

一种基于可变形模型的图像分割算法*

许东¹⁾ 袁晓辉¹⁾ 夏良正¹⁾ 杨世周²⁾

(¹⁾东南大学自动控制系,江苏,南京,210096;

²⁾电视电声研究所,北京,100015)

摘要 提出了一种新的基于可变形模型的图像分割算法.该算法在模拟气球膨胀法的基础上,对内外部力场进行了改进,并通过控制力场的方向,使 Snakes 不断向图像内部收缩分裂,最终完成对图像的分割.对合成图像和实际图像的实验表明,这一方法是行之有效的.

关键词 可变形模型,图像分割,Snakes 模型.

IMAGE SEGMENTATION METHOD BASED ON A DEFORMABLE MODEL

XU Dong¹⁾ YUAN Xiao-Hui¹⁾ XIA Liang-Zheng¹⁾ YANG Shi-Zhou²⁾

(¹⁾Department of Automatic Control Engineering, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 210096, China;

²⁾Research Institute of Television and Electroacoustics, Beijing 10005, China)

Abstract The image segmentation method based on deformable model was presented. The internal and external force fields were improved on the basis of a balloon's force field. By controlling the direction of the force field, Snakes were shrunk and split continuously, and at last the image was segmented into different sections. The experiments of synthetic and real images show that the method is effective.

Key words deformable model, image segmentation, Snakes model.

引言

图像分割是图像处理中的重要问题,也是计算机视觉中低层次视觉处理的主要问题.目前,已提出的图像分割方法很多,大致可简单地分为 3 类:一是基于特征阈值或聚类的方法,如灰度阈值分割等;二是基于区域的方法,如区域生长法、分合算法等;三是基于区域边缘的方法,如可变形模型法等.

可变形模型方法是 80 年代末由 Kass^[1] 等人提出的,它通过对曲线的能量方程进行最小化,使曲线收敛于目标的边缘.90 年代, Cohen^[2] 等提出了模拟气球膨胀法, Xu^[4] 等提出了 GVF-Snakes 方法,对传统的可变形模型方法进行了改进,使得 Snakes 法具有更大的捕获范围和更强的步进凹形边缘的能力.利用这些改进算法,可以取得更好的效果,如赵雪春^[5] 等利用 GVF-Snakes 方法对图像进行分割,并取得了较好的效果.

本文提出的分割算法是在模拟气球膨胀法的基础上,对内外部力场进行改进,并从图像的边界出发,使 Snakes 不断向图像内部收缩分裂,最终完成对图像的分割.该方法在对图像进行分割的同时,可以对各部分之间的相互关系进行分析,以便进一步完成对图像的结构分析.

1 可变形模型

传统 Snakes 是定义在图像平面的曲线 $\mathbf{X}(s) = [x(s), y(s), s \in [0, 1]$, 它在图像空间中运动使下述能量函数最小化,即

$$E = \int_0^1 \left\{ \frac{1}{2} [\alpha |\mathbf{X}'(s)|^2 + \beta |\mathbf{X}''(s)|^2] + E_{ext}(\mathbf{X}(s)) \right\} ds. \quad (1)$$

这里 $\mathbf{X}'(s)$ 和 $\mathbf{X}''(s)$ 分别是 $\mathbf{X}(s)$ 的一阶和二阶导数. α 和 β 分别为控制 Snakes 张紧和刚性的权值,其

* 国防科技预研基金(批准号 J1.4.5)资助项目
稿件收到日期 2001-06-13,修改稿收到日期 2001-08-20

* The project supported by the preliminary Research Foundation of National Defence of China (No. J1.4.5)
Received 2001-06-13, revised 2001-08-20

目的是使 Snakes 光滑且富有弹性. E_{ext} 是外部能量项, 一般由图像的灰度、边缘等特征获得, 用来引导 Snakes 去拟合目标的边缘轮廓. 对于一个给定的图像 $I(x, y)$, 可以看作是 关于 (x, y) 的连续函数, 外部能量项通常可以定义为

$$E_{ext} = -|\nabla I(x, y)|^2 \quad (2)$$

$$\text{或 } E_{ext} = -|\nabla [G_\sigma(x, y) * I(x, y)]|^2 \quad (3)$$

其中 $G_\sigma(x, y)$ 是均值为 0、方差为 σ 的高斯函数, ∇ 为梯度算子.

为使能量函数最小, Snakes 必须满足 Euler 方程, 有

$$\alpha X''(s) - \beta X'''(s) - \nabla E_{ext} = 0. \quad (4)$$

式(4)可以看成是内外力量的平衡, 即

$$F_{int} + F_{ext} = 0 \quad (5)$$

这里内部力量 $F_{int} = \alpha X''(s) - \beta X'''(s)$, 外部力量 $F_{ext} = -\nabla E_{ext}$. 内部力量阻止曲线被拉伸和弯曲, 而外部力量则推动 Snakes 去拟合期望的图像边界. 将 X 看作位置 s 及时间 t 的函数 $X(s, t)$, 则 X 对时间 t 求导

$$X_t(s, t) = \alpha X''(s, t) - \beta X'''(s, t) - \nabla E_{ext}. \quad (6)$$

当解 $X(s, t)$ 趋于稳定时, $X_t(s, t)$ 项为 0, 即求得式(4)的解.

传统主动轮廓模型主要存在着两大难题: (1) 必须将模型初始化于目标轮廓的附近, 否则可能收敛于错误的结果; (2) 由于无法得到指向凹型边缘内部的力场, Snakes 步进凹型边缘时存在问题. Cohen^[2] 等提出的模拟气球膨胀法较好地解决了以上问题.

模拟气球膨胀法定义外部力场为

$$F = k_1 n(s) - k \frac{\nabla I(x(s), y(s))}{|\nabla I(x(s), y(s))|}. \quad (7)$$

其中 $n(s)$ 是曲线在 $X(s)$ 的单位法向矢量, k_1 用来控制该矢量的强度. 如果控制 k_1 的符号或曲线的方

向, 可产生收缩或膨胀的作用.

利用模拟气球膨胀法增大了力场的捕获范围. 由于外加力场的作用, Snakes 在图像梯度变化平缓时可缓慢地收敛到目标的边缘, 同时还增强了 Snakes 步进凹型边缘的能力.

2 分割算法

Lobregt^[3] 等提出的离散动态边界模型方法通过计算曲线的内外部力场的法向分量来约束曲线的形变, 并利用迭代算法求得最终的结果, 该方法较好地解决了 Snakes 模型问题. 本文将改进这一算法来对曲线的运动进行约束.

2.1 内部力场的确定

如图 1(a) 所示, 定义顶点 V_i 处的弯曲向量为

$$c_i = d_i - d_{i-1}. \quad (8)$$

其中 d_{i-1}, d_i 均为单位矢量. 如图 1(b) 所示, 定义顶点 V_i 处的单位切向矢量为

$$t_i = \frac{d_i + d_{i-1}}{\|d_i + d_{i-1}\|}. \quad (9)$$

由此可以得到该顶点处的单位径向向量为

$$r_i = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} t_i. \quad (10)$$

曲线的内部力场可由 $c_i \cdot r_i$ 与一离散滤波序列 k_i 的褶积确定为

$$f_{in,t} = (c_i \cdot r_i) \odot k_i. \quad (11)$$

$$f_{in,r} = f_{in,t} r_i. \quad (12)$$

式(11)中取

$$k_i = \{\dots, 0, 0, -\frac{1}{2}, 1, -\frac{1}{2}, 0, 0, \dots\}. \quad (13)$$

2.2 外部力场的确定

在传统的 Snakes 算法中, 通常令曲线的外部力

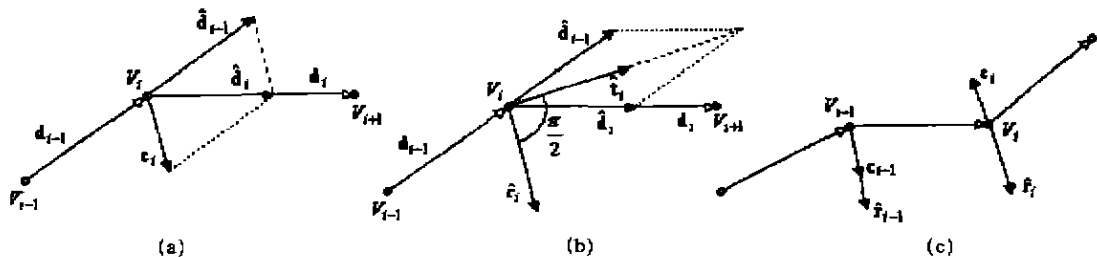


图 1 曲线顶点处内部力场矢量的生成
(a)弯曲向量的定义 (b)径向向量的定义 (c)内部力场向量的定义

Fig. 1 Generation of the vectors of internal force field at vertexes
(a)definition of curve vector (b)definition of radial vector (c)definition of internal force vector

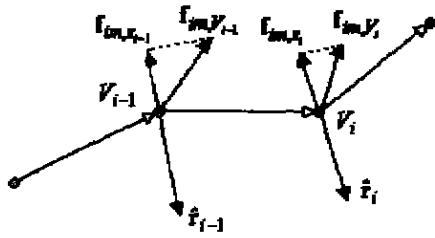


图 2 曲线顶点处外部力场矢量的生成
Fig. 2 Generation of the vectors of external force field at vertexes

场为

$$f_{im} = \nabla - I(x, y). \tag{14}$$

但这一力场往往并不是沿着曲线的径向方向,在这一力场的作用下,曲线不能较好收敛于目标的边缘.在此定义顶点 V_i 处的径向分量为

$$f_{in,r_i} = (f_{im} \cdot \hat{V}_i \cdot \hat{r}_i) \hat{r}_i, \tag{15}$$

可定义曲线的外部力场为

$$f_{ex,r_i} = k_1 r_i - k f_{in,r_i}. \tag{16}$$

其中 k 和 k_1 可正可负.这一定义是本文对模拟气球膨胀法的一个改进,当 $k > 0$ 时,式(16)定义的外部力场与模拟气球膨胀法所定义的外部力场是一致的,促使曲线收敛于目标的边缘;当 $k < 0$ 时,由图像梯度变化所产生的外部力场将会促使曲线离开目标的边缘.与模拟气球膨胀法类似,如果控制 k_1 的符号或曲线的方向,可产生收缩或膨胀的作用.

2.3 曲线的形变

$$\text{定义整体力场为 } f_i = w_{ex} f_{ex,r_i} + w_{in} f_{in,r_i}, \tag{17}$$

曲线顶点 V_i 在此力场中以速度矢量 v_i 和加速度矢量 a_i 运动.当曲线上所有的 $v_i = 0, a_i = 0$ 时,曲线停止运动,收敛于目标的边缘.

为加强曲线收敛的稳定性,在式(17)中增加一项粘滞力场,式(17)可写作

$$f_i = w_{ex} f_{ex,r_i} + w_{in} f_{in,r_i} + w_{damp} f_{damp,i}, \tag{18}$$

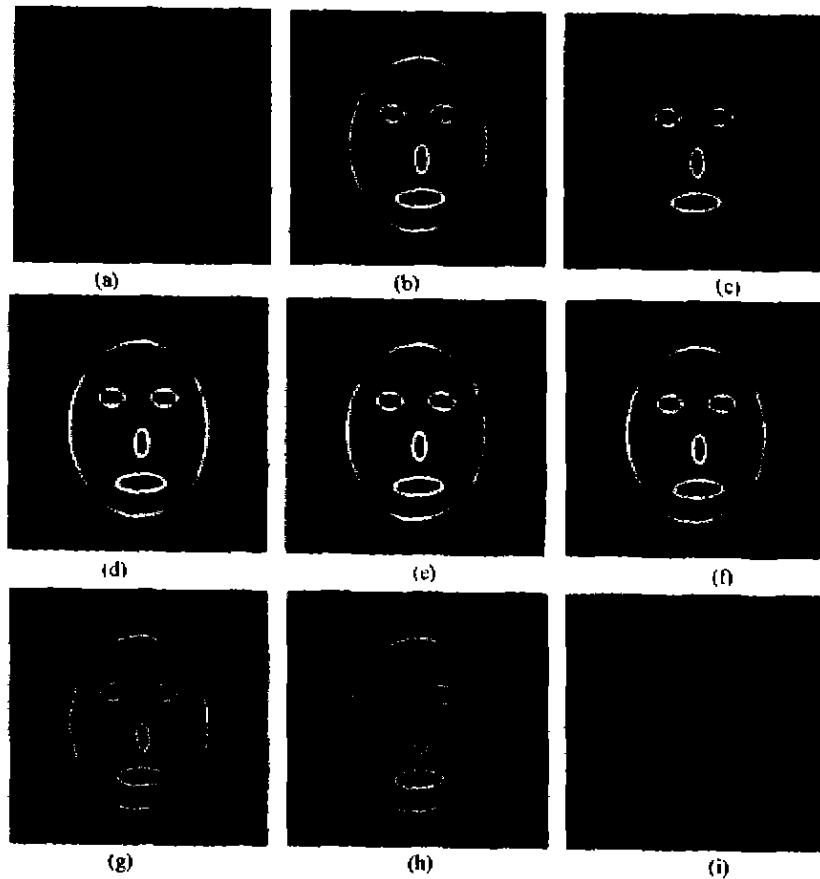


图 3 合成人脸图像的分割
(a)原始图像 (b)高斯滤波 (c)~(i)分割过程

Fig. 3 Segmentation of synthetic face image
(a)original image (b)Gaussian blurring (c)~(i)segmentation process

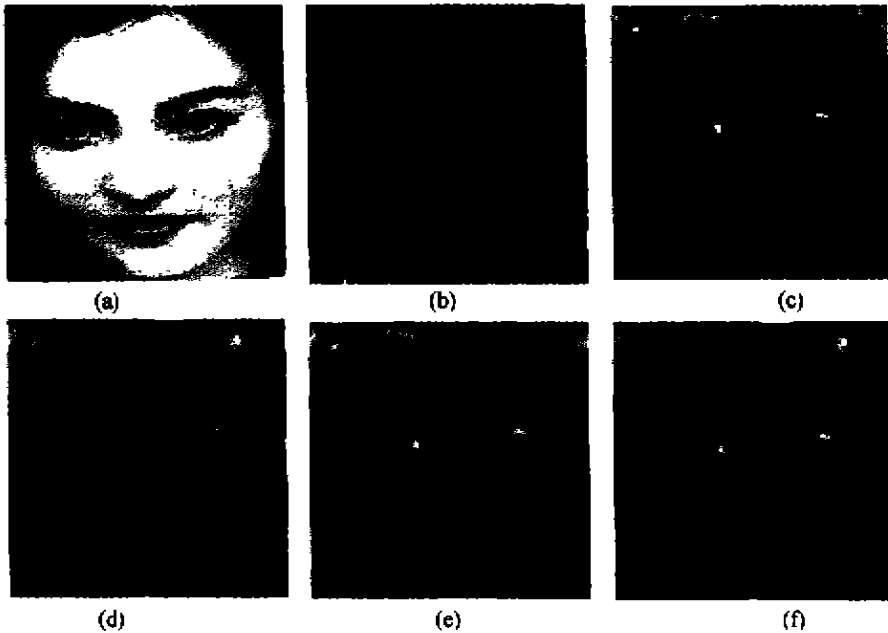


图4 真实人脸图像的分割

(a)原始图像 (b)边缘估计 (c)高斯滤波 (d)~(f)分割过程

Fig. 4 Segmentation of real face image

(a)original image (b)edge detection (c)Gaussian blurring (d)~(f)segmentation process

$$\mathbf{f}_{damp,i} = w_{damp} \mathbf{v}_i \quad (19)$$

曲线的运动过程可表示为

$$\mathbf{p}_i(t + \Delta t) = \mathbf{p}_i(t) + \mathbf{v}_i(t) \Delta t, \quad (20)$$

$$\mathbf{v}_i(t + \Delta t) = \mathbf{v}_i(t) + \mathbf{a}_i(t) \Delta t, \quad (21)$$

$$\mathbf{a}_i(t + \Delta t) = \frac{1}{m_i} \mathbf{f}_i(t + \Delta t). \quad (22)$$

其中 $\mathbf{p}_i(t)$ 为顶点 V_i 的位置矢量, $\mathbf{f}_i(t + \Delta t)$ 可由式(18)计算得到.

2.4 图像分割

为完成对图像的分割,本文提出了一种新的思路,在此称之为坍塌算法.这种方法通过对上述力场方向的控制使曲线不断向内部坍塌、分裂,最终完成对图像的分割.

初始化曲线于图像的边界处,利用式(16)计算曲线上各点的外部力场,取 $k > 0$,此时,曲线在力场中的运动方式和模拟气球膨胀法一致.在内外力场的作用下,曲线不断形变,收敛于图像内部最外层的边缘处.在曲线内部,靠近曲线内侧取一个新曲线.如果利用模拟气球膨胀法,由于内外力场的作用,最终这个新曲线将回复到最外层的边缘处.为了解决这一问题,在式(16)中取 $k < 0$,这样原来方向指向曲线外的力场方向变成了指向曲线内的力场.在此力场的作用下,曲线继续向内部收缩,直到曲线上的

力场方向再一次改变为止.改变 k 的符号,取 $k > 0$,在内外力场的作用下,曲线将收敛于下一层的边缘上.如此不断重复变换 k 的符号,直到新生成的曲线收缩到一个点为止.当曲线内部有几个并列的目标时,则曲线收敛于不同目标的边缘,目标之间的曲线收缩形成交叉.此时,把曲线分裂成几个新的曲线,对这些曲线重复作以上处理,即完成了对图像的分割处理.

3 实验结果

利用本文提出的算法,我们分别对合成图像和真实图像进行了处理,在处理过程中取 $k = \pm 1$, $k_1 = 0.05$.

图3是对合成人脸图像的处理结果:(a)是合成的二值人脸图像;(b)是对原始图像进行高斯滤波的结果, $\sigma = 3.0$,曲线被初始化于图像的边界处;(c)取 $k = 1$,曲线进行第一次形变,收敛于最外层的边缘外;(d)和(e)为新生成的曲线,在 $k = -1$ 时,在图像中进行形变、向内部收缩,在(e)中出现交叉点,曲线被分裂为(f)、(g)中的两个部分;(h)为(f)中的新曲线是取 $k = 1$ 时的收敛结果;(i)为把所有曲线组合在一起的最终处理结果.

图4是对真实人脸图像的处理结果:(a)为原始

的人脸图像;(b)是对原始图像进行边缘提取的结果;(c)是对原始图像进行高斯滤波的结果, $\sigma = 3.0$,曲线被初始化于图像的边界处;(d)取 $k = 1$,曲线进行第一次形变,收敛于最外层的边缘处;(e)为新生成的曲线,在 $k = -1$ 时,在图像中进行形变,向内部收缩,出现交叉点;(f)为把所有曲线组合在一起的最终处理结果.由于在真实图像中眉眼靠得很近,经平滑后粘连在一起,无法分离.

4 结论

从理论分析和实际图像的处理结果可以看出,本文所提出的算法是行之有效的,它较好地解决了图像中存在多个目标的分割问题.由于 Snakes 本身

固有的特性,使得曲线最终收敛于真实的边缘附近,而且具有较强的抗干扰能力,可用于对信噪比较低的图像进行分割.利用该方法进行分割是从图像的边界开始,不断向内部坍塌分裂.在坍塌分裂过程中,可以很容易地根据不同部分曲线的生成关系得到各部分之间的位置关系,从而进一步实现对目标的结构分析.

该方法在处理目标之间存在相互交叉、邻接现象的图像时存在一定困难(如图 5).Snakes 有时会顺着目标之间的边界移动,导致最终的结果收敛在错误的位置,在以后的工作中,须进一步研究解决这一问题.

REFERENCES

- [1] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake: active contour models. *Proceeding of International Journal of Computer Vision*, 1988;321—331
- [2] Cohen L. D. On active contour models and balloons. *CVGIP: Image Understanding*, 1991, 53(2):211—218
- [3] Lobrege S, Viergever A. A discrete dynamic contour model. *IEEE Trans. Medical Imaging*, 1995, 14(1):14—24
- [4] Xu C Y, Jerry J L. Snakes, shape, and gradient vector flow. *IEEE Trans. Image Processing*, 1998, 7(3):359—369
- [5] ZHAO Xue-Chun, QI Fei-Hu. Automatic image segmentation based on deformable models and pixel affinity statistic. *Journal of Infrared and Millimeter Waves* (赵雪春, 戚飞虎. 基于可变形模型和像素相似性统计的自动图像分割. *红外与毫米波学报*), 2000, 19(1):33—37



图 5 目标区域存在交叉

(a)输入图像的初始化的 Snake 模型

(b)Snake 收敛于错误的结果

Fig. 5 Overlap among different regions
(a)input image and initialization of Snake mode
(b)Snake converges to wrong result