

文章编号: 0253-2239(2006)08-1150-6

真实场景下视频运动目标自动提取方法*

刘贵喜 邵明礼 刘先红 朱东波

(西安电子科技大学自动控制系, 西安 710071)

摘要: 视频运动目标跟踪逐渐成为研究热点并应用到军事民用等领域,为了能够从真实场景中快速准确地提取视频跟踪单运动目标或多运动目标,提出了一种新的运动目标自动提取方法。首先通过自适应阈值获得滤波后的相邻帧差值图像。其次,为了消除差值图像中噪声的影响,标记此二值图像的连通像素来检测出运动目标所在的区域,并与边缘检测出的空间信息结果比较得到运动目标模型。最后,将图像分成若干区域,在每个分区域内依次连接每个运动目标模型的最外围轮廓点,由此构成目标闭合轮廓。利用得到的连续边界,对运动目标进行提取。实验结果表明,该算法能够有效地自动提取速度不同的单运动目标,同时能够提取多运动目标。

关键词: 图像处理; 运动目标提取; 闭合轮廓; 连通区域

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A

Video Moving Object Auto-Extraction in Real Scene

Liu Guixi Shao Mingli Liu Xianhong Zhu Dongbo

(Department of Automation, Xidian University, Xi'an 710071)

Abstract: Video moving object tracking technology gradually becomes the study issue and gets wide applications in the military and civil fields etc. To extract video moving objects accurately and rapidly from the real scene, a novel method for auto-extraction is proposed. First, the adaptive threshold is used to get difference image between two adjacent filtered frames. And then, to reduce the influence of noise, the connected components of the binary image are labeled to determine the region of the moving object, and by comparing it with the spatial information by edge detection, the moving object model is initialized. Finally, the image is divided into several regions. The outer pixels of the model boundary are connected respectively and the close contours is finished. Then with the closed contours, the moving object is extracted. The experimental results show that the proposed algorithm can extract the single moving target with different speed and automatically as well as moving multi-targets.

Key words: image processing; moving objects extraction; closed contour; connected components

1 引 言

视频运动目标跟踪技术是计算机视觉领域中重要的研究课题,它为计算机视觉的实际应用提供了理论基础,如人体跟踪及鉴别、智能运输、交通流量监测等等^[1]。视频跟踪技术中的一些算法和研究成果现已应用于基于对象的视频压缩、数字化可视操作、基于对象的视频检索和对象交互式媒体操作等领域中。

在各种视频跟踪的领域中,对跟踪内容进行有效的识别和分析尤其是运动目标提取是一个重要的内容,其提取质量的好坏直接关系到分析和识别结

果的准确与否。国际压缩编码标准 MPEG-4 更是要求能够提取出任意形状的图像区域。国内外在这方面做了许多研究^[1~11],国外已经取得了一些的研究成果^[5,6],许多相关技术已经开始应用到实际系统中,但是国内研究相对落后,与国外还有较大差距。传统的视频目标提取大致可以分两类,一类以空间同性为准则,先用形态学滤波器或其他滤波器对图像作预处理;然后对该图像的亮度、色度或其他信息作空间上的分割以对区域作边缘检测;之后作运动估计,并合并相似的运动区域以得到最终的提取结果。如光流算法、主动轮廓模型算法。此类方

* 武器装备预研基金(51416060205DZ0147)资助课题。

作者简介: 刘贵喜(1966~),男,山东莱阳人,教授,主要从事图像处理、信息融合、智能控制等方面的研究。

E-mail: gxliu@xidian.edu.cn

收稿日期: 2005-09-02; 收到修改稿日期: 2005-12-12

法结果较为准确但是运算量相对较大。另一类算法主要以时间变化检测作为准则,这类算法主要通过帧差检测图像上的变化区域和不变区域,将运动物体与静止背景进行分割。此类方法运算量小,提取结果不如前类方法准确。此外,还有时空结合方法、时空亮度梯度信息结合的方法等等^[4]。但是在真实场景下完全自动地(无需人工干预)提取语义上有意义的视频对象是非常困难的,为了能够在基于对象或者基于内容的视频跟踪过程中自动地提取单个或多个运动目标,本文开展了相关研究。

2 视频目标的自动提取

2.1 帧间图像差分

从图像序列中检测运动目标的方法主要有帧间图像差分法和光流法。光流法是分析序列图像中运动目标的重要方法,能获得较多的目标信息,但是其计算量大,有待于进一步的实际应用。图像差分法是检测序列图像中运动目标的最简单的方法,它速度快,易于硬件实现,已得到广泛应用。

在图像处理过程中最主要的问题之一就是噪声的存在,因此算法的第一步就是对输入的两帧图像 f_k 和 f_{k+1} 进行平滑滤波用来补偿噪声的影响。线性滤波是一种常用的噪声平滑方法,因此采用高斯低通滤波器进行滤波,用以减小图像灰度尖锐变化,去除图像中不相干的细节。

对滤波后相邻帧图像进行差分运算,记输入的序列图像为 f_0, f_1, \dots, f_n 。对于相邻帧 f_k 和 f_{k+1} ,差分结果为:

$$\Delta f_k(i, j) = |f_{k+1}(i, j) - f_k(i, j)|, \quad (1)$$

其中 $0 \leq i \leq NR, 0 \leq j \leq NC, \Delta f_k(i, j) \in D_k$ 。

NR 和 NC 分别为图像的行数和列数, D_k 为生成的差分图像,其上像素点的灰度值表明了两帧之间的变化程度,灰度值越高,帧间变化越大。 D_k 结果是由噪声和目标运动共同产生的,因此要选取一个阈值 τ 来减小噪声产生的影响并且加强运动变化产生的影响,由此得到二值的差值图像 B_k :

$$B_k(i, j) = \begin{cases} 255, & \Delta_k(i, j) > \tau \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (2)$$

自适应阈值 τ 可用下面的方法获得:

目的是获得一个最优的阈值,此阈值能够保留变化区域并且尽可能地消除噪声的影响。假设噪声为白噪声,由于泊松随机分布经常被应用到计算一定时间或者间隔事件的变化,所以假设噪声的密度和空间分布服从泊松随机分布^[8]。对于相邻帧差分

图像,泊松随机变化量对应差分图像大于阈值的变化像素的数量。首先统计 D_k 灰度直方图,记为 $h(g)$ 。

如果 $\Delta f_k(i, j) = g$, 则 $h(g) = h(g) + 1$ 。其中 $g \in G, G$ 为灰度等级范围 $0 \sim 255$ 。统计直方图的是得到阈值 τ 所在的可能值范围 T , T 为所有灰度统计值大于 0 的灰度等级组成的集合:

$$T = \{g \in G | h(g) > 0\}, \quad (3)$$

对于每个可能的阈值,用 $W \times W$ 的矩形窗对差值图像进行平滑,计算每个窗的值 x_n :

$$x_n = \sum_{\delta_i=0}^{w-1} \sum_{\delta_j=0}^{w-1} \lambda[\Delta_k(i - \delta_i, j - \delta_j)], \quad (4)$$

其中: $0 < n \leq N, N$ 为样本量;

$$\lambda = \begin{cases} 1 & \Delta_k(i - \delta_i, j - \delta_j) > t \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (5)$$

$t \in T$

利用 x_n 计算均值 \bar{x}_t 和方差 S_t^2 , 求出每一个相对变化量 $V_n = \bar{x}_t / S_t^2$, 就用此相对变化量来确定所要的阈值。为了能够减少噪声影响并且最多地保留目标信息,所以对于每个可能的阈值都有一个相对变化量,取能使相对变化量最大的值作为阈值 τ , 即

$$V_n \leq V_\tau, \quad \forall t \in T, \quad (6)$$

由此得到阈值 τ , 并且结合(2)式即可得到二值图像 B_k 。

2.2 获取运动目标模型

实际中,上述得到的图像 B_k 含有少量的噪声,为了准确地提取目标,此噪声需要消除。文献[9]利用高阶统计方法进行抑制噪声,该算法采用四阶矩累积量来检测密度变化区域,累积量图像从一系列连续的图像中得到,并假设背景噪声具有高斯分布,因为高阶累积量对高斯过程不敏感,所以当噪声是高斯有色噪声时,高阶累积量在理论上可以完全抑制噪声的影响。此类方法是利用信息的冗余性来回避和跨越噪声,但是能量的累积往往需要一系列的多帧图像,本文算法仅采用前后两帧图像,因此不能采用这类冗余方法去噪。文献[10]是基于限制形状的方法来减小主动轮廓模型提取运动目标的噪声,此算法首先要计算积分能量函数,也不能应用于本文。另外,在文献[11]中,先采用相邻帧间差分然后再区域增长进行提取,如果不考虑噪声问题,许多噪声点就很有可能被当作区域增长的种子点,从而被认为是目标来提取,为了更彻底地消除噪声影响,本文采用对二值图像 B_k 进行数学形态学连通区域标记与连接的方法。

采用 8-连接约定^[12]对差值图像的像素进行标记,对邻近相同点进行连接,完成后,运动目标整体趋近于连接状态,噪声像素也连通成很小的区域。利用这些连通的区域检测出运动目标所在区域并且消除噪声影响,设标记完成后存在 m 个连通区域, C_k 为第 k 个连通区域, $1 \leq k \leq m$ 。MC 表示为运动目标区域,统计每个连通区域的所占像素的数量, NC_k 为 C_k 所占像素的数量,则 NC_k 的最大值 $\max(NC_k)$ 所在的连通区域属于运动目标区域 MC,对于较小一点的区域也有可能属于 MC,因此可以设定一门槛值 α 来选取:如果 $NC_k \geq \alpha$,则 $C_k \in MC$, α 可作为系统输入参量输入,其值要根据具体实际环境设定。由于噪声点一般情况下所占的像素个数都是很小的,适当选取 α ,即可将噪声很好地滤除掉。

通过以上可以得到仅由运动目标的运动所产生的连通区域,下一步就是与边缘检测得到的结果相比较来得到运动目标模型。选取 Canny 算子做 f_k 帧图像的边缘检测,Canny 算子是边缘检测时常用而且效果较好的检测算子,实现也比较容易,由此可得到 f_k 帧图像的边缘检测结果 E_k 。

比较 MC 和 E_k 得到运动目标模型 O_k :如果 $d(p, q) \leq \beta$,则 $p \in O_k$,其中 p 为 E_k 上的像素点, $p \in E_k$; q 为 MC 上的像素点, $q \in MC$; d 为像素点位置差值; β 为 p 与 q 位置之间差值阈值,可作为系统输入参量输入。

2.3 运动目标提取

利用上述得到的运动目标模型可以从原始帧提

取运动目标,首先要进行单目标和多目标的判断,然后连接运动目标最外围点使之封闭成连续的轮廓,最后对所有目标进行提取。

第一步判断运动目标。按照行检测二值的模型图像,运动目标所有最左边像素点的列坐标构成集合 R , R_i 值为第 i 行运动目标最左边点的列坐标值,如果此行不存在目标,则令其 R 值为一常数 C_c 。在 R 中,如果连续出现一定数量的 C_c 值,设为 NC_c 个,则表示这 NC_c 行为空白区域,取此空白行中间值作为分界线,把图像分成上下两部分,依次按行把图像分成若干部分。在分成的每一部分中,按同样方法,按列进行可以把整个图像分成含有目标的若干个区域。在此过程中如果图像的四周边缘没有目标就可以跳过分解。这样,如果是单目标则图像不被分解,如果是多目标,记录分解区域的边界,转入下面第二步,对每个区域目标进行外围轮廓封闭。

第二步封闭运动目标轮廓。得到的运动目标模型存在一个问题,就是运动目标模型的外围轮廓是不连续的。提取时要求运动目标轮廓应该是连续的,所以先通过目标模型提取最外围轮廓上的点,然后用像素填充中间空白点,使得外围轮廓连续且封闭。记运动目标的外围轮廓为 Cl_k ,它由两部分组成:一是从运动模型提取的外围轮廓点 Co_k ,另一部分是补充的外围轮廓点 Ce_k ,所以 $Cl_k = Co_k \cup Ce_k$ 。对于运动模型 O_k 上的所有像素点, Co_k 是由每行和每列上最边上的点组成,即:

对于 $\forall o \in O_k$, 满足

$$\begin{aligned} & \{ \text{col}(o) = \text{col}(O_{ki}) \text{ and } \{ [\text{row}(O_{ki}) \geq \text{row}(o)] \text{ or } [\text{row}(O_{ki}) \leq \text{row}(o)] \} \} \\ & \text{or } \{ \text{row}(o) = \text{row}(O_{ki}) \text{ and } \{ [\text{col}(O_{ki}) \geq \text{col}(o)] \text{ or } [\text{col}(O_{ki}) \leq \text{col}(o)] \} \}, \\ & \text{则 } o \in Co_k \subset Cl_k, \end{aligned}$$

其中 $\text{row}(o)$, $\text{col}(o)$ 分别表示 o 所在的行号和列号。

因为 Co_k 通常是不封闭的,所以需补充 Ce_k 来构成封闭的 Cl_k ,方法如下:令 $i=1$,寻找 $cl_i \in Co_k$,使 $\text{row}(cl_i) = \min_{c \in Co_k} \text{row}(c)$ and $[\text{col}(cl_i) \leq \text{col}(c)]$,即找出 Co_k 最左上点作为构成封闭外围轮廓的起始点,然后沿着顺时针或者逆时针方向进行封闭。

从选取的最开始点开始,如果存在 $c \in Co_k$,使得两像素点距离等于 1 即 $d(p, q) = 1$,那么 $cl_{i+1} = c$,且 $i=i+1$ 。 $d(p, q)$ 表示两像素点之间的垂直距离。如果不存在这样的点,就要在此处补充像素点,为了补充像素点,首先从已知的点搜索其最近的并且属于轮

廓上的点,即搜索 $cl_{i+1} = c$,使得 $\min_{c \in Co_k} d(cl_i, c)$, cl_i 和 cl_{i+n} 之间点是不连续的,因此需要补充像素点使得外围轮廓得以连续。补充方向可以沿着 cl_i 和 cl_{i+n} 之间的梯度方向,

$$\text{grad}(cl_{i+n}, cl_i) = \Delta y / \Delta x, \quad (7)$$

其中

$$\Delta y = \text{row}(cl_{i+n}) - \text{row}(cl_i),$$

$$\Delta x = \text{col}(cl_{i+n}) - \text{col}(cl_i);$$

Δy 表示搜索出的最近点与搜索点之间的行距, Δx 表示搜索出的最近点与搜索点之间的列距。利用这个梯度方向可以补充 cl_i 和 cl_{i+n} 之间的点 $d_{i+1}, \dots, d_{i+n-1}$, 取

Δy 、 Δx 之间的最大值 $d_{\max} = \max(\Delta y, \Delta x)$ 。

令 $t = [1, n - 1]$, d_{t+t} 点的行坐标就为

$$\text{row}(cl_{t+t}) = \text{int}(\Delta y \times t / d_{\max}), \quad (8)$$

cl_{t+t} 点的列坐标就为

$$\text{col}(cl_{t+t}) = \text{int}(\Delta x \times t / d_{\max}), \quad (9)$$

其中 int 表示取整。

经过上述处理, 每个外围轮廓就可以被连成封闭且连续。

第三步运动目标提取, 即用所有目标的封闭轮廓线来提取原始帧里的运动目标。对于每个区域, 取目标轮廓所在行的最左边像素点 l 和最右边像素点 r , 提取出 f_k 介于此两点中间的部分作为这一行的目标提取结果。然后进行逐行提取, 由此可以得到提取结果 Eo_k 。现在提取出来的结果 Eo_k 一般情况下会包含多余的信息, 如图 1 所示。

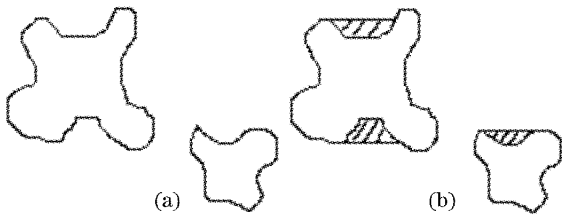


图 1 运动目标提取图。(a)运动目标轮廓,(b)提取结果
Fig. 1 Moving objects extraction. Moving objects contour (a) and extracted result Eo_k (b)

图 1(a)为运动目标轮廓, 如果每一行中所有 l 和 r 之间的像素都被提取, 则目标的凹陷区域会被提取, 如图 1(b)中所示, 阴影部分会被当作目标提取。因此, 需要在 Eo_k 上继续提取, 以得到最后的提取结果。对于 Eo_k 上的每一列, 如果存在 $s \in Eo_k$, 且 $cl \in Cl_k$, 使得 $\text{row}(s) \leq \text{row}(cl)$, 且 $\text{col}(cl) = \text{col}(s)$, 那么 s 就被认为是此列运动目标在 Eo_k 上的最上面点。同理, 如果存在 $x \in Eo_k$, 且 $cl \in cl_k$ 使得 $\text{row}(x) \geq \text{row}(cl)$, 且 $\text{col}(cl) = \text{col}(x)$, 那么 x 就被认为是此列运动目标在 Eo_k 上的最下面点, 逐列提取 Eo_k 上 s 和 x 之间的像素即可得到运动目标的最后提取结果。

3 实验结果

运用本文提出的算法对视频运动目标进行自动提取。以示例 1 实验中, 在路上行驶的一辆警车作为提取对象, 此运动目标为实际拍摄, 运动目标的运动速度相对较快。图 2(a)、图 2(b)为序列图像中的第 6 和第 7 帧图像, 在实际提取过程中输入 $\alpha = 20$ 、 $\beta = 2$ 作为输入参量, 结果得到差分阈值为 $\tau = 7$, 图 2(c)为差分得到的图像, 可以看出它是含有少量噪声的, 图 2(d)为去噪后结果, 它与图 2(e)边缘检测得到的图像进行比较即可获得图 2(f)运动目标模型, 图 2(g)为连接的外围轮廓, 图 2(h)即为最后提取的结果, 从图 2 可看出, 车被有效地提取出来。

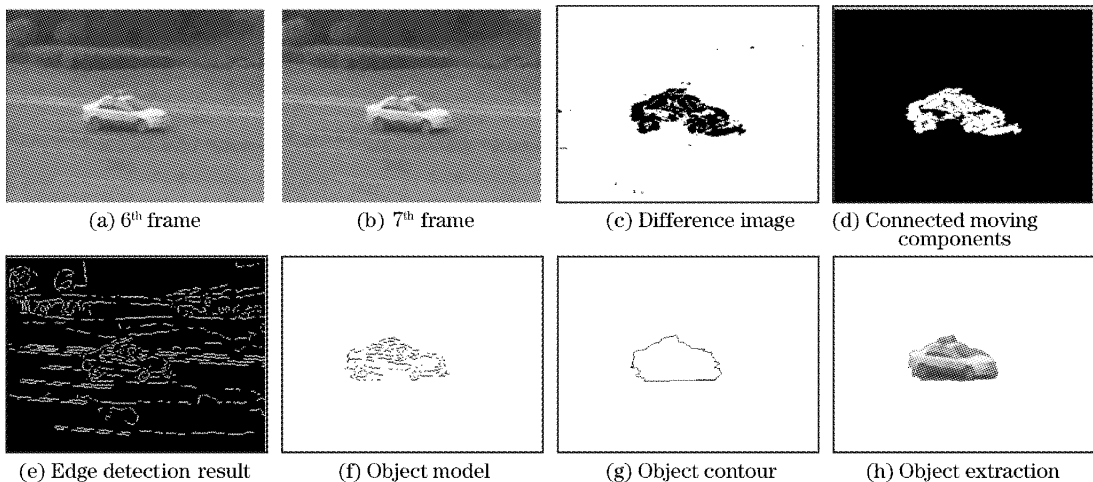


图 2 运动目标自动提取图示 1

Fig. 2 Example 1 of moving object auto-extraction

图 3 是另一自动提取示例^[13], 在此例中选取的人作为目标进行提取, 运动目标的运动速度相对较慢。图 3(a)、图 3(b)为序列图像中的第 66 和第 77 帧图像, 在实际提取过程中输入 $\alpha = 10$ 、 $\beta = 1$ 作为输入参量, 结果得到差分阈值为 $\tau = 10$, 图 3(c)为差分

得到的图像, 是含有少量噪声的, 图 3(d)为去噪后结果, 与图 3(e)边缘检测得到的图像进行比较即可获得图 3(f)运动目标模型, 图 3(g)为连接的外围轮廓, 图 3(h)即为最后提取的结果, 从此结果中可以看出, 人能够被有效地提取出来。但同时也存在一

定的缺点,人的两脚处没有被很好地提取出,这主要是因为,人在这两帧的运动过程中,这两处是静止

的,在做帧间差分时难以检测出来,这也是帧间差分存在的缺陷。

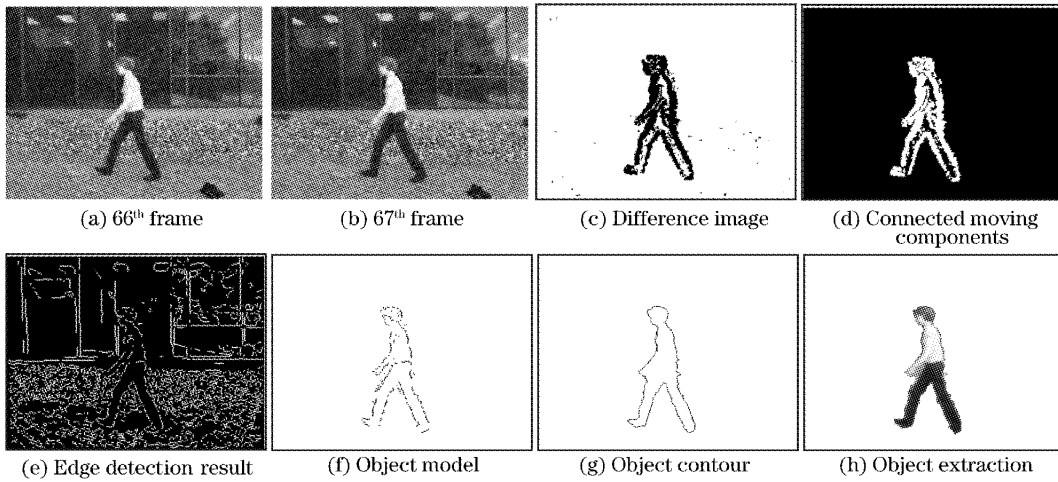


图 3 运动目标自动提取图示 2

Fig. 3 Example 2 of moving object auto-extraction

图 4 是另一自动提取多目标示例,本示例亦是实际拍摄,目标为不同种类。在此例中两车向右运动,速度相对较快,人向左运动,速度相对较慢。图 4(a)、图 4(b)为序列图像中的第 34 和第 35 帧图像,在实际提取过程中输入 $\alpha=20, \beta=1$ 作为输入参量,结果得到差分阈值为 $\tau=9$,图 4(c)为差分得到

的图像,是含有噪声的,图 4(d)为去噪后结果,与图 4(e)边缘检测得到的图像进行比较即可获得图 4(f)运动目标模型,图 4(g)为连接的外围轮廓,图 4(h)即为最后提取的结果,从此结果中可以看出,两车和人人都能够被有效地提取出来。由于两车出现遮挡,所以同时被提取出来。

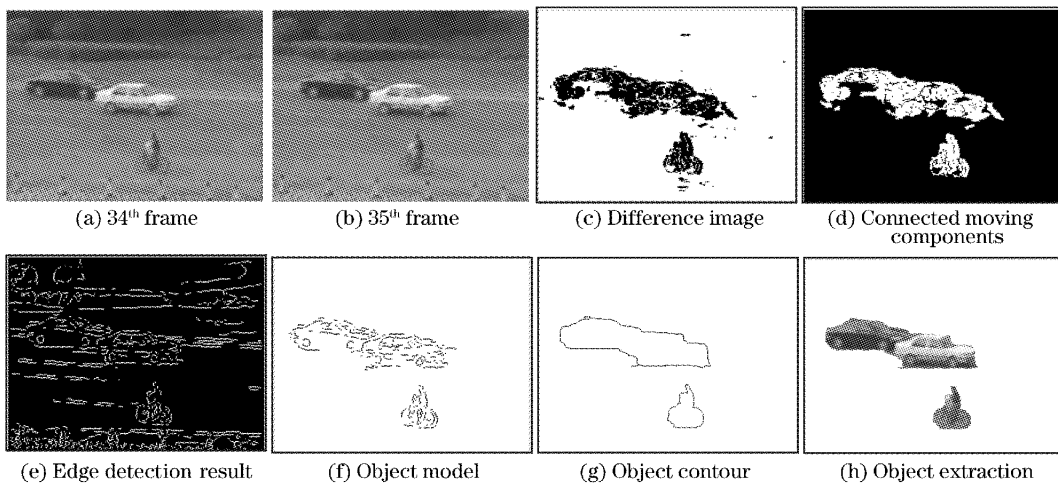


图 4 运动目标自动提取图示 3

Fig. 4 Example 3 of moving objects auto-extraction

该目标提取算法应用到不同的单目标序列图像进行目标提取所需时间是不一样的,这主要由于目标所处的环境、目标本身形状等诸多因素决定,目标背景复杂时,在去噪的过程中需要更长时间;目标形状复杂时,在封闭其外围轮廓时就需要更多时间。当该算法应用到多目标提取时所需时间相对单目标要长。对多目标提取而言,在去除噪声、获取模型阶段

的时间与单目标提取相差不大,但是多目标提取要封闭多个目标的外围轮廓线,而且最后也要提取多个目标,因此其时间相对来说要长。在多目标条件下,如何提高算法速度也是下一步要解决的问题。

以上三组真实场景下运动目标提取结果表明,在运动目标的提取过程中,目标以外噪声基本能够被去除,算法不仅能自动提取出单个目标,同时也实

现多目标的自动提取。在获得目标连续边缘轮廓的同时从背景中提取真实目标。与计算运动场的光流算法和计算积分能量的主动轮廓算法相比,本文算法简单有效,分割误差比较小,对噪声敏感程度低,尤其应用到复杂的背景下,更为有效。当将其应用到视频运动目标跟踪时,结合模型匹配等技术,可以较好地跟踪运动目标。

4 结 论

从真实场景中自动提取运动目标在精确制导及跟踪、视频监控、智能交通监控等诸多方面具有重要意义。本文就视频跟踪过程中快速准确地自动提取运动目标这一重要问题开展研究。文中自动选择差分图像的阈值,通过标记连接运动区域,滤除噪声影响,并由得到的二值图像与边缘检测得到的图像相比较,获得运动目标模型,判断运动目标并封闭其模型的外围轮廓来实现目标的提取,整个过程中目标被自动地提取(无需人为干预)。实验结果验证了本文算法的有效性,其不仅能自动提取出单个目标,同时也能实现多目标的自动提取。视频多目标的自动提取是个复杂而有意义的工作,有待研究的问题也较多,如何提高多目标提取算法的速度、如何考虑目标的位置姿态等信息、如何进一步平滑边缘等等将是下一步研究的重点。

参 考 文 献

- 1 S. Ribaric, G. Adrinck, S. Segvic. Real-time active visual tracking system [C]. *Proc. 12th IEEE Mediterranean Electrotechnical Conference*, Dubrovnik, Croatia, 2004, **1**: 231~234
- 2 Guo Ping, Lu Hanqing. A study on Bayesian probabilistic image automatic segmentation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2002, **22**(12): 1479~1483 (in Chinese)
- 郭平,卢汉清. 贝叶斯概率图像自动分割研究[J]. *光学学报*,

- 2002, **22**(12): 1479~1483
- 3 Zhao Peng, Pu Zhaobang, Zhang Tianwen. A new tracking method of dynamic contour based on image fusion[J]. *Acta Optica Sinica*, 2005, **25**(6): 760~766 (in Chinese)
- 赵鹏,浦昭邦,张田文. 基于图像融合的动态轮廓线跟踪新方法[J]. *光学学报*, 2005, **25**(6): 760~766
- 4 Mao Yanfen, Shi Pengfei. Object-based video segmentation technology[J]. *J. Image and Graphics*, 2003, **8A**(7): 726~731 (in Chinese)
- 毛燕芬,施鹏飞. 基于对象的视频图像分割技术[J]. *中国图象图形学报*, 2003, **8A**(7): 726~731
- 5 T. Meier, N. K. Ngan. Automatic segmentation of moving objects for video object plane generation[J]. *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, 1998, **8**(5): 525~538
- 6 Haifeng Xu, A. A. Younis, M. R. Kabuka. Automatic moving object extraction for content-based applications[J]. *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, 2004, **14**(6): 796~812
- 7 Y. Tsaig, A. Averbuch. Automatic segmentation of moving objects in video sequences: a region labeling approach[J]. *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, 2002, **12**(7): 597~612
- 8 T. Murugas, R. Peplow, J. R. Tapamo. Extraction of an object model for video tracking [C]. *IEEE African Conference in Africa*, George, South Africa, 2002, **1**: 317~322
- 9 A. Neri, S. Colonnese, G. Russo *et al.*. Automatic moving object and background separation[J]. *Signal Processing*, 1998, **66**(2): 219~232
- 10 M. Haseyama, Y. Yokoyama. Moving object extraction using a shape-constraint-based splitting active contour model[C]. *IEEE International Conference on Image Processing, Genoa, Italy*, 2005, **3**: 1260~1263
- 11 Li Juntao, Zhang Hai, Fan Yuezu *et al.*. A detection algorithm for moving objects in complex scenes [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2004, **31**(suppl.): 36~39 (in Chinese)
- 李俊韬,张海,范跃祖等. 复杂场景条件下的运动目标检测算法[J]. *光电工程*, 2004, **31**(增刊): 36~39
- 12 Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods. *Digital Image Processing* [M]. Ruan Qiuqi, Ruan Yuzhi transl. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2003. 432~454 (in Chinese)
- 冈萨雷斯,伍兹. 数字图像处理[M]. 阮秋琦,阮宇智译. 北京:电子工业出版社,2003. 432~454
- 13 <http://www.cs.brown.edu/people/black/images.html>