

张善文, 许新华, 齐国红. 基于孪生多尺度空洞胶囊网络的黄瓜叶部病害检测方法[J]. 江苏农业学报, 2023, 39(9): 1827-1833
doi:10.3969/j.issn.1000-4440.2023.09.004

基于孪生多尺度空洞胶囊网络的黄瓜叶部病害检测方法

张善文, 许新华, 齐国红

(郑州西亚斯学院电子信息工程学院, 河南 郑州 451150)

摘要: 在黄瓜叶部病害检测中,传统方法简单但检测正确率低,难以处理多种多样的病害叶片图像,深度卷积网络的检测正确率高,但依赖于大量训练样本,训练时间长。本研究提出一种基于孪生多尺度空洞胶囊网络(Siamese multi-scale dilated capsule network, SMSDCNet)的黄瓜叶部病害检测方法,该方法整合了孪生网络、空洞卷积网络和胶囊网络的优势,将多尺度空洞卷积模块 Inception 引入胶囊网络,作为孪生网络的子网络,构建孪生多尺度空洞胶囊网络模型,提取多尺度判别特征,再进行矢量化处理,最后经动态路由算法得到具有空间位置信息的胶囊向量,进行病害检测与识别。SMSDCNet 克服了深度卷积网络需要大量训练样本、训练时间长以及对旋转和仿射变换敏感的问题,并且克服了多尺度卷积网络训练参数较多的问题。在一个较小的黄瓜病害叶片图像数据集上进行试验,病害检测精度达 90% 以上。结果表明,该方法能够实现小训练样本集的黄瓜叶部病害检测,为训练样本有限情况下的作物病害检测提供了一种新方法。

关键词: 黄瓜病害; 孪生网络; 多尺度空洞卷积; 胶囊网络; 孪生多尺度空洞胶囊网络

中图分类号: TP391.41;S642.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2023)09-1827-07

Cucumber leaf disease detection based on Siamese multi-scale dilated capsule network

ZHANG Shan-wen, XU Xin-hua, QI Guo-hong

(School of Electronics Information Engineering, Zhengzhou SIAS University, Zhengzhou 451150, China)

Abstract: In cucumber leaf disease detection, the traditional methods are simple but low detection accuracy, and they are difficult to deal with the various diseased leaf images. Deep convolution neural networks (CNNs) have high detection accuracy, but they rely on a large number of training samples, and the training time is long. A cucumber leaf disease detection method based on Siamese multi-scale dilated capsule network (SMSDCNet) was proposed. It integrated the advantages of Siamese network, dilated convolution network and capsule network (CapsNet). In SMSDCNet, the multi-scale dilated convolution inception module was introduced into CapsNet to construct the two sub-networks for Siamese multi-scale dilated capsule network model, then the multi-scale discriminant features were extracted and vectorized. Finally, the capsule vector with spatial location information was obtained through the dynamic routing algorithm for detecting and recognizing cucumber leaf diseases. SMSDCNet overcame the problems of deep convolutional networks that required a large number of training samples, long

收稿日期:2022-11-12

基金项目:国家自然科学基金项目(62172338);河南省科技厅科技攻关项目(222102110134);河南省高等学校重点科研项目(22B520049)

作者简介:张善文(1965-),男,陕西西安人,博士,教授,主要从事人工智能在精准农业中的应用研究。(E-mail) wjd716@163.com

training time, and sensitivity to rotation and affine transformation, and overcame the problem that multi-scale convolutional networks required more training parameters. Disease detection experiments were conducted on a small cucumber disease leaf image dataset. The detection accuracy was more than 90%. The results showed that the proposed method could detect cucumber leaf disease with small train-

ing sample set, which provided a new method for disease detection under the condition of limited training samples.

Key words: cucumber disease; Siamese network; multi-scale dilated convolution; capsule network; Siamese multi-scale dilated capsule network (SMSDCNet)

及时、准确地检测作物病害是病害防治的提前。传统的作物病害检测方法特别依赖于提取的分类特征,但很难从复杂、多变、多种多样的病害叶片图像中提取到通用的特征,所以这些方法的检测率不高且泛化性不强^[1-3]。卷积神经网络(CNN)能够克服传统病害检测方法的不足,提取复杂图像的深层分类特征,在作物病害检测中取得了显著效果^[4-5]。邵明月等^[6]总结了从早期的作物病害检测方法到基于 CNN 检测方法的研究进展,阐述了近年来 CNN 在作物病害检测中的研究成果以及各种方法的优缺点。Ngugi 等^[7]回顾了近年来基于图像处理和机器学习的作物病虫害识别方法,分析了 10 种 CNN 架构在识别准确率、召回率、准确性、特异性、F1 得分、训练持续时间和存储要求方面的作物病害识别性能,为该领域的深入研究提供了技术指导。深度 CNN 的检测准确率比较高,但从多种多样的病害叶片图像中提取有效的分类特征,需要大量训练样本,模型的训练时间很长,而且对图像的旋转和仿射变换比较敏感^[8]。

为了克服深度 CNN 的不足,出现了很多改进的 CNN 模型。利用多个 CNN 的组合能够提取互补的分类特征,增强模型的检测能力^[9];多尺度 CNN 能够极大提高病害检测方法的特征提取能力^[10];将注意力机制加入 CNN 能够加快网络收敛,提高网络的抗噪能力^[11];轻量级 CNN 减少了训练样本和网络参数,加速网络收敛^[12-13];迁移学习加快了模型训练,增强了模型的泛化能力^[14];空洞卷积能够在不增加训练参数和不增加计算代价的情况下扩大卷积的感受野,从而提高多尺度特征提取性能^[15-16]。

胶囊网络(CapsNet)利用动态路由算法提取胶囊

特征向量,弥补了 CNN 失去空间位置信息的不足,克服了深度 CNN 对图像的旋转和仿射变换较为敏感的问题^[17]。CapsNet 使用向量特征状态的重要信息,向量的模和方向分别表示特征存在的概率和姿态信息,移动特征可以改变胶囊向量,但不影响特征存在概率,特别适用于不规则的、多种多样的作物病害叶片图像识别^[18]。孪生网络(Siamese)能够克服 CNN 和 CapsNet 依赖于大量训练样本的问题。孪生网络通过共享权值来实现其功能,能够通过已有类别中的特征相似度,准确判断 2 个相似的样本,还能利用先验知识识别新样本的类别^[19-20],在样本类别多且每个类别的训练样本较少的情况下取得较好的效果^[21]。

针对实际大田作物病害叶片图像较少,包含遮挡和复杂背景,病害叶片图像病斑的大小、形状和颜色等差异较大等问题,本研究拟提出一种基于孪生多尺度空洞胶囊网络(SMSDCNet)的黄瓜叶部病害检测方法,减少对模型训练样本量的依赖,在有限训练样本中获取到多类别样本间的共同特征,以期提高黄瓜病害检测准确率。

1 材料与方法

1.1 图像数据集与图像预处理

本研究构建了 1 个用于黄瓜叶部病害检测的病害叶片图像数据集,共有 500 幅图像,包括黄瓜常见的白粉病、褐斑病、黑斑病、炭疽病和角斑病的叶片图像各 100 幅,其中 70% 的图像在陕西省杨凌农业示范区采集,30% 的图像来自于数据集 PlantVillage (<https://www.plantvillage.org/en/tos>)。不同病害的黄瓜叶片图像如图 1 所示。



图 1 感染不同病害的黄瓜叶片图像

Fig.1 Images of cucumber leaves infected with different diseases

数据集中的叶片图像大小不一,因此在试验过程中将图像均匀归一化为 224×224 像素,以 5 折交叉验证策略将数据集随机划分为训练集和测试集,训练集用于模型训练,测试集用于测试模型的性能,用 5 次试验结果的平均值作为识别结果。

1.2 相关方法

1.2.1 多尺度空洞卷积模块 Inception Inception 是一个多尺度卷积网络模块,能够并行组合不同的卷积层,由不同卷积层提取的特征在深度、维度上拼接以形成更深的矩阵,提取不同尺度特征,其结构见图 2。

1.2.2 胶囊网络 胶囊网络以胶囊层为数据处理单元,采用动态路由算法在胶囊层之间传输数据,具有比 CNN 更好的特征表达能力。胶囊网络的基本结构如图 3 所示,卷积模块用于从原始图像中提取分类特征,主胶囊模块用于将提取的分类特征表示转换为特征矢量,数字胶囊模块使用动态路由算法更新网络参数,避免因池化操作而造成的损失,最终输出特征向量,其长度为测试样本属于某一类的概率。

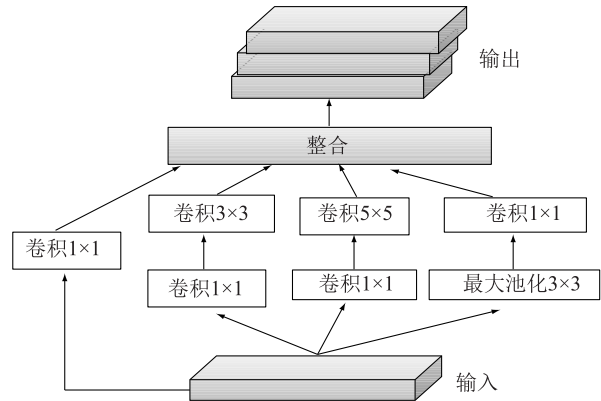
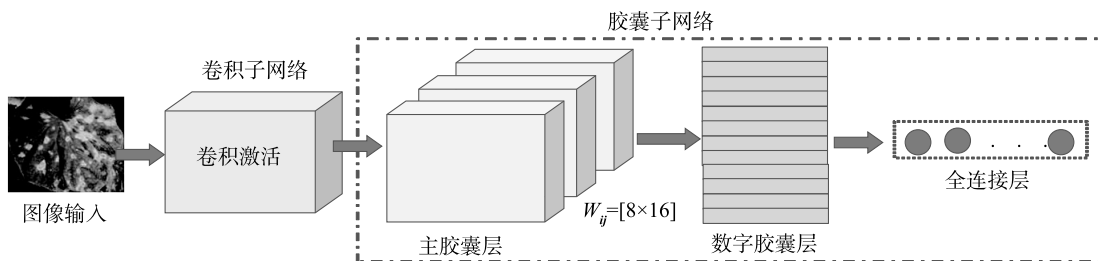


图 2 Inception 模块

Fig.2 Inception module

1.2.3 孪生网络 孪生网络的结构比较简单,图 4 显示,孪生网络通过 2 个具有相同结构、共享权重的 CNN 模型提取 2 个输入图像的特征向量,然后通过最小化相同类别之间的损失,同时最大化不同类别样本的损失训练模型参数,再通过迭代训练后判别 2 个样本是否相似,最后计算 2 组特征向量的相似度,进行样本分类识别。



W_{ij} 为模型的卷积核。

图 3 胶囊网络的基本结构

Fig.3 Structure of capsule network

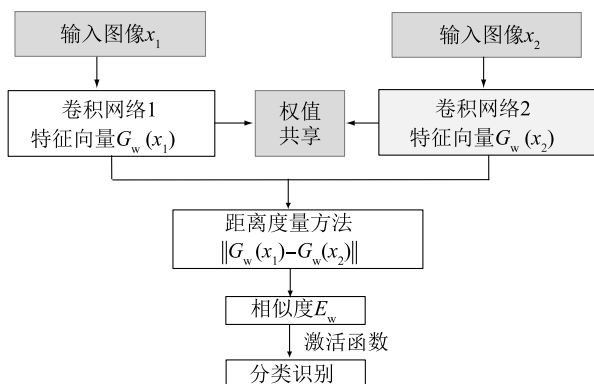


图 4 孪生网络结构

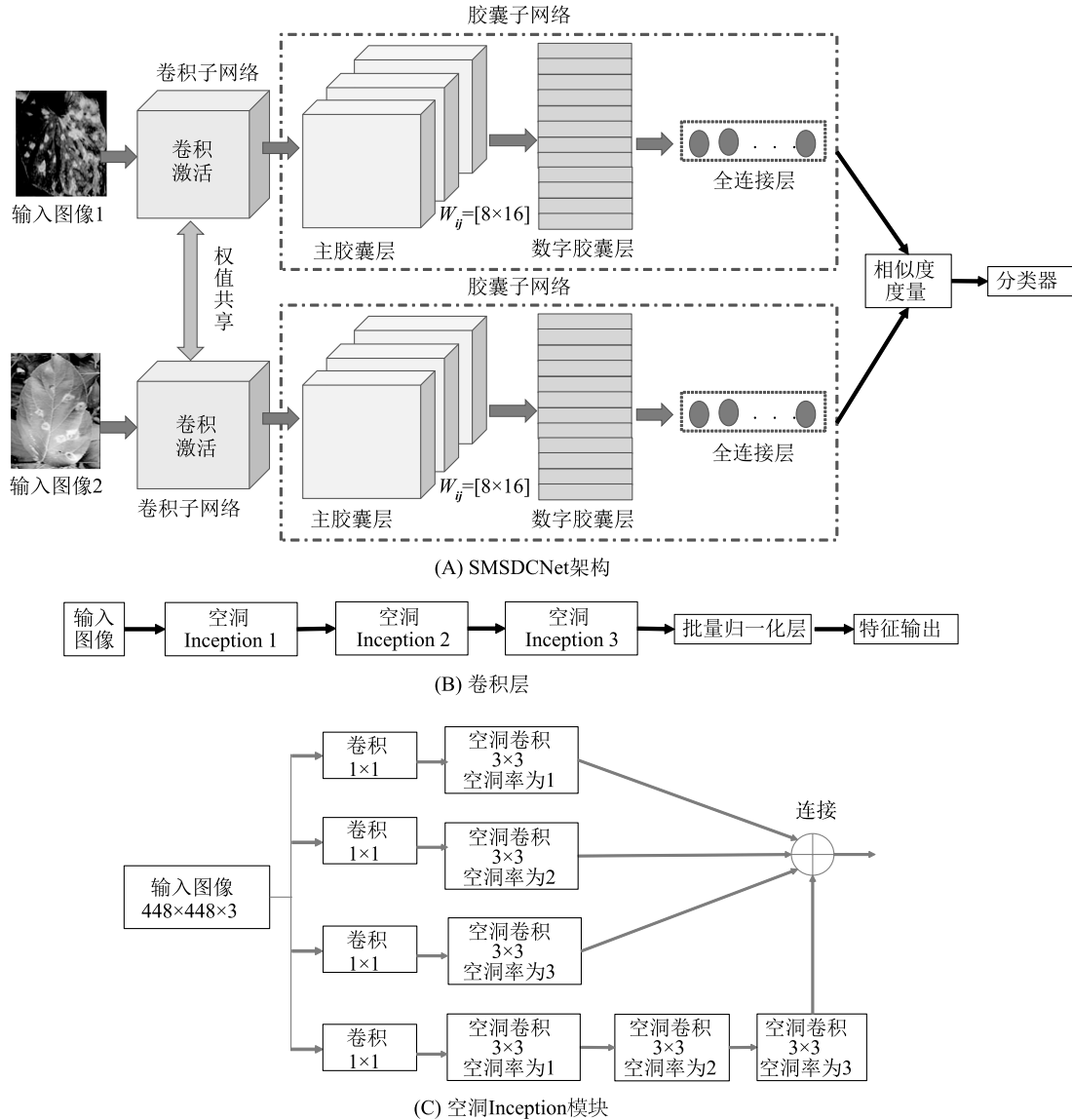
Fig.4 Structure of Siamese network

1.3 孪生多尺度空洞胶囊网络 (SMSDCNet)

针对深度 CNN 模型训练参数多,需要大量训练样本,但从大田黄瓜种植园难以采集到足够的病害叶片图像,导致基于 CNN 及其改进模型的作物病害识别方法的训练性能较差,容易出现过拟合等问题。本研究提出一种孪生多尺度空洞胶囊网络,应用于黄瓜病害识别。SMSDCNet 的基本构架如图 5A 所示,由 2 个结构相同的空洞 Inception 模块进行特征提取,再基于余弦距离的分类准则进行病害检测。由图 5A 看出, SMSDCNet 为孪生胶囊网络的改进模型,由 2 个结构相同的卷积层和胶囊层构成,病害检

测由相似度量层和分类器完成。卷积层由 3 个空洞 Inception 模块构成(图 5B),其中批量归一化层加快模型的正向、反向传播速率。在 SMSDCNet 中,

利用空洞卷积代替 Inception 模块中卷积,构建一种空洞 Inception 模块,其结构见图 5C。



W_{ij} 为模型的卷积核。

图 5 多尺度空洞胶囊网络 (SMSDCNet) 架构

Fig.5 Architecture of Siamese multi-scale dilated capsule network (SMSDCNet)

主胶囊层设置 32 个主胶囊,数字胶囊层有 10 个数字胶囊,每个胶囊输入一个 $6 \times 6 \times 8$ 张量,输出 16×10 的矩阵。由图像对的相似判定待分类图像的类别,2 个特征向量 x_1 、 x_2 之间的余弦距离 $[d_{\cos(x_1, x_2)}]$ 作为相似度,计算如下:

$$d_{\cos(x_1, x_2)} = x_1 \cdot x_2 / (\|x_1\| \cdot \|x_2\|) \quad (1)$$

通过对比误差损失函数 Loss 进行反向优化模

型参数,表示如下:

$$\text{Loss}(l, x_1, x_2) = \frac{1}{2N} \sum_{n=1}^N l d_{\cos(x_1, x_2)}^2 + (1-l) [\lambda - d_{\cos(x_1, x_2)}^2, 0]_{\max} \quad (2)$$

式中, x_1 、 x_2 为 2 个特征向量; $d_{\cos(x_1, x_2)}$ 为特征向量 x_1 、 x_2 之间的相似度; l 为 2 个图像是否匹配的标签; N 为样本个数; λ 为设定的阈值,由试验确定,默

认为 0.5。

设待检测图像映射的特征向量为 s , 带标签图像的特征向量为 $t_i (t_i \in [1, C])$, C 为病害类别数, 按相似度打分排序, 用最大值判定待检测图像的病害类型 (Label)。

$$\text{Label} = [d_{\cos(s, t_i)}]_{\max} \quad (3)$$

式中, $d_{\cos(s, t_i)}$ 为待识别图像与带标签图像的相似度。

1.4 基于 SMSDCNet 的黄瓜病害识别过程

图 6 显示, 基于 SMSDCNet 的黄瓜病害识别过程主要为: 第一, 对图像进行归一化处理, 并构建图像对; 第二, 在 SMSDCNet 的每个子网络中, 首先由 3 个空洞 Inception 模块依次提取图像的多尺度卷积特征, 然后由胶囊网络进一步提取特征向量, 得到 16×10 的向量矩阵; 第三, 构建图像的特征向量对, 按照公式 (1) 计算每个向量对图像的相似度; 第四, 利用公式 (2) 得到的误差损失函数 Loss 优化模型参数, 反复训练直至完成所设定的迭代次数; 第五, 计算待识别图像与带标签图像的相似度 $d_{\cos(s, t_i)}$, 由 $d_{\cos(s, t_i)}$ 的最大值判断待识别图像的病害类型。

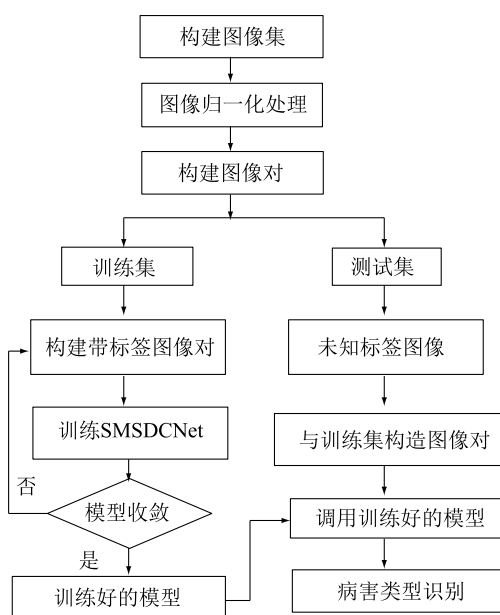


图 6 基于 SMSDCNet 的黄瓜病害识别过程

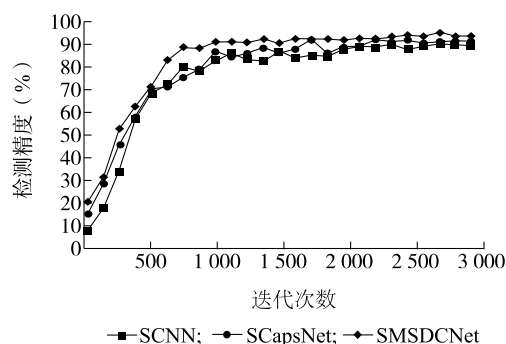
Fig.6 Cucumber disease recognition based on SMSDCNet

2 结果与分析

为了证明利用 SMSDCNet 进行黄瓜病害识别的

有效性, 进行了试验验证。SMSDCNet 训练的批处理大小设为 25, 迭代次数为 3 000, 学习率设为 1.5×10^{-4} , Adam 作为模型的优化器。所有方法均在 Python3.3 环境下以 Tensorflow1.4 编程实现, CNN 网络模型在深度学习的 Keras 框架下搭建, 系统为 Ubuntu14.04, 核心硬件运算平台为 Intel i7 CPU Ti GPU1080。

对 3 种孪生网络 [孪生卷积神经网络 (SCNN)^[20]、孪生胶囊网络 (SCapsNet)^[21] 和 SMSDCNet] 进行 5 折交叉验证对比试验, 分析识别率随迭代次数变化的结果。图 7 显示, 当迭代次数达到 1 000 次后, SMSDCNet 趋于收敛, 其收敛效果和病害检测精度明显高于其他 2 种模型。表明空洞 Inception 收敛最快、病害识别效果更好。SMSDCNet 和 SCapsNet 的收敛效果优于 SCNN, 主要原因是 SMSDCNet 和 SCapsNet 中将多尺度卷积 Inception 模块加入 CapsNet 作为孪生网络的子网络来构建孪生网络, Inception 模块替代了 SCNN 中的卷积层, 解决了 CNN 中最大池化导致重要信息丢失的问题。SMSDCNet 与 SCapsNet 的主要区别在于, SCapsNet 利用 Inception 模块, 而 SMSDCNet 利用空洞 Inception 模块, 减少了网络训练参数, 所以加速了网络收敛。



SCNN: 孪生卷积神经网络; SCapsNet: 孪生胶囊网络; SMSDCNet: 孪生多尺度空洞胶囊网络。

图 7 3 个孪生网络的病害检测精度随迭代次数的变化

Fig.7 Disease recognition rates of three Siamese networks versus iteration times

为了证明 SMSDCNet 在训练样本有限情况下的有效性, 将 SMSDCNet 与 4 种近期提出的作物病害识别方法 [多尺度残差神经网络 (MSRNN)^[10]、改进卷积神经网络 (ICNN)^[22]、VGG 轻量级卷积神经网络 (VGG-ICNN)^[12] 和轻量级卷积神经网络

(LWCNN)^[13]进行对比,这 5 种方法在原始图像数据集上进行验证试验,训练样本数与测试样本数之比为 $m:n$,其中 m 为每类病害的训练样本数, n 为每类病害的测试样本数。选择迭代次数为 3 000 次,重复试验 5 次。表 1 显示,当训练样本数越来越少时,5 种方法的病害检测精度越来越低,训练样本数由 90 降低为 10 时,MSRNN、ICNN、VGG-ICNN、LWCNN 和 SMSDCNet 的病害检测精度分别降低 24.90 个百分点、21.04 个百分点、36.58 个百分点、38.06 个百分点、8.35 个百分点,SMSDCNet 的病害检测精度降低幅度最小。当 $m:n=10:90$,即训练样本数为 10 且测试样本数为 90 时,SMSDCNet 的病害检测精度为 82.89%,比 MSRNN、ICNN、VGG-ICNN 和 LWCNN 分别高 40.10 个百分点、31.27 个百分点、36.01 个百分点和 33.86 个百分点。试验结果表明,SMSDCNet 能够在训练样本比较少的情情况下达到较高的病害检测精度,这是因为 SMSDCNet 通过计算 2 幅图像的相似度极大地减少网络参数的训练负担,对于训练样本数为 m 的训练集可以组成 $[m(m-1)/2]$ 个不同的训练样本对,由此增加训练样本的利用率,从而减少模型对训练样本量的依赖。

表 1 5 种病害识别方法在原始数据集上的黄瓜病害检测精度

Table 1 Disease recognition rates of five disease recognition methods on the original data set

$m:n$	病害检测精度 (%)				
	MSRNN	ICNN	VGG-ICNN	LWCNN	SMSDCNet
90:10	67.69	72.66	83.46	87.09	91.24
80:20	67.19	72.22	82.13	85.41	90.56
70:30	65.83	71.64	80.78	84.01	90.42
60:40	61.90	61.83	61.81	72.83	90.33
50:50	51.16	56.96	55.48	71.73	86.20
40:60	49.94	55.51	54.63	70.43	85.79
30:70	47.34	53.43	52.17	68.51	84.89
20:80	43.43	52.13	51.51	65.16	83.41
10:90	42.79	51.62	46.88	49.03	82.89

m :训练样本数; n :测试样本数;MSRNN:多尺度残差神经网络;ICNN:改进卷积神经网络;VGG-ICNN:VGG 轻量级卷积神经网络;LWCNN:轻量级卷积神经网络;SMSDCNet:孪生多尺度空洞胶囊网络。

为了验证 SMSDCNet 的鲁棒性,通过改变 SMSDCNet 中的不同模块,采用 5 折交叉验证方法进行消融试验。表 2 显示,Inception 模块明显优于传统

胶囊网络中的卷积和 VGG16 的卷积,原因是 Inception 为多尺度卷积;空洞 Inception 的训练时间比 Inception 少,原因是它扩大了感受野但没有增加训练参数;余弦距离的效果略优于欧氏距离,其原因是余弦距离能够直接用于相似度度量。表 2 结果表明,SMSDCNet 具有一定的鲁棒性,原因是它利用了孪生网络、空洞卷积网络和胶囊网络的优势。

表 2 基于 SMSDCNet 的消融试验结果

Table 2 Results of ablation experiment based on SMSDCNet

改变 SMSDCNet 结构	检测精度 (%)	训练时间 (h)
两个子网络都为传统的 CNet	81.22	14.31
卷积模块的卷积子网络为 VGG16	83.16	13.14
卷积模块的卷积核为 Inception 模块	87.35	11.82
相似度度量为欧氏距离	89.10	8.92
SMSDCNet 结构未改变对照	90.56	8.77

3 结 论

由于黄瓜病害叶片图像复杂多样,传统方法很难提取到鲁棒的图像分类特征,深度 CNN 需要大量训练样本,本研究在空洞卷积网络、多尺度卷积网络、胶囊网络和孪生网络的基础上,提出了一种基于孪生多尺度空洞胶囊网络的黄瓜叶部病害检测方法。该方法通过对比样本相似度扩大训练次数,解决病害叶片图像不足的问题,采用胶囊网络提取特征的空间信息和位置信息,选用余弦距离相似度更好地区分 2 个胶囊向量的差异性。结果表明,SMSDCNet 具有良好的泛化性,该方法为黄瓜病害检测与识别的进一步研究提供了参考。下一步工作主要在于优化模型,在拥有更多病害类型的数据集上验证模型的有效性、可行性。

参考文献:

- [1] 刁智华,袁万宾,刁春迎,等. 病害特征在作物病害识别中的应用研究综述[J]. 江苏农业科学,2019,47(5):71-74.
- [2] FERNÁNDEZ C I, LEBLON B, WANG J, et al. Cucumber powdery mildew detection using hyperspectral data[J]. Canadian Journal of Plant Science,2022,102(1):20-32.
- [3] SHEN W Z, GUAN Y, WANG Y, et al. Research on rice leaf disease recognition based on BP neural network[J]. Journal of Northeast Agricultural University (English Edition),2019,26(3):75-86.

- [4] LIN K, GONG L, HUANG Y, et al. Deep learning-based segmentation and quantification of cucumber powdery mildew using convolutional neural network [J]. *Frontiers in Plant Science*, 2019. DOI:10.3389/fpls.2019.00155.
- [5] KAUR S, PANDEY S, GOEL S. Plants disease identification and classification through leaf images; a survey [J]. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2019, 26(2):507-530.
- [6] 邵明月, 张建华, 冯全, 等. 深度学习在植物叶部病害检测与识别的研究进展 [J]. *智慧农业(中英文)*, 2022, 4(1):29-46.
- [7] NGUGI L C, ABELWAHAB M, ABO-ZAHHAD M. Recent advances in image processing techniques for automated leaf pest and disease recognition-a review [J]. *Information Processing in Agriculture*, 2021, 8(1):27-51.
- [8] 岳有军, 李雪松, 赵辉, 等. 基于改进 VGG 网络的农作物病害图像识别 [J]. *农机化研究*, 2022, 44(6):18-24.
- [9] YU H, CHENG X, LI Z, et al. Disease recognition of apple leaf using lightweight multi-scale network with ECANet [J]. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 2022, 132(3):711-738.
- [10] 何欣, 李书琴, 刘斌. 基于多尺度残差神经网络的葡萄叶片病害识别 [J]. *计算机工程*, 2021, 47(5):285-291, 300.
- [11] CHEN J, WANG W, ZHANG D, et al. Attention embedded lightweight network for maize disease recognition [J]. *Plant Pathology*, 2021, 70(3):630-642.
- [12] THAKUR P S, SHEOREY T, OJHA A. VGG-ICNN: a lightweight CNN model for crop disease identification [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2023, 82:497-520.
- [13] 孟亮, 郭小燕, 杜佳举, 等. 一种轻量级 CNN 农作物病害图像识别模型 [J]. *江苏农业学报*, 2021, 37(5):1143-1150.
- [14] FAN X, LUO P, MU Y, et al. Leaf image based plant disease identification using transfer learning and feature fusion [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 196. DOI: 10.1016/j.compag.2022.106892.
- [15] AHMED K R. Smart pothole detection using deep learning based on dilated convolution [J]. *Sensors*, 2021, 21(24):8406.
- [16] FANG Y, LI Y, TU X, et al. Face completion with hybrid dilated convolution [J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2020, 80:115664.
- [17] PAOLETTI M E, HAUT J M, FERNANDEZ-BELTRAN R, et al. Capsule networks for hyperspectral image classification [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2019, 57(4):2145-2160.
- [18] JANAKIRAMAIAH B, KALYANI G, PRASAD L, et al. Intelligent system for leaf disease detection using capsule networks for horticulture [J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems: Applications in Engineering and Technology*, 2021, 41(6):6697-6713.
- [19] 钱心筠, 王友仁, 赵亚磊. 基于孪生网络的行星齿轮箱故障诊断方法 [J]. *机械制造与自动化*, 2022, 51(4):116-119.
- [20] CHICCO D. Siamese neural networks: an overview [J]. *Artificial Neural Networks*, 2020. DOI:10.1007/978-1-0716-0826-5_3.
- [21] ZHOU S, ZHOU Y, LIU B. Using Siamese capsule networks for remote sensing scene classification [J]. *Remote Sensing Letters*, 2020, 11(8):757-766.
- [22] 鲍文霞, 黄雪峰, 胡根生, 等. 基于改进卷积神经网络模型的玉米叶部病害识别 [J]. *农业工程学报*, 2021, 37(6):160-167.

(责任编辑:王妮)