

康飞龙,李 佳,刘 涛,等. 多类农作物病虫害的图像识别应用技术研究综述[J]. 江苏农业科学,2020,48(22):22-27.

doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2020.22.004

多类农作物病虫害的图像识别应用技术研究综述

康飞龙¹, 李 佳^{1,2}, 刘 涛¹, 佟 鑫¹, 于文波¹

(1. 内蒙古农业大学, 内蒙古呼和浩特 010018; 2. 内蒙古自治区农牧业大数据研究与应用重点实验室, 内蒙古呼和浩特 010018)

摘要:利用深度学习等图像处理技术对农作物进行病虫害图像识别的技术研究,是未来农业智能化发展的必然趋势。本研究概述国内外不同种类的农作物病虫害的图像识别应用技术的研究现状,对经典的图像处理、机器学习、深度学习等方法中存在的优缺点进行深入分析,提出采用生成对抗网络(generative adversarial networks,简称 GAN)技术来扩充农作物病虫害数据库,并采用基于移动端 APP 的深度学习识别模型等技术作为未来农作物病虫害识别技术研究的方向与目标,为农业生产提供病虫害决策支持服务,及时准确诊断农作物病虫害情况。根据不同的病情给出用药指导及早治疗,可以有效遏制病虫害的蔓延,降低对作物产量的影响;通过减少用药量达到治疗目的,有利于农业生产提质增效、保障食品安全、维护人类健康。

关键词:农作物病虫害;农业智能化;图像识别;深度学习;生成对抗网络

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2020)22-0022-06

农作物病虫害是制约农业生产的重要灾害之一,直接影响“三农”经济的健康发展,制约着农民增收。当前国际上病虫害使农作物潜在产量平均减少 40%,而发展中国家的许多农民遭受的产量损失甚至高达 100%,农作物病虫害造成的损失约为世界粮食生产总产量的十分之一^[1]。我国病虫害问题较为突出,常见的病虫害有 1 400 种以上。预计 2020 年我国农作物重大病虫害总体将偏重发生,累计发生面积约 3 亿公顷次^[2]。农作物病虫害的发生在时空上有一定的规律,但又具有明显的无序性,表现为空间上的区域性特点和时间上的随机、突发以及不稳定性。这些复杂的特点导致对其发生的预测、诊断、防治存在较大的困难,一旦暴发常常会带来毁灭性的后果,造成严重的损失。在防治病虫害过程中因施药不当,还会导致环境污染与食品污染,对人类食品安全构成威胁。因此,科学有效地降低病虫害的发生频度与强度意义重大。对农作物进行准确的病虫害识别并推荐合适的防治

措施,不仅可以保证农作物的产量,同时还可以有效减少农药使用量,降低使用农药产生的各种危害。当前病虫害数据监测是农情监测系统的重要组成部分。农作物病虫害的无损检测与早期识别是精准农业和生态农业发展的关键。

1 病虫害识别技术的研究现状及发展动态分析

在田间进行农作物取样后,传统的病虫害诊断需要通过化学方法及调查研究才可以进行相应的决策实施,存在着费时费力、诊断不及时、诊断范围有限等缺点。许多国内外现有的研究针对农作物病虫害问题采用图像处理技术和机器学习算法进行及时有效的检测,取得了较多较好的研究成果,实现了对农作物各类信息的有效识别与提取。

2 经典农作物病虫害图像识别方法

目前,国外很多学者主要采用可见光成像技术、红外成像技术或者高光谱成像技术采集图像照片,并利用经典的图像处理技术(去噪、腐蚀和膨胀、图像分割、图像增强、特征提取)和机器学习技术[包括最小二乘法、 k 均值聚类算法、支持向量机(support vector machine,简称 SVM)、人工神经网络(artificial neural network,简称 ANN)]检测被测物的外部特征、内部化学成分含量、生理结构的变化等实现诊断,并且便于获得被测农作物的病变情况。

很多学者在采集到红外图像或者高光谱图像

收稿日期:2020-02-18

基金项目:内蒙古农业大学高层次人才科研启动金(编号:NDYB2018-38);内蒙古自然科学基金(编号:2017MS0514);2019 年度自治区高等学校科研项目(编号:NJZY19050)。

作者简介:康飞龙(1986—),男,内蒙古呼和浩特人,博士,高级工程师,讲师,研究方向为农业智能化。E-mail:kfl@imau.edu.cn。

通信作者:李 佳,博士,高级工程师,讲师,研究方向为农业大数据技术。E-mail:273041390@qq.com。

的基础上^[3],采用经典图像处理技术和机器学习方法对不同的农作物病虫害目标进行诊断与识别。Raza 等利用红外图像信息和深度信息相结合,采用支持向量机(support vector machine,简称 SVM)实现了番茄白粉病的检测^[4]。Zhao 等使用偏最小二乘回归法分析了黄瓜高光谱图像角叶斑点疾病与玉米、大豆的叶片化学成分^[5-6]。Zhu 等使用单一阈值分割方法提取了烟草病害高光谱图像数据的特征,包括对比度、相关性、熵、同质性等,并对比了多种机器学习方法[包括人工神经网络(artificial neural network,简称 ANN)和 SVM 等]分类检测的效果^[7]。余秀丽等通过提取小麦病斑区域的形状特征和纹理特征,利用 SVM 方法对小麦叶部进行了分类识别^[8]。2017 年牛冲等使用 SVM 方法对提取的草莓叶片灰度图像直方图的 8 个特征(包括平均灰度、标准偏差、三阶中心矩、平滑度、均匀性、平均信息量、最大概率灰度级、灰度范围等)进行了分类识别^[9]。

综上所述,通过使用传统机器学习分类方法来识别某一农作物的某些特定图像特征,会面临一些困难。第一,经典图像处理方法很难在不同光照条件下检测出相近的图像特征值,从而使得病虫害图像目标识别失败;第二,不同发病期的农作物病虫害的图像目标大小、特征颜色、区域分布并不一致,很难采用一定范围内的某一个特征或多个特征来表述,有些特征甚至与叶片背景颜色非常相似,导致利用传统机器学习分类方法不能很好地将图像中的病虫害目标有效准确地识别出来;第三,因试验样本数量有限或所选叶片仅来自一种植物,这些模型仅局限于对同一种植物的叶片病害识别。这使得基于分割的经典图像处理技术很难有效提取目标,从而对识别效果产生不利影响。

自深度学习技术开始大规模发展以来,越来越多的研究者将深度学习引入农作物病虫害图像检测领域^[10]。这种新型无损检测技术相较于传统的图像识别方法,可以自动提取农作物病虫害图像的特征,在可见光范围内即可对农作物病虫害进行快速无损识别,无需采用高光谱成像技术,准确性更高、检测速度更快、稳定性更好。

3 基于深度学习的农作物病虫害图像处理识别方法

深度学习较经典神经网络的网络结构更为复

杂、学习能力更强、识别准确率更高,在解决图像分类和可视化问题上具有明显的优势。近几年,学者们普遍高度关注深度学习的研究,成熟的深度学习网络包括受限玻尔兹曼机(restricted boltzmann machine,简称 RBM)、深度置信网络(deep belief networks,简称 DBN)、深度玻尔兹曼机(deep boltzmann machine,简称 DBM)、卷积神经网络(convolutional neural networks,简称 CNN)、循环神经网络(recurrent neural networks,简称 RNN)、生成式对抗网络(generative adversarial networks,简称 GAN)、胶囊网络(capsule network,简称 CapsNet)等。经典的卷积神经网络模型结构包括但不限于输入层、卷积层、池化层、全连接层以及输出层等。目前卷积神经网络的技术发展日新月异,出现了大量性能优秀的神经网络模型,例如 LeNet-5、AlexNet、ZF-Net、VGGNet、GoogLeNet、ResNet、R-CNN、Faster R-CNN、YOLO、SSD、DenseNet 等^[11-12],而这些模型在人脸识别、车辆检测、语音识别、诗词创作等领域都有不凡的表现。越来越多的学者开始将深度学习应用于农作物病虫害的诊断识别中,可以获得高效快速的效果。

2018 年张善文等基于 LeNet 卷积神经网络对 1 200 张预处理后的黄瓜病害图像进行建模^[13];Amara 等将 LeNet 卷积神经网络用于香蕉叶片病害识别^[14];孙俊等在 AlexNet 卷积神经网络基础上实现了对多种植物叶片病害的识别^[15];Mohanty 等在 2016 年利用 GoogLeNet 卷积神经网络通过迁移学习训练模型^[16],分析 14 种作物的 26 类病害的 54 306 幅植物叶子的图像,证明了可以采用 1 种深度学习模型同时识别多类农作物病虫害的图像数据;Amanda 等应用迁移学习建立 Inception v3 卷积神经网络模型来识别木薯病虫害^[17],其中 Inception v3 是 GoogLeNet 的改进版本;黄双萍等在 2017 年基于 GoogLeNet 进行建模,对采集的 1 467 幅水稻穗瘟病高光谱图像进行分类识别^[18];Sladojevic 等在 Caffe 框架上开发了基于 CaffeNet 卷积神经网络的模型^[19],可识别 13 种农作物病虫害叶片数据;Brahimi 等对比了 AlexNet 和 GoogLeNet 在 14 828 张番茄叶片上 9 种病虫害的识别效果^[20],结果证明 GoogLeNet 更胜一筹,同时试验结果还表明深度学习模型比传统的机器学习模型要更加优秀;刘闾宇等在 2017 年利用基于区域 Faster R-CNN 卷积神经网络建立模型定位葡萄叶片位置,识别分类葡萄

病虫害,利用新的模型不仅可以分辨病虫害的种类,同时还可以输出目标检测的位置信息^[21];多数国内学者在 2018—2019 年利用深度卷积神经网络对柑橘、小麦、银杏叶、烟草、马铃薯、水稻、油茶、黄瓜、草莓和棉花等的病害图像识别进行了大量的研究工作^[22-33]。

从以上文献可以看出,利用深度学习技术模型来识别农作物病虫害图像具有一定的可行性,但这些模型仍然存在一定的局限性。比如新模型并不能有效针对各个地区的农作物病虫害进行识别。主要原因是一方面训练模型的数据集中只含有一部分地区的病虫害样本;另一方面,这些模型都只能对某一种特定的病虫害进行单一的识别,且对样本图像的拍摄标准有一定的要求。如果一个识别模型只能识别单一类型的农作物病虫害图像,而该模型遇到其他种类病虫害就无法准确识别出正确结果,很难依靠大数据平台达到实用化水平。可以想象,用户在使用智能系统进行识别之前,若还需要根据专家经验先对不同种类的农作物、不同种类的病虫害进行分类,并在此基础上再从大量的单一识别模型中挑选出某一种识别模型对用户自己的目标进行识别,则使用这类智能系统的体验感就会大大降低。

深度学习模型由于层数较深、网络结构复杂,所以面临的主要难题是需要训练的模型参数数量非常大。一些学者使用迁移学习可以在现有成熟卷积神经网络(例如 Inception v3 等)基础上,建立起适合于专用数据集的网络模型。GoogLeNet 是通过 Inception 结构增加网络的宽度,减少网络的深度,可以减少参数计算量,同时还可以保证网络识别的性能。DenseNet 是将所有层连接起来,网络设

计得更窄,使得参数量更少,每一个层都直接与输入层有关,由于 DenseNet 残差结构并不增加模型参数,同时利用这种结构在模型训练时可以有效地缓解由于深层网络反向传播训练时所带来的梯度消失问题,从而提升网络收敛性能。

经典的卷积神经网络算法具有局限性,尚不能准确定位出农作物病虫害区域。而基于区域的卷积神经网络,加入了网格划分功能,每一个网格不仅输出所属类别,同时还输出检测目标的坐标,使得网络模型可以定位目标。新提出的基于区域的卷积神经网络,包括 SPPNet、Fast R-CNN、Faster R-CNN 等^[34-35],全连接层存在大量的参数冗余。而基于区域的全卷积网络(R-FCN)去除了全连接层^[36],卷积层可以共享参数,减少了参数冗余,速度得到大幅提升。由于农作物病虫害目标在图像中的位置是不确定的,R-FCN 通过利用候选区域网络(region proposal network,简称 RPN)解决了复杂背景中病虫害目标的识别与定位。

4 生成对抗网络技术应用

生成式对抗网络 GAN 模型的原理主要是由生成模型和判别模型构成,通过 2 种模型在不断对抗的过程中提高生成模型能力的一种框架(图 1)^[37]。生成模型的训练目标主要是让生成的图像数据更接近真实数据,而判别模型的训练目标是尽可能地区分真实数据和生成模型生成的数据。判别模型可以通过不断提升自己的判别能力来促使生成模型,也可以不断提高自己的生成图像数据更符合我们期望的要求。

设 z 为随机噪声, x 为真实数据,生成式网络和判别式网络可以分别用 G 、 D 表示,其中 D 可以看作

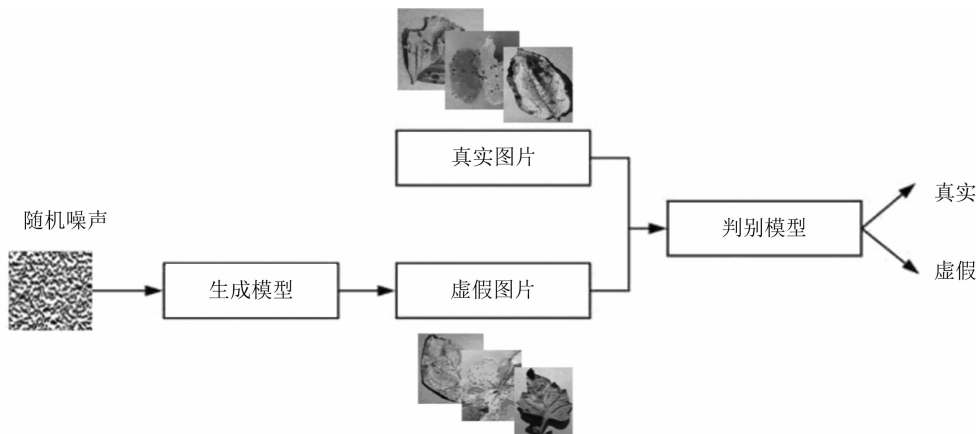


图1 生成式对抗网络 GAN 框架

一个二分类器,那么采用交叉熵表示,可以写作:

$$\min_G \max_D V(D, G) = \min_G \max_D E_{x \sim P_{\text{data}}(x)} \log D(x) + E_{z \sim P_z(z)} \log \{1 - D[G(z)]\} \quad (1)$$

深度卷积生成对抗网络 (deep convolutional generative adversarial networks, 简称 DCGAN) 是一种深度卷积实现生成对抗网络的方法^[38], 主要以深度卷积神经网络作为生成模型, 以随机噪声向量作为输入, 输入向量通过一个反卷积网络映射为输出图像, 其中反卷积网络是以转置卷积来实现的。DCGAN 是在 GAN 的基础上提出了一种训练架构, 几乎完全用卷积层取代了全连接层, 去掉了池化层, 采用批标准化等技术, 将判别模型的发展成果引入到了生成模型中。

首先获取 m 个真实样本, 用生成模型生成 m 个样本, 用这 $2m$ 个样本训练判别模型。然后用生成模型生成 m 个样本, 用这些样本训练生成模型。训练判别模型时要求目标函数的极大值, 采用的是梯度上升法; 训练生成模型时要求目标函数的极小值使用的是梯度下降法。训练算法如下:

循环, 对 $t = 1, 2, \dots, \max_iter$, 其中 t 为训练生成模型次数;

第一阶段: 训练判别模型

循环, 对 $i = 1, 2, \dots, k$, i 为训练判别模型次数;

根据噪声服从的概率分布 $P_g(z)$ 产生 m 个噪声数据 Z_1, Z_2, \dots, Z_M ;

根据样本数据服从的概率分布 $P_{\text{data}}(x)$ 采样出 m 个样本 x_1, x_2, \dots, x_m ;

用随机梯度上升法更新判别模型, 判别模型参数梯度的计算公式为

$$\nabla \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \{ \ln [D(X)] + \ln \{1 - D[G(z)]\} \} \quad (2)$$

第二阶段: 训练生成模型

根据噪声分布产生 m 个噪声数据 Z_1, Z_2, \dots, Z_M

用随机梯度下降法更新生成模型, 生成模型参数的梯度计算公式为

$$\nabla \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \ln \{1 - D[G(z)]\} \quad (3)$$

循环结束。

其中, m 是人工设定的参数, 即 Mini-Batch 梯度下降法中的批量大小。

训练时采用分阶段优化策略进行优化, 交替地优化生成模型和判别模型, 最终达到平衡的状态,

训练终止。

通过训练基于生成式对抗网络而生成的农作物病虫害图像, 可以更好地扩充农作物病虫害样本集。最终将农场现场采集的图像、随机化旋转处理等技术生成的图像和基于生成对抗网络合成的农作物病虫害图像数据进行整理和分类标记, 可以有效增强深度学习模型的泛化性能。利用大量不同地区的特有农作物病虫害图像建模, 实现有针对性地诊断不同地区特有的病虫害目标。

5 存在的问题

通过分析与总结国内外的研究进展, 目前很多学者和团队都在实验室理想条件下采集并处理了大量的农作物病虫害图像, 但真正用于实际项目的并不多见, 当前研究中主要存在以下问题。

(1) 数据的采集与预处理实际上是最耗时, 也是最重要的。很多模型是基于高光谱图像数据建立的, 而实际现场中农民手中没有高成本的高光谱图像采集设备, 使得这样的智能识别模型很难在地理位置偏远、病虫害严重的地区使用。

在数据采集过程中, 实验室条件下采集的病虫害图像数据往往过于理想化或者不够具有农作物病虫害的代表性。在这种情况下建立的智能识别模型在实际中很难达到较好的识别效果, 会影响到模型检测的准确率, 导致漏检或识别错误。应全面采集每一种农作物在不同季节、不同生长周期、不同病变时期的图像数据。

在实际生产中农作物病虫害, 尤其是在不同地区内的农作物病虫害图像的采集是非常困难的。第一, 由于农药的大量使用, 使得采集到农田或温室环境下不同时期不同种类的农作物病虫害图像难度很大, 且难以采集足够规模数量的多种病虫害图像; 第二, 一个种植园区不可能同时具有多种病虫害; 第三, 采集的病虫害图像还可能重要特征遗漏的情况。

(2) 从深度学习增强模型泛化能力方法来看, 往往采用随机旋转、左右翻转、上下翻转、模糊、高斯噪声、光线变换、随机裁剪等方法来增加数据集的规模及样本多样性。但因为数据集本身不具有代表性, 所以并不能很好地提高模型的泛化能力。实际采集数据过程中, 现有的病虫害图像样本比较少, 且田间病虫害图像的采集工作比较困难、工作量也很大。如何能够利用已有的少量 (几万张) 病

虫害图像实现病虫害图像的再生成技术已经成为亟须解决的技术问题。

(3)背景复杂、光照条件变化、重叠及被遮挡,特别是前景目标与背景叶片颜色极为相近等因素,给目标识别带来很大困难。传统的机器学习算法无法从复杂多变的背景环境中提取检测到与病虫害相关的图像识别特征,建立起来的农作物病虫害识别模型并不稳定。另外,使用经典模型对农作物病虫害诊断进行初步探索,在实验室条件下取得了较为满意的识别结果,但距离实用化仍有很大差距。因此,在提高农作物病虫害图像样本数量规模及代表性的同时,优化和改进卷积神经网络的模型和最优算法就变得极为重要。

6 未来发展趋势与目标

通过总结分析当前国内外研究现状及存在的问题,针对不同地区多种典型农作物病虫害图像,基于深度学习识别诊断背景复杂、成像模糊的农作物病虫害图像,实现智能化大数据平台病虫害诊断系统,并根据农业种植专家经验提供治理方案,对于保障农业生产、推动农业经济发展具有重要意义。未来针对不同地区多种典型农作物病虫害智能诊断及移动端大数据平台关键性问题,可以从以下几个方面开展研究。

6.1 建立病虫害数据库

不同的农作物病虫害数据并不完整,应与不同地区多家种植园区合作培养多种农作物的病虫害试验基地。培育不同时期、不同种类的早中晚期病虫害农作物,建设农作物病虫害研究试验基地,采集多种类、多时期的农作物病虫害图像,用于建设农作物病虫害数据库。

6.2 扩大数据库规模

采用生成式对抗网络生成农作物病虫害图像数据来扩充农作物病虫害图像数据的规模,以增强深度学习模型对于各种复杂条件下识别农作物病虫害图像的泛化能力,同时有效缓解深度学习模型的过拟合问题。

6.3 训练高性能神经网络

建立适用于不同病虫害图像的人工智能深度学习 R-FCN 卷积神经网络识别模型,兼容各种复杂环境下的农作物病虫害图像。不仅可以克服复杂背景环境对采集农作物病虫害图像的影响,还可以识别出多种农作物的多种病虫害图像,同时可以

识别出不同地区的农作物病虫害并能准确分类。

6.4 开发移动端应用程序识别系统

研究基于移动端应用程序(APP)及大数据平台的农作物病虫害智能系统。该系统可以快速地识别病虫害结果,提供治疗方案,同时针对部分地区通信信号较差的情况,可提供手机离线状态下识别农作物病虫害的功能。

7 结语

随着深度学习技术的发展,改进后的基于端到端技术的卷积神经网络已经训练出可以同时识别 3 000 种不同类别实物的深度学习识别模型,识别速度达到了 30 张/s 图像以上,甚至更快更准。那么深度学习模型完全有能力同时快速有效地识别多种农作物病虫害图像,并且不局限于某一种农作物的某一类病虫害图像。因此,本研究提出未来的研究方向可以采用深度学习模型来同时识别不同地区的多种农作物病虫害图像,并利用大数据平台实现移动端 APP 快速识别农作物病虫害的功能,从而可以有效甄别复杂环境下农作物图像中的病虫害区域。为农业生产提供病虫害决策支持服务,及时准确诊断农作物病虫害情况,据此给出用药指导及早治疗,可有效遏制病虫害的蔓延,降低对作物产量的影响,并通过减少用药量达到治疗目的,有利于农业生产提质增效、保障食品安全和维护人类健康。降低农作物病虫害大规模暴发风险,对维护农业生产的健康稳定和人类健康具有极大的经济意义与现实意义。

参考文献:

- [1]冯占山,高世杰. 农业可持续发展与农作物病害的持续控制[J]. 现代化农业,2013(3):5-6.
- [2]姜玉英,刘万才,黄冲,等. 2019 全国农作物重大病虫害发生趋势预报[J]. 中国植保导刊,2019,39(2):36-39.
- [3]王彦翔,张艳,杨成姬,等. 基于深度学习的农作物病害图像识别技术进展[J]. 浙江农业学报,2019,31(4):669-676.
- [4]Raza S E A, Gillian P, Clarkson J P, et al. Automatic detection of diseased tomato plants using thermal and stereo visible light images[J]. PLoS One,2015,10(4):e0123262.
- [5]Zhao Y R, Li X L, Yu K Q, et al. Hyperspectral imaging for determining pigment contents in cucumber leaves in response to angular leaf spot disease[J]. Scientific Reports,2016,6:27790.
- [6]Piyush P, Yufeng G, Vincent S, et al. High throughput *in vivo* analysis of plant leaf chemical properties using hyperspectral imaging[J]. Frontiers in Plant Science,2017,8:1348.
- [7]Zhu H Y, Chu B Q, Zhang C, et al. Hyperspectral imaging for

- presymptomatic detection of tobacco disease with successive projections algorithm and machine - learning classifiers [J]. Scientific Reports, 2017, 7(1) : 4125.
- [8] 余秀丽, 徐超, 王丹丹, 等. 基于 SVM 的小麦叶部病害识别方法研究 [J]. 农机化研究, 2014, 36(11) : 151 - 155, 159.
- [9] 牛冲, 牛显光, 李寒, 等. 基于图像灰度直方图特征的草莓病虫害识别 [J]. 江苏农业科学, 2017, 45(4) : 169 - 172.
- [10] 贾少鹏, 高红菊, 杭潇. 基于深度学习的农作物病虫害图像识别技术研究进展 [J]. 农业机械学报, 2019, 50(增刊) : 313 - 317.
- [11] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: single shot multiBox detector [M] // Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. Computer Vision - ECCV 2016. Cham: Springer, 2016: 21 - 37.
- [12] Huang G, Liu Z, Van Der Maaten, et al. Densely connected convolutional networks [C] // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017: 2261 - 2269.
- [13] 张善文, 谢泽奇, 张晴晴. 卷积神经网络在黄瓜叶部病害识别中的应用 [J]. 江苏农业学报, 2018, 34(1) : 56 - 61.
- [14] Amara J, Bouaziz B, Algerawy A. A deep learning - based approach for banana leaf diseases classification [C] // Datenbanksysteme für Business, Technologie und Web (BTW 2017), 17. Fachtagung des GI - Fachbereichs, Datenbanken und Informationssysteme (DBIS), Stuttgart, Germany, Workshopband, 2017.
- [15] 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.
- [16] Mohanty S P, Hughes D P, Salathé Marcel. Using deep learning for image - based plant disease detection [J]. Frontiers in Plant Science, 2016, 7: 1419.
- [17] Ramcharan A, Baranowski K, McCloskey P, et al. Deep learning for image - based cassava disease detection [J]. Frontiers in Plant Science, 2017, 8: 1852.
- [18] 黄双萍, 孙超, 齐龙, 等. 基于深度卷积神经网络的水稻穗瘟病检测方法 [J]. 农业工程学报, 2017, 33(20) : 169 - 176.
- [19] Sladojevic S, Arsenovic M, Anderla A, et al. Deep neural networks based recognition of plant diseases by leaf image classification [J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2016, 2016: 3289801.
- [20] Brahimi M, Kamel B, Moussaoui A. Deep learning for tomato diseases: classification and symptoms visualization [J]. Applied Artificial Intelligence, 2017, 31(4) : 299 - 315.
- [21] 刘圆宇, 冯全, 杨森. 基于卷积神经网络的葡萄叶片病害检测方法 [J]. 东北农业大学学报, 2018, 49(3) : 73 - 83.
- [22] 廖经纬, 蔡英, 王语晨, 等. 基于卷积神经网络的植物病害识别技术 [J]. 现代计算机(专业版), 2018(19) : 43 - 48, 53.
- [23] 张敏, 刘杰, 蔡高勇. 基于卷积神经网络的柑橘溃疡病识别方法 [J]. 计算机应用, 2018, 38(增刊 1) : 48 - 52, 76.
- [24] 张航, 程清, 武英洁, 等. 一种基于卷积神经网络的小麦病害识别方法 [J]. 山东农业科学, 2018, 50(3) : 137 - 141.
- [25] 刘瑾蓉, 林剑辉, 李婷婷. 基于卷积神经网络的银杏叶片患病程度识别 [J]. 中国农业科技导报, 2018, 20(6) : 55 - 61.
- [26] 李敬. 基于卷积神经网络的烟草病害自动识别研究 [D]. 泰安: 山东农业大学, 2016.
- [27] 赵建敏, 李艳, 李琦, 等. 基于卷积神经网络的马铃薯叶片病害识别系统 [J]. 江苏农业科学, 2018, 46(24) : 251 - 255.
- [28] 谭云兰, 欧阳春娟, 李龙, 等. 基于深度卷积神经网络的水稻病害图像识别研究 [J]. 井冈山大学学报(自然科学版), 2019, 40(2) : 31 - 38.
- [29] 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.
- [30] 杨晋丹, 杨涛, 苗腾, 等. 基于卷积神经网络的草莓叶部白粉病病害识别 [J]. 江苏农业学报, 2018, 34(3) : 527 - 532.
- [31] 张建华, 孔繁涛, 吴建寨, 等. 基于改进 VGG 卷积神经网络的棉花病害识别模型 [J]. 中国农业大学学报, 2018, 23(11) : 161 - 171.
- [32] 蔡汉明, 随玉腾, 张镇, 等. 基于深度可分离卷积神经网络的农作物病害识别方法 [J]. 安徽农业科学, 2019, 47(11) : 244 - 246, 252.
- [33] 王振, 张善文, 王献锋. 基于改进全卷积神经网络的黄瓜叶部病斑分割方法 [J]. 江苏农业学报, 2019, 35(5) : 1054 - 1060.
- [34] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, 37(9) : 1904 - 1916.
- [35] Ren S Q, He K M, 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) : 1109 - 1122.
- [36] Dai J F, Li Y, He K M, et al. R - FCN: object detection via region - based fully convolutional networks [R]. arXiv: Computer Vision and Pattern Recognition, 2016.
- [37] Brock A, Donahue J, Simonyan K, et al. Large scale GAN training for high fidelity natural image synthesis [R]. arXiv: Learning, 2018.
- [38] Radford A, Metz L, Chintala S. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks [EB/OL]. [2020 - 01 - 03]. <http://arxiv.org/abs/1511.06434>.