

# 一种改进的基于卡尔曼滤波的背景差分算法

施龙超<sup>1,2\*\*</sup>, 安玉磊<sup>2\*</sup>, 苏秉华<sup>1,2\*\*\*</sup>, 文博<sup>1,2</sup>, 董泽华<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>北京理工大学光电学院, 北京 100081;

<sup>2</sup>北京理工大学珠海学院信息学院, 广东 珠海 518088

**摘要** 基于卡尔曼滤波的背景差分算法存在背景更新不自适应,对光照变化、物体移入移出敏感等问题。提出了一种改进的以分类分块为核心的背景差分算法。首先,将前  $N$  帧视频序列图像求取均值得到初始背景模型;将第  $K$  帧图像与背景图像进行差分得到差分图像,再按照均值和标准差进行两次分类分块,分出前景块和背景块;在单个像素基础上对前景块进行背景细分割,确定运动目标区域;依据相邻两帧之间的灰度信息完成背景自适应更新。实验证明,本文算法能有效克服外界光线缓慢变化和背景中物体的轻微移动等问题。该算法具有较好的稳健性、相对较快的运算速度以及精确的运动目标区域。

**关键词** 图像处理; 运动检测; 卡尔曼滤波; 背景差分; 分块分类; 动态背景

中图分类号 TP751.1

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.081003

## An Improved Background Subtraction Algorithm Based on Kalman Filtering

Shi Longchao<sup>1,2\*\*</sup>, An Yulei<sup>2\*</sup>, Su Binghua<sup>1,2\*\*\*</sup>, Wen Bo<sup>1,2</sup>, Dong Zehua<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> College of Optoelectronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

<sup>2</sup> School of Information Technology, Beijing Institute of Technology, Zhuhai, Zhuhai, Guangdong 518088, China

**Abstract** The background difference method based on Kalman filtering cannot adapt to the background update and it is sensitive to light changes and object moving. A modified background subtraction algorithm based on the idea of classification is proposed. First, the initial background model is gotten by averaging the first  $N$  frames of the video sequence images. Then, the difference image is obtained from the difference between the  $K$ th image and the background image. The difference image is split into foreground and background blocks for two times and the classification criteria are the mean value and standard deviation. The foreground blocks are finely segmented based on a single pixel, and the moving targets region is determined. Finally, the adaptive background updating is conducted according to the gray value information between adjacent frames. The experimental results show that the proposed algorithm can effectively solve the problems of slow changes in external light and slight movement of objects in the background, and it has good robustness, relatively higher computing speed, and accurate moving targets area.

**Key words** image processing; motion detection; Kalman filtering; background subtraction; blocks classification; dynamic background

**OCIS codes** 100.2000; 100.4994

## 1 引言

目前,运动目标检测技术广泛应用在视频监控、工业机器人、人工智能等多个领域,是诸多前沿技术的关键组成部分<sup>[1]</sup>。运动目标检测根据相机和拍摄背景间是否有相对移动区分为静止背景和动

态背景。智能交通监控中相机相对静止,属于静止背景情况。常用的静止背景下运动目标检测的方法有光流法<sup>[2]</sup>、帧间差分法<sup>[3]</sup>、背景差分法<sup>[4]</sup>等。

根据背景更新方法的不同,运动目标检测法又可分为多帧平均建模背景差分法、单高斯模型背景差分法、混合高斯模型背景差分法、基于卡尔曼滤波

收稿日期: 2018-01-05; 修回日期: 2018-02-12; 录用日期: 2018-03-05

基金项目: 广东省青年创新人才项目(2016KQNCX203)

\* E-mail: ylan5@qq.com; \*\* E-mail: m17702201052@163.com; \*\*\* E-mail: bhsu@263.net

的背景差分法等。卡尔曼滤波最早由匈牙利数学家卡尔曼在 20 世纪 60 年代提出, Schmidt 首次将卡尔曼滤波器实现。卡尔曼滤波方法在很多问题上是最优、效率最高的解决方法, 其应用时间已经超过 30 多年, 最具代表性的应用就是运用卡尔曼滤波方法预测阿波罗飞船的轨道, 阿波罗飞船的导航系统也使用了卡尔曼滤波器。全世界范围内越来越多的人在进行基于卡尔曼滤波的研究和完善扩充, 例如 Lee 等提出了一种基于遗传算法的卡尔曼滤波器, 该滤波器使用遗传算法或 DNA 编码技术对卡尔曼滤波器进行优化; 刘惟锦等<sup>[5]</sup>提出了基于卡尔曼滤波和边缘直方图特征的实时目标跟踪方法。卡尔曼滤波算法现已被广泛应用于定位<sup>[6]</sup>、测距<sup>[7-8]</sup>以及噪声补偿<sup>[9]</sup>等。实验发现卡尔曼滤波器方法<sup>[10]</sup>采用递归的思想, 其一旦在某一时刻背景模型存在偏差, 就会对之后的背景模型更新造成持续较长时间的影响。还有一种将帧间差分法和背景差分法相结合的算法<sup>[11]</sup>, 该算法基于多帧视频序列且在分块上较大, 所以有时会造成部分目标区域漏判或误判等问题, 背景模型的更新时间长。

本文提出一种基于卡尔曼滤波并结合分类分块思想的背景差分算法。首先利用视频序列的前  $N$  帧图像求均值得到初始背景模型, 再逐帧进行如下操作: 将当前帧图像与背景模型经过差分后的图像初次分块分类, 分离出较大的背景块; 对初次分块分类中的前景块进行二次分块分类, 同样按照各个子块的均值和标准差进行分类; 对二次分类完成后的前景块按逐个像素差分, 去除掺杂的背景部分, 此时可以得到较为完整的运动目标区域。优化改进了基于卡尔曼滤波的背景更新模型, 可进行自适应背景更新。该算法以块和像素为操作对象, 可减少运算时间、保证检测结果的准确性, 也能够适应光线缓慢变化和轻微震动。

## 2 基于卡尔曼滤波的背景更新算法

### 2.1 卡尔曼滤波器原理

卡尔曼滤波器<sup>[12]</sup>是一种效率较高的递归滤波器, 该算法建立在线性最小方差估计的基础上, 可得到线性最优的估计值。首先, 定义一个离散控制过程系统的线性随机微分方程表述:

$$X(k) = \mathbf{A} \times X(k-1) + \mathbf{B} \times U(k) + \mathbf{W}(k), \quad (1)$$

该系统实时的测量值为

$$Z(k) = \mathbf{H} \times X(k) + \mathbf{V}(k), \quad (2)$$

式中  $X(k)$  为  $k$  时刻的系统当前状态;  $U(k)$  为  $k$  时刻对系统的调控量;  $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$  为系统的固有参数矩阵;  $Z(k)$  为  $k$  时刻的测量值;  $\mathbf{H}$  为测量矩阵;  $\mathbf{W}(k)$  和  $\mathbf{V}(k)$  则表示系统过程及测量的附带噪声, 通常这种噪声被认定为高斯白噪声, 它们的协方差分别为  $\mathbf{Q}$ 、 $\mathbf{R}$ 。

接下来以系统的过程模型和上一状态为基础对系统的当前状态进行预测:

$$X(k | k-1) = \mathbf{A} \times X(k-1 | k-1) + \mathbf{B} \times U(k), \quad (3)$$

式中  $X(k | k-1)$  为  $k$  时刻系统的预测状态,  $X(k-1 | k-1)$  为  $k-1$  时刻系统状态的最优结果, 若系统没有控制量,  $U(k)$  可为 0。由于上一状态得到的预测值与实际值相比存在误差, 该预测值对应的协方差为

$$P(k | k-1) = \mathbf{A} \times P(k-1 | k-1) \times \mathbf{A}^T + \mathbf{Q}, \quad (4)$$

式中  $P(k | k-1)$  为  $X(k | k-1)$  对应的协方差,  $P(k-1 | k-1)$  为  $X(k-1 | k-1)$  对应的协方差,  $\mathbf{Q}$  为系统模型的协方差。结合当前系统的预测值, 可求得  $k$  时刻系统的最优化估算值  $X(k | k)$ :

$$X(k | k) = X(k | k-1) + K(k) \times [Z(k) - \mathbf{H} \times X(k | k-1)]. \quad (5)$$

计算卡尔曼增益  $K$ :

$$K(k) = P(k | k-1) \times \mathbf{H}^T / [\mathbf{H} \times P(k | k-1) \times \mathbf{H}^T + \mathbf{R}]. \quad (6)$$

$k$  时刻系统状态的最优估算值  $X(k | k)$  对应的协方差需更新为

$$P(k | k) = [\mathbf{I} - K(k) \times \mathbf{H}] \times P(k | k-1), \quad (7)$$

式中  $\mathbf{I}$  为单位矩阵, 当系统进入  $k+1$  状态时,  $P(k | k)$  就是(4)式的  $P(k-1 | k-1)$ 。根据上述算法循环运算直到系统过程结束, 其中(3)~(7)式为卡尔曼滤波器的核心。

### 2.2 基于卡尔曼滤波的背景更新算法实现

考虑到卡尔曼滤波的递归思想, 将通过卡尔曼滤波器进行的背景模型实时更新视为一个多帧连续的降噪过程。其背景更新过程的公式如下:

$$B_{k+1}(i, j) = B_k(i, j) + h_k \times [I_k(i, j) - B_k(i, j)], \quad (8)$$

$$h_k = \alpha \times M(i, j, k) + \beta \times [1 - M(i, j, k)], \quad (9)$$

$$M(i, j, k) =$$

$$\begin{cases} 1, & |I(i, j, k) - B(i, j, k)| > T \\ 0, & \text{else} \end{cases}, \quad (10)$$

式中  $B_k(i, j)$  为根据递归操作得到的第  $k$  帧背景图像,  $B_{k+1}(i, j)$  为需要要求的第  $k+1$  帧背景图像,  $I_k(i, j)$  为第  $k$  帧视频序列图像,  $h_k$  为影响因子;  $\alpha$  为目标因子,  $\beta$  为背景因子, 实际应用中一般根据经验取固定值  $[0, 1]$ ;  $T$  为检测阈值;  $M(i, j, k)$  为第  $k$  帧视频序列中运动目标二值化的结果。此方法的缺点是需要根据经验手动设置更新因子及阈值, 不能根据环境的变化及时调整参数, 稳健性差。在此基础上进行改进, 利用卡尔曼滤波递归的思想, 采取自适应背景更新方法, 根据当前帧及其相邻帧的灰度关系调整更新因子的大小, 可以较好地适应光线的变化及物体移入移出。

### 3 改进的背景差分算法

基于卡尔曼滤波的背景差分算法存在一些缺点, 例如背景更新不自适应、当前帧与背景图像进行差分的方法过于简单。针对这些问题, 做如下改进: (1) 更新权值由相邻两帧图像的灰度信息决定; (2) 将分类分块的思想引入到当前帧图像与背景图像差分处理当中。首先进行初次分块, 根据各子块的像素灰度均值和标准差将差分图像区分出背景块和前景块; 再对所得到的前景块图像进行第二次分块, 继续区分出背景块和前景块。

改进算法的实现流程: 将当前帧视频图像与背景图像做差, 得到差分图像  $D_k(i, j)$ , 再对图像  $D_k(i, j)$  进行初次分块, 将大部分背景区域分离出来; 接着对前景块进行划分, 进一步分离背景区域; 然后对二次分块后产生的前景块进行单个像素的扫描, 完成背景差分分割的处理, 得到最终的运动目标区域。将两次分块处理后得到的背景块及前景块信息应用到背景模型的更新中, 即可得到新的背景图像  $B_{k+1}(i, j)$ 。本文提出的改进算法核心内容为差分图像分块分类和背景更新。

#### 3.1 基于子块特征的分类分块

背景的提取及更新不仅要考虑外界环境的变化, 而且还应考虑处理速度。是否能够达到实时性的要求。通常情况下, 运动目标只占监控画面的一小部分, 完全使用基于像素点的更新策略, 如混合高斯模型法, 会产生大量的冗繁计算; 结合帧差法的背景差分算法<sup>[13]</sup>只考虑局部区域的总和来进行运动目标提取及背景更新, 由于运动目标内部存在空洞, 且运动目标区域的轮廓扩大, 计算量较大, 实时检测性差; 基于卡尔曼滤波的背景差分法中, 当前帧与背景图像进行差分的策略过于简单, 检测结果中存在

很多噪声, 甚至出现目标区域过多或缺失。因此本文提出了一种分类分块和像素点相结合的方法, 能够达到较好的效果。

##### 3.1.1 差分图像粗分割

首先对差分图像进行两次粗分割, 可以达到分离大部分背景区域的效果。假定需要处理的视频图像尺寸大小为  $X \times Y$ , 此刻第  $k$  帧的图像为  $I(i, j, k)$ , 当前帧的背景图像为  $B(i, j, k)$ , 将两帧图像进行差分操作后获得差分图像  $Z_k$ :

$$Z(i, j, k) = I(i, j, k) - B(i, j, k), \quad (11)$$

再将该图像划分为  $M \times N$  个子块, 子块数为  $(X/M) \times (Y/N)$ , 那么差分图像  $Z_k$  表示为块的形式为

$$Z(i, j, k) = \left\{ Z_{xy} \mid 1 \leq x \leq \frac{X}{M}, 1 \leq y \leq \frac{Y}{N} \right\}, \quad (12)$$

式中:  $Z_{xy}$  为  $Z_k$  中的某一个子块, 可以分为三种: 纯背景块、纯前景块及背景前景混合子块。设  $v(k, l)$  为  $Z_{xy}$  中某一像素的灰度, 其像素灰度均值  $\mu_{xy}$  和标准差  $\sigma_{xy}$  分别表示为

$$\mu_{xy} = \frac{1}{M \times N} \sum_{k=1}^M \sum_{l=1}^N v(k, l), \quad (13)$$

$$\sigma_{xy} = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{k=1}^M \sum_{l=1}^N [v(k, l) - \mu_{xy}]^2}. \quad (14)$$

一般情况下, 背景区域中画面稳定, 没有物体移动、移出时, 相邻像素值之间维持着某种稳定关系。将各子块的均值和标准差作为衡量标准对子进行分类, 分类标准如下:

$$\begin{cases} Z_{xy} \in B, & |\mu_{xy} - \mu_B| < T_1, \quad \sigma_{xy} < T_2 \\ Z_{xy} \in F, & \text{else} \end{cases}, \quad (15)$$

式中:  $\mu_{xy}$  为子块灰度均值;  $\mu_B$  为参考灰度均值;  $\sigma_{xy}$  为子块灰度标准差;  $T_1, T_2$  为分类阈值;  $B, F$  分别表示背景块和前景块。由于视频中的四个角落区域同时出现需要处理的运动目标的几率非常小, 故参考均值  $\mu_B$  和参考标准差  $\sigma_B$  取四角子块中均值最小子块的均值和标准差; 参考数理统计中的  $3\sigma$  准则<sup>[14]</sup>, 背景子块的灰度均值大致在参考均值  $\mu_B$  的  $(-3\sigma_B, 3\sigma_B)$  范围分布, 可以将  $T_1$  设置为  $3\sigma_B$ ,  $T_2$  设置为  $\sigma_Z$ ,  $\sigma_Z$  为差分图像  $Z_k$  的整体标准差。

经过初次分块, 可以区分为背景块和前景块, 但是此时的前景块尺寸较大, 可能含有背景区域, 为了达到精细化减小误差, 针对目前的前景块按照上面的公式进行二次分块。至此, 初步结束分块工作。

将背景块中的像素值全部置为 0, 前景块中的像素值全部置为 1。

### 3.1.2 确定分块尺寸

通常情况下, 背景更新的速度和准确度会在一定程度上受分块大小的影响, 所以应根据实际视频序列图像尺寸和视频中具体场景, 并综合考虑算法的处理速度、实时性以及背景更新准确性来选择恰当的分块尺寸。在实际应用场景中, 运动目标区域通常仅占视频画面中的较小部分。若整幅图像均采用同样的尺寸划分子块, 则背景更新的准确性会受到影响。本文提出一种两步分块的方法: 第一次分块首先将差分图像分为多个较大的初级子块, 每个初级子块一般包括 700~900 pixel 为宜; 再对初次分块中甄别出的前景块进行二次分块, 每一个二级子块通常涵盖 50~70 pixel 为宜。

### 3.1.3 背景差分细分割

上面的过程可以很好地提取到运动目标的区域, 但是造成运动目标区域扩大, 所以要在像素级维度进行细分割。在处理被分割出来的前景块时, 需将当前帧的图像与背景块图像的对应像素信息进行求差操作, 设置阈值排除无效像素, 得到运动目标像素点和较为准确的目标区域。设置阈值  $T_s$ , 一般取 8~12, 对得到的差分图像进行二值化操作, 相关表示为

$$Z_k^S(i, j) = \begin{cases} 1, & |I_k(i, j) - B_k(i, j)| > T_s, Z_k(i, j) = 1 \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (16)$$

室外场景的视频序列背景通常较为复杂, 背景在邻域内变化多, 可能会将背景中的轻微改变区域检测为运动目标, 因此需要充分考虑像素点相邻区域的背景差分, 表示为

$$Z_k^{NS}(i, j) = \begin{cases} \min |I_k(i, j) - B_k(i + l_1, j + l_2)|, & Z_k^S(i, j) = 1 \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (17)$$

式中  $l_1$  和  $l_2$  为邻域半径, 通常取 1 或 2。将  $Z_k^{NS}(i, j)$  进行二值化处理可以确定最终的运动目标区域, 二值化阈值为  $T_3$ , 根据经验通常取 18~23 效果较为理想。

## 3.2 背景更新

在所采集的视频序列中, 各帧图像中的背景会因场景中光线、物体遮挡等的影响而改变。为了获得准确的背景, 提高运动检测的稳健性和检

测结果的准确性, 需要进行背景更新。背景更新就是利用当前帧中的背景信息对背景模型进行修正, 再将变化信息添加到背景模型中。下一时刻的背景更新图像  $B_{k+1}$  可以由当前帧  $I_k$  和背景图像  $B_k$  得到, 在背景块区域, 背景模型中的值被当前帧的值替换, 非背景块区域进行自适应更新, 所用模型为

$$B_{k+1}(i, j) = \begin{cases} I_k(i, j) - \alpha \times [I_k(i, j) - B_k(i, j)], & Z_k^{NS}(i, j) = 1 \\ I_k(i, j), & Z_k^{NS}(i, j) = 0 \end{cases} \quad (18)$$

式中  $\alpha$  为更新影响因子, 是控制背景模型更新快慢的系数,  $\alpha$  越小则表示背景更新的速度越快; 反之, 则越慢。背景的自适应更新需要考虑灰度变化, 因此相邻两帧图像的灰度值均值分别取  $\mu_k$  和  $\mu_{k-1}$ , 这样将  $\alpha$  表示为

$$\alpha = \beta \left[ 1 - \frac{|\mu_k - \mu_{k-1}|}{\max(\mu_k, \mu_{k-1})} \right], \quad (19)$$

式中  $\beta$  为常量, 可以设置在  $[0.06, 0.40]$  内。

## 4 实验结果分析

### 4.1 检测结果分析

为验证算法的有效性, 对复杂场景下的视频进行了实验, 实验环境为内存 6 GB 的 PC 机, 使用 MATLAB 2015 编程实现。分别用视频序列连续帧和三个典型的场景对算法进行了测试, 视频序列存在光线变化、噪声较大和背景复杂的情况。分别使用基于卡尔曼滤波的背景差分法、文献[13]方法和本文方法对运动场景视频进行处理, 将视频序列中的第 135、150、220 帧图像的处理结果取出再进行简要分析。图 1 为连续帧的检测结果, 检测结果未做任何后续的形态学处理。

图 1 是一段公路的场景, 背景中光照有缓慢变化, 视频噪声干扰较大。从处理效果可以看出, 当运动目标内部颜色一致时, 文献[13]方法的目标物体内部有空洞, 目标检测不完整, 且目标物体的边界稍微扩大, 计算量较大; 基于卡尔曼滤波的背景差分法虽然比文献[13]的方法更能够检测出完整的运动目标区域, 但仍存在少量的外界噪声, 对光线的变化比较敏感, 会出现将一些背景区域错误地当作运动目标的情况; 本文提出的算法能有效降低场景的噪声, 可以及时对场景中物体的运动做出反应, 很好地适应光照的缓慢变化, 检测结果噪声小, 运动目标更全面, 得到较为理想的结果。

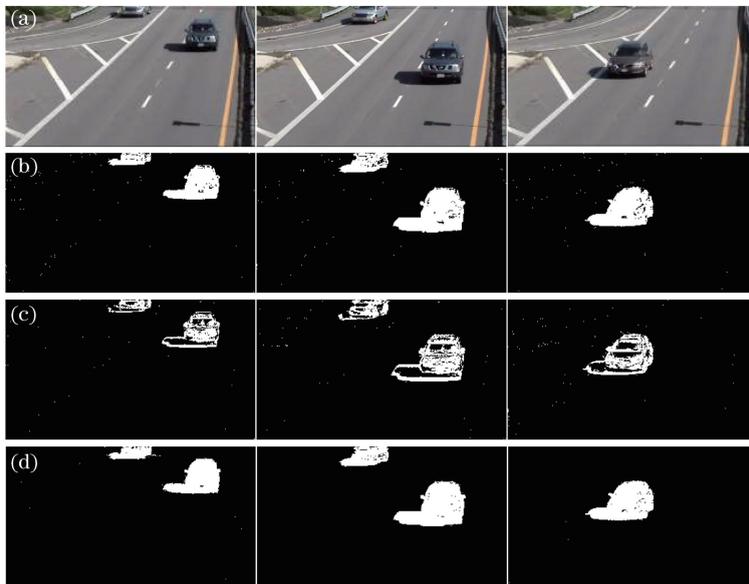


图1 视频序列连续帧检测结果的比较。(a)原始视频序列;(b)基于卡尔曼滤波的背景差分法;(c)文献[13]方法;(d)本文方法

Fig. 1 Comparison of results of continuous frame detection.

(a) Original video sequence; (b) algorithm based on Kalman filtering; (c) method of Ref. [13]; (d) proposed method



图2 不同场景检测结果的比较。(a)原始视频序列;(b)基于卡尔曼滤波的背景差分法;(c)文献[13]方法;(d)本文方法

Fig. 2 Comparison of test results of different scenes.

(a) Original video sequence; (b) algorithm based on Kalman filtering; (c) method of Ref. [13]; (d) proposed method

为了检测算法的稳健性,取三种典型场景对算法的效果进行对比,结果如图2所示。场景1为公路上的情况,基于卡尔曼滤波的背景差分法的检测结果含有部分噪声,将背景检测为运动目标;本文提出的算法可以检测到完整的运动目标轮廓。场景2为室内拍摄的一段视频,视频中存在光线缓慢变化的情况,而且背景较为复杂,由于卡尔曼滤波背景差分法不能很好地适应光线的变化,检测结果中存在

较大的噪声;本文方法在上述光线转变的情况下依然能很好地检测到完整的目标轮廓。场景3为学校教学楼前的道路,场景中存在树木,树叶随风摆动,图像中远端的汽车等物体移入移出,基于卡尔曼滤波的背景差分法不能适应树叶的抖动,检测结果中含有部分树叶轮廓,而且由于背景更新不自适应导致背景出现误差,目标汽车的轮廓较模糊,检测结果中存在大量的噪声;本文方法能够克服树叶抖动以及远端较小

物体的移入移出,检测结果较为理想。在这三种场景中,文献[13]方法虽然能够较好地适应复杂情况,检测结果噪声小,但是目标内部出现“空洞”;在噪声控制方面本文提出的方法与文献[13]方法的效果接近,在前两个场景中优于文献[13]方法,而且克服了文献[13]方法目标内部出现“空洞”的问题,计算量也较小,处理速度有明显提升。

#### 4.2 定量分析

为了定量分析算法的性能,采用文献[15]定义的查全率和查准率对基于卡尔曼滤波的背景差分法、文献[13]算法和本文算法进行了定量比较。其中查全率突出的是检测准确像素数与现实目标总像素数的比值,查准率突出的是检测准确像素数与结果中检测到的全部像素数的比值,表现算法抗噪声能力的好坏,结果如表1所示。

表1 查全率和查准率测试结果

Table 1 Test results of recall ratio and precision ratio

Method	Recall ratio	Precision ratio	%
Method based on Kalman filtering	89	73	
Method of Ref. [13]	84	92	
Proposed method	95	90	

相比于文献[13]方法和基于卡尔曼滤波的背景差分处理方法,本文算法的查准率和查全率均较高。其中,查全率明显高于文献[13]方法,查准率明显高于基于卡尔曼滤波的背景差分方法。在综合性能上来比较,本文算法也明显高于基于卡尔曼滤波的背景差分方法。

对于图2所示的三幅图像,三种算法平均处理时间的对比可以很好地衡量算法的工作效率,检验算法的实时性能,结果如表2所示。

表2 三种方法处理时间对比

Table 2 Comparison of processing time of three methods

Image sequence	Method based on Kalman filtering	Method of Ref. [13]	Proposed method
Camera 1	0.047	0.236	0.065
Camera 2	0.065	0.261	0.083
Camera 3	0.051	0.239	0.079

从表2中可以明显看出,在平均处理时间上,本文算法比基于卡尔曼滤波的方法略长,比文献[13]方法要快。对图像进行区域级的分块处理,比文献[13]的像素级处理方法速度要快。而邻域分割图像方法比基于卡尔曼滤波的方法的处理时间虽然略有

增加,但是却可以呈现更好的效果。

## 5 结 论

运动目标检测是近年来较为热门的研究方向,运动目标检测结果的准确程度直接影响到项目的整体效果,所以运动目标检测是非常重要的环节。本文提出改进的基于卡尔曼滤波的背景差分法,通过两次分类分块处理分离大部分背景区域,提高了运算速度;采用邻域阈值差分分割采集到的图像,将所需运动目标区域更细致地提取出来;所用背景模型能够依据相邻帧的灰度信息实时进行自适应更新。本文算法不仅能够对运动目标进行准确完整的提取,而且对光线的缓慢变化和背景物体的轻微移动不敏感,具有比较好的稳健性。

## 参 考 文 献

- [1] Wu J Q, Liu H, Luo Y. Algorithm of moving object detection in static background[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2012, 27(5): 682-686. 吴君钦, 刘昊, 罗勇. 静态背景下的运动目标检测算法[J]. 液晶与显示, 2012, 27(5): 682-686.
- [2] Senst T, Evangelio R H, Sikora T. Detecting people carrying objects based on an optical flow motion model [C] // IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, 2011: 301-306.
- [3] Weng M Y, Huang G C, Da X Y. A new interframe difference algorithm for moving target detection[C] // 2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing, 2010, 1: 285-289.
- [4] Mohamed S S, Tahir N M, Adnan R. Background modeling and background subtraction performance for object detection [C] // 2010 6th International Colloquium on Signal Processing and Its Applications, 2010: 1-6.
- [5] Liu W J, Zhang Y J. Edge-color-histogram and Kalman filter-based real-time object tracking [J]. Journal of Tsinghua University ( Science and Technology ), 2008, 48(7): 1104-1107. 刘惟锦, 章毓晋. 基于Kalman滤波和边缘直方图的实时目标跟踪[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2008, 48(7): 1104-1107.
- [6] Huang Z, Yang L H, Zhao Z Y, et al. Research on optoelectronic scanning dynamic coordinate measurement algorithm based on extended Kalman filter[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(5): 051201. 黄喆, 杨凌辉, 赵子越, 等. 基于扩展卡尔曼滤波的

- 光电扫描动态坐标测量算法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(5): 051201.
- [7] Wang D, Zhao X, Zou Y G, *et al.* Research on filtering algorithm based on laser ranging system[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(10): 101402.  
王丹, 赵鑫, 邹永刚, 等. 基于激光测距系统的滤波算法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(10): 101402.
- [8] Yu J H, Shi H S, Song Y J, *et al.* Study on Kalman filtering in high-precision absolute distance measurement based on dual femtosecond lasers[J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(6): 0610001.  
于佳禾, 师浩森, 宋有建, 等. 用于双飞秒激光高精度绝对测距的卡尔曼滤波算法研究[J]. 中国激光, 2017, 44(6): 0610001.
- [9] Tang Y J, Dong Y J, Ren H L, *et al.* Phase noise compensation algorithm based on Kalman filtering in time and frequency domains for CO-OFDM system [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(9): 0906002.  
唐英杰, 董月军, 任宏亮, 等. 基于时频域卡尔曼滤波的 CO-OFDM 系统相位噪声补偿算法[J]. 光学学报, 2017, 37(9): 0906002.
- [10] Xia L, He B. Background update algorithm based on Kalman filtering [J]. Computer Knowledge and Technology, 2014, 10(6): 1242-1243.  
夏梁, 何波. 基于卡尔曼滤波的背景更新算法[J]. 电脑知识与技术, 2014, 10(6): 1242-1243.
- [11] Zhou T X, Zhu M. Moving target detection of the video images[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2017, 32(1): 40-47.  
周同雪, 朱明. 视频图像中的运动目标检测[J]. 液晶与显示, 2017, 32(1): 40-47.
- [12] Chen Y S. Research on moving object detection and tracking with illumination robustness based on background subtraction [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2011.  
陈雨丝. 基于背景差分的光照鲁棒性运动目标检测与跟踪技术研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2011.
- [13] Li Y, Sun Z X, Yuan B, *et al.* An improved method for motion detection by frame difference and background subtraction [J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(6): 1162-1168.  
李毅, 孙正兴, 远博, 等. 一种改进的帧差和背景减相结合的运动检测方法[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(6): 1162-1168.
- [14] Sheng Z. Probability theory and mathematical statistics and their applications[M]. Beijing: Higher Education Press, 2010: 103.  
盛骤. 概率论与数理统计及其应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2010: 103.
- [15] Maddalena L, Petrosino A. A self organizing approach to background subtraction for visual surveillance applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(7): 1168-1177.