

## 基于 U-net 和胶囊网络的图像语义分割结构研究

刘向举,赵慧勳,方贤进

安徽理工大学 计算机科学与工程学院,安徽 淮南 232001

**摘要:**目的 针对苹果病害中比较常见的症状——花叶病,尤其在昼夜温差大的条件下发病迅速,落叶率提高,造成苹果大面积减产,产生巨大的经济损失;对于花叶病病斑数量太多,尺度不一的影响,从而造成病害识别准确率较低等问题,提出了一种引入迁移学习和胶囊网络的方法,以提高病害识别率。方法 首先对获得的花叶病数据集进行扩充、数据增强等处理,并利用 Labelme 工具对图像进行标注,分别标记出病斑区域和叶片区域;其次将训练好的 VGG16 模型权重通过迁移学习技术移至 U-net 中编码部分,并引入胶囊网络,使得整个网络具有更强的特征提取能力;然后对 VGG16 模型、胶囊网络部分进行训练,最后将训练好的网络模型进行语义分割并输出测试的结果。结果 实验结果表明,原始数据集的准确率为 87.51%,引入迁移学习后的准确率提升至 91.78%,提升了 4.88%;引入胶囊网络的准确率提升至 90.04%,提升了 2.89%;而引入迁移学习和胶囊网络之后,准确率提升至 93.42%,提升了 6.75%。并且模型每一轮的训练时间也在引入了迁移学习后提升了 2 s。结论 据实验结果可以证明模型方法引入迁移学习和胶囊网络后,相较于传统模型在识别准确率方面有了一定的提升,其次也减少了每一轮的模型训练时间,总体分割性能较好。

**关键词:**病害识别;花叶病;病斑;VGG16;U-net;胶囊网络

**中图分类号:**TP393 **文献标识码:**A **doi:**10.16055/j.issn.1672-058X.2024.0005.008

### Research on Image Semantic Segmentation Structure Based on U-net and Capsule Network

LIU Xiangju, ZHAO Huimeng, FANG Xianjin

School of Computer Science and Engineering, Anhui University of Science & Technology, Anhui Huainan 232001, China

**Abstract: Objective** Mosaic disease is a common symptom in apples. Especially under the condition of large temperature differences between day and night, the onset of mosaic disease is rapid, which can lead to an increase in the rate of defoliation, resulting in a large reduction in apple production and huge economic losses. The number of mosaic disease spots is too high and the scale of the spots varies, resulting in problems such as low accuracy of disease identification. Based on this, a method that introduces transfer learning and capsule networks was proposed to improve the disease identification rate. **Methods** Firstly, this method expanded and enhanced the obtained mosaic disease dataset, and used the Labelme tool to annotate images, marking the lesion area and leaf area respectively. Secondly, the weight of the trained VGG16 model was transferred to the coding part of U-net through the transfer learning technology, and the capsule network was introduced, so that the whole network had a stronger feature extraction ability. Then, the VGG16 model and capsule network were trained. Finally, the trained network model was semantically segmented and test results were output. **Results** The experimental results showed that the accuracy rate of the original dataset was 87.51%, and the accuracy rate after the introduction of transfer learning was improved to 91.78%, an improvement of 4.88%; the accuracy of introducing the capsule network was improved to 90.04%, an increase of 2.89%; after the introduction of transfer

收稿日期:2023-06-05 修回日期:2023-07-18 文章编号:1672-058X(2024)05-0065-07

基金项目:国家自然科学基金项目(61572034);安徽省科技重大专项(18030901025)。

作者简介:刘向举(1978—),男,硕士,副教授,从事物联网、智能控制、软件定义网络研究。

通讯作者:赵慧勳(2000—),男,硕士研究生,从事图像分类研究。Email:1583846561@qq.com。

引用格式:刘向举,赵慧勳,方贤进.基于 U-net 和胶囊网络的图像语义分割结构研究[J].重庆工商大学学报(自然科学版),2024,41(5):65—71.

LIU Xiangju, ZHAO Huimeng, FANG Xianjin. Research on image semantic segmentation structure based on U-net and capsule network[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2024, 41(5): 65—71.

learning and capsule network, the accuracy rate was improved to 93.42%, an improvement of 6.75%. In addition, the training time of each round of the model was also improved by 2 s after the introduction of transfer learning.

**Conclusion** According to the experimental results, it can be proved that the proposed model, after the introduction of transfer learning and capsule network, has a certain improvement in identification accuracy compared with the traditional model. Furthermore, this method also reduces the model training time in each round and the overall segmentation performance is better.

**Keywords:** disease identification; mosaic disease; disease spots; VGG16; U-net; capsule network

## 1 引言

苹果是仅次于柑橘的世界第二大类水果,我国苹果栽培历史已经超过 2200 a,是苹果的重要生产国<sup>[1]</sup>。花叶病是苹果中比较常见的病症,其主要发病部位在苹果叶片表面。花叶病在发病初期时,叶片上会出现很多不规则的黄色小斑点,随着症状加重,颜色也不断加深且扩大为大小不一、不规则的褐色病斑,而且斑点在叶表面分布较多,后期病斑面积扩大且叶片变形、黄化<sup>[2-3]</sup>,导致落叶率提高,苹果大面积减产,造成巨大经济损失。因此,苹果叶片病斑的准确分割对未来的图像识别研究具有重要意义。

传统的苹果叶片病斑识别大多都是凭借人工经验判断,这种方法不仅效率低、误差大,且很大可能造成误判。随着计算机视觉和图像识别在农业中的推广和应用,利用计算机对农业数据进行处理,并提取出有用信息,促进新型农业的智慧改革,已经成为现代农业的重点研究方向<sup>[4]</sup>。李新疆等<sup>[5]</sup>通过提取红枣叶片病斑区域 HSV 颜色空间下分离 H、S、V 通道颜色分量图,最终获得较佳的分割方法,但分割过程较为复杂;蒲一鸣<sup>[6]</sup>利用 BP 神经网络模型,通过遗传算法对 BP 算法中的权值进行优化,获得了较高的准确率,但分割过程繁琐,且未考虑对病害程度分级问题。吴韵清等<sup>[7]</sup>提出一种基于残差全卷积网络的图像拼接定位算法,引入 shortcut 连接,将 FCN 与 CRF 整合在一起,进一步提高了分割精度,但算法鲁棒性不强。Zhu R 等<sup>[8]</sup>利用 YOLOv5 深度迁移模型探索了一种稳健的苹果叶片病害检测模型 apple net,增强了低级特征图的语义信息,但并未考虑多尺度信息的输出。ZHANG K 等<sup>[9]</sup>在卷积神经网络基础上设计了一套实现苹果病害识别的系统,并对其分级处理,然后利用 VGG16 模型对叶片进行分类,病害识别更加快捷高效,但在识别准确率方面并没有取得较好的效果。徐辉等<sup>[10]</sup>将图像级的卷积神经网络拓展为像素级卷积神经网络,引入了注意力机制,使用五个分类器进行分类,提高了识别准确率,但模型时间复杂度过高。刘洋等<sup>[11]</sup>提出一种基于超像素的 GrabCut 图像分割方法,解决了图像分割方法时间复杂度过高问题,但背景处理较为单一,数据集样本数

量较少。Rajbongshi A 等<sup>[12]</sup>使用 K-means 聚类来分割向日葵叶部疾病影响区域,然后从分割的图像中提取特征,并使用了 5 个分类器进行分类,提高了分割精度,但模型过于复杂,时间复杂度较高。Yang Q 等<sup>[13]</sup>利用 Faster-RCNN 检测苹果叶片病害区域,将病害区域与叶片区域分开,通过计算病害区域占叶片面积的比值,提高了模型识别率,但计算过程略微繁琐,时间复杂度大。

综上所述,虽然基于深度学习的网络模型在分割领域有较好的前景,但由于病害非常受环境、气候等多种因素影响,图像分割的研究还有更大的机遇和挑战。为了改进传统方法在病害叶片分割及识别中的不足,本文基于 U-net 和胶囊网络建立苹果叶片分割模型,并引入迁移学习为图像融合更多的底层信息,通过胶囊网络及注意力机制抑制无用信息,更加注重图像细节,解决过拟合问题,提升模型性能,以取得更好的识别精度。

## 2 数据预处理

### 2.1 数据集的获取

所使用的花叶病数据集是由西北农林科技大学制作,分别在西北农林科技大学白水苹果试验站、洛川苹果试验站和庆城苹果试验站进行采集<sup>[14]</sup>。其中花叶病数据集样本共 375 张,为防止训练数据不足造成的过拟合问题,在原数据集的基础上进行扩展,增强样本多样性,提高了模型鲁棒性和泛化能力,满足训练过程中对样本数量的要求。

### 2.2 病害图像数据增强

卷积神经网络虽然可以自动提取特征,但为提高模型对花叶病病害的识别率,本文对训练数据进行了一些简单的预处理操作。

直方图均衡化又称灰度均衡化,利用直方图调整图像对比度,增强图像局部对比度的同时不改变整体对比度。其算法简单,无需对参数进行设置,就可使图像的灰度值均匀地覆盖整个灰度范围,使图像中各层次的细节更加明显,同时增强图像的对比度和亮度。其优点是计算量小于其他的经典图像增强模型,缺点是容易丢失图像的细节信息<sup>[15]</sup>。

直方图均衡化计算公式中, $cdf_{min}$  为积累分布函数

最小值,  $cdf_{max}$  则为积累分布函数最大值。如果图像为 8 位深度, 则灰度级数共有 256 级,  $L$  是图像灰度级数, 取值通常为 256。其公式如式 (1) 所示:

$$h(v) = \text{round}\left(\frac{cdf(v) - cdf(\min)}{cdf(\max) - cdf(\min)} \times (L - 1)\right) \quad (1)$$

将输入的图像做均衡化的目的是使图像灰度间距拉开或使灰度分布均匀, 从而增大对比度, 使图像细节清晰, 实现图像空间增强, 如图 1 所示为直方图均衡化后的图片, 图像的明暗程度很直观地展现出来。

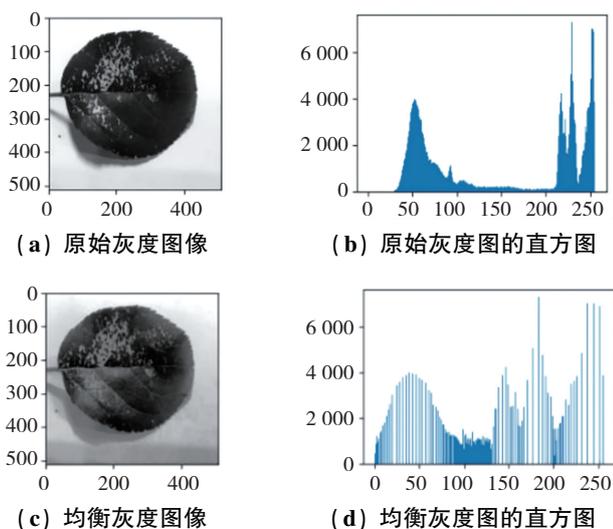


图 1 直方图均衡化

Fig. 1 Histogram equalization

### 2.3 病害图像降噪

在拍摄的数据集中, 图像会受到设备或环境的干扰, 产生噪声, 存在多余的干扰信息。常见的噪声类型有椒盐噪声、高斯噪声等, 通常采用均值滤波、中值滤波、高斯滤波等方法处理。采用中值滤波对图像进行降噪处理。

中值滤波主要用于图像去噪, 其原理是通过冒泡排序的方法得到某一点邻域中的中间值, 并将其代替, 只需通过排序即可完成, 算法简洁明了。其中邻域被称为窗口, 利用中值滤波可以对图像进行平滑处理, 去除孤立噪声的同时保留了边缘信息。

中值滤波是基于排序统计理论的一种非线性平滑滤波器, 用于降低图像的噪声, 其基本原理是把图像或数字中某一点的值用该点的邻域中的中间值来替换。主要功能是让周围差别较大的像素值接近真实值, 从而消除孤立的噪声点<sup>[16]</sup>。中值滤波如式 (2):

$$g(x, y) = \text{med}\{f(x - k, y - 1), (k, 1 \in W)\} \quad (2)$$

其中,  $f(x, y)$  为原始图像,  $g(x, y)$  为处理后的图像。  $W$  为二维图像, 即不同的形状, 如线状、方形、矩形、圆形等。如图 2 所示为花叶病原图, 图 3 则是经中值滤波处理后的花叶病图像。



图 2 花叶病原图

Fig. 2 Original picture of mosaic disease



图 3 中值滤波后的花叶病图片

Fig. 3 The picture of mosaic disease after median filtering

通过图 2 与图 3 对比可以看出, 图片的噪声有了比较明显的减弱, 使图像更加平滑, 同时较好地保留了图像的边缘纹理信息, 具有较好的视觉效果, 有利于通过训练神经网络模型得出更好的权重参数, 提高图像的去噪质量。

### 2.4 病害图像降噪数据集标注

分割数据集使用 Labelme 工具进行批注, 它是由 python 和 PyQt 编写而成, 主要对语义分割、目标检测等任务进行图像标注。此外, Labelme 支持生成 VOC 和 COCO 格式的标签, 在标注时, 将病斑命名为 “disease”, 将叶片命名为 “leaf”, 花叶病图像标注结果如图 4 所示。

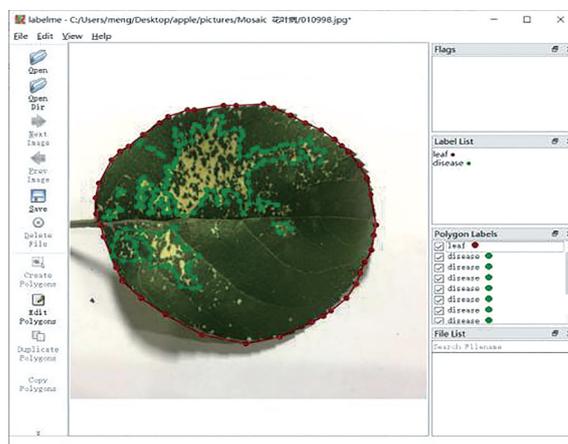


图 4 苹果花叶病病害图像标注界面

Fig. 4 Image annotation interface for apple mosaic disease

由于使用 Labelme 标注后生成的是与图像一一对应的 json 文件, 还需将标注的数据转换成网络能够训练的数据格式, 即 jpg 格式。

### 3 基于 U-net 的语义分割方法

#### 3.1 U-net 模型结构分析

U-net 模型是由 Ronneberger 等<sup>[17]</sup>人提出的语义

分割模型,在神经网络中比较常用。由于其结构在外观上看起来与大写的英文字母 U 极其相似,所以将其称为 U-net。其模型结构如图 5 所示。

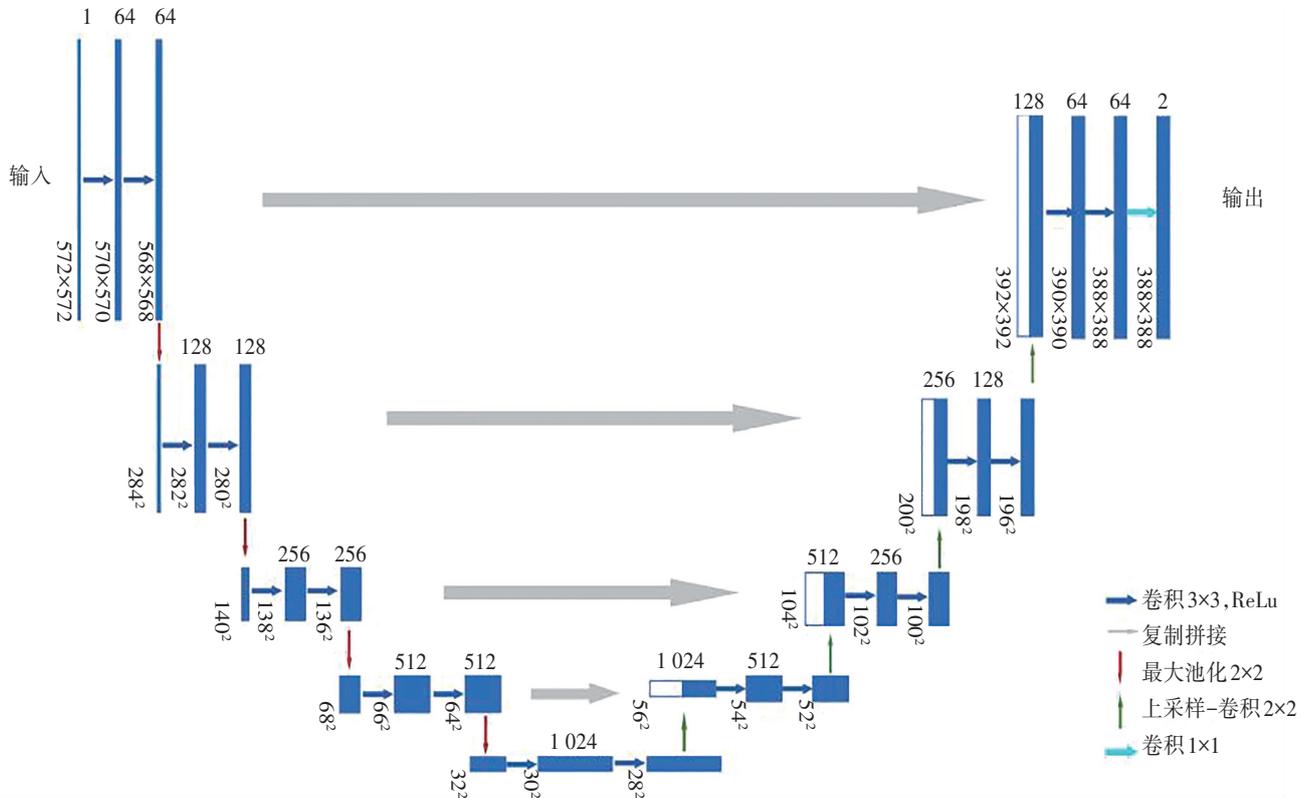


图 5 U-net 网络模型结构

Fig. 5 U-net network model structure

U-net 的工作流程主要包括下采样和上采样,即编码-解码结构。如图 5 所示,输入图像通过卷积后其特征图通道数不断增加,再经最大池化增大感受野,提取图像特征,同时特征图尺寸逐渐减小。右侧为上采样过程,即解码器部分,通过卷积使图像尺寸变为原来的一倍。U-net 网络利用卷积和 ReLU 激活函数完成图像采样,并输出特征图。

最后将训练好的网络模型进行分割。

随着网络层数不断加深,细节信息丢失问题也越来越严重,为此对 U-net 模型引入跳层链接,同时为了更好地获取图像特征信息,通过编码-解码方式,将模型特征图在卷积层中进行融合,从而保留了更多细节信息,过滤不重要的信息,提高了分割精度<sup>[18]</sup>。

#### 3.2 改进 U-net 模型

本文提出基于 U-net 和胶囊网络的语义分割方法,其网络流程如图 6 所示,主要包括编码、胶囊网络、解码三部分。本文将 U-net 的编码部分设计成 VGG16 结构,并利用迁移学习技术用 VGG16 模型替换 U-net 模型的编码部分,通过胶囊网络对图像进行重构特征,

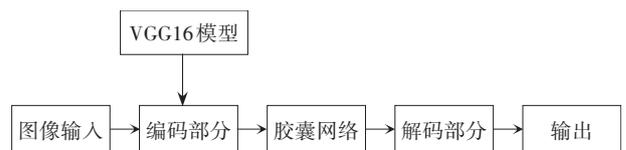


图 6 基于 U-net 和胶囊网络的语义分割流程图

Fig. 6 Semantic segmentation flowchart based on U-net and capsule network

方法的具体步骤为

- (1) 对苹果花叶病病害数据集进行扩充及数据增强处理,获取训练和测试数据集样本;
- (2) 将 VGG16 预训练模型的前四块迁移至编码部分;
- (3) 对 VGG16 模型的模块、胶囊网络以及解码部分进行训练;
- (4) 将训练好的网络模型进行语义分割,并输出所有测试样本的分割结果。

基于 U-net 和胶囊网络的语义分割网络结构如图 7 所示。

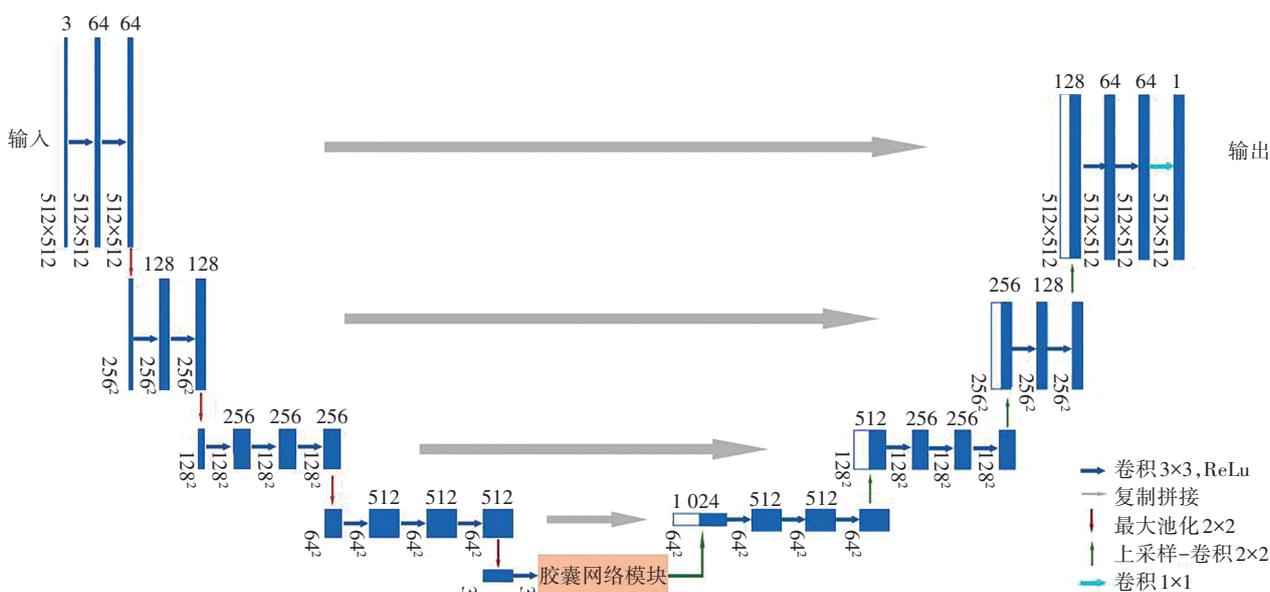


图 7 基于 U-net 和胶囊网络的语义分割网络结构图

Fig. 7 Semantic segmentation network structure diagram based on U-net and capsule network

### 3.3 胶囊网络部分

#### 3.3.1 卷积注意力模块

花叶病病斑的纹理和颜色的相似性可能会导致识别花叶病准确率较低。注意力机制快速扫描全局图像,获取图像焦点同时抑制无用信息。卷积注意力模块(Convolutional Block Attention Module, CBAM)首先通过通道注意力对其进行压缩及学习,然后通过空间注意力优化特征,使模型更关注病害的显著特征,其结构如图 8 所示。

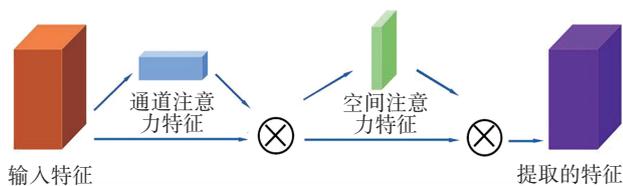


图 8 卷积注意力模块结构

Fig. 8 Convolutional attention module structure

(1) 通道注意力机制。通道注意力机制的代表模型:压缩和激励网络(Squeeze-and-Excitation Networks, SENet)。其中压缩部分的目的是对特征图的全局空间进行压缩,然后再通道维度上进行学习,使用 ReLU 激活函数,最后通过激励部分对各个通道进行分配不同权重。

(2) 空间注意力机制。空间注意力机制的代表模型:空间变换神经网络(Spatial Transformer Networks, STN)。它可以实现对各种数据在空间中的转换并自动捕捉重要区域信息。先对图像进行通道维度上的最大池化和平均池化,然后将两个特征图按通道方向进行

拼接,使用 Sigmoid 函数进行激活,最后得到关键区域图像增强并抑制了无用信息后的特征图。

#### 3.3.2 残差密集单元

针对花叶病病斑数量太多,大小不一问题,抽取细微区域病害特征来提高识别准确率。残差密集单元(Residual Dense Block, RDB)增加了跳跃连接,弥补损失信息。

残差密集单元主要由卷积层和激活层构成,且每个卷积层后均通过 ReLU 函数激活,建立层之间的连接。其结构如图 9 所示。

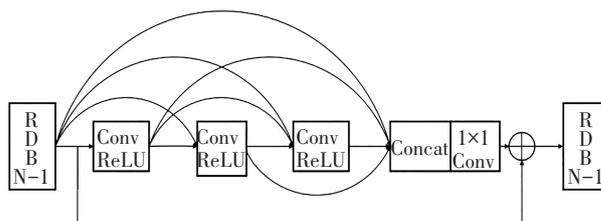


图 9 残差密集单元结构

Fig. 9 Residual dense unit structure

#### 3.3.3 基于注意力胶囊网络

基于注意力网络结构使用卷积层和残差密集单元提取病害信息特征输入到胶囊网络中。将卷积注意力模块获得的特征信息输入到主胶囊层,通过动态路由算法转换向量,并将转换后的向量输入到压缩函数中。

在类别胶囊层之后的 3 个全连接层,主要用于重构花叶病病害图像。有两个全连接层使用 ReLU 函数,而另一个则使用 Sigmoid 函数,现将重构损失参数设为 0.000 5,以减少在训练中的损失。其结构如图 10 所示。

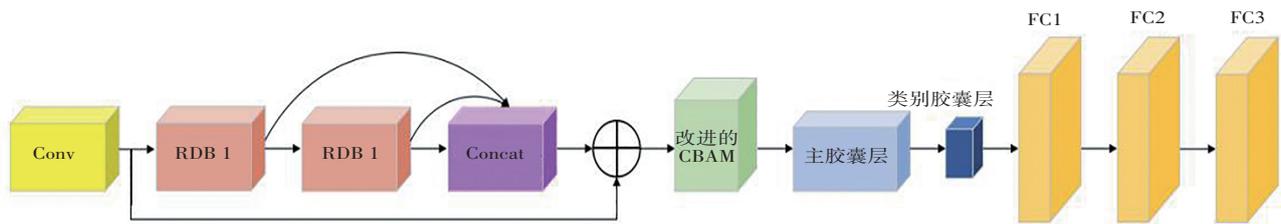


图 10 基于注意力胶囊网络结构图

Fig. 10 Structure diagram of attention capsules-based network

## 4 实验结果与分析

### 4.1 实验环境配置

实验环境为 Windows 10 的 64 位操作系统,并采用 NVIDIA GeForce GTX 1050Ti 显卡加速图像处理,编程语言使用 Python 语言,其中 Python 版本为 3.9,深度学习平台为 Tensorflow。网络模型训练时,训练图像大小为  $256 \times 256$ ,批量大小设为 16,初始学习率为 0.001,迭代次数为 300 次。

### 4.2 分割性能评估指标

采用像素准确率(Pixel Accuracy,  $f_{PA}$ )、平均像素准确率(Mean Pixel Accuracy,  $f_{MPA}$ )、平均交并比(Mean Intersection over Union,  $L_{MIU}$ )、召回率( $f_{Recall}$ )以及  $F_1$  分数( $F_{1-score}$ )作为衡量图像分割准确率的指标。对应计算公式分别如式(3)一式(7):

$$f_{PA} = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \quad (3)$$

$$f_{MPA} = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \quad (4)$$

$$L_{MIU} = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP} + N_{FN}} \quad (5)$$

$$f_{Recall} = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \quad (6)$$

$$F_{1-score} = \frac{2 \times f_{PA} \times f_{Recall}}{f_{PA} + f_{Recall}} \quad (7)$$

其中,TP 表示预测和分类结果均为正类  $N_{TP}$ ;FP 表示预测结果为负类  $N_{FP}$ ,而分类结果为正类  $N_{FP}$ ;FN 表示预测结果为正类  $N_{FN}$ ,而分类结果为负类  $N_{FN}$ 。

### 4.3 实验结果

为验证 U-net 中采用迁移学习并引入胶囊网络的效果,分别对基于 U-net、基于 U-net 的迁移学习、基于 U-net 和胶囊网络以及基于 U-net 和胶囊网络的迁移学习这 4 种实验模型进行对比实验。结果如表 1 所示。

表 1 不同模型的测试结果

Table 1 Test results of different models

实验模型	PA/%	MiOU/%	Recall/%	$F_1$ /%
模型 1:U-net	87.51	83.24	92.94	91.10
模型 2:U-net+迁移学习	91.78	88.03	94.23	92.85
模型 3:U-net+胶囊网络	90.04	86.97	93.36	91.73
模型 4:U-net+胶囊网络+迁移学习	93.42	89.18	96.57	93.98

由表 1 可以明显看出,U-net+胶囊网络+迁移学习模型所得到的准确率、召回率、 $F_1$  分数以及交并比相比其他 3 种模型都有了明显的提高。

通过表 1 得到的结果,计算不同模型的分割性能提升的比值。结果如表 2 所示。

表 2 不同模型的分割性能提升对比

Table 2 Comparison of segmentation performance improvement between different models

实验模型	PA/%	MiOU/%	Recall/%	$F_1$ /%	
迁移学习	2:1	4.88	5.75	1.39	1.92
	4:3	3.75	2.54	3.44	2.45
胶囊网络	3:1	2.89	4.48	0.45	0.69
	4:2	1.79	1.31	2.48	1.22

通过模型 2 和模型 1 对比可得,图像准确率、交并比、召回率及  $F_1$  分数的提升百分比分别是 4.88%、5.75%、1.39%、1.92%。通过模型 4 和模型 3 对比可得,图像准确率、交并比、召回率及  $F_1$  分数的提升百分比分别是 3.75%、2.54%、3.44%、2.45%。结果表明:引入迁移学习后,4 项性能指标都得到了显著提高。通过模型 3 和模型 1 对比可得,图像准确率、交并比、召回率及  $F_1$  分数的提升百分比分别是 2.89%、4.48%、0.45%、0.69%。通过模型 4 和模型 2 对比可得,图像准确率、交并比、召回率及  $F_1$  分数的提升百分比分别是 1.79%、1.31%、2.48%、1.22%。结果表明:U-net 引入胶囊网络后,4 项指标也得到了显著提高。胶囊网络输出是一个向量,向量记录了物体的参数(如位置、大小、方向),进而提高整个模型的训练速度。4 种模型的训练时间如表 3 所示。

表 3 4 种模型中每个 epoch 训练时间

Table 3 Training time for each epoch in the four models

训练时间/s	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4
epoch	16	13	17	14

由表 4 可知:引入了迁移学习后,模型每轮训练时间减少了 2 s,但加入胶囊网络后训练时间却增加了 1 s。结果表明:迁移学习技术可以减少模型的训练时间。

## 5 结论与展望

在 U-net 模型的基础上进行改进,利用迁移学习技术将训练好的 VGG16 模型的权重迁移至 U-net 编码部分,并将胶囊网络引入到 U-net 中,通过编码-解码

方法对图像实现语义分割,以解决网络因样本数过少而带来的过拟合问题与姿态变化而带来的错误分类问题。虽然上述方法对苹果花叶病病害的识别准确率有了一定的提升,但在未来研究方面仍面临以下挑战:

(1) 面对病斑数量太多且尺度不一问题,还可对其继续结合目标检测解决复杂背景下的病斑图像。

(2) 针对语义分割精度进一步加强的问题,可以结合多尺度算法与空间特征算法,以加强分割精度。

(3) 针对数据集标注及数量过少问题,可通过弱监督的学习方法,使图像分割更具普遍性和适应性。

### 参考文献(References):

- [1] 邢飞,王红清,李世访.中国苹果花叶病病原研究现状分析[J].果树学报,2020,37(12):1953—1963.  
XING Fei, WANG Hong-qing, LI Shi-fang. Analysis of the current research status of apple mosaic disease pathogens in China[J]. Journal of Fruit Trees, 2020, 37 (12): 1953—1963.
- [2] 李春霞.苹果花叶病研究进展[J].陕西农业科学,2021,67(8):82—86.  
LI Chun-xia. Research progress on apple mosaic disease[J]. Shanxi Agricultural Science, 2021, 67 (8): 82—86.
- [3] 宋双.黄土高原苹果叶面病害图像识别方法研究[D].西安:西北农林科技大学,2017.  
SOGN Shuang. Research on image recognition method for apple leaf disease on the loess plateau[D]. Xi'an: Northwest Agriculture and Forestry Technology University, 2017.
- [4] 谭文学.基于机器学习的作物病害图像处理及病变识别方法研究[D].北京:北京工业大学,2016.  
TAN Wen-xue. Research on crop disease image processing and disease recognition methods based on machine learning [D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2016.
- [5] 李新疆,王赏贵,王丹,等.基于HSV色彩空间的红枣叶片病斑分割方法[J].安徽农学通报,2020,26(4):85—87.  
LI Xin-jiang, WANG Shang-gui, WANG Dan, et al. A segmentation method for jujube leaf lesions based on HSV color space[J]. Anhui Agricultural Bulletin, 2020, 26 (4): 85—87.
- [6] 蒲一鸣.基于机器学习的水稻病害识别和叶龄检测算法研究[D].黑龙江:哈尔滨工业大学,2019.  
PU Yi-ming. Research on rice disease identification and leaf age detection algorithms based on machine learning [D]. Heilongjiang: Harbin Institute of Technology, 2019.
- [7] 吴韵清,吴鹏,陈北京,等.基于残差全卷积网络的图像拼接定位算法[J].应用科学学报,2019,37(5):651—662.  
WU Yun-qing, WU Peng, CHEN Bei-jing, et al. Image montage localization algorithm based on residual full convolutional network[J]. Journal of Applied Science, 2019, 37 (5): 651—662.
- [8] ZHU R, ZOU H, LI Z, et al. Apple-Net: A model based on improved YOLOv5 to detect the apple leaf diseases [J], Plants, 2023, 12 (1): 169—173.
- [9] ZHANG K, GUO Y, WANG X, et al. Multiple feature reweight dense net for image classification[J]. IEEE Access, 2019, 7 (1): 9872—9880.
- [10] 徐辉,祝玉华,甄彤,等.深度神经网络图像语义分割方法综述[J].计算机科学与探索,2021,15(1):47—59.  
XU Hui, ZHU Yu-hua, ZHEN Tong, et al. A review of deep neural network image semantic segmentation methods [J]. Computer Science and Exploration, 2021, 15 (1): 47—59.
- [11] 刘洋,周宁宁.基于SLIC的图像分割方法研究[J].计算机技术与发展,2019,29(1):75—79.  
LIU Yang, ZHOU Ning-ning. Research on image segmentation methods based on SLIC [J]. Computer Technology and Development, 2019, 29 (1): 75—79.
- [12] RAJBONGSHI A, BISWASI A, BISWAS J, et al. Sunflower diseases recognition using computer vision-based approach [C]// Humanitarian Technology Conference. IEEE, 2021: 1—5.
- [13] YANG Q, DUAN S, WANG L. Efficient identification of apple leaf diseases in the wild using convolutional neural networks[J]. Agronomy, 2022, 12 (11): 2784—2788.
- [14] 任维鑫,曹新亮,白宗文.一种单样本农作物病害识别方法[J].无线电工程,2023,53(2):484—489.  
REN Wei-xin, CAO Xin-liang, BAI Zong-wen. A single sample crop disease identification method [J]. Radio Engineering, 2023, 53 (2): 484—489.
- [15] 施丽红.自适应直方图均衡化的合成孔径雷达图像增强[J].无线电工程,2021,51(9):921—926.  
SHI Li-hong. SAR image enhancement based on adaptive histogram equalization[J]. Radio Engineering, 2021, 51 (9): 921—926.
- [16] 许晨晨,戴舒,张保俊,等.基于Matlab的图像直方图选择去噪方法[J].计算机与网络,2019,45(16):34—35.  
XU Chen-chen, DAI Shu, ZHANG Bao-jun, et al. Image histogram selection denoising method based on matlab [J]. Computer and Network, 2019, 45 (16): 34—35.
- [17] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation [C]//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI. Springer International Publishing, 2015: 234—241.
- [18] 王翔宇,李海生,吕丽君,等.基于U-net和可见光谱图像的黄瓜褐斑病分割[J].光谱学与光谱分析,2021,41(5):1499—1504.  
WANG Xiang-yu, LI Hai-sheng, LV Li-jun, et al. Cucumber brown spot segmentation based on U-net and visible spectral images [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41 (5): 1499—1504.

责任编辑:田静