基于计算机视觉的球团图像分割与粒度检测研究进展

费鑫浩[a]，刘卫星[b]，高 帛[a]，武明雨[a]，吴学智[c]，杨爱民[a]
（华北理工大学 a. 理学院；b. 综合测试分析中心；c. 冶金与能源学院，河北 唐山 063210）

摘要：粒度检测与基于工业 CT 的微观结构精准分割，是把控球团矿质量、阐明焙烧机理以及保障高炉顺行的核心前提。本文系统综述了球团粒度检测技术从传统人工筛分、机器视觉到深度学习智能检测的演进历程。聚焦计算机视觉应用框架，重点剖析了图像增强、黏连球团分割以及 CT 断层图像多物相精准提取等关键环节的算法特点与应用效果。为客观评估模型性能，本文构建了统一的球团 CT 图像数据集，对主流深度学习模型的多相分割效果进行了量化对比。在此基础上，深入分析了复杂工业现场与微观成像场景下的技术瓶颈，包括黏连分离困难、光照与粉尘干扰强烈、物相边界模糊以及模型泛化能力不足等问题。进而对定制化深度模型、多模态融合、宏微观多尺度关联及在线闭环控制等未来发展趋势进行了展望。研究结果表明：传统检测方法难以兼顾宏观粒度检测精度与微观物相分割的鲁棒性；而基于 U-Net 系列、注意力机制与 Transformer 的深度学习模型，能够显著提升黏连球团的分割精度及球团 CT 图像内部多相识别效果，为球团全维度质量评价提供可靠支撑。

关键词：球团粒度检测；图像分割；机器视觉；深度学习
中图分类号：TF046.6；TP391.4 **文献标志码**：A **文章编号**：1000－8764(2026)02－0023－08
doi：10.13403/j.sjqt.2026.02.025

Research progress on pelletizing image segmentation and particle size detection based on computer vision

FEI Xinhao[a], LIU Weixing[b], GAO Bo[a], WU Mingyu[a], WU Xuezhi[c], YANG Aimin[a]
(North China University of Science and Technology: a. College of Sciences; b. Comprehensive Test and Analysis Center; c. College of Metallurgy and Energy, Tangshan 063210, Hebei, China)

Abstract: Particle size detection and precise microstructure segmentation based on industrial CT are the core prerequisites for controlling pellets quality, elucidating the roasting mechanism, and ensuring the smooth operation of blast furnace. A systematic overview on the evolutionary process of pelletizing particle size detection technologies, from traditional manual screening and machine vision to intelligent detection methods based on deep learning, is proposed. Computer vision application frameworks are focused on, while an in-depth analysis of the algorithmic features and application effects of key technologies such as image enhancement, segmentation of agglomerated pelletizing, and accurate extraction of multiple phases from CT scan images is provided. In order to objectively evaluate the performance of the model, a unified pelletizing CT image dataset is constructed, and the multiphase segmentation effect of mainstream deep learning models is quantitatively compared. On this basis, the technical bottlenecks in complex industrial sites and microscopic imaging scenarios are deeply analyzed, including the difficulty of adhesion separation, strong interference between light and dust, blurred phase boundaries, and insufficient generalization ability of the model. Furthermore, the future development trends

收稿日期：2025－08－07；**修回日期**：2025－09－19
基金项目：河北省高等学校科学研究计划青年基金资助项目(QN2024226)
作者简介：费鑫浩(2001—)，男，硕士研究生，从事冶金大数据与智能优化方面的研究。
通信作者：刘卫星(1985—)，男，博士，副教授，从事烧结球团智能制造、矿物结构特征定量化表征、钢铁大数据深度挖掘及建模、冶金资源高效利用等方面的研究。

such as customized depth models, multi-modal fusion, macro and micro multi-scale correlation and online closed-loop control are prospected. The results show that it is difficult for traditional detection methods to take into account the accuracy of macroscopic particle size detection and the robustness of microscopic matter segmentation. The deep learning model based on the U-Net series, attention mechanism and Transformer can significantly improve the segmentation accuracy of adherent pelletizing and the multiphase recognition effect of CT images of pelletizing, providing reliable support for the full-dimensional quality evaluation of pelletizing.

Key words: pelletizing size detection; image segmentation; machine vision; deep learning

球团矿是高炉炼铁的核心优质炉料，其宏观粒度分布与微观组分结构共同决定了球团的强度、还原性及高温软熔特性，是影响高炉顺行与能耗控制的关键属性[1]。宏观上，粒度均匀性直接影响料柱的透气性与炉内气流分布，是生产过程在线调控的核心指标。微观上，赤铁矿、液相黏结相及孔隙的含量与空间拓扑特征，是揭示球团焙烧机理与服役性能的根本依据。因此，同时实现宏观粒度的高效检测与微观结构的精准分割，对于优化生产工艺及实现质量闭环控制具有重要的工程价值。

在宏观粒度检测领域，传统人工筛分法因检测滞后、样本代表性不足且现场作业风险高，已难以满足现代化高炉的实时调控需求[2]。而基于机器视觉的检测技术虽实现了非接触测量，但在高粉尘、强振动及球团密集黏连的工业现场，图像对比度极低且目标边界重叠严重，极大限制了算法的识别精度与鲁棒性[3]。在微观结构表征方面，工业CT断层扫描技术凭借无损、高分辨率的优势，已成为解析球团内部物相的关键手段。但是球团内部多相物质灰度高度重叠，赤铁矿、液相与孔隙间的物相边界极其模糊，而且受限于CT成像过程中的伪影干扰，导致传统基于阈值或区域生长的分割方法极易产生错分、漏分，无法满足定量分析的精度要求。近年来，计算机视觉与深度学习技术的深度融合为球团粒度检测带来了革命性突破[4]。面向宏观场景，目标检测与实例分割模型可实现黏连球团的自动化剥离。面向微观CT图像，以U-Net系列、注意力机制及Transformer为代表的语义分割架构，展现了强大的像素级特征提取能力。但是，现有研究仍面临严峻挑战：宏观算法对物料动态偏析与环境漂移的自适应性不足，微观分割缺乏针对球团CT图像特性的定制化模型，尤其是对薄液相层与细微孔隙的捕捉能力有限，此外，宏观粒度与微观结构之间的关联分析缺乏系统化的基准评价体系。

为此，本文以球团宏观粒度检测与微观组分分割为双核心研究对象，系统梳理该领域从传统图像处理到深度学习算法的技术演进脉络；重点围绕图像增强、黏连分割、多相物相识别等关键环节展开，深入剖析工业现场复杂光照、弱边界提取及多类别混淆等技术瓶颈。在此基础上，基于自主构建的球团数据集对主流分割模型进行基准测试，并对多尺度关联分析、轻量化边缘部署及智能化决策系统等未来方向进行展望，旨在为球团矿全维度质量评价提供参考。

1 传统检测方法

1.1 人工筛分法

人工筛分是球团粒度检测领域沿用数十年的行业标准方法，该方法需由操作人员在生产线旁定时采集球团样本，通过机械振动筛网对样本进行分级筛分，再通过称重计算各粒度区间球团的质量百分比[5]。人工筛分方法虽然设备简单、成本低廉，但存在明显缺陷：操作人员需近距离接触高速物料流，工作环境存在安全隐患。筛分过程耗时长达30 min以上，检测时间严重滞后。抽样频率较低，检测样本的代表性不足，无法及时捕捉生产波动。这些局限性使人工筛分难以支撑球团生产的实时优化调控。

1.2 早期视觉检测技术

基于CCD相机的球团矿图像连续采集系统，经常面临高粉尘、光照不均及背景噪点多等恶劣工业环境的干扰。而高粉尘易导致图像背景噪点增加且颗粒边缘模糊。光照不均匀与传送带表面的污渍会降低图像整体对比度。传送带的动态运

行易引发运动模糊[6]。而相机分辨率的限制(1 像素≈0.143 mm)又会增加细小颗粒(<2 mm)的漏检率。这些环境与硬件因素导致早期机器视觉技术采集的图像质量较差，因此通常需要采用滤波降噪、阈值分割和形态学处理等图像预处理方法，才能最终实现球团粒度的有效识别[7]。

在传统的图像增强与降噪环节，现有方法仍存在一定的局限性。图像增强多采用线性变换和直方图均衡化[8]，其中线性变换的计算方法如式(1)所示：

$$g(i,j) = \alpha f(i,j) + \beta \tag{1}$$

式中：i 和 j 分别为图像中像素的横向和纵向空间坐标；$f(i,j)$ 和 $g(i,j)$ 分别为输入原图像和输出增强图像在坐标 (i,j) 处的像素灰度值。α 和 β 分别为调节图像对比度的增益系数和调节亮度的偏移系数。

然而，线性变换在全局调节时无法有效区分目标与噪声，会导致背景污渍与颗粒边缘被同步放大。且系数 α 与 β 需手动反复调试，缺乏应对动态工况的自适应性。同时，直方图均衡化在强制拉伸灰度分布时，极易过度增强粉尘场景下的背景噪声，破坏颗粒边缘甚至造成局部过曝或欠曝，导致细小颗粒(<8 mm)与背景混淆。此外，在滤波降噪方面：中值滤波[9]虽对脉冲噪声效果良好，但对非脉冲型噪声抑制能力有限[10]。均值滤波通过算术平均处理，会严重模糊图像边缘并降低锐度[11]。而高斯滤波虽采用加权平均减轻了模糊程度，但依然存在边缘退化问题，且计算量更为庞大。

2　机器视觉检测技术

2.1　数据采集

在使用计算机视觉技术进行球团粒度检测之前，需要获取球团的原始图像。通常使用工业相机对球团进行拍摄。同时，采用特定的光源在受控的照明环境下进行照射，以此增强球团轮廓与背景的对比度，并有效抑制环境光干扰和金属表面的反光[12]。另外，配备高效的除尘装置，减少粉尘附着对图像清晰度的影响。球团样品在通过振动给料或传送带机构时会呈现单层、适度分散的状态，这使得工业相机拍摄的图像具有较高质量，最终获得高分辨率、高对比度的数字图像，为后续图像处理提供可靠的数据。

2.2　图像增强

针对图像对比度及亮度不足、光照不均导致的噪声增强等问题，范金生等[13]在通信线缆接口检测问题中，提出一种基于双边滤波的图像增强改进算法。该算法利用双边滤波在抑制噪声的同时保持边缘结构的能力，结合灰度变换与均值滤波，显著提升了图像的视觉质量。罗山等[14]在变数齿轮表面缺陷检测问题中，提出改进 Curvelet 变换的方法，通过对 Curvelet 变换的高低频系数进行分别优化处理，结合非线性增强与噪声抑制，提升了齿轮表面缺陷图像的视觉质量，为后续边缘检测和缺陷定位奠定了良好基础。赵嫚等[15]提出一种基于改进遗传算法的图像对比度增强方法，通过智能优化对比度参数显著提升图像质量。算法采用结合图像清晰度与灰度特征的适应度函数，引入防早熟机制保持种群多样性，确保高效搜索全局最优解。增强后通过逆变换恢复可能丢失的细节，在提升对比度的同时保留边缘与纹理的完整性。

当前主流算法的技术特点与适用场景如表 1 所示。通过对比分析可知，覃德波等[16]提出的四重增强技术通过形态学闭操作消除小孔洞，并利用拉普拉斯锐化增强细节，有效克服了单一算法的局限性。而张学峰等[17]提出的结合 Log 变换的改进 MSRCR 算法，则在解决局部细节失真和边缘化锐化不足方面表现优异。

2.3　图像分割与识别

在机器视觉全流程中，图像增强后通常采用传统的阈值分割或边缘提取算法进行目标的识别。针对传统图像分割方法中背景信息干扰大、分割精度低的问题，苗田田等[18]提出了一种基于引导滤波的多阈值图像分割算法，引入引导滤波对图像像素进行平滑处理，在有效去噪的同时保留边缘结构与细节信息。通过多级特征属性分析识别并剔除图像背景，提取区域颜色信息。进而修正图像灰度矩阵，自适应确定最佳分割阈值，实现更精准的多阈值分割。

表1 不同算法的优缺点

Table 1 Advantages and disadvantages of different algorithms

算法类型	核心处理机制	针对球团场景的优势	局限性
直方图均衡化	强制拉伸全图灰度分布	显著提升低对比度图像的整体亮度	易过度增强背景粉尘噪声，破坏颗粒边缘连续性
伽马变换	非线性亮度校正	灵活调节图像的暗部或亮部细节	缺乏环境自适应性，难以应对动态变化的工况
四重增强技术	融合形态学、改进 Log 变换与锐化	通过针对性调节低灰度区，有效区分生球与背景，抑制失真	算法流程较复杂，对计算资源有一定要求
改进 MSRCR	Log 变换结合多尺度 Retinex	显著增强暗区细节，减少灰度过渡区的光晕现象	在处理极度模糊的边缘时仍存在锐化不足的可能

在球团检测算法中，标准霍夫检测对黏连球团的检测效果较差[19]。针对该问题，张学峰等[20]提出了一种多尺度霍夫检测算法，该方法摒弃了传统的单一形态学处理模式，通过在不同半径尺度下利用高斯核检测圆形并生成多尺度空间图像来准确定位圆心。试验结果表明，相较于传统的形态学“先膨胀后腐蚀”方法，多尺度霍夫检测能够有效分离物理接触紧密的个体，在球团边缘模糊、相互遮挡的复杂工况下，其识别出的圆形轮廓与真实球团边界的重合度显著更高，大幅降低了黏连现象带来的粒度误判率。

3 深度学习技术在球团图像领域的研究进展

近年来，深度学习模型在解决复杂工业场景中的球团检测任务中展现出显著优势[21]，突破了传统图像处理方法在精度、效率和适应性方面的瓶颈。无论是针对宏观环境下的球团粒度统计，还是微观 CT 成像下的内部结构解析，深度学习均提供了强大的技术支撑。

3.1 宏观球团粒度的目标检测与分割

工业现场宏观球团矿的粒度检测中，传送带上的球团往往存在密集堆叠、相互黏连以及背景粉尘干扰等问题[22]，传统算法对小目标和复杂形状目标的检测与分离能力不足，难以满足实际生产需求。为解决这一问题，解宝佳[23]提出改进 EfficientDet-X 网络以实现对宏观矿石/球团粒度的精准识别。该网络采用 CAF-MBConv 模块替代传统卷积结构，在减少显存占用的同时显著增强了多尺度特征的提取能力。同时设计了 SF-FPN 特征融合网络，通过跨层连接和双注意力机制强化了小目标信息并有效抑制了背景噪声。此外，利用 *K*-means + + 聚类优化锚点框分配，大幅提升了对极小粒度球团的匹配精度，并结合 Mosaic 数据增强与 Focal Loss 等训练策略有效缓解了现场采样的样本类别不平衡问题。吴鑫等[24]提出了融合双重注意力与多尺度级联网络的密集球团粒度测量方法(LMAD-UNet)。该方法以两个 UNet 并行级联作为骨干网络，增加网络宽度以降低下采样特征损失，并通过跳链接减少特征传递丢失[25]。设计轻量多尺度融合模块(LMulti-Res Block)实现多尺度特征提取，减少模型参数量并提升推理速度。引入双重注意力机制，增强对轮廓特征的提取能力。同时改进损失函数，加强对不平衡轮廓点数据的学习。这类基于深度神经网络的宏观检测方法，为实现传送带上的球团粒级实时在线筛分提供了可靠的算法基础。

3.2 微观球团 CT 图像的组分分割

球团质量评价的高级阶段依赖于计算机层析成像技术对球团内部微观组分(如赤铁矿、液相黏结相、孔隙)的拓扑结构解析[26]。球团内部多相物质灰度的对比度极低，且伴随随机噪声与环形伪影，使得物理边界呈现极强的模糊性。微观球团 CT 图像的处理远比常规可见光图像复杂，采用传统方法难以实现精准分割。

为了量化评估现有深度学习架构在球团微观 CT 分割任务中的实际效能，本文构建了球团 CT 图像基准数据集，并对多种经典的分割网络进行交叉对比试验。试验数据集包含 979 张球团 CT 切片，按 8∶1∶1的比例划分为训练集、验证集与测试集。所有试验均基于 PyTorch 框架实现，并在单张

NVIDIA GeForce RTX 3090 GPU 上完成训练。试验涵盖从经典卷积神经网络到混合架构的代表性模型：通过跳跃连接融合多尺度信息的基准模型 Standard U-Net[27]，引入残差块以提取深层特征的 ResU-Net[28]，集成注意力门机制以抑制背景干扰的 Attention U-Net，利用空洞空间金字塔池化捕捉多尺度上下文信息的 DeepLabV3Plus，以及结合 CNN 局部特征提取与 Transformer 全局建模能力的复合架构 TransU-Net。

上述各模型的计算结果如表 2 所示。通过对比不同架构在复杂微观形态下的分割表现，直观地分析各算法对球团特征的捕捉能力。在模型评估过程中，采用多维度的量化指标。其中：mIoU（平均交并比）作为核心指标，用于衡量预测区域与真实标签的重合精确度，值越接近 1 表示边界越精准[29]；mDice（平均戴斯系数）则侧重于评估二者的空间重叠率，常用于微观图像的相似度度量，系数越接近 1，表示模型预测结果与真实标签的重叠度越高[30]；Precision（精确率）反映了模型预测正类像素的准确性，值越高则误判率越低[31]；Recall（召回率）体现了对实际正类像素的捕获能力，值越高则漏检率越低[32]；而 F1-score 作为二者的调和平均数，提供了对模型分割性能的综合评价。

表 2　不同模型的性能比较

Table 2　Performance comparison of different models

算法模型	mIoU/%	mDice/%	Precision/%	Recall/%	F1-score/%
Standard U-Net	93.26	96.46	96.02	96.90	96.46
ResU-Net	52.66	64.38	64.14	65.11	64.38
Attention U-Net	90.20	94.73	95.30	94.17	94.73
DeepLabV3Plus	78.28	87.12	87.05	87.31	87.12
TransU-Net	83.43	90.63	92.57	90.69	90.63

通过这些指标的协同分析，能够全面评估各模型在处理球团矿高粉尘、边缘模糊及形态复杂等挑战时的鲁棒性与适用性。由表 2 可见，以 Standard U-Net 为代表的对称编码－解码结构在球团场景下表现出最强的基准性能（mIoU 达到 93.26%，F1-score 达到 96.46%），这充分证明了基础的跳跃连接在恢复球团微观边缘信息中的不可替代性。相比之下，基于 U-Net 的改进模型并未取得预期效果：引入残差结构的 ResU-Net 性能出现断崖式下跌（mIoU 仅为 52.66%），这表明在对比度极低的球团 CT 图像中，残差连接可能导致了关键浅层特征的退化或梯度传递混乱。而 Attention U-Net 的指标（mIoU 为 90.20%）也低于标准版，反映出通用的注意力模块易受到复杂背景粉尘和环形伪影的误导。

此外，针对自然场景设计的先进网络 DeepLabV3Plus（mIoU 为 78.28%），由于其设计初衷侧重于全局上下文聚合，在处理球团内部微细孔隙时容易丢失局部精细特征，导致各项指标出现明显下滑。而 TransU-Net 凭借 CNN 与 Transformer 的混合架构，在保持一定局部感知能力的同时引入了全局建模潜力，其综合表现（mIoU 为 83.43%）优于 DeepLabV3Plus，但仍未能超越基础的 U-Net。由此可见，针对内部结构复杂、边界模糊的球团 CT 检测任务，如何在不过度引入噪声的前提下，保持高分辨率的空间特征提取与有效的边缘恢复机制，是未来深度学习模型优化的关键点。

尽管上述模型在球团总体指标上表现尚可，但在针对球团内部液相物质的特定分割任务中，各项指标均出现了不同程度的下滑。具体试验数据如表 3 所示。其中：IoU（交并比）用于衡量某一特定物质预测区域与真实标签的重合精确度，值越接近 1 表示边界越精准；Dice（戴斯系数）则侧重于评估某一特定物质的空间重叠率，常用于微观图像的相似度度量，系数越接近 1，表示模型预测结果与真实标签的重叠度越高。

表 3　不同模型在液相上的性能指标

Table 3　Performance indicators of different models on the liquid phase

算法模型	IoU/%	Dice/%	Precision/%	Recall/%	F1-score/%
Standard U-Net	87.61	93.40	93.73	93.07	93.40
ResU-Net	43.37	60.50	65.26	56.39	60.50
Attention U-Net	82.09	90.16	91.72	88.66	90.16
DeepLabV3Plus	59.92	74.94	72.04	78.08	74.94
TransUNet	71.32	83.26	82.98	83.53	83.26

通过对比表 2 与表 3 可以发现，即使表现最优的 Standard U-Net，其液相分割的 IoU（87.61%）也低于其全指标平均水平（93.26%）。而 ResU-Net

在液相识别上最低，达到了43.37%。这种现象揭示了当前深度学习模型在处理球团CT图像时的核心瓶颈：由于液相物质往往充填于铁矿颗粒与孔隙之间，其物理边界极度模糊且呈现复杂的几何拓扑形态，导致模型难以捕捉其精细特征，成为球团微观CT图像分割的难点。

4 结论与展望

球团矿粒度检测与微观结构解析是钢铁冶炼质量控制的核心环节，基于计算机视觉的检测技术已完成从人工筛分、传统机器视觉到深度学习智能检测的完整技术演进，检测精度、效率和自动化程度不断提升。传统检测方法在检测精度、实时性与自动化程度上存在明显局限，难以适应现代工业高质量生产的需求。机器视觉技术通过图像增强、黏连分割等关键技术的改进，有效提升了复杂工业场景下球团检测的稳定性与准确性。以U-Net系列、注意力机制与Transformer为代表的深度学习模型，显著突破了黏连球团分离与工业CT多物相分割的精度瓶颈，为球团宏观粒度在线检测与微观赤铁矿、液相、孔隙精细表征提供了可靠的技术路径。

当前，球团计算机视觉检测技术仍面临诸多问题，制约了全流程智能化管控的落地实施，主要包括：工业现场环境干扰强，图像质量难以保证。黏连球团分离与低对比度物相弱边界分割困难，使检测精度有待提升。深度学习模型的泛化性不足，难以适应不同的生产工况。模型的实时部署能力有限，无法满足在线检测需求。球团宏微观特征的关联分析薄弱，难以实现全维度质量评价。

未来的研究应聚焦五大方向，进一步提升球团检测技术的精度、环境适应性与工程实用性：一是构建球团专用深度学习模型，结合球团图像的特征进行定制化设计，提升模型的针对性与分割精度。二是开展多模态信息融合研究，融合可见光、CT、光谱等多源信息，实现更全面的球团特征提取。三是加强宏微观多尺度关联分析，揭示球团宏观粒度与微观结构之间的内在联系，为球团质量评价提供更系统的依据。四是推进轻量化模型边缘部署，提升模型的处理效率，满足工业现场在线实时检测的需求。五是构建在线实时闭环控制系统，将检测结果与生产工艺调控相结合，实现球团生产的智能化精准管控。

参考文献：

[1] 胡守景,秦立浩,姚永宽,等. 无黏结剂球团矿低成本生产关键技术应用[J]. 烧结球团,2025,50(1):61－68.
HU Shoujing, QIN Lihao, YAO Yongkuan, et al. Key technology and application for low-cost production of binder-free pellets[J]. Sintering and Pelletizing, 2025, 50(1):61－68.

[2] 刘原,黄俊昱,赵宏博,等. 智能造球理论方法及应用研究[J]. 工业技术创新,2022,9(5):28－39.
LIU Yuan, HUANG Junyu, ZHAO Hongbo, et al. Theoretical method and application study of intelligent pelletizing[J]. Industrial Technology Innovation, 2022, 9(5):28－39.

[3] 许满兴,张玉兰. 新世纪我国球团矿生产技术现状及发展趋势[J]. 烧结球团,2017,42(2):25－30;37.
XU Manxing, ZHANG Yulan. Analysis of pellet technology and productionof China in 21st century[J]. Sintering and Pelletizing,2017,42(2):25－30;37.

[4] 李永,林坊,陈煜昂,等. 基于深度学习的视觉多目标跟踪综述[J]. 科学技术与工程,2025,25(22):9211－9223.
LI Yong,LIN Fang,CHEN Yuang,et al. A comprehensive review of deep learning-based visual multi-object tracking[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(22):9211－9223.

[5] 林双,陆伟文,胡守景,等. 结合Mask-RCNN和最小二乘法的球团粒度识别模型[J]. 钢铁研究学报,2024,36(7):855－865.
LIN Shuang, LU Weiwen, HU Shoujing, et al. A pellet size recognition model combining Mask-RCNN and least squares method[J]. Journal of Iron and Steel Research, 2024,36(7):855－865.

[6] 陈康,林建涵,刘元杰. 图像去模糊算法研究综述[J]. 计算机科学,2025,52(11):98－112.
CHEN Kang,LIN Jianhan,LIU Yuanjie. Survey on image deblurring algorithms[J]. Computer Science, 2025, 52(11):98－112.

[7] 温春友,邵志勇. 基于数字图像处理的球团矿粒度检

测[J]. 烧结球团,2004,29(2):38 – 40.
WEN Chunyou, SHAO Zhiyong. A measuring method of pellets diameter based on digital image processing[J]. Sintering and Pelletizing,2004,29(2):38 – 40.

[8] 向丹,周泽彬,高攀. 水下图像增强研究进展综述[J/OL]. 量子电子学报,2025 – 07 – 02. https://link.cnki.net/urlid/34.1163.TN.20250702.1448.017.
XIANG Dan, ZHOU Zebin, GAO Pan. A review of advances in underwater image enhancement research [J/OL]. Chinese Journal of Quantum Electronics, 2025 – 07 – 02. https://link.cnki.net/urlid/34.1163.TN.20250702.1448.017.

[9] 李小年,谭方,齐斐,等. 基于中值和滑动窗口融合滤波的 WKNN 定位算法[J]. 传感器与微系统,2025,44(5):142 – 145.
LI Xiaonian,TAN Fang,QI Fei,et al. WKNN localization algorithm based on Median and sliding window fusion filtering[J]. Transducer and Microsystem Technologies,2025,44(5):142 – 145.

[10] 刘嘉奥,韩笑,朱广军,等. 基于自适应中值滤波器的水声正交频分复用通信脉冲噪声抑制[J]. 声学学报,2025,50(4):1031 – 1041.
LIU Jia'ao, HAN Xiao, ZHU Guangjun, et al. Impulsive noise suppression for underwater acoustic OFDM communication based on adaptive median filter[J]. Acta Acustica,2025,50(4):1031 – 1041.

[11] 董思辰,陆安江,杨教,等. 基于小波变换的改进非局部均值滤波研究[J]. 光电子技术,2025,45(3):226 – 232.
DONG Sichen, LU Anjiang, YANG Jiao, et al. Research on improved non-local means filtering based onwavelet transform[J]. Optoelectronic Technology,2025,45(3):226 – 232.

[12] 丁少忠,左帅帅,谢黄鑫. 带式输送机铁球团矿粒度在线检测系统设计[J]. 机电产品开发与创新,2025,38(3):146 – 149.
DING Shaozhong, ZUO Shuaishuai, XIE Huangxin. Design of on-line granularity detection system for iron pellets on belt conveyor[J]. Development & Innovation of Machinery & Electrical Products,2025,38(3):146 – 149.

[13] 范金生,马善农,周显恩. 基于机器视觉通信线缆接口检测[J]. 机电工程技术,2023,52(11):160 – 164.
FAN Jinsheng, MA Shannong, ZHOU Xian'en. Communication cable interface detection based on machine vision[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology,2023,52(11):160 – 164.

[14] 罗山,廖瑞,郑彬. 基于机器视觉的变速器齿轮表面缺陷检测研究[J]. 制造业自动化,2024,46(3):130 – 133;166.
LUO Shan,LIAO Rui,ZHENG Bin. Research on surface defect detection of transmission gear based on machine vision[J]. Manufacturing Automation, 2024, 46(3):130 – 133;166.

[15] 赵嫚,李宛玉,辛焦丽. 基于改进遗传算法的视觉传达图像对比度增强方法[J]. 信息技术与信息化,2025(6):27 – 30.
ZHAO Man,LI Wanyu,XIN Jiaoli. Contrast enhancement method of visual communication image based on improved genetic algorithm[J]. Information Technology and Informatization,2025(6):27 – 30.

[16] 覃德波,陈天宇,余正伟,等. 基于图像增强的生球粒度识别方法研究[J]. 烧结球团,2021,46(6):82 – 88.
QIN Debo, CHEN Tianyu, YU Zhengwei, et al. Research on recognition method of fresh pellets particle size based on image enhancement[J]. Sintering and Pelletizing, 2021,46(6):82 – 88.

[17] 张学锋,祝忠阳,黄永鹤,等. 基于图像增强的球团粒度检测方法[J]. 烧结球团,2024,49(3):81 – 88.
ZHANG Xuefeng, ZHU Zhongyang, HUANG Yonghe, et al. Pellets particle size detection method based on image enhancement[J]. Sintering and Pelletizing,2024, 49(3):81 – 88.

[18] 苗田田,李昊宸. 基于引导滤波的多阈值图像分割算法研究[J]. 长江信息通信,2024,37(4):58 – 60.
MIAO Tiantian,LI Haochen. Research on multi-threshold image segmentation algorithm based on guided filtering [J]. Changjiang Information & Communications, 2024, 37(4):58 – 60.

[19] 苗少杰,李宪,赵东杰,等. 基于霍夫梯度的同步并行圆检测方法[J]. 电子测量技术,2025,48(5):156 – 165.
MIAO Shaojie, LI Xian, ZHAO Dongjie, et al. Synchronous parallel circle detection method based on Hough gradient[J]. Electronic Measurement Technology, 2025,48(5):156 – 165.

[20] 张学锋,秦继洋,黄刘松,等. 基于图像增强及改进霍

夫检测算法的球团粒度检测[J]. 中国冶金,2024,34(8):59 – 68.
ZHANG Xuefeng, QIN Jiyang, HUANG Liusong, et al. Detecting of pellet size based on image enhancement and improved Hough detection algorithm[J]. China Metallurgy,2024,34(8):59 – 68.

[21] 刘一民,文姗姗,梁叶,等. 基于深度学习的球团矿生产过程中粒度识别监测模型[J]. 钢铁,2025,60(4):36 – 43;57.
LIU Yimin, WEN Shanshan, LIANG Ye, et al. Recognition and detection model of particle size in pellet production process based on deep learning[J]. Iron & Steel,2025,60(4):36 – 43;57.

[22] 肖成勇,李擎,王莉,等. 基于 CBAM-Unet 的铁矿球团边缘分割实验方法[J]. 烧结球团,2022,47(2):8 – 15;23.
XIAO Chengyong, LI Qing, WANG Li, et al. Edge segmentation experimental method of iron ore pellets based on CBAM-Unet[J]. Sintering and Pelletizing, 2022,47(2):8 – 15;23.

[23] 解宝佳. 基于卷积神经网络的矿石粒度识别系统设计[D]. 沈阳:东北大学,2022.
XIE Baojia. Design of ore size identification system based on convolutional neural network[D]. Shenyang: Northeastern University,2022.

[24] 吴鑫,李靓杰,魏建好. 融合双重注意力与多尺度级联网络的密集球团粒度测量方法[J]. 控制与决策,2025,40(10):3155 – 3166.
WU Xin, LI Liangjie, WEI Jianhao. Dense pellet size measurement method integrating dual attention and multi-scale cascade network[J]. Control and Decision,2025, 40(10):3155 – 3166.

[25] 刘紫权,史旭阳,胡海,等. 基于 U-Net 医学图像智能分割的网络结构演变[J]. 无线电工程,2024,54(12):2765 – 2779.
LIU Ziquan,SHI Xuyang,HU Hai,et al. The evolution of network structures for intelligent segmentation of medical images based on U-Net[J]. Radio Engineering,2024, 54(12):2765 – 2779.

[26] 龙伟,周恒,孙大为,等. 基于工业 CT 微观孔隙结构表征球团矿抗压强度[J]. 中国冶金,2024,34(5):82 – 88.
LONG W,ZHOU H,SUN D W,et al. Characterization of compressive strength of pellets based on industrial CT micro-pore structure[J]. China Metallurgy, 2024, 34(5):82 – 88.

[27] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer international publishing, 2015: 234 – 241.

[28] ZHANG Z, LIU Q, WANG Y. Road extraction by deep residual U-Net[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,2018,15(5):749 – 753.

[29] ZHANG S, LI C, JIA Z, et al. Diag-IoU loss for object detection[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology,2023,33(12):7671 – 7683.

[30] 陈平平,陈家辉,王宣达,等. Dice 系数前向预测的快速正交正则回溯匹配追踪算法[J]. 电子与信息学报,2024,46(4):1488 – 1498.
CHEN P,CHEN J,WANG X,et al. Regular backtracking fast orthogonal matching pursuit algorithm based on Dice coefficient forward prediction[J]. Journal of Electronics & Information Technology,2024,46(4):1488 – 1498.

[31] GHERBI T,ZEGGARI A,AHMED SEGHIR Z,et al. An evaluation metric for image retrieval systems, using entropy for grouped precision of relevant retrievals[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems,2023,45(3): 3665 – 3677.

[32] OKSUZ K,CAM B C,KALKAN S,et al. One metric to measure them all:Localisation recall precision (LRP) for evaluating visual detection tasks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(12):9446 – 9463.