基于语义分割的炼铁球团粒径在线检测算法研究

刘怀广[a,b]，吴鹏飞[a]，黄千稳[a,b]，汤 勃[a,b]
（武汉科技大学 a. 冶金装备及其控制教育部重点实验室；b. 机械传动与制造工程湖北省重点实验室，湖北 武汉 430081）

摘要： 铁矿成团过程中，对球团粒径有严格要求。为了能实时检测球团粒径，本文通过对造球机的动态区域图像进行分析，提出了前景提取加粘连分割的球团分割算法。该算法针对图像球团背景矿粉干扰问题，在Unet基础上融入可分离卷积结构，设计了轻量化的DSC-Unet前景分割网络，保证了前景分割的鲁棒性；同时针对球团相互重叠问题，使用了一种基于距离变换的分水岭分割方法，实现了前景粘连的分割，进而通过圆形拟合，获得球团直径。试验结果表明，所涉算法分割准确率达到97%，优于现有其他算法，达到了检测要求。

关键词： 球团粒径；造球机；DSC-Unet；距离变换；分水岭分割方法
中图分类号： TF046.6；TP751；TP183 **文献标识码：** A **文章编号：** 1000－8764(2023)06－0054－08
doi： 10.13403/j.sjqt.2023.06.084

Research on online detection algorithm of ironmaking pelletizing particle size based on semantic segmentation

LIU Huaiguang[a,b], WU Pengfei[a], HUANG Qianwen[a,b], TANG Bo[a,b]
(Wuhan University of Science and Technology a. Key Laboratory of Metallurgical Equipment and Control Technology, Ministry of Education; b. Hubei Key Laboratory of Mechanical Transmission and Manufacturing Engineering, Wuhan 430081, Hubei, China)

Abstract: In the process of iron ore agglomeration, there are strict requirements for the pelletizing particle size. In order to detect the pelletizing particle size in real time, based on the analysis of the dynamic region image of the balling device, a pelletizing segmentation algorithm on foreground extraction and adhesion segmentation is proposed. In order to solve the problem of mineral powder interference in the background of image pelletizing, on the basis of Unet, a separable convolutional structure is integrated, and a lightweight DSC-Unet foreground segmentation network is designed to ensure the robustness of foreground segmentation. At the same time, in view of the overlapping problem of pelletizing, a watershed segmentation method based on distance transformation is used to realize the segmentation of foreground adhesion, and then the diameter of the pelletizing is obtained by circular fitting. The experimental results show that the segmentation accuracy of the algorithm involved reaches 97%, which is better than other existing algorithms and meets the detection requirements.

Key words: pelletizing particle size; balling device; DSC-Unet; distance transformation; watershed segmentation method

铁矿石开采后，需要磨粉筛选提高品位。但是，如果将精矿粉直接进行冶炼，会影响冶炼的透气性。因此，通常需要把矿粉加水制粒成团。而球团的粒径对于发挥矿石的冶炼性能也有着重要影响。为了提高成球率，需要根据球团直径占比对运输带速度、给水量等进行动态控制[1]。目

收稿日期：2023－03－03；修回日期：2023－04－04
基金项目：国家自然科学基金资助项目(51874217；52272377)；国家重点研发计划重点专项课题(2018YFC1902400)
作者简介：吴鹏飞(1998—)，男，硕士研究生，从事机器视觉、图像处理、深度学习等方面的研究。
通信作者：刘怀广(1981—)，男，博士，副教授，从事机器视觉、图像处理等方面的研究。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

前国内大多数铁矿厂都是通过人工抽样检测，该方法检测结果不能实时反馈，检测具有滞后性。因此，基于图像处理的自动检测技术成为研究热点。

秦长泽等[2]通过标记和分水岭分割算法结合起来，在无外部干扰作用下，单一处理粘连目标图像有比较好的效果，但是不适用于干扰比较大的环境；李超等[3]通过改进遗传算法来快速找到最佳阈值，然后在通过标记分水岭分割算法进行分割，该方法达到了分割目的，但是存在效率过低的问题，不适合在线检测；肖成勇等[4]将 Unet 深度分割网络与注意力机制模块结合起来对球团进行分割，该算法在处理没有外部噪声情况下，对球团具有很好的分割效果；白志城等[5]使用一种基于自适应标记的分水岭分割，成功对层叠球团进行了正确分割，但对于背景复杂的球团分割不理想；李鸿翔等[6]提出了一种改进的 Unet 算法对重叠的矿石进行分割，该算法在分割较为清晰边缘的矿石，有很好的作用效果；毛传刚等[7]采用 K-mean 聚类算法和分水岭算法对造球机静态区域球团进行了正确分割，静态区球团清晰、干扰小，但堆叠严重，成像范围较窄，粒径分布计算不够全面。

针对以上情况，为解决动态区球团颗粒边缘运动模糊，背景铁矿粉、非成型球团的干扰问题。本文通过研究造球机动态区域单层球团的分布状况，提出了一种基于深度学习的语义分割算法和基于标记的分水岭算法相结合的球团粒径检测算法，该方法的主要步骤：① 首先使用改进的 Unet 语义分割网络进行球团初步分割；② 针对分割后的图像可能存在的粘连，然后使用一种基于形态学和距离变换的改进分水岭算法对图像进行二次分割；③ 最后对分割好的图像进行轮廓最小外接圆，得到球团粒径的分布，分割的流程如图 1 所示。

1　采集系统设计

根据球团在造球盘的运动分布情况，把球盘区域分成动态区和静态区(图 2)。动态区为球团成型过程区，球团速度快(约 3 m/s)，但层叠小；而静态区位于出口区，球团运动慢，但堆叠大。为了能尽可能正确反映球团成型情况，本文针对

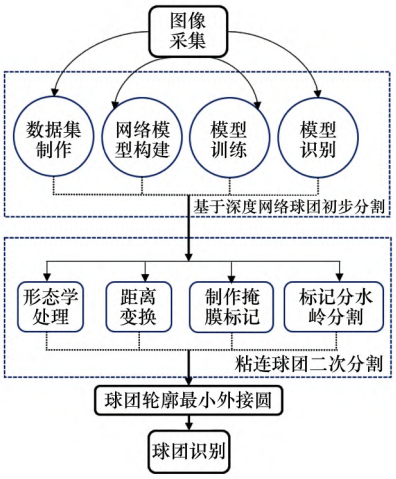


图 1　球团粒径分割流程

Fig. 1　Process of pellet size segmentation

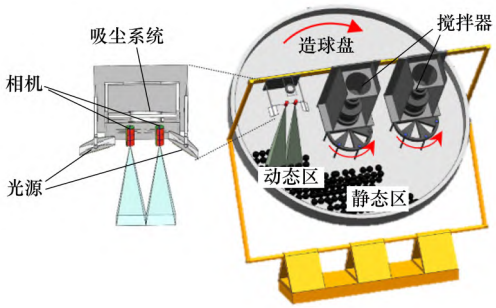


图 2　球团生产球盘及视觉检测系统

Fig. 2　Pelletizing produces discs and vision inspection systems

动态区球团进行实时检测。考虑到动态区球团运动速度快，需要短曝光成像，同时球团对光照吸收较强，系统使用两块 300 W 的 LED 面阵光源对目标区域进行照明。因为正常球团粒径为 8 ~ 16 mm，本文选择两台视野范围 800 mm × 800 mm，图像 500 万像素的 CMOS 面阵工业相机，帧率为 24 Hz。同时，鉴于现场灰尘较大，为了保证系统的稳定性，增加了吹尘系统。

2　基于深度网络的球团前景分割

采集系统采集到的图像如图 3 所示。从图 3 中可以看出，图像中未成形的矿粉会和球团粘连在一起，且球团之间存在部分遮挡现象，直接从图像分割出单个生球并测量其粒径较困难，因此，需要先获取完整的球团(前景)，排除背景干扰。传统基于阈值的分割，如 OTSU 分割：一方面对矿粉干扰抑制较低；另一方面，对成型球团容易

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

造成过分割(图 4)。深度学习自 2012 年以来，越来越多的被用到图像分割中[8-10]。因此本文设计一种基于 Unet 的深度语义分割算法来对球团图像前景进行分割。为了能适应深度学习网络输入，从图 3 中以 416×416 像素大小的移动窗口对图像进行分析，局部图像如图 5 所示。

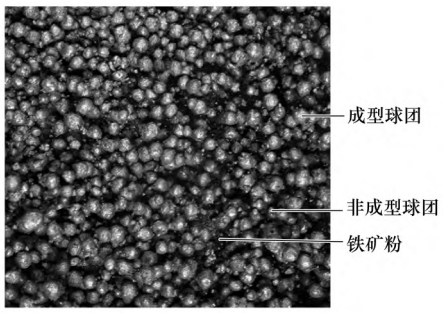


图 3 球团图像

Fig. 3 Pellet image

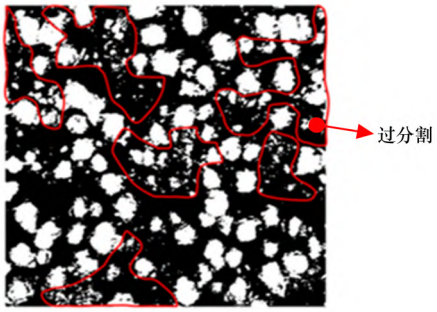


图 4 基于 OTSU 的球团分割

Fig. 4 Pellet segmentation based on OTSU

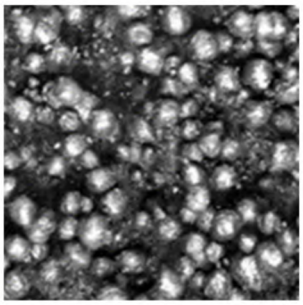


图 5 球团局部

Fig. 5 Local plot of pellets

2.1 改进的 DSC-Unet 网络模型

Unet 网络是由 OLAF R、PHILIPP F 和 THOMAS B 在 2015 年提出的一种语义分割网络，广泛应用于医疗影像上，其网络通过引入编码器、解码器、跳跃连接和特征融合等方式可有效对目标进行精确分割，在图像领域上具有较好的分割效果[11]。但是，如果将 Unet 分割网络应用到工业生产中，存在着模型参数量多和计算量大等问题，无法满足工业生产中的实时性需求，同时对于硬件设备要求高。因此，在确保 Unet 网络准确率精度的前提下，还需要对其网络进行轻量化设计，减少网络参数。

深度可分离卷积(depthwise seperable convolution，DSC)是 Google 团队[12]在 2017 年提出的一种轻量化模型，该模型具有精确度高，参数量和计算量都较小等特点，满足了准度与速度的要求。深度可分离卷积是由深度卷积和逐点卷积分阶段对图像进行特征提取。深度卷积是把单个固定大小的 卷积核作用到每个输入通道进行的独立卷积，其次在使用逐点卷积核为 的普通卷积来进行通道信息融合并输出(图 6)。

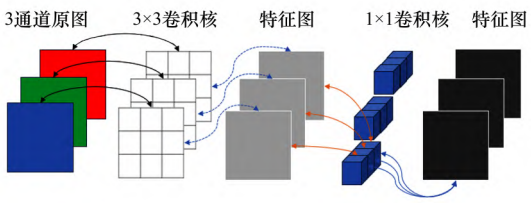
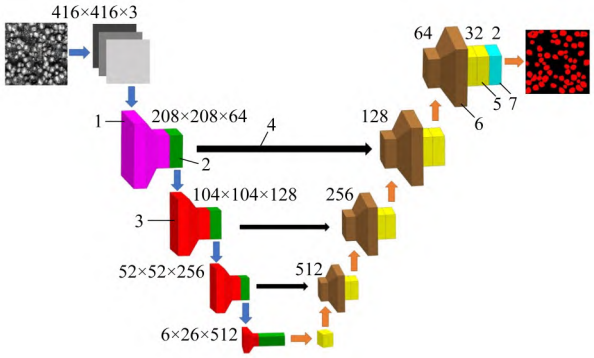


图 6 DSC 网络结构

Fig. 6 Structure of DSC network

本文结合 Unet 高分辨率的特点以及 DSC 模块轻量化的特性，改进特征提取部分，降低网络复杂度，提高分割准确率和检测速度，构建了轻量化的 DSC-Unet 网络，如图 7 所示。



1—普通卷积核 3×3，步数为 2；2—深度卷积核 3×3，步数为 1；逐点卷积核 1×1；3—深度卷积核 3×3，步数为 2；逐点卷积核 1×1；4—特征整合；5—普通卷积核 3×3，步数为 1；6—上采样 2×2；7—普通卷积核 1×1，步数为 1。

图 7 DSC-Unet 模型结构

Fig. 7 Structure of DSC-Unet model

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

改进的 Unet 网络仍然使用编码与解码对称结构，编码使用轻量化的 DSC 网络结构，解码仍然使用 Unet 解码结构部分。相较于传统 Unet 网络，该网络主要是在特征提取部分使用 DSC 模块替代传统卷积模块，使得网络的参数量由原来的 13.33 MB减少至 9.5 MB；同时在深度卷积与逐点卷积后面都使用了 BN 层和 ReLU 激活函数，目的是避免网络在训练过程中造成梯度消失以及加快网络训练速度；最后，在特征提取的第五层网络中，连续使用 5 次步长为 1 的 DSC 模块，弥补语义分割网络造成的的损失，同时加强了网络对图像特征的提取能力，提高了网络分割精度，使得该网络模型在准确率和实时性上实现了较好的分割效果(图 8)。

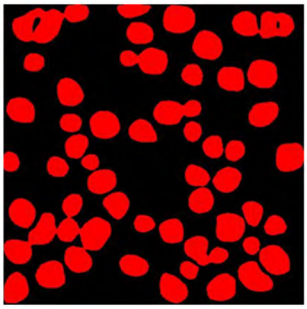


图 8　DSC-Unet 算法球团分割结果

Fig. 8　Pellet segmentation results of DSC-Unet algorithm

3　基于分水岭算法的粘连球团分割

虽然使用 DSC-Unet 算法对球团前景分割，成形的球团能够被完整的分割出来，且边缘比较光滑。但是，仍然会存在一些粘连球团现象，因此本文采用基于分水岭算法来对粘连球团进一步分割处理。

3.1　分水岭掩膜标记

由于球团互相粘连且存在过分割的微小颗粒，所以要对分割图进行下一步处理，首先进行形态学开运算，能够去除孤立的微小颗粒，以及消除目标像素周围的“毛刺”，如图 9 所示。同时进行基于欧式距离变换算法，通过基于内部标记的方法，有效地将接触在一起的球团分开，解决球团过分割问题。

对粘连球团图像做欧氏距离变换[13]，得到距离图像，其距离计算公式如下：

$$D=[(i,j),(x,y)]=\sqrt{(i-x)^2+(j-y)^2} \quad (1)$$

$$d_{i,j}=\min\{D=[(i,j),(x,y)]\} \quad (2)$$

式中：i，j 表示前景图像坐标($i=1,2,3,4,\cdots,M$; $j=1,2,3,4,\cdots,N$)；x，y 表示背景图像坐标；M，N 表示图像为 M 行 N 列。

根据距离图像中像素距离背景像素越远其灰度值越大，图像越明亮，可以很容易判断出粘连球团图像质心的大致位置。通过距离变换的球团图像如图 10 所示。

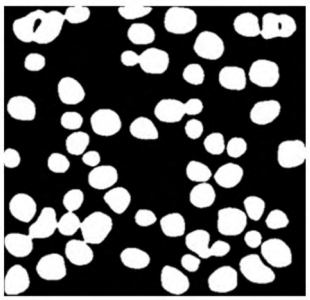


图 9　粘连球团的二值图像

Fig. 9　Binary image of adhesion pellets

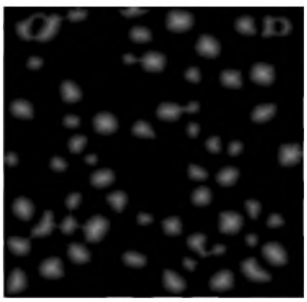


图 10　粘连球团的距离图像

Fig. 10　Distance image of adhesion pellets

为了对球团距离二值图像进行区域标记。首先找出图像中每块连通区域，连通区域指的是相同像素值以及相邻位置构成的区域；然后对每一块连通区域，赋予其唯一的标记，区别于图像中其他不同的区域；最后就可以得到图像中所有带有标识的连通区域。

本文掩膜标记的制作是通过形态学运算、距离图像和连通区域标记。首先确定图像中真正的背景、真正的前景、背景区域与前景区域交界处。然后进行连通区域标记，即得到分水岭掩膜标记，如图 11 所示。

3.2　基于最小外接圆的球团轮廓提取方法

通过标记分水岭算法得到每个球团的边界，

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

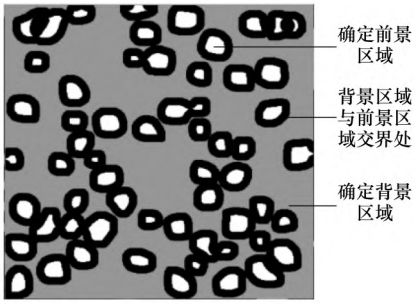


图 11 粘连球团的掩膜标记

Fig. 11 Mask labeling of adhesion pellets

由于球团的轮廓近似于圆形，考虑用轮廓最小外接圆方法提取球团轮廓特征(图 12)。最小外接圆算法工作原理：① 任意取轮廓边缘三个点(A,B,C)拟合成一个最小外接圆 $\mathrm{Min}C_0\{A,B,C\}$，该圆的圆心为 $Point_0$，半径为 R_0，并且找出离圆心最远的一个点 P_0；② 根据欧式距离变换，计算点 P_0 到圆心 $Point_0$ 的距离，若两点之间的距离小于或等于 R_0，则点 P_0 在圆上或者在圆内，外接圆 $\mathrm{Min}C_0\{A,B,C\}$ 为所求的最小圆。若两点之间的距离大于 R_0，点 P_0 在圆外，则在 A，B，C，P_0，4 点中重新任取 3 个点拟合一个半径为 R_1 的 $\mathrm{Min}C_1\{A,B,C,P_0\}$ 的圆。重复以上步骤，直至拟合轮廓上所有点 $\mathrm{Min}C_i(A,B,C,P_0,P_1,\cdots,P_i)$，轮廓最小外接圆工作流程图如 13 所示；③ 通过提取轮廓最小外接圆，最终成功实现对重叠球团识别，见图 14。

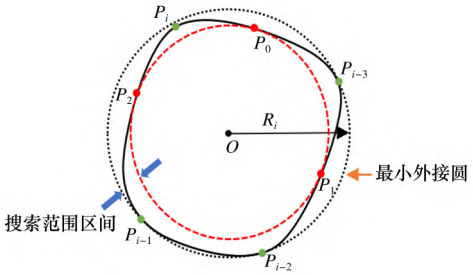


图 12 轮廓外接圆搜索

Fig. 12 Outline circumscribed circle search plot

4 试验结果与分析

4.1 基于 DCS-Unet 的前景分割

本文设计的模型训练过程主要包含：数据增广、迁移学习、超参数调整、模型训练等过程，具体如图 15 所示。

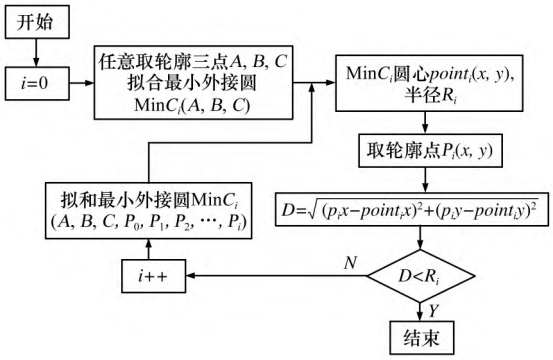
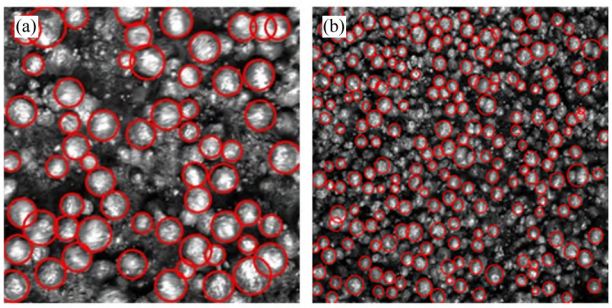


图 13 球团轮廓提取流程

Fig. 13 Extraction flowchart of pellet contour



(a) 局部图；(b) 完整图

图 14 球团轮廓提取结果

Fig. 14 Extraction results of pellet contour extraction results

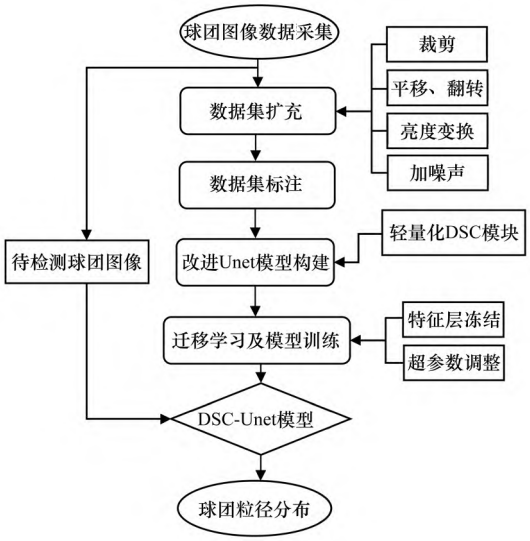


图 15 网络模型训练流程

Fig. 15 Training flowchart of network model

4.1.1 数据集与试验环境选取

本文在国内鄂州某大型球团厂共采集 30 张 2 448 × 2 048 像素大小的照片，随机裁剪成 416 × 416像素大小的照片 84 张，为增加数据的多样性，避免数据集过少，发生过拟合，随机从 84

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

张数据集中选取 50 张数据集进行扩充，通过平移、亮度变换、翻转、加噪声等操作对数据进行增强，最后数据集扩充到 236 张，形成数据集。同时，将所制作的 236 张数据集按照 8∶2 的比例划分为训练集和验证集，训练集用来训练模型；验证集用来在网络训练过程中进行验证，进行网络模型权重更新；最后，将剩余的 34 张图片用作测试集，检验最终模型的性能指标。

试验在 CPU 为 Intel（R）Corei7，GPU 为 NVIDIA RTX3060（16G 显存）的 Window10 硬件环境上进行训练，使用的深度学习框架为 tensorflow 与 keras，同时通过安装 CUDA11.2，cudnn8.1 来实现 GPU 加速。另外，试验还使用了开源的计算机视觉包 opencv3.4。

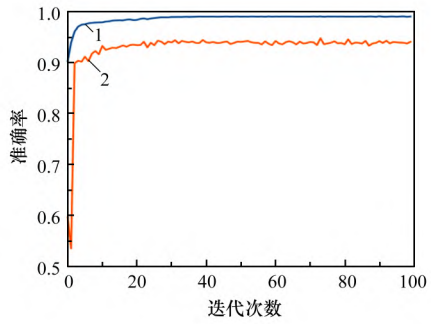
4.1.2　DSC-Unet 模型训练

为了解决数据集过少而导致模型发生过拟合以及分割精度低的问题，训练初始阶段，网络训练使用迁移学习，使用迁移学习可以节省大量时间和精力去制作数据集。因此本文使用 MobileNet 在 ImageNet 数据集上预训练的参数作为网络特征提取阶段的初始化参数，初始学习率设置为 0.001，批尺寸（batchsize）设置为 6，使用 Adam 优化器。经过 100 轮训练以后，DSC-Unet 网络模型的训练准确率可达到 0.99 以上，如图 16 所示。同时，网络模型的训练损失也逐渐收敛，如图 17 所示。

4.2　前景分割结果及分析

4.2.1　性能评价指标

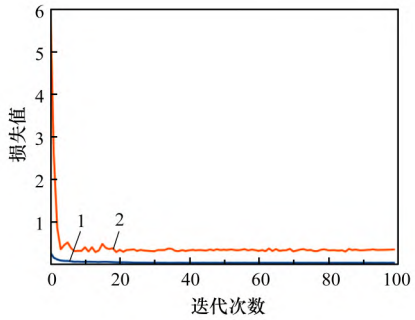
为了验证网络的有效性，选取了准确率（A）、精准率（P）、召回率（R）、交并比（δ_{IOU}）、图像检测时间（T）指标对网络的分割性能进行了测试。



1—训练集；2—验证集。

图 16　准确率变化情况

Fig. 16　Situation of changes in accuracy



1—训练集；2—验证集。

图 17　损失函数变化情况

Fig. 17　Changes in loss function

$$A=\frac{C_{TP}+C_{TN}}{C_{TP}+C_{TN}+C_{FP}+C_{FN}}\times 100\% \tag{3}$$

$$P=\frac{C_{TP}}{C_{TP}+C_{FP}}\times 100\% \tag{4}$$

$$R=\frac{C_{TP}}{C_{TP}+C_{FN}}\times 100\% \tag{5}$$

$$\delta_{IOU}=\frac{C_{TP}}{C_{TP}+C_{FP}+C_{FN}}\times 100\% \tag{6}$$

$$T=\frac{N_p}{N_t} \tag{7}$$

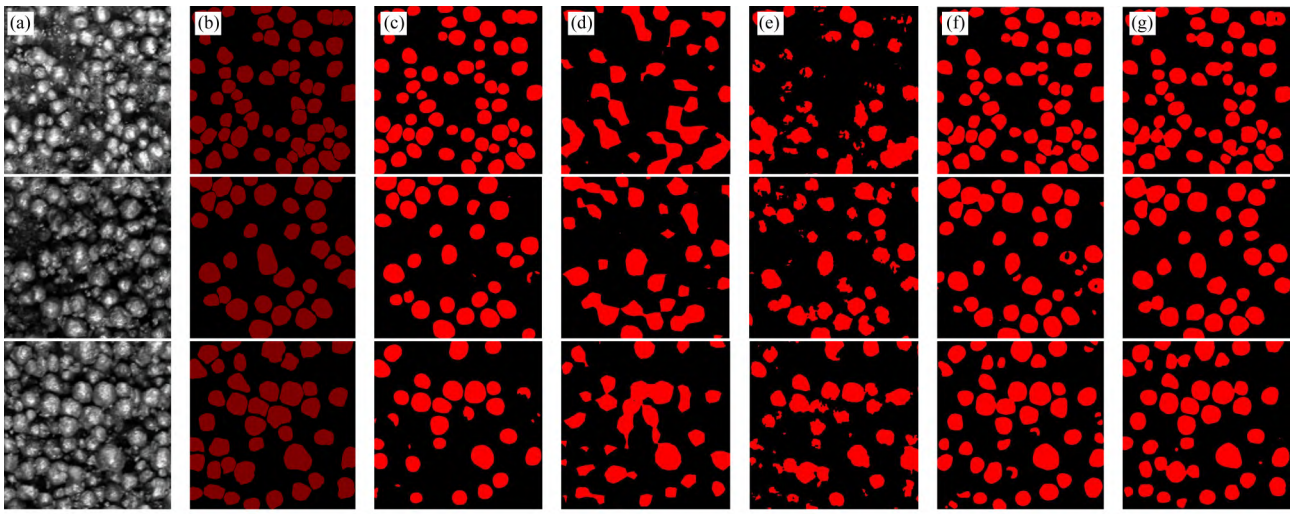
式（3）～（6）中：A、P、R、δ_{IOU} 为 0～1，性能指标越接近于 1 表示分割效果越好；C_{TP} 为网络输出和标签均为球团的区域；C_{FP} 为网络输出为球团但标签为背景的区域；C_{FN} 为网络输出为背景但标签为球团的区域；C_{TN} 为网络输出和标签均为背景的区域。式（7）中：N_t 表示检测所有图片需要的时间；N_p 表示需要检测图片的总数量；T 表示单张图片检测的时间，其数值越小表示模型检测速度越快。

4.2.2　前景分割结果

试验在球团测试数据集上进行，每个网络模型训练 100 轮（epoch），最终得到每个网络的最优模型，然后将测试数据集进行预测，部分试验结果如图 18 所示。从图 18 中可以看出，对比人工标注的真实球团标签图像，本文提出的网络分割方法相较于 Segnet、Pspnet、Deeplabv3+、Unet 网络有更好的分割效果，该分割方法与人工标签图像更为接近。试验的各项性能指标对比如表 1 所示。

由表 1 可知，在球团测试数据集中，本文提出的分割网络各项指标精度相比较于 Segnet、Pspnet、Deeplabv3+、Unet 分割网络较好。该方

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net



(a) 原图; (b) 人工标注图; (c) Segnet; (d) Pspnet; (e) Deeplabv3 +; (f) Unet; (g) 试验方

图 18 球团图像不同分割方法结果对比

Fig. 18 Comparison of results of different segmentation methods for ballet images

表 1 不同网络模型在测试集的分割结果

Table 1 Segmentation results of different network models on the test set

网络模型	A	P	R	δ_{IOU}	参数量/MB	检测时间/s
Segnet	0.88	0.95	0.64	0.62	14.7	0.52
Pspnet	0.84	0.86	0.55	0.50	46.8	0.47
Deeplabv3 +	0.83	0.91	0.50	0.47	28.2	0.53
Unet	0.91	0.92	0.75	0.70	13.3	0.53
试验 DSC-Unet	0.93	0.96	0.78	0.76	9.5	0.45

法不仅可提高算法的准确率，而且网络的参数量也较少，相较于其它网络，该网络的参数量只有 9.5 MB。通过减少网络的参数量，降低计算负担，提高了运算速度。单张图片检测时间只有 0.45 s，加快了检测速度，对球团实时性检测具有良好的改进。所以，通过对比实验证明，本文提出的 DSC-Unet 网络具有较好分割精度，同时网络具有轻量化的结构，适合应用于球团粒径识别生产实践场景中。

4.3 粒径统计结果

为了验证本文的算法，将阈值分割(阈值 T 选取 120)、OTSU 分割、分水岭分割、Unet、DSC-Unet 分割算法进行球团识别准确率比较。各种分割方法效果如图 19 所示，球团识别准确率(表 2)计算公式见式(8):

$$A = \frac{N_R}{N_T} \tag{8}$$

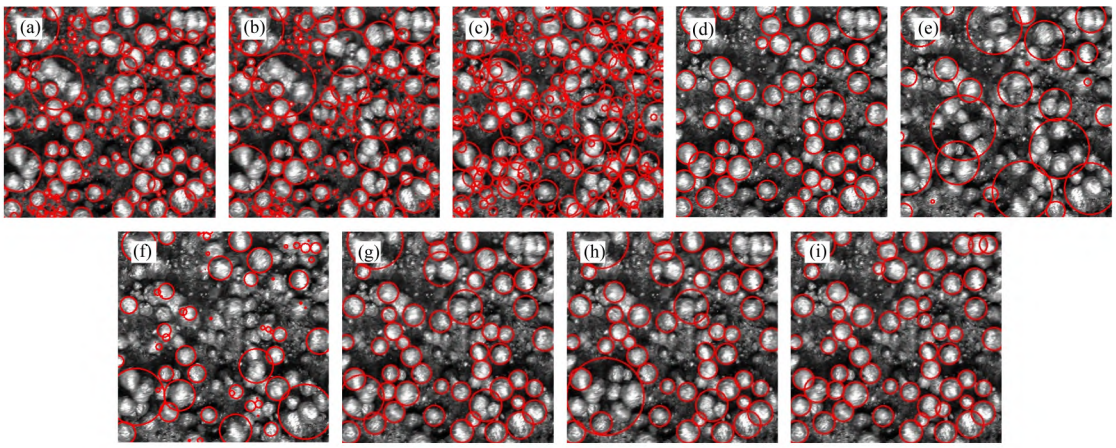
式中: A 为球团识别准确率，无量纲; N_R 为正确识别的球团数量，个; N_T 为球团总数量，个。

从表 2 可以看出，本文提出的球团检测算法解决了使用传统图像处理分割算法以及单独使用 Segnet、Pspnet、Deeplabv3 +、Unet、DSC-Unet 语义分割算法带来的过分割以及欠分割，该算法在分割球团前景及球团粘连具有很好的效果，球团识别准确率达到了 0.97，可满足实际生产需要。

5 结 语

本文将轻量化的 DSC 模块应用到 Unet 网络结构中，并且结合基于距离变换的分水岭分割算法，有效的提高了目标分割效果，球团分割准确率达到了 0.97，能够为后续的球团矿质量分析提供一定帮助。鉴于目前深度学习技术对于复杂环境下球团的分割研究较少，还处在探索阶段，后续可以搭建更加精密的网络分割模型，实现端对端的分割。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net



(a) 固定阈值；(b) OTSU；(c) 分水岭分割；(d) Segnet；(e) Pspnet；(f) Deeplabv3 +；(g) Unet；(h) DSC-Unet；(i) 试验方法

图 19　不同分割方法球团分割结果

Fig. 19　Segmentation results of different segmentation methods

表 2　不同分割方法球团识别准确率

Table 2　Recognition accuracy of different segmentation methods

分割方法	正确识别球团/粒	漏检球团/粒	识别准确率
固定阈值	88	48	0.65
OTSU	73	63	0.54
分水岭	26	110	0.19
Segnet	103	32	0.76
Pspnet	25	111	0.18
Deeplabv3 +	71	65	0.52
Unet	105	30	0.77
DSC-Unet	101	35	0.74
试验方法	132	4	0.97

参考文献:

[1] 从俊强，温宝良，李家新，等. 消石灰对细粒级铁精矿球团性能的影响[J]. 钢铁，2023，58(5)：20－30.
CONG Junqiang，WEN Baoliang，LI Jiaxin，et al. Effect of slaked lime on pellet properties of fine-grained iron concentrate[J]. Iron and Steel，2023，58(5)：20－30.

[2] 秦长泽，刘琼. 基于改进分水岭算法的球团矿图像分割[J]. 武汉科技大学学报，2015，38(2)：134－137.
QIN Changze，LIU Qiong. Image segmentation of pellets based on improved watershed algorithm[J]. Journal of Wuhan University of Science and Technology，2015，38(2)：134－137.

[3] 李超，刘琼. 基于改进遗传算法的球团矿图像分割[J]. 现代电子技术，2021，44(6)：169－173.
LI Chao，LIU Qiong. Image segmentation of pellets based on improved genetic algorithm[J]. Modern Electronic Techniques，2021，44(6)：169－173.

[4] 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. Experimental method of edge segmentation of iron ore pellets based on CBAM-Unet[J]. Sintering and Pelletizing，2022，47(2)：8－15；23.

[5] 白志城，魏子赫，谢文卓，等. 基于图像处理的球团矿粒度检测系统及分割算法研究[J]. 烧结球团，2021，46(5)：41－46；72.
BAI Zhicheng，WEI Zihe，XIE Wenzhuo，et al. Research on particle size detection system and segmentation algorithm of pellets based on image processing[J]. Sintering and Pelletizing，2021，46(5)：41－46；72.

[6] 李鸿翔，王晓丽，阳春华，等. 基于 GAN-UNet 的矿石图像分割方法[J]. 控制理论与应用，2021，38(9)：1393－1398.
LI Hongxiang，WANG Xiaoli，YANG Chunhua，et al. Ore image segmentation method based on GAN-UNet[J]. Control Theory and Application，2021，38(9)：1393－1398.

[7] 毛传刚. 基于机器视觉的圆盘造球机生球粒径在线检测方法研究[D]. 长沙：湖南大学，2019.
MAO Chuangang. Research on on-line detection method of pellet size of disc pelletizer based on machine vision[D]. Changsha：Hunan University，2019.

(下转第 68 页)

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

REN Qiang, WANG Yici, LUO Guoping, et al. Experimental study on basic sintering characteristics and optimum ore blending scheme of iron ore powder [J]. Sintering and Pelletizing, 2020, 45(2): 26 – 30.

[9] YAO Lu, REN Shan, WANG Xiaoqing, et al. Study on liquid phase formation and fluidity of iron ores [J]. Metallurgical Research & Technology, 2017, 114(2): 204 – 211.

[10] HAN Hongsong, SHEN Fengman, JIANG Xin, et al. Fundamental mechanism of effects of MgO on sinter strength [J]. Journal of Iron and Steel Research International, 2019, 26: 1171 – 1177.

[11] **胡长庆，张国柱，闫龙格. Al_2O_3 含量对复合铁酸钙流动性的影响 [J]. 矿产综合利用，**2018(2): 135 – 138.
HU Changqing, ZHANG Guozhu, YAN Longge. Influence of Al_2O_3 content on the fluidity of SFCA [J]. Multipurpose Utilization of Mineral Resources, 2018(2): 135 – 138.

[12] **秦峰，周鹏飞，陈强，等. 混合料水分对新钢铁矿烧结的影响 [J]. 烧结球团，**2016, 41(3): 17 – 21.
QIN Feng, ZHOU Pengfei, CHEN Qiang, et al. Influences of water content of sintering mixture on iron ore sintering of Xinsteel [J]. Sintering and Pelletizing, 2016, 41(3): 17 – 21.

[13] **刘桐，张巧玉，盛建华，等. 燃料粒度结构变化对烧结生产的影响 [J]. 烧结球团，**2020, 45(3): 17 – 21.
LIU Tong, ZHANG Qiaoyu, SHENG Jianhua, et al. Effect of fuel grain structure changes on sintering production [J]. Sintering and Pelletizing, 2020, 45(3): 17 – 21.

[14] GOODFELLOW Lan, POUGET Abadie Jean, MIRZA Mirza, et al. Generative adversarial networks [J]. Advances in neural information processing systems, 2014, 3(11): 2672 – 2680.

[15] XUE Jiankai, SHEN Bo. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm [J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22 – 34.

[16] **宋立钦，陈文杰，陈伟海等. 基于混合策略的麻雀搜索算法改进及应用 [J]. 北京航空航天大学学报，**2023, 49(8): 2187 – 2199.
SONG Liqin, CHEN Wenjie, CHEN Weihai, et al. Improvement and application of hybrid strategy-based sparrow search algorithm [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023, 49(8): 2187 – 2199.

[17] **李雅丽，王淑琴，陈倩茹，等. 若干新型群智能优化算法的对比研究 [J]. 计算机工程与应用，**2020, 56(22): 1 – 12.
LI Yali, WANG Shuqin, CHEN Qianru, et al. Comparative study of several new swarm intelligence optimization algorithms [J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(22): 1 – 12.

(上接第61页)

[8] BADRINARAYANAN V, KENDALL A, CIPOLLA R. Segnet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(12): 2481 – 2495.

[9] ZHAO H, SHI J, QI X, et al. Pyramid scene parsing network [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Hawaii, USA: IEEE, 2017: 2881 – 2890.

[10] BAHETI B, INNANI S, GAJRE S, et al. Semantic scene segmentation in unstructured environment with modified DeepLabV3 + [J]. Pattern Recognition Letters, 2020, 138: 223 – 229.

[11] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation [C]//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2015. Berlin: Springer, 2015: 234 – 241.

[12] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [EB/OL]. 2017: arXiv: 1704.04861. http://arxiv.org/abs/1704.04861.

[13] **王萍，陈皓一，侯谨毅. 一种基于距离变换和分水岭算法的地震空区自动识别方法 [J]. 湖南大学学报(自然科学版)，**2020, 47(4): 110 – 117.
WANG Ping, CHEN Haoyi, HOU Jinyi. An automatic identification method of seismic air area based on distance transformation and watershed algorithm [J]. Journal of Hunan University (Natural Science Edition), 2020, 47(4): 110 – 117.

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net