

基于混合能量活动轮廓模型的人脸分割方法^{*}

龚勋¹, 王国胤², 李天瑞¹, 李昕昕³, 夏冉², 冯林⁴

¹(西南交通大学 信息科学与技术学院, 四川 成都 610031)

²(重庆邮电大学 计算机科学与技术研究所, 重庆 400065)

³(四川大学锦城学院 计算机科学与软件工程系, 四川 成都 611731)

⁴(四川师范大学 计算机科学学院, 四川 成都 610101)

通讯作者: 龚勋, E-mail: xgong@home.swjtu.edu.cn, http://www.swjtu.edu.cn

摘要: 由于受到面部五官、饰物等因素的影响,传统几何活动轮廓模型获取人脸外轮廓会产生凹陷、分片等现象.针对人脸图像的特点,将边缘外张力能量及肤色能量与全局能量结合,提出一种基于混合能量泛函的几何活动轮廓模型,有效地避免了这些问题.首先,根据演化曲线的邻域信息赋予边缘点向外的张力,使曲线能够克服面部特征及面部饰物的干扰,引导其向外轮廓方向演化.鉴于肤色是面部最重要的特征,提出肤色能量,进一步提高了模型的鲁棒性.此外,提出一种基于单高斯模型的改进算法,能够估计出接近实际人脸外轮廓的初始位置,为轮廓演化奠定了基础.在两个公共人脸库上进行测试,该方法能够得到准确的人脸分割效果;以手工分割的结果为基准,该算法定位精度明显优于传统的全局能量模型和局部能量模型.还用日常照片创建一个包含不同姿态、光照、复杂背景等因素、复杂的人脸库,分割结果表明,该方法能够克服这些因素的影响,取得了准确而稳定的人脸分割结果.

关键词: 人脸分割;人脸检测;活动轮廓模型;水平集;肤色模型

中图法分类号: TP391 **文献标识码:** A

中文引用格式: 龚勋, 王国胤, 李天瑞, 李昕昕, 夏冉, 冯林. 基于混合能量活动轮廓模型的人脸分割方法. 软件学报, 2013, 24(3): 623-638. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4249.htm>

英文引用格式: Gong X, Wang GY, Li TR, Li XX, Xia R, Feng L. Face segmentation based on a hybrid energy based active contour model. Ruanjian Xuebao/Journal of Software, 2013, 24(3): 623-638 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4249.htm>

Face Segmentation Based on a Hybrid Energy Based Active Contour Model

GONG Xun¹, WANG Guo-Yin², LI Tian-Rui¹, LI Xin-Xin³, XIA Ran², FENG Lin⁴

¹(School of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

²(Institute of Computer Science and Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

³(Department of Computer Science and Software Engineering, Jincheng College of Sichuan University, Chengdu 611731, China)

⁴(College of Computer Science, Sichuan Normal University, Chengdu 610101, China)

Corresponding author: GONG Xun, E-mail: xgong@swjtu.com, http://www.swjtu.edu.cn

Abstract: Influenced by factors like facial features, accessories, facial outer contours are extracted by the traditional geometric active contour models and contain depressions and result in fragmentation, etc. To address these problems, according to the characteristics of human face image, the study proposes a hybrid energy based geometric active contour model via combining the energies of contour outer tension force and skin color with the global energy. First an outwards tension force, computed by neighborhoods of contour points, is added to the contour. This force makes the curve insusceptible to the facial features and accessories, but move towards to the facial outer contour. As skin color is the major feature of a human face. Skin color energy is integrated to ensure a more robust algorithm. Finally, an

* 基金项目: 国家自然科学基金(61202191); 中央高校基本科研业务费专项资金(SWJTU12CX095, SWJTU11ZT08)

收稿时间: 2011-05-18; 修改时间: 2012-01-16; 定稿时间: 2012-04-16

improved skin tone detection model is proposed based on the single Gaussian function. It could generate initial position that are close to the real facial contour, laying a good foundation for contour evolution. The proposed method gives essentially accurate face segmentations on two public face databases. Take the manually segmentations as the ground truth, the proposed method compares favorably to both traditional global and local energy algorithms. Next a more challenging set containing 100 faces of life photos with variances in pose is introduced with illumination and backgrounds. Segmentation results have validated that the proposed method could extract outer facial contour steadily and accurately under such variances.

Key words: face contour extraction; face detection; active contour model; level set; skin color model

将面部区域精确、完整地分割出来,是进行人脸图像分析的重要基础工作.由于人脸的复杂性、易变性以及成像环境的多变性,实现自动、准确的人脸分割仍面临很多挑战.由于人脸分割的相关应用(如人脸识别、头像分割)通常需要提取完整面部区域,因此,耳朵及脖子等区域的可见部分在本文也作为分割对象.

早期的基于边缘检测算子的人脸轮廓提取方法^[1-3]得到的人脸轮廓通常不连续,需要进行边缘连接,且对噪声较敏感.当前,人脸轮廓定位方法主要分为如下 3 类:

- 1) 模板匹配:结合人脸轮廓先验的知识,构建合适的模板,使人脸轮廓提取问题转化为模板匹配问题.Yullie 等人^[4]使用变形模板,通过动态地改变控制参量将能量函数极小化,通过变形获得与图像的最佳匹配,但该方法面向特定姿态,抗噪能力较弱;
- 2) 主动轮廓模型:利用统计模型实现人脸特征点先验知识的学习,进而实现人脸形状的拟合^[5].由于训练样本及特征点数目的限制,该方法无法灵活地实现任意姿态下人脸轮廓的准确定位;
- 3) 活动轮廓模型:适用于提取任意形状的可变形轮廓,是解决人脸图像分割极具潜力的工具.Harper 和 Reilly^[6]采用局部能量几何活动轮廓模型,成功地分割出视频中的人脸区域,但该方法易受结构性噪声干扰,仍难获得理想的分割效果;黄福珍^[7,8]提出一种在全局能量模型中加入椭圆约束的方法,实现了简单背景下的人脸分割.

活动轮廓模型分为参数活动轮廓模型(又称 Snake 模型)^[9]和几何活动轮廓模型^[10].Snake 模型对初始条件敏感,难以有效解决活动轮廓的拓扑变化.另一方面,水平集极大地推动了几何活动轮廓模型的发展.几何活动轮廓模型主要的优点是能在演化过程中自然地处理轮廓拓扑结构的变化.水平集的数值计算方法隐式地描述了活动轮廓的演化,避免了 Snake 模型易陷于局部极值的问题.几何活动轮廓模型根据其能量泛函的定义又可以分为局部能量模型^[11]、全局能量模型^[12]以及局部和全局能量相结合的模式^[13].Chan-Vese 模型(C-V 模型)^[12]又称无边缘活动轮廓模型,它不依赖图像局部梯度信息,是一种全局优化的算法.C-V 模型的能量泛函仅假定了目标对象与背景之间的一种简单模式——目标和背景可以被认为是两个同质区域.而实际图像通常背景比较复杂,且存在光照等因素的影响,往往不能简单地看成两个区域,此时,基于全局优化的 C-V 模型很难实现准确的分割.另外,在某些情况下,理论上的全局最优解并不一定是实际问题的最优分割,正如图 1(b)所示,虽然曲线演化的结果很好地将平面划分成两个平均灰度值相同的区域,但事实上并未得到人类视觉上理想的分割结果.同样,对于人脸外轮廓分割问题,因五官(如眼睛、眉毛、嘴巴等)与面部占主要部分的皮肤存在显著的颜色差异,采用全局优化通常会因为这些局部特征而产生凹陷(如图 2(c)所示)及空洞(如图 3(b)所示).此外,全局优化还会因面部饰物产生不正确的轮廓(如图 4 所示).因此,针对具体分割目标对能量泛函添加约束十分必要.

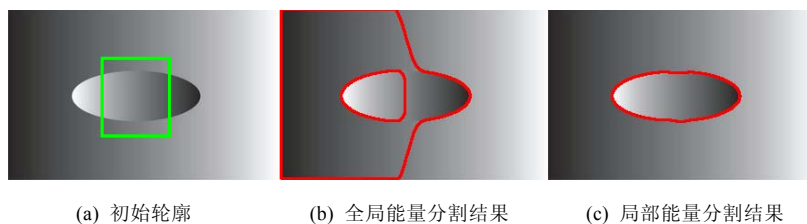


Fig.1 Segmentations of an object with inhomogeneous colors using different energy models

图 1 颜色非均匀分布对象采用不同能量模型的分割结果

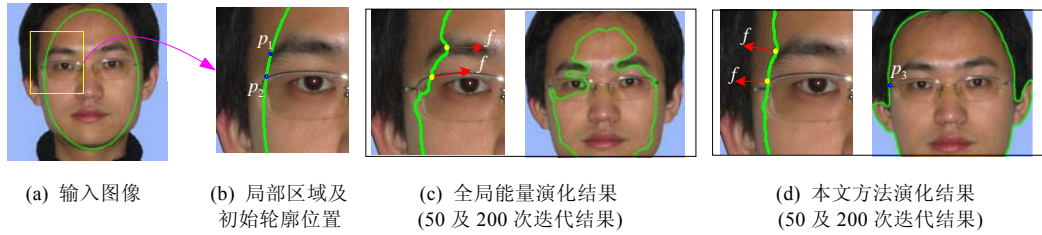


Fig.2 Evolution process and results of some special region on a real-life human image
图 2 真实人脸图像上特定区域的演化过程及结果

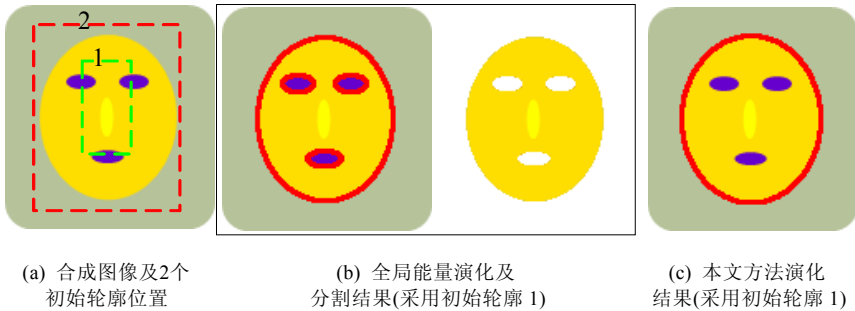


Fig.3 Simulation using synthesized images when the evolution curve passing across the facial feature regions
图 3 合成图像模拟了当演化曲线经过面部特征区域时的情况

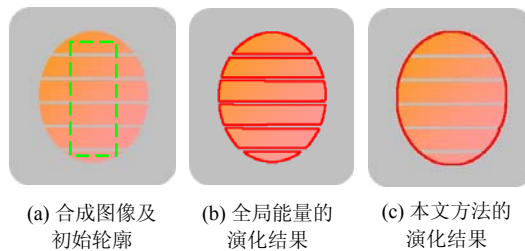


Fig.4 Simulation using synthesized images when a face image contains some bar decorations,
thick lines in (b,c) are the final curves

图 4 合成图像模拟了存在面部条形饰物的情况,子图(b)、(c)中的为演化最终曲线

为了融合局部信息提高系统鲁棒性,近年来出现了一些局部能量泛函^[14-17].在一些情况下(如医学 MR 图像),局部能量相对全局能量模型体现了更好的性能,如图 1(a)中的椭圆目标采用局部能量泛函就能得到符合人类视觉的图 1(c).局部能量模型的基本思路是,以演化曲线边缘上每一个点为中心,设置一个小圆圈^[14]或者小方框^[15]作为邻域,然后通过边缘点的邻域信息引导曲线的演化.邻域大小可调,实现了不同范围的信息分析.当设置的局部区域覆盖整个图像时,此时局部能量转化为全局能量模型.正如 Lankton 所指出的那样^[14],当邻域较小时,仅采用局部信息,曲线很容易陷入局部最优而导致分割错误,无法有效地解决人脸轮廓定位.同时,局部能量模型通常的运算量是全局能量模型的 k 倍(k 是演化过程中曲线的平均长度).

针对人脸图像的特点,在全局能量模型的基础上,本文提出一个人脸外轮廓定位的整体方案,实现了稳定、准确的人脸分割:由于初始位置对曲线演化结果的影响,首先采用一种自适应的单高斯模型 ASGM,利用肤色信息实现了较准确的初始位置估计(见本文第 2 节);然后,提出一种基于混合能量的几何活动轮廓模型 HEAC(详见第 1 节),实现了准确的人脸外轮廓定位.本文算法的主要特点包括:

- (1) 提出边缘外张力能量泛函,有效地克服了因面部纹理非同质性导致的人脸轮廓凹陷及空洞问题.如图 2 所示(图中箭头指出了演化方向),初始轮廓线上的两个点 p_1, p_2 分别在眉毛及眼镜处,根据人脸分割需求,通常希望这两个点向外演化,但是由于这两个点所在位置的纹理同人脸其他肤色区域相异较大,如果采用全局能量,算法为了保证能量最小,会导致曲线沿着这些非皮肤的区域向内演化,造成人脸分块的现象(如图 2(c)所示);然而,在外张力能量的引导下,能够控制曲线向正确的方向演化,克服了全局能量的不足.同样地,图 3 用合成的类人脸图案演示了外张力能量的效果(粗线为演化最终曲线),当初始轮廓线 C 在人脸内部时(轮廓线 1),全局能量模型因为局部特征的干扰,会产生空洞,而添加了外张力能量后,则可准确地到达人脸外轮廓;
- (2) 提出肤色能量泛函,加快了演化速度和鲁棒性.将外张力能量和肤色能量结合到全局能量,得到一个混合能量活动轮廓模型(hybrid energy based active contour,简称 HEAC);
- (3) 提出一种自适应的单高斯模型 ASGM(adaptive single Gaussian model),可为 HEAC 提供靠近人脸实际轮廓的初始位置,提高了定位的稳定性及收敛速度.

1 混合能量活动轮廓模型框架

前文已经指出将 C-V 模型直接用于人脸图像分割的不足,本节主要介绍提出的针对人脸分割问题的算法——混合能量活动轮廓模型 HEAC,首先简要介绍 C-V 模型的概念,然后详述所提出的边缘外张力能量、肤色能量.

1.1 C-V模型概述

Chan-Vese 模型^[12],又称无边缘活动轮廓模型,是 Chan 和 Vese 于 2001 年提出的一种经典几何活动轮廓模型.

令 C 为演化曲线,将整幅图像 u_0 分为两个区域: R_{in} 和 R_{out} .令每个区域的平均灰度值(对于多通道图像则是一个向量^[18],如平均 RGB 值)分别为 c_{in} 和 c_{out} .C-V 模型通过最小化能量函数 E_g (下标 g 标识该能量具有全局特性)来寻找最优分割线 C ,使其恰好在目标对象和背景的边界处. E_g 的表达式如下:

$$E_g(C, c_{in}, c_{out}) = \mu \cdot L(C) + \nu \cdot S(C) + \lambda_{in} \int_{inside(C)} |u_0(x, y) - c_{in}|^2 dx dy + \lambda_{out} \int_{outside(C)} |u_0(x, y) - c_{out}|^2 dx dy \quad (1)$$

公式(1)中: $L(C)$ 是闭合轮廓线 C 的长度; $S(C)$ 是 C 的内部区域面积; $\mu, \nu \geq 0, \lambda_{in}, \lambda_{out} > 0$,是各个能量项权重系数; E_g 的含义很明确,前两项是平滑项,后两项是实际图像与假定的分片常数图像之间的偏离.最终,分割轮廓线 C 的位置以及变量 c_{in} 和 c_{out} 可经最优化上式得到,即

$$\{C^0, c_{in}^0, c_{out}^0\} = \inf_{C, c_{in}, c_{out}} E_g(C, c_1, c_2) \quad (2)$$

只有当曲线 C 位于目标边界时,能量泛函 E_g 才能达到极小值.上面的模型利用了整个图像的信息,在下文中,我们也称 C-V 模型为全局能量模型.

1.2 边缘点外张力能量

在演化过程中,曲线 C 上的点并不一定是目标的轮廓点,为了区分二者,本文称当前演化曲线 C 上的点为活动点,称后者为轮廓(点).首先,我们给出活动点 p 的外邻域 ω_l 的定义:令 u_0 是定义域为 $\Omega \in \mathcal{R}^2$ 上的一幅平面图像,被平面曲线 C 分为两部分: R_{in} 和 R_{out} ;以曲线 C 上的任意活动点 p 为中心,设置一个边长为 a 的正方形邻域 ω_p (文献[14]采用圆形窗口,实验结果表明,采用方形窗口效果相同且效率更高),如图 5(a)(其中,椭圆区域为假定的目标对象,细线为当前的演化曲线 C ,方框是轮廓点的邻域)所示.该窗口同样被曲线 C 分为两部分:内部区域 $\omega_{i,p}$ 和外部区域 $\omega_{o,p}$;外张力方向同曲线外法向量,在计算张力时仅用到外部区域 $\omega_{o,p}$ 信息,称 $\omega_{o,p}$ 为点 p 的外邻域,用 $\omega_{l,p}$ 表示.从而,基于曲线活动点外邻域的外张力能量泛函定义如下:

$$E_l(C, c_l) = \lambda_l \int_C |u_0(p) - c_{l,p}|^2 dp \quad (3)$$

其中, $p \in C$ 是 C 上的任意一点, $c_{l,p}$ 是 $\omega_{l,p}$ 的灰度(颜色)均值, λ_l 是张力的权重系数.将 E_g (见公式(1))与 E_l 结合,我们

得到如下混合能量泛函:

$$E'_m(C, c_{in}, c_{out}, c_l) = E_g(C, c_{in}, c_{out}) + E_l(C, c_l) = \mu \cdot L(C) + \nu \cdot S(C) + \lambda_{in} \int_{inside(C)} |u_0(p) - c_{in}|^2 dp + \lambda_{out} \int_{outside(C)} |u_0(p) - c_{out}|^2 dp + \lambda_l \int_C |u_0(p) - c_l|^2 dp \quad (4)$$

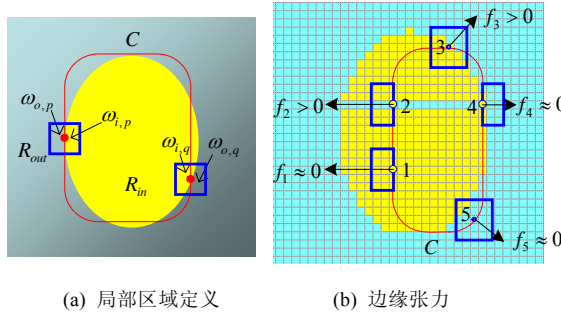


Fig.5 Contour outer tension force and neighborhoods

图 5 边缘张力及邻域示意图

同公式(2),最终分割轮廓线 C 的位置可以经最优化混合能量泛函公式(4)得到,即

$$\{C^0, c_{in}^0, c_{out}^0, c_l^0\} = \inf_{C, c_{in}, c_{out}, c_l} E'_m(C, c_1, c_2, c_l) \quad (5)$$

同文献[12],引入水平集函数 ϕ 求解公式(5),设 ϕ 为内正外负型的符号距离函数(signed distance function,简称 SDF):

$$\phi(x, t=0) = \pm d(x) \quad (6)$$

其中, $\phi[in\text{side}(C)] > 0, \phi[out\text{side}(C)] < 0$.将公式(4)以水平集函数 ϕ 表达,得到

$$E'_m(\phi, c_{in}, c_{out}, c_l) = E_g(C, c_{in}, c_{out}) + \lambda_l \int_{\Omega} \delta(\phi) \cdot |u_0(p) - c_{l,p}|^2 dp \quad (7)$$

注意,此处省略了 $E_g(C, c_{in}, c_{out})$ 的水平集表达方式,详见文献[12].公式(7)中, Ω 是水平集函数的定义域, $\delta(z) = H'(z)$ 是 Dirac 函数,用于在 Ω 上选择演化曲线的边缘点. $H(z)$ 是 Heaviside 函数:

$$H(z) = \begin{cases} 1, & \text{if } z > 0 \\ 0, & \text{if } z < 0 \end{cases} \quad (8)$$

令 $q \in \Omega$ 是平面上任意一个不同于 p 的点,根据水平集函数 ϕ 边缘点 p 的外邻域 $\omega_{o,p}$ 的数学定义如下:

$$\omega_i(p, q) = \begin{cases} 1, & \text{if } \phi(q) < 0 \wedge ((p_x - a/2) \leq q_x < (p_x + a/2)) \wedge ((p_y - a/2) \leq q_y < (p_y + a/2)) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

其中, a 为邻域边长, p_x, p_y 分别表示点 p 的 x, y 坐标.从而得到 p 的外邻域均值:

$$c_{i,p} = \frac{\int_{\Omega} \omega_i(p, q) \cdot (1 - H(\phi)) \cdot u_0(q) dq}{\int_{\Omega} \omega_i(p, q) \cdot (1 - H(\phi)) dq} \quad (10)$$

固定 $c_{i,p}$,进而求解公式(7),得到以水平集函数 ϕ 和规则化的 Dirac 函数 $\delta_{\varepsilon}(x)$ 表达的偏微分方程如下:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t}(p) = \delta_{\varepsilon_1}(\phi(p)) \left[\mu \nabla \cdot \frac{\nabla \phi(p)}{|\nabla \phi(p)|} - \nu - \lambda_{in} (u_0(p) - c_{in})^2 + \lambda_{out} (u_0(p) - c_{out})^2 \right] + \delta_{\varepsilon_2}(\phi(p)) \lambda_l (u_0(p) - c_{l,p})^2 \quad (11)$$

其中, $H_{\varepsilon}(z) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{z}{\varepsilon}\right) \right], \delta_{\varepsilon}(z) = \frac{dH_{\varepsilon}(z)}{dz} = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + z^2}$.同文献[12], ε_1 的取值为 1, ε_2 取值的大小控制曲线边缘(即窄带)的宽度.为了准确选择活动点,我们将 ε_2 设置为较小的实数.令

$$f_{g,p} = \delta_{\varepsilon_1}(\phi(p)) \left[\mu \nabla \cdot \frac{\nabla \phi(p)}{|\nabla \phi(p)|} - \nu - \lambda_{in}(u_0(p) - c_{in})^2 + \lambda_{out}(u_0(p) - c_{out})^2 \right] \quad (12)$$

则公式(11)可以改写为如下形式:

$$\begin{cases} \frac{\partial \phi}{\partial t}(p) = f_{g,p} + f_{l,p} \\ f_{l,p} = \delta_{\varepsilon_2}(\phi(p)) \cdot \lambda_l (u_0(p) - c_{l,p})^2 \end{cases} \quad (13)$$

公式(13)的意义很明显,相对于全局 C-V 模型,对所有活动点 p 添加一个向外(大于 0)的张力 $f_{l,p}$, $f_{l,p}$ 的大小与 $|u_0(p) - c_{l,p}|$ (即点 p 的灰度值与其外邻域 $\omega_{l,p}$ 平均灰度值的差)的平方成正比.图 5(b)中展示了一条正在演化的曲线,我们选取线上 5 个具有代表性的点,它们代表了曲线演化过程中曲线上点的 5 种状态:

- (1) 当曲线在目标内部且活动点 p 在位于与目标灰度同质区域;
- (2) 当曲线在目标内部且活动点 p 在位于与目标非同质区域时;
- (3) 活动点 p 已经达到目标轮廓,但它周围点尚未达到轮廓;
- (4) 活动点 p 周围点已经到达目标轮廓,但是活动点 p 点所在的位置由于各种干扰导致与背景较接近(如图 2(c)中的点 p_3),按照人类视觉感知这个点应该保持不动;
- (5) 当曲线在目标外部且活动点 p 在位于与背景灰度同质区域.

我们通过对这 5 类状态下点受到的张力 $f_{l,p}$ 值大小及方向来分析张力能量 E_l 对演化的影响.为简单起见,图 5(b)及下面的描述均省略了张力 $f_{l,p}$ 的下标 l,p :

- (1) 当曲线在目标内部且活动点 p 在位于与目标灰度同质区域时(活动点 1),此时,该点与其外邻域 $\omega_{l,p}$ 的均值接近,故 $f_1 \approx 0$,对演化不产生作用;
- (2) 当曲线在目标内部且活动点 p 在位于与目标非同质区域时(活动点 2),此时,该点与其邻域 $\omega_{l,p}$ 的均值有较大的差异,故张力 $f_1 > 0$,产生向外的力,使曲线向外轮廓演化,直到演化到外轮廓边界,如活动点 4;
- (3) 对于活动点 3,此时该点已经达到目标轮廓,但是由于轮廓不规则,导致该点仍然产生张力 f_3 (很明显, f_3 较小, $f_3 < f_1$), f_3 导致曲线缓慢地往外扩张,但最终仍然会回到正确的目标轮廓,原因是:首先,在 f_3 的作用下,活动点 3 会往外移动并偏离实际轮廓,此时对其周围点(如其左侧没有演化到目标轮廓的点)产生向外的影响力,从而加快这些点的演化速度;然后,当与活动点 3 相邻的其他活动点均演化到目标轮廓后,类似活动点 4, $f_3 \rightarrow 0$,此时,在全局能量的作用下,该点会收敛到实际目标轮廓;
- (4) 当曲线在目标轮廓边缘且活动点 p 在位于与目标非同质区域时,如活动点 4,此时 $f_4 \approx 0$,如果此时全局能量接近 0,演化曲线 C 将会正确停止在目标外轮廓处.相反,活动点 2 在仅采用全局能量的时候,通常向内演化,从而导致出现图 4(b)中的分片现象;
- (5) 当曲线在目标外部且活动点 p 在位于与背景灰度同质区域时(活动点 5), $f_5 \approx 0$.对于这些区域上的点,演化主要通过全局能量控制,可以正确收敛到目标轮廓.

根据以上分析我们可以看到,通过引入边缘外张力,可以有效地避免曲线在演化过程受到局部特征的干扰,从而防止产生空洞及不必要的分块问题(如图 2、图 3 所示),并加快曲线收敛到正确的外轮廓.

1.3 基于肤色能量的演化加速

对于图像分割问题,相对几何信息,颜色信息仍然是最有效的知识,很多面向不同应用、甚至技术路线相异的方法均致力于颜色信息的利用,以达到准确的分割及定位目的.比较著名的有 Graph cut(图分割)^[19]、AAM(主动外观模型)^[5]以及本文涉及的活动轮廓模型.相应地,对于人脸分割问题,最重要的信息是面部肤色,采用数学工具对肤色进行有效地学习可以提高人脸分割的鲁棒性,加快演化速度.本节在 E'_m (见公式(4))的基础上进一步考虑了肤色,通过添加肤色能量 E_s ,得到本文最终的混合能量泛函:

$$\begin{cases} E_m(C, c_{in}, c_{out}, c_l) = E_g(C, c_{in}, c_{out}) + E_l(C, c_l) + E_s(C) \\ E_s(C) = \lambda_{so} \int_{outside(C)} g(p)^2 dp + \lambda_{si} \int_{inside(C)} |g(p) - \bar{g}_t|^2 dp \end{cases} \quad (14)$$

在详细解释公式(14)之前,我们先对本文用于肤色学习与肤色估计的工具——高斯混合模型(Gaussian mixture model,简称 GMM)进行简单介绍.作为一种有效的描述颜色分布的统计模型,GMM 能够平滑地近似任意形状的密度分布,被广泛地应用于前景分割、背景建模以及肤色建模等领域^[20,21],取得了不错的效果.

GMM 是单高斯模型(single Gaussian model,简称 SGM)的延伸,其概率密度函数(PDF)由多个 SGM 的 PDF 加权构成:

$$g(\mathbf{x}_i) = \sum_{j=1}^M \alpha_j N_j(\mathbf{x}_i; \boldsymbol{\mu}_j, \boldsymbol{\Sigma}_j) \quad (15)$$

其中, $\sum_{j=1}^M \alpha_j = 1$, \mathbf{x}_i 是任意一个像素点的颜色值.第 j 个 SGM 的 PDF 定义如下:

$$N_j(\mathbf{x}; \boldsymbol{\mu}_j, \boldsymbol{\Sigma}_j) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^m |\boldsymbol{\Sigma}_j|}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_j)^T \boldsymbol{\Sigma}_j^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_j)\right] \quad (16)$$

其中, $\boldsymbol{\mu}_j, \boldsymbol{\Sigma}_j$ 分别是第 j 个 SGM 模型的期望和方差.

令 $\theta_j = (\alpha_j, \boldsymbol{\mu}_j, \boldsymbol{\Sigma}_j)$, GMM 共有 M 个 SGM 模型(为了提高运算速度, M 不宜过多.对于人脸图像,由于颜色分布差异不大, M 取 2~3 就可以满足需要).建立 GMM 模型的关键就是通过训练样本集 X (文献[19,21]通过交互的方法,让用户在图像上选择一块区域来确定训练样本,而本文旨在提供一种自动的人脸图像分割方案,故采用样本自动获取方法,具体见第 2 节)估计 GMM 的所有参数: $\Theta = (\theta_1, \dots, \theta_M)^T$. 同文献[21],我们首先用 K 均值聚类算法处理样本 X ,得到 GMM 参数的初始值,然后通过期望值最大(expectation maximum,简称 EM)算法对 GMM 参数进行优化估计,得到精确的 Θ ,从而确定了 GMM 模型.

将任意点 p 的颜色值 \mathbf{x}_p 输入公式(15),可以得到该点的 PDF 值 $g(p)$,同时计算肤色训练样本的 PDF 均值 \bar{g}_t ,由于训练样本与 p 来自同一张人脸图像,故 $|g(p) - \bar{g}_t|$ 大小反映该点与皮肤点的接近程度.根据高斯分布 PDF 的性质,对于非肤色点 $q, g(q) \rightarrow 0$.从而,公式(14)可以理解为:最小化 E_s ,就是寻找曲线 C ,使其演化到肤色与非肤色的边界处.根据水平集函数,公式 E_s 可以改写为

$$E_s(C) = \lambda_{so} \int_{\Omega} g(p)^2 \cdot [1 - H(\phi)] dp + \lambda_{si} \int_{\Omega} |g(p) - \bar{g}_t|^2 H(\phi) dp \quad (17)$$

同 E'_m , 求解 E_m , 得到的偏微分方程:

$$\begin{cases} \frac{\partial \phi}{\partial t}(p) = f_{g,p} + f_{l,p} + f_{s,p} \\ f_{s,p} = \lambda_{so} g(p)^2 - \lambda_{si} [g(p) - \bar{g}_t]^2 \end{cases} \quad (18)$$

可以看出, $f_{s,p} \geq 0$, 因此,公式(18)可以理解为利用肤色能量使零水平集加速向外扩张,扩张力的大小取决于该像素点的颜色与肤色的接近程度.从而,采用一个肤色阈值 $t_{f_{s,p}}$ 可以简单用下式表示:

$$f_{s,p} = \lambda_{s_i} \cdot (g(p) - t) \quad (19)$$

因为 $g(p)$ 值较小,肤色系数 λ_{s_i} 用于使 $g(p)$ 和 $f_{g,p}, f_{l,p}$ 达到相同的数量级. $t \rightarrow 0$ 可以忽略,从而 $f_{s,p} \approx \lambda_{s_i} \cdot g(p), f_{s,p} \geq 0$. 综合上述,在本文提出的 HEAC 框架下, ϕ 的演化可以通过以下迭代实现:

$$\phi_p^{k+1} = \phi_p^k + \Delta t \cdot \frac{\partial \phi}{\partial t}(p) \quad (20)$$

ϕ 的零水平集就是演化曲线,即当前的轮廓.

2 基于自适应 SGM 的轮廓初始位置估计

虽然基于水平集的曲线演化理论对初始位置有自适应性,但实际上,由于噪音、背景等因素的干扰,不同的初始轮廓得到的分割结果往往有很大的差别.尤其对具有复杂背景的单目标分割问题而言,初始位置 C_0 将影响最终的分割效果.如图 3(a)所示,当采用初始轮廓 2 时,全局能量模型也能够得到与本文方法类似的结果,即图 3(c).这表明,几何活动轮廓模型在一定程度上仍依赖于初始位置,如果初始位置在目标轮廓附近时,通常能够得到较好的分割效果.基于这个原因,本节对单高斯模型 SGM 进行改进,实现了准确的人脸初始位置估计,为采用

HAEC 实现精确的人脸外轮廓定位创造了有利的条件:

- (1) 由于初始轮廓在真实轮廓附近,加快了算法收敛速度;
- (2) 利用肤色可以提高算法的稳定性.

研究表明^[22],肤色在颜色空间的分布相当集中,但会受到照明和人种的影响.为了减少肤色受照明强度影响,通常将颜色空间从 RGB 转换到亮度与色度分离的某个颜色空间.本文采用广泛使用的 YCbCr 颜色空间,然后放弃亮度分量 Y,仅使用 Cb,Cr 分量作为肤色训练和分类的信息,从而在一定程度上克服了光照的影响.第 2.3 节使用的 GMM 模型亦采用 YCbCr 颜色空间.

采用 SGM 进行人脸肤色检测的基本思路^[22]是:首先采集大量脸部肤色训练样本(训练样本尽量包括不同光照、人种等情况),用极大似然估计法计算该 SGM 的均值 μ 及方差 Σ (见公式(16)),得到具有一般性的模型;然后,用训练好的 SGM 模型计算测试图像中每一像素的 PDF 值,通过阈值 t 对 PDF 值进行二值化,实现肤色分割.

这种方法是通过训练集人脸肤色来估计测试人脸肤色区域,当训练样本不充分或者测试样本人脸光照条件比较特殊时,将会产生错误的结果.我们提出一种自适应的单高斯模型(adaptive SGM,简称 ASGM),利用检测图片自身信息对 SGM 参数进一步调整,增强了肤色检测的鲁棒性,流程如图 6 所示.算法具体过程为:

1. 初始化:
 - (a) 输入图像 u_0 ;
 - (b) SGM 模型均值 μ 和方差 Σ 的初始值: μ_0, Σ_0 ;
 - (c) 迭代计数器 $i=0$,设置最大迭代次数 m ;
2. 根据 Adaboost 算法检测人脸大致轮廓,如图 6(a)中的方框所示;
3. 根据 SGM 获取肤色区域 Ω_0 ,令 $i=i+1$;
4. 更新 SGM 参数:
 - 如果($i=1$)
 - 将 Ω_0 中的所有像素当作样本,采用极大似然估计更新均值 μ 和方差 Σ ;
 - 否则
 - 将 Ω_0 中的所有像素当作样本,仅更新均值 μ (采用极大似然估计);
5. 如果 μ 收敛或者 $i>m$,转步骤 6;否则,转步骤 3;
6. 根据 Ω_0 中所有像素的位置进行椭圆拟合(最小二乘法),得到轮廓 C_0 ,作为演化的初始位置,如图 6(d)所示.

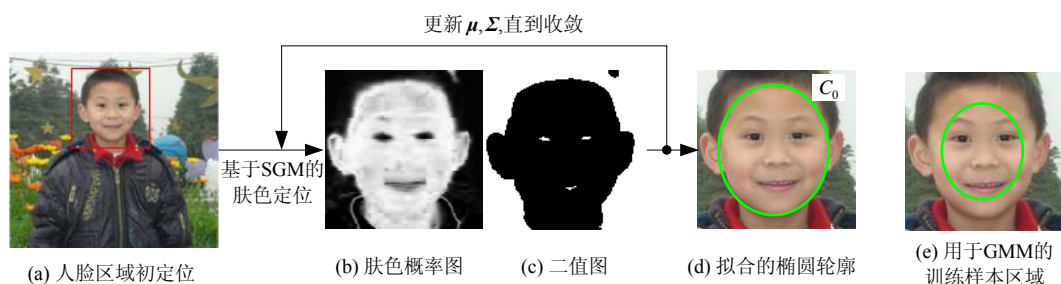


Fig.6 Initial face contour fitting based on an adaptive single Gaussian model

图 6 基于自适应单高斯模型的人脸轮廓初始位置拟合

因多次更新方差会使方差收敛于 0,产生判定条件过于严格而导致有效肤色点过少的现象,因此,算法 ASGM 步骤 4 中,在用 SGM 获取到人脸区域后,我们仅更新一次方差,而均值则通过多次迭代取其稳定值.

如图 6(e)所示,在获得初始位置 C_0 后,我们将 C_0 的轴缩小 1/2,得到 C_1 ,其内部区域的点作为第 2.3 节中 GMM 的训练样本.没有直接采用 C_0 的原因是:一方面减小背景出现在 C_1 中的可能性,避免误差;另一方面降低数据量,提高训练 GMM 参数的运算速度.

3 实验及分析

本节设计一组实验验证本文算法的有效性.首先,第 3.1 节介绍了实验数据及评价标准;第 3.2 节对基于 ASGM 的人脸区域估计进行实验评估;第 3.3 节分别从人脸分割效果及速度、邻域边长 a 大小因素的影响、边缘外张力及肤色能量的作用这 3 方面对 HEAC 模型进行了实验验证.

3.1 实验数据及评价标准

实验图像来自 3 个人脸数据集:MIT-CBCL 人脸库^[23]、IMM 人脸库和我们自建的一个人脸库.为了表述方便,MIT-CBCL 称为数据集 1,包含 9 个人 60 张高分辨率(2048×1536)的彩色人脸图像,具有姿态、光照、表情变化情况,如图 12(b)所示;IMM 人脸库包括 240 张人脸图像,作为数据集 2,人脸图像具有光照、姿态、表情等变化,图像大小为 640×480,如图 7 所示;数据集 3 采集自研究所同学及家人的生活照片 100 张,包括复杂的背景,图像分辨率未归一化,如图 8 所示.实验运行平台为:便携式计算机,CPU Intel Pentium M 1.7GHz,内存 1.25GB.

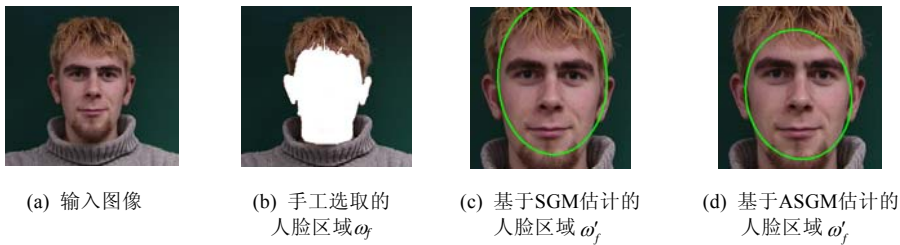
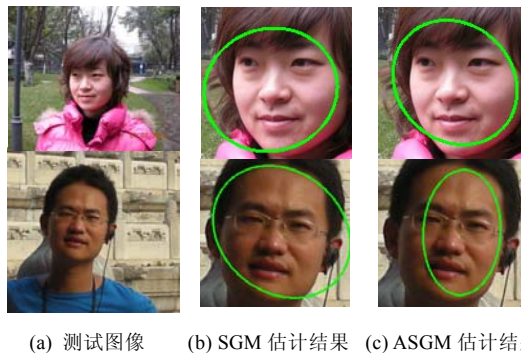


Fig.7 Initial facial contour location results of data set 2

图 7 人脸初始轮廓定位结果(数据集 2)



(a) 测试图像 (b) SGM 估计结果 (c) ASGM 估计结果

Fig.8 Initial facial contour location results of data set 3

图 8 人脸初始轮廓定位结果(数据集 3)

采用本文方法进行人脸分割的第 1 步就是初始轮廓 C_0 的定位,本文第 3 节提出 ASGM 通过检测人脸肤色实现椭圆拟合,将其作为初始轮廓 C_0 ,因此需要对 C_0 区域内所包含的正确肤色进行评价.对于测试图像,我们先手工标注人脸区域(根据引言第 1 段对人脸分割问题的定义,本文方法并不严格将脖子分割出去,故实验中手工标注的人脸包括面部区域以及可以看见肤色的脖子部分,如图 7(b)所示),将其作为基准,人脸区域估计的错误率采用下式评判:

$$e(c) = N(\omega'_f) / N(\omega_f \cap \omega'_f) - 1 \tag{21}$$

其中, ω_f 是手工选取的人脸区域(如图 7(b)所示), ω'_f 是采用自动方法得到的人脸区域(如图 7(c)、图 7(d)所示), $N(\cdot)$ 操作符用于返回所给区域内像素数目.

为了评价人脸外轮廓的定位精度,我们采用广泛使用的平均绝对距离(mean absolute distance,简称 MAD)^[24,25]将自动定位结果与手工定位结果进行比较.设自动定位方法得到的人脸外轮廓线为 P ,手工定位结果

为 H , 它们之间的 MAD 定义如下:

$$e(P, H) = \frac{1}{2} \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d(p_i, H) + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m d(h_i, P) \right\} \quad (22)$$

其中, $P = \{p_1, \dots, p_n\}$, $H = \{h_1, \dots, h_m\}$ 分别为轮廓线上点的坐标, $d(p_i, H)$ 表示点 p_i 到 H 上最近邻点的距离.

3.2 ASGM人脸区域估计结果评价

图 7(c)、图 7(d)展示了分别采用 ASGM 与 SGM 的人脸区域估计结果,其中,SGM 的参数取值为 $\mu = [103.01, 140.13]^T$, $\Sigma = [242.52, 211.56; 211.56, 397.32]^T$.从图中可以看出,由于该测试对象具有金色头发,与 SGM 的训练结果均值 μ 较接近,因此,SGM 的估计结果包括了更多的头发部分.而 ASGM 可以根据测试图像对参数进行自适应调整,从而得到比 SGM 更接近实际的人脸区域估计结果.为了验证 ASGM 在真实场景下的效果,我们在数据集 3 上进行测试,对比结果如图 8 所示.可以看到,虽然不可避免地受到光照、背景等因素的影响,由 ASGM 估计的初始轮廓内部所包含的皮肤像素准确度要明显高于 SGM.而 SGM 更容易受到染发及背景影响而产生较大的初始轮廓,进而对后期轮廓定位产生不利影响.

下面,我们根据公式(21)对数据集 1 和数据集 2 进行量化分析.在数据集 1 中的 7 个人脸(共 30 张图像)平均估计误差比较如图 9 所示.正如我们在第 3 节所述,由于 SGM 仅利用先验信息来估计人脸区域,对一张新输入的人脸图像适应性不足,从而导致所估计的皮肤区域误差较大,而且性能的波动性较大,而 ASGM 平均误差低于 5%.

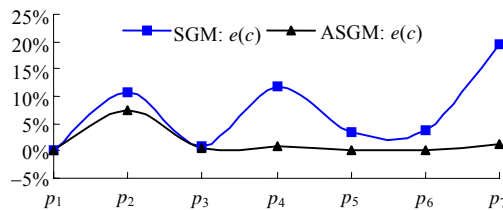


Fig.9 Face region estimation error (Data set 1)

图 9 人脸区域估计误差(数据集 1)

从数据集 2 的测试数据(见表 1)可知,ASGM 的平均估计误差小于 1%,而且方差仅为 0.0004,是 SGM 的 1/15.这意味着 ASGM 的稳定性非常强,完全可以为活动轮廓模型提供稳定、准确的初始轮廓.当然,由于 ASGM 需要进行迭代,平均迭代次数为约 10 次,ASGM 相对 SGM 需要更多的计算时间.但是我们可以看到,平均时耗不到 0.5s,对于系统的整体速度影响很小.

Table 1 Face region estimation error and time costs (Data set 2)

表 1 人脸区域估计误差及时耗(数据集 2)

算法	错误点	$e(c)$	$e(c)$ 方差	耗时(ms)
SGM	1 426	3.8%	0.006	42
ASGM	325	0.9%	0.000 4	478

3.3 HEAC模型人脸分割结果评价

本节测试我们提出的 HEAC 算法在人脸外轮廓定位上的性能,对比算法包括传统全局能量模型(C-V 模型)^[12](下文中简称算法 1)和文献[14]提出的局部能量模型(简称算法 2).算法 HEAC 的相关参数设置如下:公式(4)中, $\mu=1$, $\nu=0$, $\lambda_{in}=\lambda_{out}=1$, $\lambda_l=10$;公式(19)中, $\lambda_s=100$.GMM 采用 2 个 SGM,即 $M=2$.除特别说明,邻域边长 $a=10$ (关于 a 大小的讨论见实验 2),算法 2 的半径取 5.为了保证算法的可比性,对比算法均取相同的参数,初始位置 C_0 均通过 ASGM 自动定位以获得相同的初始位置.

(1) 实验 1. 分割效果及速度.

在数据集 2 上的人脸分割示例如图 10 所示(图片上方的数字是自动分割结果与手工标定结果的 MAD 值;图 10(d)、图 10(e)上的小框显示了邻域窗口大小(数据集 2)).首先,ASGM 在该数据集上能够获得较为准确的初始轮廓.由于初始轮廓线经过特征区域,如眼睛、眉毛、嘴巴等部位,在没有先验知识的情况下,采用传统 CV 模型(算法 1)很容易陷入局部最优,导致出现凹陷及空洞,如图 10(c)所示,其中,内部曲线包括的部分就是空洞.另外,由于仅采用局部信息,算法 2 不易出现空洞现象,但仍然容易被特征区域干扰,出现局部凹陷.由图 10(e)可以看到,本文方法获得了理想的分割效果,与图 10(f)中的手工分割结果十分接近.根据数值 MAD 比较,本文方法误差最小,平均误差为 5 个像素.本文方法仍存在一定误差,主要是由颈部的轮廓引起的,而对于面部轮廓主要区域(如脸颊),本文方法的结果在视觉上偏离很小,多数点实际就在真实的轮廓上,误差远小于 5 个像素.在数据集 2 上,所有图像上分割的 MAD 统计结果见表 2.可以看到,HEAC 相对算法 1、算法 2 分割结果更准确、更稳定(数据稳定性由方差反映).

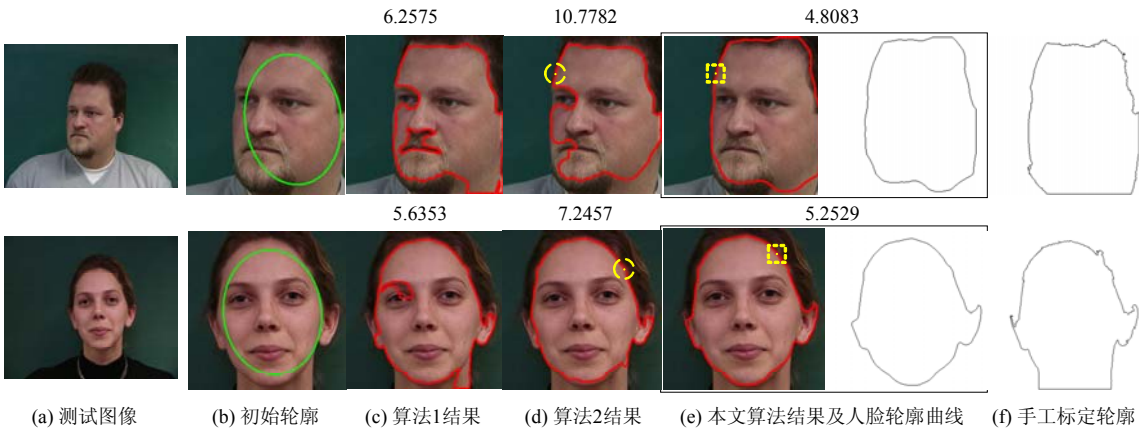


Fig.10 Face contour segmentation results, 500 iterations

图 10 人脸轮廓分割结果,迭代 500 次

Table 2 Facial outer contour location results (Data set 2)

表 2 人脸外轮廓定位结果(数据集 2)

	MAD(像素)	方差	耗时(s)
算法 1	12.53	61.94	29.1
算法 2	13.69	35.22	44.5
HEAC	6.63	6.17	32.7

图像分辨率为 640×480,人脸区域大小约为 280×280,迭代 500 次

这里,我们对复杂场景中人脸图像进行分割测试,结果如图 11 所示.第 1 张是初始位置离真实轮廓较远、人脸非正面姿态、存在阴影的情况;第 2 张是在室内闪光灯、具有复杂背景的情况;第 3 张是严重背光的情况;第 4 张是在户外具有强光照的情况.

由图 11 可见,本文方法对于初始轮廓、光照、姿态、阴影等因素均具有较强的鲁棒性,原因在于:

- (1) 采用了边缘外张力,保证曲线在演化过程中不受局部特征影响,对人脸姿态具有鲁棒性;
- (2) 采用了肤色能量,可以根据当前照片的光照情况对参数进行调整,对光照变化有自适应能力;
- (3) 另外,通过 ASGM 算法,能够通过获得较准确的初始轮廓,初始轮廓基本在人脸区域内,可以在一定程度上避免背景的干扰.

表 2 给出了各个算法的运行时间,由于图像较大,算法 1 需要 29s,HEAC 需要 32s,相对算法 1 速度下降不大;而算法 2 的演化速度较慢,通常需要上千次迭代才能达到较稳定的状态,在相同的迭代次数的情况下仍需要更多的时间,约 44s.当图像缩小 1 倍时,HEAC 可以迅速收敛,仅需要 2s~3s,见表 3 的数据.



Fig.11 Some segmentation results under extremely complex conditions using HEAC method with 200 iterations (data set 3)

图 11 更多复杂条件下人脸分割结果,采用 HEAC 算法,迭代 200 次(数据集 3)

Table 3 Segmentation results of 3 different resolutions

表 3 3 组不同分辨率图像的人脸分割结果

序号	图像分辨率	面部区域大小	迭代次数	耗时(s)
第 1 组	300×225	123×123	200	2.8
第 2 组	600×450	244×244	500	27.0
第 3 组	1024×768	406×406	500	86.0

注:耗时是 $a=10$ 时 HEAC 的运行时间

(2) 实验 2. 邻域边长 a 大小对分割结果的影响.

图 5(b)仅演示了背景比较简单的情况,邻域边长 a 的大小对于外张力的影响较小.在实际应用场景中,由于背景非常复杂,边长 a 对演化结果往往存在影响.我们首先通过图 12(a)合成图模拟了背景有多种颜色的情况(其中,虚线是当前演化曲线位置,两个框代表两个大小不同的邻域),进而分析邻域边长 a 的大小对外张力 f_{lp} 的影响.图中的虚线表示当前演化曲线的位置,为了使曲线正确定位到目标轮廓边缘, p_1, p_2 两个点此时都应该向内移动.但我们在这两个点处分别人为设置不同大小的邻域:在 p_1 处,由于邻域较小,避免了受远端背景色的影响,边缘外张力 $f_1 \approx 0$.此时,该点在全局能量的作用下将会正确移动到目标轮廓;而 p_2 由于采用了较大的邻域,包括了更多的背景,产生大于 0 的边缘外张力,从而 p_2 可能会向外移动,将导致错误的结果.另一方面,如果邻域过小,外张力 $f_{lp} \rightarrow 0$,此时,公式(4)退化为 CV 模型.因此,鉴于邻域边长对于分割结果的影响,我们通过实验分析目标的尺寸下邻域边长的选择,实验设计及结果如下:

从数据集 1 中取一组人脸图片(10 张),分别生成 3 组不同分辨率的图像,如图 12(b)所示,其中,人脸区域大小见表 3.对这 3 组不同分辨率的图像分别采用不同大小的邻域用 HEAC 进行分割实验,迭代次数见表 3,误差曲线如图 12(c)所示(曲线上标注了最小值).可以看到,正如前文所述,邻域边长过大或过小都会影响分割精度,较大的图像通常需要较大的邻域 a .对于人脸区域宽度在 100pt~400pt 之间的图像,边长 a 的取值范围在 [5,20].根据本实验,我们可以给出经验公式: $a=$ 人脸宽度/23.

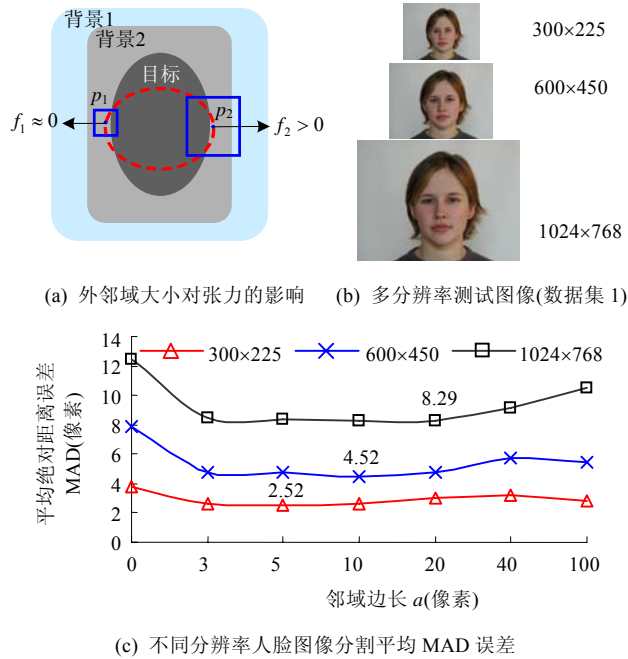


Fig.12 Analysis of the length of the neighborhoods
图 12 邻域边长 a 大小对于演化效果影响的分析

(3) 实验 3. HEAC 中外张力及肤色能量的作用分析.

本文提出的 HEAC 算法基于一个混合能量泛函:在全局能量的基础上添加了边缘外张力(基于局部邻域)以及肤色能量.下面通过两组实验全面地验证两种能量的作用:

① 先全局能量基础上仅添加外张力能量进行实验,然后添加肤色能量进行实验.图 12(c)中,3 条曲线的起点(即邻域 $a=0$)就是没有使用边缘外张力的情况.我们可以看到,相对其他情况,在没有边缘外张力的时候分割误差显著较大.另外,图 13 展示了各个能量对人脸最终分割结果的影响.对比图 13(b)、图 13(c)可以看到,全局能量模型容易受到局部特征的干扰,而图 13(c)因添加了边缘外张力,能够有效地克服面部特征的干扰,这验证了我们的理论分析.但是,由于没有先验知识的引导,仍无法正确收敛到正确的人脸轮廓.进一步添加肤色能量,我们就可以得到令人满意的面部分割结果,如图 13(d)所示.

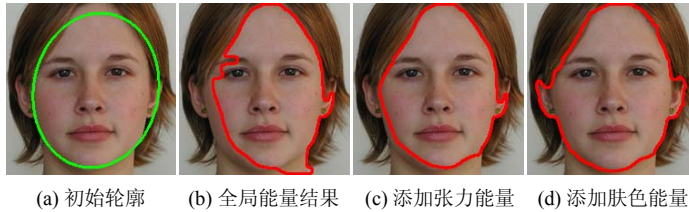


Fig.13 Evaluation of each energy part of our method, 150 iterations
图 13 本文算法各个能量对分割结果的影响,迭代 150 次

② 先在全局能量基础上仅添加肤色能量进行实验,然后添加外张力能量进行实验.图 14 演示了两张图片的分割结果(每组图片中,第 1 张为测试图片,第 2 张是全局+肤色的分割结果,第 3 张是增加了边缘外张力能量后的分割结果).可以看出:由于没有张力的作用,轮廓线不能有效地演化到面部边缘,容易受到毛发的影响出现内凹现象(每组图片第 2 张);而进一步添加外张力能量后,可以有效地分割出人脸区域,见每组图片的第 3 张.

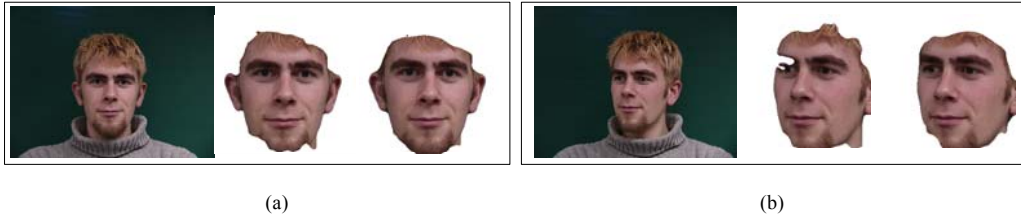


Fig.14 Effects on the segmentation of contour outer tension force
图 14 边缘外张力能量对分割结果的作用(迭代 150 次)

(4) 影响分割结果的因素分析.

通过前面的实验对比可以看到,本文提出的 HEAC 算法对复杂条件下人脸分割具有很强的鲁棒性,达到了实际应用要求.但需要指出的是,影响本文算法性能的因素之一是人脸区域估计的准确性,如果采用自动人脸检测算法获取的人脸区域不准确,或者根本无法获取人脸区域,将影响到本文 ASGM 定位人脸初始轮廓,并影响肤色能量的准确性.由于人脸区域定位超出本文研究范围,针对这类情况可以同当前许多流行前景分割算法(如 Graph cut^[19],Grabcut^[26]等)一样,采取交互式方法,由用户指定包括人脸的区域,然后采用本文方法实现初始位置估计(采用 ASGM)及最终人脸轮廓定位(采用 HEAC).

4 结束语

本文主要解决彩色人脸图像的外轮廓定位问题,实现了准确的人脸分割,为 人脸识别、建模等应用提供了基础.在活动轮廓演化过程中,通常会受到特征区域的干扰,导致曲线陷入局部最优,产生错误的空洞或凹陷现象.本文提出一种基于混合能量的几何活动轮廓模型 HEAC,其基本思路是,根据边缘点邻域信息判断曲线当前所处的位置,增加一个边缘外张力来引导曲线向外轮廓方向演化;同时,为了提高系统鲁棒性,算法利用混合高斯模型学习肤色信息,通过在能量泛函中融合肤色能量,提高了算法的收敛速度和精度;最后,考虑到初始位置对曲线演化结果的影响,本文提出一个基于单高斯模型 SGM 的改进算法,利用肤色信息实现了较准确的初始位置估计,为 HEAC 实现准确的人脸分割创造了条件.实验结果表明,本文方法能够快速、稳定地从复杂场景中分割出人脸区域,应用价值强.

致谢 作者向对本文工作给予支持和建议的同行表示感谢;感谢胡同宇硕士手工标注图像以及测试所做的大量工作;感谢重庆邮电大学计算机科学与技术研究所的同学为本文提供的实验照片.

References:

- [1] Wu LF, Shen LS, Kong X, Zhu XJ. Face segmentation based on curve fitting. Chinese Journal of Computers, 2003,26(7):893-897 (in Chinese with English abstract).
- [2] Govindaraju V. Locating human faces in photographs. Int'l Journal of Computer Vision, 1996,19:129-146. [doi: 10.1007/BF00055801]
- [3] Chen DS, Liu ZK. edge features in color image and their face detection performance evaluation. Ruanjian Xuebao/Journal of Software, 2005,16(5):727-732 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/16/727.htm> [doi: 10.1360/jos160727]
- [4] Yuille AL, Hallinan PW, Cohen DS. Feature extraction from faces using deformable templates. Int'l Journal of Computer Vision, 1992,8:99-111. [doi: 10.1007/BF00127169]
- [5] Cootes TF, Edwards GJ, Taylor CJ. Active appearance models. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(6):681-685. [doi: 10.1109/34.927467]
- [6] Richard PH, Reilly RB. Color based video segmentation using level sets. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Image Processing. Vancouver: IEEE Computer Society, 2000. 480-483. [doi: 10.1109/ICIP.2000.899450]

- [7] Huang FZ, Su JB. Face contour extraction and tracking using level sets. *Chinese Journal of Computers*, 2003,26(4):491–496 (in Chinese with English abstract).
- [8] Huang FZ, Su JB, Xi YG. Geometric active contours for face contour extraction. *Journal of Image and Graphics*, 2003,8(5): 66–70 (in Chinese with English abstract).
- [9] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models. *Int'l Journal of Computer Vision*, 1988,1(4):321–331. [doi: 10.1007/BF00133570]
- [10] Osher S, Sethian JA. Fronts propagating with curvature dependent speed: Algorithms based on hamilton-jacobi formulations. *Journal of Computational Physics*, 1988,79(1):12–49. [doi: 10.1016/0021-9991(88)90002-2]
- [11] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours. *Int'l Journal of Computer Vision*, 1997,22:61–79. [doi: 10.1023/A: 1007979827043]
- [12] Chan TF, Vese LA. Active contours without edges. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2001,10(2):266–277. [doi: 10.1109/83. 902291]
- [13] Lankton S, Nain D, Yezzi A, Tannenbaum AR. Hybrid geodesic region-based curve evolutions for image segmentation. In: *Proc. of the Medical Imaging 2007: Physics of Medical Imaging*. San Diego: Georgia Institute of Technology, 2007.
- [14] Lankton S, Tannenbaum A. Localizing region-based active contours. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2008,17(11):1–11. [doi: 10.1109/TIP.2008.2006892]
- [15] Cristina D, Alfred M, Christoph B, Ulrich GH. Local region descriptors for active contours evolution. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2008,17(12):2275–2288. [doi: 10.1109/TIP.2008.2006443]
- [16] Li C, Kao C, Gore JC, Ding Z. Implicit active contours driven by local binary fitting energy. In: *Proc. of the Computer Vision and Pattern Recognition*. Minneapolis: IEEE Computer Society, 2007. 1–7. [doi: 10.1109/CVPR.2007.383014]
- [17] Zhang JW, Ge Q. MR image segmentation of fast CV model based on local statistic information. *Journal of Image and Graphics (A)*, 2010,15(1):69–74 (in Chinese with English abstract).
- [18] Chan T, Yezzi A, Vese A. Active contours without edges for vector-valued images. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2000,11(2):130–141. [doi: 10.1006/jvci.1999.0442]
- [19] Boykov YY, Jolly M. Interactive graph cuts for optimal boundary & region segmentation of objects in N-D images. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Computer Vision*. Vancouver: IEEE Computer Society, 2001. 105–112. [doi: 10.1109/ICCV.2001.937505]
- [20] Kaewtrakulpong P, Bowden R. An improved adaptive background mixture model for realtime tracking with shadow detection. In: *Proc. of the European Workshop on Advanced Video Based Surveillance Systems*. Kingston: Kluwer Academic Publishers, 2001. 135–144.
- [21] Xiao CX, Chu Y, Zhang Q. Texture image segmentation using level set function evolved by Gaussian mixture model. *Chinese Journal of Computers*, 2010,33(7):1295–1304 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.3724/SP.J.1016.2010.01295]
- [22] Chen DS, Liu ZK. A survey of skin color detection. *Chinese Journal of Computers*, 2006,29(2):194–207 (in Chinese with English abstract).
- [23] Huang J, Heisele B, Blanz V. Component-Based face recognition with 3D morphable models. In: *Proc. of the Audio- and video-based biometric person authentication*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2003. 27–34. [doi:10.1007/3-540-44887-X_4]
- [24] Mikić I, Krucinski S, Thomas JD, Member A. Segmentation and tracking in echocardiographic sequences: Active contours guided by optical flow estimates. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 1998,17:274–284. [doi: 10.1109/42.700739]
- [25] Liu FC, Chen Q, Sun QS, Heng PA, Xia DS. Texture classification and shape statistics variational approach for segmentation of left ventricle tagged MR images. *Ruanjian Xuebao/Journal of Software*, 2009,20(1):30–40 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3360.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2009.00030]
- [26] Rother C, Kolmogorov V, Blake A. GrabCut: Interactive foreground extraction using iterated graph cuts. *ACM Trans. on Graphics*, 2004,23(3):309–314. [doi: 10.1145/1015706.1015720]

附中文参考文献:

- [1] 毋立芳,沈兰荪,孔潇,朱旭娟.基于曲线拟合的人脸分割算法. *计算机学报*,2003,26(7): 893–897.

- [3] 陈锻生,刘政凯.彩色图像边缘特征及其人脸检测性能评价.软件学报,2005,16(5):727-732. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/16/727.htm> [doi: 10.1360/jos160727]
- [7] 黄福珍,苏剑波.基于 Level Set 方法的人脸轮廓提取与跟踪.计算机学报,2003,26(4):491-496.
- [8] 黄福珍,苏剑波,席裕庚.基于几何活动轮廓模型的人脸轮廓提取方法.中国图像图形学报,2003,8(5):66-70.
- [17] 张建伟,葛琦.基于局部统计信息的快速 CV 模型 MR 图像分割.中国图像图形学报(A),2010,15(1):69-74.
- [21] 肖春霞,初雨,张青.高斯混合函数区域匹配引导的 Level Set 纹理图像分割.计算机学报,2010,33(7):1295-1304. [doi: 10.3724/SP.J.1016.2010.01295]
- [22] 陈锻生,刘政凯.肤色检测技术综述.计算机学报,2006,29(2):194-207.
- [25] 刘复昌,陈强,孙权森,王平安,夏德深.结合纹理与形状的 Tagged MR 图像左心室分割算法.软件学报,2009,20(1):30-40. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3360.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2009.00030]



龚勋(1980—),男,湖南永顺人,博士,讲师,CCF 会员,主要研究领域为图像处理,模式识别,人工智能.
E-mail: xgong@swjtu.com



李昕昕(1981—),女,讲师,CCF 会员,主要研究领域为智能信息处理.
E-mail: xinlinli@foxmail.com



王国胤(1970—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为智能信息处理,人工智能.
E-mail: wanggy@cqupt.edu.cn



夏冉(1987—),女,硕士,主要研究领域为图像处理.
E-mail: xiarr199863@126.com



李天瑞(1969—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为智能信息处理.
E-mail: trli@swjtu.cn



冯林(1971—),男,博士,副教授,CCF 会员,主要研究领域为智能信息处理.
E-mail: scfengyc@126.com