基于CBAM-Unet的铁矿球团边缘分割实验方法

肖成勇，李 擎，王 莉，王 威，张德政
（北京科技大学 自动化学院，北京 100083）

摘要：针对高度粘连和堆叠严重的生球影像噪声点多、边界模糊的问题，本文提出一种融入注意力机制的深度学习图像语义分割模型（CBAM-Unet）进行球团边缘检测和分割的方法。方法步骤：① 样本数据集制备，采集30张包括深度分离、高度粘连到堆叠严重等不同状态的图片，通过数据增广形成900张图片的样本数据集；② 模型建立，将卷积块状注意力模块（Convolution Block Attention Module，CBAM）融入到Unet网络模型，形成CBAM-Unet模型，对生球边缘进行检测和分割。研究结果表明：相比于Unet方法，CBAM-Unet方法的相似度系数（e_{Dice}）、类别平均像素准确率（e_{mPA}）、平均交并比（e_{mIoU}）分别提高9.8%、9.7%、14.7%。本文提出的识别模型可提高球团分割的准确性，为实际应用奠定基础。

关键词：球团；边缘分割；注意力机制；CBAM-Unet
中图分类号：TF046.6；TP181 **文献标识码**：A **文章编号**：1000－8764(2022)02－0008－08
doi：10.13403/j.sjqt.2022.02.018

Edge segmentation experimental method of iron ore pellets based on CBAM-Unet

XIAO Chengyong，LI Qing，WANG Li，WANG Wei，ZHANG Dezheng
（*School of Automation and Electrical Engineering，University of Science & Technology Beijing，Beijing* 100083，*China*）

Abstract：Aiming at the problem of many noisy points and blurred boundaries of highly adherent and heavily stacked fresh pellet images，a method for edge detecting and segmenting of pellets is proposed by a deep learning image semantic segmentation model（CBAM-Unet）that incorporates attention mechanism. The method steps：1）sample data set preparation，collecting 30 images with different states including depth separation，high adhesion to serious stacking，etc.，and forming a sample data set of 900 images by data augmentation；2）model building，and incorporating the Convolution Block Attention Module（CBAM）into the Unet network model to form the CBAM-Unet model for fresh pellet edge detection and segmentation. The results show that，compared with the Unet method，the similarity coefficient（e_{Dice}），the category-average pixel accuracy（e_{mPA}），and the average intersection ratio（e_{mIoU}）of CBAM-Unet method are improved by 9.8%，9.7%，and 14.7%，respectively. The recognition model proposed in this paper can improve the accuracy of pellets segmentation and lay a foundation for practical applications.

Key words：pellet；edge segmentation；attention mechanism；CBAM-Unet

球团矿是高炉的重要原料，其质量的好坏直接影响高炉炼铁的质量和效益[1]。而粒径分布是评价球团质量的重要指标之一。目前主要使用圆孔网筛对球团进行筛分，通过统计得到生球的粒径分布，该方法存在效率低下、检测滞后，满足不了实时检测的要求，容易造成球团矿质量大幅波动。基于计算机视觉的图像分析技术可为球团粒径分布检测提供实时、非接触式和准确的检测方法[2]。但在球团生产场景下，粉尘大、光照强度不均、球团形状不规则、

收稿日期：2021－08－31；**修回日期**：2021－09－14
基金项目：科技创新2030－重大项目（2020AAA0108702－01）；中央高校基本科研业务费专项资金项目（FRF-TP-20－016A1）；北京科技大学教育教学改革与研究面上项目（JG2020M28）；教育部第二批新工科研究与实践项目（E-ZDH20201602）。
作者简介：肖成勇（1978—），男，博士，讲师，从事智能制造、矿山自动化和智能化方面的研究。
通讯作者：李 擎（1971—），男，教授，博士生导师，从事智能控制和优化方面的研究。

(C)1994-2022 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

圆盘造球机高速旋转和生球在圆盘内滚动复合、生球之间相互粘连或者重叠等客观因素给球团粒径分布检测带来较大挑战，故对高度粘连和堆叠严重的生球进行有效分割和边缘提取是实现球团粒径分布检测的关键步骤。

基于计算机视觉方法在球团颗粒检测领域已取得较多研究成果。温春友等[3]提出了基于形态学的 top-hat/bottom-up 变换和分水岭(watershed)的球团图像分割方法，这种基于分水岭算法的缺点在于对噪声敏感，容易造成过分割。为了避免过分割，秦长泽[4]使用改进分水岭算法对球团图像进行分割，并且应用 Hough 变换对不完整球团边缘进行拟合；叶邦志[5]提出一种基于自适应标记提取的分水岭分割算法；李超等[6]提出一种改进遗传算法的最大类间法分割和标记分水岭结合的分割方法。这些改进和混合算法在一定程度上提高了分离状态生球的分割精度，但是对于粘连和堆叠球团的分割效果有待提高。曾小信等[7]在基于高斯混合模型的图像分割及边缘提取算法基础上，采用圆拟合方法对生球缺失轮廓进行了重构；刘小燕和吴鑫等[8-9]提出一种基于形态学重建和高斯混合模型的球团颗粒图像分割算法。这些方法改善了球团粘连状态的分割效果。这些方法基于图像本身的低阶视觉信息，计算的复杂度低，对于分离和轻度粘连状态球团的处理效果较好，但在处理高度粘连和堆叠严重的情况时效果不佳。近年来，基于卷积神经网络(Convolutional Neural Network，CNN)的语义分割为图像分割提供了新思路，由于 CNN 具有强大的表征能力，其已在矿石粒度和球团矿检测中取得较大进展[10-11]，但是现有方法通过 CNN 提取全局特征时，忽略了许多边界信息，在一定程度上会削弱边缘分割的精度和提升潜力。

由于注意力机制是利用神经网络自动获取需要重点关注区域的信息，并可抑制其他无用的信息。基于此，本文将卷积块状注意力模块(CBAM)融入到 Unet 算法中，设计 CBAM-Unet 模型；采用 CBAM-Unet 模型对深度分离、高度粘连和堆叠严重等不同状态下的生球进行非接触、低成本粒径检测；将该方法分别与传统机器学习和深度学习算法进行对比，来验证 CBAM-Unet 模型的检测精度和速度，为造球机智能控制提供一种快速高效的解决方案。

1　生球粒径分布检测算法流程

生球粒径分割包括两个核心步骤：① 制作球团图像数据集，利用 LabelMe 软件对球团进行标注，然后进行双边滤波等预处理和图像增广后形成样本数据集；② 设计融入注意力机制的深度学习图像语义分割模型(CBAM-Unet)，将样本数据集代入模型中进行训练，然后将待检影像代入训练后的模型中进行分割。生球粒径分布检测算法流程如图 1 所示。

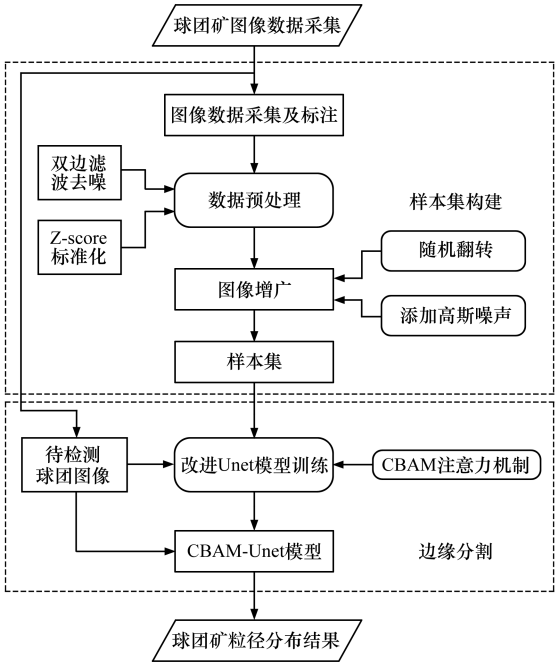


图 1　生球粒径分布检测算法流程

Fig. 1　Algorithm flow chart of particle size distribution detection of fresh pellets

2　CBAM-Unet 模型设计

2.1　Unet 算法

Unet 是一种被广泛应用于医学图像领域的分割网络[12]，其基本网络结构如图 2 所示。Unet 是建立在 FCN(Fully Convolutional Networks)架构上的一种卷积神经网络，由于增加了上采样阶

(C)1994-2022 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

段，并且添加了很多的特征通道，将浅层特征和深层特征结合起来，深层特征用于定位，浅层特征用于精确分割；并且使用独特的数据增强算法，每一步计算都对训练集进行随机扰动，使其能用很少的训练图像就能得到很精确的分割结果。但是，该算法忽略了关键边缘信息的局部特征，在一定程度上削弱了模糊边界的分割精度和提升潜力。

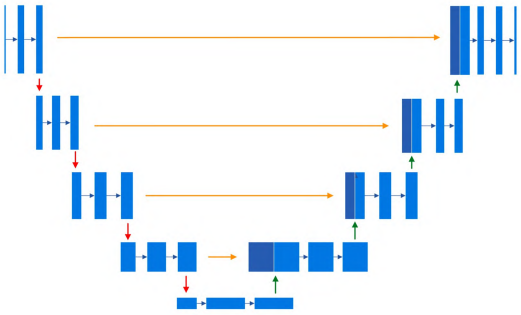


图 2 Unet 算法网络结构

Fig. 2 Network structure of Unet algorithm

2.2 卷积注意力模块

近年来，很多论文验证了在神经网络中引入注意力机制能够提高网络模型的特征表达能力[13]。WOO 等[14]提出的 CBAM(Convolutional Block Attention Module)是一种同时结合了空间和通道的注意力模块。CBAM 模块示意如图 3 所示。

通道注意力模块也就是特征注意力模块，其将输入的特征图 F 分别通过最大值和平均值池化得到两个特征图，用以减少池化所带来的信息损失；接着，将两个特征图同时输入到一个多层感知网络(MLP)中做降维、升维操作，这个过程中感知网络的权重是共享的；然后将从 MLP 输出的两个特征图进行加和操作，并经 sigmoid 激活函数处理后，得到通道注意力。通道注意力模块可以表达为

$$M_C(F)=\sigma\{MLP[AvgPool(F)]+MLP[MaxPool(F)]\} \tag{1}$$

式中：$M_C(F)$为通道注意力模块；σ 为 Sigmod 激活函数；$MLP(\,)$为多层感知器；$AvgPool(\,)$、$MaxPool(\,)$分别为平均值池化和最大值池化。

空间注意力模块主要反应输入值在空间维度上的重要程度。首先，将输入值分别经过最大值和平均值池化，并进行拼接；然后，采用卷积网络将其降维到 1 个通道；再经 sigmoid 激活函数得到该模块的输出。空间注意力模块可以表示为

$$M_C(F')=\sigma\{f[AvgPool(F');MaxPool(F')]\} \tag{2}$$

式中：$M_C(F')$为空间注意力模块；f 为卷积层运算。

也就是说，输入特征图首先与通道注意力点乘，再与空间注意力模块点乘，最后经过 CBAM 处理后得到最终的特征图。可以表示为

$$F'=M_C(F)\cdot F \tag{3}$$

$$F''=M_C(F)\cdot F' \tag{4}$$

式中：F'为输入特征图；F''为输出特征图。

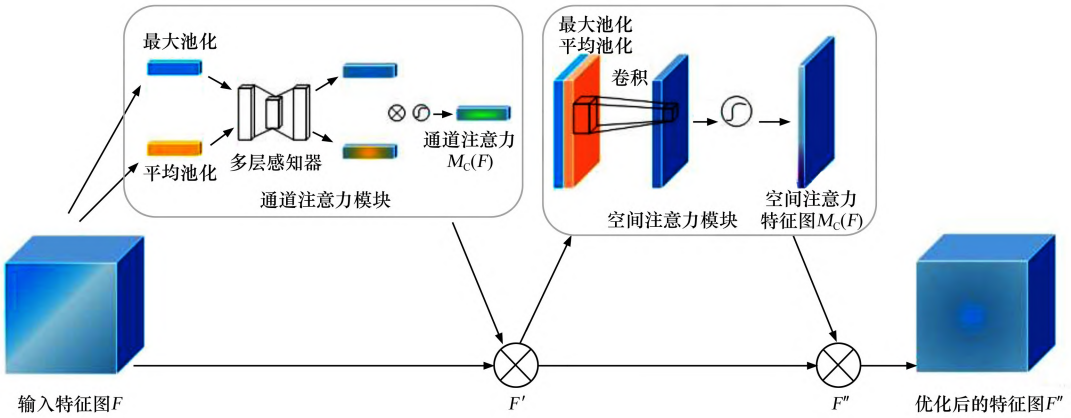


图 3 CBAM 模块示意

Fig. 3 Schematic diagram of CBAM module

(C)1994-2022 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

2.3　球团分割 CBAM-Unet 模型

结合 Unet 与 CBAM 注意力机制，本文提出 CBAM-Unet 模型，其网络结构如图 4 所示。该模型将 Unet 中收缩路径的特征图先通过一个注意力网络，再与扩展路径的特征图相拼接。在组合模型中引入注意力机制有利于提升图像边缘的权重，抑制次要信息，进而提升模型的分割效果。

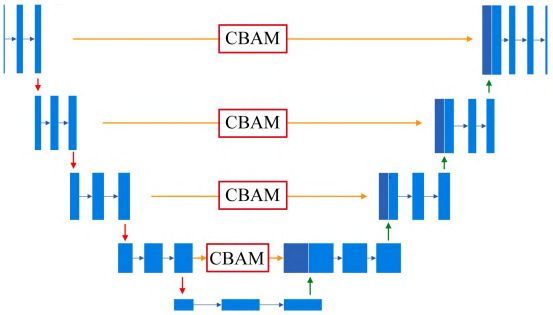


图 4　加入注意力机制的 Unet 网络结构

Fig. 4　Structure diagram of Unet added with CBAM module

3　数据采集及预处理

3.1　数据采集

在实际生产场景下，由于光照强度不均、造球机旋转运动和生球自身相对圆盘滚动，生球粘连和堆叠特别严重，这种情况下对生球图像数据进行直接采集和标注是十分困难的。

为了便于研究，取来自现场的不同大小球团，在实验室环境下，将球团由疏到密，再到相互堆叠进行摆放，使球团摆放尽量接近现场实际情况。通过拍照，采集 36 张图片，其中 30 张作为训练集，6 张作为测试集。采用 LabelMe 软件对球团数据进行标注、二值化掩膜处理，得到深度分离、高度粘连和堆叠严重三种典型场景，结果如图 5 所示。在摆放球团时，在球团中央或者旁边放置一枚一元硬币，便于后续在计算球团大小时提供参照物。

3.2　数据预处理

3.2.1　双边滤波

双边滤波(Bilateral Filter)是一种非线性滤波器，具有保持物体边缘、降噪平滑的效果。

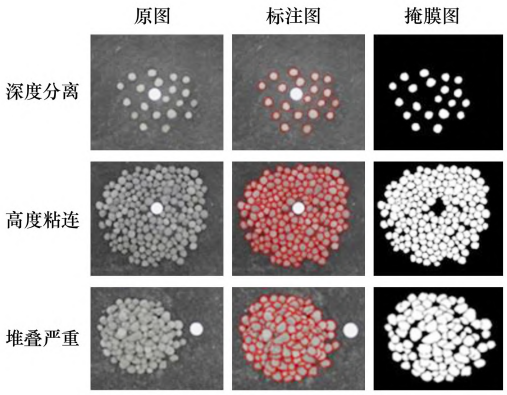


图 5　采用 LabelMe 软件对球团图像标注

Fig. 5　Pellet image annotation result by LabelMe software

而一般用高斯滤波来降噪，会出现比较明显的边缘模糊，对于高频细节的保护效果并不明显。双边滤波比高斯滤波多了一个高斯方差，它是基于空间分布的高斯滤波函数，所以在边缘附近，离的较远的像素不会太多影响到边缘的像素，这样就保证了边缘附近像素值的保存。具体双边滤波方法如式(5)～(7)所示。

$$h(x) = k^{-1}(x)\int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} f(\varepsilon)c(\varepsilon,x)s[f(\varepsilon),f(x)]\mathrm{d}\varepsilon \tag{5}$$

$$c(\varepsilon,x) = \mathrm{e}^{\frac{-(\varepsilon-x)^2}{2\sigma_\mathrm{d}^2}} \tag{6}$$

$$s[f(\varepsilon),f(x)] = \mathrm{e}^{\frac{-[f(\varepsilon)-f(x)]^2}{2\sigma_\mathrm{r}^2}} \tag{7}$$

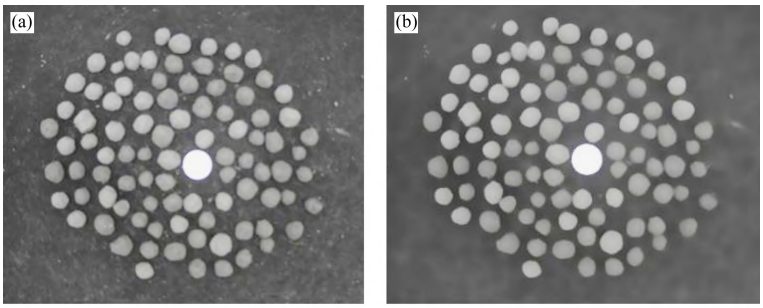
式中：$f(\varepsilon)$为包含噪声的图像；$h(x)$为双边滤波后的图像；$c(\varepsilon,x)$为平面坐标 ε 与 x 之间的相似度；$s[f(\varepsilon),f(x)]$表示空间向量$f(\varepsilon)$与$f(x)$之间的相似度；k 为标准化系数；σ_d^2 为 ε 与 x 之间的方差；σ_r^2 为 $f(\varepsilon)$ 与 $f(x)$ 之间的方差。

使用双边滤波前、后的图像如图 6 所示。由图 6 可知：滤波后的图像更加平滑，许多噪声都被滤除，背景与前景的差异也变得更大。

3.2.2　图像增广

为提升模型的精度和鲁棒性，对数据集进行数据增强操作，包括尺度缩小、尺度放大、平移、随机旋转、高斯噪声添加、颜色抖动等 6 种增强方法。每种方法随机生成 5 张新图片，将原始的30张训练集增强到900张，加上原有

(C)1994-2022 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net



(a) 滤波前；(b) 滤波后

图6 双边滤波前、后的图像

Fig. 6 Images before and after bilateral filtering

的30张图片，形成930张图片的训练集。其中，随机旋转、高斯噪声添加、颜色抖动的数据增强过程如图7所示。

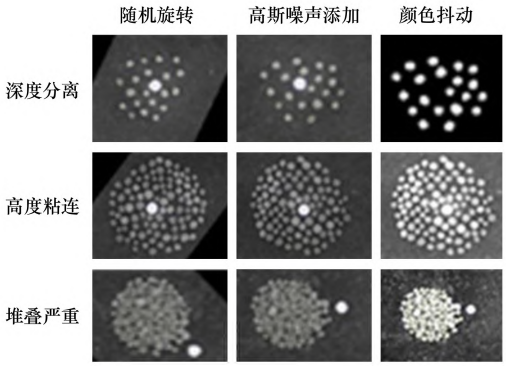


图7 随机旋转、高斯噪声添加、颜色抖动的数据增强结果

Fig. 7 Data enhancement results of random rotation, Gaussian noise addition and color dithering

4 模型计算与分析

4.1 模型效果评价指标

采用深度学习框架PyTorch进行建模，并使用语义分割领域公认的平均交并比(e_{mIoU},%)、类别平均像素准确率(e_{mPA},%)和合相似度系数(e_{Dice})来评价模型在数据集上的分割效果[15]。其具体计算方法如(8)~(10)所示。

$$e_{\mathrm{mIoU}}=\frac{1}{k+1}\sum_{i=0}^{k}\frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^{k}p_{ij}+\sum_{j=0}^{k}p_{ji}-p_{ii}} \tag{8}$$

$$e_{\mathrm{mPA}}=\frac{1}{k+1}\sum_{i=0}^{k}\frac{p_{ii}}{\sum_{i=0}^{k}p_{ij}} \tag{9}$$

$$e_{\mathrm{Dice}}=\frac{2\mid V_{\mathrm{seg}}\cap V_{\mathrm{gt}}\mid}{\mid V_{\mathrm{seg}}\mid+\mid V_{\mathrm{gt}}\mid} \tag{10}$$

式中：k为类别数；p_{ij}为实际类别为i类但是预测结果为j类的像素数量；p_{ii}为实际类别为i类预测结果也为i类的像素数量；V_{seg}为预测区域所包含的点集；V_{gt}为真实标签所包含的区域。

4.2 模型训练过程

CBAM-Unet模型在增强数据集上训练过程的Loss值和Dice系数变化如图8所示，整个训练过程共进行30次迭代，耗时3 451 s。由图8可知：从Loss值的变化来看，随着训练次数的增加，Loss值基本呈现出降低后趋于平稳的态势，在迭代次数稍大时，存在一定的波动，最后逐渐稳定在0.030左右；而Dice系数在第3、16次迭代时有一个下降，但之后均上升，最后稳定在0.945左右。

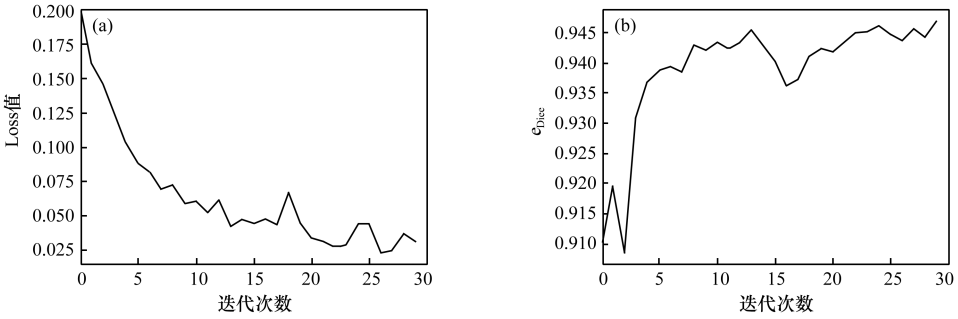
4.3 模型对比和讨论

4.3.1 不同模型对比

为了对比传统机器学习(基于距离和形态学的分水岭算法)、深度学习(Unet、VGG16)和本文改进深度学习(CBAM-Unet)方法的分割效果，分别采用上述算法对数据集进行训练和测试，得到不同算法的精度和速度如表1所示。

由表1可以看出：在测试耗时增加有限的情况下，Unet + 数据增强方法相比于Unet方法，e_{mPA}、e_{mIoU}、e_{Dice}分别提高了10.3%、15%、11.5%，可见数据增强对球团分割精度的提升效果比较明显；此外，CBAM-Unet算法相比于Unet方法，e_{Dice}、e_{mPA}、e_{mIoU}分别提高了9.8%、9.7%、14.7%，这说明融入注意力机制后，新

(C)1994-2022 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net



（a）Loss 值；（b）Dice 系数

图 8　CBAM-Unet 训练过程的 Loss 值和 Dice 系数变化

Fig. 8　Loss change and Dice coefficient change during CBAM-Unet training

表 1　传统机器学习、深度学习和改进深度学习算法的精度与速度比较

Table 1　Comparison of accuracy and speed of traditional machine learning, deep learning and improved deep learning algorithms

项目	e_{mPA}/%	e_{mIoU}/%	e_{Dice}	训练耗时/s	测试耗时/s
基于距离的分水岭算法	—	—	—	0	2.619
基于形态学的分水岭算法	—	—	—	0	23.826
VGG16 + 数据增强	97.6	78.9	0.90	3 252	1.878
Unet	87.9	64.1	0.82	2 080	1.568
Unet + 双边滤波	97.7	78.4	0.92	1 928	1.760
Unet + 数据增强	98.2	79.1	0.94	3 371	1.801
CBAM-Unet	97.6	78.8	0.92	2 482	2.093
CBAM-Unet + 数据增强	98.4	80.0	0.95	3 451	2.090

算法确实有利于生球的分割；相对于两种分水岭算法，新算法精度的提升幅度更大，同时其测试速度也较快，这说明本文提出的模型具有较大的优越性。

不同算法的分割效果如图 9 所示，将部分图片局部放大如图 10 所示。由图 9、10 可知：

（1）将图 9 中堆叠严重的球团原图局部放大，如图 10(a)、(b)所示。可以看出，球团之间堆叠紧密，互相粘连，使得彼此之间的边界不清晰，很容易产生欠分割。

（2）由图 9 中 Unet 分割和 Unet + 数据增强的球团分割效果可以看出，使用增强数据集可以有效消除图像中存在的球团碎渣以及噪声，深度分离的球团分割效果较好，对于轻度粘连状态，也有较好的效果。将该部分高度粘连的球团局部放大，如图 10(c)、(d)所示。可知，该方法对于严重粘连和堆叠状态的球团存在欠分割。

（3）由图 9 中 CBAM + Unet + 数据增强的球团分割效果可以看出，CBAM-Unet 模型使严重粘连球团之间的边界更加细化，使局部粘连球团的分割效果明显得到改善，如图 10(e)、(f)箭头标注所示。

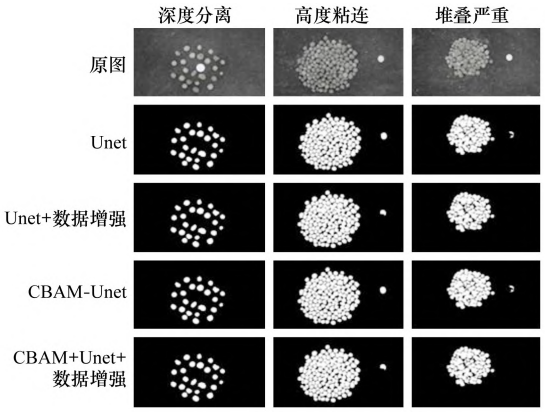
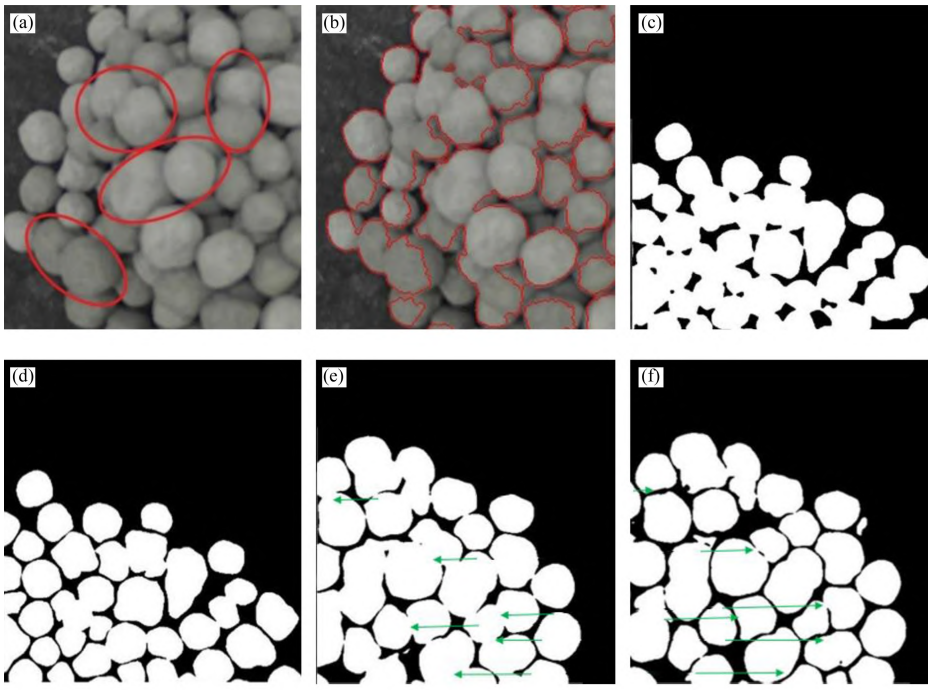


图 9　传统机器学习、深度学习和改进深度学习算法的分割效果对比

Fig. 9　Comparison of segmentation effects between traditional machine learning, deep learning and improved deep learning algorithms

(C)1994-2022 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net



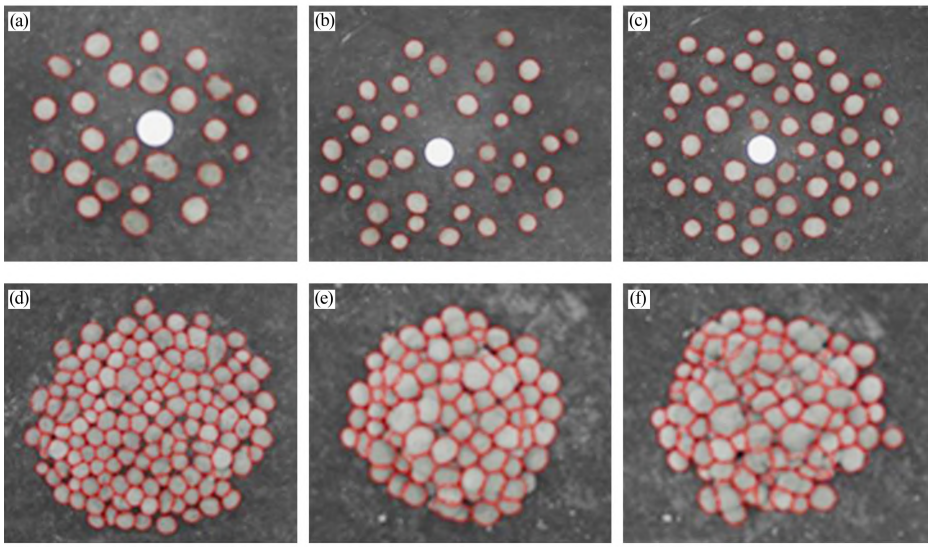
(a)、(b) 分别为堆叠严重球团原图；(c)、(d) 分别为粘连球团的 Unet、Unet + 数据增强算法分割效果；(e)、(f) 分别为粘连球团的 Unet、CBAM-Unet 算法分割效果

图 10 不同算法对粘连球团的分割效果对比

Fig. 10 Partial enlarged view of segmentation effect of different algorithm on bonded pellets

4.3.2 实际分割效果

为了验证本文 CBAM-Unet 的分割效果，得到 6 张测试集图片(1# ~ 6#试验)的分割效果如图 11 所示，并将分割得到的球团数量和粒径范围与实际球团进行比较和误差分析，结果如表 2 所示。由图 11 和表 2 可知，模型对深度分离的球团能够完全分割，对高度粘连球团分割的误差为 2.84%，堆叠严重球团分割的误差分别为 5.48% 和 5.56%，模型总体效果达到工业应用精度。



(a) ~ (f) 分别对应 1# ~ 6#试验球团

图 11 CBAM-Unet 模型对不同状态球团分割效果

Fig. 11 Effect of CBAM-Unet model on pellet segmentation in different states

(C)1994-2022 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

表 2　CBAM-Unet 模型对不同状态球团的分割数量与实际数量比较

Table 2　Comparison between split quantity and actual quantity

试验编号	球团数量/个						误差/%
	实际值	分割值	0 ~ 8 mm	8 ~ 16 mm	16 ~ 20 mm	+20 mm	
1#	24	24	2	4	15	3	0.00
2#	36	36	5	9	21	1	0.00
3#	48	48	3	5	33	7	0.00
4#	141	137	7	16	31	33	2.84
5#	73	69	4	14	27	24	5.48
6#	72	68	5	10	21	32	5.56

5　结　论

（1）本文将注意力机制融入到 Unet 算法中，建立 CBAM-Unet 模型，并将其应用到球团边缘分割中，组合模型的 e_{mPA}、e_{mIoU} 和 e_{Dice} 指标分别达到了 98.4%、80.0% 与 94.5%。由于 CBAM 有效提高了模型的特征提取能力，CBAM-Unet 模型相比分水岭和 Unet 算法取得了更好的分割效果，可为圆盘造球机的智能控制提供一种快速高效的解决方案。

（2）图像增广可以有效消除图像中存在的球团碎渣以及噪声等干扰信息，同时使球团之间的边界更清晰，降低模型过拟合的风险，是一种有效的技术方法。

（3）深度学习技术对于球团的检测与分割目前仍处于探索阶段，仍然存在较大的改进空间，如采用圆拟合或椭圆拟合对深度学习后的图像进行二次分割，解决球团堆叠紧密、互相粘连造成的边界不清晰问题，这是后续的研究方向。

参考文献：

[1] 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,2019:1 - 13.
MAO Chuangang. Machine vision based method for on-line measurement of the pellet size in disc pelletizer[D]. Changsha:Hunan University,2019:1 - 13.

[2] MAHDI H, RASSOUL A, BEHZAD N, et al. An industrial image processing-based approach for estimation of iron ore green pellet size distribution[J]. Powder Technology, 2016, 303(16):260 - 268.

[3] 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.

[4] 秦长泽. 球团颗粒粒度检测系统的研究[D]. 武汉:武汉科技大学,2015:29 - 37.
QIN Changze. Research on the pellet particle size detection system[D]. Wuhan: Wuhan University of Science and Technology, 2016:29 - 37.

[5] 叶邦志. 基于机器视觉的球团矿粒度检测方法研究[D]. 沈阳:东北大学,2016:41 - 51.
YE Bangzhi. Research on iron-ore pellets granularity detection method based on machine Vision[D]. Shenyan: Northeastern University, 2016:41 - 51.

[6] 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 - 174.
LI Chao, LIU Qiong. Pellets image segmentation based on improved genetic algorithm[J]. Modern Electronics Technique, 2021, 44(6):169 - 174.

[7] 曾小信,李宗平,邱立运. 造球机生球的视觉检测算法与系统设计[J]. 冶金自动化,2021,45(3):95 - 100.
ZENG Xiaoxin, LI Zongping, QIU Liyun. Design of vision detection algorithm and system for green pellet of pelletizer[J]. Metallurgical Industry Automation, 2021, 45(3):95 - 100.

[8] 刘小燕,吴鑫,孙炜,等. 基于形态学重建和 GMM 的球团颗粒图像分割[J]. 仪器仪表学报,2019,40(3):230 - 238.
LIU Xiaoyan, WU Xin, SUN Wei, et al. Image segmentation of pellet particles based on morphological reconstruction and GMM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(3):230 - 238.

[9] WU X, LIU X Y, SUN W, et al. An image-based method for online measurement of the size distribution of iron green pellets using dual morphological reconstruction and circle-scan [J]. Powder Technology, 2019, 347:186 - 198.

（下转第 23 页）

(C)1994-2022 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

ZHOU Xiaojun. Practice of optimizing process parameters for pellet[J]. Research on Iron and Steel,2017,45(6):10 - 14.

[5] 夏征宇,刘自民,熊德怀. 马钢链算机—回转窑氧化球团实验研究[J]. 钢铁研究,2008,36(6):5 - 9.
XIA Zhengyu,LIU Zimin,XIONG Dehuai,et al. Experimental study on grate-kiln oxidized pelletizing process at Masteel[J]. Research on Iron and Steel,2008,36(6):5 - 9.

[6] 刘吉涛,张国成,罗果萍,等. 包钢球团合理配矿及链算机工艺制度的优化研究[J]. 烧结球团,2014,39(4):31 - 34.
LIU Jitao,ZHANG Guocheng,LUO Guoping,et al. Study on reasonable proportioning and process system optimization of travelling grate in Baotou Iron and Steel(Group)Co.[J]. Sintering and Pelletizing,2014,39(4):31 - 34.

[7] 乔波,罗果萍,柴轶凡,等. 不同精矿制备球团矿预热焙烧性能对比分析[J]. 烧结球团,2021,46(2):50 - 56.
QIAO Bo,LUO Guoping,CHAI Yifan,et al. Comparison and analysis on preheating roasting performance of pellets prepared from different concentrates[J]. Sintering and Pelletizing,2021,46(2):50 - 56.

[8] YANG Congcong,ZHU Deqing,PAN Jian,et al. Some basic properties of granules from ore blends consisting of ultrafine magnetite and hematite ores[J]. International Journal of Minerals,Metallurgy and Materials,2019,26(8):953 - 962.

[9] 李晓波,李孟土,易陆杰,等. 湛江球团配矿结构分析[J]. 烧结球团,2018,43(4):49 - 53.
LI Xiaobo,Li Mengshi,YI Lujie,et al. Analysis of proportioning structure of Zhanjiang pelletizing plant[J]. Sintering and Pelletizing,2018,43(4):49 - 53.

[10] 罗果萍,张国成,刘吉涛,等. 提高链算机—回转窑氧化球团预热球抗压强度的工艺优化[J]. 钢铁研究学报,2013,25(12):13 - 16;22.
LUO Guoping,ZHANG Guocheng,LIU Jitao,et al. Process optimization for improving crushing strength of preheated pellets in grate-kiln oxidized pelletizing process[J]. Journal of Iron and Steel Research,2013,25(12):13 - 16;22.

(上接第 15 页)

[10] 柳小波,张育维. 基于 U-Net 和 Res-Unet 模型的传送带矿石图像分割方法[J]. 东北大学学报,2019,40(11):1623 - 1629.
LIU Xiaobo,ZHANG Yuwei. Ore image segmentation method of conveyor belt based on U-Net and Res-Unet models[J]. Journal of Northeastern University,2019,40(11):1623 - 1629.

[11] DUAN J,LIU X,WU X,et al. Detection and segmentation of iron ore green pellets in images using lightweight U-net deep learning network[J]. Neural Computing and Applications,2019,32(3):1 - 16.

[12] 殷晓航,王永才,李德英. 基于 U-Net 结构改进的医学影像分割技术综述[J]. 软件学报,2021,32(2):519 - 550.
YIN Xiaohang,WANG Yongcai,LI Deying. Suvery of medical image segmentation technology based on U-Net structure improvement[J]. Journal of Software,2021,32(2):519 - 550.

[13] 王粉花,张强,黄超,等. 融合双流三维卷积和注意力机制的动态手势识别[J]. 电子与信息学报,2021,43(5):1389 - 1396.
WANG Fenhua,ZHANG Qiang,HUANG Chao,et al. Dynamic gesture recognition combining two-stream 3D convolution with attention mechanisms[J]. Journal of Electronics & Information Technology,2021,43(5):1389 - 1396.

[14] WOO S,PARK J,LEE J Y,et al. CBAM:Convolutional block attention module[C]//Proceedings of the European conference on computer vision(ECCV). Munich:Springer,2018:3 - 19.

[15] 殷晓航,王永才,李德英. 基于 U-Net 结构改进的医学影像分割技术综述[J]. 软件学报,2021,32(2):519 - 550.
Yin X H,Wang Y C,Li D Y. Suvery of medical image segmentation technology based on U-Net structureimprovement[J]. Journal of Software,2021,32(2):519 - 550.

(C)1994-2022 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net