

面向室外视频监控的背景重构算法

郑 锦, 李 波

(北京航空航天大学计算机学院数字媒体室, 北京 100191)

摘 要: 针对室外视频监控环境复杂, 运动对象检测准确性较低, 提出一种用于背景减运动对象检测的背景重构算法. 综合考虑像素点亮度的稳定状态持续时间和出现频率, 定义加权亮度直方图确定量化区间的背景概率, 根据背景概率大小和分布, 结合基于亮度空间相关性的修正实现背景重构. 实验结果表明, 重构的背景有效地克服了训练阶段运动对象的干扰, 用于运动对象检测能够适应背景扰动、摄像机轻微晃动等复杂情况, 提高检测的准确性.

关键词: 运动对象检测; 背景重构; 加权亮度直方图; 背景概率; 空间相关性

中图分类号: TN919.8 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2009) 08-1854-06

A Background Reconstruction Algorithm for Outdoor Video Surveillance

Zheng Jin, Li Bo

(Digital Media Laboratory, School of Computer Science and Engineering, Beihang University, 100191, China)

Abstract: The accuracy of motion objects detection is low for outdoor complicated visual surveillance, so a background reconstruction algorithm used in background subtraction motion objects detection is proposed. The algorithm integrates the stabilization duration with appearance frequency, and uses weighted intensity histogram to confirm the background probability of quantity interval. Based on the probability values and distributing, it uses the intensity space correlation to amend the background, and realizes the background reconstruction. The experimental results show that the reconstructed background conquers the influence of motion objects in training phase, and in motion objects detection application, it is applicable in the situation existing background fluctuation and small camera displacements etc, and it improves the accuracy of detection.

Key words: motion objects detection; background reconstruction; weighted intensity histogram; background probability; space correlation

1 引言

当前, 数字视频监控广泛应用于边海防监视、安全防范和工农业生产等领域, 而运动对象检测作为智能数字视频监控系统的重要研究课题, 得到了广泛关注. 其中, 背景减法由于具有实现容易、速度快等优点而被经常使用. 该方法利用当前图像减去背景图像, 对所得结果选择合适的阈值二值化后得到完整的运动目标. 由于室外监控中可能存在不断有运动对象经过、背景扰动(树枝叶晃动、水面波动、雨雪天气等)、摄像机晃动和光照变化等情况, 一个好的算法要求既能准确检测到运动目标, 减少漏报, 又能够排除各种干扰, 减少误报. 因此, 作为背景减算法核心的背景图像必须准确重构与自适应更新.

针对背景图像重构与更新已经开展了大量研究^[1,2], 现有算法分为直接计算背景像素值的方法和建立概率密度函数的方法, 前者包括时间平均法、时间差

分法、线性预测法^[3]和特征背景法^[4]等, 后者包括高斯混合模型法^[5]、非参数模型法^[6]等.

建立概率密度函数的方法虽然在一定程度上能够克服背景扰动、光照变化的影响, 但是通常假定在初始化阶段视频序列中不含有运动对象. 这种假设在实际的公共场合很难满足, 因此所建立的模型很难充分表示实际的背景图像, 运动对象会混入背景图像中产生混合现象; 其次, 该方法还存在更新速度较慢、模型个数难以正确选择、计算较复杂等问题.

为了应对监控场景中不断有运动对象经过的情况, 许多直接计算背景像素值的方法采取了对历史视频帧区分背景和前景的思路, 如 Gloyer^[7]假设在训练阶段背景至少在 50% 的时间内可以被观察到, 由此提出将视频序列中像素亮度的中值作为该点的背景; Long^[8]认为在一段视频序列中像素点处于稳定状态最长的亮度值是背景亮度值, 但是当前景目标运动较慢或者在一段时间内处于静止时会判断错误; 在此基础上, Gutchess^[9]结

收稿日期: 2008-09-26; 修回日期: 2009-01-09

基金项目: 国家 863 高技术研究发展计划 (No. 2009AA01Z316); 国家自然科学基金 (No. 60505007)

合光流计算把由运动目标产生的稳定状态最长的亮度值去掉,但该方法涉及光流场计算,增加了运算量;侯志强(Hou)等^[10]假设背景在图像序列中总是最经常被观察到,提出把出现频率最高的亮度值作为背景亮度值.上述方法都基于一定假设,应用范围受到限制;此外,重构的结果是单幅背景图像,这种单模态的处理对背景扰动适应性差,在运动对象检测中容易产生误报.

因此,本文提出一种面向室外视频监控的背景重构算法.综合亮度的稳定状态持续时间和出现频率,定义加权亮度直方图确定背景可能出现的多个亮度值,并结合亮度的空间相关性进行背景修正,自适应地为各个像素点建立个数不等的背景.该算法不需要对场景中的背景和目標建立模型,直接从含有运动前景的视频序列中重构背景,有效避免了混合现象;利用多个背景很好地克服了背景扰动的影响;结合邻域点的背景克服了摄像机轻微晃动的影响.实验结果表明,基于本文背景重构的背景减方法适用于复杂的室外监控环境,能显著提高运动对象检测的准确性.

2 稳定点背景重构

监视场景中的静态背景点可称为稳定点,前景点和背景扰动点可合称为不稳定点.稳定点组成相对稳定不变化的区域,比如无运动物体的天空;不稳定点组成存在运动对象和背景扰动的不稳定区域,比如繁忙的口岸、道路,以及晃动的树丛、波动的水面等.本文首先根据亮度变化区分稳定点和不稳定点,进而分别重构背景.

假设训练阶段像素点 (i, j) 取得的亮度最大值和最小值分别为 $M(i, j)$, $N(i, j)$,两者之差记为 $D_{MN}(i, j)$,根据公式(1)判断该点是否为稳定点

$$D(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{if } D_{MN}(i, j) > Th \\ 0, & \text{else} \end{cases}, i = 1 \cdots row, j = 1 \cdots col \quad (1)$$

其中 row, col 为图像的空间分辨率. $D(i, j) = 1$ 表示像素点 (i, j) 为不稳定点,否则该点为稳定点.本文中亮度取值范围为 $[0, 1]$.均值对不稳定点的变化幅度敏感,不稳定点容易被错误地判断为稳定点,而中值具有鲁棒性,能够得到更准确的分割结果,因此本文利用整幅图像 $D_{MN}(i, j)$ 的中值作为阈值 Th .

对稳定点取训练阶段该点亮度最大值和最小值的均值作为它的背景亮度,建立单个背景,这样既能准确检测到运动对象,又避免了资源浪费.

3 不稳定点背景重构

背景重构的关键是对不稳定点的处理.本文结合Long和Hou方法对训练阶段运动对象的适应性,以及

高斯混合模型等方法多模态处理的优越性,提出一种基于加权亮度直方图的多背景重构算法.算法分为两个阶段:第一阶段,多背景的初步确定.首先利用训练阶段历史视频帧,综合稳定状态持续时间和出现频率计算加权亮度直方图,得到各个亮度量化区间的背景概率.然后,根据背景概率的大小和在各个量化区间的分布情况,经过区间合并和背景概率排序,初步确定背景个数及亮度值;第二阶段,多背景的修正,即利用亮度的空间相关性去除多余背景,完成对不稳定点背景的重构.围绕这两个阶段,下面分三个小节说明.

3.1 加权亮度直方图计算

为了实现平稳亮度的归类,把亮度的取值范围 $[0, 1]$ 均匀量化为16级,对应16个量化区间,如果两个连续时刻的亮度值被量化到同一区间,则认为亮度稳定.已知训练阶段图像亮度序列 I_1, I_2, \dots, I_T ,各像素点根据公式(2)进行量化

$$u_m(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{if } I_m(i, j) = 0 \\ \lceil I_m(i, j) \times 16 \rceil & \text{else} \end{cases}, i = 1 \cdots row, j = 1 \cdots col, 1 \leq m \leq T \quad (2)$$

其中, $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整, $u_m(i, j) \in \{1, 2, \dots, 16\}$.

对图像中的任一点,假设在训练的 T 帧中存在 k 段这样的视频:每段视频中的每一帧亮度被连续量化为 $u(u \in \{1, 2, \dots, 16\})$,则称该段视频亮度稳定,这样的 k 段视频称为亮度一致.如果每段稳定视频的稳定状态持续时间为 $l_v(v = 1, 2, \dots, k)$,定义量化区间 u 的加权亮度直方图为

$$WH(u) = \sum_{v=1}^k (1 + 2 + \dots + l_v) = \sum_{v=1}^k \frac{(1 + l_v)l_v}{2} \quad (3)$$

常规的直方图计算公式为 $H(u) = \sum_{v=1}^k l_v$,即求所有值为 u 的帧数,类似于Hou统计出现频率的方法.而本文在累加亮度稳定帧时,把稳定状态持续时间作为权值,当量化值第一次出现时权值为1,第二次连续出现时权值为2,以此类推……,如果连续出现了 l_v 次,该段亮度稳定视频的加权亮度直方图为 $1 \times 1 + 2 \times 1 + 3 \times 1 + \dots + l_v \times 1 = 1 + 2 + \dots + l_v$.稳定状态持续时间越长、出现频率越高的量化区间,其加权亮度直方图越大.

根据公式(3)得到训练阶段该像素点的16个量化区间的加权亮度直方图 $WH(1), WH(2), \dots, WH(16)$,按照公式(4)进行归一化

$$P(i) = \frac{WH(i)}{\sum_{j=1}^{16} WH(j)}, i = 1, 2, \dots, 16 \quad (4)$$

可以认为稳定状态持续时间越长、出现频率越高的量化区间越可能是背景的量化区间,因此,把 $P(i)$ 作

为 i 是背景量化区间的概率,称为量化区间 i 的背景概率.如果训练阶段没有亮度值被量化到该区间,则该区间的背景概率为零,即认为背景不可能被量化到该区间.

以一段视频说明加权亮度直方图计算背景概率的准确性.该视频有 100 帧,初始一段时间内当前位置无运动对象(1~10 帧表现为背景亮度值 0.1),然后有一个目标运动到当前位置,停留一段时间(11~21 帧表现为目标亮度值 0.5),开始左右晃动(目标纹理丰富,22~90 帧交替表现为目标亮度值 0.3 和 0.5),最终离开(91~100 帧表现为背景亮度值 0.1).表 1 显示,Long 方法错误地把具有最长稳定持续时间的亮度值 0.5 作为背景亮度值,Hou 方法错误地把出现频率最高的亮度值 0.5 作为背景亮度值,而本文方法在 0.1 时取得最大背景概率,认为最有可能是背景,和实际情况一致.可见,加权亮度直方图很好地适应了训练阶段存在复杂运动对象的情况.

表 1 亮度持续时间和出现频率统计

亮度	最长稳定持续时间 (Long)	出现频率 (Hou)	背景概率 (本文方法)
0.1(背景)	10	20	44.9%
0.3(目标)	1	35	14.3%
0.5(目标)	11	45	40.8%

3.2 多背景初步确定

通过加权亮度直方图确定各个量化区间的背景概率后,下面根据背景概率在各个量化区间的分布情况和大小,初步确定各个不稳定点的背景.

对于不断有运动对象经过的前景点(称为“运动剧烈”前景点),运动对象的多样性决定了背景概率可能在多个量化区间都大于零,而背景扰动点的背景概率往往集中在少数量化区间内.通过对各类背景扰动点的背景数目分析和大量实验验证,如果大于 K 个量化区间(通常取 $K=5$)的背景概率均不为零,认为背景概率分布较广,判断该像素点为前景点.取该点最大的背景概率对应的量化区间作为唯一的背景量化区间,对训练阶段所有被量化到这个区间内的亮度值求取均值,作为该点的唯一背景亮度值,完成该点的单背景重构.

剩余不稳定点的背景概率集中在小等于 K 个量化区间内,这些点可能是背景扰动点,或者“运动不剧烈”前景点(经过该点的运动对象较少,且运动缓慢),根据背景概率的大小为这些点初步确定背景个数及亮度,分为以下三步:

(1)取量化区间的背景概率大等于 P_{th} (通常取 $P_{th}=0.1$ 已经足够)者作为候选背景区间,记为 $u^1, u^2, \dots, u^p, 1 \leq p \leq K$.求取训练阶段被量化到各个候选背

景区间的亮度的均值和帧数,分别记为 $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_p$ 和 n_1, n_1, \dots, n_p ,把 $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_p$ 作为可能的背景亮度,对应的背景概率为 $P(u^1), P(u^2), \dots, P(u^p)$,背景亮度和背景概率一一对应.

(2)由于采取均匀量化,各个候选背景区间判断是否可以合并. $\forall u^i, \forall u^j, u^i \in \{u^1, u^2, \dots, u^p\}, u^j \in \{u^1, u^2, \dots, u^p\}$,且 $u^i \neq u^j$,对应的背景亮度为 μ_i, μ_j ,帧数为 n_i, n_j ,如果 $|\mu_i - \mu_j| < 1/16$,则合并这两个区间,合并后的背景亮度为 $\mu_{new} = \frac{\mu_i \times n_i + \mu_j \times n_j}{n_i + n_j}$,背景概率为 $P(u^i) + P(u^j)$.

(3)对合并后的区间按照背景概率从大到小排序,确定可能性从大到小的背景亮度.

上述过程为不稳定点初步确定了背景个数及亮度,其中具有最大背景概率的亮度和 2 节中稳定点的背景亮度组成一幅完整的、最可能的背景图像,记为 B ,称为最优背景,其中像素点 (i, j) 的亮度值记为 $B(i, j), 1 \leq i \leq row, 1 \leq j \leq col$.

3.3 基于亮度空间相关性的背景修正

前景点适合采用单个背景以减少漏报,准确检测到小目标、模糊目标,而背景扰动点适合建立多个背景以减少误报.考虑到风吹过树丛时显露出路面,或者附近的树叶、树干,这些对象总能在该点邻域内找到,水面、雨雪天气下场存在类似情况,背景扰动点的多个背景实质上是邻域点最优背景的反映,而前景点不具备这种特点,因此提出基于亮度空间相关性的背景修正策略,对建立了多个背景的“运动不剧烈”前景点进行背景修正.

假设最优背景是准确的,像素点 (i, j) 的背景亮度集合为 $\{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_q\}, q > 1$,且各个亮度已经按照背景概率从大到小依次排列.那么该点的最优背景为 $\mu_1 = B(i, j)$,在保留最优背景 μ_1 的基础上逐个判断背景 $\mu_m (\mu_m = \mu_2, \mu_3, \dots, \mu_q)$ 是否应该被去除.根据公式(5)判断背景 μ_m 和邻域点的最优背景是否相似

$$Flag_m(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{if } x = 0 \text{ and } y = 0 \\ 0, & \text{else if } |\mu_m - B(i+x, j+y)| > Th \\ 1, & \text{else} \end{cases}$$

$$x = -2, -1, 0, 1, 2, y = -2, -1, 0, 1, 2 \quad (5)$$

如果 $Flag_m(x, y) = 1$,表示 μ_m 和邻域点 $(i+x, j+y)$ 的最优背景相似,否则不相似.这里 Th 取 2 节中的中值阈值.如果 $\sum_{x=-2}^2 \sum_{y=-2}^2 Flag_m(x, y) > 0$,则至少存在一个邻域点(不包含该点本身),该点的最优背景和 μ_m 相似,因此保留背景 μ_m ,否则去除 μ_m .

邻域如果取得过小,造成在周围还没有来得及找到和该点相似的点,取得过大,可能周围刚好存在相似

亮度的对象,本文取 5×5 大小作为邻域。

对 Road 视频中不稳定点背景重构的结果如图 1 所示。图 1(a) 显示了所有不稳定点的最优背景,即最大背景概率对应的亮度,图 1(b) 显示了不稳定点的次大背景概率对应的亮度(这些点至少有 2 个背景),拥有 3 个或以上背景的点很少,这里不再显示。从图中可以看出,有多个背景的点主要集中在树枝叶区域及部分“运动不剧烈”的路面上,和分析吻合。进行背景修正后,图 1(b) 修正为图 1(c),路面上多余的背景得到了有效去除。背景修正可能会造成少量树丛背景扰动点背景个数的减少,这个问题将在 4 节进行说明。



(a)不稳定点最优背景 (b)不稳定点次大背景概率的亮度 (c)对图(b)背景修正后的结果

图1 不稳定点背景亮度

4 运动对象检测与背景更新

利用重构的背景进行背景减运动对象检测。假设经过背景修正后像素点 (i, j) 的背景亮度集合为 $\{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_q\}$, q 为背景个数。若 t 时刻得到新帧 I_t , 像素点 (i, j) 的亮度为 $I_t(i, j)$, 定义 $S(i, j)$ 为 $I_t(i, j)$ 和邻域内各点所有背景亮度值差异的最小值

$$S(i, j) = \min(\min(\min(|I_t(i, j) - \mu_m(i+x, j+y)|)), \forall x \in \{-2, -1, 0, 1, 2\}, \forall y \in \{-2, -1, 0, 1, 2\}, \forall \mu_m \in \{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_q\}) \quad (6)$$

运动点的判断分为以下三种情况:

(1) 如果点 (i, j) 是稳定点

$$Motion(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{if } (|I_t(i, j) - B(i, j)| > Th) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

$B(i, j)$ 为 3.2 节中的最优背景, Th 取 2 节中的结果, 下同。

(2) 如果点 (i, j) 是不稳定点, 且背景个数为 1

$$Motion(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{if } (S(i, j) > Th) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (8)$$

(3) 如果点 (i, j) 是不稳定点, 且背景个数大于 1

$$Motion(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{if } (S(i, j) > 2Th) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

$Motion(i, j) = 1$ 表示点 (i, j) 是运动点, 否则该点为非运动点。背景个数大于 1 的不稳定点一般为背景扰动点, 因此增大阈值以减少误报。

上述计算针对不稳定点进一步利用了空间相关性, 结合邻域的背景共同组成该点的背景参与检测, 这

样做能够减少每个点背景个数, 而达到多背景检测的效果。当强风造成摄像机轻微晃动时, 该处理还能有效排除误报。背景修正造成了少数背景扰动点背景个数减少, 增加了这些点被判断为运动点的可能性, 但是这种情况得到的运动点往往是孤立点, 通过形态学滤波能够很容易地剔除。

本文的背景更新同 Hou 的方法, 采取定期(通常 5 分钟)获取最近 10 秒的视频帧重构背景, 或者在检测到很大的运动时(比如 80% 的像素点判断为运动点)重构背景, 前者适用于背景缓慢变化的情况, 后者适用于背景突变的情况。背景自适应更新能够克服光照变化的影响。

5 实验与分析

5.1 背景重构效果

利用本文算法对大量实际视频进行了背景重构, 本文选择训练阶段不停有运动对象经过、树枝叶晃动的 Road 序列说明效果。

训练 100 帧, 时间平均法(TABI)得到的背景图像中路面有黑影, 树枝叶晃动明显区域及有运动对象经过区域画面模糊, 如图 2(a) 圈中所示; 高斯混合模型法(GMM)得到的加权背景帧如图 2(b) 所示(高斯分布个数取为 5), 在运动剧烈区域混合现象严重; Hou 方法重构的背景见图 2(c), 由于频繁有运动对象经过, 在画圈位置重构的背景有误, 见放大图。以其中一点(167, 314)为例, 100 帧内的亮度变化曲线如图 2(d) 所示, Hou 求得共有 4 个亮度平稳区间, 均值为(0.5093, 0.4263, 0.5746, 0.6605), 各个区间亮度的出现频率为(29, 43, 23, 5), 因此取 43 对应的 0.4263 作为该点的背景, 但是背景的正确值应该在 0.5~0.6 之间。本文的方法在点(167, 314)处计算各个区间的加权亮度直方图为(0 0 0 0 3 85 33 15 167 7 1 0 0 0 0), 该点被判断为前景点, 得到的背景亮度值为 0.5792, 和真实值吻合。显然, 本文重构的最优背景相比其他方法更加准确地刻画了真实的场景。

5.2 运动对象检测效果

对 Road、Sea 视频进行运动检测, 背景重构分别采用 TABI、GMM、Hou 和本文方法。为便于比较, 背景减阈值统一采用本文 2 节中得到的阈值 Th , 所有方法均不进行形态学滤波等后期处理。训练 100 帧, 对第 101 帧进行检测。

图 3 为 Road 视频结果, 显然单背景的方法, 如 TABI、Hou, 存在大量的误报, GMM 由于混合现象严重, 因此检测结果也不准确。本文的方法较好地解决了训练阶段存在剧烈运动、树枝叶晃动等问题, 虽然在树枝叶区域存在少量误报, 但是完全可用形态学滤波去除。图 4 为 Sea 视频的效果。由于摄像机安装位置较高, 强

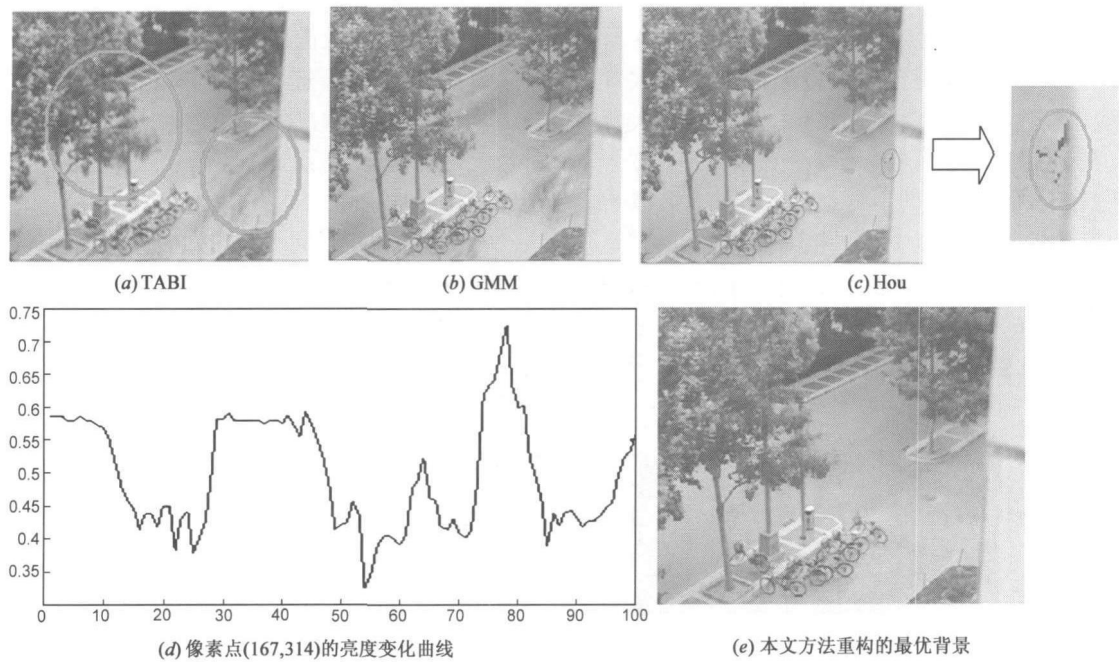


图2 Road序列各种方法背景重构效果比较

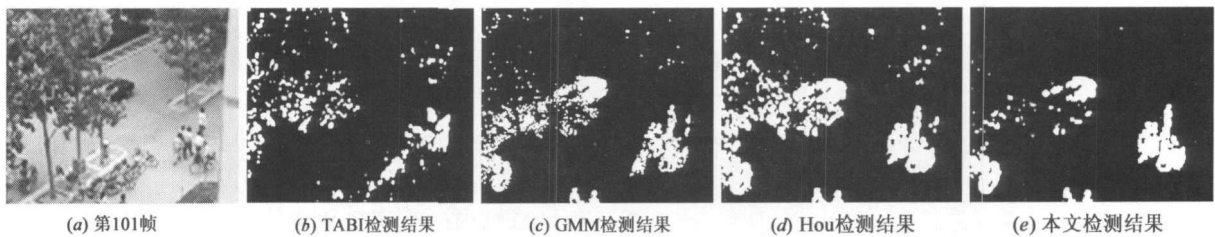


图3 Road视频运动对象检测结果比较

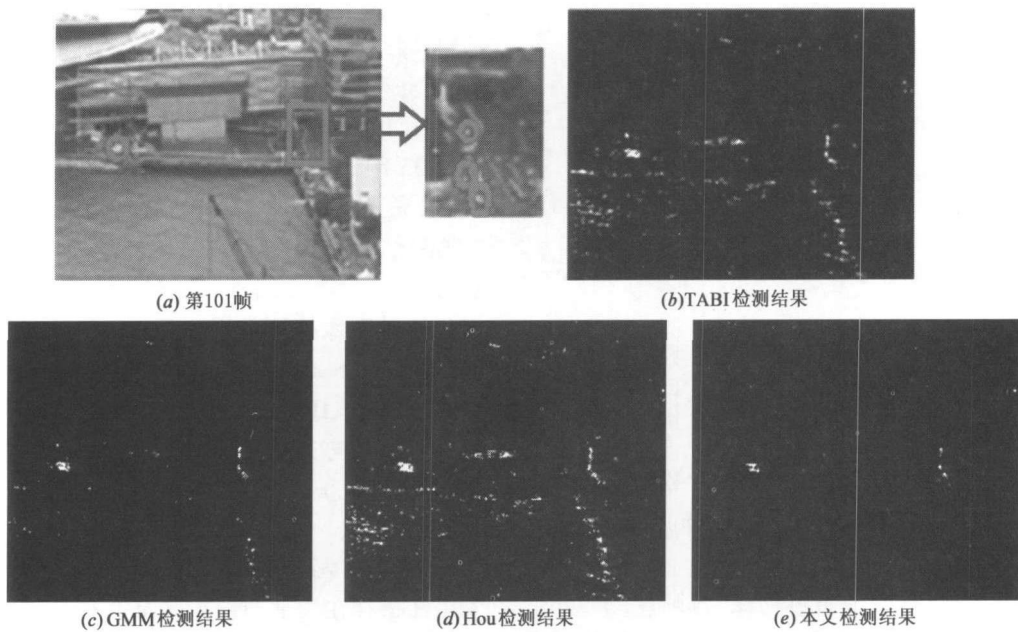


图4 Sea视频运动对象检测结果比较

风的作用使其存在轻微晃动. 场景中存在大面积波动的水面, 横向一条路, 一辆车从做左至右行驶, 右上方有一条纵向的路, 不停有车通过. 第 101 帧时的运动对

象用红色圈标出, 见图 4(a), 此时横向的路上有一辆车, 纵向的路上有三辆车. 显然, 本文方法相比其他方法减少了摄像机轻微晃动、水面波动的影响, 更准确地

检测到运动车辆。

6 结论及存在问题

本文提出一种面向室外视频监控的背景重构算法,即使在训练阶段场景中存在大量运动对象的情况下依然能准确重构背景,有效避免了混合现象。用于运动对象检测能够克服树枝叶晃动、水面波动、雨雪天气等背景扰动,以及摄像机轻微晃动等影响,显著提高检测的准确性。下一步还需要在以下方面开展工作:(1)研究图像内容自适应的量化方法;(2)存在少数点背景重构不准确的情况,结合图像内容理解进行深入研究。

参考文献:

- [1] Mahadevan. V, Vasconcelos. N. Background subtraction in highly dynamic scenes[A]. In Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Anchorage, 2008. 1 - 6.
- [2] YunChu Zhang, Zize Liang, etc. An adaptive mixture Gaussian background model with online background reconstruction and adjustable foreground merge time for motion segmentation [A]. In Proceedings IEEE Conference on Industrial Technology [C]. Beijing. 2005. 23 - 27.
- [3] Kentaro Toyama etc. Wallflower: Principles and practice of background maintenance[A]. The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision [C]. Kerkyra, 1999. 255 - 261.
- [4] N M Oliver, B Rosario, A P Pentland. A Bayesian computer vision system for modeling human interactions[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22 (8): 831 - 843.
- [5] C Stauffer W E. L Grimson. Adaptive background mixture models for real-time tracking[A]. Proc In Proceedings IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Fort Collins, 1999, 2: 246 - 252.
- [6] Elgammal A, Duraiswami R, Davis. Efficient non-parametric adaptive color modeling using fast gauss transform[A]. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Kauai, Hawaii, 2001, 2: 563 - 570.
- [7] Gloyer B, Aghajan HK, Siu KY, Kailath T. Video-based free-way monitoring system using recursive vehicle tracking[A]. IS&T-SPIE Symposium on Electronic Imaging: Image and Video Proceedings[C]. San Jose, CA, USA, 1995. 2421: 173 - 180.
- [8] Long W, Yang Y. Stationary background generation: an alternative to the difference of two images[J]. Pattern Recognition. 1990, 23(12): 1351 - 1359.
- [9] D. Gutches, M Trajkovic, E. Cohen-Solal, D. Lyons, A. K. Jain. A background model initialization algorithm for video surveillance[A]. The Proceedings of the Eighth IEEE International Conference on Computer Vision[C]. Vancouver, 2001. 1: 733 - 740.
- [10] 侯志强, 韩崇昭. 基于像素亮度归类的背景重构算法[J]. 软件学报. 2005, 16(9): 1568 - 1576.
Hou Zhi-qiang, Han Chong-zhao. A background reconstruction algorithm based on pixel intensity classification[J]. Journal of Software. 2005, 16(9): 1568 - 1576. (in Chinese)

作者简介:



郑 锦 女, 1978 出生于四川省, 博士生, 主要研究领域为图像处理与分析, 计算机视觉。
E-mail: zhengjin@cse.buaa.edu.cn



李 波 男, 1966 年出生于四川省, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为视频/图像压缩、视频理解、图像分析、智能信息处理和嵌入式图像处理系统。
E-mail: boli@buaa.edu.cn