

基于深度学习的煤矸石图像识别方法研究进展及方向

金秋雨

西京学院, 中国·陕西 西安 710123

摘要: 论文深入探讨了煤矸石精准分选的关键意义, 并对当前主流的煤矸石分选技术——跳汰法、重介质法和射线法进行了系统的分析, 指出了这些传统方法在实际应用中存在的局限性。在此背景下, 图像识别技术凭借其独特优势脱颖而出, 成为煤矸石分选领域的重要发展方向。论文详细阐述了煤矸石图像识别技术的理论基础, 梳理了该技术在国内外应用发展情况, 并对其未来发展方向进行了前瞻性展望, 旨在为后续研究者提供有益的参考与启示。

关键词: 煤矸石; 图像识别; 深度学习; 发展趋势

Research Progress and Direction of Coal Gangue Image Recognition Method based on Deep Learning

Qiuyu Jin

Xijing University, Xi'an, Shaanxi, 710123, China

Abstract: This paper deeply explores the key significance of precise sorting of coal gangue, and systematically analyzes the current mainstream coal gangue sorting technologies - jigging method, heavy medium method, and X-ray method, pointing out the limitations of these traditional methods in practical applications. In this context, image recognition technology stands out with its unique advantages and has become an important development direction in the field of coal gangue sorting. This paper elaborates on the theoretical basis of coal gangue image recognition technology, summarizes the application and development of this technology at home and abroad, and provides a forward-looking outlook on its future development direction, aiming to provide useful reference and inspiration for subsequent researchers.

Keywords: coal gangue; image recognition; deep learning; development trends

0 前言

中国作为全球范围内煤炭资源开发利用规模最大的国家之一, 其能源结构在现阶段仍以煤炭为主体^[1]。2020 年度中国煤炭消耗量达 27.4 亿吨标准煤, 在能源消费总量中占比达到 59%。随着能源体系战略转型的持续推进, 预计至 2030 年期间, 煤炭消费规模将维持在 28 亿至 29 亿吨标准煤区间, 煤炭的消费量呈增长趋势, 其作为主体能源的地位仍将延续^[2]。然而, 在煤炭开采和洗选过程中不可避免地产生一种伴生废弃物, 称之为煤矸石^[3]。研究表明, 在煤炭开采过程中煤矸石的产出量约占原煤开采总量的 10% 至 25%^[4], 煤矸石因其高硫特性, 在与原煤混合燃烧的情况下, 既会释放巨量二氧化碳及硫氧化物等温室气体与污染物, 又会通过气态污染物扩散与沉降的作用, 对公共卫生安全及自然生态系统构成复合型环境风险。因此, 做好煤和煤矸石的准确分拣工作, 对提高煤炭使用效率是至关重要的。

目前, 除人工选矸外, 中国的煤矸石分选技术主要有四种分别为跳汰法、重介质法、射线法以及图像识别法。跳汰法利用上下脉动水流使入选矿物按密度分层和分离^[5], 但当原煤密度过低或原煤中细粒含量较高时, 跳汰法会损失大量精煤, 难以保证效果。重介质法与跳汰法原理相同, 不同的是跳汰法所用介质为水, 而重介质法是将一种固定密度的

物质添加至水中, 通过旋流器可以使高密度物质下沉, 低密度矿物上浮, 实现煤和矸石的识别。然而, 采用重介质分选存在许多问题, 由于分选过程中的压力、煤泥含量等因素难以建模。射线法主要根据煤和矸石的物理性质, 以射线穿透不同密度矿物的衰减程度进行判断。但射线分选有着致命的缺点, 辐射强度大, 对人体伤害极大, 因此需要安全的防护工作, 增加了投资成本。在此背景下煤矸石图像识别方法, 无需复杂的物理或化学处理, 增强了适应性, 还能够适应不同的煤矸石特性和环境条件。因此, 煤矸石图像识别方法为煤矸石分选提供了一种高效、智能、环境友好的新方法, 值得我们去深入研究。

1 基于深度学习的煤矸石图像识别方法应用发展

1.1 煤矸石图像识别原理及流程

煤矸石图像识别技术通过智能化分析实现精准分拣, 其原理基于“特征提取—模式识别”的核心逻辑。首先, 工业相机或激光扫描仪捕捉煤矸石的三维形态与表面纹理, 获取包含光谱、形状、纹理的原始图像数据。系统通过自适应滤波消除噪声干扰, 运用直方图均衡化增强特征对比度, 为后续分析奠定基础。其次, 在特征提取环节, 算法深度解析煤矸石的边缘轮廓、灰度分布规律及色彩空间特征, 构建包

含纹理粗糙度、形状紧密度、色调差异度的多维特征向量。最后,深度神经网络通过海量样本训练,建立特征与类别的映射关系,形成具备自学习能力的判别模型。

1.2 煤矸石图像识别方法国内外研究现状

基于图像识别的煤矸石分选,西安科技大学的马宪民等在 2003 年率先开展了相关研究,他们以煤与矸石的图像特征为研究对象,通过分析其灰度分布与纹理特性,运用图像分割技术确定目标区域的空间分布。研究采用多特征融合分析方法,结合边缘增强算法与灰度对比机制,构建了基于机器视觉的目标识别模型,实现了煤与矸石样本的精确分类与识别。Ma 等研究了粗糙集理论在煤矸石图像处理中的应用,包括去噪、增强、锐化及边缘检测等环节。他们对比了粗糙集滤波与中值滤波的效果,并将多种边缘缺陷检测方法 with 基于粗糙集的方法进行对比分析。结果表明,粗糙集理论的图像处理性能优于其他方法。于国防等为改变传统煤与矸石分选仅依赖图像灰度信息的现状,选取了六块具有代表性的煤与矸石样本,分别置于三种光照环境下进行分析。通过研究样本的灰度分布规律,确定了区分煤与矸石的有效识别特征,实现了两者的准确辨识。近几年,Jiang 等提出了一种结合图像处理与多层感知器架构的方法。该方法采用反向选择边缘提取策略,有效抑制背景噪声干扰,并设计了专门用于煤矸石识别的多层感知器深度学习模型,实现了煤矸石的自动分拣,提升了识别精度。Wang 等将煤与矸石的原始图像转换为灰度图像,进行分割和对比度增强处理。通过分析灰度平均值和灰度共生矩阵特性提取关键特征,并结合双正交小波变换与支持向量机构建识别模型。采用 K-fold 交叉验证优化模型参数,实现了煤矸石的高效准确识别。

图像识别算法原先依赖于人工方式提取煤与矸石的图像特征,并通过特定的算法设计整合这些信息,以形成用于区分煤与矸石的决策依据。然而,人工提取图像特征的方法存在局限性,可能导致关键信息的遗漏或不完善。鉴于此,当前学术界更多地聚焦于利用深度学习技术来改进图像识别算法。研究表明,深度学习驱动的图像识别方法在实现煤与矸石的有效识别与分类方面展现出了高准确率。

在 1986 年,Geoffrey Hinton 设计了一种针对多层感知器的反向传播技术,即 BP 算法。BP 算法在传统神经网络的正向计算流程基础上,引入了误差信号的反向传递机制。这一机制通过不断迭代调整神经元间的连接权重和激活阈值,旨在将输出误差缩减至预设的可接受范围内,或直至达到预定的训练迭代次数,从而实现算法性能的优化。在 2012 年,AlexNet 分类模型横空出世,首次实现了在图形处理器(GPU)上的模型计算加速。自 AlexNet 分类模型提出后,各种各样的分类模型也相继被提出。

当前的研究不仅要求实现煤与矸石的准确识别,还需要完成煤与矸石的目标检测与定位任务,这对于煤与矸石的有效分离与分选具有重要的指导意义。在目标检测算法

中,最具代表性的算法是 YOLO 系列。Sun 等对 YOLOv3 模型实施了优化策略,首先利用 K-Means 算法针对自定义的煤矸数据集执行锚框聚类分析,以确定与煤矸尺寸相匹配的锚框规格。接着简化了模型的预测端结构,去除了一个 52×52 的分支,从而在检测精度与速度之间达到了平衡。Xu 等针对复杂井下环境中工况机应用的局限性,设计了一种基于 FPGA 部署的 YOLOv4-tiny 煤矸石识别方案。通过一系列网络模型优化策略,有效缩减了模型的参数规模,同时保证了识别精度与速度,相比部署在 GPU 和 CPU,该方法展现出了更低的功耗和更紧凑的体积,从而提升了在井下环境中的实用性和便捷性。Yan 等提出了一种融合多光谱成像技术和目标检测技术的智能煤矸石分类系统。该系统基于 YOLOv5 模型架构进行了改进,具体做法是在 CSPDarknet 和 CSP 模块中融入了 scSE 模块。实验结果显示,在煤矸石的 RGB 图像数据集上,该系统取得了 98.34% 的平均准确率,有力验证了该方法在煤矸石识别任务中的高效性和实用性。Wang G 等针对煤炭矸石检测任务中计算复杂度高和部署困难的问题,引入了 SML-Neck 结构,结合 KernelWarehouse、LSK 模块和 MPDIoU 对 YOLOv8s 进行优化,改进后的模型与原模型相比计算复杂度降低了 60.9%,推理速度提升了 49.5%,改进后的 yolov8s 模型在煤炭与矸石检测任务中具有更高的效率和可部署性。

2 基于深度学习的煤矸石图像识别方法发展方向

2.1 精度提升

基于深度学习的煤矸石图像识别方法近年来取得了显著进展,但目前的研究仍主要集中在提升模型识别精度上。现有方法虽在实验室环境中表现出较高准确率,但在实际应用中仍面临诸多挑战,如光照条件变化、样本特征多样性以及模型泛化能力不足等问题。例如,基础的 YOLOv8 网络在处理小块煤矸石时存在漏检与误检现象,而改进后的模型虽能提高检测精度,但仍有提升空间。未来,基于深度学习的煤矸石图像识别方法将进一步聚焦于模型精度的提升。一方面,研究者将通过优化网络结构、引入注意力机制等手段,增强模型对复杂场景的适应能力;另一方面,通过数据增强、迁移学习等技术扩充训练数据集,进一步提高模型的泛化性能。

2.2 模型轻量化

许多研究者通过改进深度学习模型的结构或引入新的技术来提升识别精度。这些改进虽带来了模型识别精度的提升,但往往导致模型参数增多、计算量增大,难以满足实际生产中对计算资源和实时性的要求。因此,轻量化的模型设计将成为未来重要的发展方向。一方面,研究者可以通过模型压缩、剪枝和量化等技术,在不显著降低精度的前提下减少模型参数和计算量。另一方面,开发专门针对边缘计算设

备优化的轻量化模型，如改进的 YOLOv4-tiny 模型，能够在保证检测精度的同时，显著提高检测速度。此外，结合硬件加速技术，如 FPGA 实现，也能有效提升模型的实时性。

3 结语

随着煤炭行业对自动化分选效率和准确性的要求不断提高，识别模型需要在复杂多变的生产环境中保持高精度，同时减少对计算资源的依赖，以实现轻量化部署。此外，为了满足实际生产中快速分选的需求，模型的实时性也将成为关键考量因素。在未来，基于深度学习的煤矸石图像识别技术将朝着更高精度、更轻量化和更强实时性的方向迈进。

参考文献：

- [1] 高宏杰.煤炭行业发展现状和供需形势分析[J].中国煤炭工业, 2022(3):75-77.
- [2] 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.
- [3] 李贞,王俊章,申丽明,等.煤矸石物化成分对其资源化利用的影响[J].洁净煤技术,2020,26(6):34-44.
- [4] 贾鲁涛,吴倩云.煤矸石特性及其资源化综合利用现状[J].煤炭技术,2019,38(11):37-40.
- [5] 靳权.跳汰选煤技术与设备的发展[J].科技情报开发与经济,2006(12):150-151.