

## 基于 IEKF-SLAM 的未知场景增强现实跟踪注册算法

赵 越<sup>1,2</sup>, 李晶皎<sup>1</sup>, 王爱侠<sup>1</sup>, 杨 丹<sup>1</sup>

(1. 东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110819; 2. 渤海大学信息科学与技术学院, 辽宁 锦州 121013)

**摘 要:** 基于扩展卡尔曼滤波器的即时定位与地图构建(EKF-SLAM)算法存在非线性估计结果不一致的问题。为此,提出一种利用多项式改进扩展卡尔曼滤波器的 SLAM 算法 IEKF-SLAM,在此基础上设计一种用于未知场景的增强现实跟踪注册算法,包含地图构建与更新、跟踪注册 2 个并行模块。地图构建与更新模块利用 IEKF-SLAM 算法实现,跟踪注册模块在捕获视频帧后通过构建的地图库估计摄像机位姿,将提取视频帧中的特征点与地图库中的特征点进行匹配,并对摄像机位姿进行更新,实现虚拟物体的渲染注册。实验结果证明,IEKF-SLAM 算法的估计结果一致性优于 EKF-SLAM 算法,且增强现实的跟踪注册效果更好。

**关键词:** 扩展卡尔曼滤波器;即时定位与地图构建;一致性;跟踪注册;增强现实

**中文引用格式:**赵 越,李晶皎,王爱侠,等. 基于 IEKF-SLAM 的未知场景增强现实跟踪注册算法[J]. 计算机工程, 2016, 42(1): 272-277.

**英文引用格式:**Zhao Yue, Li Jingjiao, Wang Aixia, et al. Tracking and Registration Algorithm of Augmented Reality on Unknown Scene Based on IEKF-SLAM[J]. Computer Engineering, 2016, 42(1): 272-277.

## Tracking and Registration Algorithm of Augmented Reality on Unknown Scene Based on IEKF-SLAM

ZHAO Yue<sup>1,2</sup>, LI Jingjiao<sup>1</sup>, WANG Aixia<sup>1</sup>, YANG Dan<sup>1</sup>

(1. School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China;

2. College of Information Science and Technology, Bohai University, Jinzhou, Liaoning 121013, China)

**【Abstract】** Aiming at the problem that nonlinear estimation results of Extended Kalman Filter-based Simultaneous Localization and Mapping (EKF-SLAM) algorithm are inconsistent, this paper proposes an Improved Extended Kalman Filter-based Simultaneous Localization and Mapping (IEKF-SLAM) algorithm with polynomial. And on this basis, it designs a tracking and registration algorithm of Augmented Reality (AR) on unknown scene including mapping and updating, tracking and registration two parallel modules. Mapping and updating module uses the IEKF-SLAM algorithm. The tracking and registration module after video frame is captured, camera pose is estimated by constructing a map library. Then video frames feature points are extracted and the feature points are matched to the map library. The pose of the camera is updated. Then virtual objects are rendered and registered. Experimental results show that the consistency of the IEKF-SLAM algorithm is superior to the EKF-SLAM algorithm, and the result of tracking and registration of AR is satisfactory.

**【Key words】** Extended Kalman Filter (EKF); Simultaneous Localization and Mapping (SLAM); consistency; tracking and registration; Augmented Reality (AR)

**DOI:** 10.3969/j.issn.1000-3428.2016.01.048

### 1 概述

增强现实 (Augmented Reality, AR) 是一种将计算机生成的虚拟信息叠加到真实场景上,从而增强用户感受的技术<sup>[1-2]</sup>。在增强现实领域<sup>[3-5]</sup>,对无标

识场景的跟踪注册问题已经成为近年来的研究热点<sup>[6-7]</sup>。对于场景的跟踪注册包括已知场景和未知场景 2 种情况,相对于已知特定场景,未知场景的跟踪注册具有更广泛的应用<sup>[8]</sup>。

Davison 等人<sup>[9]</sup>于 2007 年提出基于即时定位与

**基金项目:** 中央高校基础科研青年教师创新基金资助项目(N130404004);沈阳市科技局基金资助项目(F12277181)。

**作者简介:** 赵 越(1979-),女,讲师、博士,主研方向为增强现实;李晶皎,教授、博士生导师;王爱侠、杨 丹,讲师、博士。

**收稿日期:** 2015-01-12 **修回日期:** 2015-03-10 **E-mail:** zy\_ky7777@126.com

地图构建 (Simultaneous Localization and Mapping, SLAM) 的大范围场景的注册方法。SLAM 主要解决的是机器人位姿估计及环境特征的位置估计问题,而目前主要采用概率算法解决 SLAM 问题。常用解决 SLAM 的方法有扩展卡尔曼滤波器 (Extended Kalman Filter, EKF)<sup>[10]</sup>、粒子滤波器 (Particle Filter, PF)<sup>[11]</sup> 等。大多对于 SLAM 算法的研究主要集中在降低算法复杂度上,而忽略了保证 SLAM 算法可以有效执行的前提——算法的一致性。基于扩展卡尔曼滤波器的即时定位与地图构建 (Extended Kalman Filter-based Simultaneous Localization and Mapping, EKF-SLAM) 算法存在非线性算法引起的误差累积,导致算法估计结果不一致。然而,文献[12-13]提出的 UKF 和 AEKF 均无法解决 SLAM 的非线性一致性问题。为此,本文提出一种基于改进扩展卡尔曼滤波器 (Improved EKF, IEKF) 的 SLAM 算法,并在此基础上提出一种未知场景的增强现实跟踪注册算法。

## 2 IEKF-SLAM 算法

为了降低非线性不一致性,本文提出 IEKF-SLAM 算法。

### 2.1 SLAM 世界中心公式

SLAM 世界中心公式具体如下:

(1) 系统状态向量。全局状态  $\mathbf{X}$  由车辆状态  $\mathbf{X}_R$  和地图状态  $\mathbf{X}_m$  组成:

$$\mathbf{X} = [\mathbf{X}_R \quad \mathbf{X}_m]^T \quad (1)$$

$\mathbf{X}_m$  由  $n$  个特征组成:

$$\mathbf{X}_m = [\mathbf{X}_{G_1} \quad \cdots \quad \mathbf{X}_{G_i} \quad \cdots \quad \mathbf{X}_{G_n}]^T \quad (2)$$

第  $i$  个特征向量是  $\mathbf{X}_{G_i} = [x_i, y_i]^T$ 。

$$\mathbf{X}_R = [x_v \quad y_v \quad \theta_v]^T \quad (3)$$

其中,  $x_v$  和  $y_v$  是笛卡尔坐标;  $\theta_v$  是依赖于初始车辆位姿的参考帧的车辆方向。

(2) 扩展车辆状态动力。  $\mathbf{X}_R$  在二维环境下运动,位移建立在 Ackerman 模型上:

$$x_v(k+1) = x_v(k) + \Delta t \cdot v \cdot \cos(\theta_v(k))$$

$$y_v(k+1) = y_v(k) + \Delta t \cdot v \cdot \sin(\theta_v(k))$$

$$\theta_v(k+1) = \theta_v(k) + \frac{\Delta t \cdot v \cdot \tan \varphi}{L} \quad (4)$$

其中,  $k$  表示车辆的某一状态;  $\Delta t$  是相邻状态的时间差;前进速度  $v$  和方向转角  $\varphi$  组成控制向量  $\mathbf{u} = [v, \varphi]^T$ 。

为了应用 IEKF-SLAM,车辆状态向量需要进行扩展。事实上,在空间关系中不直接使用角度  $\theta_v$ ,而是用该角度的余弦和正弦连接车辆位姿到特征位姿。为把这些非线性等式转换成多项式等式,车辆状态向量扩展为:

$$\mathbf{Z}_R = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ z_3 \\ z_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_v \\ y_v \\ \sin(\theta_v) \\ \cos(\theta_v) \end{bmatrix} \quad (5)$$

为了使结果更清晰,基于向量  $\mathbf{u}$  的控制向量定义为:

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ u_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v \cdot \Delta t \\ \sin\left(\frac{\Delta t \cdot v \cdot \tan \varphi}{L}\right) \\ \cos\left(\frac{\Delta t \cdot v \cdot \tan \varphi}{L}\right) \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中,  $L$  是车辆轮距。

由式(5)和式(6)得到扩展状态动力的公式为:

$$\hat{\mathbf{Z}}_R(k+1) = \begin{bmatrix} z_1(k) + z_4(k) \cdot u_1 \\ z_2(k) + z_3(k) \cdot u_1 \\ z_3(k) \cdot u_3 + z_4(k) \cdot u_2 \\ z_4(k) \cdot u_3 - z_3(k) \cdot u_2 \end{bmatrix} \quad (7)$$

利用矩阵表示,式(7)变为:

$$\hat{\mathbf{Z}}_R(k+1) = \mathbf{A}(k) \cdot \hat{\mathbf{Z}}_R(k) \quad (8)$$

其中:

$$\mathbf{A}(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & u_1 \\ 0 & 1 & u_1 & 0 \\ 0 & 0 & u_3 & u_2 \\ 0 & 0 & -u_2 & u_3 \end{bmatrix} \quad (9)$$

关联到状态向量式(5)的协方差矩阵为:

$$\mathbf{P}_R(k+1) = \mathbf{A}(k) \cdot \mathbf{P}_R(k) \cdot \mathbf{A}(k)^T + \mathbf{J}(k) \cdot \mathbf{Q}_U \cdot \mathbf{J}(k)^T \quad (10)$$

其中,  $\mathbf{P}_R$  是关联到状态向量式(5)的协方差矩阵;  $\mathbf{Q}_U$  是关联到控制向量  $\mathbf{U}$ (6)的噪音向量;  $\mathbf{J}(k)$  是  $\mathbf{Z}_R$ (7)关于  $\mathbf{U}$  的雅克比行列式:

$$\mathbf{J}(k) = \begin{bmatrix} z_4(k) & 0 & 0 \\ z_3(k) & 0 & 0 \\ 0 & z_4(k) & z_3(k) \\ 0 & -z_3(k) & z_4(k) \end{bmatrix} \quad (11)$$

那么系统向量式(1)变为:

$$\mathbf{Z} = [\mathbf{Z}_R \quad \mathbf{X}_m]^T \quad (12)$$

### 2.2 世界中心的 Carleman 近似 SLAM 系统状态

二阶 Carleman 近似实现提出的 SLAM 系统,通过向量  $\mathbf{Z}$ (见式(12))的状态克罗内克积的序列  $\mathbf{Z}^{[2]}$  实现。由于向量  $\mathbf{Z}$  由车辆状态向量和地图状态向量组成,因此最终的向量  $\mathbf{3}$  为:

$$\mathbf{3} = [\mathbf{Z} \quad \mathbf{Z}^{[2]}]^T = [\mathbf{Z}_R \quad \mathbf{Z}_R^{[2]} \quad \mathbf{X}_m \quad \mathbf{X}_m^{[2]}]^T \quad (13)$$

由于新向量  $\mathbf{3}$  的所有状态在初始化方程中都未使用,因此对公式进行简化。下面介绍车辆状态向量式(5)和特征状态向量式(2)的克罗内克积。

(1) 克罗内克积应用于车辆状态:  $\mathbf{Z}_R$  状态的克罗内克积为:

$$\mathbf{3}_R = \begin{bmatrix} \mathbf{Z}_R \\ \mathbf{Z}_R^{[2]} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ z_3 \\ z_4 \\ z_5 \\ z_6 \\ z_7 \\ z_8 \\ z_9 \\ z_{10} \\ z_{11} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_v \\ y_v \\ \sin(\theta_v) \\ \cos(\theta_v) \\ \sin^2(\theta_v) \\ \cos^2(\theta_v) \\ x_v \cdot \sin(\theta_v) \\ x_v \cdot \cos(\theta_v) \\ y_v \cdot \sin(\theta_v) \\ y_v \cdot \cos(\theta_v) \\ \sin(\theta_v) \cdot \cos(\theta_v) \end{bmatrix} \quad (14)$$

(2) 克罗内克积应用于特征状态: 克罗内克积应用于特征状态向量式(2)时需要考虑车辆状态式(14)。特征状态通过变量乘以车辆状态进行创建。第  $i$  个特征的向量为:

$$\mathbf{3}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_{G_i} \\ \mathbf{X}_{G_i}^{[2]} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z_{i1} \\ z_{i2} \\ z_{i3} \\ z_{i4} \\ z_{i5} \\ z_{i6} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ \sin(\theta_v) x_i \\ \cos(\theta_v) x_i \\ \sin(\theta_v) y_i \\ \cos(\theta_v) y_i \end{bmatrix} \quad (15)$$

### 2.3 IEKF-SLAM 公式

本文只描述了车辆动态方程和观测方程, 这些方程是在 2.2 节基础上进行修改的结果。

(1) 车辆状态演变方程。新的车辆状态向量  $\mathbf{3}_R$  由式(7)演变为:

$$\hat{\mathbf{3}}_R(k+1) = \begin{bmatrix} z_1(k) + u_1 \cdot z_4(k) \\ z_2(k) + u_1 \cdot z_3(k) \\ z_3(k) \cdot u_3 + z_4(k) \cdot u_2 \\ z_4(k) \cdot u_3 - z_3(k) \cdot u_2 \\ z_5(k) \cdot (u_3)^2 + z_{11}(k) \cdot 2 \cdot u_2 \cdot u_3 + z_6(k) \cdot (u_2)^2 \\ z_6(k) \cdot (u_3)^2 - z_{11}(k) \cdot 2 \cdot u_2 \cdot u_3 + z_5(k) \cdot (u_2)^2 \\ z_7(k) \cdot u_3 + z_8(k) \cdot u_2 + z_6(k) \cdot u_1 \cdot u_2 + z_{11}(k) \cdot u_1 \cdot u_3 \\ z_8(k) \cdot u_3 - u_2 \cdot z_7(k) + z_6(k) \cdot u_1 \cdot u_3 - z_{11}(k) \cdot u_1 \cdot u_2 \\ z_9(k) \cdot u_3 + u_2 \cdot z_{10}(k) + z_5(k) \cdot u_1 \cdot u_3 + z_{11}(k) \cdot u_1 \cdot u_2 \\ z_{10}(k) \cdot u_3 - u_2 \cdot z_9(k) + z_{11}(k) \cdot u_1 \cdot u_3 - z_5(k) \cdot u_1 \cdot u_2 \\ z_{11}(k) \cdot (u_3)^2 - u_2 \cdot u_3 \cdot z_5(k) + z_6(k) \cdot u_2 \cdot u_3 - z_{11}(k) \cdot (u_2)^2 \end{bmatrix} \quad (16)$$

关联的车辆状态向量式(16)的协方差矩阵的计算公式为:

$$\mathbf{P}_{\mathbf{3}_R}(k+1) = \mathbf{J}_{\mathbf{3}_R} \mathbf{P}_{\mathbf{3}_R}(k) \mathbf{J}_{\mathbf{3}_R}^T + \mathbf{J}_U \mathbf{Q}_U \mathbf{J}_U^T \quad (17)$$

其中,  $\mathbf{J}_{\mathbf{3}_R}$  是式(16)关于  $\hat{\mathbf{3}}_R$  的雅可比;  $\mathbf{J}_U$  是式(16)关于  $\mathbf{U}$  的雅可比。

(2) 特征状态演变方程。即使环境被认为是静态的, 基于特征向量式(15), 在预测步骤中  $\mathbf{3}_i$  的一些状态仍需要修改, 具体如下:

$$\hat{\mathbf{3}}_i(k+1) = \begin{bmatrix} z_{i1}(k) \\ z_{i2}(k) \\ z_{i3}(k) \cdot u_3 + z_{i4}(k) \cdot u_2 \\ z_{i4}(k) \cdot u_3 - z_{i3}(k) \cdot u_2 \\ z_{i5}(k) \cdot u_3 + z_{i6}(k) \cdot u_2 \\ z_{i6}(k) \cdot u_3 + z_{i5}(k) \cdot u_2 \end{bmatrix} \quad (18)$$

关联的特征状态向量式(18)的协方差矩阵的计算公式为:

$$\mathbf{P}_{\mathbf{3}_i}(k+1) = \mathbf{J}_{\mathbf{3}_i} \mathbf{P}_{\mathbf{3}_i}(k) \mathbf{J}_{\mathbf{3}_i}^T + \mathbf{J}_{U_i} \mathbf{Q}_U \mathbf{J}_{U_i}^T \quad (19)$$

其中,  $\mathbf{J}_{\mathbf{3}_i}$  是等式(16)关于  $\hat{\mathbf{3}}_i$  的雅可比;  $\mathbf{J}_{U_i}$  是等式(16)关于  $\mathbf{U}$  的雅可比。

(3) 观测方程。在世界中心 SLAM 方法中, 观测函数为  $h_i$ , 特征  $\mathbf{X}_{G_i}$  在车辆  $R$  的全局坐标为:

$$\mathbf{X}_{G_i}^R = h_i(\mathbf{X}_R, \mathbf{X}_{G_i}) + w_i(k+1) \quad (20)$$

其中,  $w_i(k+1)$  是特征测量中的噪音。车辆状态和特征状态的函数方程式演变为:

$$\hat{\mathbf{X}}_{G_i}^R(k+1) = \Theta \hat{\mathbf{X}}_R \oplus \hat{\mathbf{X}}_{G_i} = \begin{bmatrix} x_i \cdot \cos(\theta_v) + y_i \cdot \sin(\theta_v) \\ -x_v \cdot \cos(\theta_v) - y_v \cdot \sin(\theta_v) \\ y_i \cdot \cos(\theta_v) - x_i \cdot \sin(\theta_v) \\ +x_v \cdot \sin(\theta_v) - y_v \cdot \cos(\theta_v) \end{bmatrix} \quad (21)$$

由第  $i$  个向量(见式(18))和所述车辆的延伸状态向量(见式(14)), 该观测方程演变为:

$$\hat{\mathbf{Z}}_{G_i}^R = [z_{i4} + z_{i5} - z_8 - z_9 - z_{i3} + z_{i6} + z_7 - z_{10}] \quad (22)$$

(4) 特征地图方程。地标初始化步骤对应于函数  $g$ , 返回参考全球地图框架的向量  $\mathbf{X}_{G_{\text{new}}}$ 。

$$\mathbf{X}_{G_{\text{new}}} = g(\mathbf{X}_R, \mathbf{X}_{G_{\text{new}}}^R) + w_{\text{new}}(k+1) \quad (23)$$

其中, 新特征  $\mathbf{X}_{G_{\text{new}}}^R$  的测量向量由参考车辆  $R$  的框架坐标轴  $x_{\text{new}}$  和  $y_{\text{new}}$  组成;  $w_{\text{new}}(k+1)$  是新特征的测量噪音; 地标初始化函数  $g$  是一个组合操作; 向量  $\mathbf{X}_{G_{\text{new}}}$  可以写成车辆状态式(14)和新的特征状态函数:

$$\hat{\mathbf{X}}_{G_{\text{new}}} = \hat{\mathbf{Z}}_R \oplus \hat{\mathbf{X}}_{G_{\text{new}}} \quad (24)$$

$$\hat{\mathbf{Z}}_{G_{\text{new}}} = \begin{bmatrix} x_{\text{new}} \cdot z_4 - y_{\text{new}} \cdot z_3 + z_1 \\ x_{\text{new}} \cdot z_3 + y_{\text{new}} \cdot z_4 + z_2 \end{bmatrix} \quad (25)$$

为了保持与特征向量式(15)相一致, 将克罗内克积应用于式(25), 得到式(26)。

$$\hat{\mathbf{3}}_{G_{\text{new}}} = \begin{bmatrix} x_{\text{new}} \cdot z_4 - y_{\text{new}} \cdot z_3 + z_1 \\ x_{\text{new}} \cdot z_3 + y_{\text{new}} \cdot z_4 + z_2 \\ x_{\text{new}} \cdot z_{11} - y_{\text{new}} \cdot z_5 + z_7 \\ x_{\text{new}} \cdot z_6 - y_{\text{new}} \cdot z_{11} + z_8 \\ x_{\text{new}} \cdot z_5 - y_{\text{new}} \cdot z_{11} + z_9 \\ x_{\text{new}} \cdot z_{11} + y_{\text{new}} \cdot z_6 + z_{10} \end{bmatrix} \quad (26)$$

在添加新特征后,系统的协方差矩阵为:

$$\mathbf{P}_3 = \mathbf{G} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{P}_3 & 0 \\ 0 & \mathbf{P}_{3G_{\text{new}}} \end{bmatrix} \cdot \mathbf{G}^T \quad (27)$$

雅可比矩阵  $\mathbf{G}$  为:

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & 0 \\ \mathbf{G}_3 & \mathbf{G}_{\text{new}} \end{bmatrix} \quad (28)$$

其中,  $\mathbf{I}$  是单位矩阵;  $\mathbf{G}_3$  是式 (26) 关于  $\hat{\mathbf{3}}$  的雅可比;  $\mathbf{G}_{\text{new}}$  是式 (26) 关于  $x_{\text{new}}$  的雅可比。

### 3 改进的增强现实跟踪注册算法

本文提出的适用于未知场景的增强现实跟踪注册算法包含 2 个并行进程:地图构建与更新,在线跟踪注册。图 1 为算法流程。

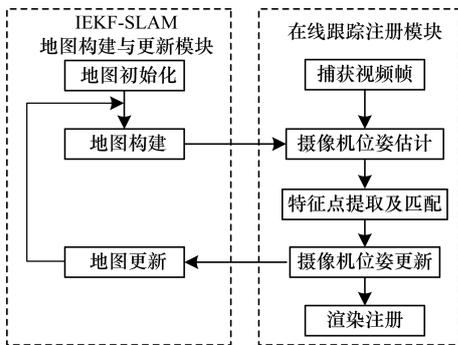


图 1 改进的增强现实跟踪注册算法流程

改进的增强现实跟踪注册算法具体步骤如下:

**步骤 1** 利用 IEKF-SLAM 进行地图构建与更新。

**步骤 1.1** 初始化系统,构建初始地图库。

**步骤 1.2** 更新地图。

**步骤 2** 在线跟踪注册。

**步骤 2.1** 输入视频帧。

**步骤 2.2** 通过地图库对摄像机位姿进行预测,得到位姿预估值值。

**步骤 2.3** 利用加速分割检测特征 (Features from Accelerated Segment Test, FAST) 方法检测特征点,并将已检测到的特征点用快速视网膜特征点 (Fast Retina Keypoint, FREAK) 描述符表示,再利用汉明距离将检测到的特征点与地图库中的特征点进行匹配。

**步骤 2.4** 更新摄像机位姿。

**步骤 2.5** 渲染注册。

## 4 实验结果与分析

### 4.1 改进的 EKF-SLAM 算法一致性仿真结果

本文实验对象为车辆轨迹,在一个  $20 \text{ m} \times 20 \text{ m}$  未知(事先未构建过地图)场景下进行一致性分析并在闭环中对 IEKF-SLAM 和 EKF-SLAM 进行对比。采用平均归一化估计方差(Normalized Estimation Error Squared, NEES)<sup>[14]</sup>,通过运行 50 次蒙特卡洛测试估计一致性。对于 IEKF-SLAM,方向角  $\hat{\theta}_v$  由式 (14) 的第 3 个和第 4 个分量提供:  $\hat{\theta}_v = a \tan 2(\mathbf{Z}(3), \mathbf{Z}(4))$ 。

实验中车辆在场地运行 2 周,形成 2 个环路,每一环路运行时间为 80 s。图 2 表示超过 50 次蒙特卡洛运行的 EKF-SLAM 的不确定初始值的 NEES 变化趋势。其中,低不确定初始值为  $P_{x_R}(0) = \text{diag}(1, 1, 0.001)$ ;高不确定初始值为  $P_{x_R}(0) = \text{diag}(1, 1, 0.03)$ 。使用低不确定初始值时,当车辆轨迹经过 80 s 达到第 1 个环路结束时,NEES 值超过  $\chi^2$  的阈值(95%, 水平线),这意味着 EKF-SLAM 的结果在第 1 环路期间是一致的,而在第 2 环路期间是不一致的。当车辆状态初始化值是高不确定初始值时,在第 1 环路期间 NEES 值就已经超过  $\chi^2$  阈值,而在 80 m 后显著增长,这意味着 EKF-SLAM 的结果在 2 次环路期间均是不一致的。通过以上结论可知,经过 2 次环路共 160 s 后,EKF-SLAM 在高、低不确定初始值 2 种情况均失效。此外,不确定初始值的增加放大了第 1 环路期间的不一致性问题。

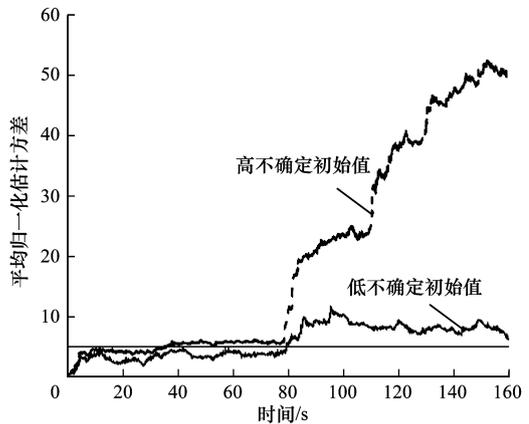


图 2 EKF-SLAM 算法车辆位姿状态的平均归一化估计方差

图 3 表示超过 50 次蒙特卡洛运行的 IEKF-SLAM 的不确定初始值的 NEES 变化趋势。当使用低不确定初始值时,NEES 曲线在 2 次环路期间均保

持在 $\chi^2$  阈值之下,并在 80 s 时没有显著增长。这说明在 2 次环路关闭期间 IEKF-SLAM 估计是一致的,这与 EKF-SLAM 不同。当车辆状态初始化为高不确定初始值时,在第 1 环路期间 NEES 值有短时间超过 $\chi^2$  阈值。而在第 2 环路期间,NEES 值逐渐超过 $\chi^2$  阈值,但增长速度较慢。这说明在第 2 环路期间的 IEKF-SLAM 估计是不一致的,但这比 EKF-SLAM 的结果要好得多,且当 NEES 值较低时结果更好。所以,不确定初始值对 IEKF-SLAM 的影响不大,但在不同的 EKF-SLAM 上降低了不一致性的问题。

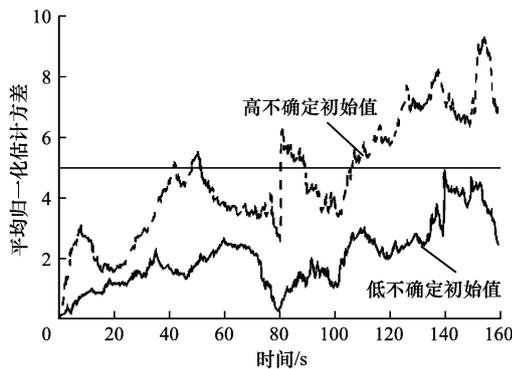


图 3 IEKF-SLAM 算法车辆位姿状态的平均归一化估计方差

图 4 是车辆估计轨迹在超过 50 次蒙特卡洛运行的平均误差结果对比,包括 EKF-SLAM, IEKF-SLAM 在车辆状态使用高、低不确定初始值的 4 种情况。

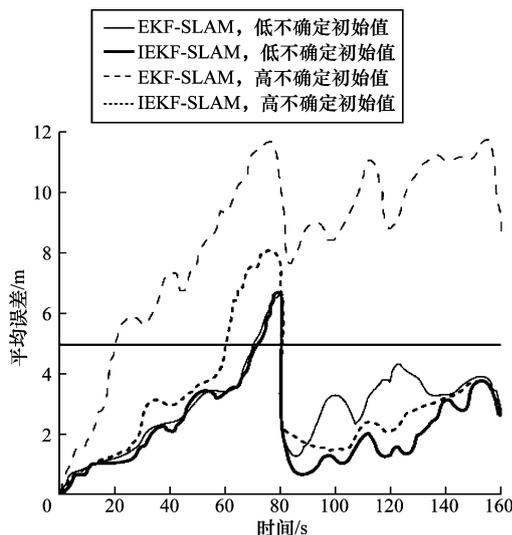


图 4 车辆估计轨迹运行超过 50 次蒙特卡洛后的平均误差

可以看出,当初始化值是高不确定初始值时,在 2 个环路期间 EKF-SLAM 曲线均显著高于 IEKF-SLAM 曲线,即 EKF-SLAM 的平均误差要高于

IEKF-SLAM 的平均误差。当初始化值是低不确定初始值时,在第 1 个环路期间,EKF-SLAM 曲线和 IEKF-SLAM 曲线相差无几。而在第 2 个环路期间,EKF-SLAM 曲线高于 IEKF-SLAM 曲线,即第 1 环路期间 EKF-SLAM 和 IEKF-SLAM 的平均误差相似,而第 2 环路期间 EKF-SLAM 的平均误差则要高于 IEKF-SLAM 的平均误差。综上所述,IEKF-SLAM 具有较高的估计结果一致性。

#### 4.2 增强现实跟踪注册结果

为验证本文提出的未知场景增强现实跟踪注册算法的性能。在一个台式计算机上进行实验,CPU 主频为 3.1 GHz,内存为 4 GB,显卡为 NVIDIA GeForce GT 630 MB。移动摄像头分辨率为  $640 \times 480$  pixel/30 Hz。实验场景为室内实验楼大厅。采集到的视频序列为 Hall,长度为 2 387 帧。图 5 为本文算法在室内场景下的增强现实跟踪注册结果,可以看出跟踪注册效果较好。

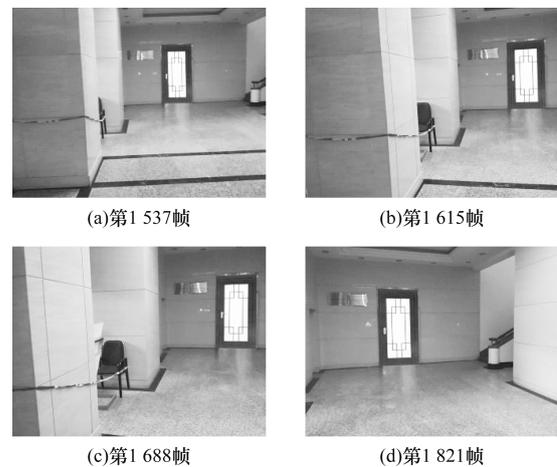


图 5 基于 Hall 视频序列的增强现实注册结果

##### 4.2.1 增强现实跟踪注册的精确性测试

跟踪注册的误差计算如下:

$$\mu = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \alpha'_i / N \quad (29)$$

其中, $\alpha_i$  为真实场景中的特征点  $P_i$  在当前帧的图像上的坐标; $\alpha'_i$  为点  $P_i$  在帧图像上的投影坐标; $N$  表示特征点个数,本文取  $N = 40$ ;  $\|\alpha_i - \alpha'_i\|$  表示特征点  $P_i$  的真实坐标和投影坐标间的欧氏距离。

图 6 是本文基于 IEKF-SLAM 的算法和基于 EKF-SLAM 的算法的视频序列 Hall 的增强现实跟踪注册的误差对比。可以看出,基于 IEKF-SLAM 的算法误差小于基于 EKF-SLAM 的算法误差。随着时间的增长,本文算法的误差增速较慢,即使在跟踪一段时间后,仍能保证较高的准确性。而基于 EKF-SLAM 的算法随着时间的推移,误差逐渐增大,注册准确性也随之降低。因此,本文算法精确性更高。

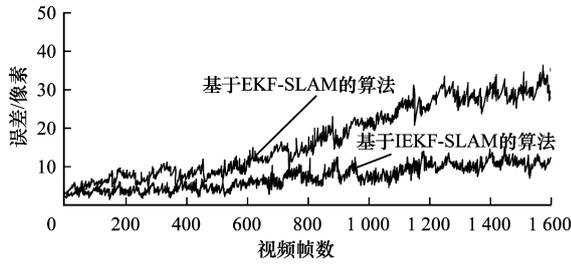


图 6 跟踪注册误差对比

4.2.2 增强现实跟踪注册的实时性分析

表 1 是本文基于 IEKF-SLAM 的算法每帧图像的增强现实平均处理时间。由于本文算法利用多项式对 EKF-SLAM 进行改进,因此在摄像机位姿估计步骤的时间比 EKF-SLAM 的时间多了 3.79 ms。而其他步骤采用方法相同,因此,总时间仍相差 3.79 ms,2 种算法均基本满足了实时性要求。

表 1 每帧图像的增强现实平均处理时间 ms

指标	基于 IEKF-SLAM 的 算法	基于 EKF-SLAM 的 算法
图像预处理时间	1.20	1.20
摄像机位姿估计时间	23.05	19.26
特征点提取及匹配时间	6.40	6.40
摄像机位姿计算时间	9.70	9.70
渲染注册时间	1.22	1.22
总时间	41.57	37.78

5 结束语

本文在 EKF-SLAM 算法的基础上,提出一种利用多项式改进扩展卡尔曼滤波器的 SLAM 算法,提高了估计结果的一致性。进一步提出一种用于未知场景的增强现实跟踪注册算法,采用地图构建与更新实现同步跟踪注册。实验结果表明,本文算法的估计结果一致性与增强现实跟踪注册效果较好。但本文实现的一致性和注册精度的提高是以牺牲运算时间为代价的,今后研究将集中于提高跟踪注册的实时性能。

参考文献

[ 1 ] 周见光,石 刚,马小虎,等. 增强现实系统中的虚拟交互方法[J]. 计算机工程,2012,38(1):251-252.

[ 2 ] Azuma R. Survey of Augmented Reality[J]. Teleoperators and Virtual Environments,1997,6(4):355-385.

[ 3 ] 刘嘉敏,孙洪兴,陈 烁,等. 增强现实中基于自然特征的实时跟踪方法[J]. 计算机工程与设计,2014,35(10):3549-3553.

[ 4 ] Comport A I, Marchand E, Pressigout M, et al. Real-time Markerless Tracking for Augmented Reality: The Virtual Visual Servoing Framework [ J ]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2006, 12 ( 4 ): 615-628.

[ 5 ] Wagner D, Reitmayr G, Mulloni A, et al. A. Real-time Detection and Tracking for Augmented Reality on Mobile Phones [ J ]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2010, 16 ( 3 ): 355-368.

[ 6 ] 饶玲珊,林 寅,杨旭波,等. 增强现实游戏的场景重建和运动物体跟踪技术 [ J ]. 计算机工程与应用, 2012, 48 ( 9 ): 198-200.

[ 7 ] 张运超,陈 靖,王涌天,等. 基于城市级位置服务的移动增强现实 [ J ]. 电子学报, 2014, 42 ( 8 ): 1503-1508.

[ 8 ] 梁 超,王 亮,刘红云. 基于扩展卡尔曼滤波器的实时视觉 SLAM 算法 [ J ]. 计算机工程, 2013, 39 ( 8 ): 231-234.

[ 9 ] Davison A, Reid I, Molton N D, et al. Mono-SLAM: Realtime Single Camera SLAM [ J ]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(6):1052-1067.

[ 10 ] Civera J, Davison A J, Montiel J M M. In Verse Depth Parameterization for Monocular SLAM [ J ]. IEEE Transactions on Robotics, 2008, 24(5):932-945.

[ 11 ] Gordon N, Salmond D. Novel Approach to Nonlinear/ Non-Gaussian Bayesian State Estimation [ J ]. Radar and Signal Processing, 1993, 140(2):107-113.

[ 12 ] Julier S, Uhlmann J. A New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems [ C ] // Proceedings of the 11th International Symposium on Aerospace/Defence Sensing, Simulation and Controls. Berlin, Germany: Springer, 1997: 182-193.

[ 13 ] Bar-Shalom Y, Li X, Kirubarajan T. Estimation with Applications to Tracking and Navigation [ M ]. New York, USA: John Wiley and Sons, Inc., 2001.

[ 14 ] 张国友,汤文俄,敬 斌. 基于机器人运动模型的 EKF—SLAM 算法改进 [ J ]. 计算机测量与控制, 2012, 20(4):1064-1066.

编辑 陆燕菲