虽然保留了煤矸目标厚度和密度信息,但也因此带来厚度效应,对模型的训练可能产生一定的副作用。为确定剔除的特征值,利用 ISSA-LightGBM 对以上特征按重要度从低到高依次剔除一个,并分别训练 10 次取平均值,得到模型训练完成后的测试准确度,结果如图 12 所示。

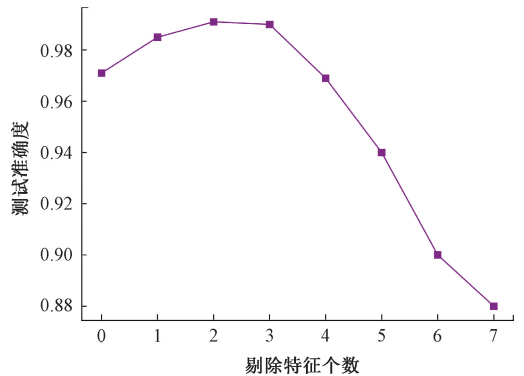


图 12 剔除特征对模型准确度的影响
Fig. 12 Influence of eliminating features on model accuracy

由图 12 可知,剔除前 2 个 α_H 和 α_L 特征后,准确度达到最大值 0.990 2。虽然在剔除第 3 个特征 H_m 后依然有 0.981 1 的准确度,但本文引入激光点云特征的核心目的是消除 X 射线的厚度效应,考虑到在更加复杂的煤矸样本中会产生一定积极作用,因此本文依然保留该特征。由此,可以确定煤矸的最优特征组合为: ($R_m, \mu_L, \mu_H, R_g, h_m, I_m$)。

对分裂增益和分裂次数的特征重要度分数分别进行

4.3 煤矸识别结果分析

为了体现不同识别模型的对比公平性,利用 ISSA 算法分别对支持向量机(SVM)、反向传播神经网络(BPNN)、K最近邻分类模型(KNN)和ISSA-LightGBM模型的主要参数进行优化,并对剔除 α 特征的样本数据进行训练,之后对100个测试样本进行预测分类,将输出值低于0.5分类为煤,高于0.5分类为矸石,具体预测分类结果如图13所示。可以明显看出,SVM、BPNN和KNN均有较多样本的预测值偏离真实值0.5以上,而本文设计的ISSA-LightGBM模型只有一个样本偏离超过0.5,总体预测值最接近真实值。

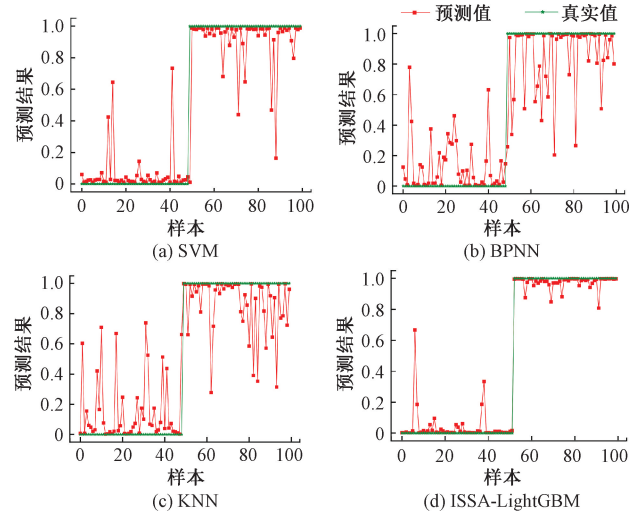


图13 不同模型的预测结果对比

Fig. 13 Comparison of prediction results based on different models

同时,为了更全面对比评价各分类模型的性能,采用常用的性能指标:精确率(Pr)、召回率(Re)和综合评价指标(F1分数),具体计算公式如下:

$$\begin{cases} Pr = \frac{T_p}{T_p + F_p} \\ Re = \frac{T_p}{T_p + F_N} \\ F1 = \frac{2PrRe}{Pr + Re} \end{cases} \quad (30)$$

式中: T_p 为正类判断为正的样本数; F_p 为负类样本判断为正的样本数; F_N 为正类样本判断为负的样本数。

在煤矸识别过程中,可以将煤视为正类而矸石视为负类。不同识别模型的相关指标结果如表7所示,可以看出,ISSA-LightGBM模型的煤矸识别精确率和召回率均最高,煤和矸石的F1分数达到了99%,明显优于其它算法。

表7 不同识别模型的评价指标对比

不同识别模型	类别	精确率	召回率	F1分数
SVM	煤	94	96	95
	矸石	96	94	95
BPNN	煤	90	96	93
	矸石	96	90	93
KNN	煤	91	88	89
	矸石	89	92	91
ISSA-LightGBM	煤	100	100	100
	矸石	98	98	98

针对煤矸识别的高性能要求,进一步对比不同识别模型的训练时间、存储占用、识别时间和准确率等指标。各模型的训练时间取参数优化后的模型训练时间,存储占用为识别模型每次调用的内存大小,识别时间为100个样本分类所需时间,准确率为经过10次分类识别的平均值,结果如表8所示。可以看出,各模型的识别效率均较高,识别时间相差不大;另外,本文设计的ISSA-LightGBM模型训练时间仅为0.067s,存储占用为17kB,平均识别准确率为99.00%,训练效率仅次于KNN,但存储占用和准确率优于其他识别模型。

表8 不同识别模型的综合性能

Table 8 Comprehensive performance of different recognition models

名称	训练时间 /s	存储占用 /kB	识别时间 /ms	准确率 /%
SVM	3.485	18	0.20	94.90
BPNN	1.682	39	0.50	92.70
KNN	0.001	101	0.10	89.70
ISSA-LightGBM	0.067	17	0.10	99.00

综上所述,对比常用的分类识别模型,本文设计的ISSA-LightGBM模型在运算性能、识别准确率和稳定性等方面均优于其它模型,可以满足最高传送带速4m/s和高精度煤矸识别的实际需求。

5 结论

为了快速、准确地实现煤矸识别,本文提出了基于X射线图像和激光点云的煤矸识别方法。利用局部熵和全局均差加权的Otsu算法,并结合直通滤波和体素栅格法,分割出X射线图像和激光点云中的煤矸个体目标,通

过仿真分析验证了改进 Otsu 算法在分割精度和分割效率上的优越性。针对煤矸识别模型的高性能需求和 SSA 寻优能力的不足,通过引入正余弦算子、Levy 飞行和 t 分布扰动等措施,提高了 SSA 算法的寻优性能,在此基础上设计了基于 ISSA 优化 LightGBM 的煤矸识别模型。通过搭建的煤矸识别实验平台,获取了煤和矸石的最优特征选择,并开展了实验对比分析,结果表明:ISSA-LightGBM 模型的训练时间为 0.067 s,存储占用为 17 kB,识别准确率达 99.00%,综合性能优于其它模型,验证了所提煤矸识别方法的可行性和优越性。

参考文献

- [1] 曹亦俊,刘敏,邢耀文,等. 煤矿井下选煤技术现状和展望 [J]. 采矿与安全工程学报, 2020, 37 (1): 192-201.
- CAO Y J, LIU M, XING Y W, et al. Present situation and prospect of underground coal preparation technology in coal mine [J]. Journal of Mining and Safety Engineering, 2020, 37(1): 192-201.
- [2] TRIPATHY D P, REDDY K G R. Novel methods for separation of gangue from limestone and coal using multispectral and joint color-texture features [J]. Journal of The Institution of Engineers (India) : Series D, 2017, 98(1): 109-117.
- [3] 王家臣,李良晖,杨胜利. 不同照度下煤矸图像灰度及纹理特征提取的实验研究 [J]. 煤炭学报, 2018, 43(11): 3051-3061.
- WANG J CH, LI L H, YANG SH L. Experimental study on gray scale and texture feature extraction of coal gangue image under different illuminance [J]. Journal of China Coal Society, 2018, 43(11): 3051-3061.
- [4] DOU D, WU W, YANG J, et al. Classification of coal and gangue under multiple surface conditions via machine vision and relief-SVM [J]. Powder Technology, 2019, 356: 1024-1028.
- [5] HOU W. Identification of coal and gangue by feed-forward neural network based on data analysis [J]. International Journal of Coal Preparation and Utilization, 2019, 39(1): 33-43.
- [6] LI M, DUAN Y, HE X, et al. Image positioning and identification method and system for coal and gangue sorting robot [J]. International Journal of Coal Preparation and Utilization, 2020(4):1-19.
- [7] 薛光辉,李秀莹,钱孝玲,等. 基于随机森林的综放工作面煤矸图像识别 [J]. 工矿自动化, 2020, 46(5): 57-62.
- XUE G H, LI X Y, QIAN X L, et al. Image recognition of coal gangue in fully mechanized top coal caving face based on random forest [J]. Journal of Mine Automation, 2020, 46(5): 57-62.
- [8] SU L, CAO X, MA H, et al. Research on coal gangue identification by using convolutional neural network [C]. 2018 2nd IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC), IEEE, 2018.
- [9] HONG H, ZHENG L, ZHU J, et al. Automatic recognition of coal and gangue based on convolution neural network [J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2017, 12(7): 1-7.
- [10] 徐志强,吕子奇,王卫东,等. 煤矸智能分选的机器视觉识别方法与优化 [J]. 煤炭学报, 2020, 45 (6): 2207-2216.
- XU ZH Q, LYU Z Q, WANG W D, et al. Machine vision recognition method and optimization of intelligent separation of coal gangue [J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(6): 2207-2216.
- [11] 雷世威,肖兴美,张明. 基于改进 YOLOv3 的煤矸识别方法研究 [J]. 矿业安全与环保, 2021, 48(3): 50-55.
- LEI SH W, XIAO X M, ZHANG M. Research on coal gangue identification method based on improved yolov3 [J]. Mining Safety and Environmental Protection, 2021, 48(3): 50-55.
- [12] 沈科,季亮,张袁浩,等. 基于改进 YOLOv5s 模型的煤矸目标检测 [J]. 工矿自动化, 2021, 47(11): 107-111, 118.
- SHEN K, JI L, ZHANG Y H, et al. Coal gangue target detection based on improved YOLOv5s model [J]. Journal of Mine Automation, 2021, 47(11): 107-111, 118.
- [13] 刘涵,郭润元. 基于 X 射线图像和卷积神经网络的石油钢管焊缝缺陷检测与识别 [J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(4): 247-256.
- LIU H, GUO R Y. Detection and recognition of weld defects of petroleum steel pipe based on X-ray image and convolution neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(4): 247-256.
- [14] 尹建强,朱金波,曾秋予,等. X 射线煤矸识别过程中图像分割精度研究 [J]. 选煤技术, 2021(4): 24-29.
- YIN J Q, ZHU J B, ZENG Q Y, et al. Study on

- accuracy of segmentation of images in refuse X-ray identification process [J]. *Coal Preparation Technology*, 2021(4):24-29.
- [15] 杨慧刚, 乔志敏. 基于 X 射线和机器视觉的煤与矸石分选系统设计[J]. *工矿自动化*, 2017, 43(3):85-89.
YANG H G, QIAN ZH M. Design of coal gangue separation system based on X-ray and machine vision[J]. *Journal of Mine Automation*, 2017, 43(3):85-89.
- [16] 郭永存, 于中山, 卢熠昌. 基于 PSO 优化 NP-FSVM 的煤矸光电智能分选技术研究[J]. *煤炭科学技术*, 2019, 47(4):13-19.
GUO Y C, YU ZH SH, LU Y CH. Research on photoelectric intelligent separation technology of coal gangue based on PSO optimized NP-FSVM [J]. *Coal Science and Technology*, 2019, 47(4):13-19.
- [17] 郭永存, 何磊, 刘普壮, 等. 煤矸双能 X 射线图像多维度分析识别方法研究[J]. *煤炭学报*, 2021, 46(1):300-309.
GUO Y C, HE L, LIU P ZH, et al. Research on multi-dimensional X-ray image recognition method of coal gangue [J]. *Journal of China Coal Society*, 2021, 46(1):300-309.
- [18] 毛会淇, 常安然, 张雷, 等. 激光反射率煤矸在线识别技术参数优化研究[J]. *煤炭技术*, 2021, 40(11):224-226.
MAO H Q, CHANG AN R, ZHANG L, et al. Research on parameter optimization of laser reflectivity coal gangue on-line identification technology [J]. *Coal Technology*, 2021, 40(11):224-226.
- [19] SI L, WANG ZH B, LIU P, et al. A novel coal-rock recognition method for coal mining working face based on laser point cloud data [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70:1-18.
- [20] 赵子默. 基于激光雷达成像的煤矸智能分选技术研究[D]. 西安:西安工业大学, 2021.
ZHAO Z M. Research on intelligent separation technology of coal gangue based on lidar imaging [D]. Xi'an:Xi'an Technological University, 2021.
- [21] MAI T, KIM S. Automatic image thresholding using Otsu's method and entropy weighting scheme for surface defect detection [J]. *Soft Computing*, 2018, 22(13):4197-4203.
- [22] 李伟毅, 叶文华, 熊田忠. 基于 BP 神经网络的双能 X 射线透射的金属识别算法[J]. *有色金属工程*, 2020, 10(8):124-130.
LI W Y, YE W H, XIONG T ZH. Metal recognition algorithm of dual energy X-ray transmission based on BP neural network [J]. *Nonferrous Metals*, 2020, 10(8):124-130.
- [23] KE G L, MENG Q, FINLEY T, et al. LightGBM: A highly efficient gradient boosting decision tree [C]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017: 3146-3154.
- [24] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: Sparrow search algorithm [J]. *Systems Science and Control Engineering an Open Access Journal*, 2020, 8(1):22-34.

作者简介



司垒, 2010 年于中国矿业大学获得学士学位, 2015 年于中国矿业大学获得博士学位, 现为中国矿业大学副教授, 主要研究方向为智能化煤矿机电装备智、特种环境机器人。

E-mail: sileicool@163.com

Si Lei received his B. Sc. degree and Ph. D. degree both from China University of Mining and Technology in 2010 and 2015, respectively. He is currently an associate professor at China University of Mining and Technology. His main research interests include the intellectualization of coal mine electromechanical equipment and special environment robot.



谭超 (通信作者), 1986 年于成都科技大学 (现四川大学) 获得学士学位, 1997 年于中国矿业大学获得硕士学位, 2009 年于中国矿业大学获得博士学位, 现为中国矿业大学副教授, 主要研究方向为综采自动化与智能化关键技术。

E-mail: tccadumt@126.com

Tan Chao (Corresponding author) received his B. Sc. degree from University of Science and Technology of Chengdu (now Sichuan University) in 1986, and received his M. Sc. degree and Ph. D. degree both from China University of Mining and Technology in 1997 and 2009, respectively. He is currently an associate professor in China University of Mining and Technology. His main research interest is the key technologies of fully mechanized mining automation and intellectualization.



朱嘉皓,2019 年于盐城工学院获得学士学位,现为中国矿业大学硕士研究生,主要研究方向为煤矸识别。

E-mail: zjhpapo@qq.com

Zhu Jiahao received his B. Sc. degree from Yancheng Institute of Technology in 2019. He is currently a master student at China University of Mining and Technology. His main research interest is the coal-rock recognition.



王忠宾,1995 年于中国矿业大学获得学士学位,1998 年于中国矿业大学获得硕士学位,2002 年于南京航空航天大学获得博士学位,现为中国矿业大学机电工程学院院长、教授,主要研究方向为智能化矿山机电装备智、特种环境机器人。

E-mail: wangzbpaper@126.com

Wang Zhongbin received his B. Sc. degree and Ph. D.

degree both from China University of Mining and Technology in 1995 and 1998, and received his Ph. D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2002. He is currently the dean and professor of the School of Mechatronic Engineering at China University of Mining and Technology. His main research interests include the intellectualization of coal mine electromechanical equipment special environment robot.



李嘉豪,2020 年于河南理工大学获得学士学位,现为中国矿业大学硕士研究生,主要研究方向为煤矸识别。

E-mail: jeewtl@163.com

Li Jiahao received his B. Sc. degree from Henan Polytechnic University in 2020. He is currently a master student at China University of Mining and Technology. His main research interest is the coal-rock recognition.