

自动曝光场景下基于相机响应模型的运动检测

江登表* 李 勃 陈启美

(南京大学电子科学与工程学院 南京 210093)

摘要: 该文针对自动曝光导致的背景动态变化问题,提出一种基于相机响应模型的运动检测算法。在初始化阶段,通过基于惩罚项的能量函数设计和海量数据筛选,求解相机响应函数。在线检测阶段,首先,通过将当前帧与背景帧建模为含有异常数据的单高斯分布,使用维纳滤波实时得到当前帧与背景帧之间的曝光比;然后,在检测自动曝光发生时,通过相机响应模型得到与当前帧曝光系数一致的背景参考帧,从而消除自动曝光导致的运动错检。实验结果表明,该算法满足实时处理的要求,且相比于经典算法,能更好地消除自动曝光所致的运动错检。

关键词: 运动检测; 自动曝光; 相机响应模型; 曝光比

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)11-2739-05

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.00917

Camera Response Model Based Moving Detection under Auto Exposure

Jiang Deng-biao Li Bo Chen Qi-mei

(School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

Abstract: To deal with the problem of the dynamic change of the background caused by camera automatic exposure, a camera response model based moving detection algorithm is proposed in the paper. In the initialization stage, through design of energy function based on penalty term and screening of mass data, the response function of the camera is solved. In the on-line detection stage, firstly, by modeling the current frame and background frame to a single Gaussian distribution which contains outliers, Wiener filtering is used to obtain real-time exposure coefficient ratio between current frame and background frame. Then, when the automatic exposure is detected, the background reference frame which is consistent with exposure coefficient of current frame is obtained by response model of the camera, thus wrong detection of motion caused by automatic exposure is eliminated. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm stratifies the demands of real-time processing, and it eliminates better the false motion detection caused by automatic exposure compared with the classical method.

Key words: Moving detection; Auto exposure; Camera response model; Exposure coefficient ratio

1 引言

运动检测是计算机视觉的重要研究方向,也是众多应用中基础而关键的模块,如视频语义标注、模式识别、交通视频监控、人体跟踪等。运动检测的目的是将前景从图像序列中完整地分割。分割准确与否直接影响后续模块的精度。背景差法是运动检测的重要方法,该方法将当前帧与背景帧进行前景判决得到前景。自动曝光是为了增加图像亮度的动态范围而设计的相机固有属性,适应环境光照缓慢变化的背景建模方法对自动曝光造成的背景亮度剧烈变化效果不佳^[1-5]。适应环境光照突然变化

的背景建模方法多为基于纹理或色彩归一化的光照不变性,基于纹理光照不变性的方法^[6]对纹理平坦的场景失效,基于色彩归一化光照不变性的方法^[7]在前景与背景近似的情况下,由于归一化过程中会丢失部分色彩信息,很容易出现前景误检。为此,Cucchiara等人^[8]通过一个经验模型补偿自动曝光后的图像灰度值变化,某些重要的参数以经验值给出,不同型号相机补偿效果差异大;Kim^[9]简单假设自动曝光导致图像灰度值线性变化,从而补偿得到变化后的背景参考帧,该假设在高图像灰度值时会有很大误差;上述算法没有考虑在自动曝光中,直接影响图像灰度值变化的相机响应函数是由厂家人为设计的非线性函数,不能简单地用线性函数来近似,故缺乏理论支撑。

本文从相机响应模型的角度定量分析了自动曝

2013-06-27 收到, 2013-09-22 改回

国家自然科学基金(61105015), 江苏省科技支撑计划(BE2011747)

和江苏省自然科学基金(BK2011511)资助课题

*通信作者: 江登表 19831212g@163.com

光导致图像灰度值的变化情况,并得出在已知相机响应函数以及当前帧与背景帧之间的曝光比的情况下,可将背景帧通过相机响应模型补偿为与当前帧的曝光系数一致的图像,从而消除运动错检。本文提出的运动检测算法分为初始化和在线检测两个阶段,在初始化阶段,通过基于惩罚项的能量函数设计和海量数据筛选,求解相机响应函数。在线阶段中,首先,将当前帧与背景帧建模为含有异常数据的单高斯分布,使用维纳滤波实时得到当前帧与背景帧之间的曝光比;然后,若检测自动曝光发生,

则通过相机响应模型得到与当前帧曝光系数一致的背景参考帧。在与经典的 MOG 算法^[10],针对自动曝光设计的文献[8]和文献[9]算法的对比实验中,本文检测方法能够更好地消除自动曝光导致的运动误检。

2 相机响应模型

图像中任一像素点 s 的灰度值 I_s 可用相机响应模型表示为如图 1 的形式^[11]。图中 q^s 是像素点 s 映射的空间场景坐标点到达镜头前端的场景辐射度;

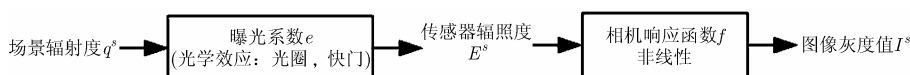


图1 相机响应模型

e 为曝光系数,相机的自动曝光机制通过改变光圈大小,快门时间长短,增益大小实现对 e 的大小调节,从而改变 I^s 的大小; E^s 为传感器辐照度,是场景辐射度 q^s 与曝光系数 e 的积分,鉴于本文讨论的监控相机在积分过程中曝光系数 e 为常量,故可用 $e \times q^s$ 代替,从而有

$$I^s = f(E^s) = f(e \times q^s) \quad (1)$$

其中 f 为相机响应函数,表示传感器辐照度 E^s 与图像灰度值 I^s 的映射关系。 f 具有非线性和单调递增性,对于确定型号的相机 f 固定不变,不同相机型号间 f 各异^[11]。

假设同一相机前后拍摄两幅图像 A 和 B ,且曝光系数 $e_A \neq e_B$ 。若像素 s 对应背景区域,即 q^s 保持不变,则可定义灰度转移函数 τ 为

$$I_B^s = \tau(I_A^s, k_{BA}) = f(k_{BA}g(I_A^s)), s \in \text{背景区域} \quad (2)$$

其中 g 为 f 的反函数, $k_{BA} = e_B / e_A \neq 1$,可进一步定义如式(3)的灰度值差值函数 $\Delta\tau$ 为

$$\Delta\tau(I_A^s, k) = \tau(I_A^s, k_{BA}) - I_A^s, s \in \text{背景区域} \quad (3)$$

反之,若已知属于背景区域的像素点 s 在不同曝光系数下的图像灰度值 I_A^s 和 I_B^s ,则可得到曝光比 k_{BA} 为

$$k_{BA} = g(I_B^s) / g(I_A^s), s \in \text{背景区域} \quad (4)$$

3 算法流程

用 C 和 R 分别表示当前帧和背景帧,当发生自动曝光时,由于以往背景建模方法不能及时适应图像灰度值突变,故背景帧的曝光系数 e_R 不能跟随当前帧的曝光系数 e_C 变化,致使当前帧与背景帧之间的曝光比 $k_{CR} \neq 1$ 。因为相机响应函数 f 具有非线性,自动曝光导致背景参考帧灰度值变化 $\Delta\tau(I_R^s, k_{CR})$ 是

关于背景帧灰度值 I_R^s 的非线性函数,所以文献[8]和文献[9]中基于线性假设的自动曝光补偿是欠妥的。在前背景判决中,由于 $\Delta\tau(I_R^s, k_{CR})$ 的叠加作用,真实的背景区域可能大于判决阈值而发生虚警,真实的前景区域可能小于判决阈值而发生漏警。若已知 f 和 k_{CR} ,将背景参考帧补偿为与当前帧的曝光系数一致,即 $I_R^s \leftarrow \tau(I_R^s, k_{CR})$,则可消除因自动曝光导致的运动错检。

图 2 是本文提出的运动检测算法的框图,实线表示算法各模块的流程关系,虚线表示 f 拟合曲线的输出方向。因为确定相机的 f 固定不变,故初始化阶段一次性求取 f 。而 k_{CR} 动态变化,故在线检测阶段逐帧实时求取。

初始化阶段:在“鲁棒性 f 曲线拟合”模块中,为了抑制拟合数据中图像噪声和混杂前景区域的干扰,通过输入数据筛选和基于惩罚项的能量函数设计,得到可信的 f 拟合曲线,本文 3.1 节将详述其实现过程。

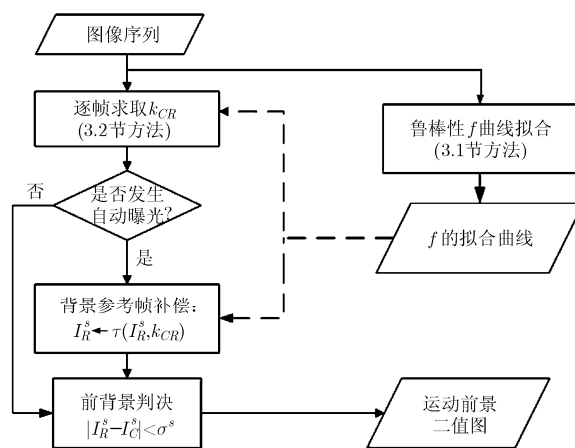


图2 算法框图

在线检测阶段：检测并补偿自动曝光对背景参考帧的影响，继而通过前背景判决得到前景二值图。在“逐帧求取 k_{CR} ”模块中将当前帧与背景帧建模为含有异常数据的单高斯分布，使用维纳滤波实时得到当前帧与背景帧之间的曝光比 k_{CR} ，本文 3.2 节将详述其实现过程；若 $k_{CR} \neq 1$ ，即发生自动曝光，则将背景参考帧补偿为 $I_R^s \leftarrow \tau(I_R^s, k_{CR})$ ，否则背景参考帧不变；在“前背景判决”模块中，若 $|I_R^s - I_C^s| < \sigma^s$ ，则像素 s 为背景区域像素，否则为前景区域像素，由此得到前景二值图，其中 σ^s 大小按文献[10]的方法设置。

3.1 鲁棒性 f 曲线拟合

从视频序列中提取两幅曝光差异的图像 A 和 B ，并选取其中的背景场景区域 $s \in S\text{-static}$ ，得到 f 曲线拟合的输入数据为 $\{(I_A^s, I_B^s)\}_{s \in S\text{-static}}$ ，满足式(1)，对其取对数得到

$$\ln k_{BA} - z(I_B^s) + z(I_A^s) = 0 \quad (5)$$

其中 $z = \ln g$ 。使用 Grossberg 等人^[12]提出的基于 EMoR 的相机响应函数的拟合参数模型：

$$z(I) = z_0(I) + \sum_{n=1}^N d_n z_n(I) \quad (6)$$

其中 N 是参数的个数。利用式(5)和式(6)得

$$\ln k_{BA} - \sum_{n=0}^N d_n (z_n(I_B^s) - z_n(I_A^s)) = 0 \quad (7)$$

其中，令 $d_0 = 1$ 。按文献[12]构造目标函数：

$$O(d_1, d_2, \dots, d_N, k_{BA}) = \sum_{s \in S\text{-static}} \left(\ln k_{BA} - \sum_{n=0}^N d_n (z_n(I_B^s) - z_n(I_A^s)) \right)^2 \quad (8)$$

通过最小化式(8)得到 $d_n, (n = 1, 2, \dots, N)$ ，进而得到 f 的拟合曲线。由于该方法没有充分考虑噪声的干扰，而在输入数据中图像噪声和混杂前景区域不可避免。本文通过输入数据筛选和基于惩罚项的能量函数设计，得到可信的 f 拟合曲线。

3.1.1 增加惩罚项 参数模型和惩罚项都可作为先验约束条件。如果参数模型选取得当，少量的基函数即可很好地表征待拟合曲线。文献[12]收集了涵盖主流相机的 109 款 f 曲线得到数据库(DoRF)，经过主成分分析(PCA)由 DoRF 得到特征向量组，将这些特征向量组按对应特征值的大小排序得到了构成基于 EMoR 参数模型的基函数序列。由 PCA 的性质，特征值越大则作为基函数的对应特征向量在参数模型中的权重越大，即权重系数 $d_n (n=1, 2, \dots, N)$ 应满足 $d_1 > d_2 > \dots > d_N$ 的先验分布。区别于以 $d_1 = d_2 = \dots = d_N$ 为先验分布而得到惩罚项 $\sum_{n=1}^N d_n^2$ 的一般

方法，本文采用惩罚项 $\sum_{n=1}^N \lambda_n (d_n)^2$ ，并更新目标函数为

$$O(d_1, \dots, d_N, k_{BA}) = \sum_{s \in S\text{-static}} \left(\ln k_{BA} - \sum_{n=0}^N d_n (z_n(I_B^s) - z_n(I_A^s)) \right)^2 + \sum_{n=1}^N \lambda_n (d_n)^2 \quad (9)$$

式中 λ_n 事先选取，满足 $0 < \lambda_1 < \lambda_2 < \dots < \lambda_N$ ，以确保在最小化 $O(d_1, d_2, \dots, d_N, k_{BA})$ 的过程中， n 越大， d_n 的取值越被抑制为一个更小的值，以与 $d_1 > d_2 > \dots > d_N$ 的先验分布相吻合。

3.1.2 海量输入数据的筛选 $S\text{-static}$ 中的元素个数并不是越大越好，因为数据量增加到一定程度 (>2000) 后，数据量增加所提高的 f 拟合曲线的精度很有限，而会带来计算量的急剧上升，所以有必要对海量的输入数据进行筛选。筛选的原则是输入数据尽可能均匀地分布在 $[0, 255]$ 的区间，以确保对 f 曲线各灰度级的均等拟合。

3.2 逐帧求取 k_{CR}

相机自动曝光导致 k_{CR} 动态变化，故需逐帧实时求取 k_{CR} 。文献[13]使用类似 f 曲线拟合的方法求得 k_{CR} ，虽精度满足要求，但需要事先选取背景区域像素作为拟合数据，且其计算量大，故不可取。本节将讨论如何在线实时求解 k_{CR} ，根据式(4)求得如式(10)所示的像素点 s 的估计值 \hat{k}_{CR}^s 。

$$\hat{k}_{CR}^s = g(I_C^s) / g(I_R^s) \quad (10)$$

对于背景区域的像素，背景帧和当前帧映射相同的场景点，即辐射度 q^s 保持不变。对于运动前景区域的像素，背景帧和当前帧映射不同的场景点，即辐射度 q^s 发生变化。不考虑图像噪声，结合式(4)有

$$\left. \begin{aligned} k_{CR} &= \hat{k}_{CR}^s, & s \in \text{背景像素区域} \\ k_{CR} &\neq \hat{k}_{CR}^s, & s \in \text{前景像素区域} \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

结合图 3 进一步说明前景区域和背景区域各自的 \hat{k}_{CR}^s 取值特征，选取发生自动曝光的当前帧图像，虚线标记的 k_{CR} 按文献[13]的方法求解得到，深色和浅色分别表示前景区域和背景区域对应的对数形式的 \hat{k}_{CR}^s 直方图，具有特征如下：(1)对于前景区域的像素集合， \hat{k}_{CR}^s 直方图与 k_{CR} 不相关，且呈离散分布；(2)对于背景区域的像素集合，由于图像噪声的存在， \hat{k}_{CR}^s 直方图呈 k_{CR} 为中心的单峰分布；(3)对于整幅图像的像素集合， \hat{k}_{CR}^s 直方图呈以 k_{CR} 为中心的近似单峰高斯分布。故将整幅图像的 \hat{k}_{CR}^s 视为含有异

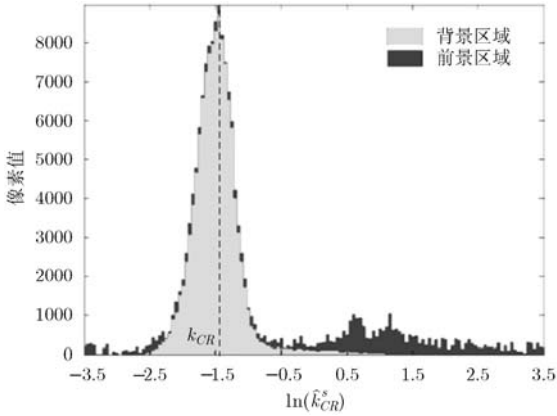


图3 曝光比直方图分布

常数据的单高斯分布,进而使用维纳滤波来估计。其中,背景区域像素点对应单高斯分布,前景区域像素对应异常数据。维纳滤波是一种基于样本序列的线性预测器,将与预测值偏差较大的样本值视为异常数据,从样本序列中剔除。借鉴文献[14]的方法在背景建模实时更新中对单步维纳滤波的应用,求解 k_{CR} :

$$k_{CR} = - \sum_{s \in S\text{-all}} a^s \hat{k}_{CR}^s \quad (12)$$

其中 $S\text{-all}$ 表示图像中包含前景区域和背景区域的所有像素点集合, a^s 是待求的预测系数。定义均方预测误差 $E[e^2]$ 如式(13)所示,并对其快速最小化求解 a^s [14]:

$$E[e^2] = E[(k_{CR})^2] + \sum_{s \in S\text{-all}} a^s E[k_{CR} \times \hat{k}_{CR}^s] \quad (13)$$

4 实验结果与分析

实验硬件平台的CPU为Intel Core P8700,内存2 G,操作系统为Linux Suse 11.1。测试序列取自隧道监控视频,分辨率为 352×288 。图像序列的特点是图像质量差,亮度在空间上分布不均匀,且由于隧道空间有限,相机架设高度低。当对比度大的车辆通过时,很容易发生自动曝光。本文算法在线检测阶段,若 $k_{CR} = 1$,则每帧图像平均耗时 0.2 ms;若 $k_{CR} \neq 1$,则每帧图像平均耗时 2.6 ms,基于MoG的背景差法平均耗时 19.8 ms,故本文算法满足实时处理的要求。

将本文算法与文献[8]的算法,文献[9]的算法以及文献[10]的MoG算法进行比较。手动分割图像序列的运动前景与背景区域(ground truth segmentation),使用漏警率(false negatives ratio)和虚警率(false positives ratio)作为运动检测性能判定标准。漏警率是指将运动前景误判为背景的像素个数占真实运动前景像素个数的比例,虚警率是指

将背景误判为运动前景的像素个数占真实背景像素个数的比例。为了得到客观结果,每种算法的后续形态学滤波都使用相同的参数。

比较各算法在自动曝光发生时漏警率和虚警率,本文算法的虚警率均值为 3.3%,且波动轻微;文献[8]的算法虚警率均值为 25.6%,且波动剧烈;文献[9]的算法虚警率均值为 23.5%;MoG算法[10]虚警率为 48.3%。本文算法的漏警率均值为 4.9%,且波动小;文献[8]的算法漏警率均值为 18.3%;文献[9]的算法漏警率均值为 27.0%,且波动范围较大;MoG算法[10]漏警率均值 52.4%。综上,本文的运动检测算法精度高且稳定,文献[8]的算法和文献[9]的算法依次次之,MoG算法[10]虚警率和漏警率都在 50%左右,已经失效。

图4是各算法得到的运动前景二值图,当低亮度的车辆进入场景遮挡高亮区域时,发生自动正曝光;当高亮度的车辆进入场景遮挡低亮区域时,发生自动负曝光。由MoG算法[10]的检测结果可以看出,无论是正曝光还是负曝光,高亮度的背景区域容易发生虚警,这是因为该区域在发生自动曝光后灰度变化剧烈,超过判决阈值,从而导致虚警。当运动前景区域的亮度略小于对应背景的亮度,则容易由于正曝光的发生而漏警,这是因为正曝光导致运动前景的灰度值变大,使之趋近所在区域的背景参考帧灰度值,当两者差值小于判决阈值时便发生漏警。当运动前景区域的亮度略大于对应背景的亮度时,则容易由于负曝光的发生而漏警,这是因为负曝光导致运动前景的灰度值变小,使之趋近所在区域的背景参考帧灰度值,当两者差值小于判决阈值便发生漏警。文献[8]的算法能消除一定的虚警;文献[9]的算法相对文献[8]的算法检测效果更好,但漏警率仍然过高;文献[8]的算法和文献[9]的算法很难兼顾漏警和虚警率,且检测效果不稳定。而本文方法在各种自动曝光场景下均能完整地分割出运动前景。

5 结束语

本文根据相机响应函数以及当前帧与背景帧之间的曝光比,将背景帧通过相机响应模型补偿为与当前帧的曝光系数一致的图像,从而消除运动错检。具体地,通过基于惩罚项的能量函数设计和海量数据筛选,求解相机响应函数;通过将当前帧与背景帧建模为含有异常数据的单高斯分布,使用维纳滤波实时得到当前帧与背景帧之间的曝光比;然后,在检测到自动曝光发生时,通过相机响应模型得到与当前帧曝光系数一致的背景参考帧。实验结果表

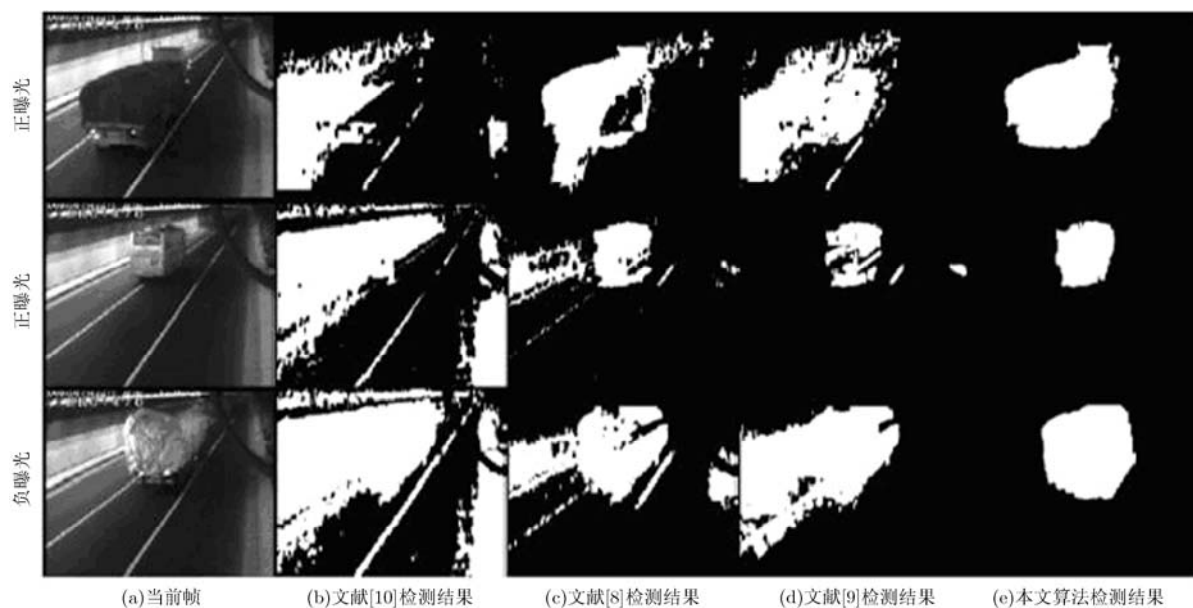


图 4 4 种算法得到的运动前景二值图

明, 该算法满足实时处理的要求, 且相比经典文献的算法, 能更好地消除自动曝光所致的运动错检。本文方法只针对单通道图像序列实现, 如何利用色彩空间各分量的相关性, 在多通道图像序列中实现本文算法是将来的研究方向。

参 考 文 献

- [1] 李拥军, 曾标, 徐克付, 等. 复杂背景下基于贝叶斯-全概率联合估计的前景检测[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(2): 388-392. Li Yong-jun, Zeng Biao, Xu Ke-fu, *et al.*. Foreground object detection in complex background based on Bayes-total probability joint estimation[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(2): 388-392.
- [2] Lin H H, Chuang J H, and Liu T L. Regularized background adaptation: a novel learning rate control scheme for Gaussian mixture modeling[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(3): 822-836.
- [3] Zhao Y D, Gong H F, Jia Y D, *et al.*. Background modeling by subspace learning on spatio-temporal patches[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2012, 33(9): 1134-1147.
- [4] Zhao X, Liu P, Liu J, *et al.*. Background subtraction using semantic-based hierarchical GMM[J]. *Electronics Letters*, 2012, 48(14): 825-826.
- [5] 周建英, 吴小培, 张超, 等. 基于滑动窗的混合高斯模型运动目标检测方法[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(7): 1650-1656. Zhou Jian-ying, Wu Xiao-pei, Zhang Chao, *et al.*. A moving object detection method based on sliding window Gaussian mixture model[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(7): 1650-1656.
- [6] 李加佳, 彭启民. 适应光照突变的运动目标检测算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 24(11): 1044-1048. Li Jia-jia and Peng Qi-min. Motion object detection algorithm for sudden illumination change[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2012, 24(11): 1044-1048.

- [7] Kim K, Chalidabhongse T H, Harwood D, *et al.*. Real-time foreground-background segmentation using code book model[J]. *Real-Time Imaging*, 2005, 11(3): 172-185.
- [8] Cucchiara R, Melli R, and Prati A. Auto-iris compensation for traffic surveillance systems[C]. Proceedings of the IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, Vienna, 2005: 851-856.
- [9] Kim Z. Real time object tracking based on dynamic feature grouping with background subtraction[C]. Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Anchorage, 2008: 1626-1633.
- [10] Stauffer C and Grimson W. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]. Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Fort Collins, 1999: 246-252.
- [11] Grossberg M D and Nayar S K. Determining the camera response from images: what is knowable?[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(11): 1455-1467.
- [12] Grossberg M D and Nayar S K. Modeling the space of camera response functions[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(10): 1272-1282.
- [13] Toyama K, Krumm J, and Brumitt B. Wallflower: principles and practice of background maintenance[C]. Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision, Corfu, 1999: 255-261.
- [14] Kim S and Pollefeys M. Robust radiometric calibration and vignetting correction[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, 30(4): 562-576.

江登表: 男, 1983 年生, 博士生, 研究方向为机器视觉、图像处理等。

李 勃: 男, 1982 年生, 博士, 副教授, 主要从事机器视觉、人工智能等方面研究。

陈启美: 男, 1949 年生, 硕士, 教授, 博士生导师, 主要从事网络通信、智能交通等方面研究。