

---

# 应用于公共安全视频监控领域的改进的移动目标检测算法研究

**摘要:** 作为公共安全视频监控领域的一个重要组成部分, 移动目标检测近年来受到越来越多的关注。它通过获取目标的位置、速度、加速度等相关的运动参数, 对目标运动轨迹进行预测和分析, 进而实现对运动目标的分类、识别和跟踪。光流法是移动目标检测中的一类重要算法, 在公共安全视频监控领域有着广泛的应用。但目前的光流法易受到光线变化和背景运动带来的影响, 对移动目标的检测并不十分准确。针对上述问题, 本文结合传统的LK光流法, 在原有的基础上结合帧间差分法和meanshift聚类算法进行优化和改进, 使其能够在静态背景和动态背景下都能准确的提取出移动目标。同时改进的算法还一定程度上缩短了执行的时间, 且对光线变化等噪声干扰有一定的抵抗能力。本文提出的改进算法对设备要求低, 能够简单快速低成本地实现复杂背景下的移动目标检测, 因此, 在现实生活中, 该算法的应用性能强, 使用价值高, 可广泛应用于公共安全视频监控领域。

**关键词:** 光流法; 移动目标; 帧间差分法; meanshift; 检测;

**中图分类号:** TP391.41    **文献标识码:** A    **文章编号:**

## Research on moving Target Detection method based on improved Optical flow method

**Abstract:** As an important branch of computer vision field, moving target detection has been widely concerned. By obtaining the position, velocity, acceleration and other related motion parameters of the target, it predicts and analyzes the moving track of the target, and then realizes the classification, recognition and tracking of the moving target. Optical flow method is an important algorithm in moving target detection, which is widely used in related fields. However, the current optical flow method is easy to be affected by the changes of light and background motion, and the detection of moving targets is not very accurate. In order to solve the above problems, this paper combines the traditional LK optical flow method and the inter-frame difference based on the original method. The algorithm and meanshift clustering algorithm are optimized and improved, so that the moving target can be extracted accurately in both static and dynamic background. At the same time, the improved algorithm also reduces the execution time to a certain extent, and has certain resistance to the noise interference such as light change.

**Key words:** optical flow method; moving target; inter-frame difference method; detection;

### 1 引言

移动目标检测, 作为计算机视觉中的一个重要课题, 是智能视频监控系统的重要的基础技术<sup>[1-3]</sup>。传统的视频监控系统对监控视频的处理方式有两种: 实时监视和事后查找。实时监视要求监控人员随时注视屏幕, 对问题进行即时发现并立即处理。这种方法可以实时发现

紧急事件并加以应对,但是由于监控人员的注意力分散难以避免,常常会发生误检和漏检的情况;事后查找的方式实时性不强,主要用于案件侦查、证据采集等场合,通常需要专业人员推测事件的发生时间并在一定范围内进行过滤,往往也要耗费大量的人工时间。由此可见,构建实时性强、查找速度快、正确率高和运作成本低的视频监控系统,已成为当前安防工作的重点,也是移动目标检测技术目前发展的重要方向<sup>[1-2, 8-10]</sup>。

移动目标检测包含着多种方法,但最主要的还是以下 3 个类别:帧间差分法,背景差分法,光流法<sup>[1-3]</sup>。光流法在对移动物体的检测过程中,所获得的光流矢量是从三维空间投影到二维照片上的位移<sup>[3-8]</sup>。在应用光流算法进行图像检测时,我们得到的不仅仅是物体如何进行移动的信息,而且还能得到物体本身在三维空间上的部分信息。因此,光流法在公共安全视频监控领域有着很好的发展前景<sup>[2, 5-8]</sup>。

### 1.1 研究背景

光流法是移动目标检测中的一类重要算法,在公共安全视频监控领域有着广泛的应用。但目前的光流法易受到光线变化和背景运动带来的影响,对移动目标的检测并不十分准确<sup>[2-5, 14]</sup>。针对这些问题,很多研究者提出了相关方面的改进。有学者提出了帧间差分法或者是三帧差分法对 LK 光流算法的改进算法,能够有效的提高光流法的计算速度与移动目标的计算精度<sup>[6-7, 9, 11]</sup>。这些算法大多数都是针对静态背景的,对于运动背景下传统 LK 算法的局限性,依然没有很好解决<sup>[2, 6-7, 9, 11]</sup>。大多数实际的图像序列中都可能存在背景的全局运动,会对光流算法产生影响<sup>[2, 6-7, 9, 11]</sup>。针对动态背景,很多人利用模糊 U 邻域(FUNN)聚类算法实现光流的聚类,从而剔除噪音、孤立点和不感兴趣样本实现前景和背景的分离<sup>[16-18]</sup>。虽然提升了移动目标检测精度,但是由于算法较为繁琐,时间复杂度过高,不利于快速的计算<sup>[16-18]</sup>。

### 1.2 主要贡献

(1) 本文首次在运动背景(例如:摄像头移动)的情况下利用帧间差分法与光流法相结合进行移动目标检测。这不仅提高了提取目标的精度,而且提高了程序执行的速度。

(2) 本文利用 meanshift 算法取出光流矢量图中的背景矢量。但由于其算法复杂度较高,需要多次迭代。针对此问题,本文对输入的特征点序列进行过滤,不仅可以加快程序的运行速度,且对结果的准确性不造成影响,这大大增加了该算法在公共安全视频监控领域的实用性。

### 1.3 组织结构

第一部分简要介绍了论文的研究背景、本文的主要贡献以及本文的组织结构

第二部分介绍本文所提出的基于改进光流法的移动目标检测算法。

第三部分为实验结果展示以及结果分析。

第四部分为总结与展望。

## 2 LK 光流法的改进

### 2.1 相关概念

#### 2.1.1 帧间差分法

帧间差分法是一种通过对图像序列连续两帧做差分运算进而获取到运动目标所在位置的方法。当图像中出现移动目标,将连续两帧图像进行对比,可以看出运动物体所处位置的像素会存在很大的差异,将这两幅图像对应像素点进行减法运算并求绝对值  $x$ ,再设置一个

用来约束的阈值  $T^{[6-7, 9, 11]}$ 。若  $x$  大于该阈值  $T$  则意味着该点出现了运动，反之则说明该点没有运动，或者说是运动过小属于背景噪音。当周围光线出现变化时，由于帧间差分法拥有着很强的自适应性，对结果的影响不会太大。但帧间差分法由于其计算简单、思路简洁同样存在着缺陷。如果物体移动速度过快前后两帧没有发生重叠或者速度过慢几乎完全重叠，是检测不到物体的。同时帧间差分法检测移动物体对阈值的选择有很强的依赖性：如果选择阈值过高，在移动目标位移不算大的时候，很容易捕获不到；而如果阈值选择的太低，那么图像像素点出现的轻微变化就会被记录下来，很难做到提取目标轮廓的作用，同时大量的背景噪声也被加了进来<sup>[6-7, 9, 11]</sup>。



图 1 帧间差分法检测效果图

Fig. 1 Inter-frame difference method for detecting effect diagram

### 2.1.2 LK 光流法

当物体在运动时，它在图像上各个点所对应的亮度也就是像素值发生了变化，这种图像上各点像素值的变化就形成了光流<sup>[3-5, 8]</sup>。光流最基本的思想就是像素守恒<sup>[3-5, 8, 14]</sup>，光流的基本约束方程也是各种类光流法实现的基础<sup>[3-5, 8, 14-15, 23]</sup>。不管是 HS 光流法还是 Lucas - Kanade 光流法，都是在这个基础上添加新的约束条件进行优化改进，进而达到计算出想要的光流矢量图的目的<sup>[3-5, 23]</sup>。这个光流矢量图也就是光流场，它能很好的反映出图像上每个点的变化趋势<sup>[3-5, 8, 12, 15, 23]</sup>。

使用光流法对移动目标进行检测时，它就是给图像中的像素点们赋予一个运动矢量，这些矢量形成了一个光流运动场<sup>[12, 15]</sup>。图像上的点是由现实世界的三维物体通过向二维坐标上进行投影得到的，我们可以通过投影的光流矢量和相关计算进行还原，得到属于三维物体上的相关信息<sup>[2-5, 12, 15, 23]</sup>。在我们进行图像检测时，如果说图像中只是一个背景，不管这个背景是静止的还是运动的，所检查出来的光流场一定是均匀变化的。加入运动目标后，我们会从光流矢量图中发现有一部分点的光流矢量与周围的矢量发生剧烈的变化，这些点就归属于运动目标。这就是光流法检测移动目标的原理<sup>[2-5, 12, 15]</sup>。

光流研究最主要的就是研究图像的灰度随时间流逝发生的变化与要检测的事物结构及其位移之间的关系<sup>[2-4, 8, 23]</sup>。在正常情况下，光流由观察者的运动（例如相机或者摄像头）、所观察画面中物体的运动或二者在共同运动的同时产生的相对运动引起的。光流计算方法大致可分为三类：基于匹配的方法、频域的方法和梯度的方法。Lucas - Kanade 光流法是一种使用光流估计的差分方法，主要用于计算稀疏光流。Lucas - Kanade 光流法较其他光流法来说，时间成本低，并且具有较好的稳定性<sup>[3-5, 8, 14-15, 23]</sup>。若使得 Lucas - Kanade 算法成立，实际情况需要满足以下三点假设<sup>[15, 21, 23-24]</sup>：

- (1) 当目标运动时，两个相邻帧的对应部分的像素值应保持不变
- (2) 在连续两帧之间，物体的位移应相对较小
- (3) 邻域内光流一致，也就是说场景中属于同一物体的像素形成光流场向量应当十分平滑，只有在边界点上才会发生突变。

Lucas - Kanade 算法的具体计算流程：

假设原图像素值为  $I(x, y, z, t)$ ，移动之后图像变  $I(x + \delta x, y + \delta y, z + \delta z, t + \delta t)$ ，满足下面的等式：

$$I(x + \delta x, y + \delta y, z + \delta z, t + \delta t) = I(x, y, z, t) + \frac{\partial I}{\partial x} \delta x + \frac{\partial I}{\partial y} \delta y + \frac{\partial I}{\partial z} \delta z + \frac{\partial I}{\partial t} \delta t + \text{constant}$$

但由于 Lucas - Kanade 算法满足在  $\delta t$  时间内物体位移较小，几乎可以忽略不计，也就是说可以看作是  $I(x, y, z, t)$  没有发生变化，即

$$I(x + \delta x, y + \delta y, z + \delta z, t + \delta t) = I(x, y, z, t) \Rightarrow \frac{\partial I}{\partial x} \delta x + \frac{\partial I}{\partial y} \delta y + \frac{\partial I}{\partial z} \delta z + \frac{\partial I}{\partial t} \delta t = 0$$

由于在二维图像中没有  $z$  轴，我们可以把变量  $z$  从原式中去除掉，这并没有什么影响，转化后的公式可以得出光流的基本约束方程  $I_x u + I_y v + I_t = 0$ ，其中

$$I_x = \frac{\partial I}{\partial x}, I_y = \frac{\partial I}{\partial y}, I_t = \frac{\partial I}{\partial t}, u = \frac{dx}{dt}, v = \frac{dy}{dt}$$

假设  $(u, v)$  在特定大小的  $m \times m$  小窗口中是个常数，那么可推导出：

$$\begin{aligned} I_{x1} V_x + I_{y1} V_y &= -I_{t1} \\ I_{x2} V_x + I_{y2} V_y &= -I_{t2} \\ \dots \\ I_{xm} V_x + I_{ym} V_y &= -I_{tm} \end{aligned} \Rightarrow \begin{bmatrix} I_{x1} & I_{y1} \\ I_{x2} & I_{y2} \\ \dots & \dots \\ I_{xm} & I_{ym} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_x \\ V_y \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} I_{t1} \\ I_{t2} \\ \dots \\ I_{tm} \end{bmatrix} \Rightarrow A \vec{v} = -b$$

对上式采用最小二乘法可得出等式  $\vec{v} = (A^T A)^{-1} A^T (-b)$ ，该公式可以改写为  $\vec{v} = G^{-1} \vec{b}$

Lucas - Kanade 算法成立的条件中包含了一条前提，假设目标运动是小位移。当物体位移量变大时，普通的 Lucas - Kanade 光流法就对其束手无策了。因此为了解决大位移问题，我们将 Lucas - Kanade 光流算法放到了多层的高斯金字塔上面进行求解，对每一层不同分辨率的图像用 Lucas - Kanade 算法求它的光流矢量。这样做不的话不仅仅解决了通过 Lucas - Kanade 光流法计算物体大位移的光流矢量问题，同时也使得光流的计算更精准<sup>[19-20]</sup>。

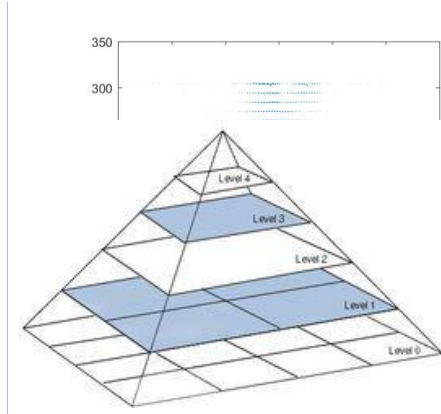


图 2 高斯金字塔模型<sup>[16, 19-20, 22]</sup>与应用效果

Fig.2 Gaussian Pyramid Model<sup>[16, 19-20, 22]</sup> and Application Effect

### 2.1.3 meanshift 算法

meanshift 算法(均值漂移), 这个概念最早是在 1975 年由 Fukunage<sup>[28]</sup>提出的。它在移动目标跟踪, 人脸识别, 图像分割等诸多方面有着广泛的应用<sup>[25-27]</sup>。meanshift 算法可以理解为: 设置一个点集为 A, 在 A 中找到一个起始点设为 x, 我们计算点 x 移动到 A 中其它点所需要的偏移量之和的均值, 就得到了平均偏移量。将下个点位置指向在以 x 为起点, 平均偏移量为所走路径所到的终点处。将这个点作为起始点重复上述计算, 直到满足一定的约束条件之后退出循环<sup>[25-28]</sup>。

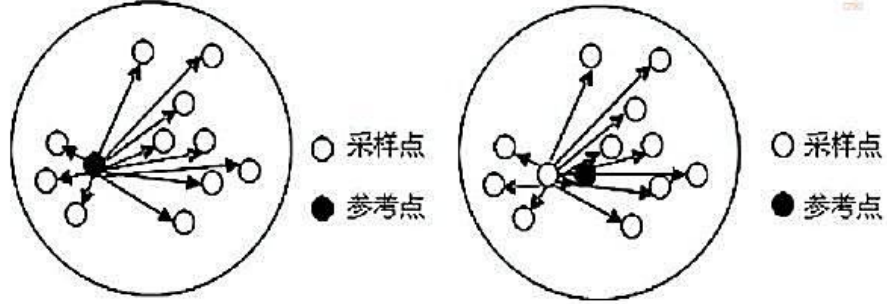


图 3 meanshift 算法计算流程图<sup>[25-28]</sup>

Fig.3 Meanshift algorithm flow chart<sup>[25-28]</sup>

最初 meanshift 算法在提出时并没人去了解认识, 直到 20 年后, Yizong Cheng<sup>[29]</sup>提出了关于核函数的概念, 才将 meanshift 算法带入大家的视野中。所谓核函数, 首先要定义一个 d 维空间 X, x 表示为该空间中的点。x 的模等于  $x^T x$ <sup>[29]</sup>。设函数  $K: X \rightarrow R$  存在一个剖面函数  $k: [0, \infty] \rightarrow R$ , 即  $K(x) = k(\|x\|^2)$ , 且满足:

- (1)  $k \geq 0$
- (2) k 分段并且连续, 并且在  $(0, \infty)$  对  $k(x)$  积分要小于  $\infty$
- (3) k 非增, 也就是说若存在 a 和 b, 当  $a < b$  时, 则  $k(a) \geq k(b)$ 。

meanshift 的定义如下: 对于 d 维空间  $R^d$  中的 n 个点  $x_i, i=1, 2, \dots, n$  在 x 点的 Mean Shift 算法公式是:

$$M_h(x) = \frac{1}{k} \sum_{x_i \in S_h} (x_i - x)$$

引入核函数之后 meanshift 算法公式就变形为:

$$M_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^n G_h(x_i - x) \omega(x_i - x)}{G_h(x_i - x) \omega(x_i)}$$

其中:

$$G_h(x_i - x) = H^{-\frac{1}{2}} G(H^{-\frac{1}{2}}(x_i - x)),$$

$G(x)$  表示一个单位核函数, H 是一个对称正定矩阵, 称之为带宽矩阵。  $w(x_i) \geq 0$   $w(x_i) \geq 0$  是采样点的权重系数<sup>[29]</sup>。

## 2.2 改进算法介绍

为了减少光线变化以及运动背景等因素对光流法带来的影响, 并加快移动目标提取速度和

精度，本文提出了一种改进的帧间差分法与 LK 光流法相融合的移动目标检测算法。

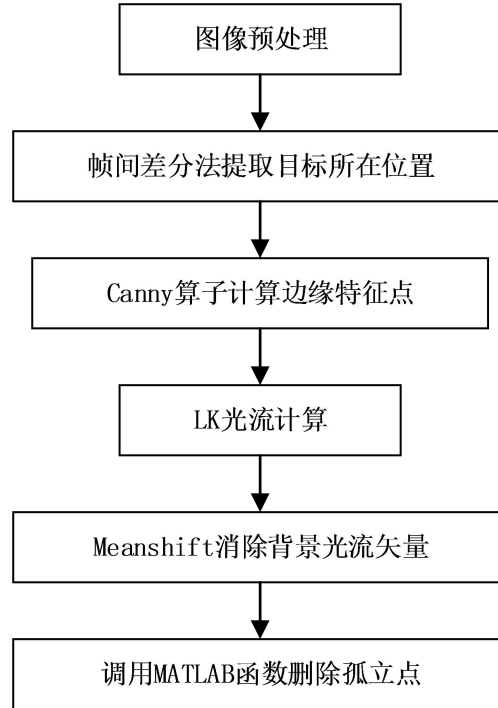


图 4 帧间差分法与 LK 光流法相融合算法示意图

Fig.4 Inter-frame difference method and LK optical flow algorithm fusion algorithm

算法详细步骤如下：

- 1) 对连续两帧图像进行预处理（转为灰度图，并进行中值滤波）；
- 2) 利用帧间差分法产生二值图像，并去除二值图像中小面积图形；
- 3) 根据处理好的二值图对原图像进行切割，获取连续两帧移动目标轮廓图；
- 4) 利用 canny 算子算出前一帧轮廓图的边缘特征点；
- 5) 利用 LK 金字塔光流法计算边缘特征点的光流矢量，进而形成光流矢量图；
- 6) 对存在光流的特征点进行过滤，方便下一步计算；
- 7) 利用 meanshift 聚类算法将过滤后特征点矢量相似的分为一类，计算各类的中心点；
- 8) 选取包含点数最多的类中心点，将其视为背景点，将类似的点从矢量图中剔除；
- 9) 根据更新后的矢量图生成二值图像，并再一次去除小面积图形，获得最终结果；

#### 2.2.1 帧间差分法获取目标轮廓

本文首先要利用帧间差分法对前后两帧图像进行差分运算得到二值图像。假设  $I(x, y, t_1)$  和  $I(x, y, t_2)$  分别为前后两帧的像素点，通过  $I(x, y, t_1) - I(x, y, t_2)$  并取绝对值获取差分矩阵。设置阈值  $T$ ，当差分矩阵中点  $(x_i, y_i)$  值小于  $T$  时，二值图中对应点的像素值设为 0（黑色）；反之，则设为 1（白色）。在获取到二值图像后，会发现图像中存在许多孤立的白点，这些白点可以认为是噪声点，直接剔除即可（二值图中对应位置设为 0）。通过处理后的二值图，可以得到运动物体的大概位置。将这个位置从原图中切割出来生成图  $pic_1$  和  $pic_2$ ，之后的光流计算只需针对新生成的两幅图片。既在一定程度上减少噪音的干扰，又能加快后续光流

法的计算速度。

### 2.2.2 基于边缘特征点 LK 光流运算

所谓图像的边缘，就是指一些点的集合，这些点与周围的像素点的灰度值出现了急剧的变化。将这些点连接在一起，我们就会发现它们把图像中的物体与背景恰好的分隔开来。在进行移动目标检测时，不一定非要知道每个点的信息，大部分最重要的信息保留在边缘特征点内。由于 LK 光流法是可以用来计算稀疏光流的，我们只需针对边缘特征点（代表着物体的轮廓）来绘制光流矢量图，进而捕获到移动物体的位置。计算边缘点的算法有很多种，例如说 Roberts 算子，sobel 算子，还有 Canny 算子等<sup>[13, 17, 21]</sup>。

本文选取的是 Canny 算子计算边缘特征点。在得到边缘特征点后，针对这些点进行 LK 金字塔光流运算。首先要搭建高斯金字塔，一般搭建 3-4 层即可。层数过少则无法有效处理运动速度快的光流，层数过多容易造成数据丢失。从最底层（原图）开始，每层采用高斯核对图像进行卷积运算，将图像缩小一倍得到上一层。

金字塔搭建完成后，从顶层开始逐层计算。对于像素点矢量计算公式为：

$$\begin{bmatrix} V_x \\ V_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum I_{xi}^2 & \sum I_{xi} I_{yi} \\ \sum I_{xi} I_{yi} & \sum I_{yi}^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} -\sum I_{xi} I_{ti} \\ -\sum I_{yi} I_{ti} \end{bmatrix}$$

对要计算的特征点逐个遍历，在计算时，以当前点为中心，在图像上圈出一个 3\*3 的窗口，利用窗口中的点进行上式计算。若窗口中的部分点在图像外，那么就需要对该点坐标取模运算，将坐标移回到图像内部，以此我们得到了  $L_m$  层的最佳光流  $d^{Lm}$ <sup>[13, 17, 21]</sup>。在金字塔逐层运算时，对于  $L_{m-1}$  层光流计算为：

$$g^{Lm-1} = 2(d^{Lm} + g^{Lm})$$

在最顶层时，可以设  $g^{Lm}$  的值为  $[0 \ 0]^T$ 。逐层计算，最终就可以得到基于特征点的光流矢量图<sup>[13, 17, 21, 28-29]</sup>。

### 2.2.3 meanshift 消除背景点

针对背景运动问题，本文利用 meanshift 聚类算法去除背景光流矢量。由于背景运动往往是由于摄像头移动造成的，但摄像头移动速度总有一个限度。为此本文设置一个阈值对输入的特征点序列进行过滤，当某点光流矢量大小大于该阈值时，直接认为这个点属于移动物体，不参与 meanshit 运算<sup>[25-27]</sup>。

这样做减少了 meanshift 算法输入的数据量，只针对部分特征点计算，加快运行的时间。将这部分特征点的光流矢量数值作为输入，重新搭建一个坐标系。对这个坐标系进行 meanshift 聚类运算，对特征点进行分类并计算出各类中心点。分类之后，找到包含点数最多类的中心点 a，将点 a 的坐标视为背景点的矢量数值，从光流矢量图中剔除即可（光流矢量设为 0）。剔除之后，将光流矢量图转化为二值图（存在光流矢量的点置为 1，其余的点置为 0），会发现还会有许多孤立点。本文将这些点视为未去净的背景点，通过 MATLAB 自带函数再一次去除小面积图形即可。

### 3 实验结果分析

本论文的实验是在 matlab R2016a 平台下完成的，先利用本文改进算法分别在静态背景和动态背景下对移动目标进行检测。同时挑选三种已有的改进算法（帧间差分法结合 LK 光流法、传统 LK 光流法、LK 光流法结合 meanshift 算法）进行比较，分析本文算法可行性。

#### 3.1 静态背景下的移动目标检测

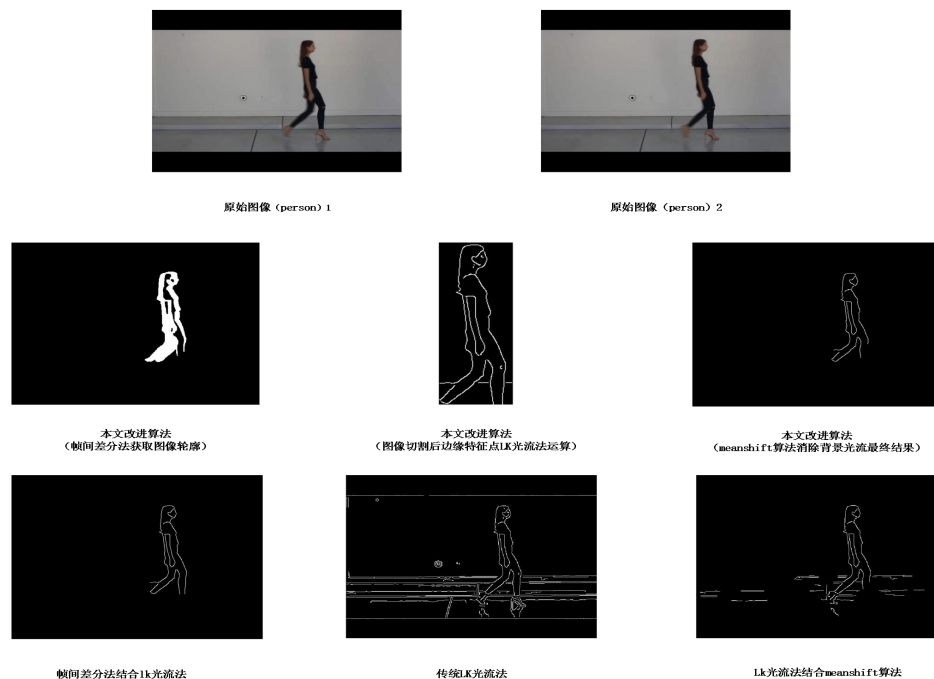


图 5 背景静止条件下的检测 (person)

Fig.5 Detection under static background condition(person)

本文采用一段背景相对静止的视频(person)进行移动目标检测。此视频中是一个人在走廊中行走，背景几乎没有晃动。从实验结果可以看出，本文算法能较好地检测出移动目标。但利用帧间差分法获取移动目标轮廓后，可以看出大多数特征点都属于移动目标，再利用 meanshift 算法消除背景点很容易造成目标特征点丢失。使用三类已有的改进算法进行测试，会发现只有帧间差分法结合 LK 光流法的改进算法能较为精确的提取出移动目标，其他两种算法还是会存在许多噪声点。

#### 3.2 动态背景下的移动目标检测



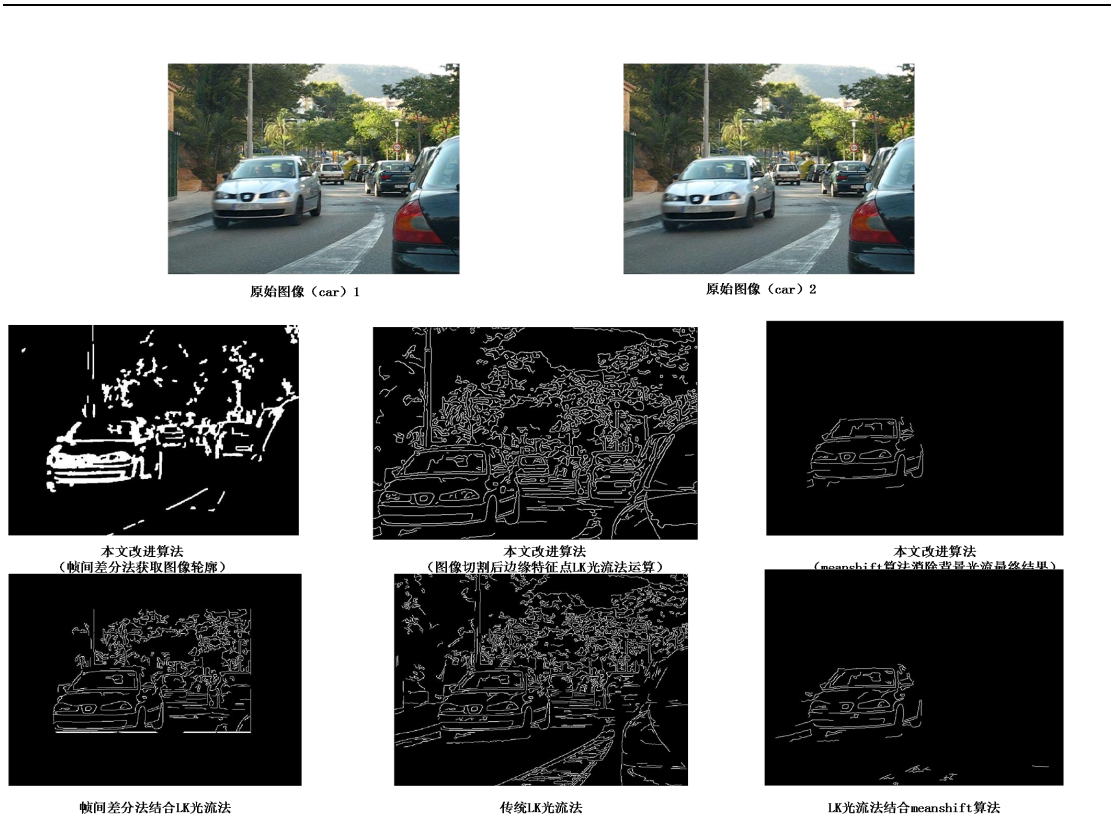


图 6 背景运动条件下的检测(car)

Fig. 6 Detection under background moving condition(car)

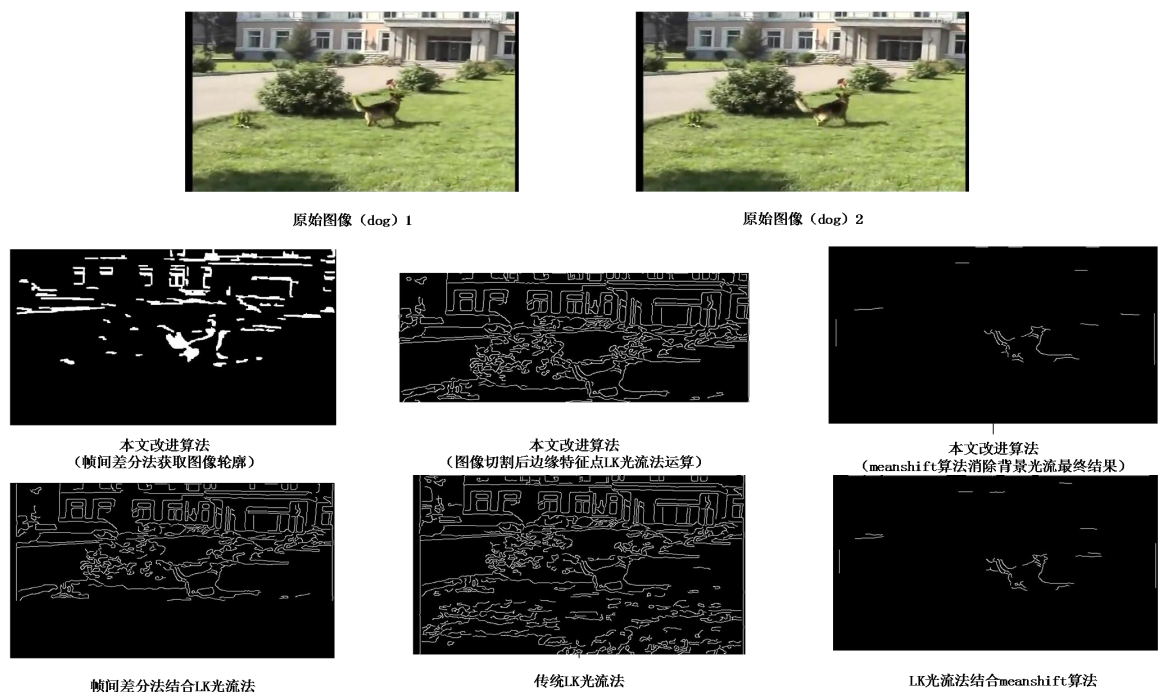


图 7 背景运动条件下的检测(dog)

Fig. 7 Detection under background moving condition(dog)

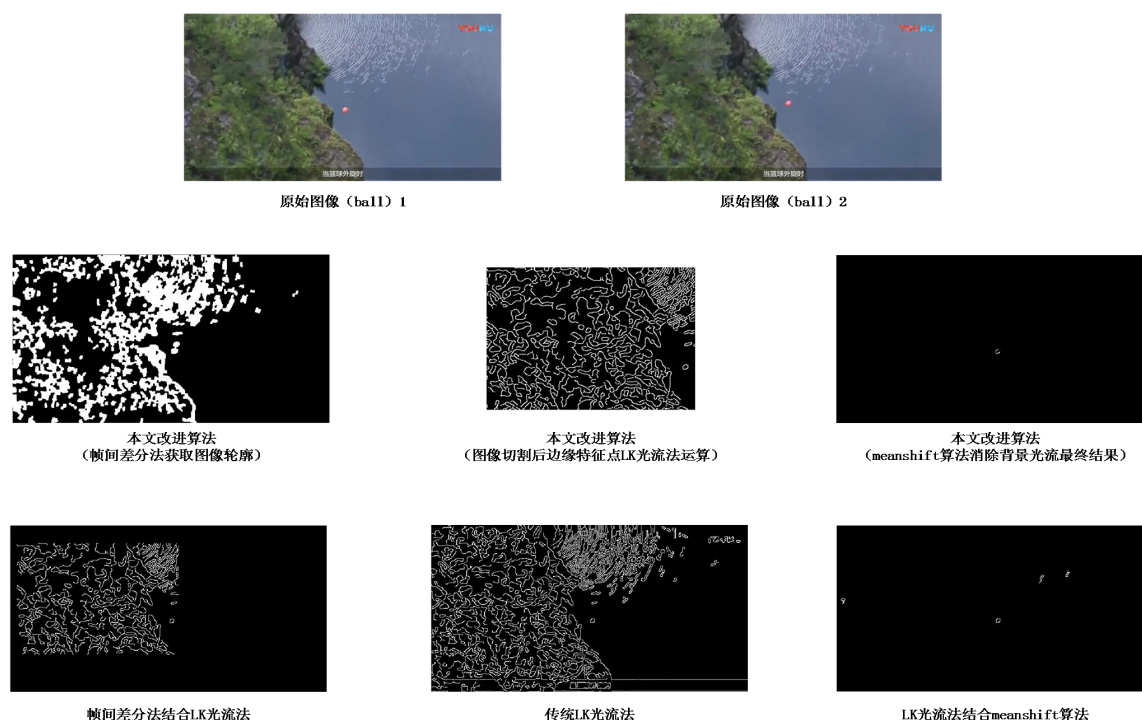


图 8 背景运动条件下的检测(ball)

Fig. 8 Detection under background moving condition(ball)

针对运动背景，本文选取 3 组视频序列进行对比，分别是：序列 1：480\*640 像素，一辆行驶的车(car)，目标略大，移动速度较缓慢，背景略有晃动；序列 2：360\*640 像素，一只跑动的狗(dog)，目标中等，移动速度较快，背景略有晃动；序列 3：360\*640 像素，一颗高空航拍的小球体(ball)，目标较小，移动速度更快，复杂航拍运动背景。经过对比，相较于其他改进算法，本文改进算法在背景移动的情况下能较为精确的提取出移动目标。针对帧间差分法和 LK 光流法结合算法和传统的 LK 光流法，从图中可以看出检测效果极差，而 LK 光流法与 meanshift 算法结合算法，相较于本文算法而言，有更多的瑕点没有去除。

## 4 总结和展望

本文提出的帧间差分法与 Lk 光流法以及 meanshift 结合的改进算法的优点：

- 1) 针对 LK 金字塔光流法计算复杂时间复杂度高的问题，使用帧间差分法缩小检测区域；
- 2) 针对背景运动对移动目标检测干扰问题，采用 meanshift 算法删除背景点，同时对输入特征点序列进行筛选过滤，减少 meanshift 算法运行时间；
- 3) 利用删除小目标的函数对结果进一步优化。本文算法较传统光流法来说在一定程度上减少了执行时间，且在运动背景下检测移动目标准确率显著提高。

但是当前改进还存在不足之处：

- 1) 针对静态背景下移动目标检测，通过帧间差分法和 LK 光流法已经可以较好的捕获目

标, 后续再使用 meanshift 算法进行处理起不到太大作用, 甚至在一定情况下可能删除移动目标身上的特征点。

2) 本文提出的算法虽然用帧间差分法和 Canny 算子已经去掉了大量的背景点, 但是因为使用 meanshift 算法去除背景点, 还需要经过多次迭代, 算法相对来说较为复杂, 时间复杂度依然较高, 还需要进行进一步的优化和改进。

为此后续的研究方向主要就是想办法让该算法能兼容动态背景和静态背景两种情况下的移动目标检测。另外, 因为在公共安全领域需要进行实时的移动目标检测, 所以对算法执行时间的优化也是未来研究的重要方向。

## 参考文献(References)

- [1] Fan C T, Wang Y K, Huang C R. Heterogeneous Information Fusion and Visualization for a Large-Scale Intelligent Video Surveillance System[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Systems, 2017, 47(4):593-604.
- [2] Chen T S, Lin M F, Chieuh T C, et al. An intelligent surveillance video analysis service in cloud environment[C]// International Carnahan Conference on Security Technology. IEEE, 2016:1-6.
- [3] Sommer L W, Teutsch M, Schuchert T, et al. A survey on moving object detection for wide area motion imagery[C]// Applications of Computer Vision. IEEE, 2016:1-9.
- [4] Yazdi M, Bouwmans T. New trends on moving object detection in video images captured by a moving camera: A survey[J]. Computer Science Review, 2018, 28:157 - 177.
- [5] Sunitha M R, Prathap H L. A Survey on Moving Object Detection and Tracking Techniques[J]. International Journal of Advanced Trends in Computer Science & Engineering, 2016.
- [6] Han X, Gao Y, Lu Z, et al. Research on Moving Object Detection Algorithm Based on Improved Three Frame Difference Method and Optical Flow[C]// Fifth International Conference on Instrumentation and Measurement, Computer, Communication and Control. IEEE, 2016:580-584.
- [7] Wang L, Gao L, Yan L, et al. Key-frame retrieval method based on optical flow and entropy statistic for blooming video[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(17):125-130.
- [8] Terada T, Suzuki Y, Tsukamoto M. A distance estimation method using intra-frame optical flow with interlace camera[C]// International Conference on Advances in Mobile Computing and Multimedia. ACM, 2010:378-381.
- [9] Wang Z. A NEW ALGORITHM OF MOVING VEHICLE DETECTION AND TRACKING BASED ON COMBINING FRAME DIFFERENCE METHOD WITH OPTICAL FLOW TECHNIQUE[J]. Computer Applications & Software, 2012, 29(5):117-113.
- [10] Suzuki Y, Suzuki Y, Tsukamoto M. A method for distance estimation using intra-frame optical flow with an interlace camera[M]. Rinton Press, Incorporated, 2011.
- [11] Yuan G W, Chen Z Q, Gong J, et al. A Moving Object Detection Algorithm Based on a Combination of Optical Flow and Three-Frame Difference[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2013, 34(3):668-671.
- [12] Horn B K P, Schunck B G. Determining optical flow[J]. Artificial Intelligence, 1981, 17(1 - 3):185-203.
- [13] Byrnes S J. Multilayer optical calculations[J]. 2016.
- [14] Verri A, Poggio T. Motion field and optical flow: qualitative properties[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1989, 11(5):490-498.
- [15] Li X. HMM based action recognition using oriented histograms of optical flow field[J]. Electronics Letters, 2007, 43(10):560-561.
- [16] Liu F M, Zhou R Y. Pedestrian Counting Based on Pyramid Optical Flows Clustering of Corner Point[J]. Applied Mechanics & Materials, 2014, 687-691(1-3):4163-4167.
- [17] Galic S, Loncaric S. Spatio-temporal image segmentation using optical flow and clustering

- 
- algorithm[C]// International Workshop on Image and Signal Processing and Analysis. IEEE, 2000:63-68.
- [18] Schaub A, Baumgartner D, Burschka D. Reactive Obstacle Avoidance for Highly Maneuverable Vehicles Based on a Two-Stage Optical Flow Clustering[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, PP(99):1-16.
- [19] Ya-Nan L I, Yao Z, Lin C Y, et al. Depth Information Extraction with Pyramid Lucas-Kanade Optical Flow Method Based on Image Segmentation[J]. Journal of the China Railway Society, 2015, 37(1):63-68.
- [20] Lai B N, Chen X Y, Qing-Hua L I. Speed Calculation with Pyramid Lucas-Kanade Optical Flow Based on DM642[J]. Measurement & Control Technology, 2016.
- [21] Li D, Jiang D H, Bao R, et al. Moving object tracking method based on improved lucas-kanade sparse optical flow algorithm[C]// Smart Cities Conference. IEEE, 2017:1-5.
- [22] Yang J, Yu K, Gong Y, et al. Linear spatial pyramid matching using sparse coding for image classification[J]. 2009:1794-1801.
- [23] Barron J L, Fleet D J, Beauchemin S S. Performance of optical flow techniques[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 1992:236-242.
- [24] Beauchemin S S, Barron J L. The computation of optical flow[J]. Acm Computing Surveys, 1995, 27(3):433-466.
- [25] Comaniciu, Dorin, Meer, Peter. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5):603-619.
- [26] Arias-Castro E, Mason D, Pelletier B. On the estimation of the gradient lines of a density and the consistency of the mean-shift algorithm[M]. JMLR.org, 2016.
- [27] Zhang X, Zhang X, Wang Y, et al. Extended social force model-based mean shift for pedestrian tracking under obstacle avoidance[J]. Iet Computer Vision, 2017, 11(1):1-9.