

光流向量补偿模型的运动目标检测

张秋佳¹, 王 虹², 刘 威¹, 许松江¹

(1. 哈尔滨理工大学应科院, 黑龙江 哈尔滨 150080; 2. 哈尔滨工业大学, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要:针对计算机视觉中的运动目标跟踪与检测问题,特别是运动目标被遮挡丢失和大幅度机动现象,提出了一种基于 Lucas-Kanade 光流向量补偿算法的运动目标检测方法。该方法利用 Lucas-Kanade 光流算法计算帧间的光流向量,并选用丢失目标的图像附近若干帧序列图像之间的光流关系,对丢失的光斑目标位置进行估计,以此对序列图像进行补全。实验表明该算法相对于其他传统光流法,提高了光流估算的精确性和可靠性,能更好地检测出运动目标。

关键词:运动目标检测;光流;运动估计;补偿模型

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2011.11.020

Moving object detection optical flow vectors compensation model

ZHANG Qiu-jia¹, WANG Hong², LIU Wei¹, XU Song-jiang¹

(1. Applied Science College of Harbin Univ. Sci. Tech., Harbin 150080, China;

2. Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: A moving object detection method based on Lucas-Kanade optical flow vectors compensation algorithm is proposed. It is used to detect and track the moving target and is especially effective when the target is sheltered and makes sharp motion. This method is realized by using Lucas-Kanade's algorithm to calculate the optical flow vectors of frames, and then choosing the optical flow vectors of the image frames next to the lost frame to predict the position of the lost target and make a full image sequences. Results show that this algorithm can detect moving objects more accurately and reliably when compared with other traditional optical flow methods.

Key words: moving object detection; optical flow; motion estimation; compensation model

1 引 言

运动目标的检测是计算机视觉领域中最活跃的研究主题之一,它在智能交通系统军事目标检测与跟踪和安全监控等领域中有极高的应用价值。

光流技术作为一种边缘或表面运动的技术,可用于运动目标检测和图像分割。在一些比较特殊的环境下,为观测到被测对象的位置和角度变化,经常采用在被测对象上安装激光发射器,利用高速 CCD 摄像机拍摄激光光束的指示光斑运动序列图像,然后通过重心法分析图像中光斑的中心位置以确定观测对象运动情况。但当测量过程中发生目标遮挡或因图像传输等原因出现目标丢失现象,这段时间的

序列图像对被测对象的姿态变化计算将造成较大误差影响。

为解决这一情况,本文提出一种光流向量补偿计算方法,通过用光斑序列中多帧图像之间的光流向量对所丢失目标的位置进行估计和补偿,提高计算的精度。

2 传统的光流估计算法

光流是指空间中运动物体的可见点在成像表面

基金项目:黑龙江省教育厅科学研究项目(No. 11541057)资助。

作者简介:张秋佳(1973-),女,硕士研究生,高级实验师,研究方向为图像处理与光电检测。E-mail: zhangqiuja@hrbust.edu.cn

收稿日期:2011-04-18

上的投影点的瞬时速度^[1]。光流场是一种二维瞬时速度场,其中的二维速度矢量是景物中可见点的三维速度矢量在成像平面的投影。作为一种重要的运动图像分析方法,光流计算方法在近20年中取得了较大的发展,主要可分为四类^[2]:基于梯度的方法;基于区域的方法;基于能量的方法以及基于相位的方法。其中时空梯度法较为常用。

当所需拍摄的运动目标的运动速度很快时,序列图像之间的时间间隔需要很短,而且图像中背景相对简单、固定,图像目标较小,在这种情况下,采取Lucas-Kanade算法的精确度较高。

1981年,Horn和Schunck在相邻图像的间隔时间很小,其图像中灰度变化也很小的前提下,导出灰度图像光流场计算的基本等式^[3]。

设时刻 t 时,图像上一点 (x, y) 处的灰度值为 $I(x, y, t)$ 。在时刻 $t + \Delta t$ 时,该点运动到新位置,其在图像上的位置变为 $(x + \Delta x, y + \Delta y)$,灰度值记为 $I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t)$ 。根据图像灰度一致性,假设 $dI(x, y, t)/dt = 0$,则:

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

将左边在 $I(x, y, t)$ 点用泰勒公式展开,忽略二阶以上项可以得到:

$$\frac{\partial I}{\partial x} \frac{\Delta x}{\Delta t} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{\Delta y}{\Delta t} + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (2)$$

设 u 和 v 分别为该光点流矢量沿 x 和 y 方向的两个分量,且有 $u = dx/dt, v = dy/dt$ 。可以得到基本光流约束方程:

$$I_x u + I_y v + I_t = 0 \quad (3)$$

式中, $I_x = \frac{\partial I}{\partial x}, I_y = \frac{\partial I}{\partial y}, I_t = \frac{\partial I}{\partial t}$ 。

或写成梯度形式为: $\nabla I \cdot V + I_t = 0$

可以看出由于光流场 $V = (u, v)^T$ 具有两个变量,而基本约束方程只有一个,因此它的解是非唯一的,即只能求出光流延梯度方向的值,必须引入附加的约束条件。Lucas-Kanade算法^[4]假设在一个小的空间临域 Ω 上运动矢量保持恒定,然后使用加权最小二乘法估计光流。这样在小的空间临域 Ω 上,其光流估计误差定义为:

$$\sum_{(x,y) \in \Omega} w^2(x) (I_x u + I_y v + I_t)^2 \quad (4)$$

其中, $w(x)$ 表示窗口的权重函数,它使临域中心区域对约束产生的影响比外围区域更大。这样得到一个光流速度场向量的二维矩阵等式:

$$\begin{bmatrix} \sum w I_x^2 & \sum w I_x I_y \\ \sum w I_x I_y & \sum w I_y^2 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} \sum w I_x I_t \\ \sum w I_y I_t \end{bmatrix}$$

3 基于多帧光流向量补偿的质心计算方法

3.1 基于L-K算法的多帧光流向量补偿算法

对于已经得到的图像序列中连续两帧图像 $i, i+1$,可以通过L-K算法计算这两幅图像之间的光流场速度向量 $\hat{v}_{i,i+1}$;如果图像序列中存在若干帧图像出现目标丢失的现象,仅通过之前的光流向量只能对目标的大概位置进行预测,其位置误差较大,不能满足测试的需要,因此必须通过算法对其误差进行适当补偿^[5]。

由于连续两帧图像之间的时间间隔很短,可以将图像中的目标看作匀速运动,这样,对于存在目标丢失的第 j 帧图像来说,假设其与前一帧图像之间的估计光流速度向量 $\tilde{v}_{j-1,j}, \tilde{v}_{j,j+1}$ 与之前的两帧的光流向量 $\hat{v}_{j-2,j-1}$ 相等,即:

$$\tilde{v}_{j+1,j} = \tilde{v}_{j,j+1} = \hat{v}_{j-2,j-1}$$

通过前面假设的速度向量,可以得到两幅估计图像 $j', j'+1$ 。这样对于 $(j+1)$ 的估计图像和实际图像,可以计算得到图像估计误差向量 Δ_{j+1} ,即有:

$$\begin{aligned} \hat{v}_{j-1,j+1} &= \tilde{v}_{j-1,j} + \tilde{v}_{j,j+1} + \Delta_{j+1} \\ &= 2 \cdot \hat{v}_{j-2,j-1} + \Delta_{j+1} \end{aligned} \quad (5)$$

通过估计误差向量,可以对第 j 幅图像的光流向量进行补偿,得到:

$$\hat{v}_{j-1,j}^{(1)} = \frac{2 \cdot \hat{v}_{j-2,j-1} + \Delta_{j+1}}{2} \quad (6)$$

同样,根据第 $(j+n)$ 帧图像的估计图像和估计误差向量,可以得到:

$$\begin{aligned} \hat{v}_{j-1,j}^{(n)} &= \frac{2 \cdot \hat{v}_{j-2,j-1} + \hat{v}_{j+1,j+2} + \cdots}{n+1} \\ &\quad + \frac{\hat{v}_{j+n-1,j+n} + \Delta_{j+n}}{n+1} \end{aligned} \quad (7)$$

同理,当序列光斑中有连续 l 帧图像出现目标丢失的情况时,根据前面的推算,对于第 $(j+m)$ 帧图像($m=0, 1, 2, \cdots, l-1$),可以得到:

$$\begin{aligned} \hat{v}_{j-1,j+m}^{(n)} &= (m+1) \cdot \frac{(l+1) \cdot \hat{v}_{j-2,j-1} + \hat{v}_{j+l,j+l+1}}{n+1} \\ &\quad + \frac{\cdots + \hat{v}_{j+n-1,j+n} + \Delta_{j+n}}{n+1} \end{aligned} \quad (8)$$

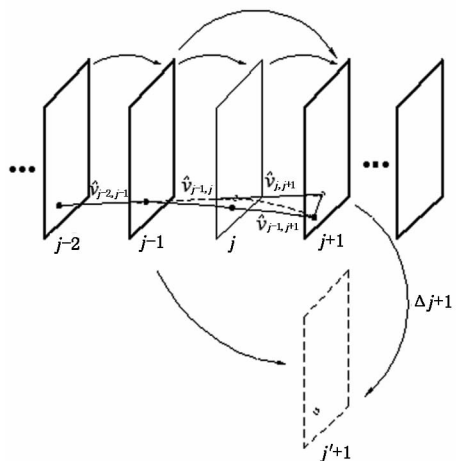


图1 多帧光流向量补偿算法原理图

Fig. 1 principle diagram of multi-frames

尽管 L-K 算法在计算这一类背景简单、帧间目标变化较小的高频图像光流向量时精度较高^[6],但图像之间的时间间隔变长后,序列图像间的速度场已经不能看作匀速运动,其所得到的估计向量的误差也将变大,对于图像中光斑目标位置影响较大,因此,之前的 l 和 n 值都不能过大,这将在后面通过实验进行分析。

3.2 光斑中心的确定

通过前面所得到的一系列光流向量,可以得到同一帧图像的 n 幅估计图像。根据实验的需要,对于这些估计图像,我们只关心图像中光斑目标的中心位置,光斑的形状和灰度变化对于实验的意义不大^[7]。这样,可以得到一系列光斑目标的估计中心 $(x_{j+m}^{(n)}, y_{j+m}^{(n)})$ 。可以看出,所参与计算的图像距离估计图像越远,其所得到的估计图像的误差越大,因此对于这些估计中心坐标,取参与计算的图像与实际图像与估计图像的序列帧数差作为各自的权值,进行反距离加权平均,以得到最终的光斑中心位置 $(\bar{x}_{j+m}, \bar{y}_{j+m})$:

$$\bar{x}_{j+m} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_{j+m}^{(n)} / n)}{\sum_{i=1}^n (1/n)}, \bar{y}_{j+m} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_{j+m}^{(n)} / n)}{\sum_{i=1}^n (1/n)} \quad (9)$$

4 精度分析与实验

4.1 理论精度分析

根据 Barron 等提出的误差估计方法^[8],将光流场 $V = (u, v)^T$ 写成一个三维的方向矢量:

$$\vec{V} = \frac{1}{\sqrt{u^2 + v^2 + 1}} (u, v, 1)^T$$

真实光流 $\vec{V}_e$ 与 L-K 算法所计算的估计光流 $\vec{V}_c$ 之间的光流场角误差可以表示为 $\psi = \arccos(\vec{V}_c, \vec{V}_e)$ 。这样,光流场的角平均误差 $\bar{\psi}$ 为:

$$\bar{\psi} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \psi_E(i) \quad (10)$$

光流场的绝对平均误差 ξ 为:

$$\xi = (\sum_{i=1}^N \|\vec{V}_c - \vec{V}_e\|) / N \quad (11)$$

式中, N 为光流场的像素个数。对于通过光流向量估计得到的图像目标中心坐标的绝对误差为:

$$\begin{aligned} \xi_{j+m}^{(n)} &\approx \frac{m+1}{n+1} \cdot [(n+1) \cdot \xi + \xi \cdot \psi_\Delta] \\ &= (m+1) \cdot \xi + \frac{\xi \cdot \psi_\Delta}{n+1} \end{aligned} \quad (12)$$

由此,最终第 $(j+m)$ 帧光斑图像中心坐标位置的标准差定义为:

$$S_{j+m} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \left((m+1) \cdot \xi + \frac{\xi \cdot \psi_\Delta}{n+1} \right)^2}{(n-1) \cdot \sum_{i=1}^n (1/n)}} \quad (13)$$

4.2 实验分析

实验采用大功率半导体激光器作为光源,利用高速 CCD 相机 (350 frames/s) 采集激光器在屏幕上形成的序列光斑图像共 500 帧,序列图像中目标运动速度不超过 2 pixels/frame。取其中 20 帧图像序列作为采样的样本进行计算。在计算光流场之前,采用时空高速滤波器平滑序列图像^[9],这有助于削弱时间噪声和输入中的量化效应。通过对样本序列图像进行光流计算,得到 L-K 算法的光流平均角误差和平均绝对误差:

$$\bar{\psi} = 1.217^\circ, \xi = 0.092 \text{ pixel}$$

可以看出,当图像背景简单且静止,相机和屏幕位置固定,帧间光斑目标位置变化在 1~2 个像素左右时, Lucas-Kanade 算法的计算精度较高。

在样本图像中去除一帧图像作为被估计图像,分别用不同帧数的图像对估计图像中的光斑位置进行计算,并与实际的光斑中心坐标进行比较,图 2 中给出利用不同帧数估算出的结果与实际结果对照所得到的误差曲线。

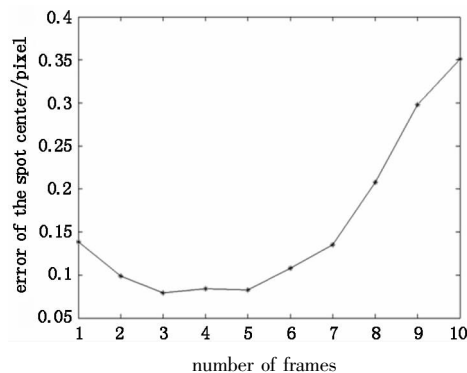


图2 采用不同帧数的光斑中心估算误差

Fig. 2 estimate error of spot centers with number of frames

从图2可以看出,随着 n 值的增大,光斑中心的误差开始减小,但减小的幅度逐渐减小,当 n 继续增大后,其误差又开始增大,这是由于此时光流速度已经不能再当作匀速运动;同时,随着 n 值的增大,算法的计算量增加很多,给系统增加了额外的负担。当 n 取3时,光斑中心误差小于0.1 pixel,基本满足精度的要求。

接下来,在样本中连续去除若干帧图像,然后依照之前的计算方法(取 $n=3$)进行计算,其计算误差如图3所示。

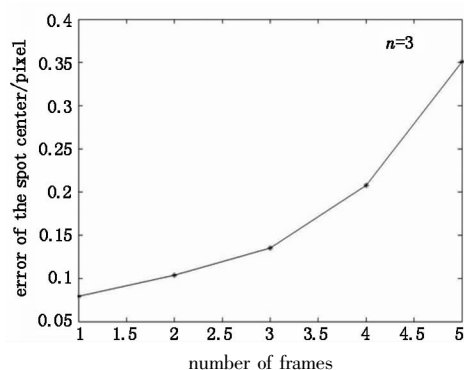


图3 连续多帧丢失目标情况下光斑中心估计误差

Fig. 3 estimate error of spot centers when the spots lose in successive frames

在 n 值不变的情况下,随着 l 值的不断增大,其误差也相应增大。

当 l 超过4时,其位置误差为0.21 pixel,已经超出所允许的误差范围,因此在实际计算时,应根据具体要求尽量避免 l 过大。实验图像中光斑的运动速度相对规律,在实际试验时,其运动方式变化将更加复杂,为保证精度,应尽量避免目标连续丢失的情况出现。

5 结论

本文中所采用的多帧光流向量补偿算法,利用Lucas-Kanade光流算法计算帧间的光流向量,并选用丢失目标的图像附近若干帧序列图像之间的光流关系,对丢失的光斑目标位置进行估计,以此对序列图像进行补全;同时通过理论和实验分析,确定在满足精度要求情况下,算法所能承受的计算范围,有效的解决了因丢失目标而对之后的计算所造成的误差影响。

但该算法由于采用L-K的光流算法,算法的整体计算量较大,同时光流算法容易受到光斑本身亮度、周围环境噪声的影响,其精度还需要进一

步提高,可以在之后选择更适合的光流算法来进行解决。

参考文献:

- [1] Jia Yunde. Machine vision [M]. Beijing: Science Press, 2000: 235-239. (in Chinese)
贾云得. 机器视觉[M]. 北京: 科学出版社, 2000: 235-239.
- [2] Liu xiang. Motion estimation based on optical flow field algorithm[J]. Radio Engineering of China, 2006, 36(4): 17-20. (in Chinese)
刘翔. 基于光流场算法的运动估计方法研究[J]. 无线电工程, 2006, 36(4): 17-20.
- [3] Bruhn A, Wei Ckert J. Lucas/kanade meets horn/schunck: combining local and global optic flow methods [J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 61(3): 211-231.
- [4] Bakers, Gross R, Matthews I. Lucas 2 kanade 20 years on: aunifying framework[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 56(3): 221-255.
- [5] Gao bo, BaoGuobin. Moving target detection and tracking based on dynamic image processing techniqu. [J] Electro-optic Technology Application, 2010, 25(4): 73-77. (in Chinese)
高波, 包国彬. 基于动态图像处理技术的动目标检测与跟踪[J]. 光电技术应用, 2010, 25(4): 73-77.
- [6] Nikitidis Symeon, Zafeiriou Stefanos, Pitas Loan nis. Camera motion estimation using a novel online vector field model in particle filters[J]. Circuits and Systems for Video Technology, 2008: 1028-1039.
- [7] Li Xiyang, Ni Guoqiang. Optical flow computation of infrared image. [J]. Infrared and Laser Engineering, 2002, 31(3): 189-193. (in Chinese)
李熙莹, 倪国强. 红外图像的光流计算[J]. 红外与激光工程, 2002, 31(3): 189-193.
- [8] Diazj, Rose, Agis R, et al. Super pipelined high performance optica flow computation architecture [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 112(3): 262-273.
- [9] Yuan Jinsha, Zhao Zhenbing, Gao Qiang, et a. l Reviewand prospectonin frared/visible imagereg istration [J]. Laser & Infrared, 2009, 39(7): 693-699. (in Chinese)
苑津莎, 赵振兵, 高强, 等. 红外与可见光图像配准研究现状与展望[J]. 激光与红外, 2009, 39(7): 693-699.