

# 浅谈 CNN 在猕猴桃叶部病害识别中的应用及发展

白文丽

重庆三峡学院 重庆万州 404020

**摘要:** 为解决传统的猕猴桃叶部病害识别方法中特征提取主观性强及误识率高的问题, 提出利用卷积神经网络对猕猴桃叶部病害进行识别。介绍几种经典网络, 并在传统网络的基础上进行改进, 本文以 ResNet34 为基础构建病害识别模型, 使用迁移学习方法的经过海量数据训练的预训练模型减少算力压力并增强模型鲁棒性, 采用卷积神经网络框架和残差网络对猕猴桃叶部叶片病害图像进行分析与应用, 具有重要的实际意义和应用前景。

**关键词:** 卷积神经网络; 猕猴桃叶部; 病害识别; 改进 ResNet34 结构

## Introduction to the application and development of CNN in kiwifruit leaf disease identification

Wenli Bai

Chongqing Three Gorges University, Wanzhou, Chongqing 404020

**Abstract:** To solve the problems of subjective feature extraction and high false recognition rate in traditional kiwifruit leaf disease recognition methods, we propose using convolutional neural networks for kiwifruit leaf disease recognition. In this paper, we introduce several classical networks and improve them on the basis of traditional networks, and build a disease recognition model based on ResNet34. The application of convolutional neural network framework and residual network for image analysis and application of kiwifruit leaf disease is of practical importance and prospect.

**Keywords:** CNN; Kiwifruit leaf part; Disease identification; Improved ResNet34 structure

### 引言

猕猴桃(*Actinidia chinensis* Planch)是猕猴桃科、猕猴桃属大植物, 大型落叶藤本。《本草纲目》中记载: 实(果实)止暴渴, 解烦热, 压丹石, 下石淋; 枝叶具有杀虫作用[1-2]。我国猕猴桃种植面积较大, 国内 10 余个省份形成规模化种植, 我国现在已经种植的猕猴桃种类有 60 余种。众多研究表明, 猕猴桃具有较高的营养价值和良好的药用价值。我国作为一个农业大国, 也是一个病虫害高发的大国, 我国主要的农作物病虫害就有 1400 余种, 危害着我国的水稻、棉花、蔬菜、果树等。在猕猴桃产业方面, 2020 年中国猕猴桃种植面积约为 19.3 万公顷, 但随着栽植年限的延长、面积的不断扩大、品种的多样化, 猕猴桃病害的发生种类和危害程度日益加重。猕猴桃叶部主要病害有灰斑病、褐斑病、炭疽病、灰霉病、叶枯病、溃疡病, 灰斑病一般从叶片叶缘开始发病, 叶片上有灰色病斑, 褐斑病通常会在叶片的边缘位置处, 出现暗绿色、近圆形的水渍状斑, 炭疽病大多从叶缘开始发病, 中间部位发病也较普遍, 病斑大多不规则, 灰霉病从叶缘开始发病, 病处可见灰白色菌丝, 溃疡病在叶片上形成局部坏死的叶斑, 呈不规则多角形的。因此, 猕猴桃叶部病害的快速、精准

识别成为了果农迫切的需要, 只有准确的识别出猕猴桃叶部病害的类型, 才能正确使用农药, 有针对性预防, 提高猕猴桃的产量与质量。

1.传统的人工识别方式过于依赖人对农作物病害的经验, 且极易受到个人主观因素的影响, 存在识别效率低、识别错误率高等一系列问题;

2.在机器学习上, 数据中的特征需要由相关领域专家识别并处理之后, 再送入到模型中去学习; 而深度学习模型会自己从数据集中提取分类所需的特征信息。所以传统的机器学习提取到的特征信息相比于深度学习非常有限;

3.在农作物种类方面, 现有的深度学习方法通常识别的农作物种类十分单一(诸如: 番茄、黄瓜), 支持多农作物、多病种的、具有高普适性的方法还较少;

4.目前的农作物病害识别都集中在粗粒度病害识别上, 即仅区分出农作物所患病害的种类, 并不能明确的识别出农作物所患的细粒度病害, 即农作物所患病害的严重程度。而在实际的生产生活中, 识别出农作物病害的程度极其重要, 农作物病害的程度直接决定了对农作物采取的治疗方案以及用药种类和水平, 错误的用药方式不仅难以治疗农作物病害, 而且还会影响农作物食用者的安全以及对周围

生态环境造成破坏;

5.在神经网络方面,卷积神经网络相比于传统的图像识别技术最大的特点就是不需要繁琐的人工提取特征,并且将图像的特征提取和分类这两个步骤一体化,将他们整合在一个神经网络模型之中。采用卷积神经网络的方式来分析猕猴桃病害,准确给出病害的类别,成为一种有效的病害诊断方式。目前市面上还是使用其他卷积神经网络模型进行病害识别,但其他模型参数量巨大,受限于计算机硬件,计算量大,而 ResNet34 的出现打破了这个壁垒,其复杂度降低、不会出现梯度消失现象、学习结果对网络权重的波动变化更加敏感等优势,比其他网络结构更适合用于农作物病害识别模型,该方法不仅可以取得良好的病害图像识别检测效果,而且还缩短了模型训练的周期。故本课题基于改进 ResNet34 网络结构来构建猕猴桃叶部病害识别模型。

### 一、卷积神经网络结构

卷积神经网络(Convolutional Neural Networks,CNN)是由 BP 算法优化而来的,同时也是第一个成功训练的多隐藏层的深度学习模型,是深度学习技术的代表网络结构之一。卷积神经网络的设计框架基于最小化预处理数据而诞生,它权值共享(Shared Weights)的特性让网络中的训练参数减少;同时采用池化操作让网络中的神经元个数降低;局部感受野(local field)使得神经元不再使用全连接方式,减少了神经元连接数目;这三个特点让 CNN 的模型复杂度降低,训练方法更加简化,并使得每一层能够提取的数据具有平移不变性。自 2012 年起,ImageNet 大规模视觉识别竞赛中开始不断涌现出优秀的复杂卷积神经网络模型,包括 AlexNet<sup>[3]</sup>、GoogLeNet<sup>[4]</sup>和 ResNet<sup>[5]</sup>等。卷积神经网络的基本构造由输入层、卷积层、池化层、卷积层、池化层、全连接层、输出层组成,具体构造如下图所示:

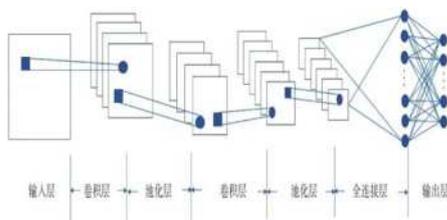


图1 卷积神经网络基本结构

#### 1.卷积层

卷积是一种提取图像特征的有效方法。用卷积核按照

设定好的步长在特征图上滑动,遍历所有像素点。卷积层是卷积神经网络的核心层,包含大量的计算。在处理高维图像输入时,无法让每个神经元均与所有神经元一一连接,只能让每个神经元进行局部连接,这种连接的空间大小称为神经元的感受野。为了控制参数的数量,需要用到权值共享。权值共享使用同一个卷积核卷积整个图像,参数量大大减少。卷积层参数包含卷积核(filter)、步长(stride)和填充(padding)。为了防止边缘信息丢失,可采取填充方法多次计算边缘,使得卷积之后图片跟原来一样大。卷积层参数包含卷积核(filter)、步长(stride)和填充(padding)。为了防止边缘信息丢失,可采取填充方法多次计算边缘,使得卷积之后图片跟原来一样大。

#### 2.池化

在卷积神经网络中,需要大量的图片输入到网络中进行训练。为了减轻网络负担,在为图片保留显著特征基础上,降低特征维度,则必须进行池化。池化利用图片的下采样不变性减少像素信息,只保留图片重要信息,且变小后仍能看出所表达的内容。池化后的图片大大提高了网络计算效率。池化的方法有多种,如最大池化、均值池化等,而最大值池化是卷积神经网络中常用的方法。采用  $2 \times 2$  的池化核,步长为 2,使用全 0 填充。均值池化是将每一个  $2 \times 2$  区域中的平均值作为输出结果;最大池化是将  $2 \times 2$  区域中的最大值作为输出结果,从而找到图像特征。池化操作容易丢失图片信息,需要增加网络深度解决。

#### 3.激活函数

卷积神经网络提取到的图像特征是线性的,非线性变换可以增加模型表达能力。激活函数可以对提取到的特征进行非线性变换,起到特征组合的作用。早期卷积神经网络主要采用 Sigmoid 函数或 tanh 函数。随着网络的扩展以及数据的增多,近几年 ReLu(Rectified linear unit)在多层神经网络中应用较为广泛。如 LeakyReLu、P-ReLu、R-ReLu 等也在使用。除此之外,ELU(Exponential linear units)函数、MaxOut 函数等也经常使用。

#### 4.全连接层

全连接层是卷积神经网络的分类器,通常位于网络的最后。卷积操作可以实现全连接层。全连接层的每个节点都需要和上一层每个节点彼此相接,学习模型参数,进行特征拟合,把前一层的输出特征综合起来,故该层的权值

参数在网络中最多。参数过多，导致网络运算速度降低，所以近年来常用全局平均池化 (Global average pooling,GAP)来替换全连接层，很大程度上加快了网络的运行速度。

## 二、几种经典的神经网络模型

### 1. LeNet

LeNet 分为卷积层块和全连接层块两个部分。下面我们分别介绍这两个模块。

卷积层块里的基本单位是卷积层后接最大池化层：卷积层用来识别图像里的空间模式，如线条和物体局部，之后的最大池化层则用来降低卷积层对位置的敏感性。卷积层块由两个这样的基本单位重复堆叠构成。在卷积层块中，每个卷积层都使用  $5 \times 5$  的窗口，并在输出上使用 sigmoid 激活函数。第一个卷积层输出通道数为 6，第二个卷积层输出通道数则增加到 16。这是因为第二个卷积层比第一个卷积层的输入的高和宽要小，所以增加输出通道使两个卷积层的参数尺寸类似。卷积层块的两个最大池化层的窗口形状均为  $2 \times 2$ ，且步幅为 2。由于池化窗口与步幅形状相同，池化窗口在输入上每次滑动所覆盖的区域互不重叠。卷积层块的输出形状为(批量大小，通道，高，宽)。

当卷积层块的输出传入全连接层块时，全连接层块会将小批量中每个样本变平(flatten)。也就是说，全连接层的输入形状将变成二维，其中第一维是小批量中的样本，第二维是每个样本变平后的向量表示，且向量长度为通道、高和宽的乘积。全连接层块含 3 个全连接层。它们的输出个数分别是 120、84 和 10，其中 10 为输出的类别个数。

### 2. AlexNet

2012 年，AlexNet 横空出世。这个模型的名字来源于论文第一作者的姓名 Alex Krizhevsky。AlexNet 使用了 8 层卷积神经网络，并以很大的优势赢得了 ImageNet2012 图像识别挑战赛。它首次证明了学习到的特征可以超越手工设计的特征，从而一举打破计算机视觉研究的前状。

AlexNet 网络结构类似于 LeNet，均采用先卷积后进行全连接的方式。但 AlexNet 更为复杂。AlexNet 有 6.5 万个神经元，600 万个参数，5 层卷积，3 层全连接网络，输出层是有 1000 通道的 softmax 函数。

### 3.VGGNet

VGGNet 是 2014 年由牛津大学 Visual Geometry Group

与 Google Deep Mind 公司共同研发的深度卷积神经网络，获得 2014 年 ILSVRC 比赛的亚军和定位项目的冠军，在 Top5 上的错误率仅为 7.5%。VGGNet 探索了卷积神经网络的深度和其性能之间的关系。VGGNet 在整个网络中全部采用  $3 \times 3$  的卷积核和  $2 \times 2$  的池化核，通过加深网络结构来提升性能。

### 4.ResNet 网络结构

在 AlexNet 和 VGG 等神经网络模型的广泛应用中，神经网络的层数堆叠到一定程度之后就会出现退化现象，无法降低预测的错误率。这种现象限制了深层网络的应用，随着网络层数增多，研究者无法判断能否进一步提升准确率。在这样的背景下，He 等提出残差神经网络的架构如图 2，其基本原理是在原有卷积神经网络的基础上，加上一个残差学习的通路；在原有网络的分支上，加入一个原有输入的镜像，使得进行过卷积处理的输出结果保留原有输入的结果，通过比较，使输出的结果不会比输入的结果更差。在数据维度发生变化时，也可以采用不同的方法，使用残差网络之后，持续增加神经网络层数，错误率在一定的程度下是会持续下降的。

ResNet 的前两层是在输出通道数为 64、步幅为 2 的  $7 \times 7$  卷积层后接步幅为 2 的  $3 \times 3$  的最大池化层。ResNet 每个卷积层后增加的批量归一化层。ResNet 使用 4 个由残差块组成的模块，每个模块使用若干个同样输出通道数的残差块。第一个模块的通道数同输入通道数一致。由于之前已经使用了步幅为 2 的最大池化层，所以无须减小高和宽。之后的每个模块在第一个残差块里将上一个模块的通道数翻倍，并将高和宽减半。

ResNet 与 VGGNet 相比，复杂度降低，参数减少，深度更深，一定程度上减少梯度弥散或梯度爆炸问题的发生；更利于优化，能有效解决深度网络退化问题。

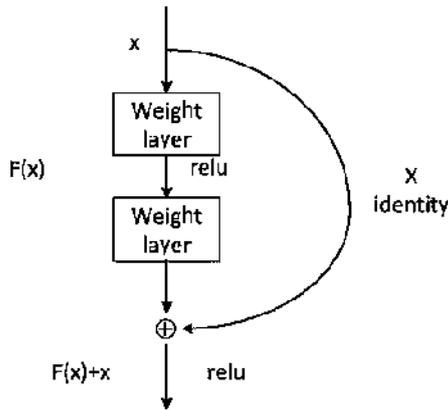


图 2 残差网络结构

### 5.改进 ResNet 网络结构

ResNet34 网络模型改进: 以 ResNet34 为基本网络, 将残差结构输出结果送入一个  $14 \times 14$ , 步长为 3 的反卷积层, 增加一个反卷积, 对特征矩阵上采样, 增加特征维度, 结合标准平均池化操作完成二维特征池化, 代替自适应平均池化操作。再经过一个  $7 \times 7$  的平均池化层进行下采样。最后分类层由  $1 \times 1$  卷积层完成, 输出分类概率。

### 三、意义及应用

卷积神经网络用于图像处理与计算机视觉有着得天独厚的优势, 在模式识别、目标探测、目标分割以及图像

分类等领域有着重要作用。卷积神经网络领域目前已经取得了许多令人瞩目的研究成果, 作为一种深度学习模型, 卷积神经网络的分析学习特征能力很强大, 且通过卷积神经网络得到的特征还具备更优的判别和泛化能力。在多年的发展基础上, 卷积神经网络已经被广泛的应用到目标检测、行为识别等领域, 现如今, 卷积神经网络又在语言和语音识别领域得到了应用。

### 参考文献:

- [1] 谭思荣, 陈豆, 赵忠喜, 胡兴娥. 猕猴桃抗氧化活性研究进展[J]. 食品工业, 2022, 43(10):231-235.
- [2] LATOCHA P.The nutritional and health benefits of kiwiberry(*Actinidia arguta*)- A review[J]. Plant Foods Hum Nutr, 2017. 72:325-334.
- [3] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E.深度卷积神经网络的图像网络分类[J].化学通报, 201760(6)84-90.
- [4] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y Q,et al. Going deeper with convolutions[C]/2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Boston, USA, 2015: 1-9.
- [5] WANG F,JIANG M Q,QIAN C, et al. Residual attention network for image classification[C]/2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Honolulu, USA, 2017:6450-6458.