

# 基于卷积神经网络的中草药图像分类算法研究

吕科锦

(泰国格乐大学 泰国 曼谷 10220)

**摘要:** 图像分类作为一种典型的分类任务是计算机视觉领域中基础而又重要的研究主题。图像分类过程中,特征提取对提升分类精确度起到了至关重要的作用。本文首先介绍卷积神经网络的相关技术,分析卷积神经网络算法的发展前景与研究方向。通过卷积神经网络模型 AlexNet 的缺点进行分析,提出一种改进型网络模型。在预处理阶段采用双立方插值算法将图像统一为标准尺寸,然后对图像进行归一化操作,保持输入数据具有相似分布。同时对结构进行优化,使用更加精细的卷积核提取特征,对卷积层进行变形以降低参数量,放弃局部响应归一化操作与分组策略,采用批归一化的数据处理方法。通过采用改进后的激活函数对数据进行非线性变换,能够有效地提高网络模型的性能,实现对中草药图像分类。

**关键词:** 卷积神经网络;中草药;图像分类算法

## Research on Chinese Herbal Medicine Image Classification Algorithm Based on Convolutional Neural Network

Lv kejin

(krirk university)

**Abstract:** Image classification, as a typical classification task, is a basic and important research topic in the field of computer vision. In the process of image classification, feature extraction plays an important role in improving the classification accuracy. In this paper, relevant technologies of convolutional neural networks are introduced first, and the development prospect and research direction of convolutional neural network algorithms are analyzed. Based on the analysis of the shortcomings of convolutional neural network model AlexNet, an improved network model is proposed. In the preprocessing stage, the image is unified into the standard size by the bicube interpolation algorithm, and then the image is normalized to maintain the similar distribution of the input data. At the same time, the structure is optimized, features are extracted by using more refined convolution kernel, and the convolution layer is deformed to reduce the number of parameters. The local response normalization operation and grouping strategy are abandoned, and the batch normalization data processing method is adopted. By using the improved activation function to transform the data nonlinear, the performance of the network model can be improved effectively, and the image classification of Chinese herbal medicine can be realized.

**Keyword:** Convolutional Neural Network; Chinese herbal medicine; Image classification algorithm

### 1 卷积神经网络架构特点和模型优化策略

#### 1.1 卷积神经网络

卷积神经网络的经典架构最初由 YannLeCun 设计提出并应用,并且从原理上证明了这样的组合能够非常好的对图像进行特征的提取和处理,最后通过大量的实验对比的结果也说明该结构下的模型在相同实验环境下所取得的效果是最优的。在后续的多年的网络模型优化进程中,大部分卷积神经网络模型也都采用相似的结构模式。

##### 1.1.1 卷积层

卷积层 (Convolutional Layer) 又称之为特征提取层,它是卷积神经网络的核心,也是 CNN 区别于传统的神经网络要素之一,并且 CNN 大部分的计算都是在卷积层中完成的。在特征提取的过程中,通过使用固定的卷积核 (如  $3 \times 3$ ,  $5 \times 5$ ) 对图像进行卷积运算并得到多个特征图,其中每个特征图都是由多个神经元组成的一个复合结构。

##### 1.1.2 池化层

在卷积神经网络中,池化层 (Pooling Layer) 也被称为下采样层。图像在经过卷积层之后,得到的特征一般都是维度很高的,如果将这些高维特征直接输入分类器进行分类,不仅易使网络产生过拟合现象,而且计算量大,分类效果不好。池化就是对图像某个区域的特征进行统计分析,并将统计的结果用来表示整个区域的总体特征,这种统计分析操作就是池化操作。池化的主要目的就是通过特征映射,使图像特征实现高维到低维的层次转换。

##### 1.1.3 全连接层

全连接层 (Fully Connected Layers) 的特点是这层的神经元与其前一层上的所有神经元进行全部连接。在卷积神经网络中,全连接

层的作用是将网络学习到的分布式特征表示进行整合,并映射到样本标记空间。全连接层中采取神经元全部连接的操作,其参数众多,数据冗余,且占据大量的计算资源,模型效率有待提升。在实际地使用中,研究者们提出利用卷积操作或者是利用全局平均池化 (Global Average Pooling, GAP) 的方式来代替 CNN 中的全连接层 (如 ResNet 网络模型、GoogleNet 网络模型等),加快模型训练的同时,避免由于参数过多造成模型过拟合的问题,并且模型分类准确度也得到了提升。

数据在卷积神经网络模型中的计算流程为:输入层接受数据信息并进行传递,卷积层与池化层组合进行特征的提取,全连接层会综合之前提取到的丰富的特征信息并发挥所具有的分类器功能 [20]。通过不同的组合可以设计出效果各异的卷积神经网络模型。

#### 1.2 AlexNet 模型

第一个卷积神经网络模型 LeNet-5 [21] 是由 YannLeCun 设计的,创建出了卷积神经网络的基本结构,之后的各种改进模型也基本上遵循这种结构。LeNet-5 提出后,在工程中被应用于手写体字符的分类识别,当时很多美国银行便使用该网络对支票上的字符进行提取与识别。但卷积神经网络得到广泛应用的是 AlexNet 的提出,其延续了 LeNet-5 的基本结构,但在很多细节处进行了改进,能够完成更大规模的识别任务,其优秀表现使得卷积神经网络在计算机视觉领域得到了广泛的应用。

AlexNet 中采用了一些当时较为新颖的技术手段,最为创新的是成功将 ReLU 激活函数、Dropout、LRN 等方法应用在网络架构中,并且得到了非常好的效果。同时 AlexNet 也使用了 GPU 来加速了深

度卷积神经网络的训练,完成了庞大的计算量。AlexNet 网络结构如表 3.1 所示,模型共计 6 亿多条的连接,6000 多万个权重和 65 万个网络节点,其结构有 5 个卷积层,前两层卷积层后对数据进行了 LRN 标准化和池化层的降维操作,之后的连续三层卷积层用于对特征图进行多角度、多方位的特征提取,之后通过 SoftMax 网络层将结果以近似概率的形式呈现<sup>[5]</sup>,选择最大值所代表的类别作为当前输入数据的预测结果。

## 2. 数据预处理

### 2.1 数据采集

对于大部分数据集中图像的采集手段、方法、环境并不一致,例如明亮、对比度、拍摄角度和拍摄工具都存在差异,不可避免的对图像造成干扰噪声。此外图片采集时,摄影师拍照的距离远近、焦距大小等因素的影响下,使得图像内容更加复杂,为保证网络模型的输入数据具有统一标准的性质,因此需采取相应的预处理操作。由于数据集图像尺寸与模型标准输入图像尺寸不同,因此需要对数据集图像尺寸进行缩放变换,为了保证对图像尺寸进行缩放后其图像质量受损较少,本文使用双立方插值缩放算法对图像的尺寸进行标准化,能够有效的保证图像特征信息的完整性,同时由于数据集图像尺寸与模型标准输入尺寸相差不大,在这样的前提下,将图像缩放为相应尺寸只会对原始图像特征信息产生很小的影响。

### 2.2 数据增强

为了提高深度学习神经网络模型的泛化能力,对每幅图像通过旋转、平移、扭曲、缩放、翻转等传统数字图像处理方法进行随机变换以扩充样本个数。针对某幅图像进行数据增强后的部分样本如下所示,通过随机变换生成的图像大量扩充了数据集,使样本分布更广泛。

### 3. 模型基础结构

出于多模型探究以及模型的效果和运行速度平衡考虑,本文算法选择 AlexNet 作为基础结构。其中, AlexNet 作为在深度学习领域经典的模型,具有速度快、效果良好的优点;

### 4. 特征识别

中药材识别可以视为细分领域中的图像识别。在这个领域中,中药材之间的相似度往往较高,这是因为:

1. 绝大部分中药材来自草本植物或者草本植物的器官,这使得它们在天然属性上具有相似的特点;
2. 大部分中药材都需要经过切片、晒制或烘焙等流程,经过这些流程,颜色、形状等特征的特异性被减弱,分类难度被提高。

#### 4.1 深度卷积神经网络的特征融合

许多理论和实验证明,对于深度神经网络,底层学习到的特征是纹理、边缘特征,而高层学习的特征则较为抽象,能更加高级地表达图片的内容。在一般情况下,我们都抛弃深度神经网络底层学习到的所有特征,而只提取最后一层卷积层或者全连接层的特征。

针对中药材识别任务的特性,本文在深度卷积神经网络中采用了特征融合技术,即将底层的某层特征融合到高层并进行分类。对于采用的 AlexNet 网络,挑选部分底层特征层,提取该层特征与最后一层特征进行融合,最后再接上全连接层或者分类器。

然而,在卷积神经网络中,网络底层特征的数值,往往是比高层特征的数值更大,如果简单地它们进行融合,底层特征对结果的影响将过大。尽管融合后接上的全连接层或者分类器可以通过训练来调整这种影响,但训练所需的时间也会更长,并更加容易陷入局部极值点。

#### 4.2 集成学习

卷积神经网络的参数规模巨大,训练得到的参数并不能保证具有足够的泛性,即模型可能会出现过拟合的现象,导致准确率受到影响。因此,本文采用集成学习中的 Bagging 方法来进一步增强中药材识别算法的效果。

步骤 1: 产生多个具有差异性的子训练集。把中药材数据集划分为训练集:测试集=4:1 的比例,然后对训练集进行数据增强处理,对训练集自助采样的方法,生成中药材子训练集,自助采样的次数与数据增强后的中药材图片数量一致,这样,每一次大约有 36.8%

的数据没有在子训练集中出现过。多次同样的操作,即可获得多个子训练集。

步骤 2: 训练弱分类器。通过对深度卷积神经网络进行训练,接着连接 Softmax 分类器,产生多个具有一一定差异性的弱分类器。对于不同的神经网络,我们会用多个不同的子训练集训练的多个有差异性的模型。

步骤 3: 获得强分类器。通过投票法这一结合策略获得最终的强分类器,少数服从多数。

### 4.3 损失函数

深度神经网络的训练目标是 minimized 损失函数,即用图片作为输入和对应的类标签,通过网络的训练来最小化预测标签和真实标签之间的差距,这些差距称之为损失。损失函数有许多种,针对分类任务,本文采用了交叉熵损失函数结合正则化项。

### 5. 实验

本实验用传统特征提取的方法,对中药材训练集和测试集提取了特征。采用的数据集是爬虫数据采集,包含多种中药材图片。

#### 5.1 衡量实验结果的指标

机器学习,自然语言处理和检索等领域,评估是检验算法效果的方法,对于分类问题,其评价指标 -- 般包括如下几种:准确率,精确率,召回率和 F1-Measure。本文根据中药材识别的实际情况,选择准确率作为衡量实验结果的指标。

#### 5.2 集成学习实验

本实验采用集成学习技术,通过 Bagging 自助采样法产生多个具有差异性的子训练集,通过 AlexNet 卷积神经网络的训练,产生多个具有一定差异性的弱分类器,最后通过投票法这一结合策略获得最终的强分类器。

### 6. 结论

随着计算机技术的发展,尤其是人工智能理论以及应用的发展,各行各业也发生巨大的变革。在医学领域上,也出现了越来越多的智能系统来辅助医疗诊断。对于传统的中医学来说,也同样面临着创新。现阶段人们对中医健康养生有着比较高涨的热情去追求,但是大部分人并不是这方面的专业人士,对于中药材方面的分辨能力有限;而且中药材种类很多,市场也不完全规范,很多负责采购的相关人员都无法完全准确地识别出中药材。此外,因误识中药材而导致严重后果也很常见。本论文利用深度学习和大量数据结合,实现普通用户借助智能移动设备(如手机、平板)就能实现中药材识别,以提高人们对中药材的认知能力,拓宽在养生方面的知识;同时也促进了中医学和现代计算机技术的发展,是对中医学的传承和创新,对推动中医学现代化具有非常重要的意义。

本论文通过深度神经网络对中药材识别进行研究以及应用,达到了不错的效果,但还存在不足和需要改进的地方,深度神经网络在中药材识别上的应用,依然需要更深入的研究。

#### 参考文献

- [1] 庄奕珊. 基于深度神经网络的中药材识别. 华南理工大学. 2018,03
- [2] 刘加峰, 高子啸, 段元民, 李海云, 石宏理. 基于深度学习的中药材饮片图像识别. 北京生物医学工程. 2021,12
- [3] 季长清. 基于卷积神经网络的图像分类算法综述. 计算机应用. 2021-09
- [4] 韩梅. 药用植物学: 中国农业出版社, 2008 年
- [5] 魏甫豫. 基于卷积神经网络下昆虫种类图像识别应用研究. 河南师范大学学报. 2022-10
- [6] 基于卷积神经网络的图像分类算法研究及应用 赵清源 - 西安电子科技大学 - 2021 年

作者简介: 吕科锦 单位名称: 泰国格乐大学, 学校地址: 泰国曼谷市邦肯区郎因他路 3 号; 出生年月: 1989.12 学历: 硕士研究生; 籍贯: 中国广西贵港市 研究方向: 计算机应用技术