

基于边缘方向信息的主动轮廓算法*

戚飞虎 沈定刚[√]

(上海交通大学计算机系, 上海, 200030)

0437

A **摘要** 提出一种基于边缘方向信息的改进型主动轮廓算法 MACA (Modified Active Contour Algorithm). 在 Snake 模型的基础上加入 2 项基于匹配要求的新的能量函数, 用 FGA (Fast Greedy Algorithm) 迭代能量函数使其快速收敛. 对轮廓曲线的一阶和二阶导数、搜索区域、轮廓的重抽样作锁定. 实验结果表明 MACA 比 Snake 更具有凹状目标轮廓提取和目标同一性判别的能力.

关键词 Snake 模型, 主动轮廓, 快速收敛算法.

李学德

① 引言

传统的目标轮廓提取方法可归结成边缘检测、边缘细化和边缘连接^[1], 这是一个由低层知识推至高层信息的过程, 由于忽略了目标的高层信息 (例如目标的连接性), 致使目标提取困难. Snake^[2] 是一种基于高层信息的有效目标轮廓提取算法, 其优点是作用过程及最后结果的目标轮廓是一条完整的曲线, 从而引起广泛的关注^[3,4]. Snake 作为一种可变模型已经应用到超声图像的分割、目标跟踪、立体匹配等领域^[5,9], 推广的三维 Snake 模型可用于三维图像的分割和重构^[10].

通常情况下, Snake 模型用能量函数来表示, 相应图像的能量函数希望 Snake 曲线上可每一点位于图像负梯度空间的局部最小点处. 这种 Snake 模型用于纹理丰富或感兴趣目标较凹的灰度图像时, 获得的轮廓往往不太令人满意. 当感兴趣目标较凹时, Snake 将无法贴到目标凹点. 鉴于此, 本文加入了基于匹配要求的第一项能量函数, 同时, 希望 Snake 获得的轮廓曲线属于同一目标的轮廓. 为此而加入了图像边缘方向一致性要求, 并建立了第二项能量函数.

建立能量函数后, 由 FGA 作为迭代算法, 以求快速得到较优化的轮廓曲线. 为了使 FGA 更加合理化, 重新定义了轮廓曲线的一阶和二阶导数, 给出了每次迭代中搜索区域确定和角点锁定技术, 描述了轮廓曲线重新抽样的策略. 实验结果表明, 本文提出的 MACA 较 Snake 更具有凹状目标轮廓提取和目标同一性判别的能力.

1 MACA 模型

1.1 Snake 模型

先介绍 Snake 模型的原型. 设 $\bar{v}(s) = [x(s), y(s)]$, 其中 s 是曲线的弧长, 其范围为 $s \in [0, 1]$, Snake 模型的能量函数表示成

* 国家自然科学基金及国防预研基金资助项目
本文 1996 年 6 月 24 日收到

$$E_{snake} = \int_0^1 E_{snake}(v(s)) ds = \int_0^1 [E_{int}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{ext}(v(s))], \quad (1)$$

其中 $E_{int}(v(s))$ 表示曲线的内部能量, 有

$$E_{int}(v(s)) = (\alpha(s) |v_s(s)|^2 + \beta(s) |v_{ss}(s)|^2) / 2, \quad (2)$$

$v_s(s)$ 和 $v_{ss}(s)$ 是曲线相对弧长的一阶和二阶导数, 它们分别用于控制曲线的长度和弯曲度. $\alpha(s)$ 、 $\beta(s)$ 是参数, 用于控制一阶、二阶导数相对能量的贡献. 特别地, 对于角点 (corner), 希望 $\beta(s) = 0$. $E_{image}(v(s))$ 表示由图像决定的能量函数, 通常定义成

$$E_{image}(v(s)) = -W_{edge} |\nabla I(x, y)|^2 = -W_{edge} \left(\left(\frac{\alpha}{\alpha_x} \right)^2 + \left(\frac{\alpha}{\alpha_y} \right)^2 \right). \quad (3)$$

$I(x, y)$ 表示图像函数, $\nabla I(x, y)$ 是图像的梯度, W_{edge} 是参数. $E_{ext}(v(s))$ 是由用户定义的外部能量函数. 将 Snake 曲线离散化成 N 点, 则其能量函数变为

$$E_{snake} = \sum_{i=0}^{N-1} [E_{int}(v_i) + E_{image}(v_i) + E_{ext}(v_i)], \quad (4)$$

其中 v_i 为离散化的 $v(s)$, 即 $v_i = [x_i, y_i]^T$.

由式(1)可见, 只要曲线 S 相应位置为强梯度, Snake 模型将处于平稳状态. 当图像纹理较丰富时, 或凹度大的目标弹力强于图像吸引力时, Snake 曲线将陷于困境而无法摆脱. 其实, 曲线上每一顶点上的曲线径向应与该位置上的图像边缘方向一致, 见下文.

1.2 MACA 模型

为了建立曲线上点 $v_i = [x_i, y_i]^T$ 的方向与图像上点 (x_i, y_i) 的方向之间匹配关系, 首先定义这两种方向. Snake 曲线上顶点 v_i 的方向定义为该点径向方向 r_i , 如图 1 所示. 设曲线上的点集 $\{v_i | 0 \leq i \leq N\}$ 是顺时针排列的. $\vec{d}_{i+1} = \vec{d}_i - \vec{d}_{i-1}$ 表示由点 v_{i-1} 指向点 v_i 的矢量, 指向 v_i 和离开 v_i 的矢量分别为 \vec{d}_{i-1} 和 \vec{d}_i . 设 \hat{d}_{i-1} 和 \hat{d}_i 分别是 \vec{d}_{i-1} 和 \vec{d}_i 的单位化矢量, 曲线在 v_i 的切向方向可定义为 $\vec{t}_i = \hat{d}_{i-1} + \hat{d}_i$, 其单位化矢量则为 \hat{t}_i . 由切向单位矢量可得顶点 v_i 处的径向单位矢量 $\vec{\gamma}_i$, 有

$$\vec{\gamma}_i = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \cdot \hat{t}_i, \quad (5)$$

图像平面上点 (x_i, y_i) 处的边缘方向可由类似 Sober 算子的方法得到, 对于 3×3 领域, 相应算子如图 2 所示.

算子 S_1 是用于检测垂直方向的边缘. 该边缘方向定义成它的垂直方向, 即为 0° 或 180° ,

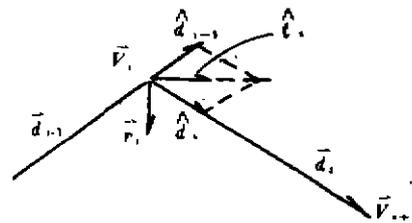


图 1 v_i 的径向方向 $\vec{\gamma}_i$
Fig. 1 The normal vector $\vec{\gamma}_i$ of the curve at the position v_i

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & -1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -2 \end{bmatrix}$$

图 2 相应 3×3 领域算子集
Fig. 2 3×3 Sobel operators S_1, S_2, S_3, S_4

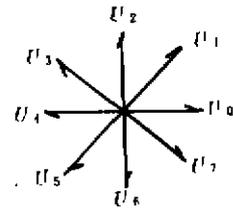


图 3 3×3 邻域的图像边缘可能性方向
Fig. 3 Probable directions of image edges in the 3 by 3 neighborhood

对应于图 3 中的单位矢量 U_0 和 U_4 。为了消除二义性,定义边缘方向总是由低灰度指向高灰度的,也就是说,当由算子 S_1 得到的模板匹配值大于 0 时,边缘方向为 U_0 ;小于 0 时,边缘方向为 U_4 。同理,可获得相应算子 S_2, S_3 和 S_4 的边缘方向。其实,点 (x_i, y_i) 处的真正的边缘方向应是具有匹配模值大的算子获得的方向。这样,对于整个图像平面可获得边缘方向图。这种方向匹配与要求的能量函数为

$$E_{dir}(\vec{v}_i) = W_{dir}(1 - |\vec{e}_i \cdot \vec{r}_i|^2), \tag{6}$$

MACA 切向的总能量为

$$E_{MACA} = \sum_{i=0}^{N-1} [E_{int}(\vec{v}_i) + E_{image}(\vec{v}_i) + E_{dir}(\vec{v}_i) + E_{ext}(\vec{v}_i)]. \tag{7}$$

Snake 与 MACA 模型的性能比较实验由图 5 所示,其中图 5(a)是曲线的初始状态,(b)是由 Snake 模型获得的飞机轮廓,(c)是由 MACA 模型得到的飞机轮廓。从实验结果可见,利用边界方向匹配的能量有利于将切向吸引到目标的凹形边界处。

用式(7)的能量函数有时还不能判别目标轮廓切向的同一性问题。图 6 中,(a)是曲线的初始状态,两目标相邻区域的曲线很有可能被吸引到旁边的目标而处于平衡。为了消除这种可能性,引出如下能量函数:

$$E_{ndir}(\vec{v}_i) = W_{ndir}(Jump_i - Jump_{i+1})^2, \tag{8}$$

$$Jump_i = \begin{cases} 1, & \vec{e}_i \cdot \vec{r} \geq 0 \\ 0, & \vec{e}_i \cdot \vec{r} < 0 \end{cases}$$

此项能量函数要求曲线上相邻顶点 $(\vec{v}_i, \vec{v}_{i+1})$ 相应的图像边缘方向一致,即要么目标都为高灰度、背景都为低灰度,或目标都为低灰度、背景都为高灰度。图 6(b)是由 Snake 方法得到的目标轮廓,明显已被旁边目标干扰了。(c)是 MACA 获得的目标轮廓,相对合理得多。当然,对于一些目标本身非常复杂的图像,其边界区域的边缘方向本来就非常不一致,应取消能量函数项式(8)。

2 快速迭代算法 FGA

求解能量函数最优化的算法通常为 Euler-lagrange 方法^[5],也可采用神经网络方

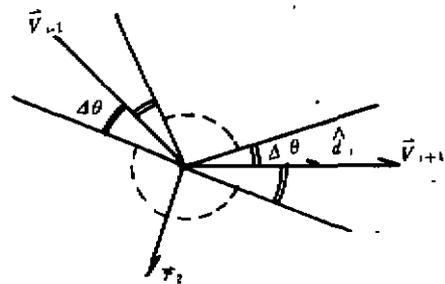


图 4 · 搜索区域示意图
Fig. 3 Illustration of searching area

法^[12-14]. 为了节省时间, 又不失较优化解, 可采用快速算法^[11]. 本节借用此概念提出了 FGA. 为了尽可能使结果优化, 定义了曲线上顶点的能量, 并提出了搜索区域确定、角点确定、重抽样曲线等方法. 所谓 FGA, 就是对曲线上的每一个 $\vec{v}_i (i=0, 1, \dots, N-1)$ 在其邻域 $(2Neig+1) \times (2Neig+1)$ 寻找最小能量函数的位置, 不断如此操作, 直至收敛. 相应的能量函数为

$$E(\vec{v}_i) = E_{int}(\vec{v}_i) + E_{image}(\vec{v}_i) + E_{dir}(\vec{v}_i), \quad (9)$$

于是, \vec{v}_i 邻域 $\vec{p}_k = [k \ l]^T (-Neig \leq k, l \leq Neig)$ 的能量函数为 $E(\vec{v}_i + \vec{p}_k)$. 这样, FGA 为

$$FGA: \min\{E(\vec{v}_i + \vec{p}_k), -Neig \leq k, l \leq Neig\}, \quad 0 \leq i \leq N. \quad (10)$$

由于 FGA 中只对单独的顶点作处理, 因而定义合理的 $E_{int}(\vec{v}_i)$ 是非常必要的. 通常情况下, 式(2)中 $|\vec{v}_i(s)|^2$ 和 $|\vec{v}_s(s)|^2$ 离散形式定义为

$$|\vec{v}_s(i)|^2 = |\vec{v}_i - \vec{v}_i| \quad (11a)$$

$$|\vec{v}_s(i)|^2 = |\vec{v}_{i-1} - 2\vec{v}_i + \vec{v}_{i+1}|^2. \quad (11b)$$

可见, 计算顶点 \vec{v}_i 的一阶、二阶导数只利用了 \vec{v}_i 的前后两个顶点, 且(11a)中只利用了前面一个顶点. 为了适应 FGA, 将 $|\vec{v}_i(s)|^2$ 和 $|\vec{v}_s(s)|^2$ 作如下定义:

$$|\vec{v}_s(i)|^2 = \frac{1}{2}[(d - |\vec{v}_i - \vec{v}_{i-1}|)^2 + (d - |\vec{v}_{i+1} - \vec{v}_i|)^2], \quad (12a)$$

$$|\vec{v}_s(i)|^2 = \frac{1}{3}[|\vec{v}_{i-2} - 2\vec{v}_{i-1} + \vec{v}_i| + |\vec{v}_{i-1} - 2\vec{v}_i + \vec{v}_{i+1}| + |\vec{v}_i - 2\vec{v}_{i+1} + \vec{v}_{i+2}|]. \quad (12b)$$

上式定义当 $d=0$ 时, 将不改变内部能量总和 $E_{int} = \sum_{i=0}^{N-1} E_{int}(\vec{v}_i)$, 但使 \vec{v}_i 与其相邻的 4 个顶点联结起来, 有利于优化. 这里 d 是相邻顶点的期望的距离, 且由每次迭代后的曲线长度除以顶点数而得.

为了抑制曲线顶点收束在一起, 定义合理的搜索区域是非常必要的. 1.2 节中定义了曲线的径向 \vec{r}_i , 为了抑制顶点的收束, 顶点的可能性移动区域应是曲线的径向附近或径向的反方向附近. 这样, \vec{v}_i 邻域 $(2Neig+1) \times (2Neig+1)$ 中满足以下条件的点可作为候选点, 即

$$\begin{aligned} \arccos(\vec{r}_i \cdot \vec{p}_k / |\vec{p}_k|) &< \arccos(\vec{r}_i \cdot \hat{d}_i) - I\Delta\theta, \\ \arccos(\vec{r}_i \cdot \vec{p}_k / |\vec{p}_k|) &< \arccos(\vec{r}_i \cdot \hat{d}_i) + I\Delta\theta. \end{aligned} \quad (13)$$

$\Delta\theta$ 是一个小的角度, 搜索区域如图 4 虚线部分所示. 另外, 对于满足如下条件的顶点 \vec{v}_i , 应增加其搜索区域, 即增大 $Neig$.

$$\begin{aligned} \text{Grad}(\vec{v}_i) < G_L \cap (\text{Grad}(\vec{v}_{i+1}) > G_H \cap \text{Grad}(\vec{v}_{i+2}) > G_H) \cup \\ \text{Grad}(\vec{v}_{i-1}) > G_H \cap \text{Grad}(\vec{v}_{i-2}) > G_H, \end{aligned} \quad (14)$$

其中 $\text{Grad}(\vec{v}_i)$ 是图像梯度, G_L 是一个小的门限, G_H 是一个大的门限. 实验中, 如果不增加此类顶点的搜索区域, 飞机机翼与尾部区域的收敛速度将减慢, 或陷于困境. 同时对满足如下条件的角点, 应将其位置锁定, 且不参与本次的迭代:

$$\begin{cases} \text{Grad}(\bar{v}_i) > T_1, \\ |\bar{v}_n(i)| > \max[|\bar{v}_n(i-1)|, |\bar{v}_n(i+1)|, T_2], \end{cases} \quad (15)$$

其中 T_1 和 T_2 是门限.

搜索完曲线上的所有顶点后,应插入或删除顶点以减少或增大顶点的距离.这样重抽样概括为:当两顶点间的距离大于 l_{\max} 时,插入一顶点, $l_{\max} = 1.5d$; 当两顶点间的距离小于 l_{\min} 时,删除低梯度的顶点, $l_{\min} = 0.5d$; 满足条件(14)的顶点,在 \bar{v}_{i-1} 或 \bar{v}_{i+1} 附近插入一顶点.重抽样既可协调顶点间的间距,又可保持角点,也可见顶点数 N 是一个可变数.

3 实验结果

为了检验 Snake 和 MACA 各自对凹形感兴趣目标的提取能力,利用飞机目标作为试验对象.飞机的顶点是一个具有大弯曲度的角点,翼与尾部之间的凹度又极强.输入 Snake 模型和 MACA 模型的初始曲线如图 5(a),人工描述飞机形状时故意不正确写飞机的凹面,由图 5(b)的收敛曲线可知 Snake 算法无法贴近目标的凹面,而 5(c)中的 MACA 模型的收敛结果曲线能正确地勾画出凹形目标的轮廓.图像大小为 100×100 ,顶点间的间隔为 4 个像素.

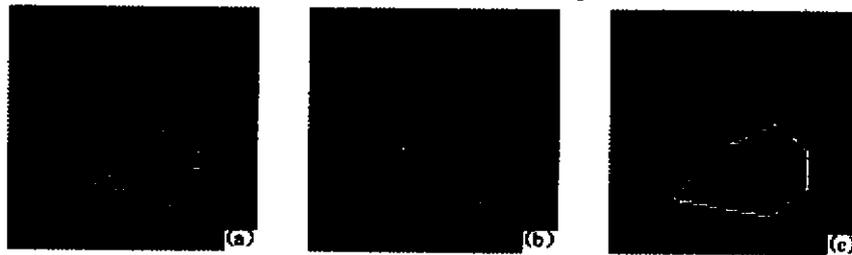


图 5 MACA 模型与 Snake 模型实验比较 (a) 初始位置, (b) Snake 方法, (c) MACA 模型

Fig. 5 Comparison of experiment results between MACA and Snake models

(a) initial position, (b) experimental result of Snake, (c) experimental result of MACA



图 6 同一性能力测试实验结果

(a) 曲线的初始位置, (b) Snake 模型的实验结果, (c) MACA 模型的实验结果

Fig. 6 Experimental results of homogeneity

(a) initial position, (b) experimental result of Snake, (c) experimental result of MACA

检验 MACA 模型判别目标同一性的实验如图 6 所示,这时能量函数项中已加入式(8).同样,图 6(a)是曲线的初始状态,Snake 模型的实验结果如(b),MACA 模型的结果如(c).可见 Snake 不善于判别目标的同一性,而陷入困境.本实验所采用的图像恰如其分地检验了 MACA 模型的能力,从实验比较结果可见,本文提出的 MACA 模型优于常规的 Snake 模型.

4 结论

本文利用灰度图像中目标边缘方向应与轮廓曲线匹配的要求,定义了新的能量函数,并提出 MACA 模型,为了判别目标的同一性定义了另一项新的能量函数.利用 FGA 求解迭代过程时,为了使迭代结果尽量优化,设计了曲线的一阶和二阶导数,建立了搜索区域大小的判别准则,给出了曲线重抽样的过程.以上方法既使收敛速度提高,又不失优越性,实验结果恰如其分地说明 MACA 较 Snake 更具有凹形目标提取和目标同一性判别能力.

参考文献

- 1 Venkateswar V,Chellappa R. *IEEE Trans. on PAMI*,1992,14:1111~1114
- 2 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. *Int. J. Comput. Vision*,1987,1:321~331
- 3 Lobregt S A, Viergever M A. *IEEE Trans. on Medical Imaging, Mar.* 1995,14(1)
- 4 Remi R. *Int. J. Comput. Vision*,1994,13;(2):229~251
- 5 Cohen L D, Cohen I. *IEEE Trans. on PAMI*,Nov. 1993,15(11)
- 6 Cohen L D. *CV,IP,Image Understanding, Mar.* 1991,53(2):211~218
- 7 Wang Y, Lee O. *IEEE Trans. on Image Processing,Sept.* 1994,3(5):610~624
- 8 Leymarie F,Levine M D. *IEEE Trans. on Pattern Anal. and Machine Intell.* 1993,15(6):617~634
- 9 Witkin A, Terzopoulos D,Kass M. *Int. J. Comput. Vision*;133~144,1987
- 10 Whitten G. *IEEE Trans. on PAMI*,1993,15(7):697~706
- 11 Williams D J,Shah M. *CVGIP: Image Understanding, Juan.* 1992,55(1):14~26
- 12 Tsai Chingtsotng, Sun Yungnien. *Chung Pauchoo, et al. Pattern Recognition*, 1993,26(7):1057~1068
- 13 Chiou G I, Hwang J N. *Proceedings of 1994 1st IEEE Intemational Conference on Image Processing, Vol 3*,1994,pp. 926~930.
- 14 Abrantes A J, Marques J S. *Proceedings of the 1995 20th International Conference on Acoustics Speech, and Signal Processing,Part5 (of 5)*.

EDGE DIRECTION BASED ACTIVE CONTOUR ALGORITHM

Shen Dinggang Qi Feihu

(Department of Computer Science, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200030,China)

Abstract A method named MACA (Modified Active Contour Algorithm) was suggested. In the general Snake model, there is no required matching between orientation of the contour and edge direction in the gray-level image. This kind of Snake model may fail in the images with rich texture or with concave objects. To avoid it, two energy functions based on the above-mentioned ideas were proposed to improve the Snake model. To reduce the time cost in the iteration of MACA, a FGA (Fast Greedy Algorithm) was proposed. Also, the first-order derivative and the second-order, domain of searching area, contour resampling, and conditions of corner locking were redefined. Experimental results show that the proposed method is much better than the general Snake model, especially on searching for concave objects.

Key words Snake model, active contour, fast greedy algorithm.