

基于计算机视觉的中药饮片分类技术综述与案例研究

张 谊, 万 华*, 涂淑琴

(华南农业大学 数学与信息学院, 广州 510642)

(* 通信作者电子邮箱 scau_wanhua@163.com)

摘要: 中药饮片相似品、真伪、变质等方面的分类对临床中药应用有着至关重要的影响。传统的人工鉴别方法主观性强、误判率高, 而基于计算机视觉的中药饮片分类具有快速、准确等特点, 使饮片筛选智能化。首先, 介绍了基于计算机视觉的中药识别算法的一般步骤, 并分类综述了对中药图像的预处理、特征提取和识别模型的技术发展现状; 然后, 选取 12 类相似易混中药饮片分类作为案例研究。通过构建包含 9 156 张图片的中药饮片数据集, 分析对比了传统识别算法和多种深度学习模型的识别性能差异; 最后, 对计算机视觉在中药饮片应用研究中存在的难点和未来发展趋势进行了总结和展望。

关键词: 中药饮片; 计算机视觉; 图像预处理; 特征提取; 图像分类

中图分类号: TP391.4 文献标志码: A

Technical review and case study on classification of Chinese herbal slices based on computer vision

ZHANG Yi, WAN Hua*, TU Shuqin

(College of Mathematics and Informatics, South China Agricultural University, Guangzhou Guangdong 510642, China)

Abstract: Classifying similar, counterfeit and deteriorated slices in Chinese herbal slices plays a vital role in clinical application of Chinese medicine. Traditional manual identification methods are subjective and fallible. And the classification of traditional Chinese herbal slices based on computer vision is superior in speed and accuracy, which makes Chinese herbal slice screening intelligent. Firstly, general steps of Chinese medicine recognition algorithm based on computer vision were introduced, and technical development status of preprocessing, feature extraction and recognition model of Chinese medicine images were reviewed separately. Then, 12 classes of similar and easily confused Chinese herbal slices were selected as a case to study. By constructing a dataset with 9 156 pictures of Chinese herbal slices, the recognition performance differences of traditional recognition algorithms and various deep learning models were analyzed and compared. Finally, the difficulties and future development trends of computer vision in Chinese herbal slices were summarized and prospected.

Key words: Chinese herbal slices; computer vision; image preprocessing; feature extraction; image classification

0 引言

中药饮片包括了原形药材和经过切制、炮制后的饮片^[1], 可直接用于中医临床用药。由于药材本质的真伪、炮制方式的不同及储存情况对饮片药效起着关键作用, 饮片鉴定成为了传统中医用药安全及促进中药饮片产业化发展的当务之急。传统人工鉴别的方式采用我国著名的中药学家谢宗万提出的“辨状论质”方法^[2], 依靠人的经验根据中药饮片的形、色、气、味等特征判断饮片的优劣。该方法虽然有一定的直观性、实用性, 但个人主观性以及专业能力等方面的影响会造成判断结果的差异。

在信息技术高速发展的今天, 中医药信息化建设是使中医药走向现代化的必然选择。中医药信息化是集中整合中

医药信息资源、改善中医药服务质量、促进信息交流和知识共享的重要手段。相较于传统的人工鉴定手段, 图像处理技术能够更好地提取中药饮片图像和结构化数据的各种特征, 再结合分类识别模型对中草药进行区分, 有效克服人为鉴别的主观性影响, 为中医药研究提供筛选参照。基于此技术背景, 深度学习有望在饮片识别、质量评级等方面, 发挥其优越的性能, 提高识别精度, 降低人力成本。

本文对近年来中药领域计算机视觉的应用现状进行综述, 为药物分析研究者在筛选饮片上提供计算机视觉识别参考。

1 计算机视觉在中药图像识别的应用

计算机视觉是模拟人类视觉系统^[3-4], 对视觉信息进行

收稿日期: 2021-08-23; 修回日期: 2021-11-24; 录用日期: 2021-11-25。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(31600591); 广东省科技计划项目(2016A020210087)。

作者简介: 张谊(1997—), 女, 福建三明人, 硕士研究生, CCF 会员, 主要研究方向: 计算机视觉; 万华(1978—), 女, 江西南昌人, 副教授, 硕士生, 主要研究方向: 计算机视觉、生物信息; 涂淑琴(1978—), 女, 江西南昌人, 讲师, 博士, 主要研究方向: 图像处理、图像检测。

捕获,在人为不干预或少干预的情况下对图像内容进行解读。在计算机视觉领域中,常见的数字图像处理技术有图像增强技术^[5]、图像压缩变换^[6]、边缘锐化^[7]、图像分割^[8]、特征提取技术^[9]、图像识别^[10]等,常用的识别算法主要分为传统识别算法、深度学习算法两大类,如图 1 所示。

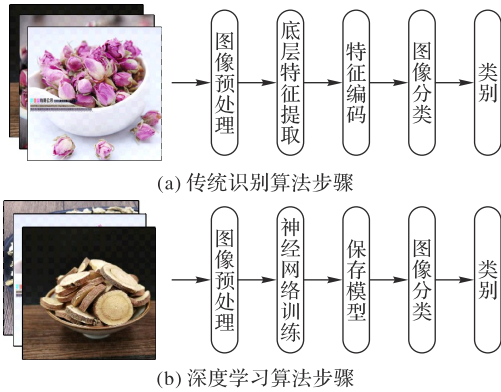


图 1 识别算法的一般步骤

Fig. 1 General steps of recognition algorithms

对于传统中草药识别算法,文献[9-12]采用底层特征提取方法,结合浅层机器学习分类器对药用植物进行分类。对于深度学习算法,张万义等^[13]针对黄河三角洲地区特有的 17 种中草药利用深度学习算法分类,使训练集分离出来的验证集的平均识别准确率达到了 96%。

2 中药饮片图像的预处理

由于图像的质量对识别算法有直接影响,在开始使用算法进行图像识别之前,良好的数据预处理能够提高识别准确度。常用的图像预处理操作如图 2 所示。

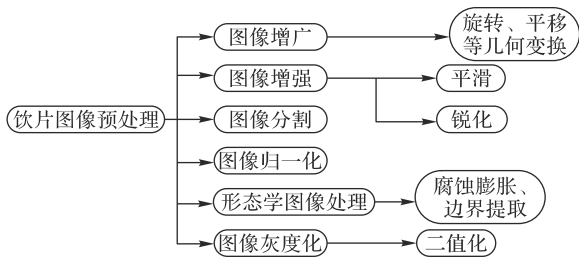


图 2 常用的预处理操作

Fig. 2 Common preprocessing operations

图像归一化在中草药识别中主要用于对叶片类药用植物位置及朝向进行归一。由于叶片具有良好的对称性,常通过极小转动惯量的方法确定对称轴,进而利用沿对称轴旋转叶片以实现叶片朝向归一化^[14]。

表 1 常用的中药饮片图像预处理方法

Tab. 1 Common image preprocessing methods of Chinese herbal slices

预处理方法	作用	应用场景
图像归一化 ^[14]	统一饮片主体位置和朝向	统一叶类植物角度
图像增强 ^[15]	平滑、锐化	去除饮片图像噪声
图像增广 ^[21-22]	旋转、平移、裁剪、镜像等几何变换	对数据集数量进行扩增
图像灰度化 ^[14-15, 23]	避免条带失真,减少计算量	将彩色图像转化为黑白图像
图像分割 ^[17-18, 24]	分离,去除背景	分割算法与手工分割相结合。去除背景,保留中草药图像主体
形态学图像处理 ^[14-15, 25]	提取边缘	对叶片轮廓进行边界提取

图像增强在中药饮片识别领域中常用的处理手段为空间域的平滑、锐化,以达到噪声调整的目的。周法律等^[15]利用平滑空间滤波器进行平滑处理,去除图像中比较尖锐的噪声点,提高饮片在图像中可检测性。

图像灰度化通过将彩色图像的 RGB (Red Green Blue) 三通道转化为单通道,从而提高整个应用系统的处理速度,减少所需处理的数据量。周法律等^[15]利用加权平均法将输入的彩色图像灰度化转变成黑白图像,利用灰度门限法将高于某一灰度值的背景与叶片图像分割开。

图像分割是指通过图像处理技术把图像中饮片主体与周围背景分离开来,以对饮片区域进行分析处理。谢树莹等^[16]和张宁等^[17]将中药图像传递给基于分水岭算法以达到去除背景的目的。张宝文等^[18]运用阈值分割法经过反复“分割-均值-迭代”的方法对石楠叶片图像进行分割,利用亮度值将石楠叶片主体与背景分开,如图 3 所示。



图 3 自动阈值法对图像分割前后的对比

Fig. 3 Comparison of image before and after segmentation by automatic threshold method

图像增广通过对饮片图像进行几何变换、调整亮度等方式对训练图像做一系列随机改变,来产生相似但又不同的训练样本,从而扩大训练数据集的规模。孙俊等^[19]将 14 种植物叶片图片经过几何变换得到新的图片以将原数据集扩充至 56 626 张,增强模型泛化能力。

形态学变换技术包括膨胀、腐蚀等方法,常用于饮片形状特征的边界提取。梁丽金等^[20]对饮片显微图像进行脱帽变换、形态学开闭运算、填充等操作得到防风的二值图。

有效的图像预处理手段有助于特征提取及图像分类,表 1 为常见的饮片图像预处理方法及作用归纳。

除了表 1 所示的方法外,霍夫曼编码、Golom 编码等压缩方法也是常用的数字图像处理手段,但是该方法在饮片图像预处理应用较少。由于中药饮片近似品等的区分以纹理、形状细微特征作为饮片性状鉴别标准,对饮片图像进行压缩处理过度不利于特征提取,以及分类识别。

3 中药饮片图像的底层特征

图像的三大底层特征包括纹理、颜色以及形状。由于中药材物种丰富,即使是属于同一品种的药材,由于生长地区、气候的差异,同样导致质量优劣有别。此外,采收时间或加工方法不同会导致中药饮片的色泽、纹理、大小等性状有所不同,这些差异为图像分类提供了重要的依据,常见底层特征提取方法如图 4 所示。

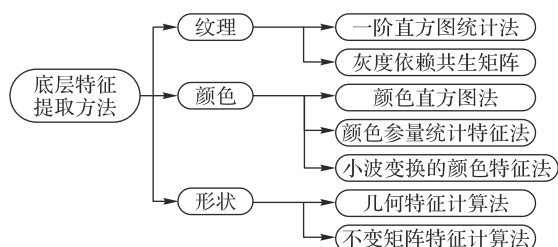


图 4 底层特征提取方法

Fig. 4 Low-level feature extraction method

3.1 纹理

中药饮片纹理结构具有高度的复杂性,纹理特征是中药饮片形状鉴别的重要因素。例如,因产地不同导致差异的川黄柏与关黄柏^[26],川黄柏内表皮具有细密的纵棱纹,关黄柏内表皮较平滑;同科不同植物根茎的知母与玉竹^[27],知母外表皮有少量残存的黄棕色叶基纤维和凹陷或突起的点状根痕,玉竹切面有角质样或显颗粒性。

贾伟等^[28]使用 Tamura 方法^[29]提取白芍等 12 种饮片在粗糙度、对比度、方向度、线性度、规整度和粗略度 6 个分量的纹理特征。

常见的纹理特征提取手段还有灰度共生矩阵法。陶欧等^[30-31]选取羌活等 12 味药材利用灰度共生矩阵提取了 11 个纹理特征参数。

针对相似纹理的不同药材,王雪琰等^[32]和 Kan 等^[33]提出结合纹理和颜色形状特征的方式对药用植物进行特征提取。

由于饮片本身纹理特征的复杂多样性单从糙度、对比度、方向度等几个微观维度衡量饮片纹理仍然具有局限性,还需要多种纹理特征参数结合从而更好描述饮片纹理细节。目前,缺乏统一的数学模型衡量多种纹理参数特征融合效果的优劣程度。纹理提取方法在对复杂环境的感知能力与适应性仍处于研究空白阶段。

3.2 颜色

中药饮片由于本身科属、产地、炮制方式等因素,色泽会有差异。例如,宁夏枸杞色泽红润,而新疆枸杞新鲜时红润,晒干后变暗;陈皮随着存放时间增加,受氧化反应的影响导致表面颜色会变得暗沉。常用颜色直方图法、颜色参量统计特征法等手段提取饮片图像颜色特征。

颜色直方图描述的是不同色彩在整幅图像中所占的比例,适于描述那些难以进行自动分割的图像。如式(1)所示:

$$H(k) = n_k / N; k = 0, 1, \dots, L - 1 \quad (1)$$

其中: k 为图像特征值; n_k 表示特征值 k 的像素总数; L 为特征个数; N 为图像总像素数。

程铭恩等^[26]利用 OpenCV 通过颜色直方图提取彩色饮片颜色特征,使用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)分类器对自行采集的大黄等五种饮片的彩色图像进行

辨色处理,达到 100% 的准确率。

颜色参量统计特征法是对彩色图像的颜色参量进行统计、分析和处理,常用 RGB、HSI(Hue Saturation Intensity)等模型。HSI 模型在 RGB 模型的基础上加入饱和度(Saturation)、亮度(Intensity)两个特征参量,将 RGB 模型转化成 HSI 模型,如式(2)~(4)所示:

$$H = \begin{cases} \theta, & B \leq G \\ 2\pi - \theta, & B > G \end{cases} \quad (2)$$

$$S = 1 - \frac{3\min(R, G, B)}{R + G + B} \quad (3)$$

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B) \quad (4)$$

其中: $\theta = \arccos \frac{(R - G) + (R - B)}{2\sqrt{(R - G)^2 + (R - B)(G - B)}}$ 。

夏永泉等^[34]利用 HSI 模型对药用植物叶片病斑彩色图像的色调、饱和度分量进行阈值分割,通过去除绿色像素以获取病斑区域。

常用于中药饮片颜色特征提取的模型还有 HSV(Hue Saturation Value)模型^[22]等。杨涛等^[25]通过麦冬病斑图像在 RGB 与 HSV 颜色空间各颜色分量的一阶矩、二阶矩、三阶矩提取病斑颜色特征,从而实现饮片颜色客观量化。

颜色直方图可以有效描述彩色图像的全局颜色分布情况,但是容易受背景环境干扰。RGB 模型跟颜色直方图有所类似,仅能对色调方面进行分析。通过引入饱和度、亮度、明度等特征可以衍生为 HSI、HSV 模型等。目前,利用 OpenCV 可以实现特定颜色的识别和选取,通过 RGB 颜色空间转换可以转换成 HSI、HSV 等空间便于颜色特征提取。例如,西洋参与人参的颜色极其相似,单从颜色方面作为提取饮片图像特征指标,容易导致对于饮片图像的识别泛化效果差,系统鲁棒性不高等问题。

3.3 形状

由于药用植物本身有性状区别,形状成为了中药饮片分类的重要标准。不少学者利用饮片边缘形状以及大小进行植物识别。常见的形状特征提取方法有:几何特征计算法、不变矩阵特征法等。

1) 几何特征法是对饮片的面积、周长、偏心率、圆形成度、矩形度等特征的计算。该方法普遍应用于叶类药用植物特征提取。金梦然等^[35]利用 tpsDig2 软件对 10 种蔷薇科植物叶片轮廓及主叶脉标记,计算特征参数,通过 K 最近邻(K -Nearest Neighbor, KNN)分类算法。Kolivand 等^[36]通过边缘检测、叶片边界去除、曲线提取、色调归一化图像生成和图像融合 5 个步骤完成了物种识别。

2) 不变矩阵特征计算法是对饮片图像区域特征的描述,矩不变量对饮片图像的放缩、旋转、平移具有不变性。金力等^[37]利用 Hu 不变矩结合几何特征法提取 12 种药用植物叶片的 10 个形状特征,使用灰度共生矩阵法提取 5 个纹理特征,通过 SVM 分类器分类,平均识别率达到 93.3%。

叶类中草药的边缘主要分为锯齿状、波状、全缘、牙齿状等,例如,茜草叶片边缘呈细锯齿状,连钱草为凸波缘。常用的边缘直方图、边缘方向直方图提取植物外部轮廓。Anami 等^[38]从 900 幅药用植物图像中利用边缘直方图和边缘方向直方图获得边缘特征。

形状特征提取虽然对叶类饮片有比较好的描述效果,但

该方法在根茎类饮片应用仍存在较大的挑战。由于根茎类饮片的切制方法多样,如斜切、横切、纵切等,不同的切制方法边缘特征提取效果不同,一定程度上的影响识别结果。结合纹理、颜色、形状的多特征融合手段可以更全面地描绘饮片特征,以达到更好的分类效果。

4 中药图像的分类模型

中药识别算法主要有基于机器学习、模式识别的传统算法和基于卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)的深度学习方法,其发展历史如表 2 所示。

表 2 中草药识别常用算法举例

Tab. 2 Examples of common algorithms for Chinese herbal medicine recognition algorithms

类别	算法	年份	特点
传统算法	SVM ^[33,37,39-46]	1964	SVM 的决策边界是对学习样本求解的最大边距超平面,可以解决小样本、非线性、高维的回归等问题
	KNN ^[47-48]	1968	核心思想是在训练样本中找到与某一个测试样本最近的 K 个实例
	BP ^[21,49-53]	1974	误差反向传播(error Back Propagation, BP)算法为一种局部搜索的优化方法,其学习过程由信号的正向传播与误差的反向传播两个过程组成
深度学习	AlexNet ^[21,49,54-57]	2012	8 层网络,使用 ReLU 替换 Sigmoid 的作为激活函数,使用 dropout 抑制过拟合
	VGGNet ^[55-56,58-60]	2014	使用简单的 3×3 卷积核,但将深度提升到 16~19 层
	GoogleNet ^[58-61]	2014	使用 Inception Module,提高参数的利用率;使用 1×1 的卷积核进行降维以及映射处理
	ResNet ^[22,41,55]	2015	利用一种称为快捷连接的结构来跳过网络的某些层
	DenseNet ^[62]	2017	通过特征的重复使用和旁路设置(Bypass)设置,该网络大幅减少了网络的参数量
	EfficientNet ^[63]	2019	多维度混合的模型放缩方法,同时增加网络的 width、深度以及输入网络的分辨率来提升网络的性能

4.1 传统算法

传统算法指的是基于浅层机器学习模型,利用神经元构建的浅层神经网络,该网络由输入层、隐藏层和输出层构成。目前在中药领域的浅层机器学习模型主要有误差反向传播(error Back Propagation, BP)算法^[21,49-53]、SVM^[39-40]、KNN^[47]等算法。

4.1.1 SVM

SVM 分类器在 20 世纪 90 年代在图像识别、文本分类等场景中有很好的应用。SVM 具有算法简单、训练短时等优点,但是存在对于核函数的高维映射解释力不强以及对缺失数据敏感等问题。

陆楷煜等^[41]利用融合纠错输出编码(Error Correcting Output Codes, ECOC)的支持向量机(SVM)识别模型对 UCI (University of California, Irvine)数据集 32 种 640 张植物叶片图像进行训练、分类,识别率达 92%,识别效果较好。

Mahajan 等^[42]提出了一种利用自适应助推技术结合支持向量机(SVM)从相应叶片图像中提取形态特征的植物物种识别模型。

4.1.2 KNN

与其他算法不同,KNN 没有参数训练过程,简单、易于理解。KNN 对每个待测试样本都要计算它到事先加载在内

存中的已知样本的距离,导致计算复杂度高、内存消耗大。

王雷宏等^[47]基于灰度共生矩阵提取胡颓子属植物的纹理特征,构建 KNN 分类模型准确率达到 93.75%。谢文涌等^[48]将人工培养 6 个品系的金线莲叶片图像经过纹理、颜色特征融合,构建以逻辑回归、KNN、随机森林和梯度提升决策树为基分类器的 Stacking 分类模型。

4.2 深度学习算法

深度学习算法主要分为卷积神经网络和循环神经网络,在计算机视觉领域应用最多的是卷积神经网络^[64]。卷积神经网络在原来多层神经网络的基础上,加入了更加有效的特征学习部分,具体操作就是在原来的全连接的层前面加入了部分连接的卷积层与池化层。目前在中药识别领域应用的深度学习算法主要有 GoogleNet^[58-61]、VGGNet^[55-56,58-60]、ResNet^[22,41,55]、AlexNet^[21,49,54-57]等。

4.2.1 AlexNet

AlexNet 于 2012 年提出,具有 8 层网络结构,大约有 6 000 万个参数。AlexNet 使用层叠的卷积层来提取图像的特征,同时使用 dropout 进行训练。该算法利用 ReLU()取代 Sigmoid 作为激活函数,有效提高收敛速度;但是带来了死神经元的问题,在小于 0 的地方会出现神经单元死亡,并且不能复活的情况。其网络结构如图 5 所示。

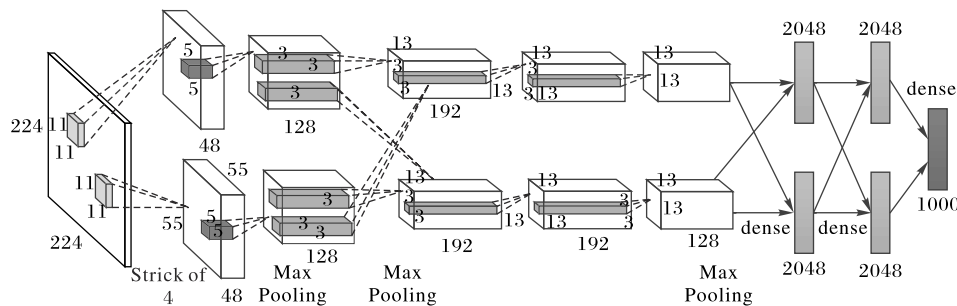


图 5 AlexNet 网络结构

Fig. 5 Network structure of AlexNet

黄方亮等^[21]在百度图片爬取 5 类中草药共计 3 000 张图片,经过图像增广将数据集量增加到 12 000,在 AlexNet 下准确率为 87.5%。王艳等^[49]对长白山野外实习采摘的 15 种中

草药经过 AlexNet 算法分类识别,平均识别精度为 99.38%。

4.2.2 VGGNet

VGGNet^[55-56,58-60]采用堆叠 3 个 3×3 卷积核的方式来替代

1个7×7的卷积核,以保持和7×7卷积核一样的感受野。随着卷积核尺寸的减小,参数量大幅减少,因此收敛速度更快,过拟合的风险也降低了。VGGNet在2014年的ILSVRC (ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge)比赛中,赢得了定位任务的冠军,在分类任务中排名第二。VGGNet的网络结构如图6所示。

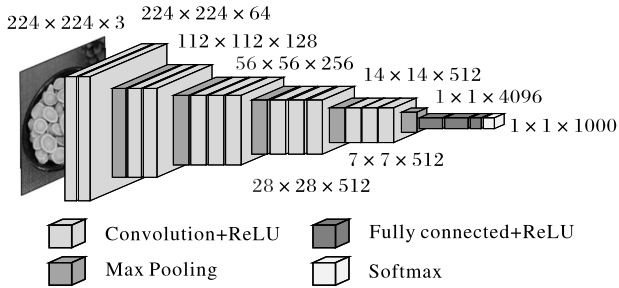


图6 VGGNet网络结构

Fig. 6 Network structure of VGGNet

左羽等^[54]将经典卷积神经网络VGGNet 16与全卷积网络(Fully Convolutional Network, FCN)相结合,把VGGNet 16中两个通道数为4 096的全连接层改为卷积层,构造一个新的VGGNet 16模型为植物图像分类模型,在植物图像分类上的准确率达到97.23%。樊湘鹏等^[55]对VGGNet 16结构改进和优化,在病害叶片检测平均准确率为98.02%,单幅图像平均检测耗时为0.327 s。陈雁等^[56]在VGGNet下对何首乌等60种中药饮片进行分类,分类准确率优于AlexNet。

4.2.3 GoogleNet

AlexNet、VGGNet等算法主要通过增加网络的深度以达到更好的分类效果,但网络层数增加的同时也带来了梯度消失、overfit、梯度爆炸等问题。GoogleNet于2014年面世,该分类算法使用1×1卷积核进行降维以及映射处理,引入了Inception结构(图7)以融合不同尺度特征信息。

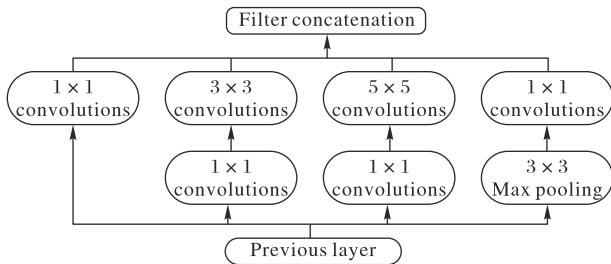


图7 Inception结构

Fig. 7 Structure of Inception

GoogleNet的网络架构的主要特点就是提升了对网络内部计算资源的利用。相较于AlexNet和VGGNet,GoogleNet添加两个辅助分类器帮助训练,从而提高低层网络的分类能力、阻止网络中间部分梯度消失。同年,GoogleNet获得ImageNet竞赛的分类任务冠军。

徐飞等^[58]将人参与西洋参饮片图像各252张经过颜色抖动、几何变换进行图像增广,在GoogleNet下分类准确率达到90.9%。王健庆等^[59]构建100种中药饮片共8 886张图像的数据集,基于迁移学习的方法在GoogleNet平均识别率达92%,远远优于方向梯度直方图(Histogram of Oriented Gradient, HOG)特征算法。庄奕珊^[60]利用110类饮片图像建

立数据集,通过与AlexNet、SqueezeNet、GoogleNet对比,发现GoogleNet算法分类准确率最高,达到92.346%,且模型大小适中,测试时间最短。

4.2.4 ResNet

ResNet^[22,41,55]利用Shortcut Connection结构(见图8)来跳过网络的某些层,以3.57%的Top5错误率赢得了2015年ILSVRC比赛的冠军。当增加网络深度时,VGGNet精度会达到饱和,然后很快下降。为了解决这个问题,ResNet引入了快捷连接,网络的输出不是 $y = F(x)$,而是残差块的输出 $y = F(x) + x$ 或 $y = F(x) + \omega x$ (当 $F(x)$ 的维度与 x 不同时,需要将 x 调整到相同的维度),从而将网络学习过程由直接构造原始输入的函数转变成构造相较于原始输入的扰动特征函数,降低了学习的难度,反向传播时梯度也可以快速回传,解决了深层次网络退化问题。

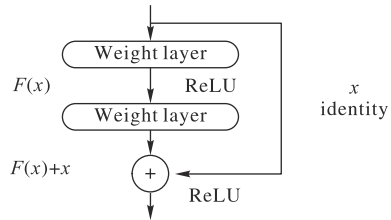


图8 Shortcut Connection结构

Fig. 8 Structure of shortcut connection

刘捷^[61]利用植物数据集训练VGGNet、GoogleNet、ResNet以及ResNet-inception网络模型,分别得到79.8%、90.4%、89.7%、92.8%的准确率。

4.2.5 DenseNet

鉴于ResNet模型训练生成的网络中存在有的层贡献很少的局限性,Huang等^[67]于2017年提出了DenseNet(见图9),该模型脱离了传统的网络层数加深、网络结构加宽机制,使用了跨层连接及以前馈方式,每个层都会接受其前面所有层作为其额外的输入。相较于ResNet,DenseNet旁路加强了特征的重用且具有更少的参数量,有效缓解了梯度消失(gradient vanishing)、模型退化(model degradation)的问题,更易于训练。

吴云志等^[62]将87 867张植物病害图像分别在DenseNet169、ResNet50和MobileNet下实验,发现在DenseNet169下识别效果最好,得到测试集识别准确率为98.23%。

除了以上介绍常用于中药饮片分类的算法外,还有SqueezeNet^[68]、ShuffleNet^[69-70]、MobileNet^[71-73]、ESPNet (Efficient Spatial Pyramid Network)^[74-75]、FBNet (Facebook Berkeley Nets)^[76-78]、EfficientNet^[79-80]、SkipNet^[81]等轻量级CNN如表3所示,其主要特点是在保持精度的前提下,从体积及速度两方面对网络进行轻量化。虽然现阶段神经网络在GPU上运行速度已经可以达到实时性要求,但是移植到手机端或者其他设备上还存在运行速度的问题,测试速度过慢会导致用户时间上等待的负担。在移动设备上推理速度上的提升尤为重要,而轻量级CNN研究在此方面具有良好的优势。

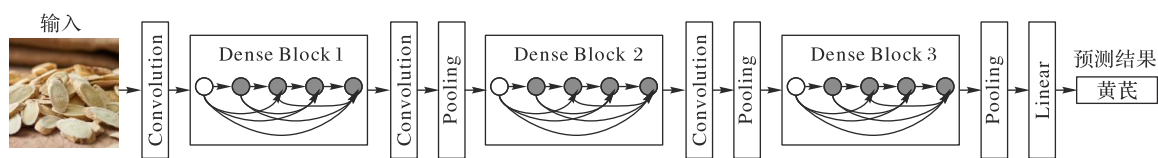


图9 DenseNet 结构

Fig. 9 Structure of DenseNet

表 3 常用的轻量级 CNN

Tab. 3 Common lightweight CNN

网络	年份	亮点
SqueezeNet ^[68]	2017	提出了新的网络架构 Fire Module,通过减少参数来进行模型压缩
ShuffleNet 系列 ^[69-70]	2017	v1:提出了 channel shuffle 操作,使得网络可以尽情地使用分组卷积来加速
	2018	v2:引入了 channel split 操作
MobileNet 系列 ^[71-73]	2017	v1:使用深度可分离卷积构建轻量级网络
	2018	v2:提出创新的 inverted residual with linear bottleneck 单元
	2019	v3:结合 AutoML 技术与人工微调进行更轻量级的网络构建
ESPNet 系列 ^[74-75]	2018	v1:逐点卷积、空间金字塔型膨胀卷积
	2019	v2:逐点群卷积和深度空洞可分离卷积
FBNet 系列 ^[76-78]	2019	v1:结合了 DNAS(Differentiable Neural Architecture Search)和资源约束
	2020	v2:加入了 channel 和输入分辨率的搜索
	2021	v3:使用准确率预测来进行快速的网络结构搜索
EfficientNet 系列 ^[79-80]	2019	v1:同时增加网络的宽度、深度以及输入网络的分辨率来提升网络的性能
	2021	v2:通过神经架构搜索(Neural Architecture Search, NAS),配合混合缩放方法
SkipNet ^[81]	2021	通过一种动态跳过冗余卷积层的方法来提高推断速度而且不损失准确度

5 案例研究

5.1 数据集情况

实验数据集包括 12 类饮片(图 10, 括号中的数字为该饮片对应的标签序号),参照 2020 版《中国药典》一部对中药饮片图像进行筛选,筛选后得到共 9 156 张图片,其中,3 702 张图片来自网络,手工拍摄 5 454 张,拍摄工具是华为荣耀 50se。针对形态相似的花类、根茎类饮片做图像分类,数据集具体分布情况如图 11 所示。利用留出法(Holdout cross validation)按照固定比例将数据集静态划分为训练集、验证集、测试集,三者比例为 6:2:2。

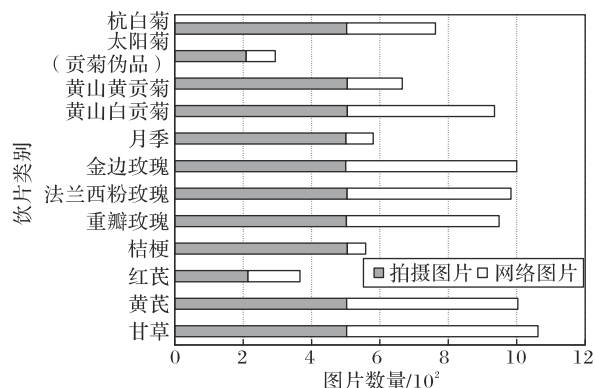


图 11 数据集分布情况

Fig. 11 Distribution of dataset

5.2 特征提取

对于传统分类方法,利用 HOG 提取饮片图像特征。深度学习模型由于卷积核有提取特征的功能,故不另做传统特征提取。

5.3 实验结果

对自建数据集进行分类测试,利用以下指标对模型进行性能评估:准确率(Accuracy)、召回率(Recall)、精确度(Precision)、特异性(Specificity)以及混淆矩阵。表 4 为饮片图像在各分类网络下利用宏平均法的实验结果。

Accuracy、Recall、Precision、Specificity 的计算公式分别如式(5)~(8)所示:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (5)$$

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



图 10 饮片图片类别状况

Fig. 10 Categories of herbal slices images

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

$$Specificity = \frac{TN}{FP + TN} \quad (8)$$

其中: TP (True Positive) 为真实是正确类, 预测成正确类的样本数量; FP (False Positive) 为真实是错误类, 预测成正确类的样本数量; TN (True Negative) 为真实为错误类, 预测成错误类的样本数量; FN (False Negative) 为真实是正确类, 预测成错误类的样本数量。

在本次案例分析实验中由于所挑选的根茎类中药饮片性状特征较为相似, 常常容易被误判, ShuffleNet v2 相较于其他算法表现出更好的分类效果。如图 12 所示, 红芪在不同分类模型下预测示例中, 只有 ShuffleNet v2 正确识别出了红芪。如表 4 所示, ShuffleNet v2 表现最佳, $Precision$ 为 91.4%, $Recall$ 为 90.0%, $Accuracy$ 为 98.6%, 比同为轻量级网络的 MobileNet v2 在 $Accuracy$ 上高 2.2 个百分点。

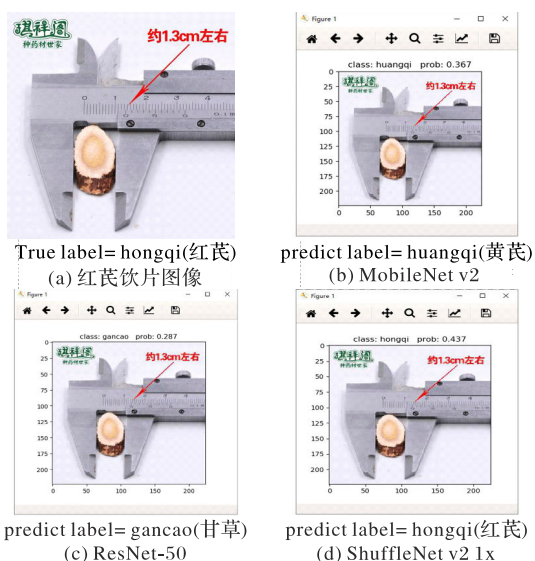


图 12 红芪在不同网络下的预测效果示例

Fig. 12 Examples of Radix Hedysari's prediction effect by different networks

图 13 为 ShuffleNet v2 下饮片图像的混淆矩阵, 横轴表示中药饮片图像的真实标签值, 纵轴表示每类中药饮片图像的预测标签值, 标签序号对应的饮片图像如图 10 所示, 对角线上的数值代表每一类图像中被正确分类的数量, 颜色越深代表该中药饮片类别预测准确的数量越多。如混淆矩阵所示,

表 4 各算法分类结果

Tab. 4 Classification results of different algorithms

算法	精确度/%	召回率/%	特异性/%	准确率/%	单张图片测试平均耗时/ms	模型大小/MB
HOG+SVM	23.1	21.3	92.9	87.2	79.385	10.99
VGGNet-16	83.4	80.1	98.6	97.5	14.028	512.36
ResNet-34	88.5	86.2	98.9	98.1	7.497	81.32
ResNet-50	85.9	83.8	98.7	97.6	10.920	90.03
ResNet-101	87.4	85.0	98.8	97.8	17.133	162.73
ResNeXt-50	88.5	87.3	99.0	98.2	16.006	88.07
ResNeXt-101	88.7	85.8	98.9	98.0	33.816	331.87
MobileNet v2	79.2	74.2	98.0	96.4	6.779	8.73
ShuffleNet v2 1x	91.4	90.0	99.2	98.6	5.966	4.95

ShuffleNet v2 对于本身区分特征不够明显或者由于拍摄角度没拍出其鲜明特征的相似饮片图像, 仍出现误判状况。对于本身区分特征不够明显或者由于拍摄角度没拍出其鲜明特征的相似饮片图像, 仍出现误判状况。例如, 在该算法下金边玫瑰由于相较于其他品种具有花托上有金色窄边的鲜明特点, 准确率较高, 但是主要依赖大小以及叶柄小叶数量区分的重瓣玫瑰与月季在各网络中常被误判。

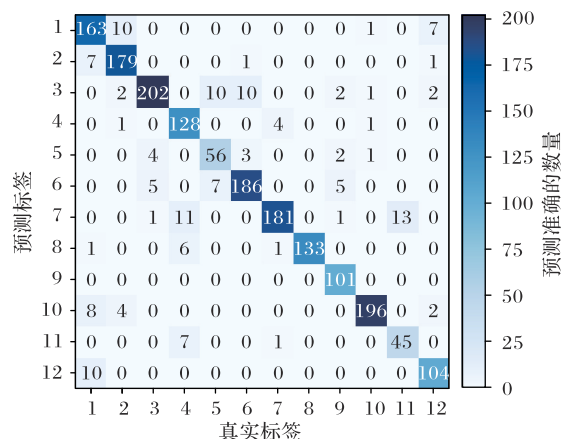


图 13 ShuffleNet v2 下饮片图像分类的混淆矩阵

Fig. 13 Confusion matrix of

Chinese herbal slice classification in ShuffleNet v2

5.4 实验分析

如表 4 所示, 基于卷积神经网络的分类算法比传统浅层机器学习算法在图像分类上存在较大优势。由于饮片图像涉及多种特征, 单一利用 HOG 提取图片边和角等特征有较大局限性, 利用传统浅层机器学习方法分类需要尝试多种不同的提取特征方法, 工作量较大。利用深度学习方法通过卷积核可以有效提取图片特征, 工作量较小且可以达到良好的识别效果。ResNet 参照 VGGNet 使用 3×3 卷积核, 并在此基础上加入 Shortcut 结构, 使得 ResNet 在更深的网络得以有效训练, 在计算效率跟准确率上相较于 VGGNet 有明显的提高。ResNeXt 提出 aggregated transformations, 利用平行堆叠相同拓扑结构的 blocks 代替原来 ResNet 的三层卷积的 block, 通过分组卷积机制减少超参数, 降低复杂度, 还提高了性能。ResNet 与 ReNeXt 分类效果较好, 适用于药企等单位进行精细化饮片筛选, 减少员工工作量, 但是存在内存需求量大且测试时间较长等问题。

随着轻量级 CNN 的快速发展, SqueezeNet、ShuffleNet 等轻量级网络逐渐活跃在大众视野中。MobileNet v2 在沿用 MobileNet v1 的 Width Multiplier 的基础上, 借鉴 ResNet 引入残差结构, 通过先升维再降维的方式, 减少 3×3 模块的计算量, 提高残差模块的计算效率。本文实验中 MobileNet v2 的 Recall 为 74.2%, 而模型大小为 8.73 MB, 远比 VGGNet-16、ResNet 小。ShuffleNet v2 提出 channel split 操作, 在加速网络的同时进行了特征重用, 在本文实验中 Recall 为 90.0%, Precision 为 91.4%, 均比 MobileNet v2 高, 模型大小接近 MobileNet v2 的一半。MobileNet 与 ShuffleNet 测试速度快、内存需求小且运算量小, 适用于基于移动设备辅助广大群众日常对药食同源的饮片进行选择。

除了以上网络外, 还有 VGGNet 的演变 RepVGG、ResNet 的发展 ResNeSt 以及近期比较火热的 Transformer 等网络, 在中药饮片识别上仍存在较大发展空间。RepVGG 借鉴 ResNet 残差结构的特点, 在 VGG 网络的 Block 中加入了 Identity 和残差分支, 可用于饮片图像分类时处理深层网络中的梯度消失问题, 使得网络更加易于收敛。ViT (Vision Transformer) 基于自注意力机制, 相较于 CNN, ViT 更善于把握整体, 具有在区分饮片形状细微特征的优势。叶类饮片晒干易碎, 可借助 ViT 在叶片边缘形状鉴别上的优势区分。将不同网络的优势相结合以提高不同状况中药饮片识别的性能具有较大发展潜力。

6 目前存在的问题与展望

虽然目前计算机视觉在中药饮片分类研究领域取得了一些突破, 但在实际应用上还是有很大发展空间。本文通过对目前计算机视觉在中药领域存在的应用范围、分类算法改造、数据集的建立等方面进行归纳和总结, 希望能为领域内研究人员提供新的探究方向与思路。

1) 在应用领域方面, 目前研究多是对中药饮片类型的判定, 采用计算机视觉方法应用中药饮片质量等级鉴定、真伪判别、霉变情况、道地药材筛选等的研究仍然处于空白阶段。尤其是基于细粒度识别对同种饮片人工栽培品、野生品的区分, 具有较大的市场推广潜力。在饮片识别领域普遍为单目标分类, 缺乏对多目标识别的研究。多目标识别可应用于在复方中对饮片的识别, 帮助大众了解认识中药饮片以及常见配伍。

2) 在数据集方面, 目前在中药领域研究多针对鲜活植物数据集, 缺乏中药饮片图像的标准数据集。相较于鲜活植物, 饮片在炮制方式、存储状况方面具有更大的研究挑战性。

3) 不同研究者使用的饮片数据库各不相同, 难以比较不同算法的性能优劣和鲁棒性。不同背景、光源下的图像数据集的缺乏, 直接导致识别模型泛化能力差, 识别精度易受复杂背景干扰。本案例中数据集所采用图片多为主体明显的图片, 后期需要补充复杂背景、不同光源下主体不明显的饮片图像。

4) 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。饮片单一特征提取分类效果较差, 单特征具有可变性、不确定性, 直接影响识别的稳健度。HOG 目前在行人检测领域有很好的效果, 但是在本次案例研究中, HOG+SVM 在识别月季以及不同品种的玫瑰上表现较差, 由于其主要针

对纹理特征忽略了颜色特征的作用。因此, 需要结合多种底层特征或者结合深度学习方法提取饮片本体特征以提升分类效果。

5) 饮片识别算法大多数是探索性的, 没有一个统一的评价标准, 所以难以实现饮片种类系统之间的定量比较。在算法改造上, 目前研究显示深度学习相较于传统算法的性能有了较大提升, 但算法的鲁棒性和可解释性方面需要更深入的研究。在本次实验中, 各分类网络对于本身区分特征不够明显或者由于拍摄角度没拍出其鲜明特征的相似饮片图像常出现误判, 仍需要进行更多分类网络改进等方面的研究。

7 结语

本文针对计算机视觉在中药饮片领域的应用, 介绍了图像分类技术在中药饮片方面的相关原理和知识, 并对图像预处理、特征提取、分类网络等方法以及研究现状进行深入探讨。这些方法对基于计算机视觉的饮片分类研究具有很好的指导价值。

中药饮片筛选是中医临床用药必不可少的部分, 基于计算机视觉技术可以辅助企业饮片筛选智能化, 帮助大众认识中药。虽然传统分类算法方法在外观特征区别较大的中药饮片有很好的表现, 但是面对性状相似饮片, 深度学习方法的分类效果明显高于传统分类算法。在中药饮片图像分类领域中, 目前面临着饮片图像标准数据集缺乏、没有统一的评价标准等问题。面对性状相似饮片区分的挑战, 在网络结构改进方面的研究具有很大的发展空间。

参考文献 (References)

- [1] 王传娟. 常见中药饮片伪品和易混淆品的鉴别[J]. 心理月刊, 2019, 14(8): 182. (WANG C J. Identification of counterfeit and confusing products in common Chinese herbal slices [J]. Psychologies Magazine, 2019, 14(8): 182.)
- [2] 谢宗万. 中药品种传统经验鉴别“辨状论质”论[J]. 时珍国医国药, 1994, 5(3): 19-21. (XIE Z W. “Differentiation of symptoms and discussion of quality” in traditional experience identification of traditional Chinese medicine varieties [J]. Lishizhen Medicine and Materia Medica Research, 1994, 5(3): 19-21.)
- [3] 师飘, 郑祥明. 计算机视觉在中药饮片领域中的应用与展望[J]. 德州学院学报, 2020, 36(6): 34-38, 50. (SHI P, ZHENG X M. Application and prospect of computer vision in Chinese herbal pieces [J]. Journal of Dezhou University, 2020, 36(6): 34-38, 50.)
- [4] CUI J S, LI Y H, HUO J, et al. A measurement method of motion parameters in aircraft ground tests using computer vision [J]. Measurement, 2021, 174: No. 108985.
- [5] LI T, ZHU C, XIANG G Q, et al. LLCNN: a convolutional neural network for low-light image enhancement [C]// Proceedings of the 2017 IEEE Visual Communications and Image Processing. Piscataway: IEEE, 2017: 1-4.
- [6] DELP E, MITCHELL O. Image compression using block truncation coding [J]. IEEE Transactions on Communications, 1979, 27(9): 1335-1342.
- [7] LEU J G. Edge sharpening through ramp width reduction [J]. Image and Vision Computing, 2000, 18(6/7): 501-514.
- [8] FANG C W, LIAO Z C, YU Y Z. Piecewise flat embedding for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2019, 41(6): 1470-1485.
- [9] 张宁, 刘文萍. 基于克隆选择算法和 K 近邻的植物叶片识别方

- 法[J]. 计算机应用, 2013, 33(7):2009-2013. (ZHANG N, LIU W P. Plant leaf recognition method based on clonal selection algorithm and K nearest neighbor [J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(7): 2009-2013.)
- [10] 翟传敏,汪青萍,杜吉祥. 基于叶缘与叶脉分数维特征的植物叶识别方法研究[J]. 计算机科学, 2014, 41(2): 170-173. (ZHAI C M, WANG Q P, DU J X. Plant leaf recognition method based on fractal dimension feature of outline and venation [J]. Computer Science, 2014, 41(2): 170-173.)
- [11] 王丽君,淮永建,彭月橙. 基于叶片图像多特征融合的观叶植物种类识别[J]. 北京林业大学学报, 2015, 37(1): 55-61. (WANG L J, HUAI Y J, PENG Y C. Method of identification of foliage from plants based on extraction of multiple features of leaf images [J]. Journal of Beijing Forestry University, 2015, 37(1): 55-61.)
- [12] 王晓峰,黄德双,杜吉祥,等. 叶片图像特征提取与识别技术的研究[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(3):190-193. (WANG X F, HUANG D S, DU J X, et al. Feature extraction and recognition for leaf images [J]. Computer Engineering and Applications, 2006, 42(3): 190-193.)
- [13] 张万义,张千,潘继波,等. 基于深度学习的中草药分类识别[J]. 智慧健康, 2020, 6(35):1-4, 13. (ZHANG W Y, ZHANG Q, PAN J B, et al. Chinese herbal medicine classification and recognition based on deep learning [J]. Smart Healthcare, 2020, 6(35): 1-4, 13.)
- [14] 恩德,忽胜强. 基于集成神经网络的植物叶片识别方法[J]. 浙江农业学报, 2015, 27(12): 2225-2233. (EN D, HU S Q. Plant leaf recognition based on artificial neural network ensemble [J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2015, 27(12): 2225-2233.)
- [15] 周法律,张璐瑶,汤岚凤,等. 中草药原植物叶片图像在线识别系统设计与实现[J]. 电脑知识与技术, 2014, 10(13):3114-3116. (ZHOU F L, ZHANG L Y, TANG L F, et al. Design and implementation of online image recognition system of Chinese herbal medicine leaf [J]. Computer Knowledge and Technology, 2014, 10(13): 3114-3116.)
- [16] 谢树莹,周明,周金海. 基于OpenCV的中药饮片"辨色"识别研究[J]. 时珍国医国药, 2018, 29(2): 510-512. (XIE S Y, ZHOU M, ZHOU J H. Research of OpenCV-based recognition system of herbal decoction pieces [J]. Lishizhen Medicine and Materia Medica Research, 2018, 29(2): 510-512.)
- [17] 张宁,王志明,郑健. 基于标记分水岭的植物重叠叶片改进分割算法[J]. 计算机与现代化, 2019(1): 21-26. (ZHANG N, WANG Z M, ZHENG J. An improved segmentation algorithm for overlapping leaves of plants based on marked watershed [J]. Computer and Modernization, 2019(1): 21-26.)
- [18] 张宝文,陶佳,李亮. 中草药石楠叶片图像识别的研究[J]. 河北农业科学, 2018, 22(1):106-108. (ZHANG B W, TAO J, LI L. Study on image recognition of Chinese photinia leaves [J]. Journal of Hebei Agricultural Sciences, 2018, 22(1): 106-108.)
- [19] 孙俊,谭文军,毛罕平,等. 基于改进卷积神经网络的多种植物叶片病害识别[J]. 农业工程学报, 2017, 33(19):209-215. (SUN J, TAN W J, MAO H P, et al. Recognition of multiple plant leaf diseases based on improved convolutional neural network [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(19): 209-215.)
- [20] 梁丽金,卢文彪,王凤梅. 基于边缘检测的防风显微图像的分割与表征[J]. 中国实验方剂学杂志, 2018, 24(6): 37-41. (LIANG L J, LU W B, WANG F M. Segmentation and characterization of Saposhnikovia Radix micrograph based on edge detection [J]. Chinese Journal of Experimental Traditional Medical Formulae, 2018, 24(6): 37-41.)
- [21] 黄方亮,俞磊,沈同平,等. 基于AlexNet深度学习模型的中草药植物图像分类研究与实现[J]. 齐鲁工业大学学报, 2020, 34(2): 44-49. (HUANG F L, YU L, SHEN T P, et al. Research and implementation of Chinese herbal medicine plant image classification based on AlexNet deep learning model [J]. Journal of Qilu University of Technology, 2020, 34(2): 44-49.)
- [22] 王一丁,郝晨宇,李耀利,等. 基于深度学习的小样本中药材粉末显微图像识别[J]. 计算机应用, 2020, 40(5):1301-1308. (WANG Y D, HAO C Y, LI Y L, et al. Microscopic image identification for small-sample Chinese medicinal materials powder based on deep learning [J]. Journal of Computer Applications, 2020, 40(5): 1301-1308.)
- [23] 刘晶晶,侯凌燕,杨大利. 牡丹花特征提取及识别技术研究[J]. 北京信息科技大学学报(自然科学版), 2017, 32(1):65-71. (LIU J J, HOU L Y, YANG D L. Research on Peony feature extraction and identification technology [J]. Journal of Beijing Information Science & Technology University, 2017, 32(1): 65-71.)
- [24] YANG Z Q, DONG J W, KOU W L, et al. Mapping Panax Notoginseng plantations by using an Integrated Pixel- and Object-Based (IPOB) approach and ZY-3 imagery [J]. Remote Sensing, 2021, 13(11): No. 2148.
- [25] 杨涛,雷进,朱皓睿,等. 基于图像特征融合的麦冬叶部病害识别[J]. 湖北农业科学, 2021, 60(7):135-138, 144. (YANG T, LEI J, ZHU H R, et al. Recognition of ophiopogon japonicus disease based on image feature fusion [J]. Hubei Agricultural Sciences, 2021, 60(7): 135-138, 144.)
- [26] 程铭恩,詹志来,张卫,等. 经典名方中黄柏的本草考证[J]. 中国中药杂志, 2019, 44(21):4768-4771. (CHENG M E, ZHAN Z L, ZHANG W, et al. Textual research of "Huangbo" in classical prescriptions [J]. China Journal of Chinese Materia Medica, 2019, 44(21): 4768-4771.)
- [27] 姚丽佳,梁渝陵. 知母与混用品知母的鉴别[J]. 中国药业, 2000, 9(4): 37. (YAO L J, LIANG Y L. Identification of Anemarrhena asphodeloides and mixed Anemarrhena asphodeloides [J]. China Pharmaceuticals, 2000, 9(4): 37.)
- [28] 贾伟,闫颖盈,温川颀,等. 中药饮片切面纹理特征提取研究[J]. 成都中医药大学学报, 2017, 40(4):1-6. (JIA W, YAN Y Y, WEN C B, et al. Texture feature extraction research of sections of traditional Chinese medicine [J]. Journal of Chengdu University of Traditional Chinese Medicine, 2017, 40(4): 1-6.)
- [29] TAMURA H, MORI S, YAMAWAKI T. Textural features corresponding to visual perception [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1978, 8(6): 460-473.
- [30] 陶欧,张燕玲,陈茜,等. 基于灰度共生矩阵的中药饮片横切面图像纹理特征参数的提取[J]. 世界科学技术—中医药现代化, 2014, 16(12): 2531-2537. (TAO O, ZHANG Y L, CHEN Q, et al. Extraction of texture feature parameter of transverse section in Chinese herbal medicine by gray-level co-occurrence matrix [J]. Modernization of Traditional Chinese Medicine and Materia Medica—World Science and Technology, 2014, 16(12): 2531-2537.)
- [31] 陶欧,林兆洲,张宪宝,等. 基于饮片切面图像纹理特征参数的中药辨识模型研究[J]. 世界科学技术—中医药现代化, 2014, 16(12): 2558-2562. (TAO O, LIN Z Z, ZHANG X B, et al. Research on identification model of Chinese herbal medicine by texture feature parameter of transverse section image [J]. Modernization of Traditional Chinese Medicine and Materia Medica—World Science and Technology, 2014, 16(12): 2558-2562.)

- 2558-2562.)
- [32] 王雪琰,张冲,张立. 卷积神经网络下的相似月季识别[J]. 安徽农业大学学报, 2021, 48(3): 504-510. (WANG X Y, ZHANG C, ZHANG L. Recognition of similar rose based on convolution neural network [J]. Journal of Anhui Agricultural University, 2021, 48(3): 504-510.)
- [33] KAN H X, JIN L, ZHOU F L. Classification of medicinal plant leaf image based on multi-feature extraction [J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2017, 27(3): 581-587.
- [34] 夏永泉,李耀斌,曾莎. 基于HSI颜色空间的植物叶片病斑提取方法[J]. 江苏农业科学, 2015, 43(8):406-408. (XIA Y Q, LI Y B, ZENG S. Method for extracting disease spots from plant leaves based on HSI color space [J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2015, 43(8): 406-408.)
- [35] 金梦然,袁航,黄大庄. 基于叶形和叶脉特征的植物数字化分类研究[J]. 林业与生态科学, 2020, 35(1):112-118. (JIN M R, YUAN H, HUANG D Z. Study on digital classification of plants based on characteristics of leaf shape and leaf vein [J]. Forestry and Ecological Sciences, 2020, 35(1): 112-118.)
- [36] KOLIVAND H, FERN B M, SABA T, et al. A new leaf venation detection technique for plant species classification [J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2019, 44(4): 3315-3327.
- [37] 金力,阚红星,许钊,等. 一种新的药用植物叶片自动分类方法的构建[J]. 通化师范学院学报, 2017, 38(4):42-45, 49. (JIN L, KAN H X, XU F, et al. Construction of a new automatic classification method for medicinal plant leaves [J]. Journal of Tonghua Normal University, 2017, 38(4): 42-45, 49.)
- [38] ANAMI B S, NANDYAL S S, GOVARDHAN A. A combined color, texture and edge features based approach for identification and classification of Indian medicinal plants [J]. International Journal of Computer Applications, 2010, 6(12): 45-51.
- [39] BAO T Q, KIET N T T, DINH T Q, et al. Plant species identification from leaf patterns using histogram of oriented gradients feature space and convolution neural networks [J]. Journal of Information and Telecommunication, 2020, 4(2): 140-150.
- [40] ZHAO J L, FANG Y, CHU G M, et al. Identification of leaf-scale wheat powdery mildew (*Blumeria graminis* f. sp. *Tritici*) combining hyperspectral imaging and an SVM classifier [J]. Plants, 2020, 9(8): No. 936.
- [41] 陆楷煜,夏春蕾,戴曙光,等. 特征融合在植物叶片识别中的应用研究[J]. 软件导刊, 2020, 19(10):71-75. (LU K Y, XIA C L, DAI S G, et al. Application research on multi-feature fusion in plant leaf recognition [J]. Software Guide, 2020, 19(10): 71-75.)
- [42] MAHAJAN S, RAINA A, GAO X Z, et al. Plant recognition using morphological feature extraction and transfer learning over SVM and AdaBoost[J]. Symmetry, 2021, 13(2): No. 356.
- [43] HU K, HU P, CAO D, et al. A method for authenticity identification of *Fritillaria Cirrhosa* D. Don based on deep learning [C]// Proceedings of the IEEE 4th International Conference on Image, Vision and Computing. Piscataway: IEEE, 2019: 494-498.
- [44] 吕宇琛,王健庆. 基于HOG-LBP特征的中药饮片图像识别[J]. 中国中医药信息杂志, 2019, 26(4):106-110. (LYU Y C, WANG J Q. Image recognition of TCM decoction pieces based on HOG-LBP [J]. Chinese Journal of Information on TCM, 2019, 26(4): 106-110.)
- [45] 陶梦琳,顾文涛,汪子青,等. 基于支持向量机的黄连饮片产地识别研究[J]. 中草药, 2015, 46(21):3173-3178. (TAO M L, GU W T, WANG Z Q, et al. Discrimination of *Cotidis Rhizoma* from different habitats by support vector machine [J]. Chinese Traditional and Herbal Drugs, 2015, 46(21): 3173-3178.)
- [46] 王礼,洪祖兵,方陆明,等. 基于iOS系统的观赏植物识别[J]. 浙江农林大学学报, 2018, 35(5):900-907. (WANG L, HONG Z B, FANG L M, et al. iOS-based recognition of ornamental plants [J]. Journal of Zhejiang A&F University, 2018, 35(5): 900-907.)
- [47] 王雷宏,陈永生,郑玉红. 基于叶片数字纹理特征自动识别胡颓子属植物[J]. 中国农学通报, 2020, 36(11):20-25. (WANG L H, CHEN Y S, ZHENG Y H. Automatic identification of *Elaeagnus* L. based on leaf digital texture feature [J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2020, 36(11): 20-25.)
- [48] 谢文涌,柴琴琴,甘勇辉,等. 基于多特征提取和Stacking集成学习的金线莲品系分类[J]. 农业工程学报, 2020, 36(14): 203-210. (XIE W C, CHAI Q Q, GAN Y H, et al. Strains classification of *Anoectochilus roxburghii* strains based on multi-feature extraction and Stacking ensemble learning [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(14): 203-210.)
- [49] 王艳,孙薇,周小平. 基于深度学习的中草药植物图像识别方法研究[J]. 中医药信息, 2020, 37(6):21-25. (WANG Y, SUN W, ZHOU X P. Research on image recognition of Chinese herbal medicine plants based on deep learning [J]. Information on Traditional Chinese Medicine, 2020, 37(6): 21-25.)
- [50] 聂聪颖,唐晶磊. 基于显著特征和全局特征融合的植物识别方法[J]. 计算机工程与设计, 2021, 42(4):976-984. (NIE C Y, TANG J L. Plant recognition method based on fusion of salient feature and global feature [J]. Computer Engineering and Design, 2021, 42(4): 976-984.)
- [51] LI K Z, LIN J H, LIU J R, et al. Using deep learning for image-based different degrees of Ginkgo leaf disease classification [J]. Information, 2020, 11(2): No. 95.
- [52] 王耐,卢文彪,凌秀华,等. 牛膝和川牛膝药材的特征提取与图像识别[J]. 中国药房, 2017, 28(12):1670-1673. (WANG N, LU W B, LING X H, et al. Feature extraction and image recognition of *Achyranthes bidentata* and *Cyathula officinalis* [J]. China Pharmacy, 2017, 28(12): 1670-1673.)
- [53] 余本国. BP神经网络局限性及其改进的研究[J]. 山西农业大学学报(自然科学版), 2009, 29(1): 89-93. (YU B G. Discussion on the limitation and improvement of BP neural network [J]. Journal of Shanxi Agricultural University (Natural Science Edition), 2009, 29(1): 89-93.)
- [54] 左羽,陶倩,吴恋,等. 基于卷积神经网络的植物图像分类方法研究[J]. 物联网技术, 2020, 10(3):72-75. (ZUO Y, TAO Q, WU L, et al. Research on classification method of plant images based on convolutional neural network [J]. Internet of Things Technologies, 2020, 10(3): 72-75.)
- [55] 樊湘鹏,许燕,周建平,等. 基于迁移学习和改进CNN的葡萄叶部病害检测系统[J]. 农业工程学报, 2021, 37(6):151-159. (FAN X P, XU Y, ZHOU J P, et al. Detection system for grape leaf diseases based on transfer learning and updated CNN [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(6): 151-159.)
- [56] 陈雁,邹立思. 基于BMFnet-WGAN的中药饮片智能甄别[J]. 中国实验方剂学杂志, 2021, 27(15):107-114. (CHEN Y, ZOU L S. Intelligent screening of pieces of Chinese medicine based on BMFnet-WGAN [J]. Chinese Journal of Experimental Traditional Medical Formulae, 2021, 27(15): 107-114.)
- [57] 孙鑫,钱会南. 基于深度卷积网络的中药饮片图像识别[J]. 世

- 界科学技术—中医药现代化, 2017, 19(2):218-222. (SUN X, QIAN H N. Identification of the images of Chinese herb slices with deep convolutional network [J]. Modernization of Traditional Chinese Medicine and Materia Medica—World Science and Technology, 2017, 19(2): 218-222.)
- [58] 徐飞, 孟沙, 吴启南, 等. 基于卷积神经网络的人参与西洋参饮片鉴别方法研究[J]. 南京中医药大学学报, 2018, 34(6):621-624. (XU F, MENG S, WU Q N, et al. Research on the differentiation of Ginseng radix and Panacis quinquefolii slices based on convolutional neural network [J]. Journal of Nanjing University of Traditional Chinese Medicine, 2018, 34 (6) : 621-624.)
- [59] 王健庆, 戴恺, 李子柔. 基于深度学习的中药饮片图像识别研究[J]. 时珍国医国药, 2020, 31(12):2930-2933. (WANG J Q, DAI K, LI Z R. Research on image recognition of Chinese herbal pieces based on deep learning [J]. Lishizhen Medicine and Materia Medica Research, 2020, 31(12): 2930-2933.)
- [60] 庄奕珊. 基于深度神经网络的中药材识别[D]. 广州:华南理工大学, 2018: 49-58. (ZHUANG Y S. Identification of Chinese medicines based on deep neural network [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2018: 49-58.)
- [61] 刘捷. 基于图像分析的植物叶片识别研究[D]. 南京:南京信息工程大学, 2020: 48-52. (LIU J. Research on plant leaf recognition based on image analysis [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2020: 48-52.)
- [62] 吴云志, 刘翔宇, 朱小宁, 等. 一种植物病害图像识别卷积神经网络架构[J]. 安徽农业大学学报, 2021, 48(1):150-156. (WU Y Z, LIU A Y, ZHU X N, et al. A convolutional network for plant disease image recognition (FI-DenseNet) [J]. Journal of Anhui Agricultural University, 2021, 48(1): 150-156.)
- [63] ATILA Ü, UÇAR M, AKYOL K, et al. Plant leaf disease classification using EfficientNet deep learning model [J]. Ecological Informatics, 2021, 61: No. 101182.
- [64] RAI P, LONDHE N D, RAJ R. Fault classification in power system distribution network integrated with distributed generators using CNN [J]. Electric Power Systems Research, 2020, 192: No. 106914.
- [65] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C]// Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2016: 770-778.
- [66] ANGELINE R, VANI R. ResNet: a convolutional neural network for detecting and diagnosing of coronavirus pneumonia [J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2021, 1084: No. 012011.
- [67] HUANG G, LIU Z, van der MAATEN L, et al. Densely connected convolutional networks [C]// Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2017: 2261-2269.
- [68] IANDOLA F N, HAN S, MOSKEWICZ M W, et al. SqueezeNet: AlexNet-level accuracy with 50x fewer parameters and < 0.5 MB model size [EB/OL]. (2016-11-04) [2021-05-20]. <https://arxiv.org/pdf/1602.07360.pdf>.
- [69] ZHANG Y, ZHOU X Y, LIN M X, et al. ShuffleNet: an extremely efficient convolutional neural network for mobile devices [C]// Proceedings of the 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2018: 6848-6856.
- [70] MA N N, ZHANG X Y, ZHENG H T, et al. ShuffleNet V2: practical guidelines for efficient CNN architecture design [C]// Proceedings of the 2018 European Conference on Computer Vision, LNCS 11218. Cham: Springer, 2018:122-138.
- [71] HOWARD A G, ZHU M L, CHEN B, et al. MobileNets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [EB/OL]. (2017-04-17) [2021-05-20]. <https://arxiv.org/pdf/1704.04861.pdf>.
- [72] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M L, et al. MobileNetV2: inverted residuals and linear bottlenecks [C]// Proceedings of the 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2018: 4510-4520.
- [73] HOWARD A, SANDLER M, CHEN B, et al. Searching for MobileNetV3 [C]// Proceedings of the 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE, 2019:1314-1324.
- [74] MEHTA S, RASTEGARI M, CASPI A, et al. ESPNet: efficient spatial pyramid of dilated convolutions for semantic segmentation [C]// Proceedings of the 2018 European Conference on Computer Vision, LNCS 11214. Cham: Springer, 2018: 561-580.
- [75] MEHTA S, RASTEGARI M, SHAPIRO L, et al. ESPNetv2: a light-weight, power efficient, and general purpose convolutional neural network [C]// Proceedings of the 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2019: 9182-9192.
- [76] WU B C, DAI X L, ZHANG P Z, et al. FBNet: Hardware-aware efficient ConvNet design via differentiable neural architecture search [C]// Proceedings of the 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2019: 10726-10734.
- [77] WAN A, DAI X L, ZHANG P Z, et al. FBNetV2: differentiable neural architecture search for spatial and channel dimensions [C]// Proceedings of the 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2020: 12962-12971.
- [78] DAI X L, WAN A, ZHANG P Z, et al. FBNetV3: joint architecture-recipe search using predictor pretraining [EB/OL]. (2021-03-30) [2021-05-20]. <https://arxiv.org/pdf/2006.02049.pdf>.
- [79] TAN M X, LE Q V. EfficientNet: rethinking model scaling for convolutional neural networks [C]// Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning. New York: JMLR.org, 2019:6105-6114.
- [80] TAN M X, LE Q V. EfficientNetV2: smaller models and faster training [C]// Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning. New York: JMLR.org, 2021: 10096-10106.
- [81] ABRAHAMIAN L, ZIATCHIN V, CHEN Y M, et al. Bias loss for mobile neural networks [C]// Proceedings of the 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE, 2021: 6536-6546.
- This work is partially supported by National Natural Science Foundation of China (31600591), Science and Technology Program of Guangdong Province (2016A020210087).
- ZHANG Yi**, born in 1997, M. S. candidate. Her research interests include computer vision.
- WAN Hua**, born in 1978, M. S., associate professor. Her research interests include computer vision, biological information.
- TU Shuqin**, born in 1978, Ph. D., lecturer. Her research interests include image processing, image detection.