

# 基于差分法与改进活动轮廓模型的追踪算法

王科俊<sup>1</sup>, 郭庆昌<sup>1</sup>, 庄大燕<sup>2</sup>

(1. 哈尔滨工程大学自动化学院, 哈尔滨 150001; 2. 大连 760 研究所, 大连 116000)

**摘要:** 为了准确、快速地检测和追踪运动目标, 提出差分法与改进的活动轮廓(snake)模型相结合的目标追踪算法。建立当前帧与前帧的差分图像, 判断目标的大概运动范围。在运动范围周围设定初始化曲线, 用改进的 snake 模型进行目标拟合。采用帧差法测定运动范围, 避免了 snake 初始化曲线人为选定的缺点, 改进的 snake 模型使拟合结果更加准确。实验结果验证了该算法的有效性。

**关键词:** 差分; 活动轮廓模型; 目标追踪

## Tracking Algorithm Based on Difference and Improved Snake Model

WANG Ke-jun<sup>1</sup>, GUO Qing-chang<sup>1</sup>, ZHUANG Da-yan<sup>2</sup>

(1. Department of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001; 2. Dalian 760 Institute, Dalian 116000)

**【Abstract】** For the moving object can be accurately, quickly detected and tracked, this paper proposes an algorithm of object tracking based on the difference and the improved snake model. Moving region of the object could be gotten according to the current image and the last image. Initialized curve is set around the moving region and edge is fitted by the improved snake model. The drawback of the initialized curve is avoided by the moving region ensured by the difference. The edge is fitted accurately and quickly by the improved snake. Experimental results show that the algorithm is effective.

**【Key words】** difference; snake model; object tracking

运动目标跟踪技术是计算机视觉领域中的一重要课题。跟踪就是给定一个目标的图像序列, 通过跟踪目标的轮廓或特征点找出感兴趣的部分。目前已提出了很多跟踪技术, 主要分为特征点<sup>[1-2]</sup>和边界<sup>[3-4]</sup>跟踪技术。跟踪算法的最终目标是实现整个区域跟踪, 而不是对个别点的跟踪, 本文主要研究了基于边界的目标跟踪算法。snake模型是近年来比较新颖和应用较广的基于边界的追踪算法, 能很好地拟合出图像中目标的轮廓且可随目标的变化改变自己的形状, 如Kass等<sup>[5]</sup>将snake模型应用到了序列图像中嘴唇的跟踪; Terzopoulos和Waters<sup>[6]</sup>将多蛇模型应用到脸部特征的跟踪; Peterfreund N用卡尔曼滤波和snake模型进行目标跟踪<sup>[7]</sup>; 郭礼华、袁晓彤、李建华用基于直方图的snake模型进行视频图像的跟踪<sup>[8]</sup>等。本文根据snake跟踪模型和自身缺点, 提出了差分法和改进snake模型相结合的目标追踪算法。差分法判断被检测场景中是否有运动目标, 可以初步确定目标的运动范围, 来初始化目标收敛曲线。改进的snake模型, 即在传统的snake模型的基础上增加了一个向心力, 并在局部范围内进行搜索。这样不仅保持了传统snake模型拓扑的性质, 增加了使曲线能向凹处收敛的能力, 并且也加快了曲线的收敛速度。

### 1 目标检测

#### 1.1 差分法

差分法分为:

(1) 固定背景差分法。复杂度低, 但容易受场景中光线变化的影响, 很难得到满意的结果。

(2) 三帧差分法。目标定位准确, 但有一帧延迟。

(3) 帧间差分法。实现简单, 程序设计复杂度低, 易于实时监控, 由于相邻帧的时间间隔一般较短, 因此该方法对场景光线的变化一般不太敏感。

本文使用帧间差分法进行目标的检测和曲线位置的粗定位, 用最大类间方差法<sup>[9]</sup>自适应设定差分图像二值化阈值, 用形态学法填充二值化图像中目标的孔洞, 用面积阈值法去除图像中点状和小的块状噪声。

#### 1.2 最大类间方差法

由于固定的阈值无法自适应的改变, 因此可以采用整体OTSU法(最大类间方差法)来自适应的决定阈值。

设对应  $f = \{0, 1, \dots, L-1\}$  的灰度级  $z$  的像素数为  $n(z)$ , 总像素个数为

$$n = n(0) + n(1) + \dots + n(L-1)$$

概率分布为

$$P(z) = n(z)/n, P(z) \geq 0, \sum P(z) = 1$$

假设用阈值  $t$  把图像分成  $a, b$  2类:

(1)  $a$ 类概率、均值为

$$w(a) = P(a) = \sum_{z=0}^t p(z) = w(t)$$

$$\mu(a) = \sum_{z=0}^t zp(z)/w(a) = \sum_{z=0}^t zp(z)/w(a) = \mu(t)/w(t)$$

(2)  $b$ 类概率、均值为

$$w(b) = P(b) = \sum_{z=t+1}^{L-1} p(z) = 1 - w(t)$$

$$\mu(b) = \sum_{z=t+1}^{L-1} zp(z)/w(b) = \frac{(\mu(T) - \mu(t))}{(1 - w(t))}$$

其中,  $w(t)$ ,  $\mu(t)$  分别是直方图关于  $t$  的零阶和一阶累计矩,  $\mu(T)$  是原图像的总均值。

**基金项目:** 国家部委基金资助项目; 黑龙江省科技攻关计划基金资助项目(GC04A114)

**作者简介:** 王科俊(1962-), 男, 教授、博士生导师, 主研方向: 图像处理; 郭庆昌, 博士研究生; 庄大燕, 硕士

**收稿日期:** 2007-03-20 **E-mail:** boy\_guoguo1@163.com

类方差为

$$\sigma(a)^2 = \frac{\sum_{z=0}^t (z - \mu(a))^2 P(z|a)}{w(a)}$$

$$\sigma(b)^2 = \frac{\sum_{z=t+1}^{t-1} (z - \mu(b))^2 P(z|b)}{w(b)}$$

为求最佳阈值，引入下列判别式：

$$\lambda = \sigma(B)^2 / \sigma(w)^2, \quad \eta = \sigma(B)^2 / \sigma(T)^2$$

其中：

类内方差为

$$\sigma(w)^2 = w(a)\sigma(a)^2 + w(b)\sigma(b)^2$$

类间方差为

$$\sigma(B)^2 = w(a)w(b)(\mu(a) - \mu(b))^2$$

总体方差为

$$\sigma(T)^2 = \sum_{z=0}^{t-1} (z - \mu(T))^2 P(z)$$

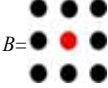
它们之间关系式为

$$\sigma(w)^2 + \sigma(B)^2 = \sigma(T)^2, \quad \eta = \lambda / (\lambda + 1)$$

$\sigma(T)^2$  与  $t$  无关，当  $\eta$  最大时，即类间方差最大时  $t$  为最佳阈值。

### 1.3 形态学处理

用形态学算法填充空洞和去毛刺，结构元素为



膨胀时，即为  $\{z \in E | B \cap X \neq \emptyset\}$ 。

腐蚀时，即为  $\{z \in E | B \subset X\}$ 。

### 1.4 图像阈值法

用面积阈值法去除图像中点状和小的块状噪声。

设  $S_k (k=1,2,\dots,N)$  为二值化图像中噪声及目标的面积， $N$  为面积的个数。 $Avgarea_m$  为第  $m$  次迭代时所有面积的均值， $P_k(x,y)$  为去噪后的图像。

$$Avgarea_m = \frac{\sum_{k=1}^N S_k}{N}$$

$$P_k(x,y) = \begin{cases} 0 & S_k > Avgarea_m \\ 1 & S_k \leq Avgarea_m \end{cases}$$

根据上两式对图像中的面积块不断地迭代，当图像中所有面积块值都大于规定值时，停止迭代。

### 1.5 曲线初始化

对只含目标的图像水平和垂直投影，得到目标的质心。

设定初始化半径，即

$$r = \sqrt{r_x^2 + r_y^2}$$

其中， $r$  为初始曲线半径； $r_x$  为水平投影最大值的一半； $r_y$  为垂直投影最大值的一半。

## 2 改进的 snake 模型

### 2.1 传统 snake 模型

snake 模型的基本方法是首先在目标的周围设置一条封闭曲线，然后在内部能量和外部能量的共同作用下使曲线向合适的位置移动，不断地更新曲线能量，曲线最后到达目标的轮廓，此时曲线能量最小。

传统 snake 模型的离散化公式为

$$E = \sum_{i=1}^n [E_{int}(i,k) + E_{ext}(i,k)] \quad (1)$$

其中， $E_{int}(i,k)$  为第  $k$  次迭代点  $i$  的内部能量； $E_{ext}(i,k)$  为外部能量。

式(1)的分解式为

$$E = \sum_{i=1}^n [\alpha E_{connect}(i,k) + \beta E_{curve}(i,k) + \gamma E_{image}(i,k)] \quad (2)$$

其中， $E_{connect}(i,k)$  为第  $k$  次迭代点  $i$  处的弯曲能量，其他能量类似； $\alpha E_{curve}(i,k) + \beta E_{connect}(i,k)$  相当于式(1)中的内部能量  $E_{int}(i,k)$ ； $E_{image}(i,k)$  相当于式(1)中的外部能量  $E_{ext}(i,k)$ 。

(1)  $E_{connect}(i,k)$  相当离散点间的一阶微分，表示活动曲线长度的变化率，控制曲线在收敛时的连续性，称  $\alpha$  为弹力系数。

(2)  $E_{curve}(i,k)$  相当离散点间的二阶微分的平方和，表示曲线的曲率变化率，主要控制活动曲线向目标移动。控制活动曲线向目标变化的速度，称  $\beta$  为强度系数。

(3)  $E_{image}(i,k)$  为图像能量。因为在边界处图像能量很大，在非边界处图像能量较小，所以为了使曲线收敛到目标的边缘时能量最小，常取负值， $\gamma$  为图像能量系数，相对  $\alpha$  和  $\beta$  较大。

### 2.2 改进的 snake 模型

传统 snake 模型不能向目标的凹处收敛，在目标跟踪过程中收敛速度慢，易漂移和定位差。本文对传统算法进行了改进：(1)增加了一个向心能量；(2)每个点根据自身局部能量的最小值进行移动。

用图 1 对改进算法进行详细说明(可根据情况选择不同的尺寸，本图为  $5 \times 5$ )。

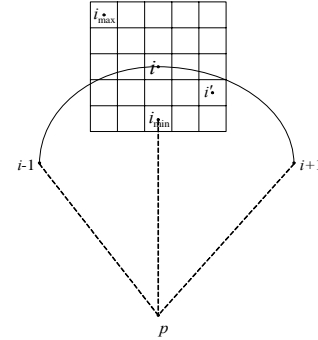


图 1 点运动

图中，点  $P$  为收敛中心(差分图像中目标的中心)； $i$  为当前收敛点； $i-1$  和  $i+1$  为  $i$  的邻点； $i_{max}$  为距  $p$  最远的点； $i_{min}$  为距  $p$  最近的点； $i'$  为  $5 \times 5$  区域中任意点。

改进算法并不是根据曲线整体能量的最小进行移动，而是每个点根据其自身局部范围(如图 1 为  $5 \times 5$  范围)内的能量最小进行移动。改进 snake 模型离散化公式为

$$E(i) = \alpha(i) E_{connect}(i,k) + \beta(i) E_{curve}(i,k) + \gamma(i) E_{image}(i,k) + \varepsilon(i) E_{center}(i,k) \quad (3)$$

其中， $i$  表示曲线的第  $i$  个点； $k$  表示曲线的迭代次数； $E_{connect}(i,k)$  表示第  $k$  次迭代点  $i$  处的连接能量，其他能量表示类似； $n$  为曲线上点的个数。

(1) 连接能量

$$E_{connect}(i,k) = \frac{(\text{avg}(k) - \text{dis}_{i,j-1}(k))}{\max(k)}$$

$$\text{dis}_{i,j-1} = \text{sqr}t((v_{i,x} - v_{j,x})^2 + (v_{i,y} - v_{j,y})^2)$$

$$\max(k) = \max_{i \in s} (\text{avg}(k) - \text{dis}_{i,j-1}(k))$$

$$\text{avg}(k) = \frac{\sum_{i \in s} \text{dis}_{i,j-1}}{N} \quad (4)$$

其中， $s$  为当前运动点  $i$  周围  $5 \times 5$  区域； $\text{avg}(k)$  为在第  $k$  次迭代中  $s$  内所有点到点  $i-1$  的平均距离； $i'$  为  $s$  中任意点； $N$  为

$s$  中点的个数； $dis_{s,i-1}(k)$  为第  $k$  次迭代中  $s$  范围内任意点  $i'$  与点  $i-1$  的距离； $v$  为曲线上的点； $\max(k)$  为在第  $k$  次迭代中  $s$  内所有点与点  $i-1$  的距离的最大值。

(2) 弯曲能量

$$E_{\text{curve}}(i, k) = \frac{((v_{i-1}(k) - v_i(k)) - (v_i(k) - v_{i+1}(k)))^2}{\max(k)}$$

$$\max(k) = \max_{i' \in s} ((v_{i-1}(k) - v_i(k)) - (v_i(k) - v_{i+1}(k))) \quad (5)$$

其中， $v_{i-1}(k)$  和  $v_{i+1}(k)$  为在第  $k$  次迭代中点  $i$  的 2 个连接点； $v_i(k)$  为  $s$  范围内任意点； $\max(k)$  为在第  $k$  次迭代中  $s$  范围内所有点与点  $i-1$  和点  $i+1$  之间差分的最大值。

(3) 图像能量

$$E_{\text{image}}(i, k) = -\frac{|-G(i', k) * \nabla I(i', k) - \min(k)|}{(\max(k) - \min(k))}$$

$$\max(k) = \max_{i' \in s} (-G(i', k) * \nabla I(i', k))$$

$$\min(k) = \min_{i' \in s} (-G(i', k) * \nabla I(i', k)) \quad (6)$$

其中， $G(i, k)$  为第  $k$  次迭代点  $i$  处的高斯值； $\nabla I(i, k)$  为第  $k$  次迭代点  $i$  处的图像梯度； $s$  为点  $i$  周围  $5 \times 5$  区域； $\max(k)$  为第  $k$  次迭代  $s$  范围内图像能量的最大值； $\min(k)$  为最小值。

图像经过高斯平滑后，可以加大图像能量的作用范围，使曲线更易于收敛，而且可以降低图像噪声的干扰。

(4) 向心能量

$$E_{\text{center}}(i, k) = \frac{(\|v_{i'} - p\| - \min(k))}{(\max(k) - \min(k))}$$

$$\max(k) = \max_{i' \in s} (\|v_{i'} - p\|)$$

$$\min(k) = \min_{i' \in s} (\|v_{i'} - p\|) \quad (7)$$

其中， $\|v_{i'} - p\|$  为  $s$  范围内任意点到  $p$  (差分图像目标的中心) 的距离； $\max(k)$  为  $s$  范围内任意点到  $p$  的最大距离； $\min(k)$  为最小距离； $\varepsilon$  为向心能量系数。

由图 1 和式(7)可以得到向心能量的最小值为与目标最近的点，由于点  $P$  在目标内，因此向心能量最小点一般与目标的边界最近，在目标拟合过程中向心能量的系数值相对连接能量和弯曲能量要大一些，这样向心能量就会产生一个向内拉动的作用，迫使点向目标运动。但是向心能量系数相对与图像能量系数要小一些，主要防止曲线过收敛。

### 3 实验分析

用一组飞机图像(进行了灰度化处理)验证本算法的有效性。由于帧间时间间隔短，目标在前后两帧的位移变化较小，因此可以通过差分图像进行目标检测。为了更加明确地说明此算法，文中选取位移相差较大的两测试图像进行说明。

从实验图像中可以看出帧间差分法可以很好地进行目标检测和曲线初始化，改进的 snake 模型可以很好地将目标拟合出来。

在实验过程中，目标水平投影的最大值为 65，垂直投影的最大值为 52，目标的质心为(164, 120)，初始化曲线的半径为 83，本算法能量方程的各能量系数分别为 1, 0.8, 5, 0.6，传统方法能量方程的各能量系数分别为 1, 0.75, 5。

根据实验测试得改进 snake 模型整个拟合过程共用时 6.18 ms；而传统 snake 模型在整个拟合过程所用的时间为 47.38 ms。

实验图像如图 2 所示。

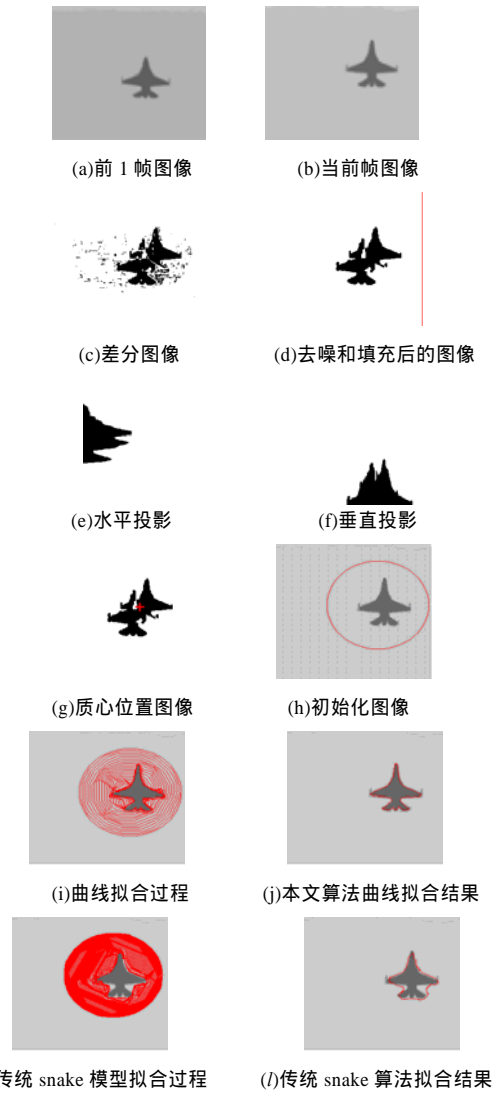


图 2 实验图像

### 4 结束语

从实验结果中可以看出，应用帧间差分法可以很好地将运动目标检测出来，准确地进行定位和初始化。通过改进的 snake 模型和传统 snake 模型拟合结果的对比，改进的 snake 模型可以快速、较准确地将运动目标分割出来。但算法仍需要继续研究的地方，如对噪声很大的图像拟合结果、对光线变化过于频繁的图像目标定位不是很准确，这些工作将在以后的研究中完成。

### 参考文献

- [1] Sethi I K, Jain R. Finding Trajectories of Feature Points in a Monocular Image Sequence[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and machine Intelligence, 1987, 9(1): 56-73.
- [2] 张泽旭, 李金宗, 李冬冬. 一种运动目标多特征点的鲁棒跟踪方法研究[J]. 数据采集与处理, 2003, 18(4): 423-428.
- [3] Crowley J L, Stelmaszyk P, Discours C. Measuring Image Flow by Tracking Edge Lines[C]//Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, California: [s. n.], 1989: 658-664.
- [4] 马波, 张田文. 一个新颖的轮廓线跟踪算法[J]. 信号处理, 2004, 20(2): 174-178.
- [5] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active Contour Models[J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321-331.

(下转第 231 页)