

文章编号: 1004-4353(2017)01-0037-06

基于梯度阈值和特征抑制的运动目标检测算法

魏琳, 崔荣一, 金璟璇*

(延边大学工学院 计算机科学与技术学科 智能信息处理研究室, 吉林 延吉 133002)

摘要: 提出了一种基于梯度阈值和特征抑制的光流运动目标检测算法. 首先将 LK 光流法和 HS 光流法思想进行互补, 在梯度值较大的点使用亮度约束, 梯度值较小的点使用平滑约束; 然后采用特征抑制方法, 筛选能够确定运动目标位置的光流点; 最后检测出完整的运动目标. 实验结果表明, 本文算法提高了运动目标检测的准确度, 而且实时性较好.

关键词: 光流法; 梯度阈值; 特征抑制; 目标检测

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

Moving target detection algorithm based on gradient threshold and feature suppression

WEI Lin, CUI Rongyi, JIN Jingxuan*

(*Intelligent Information Processing Lab., Dept. of Computer Science & Technology, College of Engineering, Yanbian University, Yanji 133002, China*)

Abstract: In this paper, we propose a new optical flow moving object detection algorithm based on gradient threshold and feature suppression. First we adopt LK optical flow method and HS optical flow method to complement each other. We use the brightness constraints on the points with large gradient and the smooth constraints on those with small gradient. Then combining with feature suppression method, the algorithm screen the optical flow points to determine the location of moving, and ultimately moving target. Experimental results show that the proposed method can improve the detection accuracy of real moving objects, and has better real-time performance.

Keywords: optical flow method; gradient threshold; feature suppression; object detection

0 引言

运动目标检测是计算机视觉研究中的重要内容之一,也是视频序列中目标识别、跟踪、行为分析等后续处理的基础. 目前,针对运动目标的检测主要有 3 种经典的检测算法:背景差分法、帧间差分法和光流法.

背景差分法依靠背景图像的建模和更新来检测前景,但在实际应用中很难获得准确的背景图像,动态背景的存在使得运动目标检测结果不准确. 对此,华媛蕾等^[1]提出了一种混合高斯模型结合改进帧差法的运动目标检测算法,其算法复杂度较低,实时性较好,但存在小运动目标的漏检和提取得不完整的现象.

帧间差分法算法简单,算法复杂度低,但不能很好地提取运动目标的完整区域. 对此,袁国武等^[2]提

出了一种三帧差分法结合光流法的运动目标检测算法,该方法选择 Harris 角点计算光流信息,简化了光流的计算,并引入三帧差分法作为简化光流法的补充,但其使用的光流算法较复杂,实时性不佳.

光流法可以适用于摄像机移动的场合,能够很好地处理运动物体重叠遮挡的情况,并且不需要事先对图像进行预处理或者特征抽取,直接对图像本身进行计算即可从图像序列中得到光流.但是光流法存在计算复杂度较高、光流约束方程并不总是严格成立以及抗噪性差等缺点,因此很多学者提出了光流法的改进算法或与其他方法相结合以提高光流法的性能.杨叶梅^[3]提出了一种基于高斯金字塔的改进光流法的运动目标检测算法,将灰度梯度大于某一个阈值的点进行 HS 光流计算,利用高斯金字塔来减少光流计算的迭代次数,但该算法所检测出的运动目标并不完整,并且系统精度和实时性也一般.高磊^[4]采用金字塔 LK 光流法结合 Harris 特征和矢量量化光流场聚类的方法进行了运动目标检测,使用 RANSAC 剔除错误光流,利用类内方差的大小提取车辆目标,但该算法由于特征数量过少容易出现运动目标的漏检,且对距离较远目标或方向相反目标检测的准确率不高.刘洪彬^[5]提出了一种 FCM 结合权重系数自适应 HS 光流法用于运动目标检测,该算法检测准确度较高,但较复杂,实时性一般.

鉴于上述文献中的运动目标检测算法存在运动目标不完整、不能很好地去除噪声等缺陷,本文提出一种基于梯度阈值和特征抑制的运动目标检测算法,并通过实验验证了本文算法的有效性.

1 光流法

目前最常用的光流计算方法是基于微分的光流算法.该方法利用图像的灰度梯度计算光流场,根据亮度恒常性假设,导出光流基本约束方程,但光流基本约束方程并不能唯一确定光流矢量,需要另外的约束条件;所以,根据约束条件的不同,基于微分的光流算法可以分成基于全局和基于局部的光流法^[6].

基于全局光流法的代表是 Horn-Schunck 光流法,该算法在亮度恒常性假设的基础上,将二维速度场与灰度相结合,提出了基于全局平滑性假设的光流约束方程.由于 HS 光流法通过计算图像每个像素的光流矢量来区分各个像素的运动方向和速度,因此属于稠密光流. HS 光流法计算量大,算法复杂,对噪声敏感.

基于局部光流法的代表是 Lucas-Kanade 光流法,该算法假定在给定点周围的一个小区域内光流满足一定的约束条件,从而求出指定点处的光流.假设图像帧中点 (x,y) 处的光流为 (u,v) ,该点的一个小邻域 Ω 内共有 n 个点且各点的光流大小和方向基本相同.对点 (x,y) 的 Ω 邻域内的各点赋予不同的权重 $W(x,y) = \{w_i \mid i = 1,2,\cdots,n\}$,其中 w_i 是点 (x,y) 的邻域 Ω 内第 i 个邻域点的权重值,设定靠近邻域中心的点的权重值(即对光流约束的贡献值)要比其外围的更大一些,因此偏离中心越远的邻域点,其相应的权重值越小.以此通过 Ω 邻域内各点的相互协作,共同求出邻域中心点 (x,y) 处的光流 (u,v) .基于上述思想,Lucas-Kanade 光流法计算得到的属于稀疏光流,与 HS 光流法相比,LK 光流法计算量小,算法复杂度低,但容易漏检小运动目标.

2 基于梯度阈值的 HS 光流法

在实际情况中,由于光流场的不连续性,光流基本约束方程的亮度恒常性假设并不完全成立,所以违反亮度恒常性假设的光流场分布是不可靠的. A.Verri等^[7]证明了光流基本约束方程只有在图像灰度梯度值较大的点才近似成立,因此为了提高 HS 光流法的精确性,需要修改光流基本约束方程的约束条件,即仅在梯度值较大的点使用亮度恒常性假设约束,在梯度值较小的点处只使用全局平滑性假设约束.为此定义如下权值函数:

$$\omega(x,y) = \begin{cases} 0, & I_x^2 + I_y^2 < T; \\ 1, & I_x^2 + I_y^2 \geq T. \end{cases}$$

(1)

其中, I_x 和 I_y 为点 (x, y) 的灰度梯度在 x 方向和 y 方向的分量, T 为阈值. 此时, 基于梯度阈值的 HS 光流法中的约束方程为:

$$E_{\text{HS}}(u, v) = \iint \left\{ \omega(x, y) (I_x u + I_y v + I_t)^2 + \lambda \left[\left(\frac{\partial u}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial y} \right)^2 \right] \right\} dx dy, \quad (2)$$

其中 λ 为平滑控制系数. 约束方程所对应的泛函数为

$$F(x, y, u, u_x, u_y, v, v_x, v_y) = \omega(x, y) (I_x u + I_y v + I_t)^2 + \lambda \left[\left(\frac{\partial u}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial y} \right)^2 \right]. \quad (3)$$

相应的欧拉方程为:

$$\begin{cases} (I_x u + I_y v + I_t) I_x = \frac{\lambda}{\omega(x, y)} \nabla^2 u, \\ (I_x u + I_y v + I_t) I_y = \frac{\lambda}{\omega(x, y)} \nabla^2 v, \end{cases} \quad (4)$$

其中 ∇^2 为拉普拉斯算子. 由于权值函数 $\omega(x, y)$ 在梯度较小处取值可能为 0, 因此将公式(4) 代入 Gauss-Seidel 迭代解表达式后的变形公式为

$$\begin{cases} u^{k+1}(x, y) = \bar{u}^k(x, y) - \frac{I_x(x, y) \bar{u}^k(x, y) + I_y(x, y) \bar{v}^k(x, y) + I_t(x, y)}{\lambda + \omega(x, y) [I_x^2(x, y) + I_y^2(x, y)]} I_x(x, y) \omega(x, y), \\ v^{k+1}(x, y) = \bar{v}^k(x, y) - \frac{I_x(x, y) \bar{u}^k(x, y) + I_y(x, y) \bar{v}^k(x, y) + I_t(x, y)}{\lambda + \omega(x, y) [I_x^2(x, y) + I_y^2(x, y)]} I_y(x, y) \omega(x, y). \end{cases} \quad (5)$$

采用上述改进约束后, 计算光流场分布更为可靠, 减少了由于光流场的不连续性导致的不稳定的计算结果, 同时也减少了光流法的计算量, 因此不必计算整幅图像各点的光流, 只需要计算灰度梯度大于一定阈值处的光流场分布即可.

3 基于梯度阈值及特征抑制的 LK-HS 光流法

3.1 基于梯度阈值的 LK-HS 光流法

通过 LK 光流法和基于梯度阈值的 HS 光流法的对比实验发现, 基于梯度阈值的 HS 光流法的运算时间明显高于 HS 光流法, 计算量仍然很大, 但该方法可以精确地检测出运动目标; LK 光流法计算量小, 但对于小运动目标和速度较慢的运动目标仍然存在漏检的情况, 所以本文将两者相结合, 重新定义光流约束方程, 如公式(6) 所示:

$$E_{\text{ThresholdLKHS}}(u, v) = \iint \left\{ \omega(x, y) (\mathbf{W} * I_x u + \mathbf{W} * I_y v + \mathbf{W} * I_t)^2 + \lambda \left[\left(\frac{\partial u}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial y} \right)^2 \right] \right\} dx dy, \quad (6)$$

其中 $\mathbf{W} = \{w_i \mid i = 1, 2, \dots, n\}$ 是以 (x, y) 点为中心的 Ω 邻域内各点的权值矩阵, $\omega(x, y)$ 为点 (x, y) 处的权值函数, 根据公式(1) 和(2), 权值函数的结果决定是否计算 (x, y) 处的光流. 在 LK 光流法中, 邻域权值矩阵的选择至关重要, 根据 LK 光流法中邻域权重选取靠近邻域中心的权重(即对光流约束的贡献) 要比周围的大, 偏离中心越远相应的权重越小的原则, 本文参考文献[6] 选取了如下权值矩阵:

$$\frac{1}{102} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 62 & 1 \\ 2 & 4 & 84 & 2 \\ 6 & 8 & 108 & 6 \\ 2 & 4 & 84 & 2 \\ 1 & 2 & 62 & 1 \end{bmatrix}.$$

由以上可得梯度阈值 LK-HS 光流法 Gauss-Seidel 迭代解的表达式:

$$\begin{aligned}
u^{k+1}(x, y) &= \overline{u^k}(x, y) - \\
&\frac{\mathbf{W}(x, y) * I_x(x, y) \cdot \overline{u^k}(x, y) + \mathbf{W}(x, y) * I_y(x, y) \cdot \overline{v^k}(x, y) + \mathbf{W}(x, y) * I_t(x, y)}{\lambda + \omega(x, y) \{ [\mathbf{W}(x, y) * I_x(x, y)]^2 + [\mathbf{W}(x, y) * I_y(x, y)]^2 \}} \cdot \\
&\mathbf{W}(x, y) * I_x(x, y) \cdot \omega(x, y), \\
v^{k+1}(x, y) &= \overline{v^k}(x, y) - \\
&\frac{\mathbf{W}(x, y) * I_x(x, y) \cdot \overline{u^k}(x, y) + \mathbf{W}(x, y) * I_y(x, y) \cdot \overline{v^k}(x, y) + \mathbf{W}(x, y) * I_t(x, y)}{\lambda + \omega(x, y) \{ [\mathbf{W}(x, y) * I_x(x, y)]^2 + [\mathbf{W}(x, y) * I_y(x, y)]^2 \}} \cdot \\
&\mathbf{W}(x, y) * I_y(x, y) \cdot \omega(x, y).
\end{aligned} \tag{7}$$

其中: $(x, y) \in \Omega$; $\mathbf{W}(x, y) * I_x(x, y)$, $\mathbf{W}(x, y) * I_y(x, y)$, $\mathbf{W}(x, y) * I_t(x, y)$ 分别表示以 (x, y) 点为中心的 Ω 邻域内各点 x 方向、 y 方向和 t 方向梯度与权值矩阵 $\mathbf{W}(x, y)$ 的卷积。

3.2 光流点的特征抑制

按 3.1 中所计算得到的光流点仍然存在噪声和动态背景的干扰, 本文借鉴特征抑制的思想, 对 3.1 中计算得出的光流点进行强特征点的筛选, 以此明确真实运动目标上的特征点, 排除噪声和运动背景的干扰。本文借鉴 Harris 角点检测方法作为特征抑制筛选强光流点的方法, 特征抑制的算法流程如下:

1) 计算输入光流所在像素点邻域二阶导数自相关矩阵, 即 $I(x, y)$ 的二维 Hessian 矩阵^[8] 为:

$$\mathbf{H}(p) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \end{bmatrix}, \tag{8}$$

并求出该矩阵对应的两个特征值。

2) 进行非极大值抑制模板平滑, 即保留邻域中的局部最大值。通过将较小的特征值与判定阈值作比较筛选特征点, 若特征值大于阈值, 则判定该光流点为强光流点并予以保留, 否则删除该光流点。

4 实验结果与分析

为了验证本文的有效性, 本文将帧间差分法、背景差分法、光流法对运动目标检测的结果与本文方法进行对比。实验用视频 highway.avi 和 video.avi 为不同环境和不同运动目标类型的场景视频, 视频长度分别为 38 s 和 40 s, 视频 1(highway.avi) 为高速路口监控视频, 视频 2(video.avi) 为市内交通行人车辆视频。实验环境为 VS2010 和 opencv2.4.9, 编程语言为 C++。

实验结果如图 1—图 4 所示。通过图 1 即视频 1 的实验结果可以看出: 帧间差分法结果存在运动目标的阴影和拖影, 导致目标检测结果不准确; 背景差分法存在运动目标孔洞, 不能保留运动目标的细节信息; HS 光流法将运动目标的阴影误判为运动目标的一部分, 因此结果不准确; 本文算法有效地检测

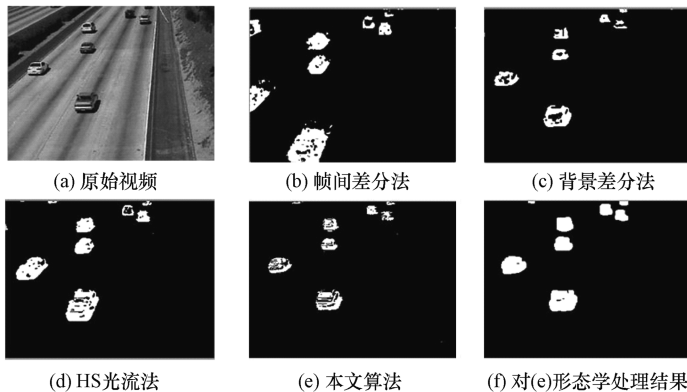


图 1 各算法的运行结果

出了真实的运动目标,且保留了运动目标的内部细节信息.经形态学处理后,本文方法所得的运动目标的结果很完整.

图 2 是视频 1 加 10%高斯噪声后的各算法检测结果.由图 2 可以看出,帧间差分法、背景差分法、HS 光流法均保留了视频中的噪声,而本文算法则减少了很多噪声,说明本文算法对噪声不敏感.图 3 为视频 2 中行人的检测结果,图 4 为视频 2 中不同类型的运动目标的检测结果.图 3 和图 4 表明,本文算法能够准确地检测出真实的运动目标,且运动目标的轮廓较清晰完整.

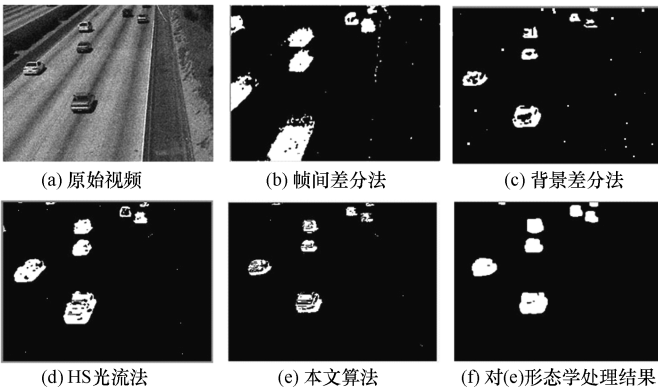


图 2 含噪声视频的运动目标检测结果

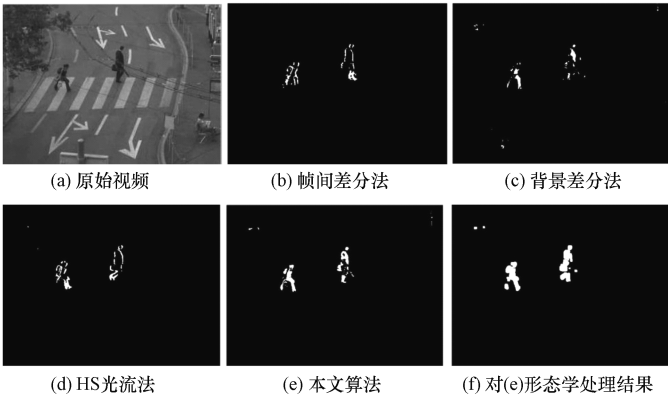


图 3 各算法对行人的检测结果

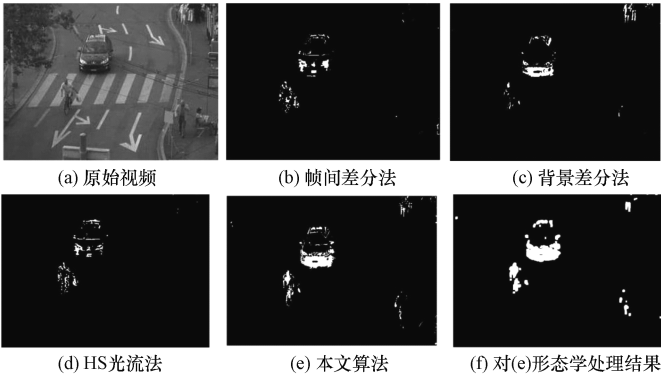


图 4 不同类型运动目标的检测结果

表 1 为各算法对视频 1 进行检测的运行效率.表 1 中的 *Precision* 及 *Recall* 的计算公式如公式(9)和公式(10)所示,其中 *TP* 为检测出的运动目标中正确的运动目标数量,*FP* 为检测出的运动目标中错误的运动目标数量,*FN* 为没有检测出的运动目标数量, $TP + FP$ 为算法检测出的全部运动目标数量,

$TP + FN$ 为真实运动目标的总数量.

$Precision = TP / (TP + FP),$

(9)

$Recall = TP / (TP + FN).$

(10)

表 1 各算法的运行效率

算法	总处理时间 /s	$Precision / \%$	$Recall / \%$	PSNR
帧间差分法	45	70	83	30.5
背景差分法	48	73	80	32.7
HS 光流法	55	78	77	35.1
本文算法	47	85	80	36.7

表 1 中的 PSNR(图像峰值信噪比)是一种评价视频图像质量优劣的标准,其计算公式如公式(11)所示,在 PSNR 计算公式中 MSE 为图像之间的均方误差,其计算公式如公式(12)所示:

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{(2^n - 1)^2}{MSE},$$

(11)

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \|I(I, J) - K(i, j)\|^2.$$

(12)

从表 1 可以看出,本文算法虽然在处理时间方面不如最简单的帧间差分法,但检测准确率均高于其他 3 种方法;从 4 种算法的 PSNR 值可以看出,本文算法的 PSNR 值比其他方法的显著提高,说明本文算法的鲁棒性较好.

5 结论

本文将基于梯度阈值的 HS 光流法与 LK 光流法以及特征抑制相结合建立了新的光流约束方程,提出了一种基于梯度阈值和特征抑制的运动目标检测方法.实验结果表明,本文方法可以有效地减少 HS 光流法的计算量和算法复杂度,将特征抑制作为辅助判断运动目标的手段,可有效提高目标检测算法的准确性.但本文算法的实时性还有待提高,在后续工作中需要研究算法对于动态场景视频的适应程度.

参考文献:

[1] 华媛蕾,刘万军.改进混合高斯模型的运动目标检测算法[J].计算机应用,2014,34(2):580-584.

[2] 袁国武,陈志强,龚健,等.一种结合光流法与三帧差分法的运动目标检测算法[J].小型微型计算机系统,2013,34(3):669-671.

[3] 杨叶梅.基于改进光流法的运动目标检测[J].计算机与数字工程,2011,263(9):108-110.

[4] 高磊.基于光流的动态场景中运动车辆检测与跟踪算法研究[D].合肥:中国科学技术大学,2014.

[5] 刘洪彬.权重系数自适应光流法运动目标检测[J].光学精密工程,2016,24(2):460-468.

[6] 安博.动态背景下运动目标检测的研究[D].天津:天津理工大学,2008.

[7] Verri A, Poggio T. Against quantitative optical flow[C]// Proceedings of the First International Conference on Computer Vision. Washington: IEEE Comput Soc Press, 1987:171-180.

[8] 卫保国,李晶.一种针对大尺度运动的快速光流算法[J].计算机应用研究,2012,29(9):3551-3557.

[9] 黄杭.基于光流法的运动目标检测与跟踪[D].沈阳:东北大学,2014.

[10] CHEN Junchao, ZHANG Junhao, LIU Shijia, et al. Improved target detection algorithm based on background modeling and frame difference[J]. Computer Engineering, 2011,37:171-173.

[11] 王振亚,曾黄麟.一种基于帧间差分和光流技术结合的运动车辆检测和跟踪新算法[J].计算机应用与软件,2012,29(5):117-120.

[12] 王天召,徐克虎,黄大山.动态背景下的运动目标检测[J].计算机技术与发展,2013,23(7):104-107.

[13] Horn B K P, Schunck B G. Determining optical flow[J]. Artificial Intelligence, 1981,17(1):185-203.