

文章编号:1008-1534(2020)05-0300-09

一种优化 K -means 聚类的舌苔舌质分离方法

李文斌,李瑞华

(河北地质大学信息工程学院,河北石家庄 050031)

摘要:为了解决传统 K -means 聚类算法对舌图像中舌苔舌质分离效果不稳定的问题,提出了一种优化 K -means 聚类的舌苔舌质分离模型。模型综合 RGB, HSV, L* a* b* 3 种颜色空间的特性,将单通道舌图像像素作为聚类样本集合,以一定的规则从集合中选取 2 个舌图像通道的像素作为聚类样本,并利用单通道舌图像分布直方图的峰值确定初始聚类中心点,最后通过聚类实现舌苔舌质分离。实验结果表明,选择用双通道舌图像作为聚类样本比用三通道或者单通道舌图像聚类效果更优,且提出的初始聚类中心点的确定方法相比于传统 K -means 聚类算法更准确、稳定地使舌苔舌质分离。所提方法可以很好地实现舌苔舌质分离,为中医舌诊客观化的研究提供了新的方法和思路,具有一定的实用价值。

关键词:计算机图像处理;舌诊客观化;舌苔舌质分离; K -means 聚类;颜色空间;分布直方图

中图分类号:TP391. 41 文献标识码:A doi: 10.7535/hbgjkj.2020yx05002

A separation method of tongue coating and body with optimized K -means clustering

LI Wenbin, LI Ruihua

(College of Information Engineering, Hebei GEO University, Shijiazhuang, Hebei 050031, China)

Abstract: In order to solve the problem that the traditional K -means clustering algorithm was not stable for the separation of tongue coating and body in tongue image, an optimized K -means clustering model for tongue coating and body separation was proposed. The three color space characteristics of RGB, HSV and L* a* b* were integrated in the model, the pixels of single-channel tongue image were taken as the clustering sample set and the pixels of two tongue image channels from the set with certain rules were selected as clustering samples. The peak value of the single-channel tongue image distribution histogram was used to determine the initial cluster center point, and finally the tongue coating and body were separated through cluster. The experimental results show that the effect of this model by using two-channel tongue images as clustering samples is better than that of three-channel or single-channel tongue image clustering, and compared to the traditional K -means clustering algorithm, the method of determining the initial clustering center point on the tongue coating and body separation is more accurate and stable. The method can achieve the separation of tongue coating and body, which provides a new method and idea for tongue diag-

收稿日期:2020-03-24;修回日期:2020-07-13;责任编辑:陈书欣

基金项目:河北省自然科学基金(F2016403055);河北省高等学校科学研究计划项目(ZD2016005)

第一作者简介:李文斌(1974—),男,江西南昌人,教授,博士,主要从事大数据与机器学习等方面的研究。

E-mail:25304189@qq.com

李文斌,李瑞华.一种优化 K -means 聚类的舌苔舌质分离方法[J].河北工业科技,2020,37(5):300-308.

(C)1994-2020 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>
Li Wenbin, Li Ruihua. A separation method of tongue coating and body with optimized K -means clustering[J]. Hebei Journal of Industrial Science and Technology, 2020, 37(5):300-308.

nosis objectification in traditional Chinese medicine, and has certain practical value.

Keywords: computer image processing; tongue diagnosis objectification; tongue coating and body separation; K-means clustering; color space; distribution histogram

舌诊属于中医四诊“望、闻、问、切”中的望诊,中医认为,舌苔由胃气所生,舌苔变化可反映脏腑的寒、热、虚、实。传统中医舌诊往往受到医师经验水平、临床阅历以及诊察环境的限制,诊断结果常产生偏差^[1],且该方法很难对舌像状况进行量化,一定程度上限制了中医临床疗效的提高。因此,将标准化、客观化研究引入传统中医舌诊是中医现代化进程的一项重要内容。

中医舌诊客观化包括舌分割、舌苔舌质分离和计算机自动诊断3个步骤。舌分割指从舌、嘴唇(包含牙齿)以及嘴部周围皮肤组成的图像中,自动分离出舌体的过程;舌苔舌质分离指从舌图像中将舌苔和舌质部分分离的过程,本质都属于图像分割;计算机等对舌苔和舌质图像的颜色、纹理、轮廓等信息进行分析,并与舌诊图片库进行比较,得出舌像分析结果。

国内外学者从20世纪80年代开始,利用计算机图像技术对舌像进行了数字化分析,开始了对舌诊客观化的探索。近年来,中医舌诊客观化方法大量涌现。刘明等^[2]在高光谱图像上进行了舌苔位置的判断和提取,为下一步计算机自动诊断做好准备。高清河等^[3]利用数字图像处理技术,详细研究了舌像的特征提取,并利用图像滤波实现了舌像分割和舌苔舌质的分离。王学民等^[4]设计了一种基于双光源的舌质舌苔分离系统,研究了白、绿光源对舌质舌苔分离效果的影响,用Snakes及聚类算法实现了舌苔舌质的分离。韩立博等^[5]提出一种基于直方图均衡化的伽马校正和K-means聚类的舌苔、舌质分离方法。逢甲大学邱创干利用影像处理技术对舌苔性质做定量分析研究,其方法已经成为行业研究者的共识。

舌苔舌质分离^[6]方法主要可归纳为2类:基于阈值的分离法和基于聚类的分离法。传统阈值分离法通常根据专家提供的数据和实验结果确定经验值,利用该经验值对舌像进行二值化,进而分离舌苔和舌质。然而舌苔和舌质颜色种类诸多,用单一固定的阈值分离舌苔和舌质,大大降低了舌像集的分离准确率。文献[7]在传统阈值分离法的基础上,提出使用多个色彩通道动态选取阈值,但某些舌苔和舌质灰度级极其相似,舌苔和舌质可能会交汇出现,呈现苔中有质、质中有苔的情况,影响舌苔舌质分离。

与基于阈值的分离法相比,基于聚类的分离法

自适应性更强,且减小了舌苔舌质交汇造成的分离误差。文献[8]将舌图像分别投影到R通道(RGB颜色空间分量)、L*通道(L*a*b*颜色空间^[9]分量)、a*通道(L*a*b*颜色空间分量)和H通道(HSV颜色空间^[10]分量)上,并对各通道舌图像像素进行K-means聚类得到2个集合,比较后发现a*通道舌图像聚类效果最好。然而,K-means聚类算法对初始中心点位置极其敏感,随机选择的初始聚类中心点可能会导致聚类结果陷入局部最优解。文献[11]通过为每张舌图像挑选2个最适合的通道作为聚类样本进行K-means聚类,但提出的RG属性对拍摄环境的依赖程度较高,其他研究者很难将其实验条件完全复制。文献[12]提出将彩色图像由RGB颜色空间转换为L*a*b*颜色空间,避免了因RGB颜色空间各色彩通道高度线性相关^[13]而引起的误差。待分割图像每个像素由L*,a*,b*3个分量组合表示,将所有像素作为聚类样本进行K-means聚类,可以获得较好的分割效果。基于深度学习的方法因准确率高而受到广泛关注,但其训练需要大量的样本数据,且因医学图像的特殊性,影响了此方法在舌苔舌质分离的应用。

以上述研究内容为基础,提出一种基于K-means聚类算法的舌苔舌质分离模型(tongue coating and body separation, TCBS)。模型考虑了多种颜色空间的性质,保证了可见光色谱获取的广泛性。为避免K-means聚类算法陷入局部最优解的情况,模型利用单通道舌图像像素分布直方图为聚类选取了合适的初始聚类中心点。

1 TCBS模型

TCBS模型由舌分割、舌图像预处理和舌苔舌质分离3部分组成,如图1所示。首先,对获取到的图像用GrabCut分割算法^[14]得到只包含舌的图像。然后,将RGB舌图像转换为单通道灰度图像。将任意2个单通道舌图像像素值对应组合,得到舌图像的双通道表示。接着,依据像素分布直方图确定合适的双通道舌图像K-means聚类初始中心点。最后,根据得到的初始中心点将双通道舌图像聚为2类,记录各类像素点位置坐标,将分离的2类坐标还原在RGB舌图像评价效果最好的2个通道组合,得到舌苔和舌质。

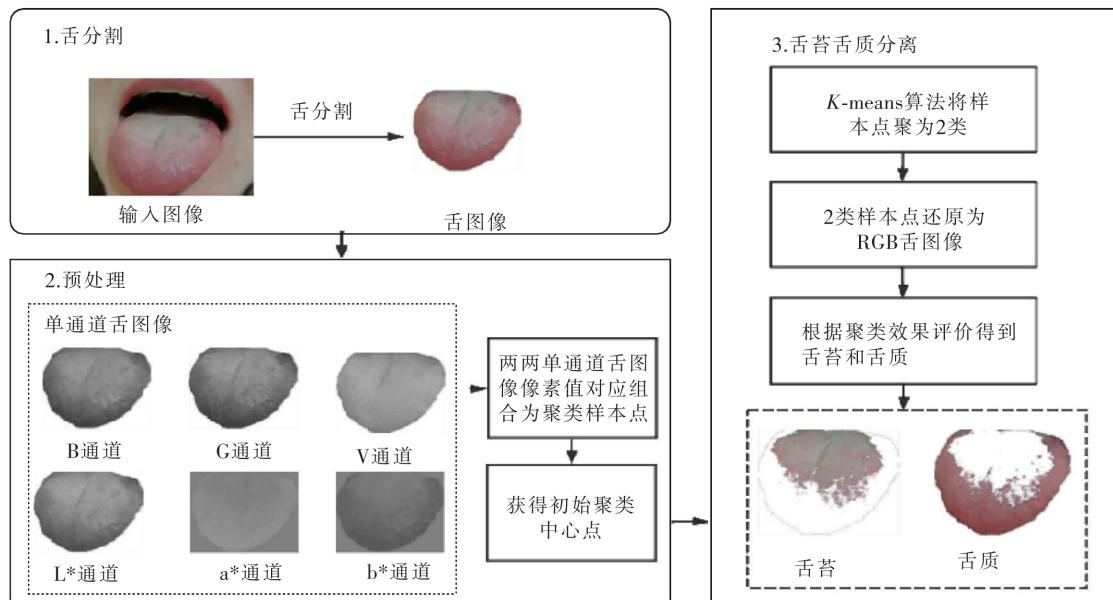


图 1 TCBS 模型流程

Fig.1 TCBS model process

1.1 舌分割

所谓图像分割指的是根据灰度、颜色、纹理和形状等特征把图像划分成若干互不交叠的区域，并使这些特征在同一区域内呈现出相似性，而在不同区域间呈现出明显的差异性。图像分割算法包括：基于阈值的分割、基于边缘的分割、基于区域的分割、基于图论的分割和基于能量泛函的分割等方法。TCBS 模型采用基于图论的分割算法 GrabCut 实现交互式舌图像分割。GrabCut 是基于 GraphCut 算法的原理改进而来，利用高斯混合模型来描述像素的分布，并采用迭代估计法实现能量最小化，是目前比较优秀实用的算法之一^[15]。GrabCut 算法的基本原理和步骤包括：1) 用框选出目标区域，将选框以外的部分视为背景区域，将选框以内的区域视为可能的前景区域；2) 计算前景和背景的高斯混合模型；3) 依据图像像素点建立一个图，对该图求最小割。如此循环直至收敛，由此判断选框内的前景区与背景区。

图 2 a) 为舌分割时带选框的图像，图 2 b) 为 GrabCut 从目标区域中识别出的前景区（即舌体），图 2 c) 为去除黑色背景后得到的舌图像，将其大小统一设置为 300 像素 × 300 像素。从图 2 中不难看出，GrabCut 算法非常适合于舌分割。

1.2 舌图像预处理

目前，多数舌苔舌质分离方法都是基于单通道灰度图像，再将分离过后的灰度图像转化为 RGB 彩色舌图像。然而，单通道灰度图像由于未考虑到其

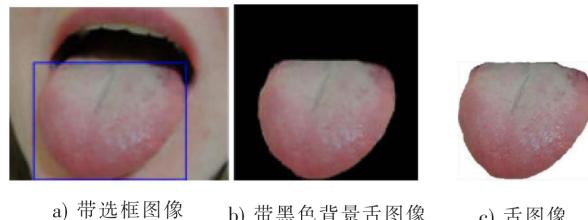


图 2 GrabCut 实现舌分割

Fig.2 GrabCut for tongue segmentation

他通道对舌图像的影响而导致分离结果不准确。所以考虑选 2 个通道来改进这一缺点，文献[15]均在 2 个通道上进行舌图像处理。基于此，TCBS 模型也选择 2 个通道为研究对象。

1.2.1 获取聚类样本点

聚类样本点的选择对聚类算法来说至关重要。HSV 颜色空间从人的视觉出发，用色调、饱和度和亮度作为颜色的表达方式，不用考虑光照等的影响，这种颜色表述方式容易理解，符合人们的思维习惯。 $L^* a^* b^*$ 颜色空间覆盖了全部的可见光谱，相比于其他的模型，它可以更准确地表述各种色彩。由于舌苔的颜色一般为白色、黄色和灰黑色，而舌质颜色一般为淡红色、深红色和暗红色，所以应选择可以将以上颜色有效区分开的颜色空间分量值作为 K-means 聚类的样本点。RGB 颜色空间的 R 通道舌图像的聚类结果会受到光照不均匀等因素的影响，出现舌苔和舌质分割错误甚至分割完全失败的情况；HSV 颜色空间的 H 通道聚类结果一般，会呈

现分割不完全的状态,所以 TCBS 模型选择 B,G,V,L*,a* 和 b* 6 个分量。图 3 给出了上述 6 个单通道舌图像、L*a*b* 颜色空间舌图像以及 HSV 颜色空间舌图像。值得一提的是:RGB 颜色空间不能直接转换为 L*a*b* 颜色空间,需要借助 CIE XYZ 颜色空间,把 RGB 颜色空间转换到 CIE XYZ 颜色空间,再把 CIE XYZ 颜色空间转换到 L*a*b* 颜色空间。HSV 颜色空间可以用相关公式由 RGB 颜色空间得到。

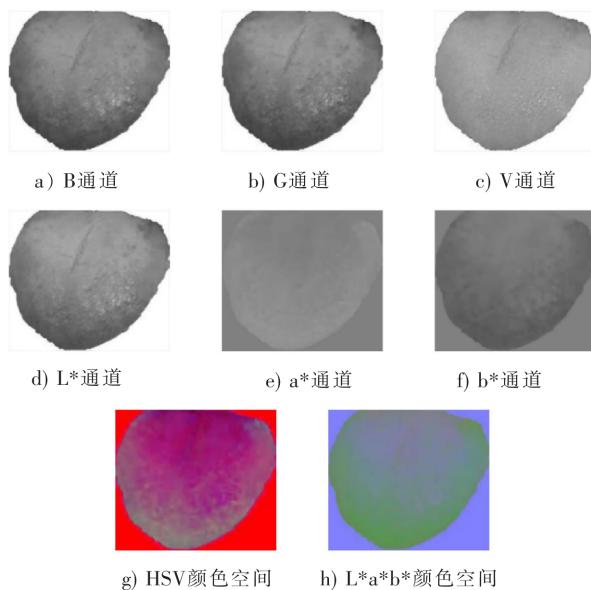


图 3 不同颜色空间舌图像

Fig.3 Tongue images in different color spaces

将上述 6 个单通道舌图像像素值两两对应组合,共得到 15 种组合,分别为 {B,G},{B,V},{B,L*},{B,a*},{B,b*},{G,V},{G,L*},{G,a*},{G,b*},{V,L*},{V,a*},{V,b*},{L*,a*},{L*,b*},{a*,b*}。由此可知,聚类样本点为双通道舌图像像素值。TCBS 模型对上述 15 组聚类样本点分别聚类,选择分离效果最好的舌苔和舌质,并记录对应的 2 个通道。

1.2.2 获得初始聚类中心点

目前,多数舌苔舌质分离方法在选用 K-means 算法实现时,均未考虑初始聚类中心点对分离效果的影响。然而传统 K-means 算法会由于随机选择初始聚类中心点而导致算法效果不稳定,可能使算法陷入局部最优解的情况,因此提出了一种确定 K-means 初始聚类中心点的方法。

K-means 算法初始聚类中心点的确定主要依据各通道舌图像像素的分布直方图。TCBS 模型首先为 6 个通道评分,然后针对每组聚类样本点,依据得分高的通道分布直方图来确定该组初始聚类中心

点。具体评分过程和确定初始聚类中心点步骤如下所述。TCBS 模型借鉴文献[7]和文献[11]中的方法对各通道进行评分,主要步骤包括:画各通道分布直方图、对各分布直方图求闭运算、对闭运算后直方图的轮廓平滑化、对各通道进行评分。

1)画各通道分布直方图。如图 4 所示,直方图的横坐标为该通道像素值的取值范围,即 [0,255],纵坐标为各像素值对应的像素点的个数。TCBS 模型按式(1)对分布直方图的纵坐标进行归一化处理(舌图像大小:300 像素×300 像素):

$$y'(i) = \frac{y(i)}{y_{\max}(i)} \times 300, \quad (1)$$

式中:y(i)为各像素值对应像素点的个数;y_{max}(i)为{y(1),y(2),...}中的最大值;y'(i)为归一化后的结果。

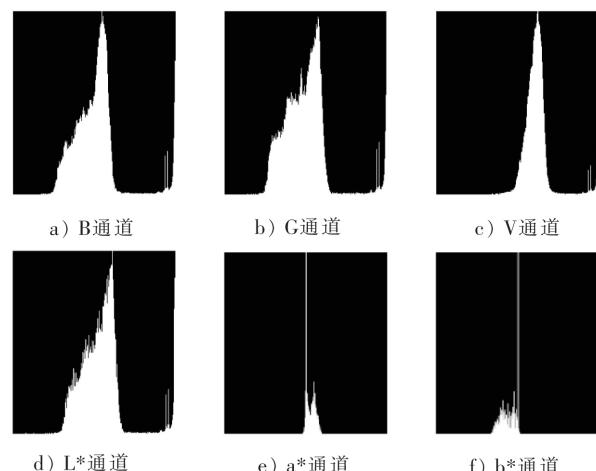


图 4 各通道分布直方图

Fig.4 Distribution histograms of each channel

2)各分布直方图求闭运算。为了对分布直方图的轮廓进行平滑化处理以便更明显地观察峰值,首先对以上分布直方图进行闭运算,即对直方图先做膨胀再做腐蚀运算。膨胀将与分布直方图连接的所有部分合到一起,使边界向外部扩张,填补图像中出现的空洞;腐蚀则消除图像边界点,使边界向内部收缩,可以消除一些对整体图像意义不大的部分。可见,闭运算对分布直方图中的近邻进行了连接,填充分布直方图内细小空洞,平滑了其边界,从而便于提取分布直方图的轮廓,如图 5 所示。

3)对直方图轮廓平滑化。为了便于通道评分时的面积计算和更明显地观察直方图的峰值,需要对直方图的轮廓进行平滑化处理。TCBS 模型采用的平滑化分布函数如式(2)所示:

$$Y(i) = 300 - \min_{\text{row}_i}, \quad (2)$$

式中:Y(i)表示平滑化分布函数,i 是各通道对应的

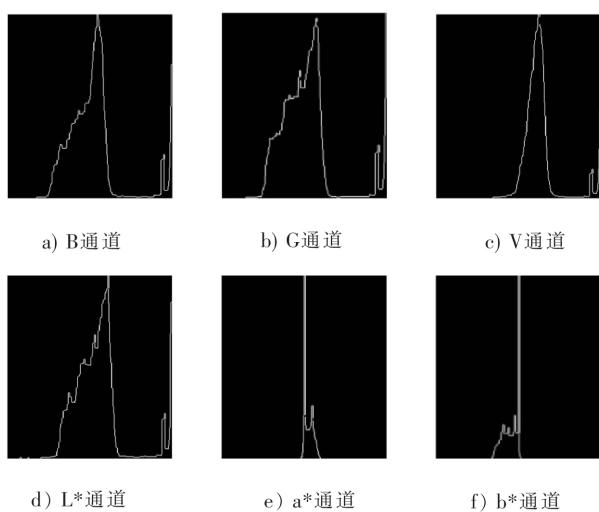


图 5 各通道分布直方图轮廓

Fig.5 Distribution histogram outlines of each channel

像素值,也是分布直方图轮廓的列值; \min_row_i 是轮廓图中第 i 列像素点中灰度值不为 0 的像素点行数的最小值。

4) 对各通道进行评分。评分公式如式(3)所示。

$$G = \frac{s_{i_{p1}} + s_{i_{p2}}}{s_{\text{all}}} \times \text{dis} \times \frac{i_{p1}}{i_{\min}}, \quad (3)$$

式中: G 为通道的直方图得分结果; $s_{i_{p1}}$ 为直方图最高峰所覆盖的面积; $s_{i_{p2}}$ 为直方图第 2 峰所覆盖的面积; s_{all} 为整个平滑化分布直方图所覆盖的面积, dis 为最高峰和第 2 峰之间的距离, i_{p1} 为最高峰所对应的像素值; i_{\min} 为最高峰和第 2 峰之间谷底所对应的像素值。

$$s_{i_{p1}} = Y(i_{p1}) + \sum_{m=1}^5 (Y(i_{p1}-m) + Y(i_{p1}+m)), \quad (4)$$

$$s_{i_{p2}} = Y(i_{p2}) + \sum_{m=1}^5 (Y(i_{p2}-m) + Y(i_{p2}+m)), \quad (5)$$

$$s_{\text{all}} = \sum_{i=0}^{255} Y(i), \quad (6)$$

$$\text{dis} = |i_{p1} - i_{p2}|, \quad (7)$$

式中 i_{p2} 确定方法如下: i_{p2} 选取除去 $s_{i_{p1}}$ 所包含的范围内使得平滑化分布直方图达到最高点的列值,且若以该点为中心,左右 2 个点均递减,则选择该点为 i_{p2} 。

求出 6 个通道得分之后,每组确定初始聚类中心点的方法如下。

1) 假设某通道组合 $\{f_1, f_2\}$, f_1 和 f_2 对应的得分分别为 s_{f1} 和 s_{f2} 。
2) 如果 $s_{f1} > s_{f2}$, 从 f_1 对应的轮廓平滑化

分布直方图中找到最高峰、第 2 峰所对应的像素值,设为 i_{p1}, i_{p2} 。遍历该双通道舌图像的所有像素点,找到 f_1 通道的像素值为 i_{p1} 的所有像素点,并求这些像素点的 f_2 通道的像素值的平均值,设为 $i_{p1'}$;再找到 f_1 通道的像素值为 i_{p2} 的所有像素点,并求这些像素点的 f_2 通道的像素值的平均值,设为 $i_{p2'}$ 。将 $((i_{p1}, i_{p1'}), (i_{p2}, i_{p2'}))$ 作为初始聚类中心点(质心)。

3) 如果 $s_{f1} < s_{f2}$, 从 f_2 对应的轮廓平滑化分布直方图中找到最高峰、第 2 峰所对应的属性值,设为 i_{p1}, i_{p2} 。遍历该舌图像的所有像素点,找到 f_2 通道的像素值为 i_{p1} 的所有像素点,并求这些像素点的 f_1 通道的像素值的平均值,设为 $i_{p1'}$,再找到 f_2 通道的像素值为 i_{p2} 的所有像素点,并求这些像素点的 f_1 通道的像素值的平均值,设为 $i_{p2'}$ 。将 $((i_{p1'}, i_{p1}), (i_{p2'}, i_{p2}))$ 作为初始聚类中心点(质心)。

1.3 舌苔舌质分离

将 15 组两通道样本点都聚为 2 类,记录每组中各类的像素点坐标,然后每组依据像素点坐标将 2 个类别还原为原始 RGB 彩色图像。此时,共得到 15 组舌苔和舌质,然后对每组聚类效果进行评价,挑选效果最好的组合,作为该舌图像的舌苔和舌质分离结果。具体的聚类步骤如算法 1 所示。

算法 1 基于聚类的苔质分离算法。

输入:一幅由 2 个通道(设为 $\{f_1, f_2\}$)表示的图像。

输出:2 类结果,分别为舌苔、舌质。

- 1) 将 k 值设定为 2;
- 2) 将 f_1 和 f_2 对应的得分分别设定为 s_{f1} 和 s_{f2} ;
- 3) for $i =$ the first pixel to the last pixel // 遍历图像的 90 000 个像素点;
- 4) 判断 s_{f1} 和 s_{f2} 的大小,确定初始聚类中心(质心);
- 5) 计算每一个像素点与其质心的距离,将像素点划分到较近的质心所属的类别;
- 6) 重复第 5 步,直到收敛。

显然,将不同的组合输入算法 1,将得到不同的苔质分离结果。

文献[11]采用 CH 指数、I 指数、avg_{bwp} 指数的方式对不同的聚类结果进行评价。然而,在实验中发现,由于舌苔在舌体上分布存在不连续等复杂性因素,通过文献中的方法将最好的分离结果比较出来具有一定的难度。因此,TCBS 模型采用如式(8)所示的苔质分离效果指数对每种分离结果进行比

较。dit_s 值越小表示该组合的效果越好。

$$\text{dit}_s = \frac{|s_r - s_x|}{s_r}, \quad (8)$$

式中:dit_s 表示相对面积差,s_r 表示人工手动分离舌苔的面积,s_x 表示当前组合分离出的舌苔面积。

按式(8)对 15 种聚类结果进行比较,其结果如图 6 所示。可见,效果最好的组合为属性组合 {G, b*}, TCBS 模型则将 {G, b*} 对应的聚类结果作为最终的输出结果,如图 7 所示。

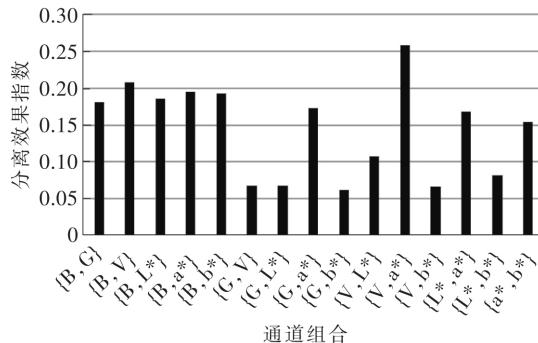


图 6 15 种聚类结果比较

Fig.6 Comparison of 15 clustering results

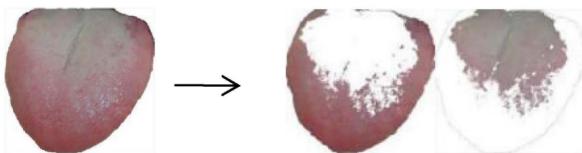


图 7 效果最好的组合

Fig.7 The best combination

2 实验设计与分析

为验证本文方法的有效性及适用性,将其与当前主流的舌苔舌质分离方法进行对比。实验所选用的医学舌图像(共 50 张,大小:300 像素×300 像素)均来自《中医舌诊大全》。

2.1 不同方法分离结果及分析

比较了 TCBS 模型与目前主流的舌苔舌质分离方法的实验结果,具体方法如下所述:

1) 随机选择初始聚类中心点的情况下,RGB 三通道舌图像像素聚类(以下简称 random_RGB);

2) 确定初始聚类中心点的情况下,RGB 三通道舌图像像素聚类(以下简称 determine_RGB);

3) 随机选择初始聚类中心点的情况下,HSV 三通道舌图像像素聚类(以下简称 random_HSV);

4) 确定初始聚类中心点的情况下,HSV 三通道舌图像像素聚类(以下简称 determine_HSV);

5) 随机选择初始聚类中心点的情况下,L* a*

b* 三通道舌图像像素聚类(以下简称 random_L* a* b*);

6) 确定初始聚类中心点的情况下 L* a* b* 三通道舌图像像素聚类(以下简称 determine_L* a* b*);

7) 随机选择初始聚类中心点的情况下,a* 单通道舌图像像素聚类(以下简称 random_a*);

8) 确定初始聚类中心点的情况下,a* 单通道舌图像像素聚类(以下简称 determine_a*).

图 8 显示了上述各方法与本文方法的分离结果,其中第 1 列表示原始图像,第 2 列表示舌图像,第 3 列表示分离得到的舌苔图像,第 4 列表示分离得到的舌质图像。

图 8 a)、c)、e)、g) 表示 K-means 算法在随机选择初始聚类中心点的情况下,对不同颜色空间舌苔舌质的分离结果,图 8 b)、d)、f)、h) 表示 K-means 算法在用本文方法确定了初始聚类中心点后对不同颜色空间舌苔舌质分离的结果,图 8 i) 表示 TCBS 模型分离得到的舌苔和舌质。

图 8 分离结果的原因分析如下。

1) 确定了初始聚类中心点的聚类算法的分离结果比随机选择初始聚类中心点的结果更准确。产生这种分离结果的原因是:随机选择初始聚类中心点,每次聚类结果不稳定,且随机选出的 2 个中心点并不能完全反映出舌苔和舌质的像素信息。本文利用单通道舌图像分布直方图的最高峰和第 2 峰来确定初始聚类中心点,最高峰和第 2 峰代表了在舌图像上色彩分布最多的 2 个像素值,所以确定的 2 个初始聚类中心点可以很好地反映出舌苔和舌质的像素信息。所以用选出的点作为初始聚类中心点得到的聚类结果更稳定且更准确。

2) TCBS 模型选用的双通道舌图像比其他颜色空间舌图像的分离效果更好。产生这种分离结果的原因是:RGB, HSV, L* a* b* 3 种颜色空间,各自的单通道分量之间相关性太强,3 个通道并不是真正意义上的互补,作为聚类样本没有考虑到其他一些颜色空间信息对聚类结果的影响。单通道舌图像直接作为聚类样本只考虑了一个通道对聚类效果的影响,而忽略了其他颜色空间。TCBS 模型选用的双通道舌图像综合了 3 个颜色空间的单通道,选择影响力最大的 2 个通道作为聚类样本,所以聚类效果优于其他颜色空间舌图像。

为了更直观地显示图 8 得到的分离结果,且进一步验证 TCBS 模型的可行性,采用下述 MSE 相似度(如式(9)所示)、均值哈希相似度(mean hash similarity)、差值哈希相似度(difference hash similarity)

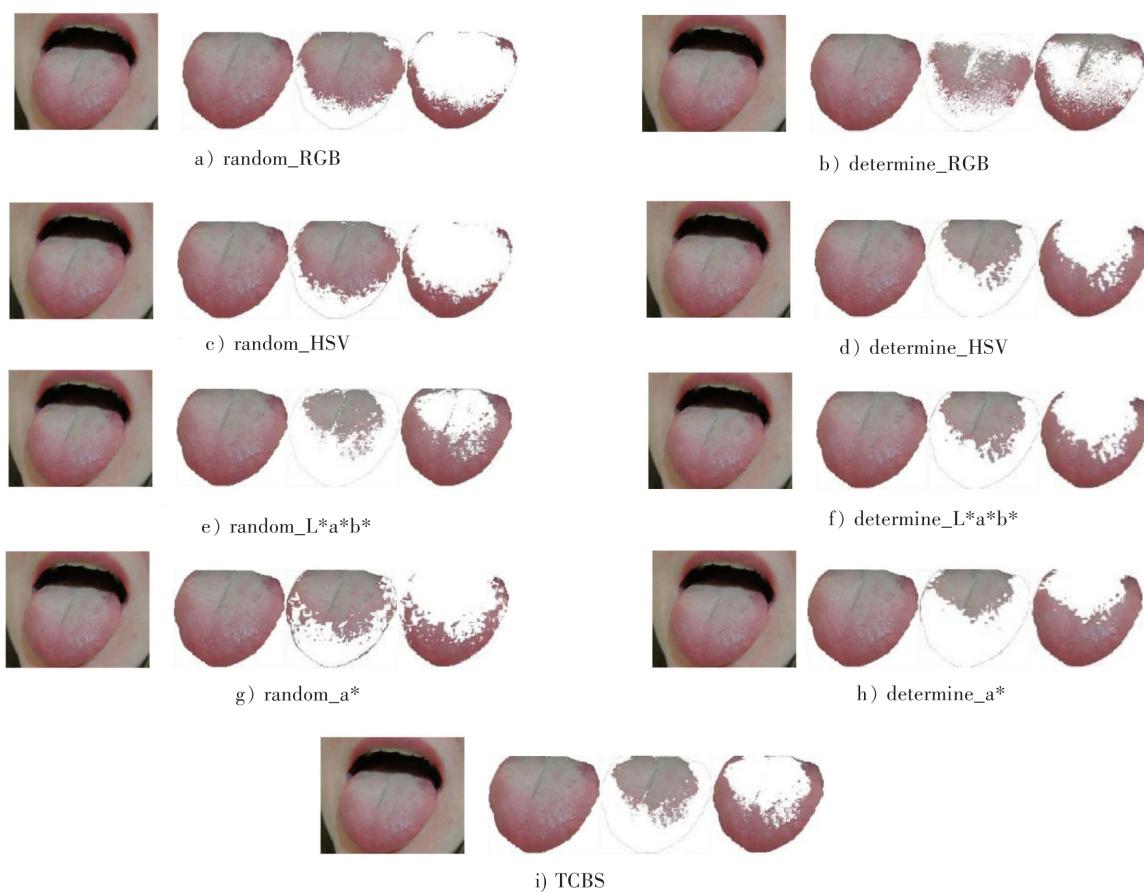


图 8 舌苔舌质分离结果

Fig.8 Results of tongue coating and body separation

和相对面积差(relative area difference)(如式(8)所示)4 种评价指数作为评价标准。使人工分离得到的舌苔作为基准,将 TCBS 模型得到的舌苔与上述 8 种方法得到的舌苔图像进行对比。

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2, \quad (9)$$

式中: m 和 n 分别表示图像的宽和高, I 和 K 分别表示 2 张测试图片对应的像素值, 即将 2 张测试图片对应位置的像素值相减, 然后将结果累积起来即可。

上述 4 种评价指数均表示值越小分离效果越理想,为了更直观的比较,采用式(10)对上述各方法进行了归一化处理。

$$\overline{N_i} = \frac{N_i}{\sum_{i=1}^n N_i}, \quad (10)$$

式中: $\overline{N_i}$ 为归一化后的第 i 种方法的指数值; N_i 为第 i 种方法。

图 9 为 TCBS 模型与上述 8 种舌苔舌质分离结

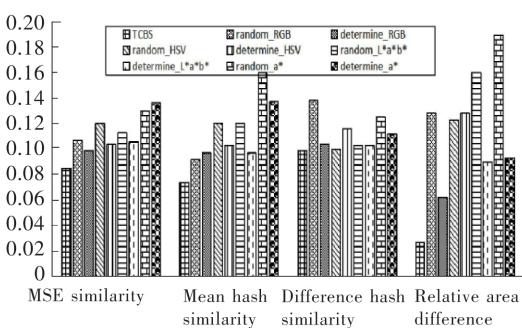


图 9 舌苔舌质分离结果对比

Fig.9 Comparison of tongue coating and body separation results

从图 9 不难看出, TCBS 模型 4 个指标的值均小于其他 8 种方法得到的指数值,验证了双通道组合方法分离结果优于单通道和三通道方法。从图 9 也可以看出,对于同一颜色空间(如 RGB 颜色空间),随机选择初始聚类中心点的聚类方法(如 random_RGB)的上述 4 种评价指数基本上都大于确定初始聚类中心点的聚类方法(如 determine_RGB)的指数值。由于 4 种评价指数均是值越小,聚

类效果越理想,所以进一步验证了本文提出的确定初始聚类中心点方法的可用性。

2.2 TCBS 模型有效性验证

为验证 TCBS 模型的有效性,将 50 张原始图像数据集均用 TCBS 模型处理,得到舌苔和舌质。统计每张图像分离效果最好的 2 个通道,共得到 100 个通道,计算各通道的占比,最后得出 G 和 L* 通道占比最高。G 通道为绿色通道,而舌质一般为红色,舌苔一般为白色、黄色和灰黑色,在该通道下各颜色可以更明显得到显示;另外,一般情况下,舌苔的反光能力强于舌质,所以 L* 通道能更明显地区分舌苔和舌质。鉴于此,50 张舌图像聚类样本点可以直接选择用 G 和 L* 2 个通道舌图像像素值。对样本点聚类,再还原为 RGB 彩色图像,得到舌苔和舌质图像。数据集 90% 的图像可以取得较好的结果。图 10 给出了在 50 张图像数据集上任意选择的 3 张原始图像,用 G 和 L* 2 个通道舌图像像素值作为聚类样本,聚类得到的舌苔和舌质分离结果。直观上看,TCBS 模型对白、黄、灰黑苔的分离结果均比较理想。由此证明 TCBS 模型的有效性。

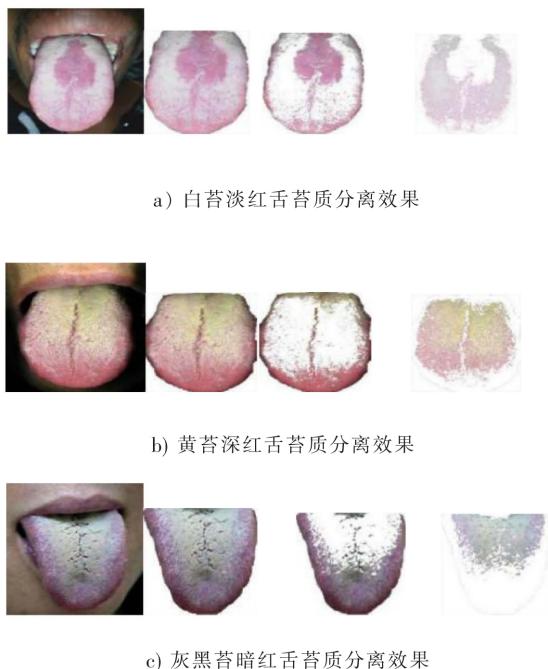


图 10 不同舌苔舌质分离效果

Fig.10 Different effects of tongue coating and body separation

3 结语

提出一种基于 K-means 聚类的舌苔舌质分离方法,为舌诊客观化相关研究提供了新思路。通过任一张舌图像的 B,G,V,L*,a*,b* 6 个通道中

选出的 2 个通道像素值进行聚类并分析,得出双通道舌图像聚类效果比三通道和单通道舌图像更好;通过单通道舌图像分布直方图的峰值来确定 K-means 算法初始聚类中心点,提高了舌苔舌质分离方法的精确性和稳定性。本文对 50 张舌图像数据集进行实验并对结果进行分析,发现 90% 以上的图像可以取得较好的舌苔舌质分离结果。由此可见,该选取通道的方法和确定初始聚类中心点的方法具有一定的实用性。

但是,上述方法对舌苔不明显的舌图像分离效果不佳,下一步工作将继续扩大数据集,综合考虑舌苔、舌质的性质,改善这种不足,并设计自动化舌诊系统用于初步诊断患者病情,得到相应的诊断建议。

参考文献/References:

- [1] 郑丰. 开放环境下中医舌象检测与分割方法研究[D]. 厦门: 厦门大学, 2017.
- ZHENG Feng. Research on Tongue Detection and Tongue Segmentation in Open Environment [D]. Xiamen: Xiamen University, 2017.
- [2] 刘明, 赵静, 李刚, 等. 高光谱成像用于中医舌诊舌苔信息提取[J]. 光谱学与光谱分析, 2017, 37(1): 162-165.
- LIU Ming, ZHAO Jing, LI Gang, et al. Tongue coat information extraction of the traditional Chinese medicine with hyperspectral image[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(1): 162-165.
- [3] 高清河, 刚晶, 王和禹, 等. 舌诊图像分割和特征提取的方法研究与应用[J]. 中国中医药现代远程教育, 2017, 15(13): 147-149.
- GAO Qinghe, GANG Jing, WANG Heyu, et al. Research and application of tongue image segmentation and feature extraction method in traditional Chinese medicine[J]. Chinese Medicine Modern Distance Education of China, 2017, 15(13): 147-149.
- [4] 王学民, 吕元婷, 王瑞云, 等. 基于双光源的舌质舌苔分离方法研究[J]. 纳米技术与精密工程, 2016, 14(6): 434-439.
- WANG Xuemin, LYU Yuanting, WANG Ruiyun, et al. Research on separation method of tongue body and coating based on double light sources [J]. Nanotechnology and Precision Engineering, 2016, 14(6): 434-439.
- [5] 韩立博, 胡广芹, 张新峰, 等. 基于直方图均衡化的伽马校正和 K-means 聚类的舌象苔质分离方法[J]. 北京生物医学工程, 2019, 38(1): 1-6.
- HAN Libo, HU Guangqin, ZHANG Xinfeng, et al. Separation method of tongue coating and body of tongue image based on histogram equalization and gamma correction and K-means clustering[J]. Beijing Biomedical Engineering, 2019, 38(1): 1-6.

- [6] KAWANABE T, KAMARUDIN N D, OOI C Y, et al. Quantification of tongue colour using machine learning in Kampo medicine[J]. European Journal of Integrative Medicine, 2016, 8(6):932-941.
- [7] 陈海燕, 卜佳俊, 龚一萍, 等. 一种基于多色彩通道动态阈值的舌苔舌质分离算法[J]. 北京生物医学工程, 2006, 25(5): 466-469.
CHEN Haiyan, BU Jiajun, GONG Yiping, et al. The algorithm of tongue body and tongue coating separation based on the dynamic threshold of multiple color channels[J]. Beijing Biomedical Engineering, 2006, 25(5):466-469.
- [8] 郭宙, 杨学智, 司银楚, 等. 基于 K -均值聚类的常用色彩空间舌质舌苔分割研究[J]. 北京中医药大学学报, 2009, 32(12): 819-821.
GUO Zhou, YANG Xuezhi, SI Yinchu, et al. Segmentation of tongue body and fur based on common color spaces of K -means clustering [J]. Journal of Beijing University of Traditional Chinese Medicine, 2009, 32(12):819-821.
- [9] SOARES L, ALVES A. Analysis of colorimetry using the CIE-L* a* b* system and the photocatalytic activity of photochromic films[J]. Materials Research Bulletin, 2018, 105: 318-321.
- [10] MARKCHOM T, LIPIKORN R. Thin cloud removal using local minimization and logarithm image transformation in HSI color space[C]// 2018 4th International Conference on Frontiers of Signal Processing (ICFSP). Poitiers: IEEE, 2018:88552064.
- [11] 李兆龙, 苏育挺. 一种基于聚类的舌苔舌质分离方法[J]. 南开大学学报(自然科学版), 2017, 50(4):52-56.
LI Zhaolong, SU Yuting. A kind of method for separation between tongue coating and nature based on clustering[J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Nankaiensis, 2017, 50 (4):52-56.
- [12] 霍凤财, 孙雪婷, 任伟建, 等. Lab 空间的改进 k -means 算法彩色图像分割[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2019, 37(2): 148-154.
HUO Fengcai, SUN Xueting, REN Weijian, et al. Improved k -means algorithm based on lab space for color image segmentation[J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2019, 37(2):148-154.
- [13] GARCJA-LAMONT F, CERVANTES J, LÓPEZ-CHAU A, et al. Contrast enhancement of rgb color images by histogram equalization of color vectors' intensities[C]// Intelligent Computing Methodologies. Wuhan:[s.n.], 2018:443-455.
- [14] TANG M, AYED I B, MARIN D, et al. Secrets of GrabCut and kernel K -means [C]// International Conference on Computer Vision (ICCV 2015). [S. l.]: [s. n.], 2015: 1555-1563.
- [15] JAISAKTHI S M, MIRUNALINI P, ARAVINDAN C. Automated skin lesion segmentation of dermoscopic images using grabcut and k -means algorithms[J]. IET Computer Vision, 2018, 12(8):1088-1095.