

基于时空曲线演化的多视频运动对象分割算法

包红强¹, 张兆扬², 陈右铭¹

(11 上海大学 通信与信息工程学院, 上海 200072; 21 新型显示技术及系统应用教育部重点实验室, 上海 200072)

摘要: 多视频对象由于其运动的复杂性, 在分割提取过程中有较大的难度. 本文提出了一种基于时空曲线演化的多视频对象自动分割方法, 首先根据视频序列帧间(时间域)和帧内(空间域)信息的不同特点, 建立基于全局和局部特征的能量模型, 并由此导出基于 level sets 方法的曲线演化方程; 然后用视频序列的连续两帧帧差得到初始的视频对象, 分别进行时间和空间曲线演化跟踪, 提取多个视频对象; 当对象因运动而发生相互遮挡现象时, 利用基于 Bayes 最小错误概率决策法则的判断方法, 分割遮挡对象和显露对象. 实验结果表明, 本文提出算法的分割效果在空间准确度上比 COST211 算法提高 30.50%, 比最佳的帧差分割算法提高 21.0%.

关键词: 多视频对象分割; 时空曲线; 遮挡处理

中图分类号: TN911. 21 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2005) 02-0182-05

Multiple Video Object Segmentation Based on Spatio-Temporal Curve Evolution

BAO Hongqiang¹, ZHANG Zhao2yang², CHEN You2ming¹

(1. School of Communication and Information Engineering, Shanghai University, Shanghai 200072, China;

2. Key Laboratory of Advanced Displays and System Application, Ministry of Education, Shanghai 200072, China)

Abstract: Segmentation of multiple moving object in an image sequence is one of the most challenging problems in image processing due to the complexity of its motion. This paper presents a novel multiple object segmentation algorithm based on spatio-temporal curve evolution. First, according to the dissimilar characteristic of the intra-frame and inter-frame (Spatial and Temporal) information, a joint energy model is proposed with global and local features, thus, a curve evolution equation could be achieved based on the method of level sets. Then, an initial object model is achieved with the difference between two successive frames, multiple objects are tracked and extracted with spatio-temporal curve evolution. Finally, while the occlusion is emerged due to multiple object overlapping motion, the objects could be segmented using Bayes classification for minimum error. The experiment results show that the algorithm is effective.

Key words: multiple video object segmentation; spatio-temporal curve evolution; occlusion processing.

1 引言

从视频序列中分割出具有语义意义的运动对象在视频数据压缩(MPEG2)、视频数据查询和检索(MPEG7)、计算机视觉等方面有着广泛的应用. 由于序列中场景的复杂性和对象运动的多变性, 自动分割视频对象是一个相当困难的问题. 近年来, 视频对象分割技术已成为这一领域内科技工作者重点关注和研究的课题. 目前已提出多种视频对象分割算法^[1], 但 these 方法基本上都是分割和跟踪单个运动对象, 对场景中多个运动对象时的分割情况研究较少. 多个视频对象在场景中出现时, 不仅有各自的独立运动, 而且还会有相互间的遮挡等现象发生. 文献[2][3]分别提出了基于不同 Level sets 曲线模型的多对象分割算法, 能较好地自动分割和跟踪多个运动对象, 但不能处理对象间的相互遮挡问题.

用曲线演化进行图像分割和视频对象跟踪是一种较为有效的方法. 早期提出的是活动轮廓模型(Snake)的算法, 但模型本身存在一定的缺陷, 如对初始位置敏感、易陷入局部极值、不能自动进行拓扑变换等, 虽然人们对基本的活动轮廓模型做了一些改进, 但并没有从根本上解决问题^[4]. 最近人们用 Level sets 方法进行曲线演化较好地克服了 Snake 模型的不足. Level sets 方法主要是从界面传播等研究领域逐步发展起来的. 它是处理封闭运动界面随时间演化过程中几何拓扑变化的有效计算工具. Osher 和 Sethian 首先提出依赖于时间的运动界面的 Level sets 方法^[2]. 其主要特点是: 采用欧拉类型的求解方法避免了 Snake 模型易陷入局部极值的问题; 计算稳定, 可得到高精度的有限差分格式; 由低维向高维扩展容易. 由于其良好的特性, Level sets 方法自提出以来, 已在图像处理 and 计算机视觉等领域得到了广泛的应用. 在运动对象分

割和目标跟踪方面,由于其良好的拓扑可变性,可以分割和跟踪多个视频对象,并能处理分割过程中出现的新对象.现已提出的主要有两种方法:一是 Mascuri 利用多个对象互不相同的运动特性,将运动分割问题视为寻找隔离运动目标的最短闭合曲线问题,从而可以用 Level sets 的方法进行多个运动对象的分割^[5];二是 Paragios 和 Deriche 结合帧间信息检测和对象的边缘信息,用 Level sets 曲线演化的方法进行纹理分割以及运动目标的分割和跟踪^[3,6],这两种方法在特定的序列中各个对象独立运动时都能得到令人满意的分割效果,但算法复杂度高,且没有充分利用时空两方面的能量信息来进行曲线演化,尤其是不能处理对象间出现遮挡时的情况.

由以上分析可见,必需对基本的曲线演化算法进行改进,解决以上两种方法的不足.

2 时空曲线基本模型描述

推动曲线演化的力量主要是能量项,而视频序列中可利用的信息主要是时空两种信息,因此,我们首先要将时空信息转化为适合曲线演化的能量项,并从所定义的时空能量出发,推导出曲线演化的方程.

2.1 时空能量模型

设 $\{I_{n-1}, I_n\}$ 为序列在 t_n 和 t_{n-1} 时刻的帧图像. 定义包含第 i 个对象的演化曲线为 C_i , 在对象区域 δ_i 内, X_i 为 δ_i 的开子集, 即 $X_i \subset \delta_i$, $C_i = \partial X_i$. 在下面的描述中, 我们用 $\text{in}(C_i)$ 表示区域 X_i , $\text{out}(C_i)$ 表示区域 X_i .

基本的时空能量可定义为:

$$E_{\text{t}\alpha} = E_{\text{t}\text{em}} + E_{\text{s}\text{pa}} \quad (1)$$

时间能量 $E_{\text{t}\text{em}}$ 由对象在帧间的运动而产生, 空间能量 $E_{\text{s}\text{pa}}$ 为当前帧内部能量. 时间能量应该反映对象的运动特性, 如运动场、帧差图像等, 由于运动场计算需要大量的搜索运算, 在本算法中我们使用帧差图像计算运动能量; 而空间能量应该反映对象的空间属性, 如对象的颜色、边缘等, 由于对象颜色较为复杂, 难于用统一的标准去衡量, 在本算法中我们选用对象的边缘计算空间能量.

在大多数情况下, 如果不考虑全局运动(全局运动的影响可通过运动补偿来消除, 这里不作讨论, 具体可见文献[7]), 帧差图像 $d_n(x, y) = |I^n(x, y) - I^{n-1}(x, y)|$ 的运动对象区域象素值较为稳定, 而背景区域象素值接近零值(如果噪声影响较大时, 可用阈值法、数学形态学等加以去除). 也就是说帧差图像的对象区域象素值与背景区域象素值相差较大, 根据这一特点, 我们对文献[8]提出的基于曲线演化静止图像分割的能量函数作了改进, 使之适合帧差图像, 具体的时域能量如下:

$$E_{\text{t}\text{em}} = \int_{\delta_i} \left[L \# \text{Length}(C_i) + K_1 \int_{\text{in}(C_i)} |d_n(x, y) - m_1|^2 dx dy + K_2 \int_{\text{out}(C_i)} d_n(x, y)^2 dx dy \right] \quad (2)$$

其中 C_i 为可变曲线, m_1 为图像在曲线内的强度均值, $L \setminus 0$, $K_1, K_2 > 0$ 为固定参数. 极小化以上能量项可得最短闭合曲线, 即最佳分割区域. 等式右边的第一项为规则化项, 主要目的使曲线变得更为光滑和加强抗噪能力, 而后两项为推动曲

线演化的主要动力.

根据经典曲线演化模型(Snake)的能量^[6,9], 以局部特征为基础的空间域总能量项可以定义为:

$$E_{\text{s}\text{pa}} = \int_{\delta_i} \int_{\text{in}(C_i)} (|\dot{y} I(C_i(p))|) |C_i(p)| dp \quad (3)$$

其中, $C_i(p)$ 是归一化曲线, $C_i(p)$ 是其导数, 积分上限 L 为演化曲线长度, g 是一个单调递减函数, 满足条件: $g(0) = 1$, $\lim_{r \rightarrow 1} g(r) = 0$. 极小化以上能量项, 可以得到 Snake 曲线演化方程. 把式(2)、(3)两式代入式(1)可得总的时空能量:

$$E_{\text{t}\alpha} = \int_{\delta_i} \left[L \# \text{Length}(C_i) + K_1 \int_{\text{in}(C_i)} |d_n(x, y) - m_1|^2 dx dy + K_2 \int_{\text{out}(C_i)} d_n(x, y)^2 dx dy \right] + \int_{\delta_i} \int_{\text{in}(C_i)} (|\dot{y} I(C_i(p))|) |C_i(p)| dp \quad (4)$$

以上能量函数的参数项为 C_i , 求解表达式 $\inf_{C_i} E_{\text{t}\alpha}(C_i)$ 可得最终分割曲线.

2.1.2 时空曲线的 Level set 表示

式(4)表达了以曲线 C_i 为参数的时空能量项, 为了得到包含对象区域的最短闭合曲线, 需求取式(4)的最小值, 也即 $\inf_{C_i} E_{\text{t}\alpha}(C_i)$, 为了使得到的曲线 C_i 能很好地描述对象的拓扑形状变化等复杂运动, 我们先对曲线 C_i 的形式进行变换, 用一个带符号的距离函数 $\langle(x, y)$ (即 Level sets) 表示:

$$\begin{cases} d = \text{dist}[(x, y), C] & \{(x, y) \in \delta\} \\ \langle(x, y) = 0 & \{(x, y) \in C & \delta\} \\ \langle(x, y) = +d & \{(x, y) \in \text{in}(C) & \delta\} \\ \langle(x, y) = -d & \{(x, y) \in \text{out}(C) & \delta\} \end{cases} \quad (5)$$

上式中 dist 函数为点 (x, y) 到曲线 C 的距离, 曲线内部 $\langle(x, y)$ 为距离正值, 曲线外部为负值, 曲线上的点为零值(即 $\langle(x, y) = 0$), 随着曲线在不同位置上的演化, 初始值定义在二维图像平面 δ 上的 Level set 函数 $\langle(x, y)$ 也随之变化, 为了表示曲线演化的过程, 在 Level set 函数 $\langle(x, y)$ 中增加时间变量 t :

$$\begin{cases} \langle(x, y, t) = ? d \\ \langle(C, 0) = 0 & \{(x, y) \in \delta, t \in R^+\} \end{cases} \quad (6)$$

这样, 曲线 $E C_i$ 可由 ≤ 0 来表示, 求解 $\inf_{C_i} E_{\text{t}\alpha}(C_i)$ 的问题可转化为求解 $\inf E_{\text{t}\alpha}(\leq)$. 通过格林公式和欧拉-拉格朗日变分方程对式(4)求解, 并对空间域部分平滑项经过简化处理, 可以得到如下的两组时空曲线演化偏微分方程:

$$\begin{cases} \frac{9\leq}{9t} = \text{Div}(\leq) \left[L \# \text{div} \left(\frac{\dot{y} \leq}{|\dot{y} \leq|} \right) - K_1 (d_n(x, y) - m_1)^2 + K_2 d_n(x, y)^2 \right] \\ \leq(x, y, 0) = \leq_0(x, y) \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} \frac{9\leq}{9t} = \text{Div}(\leq) \left[\text{div} \left(\frac{\dot{y} \leq}{|\dot{y} \leq|} \right) g(\dot{y} I) \right] \\ \leq(x, y, 0) = \leq_0(x, y) \end{cases} \quad (8)$$

这两组方程有不同的定义域, 定义在时间域上的式(7)可以在序列的不同帧间进行对象的跟踪, 而定义在空间域上的式(8)可以在帧内进一步修正所跟踪的对象, 使分割结果更为精确. $\text{Div}(\leq)$ 为限制值的冲激函数, 即 $\leq = 0$ 时 $\text{Div}(\leq) = 1$, 其余为极小

值, 其作用为限制函数仅在曲线的位置 (≤ 0) 进行演化. $\text{div} \left(\frac{\dot{y} <}{|\dot{y} <|} \right)$ 为曲线的曲率. 这两组偏微分方程离散化后可用迭代法求解.

3 对象间的遮挡处理

当场景中的多个对象由于运动而发生相互重叠时, 某一对象的部分或全部必然会从视频序列中消失, 出现不可观察的现象, 在视频处理领域内把这种情况称为多对象的互遮挡. 互遮挡现象的出现给视频对象的提取带来了困难, 大多数的分割方法在这种情况下都失去了作用. 时空曲线演化法虽然能对多对象拓扑形状发生变化的情况正确处理, 但在互遮挡出现时, 只能把相互重叠的多个对象当作一个对象来分割, 而不能进行分离处理. 针对这一情况, 当场景中的某些对象发生互遮挡时, 我们提出了一种基于 Bayes 最小错误概率决策法则的判断方法, 可以较好地解决这一问题.

设在序列第 n 帧时, 有两个独立运动的对象 i 和 j , 分别用 l_i 和 l_j 进行标记, 第 i 个对象区域为 8_i^n , 第 j 个对象区域为 8_j^n , 如果在第 $n+1$ 帧时, 两个对象发生了合并重叠现象, 对应区域也随之变为一个, 可用 8_{ij}^{n+1} 表示. 这样, 遮挡分割的问题可以简捷地描述为: 在遮挡发生的 $n+1$ 帧, 判断区域 8_{ij}^{n+1} 中象素标记 $L^{n+1}(x, y)$ 的归属问题 (l_i 或 l_j).

理论上, 用 $n+1$ 帧估计区域 8_{ij}^{n+1} 的运动场就可以判定象素的归属. 设点 $I^{n+1}(x, y)$ 匹配得到的运动矢量为 (u, v) , 其在第 n 帧的匹配点为 $I^n(x+u, y+v)$, 根据对象运动的连续性, 可得到:

$$L^{n+1}(x, y) = \begin{cases} l_i, & \text{if } L^n(x+u, y+v) = l_i \\ l_j, & \text{if } L^n(x+u, y+v) = l_j \end{cases} \quad (9)$$

式(9)表明, 如果 $I^n(x+u, y+v) \in 8_i^n$, 其标记为 l_i , 那么就可判定 $L^{n+1}(x, y)$ 的标记必然为 l_i , 否则其标记为 l_j . 但由于受噪声、遮挡及对象区域纹理性不足的影响, 估计的对象运动场往往并不准确, 用式(9)作为唯一判断准则必然造成很大的误差. 我们用以下两种方法对上述方法予进一步完善.

首先用交叉匹配法进行验证运动矢量的有效性. 设第 $n+1$ 帧中的点 $I^{n+1}(x, y)$ 在第 n 帧中匹配得到的点为 $I^n(x+u, y+v)$, 如果用点 $I^n(x+u, y+v)$ 在 $n+1$ 帧中进行反向匹配得到的点也为 $I^{n+1}(x, y)$, 那么我们就认为点 $I^{n+1}(x, y)$ 是可靠点, 其运动矢量 (u, v) 是可信的; 否则, 点 $I^{n+1}(x, y)$ 为不可靠点, 其运动矢量 (u, v) 不可信.

对可靠点的标记判别, 可根据式(9)来确定. 对不可靠点的标记, 利用 Bayes 最小错误概率决策法则^[10]来判断:

$$L^{n+1}(x, y) = \begin{cases} l_i, & \text{if } p(l_i | I^{n+1}(x, y)) > p(l_j | I^{n+1}(x, y)) \\ l_j, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

式中, $p(l_i | I^{n+1}(x, y))$ 是象素点 $I^{n+1}(x, y)$ 为标记 l_i 的条件



图 1 多对象分割实验结果

概率, 由 Bayes 公式, 式(10)可改写为:

$$L^{n+1}(x, y) = \begin{cases} l_i, & \text{if } p(I^{n+1}(x, y) / l_i) p(l_i) > \\ & p(I^{n+1}(x, y) / l_j) p(l_j) \\ l_j, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

根据象素概率密度与 Gibbs 分布^[10]能量的反向等价关系, 式(11)可用 Gibbs 势能进一步表示为:

$$L^{n+1}(x, y) = \begin{cases} l_i & \text{if} \\ & \mathbf{E}_k \left\{ U_i(I^{n+1}(x, y) / l_i) + B \# U_2(l_i) \right\} < \\ & \mathbf{E}_k \left\{ U_i(I^{n+1}(x, y) / l_j) + B \# U_2(l_j) \right\} \\ l_j & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

$U_i(I^{n+1}(x, y) / l_i)$ 和 $U_2(l_i)$ 分别为各自的 Gibbs 势能, B 为调节两项能量之间比例的参数, K 为象素点 $I^{n+1}(x, y)$ 邻域中已确定标记点的集合. 势能的计算根据其空间象素的相关性和位置特征, 可分别定义为:

$$U_i(I(x, y) / l_i) = \begin{cases} [I(x, y) - I(s, t)]^2 & \text{if } L(s, t) = l_i \\ - [I(x, y) - I(s, t)]^2 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (13)$$

$$U_2(l_i) = \begin{cases} -1 & \text{if } L(s, t) = l_i \\ 1 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (14)$$

上式中邻域象素点 $(s, t) \in K$, 由于相关变量的意义比较明确, 故省略了上下标.

从以上的分析我们可以得到一个完整的遮挡对象分离分割的方法: 首先用块匹配的方法得到遮挡区域的运动场, 然后用反向匹配的方法验证每个象素点运动矢量的有效性, 从而把遮挡区域内所有的点分为可靠点和不可靠点两大类, 对可靠点用式(9)判断其属于哪一个对象区域, 而对不可靠点用式(12)进行判决.

4 实验结果

根据以上建立的模型,在得到序列的初始分割后,我们对场景中有各种复杂运动情况下的多个对象进行了跟踪分割.实验选用 *Children* 和 *Hall monitor* 序列, *Children* 序列共有四个运动对象,对象的运动情况较为复杂,既有各自独立的运动,又有对象的分离、合并、遮挡等相互运动. *Hall monitor* 序列从八十帧开始,有两个独立运动的对象.实验所用的参数为: $L=1$, $K_1=1$, $K_2=1$, $B=10$, m 取固定值 1, 曲线演化时间步长 $9t(\Delta t)$ 为 0.5, 函数 $D(\cdot)=1/(1+\cdot^2)$, $g(r)=1/(1+r^2)$, 下面给出各种运动情况下分割结果和对实验结果的性能评价.

为了使曲线演化时间缩短,我们从初始视频帧差图像出发,通过数学形态学等处理,得到变化检测掩模,从而可以方便得到初始轮廓曲线.图 1 为 *Children* 序列和 *Hall monitor* 序列中部分帧的曲线演化及分割结果.从图中可以看出,多个对象在各种运动情况下的分割结果较为准确. *Children* 序列第十九帧由于运动而发生了对象间遮挡,本算法的处理仍然有效.

为了进一步验证本文方法,我们对分割结果进行评价,评价标准采用 MPEG2 核心实验中 *Wolbrn* 提出的方法^[11].分割算法的空间准确度(Spatial Accuracy)定义为:

$$SA(t) = 1 - \frac{\sum_{(x,y)} A_i^{st}(x,y) \odot A_i^{rd}(x,y)}{\sum_{(x,y)} A_i^{rd}(x,y)} \quad (15)$$

其中, A_i^{st} , A_i^{rd} 分别为第 t 帧的分割对象模板和参考分割模板, \odot 为逻辑异或操作.

视频分割算法评价的另一方面是时间一致性(Temporal Coherency).这实际上是衡量视频序列每一帧的空间准确度的变化程度.因此,可以通过计算连续帧间的空间准确度来评价.其定义如下:

$$TC(t) = 1 - |SA(t) - SA(t-1)| \quad \{t=2,3,\dots,n\} \quad (16)$$

要进行这两种评价,必须先得到准确的参考模板, MPEG2 4 并没有提供相关序列的参考模板,而国内外有关的学术组织也未见公开提供,因此,我们用常用的图像处理软件 *PH2 TOSHOP 7.0* 手动提取了一些帧的参考分割模板,对 *children* 序列和 *Hall monitor* 序列的部分帧分割结果作了对比分析,结果如图示:

利用帧差法进行视频对象的提取是一种常用的方法,但帧差信息易受噪声与图像纹理性影响^[12,13].图 2 为用帧差法(FDM)和本文提出的算法对 *Children* 序列前二十帧分割结果进行的客观评价对比,从图中可以看出,曲线演化法比帧差法的空间准确度相比约有 5~10% 的提高,说明本文提出的曲线法更靠近实际对象的边缘,且不受对象内部纹理特性的影响.而在时间一致性方面,曲线法略好于帧差法,说明曲线法的分割稳定性较好,而帧差法受偶然因素影响稍大.

COST211 是欧洲专门从事视频分析的论坛和研究机构,对视频对象的分割算法研究起步较早,在其公开网站^[14]上,给出了一些分割结果.图 3 为 COST211 方法和本文提出的算

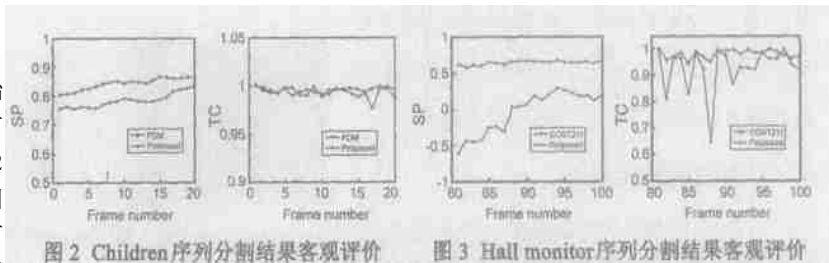


图 2 *Children* 序列分割结果客观评价

图 3 *Hall monitor* 序列分割结果客观评价

法对 *Hall monitor* 序列 812100 帧分割结果进行的客观评价对比,从图中可以看出,曲线演化法比法 COST211 方法的空间准确度相比约有 30~50% 的提高.而在时间一致性方面,本文提出的方法的分割稳定性较好,而 COST211 方法受偶然因素影响较大.

5 结论及下一步的工作

基于 level set 方法的进行视频对象跟踪分割是一种较新的方法,由于其良好的拓扑可变性,对多视频对象的跟踪分割有较好的效果.目前国内外虽有一些研究报告,但大部分仅考虑了序列的部分特征,对复杂场景及遮挡等情况下的分割效果有限.本文提出了一种基于时空两方面特征的 level set 曲线演化法,结合视频序列的全局和局部两方面的特征,提出了新的时空能量项,并推导出一组时空曲线演化方程,根据新的曲线演化方程,首先进行帧间曲线演化,然后在帧内图像上进行边缘修正,最后得到准确的分割对象.本算法最大的特点是能处理多个对象分离、合并等复杂的运动,同时对多个对象由于运动而产生的遮挡问题利用 Bayes 最小错误概率决策的方法也能较好地处理.从主客观两种实验结果来看,本算法对复杂运动情况下的多个对象有较好的分割效果.在下一步工作中,以此为基础,结合更多的图像特征(如颜色、纹理等),以进一步提高分割精度.

参考文献:

- [1] DS Zhang, G J Lu. Segmentation of moving object in image sequence: a review[J]. *Circuits systems Signal processing*, 2002(2), 20(2): 143 - 183.
- [2] Osher S, Sethian J. Fronts propagating with curvature dependent speed: algorithms based on the Hamilton-Jacobi formulation[J]. *Journal of Computational Physics*, 1988, 79: 12- 49.
- [3] Paragios N, Deriche R. Geodesic active contours and level sets for the detection and tracking of moving objects[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(3): 266- 280.
- [4] Yue Fu, A Tanju Erdem, A Murat Tekalp. Tracking visible boundary of objects using occlusion adaptive motion snake[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, 11(12): 2051- 2060.
- [5] Masouri A2R, Konrad J. Multiple motion segmentation with level sets[J]. *IEEE Transactions on Image Processing* 2002, 12(4): 1- 19.
- [6] Paragios N, Deriche R. Detection of moving objects: A level set approach[A]. In *Proceedings of SIRS 97[C]*. Stockholm, Sweden, SIRS. July 1997.
- [7] Yaakov Tsai, Amir Averbuch. Automatic segmentation of moving objects in video sequences: A region labeling approach[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, 11(12): 2051- 2060.

actions on Circuits and System for Video Technology, 2002, 12(7): 597- 612.

- [8] Chan T F, Vese L A. Active contours without edge[J]. IEEE Transactions on Image Processing 2001, 10(2): 266- 277.
- [9] Vicent Caselles. Geometric model for active contours[A]. Proc. of the Int. Conf. Image Processing[C]. LOS Alamitos california. USA. IEEE computer Society. 1995- 10: 9- 12.
- [10] Tekalp A M. Digital Video Processing[M]. Beijing: Tsinghua Press, 1998.
- [11] M Wollborn, R Mech. Refined procedure for objective evaluation of video object segmentation algorithms[R]. Doc. ISO/ IEC JTC1/SC29/ WG11 M3448, March 1998.
- [12] Sha Yi Chien, Shyh Yih Ma, Liang Gee Chen. Efficient moving object segmentation algorithm using background registration technique video[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2002, 12(7): 577- 586.
- [13] Roland Mech, Michael Wollborn. A noise robust method for 2D shape estimation of moving objects in video sequences considering a moving camera[J]. Signal Processing, 1998(66): 203- 217.

[14] COST211 AM. Working site for sequences and algorithms exchange [DB]. <http://www.tele.ucl.ac.be/exchange>.

作者简介:



包红强 男, 1970 年 11 月出生于甘肃渭源, 1991、2001 年分别获得兰州大学学士、硕士学位, 现为上海大学通信与信息工程专业博士生, 研究方向为数字图像编码、数字视频处理等. E-mail: bahongq@tom.com.



张兆扬 男, 1938 年 9 月出生于浙江海宁, 上海大学通信与信息工程学院教授、博士生导师, 研究领域包括数字图像处理, 视频信息压缩编码、处理、传输和多媒体通信等, 发表论文 90 余篇, 著书 8 部.