

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.12.027

# 基于卷积胶囊网络的百合病害识别研究

丁永军<sup>1,2</sup> 张晶晶<sup>1</sup> 李民赞<sup>3</sup>

(1. 兰州城市学院电子与信息工程学院, 兰州 730070; 2. 西北师范大学计算机科学与工程学院, 兰州 730070;  
3. 中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083)

**摘要:** 为了提高百合病害诊断模型的抗噪能力,以 VGG-16 模型为基础构建卷积胶囊网络,并分析了胶囊尺寸、路由迭代次数对训练时间及模型精度的影响。最终得到胶囊尺寸为 8、路由迭代次数为 3 的卷积胶囊网络,该网络对百合病害诊断精度达到 99.20%。使用不同等级的高斯噪声、椒盐噪声、斑点噪声、仿射变换图像对模型抗噪能力进行测试,结果表明,卷积胶囊网络明显优于 VGG-16 模型,更适合在实际生产环境下的百合病害诊断。

**关键词:** 百合; 病害; 识别; 卷积胶囊网络

中图分类号: S644.1; TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2020)12-0246-06 OSID:



## Disease Detection of Lily Based on Convolutional Capsule Network

DING Yongjun<sup>1,2</sup> ZHANG Jingjing<sup>1</sup> LI Minzan<sup>3</sup>

(1. School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou City University, Lanzhou 730070, China  
2. College of Computer Science and Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou 730070, China  
3. Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

**Abstract:** Lanzhou lily is the only kind of sweet lily in China and it is one of the famous specialties of Gansu Province. However, its yield and quality were decreased significantly in recent years due to gray mold disease, bulb rot disease and other diseases and insect pests. In order to improve the anti-interference ability of Lanzhou lily diseases diagnosis model, the three full connection layers of VGG-16 convolutional network was replaced with capsule network module to construct convolutional capsule network. And the effects of capsule size and route iteration times on training time and model accuracy were analyzed systematically. The result of the experiment showed that the diagnosis accuracy of Lanzhou lily diseases via convolutional capsule network was 99.20% when the capsule size was 8 and the route iteration time was 3. And the capsule size and the number of routing iterations had no significant effect on the accuracy of the model. In addition, the accuracy of VGG-16 model was slightly higher than that of convolutional capsule network when the affine transformation grade was 0.04 ~ 0.08. But the anti-interference ability of convolutional capsule network was obviously better than that of VGG-16 model for Gaussian noise, salt-and-pepper noise, speckle noise and other grades of affine transformation. So it was possible to use the convolutional capsule network for dealing with the real-world examples of Lanzhou lily diseases recognition.

**Key words:** lily; disease; detection; convolutional capsule network

## 0 引言

近年来,受连作障碍、病害等因素影响,兰州百合产量和品质明显下降。百合产量由之前的约

$2.25 \times 10^4 \text{ kg/hm}^2$ 下降到  $1.50 \times 10^4 \text{ kg/hm}^2$ ,独头率下降 30% 以上<sup>[1]</sup>。其中,灰霉病、鳞茎腐烂病是百合生产中的主要病害,发病率高达 100%<sup>[2]</sup>。

随着深度学习理论的不完善,在病虫害检测

收稿日期: 2020-07-21 修回日期: 2020-10-15

基金项目: 国家自然科学基金项目(31971785)、甘肃省自然科学基金项目(18JR3RA224)和甘肃省社科规划项目(YB087)

作者简介: 丁永军(1978—),男,教授,博士,主要从事光谱及图像分析研究,E-mail: lzdingyj@163.com

通信作者: 李民赞(1963—),男,教授,博士生导师,主要从事精细农业系统研究,E-mail: limz@cau.edu.cn

方面也取得了很多成果。主要有基于 AlexNet<sup>[3]</sup>、VGGNet<sup>[4]</sup>、GoogleNet<sup>[5]</sup>、ResNet<sup>[6]</sup>、SqueezeNet<sup>[7]</sup>、Inception<sup>[8]</sup>、MobileNets<sup>[9]</sup> 等经典 CNN 网络架构的病虫害识别研究,以及通过引入 R-CNN、R-FCN、SSD<sup>[10]</sup>、参数共享反馈<sup>[11]</sup>、ShuffleNet Unit<sup>[12]</sup>、UnitedModel<sup>[13]</sup>、三通卷积<sup>[14]</sup> 等模块,来优化网络结构、提高病虫害检测精度及泛化能力的研究。文献[15]引入迁移学习,实现了少量样本条件下的病虫害识别。文献[16]对深度模型可视化进行病虫害检测机理研究。在实际生产环境中,图像容易受噪声、形变等影响,而且百合叶片呈狭长披针形,灰霉病斑容易粘连,堆放贮藏也给鳞茎腐烂病的检测带来不利影响。因此,上述研究很难直接应用于百合病害诊断。

胶囊网络于 2017 年由 Geoffrey Hinton 提出,出现了动态路由、期望最大化路由、堆叠胶囊自编码器等一系列理论,在自动驾驶<sup>[17]</sup>、语义编码<sup>[18]</sup>、医学图像分析<sup>[19]</sup> 等领域都得到了成功应用。JIMENEZ-SANCHEZ 等<sup>[20]</sup> 研究表明,胶囊网络对于处理样本不均衡问题效果更优。NGUYEN 等<sup>[21]</sup> 研究发现,对 VGG-16 和胶囊网络进行整合能有效降低过拟合、提高检测精度。贾少鹏等<sup>[22]</sup> 选用 300 幅番茄灰霉病图像,构建卷积胶囊网络,并进行病害识别,但并未研究模型抗干扰及胶囊尺寸对模型的影响。胶囊网络的优势在于“同变性”,即观测对象在位置、旋转、倾斜度、尺寸等方面发生的改变都可以由一组向量进行表达,可以有效抑制图像噪声、形变以及检测物重叠等不利因素的影响。

本文以兰州百合为研究对象,在 VGG-16 卷积网络的基础上,构建百合灰霉病及鳞茎腐烂病卷积胶囊识别网络,从抗干扰能力、胶囊尺寸、时间线监控等多方面进行分析。

## 1 材料与方法

### 1.1 图像采集

2018 年 11 月及 2019 年 7 月,分别于兰州七里河区黄峪乡百合冷藏库和兰州榆中县园子岔乡,在自然光照条件下采集腐烂鳞茎、健康鳞茎、灰霉叶片、健康叶片图像,又通过网络收集相关图像用于扩充图像库。最终共采集图像 2 427 幅,其中腐烂鳞茎 482 幅、健康鳞茎 685 幅、灰霉叶片 397 幅、健康叶片 863 幅。

### 1.2 图像预处理

为解决所采集样本中种类不均衡问题,采用图像旋转、水平平移、垂直平移、亮度调整、图像缩放等数据增强技术进一步扩充图像集,达到数据均衡、避免过拟合的目的。数据增强的实现借助 Keras 中的 ImageDataGenerator 模块,最终每类图像均包含 2 250 幅。图 1 为 4 类图像预处理示例。

### 1.3 网络结构

将动态路由胶囊结构嵌入 VGG-16 深度卷积模型,替代 3 个全连接层,构造卷积胶囊网络,用以实现百合病害识别。卷积胶囊网络结构如图 2 所示,整个网络分为 VGG 和胶囊两部分。

#### 1.3.1 VGG 部分

VGG 深度卷积模型由牛津大学视觉几何组提

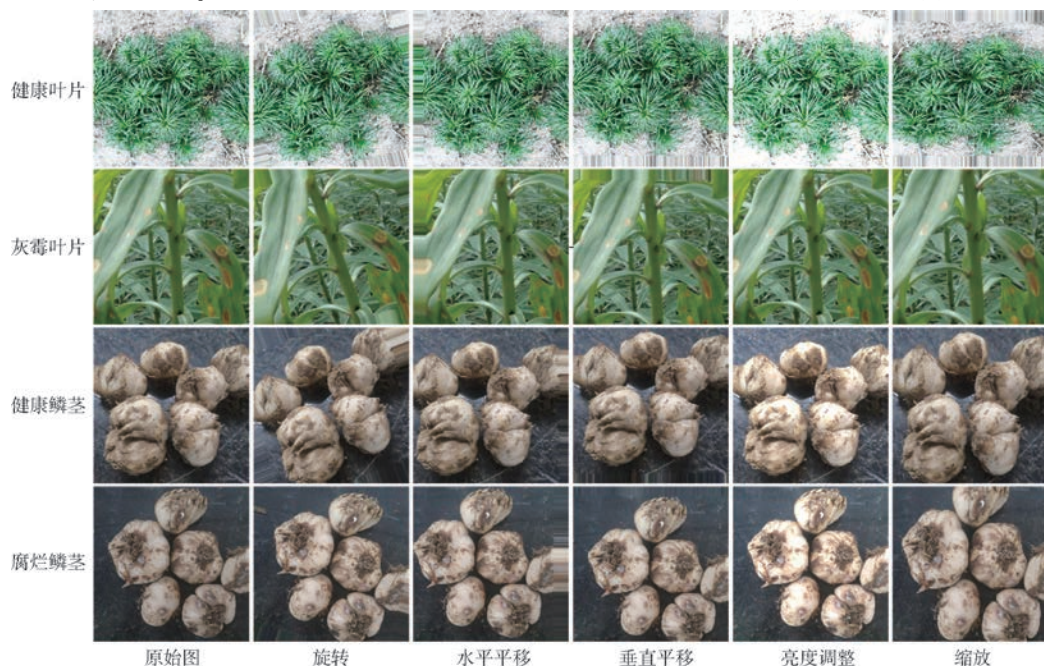


图 1 图像预处理示例

Fig. 1 Examples of image preprocessing

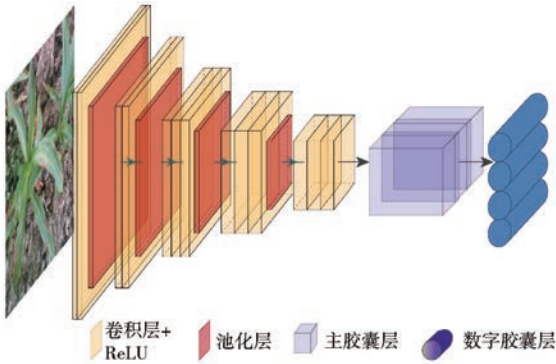


图2 卷积胶囊结构

Fig. 2 Structure of convolutional capsule network

出,具有局部连接、权值共享、参数精简等特点。整个 VGG 结构中共使用 4 个池化窗口尺寸为  $2 \times 2$ 、滑动步长为 2 的 Max pooling 层,将特征图减小为原尺寸的  $1/2$ ,同时把 13 个卷积层分成 5 个模块,每个模块又由连续堆叠的 2 个或 3 个卷积层组成,每个卷积层使用  $3 \times 3$  的卷积核,提取多种尺度下的图像特征。卷积过程中采用 same padding 模式,反复卷积和池化之后,5 个模块形成的特征图尺寸分别为  $224 \times 224 \times 64$ 、 $112 \times 112 \times 128$ 、 $56 \times 56 \times 256$ 、 $28 \times 28 \times 512$ 、 $14 \times 14 \times 512$ 。另外,对每个卷积层均使用 ReLU 激励函数,引入非线性变换,以增强 VGG 模型的表达能力。

### 1.3.2 胶囊部分

典型的胶囊网络包含卷积层、主胶囊层和数字胶囊层。主胶囊层通过卷积将特征图转换成一组特定长度的向量。本文卷积胶囊网络采用 13 层 VGG 卷积,得到规格为  $14 \times 14 \times 512$  的特征图,在卷积胶囊网络中使用 Reshape 层替代主胶囊层,形成 12 544 个长度为 8 的向量,通过 squash 函数对各个向量进行压缩,生成一组方向不变的单位向量  $(u_1, u_2, \dots, u_i)$  作为 Reshape 主胶囊层的输出,即

$$\text{squash}(s) = \frac{\|s\|^2}{1 + \|s\|^2} \frac{s}{\|s\|} \quad (1)$$

Reshape 主胶囊层与数字胶囊层间使用全连接方式,数字胶囊层中各向量均由 Reshape 主胶囊层的输出向量动态路由得到,动态路由算法原理如图 3 所示。

$u_i$  对数字胶囊层中输出胶囊  $v_j$  的预测胶囊  $\hat{u}_{ji}$  为

$$\hat{u}_{ji} = W_{ij} u_i \quad (2)$$

式中  $u_i$ ——Reshape 主胶囊层第  $i$  个输出向量

$W_{ij}$ ——转换矩阵

Reshape 主胶囊层的汇总向量  $s_j$  为

$$s_j = \sum_i c_{ij} \hat{u}_{ji} \quad (3)$$

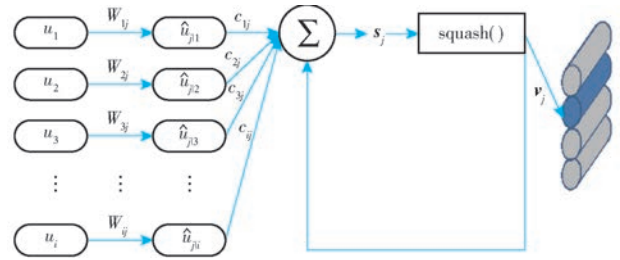


图3 胶囊间的动态路由

Fig. 3 Dynamic routing between capsules

$$\text{其中 } c_{ij} = \text{softmax}(b_{ij}) = \frac{\exp b_{ij}}{\sum_k \exp b_{ik}} \quad (4)$$

式中  $c_{ij}$ ——各预测胶囊的权重,其值反映了预测胶囊与输出胶囊间的相似性

$b_{ij}$ ——预测胶囊  $i$  连接到输出胶囊  $j$  的先验概率,初始值为 0,其值根据路由算法迭代更新,并更新权重  $c_{ij}$

再将  $s_j$  经过 squash 函数标准化后得到输出向量  $v_j$ 。更新连接先验概率  $b_{ij}$  及权重系数  $c_{ij}$ 。

$$b_{ij} + \hat{u}_{ji} v_j \rightarrow b_{ij} \rightarrow c_{ij}$$

进行下一轮迭代,计算出更新后的输出向量  $v_j$ ,3 次迭代后最终确定输出向量,最后根据向量范数计算分类预测的概率。

利用间隔损失函数

$$L_k = T_k \max(0, m^+ - \|v_k\|)^2 + \lambda(1 - T_k) \max(0, \|v_k\| - m^-)^2 \quad (5)$$

式中  $T_k$ ——分类指示,当  $k$  类存在时其值为 1,否则为 0

$m^+$ ——惩罚假阳性上界

$m^-$ ——惩罚假阴性下界

$\lambda$ ——比例系数

更新转换矩阵  $W_{ij}$  及卷积参数。试验中取  $m^+ = 0.9$ ,  $m^- = 0.1$ ,  $\lambda = 0.5$ 。

## 2 结果与分析

### 2.1 数据分析平台

试验平台搭载 Intel C Xeon (R) CPU E5 - 2697 v3 @ 2.60 GHz 处理器, GPU 为英伟达 GTX 1080 Ti 双卡配置, 64 GB 系统内存, 960 GB SSD 固态硬盘。软件测试环境为 Ubuntu 16.04 LTS 64 位操作系统, 安装 Python 3.6、Tensorflow - GPU 1.8.0、Keras 2.2.4 等深度学习框架。

### 2.2 模型训练及评估

将 Geoffrey Hinton 提出的胶囊网络直接应用于百合病害诊断,模型精度为 87.04%,原因在于模型仅使用 256 个  $9 \times 9$  卷积核,未能多尺度对病害特征进行有效提取,但使用不同等级的噪声图像及模糊



图像进行模型评估时发现检测精度始终保持在 62.72% 以上,说明胶囊结构的“同变特性”可以有

效抑制图像噪声、形变及检测物重叠等不利因素,用于模型抗噪测试的图像示例如图 4 所示。

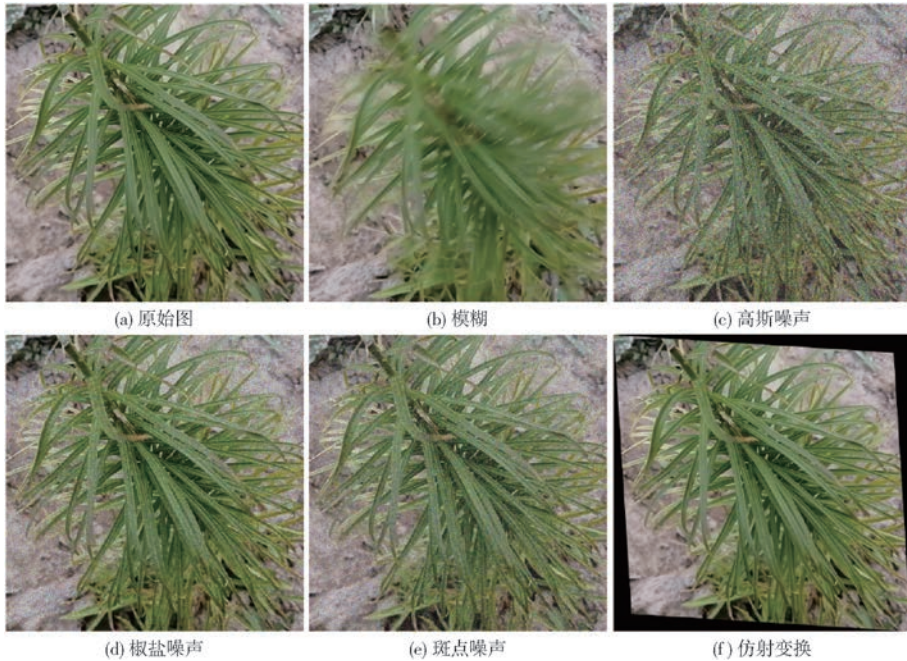


图 4 模型抗干扰测试图像

Fig. 4 Images for model anti-interference test

使用经典 VGG - 16 模型进行百合病害诊断,模型精度为 98.80%,使用不同等级的噪声图像进行模型评估时,其精度不断衰减。

综合上述两种模型的优点,对本文提出的卷积胶囊网络进行训练和评估。为了加速网络训练,卷积胶囊网络的卷积层参数采用 VGG - 16 预训练模型参数,即通过微调迁移学习方式仅更新转换矩阵参数。从 9 000 幅图像中随机选取 1 000 幅作为测试集,其余部分用于训练,又将整个训练集按 4:1 的比例随机分为 2 部分,其中 80% 用于模型训练,20% 用于模型验证,并确保每个训练轮次中的各训练批次均为随机图像子集。在训练过程中使用 Adam 优化器,初始学习率设定为 0.005,当连续 5 个训练轮次模型性能不能得以提升,则学习率减至原学习率的 0.5 倍,一阶矩指数衰减因子设为 0.9,二阶矩指数衰减因子设为 0.999。同时为了验证提出模型的有效性,还构建了类 VGG - 16 网络进行对比,将经典 VGG - 16 的全连接层进行调整,调整后 3 个全连接层神经元数目分别为 64、14、4,并确保 2 种网络的训练参数数目基本相当。模型训练及评估结果如表 1 所示,2 种网络评估精度不小于 98.8%,卷积胶囊网络略高出 0.4 个百分点。收敛迭代次数,卷积胶囊网络约为 VGG - 16 模型的 73.33%,但卷积胶囊网络训练时间大约是 VGG - 16 模型的 2.76 倍。

对 1 000 幅图像组成的测试集,利用混淆矩阵

表 1 训练及评估结果

Tab. 1 Results of training and evaluation

参数	VGG - 16 模型	卷积胶囊网络
训练参数数目	6 423 700	6 422 528
训练收敛轮次	150	110
训练时间/min	70.0	193.4
收敛精度/%	99.47	99.91
收敛损失值	0.019 5	0.152 0
评估精度/%	98.80	99.20
评估时长/s	3	11

和准确率、召回率、F1 值等评价指标,进一步验证卷积胶囊网络的可靠性。如图 5 所示,仅有 1% 的腐烂磷茎被错分为健康磷茎,2% 的健康磷茎被错分为

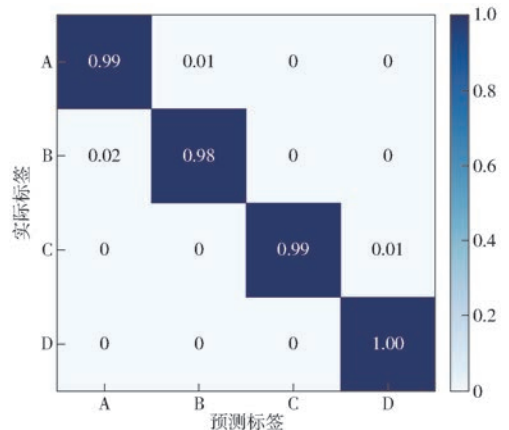


图 5 卷积胶囊网络的混淆矩阵

Fig. 5 Normalized confusion matrix of convolutional capsule network

腐烂磷茎,1%的灰霉叶片被错分为健康叶片,正确识别了全部健康叶片。同时,模型平均精确率、召回率、F1 值均达到 0.99,说明所构建模型可靠性很高。

### 2.3 模型抗干扰分析

为了验证卷积胶囊网络的抗干扰能力,分别对测试集添加高斯噪声、椒盐噪声、斑点噪声和仿射变换,设置干扰等级为 0.01~0.20,等级间隔为 0.01,各个干扰等级下的模型识别准确率如图 6 所示。随着干扰等级的加大,VGG-16 模型及卷积胶囊网络的识别准确率都呈下降趋势,噪声及仿射变换都会增加网络模型对病斑特征有效提取的难度,从而影响检测精度。仿射变换等级为 0.04~0.08 时,VGG-16 模型精度略高于卷积胶囊网络。其他情况下,卷积胶囊网络的抗干扰能力明显优于 VGG-16 模型。当高斯噪声等级为 0.01 时,卷积胶囊网络精度为 77.88%,VGG-16 模型精度为 70.17%;当椒盐噪声等级为 0.02 时,卷积胶囊网络精度为 93.69%,VGG-16 模型精度为 86.99%;当斑点噪声等级为 0.02 时,卷积胶囊网络精度为 89.99%,VGG-16 模型精度为 81.28%;当仿射变换等级为 0.03 时,卷积胶囊网络精度为 90.79%,VGG-16 模型精度为 88.59%。

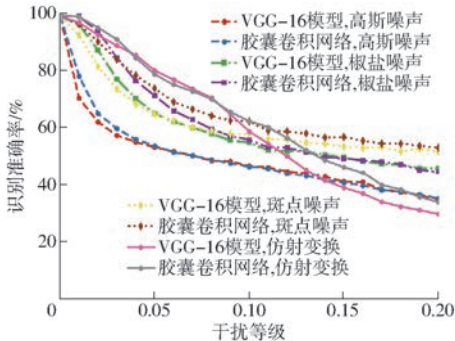


图 6 模型抗干扰能力

Fig. 6 Anti-interference ability of models

### 2.4 胶囊尺寸对模型的影响

为了分析胶囊尺寸、动态路由迭代次数对网络训练用时的影响,分别构造尺寸为 4、8、16、32、64 的主胶囊,并将动态路由迭代次数设置为 1~25,得到网络对 1 批次 20 幅图像的训练时间。由图 7 可知,胶囊尺寸越大训练时间越少。尺寸 8 时 3 次迭代时间为 519 ms,尺寸 32 时 3 次迭代时间为 291 ms。路由迭代次数与训练时间成正比。在共享已训练 VGG 模型参数的基础上,对多种规格的卷积胶囊网络进行训练,结果如表 2 所示,可知胶囊尺寸和路由迭代次数对模型精度不产生显著影响。

### 2.5 时间线分析

表 3 为两种网络在训练中最耗时的 4 种操作,

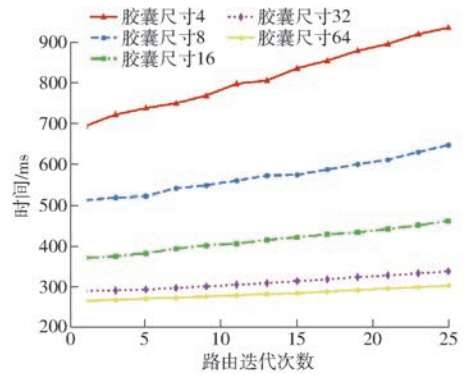


图 7 不同胶囊尺寸及动态路由迭代次数对训练用时的影响

Fig. 7 Effects of different capsule sizes and dynamic route iteration times on training time

表 2 不同胶囊尺寸及动态路由迭代次数对模型精度的影响

Tab. 2 Effects of different capsule sizes and dynamic route iteration times on accuracy

胶囊尺寸	迭代次数	收敛轮次	验证损失值	验证精度/%
4	2	19	0.007 1	99.12
4	3	24	0.007 3	99.25
4	4	21	0.008 6	99.03
8	2	22	0.006 7	98.99
8	3	25	0.010 0	98.99
8	4	26	0.006 9	99.25
16	2	24	0.007 4	99.25
16	3	20	0.006 8	99.06
16	4	17	0.008 2	99.18
32	2	16	0.009 0	98.99
32	3	23	0.008 8	99.12
32	4	21	0.006 9	99.15
64	2	23	0.006 5	99.31
64	3	18	0.010 2	99.06
64	4	23	0.007 9	99.25

其中 Conv2D 为卷积操作,Conv2DBackpropInput 为反向传播过程中使用 MatrixMap.transpose 进行矩阵变换,Conv2DBackpropFilter 为反向传播过程中使用 TensorMap.contract 操作进行张量收缩,BatchMatMul 为反向传播过程中主胶囊层进行的矩阵乘法,ReluGrad 为反向传播过程中对 ReLU 函数的梯度求导。可以看出卷积及卷积层的反向传播均占用了很大的计算资源,对卷积胶囊网络两者占比累积达到 96%,VGG-16 中占比达 78%。同时发现,BatchMatMul 耗时约为 24.95 ms,且不会随网络结构的改变而增加,但占比会随网络深度的增大而快速降低,由 1 个卷积层为基础构造的卷积胶囊网络,其 BatchMatMul 占比约为 25%,而 13 个卷积层时占比降至 1%。TODA 等<sup>[16]</sup>研究表明去除经典网络中 75% 的参数量,并不影响模型精度,可以尝试构造去

表 3 训练时间对比  
Tab.3 Training time comparison

卷积胶囊网络			VGG-16 模型		
操作	耗时/ms	耗时占比/%	操作	耗时/ms	耗时占比/%
Conv2D	765.29	39	Conv2DBackpropFilter	49.18	29
Conv2DBackpropInput	695.65	36	Conv2D	41.08	25
Conv2DBackpropFilter	412.48	21	Conv2DBackpropInput	39.62	24
BatchMatMul	24.95	1	ReluGrad	9.13	5

除冗余神经元的卷积胶囊网络或者进行分布式训练,从而解决训练时间较长的瓶颈。

### 3 结束语

胶囊结构的“同变特性”可以有效抑制图像噪声,而 VGG-16 则可以通过深度特征提取有效提

升检测精度。本文结合胶囊网络和 VGG-16 模型的优势,构建用于百合病害识别的卷积胶囊网络,其检测精度达到 99.20%。测试表明,卷积胶囊网络的抗干扰能力明显优于经典卷积网络,说明所构建模型具有在实际大田环境中进行病害诊断的潜力。

### 参 考 文 献

- [1] 黄钰芳,张恩和,张新慧,等. 兰州百合连作障碍效应及机制研究[J]. 草业学报,2018,27(2):146-155. HUANG Yufang, ZHANG Enhe, ZHANG Xinhui, et al. Problems associated with continuous cropping of *Lilium davidii* var *unicolor*[J]. *Acta Prataculturae Sinica*, 2018, 27(2): 146-155. (in Chinese)
- [2] 韩亮,梁巧兰,周其宇. 深绿木霉 T2 发酵液蛋白提取物 TraT2A 诱导兰州百合抗灰霉病研究[J]. 中国农学通报,2016,32(20):44-50. HAN Liang, LIANG Qiaolan, ZHOU Qiyu. Resistance of Lanzhou lily to botrytis cinerea induced by protein extract TraT2A from *trichoderma atroviride* T2 fermentation liquid[J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2016, 32(20): 44-50. (in Chinese)
- [3] 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):209-215. SUN Jun, TAN Wenjun, MAO Hanping, et al. Recognition of multiple plant leaf diseases based on improved convolutional neural network[J]. *Transactions of the CSAE*, 2017, 33(19): 209-215. (in Chinese)
- [4] CHEN J, CHEN J, ZHANG D, et al. Using deep transfer learning for image-based plant disease identification[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 173:105393.
- [5] 薛勇,王立扬,张瑜,等. 基于 GoogLeNet 深度迁移学习的苹果缺陷检测方法[J/OL]. 农业机械学报,2020,51(7):30-35. XUE Yong, WANG Liyang, ZHANG Yu, et al. Defect detection of apples using GoogLeNet deep transfer learning[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(7): 30-35. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20200704&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200704&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.07.004. (in Chinese)
- [6] CRUZ A, AMPATZIDIS Y, PIERRO R, et al. Detection of grapevine yellows symptoms in *Vitis vinifera* L. with artificial intelligence[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 157: 63-76.
- [7] DURMUS H, GUNES E O, KIRCI M. Disease detection on the leaves of the tomato plants by using deep learning[C]//2017 6th Int. Conf. Agro-Geoinformatics, Agro-Geoinformatics, 2017: 8047016.
- [8] 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):169-176. HUANG Shuangping, SUN Chao, QI Long, et al. Rice panicle blast identification method based on deep convolution neural network[J]. *Transactions of the CSAE*, 2017, 33(20): 169-176. (in Chinese)
- [9] 刘洋,冯全,王书志. 基于轻量级 CNN 的植物病害识别方法及移动端应用[J]. 农业工程学报,2019,35(17):194-204. LIU Yang, FENG Quan, WANG Shuzhi. Plant disease identification method based on lightweight CNN and mobile application[J]. *Transactions of the CSAE*, 2019, 35(17): 194-204. (in Chinese)
- [10] FUENTES A, YOON S, KIM S C, et al. A robust deep-learning-based detector for real-time tomato plant diseases and pests recognition[J]. *Sensors*, 2017, 17(9): 2022.
- [11] 曾伟辉,李森,李增,等. 基于高阶残差和参数共享反馈卷积神经网络的农作物病害识别[J]. 电子学报,2019,47(9):1979-1986. ZENG Weihui, LI Miao, LI Zeng, et al. High-order residual and parameter-sharing feedback convolutional neural network for crop disease recognition[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2019, 47(9): 1979-1986. (in Chinese)
- [12] LIANG Q K, XIANG S, HU Y C, et al. PD2SE-Net: computer-assisted plant disease diagnosis and severity estimation network[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 157: 518-529.
- [13] JI M M, ZHANG L, WU Q F. Automatic grape leaf diseases identification via UnitedModel based on multiple convolutional neural networks[J]. *Information Processing in Agriculture*, 2020, 7(3): 418-426.
- [14] ZHANG S W, HUANG W Z, ZHANG C L. Three-channel convolutional neural networks for vegetable leaf disease recognition[J]. *Cognitive Systems Research*, 2019, 53(1): 31-41.



- [14] ZHANG S. High-speed 3D shape measurement with structured light methods; a review[J]. *Optics & Lasers in Engineering*, 2018, 106(1):119 – 131.
- [15] 安冬, 盖绍彦, 达飞鹏. 一种新的基于条纹投影的三维轮廓测量系统模型[J]. *光学学报*, 2014, 34(5): 130 – 135.  
AN Dong, GAI Shaoyan, DA Feipeng. A new model of three-dimensional shape measurement system based on fringe projection [J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(5): 130 – 135. (in Chinese)
- [16] JIANG Jun, ZENG Liangcai, CHEN Bin, et al. An accurate and flexible technique for camera calibration[J]. *Computing*, 2019, 101(4):1 – 18.
- [17] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(11):1330 – 1334.
- [18] XU Y, ALIGA D G. Robust pixel classification for 3D modeling with structured light[C]//*Graphics Interface*. ACM, 2007.
- [19] LI B, AN Y, CAPPELLERI D, et al. High-accuracy, high-speed 3D structured light imaging techniques and potential applications to intelligent robotics[J]. *International Journal of Intelligent Robotics & Applications*, 2017, 1(1): 86 – 103.
- [20] ABEYWICKRAMA T, CHEEMA M A, TANIAR D. K-nearest neighbors on road networks; a journey in experimentation and in-memory implementation[J]. *arXiv preprint arXiv: 1601.01549*, 2016.
- [21] AMITAB K, RUHUL A H, DEBDATTA K. Image segmentation by fuzzy edge detection and region growing technique[M]. Singapore: Springer, Singapore, 2019.
- [22] XU F, GAO D, WANG S, et al. MLESAC based localization of needle insertion using 2D ultrasound images[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2018, 1004(1): 012037.
- [23] HAN X F, JIN J S, WANG M J, et al. A review of algorithms for filtering the 3D point cloud[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2017, 57:103 – 112.
- [24] MARTON Z C, RUSU R B, BEETZ M. On fast surface reconstruction methods for large and noisy point clouds[C]//*IEEE International Conference on Robotics and Automation*. IEEE, 2009: 3218 – 3223.
- [25] KIM J, CHO J. Delaunay triangulation-based spatial clustering technique for enhanced adjacent boundary detection and segmentation of LiDAR 3D point clouds[J]. *Sensors*, 2019, 19(18): 3926 – 3929.
- [26] SAHIN C, GARCIA-HERNANDO G, SOCK J, et al. A review on object pose recovery: from 3D bounding box detectors to full 6D pose estimators[J]. *Image and Vision Computing*, 2020, 96:103898.
- [27] MESQUITA D P P, FREITAS L A, GOMES J P P, et al. LS – SVR as a Bayesian RBF network[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2019, 31(10): 4389 – 4393.
- [28] LEE G E, ZAKNICH A. A mixed-integer programming approach to GRNN parameter estimation[J]. *Information Sciences*, 2015, 320:1 – 11.

(上接第 251 页)

- [15] 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.
- [16] TODA Y, OKURA F. How convolutional neural networks diagnose plant disease[J]. *Plant Phenomics*, 2019(3): 9237136.
- [17] 陈立潮, 郑佳敏, 曹建芳, 等. 基于胶囊网络的智能交通标志识别方法[J]. *计算机应用*, 2020, 40(4):1045 – 1049.  
CHEN Lichao, ZHENG Jiamin, CAO Jianfang, et al. Intelligent traffic sign recognition method based on capsule network[J]. *Journal of Computer Applications*, 2020, 40(4): 1045 – 1049. (in Chinese)
- [18] 贾旭东, 王莉. 基于多头注意力胶囊网络的文本分类模型[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2020, 60(5):415 – 421.  
JIA Xudong, WANG Li. Text classification model based on multi-head attention capsule networks[J]. *Journal of Tsinghua University (Sci. & Technol.)*, 2020, 60(5): 415 – 421. (in Chinese)
- [19] AFSHARY P, MOHAMMADIY A, PLATANIOTIS K N. Brain tumor type classification via capsule networks[C]//*2018 25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, IEEE, 2018.
- [20] JIMENEZ-SANCHEZ A, ALBARQOUNI S, MATEUS D. Capsule networks against medical imaging data challenges[C]//*Lecture Notes in Computer Science(LNCS)*, 2018.
- [21] NGUYEN H H, YAMAGISHI J, ECHIZEN I. Capsule-forensics: using capsule networks to detect forged images and videos [C]//*ICASSP 2019 – 2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, IEEE, 2019.
- [22] 贾少鹏, 高红菊, 杭潇. 基于深度学习的农作物病虫害图像识别技术研究进展[J/OL]. *农业机械学报*, 2019, 50(增刊):313 – 317.  
JIA Shaopeng, GAO Hongjun, HANG Xiao. Research progress on image recognition technology of crop pests and diseases based on deep learning [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(Supp.): 313 – 317. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=2019s048&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2019s048&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.S0.048. (in Chinese)