

基于运动目标轨迹优化的监控视频浓缩方法

汤进 单晓凤 阮瑞 王文中

(安徽大学计算机科学与技术学院, 合肥, 230601)

摘要: 视频浓缩是包含原视频有效信息的简短表示, 以便于视频的存储、浏览和检索。然而, 大部分视频浓缩方法得到的浓缩视频中会丢失少量目标, 不能完全表达原始视频的全部内容。本文介绍了一种基于目标轨迹优化的视频浓缩方法。首先使用改进的目标轨迹提取算法提取原视频中目标的轨迹, 然后利用马尔可夫随机场模型和松弛线性规划算法得到每条轨迹的最优时间标签, 将其与背景序列和目标轨迹结合生成浓缩视频。实验结果表明, 与传统的视频浓缩方法相比, 本文方法生成的浓缩视频具有较高的浓缩比, 保证了信息的完整性又具有良好的视觉效果。

关键词: 视频浓缩; 视频监控; 马尔可夫随机场; 松弛线性规划

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A

Surveillance Video Synopsis Based on Object Trajectory Optimization

Tang Jin, Shan Xiaofeng, Ruan Rui, Wang Wenzhong

(School of Computer Science and Technology, Anhui University, Hefei, 230601, China)

Abstract: Video synopsis is a temporally compact representation of the original video, which facilitates the subsequent video processing, such as video storage, browsing and retrieval. Most of conventional methods easily lose some important objects and can not represent the original videos completely. Therefore, this paper proposes a novel method based on object trajectory optimization. The method extracts object trajectories using an improved multi-object tracking method, and optimizes the temporal shift labels of those trajectories. The optimal labels are then formulated as the maximum a posteriori state of a special Markov random field, which can be solved by the relaxed linear programming method. The synopsis video is obtained by integrating the optimal labels into the background sequence. Extensive experiments on both public and collected video sequences suggest that our method outperforms other methods in accuracy. In particular, our method can retain most essential information of the video sources in shorter synopsis videos.

Key words: video synopsis; video surveillance; Markov random field; relaxed linear programming

引 言

随着视频监控系统的广泛发展, 各大公共场所甚至普通家庭都安装了大量的监控摄像头^[1]。视频

数据的大幅度增加,使得视频存储、浏览与检索面临严峻挑战,视频浓缩技术是解决这个问题的有效手段之一。监控视频浓缩技术的根本问题是希望通过一段简短的视频来表示原始视频的所有信息。监控视频的有意义信息可以分为场景环境信息与运动目标轨迹信息,场景环境信息描述了场景无运动目标时的背景环境,运动目标轨迹信息描述了所有进出场景目标的运动信息及目标间的相关关系。基于运动目标轨迹优化的监控视频浓缩算法就是将与这两种信息提取出来,然后去除时空冗余信息,再重新融合成浓缩视频的技术。近年来国内外许多研究学者针对视频浓缩作了大量的深入研究。文献[2]提出的“视频蒙太奇”方法将多个不同视频中的活动信息提取出来以后,在时间和空间上重组成一个新视频,使得视频信息量最大化,但存在明显的接缝现象。文献[3]提出的基于全局时空优化方法,很好地解决了有限场景内轨迹重叠问题,但改变了原始视频中运动目标的空间信息。上述两种方法篡改了原始视频的信息,因此不适用于监控场景。文献[4,5]提出的高性能视频浓缩系统,采用多线程并行框架、8核2.66 GHz GPU以及其他提速策略,明显提高了视频浓缩的速度。文献[6]提出基于目标的视频浓缩方法,生成具有“频闪”效果的视频,大大缩短了原始视频的长度,并且做到了目标与背景、目标与目标间的“无缝”融合。文献[7,8]由 Yael Pritch 等在文献[6]的基础上提出的全天候视频浓缩系统,具有完整的框架,但方法中定义的能量函数会使得浓缩视频浓缩比较小。

本文针对目前视频浓缩研究存在的问题,在文献[7,8]的基础上,对已有轨迹提取算法进行改进,着眼于解决“真碰撞”和“伪碰撞”问题^[9],采用马尔可夫随机场(Markov random field, MRF)刻画目标轨迹集合在不同时间标签的相容性,利用松弛线性规划(Relaxed linear programming, RLP)算法求解各个目标的最优时间标签集合。监控视频的浓缩过程,主要包括4个步骤:(1)运动目标检测^[10],输入一段监控视频,采用目标检测算法^[11,12]得到检测结果和背景图像序列;(2)目标轨迹提取,根据得到的检测结果采用改进的轨迹提取算法^[4]提取原始视频的目标轨迹,得到目标轨迹集合;(3)轨迹组合优化,对目标轨迹集合采用松弛线性规划算法优化其能量函数,得到每条轨迹的时间标签集合;(4)生成浓缩视频,根据优化结果,将目标轨迹集合与背景图像序列进行拼接,生成浓缩视频帧,再将帧序列合成为视频。本文研究重点在于目标轨迹提取与轨迹组合优化两个方面。

1 改进的轨迹提取算法

轨迹提取算法是对监控视频中所有的运动目标,分别提取其在场景内的完整轨迹信息来表示每个目标。但由于这些信息是运动目标在单幅图像中的显示,不同的视频帧间的运动目标信息没有相互关联,因此轨迹提取步骤需要通过运动目标跟踪技术^[13]将不同视频帧间相同的运动目标关联起来。目前运动目标跟踪技术发展已日趋成熟,但不能有效地处理原始视频中“真碰撞”问题。如图1(a),在原始视频中两个行人发生遮挡碰撞,在提取蓝色上衣行人轨迹时把遮挡的部分当做此人轨迹一部分;图1(b)是用目前轨迹提取算法^[9,13]得到的轨迹生成的浓缩视频中的某些帧,在第119帧时出现有行人突然闯入场景的现象,而在第135帧,此行人突然消失,大大影响了浓缩视频的视觉效果。

针对上述状况,本文提出了一种改进的轨迹提取方法,能有效解决“真碰撞”带来的目标突然消失和出现的问题。如图2(a),两个目标在第 t 帧发生遮挡,此时把两个发生遮挡的目标看做一个目标进行处理,如图2(b)所示。采用改进的轨迹提取算法进行仿真,实验结果如图1(c)所示。实验结果表明,改进的算法关键在于在浓缩视频中保持相互“真碰撞”两个目标的时间差,从而保持目标的完整性,且不存在信息的冗余,更加适合监控视频浓缩。

2 基于 MAP-MRF 的视频浓缩方法

用 I 表示长度为 N_I 的原始视频, $I(x, y, t)$ 表示在视频中第 t 帧的图像中坐标为 (x, y) 处的像素值,

$t \in \{1, 2, \dots, N_t\}$ 。S 表示长度为 N_s 的浓缩视频, $S = \{(x, y, t) | 1 \leq t \leq N_s\}$ 。提取原始视频目标轨迹得到含有 M 条轨迹的轨迹集合 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_M\}$, 对应的每一个目标在视频场景内的活动时间集合为 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_M\}$, $t_i = [\hat{t}_i^s, \hat{t}_i^e]$, \hat{t}_i^s, \hat{t}_i^e 分别表示目标 b_i 在原始视频中出现和消失的时间。对于运动目标 b_i , 用以下特征函数描述

$$\chi_{b_i}(x, y, t)_{t \in t_i} = \begin{cases} 1 & I(x, y, t) \in b_i \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

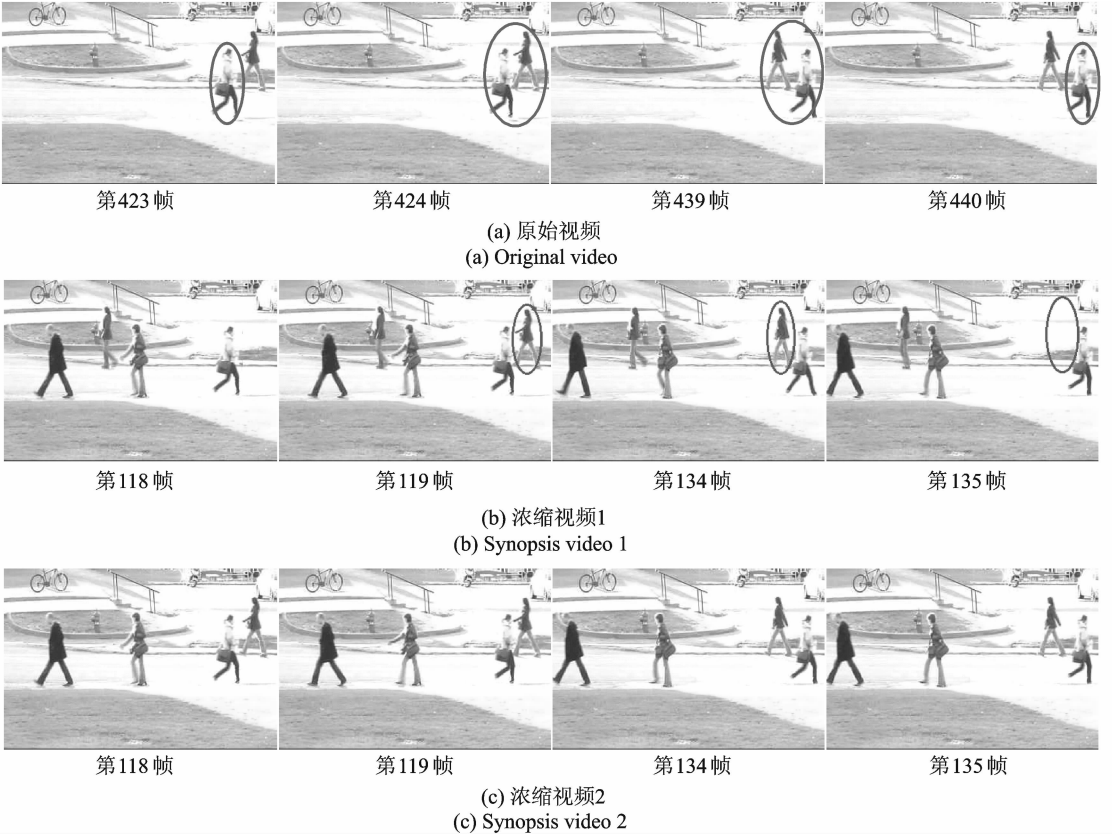


图 1 轨迹提取实验结果对比

Fig. 1 Results of trajectory extraction with different methods

图 3 是一个视频浓缩实例, 其中一列代表视频中的一帧。在 16 帧原始视频中 3 种不同的形状序列分别代表不同的 3 个目标轨迹, 通过轨迹组合优化方法, 生成了 6 帧且包含所有原始视频内容的浓缩视频。因此, 轨迹组合优化问题可以转化为求解轨迹时间标签集合 Map 的问题, 已知浓缩视频长度为 N_s , 那么对应的轨迹的时间标签集合表示为

$$\text{Map} = \{\hat{t}_1, \hat{t}_2, \dots, \hat{t}_M \mid \hat{t}_i = [\hat{t}_i^s, \hat{t}_i^e], \hat{t}_i^s \in [1, l_i], \hat{t}_i^e \in [1, N_s], 1 \leq i \leq M\} \quad (2)$$

其中 l_i 表示每条轨迹的时间标签的取值范围, 定义如下

$$L = \{l_1, l_2, \dots, l_M \mid l_i = N_s - |t_i| + 1, 1 \leq i \leq M\} \quad (3)$$

2.1 视频浓缩的 MRF 模型

监控场景下的视频浓缩需要考虑以下两个约束: (1) 长度惩罚: 浓缩视频长度尽量短, 且 $\min(\text{Map}) =$

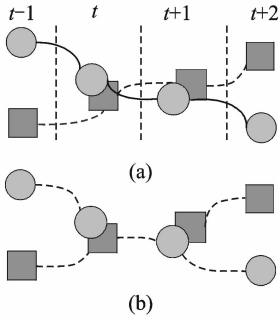


图2 改进轨迹提取算法示例

Fig. 2 Schematic diagram of improved trajectory extraction algorithm

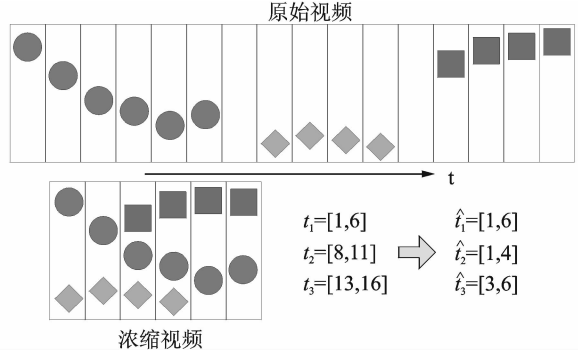


图3 视频浓缩过程图例

Fig. 3 Schematic diagram of video synopsis process

1. (2) 碰撞惩罚: 在原始视频中不发生遮挡的两个目标, 也应保证其在浓缩视频中尽量不发生遮挡。针对视频浓缩的两个约束条件, 本文将视频浓缩问题形式化为 MRF^[14,15] 上的极大后验估计 (Maximum a posterior, MAP) 问题。MRF 是经典的能量最小化优化方法, 其最优解能保证全局能量值最小。由于势团的阶数越高, 形式会越复杂^[14], 且计算复杂度也会提高。本文采用的 MRF 模型是简单的两点势团, 形式如下^[14]

$$P(\text{Map}) = \frac{1}{Z} \prod_i \exp(-\Phi_i(\hat{t}_i)) \prod_{\langle i,j \rangle} \exp(-\Psi_{ij}(\hat{t}_i, \hat{t}_j)) \quad (4)$$

式中: Z 为剖分因子; \hat{t}_i 为第 i 个轨迹的时间标签; $\langle i,j \rangle$ 为任意两个目标构成的成对势团; $\Phi_i(\hat{t}_i)$ 为 \hat{t}_i 的势函数; $\Psi_{ij}(\hat{t}_i, \hat{t}_j)$ 为成对团 $\langle i,j \rangle$ 的势函数。通过求解式(4)的极大后验估计, 可以得到最优的轨迹位置集合

$$\text{Map}^* = \underset{\text{Map}}{\text{argmax}} P(\text{Map}) \quad (5)$$

式(5)等价于如下能量最小化问题

$$\text{Map}^* = \underset{\text{Map}}{\text{argmin}} \sum_i \Phi_i(\hat{t}_i) + \sum_{ij} \Psi_{ij}(\hat{t}_i, \hat{t}_j) \quad (6)$$

在视频浓缩问题中, $\Phi_i(\hat{t}_i)$ 不作定义, $\Psi_{ij}(\hat{t}_i, \hat{t}_j)$ 定义如 2.2 节所示。

2.2 视频浓缩能量函数定义

基于 2.1 节所述约束, 给定浓缩视频长度 N_s , 对于每一个目标, 时间标签 Map 的取值范围如式(2)所示, 那么视频浓缩问题的成对团能量函数定义如下

$$\Psi_{ij}(\hat{t}_i, \hat{t}_j) = \alpha E_l(\hat{t}_i, \hat{t}_j) + \beta E_c(\hat{t}_i, \hat{t}_j) \quad (7)$$

式中: E_l 为长度惩罚; E_c 为碰撞惩罚; α, β 为权重系数, 且 $\alpha + \beta = 1$ 。

对于时间标签分别为 \hat{t}_i 与 \hat{t}_j 的两条轨迹 b_i 与 b_j , E_l 函数表示了目标之间的长度惩罚, E_l 定义如下

$$E_l(\hat{t}_i, \hat{t}_j) = (1 + \sigma \times \min(\hat{t}_i^s, \hat{t}_j^s)) \times d(\hat{t}_i, \hat{t}_j) \quad (8)$$

$$d(\hat{t}_i, \hat{t}_j) = \frac{\max(\hat{t}_i^e, \hat{t}_j^e) - \min(\hat{t}_i^s, \hat{t}_j^s) + 1}{N_s}$$

式中: σ 为一因子, 通常较小; $d(\hat{t}_i, \hat{t}_j)$ 为两条轨迹 b_i 与 b_j 的组合长度与浓缩视频总长度之比, 在不考虑其他方面(如遮挡碰撞)的前提下, 两条轨迹组合长度越短越好。 E_l 值越低, 则浓缩视频越短, 有较高的浓缩比; 反之, 浓缩视频长度越长。

碰撞惩罚函数 E_c 定义为时间标签分别为 \hat{t}_i 与 \hat{t}_j 的两条轨迹 b_i 与 b_j 在浓缩视频的时空重叠, 每个目标已由式(1)定义, 碰撞惩罚函数定义如下

$$E_c(\hat{t}_i, \hat{t}_j) = \begin{cases} 0 & \hat{t}_i \cap \hat{t}_j = \varphi \\ \max_{t \in \hat{t}_i \cap \hat{t}_j} \left\{ \frac{\sum (\chi_{b_i}(x, y, t) \cdot \chi_{b_j}(x, y, t))}{\min(\sum \chi_{b_i}(x, y, t), \sum \chi_{b_j}(x, y, t))} \right\} & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\hat{t}_i \cap \hat{t}_j$ 为 b_i 与 b_j 在浓缩视频中时间上的交集。由上可见, E_c 表示两条轨迹在互相重叠的时间内重叠区域与两个目标中较小的目标区域比值的最大值。当其中较小目标区域完全在较大目标区域范围内时, $E_c=1$; 当两个目标完全不发生遮挡或者在时间上没有交集时, $E_c=0$, 遮挡面积越大, 则 E_c 函数值越大。

2.3 视频浓缩的 MRF 模型求解

对于式(6), 引进每个目标二值指示变量 $q_i(\hat{t}_i)$ 和 $q_{ij}(\hat{t}_i, \hat{t}_j)$, 那么 MRF-MAP 问题可以转换为整数规划问题

$$\{q_i^*, q_{ij}^*\} = \arg \min \sum_i \sum_{\hat{t}_i} q_i(\hat{t}_i) \Phi_i(\hat{t}_i) + \sum_{\langle i, j \rangle} \sum_{\hat{t}_i, \hat{t}_j} q_{ij}(\hat{t}_i, \hat{t}_j) \Psi_{ij}(\hat{t}_i, \hat{t}_j) \quad (10)$$

式中: $q_{ij}(\hat{t}_i, \hat{t}_j) \in \{0, 1\}$, $\sum_{\hat{t}_i, \hat{t}_j} q_{ij}(\hat{t}_i, \hat{t}_j) = 1$, $\sum_{\hat{t}_i} q_{ij}(\hat{t}_i, \hat{t}_j) = q_j(\hat{t}_j)$ 。求解式(10)是一个 NP 难问题。因此, 本文采用松弛线性规划^[14] (Relaxed LP) 方法优化目标函数式(10), 将二值函数 $q_i(\hat{t}_i)$, $q_{ij}(\hat{t}_i, \hat{t}_j)$ 松弛为 $[0, 1]$ 上的任意实数, 此时整数规划过程变为

$$\{q_i^*, q_{ij}^*\} = \arg \min \sum_i \sum_{\hat{t}_i} q_i(\hat{t}_i) \Phi_i(\hat{t}_i) + \sum_{\langle i, j \rangle} \sum_{\hat{t}_i, \hat{t}_j} q_{ij}(\hat{t}_i, \hat{t}_j) \Psi_{ij}(\hat{t}_i, \hat{t}_j) \quad (11)$$

此时, 采用 Relaxed LP 方法能实现在多项式时间内优化视频浓缩的能量函数得到最优解。根据式(11)的解 $\{q_i^*, q_{ij}^*\}$, 可以得到式(5)的解为 $\text{Map}^* = \{\hat{t}_i^* = \arg \max_i \{q_i(\hat{t}_i)\}\}_{i=1}^M$ 。

3 实验结果与分析

3.1 实验数据集

为了验证监控场景下视频浓缩方法的有效性和鲁棒性, 分别在公用数据集和自采数据集上进行测试。实验数据集分别两部分: 公用数据集, 即 P-01^[16], P-02 和 P-03; 自采数据集采集于校园监控摄像头, 即 S-01, S-02 与 S-03。这些数据集涵盖多种场景包括近景/远景、强光/弱光, 相对而言比较充分。

3.2 实验结果分析

为了验证所提浓缩方法的优越性, 分别与视频浓缩方法(VC2014^[5])和视频浓缩方法(VS2008^[8])对比, 并统计了每个方法的浓缩比、“频闪”现象程度和“伪碰撞”^[9]程度。“伪碰撞”表示由于目标轨迹的重新组合导致的在原始视频中不存在真遮挡碰撞的目标在浓缩视频中发生了遮挡碰撞, 造成的伪相关关系。浓缩比和“伪碰撞”程度(False collision level, FCL)定义如下

$$\text{浓缩比} = \frac{\text{原始视频帧数}}{\text{浓缩视频帧数}} \quad (12)$$

在浓缩视频第 n 帧中“伪碰撞”程度表示为发生碰撞的区域与帧中所有目标区域总和的比值, 定义如下

$$\text{fcl}(n) = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=i+1}^M \text{tsc}(b_i, b_j, n)}{\sum_{i=1}^M \chi_{b_i}(x, y, t)}$$

$$tsc(b_i, b_j, n) = \begin{cases} \sum (\chi_{b_i}(x, y, n - \hat{t}_i + t_i^s) \cdot \chi_{b_j}(x, y, n - \hat{t}_j + t_j^s)) & n \in \hat{t}_i \cap \hat{t}_j \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

式中: $tsc(b_i, b_j, n)$ 为两个目标在浓缩视频中第 n 帧中相互遮挡区域的大小。当碰撞区域越大或帧中目标区域越小, 式(13)的分子越大, 值越大; 反之亦然。所以式(13)能有效衡量浓缩视频帧中的“伪碰撞”程度。平均“伪碰撞”程度定义如下

$$avg_fcl = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N fcl(i) \quad (14)$$

表 1 统计了 3 种方法的浓缩比和原始视频帧数, 其中本文方法和 VC2014 方法可以预设浓缩比相同, 但 VS2008 方法相对来说浓缩比较小, 原因在于此方法中定义的能量函数惩罚在两个目标轨迹保持原始时间差的情况下比较小, 导致每条轨迹得到的时间标签趋于原始时间标签, 浓缩视频长度没有有效地缩短; 图 4 和图 5 给出了不同视频数据下 3 种方法的“频闪”程度和目标时间分布程度, 通过比较发现, VC2014 方法虽然与本文方法浓缩比相同, 但本文方法更趋于最优解, 在时间上目标分布更加均匀, 而 VS2008 方法“频闪”现象严重, 视觉效果较差; 图 6 和图 7 分别给出了本文方法与 VC2014 方法在浓缩比相同的情况下的“伪碰撞”程度的分布情况和平均程度情况, 可见 VC2014 方法的“伪碰撞”程度更高。实验结果表明, 相对于之前的视频浓缩方法, 本文研究的视频浓缩方法有效地减少了浓缩视频中的“伪碰撞”现象, 并具有良好的视觉效果, 比其他方法更加适用于监控场景, 且更具有有效性和鲁棒性。

表 1 3 种方法的浓缩比

Tab. 1 Compact ratio of three video synopsis methods

数据集	P-01	P-02	P-03	S-01	S-02	S-03
视频长度/帧	1 099	1 991	1 075	1 048	610	2 875
本文方法	3.731	1.637	1.733	4.115	2.141	5.917
VC2014	3.731	1.637	1.733	4.115	2.141	5.917
VS2008	4.367	1.832	1.425	1.650	2.066	2.165

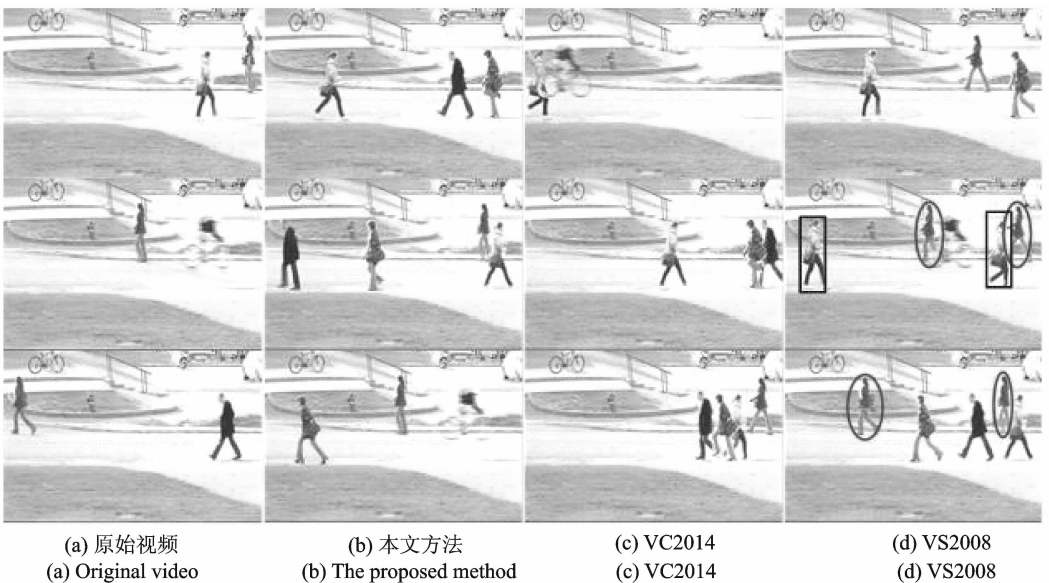


图 4 P-01 对比实验结果

Fig. 4 Experiment results of different methods on video P-01



(a) 原始视频 (b) 本文方法 (c) VC2014 (d) VS2008
 (a) Original video (b) The proposed method (c) VC2014 (d) VS2008

图 5 S-01 对比实验结果

Fig. 5 Experiment results of different methods on video S-01

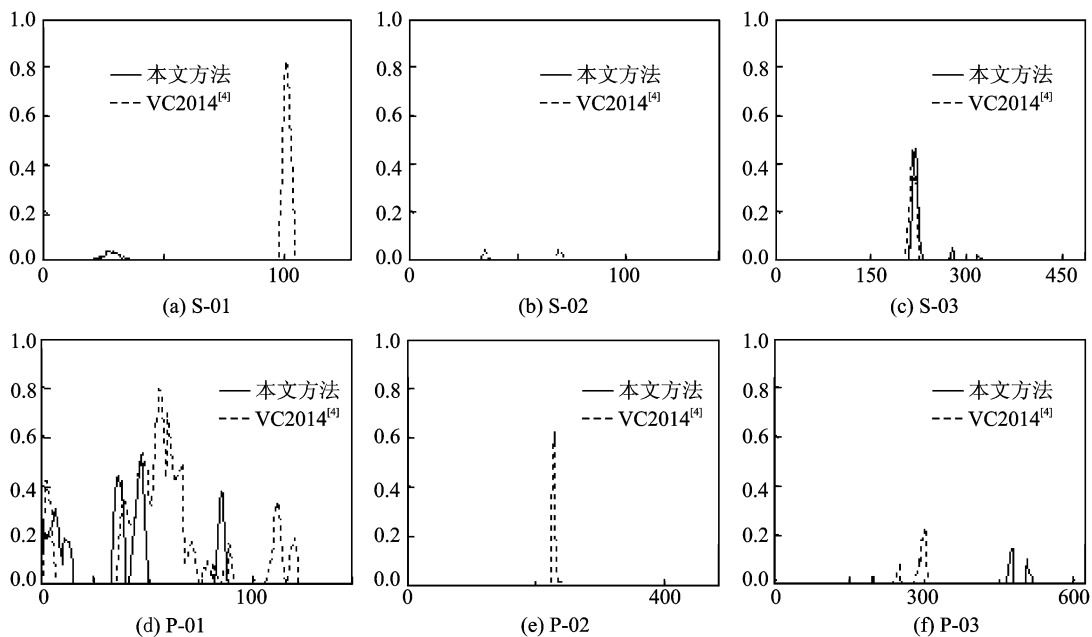


图 6 “伪碰撞”程度部分实验对比结果

Fig. 6 False collision level of different video synopsis methods

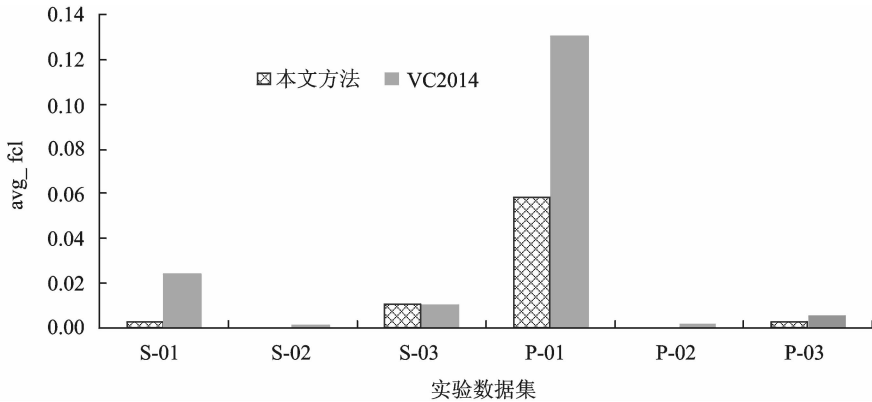


图7 平均“伪碰撞”程度对比

Fig. 7 Average false collision level of different video synopsis methods

4 结束语

本文介绍了一种基于运动目标轨迹优化的视频浓缩方法,采用马尔可夫随机场的极大后验估计模型和松弛线性规划算法,得到每条轨迹的最优时间标签,以此生成浓缩视频并且对目前运动目标轨迹提取方法做了改进,有效地处理了原始视频中目标间真碰撞问题,大大减少了目标突然出现和消失现象。相比于传统的视频浓缩方法,本文的视频浓缩方法在保证较高浓缩比同时也具有较好的视觉效果,很少存在“伪碰撞”、“频闪”和目标“乱入”现象,保证了重要信息的完整性。实验结果表明,基于运动目标轨迹优化的视频浓缩方法相比于传统的视频浓缩方法更加有效。

参考文献:

- [1] 姬贯新, 周利莉. 智能视频监控系统中的干扰检测及分类[J]. 数据采集与处理, 2013, 28(2): 231-238.
Ji Guanxin, Zhou Lili. Tampering detection and classification of intelligent video surveillance system[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2013, 28(2): 231-238.
- [2] Kang H W, Matsushita Y, Tang X, et al. Space-time video montage[C] //Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Providence, New York: IEEE, 2006, 2: 1331-1338.
- [3] Nie Y, Xiao C, Sun H, et al. Compact video synopsis via global spatiotemporal optimization[J]. Visualization and Computer Graphics, IEEE Transactions on, 2013, 19(10): 1664-1676.
- [4] Feng S, Lei Z, Yi D, et al. Online content-aware video condensation[C]//Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Providence, Rhode Island: IEEE, 2012: 2082-2087.
- [5] Zhu J, Feng S, Yi D, et al. High performance video condensation system[J]. IEEE Transaction on Circuits and Systems for Video Technology, 2015, 25(7): 1113-1124.
- [6] Rav-Acha A, Pritch Y, Peleg S. Making a long video short: Dynamic video synopsis[C]// Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Providence, New York: IEEE, 2006, 1: 435-441.
- [7] Pritch Y, Rav-Acha A, Gutman A, et al. Webcam synopsis: Peeking around the world[C]//Computer Vision, 2007. ICCV 2007. Providence, Rio de Janeiro: IEEE, 2007: 1-8.
- [8] Pritch Y, Rav-Acha A, Peleg S. Nonchronological video synopsis and indexing[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2008, 30(11): 1971-1984.
- [9] 唐铭谦. 基于对象的监控视频摘要算法研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2014.
Tang Mingqian. The research of surveillance video synopsis algorithm based on object[D]. Xi'an: Xidian University, 2014.
- [10] Barnich O, Van Droogenbroeck M. ViBe: A universal background subtraction algorithm for video sequences[J]. IEEE

Transactions on Image Processing, 2011, 20(6): 1709-1724.

- [11] 庞国瑞, 葛广英, 葛菁, 等. 基于金字塔多分辨率和钻石搜索的目标跟踪算法及其在 DSP 上的实现[J]. 数据采集与处理, 2012, 27(6): 710-716.
Pang Guorui, Ge Guangying, Ge Jing, et al. Pyramid multi-resolution and diamond search based target tracking algorithm and its implementation on DSP[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2012, 27(6): 710-716.
- [12] 刘红, 周晓美, 张震. 一种改进的三帧差分运动目标检测[J]. 安徽大学学报: 自然科学版, 2014, 38(6): 55-59.
Liu Hong, Zhou Xiaomei, Zhang Zhen. An improved moving object detection based on three-frame difference[J]. Journal of Anhui University: Natural Science Edition, 2014, 38(6): 55-59.
- [13] 刘峰, 宣士斌, 刘香品. 基于云自适应粒子群优化粒子滤波的视频目标跟踪[J]. 数据采集与处理, 2015, 30(2): 452-463.
Liu Feng, Xuan Shibin, Liu Xiangpin. Video target tracking based on new cloud adaptive particle swarm optimization particle filter[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2015, 30(2): 452-463.
- [14] Blake A, Kohli P, Rother C. Markov random fields for vision and image processing[M]. Massachusetts: Mit Press, 2011.
- [15] Li S Z. Markov random field modeling in image analysis[M]. Berlin: Springer Science & Business Media, 2009.
- [16] Goyette N, Jodoin P M, Porikli F, et al. Changedetection.net: A new change detection benchmark dataset[C]//Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). Providence, Rhode Island: IEEE, 2012: 1-8.

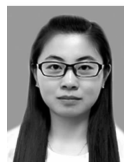
作者简介:



汤进 (1976-), 男, 教授, 研究方向: 计算机视觉、模式识别与图像处理, E-mail: ahhtang@gmail.com。



单晓凤 (1992-), 女, 硕士研究生, 研究方向: 监控视频浓缩。



阮瑞 (1990-), 女, 硕士研究生, 研究方向: 监控视频摘要提取。



王文中 (1978-), 男, 讲师, 研究方向: 图像处理与视频分析。

