

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.
doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2018.03.007

基于卷积神经网络的草莓叶部白粉病病害识别

杨晋丹, 杨 涛, 苗 腾, 朱 超, 沈秋采, 彭宇飞, 梅珀彰, 党雨晴
(沈阳农业大学信息与电气工程学院, 辽宁 沈阳 110161)

摘要: 针对计算机视觉下草莓叶部白粉病病害的识别, 提出了一种基于卷积神经网络的病害识别模型。首先, 设计了 3 种网络深度(经过 3、4 和 5 次卷积操作)与 3 种卷积核(5×5、3×3、5×5、3×3 混合)交叉组合共 9 种不同网络深度与卷积核尺寸的卷积神经网络结构; 其次, 分别选择了 4 种采样层构建方法(均值池化、最大值池化、中间值池化和混合池化); 最后, 进行了 9 组训练集与测试集不同比例的模型识别。结果表明, 基于混合池化的 CNN-9 模型(卷积核尺寸 5×5、3×3; 卷积神经网络深度 11)表现最好, 对草莓叶部白粉病病害的正确识别率达到 98.61%。该方法可较好地实现草莓叶部白粉病病害的识别, 且图像预处理步骤简单, 易推广, 可用于草莓白粉病病害的实时监测。

关键词: 卷积神经网络; 草莓白粉病; 病害识别; 采样层构建方法

中图分类号: S126 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2018)03-0527-06

Recognition of powdery mildew disease of strawberry leaves based on convolutional neural network

YANG Jin-dan, YANG Tao, MIAO Teng, ZHU Chao, SHEN Qiu-cai, PENG Yu-fei, MEI Po-zhang, DANG Yu-qing

(College of Information and Electric Engineering, Shenyang Agricultural University, Shenyang 110161, China)

Abstract: A disease recognition model based on convolutional neural network was proposed for the recognition of strawberry leaf powdery mildew disease under computer vision. Firstly, a total of nine different types of network depth and convolution kernel size consisting of cross combination of three types of network depth (through three, four and five convolution operation) and three types of convolution kernel (5×5 and 3×3, 5×5 and 3×3 mixed) were designed. Secondly, four kinds of sampling layer construction method (average pooling, max pooling, median pooling and mixed max-average pooling) were chosen. Finally, nine model recognition tests consisting of different ratio of training set and test set were performed. The results showed that the CNN-9 model based on mixed max-average pooling was the best, and the correct recognition rate of strawberry leaf powdery mildew disease was 98.61%. This method can better identify strawberry leaf powdery mildew disease, and the image preprocessing is simple and easy to popularize, and it can be used for real-time monitoring of strawberry powdery mildew.

Key words: convolutional neural network; strawberry powdery mildew; disease recognition; sampling layer construction method

草莓白粉病是草莓栽培期间的主要病害之一,

在整个生长期均可发生, 严重时可导致绝产^[1]。使用人工方法识别草莓叶部白粉病已不能满足草莓工厂化栽培的需求。因此, 对草莓叶部白粉病的自动识别, 是实现草莓工厂化栽培, 保证草莓种植者收益的基础, 对草莓生产具有十分重要的意义。基于图像的植物病害自动识别主要基于传统图像处理技

收稿日期: 2018-01-22

基金项目: 国家自然科学基金项目(31501217)

作者简介: 杨晋丹(1994-), 女, 山西应县人, 硕士, 研究方向为计算机技术在农业领域中的应用。(E-mail) 997394351@qq.com

通讯作者: 杨 涛, (E-mail) 328748306@qq.com

术与卷积神经网络 (Convolutional neural network, CNN) 技术。

基于传统图像处理技术的植物病害识别主要针对植物叶部病害, 常见植物病害的研究对象有玉米、黄瓜、水稻、小麦、棉花和草莓等。针对玉米常见的叶部病害, 赵玉霞等^[2]、王娜等^[3]、张善文等^[4]、朱景福等^[5]分别利用粗糙集理论、遗传算法、局部判别映射 (LDP) 和局部线性嵌入 (LLE) 算法对提取的病害特征进行约简, 正确识别率依次为 83.0%、90.0%、94.4% 和 99.5%。针对黄瓜常见的叶部病害, 谢泽奇等^[6]、吴娜等^[7]分别利用融合多特征图切割法和最大类间方差阈值法实现了病斑的分割, 对黄瓜病害的识别率分别为 98.19%、94.26%。针对水稻常见的叶部病害, 刘立波等^[8]、管泽鑫等^[9]利用灰度共生矩阵和逐步判别分析法进行特征提取, 再通过 BP 神经网络和贝叶斯判别法进行分类识别, 正确识别率分别为 95.0% 和 97.2%。针对小麦常见的叶部病害, 张飞云等^[10]利用 K-means 硬聚类算法实现了彩色图像的分割, 最后运用向量化神经网络分类识别, 正确识别率可达 95.0% 以上。针对棉花常见的叶部病害, Patil 等^[11]利用全局阈值和自适应阈值对图像进行分割, 同时结合支持向量机对提取的特征进行分类识别。针对草莓蛇眼病害, 牛冲^[12]利用改进的分水岭图像分割算法进行图像分割, 并通过支持向量机对提取的纹理特征进行分类识别, 识别精度可达 92.0%。以上基于传统图像处理技术的病害识别方法研究取得了一定的成果, 但这些方法分割图像的操作太繁琐, 鲁棒性差, 特征提取方法不具有普适性, 进而使得整体方法泛化能力较差。

目前, 卷积神经网络技术在图像分类^[13-15]和目标识别领域^[16-18]取得巨大进步, 使得其在植物病害的识别上也得到了较广泛的应用。李艳^[19]提出了基于 Fisher 准则的深度卷积神经网络算法, 实现了对马铃薯 4 种病害的识别, 识别精度为 87.04%。刘闾宇等^[20]提出了一种基于卷积神经网络的葡萄叶片检测算法, 该算法在复杂背景下对葡萄叶片的检测率为 87.2%。Srdjan 等^[21]利用卷积神经网络实现了 13 种植物病害的识别, 该模型还具有分辨植物叶片与其周围环境的能力, 最终模型的正确识别率为 96.3%。Mohanty 等^[22]分别使用 AlexNet 和 GoogLeNet 模型训练, 对 PlantVillage 中 14 种植物、26 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%。以上基于卷积神经网络的植物病害识别方法具有无需对图像进行分割, 识别种类较多, 泛化能力较强等优点, 比基于传统图像处理技术的植物病害识别方法具有明显的优势。因此, 本研究提出一种基于卷积神经网络的草莓叶部白粉病病害的识别方法, 以实现对外期与后期 2 个阶段病害的自动识别, 为工厂化草莓栽培中白粉病病害识别与防治提供科学方法和依据。

1 材料与方法

1.1 材料

草莓叶片图像采集自某草莓种植基地, 使用移动手持设备在正常光照下采集。图像采集时将黑纸板直接垫于叶片之下, 不采摘叶片。草莓叶部白粉病病害在发病前期叶片正面特征不明显, 叶片背面特征相对明显, 因此采集图像时, 既需要采集叶片正面图像, 也需要采集叶片背部图像。白粉病晚期叶片叶缘卷起并伴有暗色污斑, 特征较为明显, 故只采集叶片正面图像。草莓叶片图像数据库共包括 5 类叶片图像, 分别为健康叶片正面、健康叶片背面、白粉病早期叶片正面、白粉病早期叶片背面和白粉病晚期叶片正面 (图 1)。

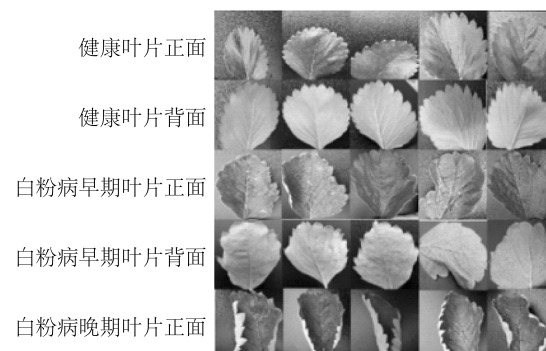


图 1 草莓叶片图像数据库部分图像

Fig.1 Example of the strawberry leaf image database

利用 Anaconda3 将图像处理为特定的大小 (本研究中采用的图像大小均为 128×128), 并对其作标签, 记为“n_m”。其中 n 代表图像所属的类别 (1 代表健康叶片正面; 2 代表健康叶片背面; 3 代表白粉病早期叶片正面; 4 代表白粉病早期叶片背面; 5 代表白粉病晚期叶片正面), m 为图像的编号, 例如 0_

000101 代表该图像为健康叶片正面的第 101 幅。

1.2 方法

1.2.1 不同网络深度与卷积核尺寸的 CNN 模型
卷积神经网络结构主要由 3 部分组成:输入层、隐层和输出层。隐层包含卷积层和采样层,卷积层用于提取特征,采样层用于特征优化选取。本研究从网络深度设计、卷积核尺寸选择以及采样层池化方法选择入手,设计卷积神经网络模型,以实现草莓叶部白粉病病害的识别。

试验使用的计算机 CPU 为 Intel Core i7-7700k,内存为 32 G,操作系统为 Windows 10,采用的框架为 Tensorflow。在 Tensorflow 上搭建卷积神经网络模型,部分参数设置:学习率 0.005、冲量 0.9、权值衰减 0.000 5、批处理大小 64。

采用正确识别率 P 作为结果的评价标准,计算公式如下:

$$P = A'_i / A_i^* \quad (1)$$

式(1)中 A'_i 表示草莓叶片标注 i 类识别正确的样品数量, A_i^* 表示草莓叶片标注 i 类的样品数量。

重复使用较小的卷积核可以减少参数训练的数量^[23],增加卷积层和池化层层数可以加强对特征值的提取^[24]。因此,本研究设计了 3 种卷积神经网络深度、3 类卷积核尺寸的 9 个卷积神经网络模型用于草莓叶部白粉病病害的识别(表 1)。

表 1 不同结构的卷积神经网络(CNN)模型

Table 1 Convolutional neural network (CNN) model with different structures

网络	卷积核尺寸	卷积神经网络深度	特征图数量变化
CNN-1	5×5	7	16→32→64
CNN-2	3×3	7	32→32→64
CNN-3	5×5, 3×3	7	16→32→64
CNN-4	5×5	9	16→32→64→128
CNN-5	3×3	9	32→32→64→128
CNN-6	5×5, 3×3	9	16→32→64→128
CNN-7	5×5	11	16→32→64→64→128
CNN-8	3×3	11	32→32→64→64→128
CNN-9	5×5, 3×3	11	16→32→64→64→128

1.2.2 基于 CNN 的不同采样层构建方法选择
采样层是对特征的第二次提取,它可以大大降低图像的维度和分辨率,同时可以避免出现过拟合等问题。

构建采样层的方法有均值池化(Average pooling)、最大值池化(Max pooling)、中间值池化(Median pooling)等。为了充分利用均值池化与最大值池化的优势以及卷积神经网络自身学习的特性, Lee 等^[25]提出了混合池化(Mixed max-average pooling)。

$$\text{均值池化: } g_{\text{ave}}(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (2)$$

$$\text{最大值池化: } g_{\text{max}}(x) = x_{i_{\text{max}}} \quad (3)$$

$$\text{中间值池化: } g_{\text{mid}}(x) = \frac{1}{2} [g_{\text{max}}(x) + g_{\text{ave}}(x)] \quad (4)$$

$$\text{混合池化: } g_{\text{mix}}(x) = a_l \cdot g_{\text{max}}(x) + (1-a_l) \cdot g_{\text{ave}}(x) \quad (5)$$

式(5)中 $a_l \in [0, 1]$, 是均值池化与最大值池化混合的比例,下标 l 是采样层所在层数,混合池化在每层采样层的混合比例都不相同。混合比例 a_l 可通过反向传播算法由输出损失函数 E 自动学习获得:

$$\frac{\partial E}{\partial a_l} = \frac{\partial E}{\partial g_{\text{mix}}(x)} \cdot \frac{\partial g_{\text{mix}}(x)}{\partial a_l} \quad (6)$$

$$\frac{\partial g_{\text{mix}}(x)}{\partial a_l} = x_{i_{\text{max}}} - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (7)$$

$$\frac{\partial E}{\partial x_i} = \frac{\partial E}{\partial g_{\text{mix}}(x_i)} \cdot \frac{\partial g_{\text{mix}}(x_i)}{\partial x_i} \quad (8)$$

$$\frac{\partial g_{\text{mix}}(x_i)}{\partial x_i} = \frac{\partial E}{\partial g_{\text{mix}}(x_i)} [a_l + (1-a_l) \cdot \frac{1}{N}] \quad (9)$$

根据以上池化方法,本研究基于均值池化、最大值池化、中间值池化与混合池化设计了 4 种卷积神经网络模型,并通过试验选择一种较优的池化方法。

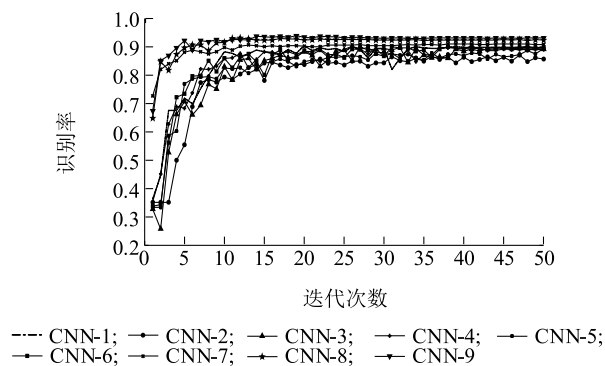
2 结果与分析

2.1 网络深度与卷积核尺寸对模型识别率的影响

试验中 9 个卷积神经网络模型卷积层均采用 padding 补 0 方式,使图像经过卷积层时长宽不变,只是深度加深;采样层构建方法选择最常用的最大值池化。草莓叶片图像数据库结构为健康叶片正面 201 幅,健康叶片背面 201 幅,白粉病早期叶片正面 637 幅,白粉病早期叶片背面 637 幅,白粉病晚期叶片 891 幅,简记为 201:201:637:637:891。

在 9 种卷积神经网络模型的识别率随迭代次数的变化曲线(图 2)中,前 6 种模型初始识别率较低,在前 10 次迭代时识别率增长较快,之后渐趋平稳;后 3 种模型初始识别率较高,在前 5 次迭代时识别率增长较快,之后渐趋平稳。CNN-1、CNN-2 与

CNN-3 的网络深度最低,识别率曲线在最下方; CNN-4、CNN-5 与 CNN-6 的网络深度居中,识别率曲线居中; CNN-7、CNN-8 与 CNN-9 的网络深度最高,识别率曲线在最上方。同时,在曲线相对平稳后, CNN-9 的识别率曲线在 CNN-7 和 CNN-8 的识别率曲线上方, CNN-6 的识别率曲线在 CNN-5 和 CNN-4 的识别率曲线上方, CNN-3 和 CNN-1 的识别率曲线在 CNN-2 的识别率曲线上方。



CNN-1、CNN-2、CNN-3、CNN-4、CNN-5、CNN-6、CNN-7、CNN-8、CNN-9 见表 1。

图 2 不同结构卷积神经网络(CNN)模型的识别率随迭代次数的变化

Fig.2 Variation of the recognition rate of CNN with different structures with the number of iterations

表 2 不同池化方法对草莓叶部白粉病病害的识别

Table 2 Identification of powdery mildew disease in different pooling methods

测试叶片	叶片总数	错误识别数			
		最大池化	均值池化	中间值池化	混合池化
健康叶片正面	176	8	4	2	3
健康叶片背面	176	2	0	3	3
白粉病前期叶片正面	131	11	12	2	3
白粉病前期叶片背面	131	9	11	1	6
白粉病后期叶片	179	6	12	6	6
总计	793	36	39	14	21

4 种采样层构建方法建立的模型对健康、白粉病早期和白粉病晚期 3 类草莓叶片的识别效果不相同(表 3)。其中,中间值池化与混合池化的总体识别率较高,分别为 98.36%、98.61%。对于健康草莓叶片,均值池化与混合池化的识别效果较好,分别为 99.15%、99.43%;对于草莓白粉病早期叶片,中间值池化与混合池化的识别效果较好,分别为

据此,我们可以得到如下结论:(1)随着迭代次数以及网络深度的增加,卷积神经网络的正确识别率也在逐步提高;(2)同一深度的网络,随着训练次数的增加,卷积核为 5×5,3×3 的网络模型识别率较高,其次为卷积核为 5×5 的网络模型,卷积核为 3×3 的网络模型识别率则不及前两者;(3)网络深度越深,混合卷积核(5×5,3×3)的网络模型优势越明显。经过 5 次卷积操作,卷积核为 5×5,3×3 的模型 CNN-9 表现最好,识别率为 93.16%。

2.2 采样层构建方法对识别效果的影响

为避免草莓样本数据结构不均衡(特征较明显的白粉病晚期叶片所占比例较大)对试验结果的影响,对健康草莓叶片的图像库进行了扩充。将草莓叶片图像库结构调整为 881 : 881 : 655 : 655 : 896,用于测试的图像库结构为 176 : 176 : 131 : 131 : 179。

由表 2 可知,最大值池化与均值池化模型的识别效果相近,中间值池化与混合池化的识别效果相近,其中尤以中间值池化的识别效果最佳,为 98.36%。考虑到实际应用中无需对健康(或白粉病前期)叶片的正、背面做识别,因此将此类错误识别剔除。

98.85%、96.56%;对于草莓白粉病晚期叶片,混合池化的识别效果最好,可达到 100.00%。

权衡对各类叶片的识别情况,最终选择的采样层构建方法为混合池化。最终选择的卷积神经网络模型为基于混合池化、经过 5 次卷积操作且卷积核为 5×5,3×3 的 CNN-9 模型,该模型可较好地识别草莓叶部白粉病病害。

表3 不同池化方法对草莓叶部白粉病病害的识别率

Table 3 Identification rate of powdery mildew disease in different pooling methods

草莓叶片	识别率(%)			
	最大值池化	均值池化	中间值池化	混合池化
健康	95.58	99.15	98.86	99.43
白粉病早期	92.37	91.22	98.85	96.65
白粉病晚期	96.65	93.30	96.65	100.00
总识别率	96.09	95.08	98.36	98.61

2.3 训练集与测试集比例对模型识别率的影响

为确定训练集与测试集的合适比例,分别以1:9、2:8、3:7、4:6、5:5、6:4、7:3、8:2、9:1的训练集与测试集比例进行试验。草莓叶片图像库为扩充后的图像库,用于测试的草莓叶片图像库结构见表4。

表4 不同训练集与测试集比例对模型识别率的影响

Table 4 Effect of the ratio between training set and test set on the model recognition rate

训练集与测试集比例	测试集的叶片图像库结构	病害识别率(%)
1:9	88:88:66:66:90	70.10
2:8	176:176:131:131:179	79.95
3:7	264:264:197:197:269	87.74
4:6	352:352:262:262:358	91.93
5:5	441:441:328:328:448	94.36
6:4	528:528:393:393:538	96.72
7:3	617:617:459:459:627	97.48
8:2	704:704:524:524:717	98.61
9:1	793:793:590:590:806	98.40

从卷积神经网络对草莓叶部白粉病的识别试验结果(表4)中可得到以下结论:随着训练集比重的增大,卷积神经网络模型的正确识别率呈现升高的趋势,尤以8:2时的识别效果最佳。

3 讨论

本研究通过变换卷积核尺寸,加深网络深度以及测试不同采样层构建方法,进一步优化卷积神经网络模型,实现了对草莓叶部白粉病病害的较好识别。试验结果表明,在训练集与测试集比例为8:2

的条件下,选取基于混合池化的CNN-9模型,对草莓健康叶片、白粉病早期叶片和白粉病晚期叶片的正确识别率分为99.43%、96.56%和100.00%,总体正确识别率为98.61%。

由于混合池化额外参数的训练问题,基于混合池化的卷积神经网络在训练过程中,网络收敛速度慢于采用其他采样层构建方法的卷积神经网络。在卷积核尺寸相同、网络深度一致的前提下,基于混合池化的卷积神经网络模型训练时间大约是其3种池化方法的2~3倍。除此之外,网络深度也是影响卷积神经网络训练时间的主要因素。因此在实际应用中,如何适当地选择采样层构建方法和网络深度等是以后我们需要研究的问题之一。

参考文献:

- [1] 国亚文,娄文生,王晓宇. 草莓白粉病发生特点及防治技术[J]. 农业与技术,2005(1):127-132.
- [2] 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(5):193-195.
- [3] 王娜,王克如,谢瑞芝,等. 基于Fisher判别分析的玉米叶部病害图像识别[J]. 中国农业科学,2009,42(11):3836-3842.
- [4] 张善文,张传雷. 基于局部判别映射算法的玉米病害识别方法[J]. 农业工程学报,2014,30(11):167-172.
- [5] 朱景福,李雪. 玉米叶片病害彩色图像识别的降维和聚类方法[J]. 江苏农业科学,2016,44(7):350-354.
- [6] 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.
- [7] 吴娜,李森,陈晟,等. 基于融合多特征图切割的作物病害图像自动分割[J]. 农业工程学报,2014,30(17):212-219.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 张云飞. 基于提升小波和学习向量量化神经网络的小麦病害图像识别[J]. 江苏农业科学,2013,41(5):103-106.
- [11] PATIL S P, ZAMBRE M R S. Classification of cotton leaf spot disease using support vector, machine[J]. International Journal of Engineering Research & Applications, 2014, 4(5):92-77.
- [12] 牛冲. 基于图像处理的草莓病害识别方法研究[D]. 太原:太原理工大学,2016.
- [13] HAMED H A, ELNAZ J H, DOMENEC P. A practical approach for detection and classification of traffic signs using convolutional neural networks[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2016, 84: 97-112.
- [14] YU S, JIA S, XU C. Convolutional neural networks for hyperspectral image classification[J]. Neurocomputing, 2017, 219: 88-98.
- [15] BAI X, SHI B, ZHANG C, et al. Text/non-text image classifica-

- tion in the wild with convolutional neural networks [J]. Pattern Recognition, 2017, 66: 437-446.
- [16] SUN J, XIAO Z, XIE Y. Automatic multi-fault recognition in TFDS based on convolutional neural network [J]. Neurocomputing, 2017, 222: 127-136.
- [17] 周云成, 许童羽, 郑 伟, 等. 基于深度卷积神经网络的番茄主要器官分类识别方法 [J]. 农业工程学报, 2017, 33 (15): 219-226.
- [18] 王 璨, 武新慧, 李志伟. 基于卷积神经网络提取多尺度分层特征识别玉米杂草 [J]. 农业工程学报, 2018, 34 (5): 144-151.
- [19] 李 艳. 基于改进 CNN 的马铃薯病害识别算法 [J]. 信息通信, 2017 (6): 46-48.
- [20] 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.
- [21] SRDJAN S, MARKO A, ANDRAS A, et al. Deep neural networks based recognition of plant diseases by leaf image classification [J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2016, 6: 1-11.
- [22] MOHANTY S P, HUGHES D P, SALATHÉ M. Using deep learning for image-based plant disease detection [J]. Frontiers in Plant Science, 2016, 7: 1-10.
- [23] 王 振, 高茂庭. 基于卷积神经网络的图像识别算法设计与实现 [J]. 现代计算机 (专业版), 2015 (20): 61-66.
- [24] 常 祥, 杨 明. 基于改进的卷积神经网络的图像分类性能 [J]. 重庆理工大学学报 (自然科学), 2017, 31 (3): 110-115.
- [25] LEE C Y, GALLAGHER P, TU Z. Generalizing pooling functions in CNNs: mixed, gated, and tree [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40 (4): 863-875.

(责任编辑: 张震林)