

基于颜色匹配模板的中药饮片图像识别

陈仕妍, 卢文彪*, 王凤梅
(广州中医药大学 中药学院, 广州 510006)

[摘要] **目的:** 利用中药饮片图像中颜色的种类和分布特征,构建与尺度和旋转无关的颜色匹配模板,建立中药饮片的颜色表征及图像识别方法。**方法:** 选取根茎类、花、种子和果实类中药饮片共 20 种,每种样品各选取相应的 2 个观察面摄取图像,经图像分割,RGB 颜色模型转换为 $L^*a^*b^*$ 等图像处理过程,提取各观察面的图像前景的颜色参数。2 个观察面的颜色向量按降序排序,插值缩放至一定尺度,按 1:1 的权重构造综合颜色向量。对于具有向心分布的观察面(如横切面)图像,采用腐蚀操作由外至内逐圈提取各环带的颜色分量,并进行排序、缩放操作。以综合颜色向量作初始模板进行训练,计算各样本与模板的相关系数,结合 t 检验对阳性样本进行区间估计,以总识别率为考察指标,确定最优模板尺度、环带宽度和训练量。**结果:** 不同种类饮片训练后的综合颜色模板的可视化结果易于目视辨别;测试 260 个饮片样本,由 a^*, b^* 2 个颜色分量构建的综合颜色模板的识别性能优于 L^*, a^*, b^* 3 个分量的模板,其总识别率为 95.8% (249 个/200 个)。**结论:** 整合中药饮片 2 个不同观察面的图像颜色特征以构建综合颜色特征向量,对于相同药用部位的样品和不同药用部位的样品均可获得较好的识别分类结果;该方法对样品的形状、取样部位及颜色的随机变化有较强的抗干扰能力。

[关键词] 中药饮片; $L^*a^*b^*$ 颜色模型; MATLAB; 图像处理; 模板匹配

[中图分类号] R284.2; R289; R22; R2-031 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1005-9903(2020)06-0158-05

[doi] 10.13422/j.cnki.syfjx.20200311

[网络出版地址] <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3495.R.20191011.1511.006.html>

[网络出版时间] 2019-10-11 15:40

Image Recognition of Chinese Herbal Pieces Based on Color Matching Template

CHEN Shi-yan, LU Wen-biao*, WANG Feng-mei
(School of Pharmaceutical Sciences, Guangzhou University of Chinese Medicine, Guangzhou 510006, China)

[Abstract] **Objective:** To construct the color matching template irrelevant to size and rotation according to the types and distribution characteristics of colors in images of Chinese herbal pieces, in order to establish color characterization and image identification methods for Chinese herbal pieces. **Method:** Totally 20 types of Chinese herbal pieces were selected, including rhizomes, flowers, seeds and fruits. For each sample, two observation surfaces were selected to extract color parameters in foreground through image processing such as image segmentation, model transformation from RGB to $L^*a^*b^*$. Color vectors of the two observation surfaces were sequenced in a descending order, scaled to a certain size by interpolating, and combined into an integrated color vector in a weight ratio of 1:1. As for centripetally distributed observation surface images (e. g. transverse section), corrosion operation was conducted to extract the color components of each ring from outer to inner by circles, which were then ordered and scaled. The integrated color vector was used as initial template for training, the correlation coefficient between each sample and the template was calculated, and the interval estimation of positive samples were carried out by t test. With the total recognition rate as an indicator, the optimal template dimensions, width of ring and training volume were ultimately determined. **Result:** The visualization results of the trained templates of the varied herbal pieces were easy to be visually distinguished. After 260 samples of the herbal

[收稿日期] 20190716(021)
[第一作者] 陈仕妍,在读硕士,从事中药质量标准研究,E-mail:1476619732@qq.com
[通信作者] * 卢文彪,博士,副教授,从事中药及其制剂质量标准研究,E-mail:luwb1@gzucm.edu.cn

pieces were tested, the template of a and b components was better than that of L^* , a^* and b^* in terms of recognition performance, with a^* recognition accuracy of 95.8% (249/200). **Conclusion:** Color characteristics of images from two observation surfaces of Chinese herbal pieces are integrated to obtain the combined color feature vector, so as to achieve preferable recognition results for samples from both the same and different medicinal parts. This method boasts a strong anti-interference ability of random variation of sample shape, sampling part and color.

[**Key words**] Chinese herbal pieces; L^* a^* b^* color model; MATLAB; image processing; template matching

特征提取与图像处理技术应用于中药的性状、组织结构方面的研究,有利于提高中药在形态、颜色等方面的质量控制方法的定量化、自动化水平。相关的报道主要是基于中药饮片的颜色特征^[1-3]、纹理^[4-5]和轮廓特征^[6]来进行图像识别研究;在组织结构层次的图像识别方面,主要是基于药材切片显微图像的定量表征与特征向量的构建^[7-8],以及药材粉末显微图像中单个子图块结构的数字化描述^[9]。这些都是由单张图像提取特征构建向量的研究。然而,中药的颜色、形态方面的性状描述往往涉及一个以上的观察面,例如根茎类的表面和断面,如果仅从样品的单张图像提取特征来构建特征向量,即使样本量较大,也不易得到可靠的识别分类结果。因此,选取样品的两个具有代表性的观察面分别摄取图像,将两张图像组成一个图像样本,据此构建综合特征向量,可望提高中药饮片识别分类的正确率。目前这方面的研究尚未见报道。

由于许多中药饮片外轮廓的特征性不强,故通过两个观察面图像的处理,提取颜色参数并构建特征向量,以便能较充分地表征样品的颜色和纹理信息。另外,通过采用一定的向量构建方法及插值调整向量尺度,可消除样品大小、摆放方位等变化所产生的影响。 $L^* a^* b^*$ 颜色模型(CIE 1976)是 RGB 颜色模型的非线性标准化模型,更接近人眼辨色的机制,且与设备无关,它由 3 个通道组成, L^* 表示亮度, a^* 界定绿色至洋红色波段范围, b^* 界定蓝色至黄色波段^[10]。将图像转换成 $L^* a^* b^*$ 颜色模型再进行特征提取,便于分别考察亮度及颜色分量对图像识别效果的影响。在分类方法的选择方面,主要考虑需要兼顾处理过程的中间结果的输出,例如可获得模板训练后的矩阵,以便对饮片样品的颜色信息以数字资料或图像的形式进行表征。

1 材料

市场采购 20 种中药材,每种 3 个批次(以下仅注明具有多来源药材的基原),赤小豆(豆科植物赤小豆 *Vigna umbellata* 的干燥成熟种子),党参(桔梗

科植物党参 *Codonopsis pilosula* 的干燥根),黄芪(豆科植物蒙古黄芪 *Astragalus membranaceus* var. *mongholicus* 的干燥根),砂仁(姜科植物阳春砂 *Amomum villosum* 的干燥成熟果实),辛夷(木兰科植物望春花 *Magnolia biondii* 的干燥花蕾),川明参,八角茴香,白扁豆,板蓝根,草豆蔻,丹参,枸杞子,红芪,牛膝,桔梗,玫瑰花,太子参,天冬,仙茅,续断。所购买药材经文献和标本对照,并经广州中医药大学中药鉴定教研室黄海波副教授鉴定均为正品。L19 型数码相机(尼康,800 万像素),MATLAB 2014a 软件。

2 方法与结果

2.1 样品制备与 2 个观察面的选择

将 3 个批次的各种药材分别混合均匀,每种药材各随机抽取 91 件(其中 84 件作药材总样本,7 件备用)。对根茎类药材作切段、片处理:取药材中段置于恒湿容器中软化,软化程度以药材的硬度适合切制为准。对每段软化后的药材截取 2 ~ 3 cm 的小段和相应的约 2 mm 厚度的横切片。

根茎类药材以其表面作为观察面 1,用于提取样品的整体颜色参数,而以横切面作观察面 2,用于由外至内逐圈提取图像前景各分割环带的颜色参数。果实类,侧面观(含基部残余)作观察面 1,顶部观为观察面 2。种子类,侧表面为观察面 1,种脐顶面观为观察面 2。花类,侧面观(含萼片、花托)作观察面 1,顶部观为观察面 2。

2.2 图像采集及预处理

将药材样品置于白纸上,采用数码相机在自然光下分别摄取样品两个观察面的图像。将 2 个观察面的图像进行编码以组成一个图像样本。编码包含药材名称、观察面编号和样本号,以便批量处理时能自动进行图像的读取、处理分析和结果存储。将图像由 RGB 颜色模型转换为 $L^* a^* b^*$ 模型,设置颜色分量差值的阈值,去除图像中的灰度部分,经数学形态学操作,可得到分离背景后的前景图像及相应的二值掩模。有部分样品,如白扁豆、川明参和太子参,色彩分割的效果不太理想,

可采用边缘检测结合形态学操作的方法,效果较好。通过求取前景的最大外接矩形,尽量去除背景部分以加快程序运算速度。红芪的预处理后 2 个观察面的前景图像(RGB 模式)见图 1。

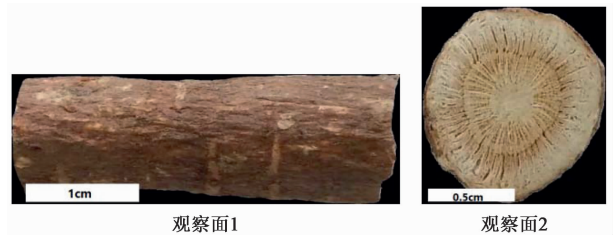


图 1 红芪 2 个观察面的图像
Fig. 1 Images of Hedysari Radix in two perspectives

2.3 特征提取与综合特征向量构建

2.3.1 观察面 1 图像的特征提取 由图像的二值掩模得到前景各像素点的坐标,逐一读取图像各点的 $L^* a^* b^*$, 得到 3 个单列向量, 分别用插值方法(bicubic 函数)缩放至指定行数(如 30 000 行)。将 a^* 向量按数值从大到小排序(sort 函数), b^* 和 L^* 向量的数值顺序依次相应联动, 再将各向量用 reshape 函数重整至指定维数(如 300×100)。

2.3.2 观察面 2 图像的特征提取 对观察面 2 图像的二值掩模进行腐蚀运算(imerode 函数), 得到一系列指定宽度的环带二值掩模。根据各环带的坐标, 逐一读取各点的 $L^* a^* b^*$, 每个环带均得到 3 个单列向量。将各环带单列向量插值缩放至指定行数(如 300 行), a^* 向量按数值从大到小排序, b^* 和 L^* 向量的数值顺序依次联动。将各环带的单列向量按由外至内的顺序依次合并, 再插值缩放至指定列数(如 100 列), 得到 3 个 $(L^* a^* b^*)$ 指定维数(如 300×100)的向量。

2.3.3 综合特征向量的构建 为了考察亮度 L 及颜色分量 $a^* b^*$ 对识别效果的影响, 构建 2 种综合特征向量。将特征提取得到的 2 个观察面指定维数(如 300×100)的 6 个基本向量($L^* 1, a^* 1, b^* 1, L^* 2, a^* 2, b^* 2$), 按水平方向依次合并, 得到行数不变列数扩增的 $L^* a^* b^*$ 综合向量(如 300×600)。另将 2 个观察面的 4 个基本向量($a^* 1, b^* 1, a^* 2, b^* 2$), 按水平方向依次合并, 得到 $a^* b^*$ 综合向量(如 300×400)。此处, 按 2 个观察面的数据对识别结果的影响程度相同, 即按 1:1 的权重构造综合向量。如果 2 个观察面对识别的贡献明显不同, 则按拟定权重调整两者向量的列数再合并。另外, 将 $L^* 1, a^* 1, b^* 1$ 和 $L^* 2, a^* 2, b^* 2$ 分别重排及合并, 得到

3 个 $(L^* a^* b^*_1, L^* a^* b^*_2$ 和 $L^* a^* b^*_{1+2})$ 可供彩色图示的向量, 将其转换为 RGB 模式, 即可得到观察面 1, 观察面 2 及其合并向量的可视化结果, 见图 2。

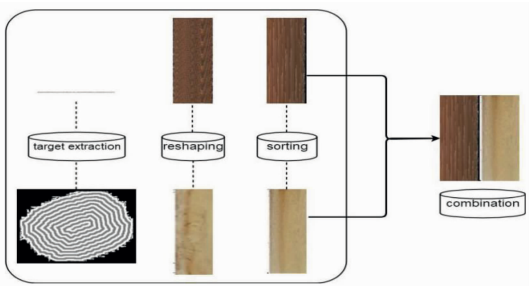


图 2 红芪观察面 1, 观察面 2 及合并向量的可视化
Fig. 2 Visualization results of three characterization vectors of Hedysari Radix

2.4 模板训练与区间估计

2.4.1 模板训练 每种药材各抽取 1 个图像样本的 $L^* a^* b^*$ 综合向量和 $a^* b^*$ 综合向量作为初始模板, 再随机抽取一定量同种药材图像样本的综合向量组成训练样本(相应药材总样本 84 的 45%)。将训练样本的综合向量对相应初始模板进行累加、平均运算, 使模板适度泛化, 得到训练后的模板。红芪样品训练后的 $L^* a^* b^*$ 模板可用于其颜色表征, 经重构、颜色模型转换, 其可视化结果见图 3。



图 3 红芪 $L^* a^* b^*$ 模板的可视化结果
Fig. 3 Visualization result of $L^* a^* b^*$ template of Hedysari Radix

2.4.2 区间估计 每种药材各抽取一定量图像样本组成阳性验证样本(33 个/84 个)。逐一计算验证样本综合向量与相应模板的相关系数(corr2 函数), 再基于验证样与模板的相关系数集, 预定单侧 95% 置信度, 确定样本相关系数的置信区间。据相关资料, 在大样本近似检验中, 常见的 30 个或 50 个样本量均能够基本满足分析需求^[11]。

2.5 测试方法及参数考察

2.5.1 测试方法 逐一计算测试样本与所有药材样品模板之间的相关系数,结合区间估计得到的相关系数集,进行单样本 t 检验(t test 函数)。按所取检验水准(0.05),若拒绝零假设,判断测试样本与相应模板的药材种类不同;否则,在不拒绝零假设的情况下,选择相关系数最大的模板,认为测试样本与该模板的药材种类相同。

2.5.2 模板尺度考察 模板大小涉及到图像颜色表征的精度和程序运算速度等。20 种药材抽取训练样和验证样后剩余部分用于组成测试样(13×20 个)。根据预实验情况,设定训练样本量(38 个/84 个),样本二值掩模的腐蚀环带宽度为 4(像素),特征提取中基本向量的行列比例为 3:1。以模板尺度($3n \times n$ 基本向量的列数 n)和识别率为指标,对 $L^*a^*b^*$ 模板和 a^*b^* 模板分别进行考察,见图 4。结果发现 2 种模板的识别率在 $n > 80$ 时趋于稳定。后续实验选择 $n = 100$,基本向量经重构得到 $L^*a^*b^*$ 模板(300×600)和 a^*b^* 模板(300×400)。

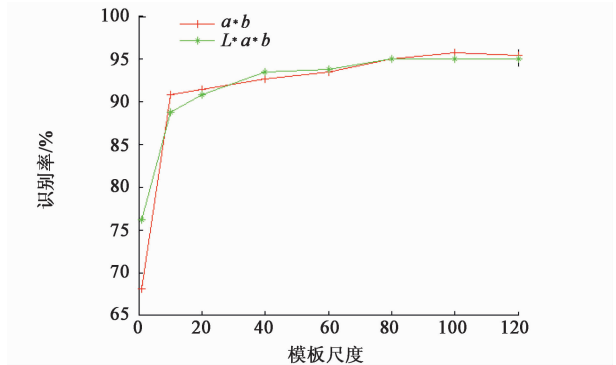


图 4 不同模板尺度的识别率
Fig. 4 Recognition rates of different sizes of templates

2.5.3 环带宽度考察 环带宽度在一定程度上会影响观察面 2 图像颜色分布表征的精度。设定训练样本量(45%),模板尺度($n = 100$),20 种药材组成的测试样 13×20 个,以环带宽度(像素)和识别率为指标,对 $L^*a^*b^*$ 模板和 a^*b^* 模板分别进行考察,见图 5。结果表明不同环带宽度时,识别率在较小范围内变动;环带宽度较小时,识别率相对较低,可能是易受到样品破损、内部裂隙及离散小图块未加入分析等因素的影响;当环带宽度为 6 时,两种模板的识别率均较高,故确定环带宽度为 6。

2.5.4 训练样本量考察及模板种类选择 模板训练应当适度,训练不足易导致假阴性结果,而训练过度则易产生假阳性结果。根据模板尺度和环带宽度

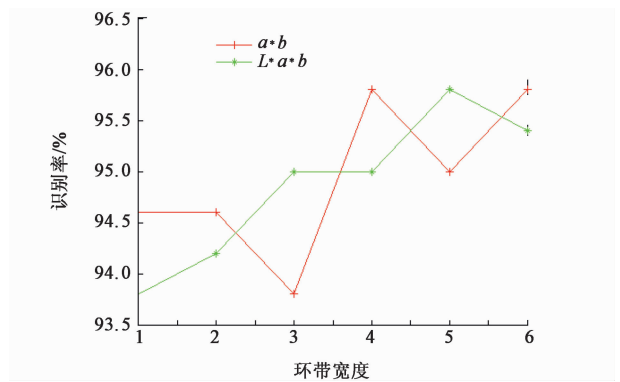


图 5 不同环带宽度时的识别率
Fig. 5 Recognition rates in different ring widths

的考察结果,分别设定它们相应的数值,由 20 种药材的 13×20 个样本组成测试样本(不足部分用备用样本补充),考察训练样本比例(训练样本量/总样本量)与误判率(总误判数/测试样本量)之间的关系,见表 1。结果表明训练样本量为 45%(38 个/84 个)时,两种模板的总误判率均较低;在考察范围内, ab 模板的识别性能均优于 $L^*a^*b^*$ 模板。

表 1 不同训练样本比例的识别
Table 1 Recognition results with different proportions of training samples

样本比例 /%	$L^*a^*b^*$ 模板误判率		a^*b^* 模板误判率	
	假阴性	假阳性	假阴性	假阳性
25	35.0	0.38	21.5	1.15
30	32.7	0.77	20.0	0.77
35	33.1	0	16.5	0.77
40	4.62	3.08	1.15	4.23
45	0	4.62	0	4.23
50	0	5.38	0	4.62

2.6 样品测试 根据方法学考察结果,设定各种药材训练样(38 个/84 个),验证样(33 个/84 个)和测试样(13×20 个),按拟定测试方法用药材样本的 ab 模板进行测试,结果见表 2。

由表 2 结果分析,12 种根茎类样品的总识别率相对较低(93.6%),其他药用部位样品较高(花类 96.2%,种子类和果实类均为 100%)。这是由于根茎类药材的颜色较为集中于棕色、棕黄色和黄色等波段,部分样品两个观察面的颜色模板相互重叠程度均较大,故产生的误判主要发生在不同根茎类样品之间。

另外,按拟定测试方法用观察面 1,观察面 2 及两者整合的模板分别进行了测试比较,识别率结果,观察面 1 为 70.8%,观察面 2 为 87.7%,两者整

表 2 药材样品的测试

Table 2 Test results of samples of the herbal pieces

药材名称	样本数/个	识别数/个	误判数/个	识别率/%
八角茴香	13	13	0	100
白扁豆	13	13	0	100
板蓝根	13	12	1	92. 3
草豆蔻	13	13	0	100
赤小豆	13	13	0	100
川明参	13	13	0	100
丹参	13	13	0	100
党参	13	12	1	92. 3
枸杞子	13	13	0	100
红芪	13	13	0	100
牛膝	13	12	1	92. 3
黄芪	13	13	0	100
桔梗	13	10	3	76. 9
砂仁	13	13	0	100
太子参	13	11	2	84. 6
天冬	13	13	0	100
仙茅	13	13	0	100
辛夷	13	12	1	92. 3
续断	13	11	2	84. 6
玫瑰花	13	13	0	100

合 95. 8%。

3 讨论

不同种类中药饮片的大小、形态等差别较大,即使同种药材的样品也不可能有完全一致的大小和形态。因此,在图像的特征提取时,构建统一尺度的特征向量才能进行比较。对于同种药材样品,在样品制备和摄图时都会存在许多随机因素,如取样部位的差异、形态不一致及样品摄图位置是否旋转了一定角度等,这会引起特征向量中各颜色参数的位置发生变化。通过指定其中一种颜色分量参数(如 $L^*a^*b^*$ 模型中的 a^* 分量)进行排序,其他分量参数依次联动,能较好地表征样品图像中的颜色种类及各种颜色所占比例,对形态、大小不一的同种药材可以得到相似度高的颜色向量。对于样品中具有向心分布特点的观察面(如根茎横切面、花类顶面观),采用逐圈分割、提取参数的方法可以较好地表征图像的颜色分布或纹理信息,提高颜色向量的特征性。

从观察面 1,观察面 2 及两者整合模板的测试比较结果来看,由于观察面 2 的模板不仅涉及颜色种类及其比例,还包含颜色分布信息,故其识别率明显高于观察面 1 的模板;将 2 个观察面的颜色向量整合后,识别率得到了显著提高。这为仅有细微差

别的药材样品或特征散在的样品的图像识别提供了一种便捷的方法。例如,采用上述方法对部分根茎类药材不同产地的样品进行初步实验,2 个观察面综合特征向量的识别率(60% ~ 90%)也是明显高于相应的单个观察面,提示若整合药材的径向纵切面、横切面化学显色或显微图像等方面的信息,以扩展综合特征向量,有望增大样品之间的差异性、提高识别率;又如采用观察面 2 图像的特征提取方法对药材粉末显微图像中单个子图块进行分析,得到的特征向量能较好地表征粉末碎片的颜色种类及其分布,可为随机摄取的粉末图像集合中大量子图块的信息整合奠定基础。

[参考文献]

[1] XU M,YANG S L,PENG W ,et al. A novel method for the discrimination of Semen Arecae and its processed products by using computer vision,electronic nose, and electronic tongue[J]. Evid Based Complement Alternat Med,2015,doi:10. 1155/2015/753942.

[2] 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.

[3] 木拉提·哈米提,员伟康,严传波等. 基于颜色直方图的新疆维吾尔医药材图像特征提取与判别分析[J]. 生物医学工程学杂志,2015,32(3) :588-593.

[4] 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.

[5] 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.

[6] 陶欧,王耘,乔延江. 一种中药饮片横切面图像二值化阈值确定方法[J]. 世界科学技术—中医药现代化,2011,13(3) :523-527.

[7] 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.

[8] 王凤梅,卢文彪,陈仕妍. 基于灰度匹配模板的中药材显微图像识别[J]. 中国实验方剂学杂志,2019,25 (11) :167-172.

[9] BHUPENDRA F,TANISH Z,SANJEEV A. Classification of microscopic image of herbal plants from its powder using speeded-up robust features[J]. J Adv Microscopy Res,2018,13(3) :326-332.

[10] DAVE K, CINDY E H, GEORGIA E G, et al. Quantifying plant colour and colour difference as perceived by humans using digital images[J]. PLoS One,2017,8(8) :1-11.

[11] 赵前进,陈婷,周跃进,等. 两正态总体相等的似然比检验[J]. 合肥工业大学学报:自然科学版,2018,41 (3) : 428-432.

[责任编辑 顾雪竹]