

基于形状先验水平集的高鲁棒性中医舌图像分割方法

张新峰,王明英,蔡轶珩,卓力

(北京工业大学 电子信息与控制工程学院,北京 100124)

摘要: 中医舌图像分割一直面临着由于采集设备更新换代等因素带来的分割方法鲁棒性下降的问题. 提出一种基于形状先验主动轮廓模型的中医舌图像分割方法. 首先,采用统计方法获得大致舌体图像;然后,采用形状先验水平集方法得到基本完整的舌体;最后,采用 Snake 模型方法得到最终准确分割结果. 实验结果表明:该方法对于不同环境下得到的舌图像分割都具有良好的分割效果.

关键词: 舌图像分割; 色度统计; 形状先验; 水平集; Snake 模型

中图分类号: TP 301.6

文献标志码: A

文章编号: 0254-0037(2013)10-1481-07

High Robust Tongue Image Segmentation Algorithm Based on Active Contour Model With Shape Priors

ZHANG Xin-feng, WANG Ming-ying, CAI Yi-heng, ZHUO Li

(College of Electronic Information and Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: There always exists a problem with the tongue image segmentation that the robustness of the method decreases as the hardware is replaced or upgraded. In this paper, a novel tongue image segmentation method is proposed based on active contour model with shape priors. The statistical method is used to get a rough result, then the level set method with shape priors is used to get a mostly complete tongue, and the exact tongue is finally obtained using a post-processing step. Experimental results show that accurate segmentation can be obtained with the proposed method for different tongue image acquisition environments.

Key words: tongue segmentation; statistical chromaticity; shape prior; level set; Snake model

舌诊^[1]是中医四诊中望诊的重要内容,是中医诊法的特色之一. 中医通过观察舌体颜色形态等来了解人体脏腑和气血的健康状况. 传统的中医舌诊受制于医生的经验和主观判断,这不但制约着中医诊疗整体水平而且使中医一直没有摆脱经验医学的束缚. 所以近年来人们运用计算机视觉等技术并结合中医专家的丰富临床经验对舌诊客观化做了大量的研究,取得了不少成果,推动了中医舌诊客观化的发展.

为了对采集到的舌图像作进一步分析研究,必

须将舌体部分从原始采集图像上精确分割出来. 近年来,舌图像分割方法研究已经取得了一定的进展. 从早期的基于图像底层信息的分割方法^[2-3],到后来的结合高层知识的 Snake 模型方法及在此基础上发展出来的 Snake 模型混合方法^[4-5]. 除此之外还有各种基于其他原理的舌图像分割方法^[6-7]. 这些方法针对各自舌图像的特点,都获得了一定的结果.

虽然舌图像分割方法研究已经取得一定进展,但它还存在以下问题:在特定的舌象分析系统上面采用的分割方法^[4],当对现有仪器进行升级换代

收稿日期: 2012-05-25.

基金项目: 北京市教委科技发展基金资助项目(SM201210005013).

作者简介: 张新峰(1974—),男,副教授,主要从事图像处理、模式识别方面的研究, E-mail: zxf@bjut.edu.cn.

时,即采集设备和光照环境发生变化时,原有方法不再有效.原有分割方法往往利用色度信息区分人脸跟舌体,舌图像采集设备或者光照环境变化会导致图像整体的颜色发生偏移,另外图像中人脸背景也发生了变化,因此原有方法不再适用.改进原有方法或者研究新的分割算法都会耗费额外的时间和人力,这对舌诊客观化的研究发展产生了很大的影响.

针对这种情况,首先根据统计的思想对舌体样本进行色度分布统计,利用得到的舌体色度分布区间得到大致的舌体区域.与现有的自适应阈值法^[4]确定舌体区域相比,该方法具有更高的鲁棒性.一般情况下,得到的舌体区域含有大量噪声点,舌体也残缺不全,使用 Snake 模型的方法一是难以消除噪声的影响,二是收缩得到的结果也是残缺的舌体轮廓.故本文采用加入先验形状信息的水平集方法,该方法能处理曲线拓扑结构变化,因而能轻易绕过噪声点,而加入形状先验信息使得曲线在动态演化中总是保持与先验形状偏差最小.

1 分割方法

本文算法的流程如图 1 所示.

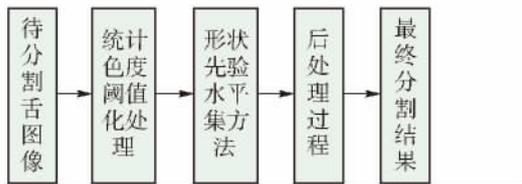


图 1 分割方法流程

Fig. 1 Flow chart of the proposed segmentation method

算法步骤如下:

步骤 1 计算舌体样本的色度并对其进行统计得到舌体的色度分布区间,根据此区间得到舌体的大致区域;

步骤 2 对步骤 1) 得到的图像使用形状先验水平集方法进行演化迭代,得到初步分割结果;

步骤 3 对初步分割结果进行后处理得到最终精确的分割结果.

1.1 统计色度阈值化处理

传统的色度计算公式为

$$\max = \max(R, G, B) \quad (1)$$

$$\min = \min(R, G, B) \quad (2)$$

$$f = ((mid - \min) / (\max - \min)) / 6 \quad (3)$$

$$\begin{cases} \text{Base} = 0, OS = 1/6 - f, R = \max, B = \min \\ \text{Base} = 5/6, OS = 1/6 - f, R = \max, G = \min \\ \text{Base} = 2/6, OS = f, G = \max, R = \min \\ \text{Base} = 1/6, OS = 1/6 - f, G = \max, B = \min \\ \text{Base} = 4/6, OS = f, B = \max, G = \min \end{cases} \quad (4)$$

$$H = 360 \times (\text{Base} + OS) \quad (5)$$

式中 mid 为 RGB 的颜色中值.按照式(5)计算的色度如图 2 所示.



图 2 色度示意

Fig. 2 Diagram of chroma

图 2 中看到色度的起始零点位于红色和品红 2 种颜色区间的分界处.实验中发现,舌图像中舌体色度分布在这 2 个区间内,因而在计算色度时色度值不连续,为了便于对舌体色度进行分布统计,对传统的色度计算公式作了修改,计算时只需将式(4)替换成式(6):

$$\begin{cases} \text{Base} = 0, OS = f, B = \max, G = \min \\ \text{Base} = 5/6, OS = 1/6 - f, B = \max, R = \min \\ \text{Base} = 2/6, OS = f, R = \max, B = \min \\ \text{Base} = 1/6, OS = 1/6 - f, R = \max, G = \min \\ \text{Base} = 4/6, OS = f, G = \max, R = \min \\ \text{Base} = 3/6, OS = 1/6 - f, G = \max, B = \min \end{cases} \quad (6)$$

修改之后色度的起始零点顺时针旋转了 120°,这样舌体的色度便分布在连续区间内,新的色度如图 3 所示.

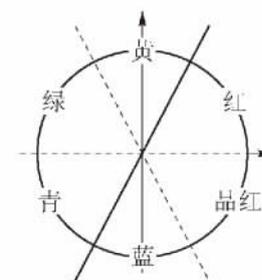


图 3 新的色度示意

Fig. 3 New diagram of the chroma

在现有的一类舌图像分割方法中^[2,8],采用将

RGB 转换到 HIS 空间,根据自适应色度阈值将舌体与人脸区分开. 这存在 2 个问题: 一是舌体与脸部色度非常接近,自适应的阈值法准确性不高,得到的也是比较粗略的区分;二是当舌图像采集设备或采集环境发生变化时,原有的自适应区分规律也会发生改变,导致分割不再准确. 为此,对小部分舌体样本进行色度分布统计,得到大致的舌体色度分布区间,根据此区间对舌体进行初始区分,该方法不仅提高了舌体初始区分的准确性,也提高了分割的鲁棒性.

具体的操作步骤如下:

步骤 1 取少量舌体样本,根据修改的色度计算方法计算其色度,统计得到所有像素点色度的均值 μ 和标准差 σ ;

步骤 2 将区间 $[\mu - n \times \sigma, \mu + n \times \sigma]$ 等分成 20 个小区间,其中 n 根据具体情况而定,本文取 3. 统计落在各个小区间内的样本个数,取样本个数排名前 10 的 10 个区间作为最终的色度分布区间.

根据上述区间对舌图像进行初始区分,图 4 为 2 个不同采集设备(I 型舌像仪、II 型舌像仪)获得舌图像的初始区分结果,从图中可看出,利用本文统计方法得到的结果比较准确.

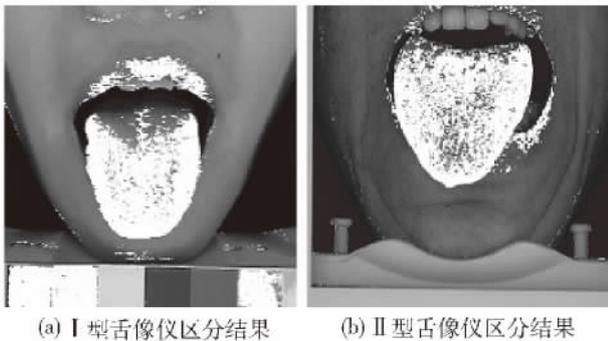


图 4 统计色度阈值化的结果

Fig. 4 Tongue image attained by setting statistical hue-threshold

1.2 加入先验形状信息的水平集舌图像分割方法

1.2.1 舌体先验形状构造

本文先验形状构造方法与文献[9]类似,分为 2 步,首先是获取舌体样本并进行配准对齐,然后对对齐之后的形状样本求平均,最终得到先验形状.

与文献[10-11]一样,本文也采用符号距离函数来表示舌形状样本,设计关于这些符号距离函数的能量泛函,当能量泛函取得极小值时样本达到对齐,能量泛函如式(7)所示:

$$E_{align}(\Phi_i(a, b, r, \theta), \Phi_0) =$$

$$\iint_{\Omega} (H(\Phi_i(a, b, r, \theta)) - H(\Phi_0))^2 dx dy \quad (7)$$

式中: Φ_i 为每一个形状样本的符号距离函数; Φ_0 为标准样本的符号距离函数; $H(x)$ 为 Heaviside 函数, a, b 分别为形状样本的平移参数; r, θ 分别为缩放和旋转参数. 其总体思想是首先设定一个标准舌体形状样本,然后将其他所有形状样本与之对齐,从而实现最终所有样本的对齐.

文献[9]中利用梯度下降法求解能量泛函的最小值,实验发现,该方法对于舌形状样本往往得不到全局最小值,会出现收敛到局部极小值的情况,这也是梯度下降法自身固有缺点之一. 针对舌图像的特点,即舌体的平移、缩放和旋转幅度在一个不大的范围内波动,本文决定采用网格搜索的方法求解全局极小值.

实验选取 30 幅舌形状样本来构建先验形状,图 5 为 15 幅原始的舌形状,其中第 1 张为选取的标准形状,对齐的过程就是将其其他样本与之对齐. 图 6 为样本对齐后的结果,从图中可看出经过对齐之后舌形状方向和尺寸都非常接近.

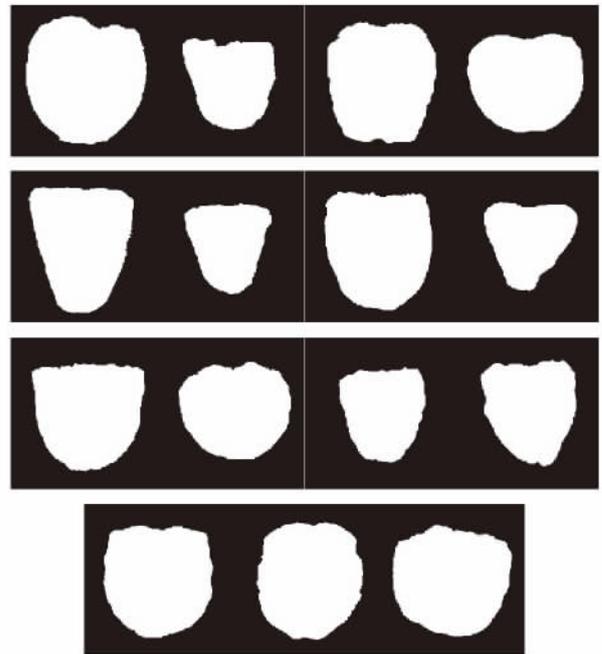


图 5 训练形状样本

Fig. 5 Training data: 15 2-D binary shape models of the tongue

从图 7 可看出,对齐之后舌体形状样本得到了最大程度的叠加,得到了对齐之后的形状样本,对所有样本叠加求其平均就得到了舌体的先验形状,结果如图 8 所示.

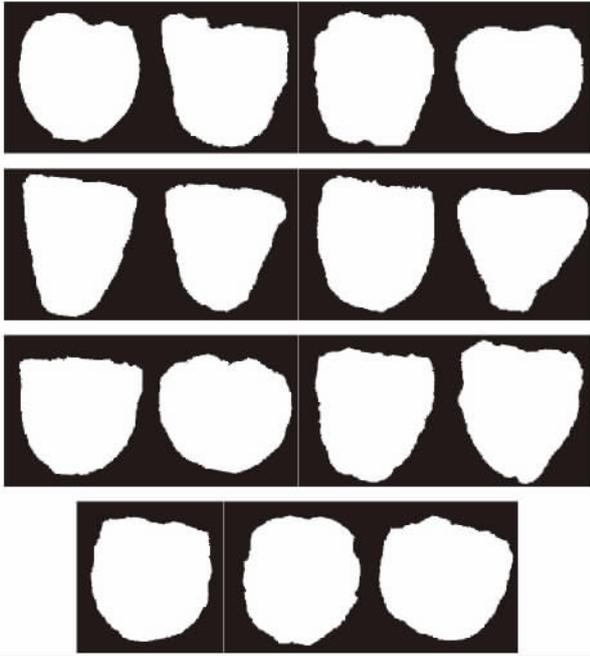
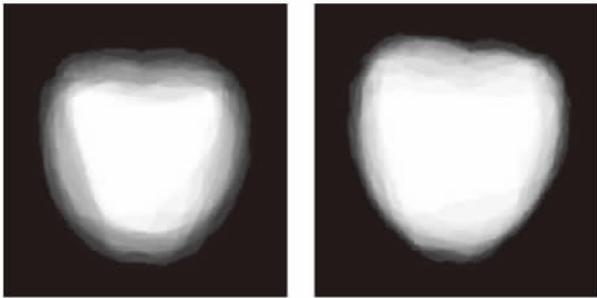


图6 对齐之后的形状样本

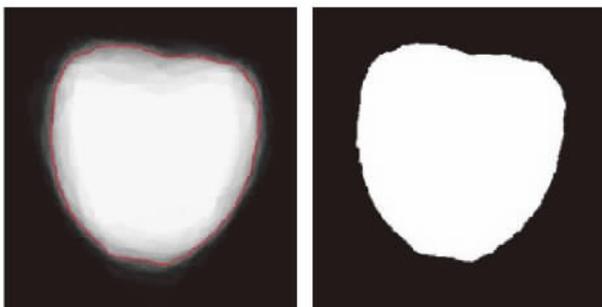
Fig. 6 Alignment result of the above 15 2-D shape models



(a) 对齐之前的形状样本叠加后的平均图像 (b) 对齐之后的形状样本叠加后的平均图像

图7 形状样本对齐前后的叠加平均图像比较

Fig. 7 Comparison of the amount of shape overlap before and after alignment



(a) 叠加后的样本平均图像, 红线是得到的先验形状轮廓 (b) 得到的先验形状轮廓

图8 舌体的先验轮廓

Fig. 8 Prior shape of the tongue

1.2.2 水平集初始化轮廓

通常情况下,水平集模型在进行曲线演化时初始化轮廓为圆形或者其他规则形状,实际中也可直接用它来进行舌体的分割. 本文将先验形状的轮廓作为水平集的初始化轮廓,它比普通轮廓线更接近舌体的真实边缘,因而更能快速迭代收敛到目标边缘处. 先验形状的轮廓被用来当做水平集初始轮廓前需要进行规范化,具体步骤如下:

步骤1 取部分舌图像样本,统计舌体的平均质心坐标和舌体像素点到质心的平均距离,它们代表了舌体的平均位置和尺寸. 具体公式为

$$\mu_\phi = \int x \frac{H(\phi)}{\int_\Omega H(\phi) dx} dx \quad (8)$$

$$\sigma_\phi = \left(\int (x - \mu_\phi)^2 \frac{H(\phi)}{\int_\Omega H(\phi) dx} dx \right)^{1/2} \quad (9)$$

式中 ϕ 为形状的符号距离函数.

步骤2 根据上面得到的参数对先验形状的轮廓进行平移和缩放,最终得到水平集的初始轮廓线.

1.2.3 改进的形状先验水平集方法

基于形状先验的水平集方法最早是由 Leventon 等^[12]提出的,在传统单纯基于图像信息的水平集方法中加入形状信息,使得曲线演化同时受到这2方面因素的影响. 此后 Chen 等^[13]和 Tsai 等^[9]对这种方法进行了完善和改进,形状先验加入使得曲线演化保持与先验形状近似,在目标不完整的情况下,收敛结果也能保持完整的形状. 本文使用统计色度得到舌体大致区域时,出现部分舌体不完整的情况,所以本文将基于形状先验的水平集方法应用到舌图像分割中来.

形状先验水平集方法的能量泛函包含2部分:图像能量和形状能量. 图像能量通常基于边缘和区域信息,基于边缘的方式主要依赖图像梯度来控制曲线演化,而基于区域的方式对噪声和不明显边缘更为有效. 舌图像中舌体边缘不完整连续,存在弱边缘,而且舌体区域的整体颜色比较接近,所以本文采用的是基于区域的图像能量. 具体采用了 CV 水平集^[14]的定义,

$$E_{CV} = \iint_\Omega \{ (\mu - c_1)^2 H(\Phi) + (\mu - c_2)^2 (1 - H(\Phi)) + \mu |\nabla H(\Phi)| \} dx dy \quad (10)$$

式中: μ 为待分割的二维图像; $\mu: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$; c_1, c_2 分别为曲线内部和外部的图像灰度均值; 最后一项作用是保持演化曲线的长度尽量小.

形状能量通常设计为形状差异的函数,即当形状能量函数达到最小时,演化曲线与先验形状最相似. 本文采用的是基于区域面积差异^[15]的形式,即取演化曲线和先验形状的面积差,该方法意义直观且简单有效,具体表示为

$$E_{\text{shape}}(\Phi, \Phi_0) = \int_{\Omega} (H(\Phi) - H(\Phi_0))^2 dx \quad (11)$$

式中 Φ_0 为先验形状的符号距离函数.

为了省略数值求解过程中迭代求解最优形变参数的步骤,采用与文献[16-17]相似的内部配准方法,不同之处在于,文献[16]中将质心坐标和质心距离以先验形状函数或水平集函数的形式表示,该方法形式复杂,求解也相对繁琐. 本文在水平集函数的每次迭代中,先将水平集函数与先验形状对齐,然后求解式(11)定义的形状差异. 总的能量函数的梯度下降方程为

$$\begin{aligned} \frac{\partial \Phi}{\partial t} = & - \left\{ (\mu - c_1)^2 - (\mu - c_2)^2 + \right. \\ & \left. \mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) + 2\beta (H(\Phi_0) - H(\Phi)) \right\} \delta(\Phi) \end{aligned} \quad (12)$$

将本文形状先验水平集方法应用于人工合成图像上,图9为结果示意. 从图9(a)中看出,对于人工合成的带有缺口的正方形, CV 方法最终结果曲线收敛到目标凹陷处;图9(b)的最终分割结果仍然保持为一个正方形,说明先验形状对曲线起到了约束作用,从而验证了本文方法的有效性.



(a) 一般 CV 方法的结果 (b) 加入了正方形先验形状的水平集方法

图 9 人工图像的分割结果

Fig. 9 Segmentation result of the synthetic test image

将本文形状先验水平集方法应用于舌图像分割上,结果如图10所示. 图(a)对色度阈值化之后的舌图像使用一般 CV 方法演化的结果;图(b)是相应的分割结果,结果是残缺不全的舌体;图(c)是本文方法的演化结果;图(d)是分割结果. 可看到在初始图像舌体残缺不全的情况下,本文方法依然得到了比较完整的分割结果. 为了得到更直观易操作的舌图像分割算法,本文将上述方法嵌入到人机交互的舌图像分割框架^[4]中.

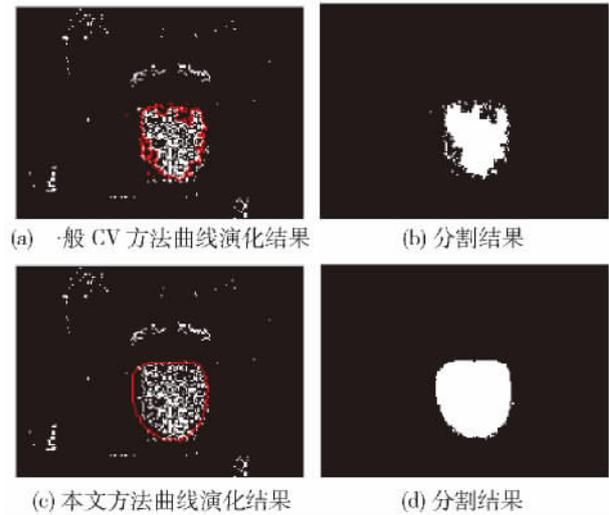


图 10 舌图像的分割结果

Fig. 10 Segmentation result of the tongue image

现有人机交互舌图像分割中使用了 Greedy 优化 Snake 方法得到最终的分割结果,在此框架内可进一步提高分割准确性,即使用原有舌图像分割方法^[4]中的分割步骤来修正形状先验水平集的分割结果,比如使用投影法去除嘴唇的操作. 此后续步骤是在基本得到大致舌体轮廓的基础上进行的,因而比较快速.

2 实验结果

2.1 分割质量评估

分割质量评估分为主观评价和客观评价,主观评价可分为3个等级:1) 分割结果精确,优于或者相当于手工分割;2) 分割结果比较准确,稍差于手工分割;3) 分割结果偏差较大,影响后续特征分析. 这种方法优点是简单易行,缺点是带来了不确定的主观因素,不同观察者的结论或许不同,同一个观察者不同观察时期的结果也可能不同,所以本文采用了以下客观的分割质量评估方法.

设算法自动分割结果点集为 S ,理想分割(手动分割)结果点集为 G^S ,评级的目标是描述 S 和 G^S 之间的区别. 定义漏分率 e_R^m 和错分率 e_R^f ,定义 $N(S)$ 表示 S 集合的像素个数. 此外定义了符合率 e^s 来表示自动分割结果中属于理想分割结果的百分率,定义 E 表示最终的分割效率.

$$e_R^m = \frac{N(S_m)}{N(G^S)}; S_m = \{p \mid p \in G^S \cap p \notin S\} \quad (13)$$

$$e_R^f = \frac{N(S_f)}{N(G^S)}; S_f = \{p \mid p \in G^S \cap p \notin S\} \quad (14)$$

$$e^s = 1 - e_R^m \quad (15)$$

$$E = 1 - e_R^m - e_R^f \quad (16)$$

2.2 分割结果

本文实验舌图像是由北京工业大学信息与信号研究室研制的 I 型和 II 型舌象仪采集得到的. 具体定义了 3 类舌图像测试集, 其采集设备分别为: 配置摄像头的 I 型舌象仪(测试集 1), 配置佳能相机的 II 型舌象仪(测试集 2) 以及配置尼康相机的 I 型舌

象仪(测试集 3), 其中每类样本各取 100 幅. 采用手工方式获取理想舌体区域分割结果, 作为本文分割结果评价依据.

具体实验如下: 针对 3 类测试样本集, 分别采用本文分割方法以及本研究室之前分割方法^[4] 直接得到分割结果, 计算得到各自分割质量评估参数(平均漏分率、错分率、符合率及分割率), 结果如表 1 所示.

表 1 分割结果评价

Table 1 Evaluation result of the segmentation

质量评估参数		漏分率	错分率	符合率	分割率
测试集 1	本文方法	0.065 609	0.044 609	0.934 391	0.889 781
	原始方法	0.073 688	0.068 718	0.926 312	0.857 595
测试集 2	本文方法	0.084 629	0.043 798	0.915 371	0.871 573
	原始方法	0.085 592	0.145 686	0.914 408	0.768 722
测试集 3	本文方法	0.053 688	0.027 979	0.946 312	0.918 333
	原始方法	0.096 971	0.446 807	0.903 029	0.456 222

从表 1 中可看出, 对于 3 个不同的测试集, 即 3 种采集设备和光照环境, 从整体分割率上看, 原有方法对于测试集 1 还能保持一定分割水平, 对于测试集 2、3 分割质量明显下降, 达不到实际应用的水平, 其原因是原有方法是针对测试集 1 对应的设备和环境研制的, 测试集 2 和 3 对应设备和环境发生变化时原有方法不再有效. 这显示出了原有方法分割鲁棒性不高, 同时也证实了本文提出高鲁棒性分割方法的必要性. 图 11 显示了 3 类测试集的部分分割结

果. 本文方法不论是从单方面评估指标(漏分率、错分率、符合率) 还是从整体评估指标(分割率) 上都优于原有方法, 从而也验证了其高鲁棒性和准确性.

3 结论

1) 提出了基于形状先验主动轮廓模型的中医舌图像分割算法, 该方法首先利用色度统计法确定大致的舌体区域, 然后利用形状先验水平集方法得到基本完整的舌体分割结果, 最后利用 Snake 模型方法进行后处理得到最终的分割结果.

2) 实验结果显示, 本方法与传统方法相比, 分割算法的鲁棒性显著增强, 同时保持了较高的分割准确性.

参考文献:

- [1] 沈兰荪, 蔡轶珩, 张新峰. 中医舌象的采集与分析 [M]. 北京: 北京工业大学出版社, 2007.
- [2] 赵忠旭, 王爱民, 沈兰荪. 基于数学形态学和 HIS 模型的彩色舌图像分割 [J]. 北京工业大学学报, 1999, 25(2): 67-71.
ZHAO Zhong-xu, WANG Ai-min, SHEN Lan-sun. The color tongue image segmentation based on mathematical morphology and HIS model [J]. Journal of Beijing University of Technology, 1999, 25(2): 67-71. (in Chinese)
- [3] 刘关松, 徐建国, 高敦岳. 舌图像自动分割方法 [J]. 计算机工程, 2003, 29(12): 63-64.
LIU Guan-song, XU Jian-guo, GAO Dun-yue. An automatic approach for tongue image segmentation [J].

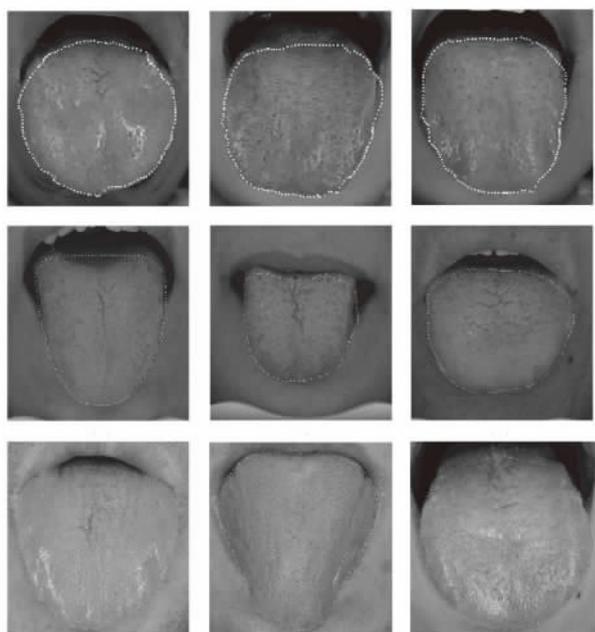


图 11 本文算法应用于不同舌图像的分割结果

Fig. 11 Segmentation result using the proposed method

- Computer Engineering, 2003, 29 (12): 63-64. (in Chinese)
- [4] 王艳清. 中医舌象分析仪集成化研究[D]. 北京: 北京工业大学电子信息与控制工程学院, 2003.
WANG Yan-qing. Research on the integration of tongue imaging and analysis instrument [D]. Beijing: College of Electronic Information and Control Engineering, Beijing University of Technology, 2003. (in Chinese)
- [5] 覃武星, 李斌, 岳小强. 一种基于初始化 Snake 轮廓线的混合舌图像分割算法[J]. 中国科学技术大学学报, 2010, 40(8): 807-811.
QIN Wu-xing, LI Bin, YUE Xiao-qiang. A hybrid tongue image segmentation algorithm based on initialization of snake contours [J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2010, 40 (8): 807-811. (in Chinese)
- [6] 孙炆, 罗瑜, 周昌乐, 等. 一种基于分裂-合并方法的中医舌像区域分割算法及其实现[J]. 中国图象图形学报, 2003, 8(12): 1395-1399.
SUN Yang, LUO Yu, ZHOU Chang-le. A method based on split-combining algorithm for the segmentation of the image of tongue [J]. Journal of Image and Graphics, 2003, 8(12): 1395-1399. (in Chinese)
- [7] 王郁中, 杨杰, 周越, 等. 一种舌图像中舌体的自动提取方法[J]. 计算机仿真, 2005, 22(2): 232-235.
WANG Yu-zhong, YANG Jie, ZHOU Yue. Automatic tongue area extraction in tongue images [J]. Computer Simulation, 2005, 22(2): 232-235. (in Chinese)
- [8] 杨大生, 陈晖, 邹丰美, 等. 一种有效的舌体自动化分割方法[J]. 计算机应用研究, 2007, 24(2): 170-172.
YANG Da-sheng, CHEN Hui, ZOU Feng-mei. Effective algorithm on automatic segmentation of body of tongue [J]. Application Research of Computers, 2007, 24(2): 170-172. (in Chinese)
- [9] TSAI A, YEZZI A, WELLS W, et al. A shape-based approach to the segmentation of medical imagery using level sets [J]. IEEE Trans On Medical Imaging, 2003, 22: 137-154.
- [10] PARAGIOS N, ROUSSON M, RAMESH V. Matching distance function: a shape-to-area variational approach for global-to-local registration [C]//European Conference in Computer Vision, Copenhagen, Denmark, May 28-31, 2002.
- [11] ROUSSON M, PARAGIOS N. Shape priors for level set representations [C]//European Conference in Computer Vision, Copenhagen, Denmark, May 28-31, 2002.
- [12] LEVENTON M, GRIMSON E, FAUGERAS O. Statistical shape influence in geodesic active contours [J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2000, 1: 316-323.
- [13] CHEN Y, TAGARE H, THIRUVENKADAM S, et al. Using prior shapes in geometric active contours in a variational framework [J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 50(3): 315-328.
- [14] CHAN T, VESE L. Active contours without edges [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [15] CHAN T, ZHU W. Level set based shape prior segmentation [C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego, June 20-26, 2005, 2: 1164-1170.
- [16] CREMERS D, OSHER S, SOATTO S. Kernel density estimation and intrinsic alignment for shape priors in level set segmentation [J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 69(3): 335-351.
- [17] CHEN S, RADKE R J. Level set segmentation with both shape and intensity priors [C]//IEEE 12th International Conference on Computer Vision, Kyoto, Japan, September 27-October 4, 2009: 763-770.

(责任编辑 杨开英)