

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413545

基于 CT 图像的煤矸元素成分分析算法研究

吕瑞宏, 李大玮, 沈红博

(沈阳工业大学信息科学与工程学院 沈阳 110870)

摘要:针对常规煤矸石图像在纹理颜色上区别不大,易受灰尘等噪声干扰,难以通过常规图像得到煤矸石内部结构关键信息以及元素分布占比的问题,构建了可以深入分析煤矸石内部结构的高分辨率成像和抗干扰能力强的煤矸 CT 图像数据集。并基于深度学习算法对煤矸石常规图像分类识别精度不高的问题,提出了一种基于 CT 图像的煤矸元素成分分析算法。本算法运用改进的 Res-Unet 语义分割模型,对 CT 图像元素区域进行分割,并对其元素区域的占比进行分析,从而实现煤矸石的有效分类识别。算法设计上在 Res-Unet 编码器中集成高效局部注意力(ELA)模块,使模型更加关注关键信息,同时改进 Res-Unet 模型的跳跃连接方式来融合不同尺度的信息,有效提升模型的分割性能,确保模型对煤矸石 CT 图像不同元素区域的精确划分。实验结果表明,改进后的 Res-Unet 模型对元素区域进行了有效的分割,改进模型元素区域分割 *mIOU* 达到了 84.48%,通过计算元素区域的占比对煤矸 CT 图像进行最终的分类,改进模型的煤矸 CT 图像分类准确率达到 94.4%,超过了其他模型分类准确率,结果表明了基于 CT 图像的煤矸元素成分分析算法的有效性。基于 CT 图像的煤矸元素成分分析算法为煤矸石图像分类提供了新的视角和方法,为工厂智能分类抓取煤炭提供了技术支持,推动煤炭行业的智能化和自动化发展进程。

关键词: 煤矸石识别; Res-Unet; ELA; CT 图像; 元素成分分析

中图分类号: TH741 TP391.41 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 440.55

Research on coal gangue elemental composition analysis algorithm based on CT imaging

Lyu Ruihong, Li Dawei, Shen Hongbo

(School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

Abstract: To overcome the challenges presented by conventional coal gangue images, which often lack significant textural and color differences and are prone to noise interference (such as dust), making it difficult to extract critical information about their internal structure and elemental distribution through standard imaging methods, a high-resolution CT imaging dataset of coal gangue with strong anti-interference capabilities has been developed. This dataset allows for a more detailed analysis of the internal structure of coal gangue. Furthermore, to address the issue of low classification and recognition accuracy of traditional coal gangue images using deep learning algorithms, a new algorithm for analyzing the elemental composition of coal gangue based on CT images is proposed. The algorithm utilizes an enhanced Res-Unet semantic segmentation model to segment the elemental regions within CT images and analyze their proportions, enabling effective classification and recognition of coal gangue. The model incorporates an efficient local attention (ELA) module within the Res-Unet encoder, allowing it to focus more on important features. Additionally, improvements to the skip connections in the Res-Unet model facilitate better information fusion across different scales, significantly boosting segmentation performance and ensuring accurate delineation of elemental regions in coal gangue CT images. Experimental results demonstrate that the enhanced Res-Unet model successfully segments elemental regions, achieving an *mIOU* of 84.48%. By calculating the proportions of elemental regions for the final classification of coal gangue CT images, the improved model achieves a classification accuracy of 94.4%, outperforming other models. These results confirm the effectiveness of the proposed algorithm for analyzing the elemental composition of coal gangue based on CT images. This algorithm provides a novel approach and methodology for coal gangue image classification, offering valuable

technical support for intelligent coal sorting in factories and promoting the advancement of intelligent and automated systems in the coal industry.

Keywords: coal gangue recognition; Res-Unet; ELA; CT image; elemental composition analysis

1 引言

在2020年9月提出“碳达峰、碳中和”倡议后,煤炭仍占我国总能源消耗的约50%,将在相当长时间内仍是我国最重要的能源资源^[1],煤炭智能识别技术是煤炭资源高质量应用的核心技术和研究成果。但在煤炭开采过程中,煤矸石作为废弃物会随着煤一起被开采出来^[2]。如果未能及时对煤和矸石进行有效分拣,矸石不仅会降低煤炭的品质,还可能对环境造成严重污染^[3]。因此,推动煤矸智能识别,研究图像识别技术并将其应用于煤矸识别,具有重要意义。

煤矸石识别主要依赖人眼分选的传统方法。传统煤与矸石分选技术有人工分选、动筛跳汰分选、重介质分选、振动检测法、选择性破碎分选等^[4],但是其工作环境恶劣,误检率很高,识别准确率低,不能有效准确进行的煤和矸石分类识别。随着对煤和矸石分选效率提升的需求日益增长,马宪民等^[5]简化Roberts算子针对煤矸石二值图像快速检测煤矸石边缘来识别。孙凯凯等^[6]采用灰度统计法对煤和矸石的多个特征进行提取进行识别。李曼等^[7]以灰度值和纹理作为表征煤矸的特征向量进行煤矸识别,多特征的准确率大于单特征的煤矸识别率。但煤矸图像需要人工来根据特征进行建模识别和预处理,局限性大。司垒等^[8]使用基于X射线图像的改进麻雀搜索算法对煤矸石进行了分类和识别。曹现刚等^[9]提出基于卷积神经网络的煤矸识别定位系统,通过改进的神经网络来图像识别和定位。薛光辉等^[10]使用随即森林算法分析煤矸石纹理特征进行煤矸石识别分类。王福奇等^[11]引入全局注意力并使用金字塔池化模块,有效提升识别准确率。徐志强等^[12]改进Res-Net基础网络建立轻量级煤矸图像检测模型,在保证轻量化的同时提高了准确率。高如新等^[13]改进YOLOv5s网络模型,在主干网络中加入注意力机制,并改进特征融合层,以加强煤矸石浅层的特征信息和高层煤矸石位置信息,有效的识别了煤矸石。韦小龙等^[14]改进YOLOv7主干网络为跨阶段部分网络,同时替换上采样和卷积模块,在识别精度和速度之间有着较好的平衡。李德永等^[15]通过引入ConvNeXt v2模块,Focal-EIOU损失函数和无参注意力机制(similarity-aware activation module, SimAM),改进了CFS-YOLO算法,显著提升了在复杂工况下煤矸图像的识别精度和检测速度。袁永等^[16]提出基于特征金字塔和金字塔池化模块的Unet网络模型进行语义分割,取得较好的分割结

果和较低的参数量。

因此,使用基于国能榆林能源公司洗选中心的煤矸CT图像数据集,研究CT图像预处理及特征增强方法,使用改进的Res-Unet语义分割算法对煤矸石二维CT切片图像进行元素区域划分,通过分析不同元素在切片图像中的占比情况,实现对精煤、中煤、矸石的分类。研究提出的煤矸石元素成分分析方法对煤炭智能分类及抓取提供技术支持,为得煤矸石综合利用和环境保护提供一定的研究思路。

2 煤矸CT图像元素分割模型

2.1 Res-Unet元素区域分割模型

煤矸CT图像元素分布区域主要按照CT像素值高低来划分,存在需要深层次网络去进行特征提取的问题,因此选择Res-Unet网络作为基础网络,Res-Unet网络结合残差网络优化深层次提取特征能力和U-Net网络中对称结构简化特征提取过程的优势,有效的提高对图像的识别检测能力。残差网络的核心优势在于其深层网络结构能够有效缓解梯度消失问题,通过跳跃连接(skip connections)让网络学习到更深层次的特征,可以提出到更明显的煤矸图像特征。同时,U-Net的对称结构设计,使得网络在进行图像分割时能够同时利用到上下文信息和精确的位置信息,捕捉到煤矸CT图像的边缘信息。此外,Res-Unet网络在多尺度特征融合方面的设计,使其能够有效整合不同分辨率的图像信息,这对于识别和分割CT图像中的细小的元素区域有了很大的提升,从而提升整体的分割性能。

Res-Unet模型具体结构由编码器和解码器两部分组成,模型结构和模块细节如图1所示。编码器部分采用了Resnet50^[17]作为特征提取器,Resnet50由多个Identity Block和Conv Block模块组成,这些模块通过跳跃连接将上层残差模块的输入直接映射到本模块卷积层的输出上,从而实现了多类型特征信息的融合。解码器部分由4个反卷积模块(UP_Block)组成,这些模块用于将编码器提取的特征图进行上采样和特征融合。除了UP_Block外,解码器还包括一个上采样模块(UP_Conv)和一个1×1卷积层,用于进一步调整特征图的尺寸和通道数。在Res-Unet模型中,编码器和解码器之间的特征图通过跳跃连接进行融合,这种方式可以确保解码器在生成最终分割结果时能够充分利用编码器提取的深层和浅层特征信息。

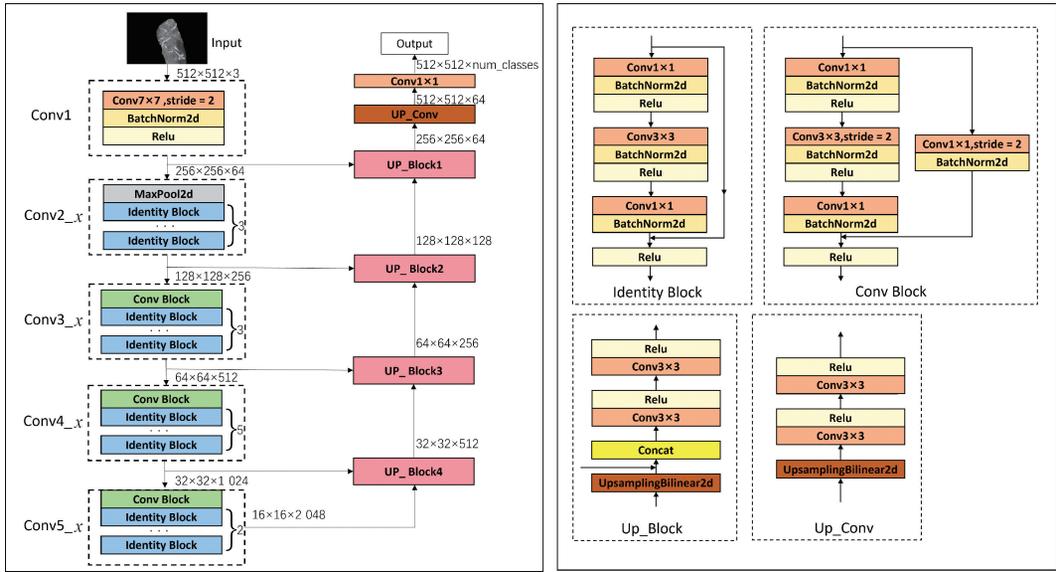


图1 Res-Net 结构

Fig. 1 Architecture of Res-Net

2.2 基于 Res-Net 改进的煤矸 CT 图像元素分割算法

在 Res-Net 的编码器部分集成 (efficient local attention, ELA)^[18-19] 注意力机制, 以强化模型对关键信息的关注并捕捉特征间的远距离依赖关系, 从而实现对煤矸石图像中不同元素区域的精确划分。ELA 通过其独特的带状池化和一维卷积处理, 显著增强了模型对 CT 图像中细微特征的识别能力, 并有效捕捉了同一元素在图像

中不同区域之间的联系。其次, 改进 Res-Net 的跳跃连接方式, 为深层特征融入细节信息, 为浅层特征注入语义信息, 有效提升模型的分割性能。即用 DilatedDownsampling 模块下采样增强特征图的细节信息, 用 Upsampling 模块上采样增强上采样图的语义信息, 确保模型在预测时能够充分利用不同层级的特征信息, 从而增强特征的一致性, 改进后的模型总结构如图 2 所示。

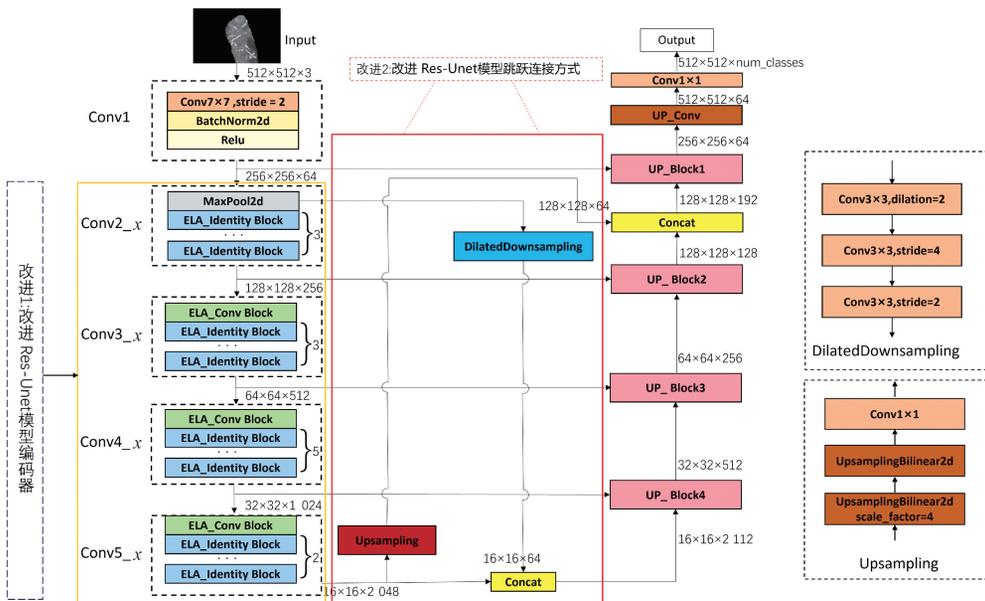
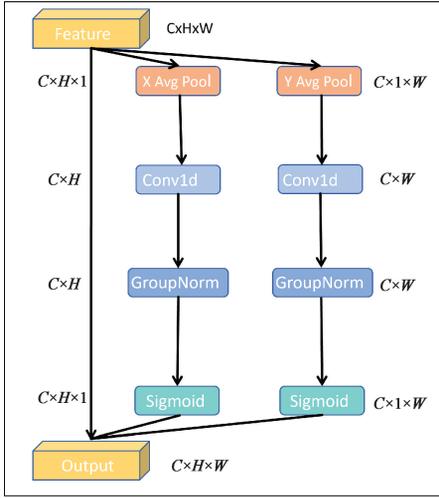


图2 改进 Res-Net 网络结构

Fig. 2 Architecture of improved Res-Net

1) 改进 Res-Unet 模型编码器

在 Res-Unet 编码器中加入 ELA 注意力机制,可以以轻量化的方式使得模型更好地理解煤矸 CT 图像中不同元素的关键信息以及捕捉元素区域之间的远距



离依赖关系,从而实现对煤和矸石 CT 图像不同元素区域的准确划分。ELA 注意力机制的结构图和 ELA 集成到 Res-Unet 编码器中编码器模块的细节如图 3 所示。

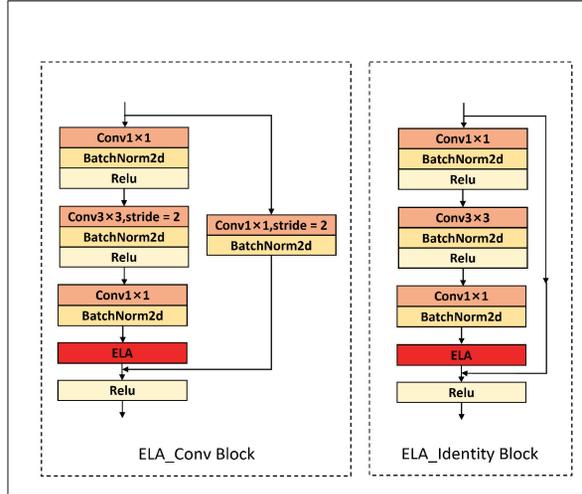


图 3 ELA 注意力结构

Fig. 3 ELA attention architecture

若给定煤矸 CT 图像特征图大小为 $H \times W \times C$,利用条带池捕获 CT 图像空间维度上元素区域远程依赖关系。设 $x_c(h, i)$ 是指在第 C 个通道数上,高度为 h 、宽度值为 i 的像素值, $x_c(j, w)$ 是指在第 C 个通道数上,宽度值为 w 、高度值为 j 的像素值。利用式(1)、(2)导出定位信息的水平和垂直两个维度的序列信号 Z_h 、 Z_w 。

$$Z_h(h) = \frac{1}{W} \sum_{0 \leq i \leq W} x_c(h, i) \tag{1}$$

$$Z_w(w) = \frac{1}{H} \sum_{0 \leq j \leq H} x_c(j, w) \tag{2}$$

采用 1D 卷积和组归一化 GN,对增强的煤矸元素区域位置信息进行处理,由式(3)、(4)得水平方向和垂直方向的元素区域位置权重,其位置注意力在水平方向和垂直方向上的表示分别为 y_h 和 y_w , F_h 是水平方向使用 1D 卷积的运算规则, G_n 定义组归一化运算规则。

$$y_h = \sigma(G_n(F_h(Z_h))) \tag{3}$$

$$y_w = \sigma(G_n(F_w(Z_w))) \tag{4}$$

为了求解原始特征图中对不同元素区域的关注度,通过式(5)获得增强位置注意力信息的特征图 Y ,使模型更关注于细微的元素区域,有利于提高元素成分分析精度。

$$Y = x_c \times y_h \times y_w \tag{5}$$

2) 改进 Res-Unet 模型的多尺度特征融合策略

煤矸图像的元素区域精确分割高度依赖于其细节与形状信息的准确捕捉,Res-Unet 模型采用跳跃连接机制,

多尺度的融合特征信息。但在编码过程中,随着网络层数的加深,模型会逐渐捕获到更为抽象和高级的语义信息,会在一定程度上丢失图像的原始空间细节信息^[20]。因此,在 Res-Unet 模型解码时为语义信息较多而细节信息较少的低分辨率特征图 feat5,融入来自编码阶段的高分辨率特征图的细节信息,补充丢失的空间细节信息。而对于较高分辨率的特征图 Up_feat2,虽然它包含较多的空间细节信息,但语义信息相对较弱,则在解码过程中将来自编码阶段的深层语义信息 Up_feat2 融合,以增强它的语义表征能力,确保模型在预测时能够充分利用不同层级的特征信息,从而增强特征的一致性。基于上述改进的 Res-Unet 模型可保持高效语义提取能力,同时可保留了足够的空间细节信息,从而实现更为精确和鲁棒的分割结果。

优化 Res-Unet 模型中的多尺度特征融合策略用 Dilated Down sampling 模块下采样和 Up sampling 模块上采样对高分辨率特征图使用 Dilated Down sampling 模块下采样后与低分辨率特征图 feat5 进行融合。对来自编码阶段的深层语义信息使用 Up sampling 模块上采样后与较高分辨率的特征图 feat2 进行融合。其中 Dilated Down sampling 模块先使用空洞卷积捕捉图像中的多尺度信息,然后通过两个 3x3 卷积实现对特征图的下采样, Dilated Down sampling 模块的实现方式有助于网络在保持细节的同时,融入更多的上下文信息,这有助于煤矸图像中小元素区域的识别。Upsampling 模块使用双线性插

值的方式来产生更高分辨率的特征输出,相比于转置卷积,双线性插值上采样可以更好地保持空间连续性,减少因上采样导致的空间信息损失。

3 实验结果和分析

3.1 煤矸 CT 图像数据集

常规煤矸石图像因纹理和颜色等区别不大,难以得到煤矸石内部结构的关键信息以及元素分布占比情况,且拍摄的常规煤矸石图像会因为灰尘等影响而在图像上存在斑斑点点,对煤和矸石的分类识别产生干扰,而 CT 图像则可以避免这些影响因素更精准的划分煤和矸石。因此构建了煤矸 CT 图像数据集并提出使用煤矸石元素成分分析方法来实现煤和矸石的分类识别。

采集数据选择的是 YXLON International 公司的设备型号为 YXLON. Y. CT modular 的 CT 机,采集数据时设备电压为 180 kV,电流为 0.2 mA,积分时间为 700 ms,焦距为 1 000 mm,放大倍数为 1.82。成像视场为 220 mm×220 mm,成像图片的分辨率是 955×620。在煤矸石的选择上,采用人工随机挑选的方式,随机挑选 12 件矿石,其中精煤、中煤和矸石各 4 件,每件矿石长和宽约为 4 cm,高约为 1.2 cm,且煤矸石不需要切割成固定大小,原因:1)利用语义分割算法对煤矸 CT 图像元素占比情况的分析来进行煤矸石的分类识别,更多关注的是煤矸石在 CT 图像中的元素分布情况而不是煤矸石混合物具体的形状和大小;2)从实际开采的角度来看,煤矸石混合物在开采过程中的形状和大小也是多种多样的。如果强行对煤矸石进行切割以固定其大小,不仅会增加开采成本,还可能破坏煤矸石的自然特征,从而影响后续的分类识别效果。

研究采集了精煤、中煤、矸石 3 种类型的 CT 数据,具体是 CT 机进行拍摄得到精煤、中煤、矸石的三维 CT 图像,并对三维 CT 图像进行切片处理得到一系列二维 CT 切片图像。研究使用的是二维 CT 切片图像,原因:1)现有语义分割算法处理的是二维图像数据;2)处理三维图像计算量大,切片处理后的二维切片图像在降低数据量的同时保留了矿石内部结构的关键信息。研究共采集了精煤、中煤、矸石 3 种类型的 CT 切片图像。CT 切片图像共有 1 462 张,其中精煤 CT 切片图像有 520 张,中煤 CT 切片图像有 527 张,矸石 CT 切片图像有 415 张。

煤和矸石主要由碳、氢、氧元素和少量其他元素(硅、硫和其他微量元素)组成^[21],精煤和中煤的区别主要通过碳元素的含量来划分,碳含量较高的为精煤,而碳含量较低的则为中煤。矸石碳元素含量很低,其以氢氧及其他元素为主要成分。常规煤矸石图像在纹理和颜色上区别不大,难以有效区分不同元素。而不同元素因原子序数不同,在 X 射线照射下会表现出不同的衰减特性,

这些衰减特性差异通常表现为像素值,灰度级分布以及边缘特征和形态等方面^[22],这些差异为煤矸石不同元素的识别和区分提供了帮助。像素值是 CT 图像中最直接反映物质对 X 射线衰减能力的参数,原子序数较高的元素(如硅元素)对 X 射线的衰减能力较强,因此在 CT 图像中表现为较高的像素值。相反原子序数较低的元素(如碳元素)对 X 射线的衰减能力较弱,表现为较低的像素值。

3.2 基于煤矸石元素占比的 CT 图像分类条件

煤矸石元素成分分析的目的是使用语义分割算法(改进的 Res-UNet 算法)对煤矸石二维 CT 切片图像进行元素区域划分,通过分析不同元素在 CT 切片图像中的占比情况,实现对精煤、中煤、矸石的分类,元素占比是某种元素像素点数量和整个煤矸 CT 切片图像像素点数量的比例。已知碳元素>70%的煤矸 CT 图像归类为精煤^[23],碳元素在 30%~70%,氢氧元素在 10%~30%的归类为中煤,其他元素>60%的归类为矸石。为了更准确的分析不同元素在 CT 图像上的像素值分布情况,对数据集进行了像素值分布统计,统计结果如图 4 所示。

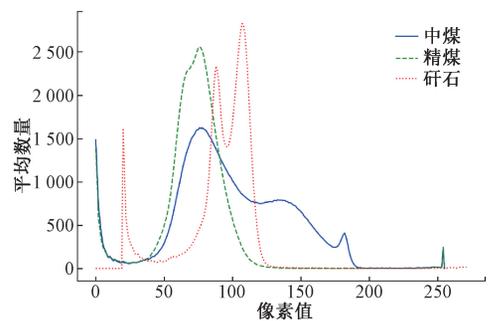


图4 煤矸 CT 像素值统计分布

Fig. 4 Statistical distribution chart of coal gangue CT pixel values

其中精煤约 70% 以上的像素值集中在 60~85 之间,已知精煤中的碳元素分布大致占整体成分的 70% 以上,即碳元素在精煤的 CT 图像中像素值在 60~85 范围内,氧元素的像素值在 85~90 之间,同理矸石中占比最多的其他元素对应的像素值在 90~160 之间。因此已知煤矸石的各种元素在 CT 图像中的像素值,可以使用改进的 Res-UNet 语义分割算法对煤矸 CT 切片图像进行不同元素区域的划分,得到每种元素的占比情况,依据元素占比情况实现对煤和矸石的分类。

原始数据集包含 1 462 张 CT 切片图像,为避免在改进 Res-UNet 模型在训练过程中产生过拟合现象,使模型对不同元素区域的分割能力下降。因此对图像进行数据增强,数据集张数是 1 462,旋转预处理 1 462 张,翻转预处理 1 462 张,剪切,裁剪,缩放共预处理 1462 张,旋转的角度是在 30° 内随机旋转,翻转是有 0.5 概率进行翻转,

缩放和裁剪的比例都是0.8,预处理方式示例图如图5所示。预处理后原始数据集扩展到了7310张,其中训练集和测试集比例为9:1,训练集6579张,测试集731张。

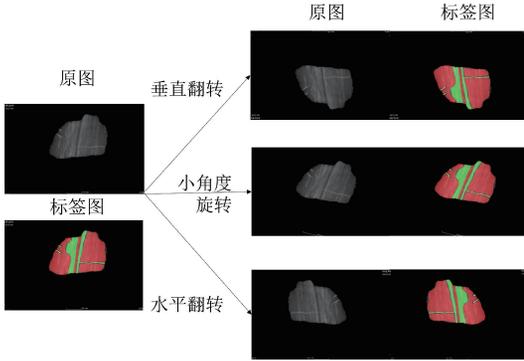


图5 煤矸CT图像数据增强

Fig. 5 Data augmentation of coal gangue CT images

3.3 实验环境配置和训练参数

实验使用Pycharm作为编程软件,对应版本号2023;使用Windows系统,内存24G;编程环境位python语言;使用NVIDIA GeForce RTX 4090显卡做实验,搭建了CUDA11.8框架,以Res-UNet模型作为基准模型进行改进,为了保证模型检测性能的公平性和可比性,所有实验在训练时没有使用任何预训练权重。实验训练过程中的关键参数设置详见表1。

表1 实验训练参数设置

Table 1 Experimental training parameter settings

参数名	设置参数
Epoch(回合数)	300
Batchsize(批大小)	16
ImgSz(图片大小)	512
Init_lr(学习率)	0.0001
Momentum(动量)	0.9
Optimizer_type(优化器)	Adam
Num_workers(工作线程数)	2

在煤矸CT图像识别分割中,真阳性(true positives, TP)为模型正确识别煤矸CT图像中各类元素的像素数量,假阳性(false positives, FP)为模型错误地将不属于目标元素的像素识别为目标像素的数量,真阴性(true negatives, TN)为模型正确地将非目标元素像素预测为非目标元素的像素数量,假阴性(false negatives, FN)为模型未能识别出真正的目标元素的像素数量。为了更加综合评价分割模型的性能和速度,使用精确率(Precision, P)、召回率(Recall, R)、F1分数(F1-score, F1)、准确率

(Accuracy)、平均交并比(mean intersection over union, mIOU)、每秒帧率(frames per second, FPS)以及综合评价作为分割模型性能和速度的评价指标。

P是指在所有被模型预测为目标元素的像素中,真正属于目标元素的像素所占的比例,如式(6)所示。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

R是指在所有真实的目标元素像素中,被模型正确预测为目标元素的像素所占的比例,如式(7)所示。

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

F1-Score表示分割模型精确率和召回率的一种调和平均,用来衡量模型在识别煤和矸石CT图像中元素的综合性能,通用公式F1-Score中的 β 取1,如式(8)、(9)所示。

$$F1-Score = (1 + \beta^2) \cdot \frac{P \times R}{\beta^2 \times P + R} \quad (8)$$

$$F1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \quad (9)$$

Accuracy表示分割模型识别正确的煤矸元素区域像素占总像素的比例,如式(10)所示。

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (10)$$

mIOU表示分割模型对每一类元素预测结果的真实值的交集和并集的比值,求和再平均的结果,mIOU越高,模型对煤矸元素区域分割效果越好如式(11)所示。

$$mIOU = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad (11)$$

FPS反映了模型实时处理煤矸石CT图像时的能力,如式(12)所示。

$$FPS = \frac{FramesNum}{Time} \quad (12)$$

3.4 实验结果分析

研究定量分析了基准模型Res-UNet,改进模型1(改进Res-UNet模型编码器)、改进模型2(改进Res-UNet模型编码器和跳跃链接方式)3种模型在test子集上的实验结果如表2所示。

表2 消融实验结果对比

Table 2 Comparison of ablation study results

模型	mIOU	Precision	Recall	F1
Res-UNet	83.49	89.82	91.27	90.53
改进模型1(改进编码器)	84.40	90.34	91.88	91.10
改进模型2(改进编码器和跳跃链接方式)	84.48	90.52	91.97	91.16

研究表明,相较于 Res-Unet 网络,改进模型取得了有效提升, $mIoU$ 达到 84.48%, $Precision$ 为 90.52%, $Recall$ 为 91.97%, $F1$ 分数为 91.16,综合评价为 91.29,对每个元素的分割交并比值如图 6、7 所示,可以看出改进模型在分割精度上有了提升,这些结果表明,改进模型不仅提升了分割任务的总体效果,也为实际应用提供了更加可靠的基础。

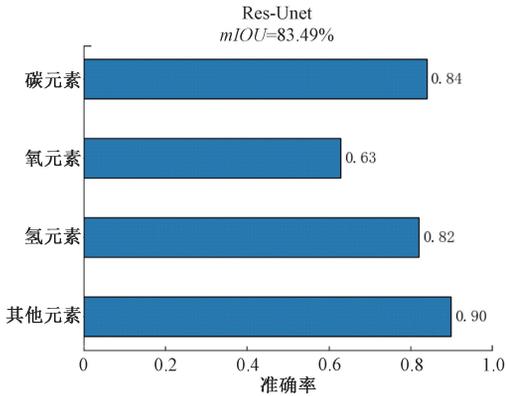


图 6 基础模型检测元素区域

Fig. 6 Element region detection by the base model

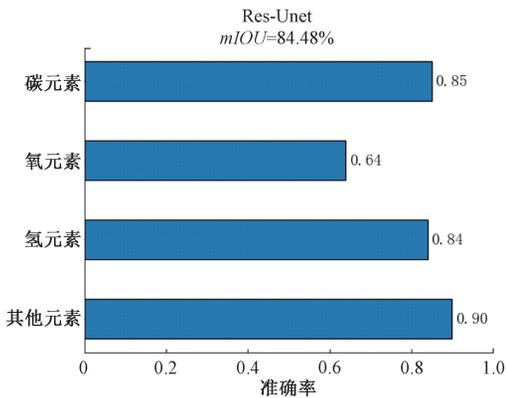


图 7 改进模型检测元素区域

Fig. 7 Element region detection by the improved model

为了进一步验证研究改进模型的高效性,将改进模型与目前语义分割常用的模型 Faster-Rcnn, DeeplabV3+, PSPNet, HRNet 在相同实验环境、数据集和训练策略下进行实验对比,在 test 子集上的结果如表 3 所示,改进模型相较于其他模型在准确度上有显著提升,FPS 指数比较靠前,这些结果证明了提出的改进模型在综合性能上优于其他模型,具备了较强的鲁棒性和实用性,可以有效的进行煤和矸石的识别和检测。

为了更直观的感受改进模型对元素区域识别性能的提升,图 8 列出了基础模型 Res-Unet 网络和改进模型在 test 子集上部分图像的检测结果对比。

表 3 不同模型的结果分析比较

Table 3 Comparative analysis of results from different models

模型	$mIoU$	$Precision$	$Recall$	FPS	大小/M
Faster-Rcnn	82.91	89.20	91.12	76.17	514.0
Deeplabv3	81.22	86.31	91.77	135.35	22.4
PSPNet	73.80	81.89	83.69	166.07	9.3
HRNet	81.33	87.83	90.22	45.98	37.5
本研究	84.48	90.52	91.70	68.19	170.0

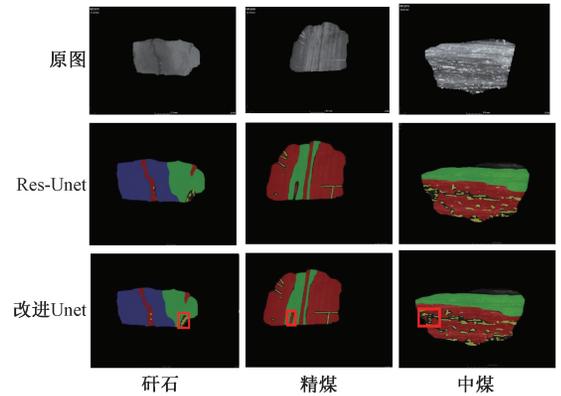


图 8 煤矸预测结果

Fig. 8 Prediction results of coal gangue

从图 8 中的方框位置可以看出来改进 Unet 模型对比 Rnet 来说形状较小的元素区域的检测性能更好,边界连续性更好,模型漏检率更低,改进后的模型可以更加有效识别出元素区域。图 9 则是从识别小目标元素区域像素数量进行比较,可以明显看出改进模型中虽然对氧元素小目标元素区域的整体识别百分比只提升了 1%,但是从识别正确的像素数量来看,整体识别曲线都在基础模型识别曲线的上方。

研究表明,改进的 Res-Unet 模型对煤矸 CT 图像进行语义分割后,并结合煤矸石元素占比的分析,建立一个快速且高效的煤矸石识别系统,可以根据煤矸 CT 图像中元素区域占比来对煤矸 CT 图像进行准确分类,该系统能够先对煤矸 CT 图像进行元素区域识别分析,再依据分割的结果对煤矸 CT 图像进行正确的分类。经过与其他语义分割模型进行对比,如表 4 所示,改进后的 Res-Unet 网络模型在煤矸分类准确率上表现优异,其识别正确的比例显著高于其他模型,为煤矸石识别技术的进一步发展提供了坚实的技术支持和理论依据。

2.5 实验平台验证

为了验证改进模型在识别煤矸石准确性方面,研究采用了来自不同方向 X 射线拍摄的 CT 切片图像数据

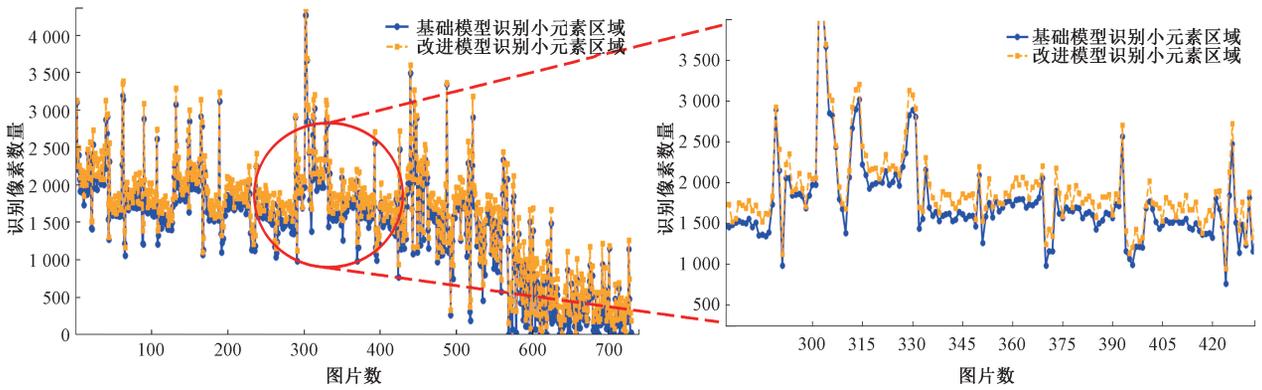


图 9 不同模型对小元素区域像素数量识别分析

Fig. 9 Analysis of recognition of small element region pixel counts by different models

表 4 不同模型分类准确率对比分析

Table 4 Comparison and analysis of classification accuracy across different models

模型	预测正确	预测错误	分类准确率
Res-Unet	664	67	90.8
Faster-Rcnn	645	86	88.2
DeepLabv3+	638	93	87.2
PSPNet	583	148	79.7
HRNet	642	89	87.8
本研究	690	41	94.4

数据,从而提高了数据的准确性和可信度。经过计算实线是元素占比上边界,而虚线是元素占比的下边界,得出精煤中碳元素的占比大约在 70%~100%。基于此,当未知矿石的碳元素占比落在这个区间内时,可以将其确定为精煤。除了碳元素外,还对其他 3 种元素进行了类似的区间划分,并得出了相应的判定标准,如表 5 所示。

表 5 煤矸元素分类分析

Table 4 Coal gangue element classification analysis table (%)

种类	碳元素	氢元素	氧元素	其他	验证准确率
精煤	70~100	0~5	5~10	0~5	100
中煤	30~70	2~6	10~30	4~10	100
矸石	0~30	0.5~3	5~10	60~90	100

集进行检验。改进后的模型在分类任务上的准确率在 94%左右。当针对一块未知矿石进行 CT 检验时,首先对其进行 CT 扫描,并获取了切片图像,使用改进算法进行识别,记录碳元素的占比数据,并按照顺序进行了排列。之后采用 IQR 四分位距^[24]方法对数据进行了处理,如图 10 是针对精煤 300 张切片进行处理,通过计算第 1 四分位数 Q1 和第 3 四分位数 Q3,计算两个四分位数之间的数据进行平均值计算。

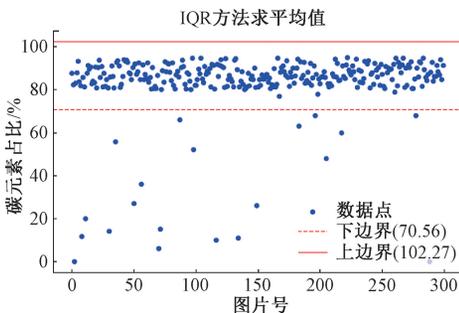


图 10 精煤切片元素分析

Fig. 10 Element analysis chart of premium coal slice

这种方法有效地排除了那些只检测到背景图的坏点

对上述进行验证,图像分类正确为 100%,可以当作识别精煤、中煤、矸石 3 种类别评判标准,从二维切片扩充识别三维物体,为后续的矿石识别和分类提供了有力的依据。

4 结 论

针对常规煤矸图像在纹理颜色上难以区分且易受噪声干扰的问题,成功构建了基于高分辨率成像和强抗干扰能力的煤矸 CT 图像数据集。数据集的建立为深入分析煤矸石的内部结构和元素分布提供了坚实的基础。同时针对现有深度学习算法在煤矸石常规图像分类上精度不足的挑战,创新性地提出了一种基于 CT 图像的煤矸元素成分分析算法。通过引入改进的 Res-Unet 煤矸元素区域分割模型,并结合高效局部注意力 (efficient local attention, ELA) 模块以及优化的跳跃连接方式显著提升了模型的分割性能,实现了对煤矸石图像中不同元素区

域的精确划分。实验结果充分验证了算法的有效性,分割 $mIOU$ 达到了 84.48%,煤矸 CT 图像分类准确率高达 94.25%。这一研究成果不仅为煤矸石的精准分类和识别提供了新的思路和方法,也为煤炭行业的智能化和自动化进程提供了有力的技术支持。

参考文献

- [1] 谢和平,吴立新,郑德志. 2025 年中国能源消费及煤炭需求预测[J]. 煤炭学报,2019,44(7):1949-1960.
XIE H P, WU L X, ZHENG D ZH. Prediction of China's energy consumption and coal demand in 2025 [J]. Journal of China Coal Society, 2019,44(7):1949-1960.
- [2] 王国法,孟令宇. 煤矿智能化及其技术装备发展[J]. 中国煤炭,2023,49(7):1-13.
WANG G F, MENG L Y. Intelligentization of coal mines and the development of related technical equipment[J]. China Coal, 2023,49(7):1-13.
- [3] 李嘉豪,司垒,王忠宾,等. 综放工作面煤矸识别技术及其应用[J]. 仪器仪表学报,2024,45(1):1-15.
LI J H, SI L, WANG ZH B, et al. Identification technology of coal gangue in fully mechanized caving face and its application [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024,45(1):1-15.
- [4] 曹现刚,李莹,王鹏,等. 煤矸石识别方法研究现状与展望[J]. 工矿自动化,2020,46(1):38-43.
CAO X G, LI Y, WANG P, et al. Research status and prospects of coal gangue identification methods [J]. Journal of Mine Automation, 2020,46(1):38-43.
- [5] 马宪民,蒋勇. 煤矸石二值图像的 Roberts 快速边缘检测法[J]. 仪器仪表学报,2005(S1):595-597.
MA X M, JIANG Y. Roberts fast edge detection method for binary images of coal gangue [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2005(S1):595-597.
- [6] 孙凯凯. 基于图像的煤矸识别方法研究[D]. 西安:西安科技大学,2018.
SUN K K. Research on coal gangue identification methods based on image [D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2018.
- [7] 李曼,段雍,曹现刚,等. 煤矸分选机器人图像识别方法和系统[J]. 煤炭学报,2020,45(10):3636-3644.
LI M, DUAN Y, CAO X G, et al. Image recognition methods and systems for coal gangue sorting robots [J]. Journal of the China Coal Society, 2020,45(10):3636-3644.
- [8] 司垒,谭超,朱嘉皓,等. 基于 X 射线图像和激光点云的煤矸识别方法[J]. 仪器仪表学报,2022,43(9):193-205.
SI L, TAN CH, ZHU J H, et al. Coal gangue recognition method based on X-ray images and laser point clouds [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022,43(9):193-205.
- [9] 曹现刚,刘思颖,王鹏,等. 面向煤矸分拣机器人的煤矸识别定位系统研究[J]. 煤炭科学技术,2022,50(1):237-246.
CAO X G, LIU S Y, WANG P, et al. Research on coal-gangue recognition and localization system for coal-gangue sorting robots [J]. Coal Science and Technology, 2022,50(1):237-246.
- [10] 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. Coal gangue image recognition based on random forest for fully mechanized mining faces [J]. Journal of Mine Automation, 2020,46(5):57-62.
- [11] 王福奇,王志峰,金建成,等. 基于 GSL-YOLO 模型的综放工作面混矸率检测方法[J]. 工矿自动化,2024,50(9):59-65,137.
WANG F Q, WANG ZH F, JIN J CH, et al. A detection method for mixed gangue rate in fully mechanized coal mining face based on GSL-YOLO model [J]. Journal of Mine Automation, 2024,50(9):59-65,137.
- [12] 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 for intelligent separation of coal and gangue [J]. Journal of China Coal Society, 2020,45(6):2207-2216.
- [13] 高如新,常嘉浩,杜亚博,等. 基于改进 YOLOv5s 的煤矸石目标检测算法[J]. 电子测量技术,2023,46(13):95-101.
GAO R X, CHANG J H, DU Y B, et al. Coal gangue target detection algorithm based on improved YOLOv5s [J]. Electronic Measurement Technology, 2023,46(13):95-101.
- [14] 韦小龙,王方田,刘超,等. 基于 CSPNet-YOLOv7 目标检测算法的煤矸图像识别模型[J]. 煤炭科学技术,2024,52(S1):238-248.
WEI X L, WANG F T, LIU CH, et al. Coal-gangue image recognition model based on CSPNet-YOLOv7 target detection algorithm [J]. Coal Science and Technology, 2024,52(S1):238-248.
- [15] 李德永,王国法,郭永存,等. 基于 CFS-YOLO 算法的复杂工况环境下煤矸图像识别方法[J]. 煤炭科学技术,2024,52(6):226-237.
LI D Y, WANG G F, GUO Y C, et al. Coal-gangue image recognition method in complex working conditions

- based on CFS-YOLO algorithm [J]. *Coal Science and Technology*, 2024, 52(6):226-237.
- [16] 袁永,秦正寒,夏永琪,等. 基于改进 U-Net 的煤矸图像分割模型与放煤控制技术研究[J/OL]. *煤炭学报*, 1-18[2024-10-20].
YUAN Y, QIN ZH H, XIA Y Q, et al. Research on coal gangue image segmentation model based on improved U-Net and coal discharge control technology [J/OL]. *Journal of China Coal Society*, 1-18[2024-10-20].
- [17] 韩凤岩,李慧臻,杨少君,等. 基于 FC-ResNet 网络的隧道衬砌裂缝像素级分割方法[J]. *现代隧道技术*, 2024, 61(5):111-119.
HAN F Y, LI H ZH, YANG SH J, et al. Pixel-level segmentation method for tunnel lining cracks based on the FC-ResNet network [J]. *Modern Tunnel Technology*, 2024, 61(5):111-119.
- [18] HOU Q B, ZHOU D Q, FENG J SH. Coordinate attention for efficient mobile network design [C]. 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021:13708-13717.
- [19] XU W, WAN Y. ELA: Efficient local attention for deep convolutional neural networks[J]. *ArXiv preprint arXiv:2403.01123*, 2024.
- [20] 李大海,王榆锋,王振东. 面向遥感图像云分割问题的新型 U-Net 模型[J]. *计算机应用研究*, 2021, 38(11):3506-3509, 3516.
LI D H, WANG Y F, WANG ZH D. A novel U-Net model for remote sensing image cloud segmentation [J]. *Computer Applications and Research*, 2021, 38(11):3506-3509, 3516.
- [21] DAI SH F, HOWER J C, FINKELMAN R B, et al. Organic associations of non-mineral elements in coal: A review [J]. *International Journal of Coal Geology*, 2020, 218:103347.
- [22] 黄伟奇,杨祎罡,李元景,等. 基于高能 X 射线散射的高原子序数物质探测方法[J]. *科学技术*, 2012, 46(6):721-725.
HUANG W Q, YANG Y G, LI Y J, et al. Detection method of high atomic number substances based on high-energy X-ray scattering [J]. *Atomic Energy Science and Technology*, 2012, 46(6):721-725.
- [23] 何晓明. 基于 X 射线的煤与矸石自动识别方法研究[D]. 沈阳:东北大学, 2013.
HE X M. Study on automatic identification method of coal and gangue based on X-ray [D]. Shenyang: Northeast University, 2013.
- [24] 杨哲,李艳玲,张鹏,等. 基于 M 估计量及标准四分位间距的安全监测数据异常识别的改进方法[J]. *长江科学院院报*, 2020, 37(6):77-80.
YANG ZH, LI Y L, ZHANG P, et al. An improved method for anomaly detection in safety monitoring data based on m-estimates and standard quartile range [J]. *Journal of Changjiang Sciences*, 2020, 37(6):77-80.

作者简介



吕瑞宏, 2003 年于吉林大学获得学士学位, 2007 年于吉林大学获得硕士学位, 2016 年于沈阳工业大学获得博士学位, 现为沈阳工业大学副教授, 主要研究方向为长输油气管道内检测技术及相关理论、微弱信号检测及处理、智能信号处理等。

E-mail: 13940303171@163.com

Lyu Ruihong received her B. Sc. degree from Jilin University in 2003, M. Sc. degree from Jilin University in 2007 and Ph. D. degree from Shenyang University of Technology in 2016. Now she is an associate professor of Shenyang University of Technology. Her main research directions include the detection technology and related theories, ultrasonic detection and weak signal processing of long oil and gas pipelines.



李大玮(通信作者), 2022 年于天津师范大学获得学士学位, 现为沈阳工业大学在读研究生, 主要研究方法为 CT 图像煤矸石语义分割技术及相关理论。

E-mail: 1923300401@qq.com

Li Dawei (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Tianjin Normal University in 2022. He is currently a graduate student at Shenyang University of Technology, focusing on the research of CT image semantic segmentation technology for coal gangue and related theories.