

# 一种基于深度卷积神经网络的油菜虫害检测方法

李衡霞<sup>1,2</sup>, 龙陈锋<sup>1,2\*</sup>, 曾蒙<sup>1,2</sup>, 申佳<sup>1,2</sup>

(1.湖南农业大学信息科学技术学院, 湖南 长沙 410128; 2.湖南省农村农业信息化工程技术研究中心, 湖南 长沙 410128)

**摘要:** 针对目前油菜虫害识别在背景、角度、姿态、光照等方面的鲁棒性问题, 提出一种基于深度卷积神经网络的油菜虫害检测方法: 首先在卷积神经网络和区域候选网络的基础上, 构建油菜虫害检测模型, 再在深度学习 tensorflow 框架上实现模型的检测, 最后对比分析结果。油菜虫害检测模型利用 VGG16 网络提取油菜虫害图像的特征, 区域候选网络生成油菜虫害的初步位置候选框, Fast R-CNN 实现候选框的分类和定位。结果表明, 该方法可实现对蚜虫、菜青虫(幼虫)、菜蚜、跳甲、猿叶甲 5 种油菜虫害的快速准确检测, 平均准确率达 94.12%, 与 RCNN、Fast R-CNN、多特征融合方法、颜色特征提取方法相比, 准确率分别提高了 28%、23%、12%、2%。

**关键词:** 油菜害虫; 检测; 深度卷积神经网络; VGG16 网络

中图分类号: TN911.73

文献标志码: A

文章编号: 1007-1032(2019)05-0560-05

## A detecting method for the rape pests based on deep convolutional neural network

LI Hengxia<sup>1,2</sup>, LONG Chenfeng<sup>1,2\*</sup>, ZENG Meng<sup>1,2</sup>, SHEN Jia<sup>1,2</sup>

(1.College of Information Science and Technology, Hunan Agricultural University, Changsha, Hunan 410128, China; 2.Hunan Engineer Research Center for Information Technology in Agriculture, Changsha, Hunan 410128,China)

**Abstract:** Aiming at the robustness of rape pest identification methods in terms of background, angle, posture and illumination, a method was proposed based on deep convolutional neural network to detect rape pests. Firstly, the detection model of rape pest was constructed on the basis of convolutional neural network and region proposal network. Secondly, the model was tested on the deep learning tensor flow framework. Finally, the experimental results were compared and analyzed. Based on convolutional neural networks and regional candidate networks, a rape pest detection model was constructed by using the VGG16 network to extract the features of the rape pest image, the region proposal network to generate the preliminary position candidate box of the rape pest, and the Fast R-CNN to realize the classification and localization of the candidate box. The results showed that the method can quickly and accurately detect five species of rape pests such as aphids, caterpillars (larvae), dish, jumping and leaf, with the average accuracy rate of 94.12%. Compared with the RCNN, Fast R-CNN, multi-feature fusion method and color feature extraction method, the accuracy rate of new method improved 28%, 23%, 12%, and 2%, respectively.

**Keywords:** rape pest; identification; deep convolutional neural network; VGG16 network

近 10 年来, 全国油菜虫害发生面积达 425.35 万  $\text{hm}^2$ , 产量损失达 43.52 万  $\text{t}^{[1]}$ 。防控油菜虫害的首要任务是作好虫情的监测预警, 其核心是虫害的

目标检测。基于图像的农业害虫自动识别通常采用机器视觉技术来实现虫害的计数和分类<sup>[2-3]</sup>。张红涛等<sup>[4]</sup>利用蚁群优化算法提取出形态特征, 并运用

收稿日期: 2019-01-04

修回日期: 2019-07-09

基金项目: 国家自然科学基金项目(61772031); 湖南省长株潭国家自主创新示范区专项(2017XK2054); 湖南省教育厅优秀青年项目(12B061); 湖南农业大学双一流建设项目(SYL201802002)

作者简介: 李衡霞(1992—), 女, 湖南衡南人, 硕士研究生, 主要从事智能支持与决策研究, 1067203436@qq.com; \*通信作者, 龙陈锋, 副教授, 主要从事智能支持与决策、智能计算与信息融合等研究, elong@hunau.edu.cn

支持向量机分类器实现粮虫的分类, 识别率达到 95% 以上, 但是未解决粮虫不同姿态以及被遮挡等因素对检测结果的影响问题; 竺乐庆等<sup>[5]</sup>采用颜色直方图提取颜色特征、双树复小波提取图像纹理特征, 实现了鳞翅目昆虫的识别, 但无法区分形态极其相似的鳞翅目昆虫; 张建华等<sup>[6]</sup>采用遗传算法用于优化支持向量机参数, 提出一种结合支持向量机和遗传算法的新算法, 实现了储粮害虫图像的分类识别, 但仅限于小样本图像识别; 李文勇等<sup>[7]</sup>提出一种基于多类支持向量机分类器的多姿态害虫识别方法, 结果表明该方法是一种有效的多姿态害虫分类方法, 但仅研究了有限的害虫姿态样本; 朱莉等<sup>[8]</sup>提出一种基于颜色特征的油菜害虫识别方法, 准确率达到 92%, 但未综合考虑到虫害的纹理和形状特征。已有学者开始将深度学习应用到农作物虫害识别领域<sup>[9-10]</sup>, 卷积神经网络被运用于农业虫害图像识别领域, 并取得成果。杨国国等<sup>[11]</sup>采用图像显著性分析和 Grubcut 算法对茶园害虫进行定位, 并通过 AlexNet 卷积神经网络模型实现茶园害虫识别, 识别准确率达到 91.5%; 程曦等<sup>[12]</sup>利用深度卷积神经网络模型实现了储粮害虫的特征提取与分类, 检测准确率达 98.81%; 梁万杰等<sup>[13]</sup>设计了一个 10 层的卷积神经网络模型来实现水稻二化螟虫的识别, 该方法具有很好的抗干扰性和鲁棒性。这些虫害识别方法虽然比较成功, 但识别效果易受害虫图像复杂的背景信息、角度、姿态、光照等因素的影响。笔者提出了一种基于深度学习的油菜虫害检测方法: 首先利用 VGG16 网络<sup>[14]</sup>提取油菜虫害图像的特征, 其次区域候选网络提取虫害目标的初步位置候选框, 最后用 Fast R-CNN<sup>[15]</sup>(基于快速区域的卷积神经网络)实现对油菜虫害目标图像的快速识别和准确定位, 并与 R-CNN、Fast R-CNN、多特征融合方法、颜色特征提取方法的识别准确率进行了比较, 现将结果报告如下。

## 1 油菜虫害检测模型的构建

### 1.1 建立模型

油菜虫害检测模型利用深度学习的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)<sup>[16-17]</sup>和区

域候选网络(region proposal network, RPN)<sup>[18]</sup>构建。

第 1 步, 提取油菜虫害图片特征。将油菜虫害原始图像经过预处理统一固定为 224\*224 像素的图像样本后, 输入到 CNN, 利用 CNN 的 VGG16 网络模型的前 5 层卷积部分对其进行特征提取, 生成油菜虫害卷积特征图。

第 2 步, 生成油菜虫害候选框区域。将油菜虫害卷积特征图输入 RPN, 获得油菜虫害的初步位置候选框区域。

第 3 步, 油菜虫害区域池化。将油菜虫害的初步候选框映射到油菜虫害卷积特征图, 将其通过 CNN 的感兴趣区域池化层(ROI pooling)生成固定大小的油菜虫害特征向量。

第 4 步, 分类回归。将油菜虫害特征向量输入给 CNN 的 2 个并行全连接层位置的精修层和分类层, 最后得到油菜虫害在图片中的准确位置和类别。

油菜虫害检测模型以 Faster R-CNN 模型为原型, 由 RPN 和 Fast R-CNN 两大模块组成, 如图 1 所示。

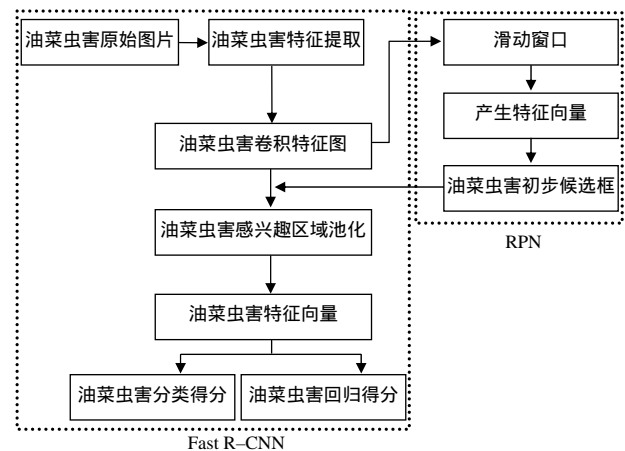


图 1 油菜虫害检测模型

Fig.1 Detecting model of the rape pest

### 1.2 模型的训练和测试

油菜虫害检测模型检测虫害的过程分为检测模型训练阶段和实验数据测试阶段。采用 RPN 和 Fast R-CNN 联合训练方式对检测模型进行训练。

第 1 步, 训练 RPN。用 ImageNet<sup>[19]</sup>预训练模型初始化 RPN, 然后用油菜虫害训练图像样本训练 RPN。训练完成后, 得到模型 M1 以及 M1 生成油菜虫害的建议区域 P1。

第2步,训练 Fast R-CNN。用 Image Net 预训练模型初始化 Fast R-CNN,将 P1 输入 Fast R-CNN 并训练得到模型 M2。

第3步,再次训练 RPN。用 M2 初始化 RPN 训练,训练完成得到模型 M3 和油菜虫害的建议区域 P2。

第4步,再次训练 Fast R-CNN。用 M3 初始化 Fast R-CNN,将 P2 输入 Fast R-CNN 并训练得到模型 M4。这样实现了 RPN 和 Fast R-CNN 的网络参数共享,形成统一的油菜虫害检测网络。

完成检测模型训练后,将测试油菜虫害图片送入检测模型进行测试:图片依次进入 RPN 网络完成候选区域生成,再通过 Fast R-CNN 网络完成油菜虫害图像分类识别和定位步骤,即可验证油菜虫害检测模型的结果是否与实际一致。



1 蚜虫;2 菜青虫;3 菜蚜;4 跳甲;5 猿叶甲。

图2 油菜害虫的图像样本

Fig.2 Image samples of the rape pest

## 2.2 试验环境和模型设置

硬件环境为配置 NVIDIA Ge Force GTX 1080Ti 显卡的 GPU 图像工作站;软件环境为 Ubuntu 16.04 操作系统、tensorflow 深度学习框架及 python 语言。采用 Fast R-CNN 与 RPN 交替训练,共分为 2 个阶段,每个阶段 Fast R-CNN 迭代 40 000 次、RPN 迭代 60 000 次。模型训练采用端对端的方式,将 Image Net 分类预训练模型初始化训练网络的权重,使用随机梯度下降方法优化整个网络模型,动量因子为 0.90,权重衰减为 0.000 5,学习率设置为 0.001。

## 2.3 评价指标

采用召回率、精确率和平均准确率作为性能检测的评估指标<sup>[18]</sup>,将 IOU 设为 0.5,以方便综合考

## 2 油菜虫害检测模型的实现

### 2.1 试验数据

油菜虫害数据集来源于实地采集和从相关油菜虫害的研究文献中获取。使用华为 P10 手机拍摄油菜虫害图像,像素要求为 1 200 万以上。试验数据集总共有 8 204 张图片,蚜虫 2 009 张,占比 24.40%;菜青虫 2 632 张,占比 32.10%;菜蚜 1 344 张,占比 16.40%;跳甲 1 092 张,占比 13.30%;猿叶甲 1 127 张,占比 13.80%。选择 7 536 张图片作为训练集,668 张作为测试集。数据样本图像上至少有 1 只害虫,图像样本像素分布在 100~1 800 pix。

根据训练要求,图像样本经过预处理后,统一将大小定为 224\*224 像素,油菜虫害的图像样本如图 2 所示。利用图像标记工具 labeling 标记虫害的类别信息和位置信息。按照 PASCAL VOC 2007 数据集格式将图像数据集转换成训练所需文档形式。

考虑检测精度,采用平均准确率均值作为多类目标检测识别评价参数。

## 3 结果与分析

按照 VGG 16 前 5 层卷积部分网络结构,使用训练好的模型对油菜虫害图像样本进行识别。为了更直观理解油菜虫害图像检测中的特征提取过程,将深度卷积神经网络提取的特征可视化,如图 3 所示。图 3-a 为部分蚜虫图像样本,图 3-b 至图 3-f 为原图样本经过每层卷积层对应各层特征图的输出结果。表明卷积神经网络一开始只能获得图片中的边缘、纹理等一些底层特征信息,之后卷积逐渐可以获得一些复杂的语义特征,直至获得油菜虫害目标信息。

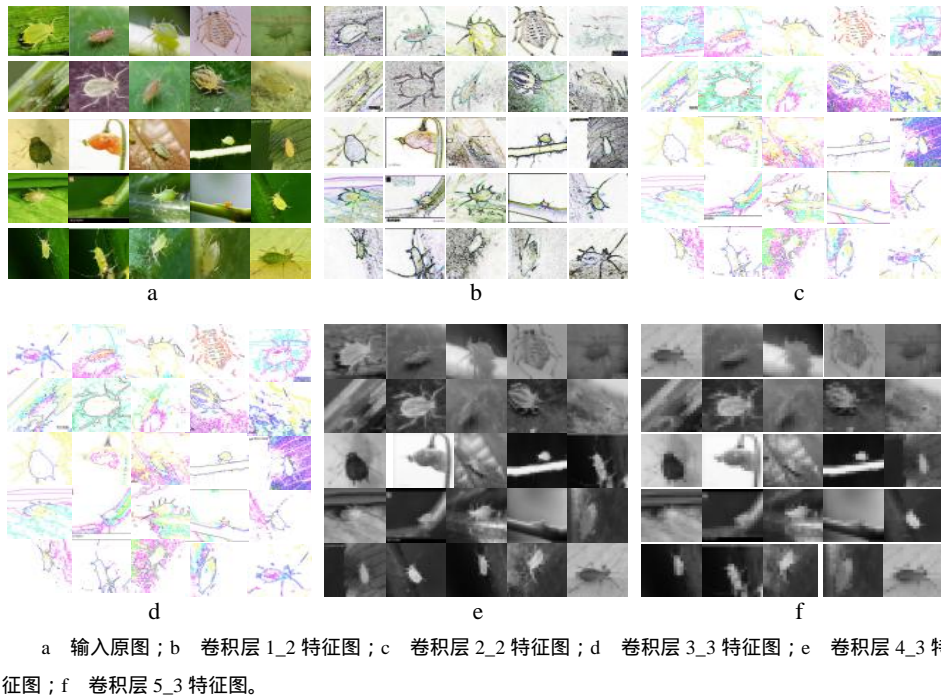


图 3 特征图可视化示例

Fig.3 Examples of feature map visualization

蚜虫、菜青虫、菜蚜、跳甲和猿叶甲识别的平均准确率分别为 89.72%、94.51%、96.63%、94.83%和 94.93%，平均准确率均值 94.12%。油菜害虫的精确率-召回率曲线如图 4 所示。从测试数据集中随机选取 5 幅不同虫害类别图像数据进行测试，结果如图 5 所示，矩形框分别为蚜虫、菜青虫、菜蚜、跳甲和猿叶甲的位置信息，左上角的英文及数字分别是候选框对应的害虫类别和预测概率，蚜虫、菜青虫、菜蚜、跳甲和猿叶甲的预测概率分别为 87.5%、92.3%、91.1%、91.5%、94.5%。

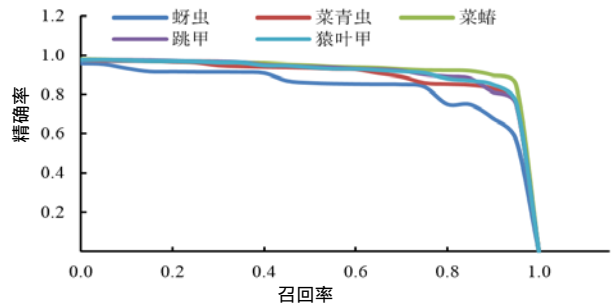
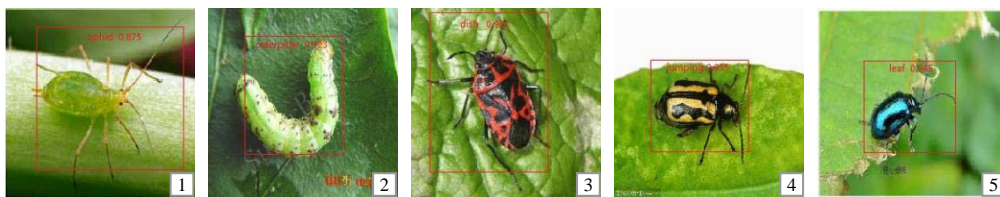


图 4 油菜害虫的精确率和召回率曲线

Fig.4 Precision-recall curve of the rape pests



1 蚜虫；2 菜青虫；3 菜蚜；4 跳甲；5 猿叶甲。

图 5 油菜害虫图像检测结果

Fig.5 Detection results of the rape pests

R-CNN 使用 Selective Search 算法进行候选区域生成，再将候选区域输入到 CNN，提取的 CNN 特征输入进 SVM 进行分类。Fast R-CNN 在 R-CNN 的基础上采用了 SPPNet 方法，引入了多任务损失函数，将边框回归直接加入到 CNN 的训练，大幅度提升了训练和测试的速度。对比使用 R-CNN、Fast R-CNN 算法，在相同

的油菜虫害数据集和 VGG 16 网络模型下进行训练和测试，R-CNN、Fast R-CNN 算法和本研究建立方法的平均准确率分别为 65.80%、71.30%、94.12%，检测耗时平均为 1.58、1.03、0.75 s。可见，本研究方法的检测性能优于 R-CNN、Fast R-CNN，不仅识别的准确率高，而且检测时间最短。表明笔者提出的油菜虫害检测模型

能有效提高油菜虫害图像目标检测的效率。图6为R-CNN、Fast R-CNN和本研究方法(CR方法)的损失函数变化曲线图,表明CR方法相比R-CNN、Fast R-CNN方法损失函数下降速度更快,且在迭代到一定次数达到收敛时,损失函数能达到更低值。

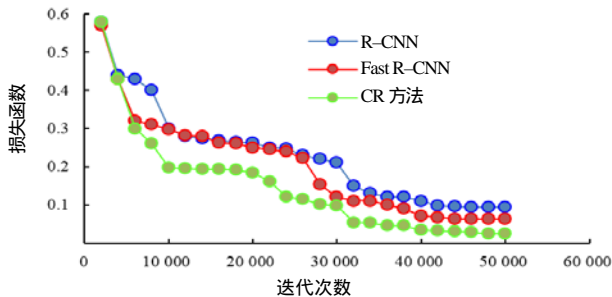


图6 损失函数曲线

Fig.6 Loss function curve

胡永强等<sup>[20]</sup>提出将颜色、形状、纹理特征融合的多特征与稀疏表示相结合的害虫识别方法,朱莉等<sup>[8]</sup>利用图像分割技术,颜色特征提取方法计算交叉匹配指数来实现油菜害虫识别,进一步将他们的识别方法与笔者所建立CR法进行对比,使用相同的实验数据,分别进行测试,结果多特征融合方法、颜色特征提取方法平均准确率分别为82.30%、92.00%,CR法准确率为94.12%。说明CR方法不仅能高精度识别油菜虫害类别,而且能快速准确定位目标。

将目前常用检测方法R-CNN、Fast R-CNN、多特征融合方法、颜色特征提取方法与CR方法进行检测性能对比,发现CR法检测时间最短,且精度最高,准确率分别提高了28%、23%、12%和2%,且定位油菜虫害的位置快。

由于现实农田环境中,害虫是成群出现的,因此多目标虫害检测更有实际意义,后续将开展对单张图片上多个虫害目标进行检测的研究。

图像采集设备的限制会造成虫害特征难以提取,检测性能差,需要研究图像增强对于检测的影响,以达到更好的检测效果。

#### 参考文献:

- [1] 杨清坡,刘万才,黄冲.近10年油菜主要病虫害发生危害情况的统计和分析[J].植物保护,2018,44(3):24-30.
- [2] 曾勇,熊瑛,向阳,等.基于机器视觉的田间水稻苗列识别算法的研究[J].湖南农业大学学报(自然科学版),2018,44(3):320-325.
- [3] 胡维炜,张武,刘连忠.基于Variance-SFFS的小麦叶部病害图像识别[J].湖南农业大学学报(自然科学版),2018,44(2):225-228.
- [4] 张红涛,毛罕平,邱道尹.储粮害虫图像识别中的特征提取[J].农业工程学报,2009,25(2):126-130.
- [5] 竺乐庆,张真,张培毅.基于颜色直方图及双树复小波变换(DTCWT)的昆虫图像识别[J].昆虫学报,2010,53(1):91-97.
- [6] 张建华,朱春华.基于遗传算法和支持向量机的储粮害虫图像识别[J].安徽农业科学,2010,38(17):8833-8834.
- [7] 李文勇,李明,陈梅香,等.基于机器视觉的作物多姿态害虫特征提取与分类方法[J].农业工程学报,2014,30(14):154-162.
- [8] 朱莉,罗靖,徐胜勇,等.基于颜色特征的油菜害虫机器视觉诊断研究[J].农机化研究,2016,38(6):55-58,121.
- [9] DING W, TAYLOR G. Automatic moth detection from trap images for pest management[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 123: 17-28.
- [10] LIU Z, GAO J, YANG G, et al. Localization and classification of paddy field pests using a saliency map and deep convolutional neural network[J]. Scientific Reports, 2016, 6: 20410.
- [11] 杨国国,鲍一丹,刘子毅.基于图像显著性分析与卷积神经网络的茶园害虫定位与识别[J].农业工程学报,2017,33(6):156-162.
- [12] 程曦,张友华,陈祎琼,等.深度学习在储粮害虫的特征提取与分类上的应用[J].皖西学院学报,2017,33(5):67-72.
- [13] 梁万杰,曹宏鑫.基于卷积神经网络的水稻虫害识别[J].江苏农业科学,2017,45(20):241-243,253.
- [14] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [J/OL]. Computer Science, 2014. [2019-02-19]. <http://arxiv.org/abs/1409.1556v6>.
- [15] GIRSHICK Ross. Fast R-CNN[C]// ICCV '15 Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). New York: IEEE, 2016: 1440-1448.
- [16] KRIZHEVSKY Alex, SUTSKEVER Ilya, HINTON, Geoffrey. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.
- [17] ZEILER D M, FERGUS R. Visualizing and Understanding Convolutional Networks[C]// FLEET D, PAJDLA T, SCHIELE B, et al. 13th European Conference on Computer Vision (ECCV 2014). Cham: Springer, 2014: 818-833.
- [18] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 39(6): 1137-1149.
- [19] DENG J, DONG W, SOCHER R, et al. ImageNet: a Large-Scale Hierarchical Image Database[C]//2009 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2009). New York: IEEE, 2009: 248-255.
- [20] 胡永强,宋良图,张洁,等.基于稀疏表示的多特征融合害虫图像识别[J].模式识别与人工智能,2014,27(11):985-992.

责任编辑:罗慧敏

英文编辑:吴志立