

复杂环境下的植物病害识别新型研究

刘子曦,李鸿翔,冯 澳,杜智雄,倪 铭
(四川农业大学 信息工程学院,四川 雅安 625014)

摘要:病害是威胁植物生长的主要因素之一,随着智慧农业的发展,实现在复杂环境下对植物病害的识别是更高效的防治植物病害的基础。针对复杂环境下的叶片识别问题,根据深度学习算法和迁移学习模型,构造出一种新型植物病害识别模型。首先使用复杂背景下的叶片数据集训练 RPN 算法(region proposal network,区域生成网络)实现对叶片的检测定位,然后使用 Chan-Vese 算法分割图像得到包含病斑特征的叶片。最后,将分割后的叶片输入经过简单背景下病害叶片数据集训练后的迁移学习模型,实现复杂环境下的植物病害识别。在常见的植物叶片病害中,以褐斑病、霜霉病、灰霉病为例进行测试,通过测试结果表明该方法平均正确率为 90.4%,远高于传统的 ResNet-101 模型的正确率,在复杂环境下的植物病害识别应用上具有很好的实用性。

关键词:植物病害;RPN 算法;Chan-Vese 算法;迁移学习;ResNet-101

中图分类号:TP181

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2021)11-0202-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2021.11.033

New Research on Plant Disease Identification in Complex Environment

LIU Zi-xi, LI Hong-xiang, FENG Ao, DU Zhi-xiong, NI Ming

(School of Information Engineering, Sichuan Agricultural University, Yaan 625014, China)

Abstract: Disease is one of the main factors that threaten plant growth. With the development of smart agriculture, realizing the identification of plant diseases in complex environments is the basis for more efficient prevention and control of plant diseases. Aiming at the problem of leaf recognition in complex environments, we construct a new type of plant disease recognition model based on deep learning algorithm and transfer learning model. Firstly, the RPN algorithm is trained on the leaf data set in the complex background to realize the detection and positioning of the leaf, and then the Chan-Vese algorithm is used to segment the image to obtain the leaf containing the features of diseased spots. Finally, input the segmented leaves into the transfer learning model trained on the diseased leaf data set in a simple background to realize the recognition of plant diseases in a complex environment. Among the common plant leaf diseases, brown spot, downy mildew and gray mold are selected as examples for testing. It is showed that the average accuracy of the proposed method is 90.4%, which is much higher than that of the traditional ResNet-101 model. The accuracy rate is quite useful in the application of plant disease identification in complex environments.

Key words: plant disease; RPN algorithm; Chan-Vese algorithm; transfer learning; ResNet-101

0 引言

农业在国民经济中占有重要地位,在农业生产中植物病害对农作物的产量、质量会产生巨大的影响^[1]。植物病害会导致粮食减产,造成巨大经济损失,对粮食安全产生威胁。此外,在抑制病虫害时,大规模的农药滥用、误用也对生态环境造成了极大的危害^[2]。因此,针对植物病虫害的防治工作显得尤为重要。

目前国内外对复杂环境下的植物病害识别的研究主要集中在复杂环境下病害叶片图像分割、叶片病斑特征提取、叶片病害识别三方面。在病害图像分割方

面,李艳雪等^[3]选择 DBSCAN 算法,成功地分割出向日葵叶片病害部分图像。秦丰等^[4]通过聚类算法和监督分类方法,进一步提取病斑图像的颜色特征、纹理特征和形状特征。Zhang 等^[5]通过超像素聚类将整个彩色叶图像分为多个紧凑且均匀的超像素,然后对病变部位通过 EM 算法从每个超像素中快速且准确地分割出病害像素,从而得到有效的图像分割。在病斑特征提取方面,胡秋霞^[6]提出了基于颜色矩和小波变化的加权特征提取方法,显著地提高了识别正确率。师韵等^[7]针对苹果叶片病害,克服了经典植物病害识别方

收稿日期:2020-11-16

修回日期:2021-03-17

基金项目:四川省科技创新苗子工程(2019022)

作者简介:刘子曦(2000-),男,研究方向为机器学习;通讯作者:倪 铭(1978-),男,讲师,研究方向为计算机应用。

法中特征提取的难题,提高了识别效果。吴昊昱^[8]研究茶树病害时,运用深度迁移学习的方法提取出病斑特征,防止小样本下的过拟合问题。在叶片病害识别方面,周丽娜^[9]利用叶绿素荧光光谱,构建混合核函数进行稻叶瘟病害的识别。Huang^[10]使用灰度共生矩阵描述病斑纹理,RGB 颜色以及灰度值描述病斑颜色,根据上述特征建立人工神经网络,实现了对蝴蝶兰病害的识别。宋凯等^[11]利用 Haar 小波提取病斑特征向量,之后利用核函数为径向基函数的支持向量机实现对玉米病害的分类。

随着计算机硬件设备性能的不断发展和大数据时代的到来,以卷积神经网络为代表的深度学习算法在图像识别领域发挥了重要的作用^[12-13]。越来越多的研究者开始将卷积神经网络应用于智慧农业领域,进行植物病害识别。Amara 等^[14]使用 LeNet 作为神经网络架构,实现了复杂环境下对香蕉叶片病害的识别。Wang 等^[15]使用卷积神经网络识别出病害种类以及病害严重程度。刘媛^[16]使用 Faster-RCNN 算法,利用复杂环境下的植物病害图像数据集,端到端地实现复杂环境下的葡萄叶病斑的提取,并且根据病斑实现对病害识别。

从上述国内外研究情况来看,虽然目前在三个方面均取得了一定的成果,但是由于农田背景信息包括地理环境、土壤环境、光照环境、水环境等,机器视觉技术难以实现无监督地从复杂环境下提取叶片。同时由于病斑颜色与土壤颜色类似,且与叶片颜色差距较大,因此在使用基于颜色、阈值的图像分割算法时,会将病斑从叶片图像中分割出去,无法进行后续对病斑特征提取等操作。

针对上述问题,文中建立了一个在复杂环境下具有无监督性、准确度高、泛用性好、训练效率高等特点的植物病害识别模型。以褐斑病、霜霉病、灰霉病等病害为例,通过基于 RPN 算法(region proposal network, 区域生成网络)的复杂环境下病害叶片定位检索、基于 Chan-Vese 算法的复杂环境下病害叶片图像分割算法、基于迁移学习的病害识别模型进行深入研究与分析,在植物病害识别的应用上具有很好的适用性。

1 基于 RPN 算法的复杂环境下叶片检索

由于植物病害叶片的背景复杂,不同的土壤信息、光照信息等的变化均会对复杂环境下的叶片分割带来影响。因此,选用 RPN 算法首先在复杂环境下对叶片进行检索定位。

1.1 RPN 算法和 Faster-RCNN 模型

Faster-RCNN^[17] 是 Ren 等在 R-CNN^[18]、Fast-RCNN^[19] 基础上改进的目标检索模型。Faster-RCNN

模型的输出包括物体边界框,每个边界框中物体的类别,边界框内物体类别的概率。相比于 R-CNN, Fast-RCNN 模型中通过选择性搜索的方法来检测物体, Faster-RCNN 模型利用 RPN 算法可以更加迅速准确地检测物体。

根据 Faster-RCNN 模型,在将输入数据输入 RPN 算法之前,需要先将数据浓缩提取特征,即对数据进行卷积操作。将原始图片输入卷积神经网络中,经过多次卷积、池化操作之后,可获得高度浓缩的图像特征。RPN 算法设置了三种比例与三种尺寸的固定大小的九种边界框。通过将九种边界框作为滑窗在特征图上滑动获得预测物体位置的参考边界框。将每一个边界框,输入两个神经网络,一个负责分类,一个负责控制边界框位置调整。再利用两个神经网络获得分类结果以及边界框位置,运用 NMS 算法消除对同一物体的多个边界框,最后只保留结果最好的边界框。RPN 算法结构如图 1 所示。

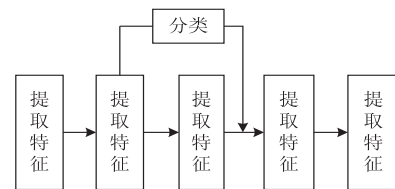
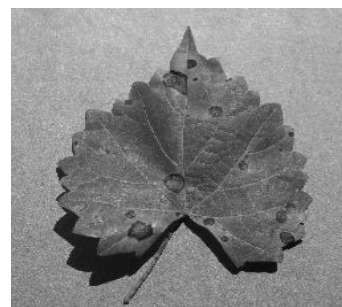


图 1 RPN 算法结构

1.2 训练参数设置

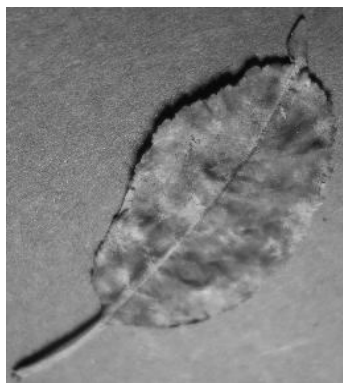
PlantVillage 是由宾州州立大学建立的大型农业问答论坛,其中包含多种简单背景下的植物病害图片数据集,并且面向所有用户开放。文中下载褐斑病、灰霉病、霜霉病三种图像作为训练数据,其中褐斑病 482 张,灰霉病 651 张,霜霉病 827 张,共计 1 960 张,如图 2 所示。



(a) 褐斑病



(b) 灰霉病



(c) 霜霉病

图 2 简单环境下的病害

使用这些简单背景下的叶片数据集对 RPN 模型进行训练。在模型训练时,设置参数包括控制模型收敛的梯度下降优化参数,控制训练数据集的输入数据参数,控制 RPN 算法效果的 RPN 参数。

模型训练参数如表 1 所示。

表 1 模型训练参数设置

参数类别	参数名称	参数设置
梯度下降优化参数	学习率	0.001
	权重衰减	0.000 5
	学习冲量	0.9
	学习率衰减	0.1
输入数据参数	图片大小	(224,224)
	批处理大小	256
	迭代次数	8 000
RPN 参数	正样本判断阈值	0.7
	负样本判断阈值	0.3
	NMS 阈值	0.7

1.3 复杂环境下叶片检索结果

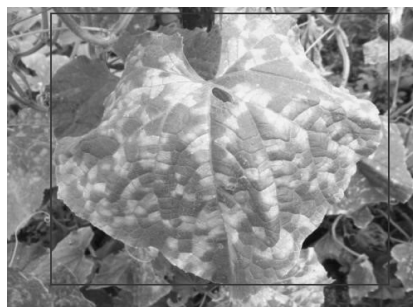
从百度图片等公开图片网站上下载复杂环境下的褐斑病、灰霉病、霜霉病各 150 张,即一共 450 张作为测试数据。由于 VGG-16 模型拥有简便的模型网络和较好的泛化能力,目前常用作特征提取模型。将测试图像输入 VGG-16 模型以及 RPN 算法,得到的结果如图 3 所示。



(a) 褐斑病



(b) 灰霉病



(c) 霜霉病

图 3 复杂环境下的定位检索

2 基于 Chan-Vese 算法的复杂环境下叶片图像分割

水平集方法^[20]是一种计算曲面算法的数值计算方法,其可以在笛卡尔网络上对曲面进行数值计算而不需要对曲面参数化。由于水平集方法可以方便地获取物体的拓扑结构,因此近年来水平集方法在图像分割方面有了广泛的应用。Chan-Vese 算法^[21]在水平集方法基础上,简化了水平集方法,可以有效地分割含有噪音、弱边缘的图像。基于以上特点,Chan-Vese 算法可以较好地复杂环境下分割包含完整病斑的叶片。由于复杂环境下的图像颜色信息复杂,基于颜色、阈值的机器视觉算法难以取得较好的效果,因此文中使用基于区域的 Chan-Vese 算法对复杂环境下的叶片图像进行分割。

2.1 水平集方法

利用水平集算法进行图像分割本质上是将二维的图像分割转换为三维的平面相交问题,将两曲面相交的曲线作为图像分割的边界,利用图像信息约束曲面演化,通过不断地迭代运算最终得到图像分割边界。水平集方法主要包含三个要素:对初始相交曲线的定义,控制曲面演化 PDE 方程,对 PDE 方程的数值求解。

设在 t 时刻,两曲面相交的曲线为 $C(t)$,设符号距离函数为:

$$\varphi(x, y, t) = \pm d \tag{1}$$

意为在 t 时刻,点 (x, y) 距离曲线 $C(t)$ 最短的距离为 d 。通常设置在曲线 $C(t)$ 内的点距离为负,反之为正。

水平集曲面函数演化遵从哈密顿-雅可比方程,即:

$$\begin{cases} \frac{\partial \varphi}{\partial t} = F |\nabla \varphi| \\ \varphi(x, y, 0) = \varphi_0(x, y) \end{cases} \quad (2)$$

式中, F 表示曲线 $C(t)$ 上各个点演化的速度,其演化方向为曲线各点的法线方向。从上式可以看出,只要速度 F 变化平滑,则 $\varphi(x, y, t)$ 始终保持平滑。在此基础上,通过约束速度 F 来约束曲面演化。最终的轮廓为零水平集:

$$\varphi(x, y) = 0 \quad (3)$$

2.2 Chan-Vese 算法

Chan-Vese 算法在水平集方法的基础上,并不通过显式地控制速度来控制曲面演化,而是通过构建一个能量函数来约束整体区域。该能量函数的定义为轮廓内与轮廓外图像的灰度值的方差之和最小,并且增加轮廓长度使轮廓收敛。设图像中有一闭合曲线,则能量函数表示为:

$$E = \mu \text{Length}(C) + \lambda_1 \iint_{c_1} |u(x, y) - u_1|^2 dx dy + \lambda_2 \iint_{c_2} |u(x, y) - u_2|^2 dx dy \quad (4)$$

式中, c_1 表示轮廓内, c_2 表示轮廓外, $u(x, y)$ 表示图像灰度值, u_1 表示轮廓内灰度平均值, u_2 表示轮廓外灰度平均值。则设:

$$F_1 = \lambda_1 \iint_{c_1} |u(x, y) - u_1|^2 dx dy \quad (5)$$

$$F_2 = \lambda_2 \iint_{c_2} |u(x, y) - u_2|^2 dx dy \quad (6)$$

当 $F_1 \approx 0$ 且 $F_2 \approx 0$ 时演化停止。

采用水平集方法对式(4)求解,使用零水平集表达轮廓线。引入 Heaviside 函数以及 Dirac 函数:

$$H(\varphi) = \begin{cases} 1, \varphi \geq 0 \\ 0, \varphi < 0 \end{cases} \quad (7)$$

$$\delta(\varphi) = \frac{dH}{d\varphi} \quad (8)$$

则能量函数的水平集方程为:

$$E = \eta \iint_{\Omega} \delta(\varphi) |\nabla \varphi| dx dy + \lambda_1 \iint_{\Omega} |u(x, y) - u_1|^2 H(\varphi) dx dy + \lambda_2 \iint_{\Omega} |u(x, y) - u_2|^2 (1 - H(\varphi)) dx dy \quad (9)$$

利用变分法将式(9)最小化,结合 Euler-Lagrange 方程,得到如下偏微分方程:

$$\frac{\partial E}{\partial \varphi} = \delta(\varphi) (\eta \cdot \text{div}(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|})) +$$

$$\delta(\varphi) [-\lambda_1 (1 - u_1)^2 + \lambda_2 (1 - u_2)^2] \quad (10)$$

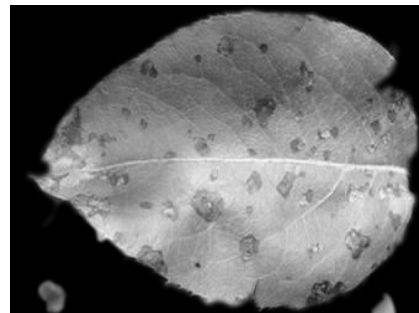
其中, $u_1 = \frac{\iint_{\Omega} u(x, y) H(\varphi) dx dy}{\iint_{\Omega} H(\varphi) dx dy}$, $u_2 = \frac{\iint_{\Omega} u(x, y) [1 - H(\varphi)] dx dy}{\iint_{\Omega} [1 - H(\varphi)] dx dy}$ 。

针对上式可以使用梯度下降法自动检测灰度不同的目标区域,并且使能量函数达到全局最小。

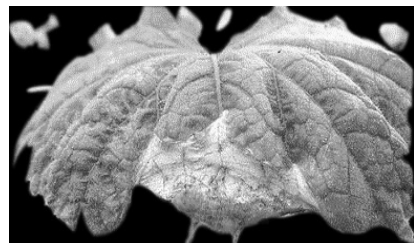
2.3 复杂环境下叶片图像分割参数设置与结果

文中设置初始零水平集为以图片中心为圆心,图片对角线长度的三分之一为半径的圆形。设置 Chan-Vese 算法迭代计算次数为 800 次。水平集函数的惩罚项系数 μ 设置为 1,平滑项的系数 ν 设置为 0,空间步长设为 1,时间步长设为 0.1。

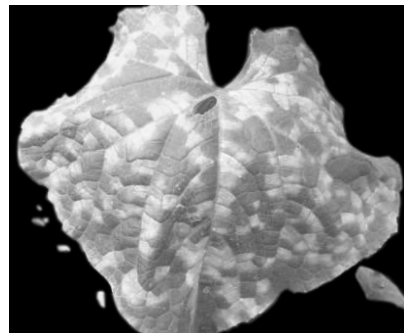
将 RPN 算法所获得的图片输入 Chan-Vese 算法,将零水平集内的图像保留,零水平集外的图像设为黑色,得到的图像分割结果如图 4 所示。



(a)褐斑病



(b)灰霉病



(c)霜霉病

图 4 复杂环境下的分割结果

根据图 4 可以发现,经过 800 次迭代计算,Chan-Vese 算法可以取得较好的叶片图像分割效果。它保留了叶片中央完整结构,包括叶片脉络、病斑颜色、病斑形状等。通过 Chan-Vese 算法获取的叶片中央完整结构可以用于下一步迁移学习模型病害识别。

3 基于迁移学习模型的叶片图像识别

3.1 迁移学习

设域为 D ,包括两个内容:

$$D = \{X, P(X)\} \quad (11)$$

其中, X 表示特征空间,包含了所有可能的特征取值; $P(X)$ 表示特征空间内的某种特定的特征采样实例。

设任务为 T ,其同样包括两部分:

$$T = \{Y, f(X)\} \quad (12)$$

其中, Y 表示标签空间,即所有标签组成的向量空间; $f(X)$ 为预测函数,根据输入数据的特征和标签学习而来。

由于针对不同学习目标的神经网络的浅层网络具有相似特征^[22],因此可以利用迁移学习算法将针对源任务的神经网络浅层网络迁移到针对目标任务的神经网络中。迁移学习在使用中,相比于重新学习,具有初始时期更好的表现、模型收敛更快、最终效果更好等优点^[23]。

由于传统神经网络模型对数据集的质量与数量要求较高,且在训练过程中对硬件资源需求较高,训练时间较长,不利于模型推广使用。迁移学习模型在已预训练模型的基础上,使用简单背景下的病害叶片数据集训练模型。相比于传统模型,迁移学习可以更快地完成模型训练,获得较好的识别效果。因此,文中使用迁移学习模型进行叶片病害的识别。

3.2 叶片病害识别参数设置与模型训练

ResNet-101 模型根据模型训练过程中的残差对网络进行拟合,在 ImageNet 图像识别中取得了较好的分类效果,对深度学习网络在精度与速度上取得了较好的优化效果。文中选用 ResNet-101 作为预训练模型,使用简单背景下的病害叶片数据集对该网络进行训练。

迁移学习模型参数包括梯度下降优化参数以及训练参数,具体参数设置如表 2 所示。

表 2 迁移学习模型参数设置

参数类别	参数名称	参数设置
梯度下降优化参数	权重衰减	0.000 5
	学习率	0.001
	学习冲量	0.9
	学习率衰减	0.1

续表 2

参数类别	参数名称	参数设置
训练参数	图片大小	(224, 224)
	批处理大小	256
	迭代次数	4 000

经过迭代训练后,迁移学习模型与 ResNet-101 模型的损失值如图 5 所示。

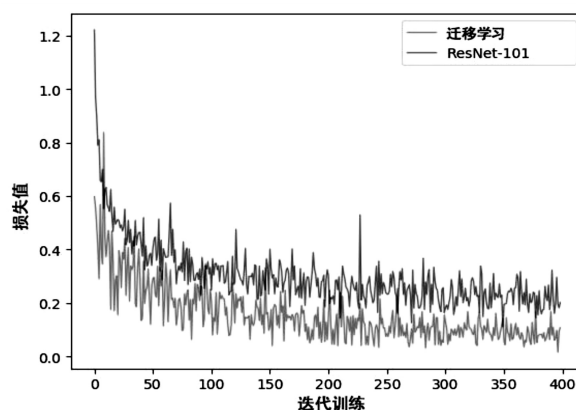


图 5 迁移学习与 ResNet-101 训练过程损失值对比

根据图 5 可以发现,经过相同的迭代训练后,迁移学习模型相比于 ResNet-101 模型,拥有更快的收敛速度,在收敛后拥有更低的模型损失值。因此,文中使用迁移学习模型可以更快收敛,取得更好的模型识别效果。

3.3 叶片病害识别结果

将基于 Chan-Vese 算法分割得到的图像输入迁移学习模型。作为对照,将未经本文上述处理的图像输入 ResNet-101 模型进行识别,识别结果如表 3 所示。

表 3 文中方法与 ResNet-101 模型结果对比

类别	文中方法		ResNet-101 模型	
	正确识别数	识别率/%	正确识别数	识别率/%
褐斑病	138	92.0	85	56.7
灰霉病	136	90.7	74	49.3
霜霉病	133	88.7	67	44.7
汇总	407	90.4	226	50.2

根据表 3 可以发现,文中方法在上述识别的平均正确率为 90.4%,显著优于 ResNet-101 模型的正确率 50.2%。对比文中方法在三种样本中的表现,可以发现相比于灰霉病和霜霉病,褐斑病可以获得更好的效果。

4 结束语

随着信息技术的发展,智慧农业也在快速发展,其在对农业生产的远程控制、远程诊断、灾害预警等领域起到了重要的作用。然而智慧农业在复杂环境下的植物病害识别方向的研究仍然存在鲁棒性较差,易丢失

病斑信息,所需数据集复杂,对硬件设备要求高等缺陷。因此,文中建立了一个基于深度学习算法和迁移学习模型的植物病害识别模型。通过实验测试发现,该模型针对褐斑病、霜霉病、灰霉病这三种病害叶片的识别正确率分别为 92.0%,90.7%,88.7%,平均识别正确率达到 90.4%,优于传统的 ResNet-101 模型。

参考文献:

- [1] 史宝娟,赵国杰. 发展循环经济是我国农业经济运行的必然趋势[J]. 中国农机化,2006(4):13-15.
- [2] 丁素明,张晓辛. 农药使用的污染因素及控制途径[J]. 中国农机化,2010(1):32-34.
- [3] 李艳雪,吕芳. 向日葵叶部病害图像分割方法[J]. 计算机技术与发展,2019,29(5):148-151.
- [4] 秦丰,刘东霞,孙炳达,等. 基于图像处理技术的四种苜蓿叶部病害的识别[J]. 中国农业大学学报,2016,21(10):65-75.
- [5] ZHANG Shanwen, YOU Zhuhong, WU Xiaowei. Plant disease leaf image segmentation based on superpixel clustering and EM algorithm[J]. Neural Computing & Applications, 2019, 31(2):1225-1232.
- [6] 胡秋霞. 基于图像分析的植物叶部病害识别方法研究[D]. 杨凌:西北农林科技大学,2013.
- [7] 师韵,黄文准,张善文. 基于二维子空间的苹果病害识别方法[J]. 计算机工程与应用,2017,53(22):180-184.
- [8] 吴昊昱. 基于小样本学习的自然场景图像中茶叶病害识别[D]. 合肥:安徽大学,2020.
- [9] 周丽娜. 基于叶绿素荧光光谱分析的稻叶瘟病害识别与预警[D]. 长春:吉林大学,2014.
- [10] HUANG K Y. Application of artificial neural network for detecting Phalaenopsis seedling diseases using color and texture features[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2007, 57(1):3-11.
- [11] 宋凯,孙晓艳,纪建伟. 基于支持向量机的玉米叶部病害识别[J]. 农业工程学报,2007,23(1):155-157.
- [12] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. Neural Computation, 2006, 18(7):1527-1554.
- [13] GU J, WANG Z, KUEN J, et al. Recent advances in convolutional neural networks[J]. Pattern Recognition, 2018, 77:354-377.
- [14] AMARA J, BOUAZIZ B, ALGERGAWY 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. Stuttgart, Germany: Workshopband, 2017.
- [15] WANG G, SUN Y, WANG J, et al. Automatic image-based plant disease severity estimation using deep learning[J]. Computational Intelligence & Neuroscience, 2017, 2017 (Pt. III):2917536.
- [16] 刘媛. 基于深度学习的葡萄叶片病害识别方法研究[D]. 兰州:甘肃农业大学,2018.
- [17] 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, 2017, 39(6):1137-1149.
- [18] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Columbus, OH: IEEE, 2014: 580-587.
- [19] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. Santiago, Chile: IEEE, 2015:1440-1448.
- [20] OSHER S, SETHIAN J A. Fronts propagating with curvature-dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations[J]. Journal of Computational Physics, 1988, 79(1):12-49.
- [21] MUMFORD D, SHAH J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1989, 42(5):577-685.
- [22] YOSINSKI J, CLUNE J, BENGIO Y, et al. How transferable are features in deep neural networks? [J]. arXiv: 1411.1792v1, 2014.
- [23] OLIVAS E S, GUERRERO J D M, SOBER M M, et al. Handbook of research on machine learning applications and trends: algorithms, methods and techniques - 2 volumes [M]. Hershey, PA: Information Science Reference - Imprint of: IGI Publishing, 2009.