

doi: 10.3788/gzxb20144301.0110001

基于鲁棒 M 估计和 Mean Shift 聚类的 动态背景下运动目标检测

徐 诚¹, 黄 大 庆^{1,2}

(1 南京航空航天大学 电子信息工程学院, 南京 210016)

(2 南京航空航天大学 无人机研究院, 南京 210016)

摘 要:针对动态背景下运动目标的检测问题,提出了一种基于鲁棒 M 估计和 Mean Shift 聚类的目标检测新方法。首先,在考虑全局光照变化的情况下,构建鲁棒 M 估计器估计全局运动,以实现最小化相邻 2 帧图像中所有像素亮度的绝对残差和,根据 M 估计得到像素点权值,提取出代表局部运动信息的离群点;在离群点中均匀抽取网格点,然后利用 Mean Shift 聚类算法实现不同运动点的分割;根据聚类的结果生成凸包,准确分割出运动目标区域。实验结果表明,该方法能检测出动态背景下的多个运动目标区域,多目标检测准确度到达 95% 以上,并且只需两帧图像就可以准确检测并锁定运动目标,满足实时处理的要求,具有一定的工程意义。

关键词:运动目标检测;动态背景;鲁棒 M 估计;Mean Shift 聚类;凸包

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

文章编号:1004-4213(2014)01-0110001-6

Detection of Moving Objects in Dynamic Scenes Based on Robust M-estimator and Mean Shift Clustering

XU Cheng¹, HUANG Da-qing^{1,2}

(1 College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China)

(2 Research Institute of UAV, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: Focusing on the problem of moving objects detection in dynamic scenes, a novel algorithm based on robust M-estimator and mean shift clustering was proposed. First, considering the case of global illumination change, M-estimator was constructed to estimate the global motion in order to minimize the absolute residuals of pixels luminance between two adjacent frames. The structured outliers could be extracted according to the weight map of every pixel. Then the grid points were selected evenly from outliers and different point belong different moving object was clustered by mean shift algorithm. The convex hulls were generated under clustering results, to accurately segment the moving object regions. Experimental results show that this method can accurately detect multiple moving objects in dynamic scenes, and MODA can reach 95%. Besides, only two frames are needed to detect and lock the moving objects by this algorithm, which can meet real-time processing requirements and has a certain degree of engineering significance.

Key words: Moving object detection; Dynamic scene; Robust M-estimator; Mean Shift clustering; Convex hull

OCIS Codes: 110.2970;110.4153;100.4999;100.2000

基金项目:国家自然科学基金(No. 61106018)、航空科学基金(No. 20115552031)资助

第一作者:徐诚(1982-),男,博士研究生,主要研究方向为运动目标检测、定位。Email:xc88@vip.qq.com

导师(通讯作者):黄大庆(1959-),男,研究员,主要研究方向为遥控、遥测、光学测量。Email:radiouav@sina.com

收稿日期:2013-10-12;录用日期:2013-12-10

<http://www.photon.ac.cn>

0 引言

运动目标检测是计算机视觉领域研究的热点,在智能监控、人机交互、虚拟现实、计算机图形学等领域都有着广泛的应用.运动目标检测可以分为静态背景检测和动态背景检测两类^[1].静态背景目标检测是指摄像机相对背景静止,通常用于道路等固定场景的监控,常用的算法有帧差法、背景减法和块运动分析法等^[2-4].动态背景目标检测是由于摄像机相对背景移动或旋转,导致图像中的背景和物体都发生了运动,增加了运动目标检测的难度.这也是目前运动目标检测的研究重点^[5-6],具有重要的实际意义.

当前用于动态背景的运动检测方法,可分为背景运动补偿和光流法两类.背景运动补偿的目的是将摄像机运动导致的背景运动去除.利用相邻帧中背景对应的特征点匹配来估计背景运动模型的参数^[7],再根据计算出的全局运动参数计算出当前帧中每个像素的移动速度,预测该像素的下一帧的位置,将目标的检测转化到静止背景条件下.受特征点匹配误差的影响,该方法受环境变化的影响较大,导致背景运动补偿效果不理想.光流法通过估计并分割光流场,实现运动检测.光流模型中亮度一致性约束假设像素的亮度值在一段很小的空间距离、时间间隔内保持恒定,实际应用中,图像存在遮挡、边缘等因素造成灰度不恒定,以及传感器噪声、光照变化等也干扰了亮度恒定,因此无法有效处理遮挡、大位移、光照变化等问题,抗噪性也比较差^[8-10].除以上方法外,近年来一些研究者为了提高动态背景下目标的检测精度,引入视觉注意机制.文献

[11]提出构建一种基于视觉认知机理的时空域特征交互模式,以及基于该模式的复杂动态背景下的目标检测与提取算法.文献[12]采用自信息计算时空域视觉显著性进行室外场景运动目标检测,较好地处理了背景扰动和场景光照变化的影响.文献[13]将 Itti 模型提取的空域特征与动态时域特征相结合,较好地改善了由于光照变化和噪声等因素对检测结果的影响.这些方法在一定程度上提高了检测精度,但是计算量较大,难以满足实时处理的需求.本文提出一种动态背景下运动目标检测法,研究表明该方法能检测出动态背景下多个运动目标区域,准确度达 95% 以上,且只需两帧图像就可以准确检测并锁定运动目标,满足实时处理的要求.

1 算法原理

本文提出的动态背景下运动目标检测法的依据是:在多数情况下,运动目标和背景具有不同的运动模式,导致运动目标和背景区域的像素点在相邻帧间表现出不同的位移矢量,通过对像素点位移矢量、空间位置、颜色综合处理,即可分割出动态背景下的运动目标.算法的总体思路如图 1.在考虑全局光照变化的情况下,构建鲁棒 M 估计器估计全局运动,以实现最小化相邻 2 帧图像中所有像素亮度的绝对残差和,根据 M 估计得到的每个像素点权值,提取离群点,即局部运动信息;在离群点中均匀选择网格点,然后利用 Mean Shift 聚类算法实现隶属于不同运动物体网格点的分割;最后,根据聚类结果生成凸包,从而准确分割出运动目标区域.

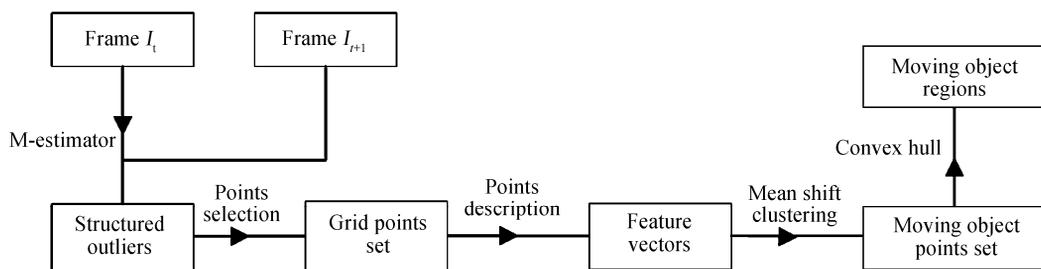


图 1 动态背景下运动目标检测算法

Fig. 1 Block diagram of moving objects detection in dynamic scenes

2 全局运动估计与离群点获取

对于动态图片,通常把运动信息分为背景运动信息和前景运动信息.背景运动是指由摄像机运动造成的镜头内所有点的整体移动,又称为全局运动或摄像机运动;前景运动是指被拍摄物体在场景的运动,又称为局部运动.在运动背景下,物体各点的运动是由全局和局部运动叠加而成的,因此为了正确的提取局部运动信息,需要估计出全局运动信息,并在对局部运动进行分析时剔除全局运动的影响.

相邻 2 帧图像中,像素的亮度残差主要由两部分构成:一部分是由于全局运动造成的残差;另一部分是由于全局光照变化造成的残差.全局运动估计的目标就是最小化由于全局运动而导致的亮度绝对值残差和^[14].相邻帧之间物体的运动比较“微小”,设 (x_i, y_i) 为某个像素点在前图像中的位置, $(x_i + dx, y_i + dy)$ 为该像素在下一帧图像中的位置,假设全局光照的变化服从线性关系,则有

$$r_i = I(x_i + dx, y_i + dy, t + dt) - I(x_i, y_i, t) - \eta dt \quad (1)$$

式中 $I(\cdot)$ 代表像素点的亮度, r_i 为由于全局运动而导

致的亮度绝对值残差, η 代表全局光照变化的系数, 为常量。

定义光流矢量 \mathbf{V} , 代表图片某像素点 (x_i, y_i) 的速度, 包括运动大小和运动方向信息. 其与像素点位置的对应关系可以通过仿射模型表示

$$\begin{cases} u(x_i, y_i) = a_1 + a_2 x_i + a_3 y_i \\ v(x_i, y_i) = a_4 + a_5 x_i + a_6 y_i \end{cases} \quad (2)$$

将(2)写成矩阵形式

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} u(x_i, y_i) \\ v(x_i, y_i) \end{bmatrix} = \mathbf{B}\mathbf{A} \quad (3)$$

式中

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 1 & x_i & y_i & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & x_i & y_i \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{A} = [a_1 \ a_2 \ a_3 \ a_4 \ a_5 \ a_6]^T$$

将式(1)用一阶泰勒级数展开, 并整理可得

$$r'_i = I_{x_i} \cdot \frac{dx_i}{dt} + I_{y_i} \cdot \frac{dy_i}{dt} + I_t - \eta = \mathbf{V} \cdot \nabla \mathbf{I}^T + I_t - \eta \quad (4)$$

式中, $I_{(\cdot)}$ 为对下标变量求偏导, $\nabla \mathbf{I}^T = (I_{x_i}, I_{y_i})$, $r'_i = r_i / dt$.

对式(4)进行改写并将式(3)代入, 可得

$$r'_i = \boldsymbol{\chi}_i \boldsymbol{\theta} - \gamma_i \quad (5)$$

式中, $\boldsymbol{\theta}^T = (\mathbf{A}^T, \eta)$, $\gamma_i = -I_t$, $\boldsymbol{\chi}_i = (\nabla \mathbf{I}^T \mathbf{B}, -1)$.

$\boldsymbol{\theta}$ 为待估参数矢量, 定义式(6)为目标函数

$$f(\boldsymbol{\theta}) = \sum_i r_i'^2 = \sum_i (\boldsymbol{\chi}_i \boldsymbol{\theta} - \gamma_i)^2 \quad (6)$$

全局运动估计问题就是求解参数矢量 $\boldsymbol{\theta}$, 使得目标函数取得最小值, 即最小二乘估计.

最小二乘估计中, 远离数据群体的数据称为离群点. 在图像全局运动估计中, 离群点代表局部运动信息, 即为动态背景中的运动物体, 如图 2.

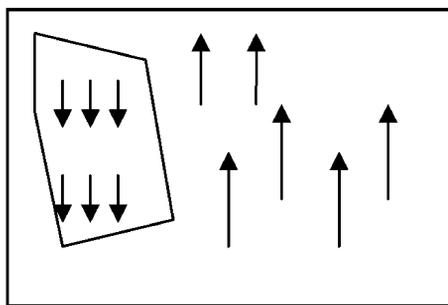


图 2 全局运动中的离群点

Fig. 2 Outliers in global motion

由最小二乘估计原理可得, 离群点对残差平方和影响比其他数据大得多. M 估计的基本思想是采用迭代加权最小二乘估计回归系数, 根据回归残差的大小确定各点的权 w_i , 以达到鲁棒的目的, 其优化的目标函数是为减少离群点作用, 对不同的点施加不同的权重, 即对残差小的点给予较大的权重, 而对残差较大的点(离群点)给予较小的权重, 根据残差大小确定权重,

并据此建立加权的 最小二乘估计, 反复迭代以改进权重系数, 直至权重系数小于一定的允许误差.

将目标函数式(6)改为 M 估计目标函数形式

$$f(\boldsymbol{\theta}) = \sum_i \rho(r'_i) = \sum_i \rho(\boldsymbol{\chi}_i \boldsymbol{\theta} - \gamma_i) \quad (7)$$

在 M 估计中, 目标函数 $\rho(x)$ 的导数 $\varphi(x) = \rho'(x)$ 为影响函数, $w = \varphi(x)/x$ 为权值函数. 本文选用 Tukey 函数作为影响函数, 即

$$\varphi(x) = \begin{cases} x(1 - (x/C)^2) & |x| \leq C \\ 0 & |x| > C \end{cases} \quad (8)$$

式中, C 为常量, 用于调整算法的敏感度. 经过 M 估计运算, 可以获得图像中各个像素点的权重 $w(p)$, $w(p) \in [0, 1]$. 根据 M 估计原理可知, 背景像素点, $w(p)$ 趋于 1; 反之, 局部运动像素点, $w(p)$ 趋于 0.

标记局部运动像素点集合 $M(p)$

$$M(p) = \begin{cases} 1 & w(p) \rightarrow 0 \\ 0 & w(p) \rightarrow 1 \end{cases} \quad (9)$$

3 基于 Mean Shift 的像素点聚类与后处理

3.1 特征点的选择

点集合 $M(p)$ 包含了局部运动像素点, 这些像素点可能属于一个或多个运动物体. 为了有效检测并区分出不同的运动物体, 需要对 $M(p)$ 做进一步处理. 由于对运动物体的形状、颜色没有任何先验信息, 本文用 Mean Shift 聚类算法分割运动物体, 考虑到计算效率, 并缩减 $M(p)$ 点集, 采用式(10)来计算

$$D = \left\{ p = \left(\frac{k \cdot w}{N}, \frac{l \cdot h}{N} \right), \right. \\ \left. k = 0 \dots N, l = 0 \dots N \mid M(p) = 1 \right\} \quad (10)$$

式中, w, h 分别为图片的宽、高, N 为选取网格点的行、列数.

3.2 Mean Shift 原理

Mean Shift 算法是一种用于寻求数据集中模值点的非参数统计方法^[15]. 数据集的模值点定义为概率密度 $f(x)$ 取局部极大值, 概率密度的梯度 $\nabla f(x)$ 为 0 的点. 对于 d 维空间中 n 个采样点 $\{x_i, i=1, 2, \dots, n\}$, x 点的概率密度的核函数估计为

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x_i - x}{h}\right) \quad (11)$$

式中, $K(x)$ 是一个核函数, $K(x) = k(\|x\|^2)$, 定义 $g(x) = -k'(x)$, $G(x) = g(\|x\|^2)$. 则 x 点的 Mean Shift 向量定义为

$$\mathbf{M}_{h,g}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right)(x_i - x)}{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right)} - x \quad (12)$$

在实际应用中, 对于一个给定的目标点 x , $G(x)$ 为

对应的核函数, ϵ 为容许误差, Mean Shift 算法可按照以下三个步骤进行循环:

- 1) 计算 Mean Shift 向量 $\mathbf{M}_{h_s, h_c}(x)$;
- 2) 将 Mean Shift 向量的计算结果赋给 x ;
- 3) 如果 $\|\mathbf{M}_{h_s, h_c}(x)\| < \epsilon$, 则结束循环, 否则从步骤(1)继续执行循环。

由这三个步骤可知, Mean Shift 算法的循环迭代步骤就是沿着概率密度梯度的方向不断移动, 同时移动的步长不仅与目标点的概率密度有关, 也与梯度的大小有关。在概率密度较大的局部极大值附近, 算法移动的步长较小, 反之, 对于概率密度较低的区域算法移动步长较大, 这就说明了 Mean Shift 算法实质上是一种自适应的梯度上升算法。在满足一定条件下, 该算法会逐渐收敛到目标点附近的峰值。

3.3 基于 Mean Shift 的像素点聚类

一幅图像可以表示成一个二维网格点上的 p 维向量, 每一个网格点代表一个像素, $p = 1$ 表示这是一个灰度图像, $p = 3$ 表示彩色图像, 网格点的坐标表示图像的空间信息, 综合考虑图像的空间信息、色彩信息以及运动特征, 组成一个 $p + 4$ 维的向量, $\mathbf{x} = (\mathbf{x}^s, \mathbf{x}^c, \mathbf{x}^m)$, 其中 \mathbf{x}^s 表示网格点的坐标, \mathbf{x}^c 表示该网格点上 p 维颜色信息, \mathbf{x}^m 表示该网格点上光流矢量(HS 光流算法^[8]求得)。用核函数 K_{h_s, h_c, h_m} 来估计 \mathbf{x} 的分布, K_{h_s, h_c, h_m} 具有如下形式

$$K_{h_s, h_c, h_m}(\mathbf{x}) = \frac{c}{h_s^2 h_c^p h_m^2} k\left[\left\|\frac{\mathbf{x}^s}{h_s}\right\|^2\right] k\left[\left\|\frac{\mathbf{x}^c}{h_c}\right\|^2\right] k\left[\left\|\frac{\mathbf{x}^m}{h_m}\right\|^2\right] \quad (13)$$

此处 $k(x)$ 为剖面函数, 并且满足

- 1) $k(x)$ 是非负的;
- 2) $k(x)$ 是非增的, 即如果 $a < b$ 那么 $k(a) \geq k(b)$;
- 3) $k(x)$ 是分段连续的, 并且 $\int_0^{\infty} k(r) dr < \infty$ 。

h_s, h_c, h_m 是所用核的带宽, c 是相应的归一化常量。

根据 Mean Shift 的论述可知, Mean Shift 向量指向样本分布最多的区域, 也就是概率密度梯度方向。数据集 $\{x_i, i=1, 2, \dots, n\}$ 服从概率密度函数 $f(x)$, 给定一初始点 x , 经过 Mean Shift 算法就会逐步移动到一个概率密度峰值点。这个峰值点就是某类的聚类中心。

对网格点集 D 中所有像素点都做相同的处理, 首先设定一点为初始聚类中心, 对该点做 3.2 节的 Mean Shift 迭代, 最后对于收敛到同一点的数据集即为一类, 并对属于同一类的点做标记, 至此, 可以获得若干代表不同运动物体的点集合。

3.4 图像后处理

在实际应用中, 常需要分割出目标对应的区域。显然, 若提取的运动目标点集准确, 则点集的凸包必定对应运动目标区域。凸包也称最小凸包, 是指包含集合中所有对象的最小凸集。计算平面点集凸包的算法有多

种, 较为经典的有增量法、格雷厄姆扫描法(Graham)、卷包裹法和分治法等。本文使用文献[16]中平面点集凸包改进 Graham 算法, 获取动目标点的凸包, 最终得到运动物体的分割结果。

4 实验结果与分析

根据运动目标检测算法, 编写实验程序, 使用平台为 VS2008+OpenCV2.3.1。选取 5 段图片序列来验证算法, 即 Helicopter、Car、网球比赛、车辆跟踪航拍及快艇。所选序列的摄像机在拍摄时存在平移、旋转运动, 图像大小均为 640×480 。

首先, 用序列 Helicopter 和序列 Car 对算法做定性评价。

图 3 为序列 Helicopter 的第 10、11、12 帧的检测结果, 该序列为跟踪拍摄某直升机飞行的场景。图 3 中, 每行代表一帧图片, 第 1 列为原图, 第 2 列为离群点检测以及 Mean Shift 聚类结果, 第 3 列为运动物体的分割结果, 封闭曲线即为运动目标区域。

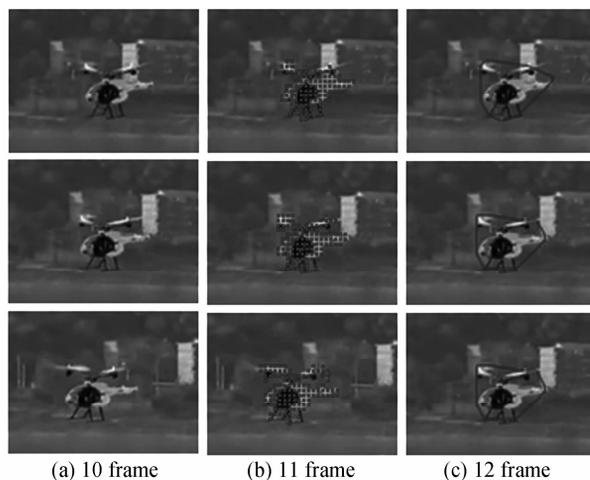
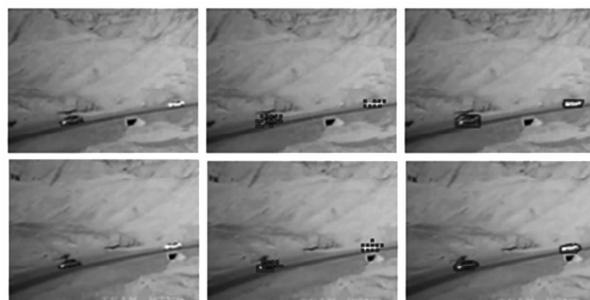


图 3 序列 Helicopter 10、11、12 帧检测结果
Fig. 3 Detection results of 10, 11, 12 frame in sequence Helicopter

图 4 为序列 Car 的第 53、54、55 帧的检测结果, 该序列为航拍车队的场景, 因摄像机远离场景, 目标分辨率较低。与图 3 相比, 图 4 中存在 2 个运动目标, 实验表明, 本算法可以有效的检测出动态背景下的运动目标, 并且区分出不同类别的运动目标。



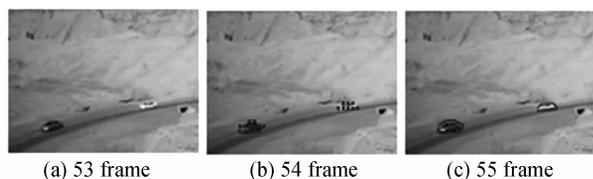


图4 序列 Car 53,54,55 帧检测结果

Fig. 4 Detection results of 53, 54, 55 frame in sequence Car

用 3 个图片序列做定量评价,分别命名为序列 1、2、3。

如图 5 所示,序列 1 为网球比赛,视场中有两个运动目标,摄像机做匀速运动,由于在室内,无明显的光照变化;序列 2 为高速公路上对车辆的跟踪航拍,视场中有两辆同向行驶的车辆,以及一辆停留的同型号车辆,摄像机运动较为复杂,有加减速以及升降,光照变化较小;序列 3 为对水上两只运动快艇的航拍,有云雾、水汽干扰和较为明显的光照变化。

为了定量评价算法,将序列 1~3 中的运动物体手工标注出来。目标检测的评价准则为漏检率、误检率和



图5 实验序列 1~3

Fig. 5 Experiment sequence of 1~3

多目标检测准确度 (Multi-Object Detection Accuracy, MODA)^[17]。表 1 为用序列 1~3 实验所得到的统计结果。总体上看,检测准确度稳定在 95% 以上,误检率和漏检率均在 3% 以下。序列 2 和序列 3 的误检率和漏检率高于序列 1, MODA 低于序列 1,这是由于相对序列 1,序列 2 和序列 3 的摄像机运动更复杂,进入视场的运动目标个数不一定,光照的变化也更为明显。在这种情况下,会引起算法性能一定程度的下降。同时,实验结果显示,序列 2 中,同型号的静止车辆对本算法检测结果无影响,这表明算法具有较好的鲁棒性和实用性。算法实验环境为 Core i7, 2.9GHz 处理器,带宽向量选取值为 $h = \{h_s, h_c, h_m\} = \{8, 6, 6\}$,处理时间为 32~34 ms。可以达到实时处理要求。

表 1 检测结果统计

Table 1 Results of statistical test

Video	Total frames	Total targets	Error number	Missing number	MODA	Error rate	Miss rate
Sequence 1	456	912	3	5	99.2%	0.3%	0.5%
Sequence 2	234	460	6	11	96.4%	1.3%	2.4%
Sequence 3	312	602	9	16	95.5%	1.5%	2.7%

5 结论

本文提出了一种动态背景下运动目标检测的新方法,在考虑全局光照变化的情况下,构建鲁棒 M 估计器估计全局运动,并提取离运动目标像素点;利用 Mean Shift 聚类算法实现不同运动目标的分割,并根据聚类结果生成凸包,标明运动目标区域。实验证明,本文方法在光照变化的真实条件下,可以准确检测出动态背景下的多个运动目标区域,该算法只需两帧图像就可以准确检测并锁定运动目标,满足实时处理的要求,具有一定的工程意义。

参考文献

- [1] ZHOU Xu-chao, TU Da-wei, CHEN Yong, et al. Moving object detection under dynamic background based on phase-correlation and differential multiplication[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2010, **31**(5): 980-983.
周许超,屠大维,陈勇,等. 基于相位相关和差分相乘的动态背景下运动目标检测[J]. *仪器仪表学报*, 2010, **31**(5): 980-983.
- [2] WU Q Z, JENG B S. Background subtraction based on logarithmic intensities[J]. *Pattern Recognit Letter*, 2002, **23**(13): 1529.
- [3] JI X P, WEI Z Q, FENG Y W. Effective vehicle detection technique for traffic surveillance systems [J]. *Journal of Visual Commun Image Represent*, 2006, **17**(3): 647.
- [4] CHEN Zhong-bi, ZHANG Qi-heng, PENG Xian-rong, et al. Detecting method for moving targets based on block estimation

[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2006, **33**(6): 15-19.

陈忠碧,张启衡,彭先蓉,等. 基于块估计的运动目标检测方法[J]. *光电工程*, 2006, **33**(6): 15-19.

- [5] JI Qing-bo, ZHANG Xing-zhou, LIU Yun-he. Detection method for moving small target in infrared image sequences with dynamic background [J]. *Computer engineering and applications*, 2007, **43**(35): 93-95.
汲清波,张兴周,刘云鹤. 动态背景下的序列图像中运动小目标检测算法[J]. *计算机工程与应用*, 2007, **43**(35): 93-95.
- [6] LI Zhe, SU Xiu-qin, YANG Xiao-jun, et al. Small moving infrared target detection [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2006, **35**(6): 924-927.
李哲,苏秀琴,杨小君,等. 红外运动小目标的检测[J]. *光子学报*, 2006, **35**(6): 924-927.
- [7] QI Mei-shan, WANG Wei, JIANG Jian-guo, et al. Rapid moving object detection under a dynamic scene[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2011, **25**(9): 756-761.
齐美彬,汪巍,蒋建国,等. 动态场景下的快速目标检测算法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2011, **25**(9): 756-761.
- [8] HORNB K P, SCHUNCK B. Determining optical flow[J]. *Artificial Intelligence*, 1981, **17**(1-3): 185-203.
- [9] QIN Jian, CHEN Qian, QIAN Wei-xian. A detection algorithm for dim and small infrared target based on the optical flow estimation and the adaptive background suppression[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2011, **40**(3): 476-482.
秦剑,陈钱,钱惟贤. 基于光流估计和自适应背景抑制的弱小目标检测[J]. *光子学报*, 2011, **40**(3): 476-482.
- [10] LUO Huan, WANG Fang, CHEN Zhong-qi, et al. Infrared

- target detecting based on symmetrical displaced frame difference and optical flow estimation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(6):1715-1720.
- 罗寰,王芳,陈中起,等. 基于对称差分和光流估计的红外弱小目标检测[J]. 光学学报, 2010, **30**(6):1715-1720.
- [11] LI Ming, FAN Xin-nan, ZHANG Xue-wu, *et al.* A target extraction method in disordered and dynamic back-ground based on visual cognition theory [J]. *Journal of Optoelectronics. Laser*, 2012, **23**(2):366-373.
- 李敏,范新南,张学武,等. 基于视觉认知机理的复杂动态背景下目标提取[J]. 光电子. 激光, 2012, **23**(2):366-373.
- [12] LIU C, YUEN P C, QIU G. Object motion detection using information theoretic spatio-temporal saliency [J]. *Pattern Recognition*, 2009, **42**(11):2897-2906.
- [13] CHENG W H, CHU Wei-ta, WU Ja-ling. A visual attention based region-of-interest determination framework for video sequences [J]. *IEICE transactions on information and systems*, 2005, **88**(7):1578-1586.
- [14] HUANG Guan-yuan, YAN Hui. Method for global motion estimation based on robust M-estimator [J]. *Computer Engineering*, 2009, **35**(3):235-236.
- 黄官远,严晖. 基于鲁棒 M-估计器的全局运动估计方法[J]. 计算机工程, 2009, **35**(3):235-236.
- [15] CHEN Yong-mei, WANG Jin-xing, WEI Kun, *et al.* Visible/infrared dual-channel target tracking based on weighted Mean-shift [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **39**(2):357-363.
- 程咏梅,王进行,魏坤,等. 基于加权 mean-shift 可见光/红外双通道目标跟踪[J]. 光子学报, 2010, **39**(2):357-363.
- [16] WU Wen-zhou, LI Li-fan, WANG Jie-chen. Graham planar convex hull algorithm [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2010, **35**(6):123-125.
- 吴文周,李利番,王结臣. 平面点集凸包 Graham 算法的改进[J]. 测绘科学, 2010, **35**(6):123-125.
- [17] KASTURI R, GOLDFOF D, SOUNDARARAJAN P, *et al.* Framework for performance evaluation of face, text, and vehicle detection and tracking in video: data, metrics, and protocol [J]. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, **31**(2):319-336.