

# 基于径向边缘检测和 Snake 模型的舌像分割

傅之成<sup>1)</sup> 李晓强<sup>1)</sup> 李福凤<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(上海大学计算机工程与科学学院, 上海 200072) <sup>2)</sup>(上海中医药大学, 上海 201203)

**摘要** 舌像分割中嘴唇和舌体部分的纹理和颜色比较接近, 直接采用 Snake 方法提取舌体轮廓很难得到理想的轮廓。本文提出一种结合径向边缘检测与 Snake 模型的分割方法, 首先使用径向边缘检测得到初始轮廓, 使用色彩对消消除嘴唇影响, 最后用 Snake 获取舌体轮廓。实验表明该算法取得较好的分割效果。

**关键词** 舌像分割 径向边缘检测 Snake 模型

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)04-0688-06

## Tongue Image Segmentation Based on Snake Model and Radial Edge Detection

FU Zhi-cheng<sup>1)</sup>, LI Xiao-qiang<sup>1)</sup>, LI Fu-feng<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup> (School of Computer Engineering and Science, Shanghai University, Shanghai 200072)

<sup>2)</sup> (Shanghai University of Traditional Chinese Medicine, Shanghai 201203)

**Abstract** Because the texture and color the tongue and the lip is very close, it is difficult to extract the accurate contour of the tongue body only with the active contour model: Snake. This paper introduces a method that combines radial edge detection with Snakes model to solve this problem. Firstly, we use radial edge detection to get rough contour of the tongue. Then, we use pair-color-remove to remove the lip. Finally, we use snake to get the exact contour of the tongue. The experiment results are satisfying.

**Keywords** tongue image segmentation, radial edge detection, Snake model

## 1 引言

中医舌诊是中医四诊中望诊的重要内容也是中医临床辨症的主要内容之一, 为历代医家所重视。它通过观察舌像的变化, 了解人体生理功能和病理变化。但舌像诊断能力取决于舌像诊断人的经验和知识, 同时外界环境的变化也会对诊断产生很大的影响, 使中医在现代化的道路上举步维艰。基于计算机技术、图像处理和医学图像分析的舌诊客观化研究为解决这个问题提供了方向。

为了实现舌诊客观化, 近年来国内外的一些学

者运用图像处理和模式识别的方法对舌像的纹理、色泽和形态进行了研究, 并开发了舌诊客观化的平台和软件<sup>[1-3]</sup>。然而, 对舌像的分割仍然没有取得满意的效果, 这成为制约舌诊客观化系统走向实用的主要障碍。

将舌体从拍摄到的图像中准确地分割出来是进一步对舌像进行自动化客观分析的前提<sup>[2]</sup>。由于舌像比较复杂(包括嘴唇、脸、牙齿), 传统的分割方法如区域生长、通用边缘检测算子(如 Sobel、Canny 等)很难得到理想的效果。本文使用色彩对消来去除舌体上一些易混淆的区域并用径向边缘检测这一新方法来对舌体边界进行初步分割; 最后使用可变

基金项目: 国家自然科学基金项目(30600796); 上海市教委科技发展基金项目(05AZ71)

收稿日期: 2007-02-13; 改回日期: 2007-11-13

第一作者简介: 傅之成(1981 ~ ), 男。上海大学计算机工程与科学学院硕士研究生。主要研究方向为图像分割。E-mail: fjh58892294@gmail.com

轮廓模型<sup>[4]</sup>来得到较精确的舌体边缘。

## 2 分割方法及其实现

### 2.1 舌像分割中的问题及其解决思路

在计算机视觉领域中图像分割至今仍是一个难题。文献[5]中已经证明仅仅靠图像本身包含的信息对图像进行精确的分割是非常困难,甚至是不可能的。因此在具体的应用领域,为了实现精确的分割通常需要将先验知识与图像信息结合。

舌像分割的特点首先是对精度要求很高,不准确的分割结果将直接影响后期对舌体齿痕、胖瘦的分析结果。同时为了获取较高的精度,在拍摄时通常采用高分辨率的 CCD 从而使得图像的像素很多(通常大于五百万)这就对算法的效率提出了更高的要求。而且舌像分割中只需要分割出一个区域(舌头)这与许多通用的分割算法有很大的不同。

很多现有分割方法如基于图搜索的方法<sup>[6]</sup>,可以较好地找到舌体,但分割精度往往不高;使用复杂模型的方法如文献[7]中基于马尔可夫模型的方法,它们通常效率较低难以用来处理高像素的图像。而基于 Snake 模型的方法运算结果只有一个轮廓,且它的  $O(N)N$  为图像像素数量,接近线型函数。因此它较适合作为舌像分割的主要方法。

但实验表明仅仅靠 Snake 方法并不能获取理想的舌体轮廓,人的舌头千差万别,舌体上面颜色丰富且形状各异。因此在设计算法时可以根据舌体的特点,运用先验知识将脸上的易干扰部分去除,再利用边缘检测找到舌体的大概位置,最后使用 Snake 方法精确定位并获取边缘。

经过大量实验研究和分析,我们发现在舌像分割中影响 Snake 算法性能的主要有以下几个方面:

(1)嘴唇部分与舌体无论在颜色、纹理都具有相似性较难直接有 Snake 区分。但由先验知识可知:虽然舌体的颜色与嘴唇的颜色差别较小,但是比嘴唇的颜色要丰富。因此可以采用色彩对消<sup>[8]</sup>同时消去嘴唇与舌体中的公共颜色,剩下的就是舌体所独有的颜色,并将这些舌体独有的颜色点在计算 Snake 外力时,将它们的权值设为最大。

(2)脸部与嘴唇有大量颜色相近的区域,容易使 Snake 外力在此区域内很小,导致边界搜索失败。考虑在舌像基本没有凹性边界,在形变模型中又引入了另外一种外力——压力<sup>[9]</sup>。压力可以扩张或

者收缩初始活动轮廓,使得初始活动轮廓不必在初始化对象的边界附近。

(3) Snake 的初值对分割结果影响很大,如初值离舌体边界很远,Snake 算法经过迭代后将无法收敛到舌体边界。为此,本文直接在彩色图像上使用径向边缘检测算法,将其结果作为 Snake 初始值(由于舌体颜色与脸部相差较大与嘴唇相差较小,初值通常包括舌头与嘴唇)。

### 2.2 舌体分割主要步骤

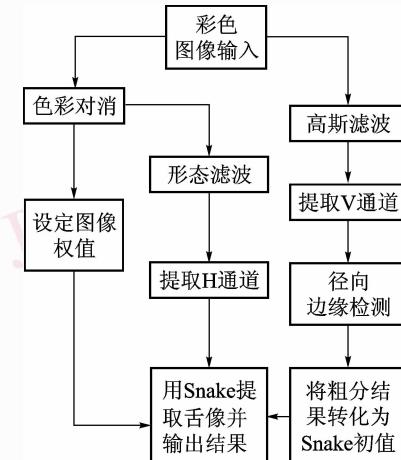


图 1 舌体分割流程图

Fig. 1 Tongue segmentation flowchart

### 2.3 初始化与色彩对消

通常舌体的颜色与面部差异较大,与嘴唇的颜色差别较小,但是比嘴唇的颜色要丰富。基于这些特征可以先对舌像图片进行预处理,以最大限度地减少嘴唇等与舌体相似区域对分割结果的影响。取出图片中无用信息与明显不是舌头区域的部分。获得的舌图像采用的是 RGB 色彩空间,为了便于分析,最好用 1 维的变量来表征彩色信息。在各种颜色模型中 HSV 模型与人眼观测方式较为相近。其中 H 通道表示色度、S 表示饱和度、V 表示亮度。H,S 表征色彩信息。设  $X = H - 180, Y = S \times 180$  这样色彩信息可由一个  $0 \sim 180$  角度值表示,如图 2 所示。由于人脸和舌头的主要颜色是红色与黄色。经分析可知,人脸、舌体和嘴唇的颜色集中分布在 HS 矢量图(见图 2)的第二象限对应的角度范围为  $[90, 180]$ ,将  $[90, 180]$  的范围量化为  $N$  等份,使每个角度对应  $1 \sim N$  中的某个整数。

设包含舌体的区域为 B 区,舌体上方包含部分嘴唇与脸部的区域为 A 区,如图 3 所示。建立标记

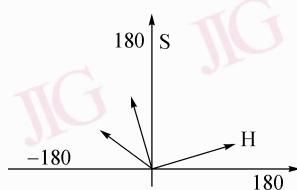


图 2 HS 矢量图

Fig. 2 HS vector

数组  $Flag[N]$ , 逐点扫描 A 区的像素, 求出每一像素点在 HS 矢量图中的角度值  $i$ , 并使  $Flag[i] = 1$ 。然后再扫描 B 区的每点, 求出对应的角度值  $j$ , 若  $Flag[j] = 1$ , 则去除该点, 否则保留。当扫描结束, B 区中的与嘴唇和脸部颜色相同的像素就被消去了, 剩下的就是包含舌体部分, 如图 4 所示。



图 3 舌像区域划分

Fig. 3 Tongue regional division

图 4 色彩对消结果

Fig. 4 Color cancellation result

色彩对消后面部有时也会有些点不能被对消掉, 形成一些孤立的噪声点。为了填补舌体中各颗粒点之间的空隙, 可先对结果按一定尺度进行形态滤波的膨胀运算, 然后再进行腐蚀运算, 这样可以消去颗粒噪声点并使舌体部分大量的孤立点连接成一片(如图 5 所示), 得到较清晰的舌体轮廓。然后提取它的 H 通道(见图 6)作为 Snake 模型计算所需的灰度图像。



图 5 形态滤波结果

Fig. 5 Morphological filter result

图 6 形态滤波结果的 H 通道

Fig. 6 H channel of Morphological filter result

## 2.4 径向边缘检测

舌体相对于脸部与嘴唇的最大特征在于它是

“凸”起的, 在拍照时舌体表面受到正对光源直接反光, 而舌体边缘由于“斜”对光源反射的光线的亮度自然与舌体中间与面部等区域不同。利用这一特征对舌体进行初步分割。

图 7 和图 8 列出了舌像上的 6 个方向, 以及 6 个方向上的亮度曲线; 箭头所指出的位置为舌体的边界。以图 9 为原图, 取其 V 通道将原图灰度化如图 10, 图 11 是使用 Sobel 算子对原图 9 的检测结果, 检测结果所显示的舌体的边界不是很明显。

设有舌像照片  $I$ , 舌体内部一点  $(x_0, y_0)$ , 以这一点为原点将舌像照片上的像素点亮度值为  $I(x, y)$  转化为极坐标  $I'(r, \theta)$ 。

$$I'(r, \theta) = I(r \sin \theta + x_0, r \cos \theta + y_0) \quad (1)$$

检测时先对原图进行高斯滤波, 减少舌体上裂纹对分割结果的影响。然后取出 HSV 中的 V 通道, 并将其转化为极坐标形势(如图 12)。

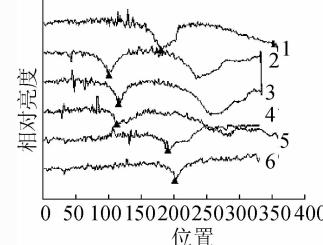


图 7 原图和 6 个方向

Fig. 7 Original image and the six direction

图 8 6 个方向上的

亮度曲线

Fig. 8 The brightness curve of six direction



图 9 原图

Fig. 9 Original image

图 10 HSV 的 V 通道

Fig. 10 V channel of HSV

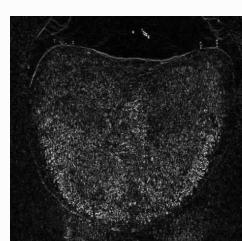


图 11 Sobel 边缘检测

Fig. 11 Sobel edge detection

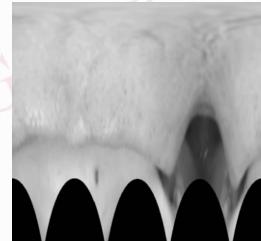


图 12 转为极坐标表示

Fig. 12 Polar said

边缘检测的算子很多,例如:如 Sobel 算子、Roberts 算子、Prewitt 算子、Laplacian 算子等。Sobel、Roberts、Prewitt、Laplacian 算子都不是专门用于检测垂直边缘的,且运算量较大。这里为了突出垂直方向的边缘(原图径向的边缘)定义了一个  $1 \times (2k+1)$  的垂直边缘检测器  $\{1, 1, 1, \dots, 1, -2k, 1, \dots, 1, 1, 1\}$  检测边缘,依式(2)得到检测结果的图片如图 13。其中  $I$  为径向边缘检测后的灰度图(图 12), $E$  为检测后的图片。

$$E(i,j) = \sum_{l=1}^k (I(i+k,j) + I(i-k,j) - 2I(i,j)) \quad (2)$$

最后以式(3)将检测结果转回直角坐标系

$$I(x,y) = I' \left( \sqrt{(x-x_0)^2 + (y-y_0)^2}, \arctg \left( \frac{x-x_0}{y-y_0} \right) \right) \quad (3)$$

结果如图 14 所示为灰度图像,为了方便提取边界进行下一步处理,需要进行二值化。这里使用简单的阈值法。得到二值图像(见图 15)后再对二值图像进行一定的形态学闭运算时期构成一个封闭的边缘(如图 16)。

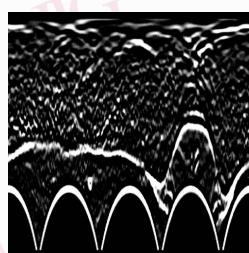


图 13 垂直边缘检测

Fig. 13 Vertical edge detection

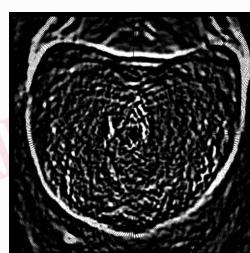


图 14 转回直角坐标

Fig. 14 Cartesian coordinates

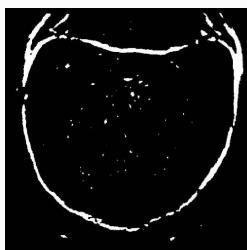


图 15 二值化结果

Fig. 15 Monochromatic result

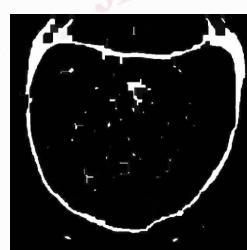


图 16 形态学运算后结果

Fig. 16 Morphological operational result

## 2.5 用 Snake 提取舌体轮廓

20世纪80年代中期,Kass等人提出了可变模

型<sup>[4]</sup>(active contour model)的概念,其2维可变模型又称作 Snake 或动态轮廓模型,是一种动态能量极小化曲线。它的最大特点是结合了图像的低层特征与高层知识,用于图像分割时,在鲁棒性、精确度、实用性和等方面均优于传统方法<sup>[10]</sup>。

通过以上几步由径向边缘检测的到了舌体的初始轮廓,并通过色彩对消消除原图的易干扰部分,同时对对消剩余部分设定了权值。但这个轮廓与所需的舌体轮廓比起来可能缺少几块,也可能多了一些不需要的部分,并且这一轮廓的边界不够光滑。这些不准确的分割都可能影响到后继的分类识别工作的顺利进行。因此将它作为初始值需要利用 Snake 模型<sup>[7]</sup>来得到较准确的舌体轮廓。

$$E_{\text{snake}}(V) = \sum_{i=1}^n E_{\text{snake}}(v_i) = \sum_{i=1}^n (cE_{\text{int}}(v_i) + bE_{\text{bal}}(v_i) + \beta E_{\text{out}}(v_i)) \quad (4)$$

式(4)为 Snake 模型加上压力  $E_{\text{bal}}$  后的离散表达式,其中,  $v_i = (x_i, y_i)$ ,  $i = 0, \dots, N-1$ , 是曲线上的控制点,  $N$  是控制点的个数。内部能量  $E_{\text{int}}$  在  $v_i$  点周围  $k$  列可表示为

$$E_{\text{int}}(v_i) = (1/l(V) \| p_{jk}(v_i) - \gamma(v_i - 1 + v_{i+1}) \|^2) \quad (5)$$

式中,  $\gamma = 1/2 \cos(\frac{2\pi}{n})$  为闭合曲线变化因子,  $l(V) = (1/n) \sum_{i=1}^n \| v_{i+1} - v_i \|^2$  是归一化因子。压力  $E_{\text{bal}}$  可表示为:

$$E_{\text{bal}}(v_i) = n_i \cdot (v_i - p_{jk}(v_i)) \quad (6)$$

式中,  $n_i$  为  $v_i$  点法线单位向量, 可由  $v_i$  点的切向量  $t_i$  旋转  $90^\circ$  得到。

外部能量选取也较简单:  $E_{\text{out}}(v_i) = -|\nabla I(p_{jk}(v_i))|$  对位于图 4 中舌体区的对消剩余像素点进行较小程度的先膨胀后腐蚀运算。将运算后得到的非黑色区域能量设为 255, 其他区域像素点的能量设为该点的梯度值。为使结果较精确, 在计算中选取了较小的移动步长, 并将最大移动次数设得较大, 这样当  $E_{\text{snake}}$  达到最小时, 就可收敛到舌体的轮廓边缘。

## 3 实验结果

### 3.1 分割质量评估

医学图像分割算法的评估一直是一件非常繁琐的事情。医学图像本身比较复杂, 边界比较模糊, 这

更加大了分割算法评估的难度。很多学者将自动分割结果与手动分割结果做比较来评估分割算法<sup>[11-12]</sup>。我们使用边界错误评估法<sup>[11]</sup>和区域错误评估法<sup>[12]</sup>对本文分割算法做定量分析和质量评估。

### 3.1.1 边界错误评估法

设自动分割结果由点集  $A = \{a_1, a_2, a_3, \dots, a_m\}$  表示, 手动分割结果表示为  $M = \{m_1, m_2, m_3, \dots, m_n\}$ , 其中  $a_i$  和  $m_i$  分别为自动分割结果与手动分割结果边界上的点。这里可以使用两种边界错误评估法。豪斯多夫距离(HD)与平均最近点距离(MD)

$a_i$  与  $M$  间的最近点距离(DCP)定义为

$$d(a_i, M) = \min_j (\|m_j - a_i\|_2) \quad (7)$$

曲线  $A$  与  $M$  之间的豪斯多夫距离(HD)定义为

$$hd(A, M) = \max \left\{ \max_i [d(a_i, M)], \max_j [d(m_j, A)] \right\} \quad (8)$$

DCP 的均值 MD 定义为

$$md(A, M) = \frac{1}{m+n} \left( \sum_i d(a_i, M) + \sum_j d(m_j, A) \right) \quad (9)$$

将 HD 和 MD 除以构成手动分割边界的点数得到 NormHD, NormMD。

### 3.1.2 区域错误评估法

定义 3 种区域错误评估法: 误分比例(FN), 漏分比例(FP), 正确区域比例(TP), 分别定义为

$$\begin{aligned} FN &= |A_a - A_m \cap A_m| / |A_a| \\ FP &= |A_m - A_a \cap A_m| / |A_a| \\ TP &= |A_a - A_m| / |A_a| \end{aligned} \quad (10)$$

式中,  $A_a, A_m$  分别表示自动与手动分割的区域随机选取 15 幅图片计算上述指标, 结果见表 1。

NormMD 和 NormHD 表示自动分割结果曲线与手动分割曲线之间的差距, 其数值越小表示自动分割结果与手动分割结果越接近。FN 表示误分比例即自动分割中分入的非舌体部分占整个分割结果的比例; FP 表示漏分比例即舌体区域未被自动分割分入舌体的比例; TP 则是正确率即自动分割中正确区域的比例。

随机选取 30 幅人脸照片进行手工分割, 然后分别对它们运用经典 Snake, GVF Snake<sup>[14]</sup>, 图搜索方法<sup>[11]</sup>与本文方法进行分割。它们的平均值见表 2。

表 1 分割结果

Tab. 1 Segment result

|    | MD   | HD  | NormMD<br>(%) | NormHD<br>(%) | FN<br>(%) | FP<br>(%) | TP<br>(%) |
|----|------|-----|---------------|---------------|-----------|-----------|-----------|
| 1  | 30.8 | 7.1 | 2.47          | 0.57          | 3.8       | 6.7       | 93.3      |
| 2  | 25.3 | 6.1 | 2.19          | 0.52          | 4.7       | 3.5       | 96.5      |
| 3  | 31.1 | 7.2 | 2.31          | 0.53          | 3.2       | 6.9       | 93.1      |
| 4  | 23.9 | 5.8 | 2.09          | 0.50          | 1.9       | 2.4       | 97.6      |
| 5  | 25.5 | 6.1 | 1.98          | 0.47          | 2.8       | 3.5       | 96.5      |
| 6  | 29.2 | 6.9 | 2.15          | 0.50          | 4.2       | 5.7       | 94.3      |
| 7  | 22.4 | 5.5 | 1.50          | 0.36          | 3.1       | 1.7       | 98.3      |
| 8  | 23.8 | 5.8 | 1.91          | 0.46          | 2.6       | 2.4       | 97.6      |
| 9  | 41.6 | 9.4 | 2.67          | 0.60          | 7.3       | 11.7      | 88.3      |
| 10 | 37.1 | 8.5 | 2.32          | 0.53          | 5.6       | 9.4       | 90.6      |
| 11 | 27.2 | 6.5 | 2.06          | 0.49          | 2.7       | 4.6       | 95.4      |
| 12 | 30.2 | 7.1 | 2.35          | 0.55          | 5.6       | 6.5       | 93.5      |
| 13 | 25.6 | 6.1 | 1.88          | 0.44          | 3.9       | 3.6       | 96.4      |
| 14 | 28.2 | 6.7 | 2.35          | 0.55          | 4.0       | 5.5       | 94.5      |
| 15 | 29.8 | 7.0 | 2.31          | 0.54          | 2.6       | 6.3       | 93.7      |

表 2 不同分割算法对比

Tab. 2 Comparison of different segmentation algorithm

| 算法        | NormMD<br>(%) | NormHD<br>(%) | FN<br>(%) | FP<br>(%) | TP<br>(%) |
|-----------|---------------|---------------|-----------|-----------|-----------|
| 仅 Snake   | 9.45          | 2.87          | 19.42     | 25.60     | 75.40     |
| GVF Snake | 5.65          | 2.13          | 11.23     | 9.47      | 90.53     |
| 图搜索       | 4.92          | 1.12          | 9.54      | 11.27     | 88.73     |
| 本文        | 2.13          | 0.50          | 3.66      | 5.09      | 94.91     |

对比本文之前所用的基于区域生长和 Snake 模型的舌像分割<sup>[13]</sup>, ( $TP = 92.4\%$ ,  $FN = 5.8\%$ ) 本文算法在误分率上优势明显, 脸部与嘴唇分入舌体区域的比例大大降低, 这对后期颜色、纹理等舌像特征的提取与识别、改善中医舌像分析系统的性能非常重要。

### 3.2 分割结果

使用 VC6 实现本文算法, 选用上海中医药大学提供的 300 张舌像进行分割实验, 每幅大小均为 500 万像素。实验结果表明, 本文算法对其中 282 张舌像成功分割( $TP > 90\%$ ), 成功率为 94%。不同形状和大小的舌体图像的分割效果如图 17 所示。

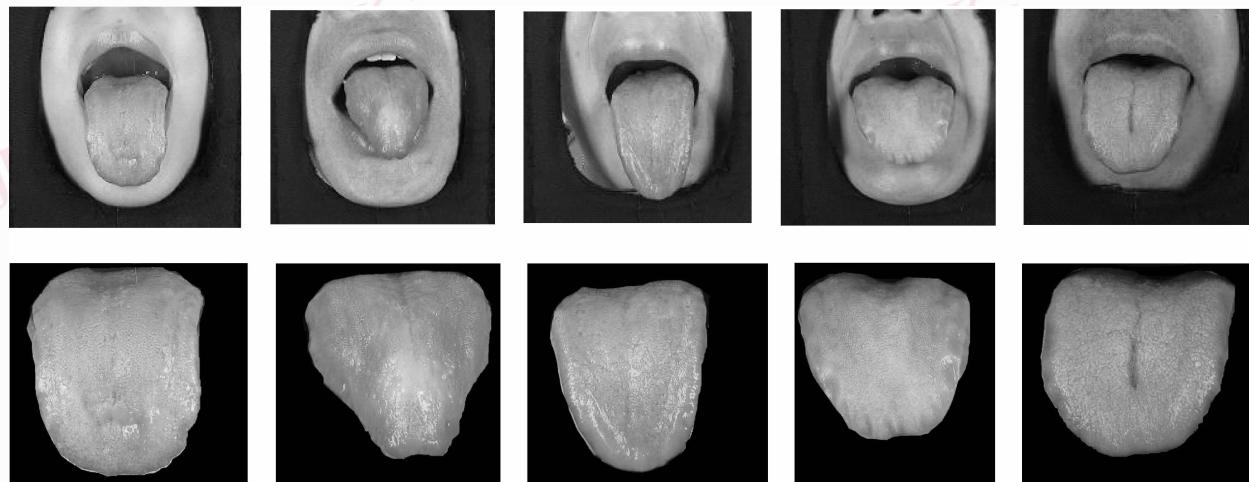


图 17 不同形状舌体图像的分割结果

Fig. 17 Segmentation results of different shapes tongue image

## 4 结 论

提出了基于径向边缘检测和 Snake 模型的舌像分割算法,它利用径向边缘检测得到舌像初始轮廓,用色彩对消减小嘴唇等相似部分影响,最后用 Snake 获取舌体轮廓。实验表明这是一种有效的算法,可以得到较精确的舌体轮廓。

### 参考文献(References)

- 1 Yu Xing-long, Tang Yao-lin, Zhu Zi-min, et al. Study on method of automatic diagnosis of tongue feature in traditional Chinese medicine [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 1994, **13** (4) : 336-344. [余兴龙, 谭耀麟, 竹子民等. 中医舌诊自动识别方法的研究[J]. 中国生物医学工程学报, 1994, **13**(4) : 336-344. ]
- 2 Sheng Lan-sun, Wang Ai-ming, Wei Bao-Guo, et al. Image segmentation in tongue characterization [J]. Acta Electronica Sinica, 2001, **29** (12) : 1762-1765. [沈兰荪, 王爱民, 卫保国等. 图像分析技术在舌诊客观化中的应用[J]. 电子学报, 2001, **29** (12) : 1762-1765. ]
- 3 Sun Yang, Luo Yu, Zhou Chang-yue, et al. 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. [孙杨, 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. ]
- 4 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models [J]. International Journal of Computer Vision, 1988; 321-331.
- 5 Wertheimer M. Laws of organization in perceptual forms [A]. In: Ellis W D, A Source Book of Gestalt Psychology [C], London, UK: Routledge and Kegan Paul, 1938; 71-88.
- 6 Shi J, Malik J. Normalized cuts and image segmentation [A]. In: Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], 1997; 731-737.
- 7 Kyungsuk Pyun, Johan Lim, Chee Sun Won. Image segmentation using hidden markov gauss mixture models [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, **7** (16) : 1902-1911.
- 8 Wang Yan-qing, Wei Bao-guo, Cai Tie-heng, et al. A knowledge-based arithmetic for automatic tongue segmentation [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, **32** (3) : 489-491. [王艳清, 卫保国, 蔡铁珩等. 一种基于先验知识的自动舌体分割算法[J]. 电子学报, 2004, **32** (3) : 489-491. ]
- 9 Cohen L D. On active contour models and balloons [J]. Graphical Model and Image Processing: Image Understand, 1991, **53** (2) : 211-218.
- 10 Pang B, Wang K Q, Zhang D, et al. On automated tongue image segmentation in Chinese medicine [A]. In: Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition [C], Quebec city, Canada, 2002, **3** : 616-619.
- 11 Chalana V, Kim Y. A methodology for evaluation of boundary detection algorithms on medical images [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1997, **16** (5) : 642-652.
- 12 Udupa J K, LeBlanc V R. A methodology for evaluating image segmentation algorithms [A]. In: Proceedings of SPIE Medical Imaging [C], San Diego, CA, USA, 2002, **2** : 266-277.
- 13 Xu C, Prince J L. Snakes, shapes and gradient vector flow [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, **7** (3) : 359-369.
- 14 Fu Zhi-cheng, Li Xiao-qiang, Li fu-feng. Tongue image segmentation based on Snake model and regional growth [A]. In: Proceedings of the 13th National Conference on Image and Graphics [C], Nanjing, 2006; 279-282. [傅之成, 李晓强, 李福凤. 基于区域生长和 Snake 模型的舌像分割[A]. 见:第十三届全国图像图形学学术会议[C], 南京, 2006; 279-282. ]