

一种基于特征匹配的实时电子稳像算法^{*}

罗诗途 张 犇 王艳玲 罗飞路

(国防科技大学 机电工程与自动化学院 湖南 长沙 410073)

摘要 为了实时地稳定摄像系统的输出视频,提出了一种基于特征匹配的实时电子稳像算法。将改进的 Kanade-Lucas-Tomasi(KLT)算法用于特征提取,并提出一种新的基于灰度投影均值的特征匹配算法。为了保证稳像结果的鲁棒性,还给出了特征的有效性检验方法。另外,基于高实时性对运动滤波算法的要求,在有意运动参数估计中采用了递归 Kalman 滤波法。实验表明,在微机上稳定单帧图像仅需 24.7ms,能够满足实时性要求,且具有良好的稳像效果。

关键词 电子稳像 KLT 特征提取 特征匹配 特征有效性检验 递归 Kalman 滤波

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A

A Real-time Electronic Image Stabilizing Algorithm Based on Feature Matching

LUO Shi-tu, ZHANG Qi, WANG Yan-ling, LUO Fei-lu

(College of Mechatronics Engineering and Automation, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract In order to stabilize the output video of camera system in good time, a real-time electronic image stabilizing algorithm based on feature matching is presented. The improved Kanade-Lucas-Tomasi(KLT)algorithm is applied to feature extracting, and a new feature matching algorithm based on projection mean is put forward. Considering the reliability of stabilizing results, a feature validation test method is also given. Besides, based on the high real-time demand for motion filtering, the recursive Kalman filtering is applied in intentional motion parameter estimation. As experiments show, the algorithm just takes 24.7ms to stabilize a single image on PC, fast enough to satisfy the real-time demand, and it has good stabilizing results.

Key words electronic image stabilization KLT feature extracting feature matching feature validation test recursive Kalman filtering

摄像系统用于实现光电监测、目标跟踪、侦察等任务时,要求输出图像具有较好的稳定性和较高的实时性。但往往由于摄像机本身的运动导致输出的图像序列不稳定,易使观察者疲劳,也会极大地影响后续处理。

电子稳像技术是将电子、计算机、数字信号处理等技术融为一体的新一代实现图像序列稳定的技术。国内电子稳像技术的研究起步较晚,稳像方法多利用由陀螺传感器和伺服系统构成的陀螺稳定平台。虽然此方法可达到一定的稳定精度,但是价格昂贵,且在某些场合下由于体积大、功耗大而无法满足需求。国外在电子稳像技术方面的研究已有近 20 年的历史,以美国和加拿大为代表的西方国家陆续将电子稳像技术用于各类武器装备(如导弹制导系统等)中,取得了较好的稳定效果。

1 电子稳像算法

由于摄像机相对背景的运动是一种全局运动,因此可以采用全局运动模型参数估计的方法进行补偿。为了兼顾模型描述能力和计算复杂度,通常选用六参数的仿射模型。该模型在场景深度相对变化不大的条件下能够较为精确地描述图像的平移、旋转和缩放等变换,公式如下:

* 收稿日期 2004-12-19

基金项目 国家自然科学基金资助项目(10376043(A06))

作者简介 罗诗途(1978—),男,博士生。

$$\begin{cases} x_k = a_1 x_{k-1} + a_2 y_{k-1} + b_1 \\ y_k = a_3 x_{k-1} + a_4 y_{k-1} + b_2 \end{cases} \quad (1)$$

确定了图像运动模型之后,电子稳像算法的思路可描述如下(如图1所示):

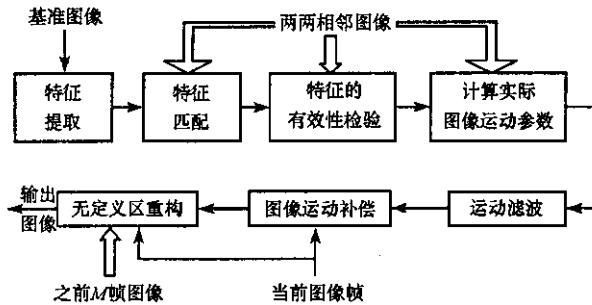


图1 电子稳像算法思路

Fig. 1 Design of electronic image stabilizing algorithm

- (1) 对基准图像(指初始图像序列中的第一帧)进行特征提取;
- (2) 依次对后续图像进行特征跟踪,即对两两相邻图像进行特征匹配;
- (3) 为了尽可能消除各种干扰对稳像效果的影响,对匹配特征对进行有效性检验,当有效特征的数目过少时(小于一定阈值),将当前图像作为基准图像重新提取特征;
- (4) 根据有效的匹配特征对,计算相邻图像帧间 的实际运动模型参数;
- (5) 对实际运动参数进行滤波,从而估计出有意运动模型参数;
- (6) 根据实际运动参数和有意运动参数,利用仿射运动模型对当前图像进行变换,实现图像的运动补偿,并利用之前M帧图像的信息重构当前无定义区^[1]。

2 关键技术的实现

2.1 特征提取

沿用 Kanade-Lucas-Tomas(KLT)^[2]算法的思路进行特征提取。该算法的提出基于对特征品质的原则性定义,根据这种定义“好”的特征品质是指该特征能够被可靠跟踪。KLT 算法的主要思路是通过检验 2×2 对称梯度矩阵的特征值来实现特征窗口的定位。

为了使提取出的特征分布均匀,论文在算法的具体实现上进行了改动,实现过程如下:

首先,将基准图像划分为 $m \times n$ 个互不重叠的区域 W_k ,将每个 W_k 划分为 $r \times s$ 个互不重叠的图像窗口 $W_{r,s}^k$ 。

其次,计算每个图像窗口 $W_{r,s}^k$ 的梯度矩阵 Z ,具体计算方法见文献[3]。

再次,特征窗口的提取。假设 λ_1 和 λ_2 分别为 Z 的两个特征值,且 $\lambda_1 < \lambda_2$,则 λ_1 和 λ_2 可以表征图像窗口的纹理特征。如果 λ_1 和 λ_2 都很小,说明图像窗口具有大致恒定的灰度分布;如果 λ_1 很小而 λ_2 很大,说明图像窗口具有不定向的纹理模式;如果 λ_1 和 λ_2 都很大,则代表了角点、椒盐纹理或其它任何能被可靠跟踪的纹理模式。这里定义每个区域 W_k 中 λ_1 值最大的图像窗口 $W_{r,s}^k$ 为特征窗口。

最后,特征窗口的筛选。为了提取“好”的特征量,特征窗口应具有能够被可靠跟踪的纹理模式。因此,设定阈值 t_1 ,如果满足

$$\lambda_1 = \min(\lambda_1, \lambda_2) > t_1 \quad (2)$$

则保留该特征窗口,否则舍弃。这里取阈值 $t_1 = 1$,可以保证特征窗口至少在一个方向上具有较大的灰度变化,也就是具有较高的空域频率或含有丰富的纹理特征。

原算法是在全局范围内提取梯度矩阵特征值满足一定条件的图像窗口,这样有可能造成特征窗口在图像中分布过于集中。而本文算法是在图像各个子区域内寻找梯度矩阵的最小特征值达到局部最大的特征窗口,并利用阈值条件进行筛选。这样,就实现了特征窗口在整幅图像中尽可能地均匀分布,使

稳像结果更加可靠。

2.2 特征匹配

特征匹配是指利用某种相似性准则,以前一帧图像的特征窗口为模板,在后一帧图像中进行模板匹配的过程。通常情况下,相邻两帧图像间的旋转角度较小,因此在模板匹配时可以只考虑平移,不考虑旋转。这里提出一种模板匹配算法,利用模板和匹配块之间行、列灰度投影均值的差异,找到最佳匹配位置。具体算法如下:

(1) 在匹配块中随机抽取行或列,求出其灰度投影均值,并计算它同模板中对应行或列的误差值,公式(以行为例)如下:

$$\begin{cases} E_{rj} = |\bar{S}_{rj} - \bar{S} - \bar{T}_j + \bar{T}| \\ \bar{S}_{rj} = \frac{1}{M} \sum_{x=1}^M S(x, j) \\ \bar{S} = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N S(x, y) \end{cases} \quad (3)$$

(2) 设定阈值 t_2 ,若上述误差值大于 t_2 ,则直接滤除该位置,否则将该误差值累加起来;

(3) 回到步骤(1),直至遍历所有行和列,再进行下一个匹配块的运算;

(4) 最后把累计误差最小的匹配块作为特征匹配结果。

上述定义的误差值通过减去各自的区域灰度平均值,减小了相邻帧间光照变化的影响,使匹配结果具有较好的鲁棒性。

2.3 特征的有效性检验

在实际应用中,即使按照正确的算法进行特征匹配,仍有可能得到错误的结果,从而产生无效特征。导致无效特征的原因有很多,但无论哪种情况,无效特征都不是实际特征(也可能刚刚消失)的正确匹配,必须加以剔除,否则可能会引入更多的图像抖动,影响后续特征匹配的正确性,从而影响整个稳像效果。

本文采用了以下的有效性检验方法:

(1) 当参考特征不存在可能的匹配结果时,视之为无效特征。这时,待匹配特征可能被遮挡或移出边界,或仅仅是消失了。

(2) 设置连续图像帧间特征匹配的相关性阈值。这种方法能够有效排除具有一定相似性的错误匹配。本系统中,该阈值取 $0.85 \sim 0.90$ 。

(3) 为了消除与大多数特征运动不一致的伪特征,有必要求出所有特征的平均运动,再根据运动平均值进一步得到运动的标准偏差,计算方法如下:

$$\begin{cases} m_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N dx_i \\ m_y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N dy_i \\ s_{xy} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N [(dx_i - m_x)^2 + (dy_i - m_y)^2]} \end{cases} \quad (4)$$

其中 N 为特征个数, dx_i 和 dy_i 分别为第 i 个特征在 x 轴方向和 y 轴方向上的平移量。

由此可定义判别准则函数:

$$V(i) = \sqrt{(dx_i - m_x)^2 + (dy_i - m_y)^2} \quad (5)$$

那么,判别准则可描述为:当 $V(i) > \alpha \cdot s_{xy}$ 时,第 i 个特征无效;反之为有效特征。其中 α 为标准偏差的倍数,可取 $2.5 \sim 3.5$ 。

3 递归 Kalman 运动滤波

为了补偿由摄像机无意晃动所造成的图像变换,必须进行有意运动参数估计。通过两两相邻帧间的“串联”技术,可以得到图像序列沿各个参数坐标轴的实际运动曲线。从这个角度讲,电子稳像的目的

就是要得到比较平滑的运动曲线。

传统的运动滤波方法包括低阶曲线拟合法和滑动平均滤波法^[4],但这两者都用到了后续图像帧的运动参数。而较高的实时性要求在下一帧图像到来之前完成对当前帧的处理,因此最佳的做法是根据过去直到现在的实际图像运动参数来估计当前的有意运动参数。基于上述考虑,本文采用了递归卡尔曼运动滤波^[3]。

限于篇幅,此处省略推导过程,直接给出Kalman滤波的状态空间模型和观测空间模型:

$$\begin{pmatrix} \hat{a}_1 \\ \hat{a}_1^v \\ \hat{a}_4 \\ \hat{a}_4^v \\ \hat{a}_2 \\ \hat{a}_3 \\ \hat{b}_1 \\ \hat{b}_1^v \\ \hat{b}_2 \\ \hat{b}_2^v \end{pmatrix}^{t+1} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & & \cdots & 0 \\ & 1 & & & \\ & & 1 & 1 & \\ & & & 1 & \\ & \vdots & & 1 & \\ & & & & 1 \\ & & & & & 1 & 1 \\ & & & & & & 1 \\ 0 & & \cdots & & & & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{a}_1 \\ \hat{a}_1^v \\ \hat{a}_4 \\ \hat{a}_4^v \\ \hat{a}_2 \\ \hat{a}_3 \\ \hat{b}_1 \\ \hat{b}_1^v \\ \hat{b}_2 \\ \hat{b}_2^v \end{pmatrix}^t + \begin{pmatrix} 0 \\ N(0, \sigma_z) \\ 0 \\ N(0, \sigma_z) \\ N(0, \sigma_r) \\ N(0, \sigma_r) \\ 0 \\ N(0, \sigma_b) \\ 0 \\ N(0, \sigma_b) \end{pmatrix} \quad (6)$$

$$\begin{pmatrix} \tilde{a}_1 \\ \tilde{a}_2 \\ \tilde{a}_3 \\ \tilde{a}_4 \\ \tilde{b}_1 \\ \tilde{b}_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{a}_1 \\ \hat{a}_2 \\ \hat{a}_3 \\ \hat{a}_4 \\ \hat{b}_1 \\ \hat{b}_2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} N(0, \sigma_{obs}) \\ N(0, \sigma_r^{obs}) \\ N(0, \sigma_r^{obs}) \\ N(0, \sigma_z^{obs}) \\ N(0, \sigma_b^{obs}) \\ N(0, \sigma_b^{obs}) \end{pmatrix} \quad (7)$$

其中, \hat{a}_1^v 、 \hat{a}_4^v 、 \hat{b}_1^v 和 \hat{b}_2^v 是不可观测的辅助变量,并假设状态空间模型中不同变量的噪声相互独立,且方差各不相同。

4 实验结果及评价

实验时选取图像序列中相邻两帧图像,并定义前一帧图像为参考图像,后一帧图像为待配准图像。实验结果如图2所示。其中,图2(a)(b)为原始图像,图2(c)为参考图像的特征提取结果,图2(d)为待配准图像中的特征匹配结果,图2(e)为特征的有效性检验结果,图2(f)为图2(b)配准后的结果(其中黑色部分代表无定义区),图2(g)为利用文献3的方法进行无定义区重建后的结果,图2(h)为省略特征有效性检验得到的最终结果。

由于书本存在局部运动,且报纸上含有多个相同的字母,使得图2(d)中出现了较多的误匹配。经过有效性检验后,一方面剔除了由特征消失引起的误匹配,另一方面剔除了由相似区域引起的误匹配。对照图2(a)和图2(g)可以看出,配准误差较小,无定义区的重构使得相邻两帧图像之间平滑过渡,虽然灰度稍有差异,但基本不会引起视觉失真。对照图2(a)和图2(h)可以看出,配准误差较大,且重构出的无定义区与图像内容出现明显错位现象,使得输出图像严重失真。由此可见,特征的有效性检验是必不可少的。

在P4 1.6GHz CPU、512MB内存的微机上进行算法实现,采用VC++编程,稳定单帧图像需要24.7ms。如果利用DSP、FPGA等硬件进行算法加速,处理时间肯定会更少,因此该算法完全能满足实时性要求。

(下转第109页)

制之下进行的,包括用户控制、仿真执行、剧本动态编辑以及数据获取。而数据记录器主要用于仿真评估数据的分类存储。它从仿真控制器中获取需要存储的数据类型说明,创建存储记录表,并在仿真过程中通过跟仿真控制器的交互不断得到记录数据值,然后采用集中方式将其分类存储到结果数据库中。

5 结束语

把仿真引擎看作 HLA 仿真联邦中的特殊成员,所采用的基于时间序和事件序的层次式仿真方案将作战实体的时间推进和交战处理都归入仿真引擎,确保了全局时间统一性、实体同步性和交战事件的有序性,而且各种参量的设置灵活,便于控制。随着仿真规模的扩大、作战实体的增加,解决调度效率问题的有效方法是对层次式调度机构进行分级处理,减轻引擎压力。有关引擎的可扩展性问题在此不做赘述。

参考文献:

- [1] 柏彦奇. 联邦式作战仿真[M]. 北京: 国防大学出版社, 2001.
- [2] 凌云翔, 等. 基于 HLA-RTI 的协同仿真模型[J]. 计算机研究与发展, 1999, (36) 267–272.
- [3] 祝江汉, 凌云翔, 邱涤珊. 指挥自动化系统效能仿真环境研究[J]. 计算机科学与工程, 2004(1).
- [4] 周彦, 戴剑伟, 等. HLA 仿真程序设计[M]. 北京: 电子工业出版社, 2002.
- [5] Defense Modeling and Simulation Office. HLA Federation Design and Development and Execution Process(FEDEP) Model(Version 1.2)[R], 1998.

(上接第 48 页)

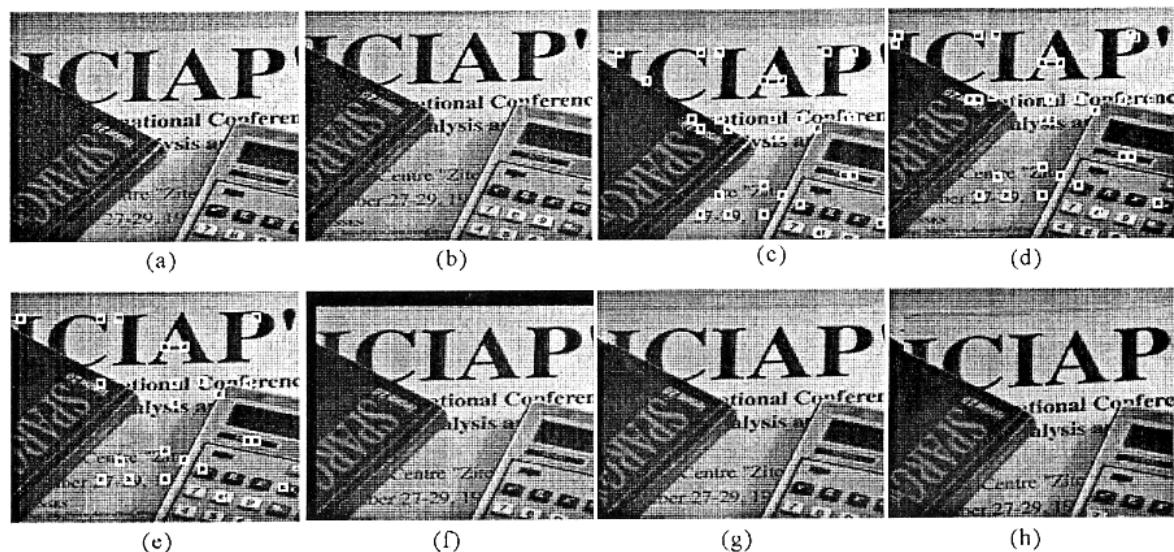


图 2 稳像算法的仿真结果

Fig. 2 Simulation results of stabilization algorithm

另一方面,图像序列稳像效果的评价与比较是很困难的,因为图像序列的理想运动无从得知。因此,利用观察者的感观评价是一个很好的选择。基于这点考虑,本文选用德国 Dynapal 公司推出的稳像软件“Steady Hand”与本文的稳像算法处理同一段抖动视频,然后对比两者的稳定效果。结果表明,本文算法的稳像效果明显优于“Steady Hand”,这是因为算法设计时充分考虑了稳像结果的鲁棒性。

参考文献:

- [1] Litvin A, Konrad J, et al. Probabilistic Video Stabilization Using Kalman Filtering and Mosaicking [A]. IS&T/SPIE Symposium on Electronic Imaging, Image and Video Communications and Proc. [C], 2003, 5022: 663–674.
- [2] Tomasi C, Kanade T. Detection and Tracking of Point Features[R]. Carnegie Mellon University Technical Report CMU-CS-91-132, 1991.
- [3] Shi J B, Tomasi C. Good Features to Track[J]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR, 1994: 593–600.

