

基于时空流量的监控视频运动片段分割

张云佐*, 李汶轩, 杨攀亮

石家庄铁道大学信息科学与技术学院, 河北 石家庄 050043

摘要 监控视频运动片段分割是视频浓缩的基础和前提, 现有的视频片段分割方法实现步骤复杂、计算量大, 严重影响着视频浓缩的实时性能。针对此问题, 提出了一种基于时空流量的监控视频运动片段分割方法。所提方法仅对监视区域边界像素进行稀疏采样, 形成时空侧面; 在此基础上, 通过背景建模提取时空侧面中的目标; 然后将运动目标进入和退出视觉监视区域建模成时空流量; 最后根据目标特征匹配进行模型修正, 得到累积时空流量曲线, 并据此进行运动片段分割。实验结果表明, 所提方法在保证视频分割准确性的同时, 大大提高了视频运动片段分割效率。

关键词 图像处理; 稀疏采样; 时空侧面; 时空流量; 运动片段; 监控视频

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0810012

Segmentation of Surveillance Video of Motion Segments Based on Spatiotemporal Flow

Zhang Yunzuo*, Li Wenxuan, Yang Panliang

School of Information Science and Technology, Shijiazhuang Tiedao University,
Shijiazhuang, Hebei 050043, China

Abstract Segmentation of surveillance video into motion segments is the basis and premise of video synopsis. The existing video segment segmentation methods are complex in their implementation and computationally intensive, which has a detrimental effect on the real-time performance of video synopsis. To address these issues, a motion segment segmentation method of surveillance video based on the spatio-temporal flow model is proposed. The proposed technique only sparsely samples the boundary pixels of the video surveillance area to create the video spatio-temporal profile. On this basis, background modeling is used to extract the targets from the spatio-temporal profile. A spatio-temporal flow model for moving objects entering and exiting the visual surveillance area is subsequently constructed. Finally, the model is modified according to the moving target's feature matching, and the accumulative spatio-temporal flow curve of the video is obtained, from which the motion segments are then segmented. Experimental results show that the presented method not only ensures video segmentation accuracy but also dramatically increases the speed of video motion segment segmentation.

Key words image processing; sparse sampling; spatio-temporal profile; spatio-temporal flow; motion segment; surveillance video

1 引言

随着视频监控的普及, 监控视频数据呈爆炸式

增长^[1]。如何实现海量监控视频的快速浏览与检索成为当前亟需解决的难题^[2]。监控摄像机通常固定安装, 且长时间不间断监视, 导致监控视频形成了

收稿日期: 2021-03-03; 修回日期: 2021-04-21; 录用日期: 2021-04-29

基金项目: 国家自然科学基金(61702347, 61972267)、河北省自然科学基金(F2017210161)、石家庄铁道大学研究生创新资助项目(YC2020070)

通信作者: *zhangyunzuo888@sina.com

大量静止片段,从中分割出运动片段可大大提升视频浓缩的实时性能^[3]。

现有的运动片段分割方法多是通过运动目标检测来实现的。王亚沛等^[4]利用帧间特征差异确定运动帧。Su等^[5]通过背景建模得到前景目标,然后计算前景像素数量,最后通过滑动窗口进行运动片段提取。Murtaza等^[6]通过计算运动历史帧的能量来反映视频运动的时空信息,得到运动片段。Shen等^[7]通过一个全新的方法提取每一帧的前景目标,进而得到视频运动片段。上述方法取得了较好的运动片段分割结果,但计算量都很大。

镜头分割通过镜头边界检测将视频分割成多个镜头^[8]。受此启发,本文通过检测运动片段和静止片段的边界来得到运动片段。目标运动具有流量,流量大小表征着目标的运动程度,时空切片可以检测目标流量且数据量极小^[9]。因此,本文提出了一种基于时空流量的监控视频运动片段分割方法。该方法仅对视频边界像素进行处理,大大减少了计算量,提高了片段分割速率,并且能够有效避免天气变化、树叶抖动等外界因素造成的背景干扰。

2 基于时空流量的运动片段分割

目标运动过程通常表现为进入监视区域、在监视区域内运动和退出监视区域,目标进入监视区域代表运动片段的开始,目标离开监视区域代表运动片段的结束。目标进入监视区域赋予正流量,目标退出监视区域赋予负流量,据此构建时空流量模型,如图 1 所示。时空流量反映了当前帧目标进出监视区域的情况,累积时空流量反映了当前帧中运动目标的多少。

基于时空流量的监控视频运动片段分割方法的整体流程如图 2 所示,其中 T 代表视频序列的时间维度, Y 代表视频序列的高。该方法首先提取监

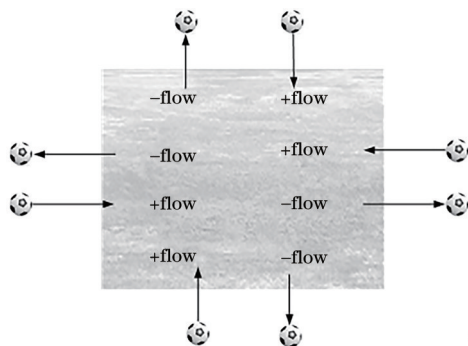


图 1 时空流量模型示意图

Fig. 1 Schematic of spatio-temporal flow model

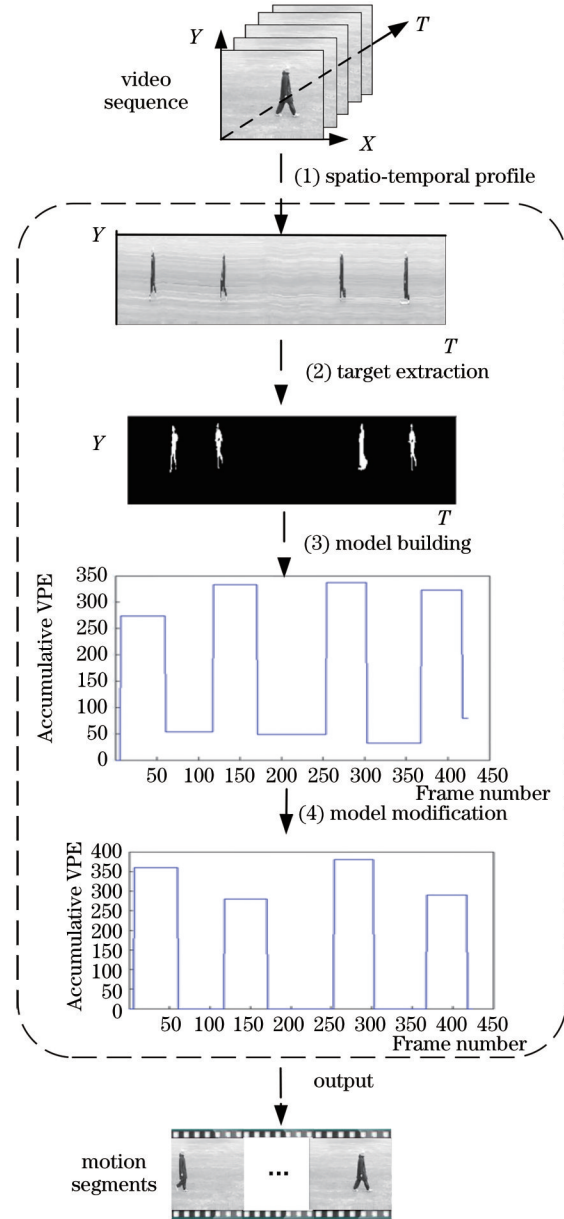


图 2 基于时空流量的监控视频运动片段分割流程

Fig. 2 Flow of surveillance video motion segment segmentation based on spatio-temporal flow

视区域边界,形成时空侧面;其次通过背景建模提取侧面中的运动目标;然后赋予每个目标相应的时空流量,构建时空流量模型;最后通过特征匹配修正时空流量模型,分割运动片段。

2.1 时空侧面

时空侧面是视频帧同一边界像素的集合。设视频帧边界分别为 A 、 B 、 C 和 D ,如图 3(a)所示,则第 k 帧的边界 A_k 可表示为

$$A_k = [p_{1,1}^k \ p_{2,1}^k \ p_{3,1}^k \ \dots \ p_{m-1,1}^k \ p_{m,1}^k]^T, \quad (1)$$

式中: $p_{i,j}^k$ 为视频第 k 帧中第 i 行第 j 列像素点。同

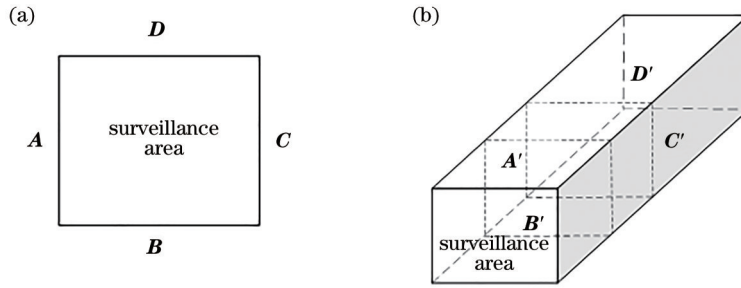


图3 视频帧边界和时空侧面。(a)帧边界;(b)时空侧面

Fig. 3 Video frame boundaries and spatio-temporal profiles. (a) Frame boundaries; (b) spatio-temporal profiles

理,可得到边界 B 、 C 和 D 。其中,每一帧图像的大小为 $m \times n$, m 为视频帧的高度, n 为视频帧的宽度。

提取视频中每一帧的 A 边界像素点,可形成侧面 A' ,如图 3(b)所示。设视频共有 l 帧,则侧面 A' 为

$$A' = \begin{bmatrix} p_{1,1}^1 & p_{1,1}^2 & p_{1,1}^3 & \cdots & p_{1,1}^{l-1} & p_{1,1}^l \\ p_{2,1}^1 & p_{2,1}^2 & p_{2,1}^3 & \cdots & p_{2,1}^{l-1} & p_{2,1}^l \\ p_{3,1}^1 & p_{3,1}^2 & p_{3,1}^3 & \cdots & p_{3,1}^{l-1} & p_{3,1}^l \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ p_{m-1,1}^1 & p_{m-1,1}^2 & p_{m-1,1}^3 & \cdots & p_{m-1,1}^{l-1} & p_{m-1,1}^l \\ p_{m,1}^1 & p_{m,1}^2 & p_{m,1}^3 & \cdots & p_{m,1}^{l-1} & p_{m,1}^l \end{bmatrix} \quad (2)$$

同理,可得到时空侧面 B' 、 C' 和 D' 。

图 4 为视频 4 个时空侧面示意图。由图 4 可知,在这一视频序列中,监视区域边界 A 和边界 C 分别 4 次被目标跨越,进入或退出监视区域,而边界 B 和边界 D 没有目标进出。

2.2 时空侧面目标提取

从时空侧面的定义可知,可以将视频时空侧面看作帧大小为 $m \times 1$ 或 $n \times 1$ 的图像序列形成的视频,如图 5 所示。

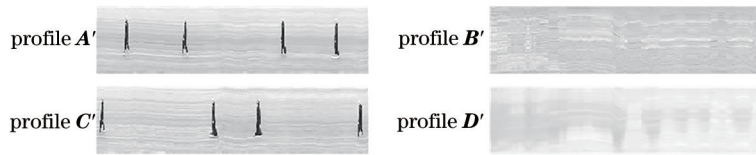


图 4 视频时空侧面

Fig. 4 Video spatio-temporal profiles

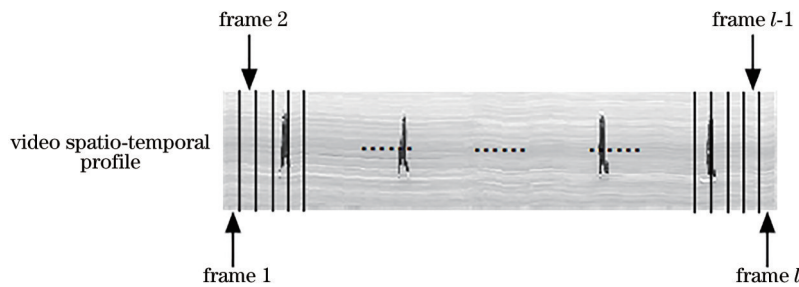


图 5 视频侧面看作视频

Fig. 5 Viewing the video profile as a video

选用混合高斯背景模型对视频侧面进行背景去除,作为对单高斯模型的一种扩展和改进,混合高斯背景模型^[10-14]对抖动、光线变化等具有一定的适应性。将时空侧面中的每一列当作混合高斯背景模型的一个输入,进行模型参数的修改和更新,建立背景模型。

在背景建模过程中,将视频侧面第 t 列中的每一个像素用 q 个单高斯模型进行描述,对于输入的新一列,按顺序对其与 q 个高斯分布的均值依次进

行比较,找到匹配的高斯分布模型后,匹配过程结束。匹配条件为

$$|X_{t+1} - \mu_{q,t}| < 2.5\sigma_{q,t}, \quad (3)$$

式中: X_{t+1} 为新输入列的像素点值; $\mu_{q,t}$ 、 $\sigma_{q,t}$ 分别表示第 t 列第 q 个单高斯模型的均值、标准差。

如果满足匹配条件的高斯模型存在,则对第一个匹配的高斯模型的所有模型参数进行更新。而对于其他高斯分布模型,只更新权值 $\omega_{q,t+1}$,模型的

均值和方差保持不变^[15]。如果满足匹配条件的高斯模型不存在,则建立一个具有较大方差、较小权

重、均值为 X_{i+1} 的高斯分布模型来替换第 q 个高斯模型。图 6 展示了目标提取后的视频时空侧面。

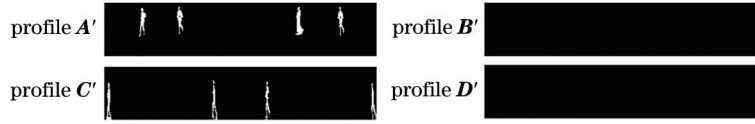


图 6 目标提取后的时空侧面

Fig. 6 Spatio-temporal profiles after target extraction

2.3 时空流量模型构建

目标进出监视区域的方向判定是构建时空流量模型的关键,对于运动目标运动方向的确定,提出了使用次边界的方法,通过采样邻近且平行于视频边界的次边界 a, b, c, d 来形成次边界侧面 a', b', c', d' , 图 7 所示为次边界示意图。由图 7 可以看到,如果目标进入监视区域,则会先经过边界后经过次边界,如果目标退出监视区域,则会先经过次边界后经过边界,由此便可得到视频侧面中目标的运动方向。

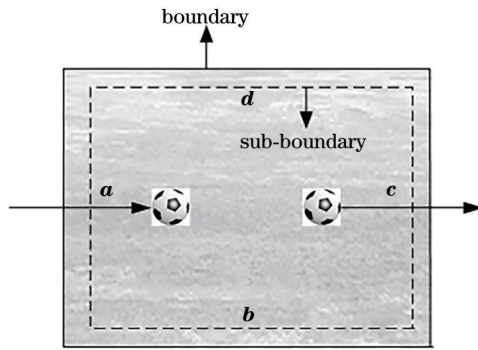


图 7 次边界示意图

Fig. 7 Schematic of the sub-boundary

运动目标跨越监视区域边界具有一定的时间持续,会在该边界所形成的视频侧面上留下具有一定形变的图像,并且目标的中心位置经过边界时,视频侧面上的运动目标像素最稳定、像素数量最大。视频侧面中目标图像的像素点数目反映了目标跨越监

视区域边界的过程,因此将时空侧面上单视频帧目标像素数目定义为对应视频帧的时空流量,则视频序列每一帧 F_i 在 A 边界上的时空流量 $Flow_A(F_i)$ 为

$$Flow_A(F_i) = \sum_{j=1}^m \{I_f(F_i)\}_j \quad (4)$$

其中, $\{I_f(F_i)\}_j$ 的值为

$$\{I_f(F_i)\}_j = \begin{cases} 1, & \text{target entry} \\ -1, & \text{target exit} \\ 0, & \text{no target} \end{cases} \quad (5)$$

同理可得每一帧 F_i 在 B, C, D 上的时空流量 $Flow_B(F_i), Flow_C(F_i), Flow_D(F_i)$ 。融合视频帧的四个边界的时空流量,得到的视频帧的时空流量为

$$Flow(F_i) = Flow_A(F_i) + Flow_B(F_i) + Flow_C(F_i) + Flow_D(F_i) \quad (6)$$

将视频每一帧的时空流量连接起来,可以得到整个视频的时空流量曲线,如图 8(a) 所示。视频每一帧的累积时空流量为

$$AccumulateFlow(F_i) = \sum_1^i Flow(F_i) \quad (7)$$

将视频每一帧的累积时空流量连接起来,可以得到整个视频的累积时空流量曲线,如图 8(b) 所示。

由图 8 可以看到,静止片段的累积时空流量并不为 0,这是同一运动目标在进入、退出监视区域时在侧面留下的时空流量不相等造成的,因此需要对时空流量模型进行修正。

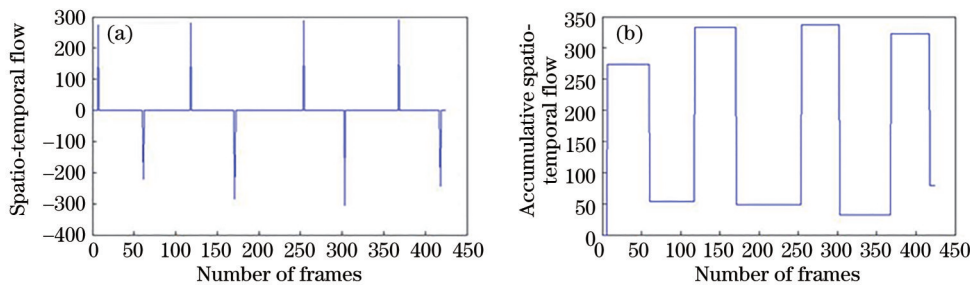


图 8 视频时空流量曲线和累积时空流量曲线。(a) 视频时空流量曲线;(b) 视频累积时空流量曲线

Fig. 8 Video spatio-temporal flow curve and accumulative spatio-temporal flow curve. (a) Video spatio-temporal flow curve; (b) video accumulative spatio-temporal flow curve

2.4 时空流量模型修正

采用目标特征匹配的方法^[16-17]对时空流量模型进行修正和完善,在目标进入监视区域后,采用三个特征模型对目标进行描述。对于移入监视区域的目标,记为 I_{entry_n} ,采用表观模型 $A_{\text{entry}_n}^I$,运动预测模型 $M_{\text{entry}_n}^I$ 和时间连续模型 $T_{\text{entry}_n}^I$ 对目标进行描述,其中 entry_n 表示进入监视区域的目标总数量。对于退出监视区域的运动目标,记为 O_{exit_m} ,同样采用表观模型 $A_{\text{exit}_m}^O$,运动预测模型 $M_{\text{exit}_m}^O$ 和时间连续模型 $T_{\text{exit}_m}^O$ 对目标进行描述, exit_m 表示退出监视区域的目标总数量。在运动目标 I_{entry_n} 移入监视区域时,逐一建立匹配特征表观模型,形成描述目标的特征向量 $V_I(A_{\text{entry}_n}^I, M_{\text{entry}_n}^I, T_{\text{entry}_n}^I)$,并存储到目标特征数据库中,并将目标进入监视区域时的流量记为基

准流量;对于移出监视区域的运动目标 O_{exit_m} ,构建描述目标的特征向量 $V_O(A_{\text{exit}_m}^O, M_{\text{exit}_m}^O, T_{\text{exit}_m}^O)$,并与数据库中的 I_{entry_n} 特征进行匹配。采用两目标特征向量之间的欧氏距离来进行相似性判断,若两目标之间的相似度大于一定的阈值,则判断目标为同一目标,匹配成功,并修正其时空流量为基准流量;若两目标之间的相似度小于一定的阈值,则判断目标为不同目标,匹配失败,则目标时空流量保持瞬时流量不变。

图 9(a)和图 9(b)分别为修正后的时空流量曲线图和修正后的累积时空流量曲线图。由图 9 可以看到,修正后的时空流量模型中,静止片段帧的累积时空流量值为 0。

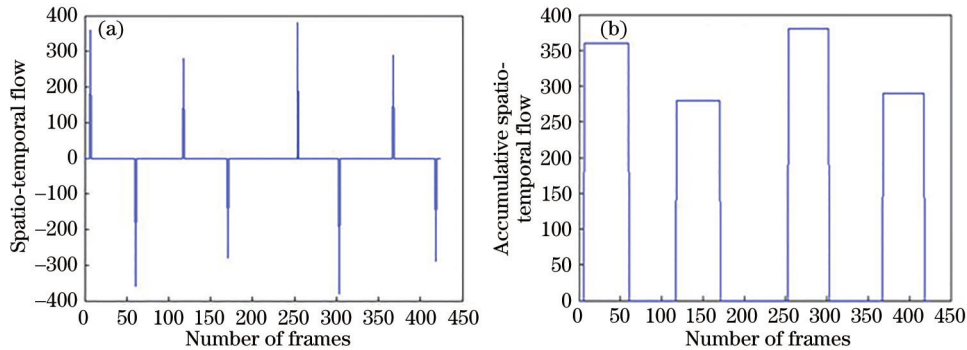


图 9 修正后视频时空流量曲线和累积时空流量曲线。(a)修正的视频时空流量曲线;(b)修正的视频累积时空流量曲线
Fig. 9 Corrected video spatio-temporal flow curve and corrected accumulative spatio-temporal flow curve. (a) Corrected video spatio-temporal flow curve; (b) corrected video accumulative spatio-temporal flow curve

3 实验结果与分析

3.1 实验过程

实验均在 Windows 7 系统、Intel (R) Core (TM) i7-4790 CPU 八核处理器、AMD Radeon R7200 系列显卡上进行,内存 16 GB。实验视频数据为 10 段自采集监控视频和 5 段公开数据集中的视频,详细信息如表 1 所示,其中 Video11 和 Video12 来自公开数据集 KTH, Video13、Video14、Video15 来自公开数据集 CAVIAR。自采集监控视频数据集包括了 10 种不同的场景,如图 10 所示。自采集监控视频数据中包含了行人、自行车以及汽车等多种运动目标,且 Video1、Video5 和 Video8 等多个视频中均包含多个运动目标。

视频 Video4 描述的是室外场景,运动目标为行人,两个行人分别进入监视区域并退出监视区域。图 11(a)和图 11(b)分别给出了 Video4 的时空流量

表 1 实验视频基本信息

Table 1 Basic information of experimental videos

Video sequence	Frame rate / (frame·s ⁻¹)	Resolution ratio	Number of frames
Video1	28	720 × 480	1679
Video2	28	544 × 960	1342
Video3	29	720 × 480	975
Video4	29	720 × 576	569
Video5	29	720 × 480	578
Video6	30	720 × 480	390
Video7	27	960 × 544	180
Video8	29	960 × 544	552
Video9	29	1920 × 1080	5887
Video10	29	1920 × 1080	4002
Video11	25	720 × 480	892
Video12	25	160 × 120	741
Video13	25	384 × 288	293
Video14	25	384 × 288	381
Video15	25	384 × 288	2358



图 10 自采集监控视频示意图

Fig. 10 Schematic of self-collected surveillance videos

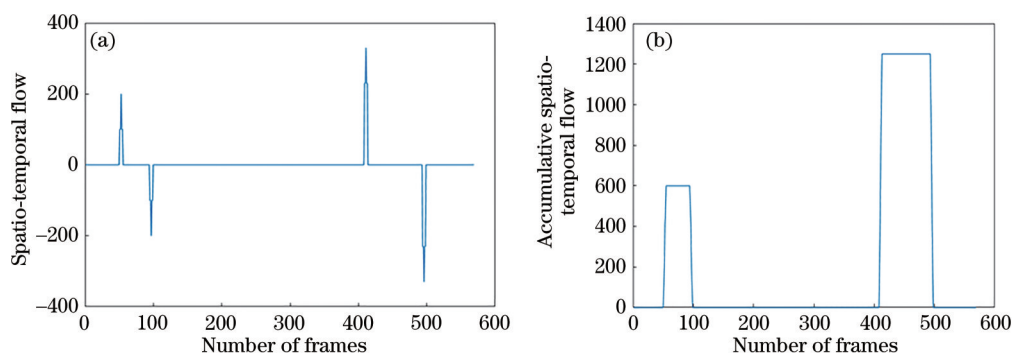


图 11 Video4 的时空流量曲线和累积时空流量曲线。(a) 时空流量曲线; (b) 累积时空流量曲线

Fig. 11 Video4's spatio-temporal flow curve and accumulative spatio-temporal flow curve. (a) Spatio-temporal flow curve; (b) accumulative spatio-temporal flow curve

曲线和累积时空流量曲线。图 12 展示了 Video4 时空流量发生跳变时的部分视频帧。

由图 11 和图 12 可以看到, 当有目标跨越边界进入监视区域时, 例如 51 帧和 410 帧, 视频时空流

量大于 0, 视频累积时空流量呈现上升状态, 当有目标跨越监视区域边界退出监视区域时, 例如 96 帧和 495 帧, 视频时空流量小于 0, 视频累积时空流量呈现下降状态。结果证明了所提方法的正确性。



图 12 Video4 中时空流量跳变处对应部分视频帧

Fig. 12 Some of Video4's frames correspond to the spatio-temporal flow jumps

图 13 展示了 Video5 的累积时空流量曲线图以及部分对应视频帧, 从图 13 可以看到, 当有目标跨越视频边界进入监视区域时, 视频累积时空流量曲线呈上升状态, 当目标跨越边界退出监视区域时, 视频累积时空流量曲线呈下降状态, 再一次证明了所提方法的正确性。

3.2 实验结果

为了评估所提基于时空流量模型的监控视频运动片段分割方法的性能, 将所提方法与经典的基

于帧间像素差异的方法^[4]、当前主流的 PMHI^[6]以及改进的光流法^[18]进行了对比。采用视频分割通用的评估标准, 即准确率、召回率以及综合评价指标 F_1 ^[19-20] 进行评估。表 2 为不同方法对表 1 中所有视频序列的分割结果。

从表 2 可以看出, 所提方法的 F_1 值 (88.25%) 明显优于传统的像素差异法^[4]、当下主流的 PMHI^[6]分割方法及改进光流法^[18], 证明了所提方法具有更好的分割性能。在召回率上所提方法 (88.81%) 低于

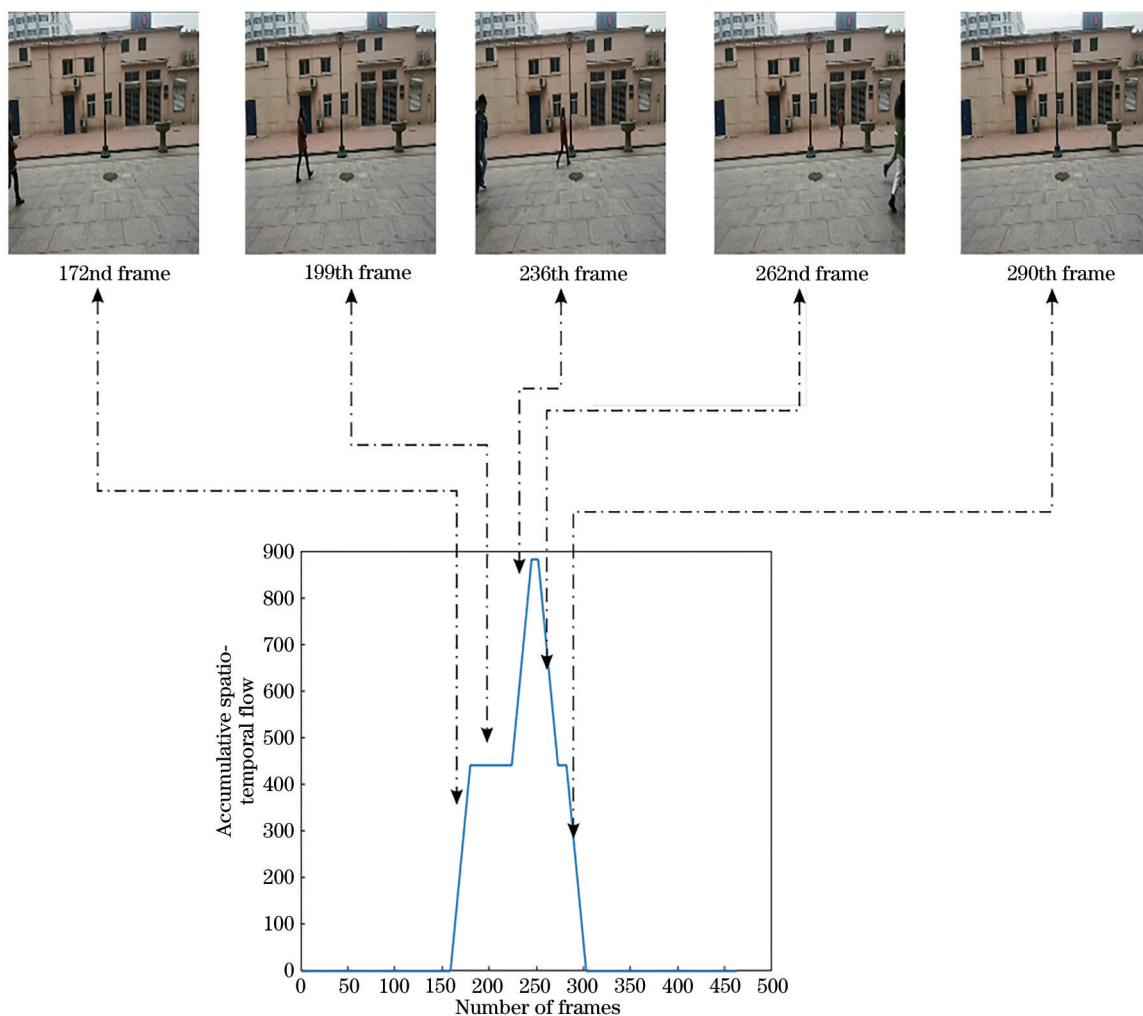


图 13 Video5 的累积时空流量曲线及部分视频帧

Fig. 13 Video5's accumulative spatio-temporal flow curve and partial video frames

表 2 实验结果对比

Table 2 Comparison of experimental results

Method	Average accuracy/%	Average recall/%	Average F_1 /%	Average run time/s
Pixel difference ^[4]	84.43	80.95	82.38	357.30
PMHI ^[6]	68.10	94.54	77.16	706.82
Improved optical flow ^[18]	83.62	84.76	83.78	468.51
Proposed method	89.11	88.81	88.25	61.67

PMHI^[6](94.54%),但在准确率上明显高于三个对比方法,主要原因是所提方法避免了环境背景的干扰。表 2 最后一列显示所提方法的运行时间明显小于对比方法,主要原因是所提方法仅仅对视频边界像素点进行分析处理,大大减少了数据量。假设视频的大小为 $M \times N \times L$, M 表示视频帧的高, N 表示视频帧的宽, L 表示视频的长度,则所提方法的计算复杂度为 $O(2 \times M \times L + N \times L)$, 对比算法的计算复杂度为 $O(M \times N \times L)$, 而 $(2 \times M + 2 \times N) \ll (M \times N)$, 因此所提方法大大降低了计算复

杂度,提高了片段分割速度。

综上所述,所提方法在保证运动片段分割准确性的同时,大大减少了运算数据量,提高了运动片段分割效率。

4 结 论

提出了一种基于时空流量的监控视频运动片段分割方法,该方法仅对视频边界像素进行稀疏采样,对不同运动方向的目标赋予不同符号的时空流量,构建并修正视频时空流量模型,进行监控视频

运动片段分割。实验结果表明,所提方法在保证运动片段分割准确性的情况下,大大减少了计算量,提高了分割速率。下一步将重点研究监视区域内部的运动检测。

参 考 文 献

- [1] Peng J L, Zhao Y L, Wang L M. Research on video abnormal behavior detection based on deep learning [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(6): 0600004.
彭嘉丽, 赵英亮, 王黎明. 基于深度学习的视频异常行为检测研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(6): 0600004.
- [2] Ma Y Y, Li X W, Liu Y F. Study on hierarchical summary generation system of massive surveillance video[J]. *Modern Electronics Technique*, 2017, 40(13): 34-37.
马元元, 李向伟, 刘艳飞. 海量监控视频分级摘要生成系统研究[J]. *现代电子技术*, 2017, 40(13): 34-37.
- [3] Zhang Y Z, Tao R, Wang Y. Motion-state-adaptive video summarization via spatiotemporal analysis[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2017, 27(6): 1340-1352.
- [4] Wang Y P, Li R W, Liu X. Extraction method of surveillance video synopsis combines objects and keyframes[J]. *Industrial Control Computer*, 2015, 28(3): 11-13.
王亚沛, 李仁旺, 刘翔. 对象和关键帧相结合的监控视频摘要提取方法[J]. *工业控制计算机*, 2015, 28(3): 11-13.
- [5] Su Y T, Qian R R, Ji Z. Surveillance video sequence segmentation based on moving object detection[C]//2009 Second International Workshop on Computer Science and Engineering, October 28-30, 2009, Qingdao, China. New York: IEEE Press, 2009: 534-537.
- [6] Murtaza F, Yousaf M H, Velastin S A. PMHI: proposals from motion history images for temporal segmentation of long uncut videos[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2018, 25(2): 179-183.
- [7] Shen J B, Peng J T, Shao L. Submodular trajectories for better motion segmentation in videos [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(6): 2688-2700.
- [8] Wang W S, Huang Z Q, Wang W D, et al. Research on video segmentation and key frame extraction algorithm[J]. *Natural Science Journal of Xiangtan University*, 2018, 40(4): 75-80.
王文诗, 黄樟钦, 王伟东, 等. 视频镜头分割与关键帧提取算法研究[J]. *湘潭大学自然科学学报*, 2018, 40(4): 75-80.
- [9] Souza M R E, Pedrini H. Visual rhythms for qualitative evaluation of video stabilization[J]. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2020, 2020(1): 19.
- [10] Chen Y, Zhu M, Li Z Z. Remote sensing digital image enhancement based on Gaussian mixture modeling[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2014, 41(12): 1209002.
陈莹, 朱明, 李兆泽. 基于高斯混合模型的遥感数字图像增强[J]. *中国激光*, 2014, 41(12): 1209002.
- [11] Xu Y, Wang P G, Yang Q, et al. Moving target detection algorithm based on spatiotemporal correlation multi-channel clustering[J]. *Acta Physica Sinica*, 2019, 68(16): 164203.
徐艳, 王培光, 杨青, 等. 时空相关多通道聚类的运动目标检测[J]. *物理学报*, 2019, 68(16): 164203.
- [12] Zhu W J, Wang G L, Tian J, et al. Spatio-temporal adaptive mixture of Gaussians for moving objects detection in complex background scenes[J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2018, 38(2): 165-172.
朱文杰, 王广龙, 田杰, 等. 空时自适应混合高斯模型复杂背景运动目标检测[J]. *北京理工大学学报*, 2018, 38(2): 165-172.
- [13] Du X J, Zhang M O. Based on fusing optical flow method and background modeling for lane line recognition[J]. *Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science)*, 2021, 35(3): 39-35, 99.
都雪静, 张美欧. 基于光流法与背景建模法融合的车道线识别算法研究[J]. *重庆理工大学学报(自然科学)*, 2021, 35(3): 39-35, 99.
- [14] Reddy V, Sanderson C, Lovell B C. Improved foreground detection via block-based classifier cascade with probabilistic decision integration[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2013, 23(1): 83-93.
- [15] Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]//Proceedings of 1999 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-25, 1999, Fort Collins, CO, USA. New York: IEEE Press, 1999: 246-252.
- [16] Huang C R, Chung P C J, Yang D K, et al.

- Maximum a posteriori probability estimation for online surveillance video synopsis[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2014, 24(8): 1417-1429.
- [17] Zhang B, Liu G. Research on target tracking algorithm based on similarity feature estimation[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(24): 241005.
张博, 刘刚. 基于相似性特征估计的目标跟踪算法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(24): 241005.
- [18] Guo F, Wang W G, Shen Z Y, et al. Motion-aware rapid video saliency detection[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2020, 30(12): 4887-4898.
- [19] Wu J W, Wang S Y. Statistical-based adaptive background modeling algorithm for grayscale video[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(3): 0309001.
武加文, 王世勇. 基于统计的灰度视频自适应背景建模算法[J]. 中国激光, 2021, 48(3): 0309001.
- [20] Ejaz N, Mehmood I, Baik S W. Efficient visual attention based framework for extracting key frames from videos[J]. Signal Processing: Image Communication, 2013, 28(1): 34-44.