

浅析 CNN 在梨树叶片病害识别中的应用

刘 洋 唐逢胤

重庆三峡学院 重庆万州 404020

摘 要：通过传统识别方法在识别梨树叶片病害过程中，存在误识别率高以及特征提取不准确等问题，针对此问题，提出使用卷积神经网络对梨树叶片病害进行准确识别。通过介绍几种经典的分类网络结构，并对其中的网络进行改进，可以加强对梨树叶片识别的效率及准确率。本文以 ResNet50 为基础构建病害识别模型，并通过迁移学习的方法，使用大量数据训练的预训练模型以减少算力并且加强模型的鲁棒性，采取残差网络以及卷积神经网络对梨树叶片病害图像进行分析，对农业的发展具有重要的意义及深远的影响。

关键词：卷积神经网络；病害识别；梨树叶片；改进 ResNet50 结构

引 言：

梨作为我国主要的种植果树，原产于我国，种植面积在我国排列第三，位于苹果和柑橘之后。产量方面位列于苹果之后，排列第二，国内梨的产量居于世界产量首位。梨树除了可食用价值以外，还有药用价值，含有丰富的营养价值。我国作为一个农业大国，也是一个病害高发的大国。随着梨树栽植年限的延长、面积的不断扩大、品种的多样化，梨病害的发生种类和危害程度日益加重。危害梨树叶片健康的病害繁多，主要有褐斑病、黑斑病、锈病。褐斑病从叶部展开，染病叶片最初从灰白色斑点，病斑扩大后呈圆形或扁圆形褐色大斑。梨锈病分布于叶片或者幼果上面。叶片的受害过程是叶片的正面出现橙黄色的光泽小斑，逐渐扩散成近圆形的斑点。因此快速且准确的识别梨树叶片病害对农业发展影响深远，只有快速精确的识别出梨树叶片病害的类型，果农才可以针对性的用药，做出有效的预防，提高梨树的果实的产量。

1. 在传统的识别病害的方式中，过多的依赖于果农对作物的病害以往的经验，难免会有一些主观原因影响判断。存在识别准确率低，识别效率较慢等问题。
2. 与深度学习相比，机器学习中的特征提取需要特定领域的专家识别后，再将数据输入到模型中去学习。反观深度学习模型则会通过数据集来自动中提取分类所需要的特征进行学习。所以就特征新题的提取，传统机器学习较深度学习受到较多限制。
3. 在众多农作物种类中，现有的深度学习对识别的作物种类大多较为单一，能够多种类，多病种的方法还比较少。
4. 对农作物病害识别大多都集中在只区分出病害的种类，而对作物所患病害程度的研究稍有欠缺。而在农业的生产过程中，能够对作物所患的病害程度进行准确识别十分重要，识别出病害程度不仅可以快速的、有针对性的对作物用药，使农作物及时得到治疗，还避免错误用药导致的对农作物的危害以及对周围环境的破坏。
5. 相比于传统图像识别，卷积神经网络不需要繁琐的通过人工提取特征，而且可以对图像的分类以及图像特征提取两个步骤融合为一步，共同放入模型之中。利用卷积神经网络来对梨树叶片的病害进行分析识别，更快速准确的给出识别结果。当下现有的网络识别模型大多存在参数量过大，易受到计算机硬件的限制。而 ResNet50 可以有效的解决此问题。ResNet50 模型使复杂度降低，从而杜绝了提到消失的现象，同时依赖于该模型对网络权重变化较为敏感等优势，更加适用于作为病害识别模型。通过使用该方法，不仅可以快速准确的识别病害图像的效果，同时大大缩短了模型训练的时间。本课题基于改进 ResNet50 网络结构来构建梨树叶片病害识别模型。

一、卷积神经网络结构

卷积神经网络结构 (Convolutional Neural Networks, CNN) 是深度学习技术中的代表网络结构之一。由 BP 算法进行优化而得来的。卷积神经网络优化了对图像的处理以及参数，通过降低计算量的方法加快神经网

络的收敛速度，使训练效果得到提升。卷积神经网络中的稀疏连接利用局部区域的数据通过对特征的提取来实现对局部的建模。它的权值共享 (Shared Weights) 的特性使网络模型中的训练参数降低。同时，采用的池化操作降低网络模型当中的神经元个数。这三个特点使得

CNN 模型复杂度得到降低, 简化了训练方法, 并保障了数据具有平移不变性。从 2012 年开始, ImageNet 视觉识别竞赛中出现了优秀的卷积神经网络模型。卷积神经网络由卷积层、激活函数、池化层、全连接层以及输出层等几个层级组成, 具体结构如下图所示:

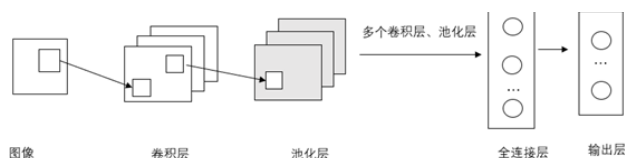


图 1 卷积神经网络基本结构

1. 卷积层

在卷积神经网络中, 卷积层一种提取图像特征的方法, 每一层卷积层上有一个或者多个卷积核, 卷积核在图像上以特定的步长进行滑动, 对图像中的所有像素点进行遍历。在对高纬度图像输入处理中, 所有的神经元无法一一连接, 只能通过局部连接的方式将每个神经元进行连接, 这种连接的方式产生的空间大小称为神经元感受野。同时为了对参数的数量进行限制, 加入权值共享。卷积层包含卷积核、步长以及填充。为了使图像边缘信息丢失, 需要使用填充方法来进行多次计算, 最终使通过卷积之后的图像大小与之前相比一样大小。

2. 池化层

池化层中主要的操作是将输入到神经网络模型中的图片, 在不影响特征提取的前提下, 进行池化操作。根据图片下采样不变性使得图片像素信息得到减少, 对图像重要特征信息进行保留, 排除了图片因大小不同而带来的问题, 且很大程度上提高网络计算效率。池化的方法包括最大池化法以及均值池化法, 均值池化是池化操作中常用的方法。最大池化是利用 2×2 的池化核, 同时步长为 2, 全 0 填充。均值池化则是将 2×2 区域中的得到的最大值作为结果进行输出, 找到图像特征。

3. 全连接层

全连接层属于卷积神经网络中的分类器, 起到分类作用。它通常处于卷积神经网络中的最后一层。全连接层中的每一个节点都需要与上层的每个节点进行连接, 将前一层的输出的图像特征进行综合, 进行图像特征拟合。因此该层所涉及到的参数是整个网络中是最多的, 同时计算速度受到了参数过多的影响。

4. 激活函数

卷积神经网络提取到的图片中的特征是线性的, 而非线性图像可以对模型的表达能力进行提高, 激活函数能够对图像特征进行从线性变为非线性的转换, 将图像特征进行组合。目前的卷积神经网络采取的激活

函数普遍是 sigmoid 函数。随着网络的不断更新及可用数据的增加, ReLu 函数在神经网络中的应用较多, 如 LeakyRelu、R-ReLu 函数等。

二、几种经典的卷积神经网络模型

1. AlexNet 模型

AlexNet 模型来自于论文第一作者的名字, 该模型中共有 8 层卷积神经网络, 并在图像识别挑战大赛中以较为明显的优势取胜。AlexNet 采用卷积操作之后进行全连接的方法进行图像识别, 但在 AlexNet 模型中共有 6 万多个神经元, 具有 600 万左右的参数, 输出层则是有上千通道的 softmax 函数。

2. LeNet 模型

LeNet 模型中的卷积层块, 其最大单位是卷积层之后连接的最大池化层, 卷积层起到对输入图片中的空间模式识别的作用, 之后利用池化操作来降低卷积层的位置敏感性。在卷积层块中, 每个卷积层使用的是 5×5 窗口, 在输出上加入 sigmoid 函数来加强图片的识别效率。因为第二个卷积层比第一个卷积层输入的高于宽不同, 所以使第一个卷积层的 6 个输出通道增加到第二个卷积层中的 16 个输出通道, 使得两个卷积层的参数尺寸相同。在卷积层块中的步长为 2 且窗口形状相同。因此每次滑动所涉及到的区域不会重叠。当全连接层当收到卷积层块的输出的特征信息时, 将全连接输入形状改变成二维。一维二维是分别对应样本以及向量表示。

3. ResNet 模型

在上述模型的应用中, 神经网络的层数增加到一定层数后出现梯度消失的现象, 使得识别结果降低。这种现象的发生, 对更深层网络的研究是一种限制。在这样的情况下, He 等人提出 ResNet 残差网络如图 2。该网络的是在卷积神经网络中加入残差学习的路径, 同时在原来的网络分支中, 加入输入镜像。这样便使得通过卷积后的输出结果得到保, 同时经过实验发现, 输出的结果不会比输入的结果低。使用残差网络可以不断增加网络层数, 同时仍可以保证错误率不会提高。

ResNet 模型用 4 个残差块组成模块, 每一个模块使用同样输出通道的残差块, 同时要使输入中的通道数量与第一个模块中的通道数量相同。以后的模块在残差块中将上一个模块中的通道数量进行翻倍, 且将高与宽减为原来的二分之一。

与 VGGNet 相比, ResNet 模型复杂度得到降低, 使用的参数也得到了减少, 且深度比 VGGNet 更加深, 在很大程度上减少了梯度消失的问题, 是一种有效解决网络退化得到问题的方法。

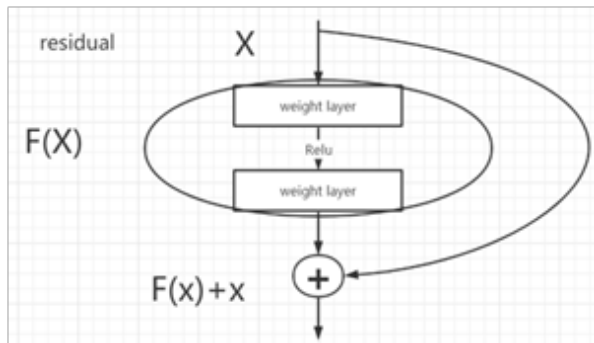


图2 残差网络结构

4. VGGNet 模型

VGG 模型是由牛津大学与 Google 公司一起研究的一种卷积神经网络模型, 该模型的识别错误率只有 7.5%, 同时该模型对卷积神经网络的深度与性能之间进行了研究。通过对网络结构的加深来提高模型的识别效率。

5. 改进的 ResNet 网络结构

在 ResNet50 网络结构中, 保留了原有的网络结构

基础上增加了两个 Inception 模块, 尺寸较大的卷积核有利于提取全局特征, 尺寸小的卷积核有利于提取局部特征, 增加了网络宽度和网络对细粒度图像的适应性, 可以适应不同的分类任务, 减少计算量的同时增强网络的表达能力。

三、应用及意义

卷积神经网络是图像处理与计算机视觉的之间连接的最好的桥梁, 在目标识别、图像分类等领域发挥着十分重要的作用。卷积神经网络作为一种深度学习模型, 在实际应用中已取得了很多人骄傲的研究成果。卷积神经网络特有的分析学习能力, 以及经过卷积神经网络得到的图像特征具有泛化及判别能力, 使得卷积神经网络成为了图像特征的最好方式。随着时代的发展, 卷积神经网络在实际应用中更加广泛, 已被应用到目标识别、行为检测等领域中。目前, 在语言与语音识别当中卷积神经网络中也得到了应用。

参考文献

- [1] 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.
- [2] 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,
- [3] 赵庆久, 徐保良, 明广增. 梨褐斑病发病规律与无公害防治技术 [J]. 植物医生, 2017, 30 (05): 35-36.
- [4] 石晨宇等. 基于卷积神经网络的农作物病害识别研究 [J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(09):93-99.
- [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