

# 基于批归一化与 AlexNet 网络的水稻病害识别

杨红云<sup>1</sup>, 万颖<sup>2</sup>, 王映龙<sup>2\*</sup>, 罗建军<sup>2</sup>

<sup>1</sup>江西农业大学软件学院, 江西 南昌 330045;

<sup>2</sup>江西农业大学计算机信息与工程学院, 江西 南昌 330045

**摘要** 为实现多种类水稻病害的自动识别,采用卷积神经网络对水稻干尖线虫病、白叶枯病、细菌性条斑病等 8 种水稻叶部病害图像进行识别。将病害图像通过随机旋转以及亮度和对比度随机改变等方法进行样本扩充后,随机划分 80% 的图像作为卷积神经网络的训练样本,20% 的图像作为测试数据。将训练样本直接输入 AlexNet 网络与 LeNet5 网络中进行训练,得到 AlexNet\_model 和 LeNet\_model。在 AlexNet 网络上采用模糊 C 均值聚类(FCM)图像处理和在每层激活函数后添加批归一化层(BN)的两种方法对图像进行识别,得到模型 FCM\_model 和 BN\_model。结合 4 种模型识别结果及性能评价指标的分析,可知 BN\_model 的识别效果最佳。BN\_model 模型的最终测试识别准确率达 99.11%,比 AlexNet\_model、FCM\_model 和 LeNet\_model 分别提高了 0.23 个百分点、0.59 个百分点和 4.43 个百分点。该模型识别能力与泛化能力强,为基于卷积神经网络的水稻病害研究提供了参考。

**关键词** 图像处理; 病害识别; 卷积神经网络; AlexNet; 批归一化

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0610007

## Identification of Rice Diseases Based on Batch Normalization and AlexNet Network

Yang Hongyun<sup>1</sup>, Wan Ying<sup>2</sup>, Wang Yinglong<sup>2\*</sup>, Luo Jianjun<sup>2</sup>

<sup>1</sup> School of Software, Jiangxi Agricultural University, Nanchang, Jiangxi 330045, China;

<sup>2</sup> School of Computer Information and Engineering, Jiangxi Agricultural University, Nanchang, Jiangxi 330045, China

**Abstract** The convolutional neural network is used to identify eight diseases of rice leaf, including dry tip nematode, bacterial leaf blight, bacterial stripe disease and so on, to realize the automatic recognition of multiple rice diseases by computer vision. After the disease images were expanded through random rotation, random change of brightness and contrast, and so on, 80% of the images were randomly divided into training samples and 20% were divided into test data. The training samples were directly input into the AlexNet and LeNet5 networks for training, and the AlexNet and LeNet\_models were obtained. FCM\_model and BN\_model are obtained using two methods of image recognition on AlexNet network: fuzzy C-means clustering image processing and batch normalization layer after activation function of each layer. From the identification results of the four models and the analysis of model performance evaluation indexes, it can be seen that the BN\_model has the best recognition effect. The BN\_model has a final recognition rate of 99.11%, which is increased by percentage points of 0.23, 0.59, 4.43 than AlexNet\_model, FCM\_model, and LeNet\_model, respectively. The model has strong recognition and generalization ability, which provides reference for the research of rice diseases based on convolutional neural network.

**Key words** image processing; disease recognition; convolutional neural network; AlexNet; batch normalization

收稿日期: 2020-07-20; 修回日期: 2020-08-12; 录用日期: 2020-08-19

基金项目: 国家自然科学基金(61562039)

\* E-mail: 83577939@qq.com

OCIS codes 100.4996; 100.3008; 150.1135

## 1 引言

水稻病害是影响水稻产量的最大因素之一,且水稻病害多种多样,靠以往的人工识别费时费力,因此实现对水稻病害的自动识别,是必要的,也是必然的<sup>[1]</sup>。目前常见的植物病害识别方法主要包括传统图像处理识别和卷积神经网络识别。

赵玉霞等<sup>[2]</sup>对玉米叶部病斑图像进行图像处理及特征提取后,使用贝叶斯分类器实现病害识别。谢泽奇等<sup>[3]</sup>对黄瓜病害进行 Otsu 图像分割并提取病斑特征,使用属性约简算法进行特征选择后,利用最近邻分类器进行病害识别。传统的植物病害识别大多依赖提取病斑图像的颜色特征、纹理特征及形状特征等<sup>[4-6]</sup>,其过程繁琐且识别率不高,而卷积神经网络的图像识别则避免了这些复杂过程<sup>[7-9]</sup>。张善文等<sup>[10]</sup>提出一种改进的 DCNNs 模型,提高了病害的识别率,大幅度缩短了模型的训练和识别时间。Sladojevic 等<sup>[11]</sup>利用卷积神经网络实现了 13 种植物病害的识别,该模型具备分辨植物叶片与其周围环境的能力,最终模型的正确识别率为 96.3%。杨晋丹等<sup>[12]</sup>将不同的网络深度和卷积核进行交叉组合,得到 9 种神经网络结构,实验表明对草莓叶部白粉病病害的识别准确率可达 98.61%。

在水稻病害识别方面,吴露露等<sup>[13]</sup>采用色度学模型、边缘提取和形态学等方法对叶瘟病进行识别,最终识别率为 90.26%。管泽鑫等<sup>[14]</sup>对 3 种水稻病害图像进行分割,然后通过逐步判别分析法筛选有效参数,最后使用贝叶斯判别法实现病害的分类识别,识别准确率最高为 97.2%。刘成<sup>[15]</sup>采用传统图

像处理和卷积神经网络分别对稻曲病进行识别,然后在此基础上基于神经网络对 6 种水稻病害进行识别,获得了较好的结果。虽然目前对水稻病害的研究已有较好的成果,但水稻病害种类繁多,而郭丹<sup>[16]</sup>、刘婷婷<sup>[17]</sup>、刘立波<sup>[18]</sup>、Sumam<sup>[19]</sup>等所研究的水稻病害种类较少,无法满足模型对多种病害识别的需求。为了改善该问题,本文选择了常见的 8 种水稻病害,为进一步研究卷积神经网络对这 8 种水稻病害的识别效果,采用 LeNet-5 和 AlexNet 经典神经网络进行实验,对比结果说明 AlexNet 网络的识别效果更佳。在 AlexNet 网络的基础上,添加批归一化层的模型(BN\_model)优于采用模糊 C 均值聚类(FCM)图像处理训练得到的网络模型(FCM\_model)。BN\_model 减少了传统图像识别繁杂的过程,取得了较高的识别精度,为水稻病害的检测与诊断提供了有价值的参考。

## 2 材料与方法

### 2.1 数据样本

针对水稻干尖线虫病、白叶枯病、细菌性条斑病、胡麻斑病、叶黑粉病、赤枯病、稻瘟病、水稻纹枯病等 8 种水稻病害进行识别分类。为避免图像样本过少对卷积神经网络识别造成的影响,通过随机旋转、左右翻转,随机改变亮度、对比度、色度、饱和度等方法将图像样本扩充近 15 倍,各类病害的主要特征及扩充后各病害图像数量见表 1。将扩充后的病害图像进行随机划分,其 80% 作为卷积神经网络的训练数据,20% 作为网络模型的测试数据。

表 1 病害特征及图像数量

Table 1 Disease characteristics and image quantity

Disease category of rice	Main characteristic	Number of images
<i>Aphelenchoides besseyi</i>	Yellowish brown and brown, showing "dry tip" shape	754
Bacterial leaf blight	Yellowish brown and finally dry white	1200
Bacterial leaf streak	Yellow-brown streaks, yellow transparent beaded pyogenesis	1140
Brown spot	Dark brown, with yellow halo around disease spot	1200
Leaf smut	Longitudinal scattered short stripe disease spots, gray black	1200
Red blight	Small brown spots or short stripes, irregular rust like spots	800
Rice blast	Fusiform with large middle ends pointed, grayish white in the middle, brown in the edges	1230
Rice sheath blight	Oval, moire shape, gray center, dark brown edges	930
Total	—	8454

本文实验采用的图像数据均为简单背景下的病害图像,各类病害病斑图像如图 1 所示。

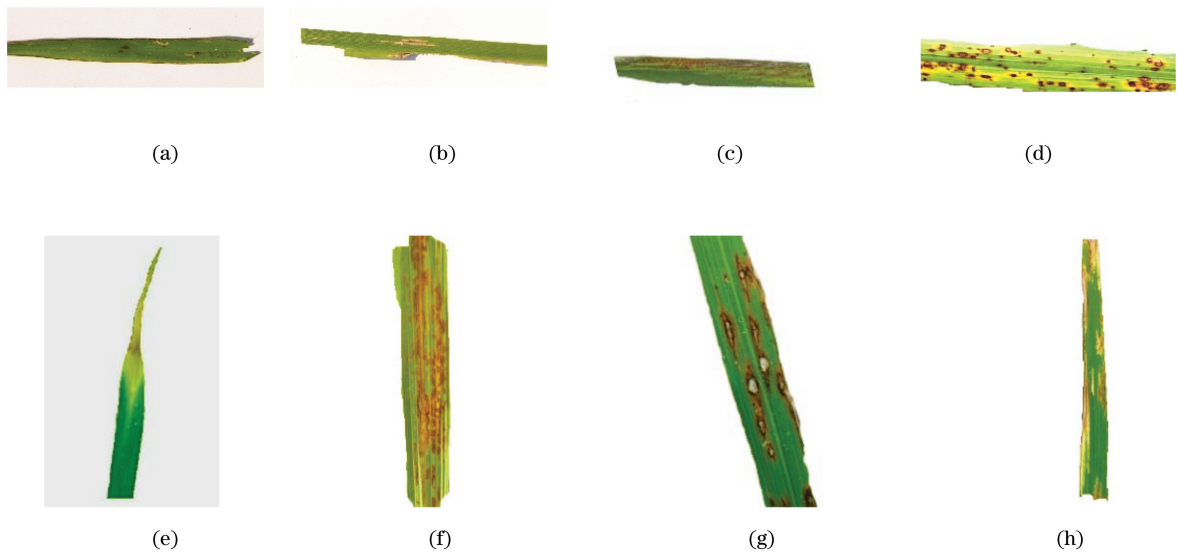


图 1 水稻病害病斑图像。(a)叶黑粉病;(b)白叶枯病;(c)细菌性条斑病;(d)胡麻斑病;(e)干尖线虫病;(f)赤枯病;(g)稻瘟病;(h)水稻纹枯病

Fig.1 Images of rice disease spot. (a)Leaf smut; (b)bacterial leaf blight; (c)bacterial leaf streak; (d)brown spot; (e)*aphenchoides bessyi*; (f)red blight; (g)rice blast; (h)rice sheath blight

### 2.2 AlexNet 网络

本文使用的卷积神经网络主要为 AlexNet<sup>[20-21]</sup>。AlexNet 网络由 5 层卷积层(Conv)、3 层池化层(Pooling)、2 层全连接层(Fc)、1 层 Softmax 层组成。AlexNet 网络输入层大小为  $227 \times 227$  的三通道彩色图像,第 1 层卷积层的步长为 4, padding 为“valid”,后 4 层卷积层的步长均为

1, padding 为“same”。池化层不会改变特征图的深度,即池化层的输入与输出有相同的深度,它的步长均设为 2。为使整个神经网络的模型不是线性的,每一层卷积层后都根据 ReLU 激活函数进行计算,最后的 Softmax 层输出为 8,即识别类别为 8 种,其可看作  $8 \times 1$  的概率矩阵。AlexNet 整个网络结构参数见图 2。

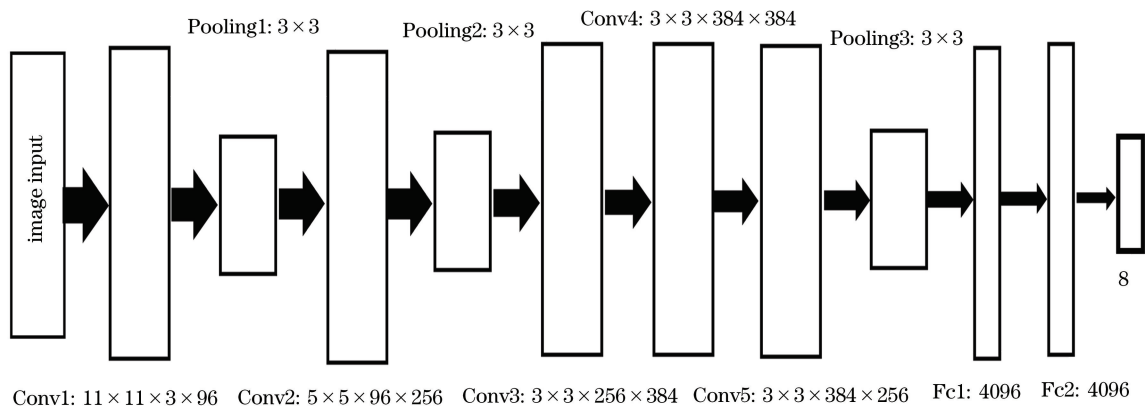


图 2 AlexNet 网络结构图

Fig. 2 Structure diagram of AlexNet network

### 2.3 LeNet-5 网络

LeNet-5<sup>[22]</sup>是一个经典的卷积神经网络,其在水写体数字图像识别的问题上获得了较好的结果。LeNet-5 网络的输入层图像大小为  $32 \times$

$32$ , 该网络共为 6 层, 2 层卷积层、两层池化层及两层全连接层。针对本文 8 种水稻病害彩色图像的识别, LeNet-5 的网络参数如表 2 所示。

表 2 LeNet-5 网络结构参数  
Table 2 Structure parameter of Lenet-5 network

Layer name	Kernel size	Stride	Padding	Output shape
Layer1_Conv1	$5 \times 5 \times 3 \times 6$	1	VALID	$28 \times 28 \times 6$
Layer2_Maxpooling1	$2 \times 2$	2	SAME	$14 \times 14 \times 6$
Layer3_Conv2	$5 \times 5 \times 6 \times 16$	1	VALID	$10 \times 10 \times 16$
Layer4_Maxpooling2	$2 \times 2$	2	SAME	$5 \times 5 \times 16$
Layer5_Fc1	120	—	—	120
Layer6_Fc2	84	—	—	84
Softmax	—	—	—	8

## 2.4 批归一化

在网络训练过程中,由于每一层的参数不断地向前传播,不断地更新,所以各层的输入数据分布都在不断地发生改变,即其分布会逐渐发生偏移,而Ioffe等<sup>[23]</sup>针对该现象提出批归一化(BN)算法,通过BN算法可以使输入数据保持正态分布,加速收敛,缩短深度神经网络的训练时间。BN算法的主要步骤如下。

Step1:记批次样本数据的数量为 $m$ ,输入数据集 $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_m\}$ ,计算该批输入数据均值 $E$ ,表达式为

$$E = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i. \quad (1)$$

Step2:计算该批输入数据方差 $V$ ,表达式为

$$V = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - E)^2. \quad (2)$$

Step3:使用求得的均值和归一化值对该批次数据作归一化处理,即

$$\hat{x}_i = \frac{x_i - E}{\sqrt{V + \epsilon}}, \quad (3)$$

其中 $\epsilon$ 是为了避免除数为0使用的微小正数,一般接近于0。

Step4:添加网络训练,网络自我学习时获得的两个参数 $\gamma, \beta$ 分别为尺度因子和平移因子矩阵,经计算后得到的输出数据记为 $\{y_1, y_2, y_3, \dots, y_m\}$ ,其中

$$y_i = \gamma \hat{x}_i + \beta. \quad (4)$$

从(4)式中可以看出来,该操作就是对归一化值进行缩放和平移,最终将归一化值调整为标准正态分布。

## 2.5 模糊C均值聚类(FCM)图像分割

模糊C均值聚类(FCM)算法<sup>[24-25]</sup>是一种经典的图像分割方法,它根据定义的类别数将图像进行聚类,且引入了隶属度概念来优化目标函数,使得类内的差别尽可能小,进而完成病斑图像的分割。为统一实验过程,FCM算法将每张病斑图像划分为3簇,再与原图像进行减法运算完成分割(见图3)。对比图3与图1可知,经FCM算法分割后的图像不同程度地减少了正常叶片对病斑的干扰,较好地凸显了病斑特征及其边缘部分。

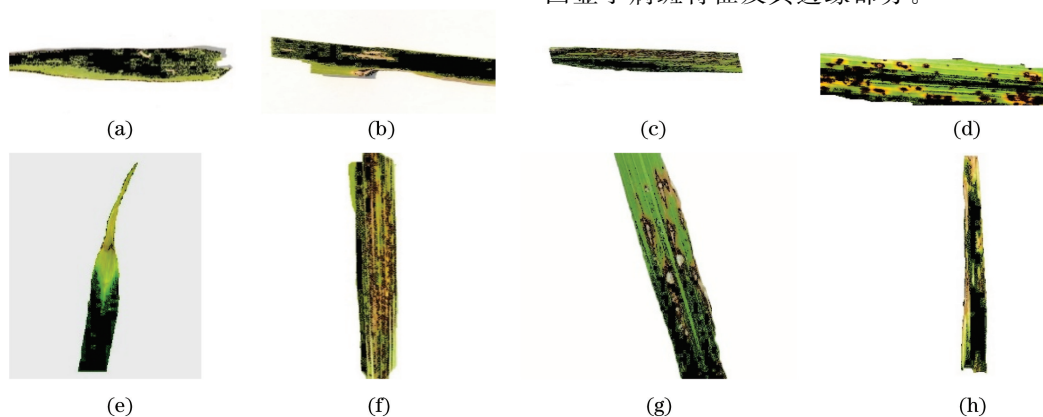


图3 FCM算法分割的病害图像。(a)叶黑粉病;(b)白叶枯病;(c)细菌性条斑病;(d)胡麻斑病;(e)干尖线虫病;(f)赤枯病;(g)稻瘟病;(h)水稻纹枯病

Fig. 3 Disease images segmented by FCM algorithm. (a)Leaf smut; (b)bacterial leaf blight; (c)bacterial leaf streak; (d)brown spot; (e)*aphelenchoides bessyi*; (f)red blight; (g)rice blast; (h)rice sheath blight

## 2.6 整体流程

将病害图像分别基于 AlexNet 与 LeNet-5 网络进行病害识别,结果可知 AlexNet\_model 模型的识别结果优于 LeNet\_model 模型。为了提高 AlexNet 网络对简单背景下 8 种水稻病害的识别准确率,利用 FCM 图像分割及 AlexNet 网络添加批归一化等方法对图像进行识别,并对其实验结果进行分析及对比。本研究实验流程如图 4 所示。

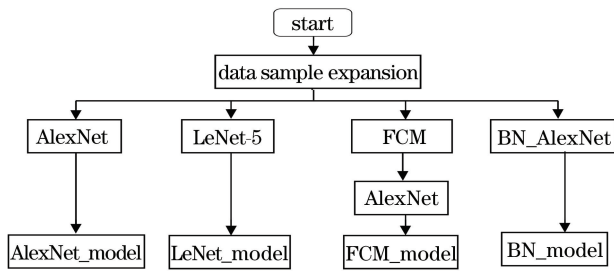


图 4 实验流程图

Fig. 4 Flow chart of the experiment

## 3 结果与分析

### 3.1 AlexNet 对水稻病害图像的识别结果

本研究使用 AlexNet 进行水稻病害分类识别,将网络迭代次数(epochs)初始值选为 200,网络优化器使用随机梯度下降(SGD)法,其初始学习率(learning\_rate)设为 0.01,学习衰减率设为 0.01/200。为减小学习率对参数更新速度的影响,使学习率随训练次数增加逐渐衰减。实验结果发现,由初始参数训练得到的模型存在不稳定的现象,可能存在过拟合。对网络进行调参后,将随机下降梯度优化器的学习率调整为 0.1,迭代次数缩减为 150,学习衰减率相应改变,训练后得到模型 AlexNet\_model,其训练、测试的损失值精度与准确率随迭代次数的改变如图 5 和图 6 所示。

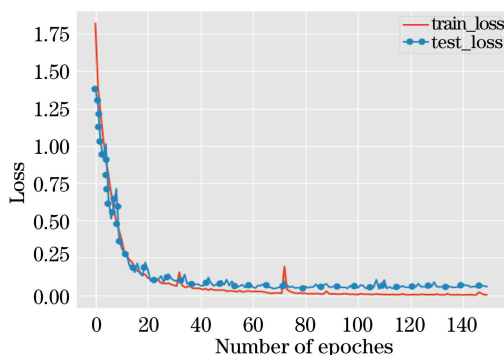


图 5 AlexNet\_model 训练与测试损失精度

Fig. 5 Loss precision value of training and test for AlexNet\_model

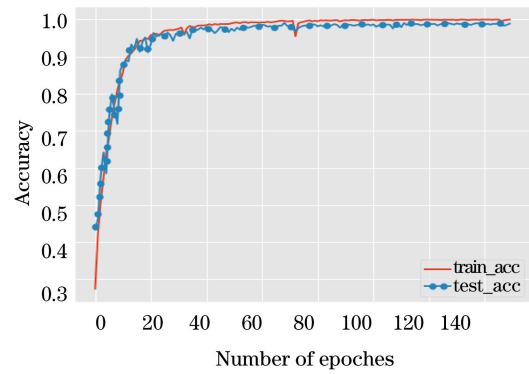


图 6 AlexNet\_model 训练与测试准确率

Fig. 6 Accuracy of training and test for AlexNet\_model

从图 5 中可知,在 AlexNet\_model 模型训练过程中,迭代次数为 70 次左右时损失精度出现波动,曲线峰值表示损失值上升,即识别误差增大;从图 6 中可知,训练迭代至 70 次左右时训练识别率有所下降。进行模型测试过程中,训练精度与识别率均较平稳,说明该模型泛化能力较强,对 8 种水稻病害图像有较好的识别效果。

### 3.2 LeNet-5 对水稻病害图像的识别结果

在实验中,LeNet-5 网络同样设置初始迭代次数为 200,优化器为 SGD,初始学习率和学习衰减率分别为 0.01 和 0.01/200,该网络训练得到的模型为 LeNet\_model。从图 7 中可看出 LeNet\_model 的测试损失精度与训练损失精度均稳定,与前 3 个模型相比,测试损失精度与训练损失精度的曲线距离较大;由图 8 中可知,LeNet\_model 的训练识别准确率与测试识别准确率相差较大。

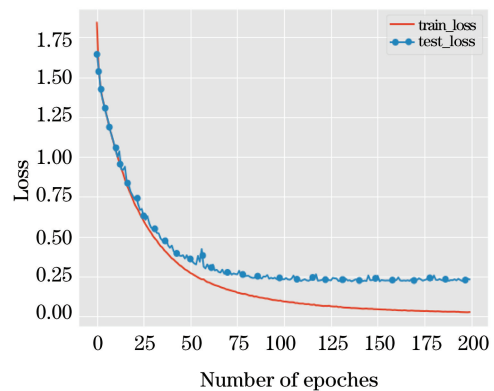


图 7 LeNet\_model 训练与测试损失精度

Fig. 7 Loss precision value of training and test for LeNet\_model

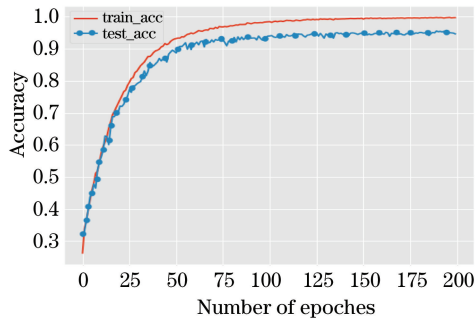


图 8 LeNet\_model 训练与测试准确率

Fig. 8 Accuracy of training and test for LeNet\_model

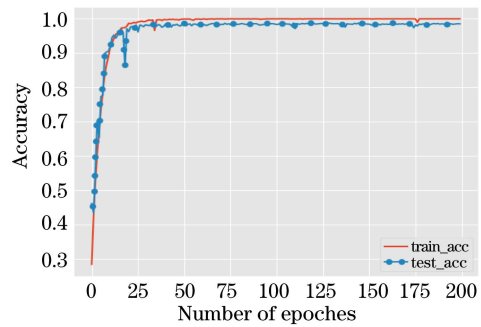


图 10 FCM\_model 训练与测试准确率

Fig. 10 Accuracy of training and test for FCM\_model

### 3.3 FCM 图像分割对网络识别的影响

将经 FCM 算法分割后的图像输入 AlexNet 初始参数网络中进行分类训练, 得到模型 FCM\_model, 其训练结果与测试结果如图 9 和图 10 所示。

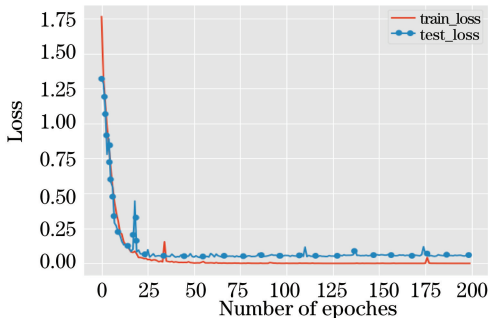


图 9 FCM\_model 训练与测试损失精度

Fig. 9 Loss precision value of training and test for FCM\_model

从图 9 中可知, 该模型测试过程中, 迭代次数为 20 左右时, 损失精度出现峰值, 说明 FCM\_model 在此时出现较大的识别误差; 从图 10 中可知, 测试识别准确率迭代至此时出现相应的下降, 迭代至 25 次以后, 测试识别准确率曲线平滑且稳定, 这说明该模型测试时, 迭代至 25 次以后, 模型才趋于稳定。

### 3.4 BN 层对网络识别的影响

本文实验将 BN 层放于激活函数后, 即每一层卷积层的输出数据经过 ReLU 激活函数激活, 再经 BN 层计算, 最后将输出数据作为下一层的输入数据。添加 BN 层后的网络流程如图 11 所示。

经过训练后, 得到模型 BN\_model, 从图 12 和图 13 中可看出, 该模型在训练时比 AlexNet\_model 模型更为稳定, 比 FCM\_model 模型收敛更快。

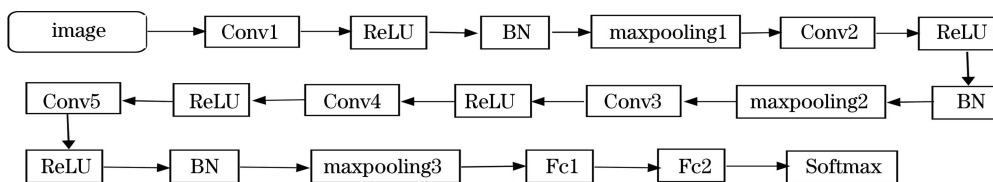


图 11 卷积神经网络流程

Fig. 11 Flow chart of the convolutional neural network

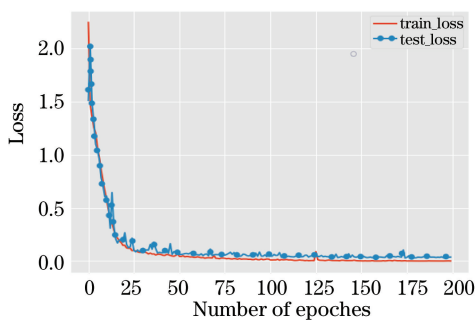


图 12 BN\_model 训练与测试损失精度

Fig. 12 Loss precision value of training and test for BN\_model

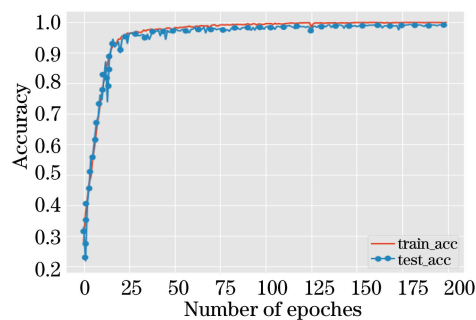


图 13 BN\_model 训练与测试准确率

Fig. 13 Accuracy of training and test for BN\_model

### 3.5 AlexNet\_model、FCM\_model、BN\_model 与 LeNet\_model 的识别结果对比及模型分析

从表 3 中对比可知,FCM 算法对图像进行分割后在本文的水稻病害识别中并无优势,其测试识别准确率相比 AlexNet\_model 下降了 0.36 个百分点。BN\_model 的测试损失精度最低,测试识别准确率比 AlexNet\_model 和 FCM\_model 分别提高了 0.23 个百分点和 0.59 个百分点。LeNet\_model 模型的识别结果最低,与 AlexNet\_model、FCM\_model 和 BN\_model 相比,分别低了 4.2 个百分点、3.84 个百分点和 4.43 个百分点。以上结果表明,AlexNet 网络添加 BN 层后对本文简单背景下 8 种水稻病害图像的病害识别率最高,其最终测试准确率达到 99.11%。

表 3 模型最终结果对比表

Table 3 Comparison table of the final results of the models

Model	Training loss / $10^{-3}$	Test loss	Test accuracy /%
AlexNet_model	2.1000	0.0576	98.88
LeNet_model	0.0219	0.1656	94.68
FCM_model	0.3000	0.0577	98.52
BN_model	0.7500	0.0376	99.11

识别准确率往往不能作为模型选择的唯一标准,还需对模型的一些评价性能指标进行分析。其中精准率表示分类正确的正样本个数占分类器判定为正样本的样本个数的比例,在表中可看到每种模型下每类病害的精准率。由表 4 可知,就精准率而言,LeNet\_model 对叶黑粉病的识别效果较好,其识别判定为叶黑粉病的图像数量中,99% 以上都正确,且其他病害误判为叶黑粉病的数量也很少。对比可知,LeNet\_model 模型对病害的识别效果最差,水稻干尖线虫病、白叶枯病、细菌性条斑病、胡麻斑病、叶黑粉病、赤枯病、稻瘟病和水稻纹枯病识别的精准率较 BN\_model 模型分别低了 0.02、0.07、0.06、0.04、0.01、0.04、0.05 和 0.06。

在 BN\_model 模型中,叶黑粉病、稻瘟病和水稻纹枯病的精准率均为 1,可知该模型对这 3 种水稻病害的识别效果较好,在判定为这 3 种病害的水稻图像中没有出现错误,但单从精准率来看,该模型无法判定识别过程中是否将叶黑粉病、稻瘟病和水稻纹枯病这 3 种病害误判为其他病害。ROC 曲线则可以较全面地观察模型对这 8 种病害的识别效果,它是反映敏感性和特异性连续变量的综

合指标。不同模型的 ROC 曲线如图 14 所示,图中:纵坐标表示为真正类率(TPR),即预测为正的图像样本中,实际也为正的样本数量占有所有正样本的比例;横坐标表示为伪正类率(FPR),即预测为正但实际为负的样本占有所有负样本的比例。从该含义上看,TPR 应接近 1,FPR 应接近 0,也就是说 ROC 曲线越靠拢(0,1)点,越偏离 45° 对角线,模型识别效果越好。

表 4 各模型下每类病害识别的精准率

Table 4 Precision rate of disease recognition under each model

Precision rate	AlexNet_model	LeNet_model	FCM_model	BN_model
<i>Aphelenchoides besseyi</i>	0.99	0.97	0.98	0.99
Bacterial leaf blight	0.99	0.92	0.99	0.99
Bacterial leaf streak	0.97	0.92	0.97	0.98
Brown spot	0.99	0.95	0.99	0.99
Leaf smut	1.00	0.99	1.00	1.00
Red blight	0.99	0.95	1.00	0.99
Rice blast	0.99	0.95	0.99	1.00
Rice sheath blight	1.00	0.94	0.98	1.00

图 14 中 class0~class7 分别为水稻干尖线虫病、白叶枯病、细菌性条斑病、胡麻斑病、叶黑粉病、赤枯病、稻瘟病、水稻纹枯病。AUC 值表示 ROC 曲线下的面积,取值范围为 [0.5,1],AlexNet\_model 中 class0 的 AUC 为 1.0 表示叶黑粉病识别的 AUC 值为 1,即在 AlexNet\_model 中,Softmax 分类器对叶黑粉病的识别准确率为百分之百,且没有将该病害误判为其他病害。由于数据集中 8 种水稻图像数量存在差异,为减小样本量小的类别所带来的影响,模型整体主要考虑 macro-average(宏平均)下的 ROC 曲线。

从每类病害的 AUC 值来看,BN\_model 对其中 7 种病害识别得到的 AUC 值均为 1,只有白叶枯病的 AUC 值为 0.98,这说明 BN\_model 模型对白叶枯病的识别效果较差。从模型整体 ROC 曲线来看,BN\_model 的识别结果最佳,AlexNet\_model 和 FCM\_model 这两个模型对这 8 种病害的识别情况相差不大。LeNet\_model 模型的总平均 AUC 值才

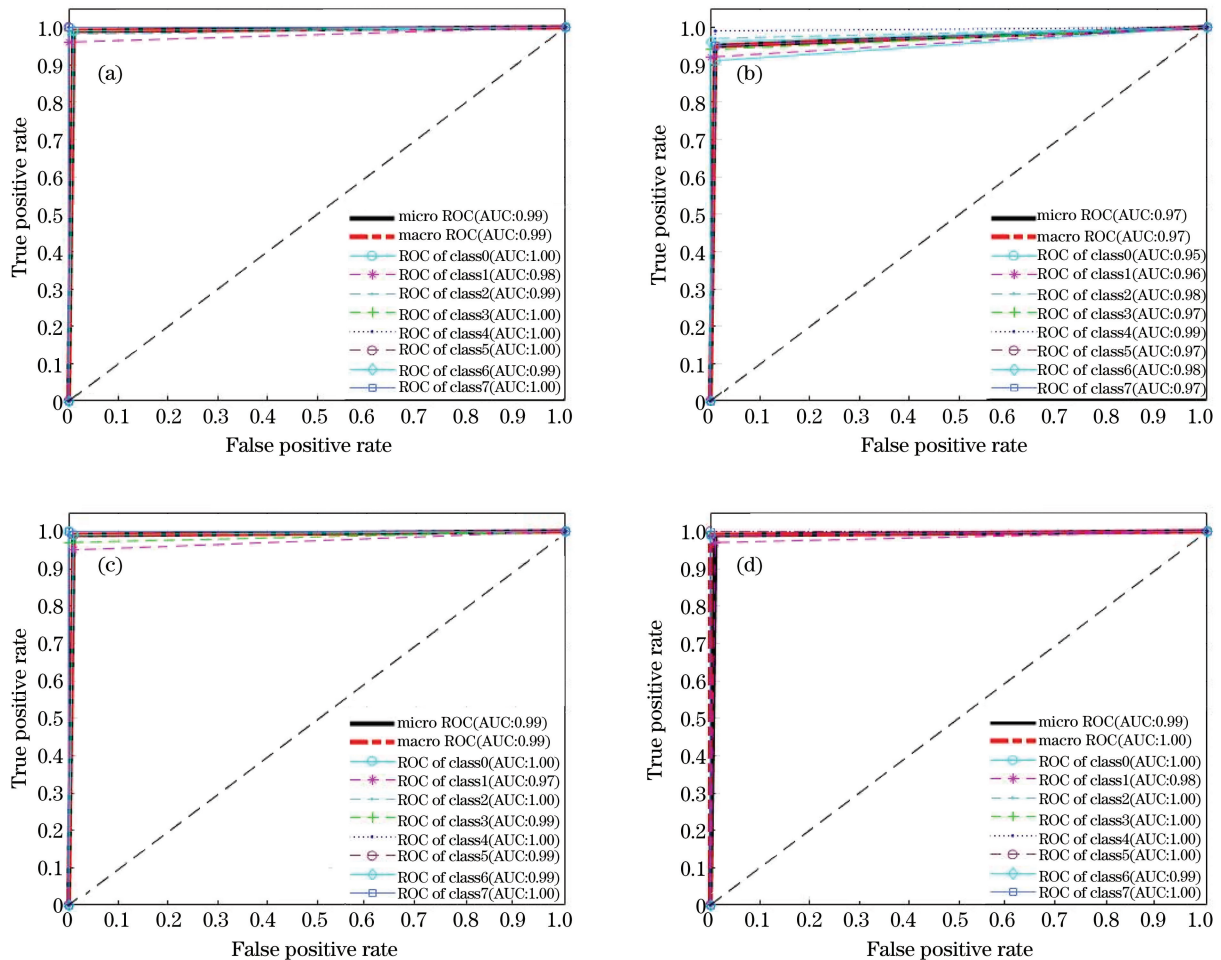


图 14 不同模型的 ROC 曲线。(a) AlexNet\_model; (b) LeNet\_model; (c) FCM\_model; (d) BN\_model

Fig. 14 ROC of different models. (a) AlexNet\_model; (b) LeNet\_model; (c) FCM\_model; (d) BN\_model

为 0.97, 且从各病害 ROC 曲线及精准率(表 3)可以看出, 该模型中, 分类结果最好的是叶黑粉病, 其 AUC 值为 0.99, ROC 曲线接近 (0, 1), 精准率也为 0.99, 这表明该模型对叶黑粉病的误判率较低, 且将其他病害被误判为叶黑粉病的图像数量也较少。综合模型识别时的损失精度曲线、识别准确率曲线及各病害识别精确率、ROC 曲线可知, 由 AlexNet 网络结合 BN 层得到的 BN\_model 对这 8 种水稻病害图像的识别效果最佳。

## 4 讨 论

本研究使用卷积神经网络模型, 结合批归一化与 AlexNet 网络(BN\_model 模型)对水稻病害进行识别分析, 相比其他研究中神经网络模型和传统图像处理模型, BN\_model 能区分更多的水稻病害病理特征, 且训练成本较低。与 AlexNet\_model 相比, 细菌性条斑病和赤枯病的平均识别精准率分别提高了 0.02 和 0.01, 细菌性条斑病和稻瘟病的

AUC 值均提高 0.01。相较于 FCM\_model, BN\_model 对水稻干尖线虫病、细菌性条斑病、稻瘟病和水稻纹枯病的平均识别精准率分别提高了 0.01, 0.01, 0.01 和 0.02, 白叶枯病、胡麻斑病、赤枯病和稻瘟病的 AUC 值均提高了 0.1。相比 LeNet\_model, BN\_model 对识别精确率最低的白叶枯病和细菌性条斑病分别提高了 0.07 和 0.06, 对 AUC 值最低的水稻干尖线虫病和白叶枯病分别提高了 0.05 和 0.02。

其中叶黑粉病在 4 个模型中的识别精确率和 AUC 值都分别为 1.00、1.00、1.00、0.99, 可知卷积神经网络提取的 8 种病害病理特征中, 叶黑粉病在 Softmax 分类器中最易区分。白叶枯病在 4 个模型中的识别精确率和 AUC 值分别为 0.99、0.99、0.99、0.92 和 0.98、0.97、0.98、0.96, 可知该病害在各模型中的精确率虽然高, 但其 AUC 值与其他病害相比偏低, 这说明卷积神经网络对该病害的病理特征提取存在较大差异, 会导致分类器对该病害的



识别错误率增加。

经过 AlexNet\_model 与 FCM\_model 的对比可知, AlexNet 网络提取的特征与 FCM 算法分割后提取的特征对分类器的识别影响相差不大, 这说明叶片正常部分对卷积提取病斑病理特征没有影响。通过 LeNet 模型与 AlexNet\_model、FCM\_model、BN\_model 模型的对比, 可知简单的卷积神经网络提取的特征还不够明确, 深层次的网络对特征的提取更为细致, 有利于分类器的识别。批归一化层会将提取的图像特征进行规范化<sup>[26]</sup>, 从 BN\_model 与 AlexNet\_model 的对比结果可知, BN 层进行均值、方差与归一化计算对网络识别是有效的。因此, 本研究在 AlexNet 网络添加批归一化的 BN\_model 模型, 是一种对水稻这 8 种病害行之有效的鉴别方法。

本文主要的研究对象为简单背景下的 8 种水稻病害图像。而马浚诚等<sup>[27]</sup>的研究对象是含有较多光照不均匀和复杂背景等噪声的黄瓜病害图像, 其识别率达到 95.7%, Lu 等<sup>[28]</sup>采用深度卷积神经网络对 10 种水稻病害进行识别, 在 10 倍交叉验证下准确率达 95.48%。由以上可知, 水稻病害的下一步研究方向包括: 1) 水稻病害种类繁多, 尽可能多地增加研究类别; 2) 自然环境下拍摄病害图像多数是复杂背景, 提高复杂背景下水稻病害的识别率, 为其实践提供参考依据; 3) 研究不同图像处理或者特征提取方法与神经网络结合的模型, 提升对水稻病理特征的识别准确率。

## 5 结 论

AlexNet 网络对简单背景下的水稻干尖线虫病、白叶枯病、细菌性条斑病、胡麻斑病、叶黑粉病、赤枯病、稻瘟病、水稻纹枯病等 8 种水稻病害图像的识别准确率比 LeNet-5 网络的识别准确率高 4 个百分点以上, 尤其是 AlexNet 网络结合批归一化层进行分类识别的模型效果最佳, 其测试准确率高达 99.11%, 故该模型有效提高了水稻病害识别准确率, 且鲁棒性较强, 在解决水稻病害图像识别问题时具有明显的优势。

## 参 考 文 献

[1] Xie X S. A brief analysis of the prominent problems and counter measures in rice pest control[J]. China Agricultural Information, 2017(19): 54-56.  
谢锡水. 水稻病虫害防治中的突出问题及其对策浅

析[J]. 中国农业信息, 2017(19): 54-56.

- [2] Zhao Y X, Wang K R, Bai Z Y, et al. Bayesian classifier method on maize leaf disease identifying based images [J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(5): 193-195.  
赵玉霞, 王克如, 白中英, 等. 贝叶斯方法在玉米叶部病害图像识别中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(5): 193-195.
- [3] Xie Z Q, Zhang H M, Zhang S W, et al. Cucumber disease recognition based on color feature and attribute reduction [J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2015, 31(3): 526-530.  
谢泽奇, 张会敏, 张善文, 等. 基于颜色特征和属性约简的黄瓜病害识别方法[J]. 江苏农业学报, 2015, 31(3): 526-530.
- [4] Patil J K, Kumar R. Color feature extraction of tomato leaf diseases [J]. International Journal of Engineering Trends and Technology, 2011, 2(2): 73-75.
- [5] Dubey S R, Jalal A S. Apple disease classification using color, texture and shape features from images [J]. Signal, Image and Video Processing, 2016, 10(5): 819-826.
- [6] Mao Y D, Gong H. Corn disease identification study based on SVM and DS evidence theory fusion multi-features [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2020, 41(4): 152-157.  
毛彦栋, 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.
- [7] Xu J H, Shao M Y, Wang Y C, et al. Recognition of corn leaf spot and rust based on transfer learning with convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(2): 230-236, 253.  
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.
- [8] Liu T Y, Feng Q. Detecting grape leaves based on convolutional neural network [J]. Journal of Northwest University (Natural Science Edition), 2017, 47(4): 505-512.  
刘阔宇, 冯全. 基于卷积神经网络的葡萄叶片检测[J]. 西北大学学报(自然科学版), 2017, 47(4): 505-512.
- [9] Mohanty S P, Hughes D P, Salathé M. Using deep learning for image-based plant disease detection [J]. Frontiers in Plant Science, 2016, 7: 1419.
- [10] Zhang S W, Zhang Q Q, Li P. Apple disease identification based on improved deep convolutional neural network [J]. Journal of Forestry Engineering,

- 2019, 4(4): 107-112.  
张善文, 张晴晴, 李萍. 基于改进深度卷积神经网络的苹果病害识别[J]. 林业工程学报, 2019, 4(4): 107-112.
- [11] 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.
- [12] Yang J D, Yang T, Miao T, et al. Recognition of powdery mildew disease of strawberry leaves based on convolutional neural network[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2018, 34(3): 527-532.  
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.
- [13] Wu L L, Zheng Z X, Qi L, et al. Detection method of rice leaf blast based on image processing [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2014, 36(9): 32-35.  
吴露露, 郑志雄, 齐龙, 等. 基于图像处理的田间水稻叶瘟病斑检测方法[J]. 农机化研究, 2014, 36(9): 32-35.
- [14] Guan Z X, Tang J, Yang B J, et al. Study on recognition method of rice disease based on image[J]. Chinese Journal of Rice Science, 2010, 24(5): 497-502.  
管泽鑫, 唐健, 杨保军, 等. 基于图像的水稻病害识别方法研究[J]. 中国水稻科学, 2010, 24(5): 497-502.
- [15] Liu C. Study on identification algorithm of rice diseases based on machine learning [D]. Hefei: Anhui University, 2018.  
刘成. 基于机器学习的水稻病害识别算法的研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2018.
- [16] Guo D, Lu Y, Li J N, et al. Identification method of rice sheath blight based on deep belief network[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2019, 41(12): 42-45, 85.  
郭丹, 路阳, 李建宁, 等. 基于深度信念网络的水稻纹枯病识别方法研究[J]. 农机化研究, 2019, 41(12): 42-45, 85.
- [17] Liu T T, Wang T, Hu L. *Rhizocotonia solani* recognition algorithm based on convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Rice Science, 2019, 33(1): 90-94.  
刘婷婷, 王婷, 胡林. 基于卷积神经网络的水稻纹枯病图像识别[J]. 中国水稻科学, 2019, 33(1): 90-94.
- [18] Liu L B, Zhou G M. Identification method of rice leaf blast using multilayer perception neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2009, 25(S2): 213-217.  
刘立波, 周国民. 基于多层感知神经网络的水稻叶瘟病识别方法[J]. 农业工程学报, 2009, 25(S2): 213-217.
- [19] Suman T, Dhruvakumar T. Classification of paddy leaf disease using shape and color features [J]. International Journal of Electrical and Electronics Engineers, 2015, 7(1): 239-250.
- [20] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.
- [21] Yang X, Shang Z H. Facial expression recognition based on improved AlexNet [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(14): 141026.  
杨旭, 尚振宏. 基于改进 AlexNet 的人脸表情识别[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(14): 141026.
- [22] Wu L N, Wang L S. Application of improved LeNet-5 model in flower recognition [J]. Computer Engineering and Design, 2020, 41(3): 850-855.  
吴丽娜, 王林山. 改进的 LeNet-5 模型在花卉识别中的应用[J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(3): 850-855.
- [23] Ioffe S, Szegedy C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[EB/OL]. (2015-02-11)[2020-07-02]. <https://arxiv.org/abs/1502.03167>.
- [24] Zhao Z M, Zhu Z L, Liu Y J, et al. Cluster size insensitive fuzzy C-means clustering algorithms for image segmentation [J/OL]. Laser & Optoelectronics Progress: 1-15 (2019-07-03) [2020-08-14]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20190703.1142.002>. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20190703.1142.002.html>.  
赵战民, 朱占龙, 刘永军, 等. 对类大小不敏感的模糊聚类图像分割方法[J/OL]. 激光与光电子学进展: 1-15 (2019-07-03) [2020-08-14]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20190703.1142.002.html>.
- [25] Jia H, Zheng C J, Li C B, et al. Retinal blood vessel segmentation based on fuzzy C-means clustering according to the local line structural constraints[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(9): 0910001.  
贾洪, 郑楚君, 李灿标, 等. 基于局部线结构约束的 FCM 聚类视网膜血管分割[J]. 光学学报, 2020, 40(9): 0910001.
- [26] Nah S, Kim T H, Lee K M. Deepmulti-scale convolutional neural network for dynamic scene deblurring[C]//2017 IEEE Conference on Computer

- Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 257-265.
- [27] Ma J C, Du K M, Zheng F X, et al. Disease recognition system for greenhouse cucumbers based on deep convolutional neural network [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(12): 186-192.
- 马浚诚, 杜克明, 郑飞翔, 等. 基于卷积神经网络的温室黄瓜病害识别系统 [J]. 农业工程学报, 2018, 34(12): 186-192.
- [28] Lu Y, Yi S J, Zeng N Y, et al. Identification of rice diseases using deep convolutional neural networks [J]. Neurocomputing, 2017, 267: 378-384.