

动态背景下的光流场计算方法

李召龙¹, 沈同圣², 娄树理¹

(1. 海军航空工程学院控制工程系, 山东 烟台 264001; 2. 中国国防科技信息中心, 北京 100142)

摘要:通过计算光流场来检测场景中的运动目标是计算机视觉中非常重要的研究课题,而光流场计算的精度直接关系到目标检测的准确性。针对实际拍摄的视频中由于背景存在运动而导致光流场中运动目标不突出的情况,提出了一种基于分块积分投影配准算法的光流场计算方法。首先利用提出的分块积分投影配准算法得到图像背景的运动参数,然后对背景进行运动补偿,再利用L-K算法求取运动补偿后图像中有效区域的光流场。通过真实视频对算法进行验证,并将结果与经典的L-K算法结果进行了对比。对比结果显示:本文所提算法计算得到的光流场中运动目标更加突出,算法效果较好。

关键词:目标检测;光流场;运动补偿;L-K算法

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2017.01.023

Computation of optical flow field under dynamic background

LI Zhao-long¹, SHEN Tong-sheng², LOU Shu-li¹

(1. Department of Control Engineering, Navy Aeronautical Engineering University, Yantai 264001, China;

2. National Defense Science and Technology Information Center, Beijing 100142, China)

Abstract: The detection of moving object in the scene through calculating the optical flow field is a very important research point in computer vision. The computation accuracy of optical flow field is directly related to the accuracy of target detection. In view of the fact that the optical flow field of motion target is not prominent in the whole optical flow field due to the dynamic background, a new method based on blocked integral projection registration algorithm is proposed. Firstly, the motion parameters of the image background are obtained by the proposed blocked projection-based registration algorithm. Then the motion compensation of the background is carried out. After that, the optical flow field in the effective area of the image is obtained by using the traditional L-K algorithm. The algorithm is verified by a real video sequence, and the results compared with the results of the classical L-K algorithm. The comparison results show that the moving targets in the optical flow field obtained using the proposed algorithm is more prominent, and the algorithm is effective.

Key words: target detection; optical flow field; motion compensation; L-K algorithm

1 引言

光流场是计算机视觉中的一个重要研究领域,是检测图像序列中运动目标的重要手段。通过计算图像的光流场,获得图像中每个像素的速度矢量,若

图像中没有运动目标,则计算得到的速度矢量在整幅图像上是连续变化的;当图像中有运动目标,运动目标的速度矢量将与背景速度矢量不同,从而显现出运动目标的位置,实现目标检测的目的^[1]。

基金项目:国家自然科学基金项目(No. 61303192)资助。

作者简介:李召龙(1987-),男,博士研究生,主要从事光电制导,红外物理与技术,红外成像系统性能测试与仿真等方面研究。E-mail:zgzb1987@sina.com

收稿日期:2016-05-12; **修订日期:**2016-06-15

自20世纪80年代,Horn和Schunck^[2]基于光流约束方程首次提出了光流场的计算方法之后,新的计算方法不断出现。Nagel^[3-4]通过求取二阶导数获得光流场,并通过定向平滑约束解决了遮挡(occlusion)问题;Lucas和Kanade^[5]通过设定特定窗口函数,提出了经典的Lucas-Kanade算法(L-K算法)。随后,Bruhn^[6]提高了经典L-K算法对噪声的鲁棒性。付琼莹^[7]提出一种可以应用于目标运动速度较快、位移较大情况下的变分光流算法。

但是在实际求取光流场时我们发现,由于 t 方向的微分表现为相邻区域的灰度差,受背景纹理较少及背景的运动影响,导致已有算法求得的光流场与实际光流场存在很大误差^[8-9]。本文分析了运动背景对光流场计算方法的影响,提出了一种基于背景配准的光流场计算方法,并通过真实图像序列对算法有效性进行了检验。

2 L-K光流法及其不足

2.1 L-K光流算法

设 $I(x,y,t)$ 是点 (x,y) 在时刻 t 的照度值, $u(x,y)$ 和 $v(x,y)$ 分别表示该点光流的 x 分量和 y 分量,点 (x,y) 在 $(t+\delta t)$ 时刻运动到 $(x+\delta x,y+\delta y)$ 时,照度恒定,则有:

$$\begin{cases} \delta x = u\delta t \\ \delta y = v\delta t \\ I(x+u\delta t,y+v\delta t,t+\delta t) = I(x,y,t) \end{cases} \quad (1)$$

将上式左边进行泰勒级数展开:

$$I(x,y,t) + \delta x \frac{\partial I}{\partial x} + \delta y \frac{\partial I}{\partial y} + \delta t \frac{\partial I}{\partial t} + e = I(x,y,t) \quad (2)$$

两边同除以 δt ,令 $\delta t \rightarrow 0$,则:

$$\frac{\partial I}{\partial x} \frac{dx}{dt} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{dy}{dt} + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (3)$$

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

则式(3)可写为:

$$I_x u + I_y v + I_t = 0 \quad (4)$$

根据Lucas和Kanade提出的L-K算法,假设在较小的空间邻域 Ω 上,光流误差 e 定义为:

$$e = \sum_{(x,y) \in \Omega} W^2(I_x u + I_y v + I_t)^2 \quad (5)$$

其中, W 表示窗口权重函数,设 $V = (u,v)^T$, $\nabla I(x) = (I_x, I_y)^T$,将误差 e 置为零,则误差方程(5)的解可由下式得到:

$$A^T W^2 A V = A^T W^2 b \quad (6)$$

其中:

$$\begin{cases} A = [\nabla I(x_1), \dots, \nabla I(x_n)]^T \\ W = \text{diag}[W(x_1), \dots, W(x_n)] \\ b = -[I_t(x_1), \dots, I_t(x_n)]^T \end{cases} \quad (7)$$

得到最终的解为:

$$V = [A^T W^2 A]^{-1} A^T W^2 b \quad (8)$$

2.2 运动背景下L-K算法的局限性

实际的图像序列中可能存在背景的全局运动,会对光流算法产生影响。利用真实的红外视频序列中的连续两帧图像来验证背景运动对光流计算结果的影响,如图1所示。拍摄时,红外热像仪固定不动,图像无全局运动,只有图1中两幅图像左下角的大巴车处于运动状态。利用L-K算法计算其光流场,结果如图2(a)所示。从图2(a)的光流场中可以清晰的看到左下角存在一个运动目标,即正在行驶的大巴车。假设向右、向上方向为正方向,将图1(b)按照 $(-3,-3)$ 、 $(0,3)$ 、 $(3,1)$ 的平移量进行平移并计算其光流场,分别显示在图2(b)、(c)、(d)中。从光流场图像上可以看出,当背景存在运动时,已经很难判断场景中是否存在运动目标,而且背景位移越大,判断难度越大。



(a) frame 99

(b) frame 100

图1 连续两帧红外图像

Fig. 1 Two consecutive frames

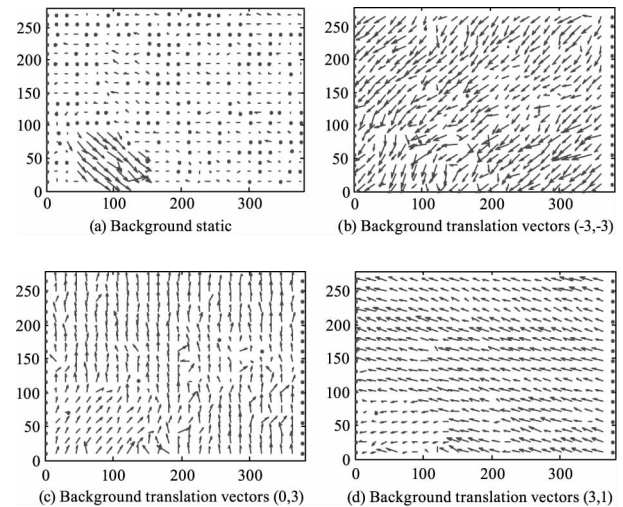


图2 不同背景运动状态时L-K算法得到的光流场

Fig. 2 The optical flow obtained using L-K algorithm with different background translation

3 改进的光流算法

根据第2节的分析,当背景存在运动时,光流场受背景运动的干扰,而难以判断场景中是否存在运动目标。针对这个问题,提出的解决方法是:首先对背景按照分块积分投影算法进行配准,得到背景的运动位移,然后对图像进行运动补偿,然后利用L-K算法对补偿后的图像求取光流场。此时得到的光流场中可以清晰地显示出运动目标。

3.1 积分投影配准算法

积分投影配准(Projection-based registration)算法是将二维图像按照水平和垂直方向将灰度值进行累积,分别投影为两个一维向量,然后对得到的水平投影向量和垂直投影向量分别进行一维的互相关计算。使得相关函数最大的位移便是两幅图像间的位移。由于积分投影算法在行列上进行了累计,所以降低了随机噪声对配准算法的干扰,提高了算法的鲁棒性。

假设序列 $I_k(i, j)$ 中图像大小为 $N \times M$, 将 $I_k(i, j)$ 沿水平、垂直方向的投影向量分别为:

$$H_k(i) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N I_k(i, j) \quad (9)$$

$$V_k(j) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M I_k(i, j) \quad (10)$$

分别求取第 k 帧和第 $(k+1)$ 帧水平、垂直投影向量的互相关函数:

$$R_k^H(m) = \sum_{i=1}^{M-m} H_k(i) H_{k+1}(i+m) \quad (11)$$

$$R_k^V(n) = \sum_{j=1}^{N-n} V_k(j) V_{k+1}(j+n) \quad (12)$$

设定垂直、水平位移 m, n 的搜索范围, 假设为 $|m| \leq 20, |n| \leq 20$, 在搜索范围内, 如图3所示, 每次将当前帧的垂直(水平)投影向量移动一个像素, 得到相应 $m(n)$ 对应的相关函数, 将搜索范围内的所有 $m(n)$ 搜索一遍之后, 使得相关函数最大的 $m(n)$ 值, 即为图像在垂直(水平)方向上的位移。

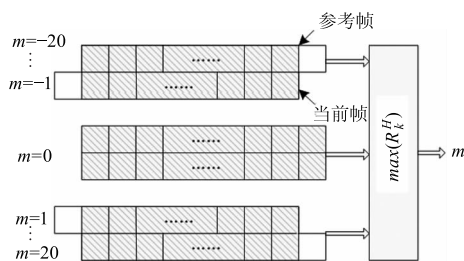


图3 积分投影算法垂直位移计算示意图

Fig.3 Diagram of how to get the vertical shift

3.2 分块积分投影算法

受视频序列中运动目标的干扰, 上文描述的传统积分投影配准算法效果会受到影响, 降低配准精确度, 所以需要对算法进行改进, 本文提出分块积分投影配准算法。首先将图像在水平方向上等分为 K_v 个子区域, 分别标记为 $V_1, V_2, \dots, V_{K_v}$ 。在求取图像水平方向上的位移时, 分别用积分投影方法对 K_v 个子区域进行配准, 得到 $n_1, n_2, \dots, n_{K_v}$ 共 K_v 个水平位移。根据拉依达准则, 满足 3σ 条件的水平位移量属于无效数据, 应予以剔除。对剩余 K_n 个位移量求均值即可得到水平位移 $\bar{n}$ 。同理, 将图像在垂直方向上等分为 K_h 个子区域, 按照与在水平方向上类似的方法可求取垂直方向位移 $\bar{m}$ 。实际操作时, 若将子区域划分过多, 由于每个子区域过于狭窄, 投影后的一维向量包含的信息少, 在配准时可能引起误差。若子区域划分过少, 则将起不到算法求取均值降低误差的效果, 并且在剔除无效数据时会引起错误。结合本文实验所用图像尺寸特点, 经过多次试验验证, 将图像水平、垂直方向各划分为三个子区域即可取得较好效果, 如图4所示。



图4 图像子区域划分

Fig.4 Divide the image into regions

3.3 光流场计算

获得了背景位移量以后, 先对图像进行位移补偿, 消除图像之间背景的偏差, 使得两幅图像之间只有目标存在运动。假设大小为 $N \times M$ 的第 K 帧和第 $(K+1)$ 帧图像, 经过改进的积分投影配准算法求得第 $(K+1)$ 帧图像背景位移为 $(\bar{n}, \bar{m})$ 。此时, 对第 $(K+1)$ 帧图像进行运动补偿后, 在计算光流场时可利用有效区域为两幅图像重叠区域, 如图5所示。在此重叠区域内, 只有待检测目标存在运动, 其他区域几乎没有差异。一般情况下, 拍摄视频时, 会

使待检测的运动目标保持在图像中央附近,而且两帧图像的背景之间位移量不会很大,所以待检测目标完全可以包含在重叠区域内。在这种情况下利用 L-K 算法计算重叠区域的光流场可以取得良好的计算精度。

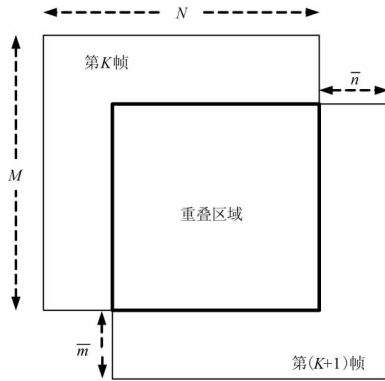


图 5 光流场计算有效区域

Fig. 5 Overlap area used to obtain the optical flow

4 算法验证

采用一组真实拍摄的 243 帧红外视频对本文所提改进光流计算方法进行验证。视频开始拍摄时的前几秒钟,保持红外热像仪不动,以保持帧间背景不存在运动,然后热像仪跟随视频左下角的大巴运动,使得大巴保持在视频范围内。第 2.2 节在研究运动背景对光流场算法的影响时,利用的是前几秒保持摄像机不动时拍摄的视频图像。算法验证时,取视频的第 132、133、134、135 帧,分别如图 6(a)、(b)、(c)、(d)所示。

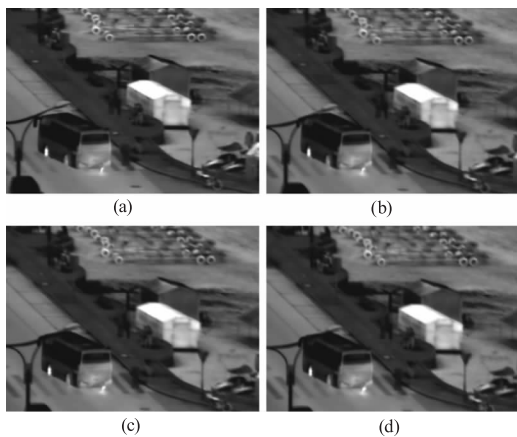


图 6 实验时所用图像

Fig. 6 Four images used in the experiment

以第 132 帧为参考图像,先不利用积分投影配准算法补偿背景运动,运用经典的 L-K 算法计算第 133、134、135 帧图像的光流场,分别显示在图 7(a)、(c)、(e)上。图 7(a)的光流场分布均匀,不能从上面分辨出大巴车的形状。图 7(c)、(e)的光流场分布杂乱,毫无规律,也不能从中分辨出大巴。再利用积分投影配准算法分别求得第 133、134、135 帧图像相对于参考图像位移为 $(-4, -9)$ 、 $(-7, -14)$ 、 $(-9, -17)$,利用该位移量对图像进行运动补偿,然后利用 L-K 算法计算补偿后有效区域的光流场,分别显示于图 7(b)、(d)、(f)。从该三个光流场可以明显看出左下角位置有大巴车的光流场存在,而在其他位置的光流场显示均匀,不存在运动目标。

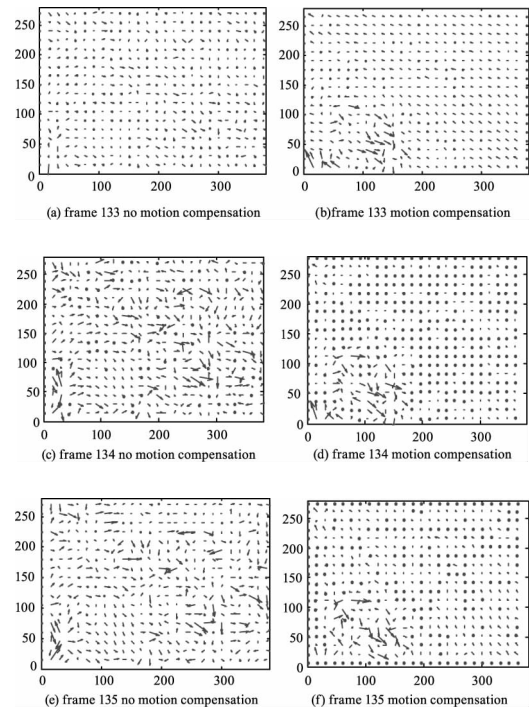


图 7 两种算法得到的光流场效果对比

Fig. 7 Optical flow obtained with two algorithms

考察添加背景运动补偿步骤之后,L-K 算法的计算效率。利用 Matlab2012a 编写算法程序,运行环境为 Windows7 X32 系统。计算机 CPU 为 Intel Core I5-4590、主频为 3.3 GHz。经测试:未进行背景运动补偿时,L-K 算法处理一帧图像时间为 12.3457 s;添加运动补偿步骤后,L-K 算法处理一帧图像时间为 12.3562 s,仅增加 0.0105 s。可见,添加背景运动补偿步骤,对算法运行速度的影响非常小,但是却可以得到非常清晰的运动目标光流场。

5 总 结

针对背景存在运动的情况,提出了一种改进的光流场计算方法。首先利用分块积分投影配准算法对图像的背景进行配准,得到可信的背景位移量,然后对图像进行背景运动补偿,消除图像背景间的差异,最后用 L-K 算法对配准后图像的有效区域求取光流场。利用真实视频对算法效果进行验证,结果显示本文算法求取的光流场中运动目标更加突出,可以为下一步的目标检测提供更好的光流场信息。

参考文献:

- [1] Barbosa A V, Vatikiotisbateson E. Optical flow analysis for measuring tongue-motion[J]. Journal of the Acoustical Society of America, 2014, 136(4): 2105 – 2105.
- [2] Horn B K P, Schunck B G. Determining optical flow[J]. Artificial Intelligence, 1980, 17(81): 185 – 203.
- [3] Nagel H H. Displacement vectors derived from second-order intensity variations in image sequences[J]. Computer Graphics & Image Processing, 1983, 21(1): 85 – 117.
- [4] Nagel B H H. Displacement vectors derived from second order intensity Variations[J]. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1983, 21(1): 85 – 117.
- [5] Lucas B D, Kanade T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision[C]// International Joint Conference on Artificial Intelligence, 1981: 285 – 289.
- [6] Bruhn A, Weickert J, Schnörr C. Lucas/Kanade Meets Horn/Schunck: Combining Local and Global Optic Flow Methods[J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 61(3): 211 – 231.
- [7] FU Qiongying, YU Xuchu, HU Wenda, et al. A large displacement variational optical flow based on features matching[J]. Journal of Geomatics Science & Technology, 2013, 30(1): 54 – 57. (in Chinese)
付琼莹, 余旭初, 胡闻达, 等. 一种基于特征匹配的大位移变分光流方法[J]. 测绘科学技术学报, 2013, 30(1): 54 – 57.
- [8] Fan L, Li Q, He Y. Optical flow field detecting moving targets in infrared images[C]// IEEE International Conference on Information and Automation, 2015: 423 – 428.
- [9] Pascal Z, Corpetti T, Liang S, et al. Observation models based on scale interactions for optical flow estimation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(8): 3281 – 3293.