



华南农业大学学报
Journal of South China Agricultural University
ISSN 1001-411X, CN 44-1110/S

《华南农业大学学报》网络首发论文

题目: 基于改进区域卷积神经网络的田间玉米叶部病害识别
作者: 樊湘鹏, 周建平, 许燕
收稿日期: 2020-08-12
网络首发日期: 2020-10-19
引用格式: 樊湘鹏, 周建平, 许燕. 基于改进区域卷积神经网络的田间玉米叶部病害识别. 华南农业大学学报.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1110.S.20201016.1713.004.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于改进区域卷积神经网络的田间玉米叶部病害识别

樊湘鹏¹, 周建平^{1,2}, 许燕¹

(1. 新疆大学 机械工程学院/新疆维吾尔自治区农牧机器人及智能装备工程研究中心, 新疆 乌鲁木齐, 830047;
2. 机械制造系统工程国家重点实验室新疆大学分室, 新疆 乌鲁木齐, 830047)

摘要:【目的】引入区域卷积神经网络 Faster R-CNN 算法并对其改进, 以实现在田间真实环境下背景复杂且具有相似病斑特征的玉米病害的智能诊断。【方法】在玉米田间和公开数据集网站获取具有复杂背景的 9 种常见病害图像 1 150 幅, 人工标注后对原始图像进行离线数据增强扩充; 对 Faster R-CNN 算法进行适应性改进, 在卷积层加入批标准化处理层, 引入中心代价函数构建混合代价函数提高相似病斑的识别精度; 采用随机梯度下降算法优化训练模型, 分别选取 4 种预训练的卷积结构作为 Faster R-CNN 的特征提取网络进行训练并测试得到最优特征提取网络, 利用训练好的模型选取不同天气条件下的测试集进行对比, 并将改进 Faster R-CNN 与未改进的 Faster R-CNN 和 SSD 算法进行对比试验。

【结果】在改进 Faster R-CNN 病害识别框架中, 以 VGG16 卷积层结构作为特征提取网络时比其他特征提取网络具有更出色的性能, 利用测试集图像检验模型, 识别结果的平均精度为 0.971 8, 平均召回率 0.971 9, $F1$ 为 0.971 8, 总体平均准确率可达 97.23%。利用不同天气条件下的图像测试时, 晴天条件下的图像识别效果优于阴天条件下的图像识别效果。在相同试验环境下, 将改进 Faster R-CNN 算法与未改进的 Faster R-CNN 算法相比, 改进后的方法平均精度提高了 0.088 6, 单张图像检测耗时减少了 0.139 s; 与 SSD 算法相比, 平均精度高出 0.0425, 单张图像检测耗时减少 0.018 s, 表明在大田环境中具有复杂背景的玉米病害智能检测领域, 改进 Faster R-CNN 算法综合性能优于 SSD 检测算法。

【结论】将改进后的 Faster R-CNN 算法引入田间复杂条件下的玉米病害智能诊断是可行的, 具有较高的准确率和检测速度, 能够避免传统人工识别的主观性, 所提方法能够为田间玉米病害的及时精准防控奠定依据。

关键词: 玉米病害; 复杂背景; 数据增强; 区域卷积神经网络; 批归一化; 混合损失函数
中图分类号: S126 **文献标志码:** A

Recognition of field corn leaf diseases based on improved regional convolutional neural network

FAN Xiangpeng¹, ZHOU Jianping^{1,2}, XU Yan¹

(1 School of Mechanical Engineering, Xinjiang University / Xinjiang Agriculture and Animal Husbandry Robot and Intelligent Equipment Engineering Research Center, Urumqi 830047, China; 2 State key laboratory of mechanical manufacturing System Engineering Xinjiang University branch, Urumqi 830047, China)

Abstract: 【Objective】To realize intelligent diagnosis of maize diseases with similar spots and complicated background in real field conditions by introducing and improving a regional convolutional neural network algorithm, Faster R-CNN. 【Method】We obtained 1 150 maize leaf images with complicated background for nine kinds of common diseases from maize field and public dataset websites.

收稿日期: 2020-08-12

作者简介: 樊湘鹏 (1993-), 男, 博士研究生, Email: 15099324673@163.com; 通信作者: 周建平 (1973-), 男, 教授, 博士, E-mail: linkzhou@163.com

基金项目: 新疆维吾尔自治区研究生科研创新项目(XJ2019G033); 国家级大学生创新创业训练计划项目(201810755079S); 新疆维吾尔自治区天山雪松科技创新领军人才计划项目(2018xs01)

After manual annotation of the original images, offline data augmentation was used to enlarge the image data. The Faster R-CNN algorithm was introduced and it was improved for adaptive application by adding batch normalization processing layer and introducing center cost function to improve the identification accuracy of similar disease spots. We used the stochastic gradient descent algorithm to train and optimize the proposed model. Four pre-trained convolution structures for feature extraction were selected and compared in Faster R-CNN training and testing to get the most optimal model. During the test, the trained model was used to select test sets under different weather conditions for comparison, and the improved Faster R-CNN was also compared with unimproved Faster R-CNN and SSD algorithm. **【Result】** In the framework of improved Faster R-CNN, VGG16 convolutional feature extraction network had better performance than others. The testing image data set was used to verify the model performance, and the average precision of final recognition result was 0.971 8, the average recall rate was 0.971 9, *F1* was 0.971 8, and the overall average accuracy reached 97.23%. When tested with the images under different weather conditions, the recognition effect under sunny conditions was better than that of cloudy conditions. In the same testing environment, the average precision of the improved Faster R-CNN increased by 0.088 6 and the detection time per image decreased by 0.139 s compared with the unimproved Faster R-CNN algorithm. The average precision of proposed method was 0.0425 higher than SSD detection method, and the detection time per image was decreased by 18ms, which indicated that the improved Faster R-CNN algorithm was superior to SSD algorithm in the field of intelligent detection of maize diseases. **【Conclusion】** It is feasible to introduce the improved Faster R-CNN algorithm into the intelligent diagnosis of maize diseases under complex field conditions, and it has high accuracy and detection speed, which can avoid the subjectivity of traditional artificial identification. The proposed method can lay a foundation for precise prevention and control of maize disease in field environment.

Key words: maize disease; complicated background; data augmentation; regional convolutional neural network; batch normalization; hybrid cost function

玉米是中国重要的粮食作物，健康的玉米产业对于我国的粮食安全、农民增收和国民经济的增长具有重要作用^[1-2]。随着气候环境的变化，病虫害胁迫对玉米等农作物造成了不可逆转的损失^[3]，由各类病菌引起的玉米叶部病害和病斑，大大限制了玉米叶部的光合作用和营养成分的运输，严重影响玉米的产量和品质。只有对症下药才能控制病害的蔓延并将损失降到最低。及时发现并准确地判断病害类型，选用合适的农药进行精准施治对于病害防治具有十分重要的意义。传统依靠植物病理学专家现场辨识病害类型的方法，费时费力、效率低下且容易出现主观错误，尤其在大田环境中的检测，大大增加了劳动成本。近年来，结合图像处理技术的机器视觉自动识别作物叶片等器官部位病斑类型正在不断克服人工识别与分类易误判、依赖专家经验、耗费人力物力等缺点^[4-6]。这些研究的思路往往是根据图像的颜色、纹理和空间结构进行分析^[7-8]，采用边缘检测、阈值处理、区域生长和决策树分类以及聚类分割等方法^[9-11]，无论是利用 Canny 算子从图像边缘提取，还是利用 HIS 分量分解颜色空间，所设置的阈值并不能满足自然条件下获取的所有复杂背景图像，且最终达到的识别精度有限，存在着适应性差、抗干扰能力弱等问题，导致在实际环境中的推广应用严重受限^[12]。

随着深度学习技术在目标检测和图像处理领域的深入研究，卷积神经网络（Convolutional neural network, CNN）在图像识别和分类中的应用日益广泛^[13-14]。在植物病虫害识别研究中，CNN 被证明比传统机器学习方法具有更好的性能^[15-16]。Brahimini 等^[15]利用 1.5 万张番茄病害图像，基于 AlexNet 模型，对数据集中的 9 种病害进行分类识别，得到较好的识别效果。孙俊等^[17]利用改进的卷积神经网络对 PlantVillage 数据集中的病害图像，降低了模型参量并提高了模型识别率。龙满生等^[18]将迁移学习应用在卷积网络训练过程中，构建了基于 TensorFlow 的 AlexNet 模型并对油茶的藻斑病、黄化病、煤污病和软腐病进行分类，实现了 96.53% 的准确率。Kerkech 等^[19]建立的 CNN LeNet-5 模型对无人机获取的葡萄树 RGB 图像检测藤蔓病害达到了 92% 的准确率。戴泽翰等^[20]利用深度卷积神经网络对柑橘 Citrus 黄龙病开展多分类器的识别研究，实现了 93.7% 的识别准确率，将转移到智能手机端应用，其所使用的图像数据是在严格控制的条件下采集的。李森等^[21]利用知识迁移和深度学习的方法研究实验室条件下的黄瓜和水稻病害识别，微调后的模型最高准确率可达 98.33%。杨森等^[22]利用卷积神经网络结合特征聚类构建的特征降维方法，对马铃薯叶部病害进行识别研究，得到了鲁棒性较高的病害识别模型。Too 等^[23]基于 Keras 框架构建了深度卷积神经网络模型识别玉米病害，对 Plantvillage 公共数据集中的

病害图像进行研究，在简单背景图像检测中得到了 99.75% 的准确率。鲍文霞等^[24]将深度语义分割方法用于小麦赤霉病害图像的麦穗分割，构建了多路卷积神经网络，对单一赤霉病的识别率可达 100%，但分割麦穗的过程增加了工作量。任守纲等^[25]针对病害识别过程中特征提取存在盲目性的缺点构建了反卷积引导的 VGGNet 模型，对公开数据集中的番茄叶部病害图像识别精度可达 99.19%。宋余庆等^[26]提出了多层次增强高效空间金字塔卷积深度学习模型，空洞卷积能够提取图像高层语义特征并融合多层特征信息进行分类，提高了 CNN 对 61 种作物病虫害的分类准确率。

前人借助深度学习和卷积神经网络识别病害类型的方法研究大多是在实验室或受控条件下进行，在田间获取的图像集样本量较少，影响模型泛化性；在利用大型公开的数据集作为对象研究时，数据集中的图像背景过于简单且数据代表性严重不足。在面对实际应用时，由于数据集的代表性不足使得模型在复杂的背景中提取病害区域特征能力下降，导致在作物病害检测时大大降低了识别精度和速度；为提高模型精度，多数研究者通常利用卷积层数较深的深度学习网络结构来提取目标的特征，加大了计算量和对硬件平台的依赖，导致识别过程中耗时较长，严重限制了在大田环境中实际应用的效果。本研究以玉米的 9 种常见病害图像为研究对象，针对其光照变化大、叶片遮挡和背景复杂的特点，将区域卷积神经网络算法 Faster R-CNN 引入大田环境中具有复杂背景的玉米病害识别分类研究中，根据病害图像的特点和实时性的要求，加入批标准化处理提高模型收敛速度，引入中间代价函数构建混合代价函数提高相似病斑的识别率等方式改进 Faster R-CNN，采用多种不同特征提取网络训练优化网络，得到精度较高、鲁棒性好的识别模型，可为后期精准施药和防控作业提供依据。

1 材料与方法

1.1 数据集的获取

试验所需数据集来源分为数据集网站中国科学数据网 (<http://www.csdata.org/>)、Digipathos 网站和田间采集两部分，在数据集网站精心挑选由真菌引起的 9 种常见玉米病害图像 150 张；另一部分在乌鲁木齐西山农场玉米地拍摄获取，利用尼康 D750 作为采集设备，分别在晴天、阴天天气条件下，在早、中、晚的不同时间段多角度拍摄含有不同病害的光学图像，拍摄时的背景为田间复杂背景，并能反映玉米在田间生长的众多复杂情况，以保证采集到的图像有更大的代表性。最终采集到的图像 1 000 张，像素大小为 3 600×2 700，其中晴天条件下光照均匀的样本 458 张，光照不均匀的样本 263 张，阴天条件下的样本 279 张。通过田间采集和数据集网站最终获得的 9 种病害图像数量为 1 150，所选 9 种病害的类别和相应的病原名称见表 1^[27]。

表 1 9 种病害样本图像情况表

Table 1 Profile of sample images for nine types of diseases

病害名称 Disease name	对应的病原学名 The corresponding pathogenic name	原始样本数 Number of original samples	增强后的样本数量 Number of augmented samples	标签 Label
炭疽叶斑病 Anthracnose leaf blight	<i>Glomerella graminicola</i> Politis	107	856	ANTH
热带锈病 Tropical rust	<i>Physopella pallescens</i>	115	920	TRT
南方锈病 Southern corn rust	<i>Puccinia polysora</i>	130	1 040	SCR
普通锈病 Common rust	<i>Puccinia sorghi</i>	142	1 136	CR
小斑病 Southern leaf blight	<i>Bipolaris maydis</i>	150	1 200	SLB
叶斑病 Phaeosphaeria leaf spot	<i>Phaeosphaeria variiseptata</i>	120	960	PHLS
条纹病 Diplodia leaf streak	<i>Stenocarpella macrospora</i>	116	928	DLS
褐斑病 Physoderma brown spot	<i>Physoderma maydis</i>	128	1 024	PHBS
大斑病 Northern leaf blight	<i>Exserohilum turcicum</i>	142	1 136	NLB
合计 Total		1150	9 200	

1.2 数据集预处理

对于复杂的田间背景图像，卷积神经网络往往需要大量的训练样本才能有效提取图像特征并分类。为了有效提升数据质量、增加数据特征多样性和数据库的大小并降低由于复杂背景导致卷积网络对计算机硬件的依赖性，对收集到的病害图像集进行预处理操作，包括数据标注和数据增强与扩充 2 个步骤。卷积神经网络需要进行有监督的训练，图像本身没有标签和语义，必须进行标注才能用于训练，请专业技术人员比对确认后，按照 PASCAL VOC2007 标准^[28]，利用 Labelme 标注工具标注健康和病斑区域的病害类型，之后将其存储。通过对样本进行扩增可有效减少训练阶段的过拟合，从而提升网络的泛化性能。本文采用多角度翻转、亮度调整、饱和度调整和添加高斯噪声等操作，将相应的数据集扩充到原来的 8 倍，变换后的图像统一调整为 $512 \times 512 \times 3$ （高度 \times 宽度 \times 颜色通道），原图和数据增强后得到的图像效果如图 2 所示。样本预处理前后的数量和标签标注情况见表 1。



图 1 原图像和数据增强后的图像

Fig.1 Original image and data augmented images

1.3 改进区域卷积神经网络病害检测模型

1.3.1 Faster R-CNN 结构及特点

卷积神经网络可以通过训练习得图像的深层次特征并实现端到端的图像检测，Faster R-CNN 算法是区域卷积神经网络的经典模型之一。Ren 等^[28]于 2015 年提出的经典 two-stage 目标检测与分类算法 Faster R-CNN，其特点在于利用共享卷积层将区域建议网络（Region proposal network, RPN）与 Fast R-CNN 结构组合成 1 个网络，提高了候选框生成速度和检测效率。Faster R-CNN 的基本网络结构包括共享卷积层单元、区域生成网络（Region proposal network, RPN）、ROI pooling 单元和 Softmax 分类与回归单元。Faster R-CNN 在目标检测过程中，Fast R-CNN 和 RPN 共享卷积层单元的权值参数。输入图像在卷积层单元经过卷积、激活与池化组合操作后提取特征图，区域建网络（RPN）的滑动窗口在 Feature-map 上产生目标候选框（Anchor boxes）并提取感兴趣区域（ROI），Fast R-CNN 中的 ROI 池化层单元对候选区域分成 $m \times n$ 块小区域并对每块进行最大池化（Max pooling）操作生成特征向量，分类与回归单元使用 Softmax 可以计算出特征图中锚框的建议区域的类别概率，并输出概率向量，据此来确定锚框是属于前景或者背景，最后使用边界框回归来纠正锚框以获得准确的建议判断候选区的类别，同时获得检测框的最终准确位置。

1.3.2 Faster R-CNN 算法的改进

对玉米叶部病害类别准确识别，既要考虑不同病害的粗粒度特征，又要考虑它们之间的细粒度特征，综合提取多种有效特征是表征病害类型的关键。Faster R-CNN 在用于目标检测与分类过程中，虽然达到了较高的检测率，但是直接将 Faster R-CNN 用于田间作物病害检测这样的细粒度图像分类时效果不佳，原因在于：首先，Faster R-CNN 目前是主流的目标检测方法，但是速度上并不能满足实时的要求；再者，在田间获取生长特性各

异的玉米病害图像中，不同的病害之间具有病斑症状的相似性，而同类型的病害在不同阶段特征差异相对较大，导致部分玉米病斑类型无法被准确识别，从而影响模型精度。本文从以上 2 个方面进行改进，为加快网络收敛速度，提高模型泛化能力，在卷积层引入批标准化处理（Batch normalization, BN）、利用混合代价函数计算整体损失值提高精度等方法来改善模型的性能。

1) 批标准化处理

为提高网络收敛速度、避免梯度爆炸现象的发生，缓解过拟合现象，在卷积层单元每层输入前加入批标准化处理操作，实现输入数据均值为 0、方差为 1 的标准正态分布，以加快网络收敛速度，提高网络泛化能力。对一个样本的归一化计算通过图像中像素点总数的均值 μ 和 σ 方差计算，如式（1）和（2）所示。

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \quad (1)$$

$$\sigma = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2, \quad (2)$$

式中， x_i 为该图像样本中第 i 个像素点的值； n 为该样本像素点的总数。归一化方程为式（3）。

$$x = \frac{x_i - \mu}{\sqrt{\sigma^2 + \varepsilon}}, \quad (3)$$

式中， x 为该样本第 i 个像素归一化后的像素值； ε 为大于 0 的微小常数值，以保证式中分母大于 0。

2) 构建混合代价函数（C-S 函数）

在玉米病害图像中，由于生长特性各异，不同的病害之间具有病斑症状的相似性，尤其是炭疽病和大斑病、热带锈病和南方锈病之间病斑特征类间差异不大，在病害的不同阶段，病害的类内特征差异相对较大，这种现象导致一些不规则生长的玉米病害影像无法被准确识别，影响模型精度。为了解决这一问题，实现特征类内差距最小化、类间差距最大化分离，本文将中心代价函数（Center loss, L_C ）引入模型与 Softmax loss 函数联合构建混合损失函数对网络进行训练，增大类间特征差异，加强类内特征内聚，使网络具备提取高区分度病斑特征的能力。 L_C 函数表达式如式（4）所示

$$L_C = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \|f(x_i) - c_{y_i}\|_2^2, \quad (4)$$

式中， N 为训练中的小批量（mini-batch）数量， $f(x_i)$ 为 RPN 生成的第 y_i 类第 i 个感兴趣区域的特征即全连接层之前的特征， c_{y_i} 为第 y_i 类特征的中心。对卷积神经网络进行训练的过程是一个损失函数最优化的过程，通过 L_C 函数（4）可知，在训练过程中， L_C 的值逐渐变小，即特 $f(x_i)$ 逐渐接近第 y_i 类特征的中心，随着迭代训练的增加，每一类特征的分布情况将向其对应的特征中心聚集，从而实现了类内特征的内聚性和类间差异的最大化。此时，混合代价函数（简称 C-S 函数）表达式为

$$L = L_S + \lambda L_C, \quad (5)$$

式中， L_S 为分类器中 Softmax Loss 函数， L_C 为中心代价函数；由于 L_C 的值远大于 L_S 的值，因此引入参数 λ 来平衡两个函数值，参数 λ 为中心代价函数的权重。较小的值会使得中心损失项对网络几乎没有什么影响，而较大的值会导致网络出现不收敛的情况。本文经过多次反复试验得到经验值为 0.02，其中 Softmax loss 和 Center loss 构建的混合代价函数在网络中的训练方式如图 2 所示。

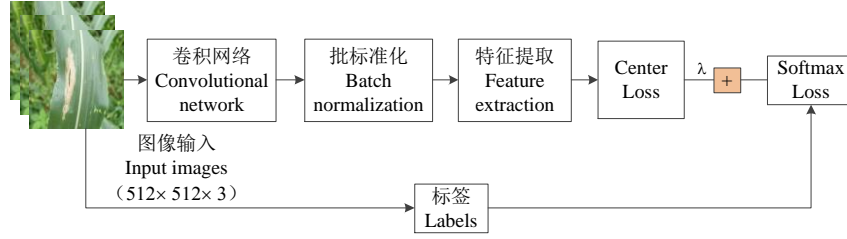


图 2 混合代价函数训练方式

Fig. 2 Hybrid loss function training method

在网络每次迭代过程中，公式（4）中的 c_{yi} 更新依据为每个 mini-batch 里某一类别中所有个体的特征向量平均值，此时 $f(x_i)$ 的梯度及特征中心 c_{yi} 的更新方式如式（6）-（8）所示。

$$\frac{\partial L_C}{\partial x_i} = x_i - c_{yi}, \quad (6)$$

$$c_j^{p+1} = c_j^p - \alpha \Delta c_j^t, \quad (7)$$

$$\Delta c_i = \frac{\sum_{i=1}^N \delta(y_i = j) \cdot (c_j - x_i)}{1 + \sum_{i=1}^N \delta(y_i = j)}, \quad (8)$$

式中，当 $\delta(\cdot)$ 括号中条件成立时，此时 $\delta(\cdot)$ 的值为 1；反之， $\delta(\cdot)$ 的值为 0；式（7）中参数 p 为更新迭代的次数； α 为控制学习率参数，作用是防止小部分标记错误的样本产生的波动，取值范围为 0~1。

1.4 试验环境

试验平台选择 Windows7(64 位)操作系统，其它软件环境为 Anaconda 3.5.0, Python 3.6, CUDA 8.0, cuDNN 6.0, Windows7(64 位)搭载 Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2630 v4 @2.20GHz 处理器，使用开源深度学习框架 Tensorflow 作为开发环境，计算机内存 16 GB。

1.5 模型训练方法

为提升模型性能，减少过拟合，以本文预训练模型进行参数初始化设置，使用引入动量的随机梯度下降法（Stochastic gradient descent, SGD）并结合 Dropout 策略优化改善模型。学习率是 SGD 算法中的重要参数，过大可能会导致参数在最优值两侧波动，过小会大大拖慢优化速度，为保证参数以合适的速度达到最优值，利用指数衰减法设置学习率，即最初设置较大的学习率以较快的速度得到较优的值，当迭代次数增加时学习率逐渐变小，并在训练的后期趋于稳定达到收敛。学习率随迭代次数衰减的公式为

$$r = r_0 \cdot \rho^{\frac{I}{\theta}}, \quad (9)$$

式中， r 为优化过程中的学习率； r_0 为初始设置的学习率，本文初始值设为 0.01； I 为迭代次数； θ 为迭代过程中的衰减速度； ρ 为衰减系数。指数衰减法在 TensorFlow 中的实现命令为“tf.train.exponential_decay”。在本试验中， ρ 设置为 0.96，迭代次数 I 最大值设为 6 000，动量因子设置为 0.9，Dropout 设置为 0.25，mini-batch 大小设为 256，直到迭代次数达到最大值后停止训练。数据集中训练集的比例为 80%，剩余 20% 为测试集。训练结束后，利用测试集对模型效果进行验证，保留置信度大于 0.85 的病害识别目标，并且在测试集的图像数据中输出病害的识别与分类情况。

1.6 试验评价指标

为了评价所提方法对病害进行识别分类测试试验结果的好坏，对样本进行测试后分别计算精度（Precision）和召回率（Recall），利用综合评价指标 F1 作为准确率和召回率的评估值。同时，引入计算简便的平均准确率（Average accuracy, AA）和单张图片检测耗时 t 作为评价指标，其中 $AA = \text{分类正确的数量} / \text{测试总数量} \times 100\%$ ， $t = \text{测试总耗时} / \text{测试图像数量}$ 。其他指标的计算方法如下所示。

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (10)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (11)$$

$$F1 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall}, \quad (12)$$

式中，Precision 为精度；Recall 为召回率；TP 为预测为正的正样本；FP 为预测为正的负样本；FN 为预测为负的正样本。

2 结果与分析

2.1 不同特征提取网络的识别性能

在 Faster R-CNN 的共享卷积层单元采用不同结构和参数的特征提取网络，最终训练得到的模型性能不同。本文在 Faster R-CNN 对病害进行识别分类试验中，分别利用 AlexNet、VGG16、ResNet50 和 ResNet101 这 4 种预训练的卷积网络模型作为 Faster R-CNN 中卷积层单元的特征提取网络进行对比试验。表 2 描述了不同特征提取网络构建的 Faster R-CNN 模型训练后对测试集的识别准确率和和耗时情况。由表 2 可知，AlexNet 的单张图像检测耗时最短，为 0.243 s，平均准确率为 91.73%；VGG16 的平均准确率最高，单张图像检测耗时为 0.278 s；ResNet50 和 ResNet101 的平均准确率分别为 88.97% 和 86.03%，单张图像检测耗时分别为 0.437 和 0.572 s。因此基于检测速度和准确率的综合考量，本文后续试验中均以 VGG16 作为特征提取网络构建 Faster R-CNN 模型。

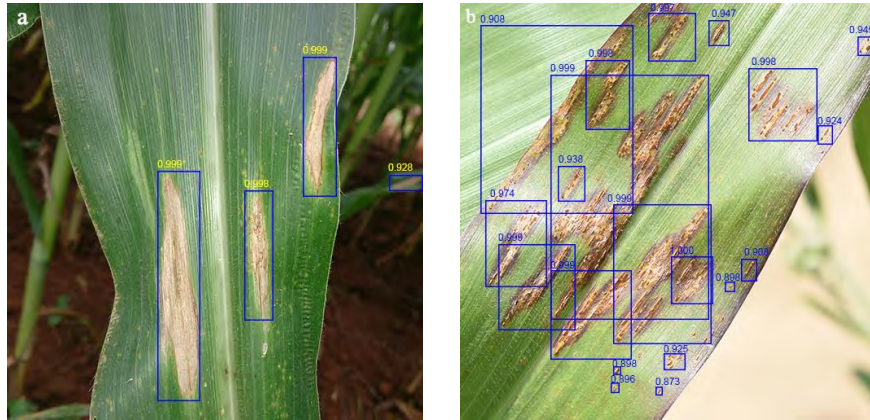
表 2 共享卷积层不同特征提取网络的在测试集上的性能对比

Table 2 Performance of different feature extraction networks in shared convolutional layer on testing dataset

特征提取网络类型	平均准确率/%	单张图像检测耗时/s
Type of extractor	Average accuracy	Detection time per picture
AlexNet	91.73	0.243
VGG16	97.23	0.278
ResNet50	88.97	0.437
ResNet101	86.03	0.572

2.2 识别结果与混淆矩阵

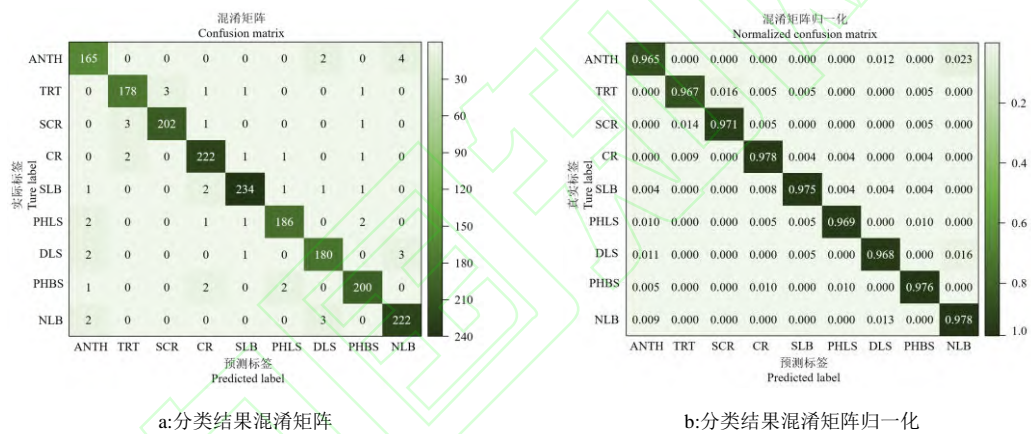
以大斑病和普通锈病为例在图 3 中展现了利用改进 Faster R-CNN 算法在测试集中的识别结果，可以发现所提方法在可以利用定位框对病斑进行准确定位，并输出识别概率。在有玉米茎秆、土壤等背景干扰下也可以对病斑进行准确识别定位（图 3a），由图 3 可见，改进 Faster R-CNN 对具有复杂背景包括不同光照条件下、含有玉米茎秆、土壤、叶片重叠等情况下的图像可以做到较高的识别准确率(大部分病斑的识别概率高于 0.9)。为了更清楚的展现基于改进 Faster R-CNN 方法的识别精度与分类结果，在测试集上模型分类结果基础上绘制得到的混淆矩阵如图 4 所示。表 3 展示了所提方法分类效果的更多细节，结合病害识别结果的混淆矩阵分析，所提方法在对炭疽叶斑病、热带锈病、南方锈病、普通锈病、小斑病、叶斑病、条纹病、褐斑病、大斑病这 9 种不同病害类型识别时，每种病害类型的精度和召回率值有所不同，这与每种病害的特征类型有一定关系，但每种病害类型的识别精度值均保持在 0.965~0.978 之间，平均精度为 0.9718；召回率值均保持在 0.954~0.983 之间，平均召回率为 0.9719，F1 值在 0.959~0.979 之间，模型的平均准确率为 97.23%，这说明所提方法在建立的数据集中表现良好，可应用于实际的田间环境作物病害的检测。



a: 大斑病识别结果; b: 普通锈病识别结果; 图中数据为识别概率
a: Recognition result of Northern leaf blight; b: Recognition result of Common rust; Data in the figure are recognition probabilities

图 3 大斑病和普通锈病识别结果示例

Fig. 3 Recognition results example of northern leaf blight and common rust



a: Confusion matrix of classification results
ANTH、TRT、SCR、CR、SLB、PHLS、DLS、PHRS、NLB 分别代表炭疽叶斑病、热带锈病、南方锈病、普通锈病、小斑病、叶斑病、条纹病、褐斑病和大斑病的标签; 图 a、b 中颜色较深的对角线的值分别代表每个类别正确分类的数量和召回率。
ANTH、TRT、SCR、CR、SLB、PHLS、DLS、PHRS and NLB represent Anthracnose leaf blight, Tropical rust, Southern corn rust, Common rust, Southern leaf blight, Phaeosphaeria leaf spot, Diplodia leaf streak, Physoderma brown spot and Northern leaf blight respectively; The darker diagonal values in Fig. a and Fig. b represent the number of correct classifications and the recall rate of each category, respectively

图 4 测试集分类结果的混淆矩阵分析

Fig. 4 Confusion matrix analysis of the classification of testing dataset

表 3 测试集混淆矩阵分析统计参数

Table 3 Some statistical parameters from the confusion matrix analysis of testing dataset

类型 Type	ANTH	TRT	SCR	CR	SLB	PHLS	DLS	PHBS	NLB
图像总数 Total number of images	856	920	1040	1136	1200	960	928	1024	1136
阳性测试例数 Number of positives	171	184	208	227	240	192	186	205	227
阴性测试例数 Number of negatives	1669	1656	1632	1613	1600	1648	1654	1635	1613
预测为正的样本	165	178	202	222	234	186	180	200	222

True Positive(TP)									
预测为负的正样本	6	6	6	5	6	6	6	5	5
False Negative(FN)									
预测为正的负样本	1624	1611	1587	1567	1555	1603	1609	1589	1567
True Negative(TN)									
预测为负的负样本	8	5	3	7	4	4	7	6	7
False Positive(FP)									
召回率	0.965	0.967	0.971	0.978	0.975	0.969	0.968	0.976	0.978
Recall									
精度	0.954	0.973	0.985	0.969	0.983	0.979	0.963	0.971	0.969
Precision									
综合评价指标（F1）	0.959	0.970	0.978	0.974	0.979	0.974	0.965	0.973	0.974
Comprehensive evaluation index									
平均准确率	97.23%								
Average accuracy									

ANTH、TRT、SCR、CR、SLB、PHLS、DLS、PHRS、NLB 分别代表炭疽叶斑病、热带锈病、南方锈病、普通锈病、小斑病、叶斑病、条纹病、褐斑病和大斑病的标签

ANTH, TRT, SCR, CR, SLB, PHLS, DLS, PHRS and NLB represent Anthracnose leaf blight, Tropical rust, Southern corn rust, Common rust, Southern leaf blight, Phaeosphaeria leaf spot, Diplodia leaf streak, Physoderma brown spot and Northern leaf blight respectively

2.3 不同天气条件下测试集的识别效果

为研究在田间实际应用过程中不同天气条件对识别率的影响，对晴天和阴天条件下的玉米病害图像进行同等数量划分，晴天和阴天病害图像各 600 张，其中在晴天条件中的光照均匀的图像有 400 张，光照不均匀的图像有 200 张。将以上图像分别采用之前训练好的模型进行识别，表 4 列出了 2 种天气条件下的识别情况。由表 4 可以看出晴天条件和阴天条件下的单张图像检测耗时分别为 0.209 s 和 0.297 s，识别的平均准确率分别为 98.6% 和 94.7%。由此可以看出，在对阴天环境获取的图像样本进行测试识别时，识别时间更长且识别精度低，而对晴天条件下的样本测试识别时，由于光线较充足，病斑特征更容易识别且耗时更短。因此，为提高模型在实际应用中的效果，应在训练集中增加在阴天环境条件下的样本数量。

表 4 不同光照条件下的图像集对识别效果的影响

Table 4 The influence of image data set under different lighting conditions on the recognition effect

天气条件	单张图像检测耗时/s	平均准确率/%
Weather condition	Detection time per picture	Average accuracy
晴天 Sunny	0.209	98.6
阴天 Cloudy	0.297	94.7

2.4 与其他分类算法的对比试验结果

为进一步验证利用本文所提改进 Faster R-CNN 算法的性能，本试验还与未改进的标准型 Faster R-CNN 和主流目标检测算法 SSD 相比较，同样采用 16 层的 VGG 特征提取网络，使用相同的数据集，训练方式均为随机梯度下降法 (SGD)，且 3 种方法的初始学习率均为 0.01，dropout 值为 0.6，最大迭代次数为 6000，得到的 3 种分类检测算法的损失值随迭代次数的变化曲线图 (图 5) 和精度随迭代次数的变化曲线图 (图 6)，表 5 是 3 种方法得到的平均准确率和耗时情况。通过图 5、图 6 和表 5 可知，3 种方法 Loss 值均随着迭代次数的增加递减，一开始的 Loss 值下降最快，这是因为初始学习率设置较大的原因，随着迭代次数的增加，学习率逐渐变小，曲线变化趋于平缓直到收敛。SSD 算法在实验过程中的 Loss 值一开始高于 Faster R-CNN 方法的 Loss 值，在迭代次数 2400 左右 Loss 低于 Faster R-CNN，精度为 0.9293，单张图像检测耗时为 0.296 s。改进后的 Faster R-CNN 在 3 者中的损失值最小，且最快达到收敛，所提算法最终达到的精度为 0.9718，单张图像检测耗时为 0.278 s。SSD 算法的性能优于 Faster R-CNN 算法，但改进后的 Faster R-CNN 由于加入了批归一化处理层、引入中间代价函数构建了混合损失函数，因此速度和精确率有所提升。试验结果表明，不论是检测速度还是检测精度，改进后的 Faster R-CNN 算法都优于原有的 Faster R-CNN 算法和主流目标检测算法 SSD，综合性能更优，可用于

田间复杂背景下的玉米病害实时性检测。

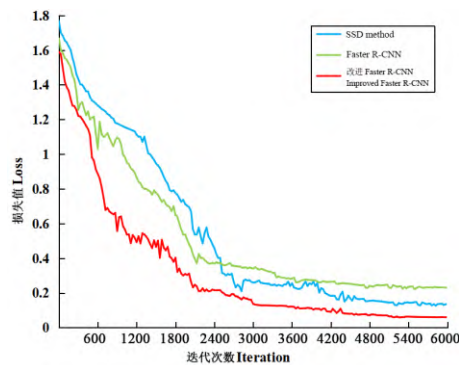


图 5 不同分类检测算法的损失值随迭代次数的变化曲线
Fig. 5 The loss curves of different classification and detection algorithms varying with the iterations

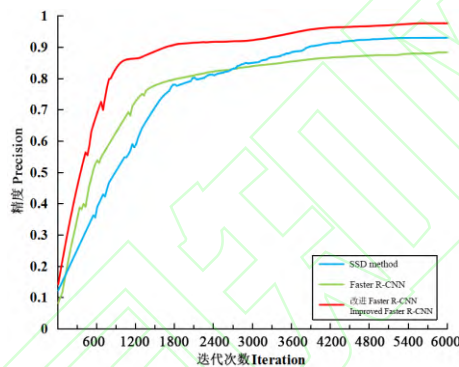


图 6 不同分类检测算法的精度随迭代次数的变化曲线
Fig. 6 The precision curves of different classification and detection algorithms varying with the iterations

表 5 不同分类检测算法检测结果的比较

Table 5 Comparison of the detection results for different classification and detection algorithms

方法 Method	精度 Precision	单张图像检测耗时/s Detection time per picture
SSD	0.929 3	0.296
Faster R-CNN	0.883 2	0.417
改进 Faster R-CNN Improved Faster R-CNN	0.971 8	0.278

3 讨论与结论

在农作物病害自动识别领域，深度学习方法比传统机器视觉方法更具有优势，卷积神经网络模型无需手动提取图像特征的过程，可以实现端到端的输入检测和分类输出。本研究为了实现田间实际环境中具有复杂背景

的病害诊断，根据其病害图像的特点，将区域卷积神经网络模型 Faster R-CNN 引入玉米病害的智能识别与分类过程中，在卷积层单元每层输入前加入批标准化处理提高网络收敛速度、加入中心代价函数构建混合代价函数提高网络提取高区分度病斑特征的能力，建立了一种基于改进 Faster R-CNN 算法的田间玉米病害检测方法。

本研究比较了在 Faster R-CNN 架构下的 VGG16、AlexNet、ResNet50 和 ResNet101 等 4 种特征提取网络的综合性能。在 4 种不同特征提取网络下，利用 SGD 指数衰减法优化模型训练过程并进行测试，综合对比分析其识别性能和检测速度，不同的特征提取网络具有不同的结构和参数，其特征提取能力有所差异。AlexNet 结构只有 3 个全连接层和 5 个卷积层且在第一层采用了 11×11 的大尺寸卷积核，当在底层设置大尺寸卷积核时仅对粗

粒度特征响应敏感,而不趋向于响应细粒度特征;而 VGG16 中包含了 13 个卷积层和 3 个全连接层,其最大的特点是它采用了相对较小的卷积核尺寸(3×3)和最大池化尺寸(2×2),在保证感受野的同时能够提取出输入领域内更多非常细小的特征可以拟合更加复杂的特征,因此具有较高的精度;ResNet50 和 ResNet101 属于更深层次的共享卷积层网络,随着网络结构的增加,其深度和参数也不断增多,会占用更多的存储资源和计算单元,神经网络在反向传播过程中造成梯度衰减,导致权重调整失效、训练退化,模型的实时性和识别性能降低,因此在本研究中,VGG16 特征提取网络更适合用于田间玉米病害检测的研究。以 VGG16 特征提取网络为基础构建的 Faster R-CNN 模型,训练后对具有复杂背景的 9 种病害图像识别的平均精度为 0.9718,平均召回率 0.9719, F1 为 0.9718,平均准确率可达 97.23%,单张图像检测耗时为 0.278 s。

改进的 Faster R-CNN 模型与原始的 Faster R-CNN 模型相比,单张图像检测耗时减少了 0.139 s,这是因为 Faster R-CNN 加入了批归一化处理层后可以提高模型的数据处理速度,不论是在训练过程中还是测试过程中,都可以节省大量的时间。在 Faster R-CNN 模型中引入了中间损失函数构建混合损失函数后使得模型对类内差距较大类、间差距较小的图像数据集有更强的识别分类性能,因此,与未改进的 Faster R-CNN 模型相比平均精度提高了 0.0886。将所提方法与主流目标检测算法 SSD 相比,精度高出 0.0425,单张图像检测耗时降低 0.018 s,所提改进后的 Faster R-CNN 模型采用区域建议网络 RPN 代替原来的比较费时的 selective search 算法,通过将真实的边框位置相对于预设边框的偏移来构建训练病害图像样本,RPN 生成的 2000 多个框能够快速准确地找到玉米病害图像中的病斑感兴趣区域 RoIs,大大提高了目标检测的精度和检测,因此本试验表明改进的 Faster R-CNN 模型比 SSD 更适于田间玉米的病害这种粗粒度和细粒度特征兼具的目标检测,且能够满足实时性检测的需求。

通过对比不同天气条件下获取的图像进行识别测试,整体而言,在晴天条件下的图像识别准确率比阴天条件下的识别平均准确率高出 3.9%,表明天气条件对模型的识别效果影响较大。由于在田间实际环境中,往往存在多种天气条件的情况,因此为提高实际应用时模型的性能,应在训练过程中保证不同天气条件下的病害图像数量具有均衡性和代表性,在这种条件下训练出来的模型能够应对不同天气条件对病斑特征的影响,从而保证一定的泛化性和适用性。

本文研究可为田间环境下的玉米病害智能监测提供方法和思路,为玉米病害的及时精准防控奠定依据。同时在本研究思路的基础上,也可后续针对连续帧视频的大田范围内的病害巡视监测奠定依据。尽管本文所提方法有着较好的性能,但仍存在本次试验所用数据量有限的问题,数据集对卷积神经网络来说并不是一个特别大的数据量,因此在今后将扩大图像数据集,建立代表性更大、样本特征更丰富的玉米病害数据库。

参考文献:

- [1] 许景辉,邵明烨,王一琛,等.基于迁移学习的卷积神经网络玉米病害图像识别[J].农业机械学报,2020,51(2):230-236,253.
- [2] 李静,陈桂芬,安宇.基于优化卷积神经网络的玉米螟虫害图像识别[J].华南农业大学学报,2020,41(3):110-116.
- [3] SINGH A K, GANAPATHYSUBRAMANIAN B, SARKAR S, et al. Deep learning for plant stress phenotyping: Trends and future perspectives[J]. Trends Plant Sci, 2018, 23(10): 883-898.
- [4] 张明,王腾,李鹏,等.基于区域亮度自适应校正算法的脐橙表面缺陷检测[J].中国农业科学,2020,53(12):2360-2370.
- [5] 张芳,王璐,付立思,等.基于支持向量机的黄瓜叶部病害的识别研究[J].沈阳农业大学学报,2014,45(4):457-462.
- [6] 张开兴,吕高龙,贾浩,等.基于图像处理和 BP 神经网络的玉米叶部病害识别[J].中国农机化学报,2019,40(8):122-126.
- [7] 党满意,孟庆魁,谷芳,等.基于机器视觉的马铃薯晚疫病快速识别[J].农业工程学报,2020,36(2):193-200.
- [8] SINGH V, MISRA A K. Detection of plant leaf diseases using image segmentation and soft computing techniques[J]. Inf Process Agric. 2016, 4(1): 41-49.
- [9] 赖君臣,李少昆,明博,等.作物病害机器视觉诊断研究进展.中国农业科学,2009,42(4):1215-1221.
- [10] 刘涛,仲晓春,孙成明,等.基于计算机视觉的水稻叶部病害识别研究[J].中国农业科学,2014,47(4):664-674.
- [11] 毛彦东,宫鹤.基于 SVM 和 DS 证据理论融合多特征的玉米病害识别研究[J].中国农机化学报,2020,41(4):152-157.
- [12] 赵立新,侯发东,吕正超,等.基于迁移学习的棉花叶部病虫害图像识别[J].农业工程学报,2020,36(7):184-191.
- [13] 姜洪权,贺帅,高建民,等.一种改进卷积神经网络模型的焊缝缺陷识别方法[J].机械工程学报,2020,56(8):235-242.

- [14] 董秋成, 吴爱国, 董娜, 等. 用于卷积神经网络图像预处理的目标中心化算法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2019, 50(03):89-96.
- [15] BRAHIMI M, BOUKHALFA K, MOUSSAOUI A. Deep learning for tomato diseases: classification and symptoms visualization[J]. Appl Artif Intell, 2017, 31(4): 299-315.
- [16] FERENTINOS, KONSTANTINOS P. Deep learning models for plant disease detection and diagnosis[J]. Comput Electron Agric 2018, 145:311-318.
- [17] 孙俊, 谭文军, 毛罕平, 等. 基于改进卷积神经网络的多种植物叶片病害识别[J]. 农业工程学报, 2017, 33(19): 209-215.
- [18] 龙满生, 欧阳春娟, 刘欢, 等. 基于卷积神经网络与迁移学习的油茶病害图像识别[J]. 农业工程学报, 2018, 34(18):194-201.
- [19] KERKECH M, HAFIANE A, CANALS R, et al. Deep learning approach with colorimetric spaces and vegetation indices for vine diseases detection in UAV images[J]. Comput Electron Agric 2018, 155(12):237-243.
- [20] 戴泽翰, 郑正, 黄莉舒, 等. 基于深度卷积神经网络的柑橘黄龙病症状识别 [J]. 华南农业大学学报, 2020, 41(4): 111-119
- [21] 李森, 王敬贤, 李华龙, 等. 基于 CNN 和迁移学习的农作物病害识别方法研究[J]. 智慧农业, 2019, 1(3):46-55.
- [22] 杨森, 冯全, 张建华, 等. 基于深度学习与复合字典的马铃薯病害识别方法[J]. 农业机械学报, 2020(7):22-29.
- [23] TOO E C, YUJIAN L, NJUKI S, et al. A comparative study of fine-tuning deep learning models for plant disease identification[J]. Comput Electron Agric 2019(161):272-279.
- [24] 鲍文霞, 孙庆, 胡根生, 等. 基于多路卷积神经网络的大田小麦赤霉病图像识别[J]. 农业工程学报, 2020, 36(11):174-181.
- [25] 任守纲, 贾馥玮, 顾兴健, 等. 反卷积引导的番茄叶部病害识别及病斑分割模型[J]. 农业工程学报, 2020, 36(12):186-195.
- [26] 宋余庆, 谢熹, 刘哲, 等. 基于多层特征融合的农作物病虫害识别方法 [DB/OL]. [2020-06-09]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1964.S.20200515.1754.010.html>.
- [27] 王晓鸣, 段灿星. 玉米病害和病原名称整理及其汉译名称规范化探讨[J]. 中国农业科学, 2020, 53(2):288-316.
- [28] REN S, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R- CNN: Towards real-time object detection with region proposal net-works[C]//NIPS. Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems. Montreal, Quebec, Canada: NIPS, 2015:91-99.