

基于水平集的多运动目标时空分割与跟踪

于慧敏¹⁾ 徐艺¹⁾ 刘继忠²⁾ 高晓颖²⁾

¹⁾(浙江大学信息与电子工程系, 杭州 310027) ²⁾(宇航智能控制技术国防科技重点实验室, 北京 100854)

摘要 针对背景运动时的运动目标分割问题,提出了一种对视频序列中的多个运动目标进行分割和跟踪的新方法。该方法着眼于运动的且较为复杂的背景,首先利用光流约束方程和背景运动模型建立一个基于时空域的能量函数,然后用该函数进行背景运动速度的估算和运动目标的分割和跟踪。而时空域中的运动目标的最佳分割,乃是通过使该能量函数最小化来驱动时空曲面演化实现。时空曲面的演化采用了水平集 PDEs(Partial Differential Equations)方法。实验中,用实际的图像序列验证了该算法及其数值实现。实验表明,该方法能够同时进行背景运动速度的估算、运动目标的分割和跟踪。

关键词 运动目标分割 运动目标跟踪 水平集 偏微分方程组 光流

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2007)07-1218-06

A Spatiotemporal Multiple Moving Objects Segmentation and Tracking with Level Set

YU Hui-min¹⁾, XU Yi¹⁾, LIU Ji-zhong²⁾, GAO Xiao-ying²⁾

¹⁾(Department of Information Science and Electronic Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

²⁾(State Key Laboratory of National Defense for Aerospace Intelligent Control, Beijing 100854)

Abstract Aimed at the moving objects segmentation problem with a moving background, a method of segmentation and tracking of moving objects was proposed. Firstly, this method built up a spatio-temporal energy function based on the optical flow and the motion model of background. Then, the segmentation, tracking and estimation of the motion of background were processed using the energy function. Minimization of the energy function led to the optimal segmentation of moving objects in spatio-temporal domain by curve evolution. The level sets PDEs(Partial Differential Equations) approach was used for the evolvement of the curves in spatio-temporal domain. This algorithm and its numerical implementation were verified on real image sequences. Experimental results show that the method allows the segmentation and tracking of multiple motion with estimating simultaneously the motion of background.

Keywords moving objects segmentation, moving objects tracking, level set methods, Partial Differential Equations (PDEs), optical flow

1 引言

在复杂的背景运动环境下,运动目标的分割和跟踪运动目标是一项非常具有挑战性的研究课题。由于背景运动是由背景与摄像装置相对运动造成

的,因此该类问题很难用在背景静止条件下所采用的方法来解决。

解决上述问题关键是必须要获得背景运动参数,获取背景运动参数一般有两种基本方法:其一是背景运动为已知或可通过其他非图像处理的方法获得背景运动的参数的方法,然后把这些已知背景运

基金项目:航天科技创新基金项目(2006-2008)

收稿日期:2006-02-20;改回日期:2006-03-30

第一作者简介:于慧敏(1963~),男,1996年获浙江大学通信与电子系统专业博士学位,浙江大学信息与电子工程系教授,博士生导师。主要研究方向为视频/图像处理、智能信息处理。E-mail:yhm63519@mail.hz.zj.cn

动参数作为输入数据,用于背景运动的补偿;其二为基于图像序列的方法,该方法是先将背景运动用参数化模型表示,然后根据获得的图像序列,用图像处理和计算机视觉的方法来估算背景运动参数。

在国外,不少学者将主动轮廓线^[1-3]应用在运动检测等方面。Paragios 和 Deriche 提出了一种测地形态学主动轮廓线水平集方法和统计模型相结合的方法,用于运动目标的检测和跟踪。在近几年的研究成果中,Mansouri 等人描述的多目标运动分割的水平集方法^[4],其主要思想是结合水平集方法,利用区域竞争和运动信息来进行运动目标的分割。Freedman 等人利用不同运动目标的概率分布特性,将主动轮廓线应用于运动跟踪^[5]。Mukherjee 等人将水平集方法应用于运动白细胞的检测和跟踪,其演化的能量函数可使边界的梯度最大,而且在跟踪中,能量函数的修正还考虑了相同细胞在时空的连续性和形状的一致性。

目前,许多水平集方法有以下不足之处:(1)不能应用于背景运动的情况;(2)只能跟踪在跟踪开始已被确认的目标,而对跟踪过程中加入的运动目标,则无法跟踪;(3)不能对运动边界的速度进行估算。为此,有学者提出了对背景运动进行补偿的运动检测和跟踪的水平集方法。其中,文献[6]的研究工作值得注意。文献[6]将由摄像机运动引起的背景运动用参数化模型表示,先将运动分割公式化为基于运动的 Bayesian 时空分割问题,并从中导出能量函数;然后利用 Euler-Lagrange 方程同时估算由摄像装置运动引起的运动场和运动目标在时空域中边界曲面的运动。这种运动目标边界曲面的演变是用水平集方法实现的。它是一种时空域模型,不仅能应用于摄像机运动的情况,而且不需要摄像机运动的先验估算。但是,由于文献[6]仅讨论了简单的背景运动模式,因此限制了其实际应用范围。

本文提出了一种新的分割模型,用来分割和跟踪运动目标,该模型适用于背景运动时的情况。该模型不对运动目标的灰度、边缘、形状及运动速度做任何假设,仅假设图像序列在采集时间内,摄像机的运动缓慢均匀。它先利用图像序列的运动信息(光流),建立了一个时空域的能量函数,然后通过使该能量函数最小化来驱动时空域的曲面演化和进行背景运动参数的估计,最终实现了最佳分割求解。水平集偏微分方程组(Partial Differential Equations, PDEs)方法的应用,可保证曲面演化的稳定和拓朴

结构的自由演变。

2 分割模型

当采用水平集 PDEs 方法时,与分割模型密切相关的一个关键问题是待演化曲面的确定。由于基于图像运动信息的模型与相邻帧的图像信息有关,因此必须建立在图像序列上。如果将演化曲面建立在时空域上,那么运动目标的边界在时空域上的轨迹就是一个曲面。这样运动分割就转化为在时空域上的运动目标边界的轨迹曲面的优化分割。因此,可以将问题求解公式化以下数学模型:

$$E(S, \theta)$$

这里是将背景运动表示为参数模型,其可用一参数矢量 θ 来表征。其中 S 为运动目标边界的轨迹曲面。

设视频图像序列 $\{I(x, y, t)\}$ 的定义域为 $D = \Omega \times [0, T]$, 其中 $[0, T]$ 为图像序列的采样时间。 Ω 为实数开子集。设 S 为 D 域上的封闭曲面,用于表示要分割的运动目标边界的轨迹曲面。 R_S 表示被 S 包围的内部区域, $R_S^c = D \setminus S$ 为 R_S 的补集。这样运动分割就可表示为 $P_S = \{R_S, R_S^c\}$ 。

2.1 运动分割模型

不失一般性,可将背景运动参数 θ 表示为 $\theta = (u(x, y), v(x, y))$, $u(x, y)$ 、 $v(x, y)$, 分别为图像点 (x, y) 上背景的水平 and 垂直移动速度。图 1 是某一背景运动的光流图,从图 1 可以看出,背景上各点的运动速度是不相同的,也就是说,背景运动模型是复杂的。这里假设背景运动变化相对于摄像速度是比较缓慢的,即在采样时间内背景在任意点的速度几乎保持不变。

若用光流表示图像的运动信息,则可用光流约束方程来建立背景运动的约束方程。背景的光流约束方程可表示为

$$\begin{aligned} E_{\text{optical}} &= E_x u + E_y v + E_t = 0 \\ E_x &= \frac{\partial I}{\partial x}, E_y = \frac{\partial I}{\partial y}, E_t = \frac{\partial I}{\partial t} \end{aligned} \quad (1)$$

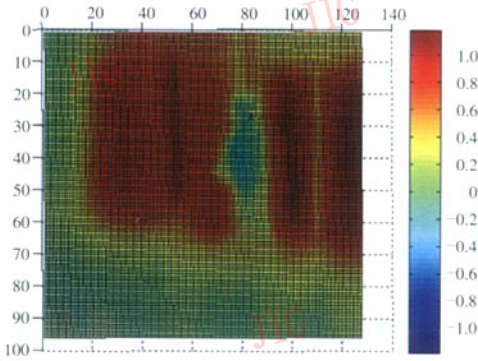
由于可认为背景邻域的运动速度是近似相同的,因此,有条件

$$|\nabla u|^2 = |\nabla v|^2 = 0 \quad (2)$$

设

$$E_0(x, y, t) = (E_x u + E_y v + E_t)^2$$

则在无噪声等理想情况下, $E_0(x, y, t)$ 在背景点上为零,而在非背景点上值较大。



(a) 光流估计的水平分量 u , 颜色代表估计结果的大小



(b) 原图

图 1 背景运动光流图

Fig. 1 The optical flow of the background

因此,能量函数可定义为

$$E(\mathbf{S}, \boldsymbol{\theta}) = \alpha_1 \int_{R_S^c} E_0 d\mathbf{D} + \alpha_2 \int_{\Omega} (|\nabla u|^2 + |\nabla v|^2) d\Omega + \alpha_3 \int_{R_S} f(E_{\text{optical}}) d\mathbf{D} + \alpha_4 \int_S d\mathbf{S} \quad (3)$$

其中,函数 $f(x)$ 为单调下降曲线,例如可选取 $f(x) = e^{-x^2}$. 当 $|x|$ 较大时, $f(x)$ 值很小,且有 $f(0) = 1, f(\infty) = 0$. 当 \mathbf{S} 和 $\boldsymbol{\theta}$ 为最佳估计时, $E(\mathbf{S}, \boldsymbol{\theta})$ 最小,因此,可以利用梯度下降法建立偏微分方程组(PDEs),用于问题的求解。

2.2 Euler-Lagrange 方程

为了求解 \mathbf{S} 和 $\boldsymbol{\theta}$, 使 $E(\mathbf{S}, \boldsymbol{\theta})$ 最小化, 可利用梯度下降法得到一组 Euler-Lagrange 方程, 即建立以下偏微分方程组:

$$\begin{cases} \frac{\partial u}{\partial \tau} = -\frac{\partial E(\mathbf{S}, \boldsymbol{\theta})}{\partial u} = -\alpha_1 \int_{R_S^c} 2E_x(E_x u + E_y v + E_t) d\mathbf{D} - \alpha_2 \nabla^2 u + \alpha_3 \int_{R_S} 2E_x(E_x u + E_y v + E_t) e^{-(E_x u + E_y v + E_t)^2} d\mathbf{D} \\ \frac{\partial v}{\partial \tau} = -\frac{\partial E(\mathbf{S}, \boldsymbol{\theta})}{\partial v} = -\alpha_1 \int_{R_S^c} 2E_y(E_x u + E_y v + E_t) d\mathbf{D} - \alpha_2 \nabla^2 v + \alpha_3 \int_{R_S} 2E_y(E_x u + E_y v + E_t) e^{-(E_x u + E_y v + E_t)^2} d\mathbf{D} \\ \frac{\partial \mathbf{S}}{\partial \tau} = -\frac{\partial E(\mathbf{S}, \boldsymbol{\theta})}{\partial \mathbf{S}} = -(-\alpha_1(E_x u + E_y v + E_t)^2 + \alpha_3 e^{-(E_x u + E_y v + E_t)^2} + 2\alpha_4 \kappa) \cdot \mathbf{n} \end{cases} \quad (4)$$

其中, \mathbf{n} 为曲面 \mathbf{S} 的单位外法线, κ 为曲率, 参数 τ 为人为设定的算法时间参数。

2.3 水平集表示和数值求解

设水平集函数为 $\varphi(x, y, t, \tau)$, 利用式(4)中第

3 式, 则可将引导曲面演化的水平集偏微分方程表示为^[6,7]

$$\frac{\partial \varphi}{\partial \tau} = F(\mathbf{S}, \boldsymbol{\theta}) \cdot \|\nabla \varphi\| \quad (5)$$

其中

$$F(\mathbf{S}, \boldsymbol{\theta}) = -\frac{\partial \mathbf{S}}{\partial \tau} = -\alpha_1(E_x u + E_y v + E_t)^2 + \alpha_3 e^{-(E_x u + E_y v + E_t)^2} + 2\alpha_4 \kappa$$

水平集函数 $\varphi(x, y, t, \tau)$ 满足

$$\begin{cases} \varphi(x, y, t, \tau) < 0 & \text{如果点}(x, y, t)\text{在曲面 } \mathbf{S}(\tau)\text{内部} \\ \varphi(x, y, t, \tau) = 0 & \text{如果点}(x, y, t)\text{在曲面 } \mathbf{S}(\tau)\text{上的点} \\ \varphi(x, y, t, \tau) > 0 & \text{如果点}(x, y, t)\text{在曲面 } \mathbf{S}(\tau)\text{外部} \end{cases}$$

其中, τ 为算法的时间参数。

这样利用水平集 PDEs, 通过跟踪零水平集的演化就可以得到所需的分割曲面, 也即运动目标的边界在时空域中的运动轨迹。

曲率 κ 可由水平集函数 $\varphi(x, y, t, \tau)$ 在 (x, y, t) 点的散度表示:

$$\kappa = \text{div}\left(\frac{\nabla \varphi}{\|\nabla \varphi\|}\right) \quad (6)$$

笔者注意到, 式(4)中前两个方程实际上是对光流的估计。从估计的角度看, 在这两个方程中, 因为由系数 α_3 引导的积分项实际上并不能为 u, v 的估算提供新的信息, 所以在实际操作中该项可以略去, 从而也降低了计算复杂度。然而这样一来, 仅对 R_S^c 中部分的 u, v 进行了估计, 而对于曲面内部的背景点的速度, 则需要做一个类似于文献[8]中用到的扩展(extension), 令它等于离它最近的零水平集点上的速度; 由于窄带水平集算法的运用, 使这种扩

展只在零水平集附近的窄带内进行,因此这种扩展并不与模型的假设矛盾。最终得到的用于估算 $\theta = (u(x, y), v(x, y))$ 和引导曲面演化的偏微分方程组为

$$\begin{cases} \frac{\partial u}{\partial \tau} = -\alpha_1 \int_{R_S^c} 2E_x(E_x u + E_y v + E_t) dD - \alpha_2 \nabla^2 u \\ \frac{\partial v}{\partial \tau} = -\alpha_1 \int_{R_S^c} 2E_y(E_x u + E_y v + E_t) dD - \alpha_2 \nabla^2 v \\ \frac{\partial \varphi}{\partial \tau} = (-\alpha_1(E_x u + E_y v + E_t)^2 + \alpha_3 e^{-(E_x u + E_y v + E_t)^2} + 2\alpha_4 \kappa) \cdot \|\nabla \varphi\| \end{cases} \quad (7)$$

曲面演化和背景运动参数可通过对式(7)中的 3 个式子进行同步迭代来计算。曲面演化采用的水平集数值算法借鉴了文献[9]的快速算法,其涉及的有限差分离散法则参见文献[7]。而背景运动参数估计的有限差分离散法则借鉴了文献[10];但需将文献[10]中 E_x, E_y, E_t 的一阶前向差分表示改为与背景运动方向相关的逆风差分^[7](up-windings),以提高有限差分估算的精度。

从式(7)可看出,由于曲面的演化,需依赖于对背景运动参数 $\theta = (u(x, y), v(x, y))$ 的估算,因此在实际操作中,可将式(7)中前两个方程先迭代计算若干次,使 u, v 较接近准确值时,再联合第 3 个方程进行迭代运算。

分割算法主要步骤如下:

- (1) 设定初始值 S_0, θ_0 ;
- (2) 用式(7)中前两个方程完成若干次迭代来估算 θ ;
- (3) 利用前次估算的 θ , 对式(7)中第 3 式, 用 Sparse-Field 算法完成一次演化;
- (4) 用式(7)中前两个方程完成一次迭代演化

来估算 θ , 并做一次扩展(extension);

(5) 重复步骤(3)和步骤(4)直至收敛,最终即可得到背景运动参数 θ 和运动目标的边界在时空域中的轨迹。

另外,步骤(3)中,每次对曲面进行的迭代演化时,都要对离散时间步长 $\Delta \tau$ 进行重新计算,使其满足 CFL 稳定性法则^[7]:

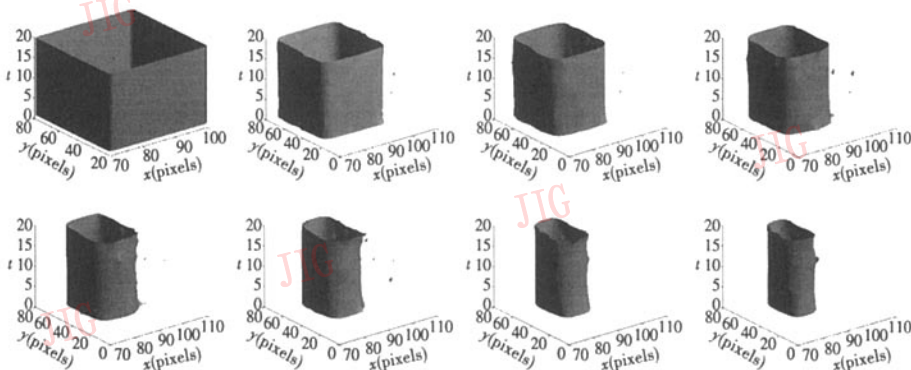
$$\Delta \tau \left(\frac{|H_1|}{\Delta x} + \frac{|H_2|}{\Delta y} + \frac{|H_3|}{\Delta t} + \frac{2b}{(\Delta x)^2} + \frac{2b}{(\Delta y)^2} + \frac{2b}{(\Delta t)^2} \right) < 1 \quad (8)$$

其中

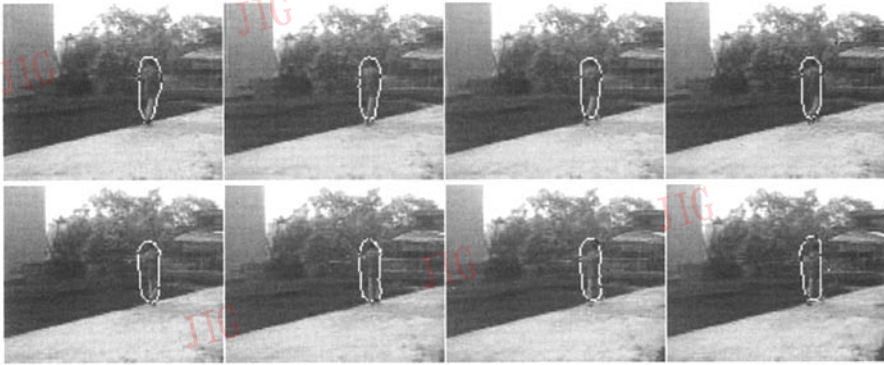
$H_1 = F\varphi_x / |\nabla \varphi|, H_2 = F\varphi_y / |\nabla \varphi|, H_3 = F\varphi_t / |\nabla \varphi|$
 $\Delta x, \Delta y, \Delta t$ 为空间迭代步长, b 为空间离散网点单位长度,本文中, $\Delta x, \Delta y, \Delta t$ 和 b 均取为单位 1。更多的偏微分方程有限差分数值稳定性求解细节参见文献[7]。

3 实验结果

为验证本文方法的效果,选用了 4 段视频序列进行了分割、跟踪实验。实验中,首先将时空域中的 20 帧连续图像序列用上述算法进行处理。图 2~图 5 给出了 4 段视频序列中对活动目标的时空域分割和跟踪结果。这 4 段视频序列中,背景均为运动的。实验里,用于时空曲面演化的全局能量 $E(S, \theta)$ 中的函数为 $f(x) = e^{-x^2}$ 。能量函数的参数取值如下:图 2~图 4 参数取值为 $\alpha_1 = 1, \alpha_2 = 2, \alpha_3 = 5, \alpha_4 = 15$;图 5 的参数取值为 $\alpha_1 = 1, \alpha_2 = 2, \alpha_3 = 5, \alpha_4 = 20$ 。图 2(a) 显示了时空曲面的演化过程,其初始位置 S_0 是靠近边界的立体长方体,初值 $\theta_0 = (0, 0)$ 。图 2(b)、图 3、图 4 和图 5 为活动目标的检测和跟踪结果,因为篇幅所限,这里仅给出 20 帧中的连续若干帧。图 5 的最后一幅图为演化最终的时空曲面。



(a) 时空曲面的演化(水平轴为图像空间坐标,纵轴为时间坐标)



(b) 行人从左向右行走 (从 20 帧被处理图片序列中选取连续 8 帧, 下同)

图 2 行人跟踪实验

Fig. 2 Tracking the pedestrian

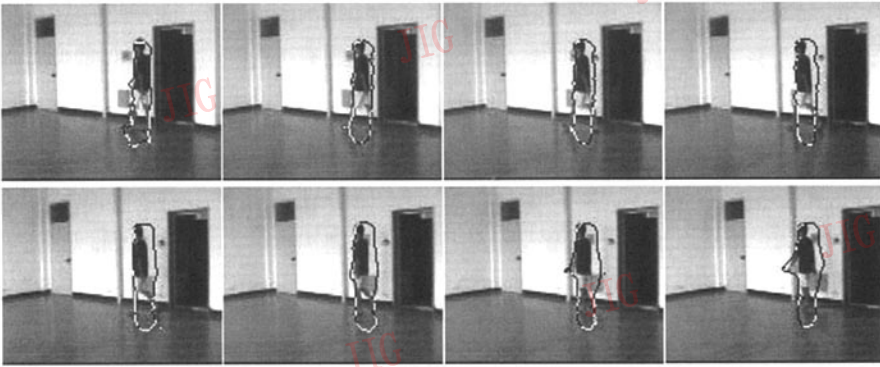


图 3 房内行人跟踪实验, 行人从右向左行走

Fig. 3 Tracking the indoor walker form right to left

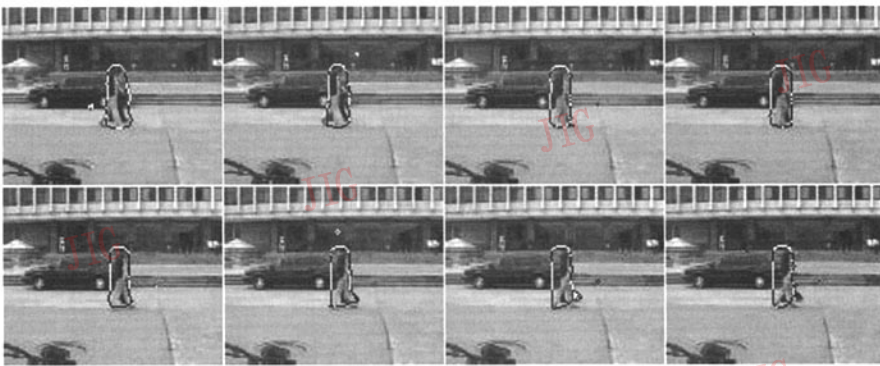


图 4 两人行走跟踪实验, 行人从左向右行走

Fig. 4 Tracking two walkers from left to right

4 结论

本文提出了一种新的运动目标分割模型, 用于

背景运动时的运动目标的检测和跟踪。该模型首先利用光流约束方程和背景运动模型构造一个基于时空域的能量函数, 然后将其用于背景运动速度的估算、运动目标的检测和跟踪。其中时空曲面的演化

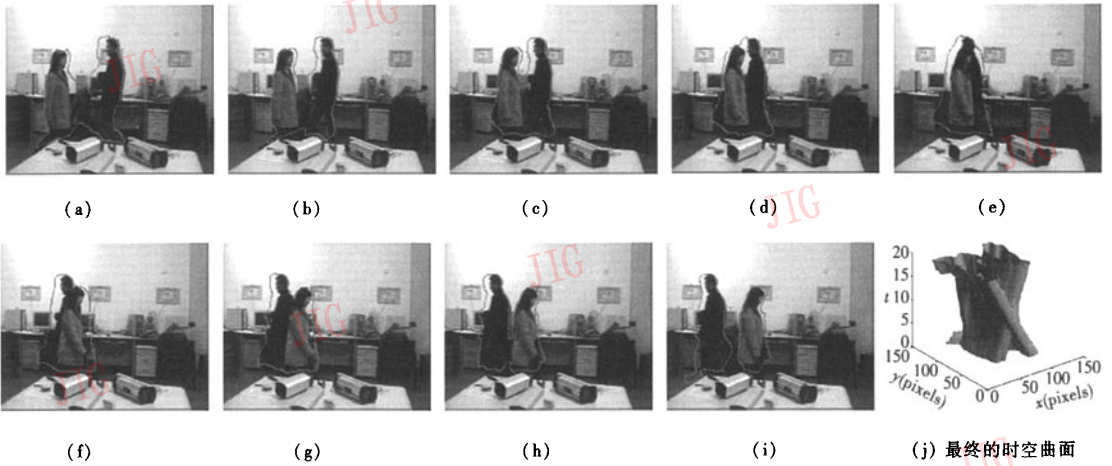


图 5 两人行走跟踪实验,两行人相向行走,注意曲面拓扑变化
 Fig. 5 Tracking two walkers vis-à-vis, notice the topologic change of the surface

采用了水平集 PDEs 方法来进行运动目标边界的时空曲面的最佳分割求解。与传统的方法不同,背景运动速度的估算与运动目标的分割和跟踪是同时进行的。实验表明,该方法是一种有效的运动目标检测和跟踪方法,其能够自动地进行背景运动补偿和运动目标分割。与 Feghali 等人提出的方法^[6]相比,由于该分割模型没有假设背景各点的运动速度是相同的,因此该方法能够适用于更广的应用领域。

参考文献 (References)

- 1 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake : Active contour models [A]. In: Brady I M, Rosenfield Aeds. Proceedings of the 1st International Conference on Computer Vision [C], London: IEEE Computer Society Press, 1987: 259 ~ 263.
- 2 Sethian J A. Level set methods and fast marching methods: Evolving interfaces in computational geometry[A]. In: Sethian J A, edi Fluid Mechanics, Computer Vision, and Materials Science[C], Longdon: Cambridge University Press, 1999.
- 3 Mumford D, Shah J. Optimal approximation by piecewise smooth functions and associated variational problems[J]. Communication on Pure and Applied Mathematics, 1989, 42(5): 577 ~ 685.
- 4 Mansouri A R, Konrad J. Multiple motion segmentation with level sets[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(2): 201 ~ 220.
- 5 Freedman D, Zhang Tao. Active contours for tracking distributions [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 518 ~ 526.
- 6 Feghali R, Mitiche A. Spatiotemporal motion boundary detection and motion boundary velocity estimation for tracking moving objects with a moving camera: a level sets PDEs approach with concurrent camera motion compensation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(11): 1473 ~ 1490.
- 7 Stanley Osher, Ronald Fedkiw. Level Set Methods and Dynamic Implicit Surfaces[M]. New York: Springer Press 2002.
- 8 Malladi Ravikanth, Sethian James A, Vemuri Baba C. Shape modeling with front propagation; A level set approach [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(2): 158 ~ 175.
- 9 Whitaker R T. A level-set approach to 3D reconstruction from range data [J]. The International Journal of Computer Vision, 1998, 29(3): 203 ~ 231.
- 10 Horn Berthold K P, Schunck Brian G. Determing optical flow [J]. Artificial Intelligence, 1981, 17(1): 185 ~ 203.