# 基于改进型 YOLO 的密集环境下 槟榔果实的快速识别方法

Fast recognition method for betel nut in dense environments based on improved YOLO

代云1卢明1何婷2 彭程武3

 DAI Yun<sup>1</sup>
 LU Ming<sup>1</sup>
 HE Ting<sup>2</sup>
 PENG Cheng-wu<sup>3</sup>

 (1. 湖南科技大学信息与电气工程学院,湖南 湘潭
 411201;2. 湖南中医药大学,湖南 长沙
 414100;

 3. 湖南科技大学土木工程学院,湖南 湘潭
 411201)

 School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan, Hunan 411201, China;
 Hunan University of Chinese Medicine, Changsha, Hunan 414100, China;
 School of Civil Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan, Hunan 411201, China)

摘要:目的:提高小个体槟榔的识别精确率以及槟榔加工 厂的自动化程度。方法:设计并选取 Mob-darknet-52 作 为新型特征提取网络,采用多尺度检测尺寸,提出一种基 于改进型 YOLO 算法的槟榔定位与识别的方法。结果: Mob-YOLOV3-SPP 对槟榔果实分类的检测精度为 94.8%,准确率为 94.5%,召回率为 95.1%,模型的检测时 间为 6.679 ms。结论:基于改进型 YOLOV3 网络的优化 算法可以实现密集环境下槟榔果实的快速定位与识别。 关键词:深度学习; YOLO; 机器视觉; Mob-darknet-52; 槟榔

Abstract: Objective: This paper aimed to improve the accuracy of identification of small individual betel nuts and the degree of automation of betel nut processing plant by combining with deep learning. Methods: In this study, a novel feature extraction network named Mob-darknet-52 was proposed to construct a method of betel nut location and recognition based on improved YOLO algorithm by using multi-scale detection size. Results: the test showed that the proposed method had a detection accuracy of 94.8%, an accuracy rate of 94.5%, a recall rate of 95.1%, and a detection time of 6.679 ms in betel nut classification. Conclusion: The optimized algorithm based on improved YOLOV3 network can realize the rapid location and identification of betel nut in dense environment.

**基金项目**:国家自然科学基金资助项目(编号:62203164, 62203165)

作者简介:代云,男,湖南科技大学在读硕士研究生。

通信作者:卢明(1979—),男,湖南科技大学副教授,博士。

E-mail: mlu@hnust.edu.cn

收稿日期:2022-09-19 改回日期:2022-11-28

**Keywords**: deep learning; YOLO; machine vision; Mob-darknet-52; betel nut

槟榔的加工工艺十分复杂,其中关键的工艺包含切 籽、去核和点卤,均由人工操作完成<sup>□1</sup>。为了降低人工成 本,提高生产效率,学者们开展了大量研究。

许月明等<sup>[2]</sup>提取了槟榔的颜色和纹理特征,代入向 量机进行分级,在自制预测集中的正确率达 90.38%,但 该方法对图像分辨率有较高要求;黄良沛等<sup>[3]</sup>使用区域 生长法解决了槟榔图像二值化后产生的孔洞问题,召回 率以及准确率都达到 100%,但该方法在处理孔洞时需要 耗费大量计算成本;朱泽敏等<sup>[4]</sup>使用语义分割法分割槟 榔的内核,分割提取槟榔图像的边界得到完整的槟榔内 核轮廓线,取得较好的试验效果,但仅对单个槟榔处理进 行了研究,远不能满足实际工艺的需求。传统图像处理 方法虽然在识别槟榔果实图像上有优异的表现,但无法 满足工程中实时性要求。

深度卷积神经网络(Deep convolutional neural network, DCNN)凭借其强大的学习能力,在农业中得到 大力推广<sup>[5-6]</sup>。DCNN按检测方法主要分为基于区域生 成和基于边框回归两类<sup>[7]</sup>。第一类算法以Fast R-CNN<sup>[8]</sup>、Faster R-CNN<sup>[9]</sup>为代表。这类检测方法在高分 辨率的大型对象上表现优秀,但在中、小物体检测方面表 现不佳,且该类算法检测速度较慢,难以满足实时的检测 场景,效率低。第二类则是以YOLO系列为代表。该方 法将分类转化为回归问题,实现了端到端网络,较大程度 提高了检测速度,这类方法在检测性能上基本达到了第 一类方法的检测水平。第二类检测方法在检测速度方面 具有明显的优势,而且后续可以优化特征提取网络以提 高模型的准确率。

研究基于深度学习理论,以 YOLOV3 网络模型为基础,提出改进型特征提取主干网络的方法,以期实现不同密集程度下槟榔果实的快速识别。

## 1 数据样本采集与预处理

槟榔果实图像采集于当地加工厂,分辨率为140 像 素×400 像素,精度为2 mm。为模拟真实场景,防止样本 缺乏多样性导致模型过拟合,分别在光照强度不同、形态 各异的情况下采集若干样本,图1为各类典型槟榔果实 图像。研究以槟榔的最小外接矩形框进行人工标注以获 取更精准的参数。



图 1 槟榔果实样本图像 Figure 1 Various kinds of betel nut

为了克服因光照不足导致的槟榔果实特征难以提取 的问题,对光照不足的样本进行直方图均衡化增强。并 采用 YOLOV4 及更高版本中使用的马赛克增强算法,对 采集的样本进行随机裁剪、翻转和拼接数据集以解决样 本多样性不足的问题。样本数据根据光照条件、果实形 态收集了约1200幅图像,其中样本的条件可互相包含。 将样本以一定比例分配,其中样本训练集和测试集之比 约为8:2,表1为各类槟榔图像具体实例展示。

## 2 密集环境下槟榔果实快速识别方法

#### 2.1 YOLO 概括

YOLO(You only look once)相比 Faster RCNN,快速 性方面更具优势。YOLOV1 最早由 Redmon 提出, YOLOV1运行速度极快,但边界框的预测精度较低。随

表1 样本分配比例

Table 1 Training and testing ratio of samples										
样品		光照条件		果实形态						
	总量	顺光	逆光	总量	不规则	翻折				
训练集	969	468	501	967	432	535				
则试集	231	112	119	253	84	169				
 总量	1 200	580	620	1 220	516	704				

后,通过在卷积层上添加批量归一化,Redmon<sup>[10]</sup>提出了 特征提取效果更好的 YOLOV2。Darknet-19 作为 YOLOV2的主干提取网络,虽然在精度上得到一定的提 升,但检测小目标仍然是一个挑战。考虑到以上不足, YOLOV3使用了更复杂的 darknet-53 作为主干提取网 络,还提出了一种特征金字塔网络(Feature Pyramid Network,FPN),FPN可以融合多种不同尺寸的特征来改 善对小物体的检测<sup>[9]</sup>。综上所述,YOLOV3可以满足对 小目标检测的一般要求。此外,YOLOV4 和 YOLOV5 也相继推出,但由于高版本具有更深更复杂的层次结构, 模型的复杂性带来高准确率的同时也牺牲了实时性能, 因此不作考虑。

#### 2.2 快速特征提取网络

在 Mobilenetv3 模型对槟榔果实的分类试验中,不仅 验证了可分离卷积结构对槟榔分类的有效性,而且证实 了 3×3 大小的可分离卷积可使计算成本理论降至 1/9<sup>[11-12]</sup>。Mobilenetv3 模型具有高效的特征提取效率, 通过对其结构的设计与优化,模型对槟榔有核果实识别 准确率为 95.85%,无核果实识别率为 96.1%。由于槟榔 果实的内核本身具有特征不明显、不易提取的特点,因此 选择了 darknet-53 作为基础主干提取网络。相比 darknet-19,darknet-53 结构更严谨,性能得到大幅提升, 但随着网络深度的加深,计算成本也会随之增加。以 darknet-53 为基础,借鉴 MobileNets 的轻量级网络思想, 构建快速特征提取网络。

如图 2(a)所示,darknet-53 中,原始卷积结构由标准 卷积层、批归一化层(Batch Normalization,BN)和激活函 数组成。在此基础上,提出一种新型可分离卷积结构。 该结构引入了深度可分离卷积,由 3×3 的深度可分离卷 积与 1×1 的点积结构组成,替换了 YOLOV3 中标准的 卷积层,有效地降低了特征提取过程中的计算冗余<sup>[12]</sup>,提 高了模型检测的快速性,结构如图 2(b)所示;网络还保留 了原始的残差结构,残差结构由标准卷积和可分离卷积 层组成,实现了特征前后的复用与融合,残差结构 (ResidualNet)如图 3 所示。

该网络框架的主要构建思想:Mob-darknet-52 由5 个







Figure 3 The structure of the ResidualNet

循环回路组成,为了缩小特征在提取过程中逐层池化带 来的信息丢失问题,将 darknet-53 中每层循环的原始池 化层替换为步距为 2 的下采样层。将每一循环层的卷 积结构,以 3×3 的新型卷积结构进行拆分、替换,与标 准卷积组成残差网络结构,不仅较好地保持了特征提取 的性能,计算量也得到较大的优化。为了解决特征提取 过程中反向梯度消失的问题,使用 Leaky ReLU 而不是 MobileNets 中使用的 ReLU;最后,在 darknet-53 的基础 上去掉了池化层,构成 52 层主干提取网络。

综上, Mob-darknet-52 网络由 52 层卷积层以及其残差 结构组成。其中包含了 5 个可分离卷积层以及相应的残 差块,每个残差块由可分离卷积与普通卷积层组成。相比 darknet-53, Mob-darknet-52 去除了最后的全连接层, 网络 深度虽然没有明显变化,但引入可分离卷积之后, 优化了 深度模型的冗余参数, 检测速度得到较高的提升; 为了保 留更细粒的特征信息,取消了最大池化层采用下采样; 保 留残差结构可以更好地保留槟榔果实的特征以利于特征 融合。后续在特定的预测框增加特征融合结构, 进一步提 高检测精度。槟榔果实快速检测框架如图 4 所示。





### 2.3 多尺度检测模型结构

不足的特征表示是小目标检测的主要限制<sup>[13]</sup>,为了 克服槟榔果实小、特征不易导致的果实漏检问题,设定了 大于原始 YOLOV3(13×13,26×26,52×52)更大的预测 框(16×16,32×32,64×64),以利于获得更精细的特征。

槟榔图像以 512 像素×512 像素输入主干网络,在整 个快速提取检测模块中,依次完成了 5 次下采样,称为 2" (n=1,2,...,5)倍下采样。图像每经过 1 次下采样,特征 图将缩小为原尺寸的 1/2。经过 5 次下采样之后,特征图 的张量大小为 16×16。最终生成的特征矩阵通过上采样 的方式获得 32 像素×32 像素,64 像素×64 像素的特征 图,分别与第 4 次、第 3 次下采样的特征矩阵拼接与融 合,如图 4 所示。为了提高对小个体槟榔的检测精度,在 64×64 的预测框前添加了空间金字塔池化结构(Spatial pyramid pooling,SPP),该结构通过拼接、融合了 4 个通 道的特征映射,将原始特征图深度扩大至 4 倍,参数及结 构见图 5。拼接过程中,特征映射通过步间距为 1 的最大 池化,填充以获得相同维度的特征映射,最终生成一个全 新特征图,其张量大小是 64×64×2 048。

### 2.4 预测框损失函数

获得更细粒的特征图之后,预测框是否快速并准确





地定位物体也是检测性能的重要指标。由于槟榔个体小 不易捕捉,为了获得精确的检测网络,在 YOLOV3 的基 础上考虑了中心点与长宽比因素,并优化了损失函数 *S*<sub>iou</sub>。相比 YOLOV3,*S*<sub>iou</sub>拥有更快的收敛速度<sup>[14]</sup>,能提 高检测效率,计算公式为:

$$\epsilon = \frac{\varphi}{1 - I_{\rm ou} + \varphi},\tag{1}$$

$$\varphi = \frac{4}{\pi} \times \left( \tan^{-1} \frac{w^{gb}}{h^{gb}} - \tan^{-1} \frac{w}{h} \right)^2, \qquad (2)$$

$$S_{iou} = I_{ou} - \left[\frac{\rho^2(b, b^{gb})}{c^2} + \sqrt{\varepsilon} \times \varphi\right], \qquad (3)$$

式中:

ε——误差权重系数;

w----预测框宽度,mm;

w<sup>sb</sup>-----真实框宽度,mm;

h----预测框长度,mm;

h<sup>gb</sup>----真实框长度,mm;

 $\varphi$ ——预测框与真实框的中心夹角, rad。

#### 2.5 槟榔果实识别模型架构

基于 Mob-darknet-52 主干网络构建的密集环境下槟 榔果实快速识别模型架构见图 6。其主要包含 3 个模块: 数据预处理模块、槟榔果实特征快速提取模块以及多尺 度检测模块。预处理之后的数据经过构建的 Mobdarknet-52 提取特征信息,然后与融合多尺度检测模块构 成 Mob-YOLOV3-SPP 检测网络。



Figure 6 Framework of fast recognition model for betel nut

网络从大量的样本训练中学习并快速提取不同环境 下槟榔果实的特征,融合多尺度特征信息,获得槟榔果实 预测框和类别,从而快速精确地识别槟榔并利于后续筛 选。为了从高分辨率的槟榔果实中获取有效的特征来识 别实时采集的图像,采集的原始图像通过均衡化与马赛 克增强算法对样本进行增强与扩容训练,防止样本多样 性不足导致模型欠拟合;将优化的预测框损失函数进行 代入训练,调整训练参数,得到最终的识别模型。

## 3 检测网络训练与结果分析

#### 3.1 槟榔果实检测网络训练

为了高效计算,采用 Adam 优化器进行自适应调节, 避免模型在训练中梯度稀疏的问题,初始学习率设置为 0.000 1。经过 1 000 次的迭代训练,网络趋于稳定。 Mob-YOLOV3 模型在深度学习框架中训练,硬件平台为 windows10 系统、Intel i7-8700 CPU @ 3.2 GHz、16 GB 内存。

选择的执行指标主要包含:均值平均精度  $M_{AP}$  (Mean average precision),有核和无核的槟榔果实检测精度  $A_{BC}$  和  $A_{BN}$ 、召回率 R、准确率 P 和检测时间  $T_D$ 。研究任务 是在不同密集环境下快速准确地定位并分类,因此  $M_{AP}$  和  $T_D$ 是主要评价指标。其中  $M_{AP}$ 是  $A_{BC}$ 、 $A_{BN}$  的平均值, 计算公式为:

$$P = \frac{T_{\rm P}}{T_{\rm P} + F_{\rm N}} \times 100\%, \qquad (4)$$

$$R = \frac{T_{\rm P}}{T_{\rm P} + F_{\rm N}} \times 100\%,$$
 (5)

$$M_{\rm AP} = \frac{1}{2} J(P,R)_k , \qquad (6)$$

式中:

 $T_{P}$ ——实际为正样本且被检测为正样本的数量;  $F_{P}$ ——实际为负样本且被检测为正样本的数量;  $F_{N}$ ——实际为负样本且被检测为负样本的数量; k——类别编号;

J(P,R)<sub>k</sub>——平均精度函数。

为了生成最佳的边界预测框,采用了 NMS(Nonmaximal suppression),保留的预测框并非全部可取,研究 将置信度阈值设置 a > 0.5的为正样本,反之为负;正样本 与预测框的交并比> 0.6的为  $T_P$ ,反之为  $F_P$ ,负样本中 实际为正的为  $F_N$ 。

#### 3.2 槟榔果实检测效果分析

Mob-YOLOV3-SPP 在 YOLOV3 的基础上,结合了 Mobilenetv3 的可分离卷积,添加了 SPP 结构,优化了预 测框损失函数,提升了对槟榔果实的识别精度。试验与 原始网络、轻量级网络以及深度网络进行对比,以验证框 架 对 槟 榔 果 实 检 测 的 效 果。选择 YOLOV3、 Moblienetv3、VGG-19 模型进行试验对比。试验数据结 果如表 2 所示。

由表 2 可知,YOLOV3 对有核槟榔果实的检测精度 上不具有较好的表现;添加了 SPP 结构的 YOLOV3-SPP 网络改善了有核槟榔果实的识别效果,检测精度提升了 1.7%,但加重了模型的计算成本,检测时间有所增加; Mobilenetv3 虽然具有高效的计算效率,但对果实的检测精 度上仍有很大的提升空间,均值平均精度相比 YOLOV3-SPP 下降了 3%;添加了 SPP 结构的 VGG19-SPP 网络相 比 Mobilenetv3,对有核、无核槟榔果实的检测效果均得到 了提升,检测精度上有一定的优势,距离工业一般要求 (95%)仍有一定的差距;优化后的 Mob-YOLOV3-SPP 的均值平均精度比 Mobilenetv3 提升了 5%,比 VGG19-SPP 提升了 3.3%。Mob-YOLOV3-SPP 不仅在检测精度 上得到了提升,在检测时间上也有绝对的优势,可视化对

r o									
推刑	有核槟榔检	无核槟榔检	均值平均	准确率/	召回率/	检测时间/			
侠型	测精度/%	测精度/%	精度/%	%	%	ms			
YOLOV3	89.8	92.0	90.9	90.5	90.8	19.940			
YOLOV3-SPP	91.5	94.1	92.8	92.1	91.9	20.520			
Mobilenetv3	90.2	89.4	89.8	90.5	93.2	7.132			
VGG19-SPP	91.3	91.7	91.5	91.8	92.1	10.250			
Mob-YOLOV3-SPP	93.5	96.1	94.8	94.5	95.1	6.679			

表 2 5 种模型对槟榔果实检测的性能比较

Table 2 Comparison of 5 different models for detecting of betel nut

比如图7所示。

模型的综合性能由精确度和检测速度共同决定。通 过对比模型对槟榔果实识别的准确率以及检测时间的综 合表现可知,Mob-YOLOV3-SPP 模型表现最为优异。 YOLOV3-SPP 在 YOLOV3 的基础上,提高了对槟榔果 实的识别准确率。Mob-YOLOV3-SPP 在 YOLOV3-SPP 的基础上,准确率以及检测时间都得到了进一步的提升; Mob-YOLOV3-SPP 不仅识别精度超过了 VGG19-SPP, 检测时间也较 Mobilenetv3 的减少。综上所述,Mob-YOLOV3-SPP 在精度和速度上都有较大的提升,在保留 了深度网络精度的前提下,也具备了轻量级网络识别快 速的优势。

为了充分体现模型在槟榔果实的优化效果, Mob-YOLOV3-SPP 与 YOLOV3、增加特征融合结构的 YOLOV3-SPP进行对比。试验过程中的果实选择随机 挑选的方式。单个样本的像素面积小于 350, 样本的内核 像素远小于 32, 满足小目标的检测标准; 上半部分的槟榔 果实采取近景拍摄, 下半部分的果实采取比上方更密集 的方式进行放置, 采用远景拍摄, 试验结果如图 8 所示。



试验表明,未改进的 YOLOV3 模型在检测体型较小的槟榔果实时,存在漏检和定位不准确的情况;模型在添加了 SPP 结构之后,密集度更高、更小的槟榔果实的漏检问题得到了解决,验证了特征融合结构对识别小目标的正向作用,然而上述算法依然存在无法确定最佳预测框导致的定位不准确的问题;改进后的 Mob-YOLOV3-SPP 引用了S<sub>iou</sub>,改善了上述问题的不足,准确定位并能高效识



Figure 8 Recognition results of areca nut by three models in dense environment

别槟榔果实。综上, Mob-YOLOV3-SPP 解决了 YOLOV3 在检测小个体槟榔的局限性,具有较高的精确度。

## 4 结论

研究融合轻量级网络的优化思想,提出了改进型特 征融合框架 Mob-YOLOV3-SPP。为了获取更细粒度的 特征映射,研究重新设定了锚的尺寸,引入多尺度特征融 合结构解决槟榔个体小不易提取特征的问题;同时,考虑 了长宽比与中心距离等因素,优化了预测框的损失函数, 加速了预测框的收敛速度。对槟榔果实进行不同密集度 的测试对比,得出 Mob-YOLOV3-SPP 的检测 精度为 94.8%,检测时间为 6.679 ms。验证了 Mob-darknet-52 主干提取网络的优越性,检测速度得到较大的提升。随 着 YOLOV5 等先进算法相继提出,深度学习对于槟榔的 识别在精确度上仍有提升空间,但提升准确率的同时平 衡实时性是研究的难点。

#### 参考文献

[1] 孟继勇. 食用槟榔自动切籽机控制系统设计[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014: 5-18.

MENG J Y. Design of control systems of betel nuts automatic cutting machine[D]. Xi'an: Xidian University, 2014: 5-18.

[2] 许月明,蔡健荣,龚莹辉.基于计算机视觉的槟榔分级研究[J].
 食品与机械, 2016, 32(8): 91-94, 102.

XU Y M, CAI J R, GONG Y H. Study on grading of betel nuts by computer vision[J]. Food & Machinery, 2016, 32(8): 91-94, 102.

- [3] 黄良沛, 舒勇, 王宪. 自动点卤槟榔图像识别方法研究[J]. 食品与机械, 2020, 36(12): 95-98.
  HUANG L P, SHU Y, WANG X. Research on recognition method for automatic orientating betel nut[J]. Food & Machinery, 2020, 36
- [4] 朱泽敏, 张东波, 张莹, 等. 基于语义分割的槟榔内核轮廓检测
  [J]. 计算技术与自动化, 2019, 38(4): 105-112.
  ZHU Z M, ZHANG D P, ZHANG Y, et al. Betel nut stones contour detection based on semantic segmentation [J]. Computing Technology and Automation, 2019, 38(4): 105-112.
- [5] 傅隆生, 冯亚利, 刘智豪, 等. 基于卷积神经网络的田间多簇猕

(12): 95-98.

- [13] 王少峰, 张媛, 刘美莲, 等. 不同温度状态下啮合异向双螺杆挤出机的流道分布规律[J]. 食品与机械, 2018, 34(10): 71-74.
  WANG S F, ZHANG Y, LIU M L, et al. Flow pattern distribution of meshing counter rotating twin screw extruders at different temperatures[J]. Food & Machinery, 2018, 34(10): 71-74.
- [14] 黄志刚, 蒋卫鑫, 李鑫, 等. 啮合异向双螺杆挤出机仿真研究
  [J]. 包装学报, 2019, 11(3): 9-15.
  HUANG Z G, JIANG W X, LI X, et al. Simulation study of meshing counter-rotating twin-screw extruder [J]. Packaging

猴桃图像识别方法[J]. 农业工程学报, 2018, 34(2): 205-211.

FU L S, FENG Y L, LIU Z H, et al. Image recognition method of multi-cluster kiwifruit in field based on convolutional neural networks[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(2): 205-211.

- [6] 周云成, 许童羽, 邓寒冰, 等. 基于双卷积链 Fast R-CNN 的番茄 关键器官识别方法[J]. 沈阳农业大学学报, 2018, 49(1): 65-74. ZHOU Y C, XU T Y, DENG H B, et al. Recognition method of tomato key organs based on dual convolution Fast R-CNN [J]. Journal of Shenyang Aricultural University, 2018, 49(1): 65-74.
- [7] 梁喜凤, 章艳. 串番茄采摘点的识别方法[J]. 中国农机化学报, 2016, 37(11): 131-134, 149.

LIANG X F, ZHANG Y. Recognition method of picking point for tomato cluster[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2016, 37(11): 131-134, 149.

- [8] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]// IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago: IEEE Press, 2015: 1 440-1 448.
- [9] REN S, HE S, GIRSHICK R. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39 (6): 1 137-1 149.
- [10] REDMON J, FARHADI A. Yolo9000: Better, faster, stronger[C]// Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Honolulu: IEEE Press, 2017: 7 263-7 271.
- [11] DAI Y, LU M, CHEN Z G. A quick and accurate method to identify betel nut based on mobilenetv3 [C]// The International Conference on Image, Vision and Intelligent Systems. Singapore: Springer Press, 2022: 745-756.
- [12] HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al. Searching for Mobilenetv3[C]// The IEEE International Conference on Computer Vision. South Korea: IEEE Press, 2019: 1 314-1 324.
- [13] ZHANG L L, LIN L, LIANG X D, et al. Is Faster R-CNN doing well for pedestrian detection? [C]// ECCV. Amsterdam: Springer Press, 2016: 443-457.
- [14] ZHENG Z, WANG P, REN D, et al. Enhancing geometric factors in model learning and inference for object detection and instance segmentation[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2021, 52(8): 8 574-8 586.

Journal, 2019, 11(3): 9-15.

- [15] 刘湘河, 彭涛, 马永寿. 异向双螺杆 S 型元件混炼效果的数值 研究[J]. 工程塑料应用, 2014, 42(4): 51-55.
  LIU X H, PENG T, MA Y T. Numerical study on the mixing performance of different S screw elements of counter-rotating twin screw extruder[J]. Engineering Plastics Application, 2014, 42(4): 51-55.
- [16] 杨明山, 赵明. 塑料成型加工工艺与设备[M]. 北京: 印刷工业 出版社, 2010: 14-16.

YANG M S, ZHAO M. Plastics processing technology and equipments[M]. Beijing: Printing Industry Press, 2010: 14-16.

<sup>(</sup>上接第76页)