

采用 UKF 建模的实时背景提取和运动阴影检测

陈 功 周荷琴 严捷丰

(中国科学技术大学自动化系,合肥 230027)

摘 要 实时运动物体分割是实现智能视频监控和视频交通流量检测等视觉系统的基础。目前,影响运动检测的因素主要有两个方面,一是背景建模的准确性;二是运动阴影的干扰。提出了基于无偏卡尔曼滤波器(UKF)的背景提取和阴影检测方法,构建整体的运动物体检测框架。该方法通过对背景和阴影建模,分别从帧间差分 and 背景差分两个层次综合分析像素值的动态变化特性,并利用色彩和亮度变化特性检测出运动阴影,最后借助 UKF 对两个模型参数进行在线更新,实现实时的运动物体分割。与现有算法相比,该方法背景跟踪速度快、运动检测效果好、计算量较小。实验结果证明了该方法的有效性和实用性。

关键词 运动物体检测 背景提取 阴影检测 无偏卡尔曼滤波器

中图法分类号:TP391.41 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2009)05-931-07

Real-time Background Subtraction and Moving Shadow Detection Based on UKF Modeling

CHEN Gong, ZHOU He-qin, YAN Jie-feng

(Department of Automation, University of Science & Technology of China, Hefei 230027)

Abstract Real-time segmentation of moving objects in image sequences is a fundamental step in many vision systems including intelligent visual surveillance and visual traffic analysis. Moving object detection has two key problems presently, one is the accuracy of background modeling, and the other is the disturbance from moving shadows. This paper presents a real-time background subtraction and moving shadow detection method based on Unscented Kalman Filter(UKF), and constructs the whole frame for moving object detection. Background and moving shadow are modeled firstly. Then, dynamic character of pixel value is analyzed through frame to frame differencing and background differencing, and moving shadows are detected using luminance and chromatic cues of shadow. Finally, model parameters are updated online using UKF, and real-time segmentation of moving objects are completed. Our method exceeds existing ones at background maintenance speed, moving detection effect, and it has simple computational procedure. The experiments demonstrate the effectiveness and practicality of this method.

Keywords moving object detection, background subtraction, shadow detection, unscented Kalman filter(UKF)

1 引 言

智能视频监控意在构建一个能够自动识别环境中的行人、车辆以及突发事件的视觉系统,实现这一

系统的关键是从视频图像中检测出运动物体。检测方法主要有背景差分法^[1]、帧间差分法^[2]以及光流法^[3]。其中背景差分法是目前最常用的一种方法,它要求建立的背景模型能够快速准确地提取背景图像。通常背景可能产生如下几种典型变化:场景光

收稿日期:2007-04-13;改回日期:2008-01-08

第一作者简介:陈 功(1980~),男。中国科学技术大学自动化系模式识别与智能系统专业博士研究生。主要研究方向为图像处理、智能交通系统、嵌入式系统开发等。E-mail:chengong@mail.ustc.edu.cn

线变化,包括逐渐的变化和突然的变化;状态变化,包括摄像机抖动和背景中物体的闪动;背景物体变化,包括物体融入和移出背景。背景的变化特性对背景模型的动态更新提出了很高的要求,传统的方法包括卡尔曼滤波和混合高斯。Koller 提出了基于卡尔曼滤波的背景估计模型^[4],这种方法能够跟踪背景的光线变化,但对于背景物体的变化就不能及时跟踪,会导致目标的误检和漏检;Stauffer 和 Grimson 提出了一种高斯混合模型用于背景提取^[5],通过多个高斯分布拟合单个像素值变化,能够及时地跟踪背景的变化,但是这种算法的计算量很大,必须采用专门的硬件才能用于实时监控,成本较高。近年来,新的背景提取方法不断涌现。Elgammal 和 Duraiswami 提出了一种非参数的核密度估计方法^[6],不用事先假定像素值的分布,就可以直接从像素的连续变化值中估计出概率密度函数;Toyama 和 Krumm 借助于一个多层模型,用一个自回归过程来模拟像素值在时间上的分布,分别从像素、区域和单帧图像出发来提取背景^[7];Piccardi 和 Jan 使用一种基于梯度爬升的方法来检测像素值当前所处的状态,定义中值偏移矢量,反复迭代实现收敛到背景值^[8];Marko 和 Matti 提出一种基于纹理的方法,对每个像素点计算其局部二进制模式(LBP)^[9],通过分析 LBP 直方图实现背景提取。Xiao 和 Han 根据判断观测值是否与背景匹配,提出分别采用最小二乘法和批处理方法更新背景^[10]。以上这些方法,在一般情况下都能较好地提取背景,但是在复杂环境中的效果还有待检验,并且计算量都比较大,不适用于实时的视频监控系统。

此外,运动阴影也会给运动检测带来干扰。运动物体的投射阴影对目标在场景中的几何特征影响比较大,而当前的目标识别算法大都是基于目标的几何特征的,因此无论是在晴天还是在雨天,都可能因为阴影或倒影问题导致漏检和误分类,同时阴影对目标区域的扩展容易导致几个目标物体粘在一起,给后续的目标跟踪造成困难。

本文提出基于 UKF 的背景提取和运动阴影检测方法,并构建一个整体的运动物体检测框架。该方法首先建立背景的非线性模型,然后分别从帧间差分 and 背景差分两个层次分析像素值的动态变化特性,并利用 UKF 对非线性系统状态值逼近的特点来对模型参数进行更新,实现实时背景提取。另外,在运动阴影检测方面,综合考虑阴影的色彩特性以及

区域在被阴影覆盖前后像素值间的线性对应关系,同样借助于 UKF 更新阴影模型参数。通过对多个场景多个视频的实验表明,该方法能够快速准确地跟踪场景背景变化、有效地检测出并消除运动阴影,同时算法计算量很小,可应用于智能视频监控系统。

2 背景提取算法

2.1 UKF 简介

卡尔曼滤波器的实用性仅限于线性系统,当遇到非线性系统时就束手无策。扩展卡尔曼滤波器(EKF)是卡尔曼滤波器往非线性领域扩展的一个变型,主要用来估计动态非线性系统的状态和参数。卡尔曼滤波器的核心操作是在动态系统中对高斯随机变量的传递,而 EKF 则是用函数泰勒展开来进行一阶近似解决非线性问题,这样会给后续的中值和方差估计带来误差,经过迭代传递之后误差增大,可能导致次优解甚至滤波器的发散。正是 EKF 的这种缺陷使得人们一直在寻找改进的方法。UKF 是由 Julier 和 Uhlman 提出的^[11],它基于无偏变换(UT)。UT 是一种有效的计算高斯随机变量的均值和方差的方法,它的原则思想是近似一个高斯分布,比计算一个非线性的函数要容易得多。UKF 从统计特征上来逼近系统的状态真实值,从而可以更好地得到非线性问题的解,精度更高,收敛速度更快。

2.2 背景模型

建立准确可靠的背景模型是背景提取算法的关键步骤,用均值 a_k 、方差 P_k 的高斯分布表示背景像素值,借鉴传统的卡尔曼滤波器的更新公式,建立非线性的状态转移方程和观测方程如下:

$$a_k = a_{k-1} + \alpha e^{-\frac{(a_{k-1} - F_{k-1})^2}{2P_{k-1}^2}} (F_{k-1} - a_{k-1}) + v_k \quad (1)$$

$$b_k = a_k + \omega [\varphi(a_k - a_{k-1})^2 + (1 - \varphi)P_k^2]^{\frac{1}{2}} + w_k \quad (2)$$

其中, F_{k-1} 是前一帧的场景像素值, v_k 是过程噪声, w_k 是观测噪声。可以看到,状态转移方程利用前一帧场景像素值与背景像素值之间的差值来修正当前背景值,与传统的状态转移方程不同,增加差值的指数项来控制对当前背景状态值的修正幅度,实现均值修正系数的自适应调整。参数 α 是均值偏差系数,它决定状态的更新速度,一般取值范围在 0.6 到 0.85 之间。对于观测方程,则用背景值的变化值和

方差组成的非线性项来估计当前帧像素值,其中 φ 是方差系数,调整范围在 0.2 到 0.3 之间, ω 是观测系数,调整范围在 0.1 到 0.25 之间。

2.3 UKF 更新过程

针对非线性的背景模型,在每一帧图像处理之后,用 UKF 对模型参数进行更新,借助于系统状态转移方程和观测方程,即可估计出新的背景像素值的均值和方差^[12]。具体步骤如下:

(1) 估计出背景像素初始状态值 a_{k-1} 和方差 P_{k-1} ,构造用于状态预测的高斯近似:

$$E[(x_{k-1}, v_k) | y^{k-1}] = \begin{bmatrix} a_{k-1} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$V[(x_{k-1}, v_k) | y^{k-1}] = \begin{bmatrix} P^{k-1} & 0 \\ 0 & Q_k \end{bmatrix} \quad (4)$$

通过 UT 变换,得到 σ 集合 $\sigma_f = \{\omega_f^{(i)}, (x_{k-1}^{(i)}, v_k^{(i)})\}$, 其中, $\omega_f^{(i)}$ 是系统状态转移方程 f 的权重, $x_{k-1}^{(i)}$ 是 σ 变量, $v_k^{(i)}$ 是系统误差;

(2) 计算状态的均值和方差估计如下:

$$a_{klk-1} = \sum_{\sigma_f} \omega_f^{(i)} f(x_{k-1}^{(i)}, v_k^{(i)}) \quad (5)$$

$$P_{klk-1} = \sum_{\sigma_f} \omega_f^{(i)} (f(x_{k-1}^{(i)}, v_k^{(i)}) - a_{klk-1})(f(x_{k-1}^{(i)}, v_k^{(i)}) - a_{klk-1})^T \quad (6)$$

式中, $klk-1$ 表示由 $k-1$ 帧的状态值估计 k 帧的状态值;

(3) 构造用于测量预测的高斯近似:

$$E[(x_k, w_k) | y^{k-1}] = \begin{bmatrix} a_{klk-1} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$V[(x_k, w_k) | y^{k-1}] = \begin{bmatrix} P^{klk-1} & 0 \\ 0 & R_k \end{bmatrix} \quad (8)$$

通过 UT 变换,得到 σ 集合 $\sigma_g = \{\omega_g^{(i)}, (x_k^{(i)}, w_k^{(i)})\}$, 其中, $\omega_g^{(i)}$ 是系统观测方程 g 的权重, $x_k^{(i)}$ 是 σ 变量, $w_k^{(i)}$ 是测量误差;

(4) 利用 g , 计算测量预测均值 y_{klk-1} 和方差 S_{klk-1} , 并计算状态和测量值间的协方差 U_{klk-1} :

$$y_{klk-1} = \sum_{\sigma_g} \omega_g^{(i)} g(x_k^{(i)}, w_k^{(i)}) \quad (9)$$

$$S_{klk-1} = \sum_{\sigma_g} \omega_g^{(i)} (g(x_k^{(i)}, w_k^{(i)}) - y_{klk-1})(g(x_k^{(i)}, w_k^{(i)}) - y_{klk-1})^T \quad (10)$$

$$U_{klk-1} = \sum_{\sigma_g} \omega_g^{(i)} (x_k^{(i)} - a_{klk-1})(g(x_k^{(i)}, w_k^{(i)}) - y_{klk-1})^T \quad (11)$$

(5) 计算系统状态的更新,得到新的背景值的

均值和方差:

$$a_k = a_{klk-1} + U_{klk-1} S_{klk-1}^{-1} (y_k - y_{klk-1}) \quad (12)$$

$$P_k = P_{klk-1} + U_{klk-1} S_{klk-1}^{-1} U_{klk-1}^T \quad (13)$$

2.4 运动判断

UKF 的背景更新能够很好地应对场景背景的缓慢变化,而对于场景背景的突然变化跟踪速度有限,可能的情况如物体融入和移出背景,会导致重影(ghost)现象发生。所以在每帧处理中,像素归为前景区域的前提下还需要进一步判断。本文算法从前帧差分背景和背景差分两个层次出发来进行运动判断,融合了两种运动检测方法的优点。判决公式如下:

$$B_{i,j}(k) = \begin{cases} 0 & |F_k(i,j) - x_{k-1}(i,j)| < T_b \\ 1 & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

$$F_{i,j}(k) = \begin{cases} 0 & |F_k(i,j) - F_{k-1}(i,j)| < T_f \\ 1 & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

$$M_{i,j}(k) = \begin{cases} 0 & B_{i,j}(k) = 0, F_{i,j}(k) = 1 \\ 1 & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

$$D_{i,j}(k) = \begin{cases} \begin{cases} B_{i,j}(k) = 1 \\ F_{i,j}(k) = 0 \\ D_{i,j}(k-1) \neq 0 \end{cases} & \begin{cases} D_{i,j}(k-1) - 1 \\ \lambda \end{cases} \\ \begin{cases} B_{i,j}(k) = 1 \\ F_{i,j}(k) = 1 \end{cases} & \lambda \end{cases} \quad (17)$$

式中的 $F_k(i,j)$ 表示当前帧的像素值, $x_k(i,j)$ 表示背景值,下标 k 是当前时刻, i,j 代表像素位置。这种背景更新法借助于 4 个矩阵,其中 $B_{i,j}(k)$ 是背景差分矩阵, $F_{i,j}(k)$ 是前后帧差分矩阵, $M_{i,j}(k)$ 是运动模板, $D_{i,j}(k)$ 是运动矩阵。 T_b 是背景阈值, T_f 是帧间阈值, λ 是运动阈值。当像素值变化量小于背景阈值时,认为背景没有改变,运动模板值为 0,按照 UKF 的方法更新背景。当运动模板值为 1 时,像素判断为前景,这时需要结合帧间像素变化量来进行前景处理。前景处理需要更新运动矩阵,像素运动矩阵是表征像素运动变化的一个矩阵,用来判断背景的突然变化。当像素的运动矩阵值减少为 0 时,就认为背景中出现了突然的变化,这时令 $x_k(i,j) = F_k(i,j)$,即用当前帧值取代背景值,这样应对背景的突然变化情况更加快速,可以有效地改善重影问题。考虑到场景周围环境光照条件对运动判定的影响,算法中在选取背景阈值和帧间阈值时,采用根据场景背景亮度情况自适应调整参数值的方法, T_b 的取值一般的 8 到 20 之间, T_f 在 5 到 15 之间。运动

阈值 λ 的选取是本算法的关键,减小 λ 会使背景中加入运动噪声,增大 λ 则会减缓背景跟踪的速度。在选择时,首先借鉴对多个视频的背景提取实验效果得到 λ 参考值,然后再根据具体的视频帧率和背景变化情况进行调整。这样的自适应参数选取方法,相比于传统的固定阈值法,在应用于不同光照情况下的场景时会更加鲁棒。此外,由于算法从前后帧差分 and 背景差分两个层次进行运动判断,在遇到运动物体较多、情况复杂的场景时也会有很好的表现。

3 运动阴影检测

本文的阴影算法从两个方面进行检测,一方面是物体在阴影覆盖下的亮度变化,另一方面是阴影的色彩特征。

首先分析阴影的亮度特性。对于场景中 (i, j) 位置上的点 G ,其在阳光照射下的亮度为

$$I_{i,j} = E_{i,j} \times \theta_{i,j} = (P_{i,j}^A + P_{i,j}^S) \times \theta_{i,j} \quad (18)$$

其中, $E_{i,j}$ 为物体表面单位面积接收到的光强度, $\theta_{i,j}$ 为物体表面的反射系数。 $E_{i,j}$ 包括两个部分, $P_{i,j}^S$ 是太阳光在场景中的投射亮度, $P_{i,j}^A$ 是场景周围环境光的亮度,环境光包括除阳光以外的其他光源以及环境中的漫射光线等。当像素点 G 被阴影覆盖时,物体表面接收到的光强度不包括 $P_{i,j}^S$,可以计算 G 点在未被阴影覆盖和被阴影覆盖时的亮度比 $D_{i,j}$ 如下:

$$D_{i,j} = \frac{I_{i,j}}{\hat{I}_{i,j}} = 1 + \frac{P_{i,j}^S}{P_{i,j}^A} \quad (19)$$

其中, $\hat{I}_{i,j}$ 代表有阴影时的像素亮度: $P_{i,j}^S$ 和 $P_{i,j}^A$ 是随着时间在逐渐变化的,所以 $D_{i,j}$ 并不是一个常数,只是在一个较短的时间段内,可以近似认为 $D_{i,j}$ 不变,并且对于场景中的所有像素,它是一个常数。要利用路面被阴影覆盖和未被覆盖时像素值之间的线性关系来检测阴影,就必须随着时间自适应更新 D 。将 D 表示为均值 x_k 、方差为 σ_k 的高斯分布,采用 UKF 更新,状态转移方程和观测方程与式(10)、(11)相同,只是各项代表的意义不同,其中 x_{k-1} 是前一次更新的 D 的均值, F_{k-1} 是前一次计算得出的实际 D 值,这样就可以实现阴影的亮度比值检测如下:

$$I_{i,j}(k) = \begin{cases} 1 & |I_{i,j}^0 - D_{i,j}^k \times I_{i,j}^k| < \delta \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (20)$$

其中, $I_{i,j}^0$ 是像素背景亮度值, $I_{i,j}^k$ 是当前的像素亮度值, δ 是亮度阈值,一般取值为 5 ~ 10 之间。

其次,阴影的色彩具有如下特性:文献[13]中指出,在 RGB 色彩空间中,阴影像素矢量和对应的背景像素矢量几乎在一条直线上,并且阴影的亮度低于背景亮度,如图 1 所示,其中 \hat{D}_{bg} 为背景像素矢量, \hat{D}_{sh} 为阴影像素矢量。

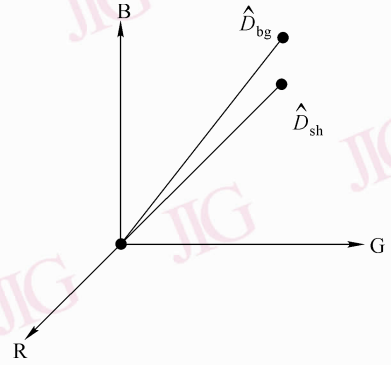


图 1 RGB 矢量空间示意图

Fig. 1 Illustration image of RGB vector space

用一种新的判据来对阴影色彩特征进行检测。假设背景像素值为 (a_r, a_g, a_b) ,当前帧像素值为 $(a'_r, a'_g, a'_b) = (k_r a_r, k_g a_g, k_b a_b)$,则根据阴影 RGB 空间的矢量关系, k_r, k_g, k_b 应该近似相等并且都小于 1,用下式进行阴影色彩检测:

$$S_{i,j}(k) = \begin{cases} 1 & \begin{cases} \sum_{i=r,g,b} \frac{1}{3} (k_i - k_m)^2 < \varepsilon \\ \max\{k_r, k_g, k_b\} < 1 \end{cases} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (21)$$

其中, ε 为类间距阈值, k_m 为阴影与背景的像素比值。从前面阴影亮度分析可知, $k_m = 1/D$,同样由 UKF 更新得到。

当 $I_{i,j}(k)$ 和 $S_{i,j}(k)$ 同时为 1 时,判断像素为阴影。算法综合色彩和亮度比值两个方面的检测结果,确保了运动阴影检测的准确性。

4 运动检测框图

结合背景提取和运动阴影检测方法,提出整体的运动检测流程如图 2 所示。算法流程借鉴了自动控制中的反馈系统设计方法,根据当前的运动检测结果来实时更新背景和阴影参数,更新后的背景帧

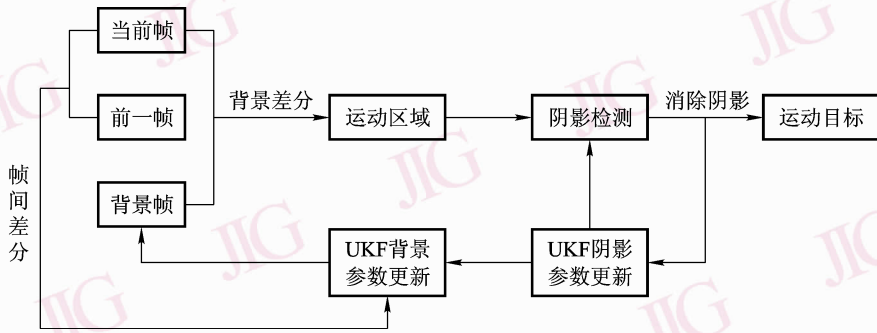


图 2 运动检测框图

Fig. 2 The scheme of moving object detection

又作用于下一帧的运动检测,确保该算法能够快速跟踪背景变化,并且准确地检测运动阴影。

5 实验结果与分析

构建一个鲁棒的智能视频监控系统,需要准确地提取背景和检测阴影。为验证本文方法的有效性,将该算法应用于多组典型的室内和室外监控视频。实验采用相同的状态转移方程和观测方程,参数选取为 $\alpha = 0.8, \varphi = 0.25, \omega = 0.2$ 。

5.1 场景光线突然变化和摄像机抖动

在室内监控视频中测试背景提取算法对于光线

变化和背景状态变化的跟踪能力。对于两个室内场景,背景提取算法的参数选取为 $T_b = 8, T_f = 6, \lambda = 25$ 。实验结果如图 3 所示。对真实场景视频图像实时提取背景图像,上下行对应于同一时刻。图 3(a)为场景光线突然变化的情况,可以看到,在第 150 帧时光线突然变化,而在 160 帧时背景已经完全跟上光线变化。图 3(b)为摄像机抖动的情况,在第 265 帧时摄像机开始抖动,在第 275 帧抖动趋于平稳,在第 295 帧背景图像已经跟上场景变化。可见,本文方法能够快速跟踪光线变化和背景状态变化。

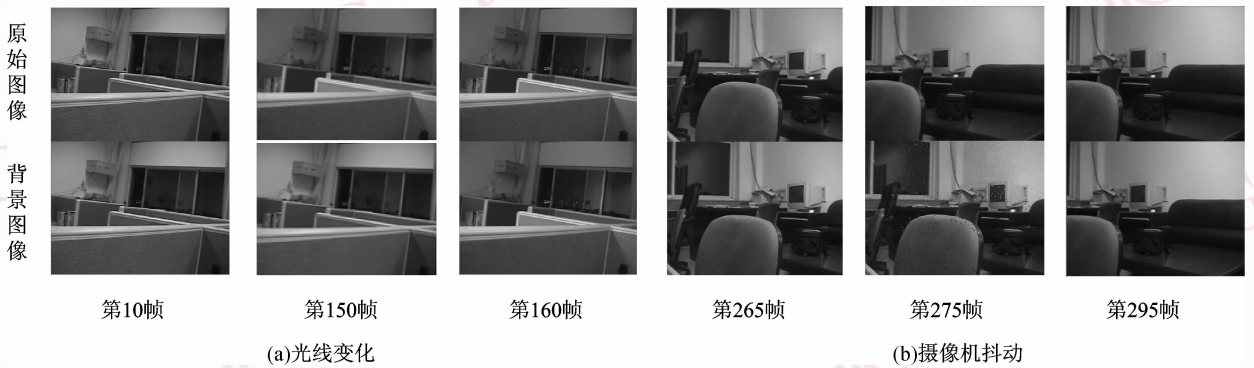


图 3 光线突然变化与摄像机抖动实验结果

Fig. 3 Experimental result of abrupt illumination change and camera shaking

5.2 背景物体变化

使用 PETS 网站的标准视频数据来测试背景提取算法对于背景物体变化的跟踪能力,具体的参数选取为 $T_b = 12, T_f = 10, \lambda = 35$,实验结果如图 4 所示。图中标志出的目标小车,在停车入位前有个短暂的停留,从实验结果中可以看到,静止的小车能够

很快地融入背景,证明了算法对于背景物体变化的快速跟踪能力。

5.3 运动检测效果

用一段 PETS 视频,对文献[4]、[5]、[7]中所提的 3 种方法和本文方法,就处理速度和运动检测效果进行了对比试验。背景提取算法参数取值与上

节中相同。图像序列总共有 2 669 帧,每一帧图像的大小为 384 × 288,对比实验结果在同一个硬件平台上运算得到。图 5 所示为第 1 056 帧的运动检测结果。可以看到,本文方法的运动检测效果是最好

的。表 1 对 4 种方法的处理速度进行了对比,从中可见,本文方法速度较快,单帧处理时间满足实时的视频监控需求,另外,背景的初始化时间和背景变化跟踪时间相比其他 3 种方法也快了很多。

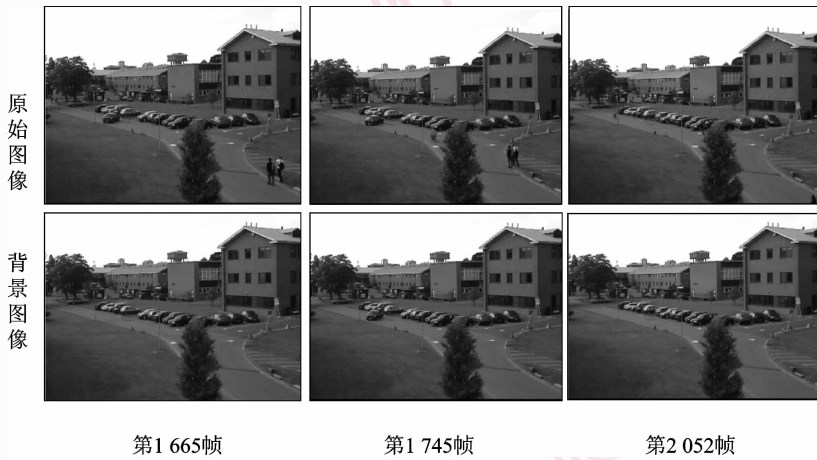


图 4 背景物体变化实验结果

Fig. 4 Experimental result of background object change

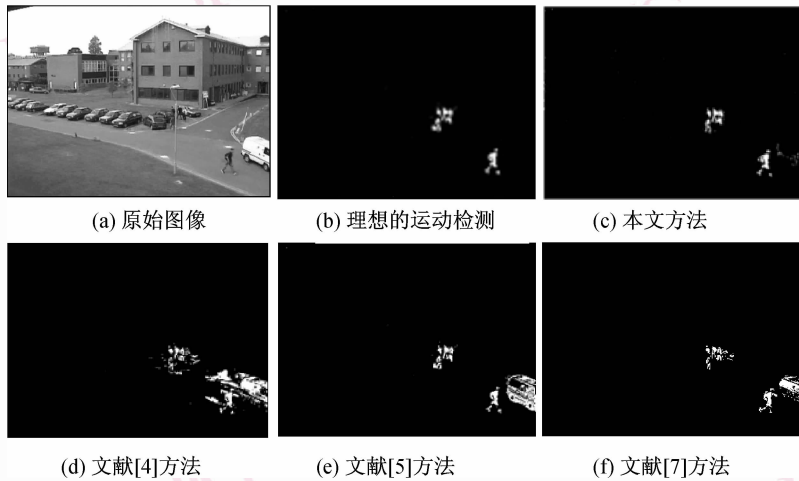


图 5 运动检测实验

Fig. 5 Experimental result of moving object detection

表 1 4 种背景提取方法试验结果比较
Tab. 1 Experiment results of background subtraction methods

背景提取方法	每帧平均处理时间(ms)	背景提取的初始化(帧)	背景变化的跟踪(帧)
本文方法	18.654	< 30	< 80
卡尔曼滤波器方法	13.743	> 200	> 400
混合高斯方法	128.532	> 500	> 300
多层方法	158.674	> 300	> 300

5.4 阴影检测效果

用本文方法进行阴影检测,对于室内和室外两个场景,阴影检测算法中的亮度阈值 δ 取值分别为 6 和 8,实验结果如图 6 所示,其中运动阴影区域用灰色表示。实验结果表明,对于室内和室外场景,该方法都能有效地提取出运动阴影。



图6 阴影检测实验结果

Fig. 6 Experimental result of shadow detection

6 结 论

运动检测是构建智能视频监控系统的核心问题。针对当前运动检测的问题,提出了一种基于UKF的实时背景提取和阴影检测方法,分别对场景背景和运动阴影建模,然后利用非线性逼近的数学工具UKF更新两个模型参数,保证背景提取的实时性和阴影检测的准确性。大量的实验结果表明,该方法能够快速有效地应对场景光线变化、背景状态变化以及背景物体变化,对室内外场景都能准确地检测运动阴影,同时计算量很小,可以满足监控系统的实时性要求。

参考文献 (References)

- 1 Vass J, Palaniappan K, Zhuang Xin-hua. Automatic spatio-temporal video sequence segmentation [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing [C], Chicago, IL, USA, 1998: 958-962.
- 2 Badenas J, Bober M, Pla F. Segmenting traffic scenes from grey level and motion information [J]. Pattern Analysis and Applications, 2001, 4(1): 28-38.
- 3 Giachetti A, Cappello M, Torre V. Dynamic segmentation of traffic scenes [A]. In: Proceedings of IEEE Intelligent Vehicle Symposium [C], Detroit, MI, USA, 1995: 258-263.
- 4 Koller D, Weber J, Huang T, et al. Towards robust automatic traffic scene analysis in real-time [A]. In: Proceedings of International Conference on Pattern Recognition [C], Jerusalem, Palestine, 1994: 126-131.
- 5 Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking [A]. In: Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Fort Collins, Colorado, USA, 1999: 246-252.
- 6 Elgammal A, Duraiswami R, Harwood D, et al. Background and foreground modeling using nonparametric kernel density estimation for visual surveillance [A]. In: Proceedings of IEEE [C], New York, USA, 2002: 1151-1163.
- 7 Toyama K, Krumm J, Brumitt B, et al. Wallflower: Principles and practice of background maintenance [A]. In: Proceedings of the 7th International Conference on Computer Vision [C], Kerkyra, Greece, 1999: 255-261.
- 8 Piccardi M, Jan T. Mean-shift background image modeling [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing [C], Singapore, 2004: 3399-3402.
- 9 Heikkila M, Pietikainen M. A texture-based method for modeling the background and detecting moving objects [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(4): 657-662.
- 10 Xiao Mei, Han Chong-zhao, Zhang Lei. Background subtraction for video image sequence [J]. Opto-Electronic Engineering, 2005, 32(4): 78-81. [肖梅, 韩崇昭, 张雷. 一种视频序列的背景提取算法 [J]. 光电工程, 2005, 32(4): 78-81.]
- 11 Julier S J, Uhlmann J K. A new extension of the kalman filter to nonlinear systems [A]. In: Proceedings of AeroSense: the 11th International Symposium on Aerospace/Defence Sensing, Simulation and Controls [C], Orlando, FL, USA, 1997: 182-193.
- 12 Jaco Vermaak. The Unscented Kalman Filter and its Mixture Version [R]. London, England: University of Cambridge, 2005.
- 13 Horprasert T, Harwood D, Davis L S. A statistical approach for real-time robust background subtraction and shadow detection [A]. In: Proceedings of IEEE Frame Rate Workshop [C], Kerkyra, Greece, 1999: 1-19.