

DOI: [10.12101/j.issn.1004-390X\(n\).201805010](https://doi.org/10.12101/j.issn.1004-390X(n).201805010)

基于卷积神经网络的水稻病害图像识别研究*

邱靖¹, 刘继荣², 曹志勇², 李俊杰¹, 杨毅^{2**}

(1. 云南农业大学 教务处, 云南 昆明 650201; 2. 云南农业大学 大数据学院, 云南 昆明 650201)

摘要:【目的】针对传统水稻病害识别技术对图像特定特征依赖性强、识别效率低等问题, 提出将深度学习理论应用到水稻病害识别中, 以期取得较好的识别效果。【方法】通过使用深度卷积网络建立水稻病害识别模型, 对水稻 3 种主要病害数据进行了归一化处理, 采用深度学习框架 Keras 进行深度 CNN 训练。通过设置不同的卷积核尺寸和池化函数, 对水稻 3 种常见病害进行分类识别研究。【结果】卷积核尺寸采用 9×9 和池化函数采用最大池化构建的模型识别率最高; 模型经过 5 次迭代, 其识别准确率就能达到 90% 以上; 当迭代 6 次时, 图像趋于稳定, 模型基本达到收敛; 从模型性能分析看, 损失函数呈梯度下降趋势, 变化相对平稳, 预测损失偏差逐步减少。【结论】该模型具有泛化能力较强、准确率较高、鲁棒性较好及损失率较小等特点, 这为植物病害的识别研究提供了参考和借鉴。

关键词: 卷积神经网络; 水稻病害; 图像处理; 识别模型

中图分类号: S 435.111; TP 391.41

文献标识码: A

文章编号: 1004-390X (2019) 05-0884-05

Rice Disease Image Recognition Research Based on Convolutional Neural Network

QIU Jing¹, LIU Jirong², CAO Zhiyong², LI Junjie¹, YANG Yi²

(1. Teaching Affairs Office, Yunnan Agricultural University, Kunming 650201, China;

2. College of big data, Yunnan Agricultural University, Kunming 650201, China)

Abstract: [Purpose] In order to solve the problem that traditional rice disease recognition technology has strong dependence on specific features of images and low recognition efficiency, we proposed to apply deep learning theory to rice disease identification in order to obtain better recognition results. [Method] The rice disease recognition model was established by using the deep convolution neural network. The data of three main diseases of rice were normalized, and deep learning framework Keras was used to perform deep CNN training. By setting different convolution kernel sizes and pooling functions, the three common diseases of rice were identified and identified.

[Result] Experimental results show that the convolution kernel size was 9×9 and the pooling function adopted the maximum pooling, and the model recognition rate was the highest; the accuracy rate of the model after 5 iterations could reach more than 90%; the image tended to be stable and the model basically reached convergent after 6 iterations. From the perspective of model performance analysis, the loss function showed a gradient descent trend, the change was relatively stable, and the predic-

收稿日期: 2018-05-03

修回日期: 2019-01-10

网络首发时间: 2019-09-27 11:31:07

*基金项目: 云南省教育厅科学研究基金项目(2016ZZX103)。

作者简介: 邱靖(1979—), 女, 四川大竹人, 在读博士研究生, 副教授, 主要从事人工智能研究。

E-mail: qiujingyn@qq.com

**通信作者 Corresponding author: 杨毅(1966—), 男, 云南昆明人, 教授, 主要从事计算智能、数据库系统应用研究。E-mail: yyang66@126.com

网络首发地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/53.1044.s.20190926.1526.001.html>



tion loss deviation gradually decreased. [**Conclusion**] This model has the characteristics of strong generalization ability, high accuracy, good robustness and small loss rate, which provides a reference for the research of plant disease identification.

Keywords: convolutional neural network (CNN); rice disease; image processing; recognition model

水稻是中国主要的粮食作物,但水稻病害直接影响其产量和质量,因此,水稻病害的诊断和防治具有十分重要的意义。如何使水稻病害诊断快捷、方便、准确及智能,采取有效的绿色防治措施尤为重要。

随着智能识别技术的不断发展,其应用被广泛推广到各个领域,将该技术应用到病虫害的识别始于20世纪90年代。REHKUGLER等^[1]研制出了对苹果表面缺陷进行检测和分级处理的设备。陈佳娟等^[2]利用计算机视觉进行棉花虫害程度的自动测定,误差小于0.05。何勇等^[3]提出主成分分析和神经网络结合对苹果品种鉴别准确率达100%。宋凯等^[4]采用支持向量机的识别技术对玉米叶部病害识别。周珂^[5]通过提取病害的颜色和特征对烟草青枯病害识别诊断。PORNPAKOMCHAI等^[6]采用图像处理方法对泰国草本物种进行识别分类,准确率达到93.29%。刘君等^[7]根据作物病害叶片颜色差异,对作物病害进行自动识别。王军英^[8]根据葡萄的发病部位、形状、颜色和主要症状建立BP神经网络诊断模型对病害进行识别。李学俊等^[9]对扁豆病害进行图像识别研究。房俊龙等^[10]通过提取豆粒特征参数利用计算机视觉技术对大豆进行分级筛选。王欣等^[11]通过提取棉花的颜色、形状和纹理特征利用可见光机器视觉技术对棉花伪异性纤维进行识别研究,识别准确率达99.15%。以上文献均是通过提取研究对象图像特征进行分析研究,并取得了一定的研究成果,但由于植物病害类型是多种多样的,往往表现为质地、形状和颜色等多种复合特征,这为图像识别技术带来了巨大的挑战,也影响了识别的效果。因此,探寻一种既不依赖植物病害特征又能较好地识别病害的方法尤其重要。

由于卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)可以不依赖图像特定特征进行图像识别,因此被广泛地应用到各个领域(如人脸识别^[12-13]、语音识别^[14]和行人检测^[15]等),且识别效果较好。不少研究者利用卷积神经网络模型对植物病害识别进行了相应的研究,如龚丁禧等^[16]对

植物叶片分类、孙俊等^[17]对多种植物病害识别、张善文等^[18]对冬枣病害及黄瓜叶部病害识别等方面进行了研究。

利用卷积神经网络对水稻病害识别研究方面,目前只有黄双萍等^[19]对水稻穗瘟病检测进行了研究,因此本研究拟利用卷积神经网络对水稻稻瘟病、纹枯病、稻曲病3种病害建立病害识别模型,通过设置不同的模型参数和激活函数,对3种常见病害图像进行模拟训练测试,并进行比较分析,以期取得较好的识别效果,为植物病害的识别技术提供借鉴和参考。

1 材料与方法

1.1 试验数据

本研究的研究对象为水稻稻瘟病、纹枯病和稻曲病3种病害,对病害图像进行分类识别。原始图像总计800余张,对图像进行偏移、缩放、旋转等操作,将样本集扩充为8627张,训练集6871张,测试集1756张。将样本集进行编号分类并制作标签,标签0为稻瘟病,1为稻曲病,2为纹枯病。同时,统一将图像分辨率修改为64×64像素,以jpeg格式导入计算机,构建水稻病害数据库。

1.2 试验方法

卷积神经网络(CNN)模型是一种前向神经网络和深度学习方法,通过共享权值、局部连接和池化达到网络更优化及降低过拟合。由于多层卷积层和池化层能提取图像的分类特征,Softmax分类器能实现图像分类识别,因此被广泛用于图像识别相关领域。

1.2.1 卷积神经网络的基本结构

卷积神经网络由输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层构成,它的基本结构如图1所示。卷积层的本质是图像特征提取,因一层卷积提取到的特征往往是局部的,如需提取的图像特征更全面,则需使用多层卷积。池化层是对卷积层的图像特征进行降维,以简化网络复杂度和提取图像主要特征。池化操作一般采用最大池化

(max pooling)、平均池化 (mean pooling) 和重叠池化 (overlapping pooling) 等。全连接层 (fully connected layers) 的作用主要是对特征图像计算每种类别的概率，从而实现图像分类识别。

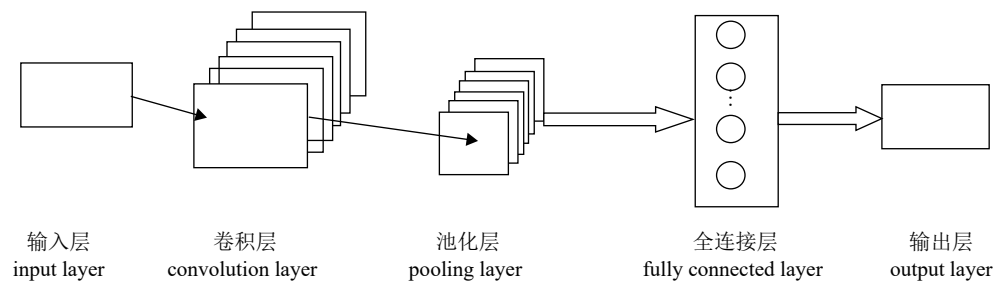


图 1 卷积神经网络基本结构

Fig. 1 The basic structure of convolutional neural network

1.2.2 样本批量归一化处理

由于水稻品种多样，病害图像颜色、亮度及尺寸均存在差异，且涉及 3 种病害，因此需对样本每个批次进行归一化处理，采用均值标准化的方法使样本值的取值范围为[0, 1]。步骤如下：

计算每个批次的均值与方差

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \tag{1}$$

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

式 (1) 和 (2) 中， x_i 为第 n 批次第 i 个样本的样本

值， μ 、 σ 分别为均值和方差。将样本数据 x_i 进行归一化处理后得到 $\hat{x}_i$ ，如公式 (3) 所示。

$$\hat{x}_i = \frac{x_i - \mu}{\sqrt{\sigma^2 + \epsilon}} \tag{3}$$

1.2.3 卷积神经网络病害模型构建

将卷积神经网络应用于水稻病害识别问题，建立相应的病害识别模型如图 2 所示。该模型对输入卷积层的图像数据进行归一化处理，卷积层和池化层均为 3 层，输出层神经元 3 个 (3 种病害)，分类器采用 Softmax，神经元激活函数为 Relu。

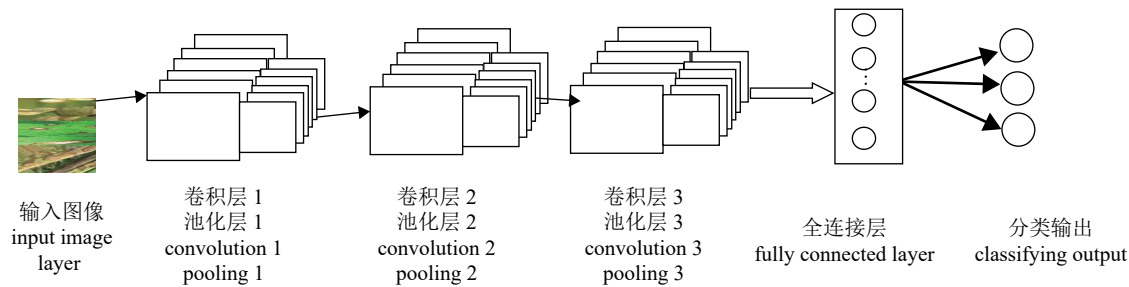


图 2 水稻病害识别模型

Fig. 2 Rice disease identification model

2 结果与分析

参与模型训练的水稻病害样本数 8 627，其中训练样本数 6 871 张，测试样本数 1 756。

试验软件采用 Keras 深度学习开源框架，选用 Python 为编程语言。模型训练采用批量训练的方法，每个批次训练的样本数为 50 个，测试集样本数为 20 个，共迭代 20 次，卷积核步长为 2，初始学习率为 0.01。

2.1 模型准确率分析

为验证病害识别模型的有效性，将测试集中的图像输入到已经训练好的病害识别模型进行准确率分析。结果如表 1 所示：从卷积核尺寸来看，卷积核尺寸为 9×9 时模型识别率最高，这是由于不同感受野对图像特征的提取能力不同引起的；从池化类型看，采用最大池化识别率较高，可能是因为最大池化主要保留水稻病害图像的纹理信息，而平均池化主要保留水稻病害图像的背

景信息;从训练时间看,卷积核尺寸与训练时间呈正相关,因网络的时间复杂度与卷积核尺寸有关;从识别率看,模型的准确率均达到 90% 以上,说明该模型具有较强的稳定性和鲁棒性。综合分析,模型中卷积核尺寸采用 9×9,池化类型采用最大池化识别效果较好。

表 1 设置不同的模型参数测试准确率分析表
Tab. 1 Model parameter and test accuracy analysis table

模型参数 model parameter		训练时间/h training time	识别率/% accuracy
卷积核尺寸 convolution kernel size	池化类型 pooling type		
5×5	max pooling	0.4	91.01
7×7	max pooling	0.45	92.12
9×9	max pooling	0.52	96.67
11×11	max pooling	0.65	96.05
5×5	mean pool	0.41	91.47
7×7	mean pool	0.49	92.43
9×9	mean pool	0.55	96.39
11×11	mean pool	0.69	96.65

2.2 模型性能变化趋势分析

采用该模型对水稻 3 种病害进行分类识别研究,对迭代过程中损失函数值和水稻病害预测精度测试分析,以分析模型的收敛性能及预测准确率。

由图 3 可知:随迭代次数增加,样本训练准确率、测试样本准确率呈逐渐上升,测试样本准确率起初出现较小波动,当迭代到 6 次时,图像趋于稳定。样本训练准确率图像未出现波动,当迭代到 9 次时,其训练及测试准确率均接近 96% 以上。训练过程中其损失函数呈梯度下降趋势,

变化相对平稳,预测损失偏差逐步减少,随着数据规模的增加,并未出现过拟合现象,说明训练后的模型具有较强的泛化能力,预测准确率较高。迭代到 5 次后,预测准确率达 90.0%,根据图像的变化趋势可知基本达到了收敛状态。

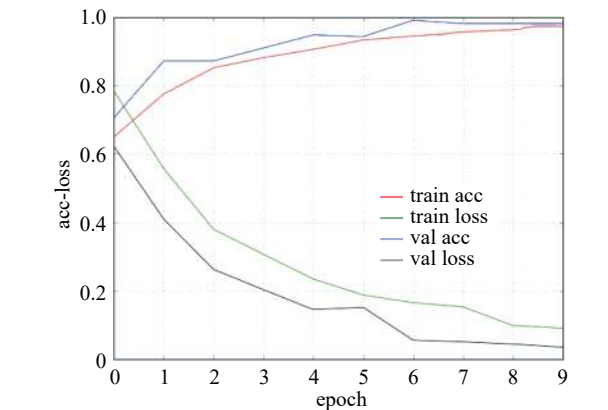
2.3 模型比较分析

利用该模型进行水稻病害图形图像分类研究,模拟运行 100 次,得到平均识别率为 96.03%。黄双萍等^[19]建立的 GoogLeNet 模型预测识别率为 92%,LU 等^[20]建立的基于 CNN 的模型准确率为 95.48%,HUANG 等^[21]建立的 BoSW 模型在室内光环境下的高光谱成像穗瘟检测识别率为 96.4%,而在室外识别率仅为 78.3%。经比较,说明该模型识别率较高,模型有效可行。

3 讨论

本研究针对传统水稻病害识别技术对图像特定特征依赖性强,识别效率低等问题进行了研究,提出将卷积神经网络应用于 3 种水稻(稻瘟病、稻曲病、纹枯病)病害的识别中,建立了基于卷积神经网络的水稻病害识别模型。对水稻 3 种常见病害数据进行了归一化处理,采用深度学习框架 Keras 进行深度 CNN 训练。

通过设置不同的卷积核尺寸和池化函数,对水稻 3 种常见病害进行分类识别研究。根据试验结果,卷积核尺寸越大,训练时间越长;卷积神经网络时间、空间复杂度均与卷积核尺寸有关,



注: train acc. 样本训练准确率; train loss. 样本训练损失率; val acc. 测试样本准确率; val loss. 测试样本损失率; acc-loss. 准确率和损失率值; epoch. 模型迭代次数。

Note: train acc. the sample training accuracy rate; trainloss. the sample training loss rate; val acc. the test sample accuracy rate; val loss. the test sample loss rate; acc-loss. the accuracy rate and loss rate value; andepoch. the model iteration number.

图 3 利用模型预测病害性能分析图

Fig. 3 Prediction of disease performance using a model

贾世杰等^[22]研究发现:通过卷积和采样得到的特征数目越多,处理时间就越长。卷积核尺寸不同提取图像特征的能力不同,图像识别正确率有所不同;采用最大池化比平均池化识别率较高,说明水稻病害纹理特征对图像识别准确率影响较大,而病害的背景信息对图像识别的影响较小。

通过对模型的预测性能进行了试验研究,发现当迭代次数到 6 次,图像趋于稳定,且均未出现较大波动。其损失函数图像变化相对平稳,未出现过拟合现象,说明该模型具有较好的鲁棒性和泛化能力。

通过与其他模型图形图像识别率比较,说明该模型识别性能更强,实用性较好,能够识别水稻 3 种病害,也为后续的植物病害研究提供理论依据和参考价值。

由于本研究对水稻 3 种常见病害进行了研究分析,不可避免地存在一定局限性,为使模型更好的推广应用。下一步工作将收集大量高质量的水稻病害图像,对模型进行优化和调整,以提高水稻病害图形图像识别的实用性和准确性。由于水稻病害的特殊性,可能在 1 棵植株上表现多种症状,如何有效鉴别病害的类型,采取有效的防御措施,将是亟需开展的课题。此外,利用 CNN 进行图像识别时,模型中有大量参数,如何找到最优参数也是研究难题之一。

[参考文献]

- [1] REHKUGLER G E, THROOP J A. Apple sorting with machine vision[J]. Transactions of the ASAE, 1986, 29(5): 1388. DOI: [10.13031/2013.30327](#).
- [2] 陈佳娟, 纪寿文, 李娟, 等. 采用计算机视觉进行棉花虫害程度的自动测定[J]. 农业工程学报, 2001, 17(2): 157. DOI: [10.3321/j.issn:1002-6819.2001.02.040](#).
- [3] 何勇, 李晓丽, 邵咏妮. 基于主成分分析和神经网络的近红外光谱苹果品种鉴别方法研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2006, 26(5): 850. DOI: [10.3321/j.issn:1000-0593.2006.05.017](#).
- [4] 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. DOI: [10.3321/j.issn:1002-6819.2007.01.029](#).
- [5] 周珂. 基于图像识别的烟草青枯病害诊断研究[D]. 重庆: 西南大学, 2010.
- [6] PORNANOMCHAI C, RIMDUSIT S, TANASAP P, et al. Thai herb leaf image recognition system (THLIRS) [J]. Kasetsart Journal (Natural Science), 2011(45): 551.
- [7] 刘君, 王振中, 李宝聚, 等. 基于图像处理的作物病害自动识别系统的研究[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(13): 154. DOI: [10.3778/j.issn.1002-8331.2012.13.033](#).
- [8] 王军英. 基于 BP 神经网络的葡萄病害诊断系统研究[J]. 农业网络信息, 2013(8): 30. DOI: [10.3969/j.issn.1672-6251.2013.08.008](#).
- [9] 李学俊, 赵礼良. 扁豆病害叶片的病斑剥离分割[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(23): 181. DOI: [10.3778/j.issn.1002-8331.1301-0049](#).
- [10] 房俊龙, 杨森森, 赵朝阳, 等. 基于 DSP 与 ARM 的大豆籽粒视觉分级系统[J]. 农业机械学报, 2015, 46(8): 1. DOI: [10.6041/j.issn.1000-1298.2015.08.006](#).
- [11] 王欣, 李道亮, 杨文柱, 等. 基于可见光机器视觉的棉花伪异性纤维识别方法[J]. 农业机械学报, 2015, 46(8): 7. DOI: [10.6041/j.issn.1000-1298.2015.08.002](#).
- [12] 邵蔚元, 郭跃飞. 多任务学习及卷积神经网络在人脸识别中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(13): 32. DOI: [10.3778/j.issn.1002-8331.1601-0367](#).
- [13] 胡亚君. 卷积神经网络在人脸识别的应用[J]. 无线互联科技, 2016(9): 139. DOI: [10.3969/j.issn.1672-6944.2016.09.062](#).
- [14] 刘长征, 张磊. 语音识别中卷积神经网络优化算法[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2016, 21(3): 34. DOI: [10.15938/j.jhust.2016.03.007](#).
- [15] 黄咨, 刘琦, 陈致远, 等. 一种用于行人检测的隐式训练卷积神经网络模型[J]. 计算机应用与软件, 2016, 33(5): 148. DOI: [10.3969/j.issn.1000-386x.2016.05.037](#).
- [16] 龚丁禧, 曹长荣. 基于卷积神经网络的植物叶片分类[J]. 计算机与现代化, 2014(4): 12. DOI: [10.3969/j.issn.1006-2475.2014.04.003](#).
- [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. DOI: [10.11975/j.issn.1002-6819.2017.19.027](#).
- [18] 张善文, 黄文准, 尤著宏. 基于物联网和深度卷积神经网络的冬枣病害识别方法[J]. 浙江农业学报, 2017, 29(11): 1868. DOI: [10.3969/j.issn.1004-1524.2017.11.13](#).
- [19] 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. DOI: [10.11975/j.issn.1002-6819.2017.20.021](#).
- [20] LU Y, YI S J, ZENG N Y, et al. Identification of rice diseases using deep convolutional neural networks[J]. Neurocomputing, 2017, 267: 378. DOI: [10.1016/j.neucom.2017.06.023](#).
- [21] HUANG S P, QI L, MA X, et al. Hyperspectral image analysis based on BoSW model for rice panicle blast grading[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 118: 167. DOI: [10.1016/j.compag.2015.08.031](#).
- [22] 贾世杰, 杨东坡, 刘金环. 基于卷积神经网络的商品图像精细分类[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2014, 33(6): 91. DOI: [16452/j.cnki.sdkjzk.2014.06.015](#).

责任编辑: 何承刚