

基于深度学习的中药材识别系统

方宇坤 张锦雄*

陈燕

广西大学计算机与电子信息学院, 南宁 530004

广西大学工商管理学院, 南宁 530004

摘要 中药材是中国传统医学中最基本的组成部分之一, 中药材种类繁多和来源广泛给中药材准确识别带来了挑战。随着大数据时代的来临和基于深度学习图像识别技术的发展, 大量的研究用于中药材准确识别, 极大地推动了中药材识别应用的发展。本文以深度学习模型 VGG16 为核心, 设计实现一个中药材识别系统。测试表明, 系统具备快速准确、简单易用、资源占用少的特点。

关键字 中药材识别, 深度学习, 卷积神经网络, VGG16

Chinese Herbal Medicine Recognition System Based on Deep Learning

Fang Yukun Zhang Jinxiong

Chen Yan

School of Computer, Electronics and Information
Guangxi University,
Nanning 530004, China
1507490280@qq.com, zhangjx@gxu.edu.cn

School of Business Administration
Guangxi University,
Nanning 530004, China
cy@gxu.edu.cn

Abstract—Chinese herbal medicine is one of the most fundamental components of traditional Chinese medicine. The diversity of types and extensivity of sources of Chinese herbal medicine pose challenges for accurately recognizing Chinese herbal medicine. With the advent of the big data era and the development of image recognition technology using deep learning, a large amount of research has been done for accurate recognition of Chinese herbal medicine, greatly promoting the development of the application of Chinese herbal medicine recognition. In this paper, a system recognizing Chinese herbal medicine is designed and implemented based on the deep learning model VGG16. Testing result shows that the Chinese herbal medicine recognition system has the characteristics of being fast, accurate, simple and prone to use, and occupying fewer resources.

Keywords—Chinese herbal medicine recognition, deep learning, Convolutional Neural Network, VGG16

1 引言

几千年来, 中药材作为防治疾病的主要武器, 对保障人民健康和民族繁衍起着不可忽视的作用。中药材是中国传统医学中最基本的组成部分之一, 它涵盖了包括药材的产地、来源、形态、药理、药性、主治用法等许多方面。

中药材种类繁多, 来源广泛, 各种药材具有多种化学成分、不同药理作用和组成性质, 准确识别中药材是中药生产、中药研制和临床治病的重要前提。为了更准确识别中药材, 人们利用现代科技手段不断探索中药材的识别方法。

随着大数据时代的来临, 图片数据呈爆炸式增长, 传统的人工分类方式已经无法满足需求。同时, 随着机器学习技术的发展, 尤其是深度学习在图像识别领域的突破, 使得基于深度学习的中药材识别系统的开

发成为可能。

2 相关工作

近年来, 人工智能、图像识别等技术的巨大突破, 极大地推动中医药相关技术的发展。为了开发一种快速、自动、准确的图像识别系统, 卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 由此受到广泛的关注^[1], CNN 可以从底层特征提取到高层语义^[2], 极大提升了各领域识别图像的准确性。

传统中药材图像识别往往需要人工采集、分析和研究, 且需要研究者具有相当丰富的中医药知识储备和经验, 整个过程耗时耗力且识别准确率难以得到保证。随着信息技术的飞速发展, 人工智能早已在图像识别领域崭露头角, 将人工智能与祖国传统医药文化结合, 可以为推动中医药信息化提供技术支持。谢宝剑^[3]利用动态生长模型结合主动样本学习方法进行植物叶片分类; 姚明胜^[4]提出分类算法 AdaboostLDA 以

*通讯作者: 张锦雄, 邮箱: zhangjx@gxu.edu.cn

提取叶片几何特征；张帅^[5]提出 CNN+SVM 和 CNN+Softmax 方法识别植物叶片；忽胜强^[6]以几何形状和纹理特征作为分类依据设计了一种基于随机森林法的植物叶片识别软件；李龙龙^[7]将半监督聚类算法应用到植物叶片识别中。以上这些方法从植物叶片识别的角度为中药材识别提供了可参考的解决方案。

近年来，随着计算机技术和图像处理技术的发展，越来越多的研究者将图像处理技术应用于中药饮片识别领域。常见的中药饮片识别方法主要包括基于图像特征提取和分类的方法、基于深度学习的方法等。其中，基于图像特征提取和分类的方法通过提取中药饮片的颜色、纹理、形状等特征。

目前，国内外在基于深度学习的图像识别与分类领域已经取得了丰富的研究成果。例如，CNN 作为一种经典的深度学习模型，在图像识别与分类任务中表现优异。同时一些先进的深度学习算法，如 ResNet^[8]、VGG^[9]、GoogLeNet^[10]等也在图像分类领域取得了很高的准确率。此外，迁移学习、数据增强等技术也被广泛应用于图像识别与分类任务中，进一步提高了模型的性能。

图像识别技术应用场景后台离不开智能算法整合以及智能平台搭建。现代中药创新中心通过人工智能模型的搭建和智能算法的流程化整合对中药材进行无损检测、品种鉴定、等级划分和异物剔除。李玲^[11]针对三七及其伪品，采用了栈式堆叠自编码网络和深度信念网络两种网络结构，探究了深度学习方法在电子鼻数据上的适用性。Tan^[12]等人利用深度卷积神经网络提出了一种高效、准确的蔷薇科山楂属植物鉴别方法。北京中医药大学和中科院自动化所合作研发的中药图像识别系统采用了 ResNet-101^[8]网络结构，可以对中药图像进行高效准确的识别。然而，现有的图像识别与分类系统仍面临着一些挑战，如模型泛化能力、计算效率、数据集偏差等问题。

本文围绕中药材识别问题，设计实现了一个基于深度学习模型 VGG16^[9]的中药材识别系统。该系统具有高效、准确、易用且安全的特点，充分满足医院相关工作人员或者病人对中药材的图片分类需求，提升分类效率和准确性，降低人力成本，并为用户提供良好的使用体验。

3 方法

3.1 模型 VGG16

VGG16 是一种深度卷积神经网络模型，由牛津大学的研究团队于 2014 年提出。VGG16 共包含 13 个卷积层，5 个池化层，3 个全连接层（见图 1）。由于 VGG16 模型中只有 13 个卷积层和 3 个全连接层能产

生权重参数，其中的 16 就来自于 $13+3$ ，故 VGG16 因此而得名。

如图 1 所示，VGG16 模型按照如下过程对一张图片进行分类识别。

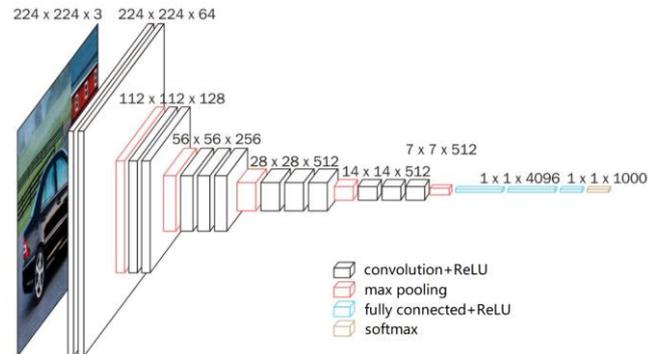


图 1 VGG16 模型结构图

(1) 首先将一张图片按规模 $(224 \times 224 \times 3)$ 的大小调整。

(2) 对经调整后的图片用 64 个 3×3 的卷积核进行 2 次卷积运算，产生规模 $(224 \times 224 \times 64)$ 的输出层，然后对此输出层按 2×2 进行最大池化得到规模 $(112 \times 112 \times 64)$ 的特征层。

(3) 对规模 $(112 \times 112 \times 64)$ 特征层用 2 次 3×3 的卷积核进行卷积运算，产生规模 $(112 \times 112 \times 128)$ 的输出层，再对此输出层按 2×2 进行最大池化得到规模 $(56 \times 56 \times 128)$ 的特征层。

(4) 对规模 $(56 \times 56 \times 128)$ 特征层又用 2 次 3×3 的卷积核进行卷积运算，产生规模 $(56 \times 56 \times 256)$ 的输出层，再对此输出层按 2×2 进行最大池化得到规模 $(28 \times 28 \times 256)$ 的输出层。

(5) 对规模 $(28 \times 28 \times 256)$ 特征层再用 3 次 3×3 的卷积核进行卷积运算，产生规模 $(28 \times 28 \times 512)$ 的输出层，然后对此输出层按 2×2 进行最大池化得到规模 $(14 \times 14 \times 512)$ 的输出层。

(6) 对规模 $(14 \times 14 \times 512)$ 特征层继续用 3 次 3×3 卷积核进行卷积运算，产生规模 $(14 \times 14 \times 512)$ 的输出层，对此输出层按 2×2 进行最大池化得到规模 $(7 \times 7 \times 512)$ 的输出层。

(7) 在前 2 层的全连接层中，均按照卷积的方式计算得到规模 $(1 \times 1 \times 4096)$ 的输出。

(8) 在最后的全连接层中，同样按照卷积的方式计算得到规模 $(1 \times 1 \times 1000)$ 的输出。

(9) 输出层 $(1 \times 1 \times 1000)$ 则为输入图像属于 1000 个分类的预测分值，最后使用一个 softmax 分类器产生输入图像所属类别的预测结果。

3.2 中药材识别系统

本文开发的中药材识别系统主要为医院相关工作人员和病人提供中药材图片识别分类的功能。用户可以在系统中上传一张中药药材的图片，系统将对图片进行识别分类，输出对应的药材识别结果，并附上该药材的相关信息，比如所识别药材的治疗功效等等。

所开发中药材识别系统主要分为模型加载、图片上传和药材识别三个功能模块，系统功能结构如图 2 所示。

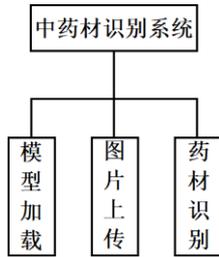


图 2 系统功能结构图

所开发的中药材识别系统需要加载训练好的模型，用户可以选择图片上传，模型对上传的图片进行模型分析和处理，并能通过识别请求响应至后端由 VGG16 实现中药材识别并给出结果展示。系统业务操作流程如图 3 所示。

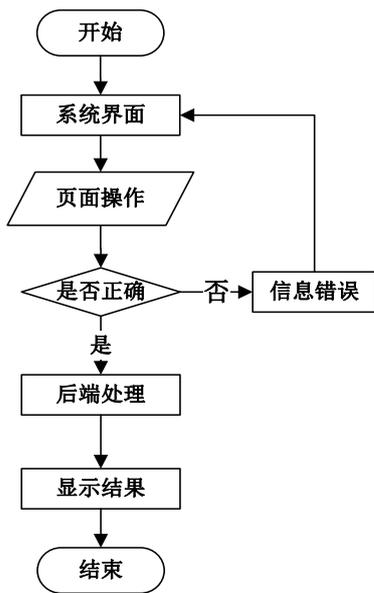


图 3 系统操作流程图

在图 3 中，用户打开系统后可以上传中药材的图片，若上传操作错误或没有上传图片则返回错误信息回到初始状态，若正确上传图片则将中药材图片交给后端进行识别分类处理，然后显示识别结果，用户关掉系统则流程结束。

4 系统开发与实现

本文中中药材识别系统是在 windows11 操作系统和 PyCharm 集成环境下利用 Python 语言进行开发的，在模型的训练中利用了 PyTorch 深度训练学习框架，系统的交互界面则使用了 PyQt 进行开发。

4.1 用户交互界面实现

本文中中药材识别系统主要面向的用户群体为医院相关的工作人员或是服用中药的患者，这些人中大部分不具备计算机相关的专业知识，因此本系统所设计的交互界面简单明了，便于使用。本文中中药材识别系统的交互界面如图 4 所示。



图 4 中药材识别系统交互界面

4.2 系统模型训练

本系统开发采用了 PyTorch 深度学习框架。PyTorch 框架十分高效快速且简洁，入门相对容易，且提供 GPU 加速张量计算和自动求导系统的深度神经网络两个高级功能。

在系统开发时，PyTorch 提供了深度学习框架及其优化器模块的导入，其中自定义数据集类 MyDataSet 用于加载模型训练所需要的数据集，自定义模型创建函数 create_model 从自定义模块 model 中导入 vgg16 模型。所导入模型的代码中包含了模型训练的主要逻辑，其中 args.freeze_layers 控制模型部分参数的冻结，以实现保留预训练权重的情况下只训练模型的头部；而创建的 AdamW 优化器接收了参数列表、学习率和权重衰减系数，并更新模型参数；训练函数和评价函数分别返回损失和准确率。

在模型训练阶段，本文将按中药药材的种类分为 20 种，如猪苓、艾叶、白扁豆等等。每种药材有 150 张，总共 3000 张图片，由此形成了数据集。在模型训练时，数据集按 9:1 划分为训练集和验证集，迭代参数 epoch 设置为 100。

本系统分别设计了精确度曲线和损失值曲线绘制函数以反映系统训练过程中的中药材识别准确度。图 5 和图 6 分别为训练过程中系统识别中药材的精确度曲线和损失值曲线。

从图 5 可见, train_acc 和 val_acc 在反复的训练过程中两者都在提升。随着训练的进行, 精确度曲线呈现出逐渐提高的趋势。当精度曲线开始趋于平稳时, 表示模型已经收敛, 并且不再有太大的改善空间。

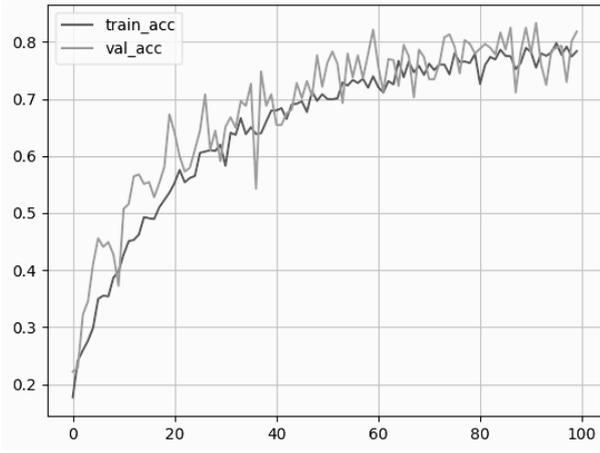


图 5 训练过程中系统识别中药材的精确度曲线

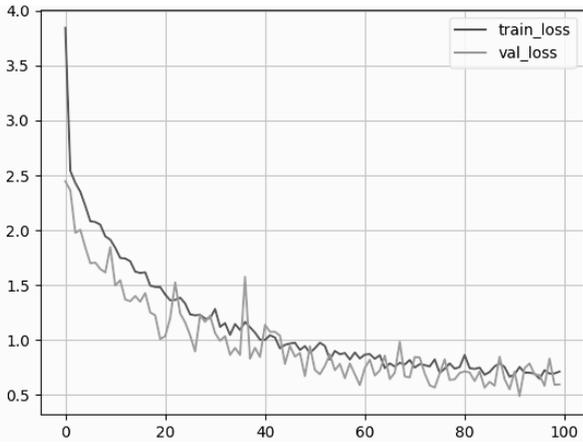


图 6 训练过程中系统识别中药材的损失值曲线

从图 6 可见, train_loss 和 val_loss 在反复的迭代训练中二者都在下降。特别在训练初期, 损失值曲线通常会急剧下降, 随后出现逐渐下降的趋势。损失值曲线代表模型在学习过程中逐渐减小误差。

综上所述, 模型在反复迭代的训练中识别分类的准确度越来越高而误差率逐渐降低; 而且两个图的曲线渐趋平稳, 说明训练次数已经足够, 再训练模型的识别准确率也不会有太大提升。

4.3 系统识别结果展示

在完成系统开发之后, 本文按照操作流程在图 7 中展示了系统识别中药材的结果。

如图 7 所示, 上传图片后系统识别出图片中的中药材类别并展示与之对应的信息, 同时给出了置信度。



图 7 系统识别结果展示

4.4 系统识别效果测试

图 8 和图 9 分别测试了本文所开发的中药材识别系统识别两种药材图片的效果。



图 8 竹茹识别结果例图



图 9 荆芥识别结果例图

如图 8 和图 9 所示, 两次识别均能正确地识别出图中药材的种类, 且在系统展示窗口中可以看到对这张图片所属类别的预测概率。另外, 本文所开发系统并没有过多地占用计算机的 CPU、内存等资源, 且上传图片后到识别完成的相应时间并不长, 具有良好的响应性能。

5 结束语

本文针对中药材识别问题,设计开发了一个基于深度学习模型 VGG16 的中药材识别系统,很好地解决了医院相关工作人员或广大中医药使用者对中药材识别查询的需求。本文系统运用深度学习模型 VGG16 实现中药材的快速准确识别,使用深度学习的 PyTorch 框架导入并训练 VGG16 模型,利用 PyQt 框架开发用户交互界面。分析表明,本文所开发系统具快速准确、简单易用、资源占用少的特点。

随着技术的不断进步和应用场景的拓展,本系统未来版本将增加可识别的中药材种类,并支持视频文件中的中药材识别功能,以适用更多的应用场景和服务更多的使用人群。

参考文献

- [1] Artzai P, Maximilian S, Aitor A G, et al. Crop conditional Convolutional Neural Networks for massive multi-crop plant disease classification over cell phone acquired images taken on real field conditions[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 167, p.105093, Article 105093.
- [2] Kattenborn T, Eichel J, Fassnacht F E. Convolutional Neural Networks enable efficient, accurate and fine-grained segmentation of plant species and communities from high-resolution UAV imagery[J]. *Scientific reports*, 2019, 9(1):17656-9.
- [3] 谢宝剑. 基于卷积神经网络的图像分类方法研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2015.
- [4] 姚明胜. 基于叶片特征的植物种类识别研究及识别系统实现[D]. 郑州: 郑州大学, 2016.
- [5] 张帅, 淮永建. 基于分层卷积深度学习系统的植物叶片识别研究[J]. *北京林业大学学报*, 2016, 38(9): 108-115.
- [6] 忽胜强. 基于叶片图像的植物识别方法研究[D]. 焦作: 河南理工大学, 2016.
- [7] 李龙龙. 半监督聚类算法研究及植物叶片识别应用[D]. 咸阳: 西北农林科技大学, 2017.
- [8] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun. Deep Residual Learning for Image Recognition[C]. In: *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016. CVPR 2016.
- [9] Karen Simonyan & Andrew Zisserman. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition[J]. In: *International Conference on Learning Representations* 2015. ICLR 2015.
- [10] Christian Szegedy, Wei Liu, Yangqing Jia, et al. Going deeper with convolutions[J]. In: *the ImageNet Large-Scale Visual Recognition Challenge 2014 (ILSVRC14)*.
- [11] 李玲. 基于电子鼻的三七及其伪品的分类研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2020.
- [12] Tan C Q, Wu C, Huang Y L, et al. Recognition of different species of *Zanthoxylum Pericarpium* based on convolution neural network[J]. *PLoS one*, 2020, 15(4).