

陶震宇, 孙素芬, 罗长寿. 基于 Faster-RCNN 的花生害虫图像识别研究[J]. 江苏农业科学, 2019, 47(12): 247-250.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2019.12.057

基于 Faster-RCNN 的花生害虫图像识别研究

陶震宇¹, 孙素芬², 罗长寿²

(1. 北京农学院计算机与信息工程学院, 北京 102206; 2. 北京市农林科学院农业信息与经济研究所, 北京 100097)

摘要:为实现花生害虫图像的准确分类,共收集花生主要害虫图片 2 038 张,针对目前在基于 Faster-RCNN 的图像识别领域较为成熟的 VGG-16 和 ResNet-50 这 2 种网络模型进行对比研究,并针对 ResNet-50 模型参数进行调整,提出了基于学习率、训练集和测试集以及验证集的比例选择、迭代次数等参数改进的 ResNet-50 卷积神经网络的模型。结果表明:该模型可以准确高效地提取出花生主要害虫的多层特征图像,在平均识别率上,经过改进的 ResNet-50 网络模型在识别花生害虫图像上优于 ResNet-50 原始网络模型。该模型可以准确地分类花生主要害虫图像,可在常规情况下实现花生害虫的图像识别。

关键词:Faster-RCNN; ResNet-50 模型; 花生害虫; 图像识别

中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-1302(2019)12-0247-03

我国作为世界上传统的农业大国,农业的发展情况对我国的经济具有深远的影响。花生在自然生长过程中很容易受到害虫的侵害和感染,近年来由于气候变化、环境污染等因素的影响,花生的虫害呈现出增长的趋势,而我国主要的害虫图像识别方法主要还是依靠传统识别方法,效率较低,因而将在人脸识别等领域较为先进的计算机图像识别技术引入农业领域迫在眉睫。

近年来,深度学习在图像识别领域发展迅猛,通过建立和模拟人脑的神经系统来解释图像中的各个特征数据,能够挖掘出图像中所需检测目标的深层次特征,这种数据特征对于识别目标的分类具有更好的表征能力,这样就避免了传统图像识别方法的缺陷,更精确地识别目标图像。因而本研究引入当前深度学习中的 Faster-RCNN 目标检测技术来进行花生害虫图像识别。

1 Faster-RCNN

Faster-R-CNN 主要由 2 个部分组成,一是 PRN 候选框提取,二是 Fast R-CNN 检测。其中,RPN 是全卷积神经网络,作用是提取目标区域候选建议框;Fast R-CNN 基于 RPN 提取的建议区域检测并识别建议区域中的目标。Faster R-CNN 采用通过 RPN 生成的区域,然后再接上 Fast R-CNN 形成了一个完全的首尾相连的卷积神经网络对象检测模型,RPN 与后面的探测网络一起共享全图像卷积特征。

1.1 RPN 候选框提取

为了生成建议区域,RPN 在预训练的网络模型生成的特征图上滑动 1 个小网络,这个网络把特征图上的 1 个 $n \times n$ 窗口的特征作为输入,对于每个窗口,以窗口的中心点作为基准,通过不同的对象映射到原图从而得到一个建议区域,之

后通过对这些建议区域进行 softmax 分类与边框回归的学习,从而输出调优后的建议区域分数。

1.2 Fast R-CNN 目标检测

在目标检测模块中,RPN 和 Fast R-CNN 的特征通过 13 个卷积层形成共享,首先通过向 CNN 网络输入任意带下的图片,经过 CNN 网络前后传播至最后的共享卷积层,一方面得到由 RPN 网络输入的特征图片,另外一方面向前传播至特定的卷积层,产生更高维度的特征图。由 RPN 网络输入的特征图通过 RPN 网络得到区域建议和区域得分,并将其得分区域建议提供至 RoI 池化层,最后通过全连接层后,输出其该区域的得分以及回归后的边框回归。

2 试验样本集的生成和网络模型的对比

2.1 花生虫害图像获取

本研究通过查找农业虫害数据库、实地拍摄、网络查找等方法采集花生主要害虫图片共计 2 038 张,分别为东亚飞蝗 223 张、蝼蛄 229 张、叶蝉 223 张、粉虱 221 张、金龟甲 228 张、蓟马 224 张、蚜虫 220 张、白色蚜螨 225 张、甜菜夜蛾 245 张,用于花生主要害虫图像识别的训练和测试。害虫图像如图 1 所示。

2.2 模型原理及对比

2.2.1 VGG-16 VGG (Visual Geometry Group) 是 2014 年牛津大学科学工程系所创立的,该系发布了一系列以 VGG 开头的卷积网络模型,可以应用在人脸识别、图像分类等方面。VGG-16 卷积网络全称为 GG-Very-Deep-16 CNN, VGG 在加深网络层数的同时为了避免参数过多,在所有层都采用 3×3 的小卷积核,卷积层步长被设置为 1。VGG 的输入被设置为 224×224 大小的 RGB 图像,在训练集图像上对所有图像计算 RGB 均值,将图像作为输入传入 VGG 卷积网络,使用 3×3 或者 1×1 的滤波器,卷积步长固定为 1。卷积特征图对所有的图片信息进行了编码,同时保持相对于原始图片所编码的位置信息不变(图 2)。

2.2.2 ResNet-50 ResNet 由微软研究院的何凯明等 4 名

收稿日期:2019-04-04

基金项目:北京市农林科学院青年基金(编号:QNJJ201919)。

作者简介:陶震宇(1993—),男,安徽淮南人,硕士研究生,主要从事农业领域图像识别研究。E-mail:806941570@qq.com。



图1 花生主要害虫

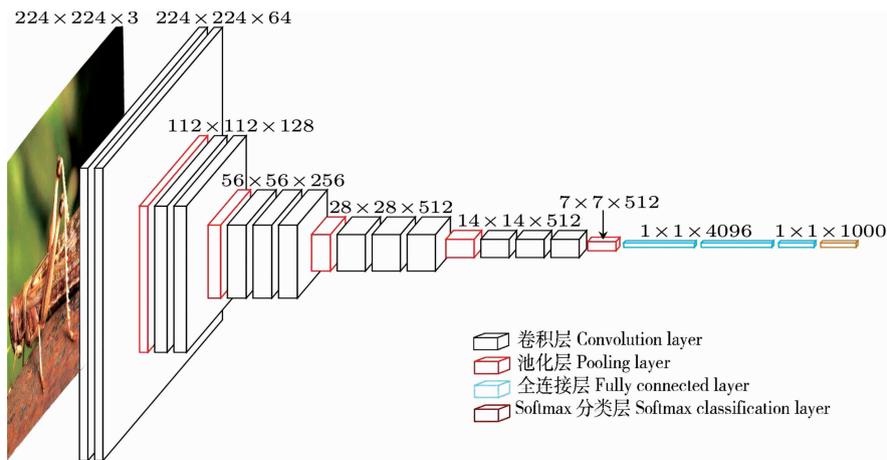


图2 VGG-16 模型结构

华人提出,通过使用残差单元成功训练 152 层深的神经网络,在 ILSVRC 2015 比赛中获得了冠军,取得 3.57% 的 top5 错误率,同时参数量却比 VGGNet 低,效果非常突出^[1]。ResNet-50 的结构可以极快地加速超深神经网络的训练,模型的准确率也有非常大的提升。由图 3、图 4 可知,ResNet-50 是每隔 2 层或 3 层进行的相加求下一步的输入,这是与 VGG-16 网络不同的,VGG-16 主要是直接进行卷积,送入到下一层,同时每一层的核大小都是固定的。ResNet-50 里面也采用了每一层的核大小都是固定的原则,ResNet-50 网络结构的设计遵循 2 种设计规则:一是对于相同的输出特征图尺寸,每一层具有相同数量的滤波器;二是如果特征图大小减半,则滤波器的数量加倍,以便保持每一层的时间复杂度^[2]。

2.3 网络模型对比试验结果与分析

本研究通过对 VGG-16 网络模型和 ResNet-50 网络模型针对花生主要害虫图像样本集识别率上的表现,选出合适的网络模型进行模型的参数优化。针对 2 个网络模型采用相同的配置对花生主要害虫图像的验证集进行识别,结果表明,ResNet-50 网络模型针对本研究的花生主要害虫图像识别结果优于 VGG-16 网络模型(表 1、表 2),因此本研究将针对 ResNet-50 网络模型进行参数优化以提高识别精确度。

3 ResNet-50 网络模型参数优化

3.1 学习率

在训练中,首先针对学习率进行修改,并针对不同学习率

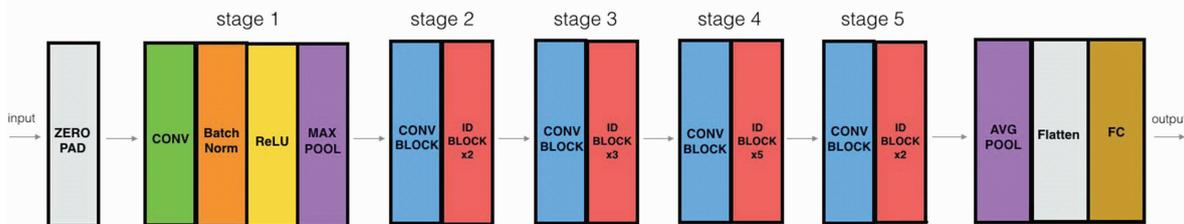


图3 ResNet-50 模型连接图解

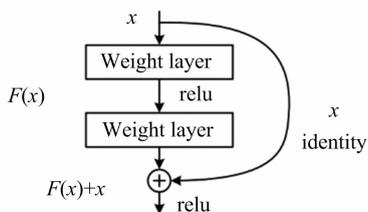


图4 ResNet-50 的结构图解

表 1 VGG-16 网络模型识别结果

害虫类型	识别率 (%)	误差率 (%)	错误率 (%)
东亚飞蝗	88.43	11.57	4.00
蝼蛄	85.73	14.27	7.41
粉虱	89.46	10.54	0.00
叶蝉	84.48	15.52	11.58
金龟甲	84.25	15.75	10.26
蓟马	82.39	17.61	8.00
蚜虫	87.24	12.76	8.17
蛴螬	88.62	11.38	2.10
甜菜夜蛾	89.59	10.41	4.70
综合	87.46	12.54	6.40

表 2 原 ResNet-50 网络模型识别结果

害虫类型	识别率 (%)	误差率 (%)	错误率 (%)
东亚飞蝗	86.99	13.01	4.17
蝼蛄	90.70	9.30	4.76
粉虱	98.46	1.54	0.00
叶蝉	84.34	15.66	12.00
金龟甲	90.48	9.52	4.76
蓟马	89.94	10.06	7.14
蚜虫	89.63	10.37	6.25
蛴螬	91.15	8.95	2.00
甜菜夜蛾	93.72	6.28	0.00
综合	90.71	9.29	4.30

条件下的模型训练,通过进行学习率的修改,针对不同学习率下的 ResNet-50 模型进行识别结果的对比。针对相同环境下的 ResNet-50 模型进行学习率的调整,并分别对验证集和测试集进行识别结果的测试。验证集和测试集的识别结果(表 3、表 4)表明,当学习率为 0.001 0 时,害虫图像识别结果最优。

3.2 训练集、测试集以及验证集的比例选择

一般来说测试集和验证集各占总样本的 5%~15%,因而本研究将对测试集和验证集各占总样本的 5%、10% 以及 15% 作为研究对象。在其他条件不变的前提下,设置学习率为 0.001 0 时,3 种方式的平均识别率如表 5 所示。

表 3 验证集识别结果

学习率	识别率 (%)	误差率 (%)	错误率 (%)
0.010 0	94.27	5.73	2.46
0.001 0	98.99	1.01	0.36
0.000 1	90.71	9.29	4.30

表 4 测试集识别结果

学习率	识别率 (%)	误差率 (%)	错误率 (%)
0.010 0	91.26	8.74	1.42
0.001 0	93.08	6.92	2.88
0.000 1	89.74	10.26	4.96

表 5 3 种方式平均识别结果

测试集和验证集所占总样本比例 (%)	识别率 (%)	误差率 (%)	错误率 (%)
5	91.22	9.78	4.69
10	93.08	6.92	2.88
15	89.88	10.12	6.42

由表 5 可知,当测试集和验证集所占总样本比例为 10% 时,害虫图片识别结果最优。

3.3 迭代次数

迭代次数的计算公式为:迭代次数=(图片数量×2×训练次数)/batch_size。为了研究识别精确度随着迭代次数逐渐增加的函数曲线图,本研究将训练次数作为更改对象,研究迭代次数对整体识别率的影响。在其他条件相同的情况下,训练次数与验证集和测试集图像识别率的关系分别如图 5、图 6 所示。

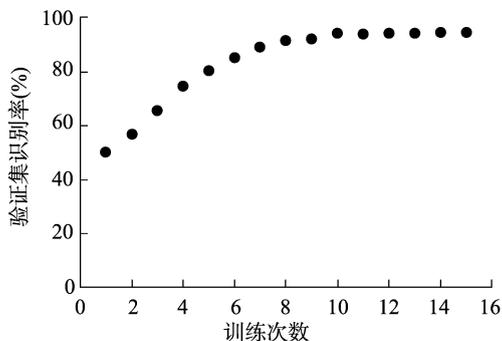


图5 验证集识别结果

由图 5、图 6 可知,在不浪费训练资源的前提下,当训练次数为 10 时即迭代次数为 37 060 次,害虫图像识别精确度最高。

通过以上 3 个方面参数的调试,最终将 ResNet-50 模型

陆岱鹏,陶建平,王 珏,等. 基于 Venturi 效应的两相流雾化喷嘴设计与性能试验[J]. 江苏农业科学,2019,47(12):250-255.

doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2019.12.058

基于 Venturi 效应的两相流雾化喷嘴设计与性能试验

陆岱鹏,陶建平,王 珏,吕晓兰

(江苏省农业科学院农业设施与装备研究所,江苏南京 210014)

摘要: 现有的两相流雾化喷嘴普遍存在着出口气流速度低、雾滴粒径大且雾滴粒径分布不均匀等缺点,不适合应用于设施农业的植物防治。为解决上述问题,结合 Venturi 阀芯可以产生高的气液两相速度差和负压吸水的效应,设计了一种基于 Venturi 效应的两相流雾化喷嘴。运用 CFD 数值模拟的方法分析了 Venturi 式两相流雾化喷嘴的流场密度、压力、速度及喷嘴出口平面速度分布规律,数值仿真结果表明,气压在 0.2、0.3、0.4 MPa 时,对应的出口速度分别为 338、410、426 m/s;对试制的雾化喷嘴的物理样机进行性能试验,主要测试喷嘴的出气口风速和雾滴粒径大小与分布,探究不同气压对 Venturi 式喷嘴雾化性能的影响规律。试验结果表明,气压在 0.2、0.3、0.4 MPa 时,对应的出口速度分别为 345.5、425.7、437.4 m/s,喷嘴出口速度的实测值与仿真值得相对偏差在 5% 以内;当气压在 0.2、0.3 MPa 时,Venturi 式雾化喷嘴的雾滴粒径在 3~65 μm 内,达到 85% 以上,而当气压达到 0.4 MPa 时,雾滴粒径在 3~65 μm 内,达到 98%;气压在 0.2、0.3、0.4 MPa 时,分别为 45.64、43.16、36.75 μm ,可以得出 Venturi 式雾化喷嘴的雾滴粒径细小,达到烟雾级且分布均匀;在相同水压下,随着气压的增大,雾滴粒径的 D_{10} 、 D_{50} 、 D_{90} 和 D_{aw} 均呈现减小趋势。该研究可为 Venturi 式两相流雾化喷嘴在植物保护领域的应用提供参考。

关键词: Venturi 效应;两相流雾化喷头;流体动力学分析;雾化特性

中图分类号: S491 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2019)12-0250-06

设施农业中的果菜类作物,在其生长的中后期,由于枝叶的遮蔽作用,使得农药雾滴难以沉积到冠层内部以及叶片背部等部位。目前在设施农业中大量使用手持喷枪、背负式喷雾器、背负式机动弥雾喷粉机、热烟雾机和常温烟雾机

等^[1-4],存在作业效率和农药利用率低、施药人员安全性能差的问题^[5]。近几年,为解决这些问题,Nuyttens 等研制了温室用竖直喷杆喷雾机^[6-7],汤根法等研制了温室大棚用小型推车式喷雾机^[8],石建业等研制了智能遥控拉移动式温室专用喷雾机^[9],祁力钧等研制了具有喷头变速摇摆功能和自动进、排药功能的温室摇摆式变量弥雾机^[10],管春松等研制了温室大棚用导风管式烟雾机^[11]。对上述施药机具及其性能进行分析,发现普遍存在雾滴粒径大,达不到烟雾级且雾滴粒径分布不均匀等问题。究其根本原因,发现现有的施药机具的核心部件——喷嘴的雾化机制主要采用压力雾化、离心雾化及静电雾化等 1 种或多种雾化方式相结合的方法,存在着

收稿日期:2018-03-06

基金项目:江苏省农业科技自主创新资金[编号: CX(17)1002];农业部设施农业工程重点实验室开发课题(编号:2017B01)。

作者简介:陆岱鹏(1987—),男,江苏盐城人,硕士,助理研究员,主要从事种植机械化技术与装备研究。E-mail: ludaipeng@163.com。
通信作者:吕晓兰,博士,研究员,主要从事植保机械及施药技术研究。E-mail: lxlan@126.com。

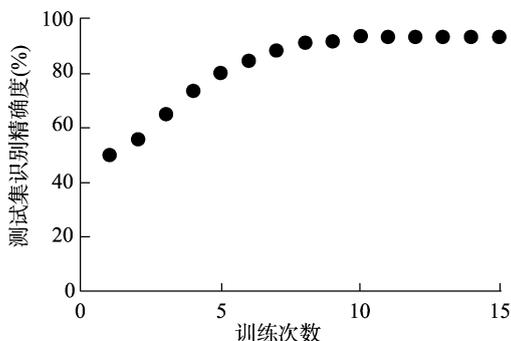


图6 测试集识别结果

的学习率改为 0.001 0、测试集和样本集所占样本比例改为 10% 以及迭代次数改为 37 060 次。

3 结论

针对当前害虫图像样本数据库中样本较少的情况下,根

据研究需求,通过网页收集、实地拍摄等方式收集了 2 038 张图片,并标记了其中 1 853 张图片,共涉及东亚飞蝗、蝼蛄、粉虱、金龟甲、蚜虫、甜菜夜蛾、蓟马、白色蛴螬、叶蝉 9 类害虫。

研究针对 ResNet-50 网络模型进行参数优化,针对优化参数后的 ResNet-50 网络模型进行识别,识别结果相对于 ResNet-50 网络模型在测试集和验证集中得到了明显的提升。结果表明使用优化参数之后的 ResNet-50 网络模型可以提升训练后的识别效果,该模型在花生害虫图像识别领域具有较高的识别水平,在农业害虫图像识别领域也具有一定的参考价值。

参考文献:

- [1] 齐 恒. 基于深度哈希学习算法的移动视觉检索系统设计与实现[D]. 北京:北京邮电大学,2018.
- [2] 梁晓旭. 基于卷积神经网络的遥感图像分类算法研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2018.