

doi:10.3969/j.issn.1005-1295.2023.03.015

# 基于深度学习的青椒识别研究

汪谦谦<sup>1</sup>,孙艳霞<sup>2</sup>,徐星星<sup>1</sup>,金小俊<sup>1</sup>,于佳琳<sup>3,4</sup>,陈勇<sup>1</sup>

(1.南京林业大学机械电子工程学院,南京 210037;2.南京交通职业技术学院轨道交通学院,南京 211188;  
3.北京大学现代农业研究院,山东潍坊 261000;4.Department of Soil and Crop Sciences, Texas A&M University, College Station, TX 77843, USA)

**摘要:**为解决青椒智能识别问题,以在自然环境中采集的苏椒 1614 图像为识别对象,采用深度学习方法,选择 YOLO-v3, Faster R-CNN 和 CenterNet 3 种神经网络进行深度学习模型训练,并比较分析不同深度学习模型的识别结果。试验结果表明, Faster R-CNN 为青椒识别的最优模型,其精度、召回率和 F1 值分别达到 92.4%, 79% 和 85.2%,证明深度学习方法能够有效提取图像特征。研究为青椒的智能化识别与采摘提供依据。

**关键词:**青椒识别;自然环境;深度学习;智能化采摘

**中图分类号:**TS203 **文献标志码:**A

## Research on green pepper recognition based on deep learning

WANG Qianqian<sup>1</sup>, SUN Yanxia<sup>2</sup>, XU Xingxing<sup>1</sup>, JIN Xiaojun<sup>1</sup>, YU Jialin<sup>3,4</sup>, CHEN Yong<sup>1</sup>

(1.College of Mechanical and Electronic Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China 2.School of Rail Transportation, Nanjing Vocational Institute of Transport Technology, Nanjing 211188, China 3.Institute of Modern Agriculture, Peking University, Weifang 261000, China 4.Department of Soil and Crop Sciences, Texas A&M University, College Station, TX 77843, USA)

**Abstract:** In order to solve the problem of intelligent recognition of green peppers, 1 614 images of Su-pepper collected in natural environment were used as the recognition object, deep learning method was adopted, and three neural networks of YOLO-v3, Faster R-CNN and CenterNet were selected for deep learning model training, and the recognition results of different deep learning models were compared and analyzed. The experimental results show that Faster R-CNN is the optimal model for recognition of green peppers, and its accuracy, recall rate and F1 values reach 92.4%, 79% and 85.2%, respectively. This study also proves that the deep learning method can effectively extract image features, which provides a basis for intelligent recognition and picking of green peppers.

**Key words:** green pepper recognition; natural conditions; deep learning; intelligent picking

## 0 引言

我国是世界第一大蔬菜生产国。辣椒在我国的种植面积达到 3 000 万亩,鲜椒产量约为 4 000 万吨<sup>[1]</sup>,其中青椒被广泛种植与食用。目前青椒的收获环节主要依赖人工采摘<sup>[2]</sup>。随着城镇化发展,务农人数锐减,劳动力成本提高,采摘费用占比过高<sup>[3]</sup>,制约了青椒产业的发展。要实现青椒的机械化采摘,首先需要实现对青椒的智能识别。

传统的蔬菜识别通常利用植物本身的特征,包括形状、纹理、颜色和光谱特征等<sup>[4-7]</sup>。近年来,基于深度学习的目标检测算法发展迅速,通过构建多层神经网络,实现对数据特征的自动化提取<sup>[8]</sup>,在蔬果识别领域得到了较好的应用<sup>[9]</sup>。赖佩霞等<sup>[10]</sup>通过迁移方式对深度学习的基本模型进行参数调优,在 ResNet10 模型上对蔬菜的识别准确率达到 96.69%。LI 等<sup>[11]</sup>利用改进的 VGG 网络模型对蔬菜进行训练,在测试集上的

收稿日期: 2022-04-13 修稿日期: 2022-05-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(32072498) 江苏省研究生科研与实践创新计划项目(KYCX22\_1051)

分类准确率高达 96.5%。魏宏彬等<sup>[12]</sup>改进优化 YOLO-v3 算法用于检测蔬菜目标,在测试集上的 mAP 达到 93.2%。李莲等<sup>[13]</sup>利用 Matlab 软件构建神经网络,通过仿真验证卷积神经网络对红椒图像的识别,识别率为 86.67%。陈光宇<sup>[14]</sup>采用 SEEDS 超像素分割算法对青椒图像进行分割处理,基于改进的流行排序显著目标检测算法获得图像中的青椒目标,识别率为 85.6%。现有文献对青椒识别研究较少,且识别率和实时性仍需进一步提升。

本文采用深度学习的方法,选择 YOLO-v3 (You Only Look Once), Faster R-CNN (Faster Region-

based Convolutional Neural Network) 和 CenterNet 3 种神经网络模型对青椒图像进行训练与测试,得到识别结果并进行对比,以探索深度学习技术识别青椒的可行性。

## 1 材料与方法

### 1.1 试验材料

在江苏省南京市栖霞区、六合区和镇江市丹徒区采集自然环境下的苏椒 1614 图像共 1 000 张,含不同大小、不同形状图、不同光照、复杂背景,如图 1 所示。

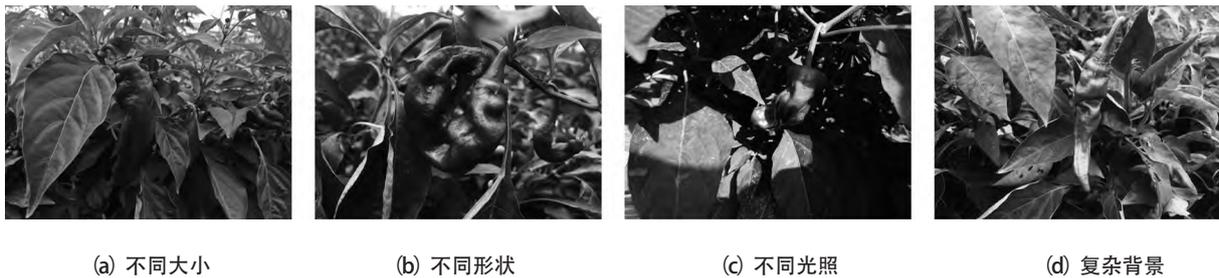


图 1 不同条件下拍摄的青椒图像

Fig.1 Images of green peppers taken under different conditions

使用 Labellmg 软件将所采集图像中的青椒目标进行框选标注,生成相应的 XML 文件,作为深度学习的数据集。

### 1.2 试验方法

采用深度学习方法<sup>[15]</sup>,对青椒图像进行训练与测试。数据集按 8 : 1 : 1 的比例分为训练集、验证集和测试集,训练和测试流程如图 2 所示。

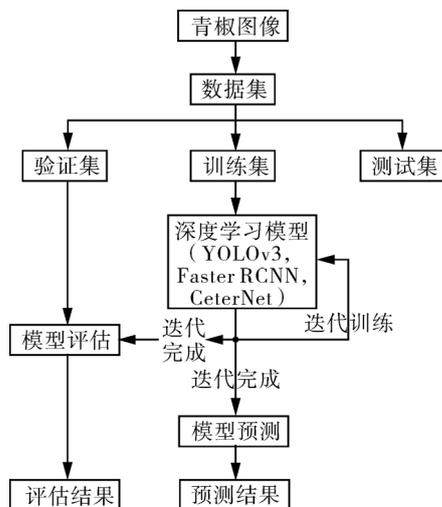


图 2 深度学习流程图

Fig.2 Deep learning flow chart

### 1.3 深度学习模型

基于深度学习的目标检测算法可分为基于锚框 (Anchor-based) 的检测器和无锚框 (Anchor-free) 检测器 2 个系列<sup>[16]</sup>。基于锚框的检测器又可分为二阶检测器和单阶检测器<sup>[17]</sup>。二阶检测器首先生成候选区域并从中提取特征,使用区域分类器预测候选区域中对象的类别<sup>[18]</sup>。而单阶检测器直接在原图中提取特征,预测物体类别和位置,故检测性能更佳<sup>[19]</sup>。无锚框检测器通过端到端的训练使得提取特征更加鲁棒的同时提升检测速度<sup>[20]</sup>。

分别选取单阶检测器中的 YOLO-v3 模型、二阶检测器中的 Faster R-CNN 模型和无锚框检测器中的 CenterNet 模型,通过对比分析,确定青椒识别最优模型。

YOLO-v3 检测网络由 24 个卷积层和 2 个全连接层组成,将位置框架、分类网络和图像特征提取网络直接集成到模型中<sup>[21]</sup>。YOLO 网络将目标检测问题转化为递归问题,实现了末端到末端的探测和目标识别,具有高性能优势。

Faster R-CNN 模型将特征提取、区域候选网络 (Region Proposal Networks, RPN)、目标区

(Region of Interest, ROI) 池化和目标分类集成在一个网络中,最突出的特点在于提出一种有效的目标区域定位方法,并在特征图中逐区域索引特征,缩短卷积运算时间。Faster R-CNN 在保证精度的前提下实现更快速的特征提取<sup>[22]</sup>。

CenterNet 是无锚框目标检测算法的典型代表,通过对骨干网络末端特征层进行反卷积,在高分辨率特征图中,预测目标的中心点和中心点偏置,进而计算预测框宽高。相较于传统的候选框筛选方法,CenterNet 模型无需复杂的锚框设计,避免非极大抑制操作,缩短目标检测的时间<sup>[23]</sup>。

#### 1.4 评价指标

通过精度 (precision)、召回率 (recall) 和  $F_1$  值评价模型性能。

精度表示预测结果被判定为真的概率,精度越高目标检测越准确。精度的定义如下:

$$\text{precision} = t_p / (t_p + f_p) \quad (1)$$

式中  $t_p$ ——实际为正例且预测为正例的数量;

$f_p$ ——实际为负例但预测为正例的数量。

召回率表示原样本被正确预测的概率,召回率越高则被检测到的真实目标数量越多。召回率的定义如下:

$$\text{recall} = t_p / (t_p + f_n) \quad (2)$$

式中  $f_n$ ——实际为正例但预测为负例的数量。

$F_1$  值为精度和召回率的调和平均数, $F_1$  值越高表明模型的综合性能越佳。 $F_1$  值的定义如下:

$$F_1 = 2 \times \text{precision} \times \text{recall} / (\text{precision} + \text{recall})$$



(a) 不同大小



(b) 不同形状



(c) 不同光照



(d) 复杂背景

图3 Faster R-CNN 模型的识别效果图

Fig.3 Recognition renderings of Faster R-CNN model

浅色方框部分为人工标注的青椒,深色方框部分为模型预测框。观察可知 Faster R-CNN 模型对青椒具有较好的识别效果,可识别不同大小、不同形状、不同光照强度以及复杂背景中的青椒,被部分遮挡的青椒也能正确识别。

图4为 Faster R-CNN 模型的误识别样例。浅色方框部分为人工标注的青椒,深色方框部分

## 2 结果与分析

在进行模型训练之前,随机选取数据集中80%的数据作为训练集,10%的数据作为验证集,10%的数据作为测试集。训练集共有800个数据样本,验证集和测试集各有100个数据样本。分别使用YOLO-v3, Faster R-CNN 和 CenterNet 3种网络模型进行样本的训练和测试。模型训练完成后,使用测试集数据对青椒进行识别。识别结果如表1所示。

表1 3种深度学习模型对青椒的识别结果

Tab.1 Recognition results of 3 deep learning models for green pepper (%)

模型	验证集			测试集		
	精度	召回率	$F_1$	精度	召回率	$F_1$
YOLO-v3	92.9	74.0	82.4	85.3	80.0	82.6
Faster R-CNN	90.8	86.0	88.4	92.4	79.0	85.2
CenterNet	47.1	35.0	40.1	68.8	21.0	32.2

表1结果表明, Faster R-CNN 网络模型对青椒的识别精度最高,其次是YOLO-v3网络模型,而CenterNet网络模型识别精度低。综合比较精度、召回率和 $F_1$ 值可知, Faster R-CNN 网络模型是青椒识别的最佳模型。

图3所示为 Faster R-CNN 模型对图1不同条件下所拍摄青椒的识别结果。

为模型预测框,黑色方框部分为预测的错误框。分析可知造成错误的主要原因2个或多个相互重叠的青椒被识别成单个青椒;体积较小、光线较暗的青椒不易被识别;弯曲幅度大的青椒只能被部分识别;颜色与青椒相近的叶子或茎被误识别为青椒。这些因素造成的识别误差,后续可通过增加相应场景的训练样本达到更高的识别精度。

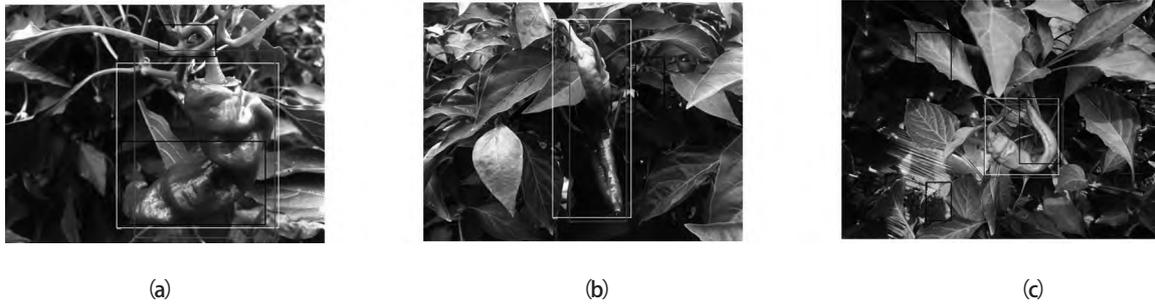


图4 识别误差示例图

Fig.4 Sample figure of recognition error

### 3 结语

青椒的智能识别是青椒机械化采摘的重要前提。青椒识别难度较高,国内外的研究尚少,本文提出基于深度学习的青椒识别方法,探索深度学习方法在青椒识别上的可行性和效果。理论分析和试验结果表明,Faster R-CNN 网络模型能自动提取图像特征,对青椒的识别率可达 92.4%。后续将对青椒采摘点的识别展开研究,对青椒智能化采摘机器人的研制具有重要意义。

参考文献:

- [1] 李晓燕,蔡强.基于物种多样性分析辣椒产品的经济效益[J].中国调味品,2020,45(11):181-184.  
LI X Y, CAI Q. Analysis of economic benefits of pepper products based on species diversity [J]. China Condiment, 2020, 45 (11) :181-184.
- [2] 邢泽农,辛鑫,刘亚忠,等.我国辣椒产业机械化现状及展望[J].农业科技通讯,2021(6):229-230.  
XING Z N, XIN X, LIU Y Z, et al. Current situation and prospect of chinese pepper industry mechanization [J]. Bulletin of Agricultural Science and Technology, 2021 (6) :229-230.
- [3] 祝前峰,陆荣鑑,李奉顺.苹果采摘机械的研究现状与发展趋势[J].林业机械与木工设备,2021,49(5):4-9.  
ZHU Q F, LU R J, LI F S. Research status and development trend of apple picking machinery [J]. Forestry Machinery & Woodworking Equipment, 2021, 49 (5) :4-9.
- [4] 李鸿强,孙红,李民赞.基于机器视觉的结球甘蓝形状鉴别方法[J].农业机械学报,2015,46(S1):141-146.  
LI H Q, SUN H, LI M Z. Identification of cabbage ball shape based on machine vision [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46 (S1) :141-146.
- [5] 杨静娴,任小洪.基于多纹理特征的白酒摘酒酒花图像分类识别[J].包装与食品机械,2021,39(4):38-45.  
YANG J X, REN X H. Classification and recognition of liquor receiving hops images based on multiple texture feature extraction [J]. Packaging and Food Machinery, 2021, 39 (4) :38-45.
- [6] MADGI M, DANTI A, ANAMI B. Combined RGB colour and local binary pattern statistics features-based classification and identification of vegetable images [J]. International Journal of Applied Pattern Recognition, 2015, 2 (4) :340-352.
- [7] 黄玉萍,刘英,杨雨图,等.空间分辨光谱和可见/近红外光谱的番茄颜色等级判别[J].光谱学与光谱分析,2019,39(11):3585-3591.  
HUANG Y P, LIU Y, YANG Y T, et al. Assessment of tomato color by spatially resolved and conventional vis/NIR Spectroscopies [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39 (11) :3585-3591.
- [8] 陈立辛,王磊,乔印虎,等.基于深度学习的花生米缺陷识别分拣方法研究[J].包装与食品机械,2022,40(3):65-70.  
CHEN L X, WANG L, QIAO Y H, et al. Deep learning-based peanut rice appearance defect identification and sorting method study [J]. Packaging and Food Machinery, 2022, 40 (3) :65-70.
- [9] 薛桐,陈辉,徐娜.基于深度学习的果蔬识别系统[J].图像与信号处理,2019,8(4):203-214.  
XUE T, CHEN H, XU N. Fruit and vegetable identification system based on deep learning [J]. Journal of Image and Signal Processing, 2019, 8 (4) :203-214.
- [10] 赖佩霞,王晓东,章联军.基于迁移学习的蔬菜图像识别方法[J].宁波大学学报(理工版),2019,32(5):36-41.

- LAI P X, WANG X D, ZHANG L J. Vegetable image recognition based on transfer learning [J]. Journal of Ningbo University (Natural Science & Engineering Edition), 2019, 32 (5): 36-41.
- [11] LI Z, LI F, ZHU L, et al. Vegetable recognition and classification based on improved VGG deep learning network model [J]. International Journal of Computational Intelligence Systems, 2020, 13 (1): 559-564.
- [12] 魏宏彬, 张端金, 杜广明, 等. 基于改进型 YOLO v3 的蔬菜识别算法 [J]. 郑州大学学报 (工学版), 2020, 41 (2): 7-12.
- WEI H B, ZHANG R J, DU G M, et al. Vegetable recognition algorithm based on improved YOLOv3 [J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2020, 41 (2): 7-12.
- [13] 李莲, 丁文宽. 基于卷积神经网络的辣椒识别 [J]. 天津理工大学学报, 2017, 33 (3): 12-15.
- LI L, DING W K. Chili recognition based on convolution neural network [J]. Journal of Tianjin University of Technology, 2017, 33 (3): 12-15.
- [14] 陈光宇. 温室环境下绿色青椒目标识别及采摘点确定技术研究 [D]. 镇江: 江苏大学, 2020.
- CHEN G Y. Research on target recognition and picking point determination technology of green pepper in greenhouse [D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2020.
- [15] 袁培, 雷正霖, 曾庆辉, 等. 基于数据挖掘的冷藏陈列柜的负荷预测研究 [J]. 流体机械, 2021, 49 (5): 87-90.
- YUAN P, LEI Z L, ZENG Q H, et al. Research on load forecasting of refrigerated display cabinet based on data mining [J]. Fluid Machinery, 2021, 49 (5): 87-90.
- [16] ZAMBONI P, JUNIOR J M, SILVA J A, et al. Benchmarking anchor-based and anchor-free state-of-the-art deep learning methods for individual tree detection in RGB high-resolution images [J]. Remote Sensing, 2021, 13 (13): 2482.
- [17] 段仲静, 李少波, 胡建军, 等. 深度学习目标检测方法及其主流框架综述 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57 (12): 59-74.
- DUAN Z J, LI S B, HU J J, et al. Review of deep learning based object detection methods and their mainstream frameworks [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57 (12): 59-74.
- [18] SYED-AB-RAHMAN S F, HESAMIAN M H, PRASAD M. Citrus disease detection and classification using end-to-end anchor-based deep learning model [J]. Applied Intelligence, 2022, 52 (1): 927-938.
- [19] 苑晓蓓. 基于 Anchor-free 的目标检测算法研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2020.
- YUAN X B. Research on object detection algorithm based on anchor-free [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020.
- [20] 宋子壮, 杨嘉伟, 张东方, 等. 基于无锚框的红外多类别多目标实时跟踪网络 [J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44 (2): 401-409.
- SONG Z Z, YANG J W, ZHANG D F, et al. Real-time infrared multi-class multi-target anchor-free tracking network [J]. Systems Engineering and Electronics, 2022, 44 (2): 401-409.
- [21] 孙肖肖, 牟少敏, 许永玉, 等. 基于深度学习的复杂背景下茶叶嫩芽检测算法 [J]. 河北大学学报: 自然科学版, 2019, 39 (2): 211-216.
- SUN X X, MU S M, XU Y Y, et al. Detection algorithm of tea tender buds under complex background based on deep learning [J]. Journal of Hebei University (Natural Science Edition), 2019, 39 (2): 211-216.
- [22] 许高建, 张蕴, 赖小焱. 基于 Faster R-CNN 深度网络的茶叶嫩芽图像识别方法 [J]. 光电子·激光, 2020, 31 (11): 1131-1139.
- XU G J, ZHANG Y, LAI X Y. Recognition approaches of tea bud image based on faster R-CNN depth network [J]. Journal of Optoelectronics-Laser, 2020, 31 (11): 1131-1139.
- [23] 杨蜀秦, 刘江川, 徐可可, 等. 基于改进 CenterNet 的玉米雄蕊无人机遥感图像识别 [J]. 农业机械学报, 2021, 52 (9): 206-212.
- YANG S Q, LIU J C, XU K K, et al. Improved centernet based maize tassel recognition for UAV remote sensing image [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52 (9): 206-212.

作者简介: 汪谦谦 (1999), 女, 硕士研究生, 主要从事人工智能研究, E-mail: w13855993052@163.com.

通信作者: 陈勇 (1965), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事机电一体化研究, 通信地址: 210037 江苏省南京市玄武区龙蟠路 159 号 南京林业大学, E-mail: chen Yongjsnj@163.com.

本文引用格式:

汪谦谦, 孙艳霞, 徐星星, 等. 基于深度学习的青椒识别研究 [J]. 包装与食品机械, 2023, 41 (3): 89-93.

WANG Q Q, SUN Y X, XU X X, et al. Research on green pepper recognition based on deep learning [J]. Packaging and Food Machinery, 2023, 41 (3): 89-93.