

光学头部姿态跟踪的多传感器数据融合研究

罗斌^{1,2} 王涌天¹ 刘越¹

摘要 精确的头部姿态跟踪是室内增强现实系统实现高精度注册的关键技术之一. 本文介绍了使用传感器数据融合原理实现高精度的光学头部姿态跟踪的新方法. 该方法使用多传感器数据融合中的扩展卡尔曼滤波器和融合滤波器, 将两个互补的单摄像机 Inside-out 跟踪和双摄像机 Outside-in 跟踪的头部姿态进行数据融合, 以减小光学跟踪传感器的姿态误差. 设计了一个典型实验装置验证所提出的算法, 实验结果显示, 在静态测试下的姿态输出误差与使用误差协方差传播法则计算得到的结果是一致的; 在动态跟踪条件下, 与单个 Inside-out 或 Outside-in 跟踪相比, 所提出的光学头部姿态数据融合算法能够使跟踪器获得精度更高、更稳定的位置和方向信息.

关键词 多传感器数据融合, 误差协方差矩阵, 头部姿态跟踪, 增强现实

DOI 10.3724/SP.J.1004.2010.01239

Multi-sensor Data Fusion for Optical Tracking of Head Pose

LUO Bin^{1,2} WANG Yong-Tian¹ LIU Yue¹

Abstract Accurate head pose tracking is a key issue to accomplish precise registration in indoor augmented reality systems. This paper proposes a novel approach based on multi-sensor data fusion to achieve optical tracking of head pose with high accuracy. This approach employs two extended Kalman filters and one fusion filter for multi-sensor environment to fuse the pose data from two complement optical trackers, an inside-out tracking (IOT) with a camera and an outside-in tracking (OIT) with two cameras, respectively. The aim is to reduce the pose errors from the optical tracking sensors. A representative experimental setup is designed to verify the above approach. The experimental results show that, in the static state, the pose errors of IOT and OIT are consistent to the theoretical results obtained using the rules of error covariance matrix propagation from the respective image noises to the final pose errors, and that in the dynamic state, the proposed multi-sensor data fusion approach used with our combined optical tracker can achieve more accurate and more stable outputs of position and orientation compared with using a single IOT or OIT alone.

Key words Multi-sensor data fusion, error covariance matrix, head pose tracking, augmented reality

高精度的头部姿态跟踪是增强现实 (Augmented reality, AR)^[1] 系统实现精确注册的关键技术. AR 系统利用高精度的位置和方向信息将计算机生成的图形添加到用户观察到的真实场景或者视频摄像机采集到的真实视频图像中, 确保虚拟物体与真实场景能够实时精确地对准. 当用户头部运动时, 透过透射头盔显示器 (Head-mounted displays, HMD) 能够观看到虚实融合的增强环境, 从视觉上增强用户对环境的理解能力. 早期的头部跟踪方法有超声波、机械、电磁、惯性、光学跟踪等^[2].

其中, 光学跟踪使用视频摄像机作为传感器摄取环境中的目标, 通过计算机视觉原理估算摄像机所固定的头部姿态信息. 光学跟踪大多采用 LED、标识板等人工特征作为跟踪对象以提高图像特征的提取效率和精度, 降低姿态计算负载量, 提高头部姿态估计精度. 经过最近 20 年的技术发展, 光学跟踪因其精度高、不受环境影响以及成本低等优点被广泛应用于工业维修^[3]、交互娱乐^[4] 以及医学手术^[5] 等室内增强现实系统.

光学跟踪可分为 Outside-in 跟踪 (Outside-in tracking, OIT) 和 Inside-out 跟踪 (Inside-out tracking, IOT) 两种结构. 在 OIT 结构中, 至少两个摄像机被固定在环境中某位置, 对准固定在 HMD 上的跟踪目标. OIT 可获得较高精度的位置信息. 然而, OIT 的方向估计必须保证至少 3 个跟踪标识点, 且严重依赖于 OIT 的位置估计. 比较典型的 OIT 系统有 Optotrak^[6], Vicon^[7] 以及其他跟踪系统^[8] 等. 在 IOT 结构中, 摄像机被固定在头盔上且对准环境中静止的跟踪目标. IOT 能够获得高精度的方向信息, 但是其位置计算精度不高. 代表性的 IOT 系统有华盛顿大学的 ARToolKit 标识系统^[9], 北卡罗莱

收稿日期 2009-07-01 录用日期 2010-03-29
Manuscript received July 1, 2009; accepted March 29, 2010
国家高技术研究发展计划 (863 计划) (2006AA02Z4E5, 2008AA01Z303, 2009AA012106), 国家自然科学基金 (60827003), 长江学者和创新团队发展计划 (IRT0606) 资助
Supported by National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2006AA02Z4E5, 2008AA01Z303, 2009AA012106), National Natural Science Foundation of China (60827003), and Program for Changjiang Scholars and Innovative Research Team in University (IRT0606)
1. 北京理工大学光电学院 北京 100081 2. 中国工程物理研究院计算机应用研究所 绵阳 621900
1. School of Optics and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081 2. Institute of Computer Application, Chinese Academy of Engineering and Physics, Mianyang 621900

纳大学开发的 HiBall 跟踪器^[10-11]等。然而,某些室内增强现实系统对头部姿态的位置和方向的跟踪精度都要求很高,仅仅采用单一的 IOT 或 OIT 方法无法满足此类系统的要求,比如飞行座舱头部跟踪系统。高精度、鲁棒的头部姿态跟踪是此类室内增强现实系统迫切需要解决的关键问题。当前,采用多传感器融合、可综合不同类型跟踪器优点的混合跟踪方法是此类 AR 系统头部姿态跟踪的优化候选方案之一。

多传感器融合是利用不同信息源对不同或者相同目标进行跟踪,将不同信息源的数据信息进行识别、融合以及决策的技术。近年来,增强现实领域的混合跟踪技术就是利用传感器融合技术将不同类型跟踪器的姿态数据进行融合以增强头部姿态跟踪的鲁棒性。比如南加利福尼亚大学的室外混合跟踪项目将惯性跟踪器与室外视觉跟踪器融合以增强校园建筑^[12],欧盟的 Matris 项目将惯性跟踪器与视觉跟踪器进行融合以增强视频演播^[13],InterSense 公司的飞行座舱头部跟踪系统将超声波跟踪器与视觉跟踪器进行融合^[14]。鉴于 OIT 和 IOT 具有互补的特征属性,有学者将两者相融合应用于增强现实系统。Hoff 等^[15]将 Optotrak 传感器与固定在 HMD 上的传感器的姿态数据进行数据融合。Sato 等^[16]则采用直线限制法和全局误差最小化方法合成俯视(Bird' eye)摄像机和用户摄像机的观察信息。Foxlin 等^[17]在座舱头部姿态系统中使用了由 OIT 和 IOT 构成的 Inside-Outside-In 跟踪模式。Klein 等^[18]将 LED OIT 和边缘 IOT 的姿态数据融合应用于桌面增强现实系统。Yamazoe 等^[19]在一个多人运动跟踪系统中融合来自环境固定摄像机的位置和来自头部固定摄像机的图像像素坐标以及方向变化信息以实现多人头部姿态跟踪。

本文提出了使用传感器数据融合实现高精度头部姿态跟踪的新算法。在该数据融合算法中,使用扩展卡尔曼滤波器(Extend Kalman filter, EKF)和融合滤波算法,将两个互补的单目 IOT 和双目 OIT 的头部姿态进行数据融合。这一多传感器数据融合算法源自于多传感器环境下的航迹融合(Track-to-track fusion)问题。Bar-Shalom^[20-21],Roecker^[22],Chang^[23]等对航迹融合的理论算法进行了深入研究。1996年,Saha^[24]讨论了过程噪声对双传感器航迹融合的影响。2000年,Girija 等^[25]提出次优化的多传感器跟踪融合方法融合飞行器中来自于雷达、惯性导航以及 GPS 的测量数据。本文将其用于 IOT 与 OIT 姿态的数据融合以提高姿态精度,通过建立一个有代表性的实验装置来验证所提出的传感器融合方法。初步实验结果显示,在静态跟踪下 IOT/OIT 的姿态精度与使用误差传播理论模拟计

算得到的姿态精度是一致的;在动态跟踪下使用所提出的多传感器数据融合方法能够使跟踪器获得比单个 IOT/OIT 姿态精度更高的 6 自由度姿态输出。

1 问题描述

本文所讨论的光学头部跟踪,并不是单一的 OIT 或者 IOT,而是由 OIT 和 IOT 构成的混合跟踪。在此光学混合跟踪系统中,系统的静态误差和动态误差、摄像机的位置朝向、跟踪目标的几何结构与布局、图像特征提取算法、姿态估计算法以及光学传感器的图像误差等对系统输出姿态的精度有重要的影响。Azuma 等^[26]讨论了增强现实系统中静态误差和动态误差的校准方法。Hoff 等^[27]详细阐述了用协方差矩阵描述姿态误差的方法。Bauer 等^[28]详细阐述了图像误差到注册误差的传播过程,预测和估计了多目光学跟踪系统的注册精度。一般来说,在跟踪器布局结构、特征标识点几何结构以及图像特征提取与姿态估计算法确定的情况下,跟踪器在进行动态跟踪过程中的姿态误差主要受图像点噪声分布和系统端对端延迟等动态跟踪的影响。在 OIT 和 IOT 构成的光学混合跟踪系统中,误差对头部姿态跟踪的作用包括从摄像机图像误差到单个 IOT/OIT 姿态误差(IOT/OIT pose error, IOT/OIT PE),再传播到跟踪器输出姿态误差(Tracker pose error, TPE),以及动态误差直接传播到姿态输出误差的 3 个过程,如图 1 所示。可见,要最小化光学混合跟踪系统的姿态输出误差,除了从图像误差优化单个跟踪器的姿态误差外,采取什么样的多传感器融合策略是一个非常重要的技术环节。本文首先用误差协方差矩阵传播法则^[29]推导单摄像机 IOT 和双摄像机 OIT 的姿态误差,而如何将 OIT 和 IOT 的姿态数据进行多传感器数据融合以获得误差最小化的输出姿态是本文重点解决的问题。

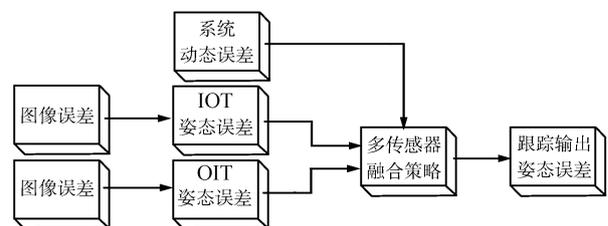


图 1 误差在光学头部姿态跟踪过程中的传播示意图
Fig. 1 Error propagation in optical tracking system

2 IOT 和 OIT 的姿态误差估计

2.1 IOT

IOT 的姿态计算采用标准的平面单应算法。设 IOT 场景中有 n 个标识点,则第 $i(i = 1, \dots, n)$

标识点在 IOT 场景坐标系中的齐次坐标为 $P_{wi}^{io} = (x_i^{io}, y_i^{io}, z_i^{io}, 1)^T$, 其在摄像机像平面上相应的像点 $P_{ci}^{io} = (u_i^{io}, v_i^{io}, 1)^T$. 在针孔摄像机模型下, P_{ci}^{io} 与 P_{wi}^{io} 满足单应关系. 由 n 个标识点的单应关系可以构建一个 $2n$ 维方程组:

$$\begin{cases} P_{c1}^{io} = \varphi(K_{io}, T_{io}, P_{w1}^{io}) \\ \vdots \\ P_{cn}^{io} = \varphi(K_{io}, T_{io}, P_{wn}^{io}) \end{cases} \quad (1)$$

上式中的函数 φ 描述了场景点 P_{wi}^{io} 到图像点 P_{ci}^{io} 的射影关系^[29]. 其中 K_{io} 表示摄像机 C 的 3×3 内参数矩阵, T_{io} 为 IOT 的 3×4 姿态矩阵, 定义为 IOT 场景坐标系到 IOT 摄像机坐标系的坐标变换. 用最小二乘法求解上述超定方程组, 获得优化的 T_{io} . 按照误差协方差矩阵传播法则^[29], 从式 (1) 计算得到 IOT 的姿态协方差矩阵 Σ_{io} 为:

$$\Sigma_{io} = \left(\begin{bmatrix} J_1^{io} \\ \vdots \\ J_n^{io} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \Sigma_{c1}^{io} & & \\ & \ddots & \\ & & \Sigma_{cn}^{io} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} J_1^{io} \\ \vdots \\ J_n^{io} \end{bmatrix} \right)^+ \quad (2)$$

其中, $J_i^{io} = \frac{\partial P_{ci}^{io}}{\partial T_{io}}$ 为图像点相对于 T_{io} 的雅可比矩阵, $\Sigma_{ci}^{io} = \text{diag}\{\delta_{ui}^2, \delta_{vi}^2\}$ 为图像点误差的对角协方差矩阵. δ_{ui}, δ_{vi} 为第 i 个图像点误差标准差, 符号“+”表示矩阵的伪逆.

2.2 OIT

双目 OIT 的姿态计算分为跟踪标识点定位和跟踪目标姿态计算两个过程. 设 OIT 的第 i ($i = 1, \dots, m$) 标识点在 OIT 场景坐标系中的非齐次坐标为 $P_{wi}^{oi} = (x_i^{oi}, y_i^{oi}, z_i^{oi})^T$, 其在左摄像机 (Left camera, LC) 和右摄像机 (Right camera, RC) 像平面上的非齐次图像坐标组合为 $P_{ci}^{oi} = (u_{lci}^{oi}, v_{lci}^{oi}, u_{rci}^{oi}, v_{rci}^{oi})^T$, 则在最小二乘法估计条件下 P_{wi}^{oi} 与 P_{ci}^{oi} 满足如下的函数关系:

$$P_{wi}^{oi} = \phi(K_{lc}, K_{rc}, T_{lc}, T_{rc}, P_{ci}^{oi}) \quad (3)$$

上式函数 ϕ 的表达式见文献 [30]. 其中, K_{lc} 和 K_{rc} 分别为摄像机 LC 和 RC 的内参数矩阵, T_{lc} 和 T_{rc} 分别为 OIT 场景坐标系相对于 LC 和 RC 的外参数标定矩阵.

依据 Horn 的绝对朝向方法^[31], 使用 3 个特征点 P_{w1}^{oi}, P_{w2}^{oi} 和 P_{w3}^{oi} 计算 OIT 的姿态矩阵 T_{oi} . T_{oi} 定义为 3 个特征点构成的 OIT 跟踪目标坐标系相对于 OIT 场景坐标系的 3×4 坐标变换矩阵,

$T_{oi} = [\hat{x}_{oi} \ \hat{y}_{oi} \ \hat{z}_{oi} \ p_{oi}]$. 其中, $p_{oi}, \hat{x}_{oi}, \hat{y}_{oi}$ 和 \hat{z}_{oi} 分别为:

$$p_{oi} = \frac{P_{w1}^{oi} + P_{w2}^{oi} + P_{w3}^{oi}}{3} \quad (4)$$

$$\hat{x}_{oi} = \frac{P_{w2}^{oi} - P_{w1}^{oi}}{\|P_{w2}^{oi} - P_{w1}^{oi}\|} \quad (5)$$

$$\hat{y}_{oi} = \frac{(P_{w3}^{oi} - P_{w1}^{oi}) - [(P_{w3}^{oi} - P_{w1}^{oi}) \bullet \hat{x}_{oi}]\hat{x}_{oi}}{\|(P_{w3}^{oi} - P_{w1}^{oi}) - [(P_{w3}^{oi} - P_{w1}^{oi}) \bullet \hat{x}_{oi}]\hat{x}_{oi}\|} \quad (6)$$

$$\hat{z}_{oi} = \hat{x}_{oi} \otimes \hat{y}_{oi} \quad (7)$$

其中, 符号“ $\|$ ”表示向量模, 符号“ \bullet ”表示向量内积, 符号“ \otimes ”表示向量外积.

同理, 按照误差协方差矩阵传播法则^[29] 估计 OIT 的姿态误差. 设第 i 个特征点的图像误差为 Σ_{ci}^{oi} , 摄像机外参数误差 (Camera extrinsic parameter error, CEPE) 为 $\Sigma_{T_{lc}}, \Sigma_{T_{rc}}$, 则 OIT 特征点在 OIT 场景坐标系中的定位误差 Σ_{wi}^{oi} :

$$\Sigma_{wi}^{oi} = J_{ci}^{oi} \Sigma_{ci}^{oi} (J_{ci}^{oi})^T + J_{T_{lc}} \Sigma_{T_{lc}} J_{T_{lc}}^T + J_{T_{rc}} \Sigma_{T_{rc}} J_{T_{rc}}^T \quad (8)$$

其中

$$\begin{cases} J_{ci}^{oi} = \frac{\partial P_{ci}^{oi}}{\partial P_{wi}^{oi}} \\ J_{T_{lc}} = \frac{\partial P_{wi}^{oi}}{\partial T_{lc}}, \quad J_{T_{rc}} = \frac{\partial P_{wi}^{oi}}{\partial T_{rc}} \\ \Sigma_{ci}^{oi} = \text{diag}\{\delta_{lcui}^2, \delta_{lcvi}^2, \delta_{rcui}^2, \delta_{rcvi}^2\}. \end{cases}$$

$\delta_{lcui}, \delta_{lcvi}, \delta_{rcui}$ 和 δ_{rcvi} 为第 i 个特征点在 LC, RC 的图像误差标准差. $\Sigma_{T_{lc}}, \Sigma_{T_{rc}}$ 可以按照第 2.1 节的方法从外参数标定所使用的图像特征点的噪声误差计算得到. 然后从式 (4) ~ (7) 估计 OIT 的姿态误差 $\Sigma_{oi} = \text{diag}\{\Sigma_{\hat{x}_{oi}}, \Sigma_{\hat{y}_{oi}}, \Sigma_{\hat{z}_{oi}}, \Sigma_{p_{oi}}\}$, 其中

$$\begin{cases} \Sigma_{\hat{x}_{oi}} = J_{\hat{x}1} \Sigma_{w1}^{oi} J_{\hat{x}1}^T \\ \Sigma_{\hat{y}_{oi}} = J_{\hat{y}1} \Sigma_{w1}^{oi} J_{\hat{y}1}^T + J_{\hat{y}2} \Sigma_{\hat{x}_{oi}} J_{\hat{y}2}^T \\ \Sigma_{\hat{z}_{oi}} = J_{\hat{z}1} \text{diag}\{\Sigma_{\hat{x}_{oi}}, \Sigma_{\hat{y}_{oi}}\} J_{\hat{z}1}^T \\ \Sigma_{p_{oi}} = J_{p1} \Sigma_{w1}^{oi} J_{p1}^T \end{cases} \quad (9)$$

其中, $\Sigma_w^{oi} = \text{diag}\{\Sigma_{w1}^{oi}, \Sigma_{w2}^{oi}, \Sigma_{w3}^{oi}\}$ 是由三个点构成的向量 $P_w^{oi} = [(P_{w1}^{oi})^T, (P_{w2}^{oi})^T, (P_{w3}^{oi})^T]^T$ 的误差协方差矩阵. $J_{p1}, J_{\hat{x}1}, J_{\hat{y}1}$ 分别为 $p_{oi}, \hat{x}_{oi}, \hat{y}_{oi}$ 相对于 P_w^{oi} 的雅可比矩阵, $J_{\hat{y}2}$ 为 \hat{y}_{oi} 相对于 \hat{x}_{oi} 的雅可比矩阵, $J_{\hat{z}1}$ 为 \hat{z}_{oi} 相对于 $(\hat{x}_{oi}^T, \hat{y}_{oi}^T)^T$ 的雅可比矩阵. 式 (8) 和式 (9) 中 $J_{ci}^{oi}, J_{T_{lc}}, J_{T_{rc}}, J_{p1}, J_{\hat{x}1}, J_{\hat{y}1}, J_{\hat{y}2}$ 和 $J_{\hat{z}1}$ 的具体表达式参见文献 [32].

3 多传感器数据融合算法

本文将 IOT 和 OIT 作为测量头部运动传感器源, 且假设 IOT 和 OIT 相互独立, 得到单目标双传感器跟踪的头部姿态数据融合算法, 如图 2 所示. 该算法采用 2 个 EKF 分别对 IOT 和 OIT 的姿态进行校正, 然后用 1 个融合滤波器将来自两个 EKF 的输出姿态估计进行数据融合, 融合后的姿态作为光学头部跟踪的姿态输出.

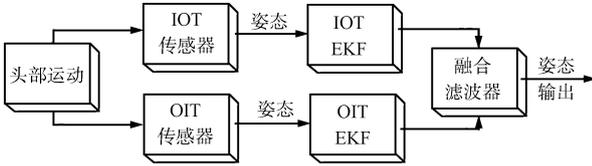


图 2 用于光学头部姿态跟踪的传感器数据融合算法示意图

Fig. 2 Diagram of sensor data fusion algorithm for optical tracking of head pose

3.1 扩展卡尔曼滤波器

将头部运动模拟为一个非线性随机系统. 在测量变量 $Z \in \mathbf{R}^m$ 已知条件下, 用 EKF 估计头部运动非线性系统的状态变量 $X \in \mathbf{R}^n$. 将头部运动的过程模型近似为常速度平移和常角速度旋转运动. 定义 IOT EKF 和 OIT EKF 的状态向量为 $X_k = [p_k^T, v_k^T, q_k^T, \varpi_k^T]^T$, 其中变量下标 $k = io, oi$ 分别表示 IOT 和 OIT 跟踪模式以区别状态向量属于 IOT EKF 和 OIT EKF; $p_k = [t_{kx}, t_{ky}, t_{kz}]^T$, $q_k = [q_{k0}, q_{kx}, q_{ky}, q_{kz}]^T$ 分别为头部运动的位移和单位四元数方向; $v_k = [v_{kx}, v_{ky}, v_{kz}]^T$, $\varpi_k = [\varpi_{kx}, \varpi_{ky}, \varpi_{kz}]^T$ 分别表示沿头部参考坐标系三个坐标轴的位移速度和绕三个坐标轴旋转的角速度. IOT EKF 和 OIT EKF 的方程为^[33]:

$$\hat{X}_k^-(t) = \Phi_k \hat{X}_k(t - \Delta t) \quad (10)$$

$$\hat{\Sigma}_k^-(t) = \Phi_k \hat{\Sigma}_k(t - \Delta t) \Phi_k^T + Q_k \quad (11)$$

$$K_k = \hat{\Sigma}_k^-(t) H_k^T [H_k \hat{\Sigma}_k^-(t) H_k^T + W_k]^{-1} \quad (12)$$

$$\hat{X}_k(t) = \hat{X}_k^-(t) + K_k [Z_k(t) - H_k \hat{X}_k^-(t)] \quad (13)$$

$$\hat{\Sigma}_k(t) = (I - K_k H_k) \hat{\Sigma}_k^-(t) \quad (14)$$

其中, $\hat{X}_k^-(t)$ 和 $\hat{X}_k(t)$ 分别为 t 时刻 X_k 的先验状态估计和后验状态估计, $\hat{\Sigma}_k^-(t)$ 和 $\hat{\Sigma}_k(t)$ 分别是 $\hat{X}_k^-(t)$ 和 $\hat{X}_k(t)$ 对应的误差协方差矩阵; Φ_k 是过程传输矩阵, H_k 是测量变换矩阵, K_k 是增益矩阵, Q_k 和 W_k 分别为零均值过程白噪声和零均值测量噪声的误差协方差矩阵, Δt 为用于相邻两次姿态估计之间的时间间隔. 式 (10) 和式 (11) 是时间更新方程, 式 (12)~(14) 是状态更新方程.

根据刚体动力学的常速度平移和常角速度旋转方程, 得到 IOT EKF 和 OIT EKF 中的过程传输矩阵 Φ_k 为:

$$\Phi_k = \begin{bmatrix} I_3 & I_3 \Delta t & & \\ & I_3 & & \\ & & \Omega_k & \\ & & & I_3 \end{bmatrix} \quad (15)$$

其中, I_3 是 3×3 单位矩阵, Ω_k 为^[34]:

$$\Omega_k = \begin{bmatrix} a_{kc} & -a_{ks} \Delta \theta_{kx} & -a_{ks} \Delta \theta_{ky} & -a_{ks} \Delta \theta_{kz} \\ a_{ks} \Delta \theta_{kx} & a_{kc} & a_{ks} \Delta \theta_{kz} & -a_{ks} \Delta \theta_{ky} \\ a_{ks} \Delta \theta_{ky} & -a_{ks} \Delta \theta_{kz} & a_{kc} & a_{ks} \Delta \theta_{kx} \\ a_{ks} \Delta \theta_{kz} & a_{ks} \Delta \theta_{ky} & -a_{ks} \Delta \theta_{kx} & a_{kc} \end{bmatrix}$$

其中

$$\Delta \theta_{kx} = \int_{t-\Delta t}^t \varpi_{kx} dt, \quad \Delta \theta_{ky} = \int_{t-\Delta t}^t \varpi_{ky} dt$$

$$\Delta \theta_{kz} = \int_{t-\Delta t}^t \varpi_{kz} dt$$

$$\Delta \theta_k = \sqrt{(\Delta \theta_{kx})^2 + (\Delta \theta_{ky})^2 + (\Delta \theta_{kz})^2}$$

$$a_{kc} = \cos\left(\frac{\Delta \theta_k}{2}\right), \quad a_{ks} = \frac{\sin\left(\frac{\Delta \theta_k}{2}\right)}{\Delta \theta_k}$$

很明显, IOT EKF 和 OIT EKF 的测量状态向量为 $Z_k = (p_k^T, q_k^T)^T$, 则相应的测量传输矩阵 H_k 为:

$$H_k = \begin{bmatrix} I_3 & 0 \\ & I_4 & 0 \end{bmatrix} \quad (16)$$

其中, 0 为 3×3 零矩阵, I_4 是 4×4 单位矩阵.

3.2 融合滤波器

使用 EKF 方程 (13) 和 (14) 计算得到 t 时刻 IOT EKF 和 OIT EKF 的输出姿态分别为 $\hat{X}_{io}(t)$ 和 $\hat{X}_{oi}(t)$, 相应的输出姿态误差协方差矩阵分别为 $\hat{\Sigma}_{io}(t)$ 和 $\hat{\Sigma}_{oi}(t)$. 由于假设 IOT 和 OIT 相互独立, 则头部运动的过程噪声对 IOT EKF 和 OIT EKF 的输出姿态误差的影响也相互独立, 即经过 IOT EKF 和 OIT EKF 滤波后的姿态误差协方差矩阵不具有相关性, 因此可忽略两者误差相互间的交叉协方差矩阵对融合姿态的影响. 则使用简化的航迹融合算法^[21, 23] 融合 EKF 处理后的状态估计值 $\hat{X}_{io}(t)$ 和 $\hat{X}_{oi}(t)$, 在 t 时刻融合后的状态向量 $\hat{X}_f(t)$ 以及相应的误差协方差矩阵 $\hat{\Sigma}_f(t)$ 为

$$\hat{X}_f = \hat{\Sigma}_{io} (\hat{\Sigma}_{oi} + \hat{\Sigma}_{io})^{-1} \hat{X}_{oi} + \hat{\Sigma}_{oi} (\hat{\Sigma}_{oi} + \hat{\Sigma}_{io})^{-1} \hat{X}_{io} \quad (17)$$

$$\hat{\Sigma}_f = \hat{\Sigma}_{oi} (\hat{\Sigma}_{oi} + \hat{\Sigma}_{io})^{-1} \hat{\Sigma}_{io} \quad (18)$$

其中, 式 (17) 和式 (18) 中的各个变量省略了时间变量 t . 当用式 (17) 和式 (18) 对单位四元数表示的方

向进行融合时, 需采用四元数插值公式进行计算. 设经过融合后的头部姿态输出向量为 Z_{out} , 则有

$$Z_{out} = (p_{out}^T, q_{out}^T)^T = H\hat{X}_f \quad (19)$$

其中, H 的表达式与式 (16) 相同.

3.3 多传感器数据融合算法对误差的作用

在上述多传感器数据融合算法中, EKF 主要用于减小光学跟踪过程中系统动态误差导致的姿态估计误差. 在动态跟踪过程中, IOT 和 OIT 之间图像采集频率细微差别, 以及图像到计算机终端的图像传输延迟都会导致图像点相对于理想成像点的位置产生较大偏移, 而导致姿态估计误差. 当头部运动比较快时, 可能造成光学跟踪目标在低频工作的摄像机像平面上产生光斑模糊、变形甚至无法识别而导致跟踪失败. EKF 方程的机制是在非线性随机状态方程和测量方程可一级泰勒近似条件下, 在时间轴上持续计算当前状态随时间和累积测量姿态变化时的最小协方差估计. 即 EKF 在前一视频帧的姿态估计基础上, 利用当前视频帧的测量姿态, 通过最小化当前视频帧的后验误差协方差矩阵, 获得一个临界增益矩阵, 用优化的增益矩阵与测量残余对当前姿态的先验姿态进行校正, 获得当前视频帧的姿态误差被最小化的后验姿态估计.

由于忽略 IOT EKF 和 OIT EKF 输出误差相互间的交叉协方差矩阵对融合姿态的影响, 式 (17) 描述的融合状态估计公式本质上是次优化的线性估计器. 线性估计器通过其中一个姿态的误差协方差矩阵来调节另一个姿态估计值对融合姿态估计的贡献大小. 比如 IOT EKF 滤波方向误差较小, 则 OIT EKF 滤波方向对融合方向值的贡献相对就较大. 此外, 从式 (18) 很容易观察到融合后的姿态误差比单个跟踪器的姿态误差要小. 因此, 理论上传感器数据融合算法通过滤波和融合策略, 将使得姿态误差在协方差矩阵传播过程中被最小化, 从而将低精度的两个光学跟踪姿态转换为高精度的输出姿态.

4 实验验证

4.1 实验系统

用于验证多传感器数据融合算法而设计的光学混合跟踪器结构主要由 OIT 和 IOT、4 通道视频分割器和装有视频采集卡的计算机组成, 如图 3 所示. OIT 由固定在环境中的两个摄像机 LC 和 RC, 以及固定在头盔顶部的跟踪目标点构成. OIT 跟踪目标设计为“十”字型分布的编号为 1~4 的 4 个 LED 灯. 4 个 LED 灯可以用于计算跟踪目标相对于摄像机 LC 和 RC 的外参数, 其中编号为 1、2、3 的 3 个 LED 灯为 OIT 姿态估计的跟踪目标. IOT 则由固

定在头盔前端的一个摄像机 C 和放置在环境中的 6 个呈六边形分布、共面的 LED 跟踪目标构成. IOT 跟踪目标中的 7 号灯与 OIT 跟踪目标中的 5 号灯作为辅助灯, 用于识别各自跟踪目标中的 LED 顺序, 以建立各自跟踪目标点与相应的场景坐标的对应. 光学头部跟踪器的实验装置实物图如图 4 所示. IOT 目标固定在平整的有机玻璃板上. OIT 目标被焊接在一个“十”字型电路板上, 并与 IOT 摄像机的镜头内都加装了波长范围为 700 ~ 800 nm 的滤光片, 使摄像机获取纯黑背景、纯白光斑的红外灯图像. 4 通道视频分割器的 3 个视频输入端通过视频线与 OIT 和 IOT 的 3 个摄像机相连接, 输出端与计算机上的 MicroView V200 (DS) 视频采集卡连接. 计算机通过视频采集卡获得 640 像素 × 480 像素的黑白图像, 其中一个通道的 320 像素 × 240 像素的图像用于 IOT 姿态估计, 另外两个通道的 320 像素 × 240 像素的图像用于 OIT 姿态估计.

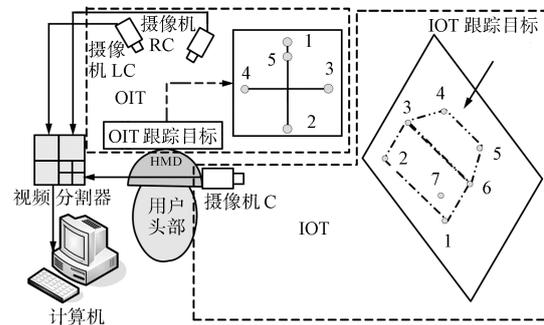


图3 OIT 和 IOT 组成的光学混合跟踪系统结构示意图
Fig. 3 Configuration diagram of optical tracking system consisting of IOT and OIT

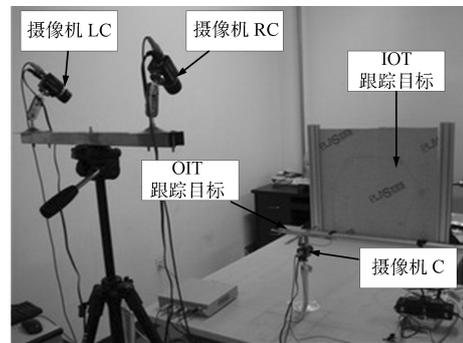


图4 OIT 和 IOT 组成的光学混合跟踪系统实验装置图
Fig. 4 Experimental setup of optical tracking system consisting of IOT and OIT

光学混合跟踪系统的实验结果与系统中 IOT 场景坐标系、IOT 摄像机坐标系、OIT 场景坐标系和跟踪目标坐标系的初始定义息息相关. OIT 跟踪目标坐标系定义为: 以 OIT 跟踪目标 LED 1、2、3

的重心为原点, 以 LED 1 到 2 的方向为 x 正轴, 以 LED 4 到 3 的方向为 y 正轴, 以垂直于 LED 灯平面, 垂直向上为 z 正轴. 除了以 LED 1~4 的重心为原点, OIT 场景坐标系的各个坐标轴与 OIT 跟踪目标坐标系的各坐标轴相同. IOT 场景坐标系定义为: 原点定位在 IOT 跟踪目标 LED 1 和 2 之间的中点, 以 LED 1 到 2 的方向为 x 正轴, 以垂直于 x 轴并指向 LED 4 一侧为 y 正轴, 以垂直于有机玻璃板平面, 指向 IOT 摄像机 C 的方向为 z 正轴. IOT 摄像机坐标系定义为: 原点位于摄像机内, 以 IOT 场景坐标系的 x 正轴朝向为 x 正轴, y 正轴方向垂直向下, z 正轴为摄像机的视线方向, 并指向 IOT 的跟踪目标.

4.2 固定坐标变换的标定实验

在光学混合跟踪器中, IOT 跟踪目标和 OIT 的摄像机 LC 和 RC 是固定不动的, 只有 IOT 摄像机和 OIT 跟踪目标构成的刚体目标可运动. 在跟踪器运行过程中, 除了第 2.2 节中 OIT 的外参矩阵 T_{lc} 和 T_{rc} 外, IOT 场景坐标系到 OIT 场景坐标系的坐标变换 $T_{W_o \leftarrow W_i}$ 以及 OIT 跟踪目标坐标系到 IOT 摄像机坐标系之间的坐标变换 $T_{C_i \leftarrow T_o}$ 是刚性不变的, 如图 5 所示. 同时, 在融合算法中, IOT 和 OIT 的姿态测量矩阵 T_{io} 和 T_{oi} 必须统一到一个融合参考系统中, 并转换为位移和单位四元数方向的姿态向量才能进行滤波和数据融合, 因而必须提前对 $T_{W_o \leftarrow W_i}$ 和 $T_{C_i \leftarrow T_o}$ 进行标定. 首先, 依据 IOT 和 OIT 跟踪目标都为 LED 的特点, 选择摄像机 LC 作为标定摄像机, 同时对准 IOT 和 OIT 的跟踪目标 LED, 使之同时在标定摄像机视场内, 采用第 2.1 节方法首先计算 IOT 跟踪目标和 OIT 跟踪目标相对于标定摄像机的坐标变换, 从而可间接得到 $T_{W_o \leftarrow W_i}$. 其次, 保持运动目标不动, 调整 OIT 摄像机 LC 和 RC 的位置和朝向, 使之对准 OIT 跟踪目标, 用 4 个 LED 作为标识点, 采用第 2.1 节方法标定 T_{lc} 和 T_{rc} . 最后, 随着 IOT 和 OIT 的姿态数据可读, $X_{W_o \leftarrow W_i}$ 已知条件下, 可计算 $T_{C_i \leftarrow T_o} = (T_{io})_{\text{calib}} T_{W_o \leftarrow W_i} (X_{oi})_{\text{calib}}$, 其中 $(T_{io})_{\text{calib}}$ 和 $(X_{oi})_{\text{calib}}$ 分别为 IOT 和 OIT 在标定位置上的姿态估计值.

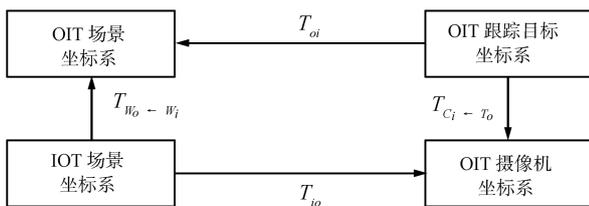


图 5 光学头部姿态跟踪系统的固定坐标变换示意图

Fig. 5 Diagram of invariable coordinate transformation in the optical tracking system

本文选择 OIT 的坐标系统作为数据融合的融合参考系统, 将 IOT 姿态矩阵 T_{io} 变换到融合参考系统的等效姿态矩阵 $T'_{io} = T_{W_o \leftarrow W_i} T_{io}^{-1} T_{C_i \leftarrow T_o}$, 然后将姿态矩阵 T'_{io} 和 T_{oi} 转换为姿态向量 Z_{io} 和 Z_{oi} , 再输入 EKF 进行滤波.

4.3 实验结果与分析

4.3.1 静态测试

测试方法: 在完成跟踪器的标定实验后, 保持光学跟踪的运动目标在标定位置固定不动, 记录约 200 帧视频, 在该视频帧数范围内测量 IOT 和 OIT 姿态误差的标准差, 如表 1 和表 2 所示. 表 1 和表 2 中也列出了用第 2.1 节方法标定 OIT 摄像机外参时测量的 LC 和 RC 外参标定误差. 图 6 和图 7 为使用第 2 节方法模拟计算得到的 IOT 和 OIT 姿态误差随图像误差的变化关系.

表 1 静态跟踪条件下跟踪器平移量测量误差 (mm) 的对数表

Table 1 Logarithm table of translation errors (mm) of the tracking system in static state

	$\lg(\delta_{tx})$	$\lg(\delta_{ty})$	$\lg(\delta_{tz})$
LC CEPA	-1.266	-1.403	-0.459
RC CEPA	-1.534	-1.544	-0.778
OIT PE	-1.578	-1.148	-0.972
IOT PE	-0.792	-1.165	-0.417

表 2 静态跟踪条件下跟踪器欧拉旋转角测量误差 (rad) 的对数表

Table 2 Logarithm table of Euler angle errors (rad) of the tracking system in static state

	$\lg(\delta_{\theta_x})$	$\lg(\delta_{\theta_y})$	$\lg(\delta_{\theta_z})$
LC CEPA	-2.876	-2.915	-3.246
RC CEPA	-3.123	-3.114	-3.511
OIT PE	-2.713	-3.052	-3.525
IOT PE	-3.223	-3.751	-4.015

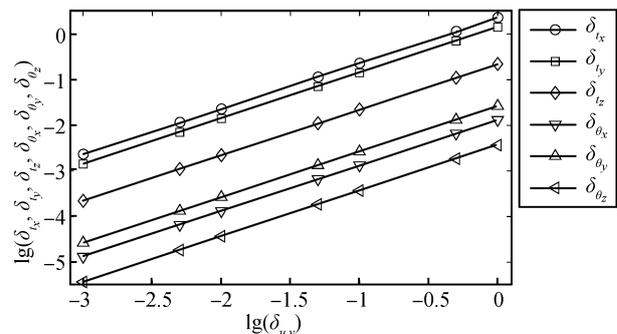


图 6 IOT 姿态误差与图像噪声的关系图

Fig. 6 Diagram of the variation relation between IOT pose errors and image noise

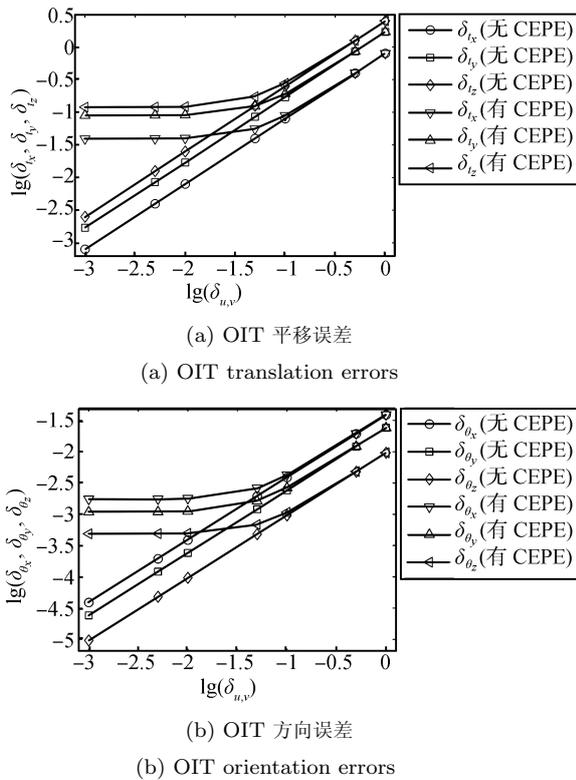


图7 OIT 姿态误差与图像噪声的关系图

Fig.7 Diagram of the variation relation between OIT pose errors and image noise

从表 1 和表 2 可观察到: 1) IOT 的 t_z 误差比 t_x , t_y 的误差大几乎一个毫米数量级, 这与图 6 中表示的 IOT 平移误差随图像误差的关系所代表的内在含义是一致的, 即在 z 轴方向上由相同像素误差估计得到的 t_z 移动量, 与 IOT 摄像机的实际移动量相差很大, 而在 x , y 轴上的移动量误差相对小些. 2) 对比 OIT 的姿态测量误差和图 7 中使用正向误差传播模拟计算得到的 OIT 姿态误差, 可看到摄像机外参的标定误差对 OIT 姿态误差影响占主导作用. 如果需要提高 OIT 姿态精度, 则必须在降低 OIT 外参标定误差的条件下提高图像成像质量. 3) IOT 的平移误差大于 OIT 平移误差, 而 IOT 方向误差小于 OIT 方向误差, 这与 IOT/OIT 的输出特性是一致的.

在跟踪区域内的不同位置重复进行静态测试, 可以得到与表 1 和表 2 所包含的姿态误差变化规律一致的数据结果. 在实验中也发现, 当运动目标位于跟踪区域的边缘时, OIT 的方向误差很严重, 其原因在于使用 3 个 LED 标识点的位置计算 OIT 方向时, 一个很小的位置估计误差都会引起方向估计的较大变化, 这是双目 OIT 不可避免的缺点.

4.3.2 动态测试

测试方法: 在 $200 \text{ mm} \times 200 \text{ mm}$ 的跟踪区域范

围内, 手持跟踪器的运动目标, 在预先设定的运动轨迹上缓慢移动或旋转运动目标, 并同时保持跟踪器的 IOT 跟踪目标一直在 IOT 摄像机视场、OIT 跟踪目标一直在 OIT 摄像机视场范围内, 摄取约 350 帧视频, 在该视频帧数范围内计算跟踪器的动态姿态输出. 如图 8 ~ 13 为测量得到的光学跟踪输出姿态的动态跟踪曲线. 图 8 ~ 13 中每个图的左图使用 IOT、OIT 以及融合输出姿态的变化曲线展现了在约 350 帧内运动目标的运动轨迹, 显示了输出姿态 6 个分量的整体跟踪效果. 每个图的右图则使用局部放大图展示了跟踪器在 50 ~ 100 帧内进行 EKF 滤波以及融合滤波时相应姿态参数的变化. 从动态跟踪效果图中观察, OIT 姿态参数与融合姿态参数的动态跟踪曲线几乎重合, 但是可从局部放大图中看到, 两者的输出参数曲线其实并不重合, 是有细微变化的.

从局部放大图可以得到以下几点: 1) 可以很明显地观察到, OIT 和 IOT 姿态经过 EKF 滤波后误差变小, 这是 EKF 作用的必然结果. 2) 经过融合滤波器作用后, 输出平移量更逼近于 OIT 平移的 EKF 滤波值, 欧拉旋转角更逼近于 IOT 欧拉角的 EKF 滤波值. 这种逼近的程度与 $T_{W_0 \leftarrow W_1}$ 、 $T_{C_1 \leftarrow T_0}$ 固定坐标变换的标定误差有关. 标定误差会导致计算得到的 IOT EKF 的输入存在偏差, 这个偏差使得经过 EKF 和融合滤波器调谐后的输出参数也不可避免地存在一定的偏差. 如图 8 和图 10 中的放大图中 70 ~ 90 视频帧的实验数据所示, 当运动目标运动到跟踪区域的边缘时, 融合输出 t_x 与 OIT EKF 输出 t_x 的最大偏差达到 5 mm 左右, 而 θ_z 的最大偏差达到 1° 左右. 当运动目标在跟踪区域的中心区域时, 融合输出 t_x 与 OIT EKF 的输出偏差可控制在 1.5 mm 内, 而 θ_z 输出偏差可控制在 0.5° 内. 3) 纵然存在标定误差带来的偏差, 融合后的姿态与单个的 IOT 或 OIT 输出相比, 获得了高精度的、稳定的输出, 兼具了 IOT 方向精度高和 OIT 位置精度高的优点. 这证明了采用本文提出的传感器数据融合方法来提高光学跟踪的姿态精度是有效的.

5 方法比较

Wagner 将多传感融合在增强现实头部姿态跟踪中的使用策略分为互补式、竞争式以及协作式传感器融合^[35]. 按照其定义, 文献 [12-13] 的融合方法分别属于互补式和竞争式传感器融合. 本文方法亦属于互补式融合, 但使用方式有所不同. 其核心思想是使用两级滤波结构最小化跟踪器在动态跟踪时存在的误差. 在第一级中通过使用 EKF 中的增益矩阵最小化 EKF 中的后验姿态误差协方差矩阵, 从而减小动态跟踪过程中动态误差对 IOT 或 OIT 姿

态估计误差的作用; 在第二级中使用被 EKF 最小化的 IOT 或 OIT 姿态误差协方差矩阵去调谐滤波后的 IOT 或 OIT 姿态, 使得融合后的位置和方向信

息分别兼具 OIT 位置精度高和 IOT 方向精度高的优点.

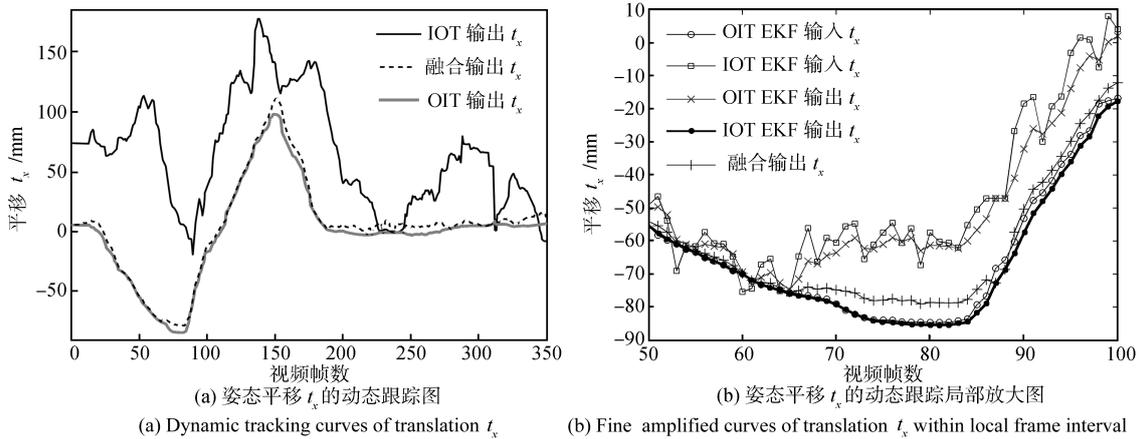


图 8 混合跟踪系统姿态平移 t_x 的动态跟踪曲线图

Fig. 8 Dynamic tracking curves of translation t_x of the hybrid tracking system

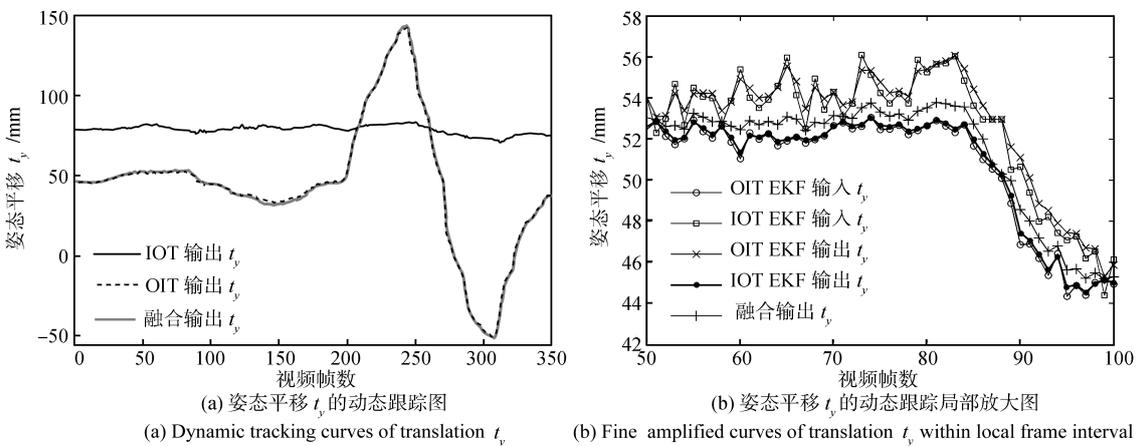


图 9 混合跟踪系统姿态平移 t_y 的动态跟踪曲线图

Fig. 9 Dynamic tracking curves of translation t_y of the hybrid tracking system

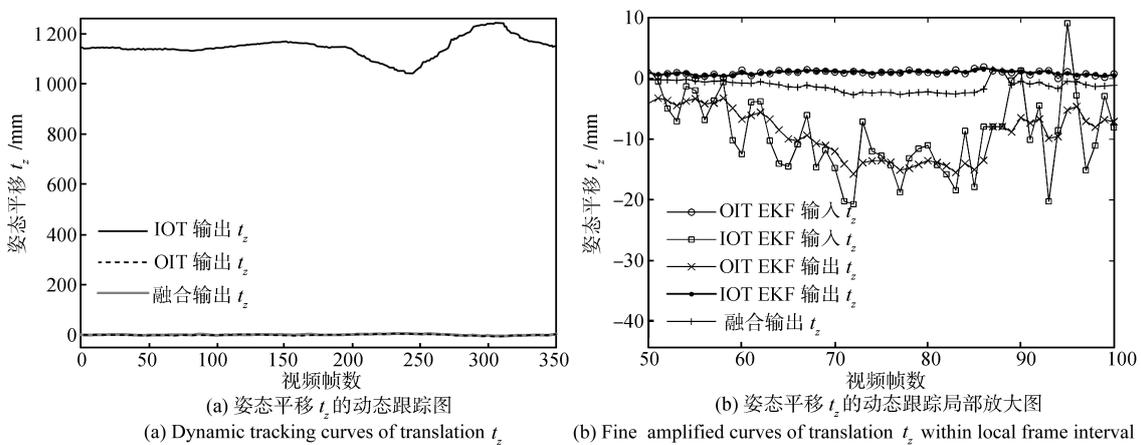


图 10 混合跟踪系统姿态平移 t_z 的动态跟踪曲线图

Fig. 10 Dynamic tracking curves of translation t_z of the hybrid tracking system

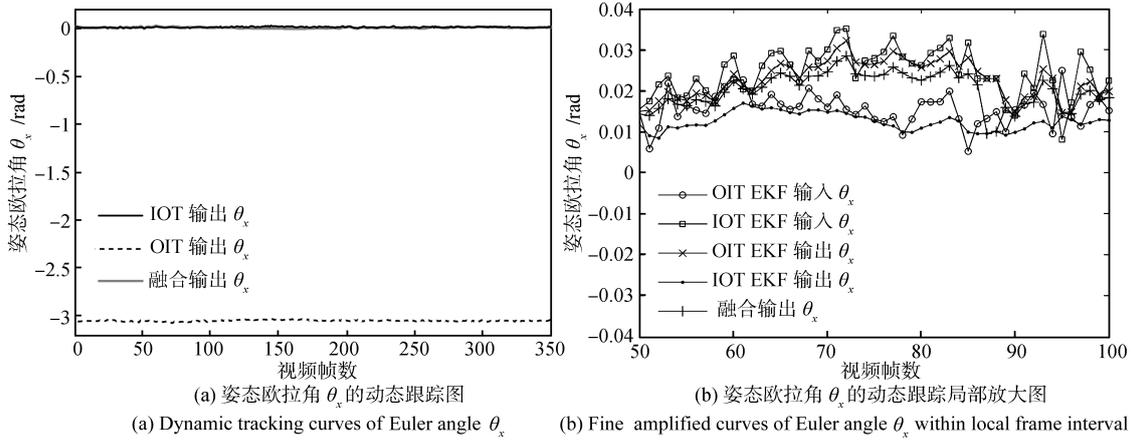


图 11 混合跟踪系统姿态欧拉角 θ_x 的动态跟踪曲线图

Fig. 11 Dynamic tracking curves of Euler angle θ_x of the hybrid tracking system

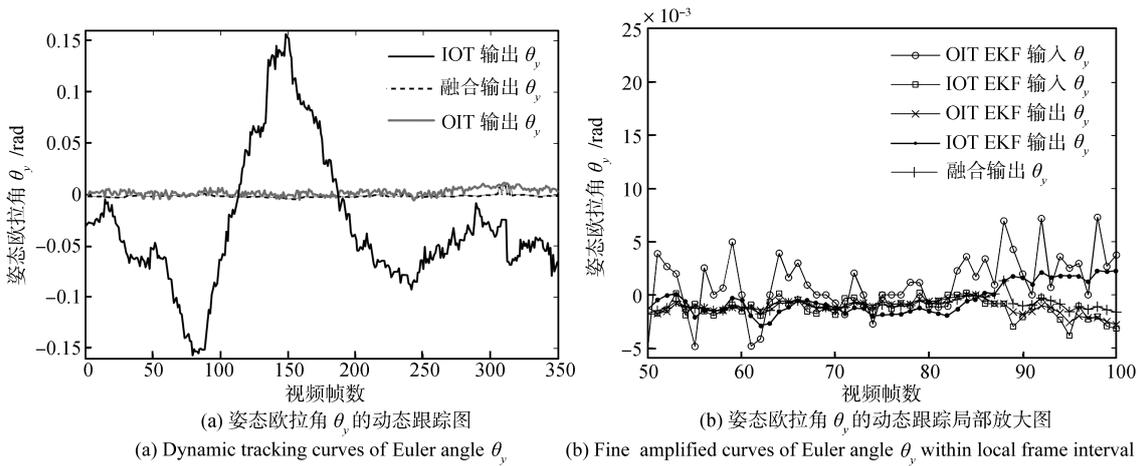


图 12 混合跟踪系统姿态欧拉角 θ_y 的动态跟踪曲线图

Fig. 12 Dynamic tracking curves of Euler angle θ_y of the hybrid tracking system

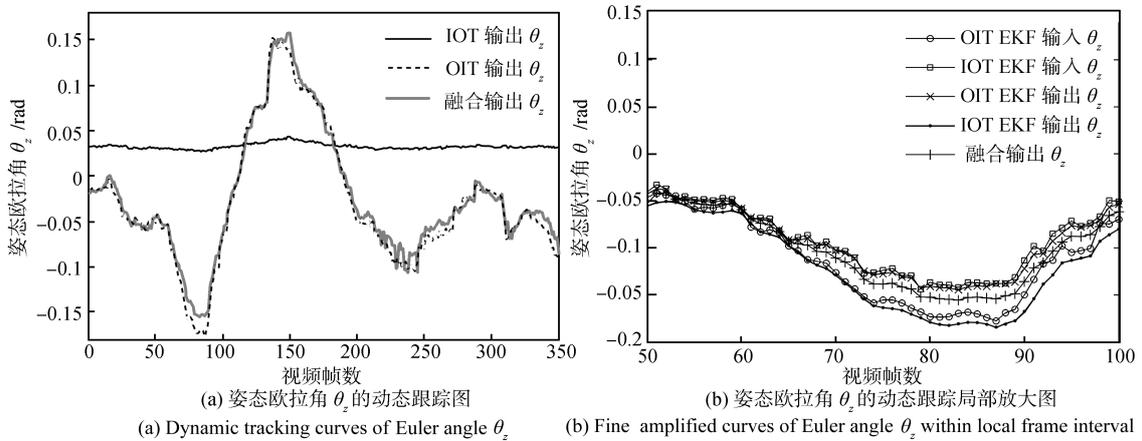


图 13 混合跟踪系统姿态欧拉角 θ_z 的动态跟踪曲线图

Fig. 13 Dynamic tracking curves of Euler angle θ_z of the hybrid tracking system

本文方法也不同于文献 [15–19] 中提出的 IOT 与 OIT 融合方法. Hoff^[15] 所使用的融合算法是互

补的, 但其仅仅实现静态跟踪. Satoh 等^[16] 所使用的方法更接近于协作式融合, 用 OIT 估计输出姿态

的 2 个位置自由度, 用 IOT 估计输出姿态的其他 4 个自由度, 这有利于提高头部跟踪的鲁棒性. Foxlin 等^[17] 将融合算法集成到硬件中, 但是没有公布所采用的融合算法. Klein 等^[18] 使用李群 SE(3) 中的指数映射描述运动姿态, 使 IOT 和 OIT 融合时共享一个 EKF 框架, 属于互补式融合. Yamazoe 等^[19] 将多人的位置、方向以及运动速度作为 EKF 的估计状态向量进行多人头部跟踪, 属于竞争式融合, 但其实现的系统仅能离线、非实时工作. 本文方法中的 EKF 和融合滤波器是航迹融合算法不可分割的组成部分, 这种误差最小化两级策略有利于进行高精度姿态的实时动态跟踪. 这种策略整合了 Hoff^[15] 方法和 Klein 等^[18] 方法, 只是本方法在滤波和融合过程中使用单位四元数来表示方向, 而所使用的融合滤波器与 Hoff^[15] 方法中的算法相同. 实际上, 式 (17) 和式 (18) 是航迹融合的简化算法, 其他比较复杂的航迹融合衍生算法也能够用于本文的融合滤波器.

6 结论

为同时提高光学头部跟踪的位置和方向精度, 本文提出了使用传感器数据融合算法融合 IOT 和 OIT 姿态, 以实现高精度姿态输出的新方法. 在该算法中, 使用扩展卡尔曼滤波器最小化 IOT、OIT 姿态测量的误差, 并利用融合滤波器将 IOT 和 OIT 姿态融合, 获得更高精度的位置和方向输出. 建立了一个有代表性的实验装置验证所提出的传感器融合方法. 实验结果显示, 在静态跟踪下的 IOT/OIT 姿态精度与使用误差传播理论模拟计算得到的姿态精度是一致的; 在动态跟踪下的头部姿态结果验证了使用本文提出的数据融合方法提高姿态精度的有效性.

实验结果也同时表明, OIT 摄像机的外参标定误差和固定坐标变换的标定误差对最后的姿态输出精度也有一定的影响. 根据实际应用需要, 增大 OIT 跟踪目标点的个数提高 OIT 姿态精度, 采用机器人领域中的手眼标定方法代替本文中基于视觉的标定法以降低固定坐标变换的标定误差等是有必要的技术途径.

致谢

特别对丁萌、李贝贝和史宁宁在部分程序编写、实验测试中提供的帮助和协作表示衷心感谢.

References

- 1 Azuma R, Bailiot Y, Behringer R, Feiner S, Julier S, MacIntyre B. Recent advances in augmented reality. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 2001, **21**(6): 34–47

- 2 Ferrin F J. Survey of helmet tracking technologies. In: Proceedings of the Conference on Large Screen Projection, Avionic, and Helmet-Mounted Displays. USA: SPIE, 1991. 86–94
- 3 Haritos T, Macchiarella N D. A mobile application of augmented reality for aerospace maintenance training. In: Proceedings of the 24th Digital Avionics Systems Conference. Washington D. C., USA: IEEE, 2005. 1–9
- 4 Broll W, Lindt I, Herbst I, Ohlenburg J, Braun A K, Wetzel R. Toward next-gen mobile AR game. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 2008, **28**(4): 40–48
- 5 Hamza-Lup F G, Santhanam A P, Imielinska C, Meeks S L, Rolland J P. Distributed augmented reality with 3-D lung dynamics — a planning tool concept. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2007, **11**(1): 40–46
- 6 NDI Inc [Online], available: <http://www.ndigital.com>, June 3, 2009
- 7 Vicon Inc [Online], available: <http://www.vicon.com>, June 6, 2009
- 8 Ribo M, Pinz A, Fuhrmann A L. A new optical tracking system for virtual and augmented reality applications. In: Proceedings of the 18th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference. Budapest, Hungary: IEEE, 2001. 1932–1936
- 9 HIT Lab [Online], available: <http://www.hitl.washington.edu/artoolkit/>, March 3, 2009
- 10 Ward M, Azuma R, Bennett R, Gottschalk S, Fuchs H. A demonstrated optical tracker with scalable work area for head-mounted display system. In: Proceedings of the Symposium on Interactive 3D Graphics. Cambridge, USA: ACM, 1992. 43–52
- 11 Welch G, Bishop G, Vicci L, Brumback S, Keller K, Colucci D. High-performance wide-area optical tracking: the HiBall tracking system. *Presence: Teleoperators and Virtual Environments*, 2001, **10**(1): 1–21
- 12 Jiang B. Robust Hybrid Tracking for Outdoor Augmented Reality [Ph. D. dissertation], University of Southern California, USA, 2004
- 13 Chandaria J, Thomas G A, Stricker D. The MATRIS project: real-time markerless camera tracking for augmented reality and broadcast applications. *Journal of Real-Time Image Processing*, 2007, **2**(2-3): 69–79
- 14 Foxlin E, Harrington M, Pfeifer G. Constellation: a wide-range wireless motion-tracking system for augmented reality and virtual set applications. In: Proceedings of the 25th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York, USA: ACM, 1998. 371–378
- 15 Hoff W A. Fusion of data from head-mounted and fixed sensors. In: Proceedings of the International Workshop on Augmented Reality: Placing Artificial Objects in Real Scenes. Bellvue, USA: IEEE, 1999. 167–182
- 16 Satoh K, Uchiyama S, Yamamoto H, Tamura H. Robust vision-based registration utilizing bird's-eye view with user's view. In: Proceedings of the 2nd IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality. Tokyo, Japan: IEEE, 2003. 46–55
- 17 Foxlin E, Altshuler Y, Naimark L, Harrington M. Flight-tracker: a novel optical/inertial tracker for cockpit enhanced vision. In: Proceedings of the 3rd IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality. Arlington, USA: IEEE, 2004. 212–221
- 18 Klein G, Drummond T. Sensor fusion and occlusion refinement for tablet-based AR. In: Proceedings of the 3rd IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality. Arlington, USA: IEEE, 2004. 38–47

- 19 Yamazoe H, Utsumi A, Tetsutani N, Yachida M. Vision-based human motion tracking using head-mounted cameras and fixed cameras. *Electronics and Communications in Japan, Part II: Electronics*, 2007, **90**(2): 40–53
- 20 Bar-Shalom Y. On the track-to-track correlation problem. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1981, **26**(2): 571–572
- 21 Bar-Shalom Y, Campo L. The effect of the common process noise on the two-sensor fused-track covariance. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1986, **22**(6): 803–805
- 22 Roecker J A, McGillem C D. Comparison of two-sensor tracking methods based on state vector fusion and measurement fusion. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1988, **24**(4): 447–449
- 23 Chang K C, Saha R K, Bar-shalom Y. On optimal track-to-track fusion. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1997, **33**(4): 1271–1276
- 24 Saha R K. Effect of common process noise on two-sensor track fusion. *Journal of Guidance, Control and Dynamics*, 1996, **19**(4): 829–835
- 25 Girija G, Raol J R, Raj R A, Kashyap S. Tracking filter and multi-sensor data fusion. *Sadhana*, 2000, **25**(2): 159–167
- 26 Azuma R, Bishop G. Improving static and dynamic registration in an optical see-through HMD. In: *Proceedings of the 21st Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*. New York, USA: ACM, 1994. 197–204
- 27 Hoff W A, Vincent T. Analysis of head pose accuracy in augmented reality. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2000, **6**(4): 319–334
- 28 Bauer M, Schlegel M, Pustka D, Navab N, Klinker G. Predicting and estimation the accuracy of n -ocular optical tracking system. In: *Proceedings of the 5th IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Reality*. Santa Barbara, USA: IEEE, 2006. 43–51
- 29 Hartley R, Zisserman A. *Multiple View Geometry in Computer Vision*. New York: Cambridge University Press, 2003
- 30 Ma Song-De, Zhang Zheng-You. *Computer Vision — Computational Theory and Algorithmic Fundamental*. Beijing: Science Press, 2003. 107–109 (马颂德, 张正友. 计算机视觉 — 计算理论和算法基础. 北京: 科学出版社, 2003. 107–109)
- 31 Horn B K P. Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternion. *Journal of the Optical Society of America A*, 1987, **4**(4): 629–642
- 32 Luo Bin, Wang Yong-Tian, Liu Yue. Predicting and estimating pose accuracy of two-ocular optical tracker. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2010, **31**(1): 194–200 (罗斌, 王涌天, 刘越. 双目光学跟踪器的姿态精度预测与估计研究. 仪器仪表学报, 2010, **31**(1): 194–200)
- 33 Welch G, Bishop G. An Introduction to the Kalman Filter, Technical Report TR 95-041, University of North Carolina at Chapel Hill, USA, 2002
- 34 Persa S F. Sensor fusion in head pose tracking for augmented reality [Online], available: http://ict.ewi.tudelft.nl/pub/inald/as-Persa_20060606.pdf, June 15, 2009

- 35 Wagner M. Tracking with multiple sensors [Online], available: <http://ar.in.tum.de/pub/wagner2005diss/wagner2005diss.pdf>, June 21, 2009



罗斌 北京理工大学光电学院博士研究生, 中国工程物理研究院计算机应用研究所高级工程师. 1997 年获得北京理工大学光电工程学士学位, 2000 年获得中国工程物理研究院研究生部硕士学位. 主要研究方向为虚拟现实和增强现实技术. E-mail: luobin1827@bit.edu.cn (LUO Bin Ph.D. candidate at the School of Optics and Electronics, Beijing Institute of Technology and senior engineer at the Institute of Computer Application, Chinese Academy of Engineering and Physics. He received his bachelor degree from Beijing Institute of Technology in 1997 and master degree from the Graduate Faculty of Chinese Academy of Engineering and Physics in 2000, respectively. His research interest covers virtual reality and augmented reality.)



王涌天 北京理工大学光电学院教授. 1981 年获得天津大学学士学位, 1986 年获得英国 Reading 大学博士学位. 主要研究方向为光学系统设计, CAD, 虚拟现实和增强现实, 医学图像处理与手术导航. 本文通信作者.

E-mail: wyt@bit.edu.cn

(WANG Yong-Tian Professor at the School of Optics and Electronics, Beijing Institute of Technology. He received his bachelor degree from Tianjing University in 1981 and Ph.D. degree from Reading University, England in 1986, respectively. His research interest covers optical design, CAD, virtual reality, augmented reality, medical image processing, and operation navigation. Corresponding author of this paper.)



刘越 北京理工大学光电学院教授. 1995 年获得吉林工业大学硕士学位, 2000 年获得吉林大学博士学位. 主要研究方向为光电信号处理, 计算机视觉, 虚拟现实和增强现实.

E-mail: liuyue@bit.edu.cn

(LIU Yue Professor at the School of Optics and Electronics, Beijing Institute of Technology. He received his master degree from Jilin University of Technology in 1995 and Ph.D. degree from Jilin University in 2000, respectively. His research interest covers optoelectronics signal processing, computer vision, virtual reality, and augmented reality.)