

农作物籽粒分割研究现状综述

彭顺正, 岳延滨, 冯恩英, 黄安林 (贵州省农业科学院科技信息研究所, 贵州贵阳 550006)

摘要 籽粒分割是籽粒计数的关键环节,也是种子精选、育种评价的重要研究内容之一。从机器视觉和深度学习角度分析籽粒和颗粒分割现状,总结分析了各种分割方法特点。并对视觉方法和深度学习方法在图像分割等方面进行了对比分析,体现了深度学习在分割方面的优越性。

关键词 籽粒;图像分割;机器视觉;深度学习

中图分类号 TP 391.4 文献标识码 A

文章编号 0517-6611(2022)04-0013-04

doi:10.3969/j.issn.0517-6611.2022.04.004



开放科学(资源服务)标识码(OSID):

A Review of the Research Status of Crop Grain Segmentation

PENG Shun-zheng, YUE Yan-bin, FENG En-ying et al (Institute of Science and Technology Information, Guizhou Academy of Agricultural Sciences, Guiyang, Guizhou 550006)

Abstract Grain segmentation is a key part of grain counting, and it is also one of the important research contents of seed selection and breeding evaluation. From the perspective of machine vision and deep learning, the current situation of grain and granule segmentation is analyzed, and the characteristics of various segmentation methods are summarized and analyzed. And compared and analyzed the visual methods and deep learning methods in image segmentation and other aspects, which reflects the superiority of deep learning in segmentation.

Key words Grain; Image segmentation; Machine vision; Deep learning

农业种子工程战略的实施是支撑我国农业产业发展的一项基本举措。育种创新、种子精选等是农业工程的重要内容。种子精选和育种评价需要对籽粒性状进行评价,千粒重就是一种重要的农艺性状参数^[1-2]。基于图像方法检测千粒重等参数,其原理是对籽粒进行分割计数,然后检测重量。籽粒分割好坏直接关系到籽粒计数是否准确。研究籽粒分割方法对于籽粒农艺性状参数检测具有重要意义。因此,笔者基于机器视觉和深度学习的角度,概述籽粒分割研究现状。由于颗粒分割和籽粒分割具有同质性,也对颗粒的分割研究进行分析总结,并展望农作物籽粒分割的发展方向。

1 基于机器视觉的传统分割研究现状

基于机器视觉的方法分割作物种子籽粒应用比较广泛,涉及的类型比较多,不同作物籽粒性状、外观色泽、空间立体姿态不同,导致空间分布排列存在差异。这些客观性因素导致目前没有一种通用的作物籽粒分割算法。一般情况下,只讨论籽粒在空间分布上是单层的情况,重叠分布的情况不作讨论,这种情况下视觉分割方法适应性差,无法对遮挡部分进行准确的分割。籽粒空间分布主要存在2种分布:单籽粒与粘连籽粒。一般来说,单籽粒的分割比较简单,不同分割方法都可以获取比较满意的分割效果。然而对于粘连籽粒的分割方法就相对复杂很多,主要是粘连籽粒经过图像预处理之后,其边缘形态、颜色均会发生一定程度的变化。对于籽粒轮廓边缘识别和黏结位置的定位分割是籽粒分割关键技术难点,因此衍生了各种分割算法。从分割原理角度来看,总体上分为:基于颜色的分割、基于形状的分割,基于颜色+几何形状的分割3种类型^[3-5]。

适当地增强目标和背景对比度可以提高籽粒分割的准确度。例如,在RGB、Lab、HSV等颜色空间模型中,利用分量图和灰度图特征比较或重叠,以及各通道颜色之间的变换或差分等运算以增强目标和背景的对比如为分割打下了基础^[3-5]。

籽粒分割就是将其边缘轮廓准确的分割成独立的整体。目前轮廓提取方面常见的方法主要有分水岭算法(包括改进的分水岭算法)、Hough变换方法、腐蚀边缘法、面积法、抛物线分割、主动轮廓模型、遗传算法(GA)与改进脉冲耦合神经网络(PCNN)相结合等分割方法^[6-24]。

由表1可知,①分水岭算法依赖于局部像数值的变化,判断局部极值所在位置,进而实现目标轮廓的方法。然而,根据相关研究经验,分水岭算法在部分情况下容易出现过分割现象,因此有学者也对分水岭算法进行了多种尝试和改进^[6-14]。②Hough变换方法主要是检测图像中直线或曲线轮廓,从而达到轮廓识别定位分割的目的^[15]。③腐蚀边缘法原理是通过形态学腐蚀方法剥离掉连通区域的重叠部分,从而实现黏结部分的分割^[16-18]。④面积法通常采用标记像素来实现目标区域分割^[19-20],为了减少对目标像数遍历和计算量,部分学者提出采用“跳跃”扫描方式,而后根据邻域像数单元检测填充断档区域实现目标区域分割^[21]。⑤抛物线分割方法^[22]事实上比较倾向于依赖先验知识。比如谷物籽粒类似椭圆、油菜籽粒类似圆,这些籽粒的形状都具有比较明显的空间几何特征,类似于先验知识。抛物线分割原理主要是检测定位3个关键点来拟合抛物线作为模拟轮廓。事实上,抛物线分割优缺点也比较明显,对于弧形籽粒抛物线分割比较好,但无法对残缺籽粒进行完整识别分割。⑥主动轮廓模型^[23]分割通过寻找轮廓最尖锐位置,计算弧线曲率大小和方向判断籽粒是否粘连,从而定位分割点。但对于轮廓局部尖锐程度变化比较敏感,容易受到轮廓毛刺干扰,通常需要对轮廓平滑处理。⑦遗传算法(GA)与改进脉冲耦合神

基金项目 贵州省2020年科技支撑计划项目(黔科合支撑[2020]1Y019)。
作者简介 彭顺正(1989—),男,贵州兴义人,助理研究员,硕士,从事农产品品质检测、图像算法研究。
收稿日期 2021-05-20

神经网络(PCNN)相结合^[24]的分割方法原理是:采用 PCNN 网络先激活图像中所有像素,产生迭代阈值,不断循环,直到存在像数值小于迭代阈值时,产生抑制脉冲,引起邻近类似像

神经元抑制,获取一系列脉冲序列。其中第 N 次离散时间所得序列作为目标图像,而后通过 GA 算法优化 PCNN 模型参数进行图像分割。

表 1 部分常见视觉分割方法特点

Table 1 Features of some common visual segmentation methods

序号 No.	方法 Method	提出时间 Proposal time	发明人 Inventor	优点 Advantage	缺点 Shortcoming	适合场景 Suitable for the scene
1	分水岭算法	1992	Soille P	局部特征保留比较好	容易局部过分割等问题	局部轮廓细节完整的情况
2	Hough 变换	1962	Hough	对于图像中存在直线、圆、抛物线等分割优势比较突出	计算复杂高,时间开销大	直线、圆、抛物线等图像分割
3	腐蚀边缘法	—	—	擅长割裂粘连区域	牺牲轮廓边缘特征为代价	轮廓粘连较多图像
4	面积法	—	—	消除零散小区域,分割大面积区域	标记像素计算量大、耗时多	小颗粒杂质及大轮廓目标粘连情况
5	抛物线分割	—	—	擅长弧线检测识别分割	适宜性差,无法检测不规则的边缘形状	在轮廓有明显的弧形分割中比较实用
6	主动轮廓模型	1988	Andrew Blake	统一了图像数据、轮廓及先验知识、初始化估计的约束条件,应用领域广泛	对于初始位置敏感,模型可能出现局部收敛或发散	图像噪声较高的场景
7	GA+PCNN	20 世纪 90 年代	Eckhorn	可以实现区域性分割	计算复杂;复杂图像中细节难以分割,通常出现欠分割;熵函数选取困难	区域性特征比较明显的图像

综上所述,增强图像的对比度可以提高籽粒分割的准确性;综合考虑籽粒颜色、空间几何形状等特征有助于分割方法的选取。目前还没有通用的分割方法适合任何籽粒的分割。因此,分割方法选取是籽粒分割的一个关键环节。深入了解各种分割方法的特点和优缺点有助于选取合适的分割方式,对于提高籽粒分割效率和准确性具有重要意义。

2 基于深度学习的主流分割研究现状

深度学习是一种含有多层感知神经网络结构^[25]。目前,基于深度学习的籽粒图像分割相对较少,国内相关研究主要集中在检测方向^[26-38],还有关于预测还原残缺籽粒的相关报道^[39]。由于具有分割速度快、精度高、基于像数级定位分类分割的特点,深度学习在图像分割方面得到广泛运用。

目前,国内相关学者基于深度学习方法分割作物籽粒。尤其以谷物、小麦、大豆等最为常见。深度卷积结构模型是影响分割性能主要因素之一,网络结构的选择和设计非常关键。有学者采用 Mask R-CNN 网络和 FCN 网络对麦穗图像进行分割,发现 Mask R-CNN 网络处理速度比 FCN 网络快 8.5 倍^[26];在类似大豆籽粒分类研究中,也证实网络结构选择和设计直接影响网络模型的分割准确率和实时性^[27]。深度学习分割本质其实就是对像数级图像特征进行分类,从而实现目标分割识别。如采用 U-Net 网络分割水稻籽粒图像,就是通过训练各类别的像数特征实现分割^[28]。某些情况下,综合考虑图像分辨率、籽粒各部位尺寸悬殊对语义分割网络设计具有重要的作用。例如,针对稻米垩白识别的 G-Chalk 网络改进和分割识别准确度提高就说明了其重要性^[29]。

在籽粒检测分类识别方面,目前涉及玉米、小麦、大米、花生等。对网络卷积核、各层特征的可视化分析,有助于构建实例的分类识别体系。例如,基于 VGG16 网络对玉米品种分类识别^[30]。基于 Faster R-CNN 模型实现玉米品质精选

的研究^[31]。这些研究说明,可以采用多个检测模型对同一问题开展研究,这有助于构建最优的检测模型。向日葵种子识别就采用多个检测模型进行试验比对,以确立最优检测识别模型^[32]。目前的检测模型结构由 2 个主体部分构成,经典网络模型(如 AlexNet、GoogleNet、VGG 等)及特殊功能的块结构(如残差块、Dropout 技术、BN 算法等)模式。小麦籽粒完整性检测识别网络 ResNet 模型结构就是典型代表^[32-33]。事实上,影响检测模型检测识别精度除网络结构本身外,还存在其他因素。比如,自然图像数据维度高,常常影响图像识别的推理速度,针对这个问题,可采用种子图像降低数据维度,在网络卷积层加入注意力机制模块,以提高模型特征描述性能,进而提高目标识别精度^[34]。另外,为弥补卷积网络模型特征利用率低下的不足,有研究结合 SVM 提高特征复用性,改善检测模型的识别精度^[34-35]。深度学习训练需要大量数据样本,有利于模型训练,为了减少作物籽粒图像采集量,一般采用数据增广(如翻转、旋转、对比度调整、图像拉伸、不同尺度的剪切等操作)扩充数据样本量。模型训练比较耗时,收敛速度慢是深度学习目前面临比较多的问题,目前,有学者采取激活函数优化和池化等操作提高有效特征提取效率或数据降维以缩短模型训练周期^[36]。还有学者通过调整学习参数提高模型收敛速度,如花生颗粒分类的 CNN+SqueezeNet 模型^[37]。总之,可以结合数据集构成、过拟合弱化、训练收敛速度、网络结构简化等方面优化检测模型来提高籽粒识别分类^[38]。

当前,有学者还尝试了采用深度学习对残缺籽粒或遮挡部分进行复原,并取得比较理想的效果^[39]。各卷积网络的特点见表 2。

综上所述,深度学习在籽粒分割、检测等方面,其模型选择设计除了考虑籽粒形状、图像分辨率以外,还需要考虑网络结构本身。无论是分割还是检测,不同的网络结构对不同

种子籽粒分割和检测都具有一定的适应性。因此,一般需要试验多种不同的网络结构模型,确立最优模型。在模型训练和性能提升方面,可以结合数据集、卷积层、学习参数、激活

函数、优化器、池化等方面优化网络,缩短模型收敛时间、提高准确度。目前,对花生、大豆等籽粒的研究可以为其他作物籽粒分割检测方面提供借鉴。

表 2 部分具有代表性的深度方法分割/检测特点

Table 2 Part of the segmentation/detection features with ghostwriting depth method

序号 No.	方法 Method	提出时间 Proposal time	发明人 Inventor	优点 Advantage	缺点 Shortcoming
1	Mask R-CNN	2018 年	Kaiming He	相比 Faster R-CNN,能在子像素级提取 ROI 窗口特征,避免像素错位,区域定位更加准确	对于目标分类检测效果较好,但是对于分割效果准确度相对较低
2	U-Net	2015 年	Olaf Ronnberger	采用语义分割网络,能够修复目标细节	某些情况下无法适应目标分割任务,如难以通过弹性形变对刚体数据进行增强
3	Faster R-CNN	2016 年	Shaoqing Ren	无需对图像进行裁剪,对小物体有更好对检测效果,目标检测精度高	识别速度不满足实时检测场景
4	FCN	2014 年	Long	基于像素点分类,神经元之间采用跳跃连接,粗信息与细信息融合	计算复杂大,分割结果不够精细,局部信息感知不够敏感

3 非农作物颗粒分割研究现状

考虑到籽粒分割与其他非作物颗粒分割具有一定的同质性。因此,其他非作物颗粒分割对于作物籽粒分割具有一定的参考意义。

3.1 机器视觉分割研究方面 目前主要包括岩石、矿石、煤、金刚石、炉渣、雨滴、细胞等颗粒状物体分割。针对颗粒粘连分割采取的方法包括距离变换+分水岭+形态学、BP 神经网络+归一化算法、大津法+形态学+分水岭、图像邻域的密度统计、中值滤波和小波变换+分割算法、凸包分析的图像二次分割算法、基于直方图累积矩的动态优化算法、大津法+形态学+连通标记、大津法双阈值算法、灰度直方图配准+双峰直方图、链码模型等^[40-54]。其中分水岭、BP 神经网络、形态学、大津法在作物籽粒中也有应用,说明籽粒和颗粒分割比较类似,其余算法在籽粒分割中应用较少,说明颗粒和籽粒分割有其各自的特殊性。一般来说,同种籽粒形状比较类似,规律性较强。而颗粒形状、大小是随机变量,没有多少可行。但空间排布上,二者无非是单粒和粘连两种常见类型(重叠类型除外)。

3.2 深度学习分割方面 目前涉及矿物微粒、未溶碳化物颗粒、化学混合物粒子、烟雾颗粒、纳米颗粒、岩石颗粒、混合颗粒等方面,分割模型主要包括 MASK R-CNN、U-Net、RPN、CNN、FCNN。针对颗粒分割,这些分割模型重点学习颗粒轮廓像数特征,提升颗粒定位精度实现颗粒部分像数级分割^[55-62],这些分割模型在作物籽粒中也有运用,说明深度学习网络模型具有很好的通用性。从分割对象来看,深度学习分割已经涉及微粒子、化合物等更加微小的颗粒,足以说明其分割精度和优越性不言而喻,未来应用的前景会更加广阔,也将是未来微粒图像分割发展的风向标。

4 小结

该研究论述了图像分割对作物籽粒的重要性,系统总结和分析了图像在颗粒状分割方面的研究现状,并对视觉方法和深度学习 2 个领域中常见且具有代表性的算法进行了分析总结,明确了各算法分割机理及其优缺点,揭示了各算法的优缺点和适用场景。另外还对颗粒和籽粒的分割方法进

行了分析对比,研究表明:无论是视觉方法还是深度学习方法,二者互有重叠,说明二者分割机制具有互通性。

机器视觉分割方法较多依赖于籽粒/颗粒的形状、颜色、纹理等特征。分割方法众多,但通用性差,且无法达到像素级分割,对于微型颗粒识别分割精细程度较弱,这是导致视觉方法在微粒分割方面应用比较少的主要原因。

深度学习分割和检测机理是对每个像素特征进行分类识别,从而达到检测识别分割的目的。基于像素级的分割,分割结果的精准度和精细化程度高,是其在化合物粒子、微粒子等肉眼无法识别的情况下,分割识别应用比较突出主要原因。深度学习通过提取像素特征,将像素特征输入到分类网络分类识别,并将每个像素归类到特定的类别集合中,最终将不同类别的像素归类到不同的集合,从而达到识别分割效果。

从分割对象角度来看,深度学习应用范围比视觉方法应用范围广阔,从块状到微粒子均有涉及,且图像数据处理量大、检测速度快、精度高、理论技术新颖,是目前图像分割技术发展的一座里程碑,应用前景广阔。

参考文献

- [1] 杨国浪,张晓强,徐长虹,等.灰色关联度分析在西藏河谷农区甘蓝型油菜育种中的应用[J].种子,2020,39(2):113-117.
- [2] 费锦宗,沈金雄,郭彦丽,等.中国油菜区试新品种产量和品质性状分析[J].湖北农业科学,2019,58(22):33-40.
- [3] 王金星,李玉凤,江浩,等.玉米籽粒内部组织低对比度透射图像精确分割研究[J].农业机械学报,2020,51(6):238-247.
- [4] 燕红文,崔清亮.基于分水岭分割算法对燕麦籽粒识别中粘连区域的分割[J].计算机时代,2020(1):23-25.
- [5] 杨涛,肖衡,杨博雄,等.基于图像的玉米籽粒粘连的分割方法研究[J].科学技术创新,2019(36):87-89.
- [6] 吕少中,杜文亮,陈震,等.基于机器视觉的荞麦剥壳性能参数在线检测方法[J].农业机械学报,2019,50(10):35-43.
- [7] 吕少中.基于机器视觉的荞麦剥壳性能参数在线检测方法研究[D].呼和浩特:内蒙古农业大学,2019:65-80.
- [8] 柳冠伊,刘平义,魏文军,等.玉米果穗粘连籽粒图像分割方法[J].农业机械学报,2014,45(9):285-290.
- [9] 王刚.基于机器视觉的玉米千粒重快速检测仪的研制[D].长春:吉林大学,2012:18-39.
- [10] 杨蜀秦.农作物籽粒的图像处理和识别方法研究[D].杨凌:西北农林科技大学,2012:15-37.
- [11] 王传宇,郭新宇,温维亮,等.基于计算机视觉的玉米籽粒形态测量[J].农机化研究,2011,33(6):141-144.
- [12] 李永锋,周德祥,邢超,等.基于形态分水岭算法的粘连大米籽粒分割研究[J].计算机与信息技术,2010(10):42-45.
- [13] 匡芳君,徐蔚鸿,王艳华.基于改进分水岭算法的粘连大米图像分割[J].粮食与饲料工业,2010(8):5-8.

- [14] 时玉强. 基于机器视觉的大豆品质的研究[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2009: 21-28.
- [15] 杨冬平. 基于梯度改进 Hough 变换的油菜籽图像分割方法[J]. 粮油食品科技, 2016, 24(4): 80-82.
- [16] 李永锋, 周德祥, 邢超, 等. 基于数学形态学的粘连大米籽粒分割研究[J]. 农业网络信息, 2010(10): 18-21.
- [17] 周德祥, 毋桂萍, 杨红卫, 等. 基于数学形态学粘连粮食籽粒图像分割算法的改进[J]. 农机化研究, 2010, 32(7): 49-52.
- [18] 荀一, 鲍官军, 杨庆华, 等. 粘连玉米籽粒图像的自动分割方法[J]. 农业机械学报, 2010, 41(4): 163-167.
- [19] 王康, 梁秀英, 曾优, 等. 玉米籽粒大小特征检测方法研究[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2017, 43(3): 329-335.
- [20] 臧晶, 郭倩倩, 李成华, 等. 复杂条件下多玉米籽粒识别与统计方法研究[J]. 沈阳农业大学学报, 2014, 45(5): 633-636.
- [21] 奚德君. 面向定向种植的玉米粒群批量整理与分选系统的研制[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2018: 48.
- [22] 杜世伟, 李毅念, 姚敏, 等. 基于小麦穗部小穗图像分割的籽粒计数方法[J]. 南京农业大学学报, 2018, 41(4): 742-751.
- [23] 杨蜀索, 宁纪锋, 何东健. 一种基于主动轮廓模型的连接米粒图像分割算法[J]. 农业工程学报, 2010, 26(2): 207-211.
- [24] 张新伟, 易克传, 刘向东, 等. 玉米自动化考种过程的粘连籽粒图像分割[J]. 中国农业大学学报, 2018, 23(10): 144-151.
- [25] 深度学习[EB/OL]. [2021-01-15]. <https://baike.so.com/doc/7000002-7222884.html>.
- [26] 谢元澄, 于增源, 姜海燕, 等. 小麦麦穗几何表型测量的精准分割方法研究[J]. 南京农业大学学报, 2019, 42(5): 956-966.
- [27] 朱荣胜, 闫学慧, 陈庆山. 基于图像识别和卷积神经网络的大豆优良籽粒筛选研究[J]. 大豆科学, 2020, 39(2): 189-197.
- [28] 陈进, 韩梦娜, 练毅, 等. 基于 U-Net 模型的含杂水稻籽粒图像分割[J]. 农业工程学报, 2020, 36(10): 174-180.
- [29] 孙志恒. 基于深度学习的稻米蛋白识别算法研究与应用[D]. 成都: 电子科技大学, 2019: 24-39.
- [30] 张芳. 基于深度学习的玉米果穗分类识别[D]. 南昌: 江西农业大学, 2019: 23-30.
- [31] 王建宇. 基于卷积神经网络的玉米籽粒精选系统研制[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2019: 41-64.
- [32] 梁争光. 基于卷积神经网络的种子智能分选算法研究[D]. 郑州: 中原工学院, 2020: 8-46.
- [33] 张博. 基于深度学习的小麦外观品质机器视觉检测研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2019: 21-43.
- [34] 祝诗平, 卓佳鑫, 黄华, 等. 基于 CNN 的小麦籽粒完整性图像检测系统[J]. 农业机械学报, 2020, 51(5): 36-42.
- [35] 于重重, 周兰, 王鑫, 等. 基于 CNN 神经网络的小麦不完善粒高光谱检测[J]. 食品科学, 2017, 38(24): 283-287.
- [36] 林萍, 张华哲, 何坚强, 等. 可见光谱图与深度神经网络的蛋白大米检测方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(1): 233-238.
- [37] 朱江波. 基于嵌入式平台的颗粒状农作物图像分类算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019: 34-62.
- [38] 赵志衡, 宋欢, 朱江波, 等. 基于卷积神经网络的花生籽粒完整性识别算法及应用[J]. 农业工程学报, 2018, 34(21): 195-201.
- [39] 马志宏. 基于深度学习的水稻粒穗复杂性状图像分析方法[D]. 上海: 上海交通大学, 2018: 33-55.
- [40] 蔡改贫, 刘占, 汪龙, 等. 基于形态学优化处理的标记符分水岭矿石图像分割[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(23): 9497-9502.
- [41] 陈然. 基于双门限阈值的爆堆岩块图像分割技术及图像识别系统开发[D]. 衡阳: 南华大学, 2020: 19-48.
- [42] 刘晓敏, 茅健. 非均匀光照金刚石切割线颗粒提取方法[J]. 轻工机械, 2019, 37(6): 64-70.
- [43] 孙国栋, 林凯, 高媛, 等. 基于改进亲和度图的矿石颗粒图像分割研究与实现[J]. 仪表技术与传感器, 2019(12): 114-118.
- [44] 谢雅君, 张国英. 混配矿石图像的分割优化及级配检测算法[J]. 有色金属(矿山部分), 2019, 71(6): 110-115.
- [45] 黄友亮, 孙广彤, 战胜, 等. 基于自适应中值滤波高炉渣颗粒小波去噪[J]. 矿业研究与开发, 2019, 39(9): 141-145.
- [46] 孙颖. 机器视觉用于燃料粒度在线检测研究[D]. 太原: 山西大学, 2019: 5-22.
- [47] 郭挺. 基于视频图像的降雨识别方法研究[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2019: 12-41.
- [48] 张庆杭. 基于图像处理的重叠类圆颗粒物的计数及 APP 的研究开发[D]. 镇江: 江苏大学, 2019: 17-72.
- [49] 展彦彤. 基于多尺度特征分析的矿石粒度分布方法研究[D]. 北京: 中国矿业大学(北京), 2019: 21-35.
- [50] 刘小燕, 吴鑫, 孙伟, 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.
- [51] 张文晔. 基于机器视觉的金刚石线颗粒检测技术的研究与应用[D]. 常州: 江苏理工学院, 2018: 20-27.
- [52] 焦慧君. 拍摄深度限定的溶液晶体粒度分布图像识别方法研究[D]. 济南: 山东大学, 2018: 11-34.
- [53] 王晓迎. 细胞追踪的灰度图像准确分割方法研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2014: 25-36.
- [54] 张瑞华. 医学显微细胞图像分割研究[D]. 武汉: 武汉科技大学, 2014: 38-83.
- [55] 谢涛. 基于深度学习的微细粒矿物识别研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2020: 23-48.
- [56] 陈园园. 基于深度学习的 GCr15 轴承钢金相组织图像分割技术研究[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2020: 37-46.
- [57] HEFFERNAN S T, LY N C, MOWER B J, et al. Identifying surface morphological characteristics to differentiate between mixtures of U3O8 synthesized from ammonium diuranate and uranyl peroxide[J]. Radiochimica acta, 2019, 108(1): 29-36.
- [58] XIANG D, CAI D, HU X N, et al. A deep learning algorithm for particle segmentation of aerosol images[J]. Journal of flow visualization and image processing, 2019, 26(3): 239-252.
- [59] 吴玥. 基于 MaskR-CNN 分割的 TEM 纳米颗粒参数测量方法研究[D]. 天津: 天津工业大学, 2019: 34-41.
- [60] 蔡杨, 苏明旭, 蔡小舒. 基于卷积神经网络的混合颗粒分类法研究[J]. 光学学报, 2019, 39(7): 123-132.
- [61] 张芳, 吴玥, 肖志涛, 等. 基于 U-Net 卷积神经网络的纳米颗粒分割[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(6): 137-143.
- [62] 徐江川. 基于深度卷积神经网络的熟料颗粒方法研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2018: 18-52.

(上接第 12 页)

- [32] 许雪峰, 陶承晔, 诸立新. 琅琊山蝶类资源调查初报[J]. 生物学杂志, 1998, 15(1): 27-29.
- [33] 邢济春, 颜劲松, 郑和权, 等. 琅琊山蝶类数量调查初报[J]. 滁州师专学报, 2002, 4(2): 82-83.
- [34] 诸立新, 颜劲松, 郑和权, 等. 安徽琅琊山蝶类季节变化的研究[J]. 滁州师专学报, 2003, 5(4): 95-97.
- [35] 诸立新, 吴孝兵. 琅琊山国家森林公园蝶类多样性[J]. 昆虫知识, 2006, 43(2): 232-235, 225.
- [36] 王松, 鲍方印, 鲍成满, 等. 安徽韭山国家森林公园蝶类群落多样性[J]. 昆虫知识, 2010, 47(1): 183-189.
- [37] 王松, 李允东, 鲍方印. 皇甫山蝶类资源及区系的研究[J]. 生物学杂志, 2001, 18(1): 24-26.
- [38] 吴鹤鹤, 顾成波, 李文博, 等. 城市化对合肥蝶类多样性的影响[J]. 生态学杂志, 2016, 35(4): 992-996.
- [39] 束印, 侯银续, 王金刚, 等. 升金湖保护区蝴蝶产业开发的可行性分析[J]. 安徽农业科学, 2012, 40(6): 3374-3378.
- [40] 邢济春, 诸立新, 戴仁怀. 安徽马鞍山地区蝶类资源调查及区系分析[J]. 四川动物, 2007, 26(4): 898-902.
- [41] 吴刚, 王松. 蚌埠地区的蝶类多样性[J]. 宿州学院学报, 2008, 23(5): 120-122, 98.
- [42] 诸立新. 琅琊山和黄山蝶类的比较研究[J]. 滁州师专学报, 1999, 1(2): 44-47, 43.
- [43] 张荣祖. 中国动物地理[M]. 北京: 科学出版社, 2011.
- [44] 陈领. 古北和东洋界在我国东部的精确划界——据两栖动物[J]. 动物学研究, 2004, 25(5): 369-377.
- [45] 马世骏. 中国昆虫生态地理概述[M]. 北京: 科学出版社, 1959.
- [46] 章士美, 赵泳祥. 中国农林昆虫地理分布[M]. 北京: 中国农业出版社, 1996.
- [47] 袁锋, 袁向群. 蝶类分子系统学研究进展[J]. 西北农业学报, 2013, 22(12): 1-14.
- [48] WEISS S B, MURPHY D D, WHITE R R. Sun, slope, and butterflies: Topographic determinants of habitat quality for *Euphydryas editha*[J]. Ecology, 1988, 69(5): 1486-1496.
- [49] WEISS S B, WHITE R R, MURPHY D D, et al. Growth and dispersal of larvae of the checkerspot butterfly *Euphydryas editha*[J]. Oikos, 1987, 50(2): 161-166.
- [50] MAES D, VAN DYCK H. Butterfly diversity loss in Flanders (north Belgium): Europe's worst case scenario? [J]. Biological conservation, 2001, 99(3): 263-276.
- [51] NOWICKI P, SETTELE J, HENRY P Y, et al. Butterfly monitoring methods: The ideal and the real world[J]. Israel journal of ecology and evolution, 2008, 54(1): 69-88.