

·测试、试验与仿真·

智能交通系统运动车辆的光流法检测

李喜来, 李艾华, 白向峰

(第二炮兵工程学院, 陕西 西安 710025)

摘要: 基于视频的车辆检测在智能交通系统中有着重要的实用价值. 提出了一种在复杂背景中检测运动车辆的方法, 针对传统光流法在阴影、边界和遮挡的地方灰度守恒和光流场平滑性假设不再成立这一问题, 引入前向-后向光流方程, 计算其 Hessian 矩阵, 并把 Hessian 矩阵的条件数与 Lucas-Kanade 光流法中的加权阵相结合, 有效地消除了局部邻域中不可靠的约束点, 同时进一步提高了光流约束方程解的稳定性. 实验结果表明: 该方法检测情况稳定, 检测准确率高, 检测效果好. 检测结果可作为智能交通系统中高层交通管理和车辆控制的基础.

关键词: 智能交通; 视频监控; 车辆检测; 前向-后向光流方程; 赫赛矩阵

中图分类号: U495; TP273

文献标识码: A

文章编号: 1673-1255(2010)02-0075-04

Moving Vehicles Detection in Intelligent Transportation Systems Based on Optical Flow

LI Xi-lai, LI Ai-hua, BAI Xiang-feng

(The Second Artillery Engineering College, Xi'an 710025, China)

Abstract: As the video vehicle detecting has a great importance to the intelligent transportation system, a new moving vehicle detection method based on optical flow in complicated background was presented. To deal with the hypothesis that the smoothness of optical flow and the conservation of gray intensity don't come into existence on the condition of shadow, boundary and overlap, a new forward-backward optical flow equation is introduced and the Hessian matrix of equation is computed. Then the conditional number of the matrix is combined with the associated matrix of Lucas-Kanade's optical flow method to eliminate the restriction points which are not credible within local neighborhood. Experimental results show that the proposed method helps to obtain satisfying detecting results due to its good stability and high detecting accuracy. The results can be used as the basis of advanced vehicle control and traffic management in intelligent transportation systems.

Key words: intelligent transport; video surveillance; vehicle detection; forward-backward optical flow equation; Hessian matrix

基于视频的交通监控是智能交通系统的重要研究领域, 它可以检测和跟踪运动车辆, 获取有关道路车流状况的实时信息^[1], 如车流量、车速、车辆间距、车道占用时间等, 还可以进行车型和车牌的识别, 其中运动车辆检测是要解决的首要问题, 它是车辆跟踪和识别的基础.

运动车辆检测的方法可以分为背景差分法^[2]和帧间差分法^[3], 上述方法理论上都能理想地检测到运动车辆, 但是在实际情况下, 由于各种外界条件的干扰, 使得运动车辆的检测变得比较复杂, 其复杂性^[4]表现在: 光线变化、遮挡与孔洞、阴影问题等. 特别是在人车繁忙的交通场景, 要得到无噪声干扰

收稿日期: 2010-03-15

作者简介: 李喜来(1981-), 男, 河北廊坊人, 博士研究生, 从事智能交通及图像处理研究. 导师简介: 李艾华(1966-), 男, 河北沧州人, 工学博士, 教授. 研究方向为信号与图像处理.

的纯背景图像,即不含检测目标和运动背景目标的初始化图像是非常困难的^[5].光流法不仅携带了运动目标的运动信息,而且还携带了有关景物三维结构的丰富信息,能够在没有场景的任何先验信息的情况下,检测出运动目标^[6],特别适合交通监控下的车辆检测.

1 光流法检测运动车辆

光流是指图像中亮度模式运动的表观速度分布,光流法检测运动目标的基本原理是:给图像中的每一像素点赋予一个速度矢量,形成了一个图像运动场,在运动的一个特定时刻,图像上的点与空间物体上的点通过投影关系一一对应,根据各个像素点的速度矢量特征对图像进行动态分析^[7].如果图像中没有运动目标,则光流矢量在整个图像区域是连续变化的.当图像中有运动目标时,目标和图像背景存在相对运动,运动目标所形成的速度矢量必然和邻域背景速度矢量不同,从而检测出运动目标及位置.

1.1 前向-后向光流方程

传统光流的计算方法主要分为 4 类:时空梯度法、块匹配法、基于能量的方法和基于相位法^[8].它们都是基于灰度守恒和光流场的平滑性假设,但这些假设在阴影、边界和遮挡等情况下不再成立,为此提出相应的改进算法.考虑下列基本光流方程

$$I(x, y, t) - I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t) = 0 \quad (1)$$

可以得到

$$I(x, y, t) = I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t) \quad (2)$$

$$I(x, y, t + \Delta t) = I(x - \Delta x, y - \Delta y, t) \quad (3)$$

对式(2)、式(3)分别进行泰勒展开,并忽略二阶及二阶以上项,得到

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial I(x, y, t)}{\partial y} \Delta y + \frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} \Delta t = 0 \quad (4)$$

$$\frac{\partial I(x, y, t + \Delta t)}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial I(x, y, t + \Delta t)}{\partial y} \Delta y + \frac{\partial I(x, y, t + \Delta t)}{\partial t} \Delta t = 0 \quad (5)$$

定义如下符号: $I'_x = \frac{\partial I(x, y, t)}{\partial x}$; $I'_y = \frac{\partial I(x, y, t)}{\partial y}$;

$$I'_t = \frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t}; I'^{t+\Delta t}_x = \frac{\partial I(x, y, t + \Delta t)}{\partial x}; I'^{t+\Delta t}_y = \frac{\partial I(x, y, t + \Delta t)}{\partial y}; I'^{t+\Delta t}_t = \frac{\partial I(x, y, t + \Delta t)}{\partial t}, \text{得}$$

$$I'_x u + I'_y v + I'_t = 0 \quad (6)$$

$$I'^{t+\Delta t}_x u + I'^{t+\Delta t}_y v + I'^{t+\Delta t}_t = 0 \quad (7)$$

式(6)式(7)称为前向-后向光流方程,可以合并为一个新的光流方程,即

$$I'_x u + I'_y v + I'_t = 0 \quad (8)$$

式中, $I'_x = \alpha I'^{t+\Delta t}_x + (1 - \alpha) I'^t_x$; $I'_y = \alpha I'^{t+\Delta t}_y + (1 - \alpha) I'^t_y$; $I'_t = \alpha I'^{t+\Delta t}_t + (1 - \alpha) I'^t_t$.其中, α 为一常数,根据前向-后向光流方程可以解出光流场 (u, v) .

在复杂场景运动目标检测中,场景和运动目标的灰度梯度有可能相差不大,使得运动目标轮廓处于模糊状态,而在光流场的计算中,只有在灰度变化较大的地方,才能获得比较精确的解,其他位置得到的解往往是不可靠的,计算所得轮廓处光流不准确,也就是说光流约束方程在灰度梯度很小时不成立.为此引入梯度约束条件,设定灰度梯度阈值 T ,只在灰度梯度大于阈值 T 的像素点计算光流.

1.2 Hessian 矩阵

由 Lucas 和 Kanade 提出的基于微分的加权最小二乘法在光流计算取得了较好的效果,其思想是在像素 (x, y) 的邻域 Ω 内,用加权最小二乘法来求该点的光流^[9],该方法的约束条件为

$$\min_{x \in \Omega} \sum W^2(x) \left[\Delta p(x, y, t) \cdot V + \frac{\partial p}{\partial t} \right]^2 \quad (9)$$

对于在邻域 Ω 内的 n 个点,其解可以表示为

$$V = [A^T W^2 A]^{-1} A W^2 b \quad (10)$$

式中, $A = [\Delta p(x_1, y_1), \dots, \Delta p(x_n, y_n)]^T$; $W = \text{diag} [W(x_1, y_1), \dots, W(x_n, y_n)]$; $b = - \left(\frac{\partial p(x_1, y_1)}{\partial t}, \dots, \frac{\partial p(x_n, y_n)}{\partial t} \right)^T$.其中, Δp 表示图像灰度 p 的空间梯度,矩阵 $A^T W^2 A$ 的特征值决定了光流计算的可靠性.设其特征值为 λ_1 和 λ_2 ,如果它们都大于给定的阈值 λ ,则计算出来的光流是可靠的,反之是不可靠的.

尽管 Lucas-Kanade 光流法计算过程简单,估计精度较高,但它假定邻域 Ω 内各像素点光流保持恒定,而且光流计算依赖于窗口权重函数,这就意味着如果在邻域 Ω 内存在严重违反光流约束方程的点或邻域 Ω 运动不连续,将使得估计的光流可靠性严重下降.为此,文中引入 Hessian 矩阵判断邻域 Ω 内

每点对于基本光流约束方程的良好性.

对前向-后向光流方程分别对 x, y 求偏导,可以得到

$$I_{xx}u + I_{yx}v = -I_{tx} \quad (11)$$

$$I_{xy}u + I_{yy}v = -I_{ty}$$

写成矩阵形式为

$$\begin{bmatrix} I_{xx} & I_{yx} \\ I_{xy} & I_{yy} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -I_{tx} \\ -I_{ty} \end{bmatrix} \quad (12)$$

定义 Hessian 矩阵为

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{yx} \\ I_{xy} & I_{yy} \end{bmatrix} \quad (13)$$

Hessian 矩阵的条件数为

$$Cond(\mathbf{H}) = \|\mathbf{H}\| \cdot \|\mathbf{H}^{-1}\| = |\lambda_{\max}| / |\lambda_{\min}| \quad (14)$$

其中, $\lambda_{\max}, \lambda_{\min}$ 分别为 Hessian 矩阵的最大特征值和最小特征值, 可以通过 Hessian 矩阵条件数大小来判断方程解的稳定性^[10]. 如果 Hessian 矩阵的条件数很大, 则方程为病态方程, 对应的 Hessian 矩阵的秩很小, 其解不稳定, 计算的光流不可靠; 如果 Hessian 矩阵的条件数接近 1, 对应的 Hessian 矩阵的秩很大, 方程为良态, 其解的鲁棒性较好. 据此可以通过计算 Hessian 矩阵的条件数来剔除邻域内 Ω 的不可靠点.

1.3 基于 Hessian 矩阵的光流算法

Hessian 矩阵的条件数很好地刻画了线性方程解的稳定性, 而且条件数越大, 对应的 Hessian 矩阵的秩越小, 为此可以先利用 Hessian 矩阵剔除邻域 Ω 内的不可靠的点, 并把各点对应条件数的倒数作为该点的权值, 其算法具体如下:

- (1) 计算图像中每点的一阶梯度和二阶梯度;
- (2) 计算每点对应 Hessian 矩阵的秩 $det(\mathbf{H})$ 和条件数 $cond(\mathbf{H})$, 设定阈值为 τ , 则

$$\mathbf{W}(X) = \begin{cases} 0 & \text{若 } det(\mathbf{H}) < \tau \\ 1/Cond(\mathbf{H}) & \text{若 } det(\mathbf{H}) \geq \tau \end{cases} \quad (15)$$

并对每个邻域 Ω 内的 $\mathbf{W}(X)$ 进行归一化处理.

(3) 采用加权最小二乘法求解式(11)中的光流场 (u, v) .

2 实验结果

为了验证提出的基于 Hessian 矩阵的改进 Lucas-Kanade 光流算法, 在 simulink 下进行了仿真

实验, 整体的仿真实验模型框图如图 1 所示. 作为实验对象的交通场景视频分辨率是 $120 \times 160, 15$ 帧/s. 视频首先由彩色视频转换为灰度视频, 然后采用文中提出的光流计算方法计算出每帧图像各个像素点的光流, 通过阈值操作产生二值特征图像, 经数学形态学分析检测到运动车辆. 实验结果如图 2 所示, 图 2a 是交通场景视频的一帧, 图 2b 是对应于图 2a 的光流图, 图 2c 是由光流图得到运动车辆二值特征图, 图 2d 是将检测结果叠加到原始交通场景视频的最终结果, 图 2d 中设置了一条水平虚拟检测线, 左上角数字 2 表示通过检测线的运动车辆数目.

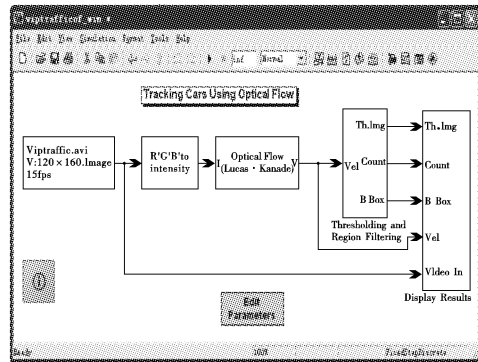


图 1 simulink 模型仿真流程图

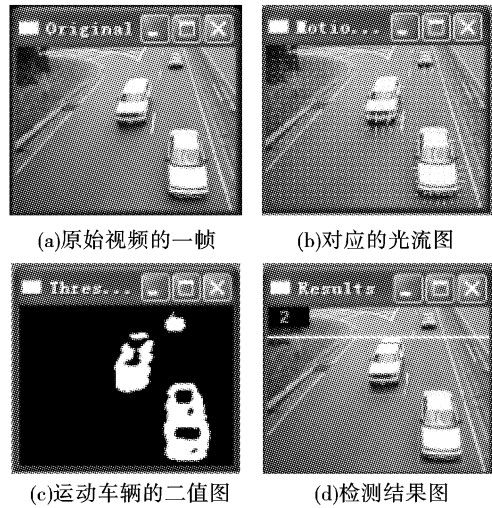


图 2 仿真实验结果

3 结束语

研究了光流法在智能交通中的应用, 利用改进的光流算法计算了交通监控场景运动车辆的光流场, 针对传统光流法在阴影、边界和遮挡的地方灰度守恒和光流场的平滑性假设不再成立这一问题, 引

入前向-后向光流方程,计算其 Hessian 矩阵,并把 Hessian 矩阵的条件数与 Lucas-Kanade 光流法中的加权阵相结合,有效地消除了局部邻域中不可靠的约束点,同时进一步提高了光流约束方程解的稳定性.仿真实验表明,该光流法能有效地检测和跟踪运动车辆,并给出了车辆的统计数目.由于光流法计算复杂度比较高,如何优化算法以缩短运行时间是下一步的研究方向.

参考文献

- [1] H L Eng, M Thida. Model-based detection and segmentation of vehicles for intelligent transportation system [C]//3rd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications. Singapore, 2008: 2127-2132.
- [2] L Li, W Huang, I Y-H Gu, et al. Statistical modeling of complex backgrounds for foreground object detection[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13:1459-1472.
- [3] J L Landabaso, M Pardas. A unified framework for consistent 2-D/3-D foreground object detection[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2008,18:1040-1051.
- [4] C Lodato, S Lopes. An Optical Flow Based Segmentation Method for Objects Extraction [C]//Conference of the World Academy of Science Engineering and Technology. Vienna, Austria, 2006: 41-46.
- [5] S M Bhandarkar, X Luo. Integrated detection and tracking of multiple faces using particle filtering and optical flow-based elastic matching[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2009, 13 :708-725.
- [6] D Decarlo, D Metaxas. Optical flow constraints on deformable models with applications to face tracking[J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 38:99-127.
- [7] Horn B K, Schunck B G. Determining optical flow [J]. Artificial Intelligence, 1981 (17):185-203.
- [8] Barron J L, Fleet D J. Performance of optical flow techniques [J]. International journal on computer vision, 1994 (12): 43-77.
- [9] Lucas B D, Kanade T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision [C]//proceeding of the international joint conference on artificial intelligence, 1981.
- [10] R Nakayama, Y Uchiyama. Development of new filter bank for detection of nodular patterns and linear patterns in medical images[C]//Systems and Computers in Japan, 2005, 36:81-91.

(上接第 63 页)

结果为: $\alpha = \frac{t}{l} = 0.08$,对成像质量较差的光楔胶片特性曲线断线率的计算结果为: $\alpha = \frac{t}{l} = 0.32$.从 2 个特性曲线的实际情况来看,光楔胶片密度变化越均匀,感光特性曲线则越平滑,同时,对应极线越长,极线断点越少,断线率越低;反之亦然.因此,此评价指标正确地反映了胶片密度变化的均匀性.

从以上的实验结果分析可以看出,文中的评价方法符合光楔胶片成像质量的变化规律,能够准确地反映光测胶片的成像质量.

4 结 束 语

利用 Hough 技术,对光楔胶片的感光特性曲线进行变换,实现了特性曲线斜率的自动检测,并提出断线率的评价指标,准确地表示出了胶片成像密度变化均匀性,达到光测胶片成像质量客观量化评价

的目的.因此,文中方法较传统光测胶片冲洗质量评价方法具备评价准确性强、效率高、结果唯一等特点,具有较高的实用价值.同时,该方法也可以应用到其他曲线的斜率检测上,具有一定的通用性.

参考文献

- [1] Princen J, Ling worth J, Kittler J. A formal definition of the hough transform properties and relationships [J]. Mathematical Image and Vision, 1992, 5(1):148-153.
- [2] Illingworth J, Kittler J. survey of the Hough transform [J]. CVGIP, 1988, 44:87-116.
- [3] Ballard D H. Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes[J]. Pattern Recognition, 1981, 13(2): 111-122.
- [4] 王玉梅.基于模糊 C-均值聚类的靶场光测胶片成像质量检测方法[J]. 战术导弹技术, 2009(4):17-20.
- [5] Ching Y T. Detecting line segments in an image-a new implementation for Hough transform[J]. Pattern Recognition Letter, 2000, 22(3):421-429.