

中图分类号: TP274 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)10-1951-06

论文索引信息: 李薪宇, 陈东义. 紧耦合多传感器混合跟踪算法 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(10): 1951-1956

紧耦合多传感器混合跟踪算法

李薪宇, 陈东义

(电子科技大学自动化学院, 成都 611731)

摘要: 在增强现实应用中实现对运动目标的准确跟踪是一个具有挑战性的任务。基于混合跟踪通过对多传感器信息的融合通常比单一传感器跟踪算法更为优越的特性, 提出了一种新的紧耦合混合跟踪算法实现视觉与惯性传感器信息的实时融合。该算法基于多频率的测量数据同步, 通过强跟踪滤波器引入时变衰减因子自适应调整滤波预测误差协方差, 实现对运动目标位置数据的准确估计。通过标示物被遮挡状态下的跟踪实验结果表明, 该方法能有效改善基于扩展卡尔曼滤波器的混合跟踪算法对运动目标位置信息预测估计的准确性, 提高跟踪快速移动目标的稳定性, 适用于大范围移动条件下的增强现实系统。

关键词: 混合跟踪; 多传感器; 强跟踪滤波器; 增强现实

Tightly-coupled multi-sensor hybrid tracking algorithm

Li Xinyu, Chen Dongyi

(School of Automation Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731 China)

Abstract: Accurate tracking for augmented reality applications is a challenging task. Multi-sensor hybrid tracking generally provides more stable results than single visual tracking. A new tightly-coupled hybrid tracking approach combining vision-based systems with an inertial sensor is presented in this paper. Based on the multi-frequency sampling theory in the measurement data synchronization, a strong tracking filter is used to smooth sensor data and estimate the position and orientation. Through adding a time-varying fading factor to adaptively adjust the prediction error covariance of the filter, this method improves the performance of tracking for fast moving targets. Experimental results with occluded markers show that proposed approach can effectively improve the prediction accuracy of location information to target motion with the hybrid tracking algorithm based on the extended Kalman filter, improve the stability of fast moving target tracking. Our approach is suitable for a large range of mobile conditions.

Keywords: hybrid tracking; multi-sensor; strong tracking filter; augmented reality

0 引言

近年来增强现实(AR)技术以其较强的感知与交互能力越来越受到人们的关注。支持可移动和虚实融合是增强现实技术的重要特点。而在增强现实

中采用的跟踪技术是支撑上述特点的关键技术。由于虚实融合的增强效果是通过人视觉系统感知的, 即使是较小的配准误差也极易让人感觉到虚实匹配的不一致性, 所以应用于增强现实的跟踪技术无论在准确性还是实时性上均有很高的要求。

而随着增强现实在医疗、旅游、娱乐等诸多领域

收稿日期: 2010-12-23; 修回日期: 2011-05-13

基金项目: 中加政府间科技合作基金项目(2009AA01Z310); 国家高技术研究发展计划(863)项目(2009DFA12100); 中央高校基本科研业务费项目(ZYGX2009J075)。

第一作者简介: 李薪宇(1979—), 男, 讲师。2004年电子科技大学获智能控制与模式识别专业硕士学位, 主要研究方向增强现实、数字图像处理。E-mail: lixy@uestc.edu.cn。

的实际应用,使用者身体(特别是头部)的运动状态变化程度越来越高,这必然对AR中的跟踪技术带来了更大的挑战。在增强现实的一般应用中,基于视觉的跟踪技术虽然可以达到亚像素级的精度,但其跟踪算法一般都较为复杂,实时性保证较为困难。而在移动的AR应用中视觉跟踪技术所获取的每帧图像在摄像头与真实场景相对运动速度较大时容易出现模糊,给跟踪带来了较大的不便。

惯性跟踪技术是基于惯性传感设备(如陀螺仪和加速度计等)进行跟踪,优势在于获取角速度、加速度等数据的实时性好,而其主要的缺点是对位移信息跟踪精度不高,有误差累积。可见,如将视觉跟踪与惯性跟踪相结合,能较好地弥补两类跟踪技术的不足,从而实现较高的跟踪性能^[1]。

在国外已有的AR混合跟踪研究中,大多采用扩展卡尔曼滤波器(EKF)实现对摄像头位置的动态跟踪^[2-3],但由于传统EKF有对不确定系统模型鲁棒性较差的不足,从而在AR应用中跟踪目标运动的突变性会导致较大的跟踪误差。强跟踪滤波器(STF)通过引入时变渐消因子修正预测误差协方差,实现对增益阵的实时调节,增强了对运动目标突发性的跟踪能力^[4]。针对AR混合跟踪系统中多传感器采样频率异步,多坐标系姿态数据需转换等特点,提出一种基于强跟踪滤波器的多传感器混合跟踪算法,该算法在结合多频采样理论实现对测量数据同步化的基础上,根据混合跟踪系统中各坐标系的数据转换规律和系统动态模型特点,将STF引入多源信息融合方法,较好地解决了因运动突变给系统带来的滤波发散现象,减小了跟踪误差。

1 混合跟踪系统坐标系转换

增强现实跟踪配准主要完成的功能是实时得到用户(摄像头)相对于真实场景的位置与方向信息,结合成像系统(摄像头)的内部参数最终确定叠加的虚拟信息在真实场景空间坐标中的映射,而实现这一映射的关键在于明确AR系统中各坐标系的转换关系^[5]。如图1所示,基于视觉惯性的混合跟踪AR系统的坐标系一般包括世界坐标系 W 、摄像机坐标系 C 、惯性传感器坐标系 I 和像平面坐标系 U 。

设图1真实场景中任意一点 O 的世界坐标为 (X_w, Y_w, Z_w) , (X_c, Y_c, Z_c) 是其摄像机坐标。它

们之间的变换关系可由一个 4×4 的变换矩阵表示

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{CW} & \mathbf{T}_{CW} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M}_{ext} \cdot \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: \mathbf{R}_{CW} 是一个 3×3 矩阵,反映摄像机相对于世界坐标系的旋转姿态; \mathbf{T}_{CW} 是一个 3×1 矩阵,反映了摄像机相对于世界坐标系3个方向的平移基本分量。 \mathbf{R}_{CW} 和 \mathbf{T}_{CW} 完全由摄像机相对于世界坐标系的方位决定,由其构成的外参数矩阵用 \mathbf{M}_{ext} 表示,通过式(1)可以计算出真实场景中的任意点在摄像机坐标系中的3维坐标。

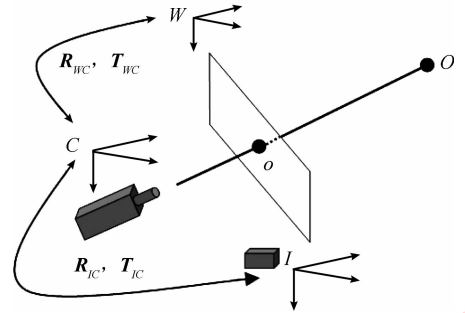


图1 视觉惯性混合跟踪中的坐标系

Fig. 1 Coordinate systems of the hybrid tracking system

由摄像机针孔模型,根据透视投影公式,设在显示平面成像的2D点坐标为 (u, v) ,则像平面坐标系与摄像机坐标系间的转换关系为

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & \beta & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M}_{int} \cdot \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中, \mathbf{M}_{int} 即摄像机的内部参数, (u_0, v_0) 为主点坐标, α 和 β 分别为像平面 u 轴和 v 轴的尺度因子, \mathbf{M}_{int} 一般可以在AR系统运行前进行离线标定,在本文算法设计中设定其为已知不变常量。由式(1)(2)可得到世界坐标系中空间点 O 的3维坐标与其对应的投影点 o 的坐标 (u, v) 之间的关系为

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & \beta & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{CW} \\ \mathbf{T}_{CW} \\ \mathbf{0}^T \\ 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M}_{int} \cdot \mathbf{M}_{ext} \cdot \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式(3)是视觉跟踪坐标转换的一般形式,而在视觉惯性混合跟踪系统中获取的惯性传感器提供的相关方位数据是在惯性传感器自身坐标系下的原始数值。即使一般实际应用中都会将惯性传感器与摄像头紧缚在一起放置使用,但惯性传感器坐标系与摄像机坐标系之间仍然存在差别,所以需要通过标定求得惯性传感器坐标系与摄像机坐标系之间的坐标转换矩阵,从而减小因引入了新的传感设备给 AR 跟踪系统带来的系统误差。设惯性传感器坐标系与摄像机坐标系之间的 3×3 旋转矩阵为 \mathbf{R}_{Cl} , 3×1 的平移向量为 \mathbf{T}_{Cl} , 转换关系为

$$\begin{bmatrix} X_C \\ Y_C \\ Z_C \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{Cl} & \mathbf{T}_{Cl} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X_I \\ Y_I \\ Z_I \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

在摄像头与真实场景相对运动速度较大时由于获取的图像会出现模糊,从而很难确定特征点的精确位置信息,造成获取准确的旋转矩阵 \mathbf{R}_{CW} 较为困难。此时,可以先通过读取惯性传感器的相关旋转信息构造惯性传感器相对于世界坐标系的旋转矩阵 \mathbf{R}_{IW} , 然后通过下式

$$\mathbf{R}_{CW} = \mathbf{R}_{Cl} \cdot \mathbf{R}_{IW} \quad (5)$$

可以间接的得到旋转矩阵 \mathbf{R}_{CW} 。视觉与惯性传感器的坐标系转换矩阵 \mathbf{R}_{Cl} 可以按照文献[6]中所述方法得到。

2 多传感器混合跟踪系统模型

2.1 多传感器混合跟踪系统模型

在基于多传感混合跟踪的增强现实系统中,用户(摄像头)的运动状态不但可以由基于视觉传感设备的跟踪算法获取,而且可以根据跟踪系统运动模型通过跟踪算法融合视觉和惯性传感设备(如陀螺仪和加速度计等)中的各姿态量感知数据估计得

到。由于各姿态量感知数据来源于不同的传感设备,该数据集定义的坐标系各不相同,所以在混合跟踪系统模型中各项观测量均要转换到同一坐标系下。这里讨论的视觉惯性混合跟踪系统各观测量均转换到摄像头坐标下。

一般情况下用户(摄像头)的运动状态可由位置与方向变量联合描述。其中,位置信息状态包括位置 $\mathbf{p}_k \in \mathbf{R}^3$ 、速度 \mathbf{v}_k 和加速度 \mathbf{a}_k , 角度向量 \mathbf{q}_k (四元数表示) 和角速度 $\boldsymbol{\omega}_k$ 描述用户姿态方向信息。所以运动状态的描述向量为 $\mathbf{x}_k = [\mathbf{p}_k^T, \mathbf{v}_k^T, \mathbf{a}_k^T, \mathbf{q}_k^T, \boldsymbol{\omega}_k^T]^T$ 。从图像显示设备中可以得到 3 维特征点的 2D 坐标 $(u, v)^T$ 作为视觉传感设备的观测量 $z_k^v = [u_k, v_k]$, 惯性传感设备的观测量 $z_k^i = [\mathbf{a}_k^m, \mathbf{q}_k^m, \boldsymbol{\omega}_k^m]$, 那么多传感混合跟踪系统的观测量 $z_k = [z_k^v, z_k^i]$ 。从而得到混合跟踪系统从 k 时刻到 $k+1$ 时刻更新的系统运动状态方程和测量方程

$$\mathbf{x}_{k+1} = \Phi(\mathbf{x}_k) \cdot \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{p}_k + t \cdot \mathbf{p}_k + \frac{t^2}{2} \cdot \mathbf{a}_k \\ \mathbf{v}_k + t \cdot \mathbf{a}_k \\ \mathbf{a}_k \\ \exp\left(\frac{\boldsymbol{\omega}_k \cdot t}{2}\right) \otimes \mathbf{q}_k \\ \boldsymbol{\omega}_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{w}_k^1 \\ \mathbf{w}_k^2 \\ \mathbf{w}_k^3 \\ \mathbf{w}_k^4 \\ \mathbf{w}_k^5 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$z_k = H(\mathbf{x}_k) \cdot \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\gamma}_k \quad (7)$$

式中,

$$\exp\left(\frac{\boldsymbol{\omega}_k \cdot t}{2}\right) = \begin{cases} \begin{bmatrix} \cos\left(\frac{\boldsymbol{\omega}_k t}{2}\right) \\ \sin\left(\frac{\boldsymbol{\omega}_k t}{2}\right) \cdot \frac{\boldsymbol{\omega}_k}{\|\boldsymbol{\omega}_k\|} \end{bmatrix} & \|\boldsymbol{\omega}_k\| \neq 0 \\ [1 \ 0 \ 0 \ 0]^T & \|\boldsymbol{\omega}_k\| = 0 \end{cases}$$

t 为采样间隔时间; \mathbf{w}_k 和 $\boldsymbol{\gamma}_k$ 分别为系统噪声和测量噪声,且为相互独立的零均值高斯白噪声,满足统计特性 $\mathbf{w}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k)$ 和 $\boldsymbol{\gamma}_k \sim N(0, \mathbf{R}_k)$ 。

但观测量 z_k^i 是直接由惯性传感器中获取,均是定义在惯性传感器坐标下,所以根据线性加速度和角速度在多坐标系间转换关系

$$\boldsymbol{\omega}_k = \boldsymbol{\omega}_k^m + 2\mathbf{q}_k^{-1} \cdot \dot{\mathbf{q}}_k \cdot \mathbf{R}_{IW} \quad (8)$$

$$\mathbf{a}_k = \mathbf{q}_k \cdot \mathbf{a}_k^m \cdot \mathbf{q}_k^{-1} - \mathbf{G} \quad (9)$$

将上述数据转换到同一坐标系下^[7]。

式中, \mathbf{q}_k 是惯性传感器观测量 \mathbf{q}_k^m 根据式(5)转换得

到的, q_{cl} 是视觉与惯性坐标系转换矩阵 R_{lc} 对应的四元数; $G = [0, 0, g]^T$, g 为重力加速度, 运动目标在摄像头坐标系下的线性加速度 a_k 需要消除测量值 a_k^m 中的重力分量。

多传感混合跟踪系统可分成松耦合与紧耦合两种模式^[8]。为了便于多源传感信息的同步减少系统延时动态配准误差, 采用紧耦合的混合跟踪系统模式(图 2 所示), 通过单个滤波器融合视觉和惯性传感器的数据实现对目标物位置信息的跟踪。

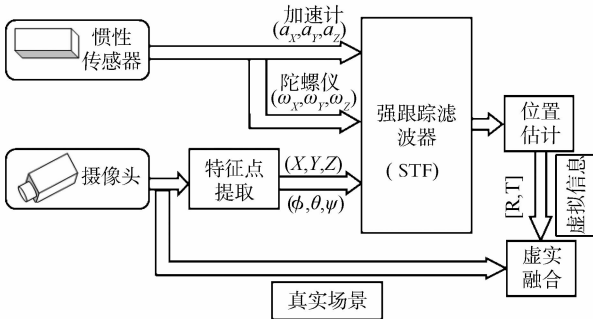


图 2 紧耦合的混合跟踪系统

Fig. 2 Tightly coupled hybrid system model

将混合跟踪算法与传统的视觉跟踪算法相结合, 当目标运动状态较慢时, 即视觉跟踪算法可以通过获取的视频图像成功完成特征点的检测与匹配, 系统只需视觉传感器就可实现对单应性矩阵的更新, 从而完成虚实信息的叠加; 而一旦视觉跟踪算法无法获取足够多的特征点匹配信息时, 系统通过滤波器将视觉与惯性传感器的姿态数据相融合, 预测估计出当前摄像头的位置信息, 再转化成外参数矩阵和单应性矩阵 H 的更新。该算法既可充分发挥视觉跟踪算法的准确性, 又能保证系统在视觉跟踪算法失败情况下跟踪的有效与稳定性。

2.2 基于强跟踪滤波的跟踪算法

在上一节建立的多传感器混合跟踪系统的动态模型中, 有较多的线性或离散化近似。如果采用卡尔曼滤波器对运动状态进行估计, 由于 EKF 对模型不确定性的鲁棒性较差, 容易出现估计误差较大甚至发散的现象。根据正交性原理, 强跟踪滤波器(STF)通过引入时变渐消因子 $\lambda(k+1)$ 来修正预测误差协方差, 进而实时调节增益阵 $K(k+1)$, 使得不同时刻的残差序列处处保持正交性或近似正交性, 从而达到提高滤波器对状态变化的跟踪能力, 并且保证计算复杂度适中。

假设已知 k 时刻的系统状态 x_k 和状态融合估计值 $\hat{x}(k|k)$ 以及状态误差估计方差阵 $P(k|k)$, 在 $k+1$ 时刻状态预测误差协方差阵 $P(k+1|k)$ 的递推公式为

$$P(k+1|k) = \lambda(k+1) \times \Phi(k+1|k)P(k|k)\Phi(k+1|k)^T + Q(k) \quad (10)$$

式中 $\lambda(k+1)$ 为时变渐消因子, 通过它来修正预测误差协方差, 其定义为

$$\lambda(k+1) = \text{diag}[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n] \quad (11)$$

$$\lambda_i(k+1) = \begin{cases} \alpha_i c(k+1) & \alpha_i c(k+1) > 1 \\ 1 & \alpha_i c(k+1) \leq 1 \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, n$$

式中, α_i 为确定的系数, 若系统状态量 x_k 中某分量易于突变, 可适当增加 α_i 的值, 当无任何系统先验知识时, 取 $\alpha_i = 1$ 。 $c(k+1)$ 为待定系数, 定义为

$$c(k+1) = \frac{\text{tr}[N(k+1)]}{\sum_{i=1}^n \alpha_i M_{ii}(k+1)} \quad (12)$$

式中:

$$N(k+1) = V_0(k+1) - \beta R(k+1) -$$

$$H(k+1, \hat{x}(k+1|k))Q(k)H^T(k+1, \hat{x}(k+1|k))$$

$$M(k+1) = \Phi(k+1|k)P(k|k)\Phi^T(k+1|k) \cdot$$

$$H^T(k+1, \hat{x}(k+1|k))H(k+1, \hat{x}(k+1|k))$$

$V_0(k+1)$ 定义为残差 $\gamma(k+1)$ 的方差, 残差 $\gamma(k+1)$ 的定义为

$$\gamma(k+1) = z(k+1) - \hat{z}(k+1|k) \quad (13)$$

式中, $\hat{z}(k+1|k) = H(k+1|k)\hat{x}(k+1|k)$ 为 k 时刻系统观测值的一步预测值, 因此, $V_0(k+1)$ 为

$$V_0(k+1) = E[\gamma(k+1)\gamma^T(k+1)] \approx \begin{cases} \gamma(1)\gamma^T(1) & k = 0 \\ \frac{\rho V_0(k) + \gamma(k+1)\gamma^T(k+1)}{1 + \rho} & k \geq 0 \end{cases}$$

式中, $0 < \rho \leq 1$ 为遗忘因子, 一般取 $\rho = 0.95$, $\beta \geq 1$ 是一个选定的弱化因子, 可以使得系统状态估计值更加平滑, $N(k+1)$ 和 $M(k+1)$ 是由为保持不同时刻残差近似正交推导得出的, 没有具体的物理意义^[3]。

$k+1$ 时刻的滤波增益 $K(k+1)$ 为

$$K(k+1) = P(k+1|k)H(k+1)^T \cdot (H(k+1)P(k+1|k)H^T(k+1) + R(k+1))^{-1} \quad (14)$$

那么 $k+1$ 时刻的运动目标运动状态的估计值

$\hat{\mathbf{x}}(k+1|k+1)$ 和状态误差协方差 $\mathbf{P}(k+1|k+1)$ 的递推公式分别为

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1|k+1) = \hat{\mathbf{x}}(k+1|k) + \mathbf{K}(k+1)\boldsymbol{\gamma}(k+1) \quad (15)$$

$$\mathbf{P}(k+1|k+1) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k+1}\mathbf{H}_{k+1})\mathbf{P}(k+1|k) \quad (16)$$

通过上述递推公式,结合视觉跟踪算法提供的初始信息,混合跟踪系统可以预测估计出摄像头的当前位置信息。

3 实验测试

为了验证本文混合跟踪算法的跟踪性能,采用 ARToolkitPlus 软件中任意一个标志物 (Marker) 作为跟踪目标。混合跟踪的传感实验装置主要由 QuickCam400 摄像头、InertiaCub3 惯性传感器组成,显示设备是 I-glasses 双目头戴显示器,承载上述各装置的是自制的 AR 头盔 (实物如图 3 所示)。其中,InertiaCub3 惯性传感器的数据采集更新频率为 180 Hz。

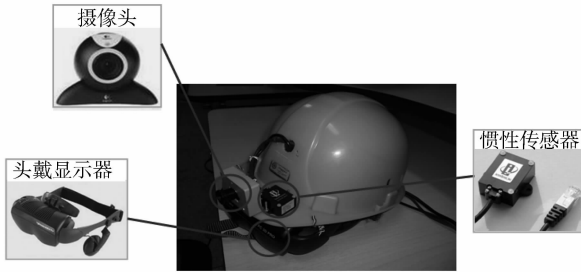


图 3 自制 AR 头盔
Fig. 3 Self-made AR helmet

在测试过程中,作为目标物的纸质 Marker 放置在水平桌面上保持静止状态,实验者头戴 AR 头盔并随意运动。因为头部位置信息的准确值一般很难得到,而 Marker 的世界坐标信息是可以确定的,所以通过验证由算法预测得到的头部位置数据转换成得单应性矩阵的准确性来间接得到本文跟踪算法的跟踪性能。

为了测试方便,选取 Marker 的中心点作为测试点,其世界坐标为 $[0, 0, 0]$ 。分别采用 ETF 和本文算法对测试点的位置信息进行跟踪,图 4 为两种算法跟踪精度的效果对比图。

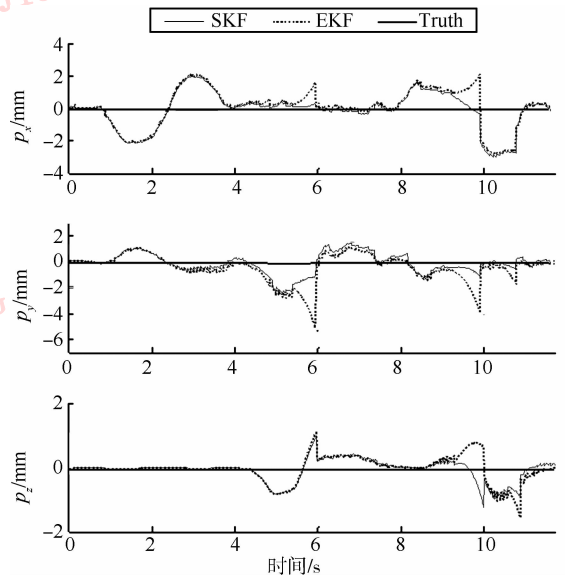


图 4 目标位置信息跟踪对比
Fig. 4 Comparison of tracking according to target location

对于 ETF 能提供更为准确的跟踪性能。在基于标志物的增强现实系统中,一旦 Marker 的关键角点被部分遮挡就很难实现稳定的跟踪效果,而本文算法基于多传感器的混合跟踪,如果出现上述情况,算法应该仍然能根据惯性传感器的位置信息对当前的目标物位置给出预测估计,实现较为稳定的跟踪效果。

图 5 所示为根据本文的跟踪算法编写的增强现实软件运行截图,从中可以看出,当实验者的头部运动使得 Marker 的部分边缘角点不能成功检测时,本文跟踪算法仍能提供较为准确的位置预测数据,保证系统的稳定跟踪。

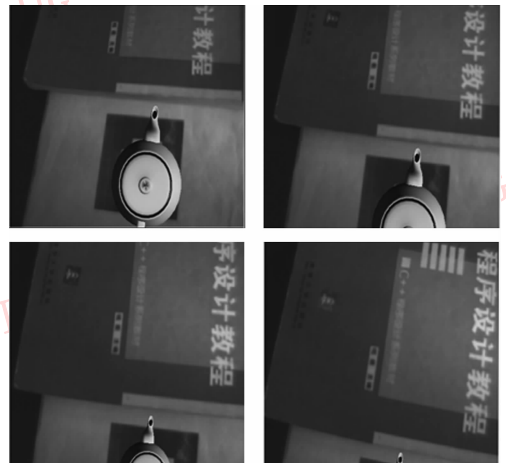


图 5 Marker 部分角点被遮挡下的跟踪效果
Fig. 5 Tracking results under some corner points of Marker was occulted

从仿真的跟踪效果对比可以看出,本文算法相

4 结 论

对于增强现实系统在运动状态中的跟踪问题,提出了一种基于强跟踪滤波器的多传感混合跟踪算法,获取视觉和惯性传感器的位置信息后通过强跟踪滤波器对目标物的突变运动实现准确而稳定的跟踪。通过标志物部分遮挡情况下的跟踪实验结果表明,该算法在快速运动状态下仍能有效得到运动目标较精确的位置信息预测值,跟踪效果明显优于EKF算法,改善了混合跟踪算法的跟踪稳定性能,使得该算法更加适用于大范围移动条件下的增强现实系统。

在将来的研究中,可根据先验知识优化混合跟踪系统观测模型,改善其不同运动状态下的跟踪性能。

参考文献 (References)

- [1] Lobo J, Dias J. Relative pose calibration between visual and inertial sensors [J]. International Journal of Robotics Research, 2007, 26(6): 561-575.
- [2] Bleser G, Stricker D. Advanced tracking through efficient image processing and visual-inertial sensor fusion[C]// Proceeding of IEEE International Conference on Virtual Reality 2008. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2008: 137-144.
- [3] Didier J Y, Ababsa F, Malle M. Hybrid camera pose estimation combining square fiducials localization technique and orthogonal iteration algorithm [J]. International Journal of Image and Graphics, 2008, 8(1): 169-188.
- [4] Zhao Huaikun, Lin Yuesong, Zhu Shengli. Strong tracking filter with application to bearings-only passive maneuvering target tracking [J]. Journal of System Simulation, 2009, 1(2): 474-477. [赵怀坤,林岳松,朱胜利. 基于强跟踪滤波器的纯方位机动目标跟踪算法[J]. 系统仿真学报, 2009, 1(2): 474-477.]
- [5] Duan Zhansheng, Han Chongzhao. A strong tracking adaptive state estimator and simulation [J]. Journal of System Simulation, 2004, 16(5): 1020-1023. [段战胜,韩崇昭. 一种强跟踪自适应状态估计器及其仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(5): 1020-1023.]
- [6] Ming Delie, Liu Jian, Tian Jinwen. Calibration free virtual real registration method [J]. Infrared and Laser Engineering, 2002, 31(2): 170-174. [明德烈,柳健,田金文. 非定标的虚实注册方法[J]. 红外与激光工程, 2002,31(2): 170-174.]
- [7] You S, Neumann U, Azuma R. Hybrid inertial and vision tracking for augmented reality registration [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Virtual Reality 1999. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 1999: 260-267.
- [8] Chen J, Pinz A. Structure and motion by fusion of inertial and vision-based tracking[C]// Proceedings of the 28th Workshop of the Austrian Association for Pattern Recognition. NSW, Austria: Australian Computer Society, 2004: 55-62.