

基于深度学习算法的川贝母、山楂及半夏饮片的智能鉴别

吴冲¹, 谭超群^{1,2}, 黄永亮³, 吴纯洁², 陈虎^{1*}

(1. 四川大学视觉合成图形图像技术国防重点学科实验室, 成都 610065;

2. 成都中医药大学, 成都 611137; 3. 成都中医药大学附属医院, 成都 610075)

[摘要] 目的:利用人工智能和机器视觉技术,提出一种检测与评价中药材的新方法。方法:以川贝母、山楂及半夏饮片为研究对象,通过机器视觉采集图片大数据,建立图像数据库;通过对中药外在性状特征的智能分析,以深度学习为手段,研究建立深度卷积神经网络模型来实现定位检测、品种识别等功能,以显著提高中药快速鉴别的准确率。结果:测试的11种饮片(生山楂、炒山楂、焦山楂、山楂炭、松贝、青贝、炉贝、生半夏、姜半夏、法半夏、清半夏)图像品种分类准确度可达99%以上,具体类别的平均识别准确度可达到97%以上。结论:通过深度学习算法实现的中药饮片智能鉴别技术具有简洁、快速、精度高、可批量化检测的优点,可为中药质量检测与评价提供技术支持,并丰富了中药品质评价的研究思路。

[关键词] 川贝母; 半夏; 山楂; 饮片; 图像识别; 深度学习; 卷积神经网络

[中图分类号] R22;R28;R9;TP18 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1005-9903(2020)21-0195-07

[doi] 10.13422/j.cnki.syfjx.20201152

[网络出版地址] <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3495.R.20200309.2109.002.html>

[网络出版日期] 2020-3-10 10:43

Intelligent Identification of *Fritillariae Cirrhosae Bulbus*, *Crataegi Fructus* and *Pinelliae Rhizoma* Based on Deep Learning Algorithms

WU Chong¹, TAN Chao-qun^{1,2}, HUANG Yong-liang³, WU Chun-jie², CHEN Hu^{1*}

(1. Key Laboratory of Visula Synthesis Graphics and Image Technology for National Defense, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. Chengdu University of Traditional Chinese Medicine (TCM), Chengdu 611137, China;

3. Affiliated Hospital of Chengdu University of TCM, Chengdu 610075, China)

[Abstract] **Objective:** To propose a new method for detecting and evaluating traditional Chinese medicine (TCM) by artificial intelligence and machine vision technology. **Method:** Taking *Fritillariae Cirrhosae Bulbus*, *Crataegi Fructus* and *Pinelliae Rhizoma* as the research objects, big data of pictures was collected by machine vision and the image database was established. Through the intelligent analysis of the external characteristics of TCM, the deep convolutional neural network model was established to realize the functions of location detection and variety identification by means of deep learning, so as to significantly improve the accuracy of rapid identification of TCM. **Result:** The classification accuracy of 11 kinds of Chinese herbal pieces (raw, fried, parched and charred products of *Crataegi Fructus*, *Pinelliae Rhizoma*, *Pinelliae Rhizoma Praeparatum Cum Zingibere et Alumine*, *Pinelliae Rhizoma Praeparatum*, *Pinelliae Rhizoma Praeparatum Cum Alumine* and three products of *Fritillariae Cirrhosae Bulbus*) could be more than 99%, and the average recognition accuracy of specific categories could reach more than 97%. **Conclusion:** The intelligent

[收稿日期] 20200116(017)

[基金项目] 四川省中医药管理局科学技术研究专项项目(2018QN003);四川省科技厅计划项目(2018JY0435)

[第一作者] 吴冲, 硕士, 从事图像识别研究, E-mail: chongwusu@outlook.com

[通信作者] * 陈虎, 博士, 讲师, 从事深度学习研究, E-mail: huchen@scu.edu.cn

identification technology of TCM decoction pieces realized by deep learning algorithms has the advantages of simplicity, rapidity, high precision and quantifiable detection, which can provide technical support for the quality detection and evaluation of TCM, and enrich the research ideas of quality evaluation of TCM.

[Key words] Fritillariae Cirrhosae Bulbus; Pinelliae Rhizoma; Crataegi Fructus; decoction pieces; image recognition; deep learning; convolutional neural network

中药历经几千年的传承,积累了诸多关于炮制鉴别的宝贵经验,为现代中药科学研究与发展提供了思路。经验鉴别作为早期中药质量评价方法,在数千年的实践中已被证明可有效地反映中药质量,但传统中药品种鉴别是依赖专业人员的主观感觉和经验来检测完成的,检验结果受主观影响较大,不利于高效和大批量检测,很难适应现代对中药检测的需求。目前,对于中药性状评价的研究重视程度还不够,2015年版《中国药典》虽然对中药的性状进行了描述并提出了要求,但仅限于文字描述,可操作性不强。随着计算机技术的飞速发展,人工智能与中药鉴定开始结合。国家中医药管理局制定的《中医药信息化发展“十三五”规划》中明确指出,应以信息化方法驱动中医药的现代化进程。由于信息技术对中医药传承创新发展的作用日趋明显,新技术于中医药的应用势在必行。

据文献统计可知,目前图像处理与模式识别技术在中药检测中的应用已有一些研究报道^[1-13],主要通过从形状、颜色和纹理中提取人工设计的底层图像特征以及采用支持向量机^[14]等学习的分类方法进行识别鉴定。这些基于图像处理与模式识别的中药检测方法在一定程度上取得了较好的效果,但也存在一定局限性:①浅层特征是直接来自图像像素而不具有高层语义的特征信息,很容易受环境因素影响,准确度不高;②针对视觉上的形状、颜色、纹理分别建立特征提取算法,再进行融合,算法复杂且未能考虑三者间所具有的联系,得到的效果与预期差距较大,识别效率不高;③研究主要集中于视觉特征区别较大的分类问题,较少涉及视觉特征区别不明显的同类药材的品质鉴定问题。为解决上述问题,本研究提出采用深度卷积神经网络设计针对多类中药饮片智能鉴别的算法模型。为了找到待鉴别图片中的中药和消除背景特征对分类网络的影响,首先完成饮片的定位与检出。之后将定位的饮片图像预处理,再输入深度卷积神经网络实现品种的鉴别,以达到自动化批量处理。由于少了背景特征对分类网络的干扰,这将会大大降低设计的复杂度,同时提高其分类准确度。此外,建立

中药材(饮片)图像数据库能为后续识别研究提供大量的样本数据,并且还能在数据库中加入更多不同种类的中药材图像,推广其智能鉴别种类,使应用更加广泛。

1 材料

计算机[惠普公司,包含Inter® Core™ i7-8750H型中央处理器(CPU)和NVIDIA GeForce GTX 1070型显卡]。山楂及其不同炮制程度饮片样品购于成都荷花池中药材专业市场,经成都中医药大学药学院吴纯洁教授鉴定为蔷薇科植物山楂 *Crataegus pinnatifida* 的干燥成熟果实;川贝母样品来源于四川大学华西药学院,经四川大学华西药学院王署教授鉴定为百合科植物川贝母 *Fritillaria cirrhosa* 的干燥鳞茎;半夏及其不同炮制品饮片样品购于四川新荷花中药饮片股份有限公司与成都荷花池中药材专业市场,共9批次,经成都中医药大学药学院李敏教授鉴定为天南星科植物半夏 *Pinellia ternata* 的干燥块茎及其炮制加工品;其中山楂包括炒山楂、焦山楂、山楂炭、生山楂,川贝母包括松贝、青贝、炉贝,半夏包括生半夏、姜半夏、法半夏、清半夏,共计11种饮片。

2 方法与结果

2.1 图像数据库 通过图像采集设备采集了11种饮片的高清图像,对每张图像的数据分别进行人工标记,得到了每种饮片图片各2 000~4 000张,一共有35 297张。图像的数据采集采用高分辨的相机(5 184×3 456),确保每类药材的细节特征能完好保留。图片收集完成后,由于深度学习需要进行大量的规范化数据输入,所以必须对采集到的中药材图像经过规则化数据处理,建立统一的中药材图像数据库。即将采集的图像数据归类,同步产生相配对的非中药材数据,如对应类别、标签、图片编号、分辨率大小等,最终组合成算法可供利用的图像数据库,见图1。

2.2 饮片的定位与检出 中药的识别分类,是提取个体的特征进行分类识别;因此,首先要将中药饮片从图像中提取(或分割)出来,然后再进行后续的分析、鉴别,使得中药的识别可以自动化处理。

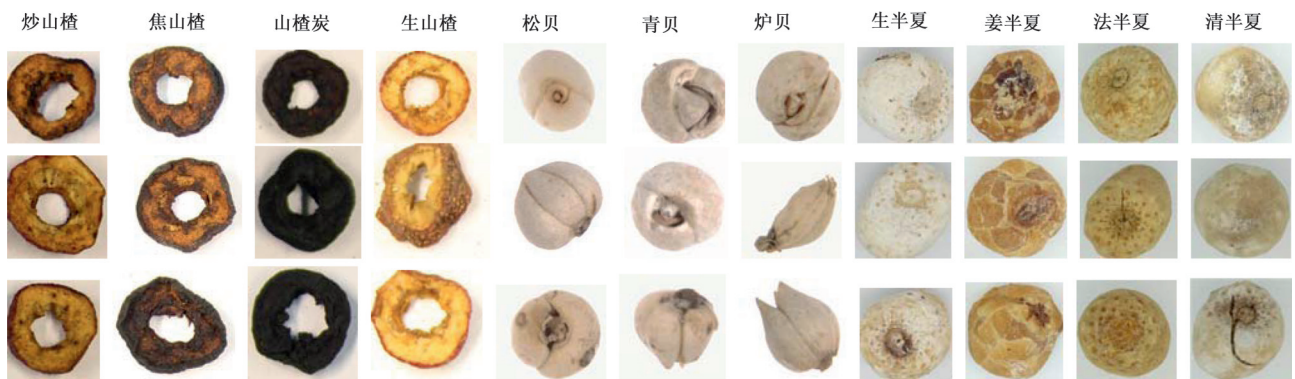


图1 中药饮片的图像数据库

Fig. 1 Image database of traditional Chinese medicine decoction pieces

通过设计基于深度模型(深度卷积神经网络)的饮片定位与检出算法,将定位视为两类问题(是、非),见图2。目前,目标检测算法有很多,常用的有递归卷积神经网络(RCNN)^[15],Fast RCNN^[16],Faster RCNN^[17]和YOLO^[18]等,其中YOLO算法有检测速度快、准确率较高的优点,故选择采用YOLO算法来实现饮片的定位与检出。

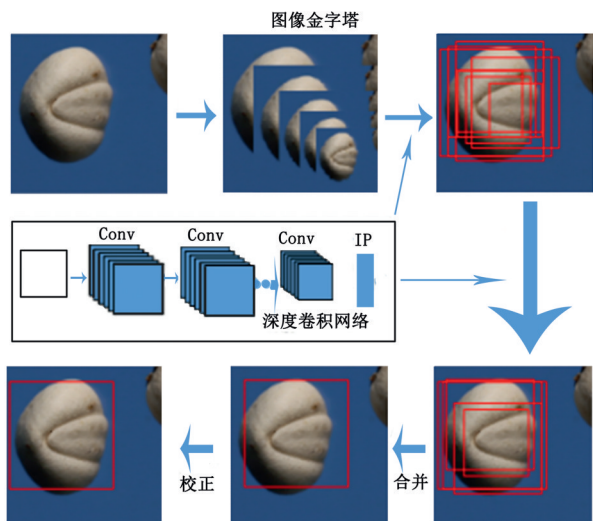


图2 中药饮片的定位与检出(以川贝母为例)

Fig. 2 Location and Detection of traditional Chinese medicine decoction pieces (Take Fritillariae Cirrhosae Bulbus for example)

2.3 卷积神经网络(CNN) 在图像识别领域,CNN^[19]体现出了巨大优势。大量的卷积操作可以提取到深层次图像特征,为视觉特征区别不明显的中药材鉴别问题提供了新的解决方法。CNN是通过卷积运算来完成特征提取的功能,并且由于卷积运算是线性运算,输出为输入的线性组合,为了提高网络的表达,本课题组引入非线性函数作为激活函数。通常采用线性整流函数(ReLU)^[20],其将对特征映射中为负数的特征值置为零。为了降低每

个特征映射的维度,使其减少卷积运算次数和保留住重要的特征信息,需要引入池化处理。最后,完全连接层利用得到的大量特征映射进行分类。在完全连接层的最后输出层使用归一化指数函数(Softmax函数)^[19],也可以使用其他分类器达到分类效果,例如支持向量机(SVM)等。Softmax函数会对所输入的向量值作指数归一化操作,将其数值压缩为0~1,并且所有的数值之和为1,使其满足概率分布的要求。

2.4 设计深度卷积神经网络 为了完成网络对同品种不同类别药材细节方面的区别,网络在提取特征方面应该足够多,即应该设计较深的网络层数。随着计算机性能的增加和更好地激活函数出现,深度卷积神经网络在大量的识别任务中表现优异,出现了非常多的网络模型,如VGGNet^[21],InceptionNet^[22],ResNet^[23]和DenseNet^[24]等。针对网络层数较多的需求,网络首先采用结构较为简单的VGGNet。该模型在2014年的ImageNet比赛中对上千种物体的分类问题取得了非常好的效果。在网络深度方面参考了经典的VGG16结构(其中包括13个卷积层加3个全连接层,共16层)。图3显示了VGG16结构和焦山楂图片是如何在网络中进行特征提取再到分类的。但继续加深网络,会带来网络退化等问题,故实验又参考了ResNet^[23],引入残差块,其结构见图4。该网络采用跳跃连接,前一个残差块的信息直接传送到下一个残差块,提高了信息流通。这样恒等映射的增加将有效解决网络的退化问题,利于加深网络层数,提取更多的图像高级特征来完成对同品种不同类别药材的分类。为了便于模型设计,考虑到一个合适的网络深度和运算速度,最终选择ResNet50的网络结构,其共有50层。

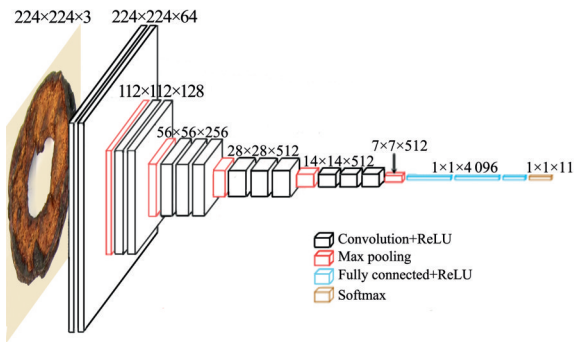


图3 中药的特征提取过程及分类(以焦山楂为例)

Fig. 3 Characteristic extraction process and classification of traditional Chinese medicine (Take parched Crataegi Fructus for example)

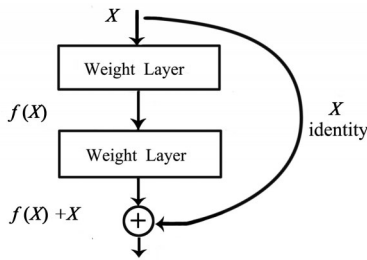


图4 ResNet中残差块的计算

Fig. 4 Calculation of residual block in ResNet

2.5 基于深度学习的中药饮片智能鉴别研究 参考设计的网络模型的图像输入维度,首先进行图片的预处理。将人工定位得到的图片沿中心点,以长宽的较大值为边截取取出矩形出来,然后统一等比例

放大或缩小到相同的分辨率(224×224)。之后将图片像素值从[0, 255]映射到[0, 1]或[-1, 1]区间上完成归一化^[20]操作,以提高特征提取精度。为了有效控制过拟合出现,在池化层之后使用Dropout函数。Dropout在训练过程中会随机断开一定百分比的神经元连接。后续分类结果表明,同源药材如川贝母等,虽然其特征差别在肉眼观察上不大,但采用的2种模型依然取得了较好的分类准确度。

2.5.1 网络训练及过程 采用3折交叉验证的方法,其中数据集共计35 297张图片。将每类数据集随机平均分为3份,2份作为训练集,1份作为测试集,之后交叉。本研究对VGG16和ResNet50都进行了训练并测试。网络训练的学习率初值设为0.000 1,使用指数衰减学习率。选择交叉熵损失函数为目标函数。上述2种网络的训练过程及结果见图5。结果发现在训练的前15轮(epoch,训练1个epoch表示使用训练集中全部样本训练1次)中,2个网络的损失函数(loss function, loss表示预测值与目标值的差距)得到快速下降,分类准确度快速上升,网络对数据具有较好的适应性。随着训练次数的继续增加,识别准确度缓慢的增长,损失函数逐渐降低并最后收敛,趋于稳定。后续进行了3折交叉验证。3次的结果基本一致,表明网络对于不同的数据集训练结果差别不大,网络稳定。后续将对训练好的模型进行详细测试分析。

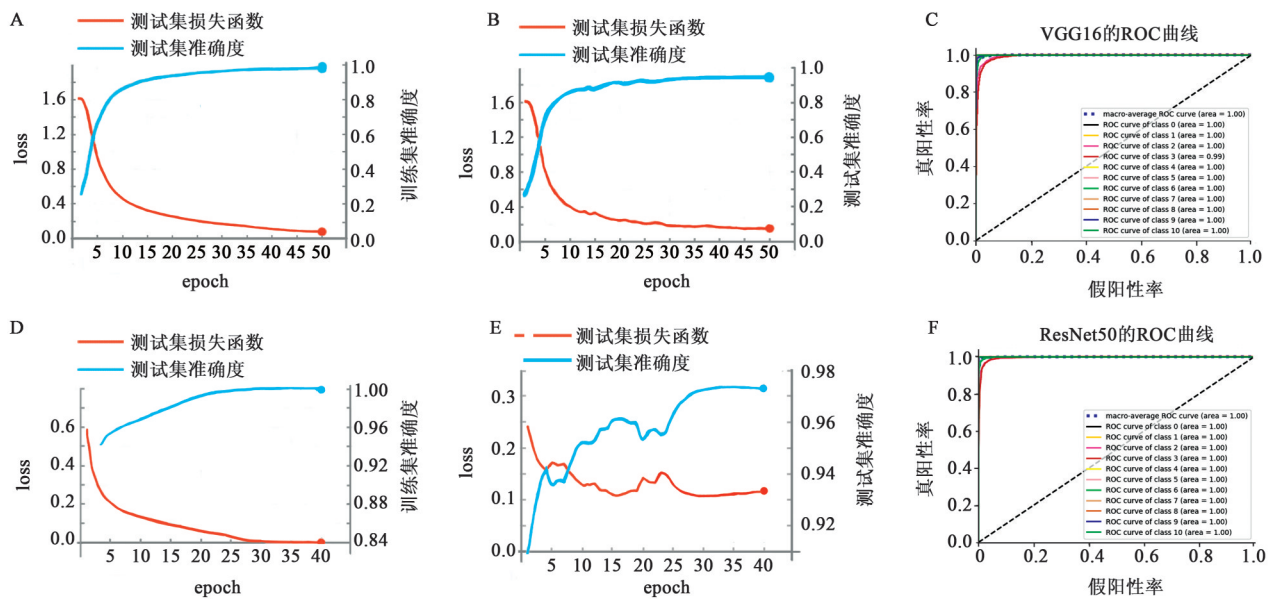


图5 VGG16(A, B, C)和ResNet50(D, E, F)的训练过程及ROC曲线

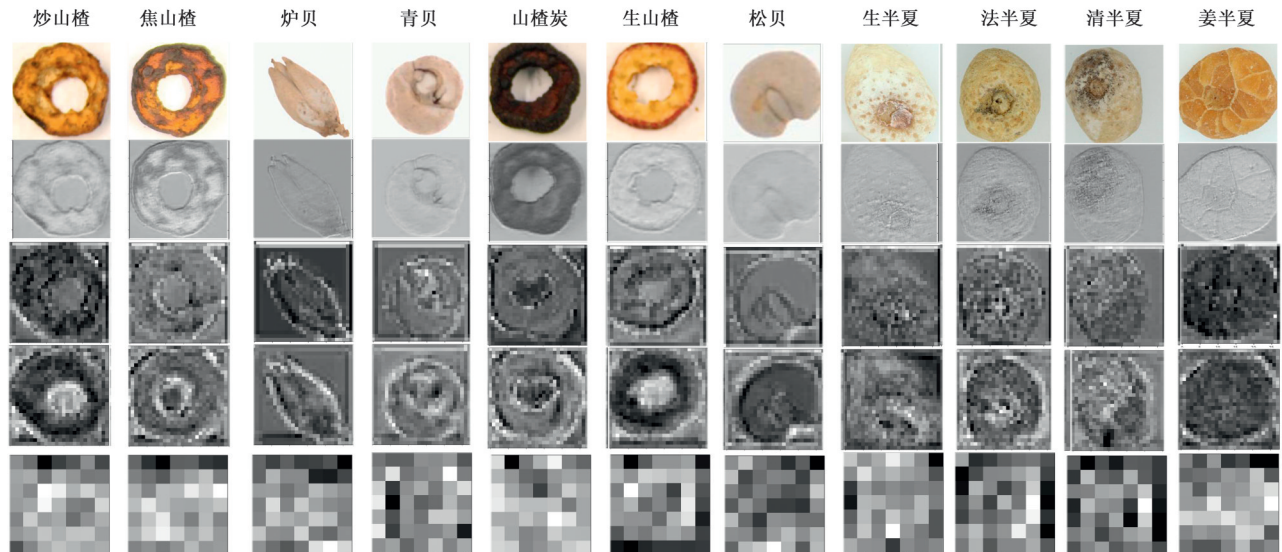
Fig. 5 Training process of VGG(A, B, C) and ResNet50(D, E, F) and their ROC curves

2.5.2 网络的特征提取 对网络输入11种饮片的图像,经过不同层卷积,得到大量特征图,图6显示

了11种饮片经过卷积层提取到的部分特征映射,结果可以看出,浅层的特征是基于视觉的一些低级特

征,如形状、边缘、内部结构。随着网络的层数变深,低级特征向人眼视觉无法分辨的高级特征进行

转化,得到深层抽象特征,这些抽象特征将用于最终的分类。



第1行为输入的饮片图像,第2行为经过第1次卷积、池化运算后得到的部分特征图,往下依次是经过更多卷积运算得到的特征图,最后1行为最后卷积层运算得到的部分特征图

图6 从不同卷积层提取得到的部分中药特征

Fig. 6 Some characteristics of traditional Chinese medicine extracted from different convolutional layers

2.5.3 品种鉴定 将测试集山楂、川贝母、半夏图片输入网络,统计网络对饮片品种的鉴别结果,见表1。结果发现由于这些不同种药材的结构、形状、颜色差别很大,所以2种网络都能准确预测出所属的品种;从交叉验证的结果可知,这2种网络对于不同品种药材(山楂,川贝母,半夏)都可以实现品种的准确分类。

表1 中药品种鉴定的识别准确度

Table 1 Recognition accuracy of identification of traditional Chinese medicine varieties %

网络结构	交叉验证	山楂	川贝母	半夏
VGG16	1	99.9	99.9	99.9
	2	100.0	99.9	99.7
	3	99.9	99.9	99.6
ResNet50	1	99.9	100.0	100.0
	2	100.0	99.9	100.0
	3	100.0	99.9	100.0

2.5.4 具体类别鉴定 由于定位得到的饮片规格不同,由卷积得到的特征图连接完全连接层时,特征点连接神经元的参数在网络设计时已经固定,所以限制了网络的输入维度。即需要对图像放大或缩小到相同分辨率后再进行分类,见图7。将处理完成的11种饮片图像(测试集)输入网络,得到分类

结果,见表2。结果发现同品种之间的分类,由于药材的视觉特征差别很小,识别准确度相较品种鉴定有一定下降,但VGG16的平均识别准确度能保持在95%以上,ResNet50则取得了更好的效果,平均识别准确度>97%。对比2种模型,由于加深了网络层数,ResNet50的细节特征更多,对具体类别的鉴定更具优势。为了更加客观衡量模型性能,绘制了受试者工作特征曲线(ROC曲线)^[25],见图5,ROC曲线的曲线下面积(AUC)用于表示预测准确性,AUC越高,曲线越接近左上角,说明预测准确率越高。利用表2和ROC曲线数据对比2种模型,结果发现ResNet50在所有类别的预测中相较于VGG16都具有更高的准确度,说明该模型对数据具有更好的拟合性。

3 讨论

本研究通过获取中药的外在视觉特征,结合先进的计算机视觉技术,利用深度学习方法,实现了对不同饮片的识别与鉴定,整个过程自动化处理。在实验中,采集了各中药饮片的大量图片,这些图片包含了中药饮片各种重要的视觉特征,具有代表性。对于市售饮片,因为具有相同的饮片视觉特征,故而同样具有实用性。在现实鉴别场景中,只需将待鉴别饮片图像传入网络中,就能达到快速定位分类的效果,见图8。

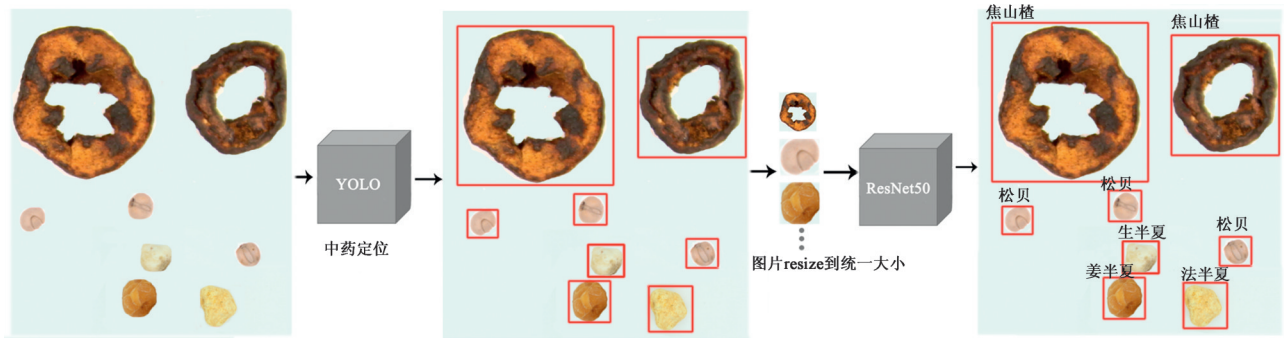


图7 中药饮片的鉴别过程

Fig. 7 Identification process of traditional Chinese medicine decoction pieces

表2 各中药饮片测试集的识别准确度

Table 2 Recognition accuracy of test set of each traditional Chinese medicine decoction pieces

网络结构	交叉验证	炒山楂	焦山楂	山楂炭	生山楂	松贝	青贝	炉贝	生半夏	姜半夏	法半夏	清半夏	%
VGG16	1	97.2	97.8	99.8	99.1	98.3	90.3	87.1	96.4	100.0	98.9	93.3	
	2	98.4	97.8	100.0	98.6	96.4	92.2	85.5	94.6	100.0	98.4	92.4	
	3	98.2	97.8	99.9	98.1	94.4	88.6	92.7	97.0	99.4	99.4	81.9	
ResNet50	1	99.8	100.0	100.0	99.9	97.6	92.6	92.1	98.5	100.0	99.7	97.8	
	2	99.8	99.8	100.0	100.0	96.8	91.4	92.0	95.5	100.0	99.7	99.7	
	3	99.9	100.0	99.9	100.0	97.5	89.1	92.5	99.1	100.0	100.0	98.7	

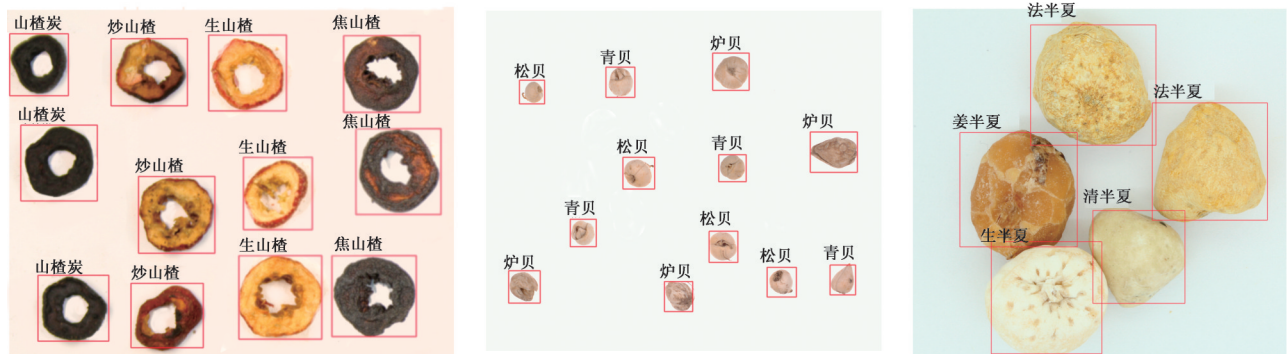


图8 中药饮片的鉴定

Fig. 8 Identification of traditional Chinese medicine decoction pieces

由研究结果可知,该方法能准确鉴别出山楂类型,对川贝母、半夏饮片的同类鉴定也取得了不错的效果。通过加深网络层数提取更多深层的图片特征,将有利于提高鉴别准确度。但单纯层数的增加,会导致网络退化和鉴别速度下降等问题。总体来说,该方法相较传统的图像处理与模式识别的中药检测方法具有快速、准确、可批量化检测等优点。并且该模型也能很好的识别出常规药材(山楂)和贵细药材(川贝母、半夏),说明对规格不同的中药材鉴定也同样具有可行性。同时,通过建立中药材(饮片)图像数据库,可以继续加入同类药材图像去训练模型,以提高泛化性。此外,还能继续加入不同的中药材,推广其分类数量,这对于其他中药材

的品种和类别鉴定具有极大的可行性和实用价值。

综上所述,该方法应用前景广阔,但对于部分相同品种的药材识别或品质鉴定问题,由于视觉特征差距相对较小,一张图片有可能并不包含其主要区分特征(可能位于药材的侧面或上下部),容易造成分类错误,说明在待检测药材的拍摄角度方面存在一定局限性。后续将针对视觉特征不明显的同源药材分类和品质鉴定等问题,研究专门的网络和拍摄方法,重点关注其主要区分类别或品质的特征区域,以提高分类准确度,实现中药品质的鉴定。

[参考文献]

[1] 汪劲,程存归.傅立叶变换红外光谱的SVM快速中药

- 鉴别[J].仪器仪表学报,2005,26(8):710-711,715.
- [2] 蔡从中,袁前飞,肖汉光,等.中药组方的计算机辅助分类与识别[J].重庆大学学报:自然科学版,2006,29(10):42-46.
- [3] WANG J F, CAI C Z, KONG C Y, et al. A computer method for validating traditional Chinese medicine herbal prescriptions[J]. *Am J Chin Med*, 2005, 33(2): 281-297.
- [4] 程存归,田玉梅,张长江.基于FTIR-CWT及ANN分类法的中药材菟丝子与同科属金灯藤子的识别方法研究[J].化学学报,2008,66(7):793-798.
- [5] 杨添钧.基于机器视觉技术的药材及饮片“辨色”研究[D].成都:成都中医药大学,2014.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] FATANIYA B, JOSHI M, MODI U, et al. Automatic identification of licorice and rhubarb by microscopic image processing[J]. *Procedia Comput Sci*, 2015, 58: 723-730.
- [9] 王亚杰,徐心和.中药材粉末显微图像模式识别方法[J].农机化研究,2006(12):180-183.
- [10] 李震.中药饮片特征提取和识别系统[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2013.
- [11] 刘冰.基于广义多核学习的类椭球形中药材分类算法研究[D].成都:四川师范大学,2016.
- [12] 胡继礼,阚红星,丁桦,等.中药材微性状真伪自动识别系统设计与实现[J].电脑知识与技术,2016,12(36):178-180.
- [13] 朱黎辉,李晓宁,张莹,等.基于形状特征及纹理特征的中药材检索方法[J].计算机工程与设计,2014,35(11):3903-3907.
- [14] HABIB T, INGLADA J, MERCIER G, et al. Speeding up support vector machine (SVM) image classification by a kernel series expansion [A]. *Proceedings of 15th IEEE International Conference on Image Processing* [C]. New York: IEEE, 2008: 865-868.
- [15] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [A]. *Proceedings of CVPR 2014* [C]. New York: IEEE, 2014: 580-587.
- [16] GIRSHICK R. Fast R-CNN [A]. *Proceedings of ICCV 2015* [C]. New York: IEEE, 2016: 1440-1448.
- [17] REN S, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [18] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You Only Look Once: unified, real-time object detection [A]. *Proceedings of CVPR 2016* [C]. New York: IEEE, 2016: 779-788.
- [19] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [A]. *Proceedings of 25th International Conference on Neural Information Processing Systems* [C]. Cambridge: MIT Press, 2012: 1097-1105.
- [20] GLOROT X, BORDES A, BENGIO Y. Deep sparse rectifier neural networks [J]. *J Mach Learn Res*, 2011, 15: 315-323.
- [21] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [A]. *Proceedings of ICLR 2015* [C]. San Diego: Computational and Biological Learning Society, 2014: 1-14.
- [22] WEN Y D, ZHANG K P, LI Z F, et al. A discriminative feature learning approach for deep face recognition [A]. *Proceedings of ECCV 2016* [C]. Berlin: Springer, 2016: 499-515.
- [23] HE K M, ZHANG X, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition [A]. *Proceedings of CVPR 2016* [C]. New York: IEEE, 2016: 770-778.
- [24] HUANG G, LIU Z, WEINBERGER K Q, et al. Densely connected convolutional networks [A]. *Proceedings of CVPR 2017* [C]. New York: IEEE, 2017: 2261-2269.
- [25] FAWCETT T. An introduction to ROC analysis [J]. *Pattern Recogn Lett*, 2006, 27(8): 861-874.

[责任编辑 刘德文]