

智慧农业

基于卷积神经网络的农作物病害识别

李建华¹, 郝 炘^{2*}, 牛明雷³, 王俊伟⁴, 李平安⁵, 杨立国⁶

(1. 天津市宝坻区朝霞街道办事处, 天津 301800; 2. 天津农垦渤海农业集团有限公司, 天津 301823;
3. 农业农村部工程建设服务中心, 北京 100081; 4. 北京市植物保护站, 北京 100029; 5. 湖南省益阳市
桃江县农业局, 益阳 413499; 6. 内蒙古自治区植保植检站, 呼和浩特 010010)

摘要:【目的】农作物生长过程中, 作物产量会受到各种病害影响, 实现自动精准地识别农作物病害以及病害程度的测定是农作物病害防治的关键。【方法】文章设计了一种基于卷积神经网络的农作物病害的识别方法并建立了农作物病害识别模型, 模型利用 10 种作物中常见的 59 种病害类型的叶片图像数据集进行训练, 并对模型的训练过程和训练结果进行评估。【结果】(1) 农作物病害识别模型对 59 种病害类型的总识别精度达到 0.83, 部分类别的识别率高于 0.9; (2) 当训练的迭代次数增加到 50 轮以上时, 农作物病害识别模型的性能不再提升, 此时数据集图像的数量对模型性能的影响较大。【结论】实验证明, 利用卷积神经网络进行农作物病害识别具有较高的可行性和准确性, 为农作物病害的防治打下基础。

关键词: 卷积神经网络; 农作物病害; 图像识别

DOI: 10.12105/j.issn.1672-0423.20190304

0 引言

农作物病害是我国主要农业灾害之一, 它具有种类多、影响大并时常暴发成灾的特点, 不仅对农作物生产造成损失, 还会对食品安全产生威胁^[1]。农作物病害的正确诊断和鉴定, 对保证作物产量、预防食品安全起着重要作用。识别病害需要专业人士进行鉴定分析、得出结论, 但大多数种植人员专业知识较少、经验不足, 因此迫切需要借助现代计算机和互联网技术实现农民通过拍摄病害叶子的图像来判断作物疾病, 及时对疾病做出预防^[2]。

随着深度学习和图像技术不断发展, 利用高性能的并行计算集群, 极大提高了计算速度, 使得卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 在目标检测^[3-5]和图像分类^[6-7]方面取得了巨大的进步。弥补了传统的图像分类方法中, 特征提取能力较差, 经过复杂的图像预处理和分类算法之后无法根据获取到的特征表达进行分类的缺点。利用卷积神经网络结合计算机视觉技术识别农业病害已经成为当下研究的热点。Kawasaki 等^[8]利用卷积神经网络提出一种黄瓜叶病诊断系统, 在甜瓜黄斑病毒和西葫芦黄花叶病毒和非病害类别方面达到 94.9% 的准确度。Sanyal 等^[9]根据水稻叶子颜色纹理诊断了褐

收稿日期: 2019-05-24

第一作者简介: 李建华 (1972—), 农艺师。研究方向: 园艺作物栽培技术。Email: bingfu1999@159.com

* 通信作者简介: 郝炘 (1980—), 农艺师。研究方向: 现代农业。Email: wolf_wild@163.com

斑病和稻瘟病的水稻病。李艳^[10]提出了利用 Fisher 准则的卷积神经网络识别 4 种马铃薯病害，精度为 87.04%。Srdjan 等^[11]利用卷积神经网络实现了对 13 种病害的识别，该模型还具有分辨植物叶片与其周围环境的能力，最终获得较高的识别率。Mohanty 等^[12]分别使用 AlexNet 和 GoogLeNet 模型训练，对农业相关网站（PlantVillage）中 14 种植物、59 种病害以及部分健康植物的图像进行分类识别，识别精度分别可达到 97.82% 和 99.35%。Brahimi 等^[13]收集了 14 828 张图像对番茄叶片 59 种病害种类识别，准确率达到 99.18%。Jihen 等^[14]利用 LeNet 网络对香蕉病害进行分类，并取得了较高的识别率。

文章以 10 种农作物，59 种病害为基础，提出了一种基于改进型的卷积神经网络的农作物病害识别方法。对常见病状进行等级划分并将每种植物健康叶片作为负样本加入数据集，得到 35 861 张数据集。利用随机失活（Dropout）和局部响应值归一化的方法以及稀疏连接的网络结构，设计了一种 8 层卷积神经网络，建立农作物病害识别模型，并验证模型有效性，实现对农作物日常出现疾病的诊断和预防。

1 材料与方法

1.1 图像数据集

该研究中的图像数据来源于 AI Challenger 2018 比赛中的植物病害数据集，对苹果、樱桃、玉米、葡萄、柑橘、桃树、辣椒、马铃薯、草莓和番茄 10 种植物的病害重新整理划分，将每种植物的健康叶片作为负样本加入到数据集中，避免网络的过拟合现象。数据集最终包含 35 861 张不同尺寸的危害叶片图像，由于神经网络要求输入图像的尺寸必须统一，因此利用图像填充法填充图像后再将尺寸缩放成 227×227 像素大小的图像。10 种农作物的数据集中，由于一些疾病初期和后期的表现症状相差比较大，因此对这些不同程度的疾病分为不同类别，共 59 种类别，部分样本图像。如图 1 所示，部分典型病害根据特征是否明显划分为一般程度和严重程度，但像番茄花叶病毒病的发病程度外观不明显则作为一个类别。根据不同类别，整理网络所需要的数据，加入健康叶片作为负样本之后样本类别为 59 类，总数量为 35 861 张图像，如表 1 所示，并按照 7:1 的比例将数据集样本划分为训练集 31 370 张图像和测试集 4 491 张图像。

1.2 农作物病害识别方法

利用卷积神经网络进行农作物病害分类，其关键部分在于叶片图像的特征提取，传统方法特征提取能力有限，具有极强特征提取能力的卷积神经网络使得图像分类迈入了一个新的阶段。LeNet 是 CNN 的第一个典型网络结构^[6]，由两层卷积层、两层池化层以及三层全连接层构成。LeNet 是典型的浅层网络的代表，但是该文数据集包含类别较多，LeNet 无法较高准确率地完成病害分类。AlexNet^[15]在 ImageNet 竞赛中对 1 000 种类别图像进行分类，以超过第二名 10.9 个百分点的绝对优势一举夺冠，在图像分类领域上获得了很好的成果，相比后期出现的深层网络，AlexNet 设计更加简洁明了。农作物病害小样本分类时，深层网络过度提取特征容易导致过拟合，且训练速度和识别速度较慢，因此针对农作物病害的小样本数据集，该文设计了一种基于 AlexNet 卷积神经网络的农作物病害识别方法，能够实现快速训练和识别，如图 2 所示。

2019年6月

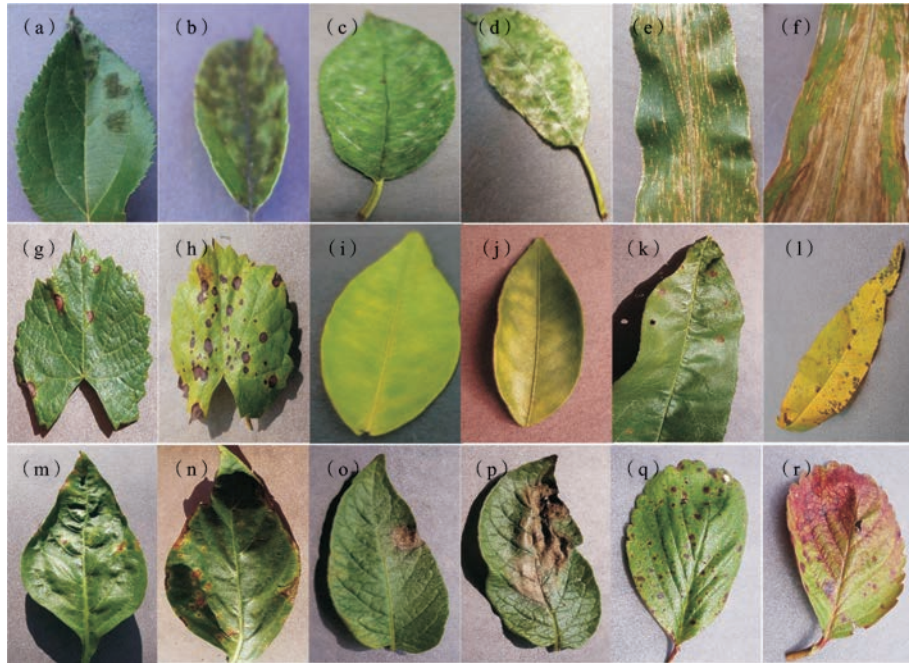


图1 部分农作物病害样本图像: (a) 苹果黑星病一般 (b) 苹果黑星病严重 (c) 樱桃白粉病一般 (d) 樱桃白粉病严重 (e) 玉米灰斑病一般 (f) 玉米灰斑病严重 (g) 葡萄黑腐病一般 (h) 葡萄黑腐病严重 (i) 柑橘黄龙病一般 (j) 柑橘黄龙病严重 (k) 桃疮痂病一般 (l) 桃疮痂病严重 (m) 辣椒疮痂病一般 (n) 辣椒疮痂病严重 (o) 马铃薯晚疫病一般 (p) 马铃薯晚疫病严重 (q) 草莓叶枯病一般 (r) 草莓叶枯病严重

Fig1 Partial sample image of crop diseases

表1 农作物病害训练集

Table 1 Training set of crop diseases

植物	类别	序号	样本	植物	类别	序号	样本	植物	类别	序号	样本
苹果	健康	1	1 354	葡萄	轮斑病一般	21	577	草莓	叶枯病严重	41	666
	黑星病一般	2	241		轮斑病严重	22	478		番茄	健康	42
	黑星病严重	3	172		褐斑病一般	23	70	白粉病一般		43	365
	灰斑病	4	488		褐斑病严重	24	718	白粉病严重	44	1 104	
	雪松锈病一般	5	162	柑橘	健康	25	419	黄化曲叶病毒严重	45	2 771	
	雪松锈病严重	6	46		黄龙病一般	59	2 090	花叶病毒病	46	298	
樱桃	健康	7	683	黄龙病严重	27	2 044	早疫病一般	47	287		
	白粉病一般	8	128	桃树	健康	28	287	早疫病严重	48	505	
	白粉病严重	9	128		疮痂病一般	29	979	晚疫病菌一般	49	302	
玉米	健康	10	430		疮痂病严重	30	879	晚疫病菌严重	50	1 210	
	灰斑病一般	11	218	辣椒	健康	31	1 168	叶霉病一般	51	371	
	灰斑病严重	12	191		疮痂病一般	32	359	叶霉病严重	52	384	
	锈病一般	13	552		疮痂病严重	33	429	斑点病一般	53	47	
	锈病严重	14	406	马铃薯	健康	34	1 634	斑点病严重	54	25	
	叶斑病一般	15	233		早疫病一般	35	232	斑枯病一般	55	481	
	叶斑病严重	16	542		早疫病严重	36	583	斑枯病严重	56	922	
	花叶病毒病	17	931		晚疫病一般	37	287	红蜘蛛损伤一般	57	619	
葡萄	健康	18	336	晚疫病严重	38	510	红蜘蛛损伤严重	58	310		
	黑腐病一般	19	435	草莓	健康	39	277	黄化曲叶病毒一般	59	1 495	
	黑腐病严重	20	528		叶枯病一般	40	219	综合	总数	31 370	

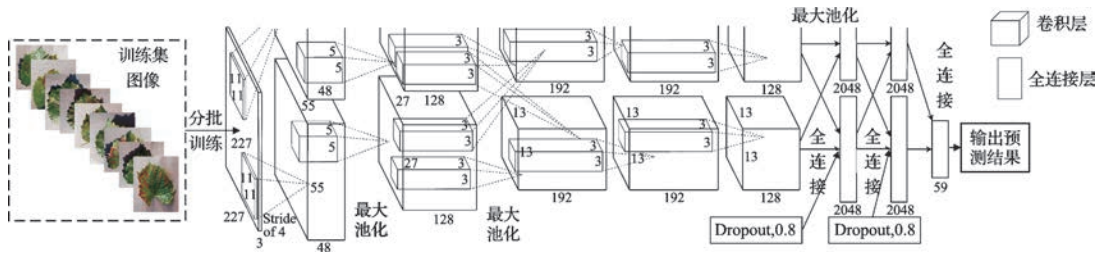


图 2 农作物病害识别卷积神经网络结构

Fig.2 Agricultural crop disease identification convolutional neural network structure

AlexNet 卷积网路由 5 个卷积层、3 个最大池化层和 3 个全连接层组成，网络的参数结构以及图像经过每层之后的数据结果如表 2 所示。网络的输入层定义了输入图像的大小为 227×227 像素大小的 RGB 彩色图像，因此图像通道数为 3。

表 2 卷积神经网络各个阶段主要参数

Table 2 Structure of Convolutional Neural Networks

网络结构	参数 / 卷积核大小	卷积核数量	步长	激活函数
卷积层 (Conv1)	11×11	96	4	ReLU
LRN	—	—	—	—
池化层 (MaxPool1)	3×3	—	2	—
卷积层 (Conv2)	5×5	256	1	ReLU
LRN	—	—	—	—
池化层 (MaxPool2)	3×3	—	2	—
卷积层 (Conv3)	3×3	384	1	ReLU
卷积层 (Conv4)	3×3	384	1	ReLU
卷积层 (Conv5)	3×3	256	1	ReLU
池化层 (MaxPool3)	3×3	—	2	—
全连接层 (FC1)	—	4 096	—	ReLU
随机失活 (Dropout)	0.8	—	—	—
全连接层 (FC2)	—	4 096	—	ReLU
随机失活 (Dropout)	0.8	—	—	—
全连接层 (FC3)	—	59	—	—

表 2 列出了卷积神经网络 AlexNet 每一阶段的重要参数，其中 LRN (Local Response Normalization) 为局部响应值归一化，为局部神经元的活动创建竞争机制，使得其中响应比较大的值变得相对更大，并抑制其他反馈较小的神经元，增强了模型的泛化能力。

卷积层是由一个可训练的滤波器去卷积上一层输入的图像，输出图像的特征图。通过卷积运算可以使原信号增强、降低噪声信号，网络使用稀疏连接，改善了人工神经网络中参数冗余的缺点。在最后通过 3 层全连接层，对病害叶片的局部信息进行提取整合，最后一层全连接层参数设定为 59，选取概率最大的类输出预测结果。

由于模型中参数较多而训练样本较少，训练结果容易出现过拟合现象，降低了网络

2019年6月

的鲁棒性。因此 AlexNet 首次提出了 Dropout, 即随机失活方法。通过在最后两个全连接层中使用 Dropout, 按照一定的概率将网络中的神经元进行剔除, 使得训练过程中部分神经元停止工作, 有效缓解了过拟合的发生, 达到了正则化效果。该文在 AlexNet 网络的全连接层中加入舍去概率为 0.2 的 Dropout 层, 随机舍弃部分神经元, 使其强制性失活, 过滤特征中的冗余信息, 使得模型的泛化能力更强, 降低局部特征的依赖性。

该文使用随机梯度下降法 (Stochastic Gradient Descent, SGD) 进行训练, 梯度下降法又被称为最速下降法 (Steepest Descend Method), 其理论基础是梯度的概念。梯度与方向导数的关系为: 梯度的方向与取得最大方向导数值的方向一致, 而梯度的模就是函数在该点的方向导数最大值。为了评估模型拟合好坏, 通常用损失函数来度量拟合的程度。损失函数极小化, 意味着拟合程度最好, 对应的模型参数即为最优参数。在线性回归中, 损失函数通常为样本输出和假设函数的差取平方。将训练集划分为多个小样本集分批进行训练, 根据随机抽取的小样本数据的训练结果沿着梯度方向调整参数, 加快迭代速度。

AlexNet 网络在最后一层全连接层中使用了 Softmax 分类器对结果进行分类, 从而得到不同类别的概率, 而所有类别的概率之和为 1。Softmax 分类器的函数定义为:

$$y_i(x) = \frac{e^{a_i(x)}}{\sum_{i=1}^C e^{a_i(x)}} \quad \forall i \in 1 \sim C \quad (1)$$

式 (1) 中, $a_i(x)$ 为类别 i 通道上的像素点 x 的输出值; C 为类别, 在该研究中 $C=59$; $y_i(x)$ 为像素点 x 属于类别 i 的概率。利用交叉熵损失函数计算下降梯度, 其公式为:

$$H(p, q) = -\sum_{i=1}^n p(x_i) \log(q(x_i)) \quad (2)$$

式 (2) 中, $p(x_i)$ 为图像 i 的真实标签, $q(x_i)$ 为图像 i 的网络预测值, 所有元素之和为损失函数的值。

2 实验结果与分析

在进行农作物病害识别模型训练中, 该实验硬件环境中使用了两个 GeForce GTX 2080Ti 型 GPU; 软件环境为 Ubuntu16.04 操作系统以及 Tensorflow 深度学习框架, 其中 Keras 的版本为 2.2.4, CUDA API 的版本为 9.1, cuDNN 的版本为 9.0; 算法实现语言采用 Python3.6.3 版本。

利用准备好的训练集对农作物病害识别模型进行训练, 训练过程中利用交叉验证 (Cross Validation) 法中的留出法将数据集按照 7:1 的比例分为训练集与测试集, 其中训练集按照 9:1 的比例划分为训练部分和验证部分。在实际训练过程中, 每当训练的样本批次数量为 10 的倍数时, 进行一次验证集验证识别率。借此可以更加直观分析模型的过拟合程度以及训练效果。

该实验将样本训练迭代次数设置为 20 次，学习率为 0.000 1，每迭代一次输入的样本数量为 50 张图像。在图像输入网络之前将每个图像填充缩放到 227×227 像素，并进行归一化处理。在对样本进行训练时，根据每次迭代之后计算的损失函数的损失值和训练精度值，利用 SGD 和反向传播算法沿着小样本梯度下降的方向优化网络参数。如图 3 所示为训练集和验证集每轮训练的损失值和精度值变化曲线。

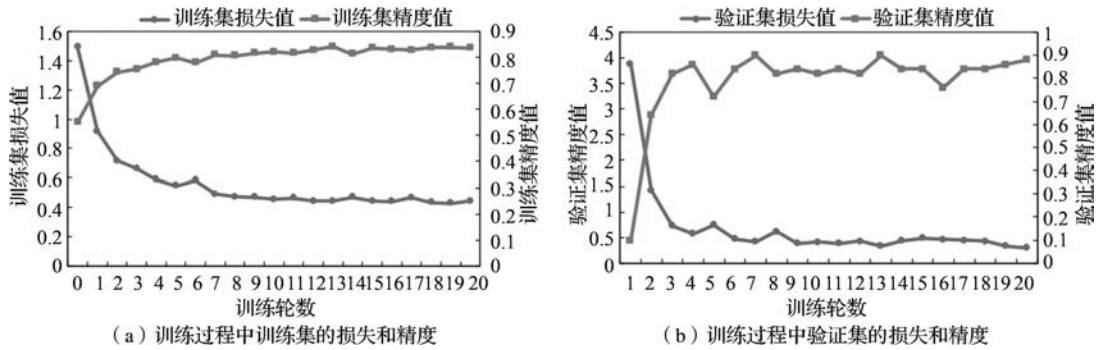


图 3 农作物病害识别模型的训练过程
Fig.3 Training process of crop disease identification model

图 3 (a) 为农作物病害模型训练过程中训练集的损失值和精度值，图 (b) 为验证集的损失值和精度值，整体而言，模型训练过程中的损失值呈下降趋势，精度值呈上升趋势，其数值经历了快速收敛后呈现在较小范围内震荡趋势。比较训练集和验证集的曲线变化趋势可知，两者间损失值和精度值的变化趋势基本一致，说明网络整体收敛较好，未出现过拟合情况，且收敛速度较快，模型在 11~20 轮之间趋于稳定。

为了比较不同迭代次数对模型性能的影响，对农作物病害模型进行训练，每 50 轮保存一次模型，训练轮数为 200 轮时停止，利用测试集测试每 50 轮模型的预测结果，如表 3 所示。

表 3 不同训练轮数的模型性能
Table 3 Model performance of different training rounds

训练轮数	训练集损失值	训练集精度值	验证集损失值	验证集精度值	模型正确率
1	1.492 17	0.550 65	3.878 4	0.106 42	0.523 9
5	0.546 51	0.797 42	0.745 02	0.725 28	0.776 22
10	0.456 47	0.822 59	0.417 23	0.823 89	0.808 95
15	0.442 72	0.836 13	0.490 79	0.843 08	0.814 89
20	0.445 95	0.839 35	0.304 88	0.882 37	0.821 97
50	0.681 24	0.883 35	0.448 94	0.975 28	0.834 78
100	0.970 59	0.830 65	0.486 9	0.865 42	0.828 56
150	1.159 21	0.830 97	0.603 75	0.863 73	0.830 13
200	1.150 07	0.865 48	0.631 75	0.848 16	0.831 28

2019年6月

从表3可以看出,随着迭代次数的不断增加,网络收敛越来越好,但当迭代次数增加到一定程度时,模型的损失函数值不下降且还有上升趋势,精度值也不再上升,在 0.83 ± 0.03 之间震荡,模型在测试集上预测的正确率也不再增加。由此可知,当模型收敛良好时,增加迭代次数后模型的性能不再提升。

表4为农作物病害模型在测试集上的测试结果,模型综合可达到0.83的高识别率,由于一些类别样本数量较少,类别特征较弱,模型对此类样本识别率较低,因此需要增加样本数量和多样性来提升模型对农作物病害的识别能力。

表4 农作物病害模型对每种病害的识别结果
Table 4 Identification results of each disease in the crop disease model

类别	测试样本	识别率	类别	测试样本	识别率	类别	测试样本	识别率	类别	测试样本	识别率
1	169	0.946 7	16	66	0.848 5	31	147	1.000 0	46	37	0.891 9
2	30	0.733 3	17	116	0.991 4	32	40	0.775 0	47	36	0.722 2
3	22	0.545 5	18	42	1.000 0	33	54	0.722 2	48	63	0.809 5
4	61	1.000 0	19	54	0.666 7	34	204	0.985 3	49	38	0.605 3
5	20	0.900 0	20	66	0.666 7	35	29	0.758 6	50	152	0.947 4
6	6	0.666 7	21	74	0.878 4	36	73	0.863 0	51	46	0.673 9
7	85	0.941 2	22	59	0.847 5	37	36	0.638 9	52	48	0.791 7
8	12	0.916 7	23	9	0.111 1	38	64	0.859 4	53	4	0.750 0
9	18	0.777 8	24	90	0.866 7	39	35	0.885 7	54	5	0.200 0
10	54	0.907 4	25	52	1.000 0	40	27	0.666 7	55	60	0.800 0
11	27	0.814 8	59	598	0.731 3	41	83	0.988 0	56	115	0.808 7
12	24	0.458 3	27	592	0.694 7	42	158	0.993 7	57	77	0.844 2
13	69	0.840 6	28	36	0.916 7	43	46	0.717 4	58	39	0.538 5
14	51	0.686 3	29	122	0.795 1	44	138	0.847 8	59	189	0.746 0
15	28	0.535 7	30	109	0.899 1	45	347	0.850 1	综合	4491	0.834 78

3 结论与讨论

该文基于深度学习技术和图像处理算法,利用卷积神经网络 AlexNet 进行了农作物病害识别模型构建。使用10种农作物59种类的数据集对网络进行训练,统计每种病害的识别率,利用深度学习训练平台,不断地迭代训练网络,设计了9组不同的迭代步数的对比实验。实验结果表明,该文模型总体达到了0.83的高识别率,较多种类的识别率达到0.96~1.0的识别率。模型会随着迭代次数的增加收敛越来越好,但当网络收敛到一定程度时,迭代次数便不能提高模型的性能。证明该研究基于卷积神经网络的农作物病害识别,在有充足的数据量进行训练时,可以获得更高的识别率。但是真实环境中,光照程度不同,会影响图像的质量,对于强光或弱光情况下的图像,识别率会降低,光照

情况对于整个图像研究领域都具有较大挑战性，因此对于使用卷积神经网络实现农作物病害识别的应用，还需进一步实验，增强网络的鲁棒性，如增加不同光照实验，采集不同光照下的病害图像，进一步训练，优化改进网络。

参考文献

- [1] 王翔宇, 温皓杰, 李鑫星, 等. 农业主要病害检测与预警技术研究进展分析. 农业机械学报, 2016, 47(9): 596~277.
- [2] 张跃进. 《中国农作物病虫害》(第三版) 出版问世引领新时期植保事业科学发展. 中国植保导刊, 2016, 36(4): 45~48.
- [3] Lin T. Y., Dollár P., Girshick R., et al. Feature pyramid networks for object detection. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017: 936~944.
- [4] Redmon J., Divvala S., Girshick R., et al. You only look once: unified, real-time object detection. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016: 779~788.
- [5] Redmon J., Farhadi A. YOLO9000: better, faster, stronger. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017: 6517~6525.
- [6] Lecun Y. L., Bottou L., Bengio Y., et al. Gradient-Based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 1998, 86(11): 2278~2324.
- [7] Simonyan K., Zisserman A.. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *Proceedings of International Conference on Learning Representations*, 2015: 1~14.
- [8] Kawasaki Y., Uga H., Kagiwada S., et al. Basic study of automated diagnosis of viral plant diseases using convolutional neural networks. *Advances in Visual Computing*, 2015: 638~645.
- [9] Sanyal P., Patel S C. Pattern recognition method to detect two diseases in rice plants. *Imaging Science Journal*, 2013, 56(6): 319~325.
- [10] 李艳. 基于改进 CNN 的马铃薯病害识别算法. 信息通信, 2017(6): 46~48.
- [11] Srdjan S., Marko A., Andras A., et al. Deep neural networks-based recognition of plant diseases by leaf image classification. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2016, 6: 1~11.
- [12] Mohanty S P., Hughes D P., Salathé Marcel. Using deep learning for image-based plant disease detection. *Frontiers in Plant Science*, 2016, 7: 1~10.
- [13] Brahimi M., Boukhalfa K., Moussaoui A.. Deep learning for tomato diseases: classification and symptoms visualization. *Applied Artificial Intelligence*, 2017, 31(4): 299~315.
- [14] Jihen A., Bassem B., Alsayed A.. A deep learning-based approach for banana leaf diseases classification. *Gesellschaft für Informatik, Bonn: Lecture Notes in Informatics*, 2017: 79~88.
- [15] Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Conference and Workshop on Neural Information Processing Systems*, 2012, 1: 1097~1105.

Crop disease identification based on convolutional neural network

Li Jianhua¹, Hao Xin^{2*}, Niu Minglei³, Wang Junwei⁴, Li Pingan⁵, Yang Ligu⁶

(1. Zhaoxia Street Office, Baodi District, Tianjin 301800, China; 2. Tianjin Agricultural Reclamation Bohai Agricultural Group Co., Ltd, Tianjin 301823, China; 3. Construction Service Center, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100081, China; 4. Beijing Plant Protection Station, Beijing 100029, China; 5. Agricultural Bureau of Taojiang County, Yiyang 413499, China; 6. Plant Protection and Plant Inspection Station of Inner Mongolia Autonomous Region, Hohhot 010010, China)

Abstract: [Purpose] During crop growth, yield is affected by various diseases. The realization of automatic and accurate identification of crop diseases and the determination of disease degree

2019年6月

is key to the prevention and control of crop diseases. [**Method**] In this paper we design a crop disease identification method based on convolutional neural network and establishes a crop disease identification model. The model was trained by using image datasets of 24 diseased leaves in 10 crops, and the training process and training results of the model were evaluated. [**Result**] The identification model of crop diseases has a total recognition accuracy of about 0.83 for 59 categories, and the recognition rate of some categories is higher than 0.9. When the number of iterations of training increases to more than 50 rounds, the performance of the crop disease identification model is no longer improved. At this time, the number of dataset images has a greater impact on the model performance. [**Conclusion**] Experiments show that the use of convolutional neural networks for crop disease identification has high feasibility and accuracy, laying a foundation for the prevention and control of crop diseases.

Key words: convolutional neural network; crop diseases; image identification

欢迎订阅《中国农业信息》

《中国农业信息》(双月刊)由农业农村部主管,中国农学会农业信息分会、中国农业科学院农业资源与农业区划研究所共同主办,是我国目前全方位传播和刊载国内外农业遥感/农业信息科学领域的信息获取、处理、分析和应用服务的理论、技术、系统集成、标准规范等方面最新进展和成果,促进学术交流以及农业信息学科关键技术与产品的创新研发、集成推广和应用示范的综合性科学技术期刊。

主要刊登农业遥感、农业传感器、农业信息智能处理、精准农业/智慧农业、农业监测预警与信息服务系统、农业物联网、智能装备与控制、虚拟农业、人工智能、信息技术标准等方向学科热点领域的最新、最重要的理论研究和应用成果。主要栏目有:农业遥感、智慧农业、综合研究、农业信息技术、农业物联网、专题报道等。目前被中国知网(CNKI)、万方数据、中文科技期刊数据库、中国核心期刊(遴选)数据库等多家数据库收录。

《中国农业信息》为国内外公开发行的刊物,开本为16开,彩色四封,读者范围广,影响面大,全国各地邮局均有订阅。每双月25号出版,定价为25.00元/册,150元/年。

邮局汇款

收 款 人:《中国农业信息》编辑部

地 址:北京市海淀区中关村南大街12号中国农科院资源所区划楼315

邮 编:100081

银行汇款

开 户 行:农行北京北下关支行

行 号:103100005063

账 号:11050601040011896

单位名称:中国农业科学院农业资源与农业区划研究所

电 话:(010)82109628 82109632

传 真:(010)82109628 82109632

E m a i l : nyxbjb@caas.cn

邮发代号:2-733

投稿网址:www.cjarrp.com