

基于 SAM 的球团图像粒度识别算法

马伟宁, 杨磊^b, 李杰^{b,c}, 张遵乾^{b,c}, 张玉柱^b

(华北理工大学 a. 电气工程学院; b. 冶金与能源学院; c. 铁矿石优选与铁前工艺智能化
河北省工程研究中心, 河北 唐山 063210)

摘要: 球团粒度是衡量球团质量的重要标准之一, 粒度的识别是提高球团合格率和调控造球参数的重要依据。本文针对造球过程中存在球团粒度不能准确反馈和依赖人工经验的问题, 提出了一种基于 SAM 的机器视觉粒度识别算法。该方法采用 OTSU 自动生成提示点, 根据提示点寻优移动策略做二次优化; 将提示点输入到 SAM 预测每个球团的分割掩膜, 对预测掩膜过滤和修复后提取单个球团的轮廓; 根据损失函数判别分割得到球团的完整度, 自适应选取最小二乘法或最小外接圆拟合球团轮廓得到球团的粒度。试验结果表明: 在熟球稀疏分布和粘连分布中的识别率达到 100%, 在重叠分布中的识别率可达 96% 以上; 在造球过程中生球识别率可达 80%。同现有算法模型相比, 该模型在球团粒度识别上稳定性、精确性更强, 应用场景更广泛。因此, 基于 SAM 的球团图像粒度识别算法能够准确识别球团的粒度信息, 模型具有良好的泛化性能, 为提高球团工艺的智能化水平提供了一种行之有效的手段。

关键词: 球团; 图象; 粒度识别; SAM; 分割; 智能

中图分类号: TF046.4

文献标志码: A

文章编号: 1000-8764(2025)02-0054-09

doi: 10.13403/j.sjqt.2025.02.025

Pellet particle size recognition algorithm of pellet image based on SAM

MA Weining, YANG Lei^b, LI Jie^{b,c}, ZHANG Zunqian^{b,c}, ZHANG Yuzhu^b

(North China University of Science and Technology a. School of Electrical Engineering; b. School of Metallurgy and Energy, North China University of Science and Technology; c. Hebei Engineering Research Center for Iron Ore Optimization and Pre-Iron Process Intelligence, Tangshan 063210, Hebei, China)

Abstract: Pellet particle size is one of the important criteria to measure pellet quality, and the identification of pellet particle size is an important basis for improving the pellet qualification rate and regulating the pelletizing parameters. In order to solve the problem that the pellet particle size cannot be accurately fed back and rely on manual experience in the process of pelletizing, a machine vision particle size recognition algorithm based on SAM is proposed. In this method, OTSU is used to automatically generate cue points, and the secondary optimization is done according to the cue point optimization mobile strategy. The cue points are input into the segmentation mask of each pellet predicted by SAM, and the contour of a single pellet is extracted after filtering and repairing the prediction mask. According to the loss function discriminant segmentation, the integrity of the pellet is obtained, and the particle size of the pellet is obtained by adaptively selecting the least squares method or the minimum circumscribed circle to fit the pellet profile. The results show that the recognition rate in the sparse distribution and adhesion distribution of finished pellet reaches 100%, and the recognition rate in the overlapping distribution can reach more than 96%. In the process of pelletizing, the recognition rate of fresh balls can reach

收稿日期: 2024-06-03; 修回日期: 2024-06-18

基金项目: 河北省高校基本科研业务费(JQN2022004); 河北省自然科学基金资助项目(E2021209024)。

作者简介: 马伟宁(1989—), 男, 硕士, 讲师, 从事智能化冶金, 机器视觉等方面的研究。

通信作者: 张玉柱(1956—), 男, 博士, 研究员, 从事冶金节能环保与资源利用的研究与教学。

80%. Compared with the existing algorithm models, the proposed model has stronger stability and accuracy in pellet particle size recognition, and has a wider range of application scenarios. Therefore, the SAM-based pellet image particle size recognition algorithm can accurately identify the pellet particle size information, and the model has good generalization performance, which provides an effective means to improve the intelligence level of pellet process.

Key words: pellet; image; particle size recognition; SAM; segmentation; intelligence

球团矿作为高炉炼铁的高效原料,具有环保、高品位、高强度和优良还原性等优点,是现代高炉炼铁的主要原材料之一。在“双碳”目标和智能制造背景下,我国通过《“十四五”智能制造发展规划》明确推动钢铁行业数字化转型^[1-3]。当前,球团生产正持续朝着绿色化、智能化的方向发展。

球团粒度大小及粒度分布是衡量生球质量的重要指标,传统的人工取样筛分法具有数量有限、耗时较长、易磨损和破裂等缺点,不能频繁取样和实时检测。机器视觉的发展为检测技术带来了新的契机,将机器视觉应用于球团粒度检测可有效赋能钢铁制造,提高球团的生产效率和智能化制造水平。但由于球团生产的工业场景复杂,光线不均匀,球团重叠等因素给基于机器视觉的图像检测带来了很大挑战^[4-6]。为此相关研究人员做了大量研究:覃德波等^[7]采用图像增强、滤波去除背景噪声,再用霍夫变换识别球团的粒度和数量,开发了一种造球机出球区粒度识别系统,但该系统只能识别稀疏分布的球团,且霍夫变换对圆度差的球团识别精度较差。白志城等^[8]研究了一种球团分割算法,采用自适应二值分割提取球团图像的前景区域,再用形态学操作分离重叠的球团区域,最后用标记分水岭实现重叠球团的分离,但该算法中二值分割与形态学操作的超参数难以优化,且只适用于重叠程度较小的球团图像。李艺萌等^[9]将 U-Net++ 网络用于圆盘造球机生球粒度检测,将训练好的网络用于分割球团图像,并通过分割得到的连通域的轮廓参数来计算球团的粒度,但由于球团的数量多导致训练样本标注的人工成本太高,球团边缘模糊导致标注的精确度难以保证,因此模型预测的准确性、泛化性都难以保障。WU 等^[10]改进了一种深度学习的图像语义分割模型,该网络在 U-net 主干特征提取网络的基础上对网络结构进行了调整,减少可训练参数,使得模型训练和预测时间缩短,更适于

球团粒度的实时在线检测。但是,该方法仍是一种有监督的学习任务,人工标注成本过高,而且缺乏对分割得到的球团做进一步判别、分析。可见,基于机器视觉球团图像识别方法虽然取得了一定的进展,但仍存在一定的局限性,尤其是对于大量、重叠、密集的球团,而这正是实际生产过程中亟待解决的难题。

基于深度学习的视觉分割大模型——分割一切模型(segment anything model, SAM)即继承了深度学习网络精确性、泛化性高的优点,又能实现零样本迁移到新图像任务当中,避免了繁琐、耗时的人工标注和训练环节。本研究将 SAM 应用于球团图像分割,提出了一种基于隶属度图的提示点自动生成-优化算法,克服了 SAM 高度依赖人机交互的输入提示模式;提出了一种基于轮廓、面积、圆度的掩膜过滤、修复策略,改善了 SAM 预测掩膜离散化、偏差大的缺点;建立球团掩膜轮廓的最小二乘 loss 函数,自适应选取最小二乘法或最小外接圆法拟合球团的粒度。新算法进一步提高了球团粒度识别的稳定性、精确性,可拓宽应用场景。

1 算法模型

球团图像粒度识别算法的整体流程如图 1 所示。图 1 中,以工业相机采集的球团图像为模型的输入,经过大津法(OTSU)二值分割和隶属度计算得到图像像素级的隶属度分布;再计算二值分割的连通域重心作为初始提示点,并采用基于隶属度均值的提示点优化方法对提示点进行进一步优化处理;再将提示点和对应的标签送入 SAM 模型做掩膜预测,实现球团区域的分割;然后根据掩膜修复策略,对预测误差较大的掩膜做过滤和修复处理;当损失函数(loss)大于某个阈值(loss-t)时,采用掩膜最小外接圆法,否则用掩膜最小二乘法拟合球团粒度。

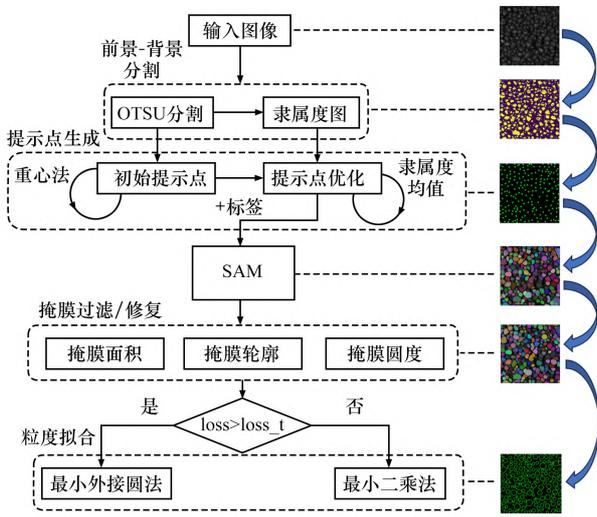


图 1 球团图像粒度识别算法流程

Fig. 1 Flow chart of particle size recognition algorithm for pellet images

1.1 SAM

SAM 模型经过海量数据集 (SA-1B) 训练, 具有很强的泛化能力。相较于其他基于深度学习的图像分割模型, 比如全卷积神经网络 (fully convolutional network, FCN)、深度语义分割 (DeepLab)、U 型网络 (U-Net) 等, SAM 具有一个显著的优势, 即直接迁移到其他数据集上使用而无需再进行训练, 从而节省了大量的人力和时间成本。把 SAM 作为预训练模型可以应用于多种下游任务, 如图像分割、图像检测、图像分类等。目前, 该模型在许多领域得到应用, 如计算机视觉、医学图像分析、自动驾驶等^[11-13]。

SAM 的网络结构如图 2 所示, 主要包括三个部分。图像编码器, 以 vision transformer 为图像编码器来提取图像的特征信息; 提示编码器, 通过人机交互的方式输入待分割区域的相关提示信息, 常用的提示信息包括前景/背景提示点、提示方框、提示文本; 掩膜解码器, 掩膜解码器高效地将图像嵌入、提示嵌入和输出词元映射到掩膜,

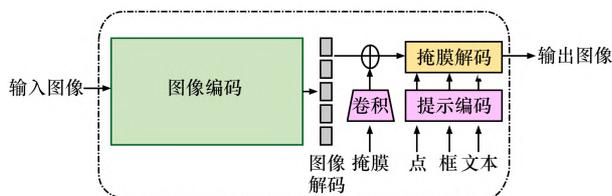


图 2 SAM 结构示意图

Fig. 2 Structure diagram of SAM

并引入自注意力和交叉注意力来更新所有嵌入, 最后通过多层感知神经网络将输出映射到动态线性分类器, 然后在每个输入的图像上预测出前景区域并用掩膜的形式标记出来^[14-16]。

1.2 特征点生成

SAM 以交互方式快速生成掩膜 (Mask), 提示信息输入是图像分割的必要条件。由于球团大小不一, 形状不规则, 矩形框与文字提示均不能达到良好的分割效果, 相对而言提示点的适应性更强。本文提出了一种特征点生成模型, 可以实现提示点自动生成和位置优化的功能, 为球团图像准确分割奠定基础。

1.2.1 前景-背景隶属度图

在球团图像中, 球团所在的位置是前景区域, 球团以外的位置属于背景区域。在图像中, 如果前景与背景区域分明应首先将二者分隔开, 这样既可以避免背景区域对球团分割的影响, 又可以减小图像分割的时间。OTSU 是一种基于最大类间方差的二值分割法, 其优点是可以自动选择合适阈值来最大化前景和背景之间的差异, 最终将图像分成前景和背景两个部分, 但是单一的 OTSU 分割法往往很难分割准确, 只能实现初步的粗略分割。因此, 本文并非简单地采用 OTSU 法对图像做二值分割, 而是将分割结果以隶属度的形式呈现。该方法首先通过 OTSU 法确定分割阈值 T ; 然后再将图像中像素值低于阈值 T 的像素设置为 0, 即背景区域, 将高于阈值 T 的像素值设置为 $0 \sim 1$ 的概率值, 即以一定的概率属于前景区域, 计算过程如公式 (1) 所示; 最后得到图像的分割隶属度图, 其中概率图中为 0 代表确定的背景区域, 为 $0 \sim 1$ 之间的值代表以一定的概率隶属前景区域。

$$D(x, y) = \begin{cases} \frac{S(x, y) - T}{255 - T}, & S(x, y) > T \\ 0 & \end{cases} \quad (1)$$

式中: $D(x, y)$ 为隶属度图中 (x, y) 点的隶属度值; $S(x, y)$ 为原始图像中的 (x, y) 点对应的像素值。

1.2.2 前景提示点生成

SAM 模型并不能主动分割图像中的各区域, 需要人机交互输入提示点信息才能进一步推理得到预测掩膜。在球团图像中往往存在大量、重叠

的球团,每个球团至少需要一个提示点,依靠人力去标注需要大量的时间成本,且不能做到实时检测的效果;若要用SAM模型实现球团图像的自动分割就需要提前生成大量的、准确的提示点,而提示点的选取直接决定了最终的分割质量。

为了实现球团图像的自动分割,本文提出了一种球团图像提示点生成模型。该模型根据上一步生成的隶属度图,选取二值分割前景区域的连通域作为目标区域。球团图像在成像时往往中心区域亮度高,边缘区域亮度低,但是由于光照和灰度分布的不均匀,目标区域呈不规则状的连通状,计算每个前景区域的重心作为初始的提示点,并设定提示点的标签为前景。重心最大程度保证了提示点处于球团的中心区域附近,连通域重心的计算方法如公式(2)所示。但是,初始提示点是不准确的,由于大量重叠球团的存在,导致二值分割得到的前景连通域是不规则的,每个连通域可能包含多个球团区域,有一些重心点并不能保证即为球团的实际中心点,还需要进一步对初始提示点进行纠正。

图3(a)是某一前景区域的隶属度图的示意,图中中心部分向外隶属度依次减小,假如初始提示点落在了远离中心的区域,可通过提示点纠正策略调整提示点朝着中心区域移动,最终移动到靠近中心区域的位置停止,提示点移动示意如图3(b)所示。纠正策略如下:以初始的提示点为起点,选取向上、向下、向左、向右、左上45°、右上45°、右下45°、左下45°8个方向移动提示点,如图3(c)左1所示;以初始的提示点为圆心,选取半径为 r 的区域,根据之前的二值分割隶属度图,计算圆内的隶属度均值 C ;再将圆心分别向8个方向移动一个步长 s ,以新的移动点为圆心,计算8个方向上圆内的隶属度均值 C ,计算方法如公式(3);判断是否存在某个方向上的圆内隶属度均值大于原来位置的隶属度均值,若存在则选择隶属度均值最大的方向移动一个步长;重复该过程,直到圆内隶属度均值不满足移动条件为止。提示点纠正过程如图3(c)所示,图3(c)左1代表提示点移动的8个备选方向;图示中连通域是两个不同的球团区域,但是没有通过二值分割分开,

因此选取的提示点是整体的重心点,而对于两个球团而言都不是最佳提示点,取在了二者的边缘区域,这样的提示点很容易导致SAM预测结果发生较大误差;图3(c)左2中代表初始提示点右下方向移动隶属度均值最大,图3(c)左3中代表提示点再向下方向移动隶属度均值最大,图3(c)左4中代表提示点向右移动隶属度均值最大,但是不再满足移动条件,最终停在了图3(c)左3的提示点位置。提示点经过纠正策略后,会调整一部分提示点向着球团中心区域移动,进一步优化了提示点。

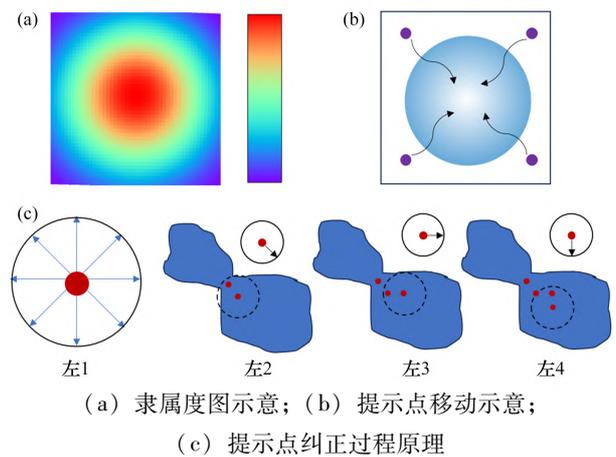


图3 提示点优化原理示意

Fig. 3 Schematic diagram of optimization principle for prompt points

$$\bar{x} = \frac{\sum_{x,y \in \Omega} x \cdot f(x,y)}{\sum_{x,y \in \Omega} f(x,y)}$$

$$\bar{y} = \frac{\sum_{x,y \in \Omega} y \cdot f(x,y)}{\sum_{x,y \in \Omega} f(x,y)} \quad (2)$$

式中: \bar{x} 、 \bar{y} 分别为连通域重心的横、纵坐标, x 、 y 分别为像素点的横、纵坐标, $f(x,y)$ 为该点的像素值, Ω 为图像区域。

$$S_{MF} = \sum_{x^2 + y^2 < = r} D(x,y)$$

$$S_{MB} = \text{Count}[D(x,y) = 0], x^2 + y^2 < = r$$

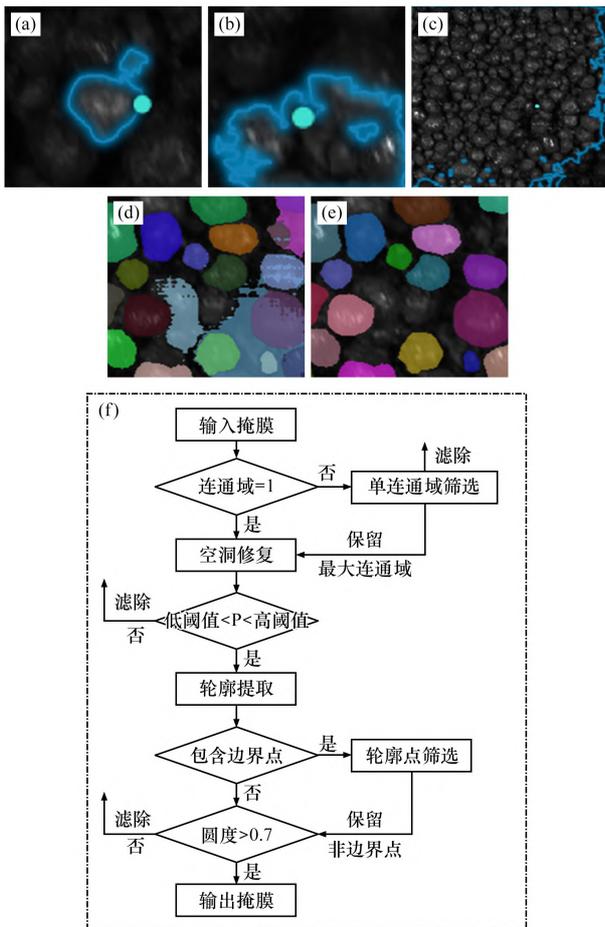
$$C = \frac{S_{MF}}{S_{MF} + S_{MB}} \quad (3)$$

式中: $D(x,y)$ 为隶属度图中 (x,y) 点的隶属度值; S_{MF} 为圆内前景区域的隶属度之和; S_{MB} 为圆内背景区域的像素数量之和; C 为隶属度均值; Count 为代表符合条件的点数。

1.3 掩膜过滤和修复

将生成的前景提示点(提示点坐标)和标签值(前景标签取1)输入到SAM,预测得到该点对应

的球团目标区域,即该点对应的掩膜。但是,对于同一个目标区域,选取的提示点不同可能会得到不同的预测掩膜,在大量密集的球团图像中,总会有一些提示点选取的位置不佳而导致预测效果较差、甚至预测错误的情况发生。常见的预测错误有三种:第一种如图 4(a)所示,在给定的单个提示点上预测出了多个离散的掩膜区域,而预期的掩膜只是一个球团区域;第二种如图 4(b)所示,在给定的提示点上预测出的掩膜极其不规则,而预期的掩膜是一个边缘光滑球团轮廓;第三种如图 4(c)所示,在给定的提示点上预测出了一个和整个图像接近的大掩膜区域,这种预测结果是把所有球团看成一个目标,预测结果是将所有球团和背景区域分隔开。



(a) 离散掩膜; (b) 不规则掩膜; (c) 掩膜过大;
(d) 修复前的预测掩膜示例; (e) 修复后的预测掩膜
示例; (f) 掩膜过滤和修复流程

图 4 掩膜过滤和修复过程

Fig. 4 Mask filtration and repair process

如果将这些预测错误的掩膜和正确的掩膜混合在一起会引入较大误差,比如统计球团的个数、求球团的平均粒度等。因此,预测结果还需要进一步过滤和修复。对于 SAM 直接预测得到的掩膜修复算法流程如图 4(f)所示:计算每一个预测的掩膜的连通域数量,判别连通域数量是否大于 1,连通域大于 1 的说明预测的掩膜是不连续的;计算掩膜的面积大小,只保留面积最大的掩膜;修复预测掩膜,填充掩膜内存在空洞的区域;计算修复后掩膜的面积与整个图像的面积比值 P ,如公式(4)所示,通过设置阈值可以过滤掉一些不合理的预测掩膜;提取掩膜的边缘轮廓,去除掉图像边缘掩膜中包含图像边界点的轮廓点,这些点不属于球团的轮廓,否则拟合球团粒度时会引入误差;最后计算轮廓的圆度 R_d ,圆度计算方法如公式(5)所示,保留符合圆度的预测掩膜并输出。

$$P = \frac{A}{W \times H} \quad (4)$$

式中: A 为掩膜轮廓围成的面积, pixels; W 为图像的宽度, pixels; H 为图像的高度, pixels。

$$D = \frac{1}{A} \sum (\|p - p_i\|)$$

$$S^2 = \frac{1}{A} \sum (\|p - p_i\| - D)^2$$

$$R_d = 1 - \frac{S}{D} \quad (5)$$

式中: p 为区域中心点(质点); p_i 为轮廓上的每个像素点坐标; D 为轮廓上像素点到中心的平均距离; S^2 为轮廓像素点到中心的距离与平均距离的方差, R_d 则表示平均值与标准差之间的关系,该值介于 0 - 1 之间,越大表示轮廓越接近标准圆。

通过对预测掩膜的连通域、轮廓的特征提取,进一步过滤和修复了预测掩膜,保留了预测质量高的掩膜,抑制了预测不精确和预测错误的掩膜。如图 4(d) 经过掩膜过滤和修复算法得到了图 4(e) 所示结果,提升了整体的预测质量,为下一步粒度估计打下了良好的基础。

1.4 球团粒度识别

将图像中的提示点输入到 SAM 模型中得到预测掩膜,每个掩膜都是一个单独的连通域,此时

已经实现了球团的分割。由于球团之间在空间上的重叠,被遮挡的球团分割出来并不是完整的球团,而是部分区域,还需要根据分割出来的球团预测其粒度大小。

提取每个掩膜的轮廓信息,根据轮廓点对球团做圆拟合。用最小二乘法拟合球团的轮廓可得到更加准确的粒度。设单个球团轮廓的坐标为 (x_i, y_i) , $i=1, 2, \dots, n$, 求解该轮廓的最小二乘圆, 则圆曲线方程:

$$x^2 + y^2 + ax + by + c = 0 \quad (6)$$

式中: x 、 y 分别为根据轮廓点拟合得到的圆上的坐标; a 、 b 、 c 均为圆曲线方程的参数, 根据最小二乘法可求得曲线参数 a 、 b 、 c , 设矩阵:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \sum_i x_i & \sum_i y_i & n \\ \sum_i x_i y_i & \sum_i y_i^2 & \sum_i y_i \\ \sum_i x_i^2 & \sum_i x_i y_i & \sum_i x_i \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} -\sum_i (x_i^2 + y_i^2) \\ -\sum_i (x_i^2 y_i + y_i^3) \\ -\sum_i (x_i^3 + x_i y_i^2) \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中: x_i 与 y_i 为球团轮廓上的第 i 个像素坐标点; n 为轮廓像素的总数。则圆曲线方程的参数可求得:

$$\begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix} = \mathbf{A}^{-1} \mathbf{B} \quad (8)$$

根据 a 、 b 、 c 求得最小二乘圆的直径即为球团的粒度。

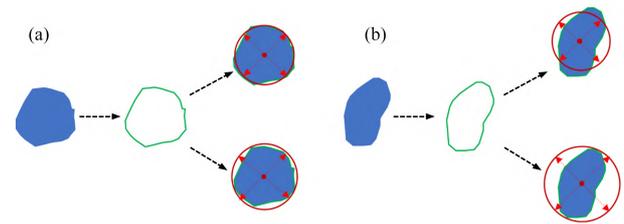
表层球团的轮廓未被遮挡, 是完整的轮廓, 更接近真实的圆, 此时用最小二乘法计算得到的损失函数较小; 而被遮挡的球团轮廓并不是完整的轮廓, 其中包含一部分遮挡球团的边缘, 此时得到的拟合圆是不准确的, 损失函数较大, 损失函数如公式(9)所示。选取合适的损失函数阈值可以用来区分是否为被遮挡球团的轮廓。对于大于阈值的球团轮廓, 采用轮廓最小外接圆来代替最小二乘法求粒度, 轮廓最小外接圆能将识别到的球团区域全部包含, 最大程度还原了被遮挡部分。

球团遮挡不严重的轮廓拟合原理如图 5(a) 所示, 用最小二乘法(上)和最小外接圆法(下)拟合的效果相差不大; 遮挡严重的轮廓拟合原理如图 5(b) 所示, 用最小二乘法(上)明显不如最小外接圆法(下)拟合的效果。

$$x_c = -\frac{a}{2}, y_c = -\frac{b}{2}, R = -\frac{\sqrt{a^2 + b^2 - 4c}}{2}$$

$$S_{\text{loss}} = \sum_0^n (\sqrt{(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2} - R)^2 \quad (9)$$

式中: (x_c, y_c) 、 R 分别为最小二乘圆的圆心和半径; S_{loss} 为圆拟合的损失函数。



(a) 遮挡不严重的球团轮廓拟合;

(b) 遮挡严重的球团轮廓拟合

图 5 球团粒度计算原理

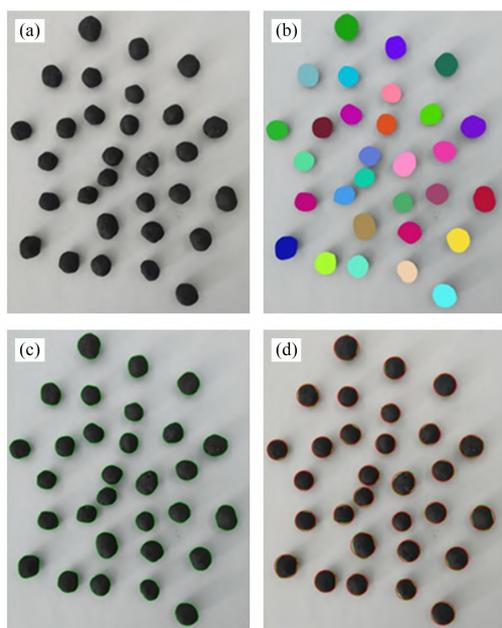
Fig. 5 Schematic diagram of pellet size calculation

2 试验结果与分析

选取不同场景、不同重叠程度的球团图像, 送入粒度识别算法模型当中, 对球团做分割、轮廓提取、圆拟合。为了证明算法的适用性, 选取生活场景下、实验室场景下和工业场景下的图像进行试验。

2.1 生活场景球团识别

图 6 为选取的成品球团在试验台上呈稀疏分布的场景, 球团之间有一定的间隔, 没有相互粘连的情况, 球团的背景与球团对比鲜明。其中, 图(a)是原图; 图(b)是输入提示点经过 SAM 模型预测的掩膜, 不同颜色的球团代表分割得到的每个球团区域; 图(c)是提取每个球团掩膜的轮廓得到的结果, 绿色边缘代表轮廓; 图(d)是对球团轮廓做粒度估算得到的圆形, 红色曲线代表拟合的最小二乘圆, 由于每个球团的轮廓都比较完整, 因此拟合的精确度较高。由图 6 可知, 稀疏分布的球团图像前景与背景分明, 粒度识别效果准确。

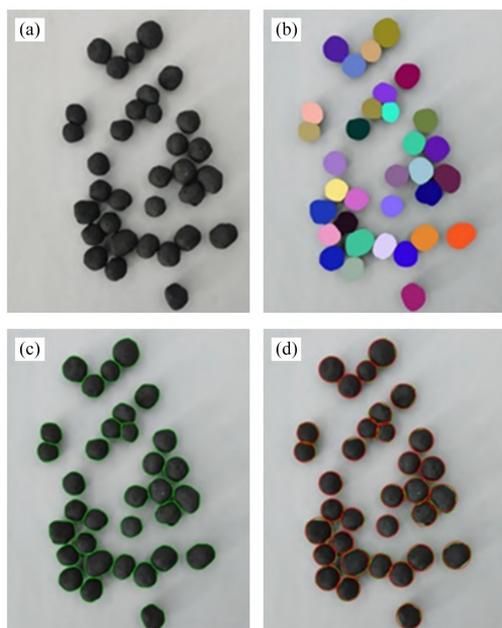


(a) 原图; (b) 预测掩膜;
(c) 掩膜轮廓提取; (d) 粒度拟合

图 6 稀疏分布球团粒度识别

Fig. 6 Sparsely distributed pellet size identification

图 7 为选取的成品球团在试验台上呈粘连分布的场景, 球团之间存在一定的粘连, 球团的背景与球团对比鲜明。由图 7 可知, 算法能很好地将重叠在一起的球团分隔开, 由于不存在球团



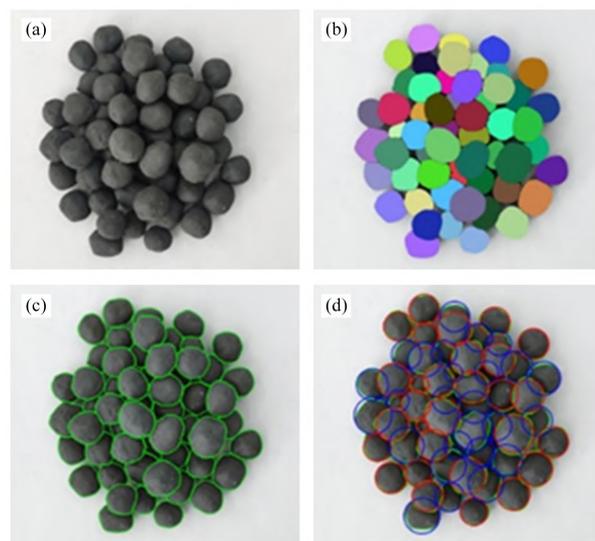
(a) 原图; (b) 预测掩膜;
(c) 掩膜轮廓提取; (d) 粒度拟合

图 7 粘连分布球团粒度识别

Fig. 7 Adhesive distribution pellet size identification

之间的遮挡, 轮廓能被完整的提取出来, 根据轮廓, 球团的粒度可进一步求得。虽然球团之间存在粘连, 模型依然能将每个球团识别出来, 并准确计算球团的粒度。

图 8 为选取的成品球团在试验台上呈重叠分布的场景, 球团之间存在遮挡。由图 8 可知: 原图中只有最表层的球团可见, 球团的背景与球团对比鲜明[8(a)]; SAM 模型不仅能将未被遮挡的球团分割出来, 也能将被遮挡的球团的可见区域成功分割出来[8(b)], 这给被遮挡球团的粒度估算奠定了基础; 球团轮廓并不是真实的轮廓, 而是混入了遮挡球团的部分轮廓[8(c)], 因此直接用最小二乘法估算其粒度是不准确的, 对于这样轮廓采用最小外接圆得到的结果更接近真实的粒度; 重叠球团由于相互遮挡, 通过图像只能识别表层球团, 但是对于遮挡严重的个别球团识别准确度难以保障, 8(d)中红色圆代表用最小二乘法拟合得到的圆, 蓝色圆代表用最小外接圆求得的结果。



(a) 原图; (b) 预测掩膜;
(c) 掩膜轮廓提取; (d) 粒度拟合

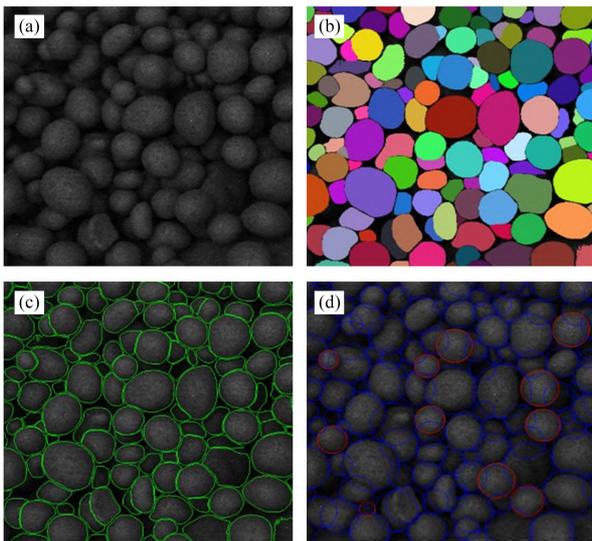
图 8 重叠分布球团粒度识别

Fig. 8 Identification of pellet size with overlapping distribution

2.2 试验场景球团识别

图 9(a)为在实验室的圆盘造球机上用高速相机拍摄的球团, 球团之间重叠严重, 球团的形状不规则, 有些球团还未完全成型, 且没有明显的

背景区域。从图9(b)可以得知,绝大部分球团被分割出来,分割出的球团之间的重复率很低,剩下区域球团可见度很低,人眼几乎难以识别。总体来看,对于遮挡不严重的球团的粒度识别效果较好,被遮挡严重球团的粒度识别难免偏小,此时用最小外接圆法可最大程度去估算被遮挡球团的粒度。图9(d)中红色圆代表遮挡度低或成型较好的球团,蓝色圆代表遮挡度高或成型不好的球团。实验室造球盘中的球团,其表层成型较好的球团能够被准确识别,个别被遮挡严重或成型不均匀的球团识别效果难以保障。



(a) 原图; (b) 预测掩膜;
(c) 掩膜轮廓提取; (d) 粒度拟合

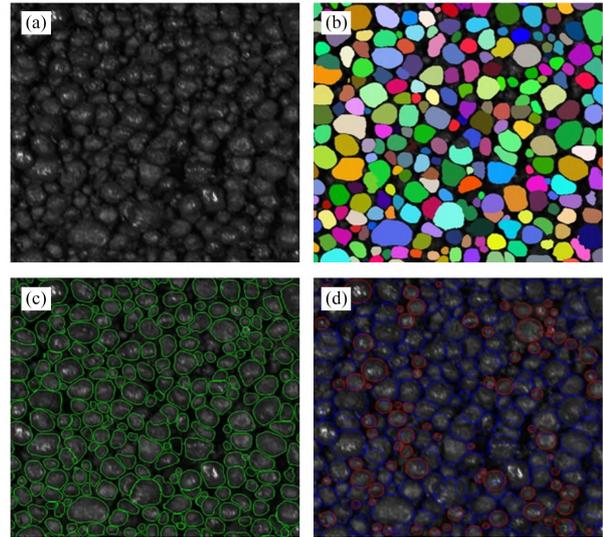
图9 实验室造球盘内球团粒度识别

Fig. 9 Identification of pellet size in laboratory disc pelletizer

2.3 工业场景球团识别

图10(a)为在某球团厂的圆盘造球机上用高速相机拍摄的球团,球团之间呈密集分布、重叠严重,球团的形状不规则且平面轮廓不平滑,未完全成型的球团比例较大,没有明显的背景区域。从图10(b)可以看出,大部分球团被分割出来,分割出的球团之间的重复率很低,剩下区域中生成的提示点预测的掩膜与附近球团的重叠率较高,通过掩膜过滤模型被处理掉,如果强行保留反而会引入较大的误差。从图10(c)来看,对于成型较好、遮挡不严重的球团轮廓识别效果较好,图10(d)中用最小外接圆估计球团粒度生成的蓝色圆

占比明显增多。工业场景的造球环境光线昏暗,部分球团还未完全成型,再加上大型造球盘上球团密集分布、被遮挡严重,人眼视觉尚且难以识别,而通过模型可以预测出绝大部分球团,足以满足工业生产上对球团粒度识别的要求。



(a) 原图; (b) 预测掩膜;

(c) 掩膜轮廓提取; (d) 粒度拟合

图10 工厂造球盘内球团粒度识别

Fig. 10 Identification of pellet size in factory disc pelletizer

2.4 算法对比

对比不同算法在不同场景中球团的识别率,选取了基于 Hough 变换和基于 Water_shed 算法的球团识别方法与本文算法对比,每个场景选取不同数量、不同位置分布的球团图像计算其识别,具体如图11所示。

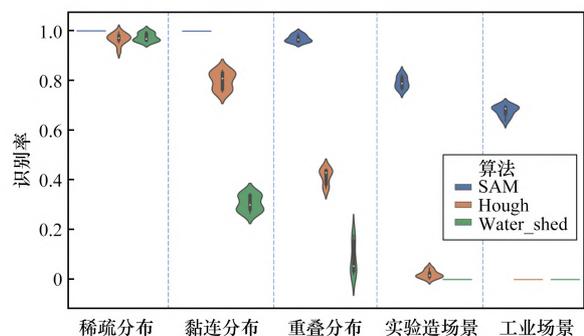


图11 不同算法球团识别率对比

Fig. 11 Comparison of pellet recognition rates of different algorithms

由图11可知,对于成型较好的熟球:稀疏分

布时 3 种算法的识别率均很高,但是只有本文算法达到 100%;粘连分布时,基于 Hough 变换的识别算法对于粘连在一起的球团不能完全识别,基于 Water_shed 的识别算法对于粘连在一起的球团识别率很低,仅仅能够识别轻度粘连的球团,本文算法准确率仍为 100%;重叠分布时,本文算法准确率为 96%,略有下降,这是由于少部分球团被遮挡的区域很大,未能被准确分割出或被误分割成了背景而导致的,另外两种算法则准确率下降更快。对于成型不完全的处于造球过程中的生球,本文算法能准确识别其中大部分成型较好的球团,准确率在 60%~80% 之间,而另外两种算法则完全不能适应这种密集、重叠分布的球团场景,识别准确率为 0。

综上所述,基于 Hough 变换的算法适用于球团成型较好且球团与背景分明的场景,基于 Water_shed 的算法适用于球团之间轻微粘连的场景,两种算法的超参数对准确率影响较大且难以调节。对比而言,本文基于 SAM 模型的算法对于重叠球团的分割效果较好,在不同场景、不同分布的球团中的识别准确率最高、稳定性最强,具有良好的迁移、泛化性能。

3 结论

(1) 在应用 SAM 模型的基础上提出了一种基于前景-背景像素隶属度图的提示点生成优化模型,其可在生成初始提示点的基础上对提示点做进一步优化,提高了提示点的质量,同时也解决了 SAM 依赖人机交互输入提示信息的问题,实现了基于 SAM 的球团自动、精确分割。

(2) 根据 SAM 模型预测掩膜的面积、轮廓、圆度,提出了一种掩膜的修复和过滤策略,改善了 SAM 单点预测掩膜离散化的现象、滤除了偏差较大的掩膜。

(3) 通过试验和对比,基于 SAM 的球团图像粒度识别算法在不同场景下对不同的分布特征、灰度特征的球团均能达到良好的识别效果,具有分割精度高、泛化性能强的优势,且不需要对图像预处理和网络参数的训练学习,模型的开发可以节省大量的人力和时间成本。

参考文献:

- [1] 刘征建,黄建强,张建良,等. 高炉高比例球团冶炼技术发展和实践[J]. 辽宁科技大学学报,2021,44(2): 85-91.
LIU Zhengjian, HUANG Jianqiang, ZHANG Jianliang, et al. Development and practice of high-pellet-proportion smelting technology of blast furnace [J]. Journal of University of Science and Technology Liaoning, 2021, 44(2): 85-91.
- [2] 王新东,金永龙.“双碳”背景下高炉使用高比例球团的展望[J]. 过程工程学报,2022,22(10):1379-1389.
WANG Xindong, JIN Yonglong. Prospect on high ratio pellet utilized in blast furnace under the background of carbon peaking and carbon neutrality [J]. The Chinese Journal of Process Engineering, 2022, 22(10): 1379-1389.
- [3] 刘卫星,李杰,杨爱民,等. 碱度对镁质熔剂性球团矿强度的影响机理[J]. 钢铁,2021,56(1):28-36.
LIU Weixing, LI Jie, YANG Aimin, et al. Influence mechanism of basicity on strength of magnesium fluxed pellets [J]. Iron & Steel, 2021, 56(1): 28-36.
- [4] 李佳. 球团自动造球控制的应用[J]. 冶金自动化, 2022,46(S1):369-371.
LI Jia. Application of automatic pellet forming control [J]. Metallurgical Automation, 2022, 46(S1): 369-371.
- [5] MA W N, WANG L J, JIANG T Y, et al. Overlapping pellet size detection method based on marker watershed and GMM image segmentation [J]. Metals, 2023, 13(2): 327.
- [6] 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.
QIN Changze. Research on the pellet particle size detection system [D]. Wuhan: Wuhan University of Science and Technology, 2015.
- [7] 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.

(下转第 86 页)

- HUANG Hongjun, HU Yuehua, YANG Fan, et al. Study on the technology and mechanism of magnetic roasting and separation of a refractory red iron ore [J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2010, 30(6): 38 - 41.
- [11] 韩秀丽, 杜亮, 陈前冲, 等. 赤铁矿型烧结矿中不同形态铁酸钙形成规律研究 [J]. 烧结球团, 2021, 46(5): 1 - 7.
- HAN Xiuli, DU Liang, CHEN Qianchong, et al. Research on formation law of different forms of calcium ferrite in hematite-type sinter [J]. Sintering and Pelletizing, 2021, 46(5): 1 - 7.
- [12] XIN R F, DU Y, GUO X M. Effect of alumina on crystallization behavior of calcium ferrite in Fe_2O_3 -CaO- SiO_2 - Al_2O_3 system [J]. Materials, 2022, 15(15): 5257.
- [13] 韩涛, 胡长庆, 卢超群. 铁矿粉烧结被覆型准颗粒燃烧特性及动力学分析 [J]. 过程工程学报, 2023, 23(4): 544 - 553.
- HAN Tao, HU Changqing, LU Chaoqun. Combustion characteristics and dynamic analysis of sintered coated quasi particles of iron ore powder [J]. Journal of Process Engineering, 2023, 23(4): 544 - 553.
- [14] 欧阳林莉. 山东某低品位微细粒铁矿选矿试验 [J]. 烧结球团, 2022, 47(2): 81 - 87.
- OUYANG Linli. Mineral processing experiment of a low-grade fine-grained iron ore in Shandong [J]. Sintering and Pelletizing, 2022, 47(2): 81 - 87.
- [15] 李建, 毛晓明, 熊林. 铁矿石微波烧结试验研究 [J]. 烧结球团, 2022, 47(1): 80 - 86.
- LI Jian, MAO Xiaoming, XIONG Lin. Experimental study on microwave sintering of iron ore [J]. Sintering and Pelletizing, 2022, 47(1): 80 - 86.
- [16] 张汉泉, 张鹏飞, 许鑫, 等. 隐晶质鲕状赤铁矿磁化焙烧过程中铁物相转变规律 [J]. 钢铁研究学报, 2022, 34(10): 1057 - 1066.
- ZHANG Hanquan, ZHANG Pengfei, XU Xin, et al. Iron phase transformation law of cryptocrystalline oolitic hematite during magnetization roasting [J]. Journal of Iron and Steel Research, 2022, 34(10): 1057 - 1066.

(上接第 62 页)

- [8] 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.
- BAI Zhicheng; WEI, WEI Zihe, XIE Wenzhuo, et al. Research on pellet particle size measurement system and segmentation algorithm based on image processing [J]. Sintering and Pelletizing, 2021, 46(5): 41 - 46.
- [9] 李艺萌, 刘丕亮, 贾星月. 基于图像处理的生球粒度检测研究 [J]. 电工技术, 2022(22): 18 - 20.
- LI Yimeng, LIU Piliang, JIA Xingyue. Research on particle size detection of green balls based on image processing [J]. Electric Engineering, 2022(22): 18 - 20.
- [10] WU X, LIU X Y, DUAN J X. Online size distribution measurement of dense iron green pellets using an efficient and multiscale nested U-Net method [J]. Powder Technology, 2021, 387: 584 - 600.
- [11] ZHANG B H, QI S L, WU Y N, et al. Multi-scale segmentation squeeze-and-excitation UNet with conditional random field for segmenting lung tumor from CT images [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2022, 222: 106946.
- [12] PORTAZ M, KOHL M, CHEVALLET J P, et al. Object instance identification with fully convolutional networks [J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(3): 2747 - 2764.
- [13] ZHANG C Q, CHEN X D, JI S Y. Semantic image segmentation for sea ice parameters recognition using deep convolutional neural networks [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2022, 112: 102885.
- [14] CARRARO A, SOZZI M, MARINELLO F. The Segment Anything Model (SAM) for accelerating the smart farming revolution [J]. Smart Agricultural Technology, 2023, 6: 100367.
- [15] MAZUROWSKI M A, DONG H Y, GU H X, et al. Segment anything model for medical image analysis: An experimental study [J]. Medical Image Analysis, 2023, 89: 102918.
- [16] LUO S, PAN L, JIAN Y M, et al. CTBANet: Convolution transformers and bidirectional attention for medical image segmentation [J]. Alexandria Engineering Journal, 2024, 88: 133 - 143.