

一种基于粒子滤波的双目视觉惯导 SLAM 技术

张振海¹, 周 伟¹, 何 光¹, 邓宏彬¹, 朱 炜¹, 康 晓², 张振山³
(1 北京理工大学北京 100081;
2 中国北方车辆研究所北京 100072;
3 北京海泰微纳科技发展有限公司北京 102200)

摘要: 针对智能无人系统的定位与地图构建问题, 提出一种基于粒子滤波的双目视觉惯导 SLAM(即时定位与地图构建)方法。算法基于传统粒子滤波思想设计实现, 后端处理时仅对位姿状态量进行滤波, 有效解决了传统算法的维度爆炸问题, 减少计算量的同时保证一定的精确度, 兼顾 SLAM 算法精确性和即时性的要求。实验结果表明, 方法整体定位精度相对误差低于 5%, 在光照条件适宜的小型场景效果更佳, 误差低于 3%, 能够达到分米级精度, 证明了 SLAM 方法能够完成 SLAM 系统的要求, 实现即时定位与地图构建功能, 具有一定的准确性、稳定性和鲁棒性。粒子滤波能够应用于视觉惯导 SLAM 领域并达到较高的精度要求。

关键词: 粒子滤波; 视觉惯导定位; 双目立体视觉; 即时定位与地图构建; 后端优化

中图分类号: TN911.73 文献标志码: A 文章编号: 2095-1000(2023)02-0018-09

DOI: 10.12347/j.ycyk.20221203002

引用格式: 张振海, 周伟, 何光, 等. 一种基于粒子滤波的双目视觉惯导 SLAM 技术[J]. 遥测遥控, 2023, 44(2): 18-26.

A visual inertial SLAM technology based on particle filter

ZHANG Zhenhai¹, ZHOU Wei¹, HE Guang¹, DENG Hongbin¹, ZHU Wei¹, KANG Xiao², ZHANG Zhenshan³
(1. Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;
2. China North Vehicle Research Institute, Beijing 100072, China;
3. Beijing High-tech Micro & Nano Technology Development Co., Ltd, Beijing 102200, China)

Abstract: Aiming at the problem of positioning and map construction in the intelligent unmanned system, a visual inertial SLAM method based on particle filter is proposed. This method is designed and implemented based on the traditional particle filter idea. In the back-end processing, only the pose state is filtered, which effectively solves the dimensional explosion problem of the traditional algorithm, reduces the amount of calculation while ensuring a certain degree of accuracy, and takes into account the accuracy and immediacy requirements of SLAM. The experimental results show that the relative error of the overall positioning accuracy of this method is less than 5%, and the effect is better in small scenes with suitable lighting conditions, which can achieve decimeter-level accuracy. It is proved that the SLAM method can fulfill the requirements of SLAM, realize the functions of simultaneous localization and mapping. The method has certain accuracy, stability and robustness. Particle filtering can be applied to the field of visual inertial SLAM and achieve higher accuracy requirements.

Keywords: Particle filter; Visual-inertial; Stereo visual; SLAM; Back-end optimization

Citation: ZHANG Zhenhai, ZHOU Wei, HE Guang, et al. A visual inertial SLAM technology based on particle filter[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2023, 44(2): 18-26.

引 言

随着汽车无人驾驶、辅助驾驶等智能无人系统不断发展, 对智能主体在未知环境中自身位置

估计与周边地图构建提出了更高要求。而定位与建图相互关联与依赖^[1], 因此越来越多的研究关注以 SLAM 技术为核心的算法框架支撑相关需求^[2], 结束了传统机器人行业将定位与建图作为两个领

域分开研究的现状。SLAM是一种通过对传感器收集到的原始信息进行数据处理,使智能主体在未知环境中自主定位、导航和理解环境信息,进而实现自主移动和信息交流的技术^[3],该算法由前端追踪和后端优化、回环检测与建图等部分组成。前端追踪即里程计,得到智能主体的先验位姿和地图点3D坐标,后端优化则是对前端获得的位姿和地图信息进行优化^[4]。

感知是决策的前提,也是智能无人系统要解决的首要问题^[2],即时性与准确性是SLAM的重要指标,其中前端里程计相关研究比较成熟,后端算法则相对复杂^[4],尤其在视觉SLAM研究领域。当前基于滤波的SLAM算法主要围绕扩展卡尔曼滤波实现,但受到误差模型满足高斯分布^[5]、非线性误差等限制。而粒子滤波则不受误差模型限制^[5],开始逐渐应用于SLAM领域,但仍未发展成为主流。

视觉传感器与惯性传感器因为其成本较低、被动获取信息、互补性强等特点成为智能无人系统最常见的传感器组合^[1],单目惯导和双目惯导的

传感器布局方式优势互补,极为常见。本文基于粒子滤波基本原理,对其在双目视觉惯导SLAM领域的应用可行性开展研究工作。

SLAM的后端接收不同时刻视觉里程计信息并展开优化,得到智能主体全局一致的轨迹和地图。当前SLAM后端主要有两种实现方式:基于滤波理论优化和基于非线性优化(图优化)^[4]。

基于滤波理论优化是SLAM领域最早应用和较为成熟的后端处理方式,建立在马尔科夫假设的基础上。基于贝叶斯理论,依据上一时刻置信度和运动模型积分(或求和)估计当前状态的置信度即先验概率,然后利用当前时刻传感器的观测数据修正先验信息,得到后验概率。基于贝叶斯思想,常见的滤波算法主要有:卡尔曼滤波(Kalman Filtering, KF)^[6]和扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)^[7]、信息滤波(Information Filter, IF)^[8]和粒子滤波(Particle Filter, PF)^[9-11]。在视觉惯导SLAM领域,当前比较成熟的几种视觉惯导SLAM算法及其后端原理,见表1。

表1 几种成熟的视觉惯导SLAM算法及其后端原理

Table 1 Kinds of visual inertial SLAM method and back-end processing

序号	算法名称	传感器类型和数量	后端原理
1	OKVIS	双目/多目+惯导	紧耦合非线性优化
2	VINS-Mono	单目+惯导	非线性优化
3	ROVIO	单目+惯导	紧耦合迭代卡尔曼滤波
4	MSCKF	单目/双目+惯导	紧耦合误差扩展卡尔曼滤波
5	msf/ssf	单目/多目+惯导	松耦合卡尔曼滤波

由表1可知,对于视觉惯导SLAM,解决非线性滤波问题仍然是在扩展卡尔曼滤波的基础上改进,有效解决了非线性随机过程等动态系统的数据处理问题^[3]。尽管卡尔曼滤波和扩展卡尔曼滤波已经在广泛研究中衍生出不同版本的SLAM算法,但其仍然有自身的局限性:系统噪声模型限制以及线性化过程省略高阶项对最终结果的影响。为解决智能无人系统中常见的强非线性、非高斯动态问题,粒子滤波开始逐渐应用于视觉惯导SLAM领域^[10,11]。

粒子滤波是一种基于蒙特卡罗思想实现贝叶斯滤波的方法,利用粒子集表示概率,打破了动态过程非线性、噪声高斯分布的限制,在目标跟踪中能得到较好的跟踪效果,极其适用于视觉惯

导SLAM领域,基本流程如图1所示。

尽管粒子滤波相对于KF和EKF有诸多优点,也开始成为当前基于滤波的SLAM研究热点,但尚未研发出完善的基于粒子滤波的SLAM算法,尤其在视觉惯导SLAM领域。另一方面,粒子滤波本身的计算量大、权值退化、样本枯竭等问题也限制粒子滤波SLAM的进一步发展^[10-12]。

本文在全面梳理粒子滤波研究进展的基础上,针对上述难点问题,设计了一种基于粒子滤波原理的双目视觉惯导SLAM算法,并比较评估该算法在处理未知环境定位与建图问题的表现,验证粒子滤波在视觉惯导SLAM领域的应用可行性。

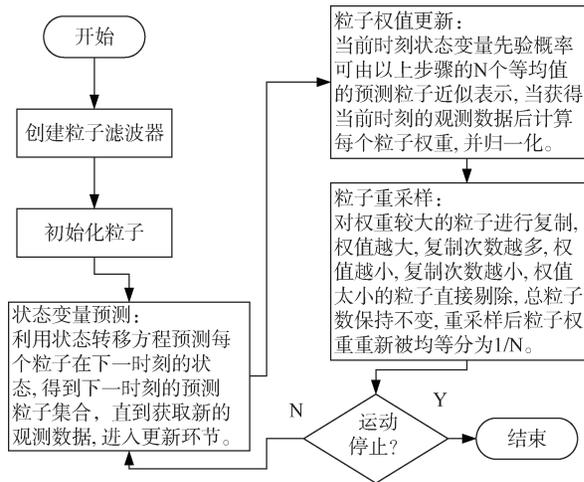


图 1 粒子滤波流程图

Fig.1 Schematic diagram of particle filter

1 系统坐标系及运动模型分析

本方法数据来自惯性传感器 (Inertial Measurement Unit, IMU) 和双目相机。在 SLAM 算法实现过程中, 为求解全局一致的位姿轨迹和地图点, 广泛涉及不同载体坐标系的坐标变换, 系统坐标系如图 2 所示。

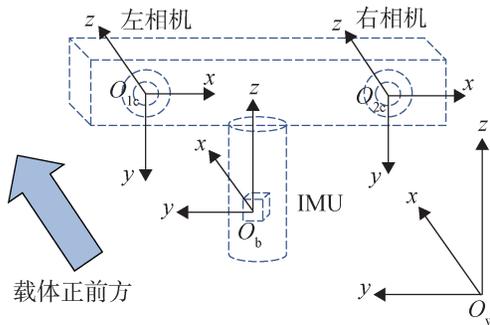


图 2 系统坐标系示意图

Fig.2 Sketch of system coordinate

图中, O_w 为世界坐标系, O_b 为智能载体坐标系, 即 body 坐标系, 在本文所述方法中, 以 IMU 作为无人系统主体位置, 因此, O_b 同时为惯性测量单元 IMU 坐标系, O_{c1} 和 O_{c2} 分别为左右相机坐标系。本文所述系统中, 相机和 IMU 坐标系均符合右手定则, 用户自定义各轴指向; 但该坐标系方向为估计方向, 各传感器坐标系相对位置仍需标定。此外, 载体坐标系 O_b 的初始运动位置即为世界坐标系, 即 $O_w = O_{b0}E$ 。

如图 1 所示流程, 粒子滤波核心环节主要包括

预测、更新和重采样, 预测和更新分别涉及 IMU 及相机的运动模型和观测模型。在视觉惯导 SLAM 算法中, 首先获取 IMU 三轴线加速度和角速度、预积分求解、计算智能无人系统主体各个时刻的位置坐标完成初步估计, 然后根据相机观测到的对应时刻信息对智能主体的位置进行修正, 完成粒子滤波全过程。相机观测模型可以参考文献 [13], IMU 运动模型则通过四阶 Runge-Kutta 算法^[14]代替积分运算。

IMU 可以直接获得智能主体的三轴线加速度和角速度信息, 则可将第 k 帧和第 $k+1$ 帧之间的所有 IMU 进行积分, 得到第 $k+1$ 帧的位置、速度和旋转 (PVQ), 并作为该 SLAM 算法的初始值, 即粒子滤波预测得到的先验粒子集。

从 IMU 获取世界坐标系下的加速度计测量信息 \hat{a}^b 和陀螺仪测量信息 $\hat{\omega}^b$:

$$\hat{\omega}^b = \omega^b + b^g + n^g \quad (1)$$

$$\hat{a}^b = a^b + q_w^b g^w + b^a + n^a \quad (2)$$

上式中, ω^b 和 a^b 为陀螺仪和加速度计的真值, b^g 和 n^g 为陀螺仪的偏移和噪声, b^a 和 n^a 为加速度计的偏移和噪声, q_w^b 为世界坐标系到 body 坐标系的旋转四元数, g^w 为世界坐标系下的重力。

依据以上基本原理, 对于连续两个关键帧时刻 b_k 和 b_{k+1} , 从第 b_k 时刻的 PVQ 对 IMU 的测量值进行积分得到第 b_{k+1} 时刻的 PVQ, 该公式参考 IMU 预积分模型。

$$p_{b_{k+1}}^w = p_{b_k}^w + v_r^w \Delta t - \frac{1}{2} g^w \Delta t^2 + q_{b_k}^w \int_{t \in [t_k, t_{k+1}]} (q_{b_k}^{b_i} (\hat{a}^{b_i} - b_i^a)) \delta t^2 \quad (3)$$

$$v_{b_{k+1}}^w = v_{b_k}^w - g^w \Delta t + q_{b_k}^w \int_{t \in [t_k, t_{k+1}]} (q_{b_k}^{b_i} (\hat{a}^{b_i} - b_i^a)) \delta t \quad (4)$$

$$q_{b_{k+1}}^w = q_{b_k}^w \int_{t \in [t_k, t_{k+1}]} q_{b_k}^{b_i} \otimes \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{2} (\hat{\omega}^{b_i} - b_i^g) \end{bmatrix} \delta t \quad (5)$$

在实际编程中, 噪声 b^a 和 b^g 是未知的, 在算法编写中被视为 0, 但噪声一般服从高斯分布, 分布参数对粒子初始化尤为重要。积分项通过四阶 Runge-Kutta 算法实现两相邻时刻间的惯导 PVQ 模型计算, 保证先验估计一定的准确度。首先, 对式 (5) 进行泰勒展开并取极限, 假设 $\hat{\omega}^b$ 在积分时间内为常量 $|\omega|$, 有

$$q_{n+1}^w = \begin{cases} \left(\cos\left(\frac{|\omega|}{2}\Delta t\right) \cdot I_{4 \times 4} + \frac{1}{|\omega|} \sin\left(\frac{|\omega|}{2}\Delta t\right) \cdot \Omega(\omega) \right) q_n^w, |\omega| \geq \epsilon \\ \left(I_{4 \times 4} + \frac{\Delta t}{2} \Omega(\omega) \right) q_n^w, |\omega| < \epsilon \end{cases} \quad (6)$$

通过式(6)求出任意IMU帧相对世界坐标系的姿态,将该时刻的姿态代入四阶Runge-Kutta公式即可求解位置和速度,速度和位置的微分方程为

$$\begin{cases} \dot{p}_t^w = v_t^w \\ \dot{v}_t^w = a_t^w = R(q_t^w) \hat{a}_t + g^w \end{cases} \quad (7)$$

则任意IMU帧的速度为

$$\begin{cases} k_{v_1} = \dot{v}_{t_n}^w = R(q_{t_n}^w) \hat{a}_{t_n} + g^w \\ k_{v_2} = \dot{v}_{t_n+\Delta t/2}^w = R(q_{t_n+\Delta t/2}^w) \hat{a}_{t_n} + g^w \\ k_{v_3} = \dot{v}_{t_n+\Delta t/2}^w = R(q_{t_n+\Delta t/2}^w) \hat{a}_{t_n} + g^w \\ k_{v_4} = \dot{v}_{t_n+\Delta t}^w = R(q_{t_n+\Delta t}^w) \hat{a}_{t_n} + g^w \end{cases} \quad (8)$$

$$v_{n+1}^w = v_n^w + \frac{\Delta t}{6} (k_{v_1} + 2k_{v_2} + 2k_{v_3} + k_{v_4}) \quad (9)$$

位置为

$$\begin{cases} k_{p_1} = v_{t_n}^w = v_n^w \\ k_{p_2} = v_{t_n+\Delta t/2}^w = v_n^w + \Delta t/2 \cdot k_{v_1} \\ k_{p_3} = v_{t_n+\Delta t/2}^w = v_n^w + \Delta t/2 \cdot k_{v_2} \\ k_{p_4} = v_{t_n+\Delta t}^w = v_n^w + \Delta t \cdot k_{v_2} \end{cases} \quad (10)$$

$$p_{n+1}^w = p_n^w + \frac{\Delta t}{6} (k_{p_1} + 2k_{p_2} + 2k_{p_3} + k_{p_4}) \quad (11)$$

2 基于粒子滤波的双目视觉惯导SLAM原理

2007年, Mourikis提出一种基于滤波的SLAM算法——多状态约束下的Kalman滤波器(MSCKF, Multi-State Constraint Kalman Filter)^[14]。该SLAM算法在不断的发展过程中衍生出一版较为完善的双目融合惯导版本。该算法与本文所述算法传感器类型数目相同,因此参考该算法框架和前端图像追踪环节,设计一款基于粒子滤波的双目视觉惯导SLAM算法。

粒子滤波的主要问题就是高维数、大计算量,这是因为传统算法中,每增加一个高维度环境标志点就要将状态向量增加三维,在保持相同采样精度的条件下,采样粒子数随着特征点的增加呈几何级数增长,在标志点较多的情况下会因为计算量太大使算法无法实现^[11]。针对这一情况,本文

借鉴MSCKF的滤波思想,并不直接对环境点进行粒子滤波,仅对IMU和相机的位姿状态量进行滤波,并通过传感器之间的约束关系和相机观测模型修正地图点坐标,根据图1所示流程,具体算法步骤如下。

① 初始化

粒子初始化过程中考虑噪声影响,利用标定得到的测量噪声和随机游走噪声为测量值和随机游走添加噪声,某时刻第*i*个粒子的加速度、角速度和偏置分别为

$$\begin{cases} \hat{\omega}_i = b_i^s \\ \hat{a}_i = b_i^a \\ b_i^s = b_{i-1}^s + bn_i^s \cdot \Delta t \\ b_i^a = b_{i-1}^a + bn_i^a \cdot \Delta t \end{cases} \quad (12)$$

式中各项误差分别为从满足对应噪声分布的模型中采样得到的随机误差值,变量定义和式(1)、式(2)一致,Δ*t*为与上一时刻IMU的时间间隔,*b*_{*i*-1}^{*s*}和*b*_{*i*-1}^{*a*}初值为IMU标定得到的零偏。本文算法在实际运行中都是由静止状态出发的,故加速度和角速度的粒子初始化均以零为初值添加噪声,不考虑该时刻的IMU测量值,并将添加噪声后的加速度和角速度代入四阶Runge-Kutta方法,初始化PVQ参数,初始位置速度均为0,初始旋转为单位四元数;通过IMU与相机的约束关系初始化相机参数。

与此同时双目相机分别观测到一定数量的标志点,三角测量求解所有共同观测到的标志点的3D坐标。

② 预测

在下一帧图像到来之前,依据运动模型对所有上一时刻粒子进行IMU积分:此时所有粒子均转移到一个新的状态,此时的粒子集即为粒子滤波的先验估计。运动模型仍然按照四阶Runge-Kutta进行近似估计,该方法在粒子滤波预测过程中能有效提高先验粒子分布与真实后验分布的一致性。

③ 更新

当下一帧图像到来时,利用观测数据赋予每个粒子一定的权重,得到后验状态估计。

部分粒子滤波算法在环境空间中放置标志点,通过比较每个粒子按照观测模型计算得到的标志点像素坐标与实际相机像素坐标的残差,赋予粒子权重。

为满足更为普遍的环境需求,本文采用另一

种思想计算粒子权重, 环境中不设标志点。在粒子滤波预测步骤获得特征点的 3D 坐标估计, 本方法借鉴 S-MSCKF 滑动窗口的思路, 始终维持一定数量的相机帧, 并以三角测量坐标估计为初值, 通过列文伯格-马夸尔特方法优化求解滑窗中所有相机帧共视特征点较为准确的 3D 坐标, 得到特征点的 3D 坐标后, 基于最小化重投影误差的 Perspective-n-Point(PnP)方法求解得当前时刻的相机估计位姿, 并与每个粒子预测得到的相机位姿做比较, 基于误差赋予粒子不同的权值。其中, 第 i 个粒子的权值为

$$\omega_i = \exp\left[-\frac{(X-X_i)^2+(Y-Y_i)^2+(Z-Z_i)^2}{2R}\right] \quad (13)$$

当新的一帧图像到来时, 滑动窗口的相机帧数量变成了 6 个, 需要删除 1 个相机帧以保持滑窗数量的限制。本文借鉴 S-MSCKF 的思想, 比较新的时刻相机帧与上一相机时刻的相对平移, 当平移过小时, 删除上一时刻的相机状态, 当平移满足要求时, 删除滑窗中的第 1 个相机状态, 维持滑

窗数量。

④ 重采样

借鉴 FastSLAM(快速即时定位与地图构建)的思想, 设置有效粒子数, 并根据有效粒子数量决定是否进行重采样, 有效粒子数定义为

$$\hat{N}_{\text{eff}} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (\omega_i)^2} \quad (14)$$

当有效粒子数小于阈值时进行重采样, 本方法基于常用的轮盘赌方式进行重采样。最终得到一组由 N 个粒子组成的粒子集合, 每个粒子的状态分别为 x_i , 权值分别为 ω_i , 按照粒子滤波的蒙特卡洛采样思想, 用样本均值代替期望, 每次滤波结束后粒子的状态估计为

$$\hat{x} = \sum_{i=1}^N x_i \omega_i \quad (15)$$

重复上述步骤, 直到运动结束。

综上所述, 基于粒子滤波的双目立体视觉惯导 SLAM 算法流程图, 如图 3 所示。

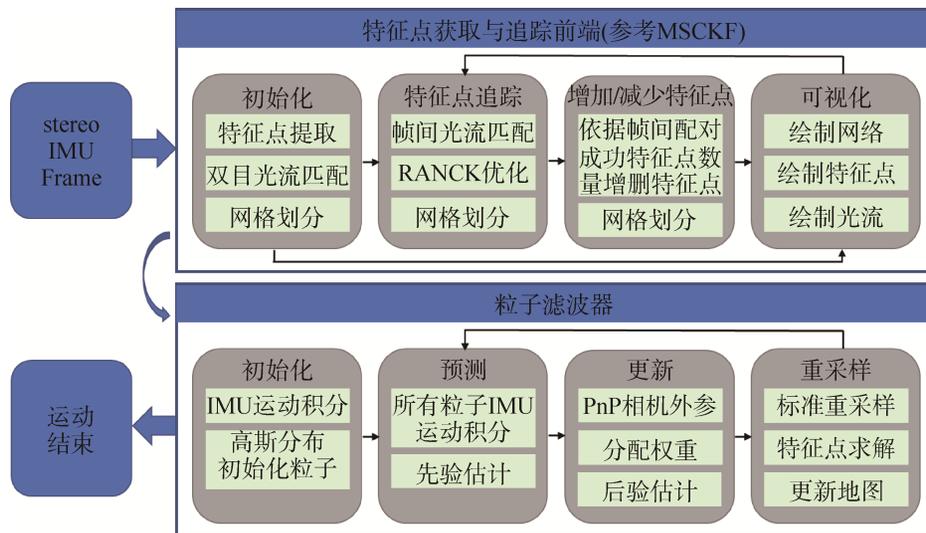


图 3 基于粒子滤波的双目视觉惯导 SLAM 算法流程图

Fig.3 Stereo visual inertial SLAM method based on particle filter

如图 3 所示, 参考 MSCKF 框架, 借鉴 MSCKF 算法中特征点提取、光流匹配等流程, 设计 PnP 求解相机外参、IMU 运动积分、粒子滤波流程, 实现了本文所述基于粒子滤波的双目视觉惯导 SLAM 算法。

3 实验结果与分析

验证 SLAM 实际性能, 首先搭建双目立体视

觉惯导无人系统硬件实验平台, 并将传感器组合安装于北汽新能源 EC180 电动实验车上。本文选择小觅标准版 S1040-IR-120/Mono 和 ZED 第二代相机完成平台搭建。基于小觅双目相机标准版 S1040-IR-120/Mono 对此方法进行验证, 小觅相机集成了双目和传感导航器, 双目相机采集图像频率为 25 fps, 全局快门且配备帧同步镜头, 六轴惯性传感器采集频率为 200 fps, 该相机非常适

用于SLAM算法的实验验证。ZED第二代相机采集频率可调,最高支持40 fps,配备帧同步镜头,图像清晰度可调,拥有十分优秀的自动调节曝光能力,十分适用于各类复杂环境。两类相机都通过单线USB与计算机连接,物理连接简单快捷,传输效率高。

本文在多种典型环境中进行大量实验,主要包括户外大型场景和各种典型小型场景实验测试。

大型场景实验的真实轨迹由载体搭载的OXTS组合导航设备输出,该设备具备输出较为准确的运动轨迹的能力。小型场景实验的真实轨迹由人工测量获得,在小型场景中人为测量的精度优于OXTS组合导航设备,其中小型场景实验的各轴误差如表2所示,小型场景典型环境主要包括杂物间、楼道、地下室、餐厅、天台、跑道和羽毛球场等。

表2 实验结果误差

Table 2 error of experimental results

实验环境	编号	X轴平均误差(m)	X轴方差	Y轴平均误差(m)	Y轴方差	Z轴平均误差(m)	Z轴方差
杂物间	1	0.048 5	0.034 6	0.306 7	0.058 1	0.080 6	0.001 6
	2	0.533 1	0.029 3	0.475 2	0.121 2	0.072 7	0.001 7
楼道	1	0.072 2	0.006 5	0.097 1	0.002 8	0.086 9	0.007 2
	2	0.533 1	0.079 2	0.106 6	0.003 9	0.389 0	0.110 3
地下室	1	0.658 9	0.015 5	0.405 4	0.192 9	0.023 6	0.003 2
	2	0.552 2	0.014 8	0.568 5	0.335 1	0.076 7	0.016 4
餐厅	1	0.410 2	0.228 5	0.211 6	0.020 1	0.047 6	0.000 9
	2	0.074 6	0.012 6	0.120 4	0.017 2	0.011 0	0.001 1
室外羽毛球场	1	0.211 2	0.297 1	0.157 0	0.032 5	0.224 6	0.119 9
	2	0.398 0	0.312 2	0.065 1	0.079 6	0.157 8	0.074 4
跑道	1	2.027 6	0.876 5	0.096 1	0.318 1	0.077 2	0.040 8
	2	1.827 7	2.560 5	0.030 6	0.131 9	0.118 4	0.051 3
天台	1	1.388 4	0.857 4	0.822 2	0.502 6	0.437 4	0.174 9
	2	0.481 2	0.061 6	0.306 0	0.747 8	0.711 8	0.476 5

由表2可知,大部分误差都控制在了0.6 m以内,相对误差低于3%,尤其是Z轴误差。跑道和天台实验环境条件下,有少量实验的X轴向平均误差超过1 m~2 m,小于3 m。直观来看,小型场景定位达到分米级精度,说明本文方法在小型场景低速运动时具有一定的稳定性和准确性。

跑道测试的误差相对较大,是因为跑道测试中光照不均匀,前端难以提取有效的特征点,导致后端粒子滤波的跟踪效果变差,光照的误差主要是前端MSCKF光流法引起的;天台的误差则主要是由于地面崎岖不平引起的,部分实验产生较大误差的原因并非本文设计的粒子滤波引起。

由表2可知,各轴的误差方差均明显小于1,说明误差分布是不均匀的。实验证明,所有实验初始运动阶段误差极小,并随载体的运动误差逐

渐变,误差累积是造成误差分布不均匀的主要原因。

不同光照条件、不同行驶速度条件下,在某厂房进行了大型场景实验测试,实验实际路线和实验结果分别如图4和图5所示。



图4 实验场地及运行轨迹图

Fig.4 Test scenes and running jectory diagram

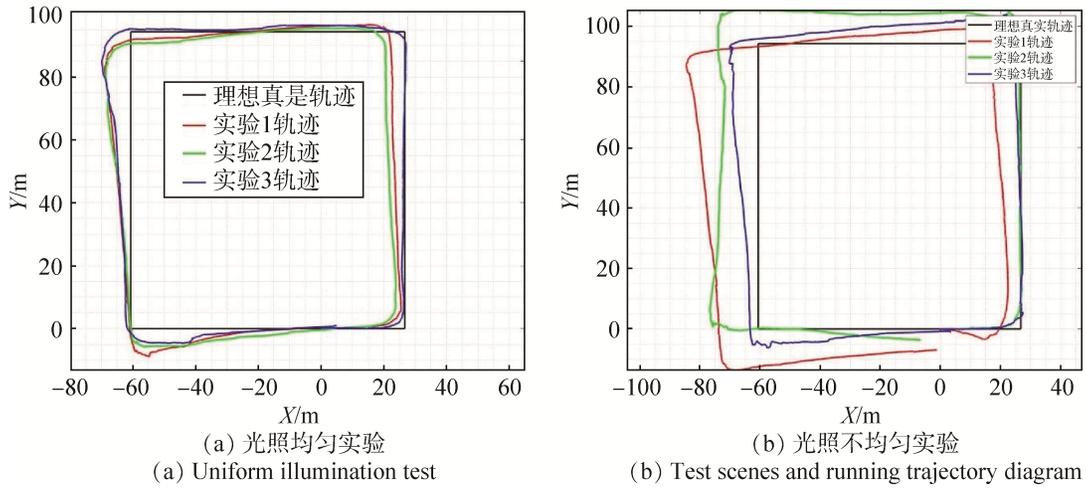


图 5 实验场地及运行轨迹图

Fig.5 Test scenes and running trajectory diagram

如图 5 所示, 在不同光照条件下进行不同速度的多组实验, 其中, 红色 (实验 1)、绿色 (实验 2)、蓝色 (实验 3) 分别为车辆行驶速度 6 km/h、11 km/h、20 km/h 对应轨迹。直观来看, 光照对实验的影响仍然存在, 但本文重点关注粒子滤波应用于 SLAM 的实际性能, 故重点分析光照均匀实验中三次运动在 X 轴和 Y 轴的误差, 如图 6 所示, 实验轨迹与理想轨迹误差数值见表 3。

由图 5(a) 直观得出, 3 组实验轨迹与理想轨迹均较为吻合。其中, 实验 2 效果最为明显, 由表 3 可知, 该组实验在 X 方向和 Y 方向的平均误差分别为 2.12% 和 0.74%。该组数据已经达到较高精度的定位效果。在 3 组实验中表现出了更好的性能。

其次由表 3 可知, 误差并没有随速度上升而明显变化。说明本文所述算法在较低速度 (不大于 20 km/h) 运行时, 较小程度的速度改变并不会对算法定位能力产生直接影响。

总体来说, 大型场景测试中大部分实验的相对误差低于 5%, 与小型场景实验结果基本一致。

该算法能够随传感器数据输入正常运行直到运动结束并达到一定的精度要求, 证明本文所述方法具有一定的准确性、鲁棒性和稳定性。综上所述, 本文算法能够完成 SLAM 的基本要求, 实验证明粒子滤波可以应用于视觉惯导 SLAM 后端优化。

4 结束语

针对智能无人系统的定位与地图构建问题, 本文提出一种基于粒子滤波的双目视觉惯导 SLAM 方法。该算法基于传统粒子滤波思想设计实现, 后端处理时仅对位姿状态量进行滤波, 有效解决了传统算法的维度爆炸问题, 减少计算量的同时保证一定的精确度, 兼顾 SLAM 算法精确性和即时性的要求。利用小觅双目相机标准版 S1040-IR-120/Mono 对此算法进行验证, 实验结果表明: 该 SLAM 方法能够完成 SLAM 的基本要求, 实现即时定位与地图构建功能, 具有一定的准确性、稳定性和鲁棒性。粒子滤波能够应用于视觉惯导 SLAM 领域并达到较高的精度要求。

表 3 实验轨迹与理想轨迹误差表

Table 3 Error table of test trajectory and ideal trajectory

序号	速度	X 方向最大误差	X 方向平均误差	平均相对误差	Y 方向最大误差	Y 方向平均误差	平均相对误差
1	6 km/h	11.12 m	4.73 m	4.67%	14.47 m	3.68 m	3.53%
2	11 km/h	9.92 m	2.15 m	2.12%	4.23 m	0.77 m	0.74%
3	20 km/h	12.87 m	4.68 m	4.62%	10.02 m	3.11 m	2.98%

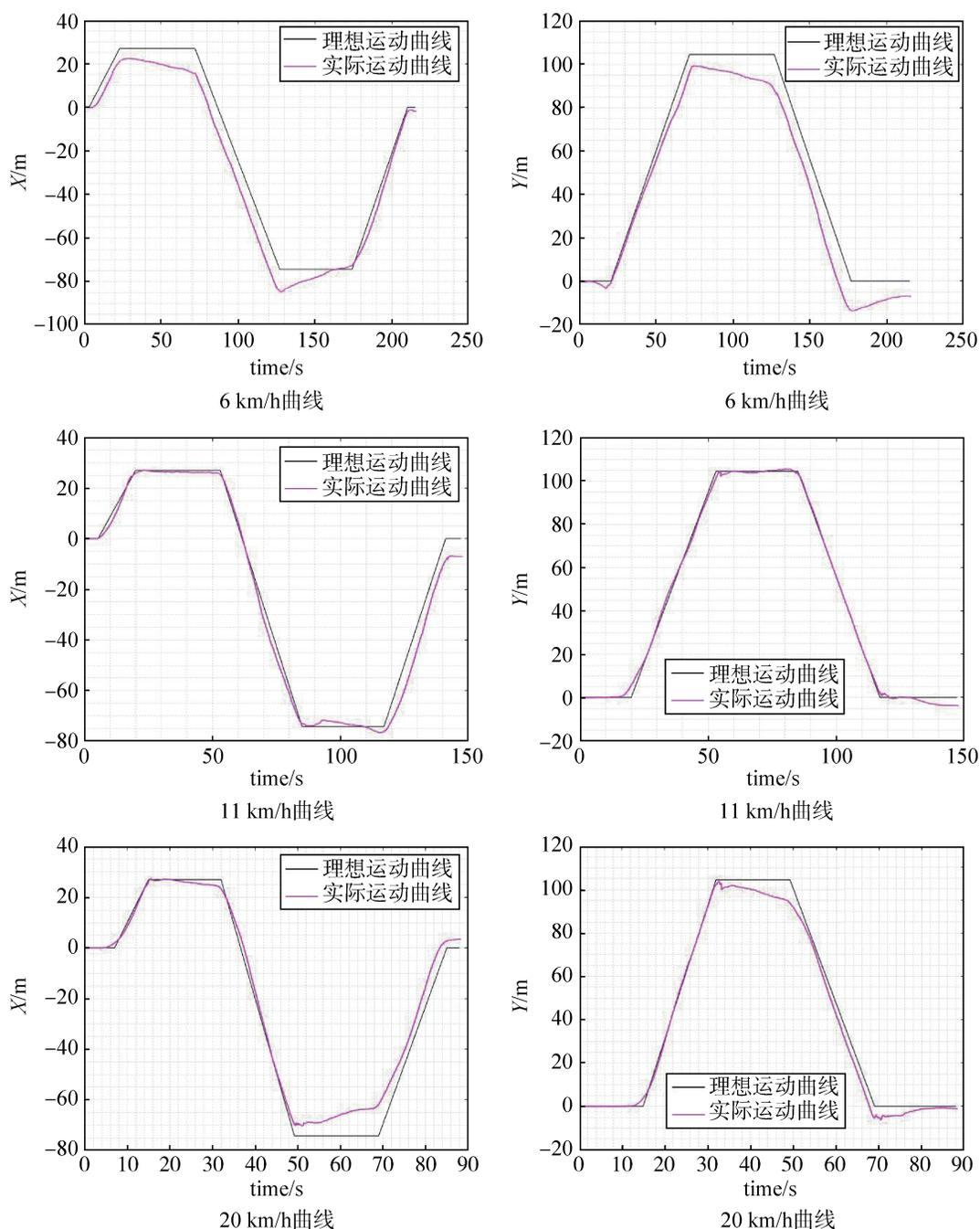


图6 X、Y方向实验轨迹与理想轨迹误差

Fig.6 Error of test trajectory and ideal trajectory in X-axis and Y-axis

参考文献

- [1] 杨梦佳. 惯导-视觉SLAM技术综述[J]. 信息技术与信息化, 2019(7): 213-215.
- [2] 李昱辰. 一种面向自动驾驶的多传感器融合SLAM框架[D]. 杭州:浙江大学, 2020.
- [3] 张国荣, 王志亮, 赵振栋, 等. 移动机器人同时定位与建图研究综述[J]. 软件导刊, 2019, 18(10): 5-7, 22.

ZHANG Guorong, WANG Zhiliang, ZHAO Zhendong, et al. Research and prospect of mobile robot simultaneous location and mapping[J]. Software Guide, 2019, 18(10): 5-7, 22.

- [4] 刘芳. SLAM后端优化算法的研究[J]. 智能计算机与应用, 2019, 9(6): 68-72.

LIU Fang. Research of the back-end optimization for SLAM[J]. Intelligent Computer and Applications, 2019, 9 (6): 68-72.

- [5] 孙海波, 童紫原, 唐守锋, 等. 基于卡尔曼滤波与粒子滤波的SLAM研究综述[J]. 软件导刊, 2018, 17(12):1-3, 7.
SUN Haibo, TONG Ziyuan, TANG Shoufeng, et al. SLAM research based on Kalman filter and particle filter [J]. Software Guide, 2018, 17(12): 1-3, 7.
- [6] 秦永元, 张洪钺, 王叔华. 卡尔曼滤波与组合导航原理[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2012.
- [7] HUANG G P, Mourikis A I, Roumeliotis S I. Analysis and improvement of the consistency of extended Kalman filter based SLAM[C]//IEEE International Conference on Robotics & Automation, 2008.
- [8] EUSTICE R M, SINGH H, LEONARD J J. Exactly sparse delayed-state filters[C]//IEEE International Conference on Robotics & Automation (ICRA), 2005, Barcelona, Spain, 2005.
- [9] GRISSETTI G, STACHNISS C, BURGARD W. Improved techniques for grid mapping with Rao-Blackwellized particle filters[C]// IEEE Transactions on Robotics, 2007, 23(1):34-46.
- [10] 章弘凯, 陈年生, 范光宇. 基于粒子滤波的智能机器人定位算法[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(2): 134-140, 199.
ZHANG Hongkai, CHEN Niansheng, FAN Guangyu. Intelligent robot positioning algorithm based on particle filter[J]. Computer Applications and Software, 2020, 37(2): 134-140, 199.
- [11] 陈伟, 吴涛, 李政, 等. 基于粒子滤波的单目视觉SLAM算法[J]. 机器人, 2008, 30(3): 242-247, 253.
CHEN Wei, WU Tao, LI Zheng, et al. A monocular vision SLAM algorithm based on particle filter[J]. Robot, 2008, 30(3): 242-247, 253.
- [12] 咎孟恩, 周航, 韩丹, 等. 粒子滤波目标跟踪算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(5): 14-23, 65.
ZAN Meng'en, ZHOU Hang, HAN Dan, et al. Survey of particle filter target tracking algorithms[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(5): 14-23, 65.
- [12] 高翔 张涛, 颜沁睿, 等. 视觉SLAM十四讲:从理论到实践[M]. 北京: 电子工业出版社, 2017.
- [13] 吴世宝, 要淞洋, 马佳, 等. 基于四阶Runge-Kutta方法的柴油密度数值模拟[J]. 现代商贸工业, 2020(6): 189-190.
- [14] MOURIKIS A I, ROUMELIOTIS S I. A multi-state constraint Kalman filter for vision-aided inertial navigation [C]// IEEE International Conference on Robotics & Automation, 2007.

[作者简介]

张振海 1974年生, 博士, 副教授, 博导, 主要研究方向为无人系统环境感知技术。

周伟 1996年生, 硕士研究生, 主要研究方向为无人车SLAM技术。

何光 1968年生, 博士, 副教授, 主要研究方向为试验测试与标定技术。

邓宏彬 1975年生, 博士, 教授, 主要研究方向为智能无人系统技术。

朱炜 1978年生, 博士, 讲师, 主要研究方向为光电测试与标定技术。

康晓 1985年生, 博士, 研究员, 主要研究方向为无人系统环境感知技术。

张振山 1970年生, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为高端仪器仪表、设备开发及大项目研发管理。

(本文编辑: 杨秀丽)