DOI:10.19431/j. cnki. 1673-0062.2020.06.015

考虑融合多传感器误差项优化方法的定位技术研究

张世强,曾庆生*

(南华大学 机械工程学院,湖南 衡阳 421001)

摘 要:为了实现移动机器人的精确自主定位,根据不同传感器的测量原理定义了视觉误差和惯性测量单元误差项,采用基于图优化的思想构建一个最小二乘问题的位姿估计器数学模型,并把多种传感器的误差项添加到估计器中,使用优化工具求解出最优的位姿,实现多传感器的融合定位。通过在仿真实验平台上运行公共数据集,实验结果表明单传感器的定位方案因为尺度模糊和累计漂移的问题在绝对位姿误差平均值达到 7.942 m,而融合多传感器的定位方案的绝对位姿误差平均值为 0.234 m,说明融合多传感器的定位方案比单传感器定位方案在定位上更加准确和鲁棒。 关键词:定位;图优化;最小二乘;多传感器融合 中图分类号:TP242 文献标志码:A 文章编号:1673-0062(2020)06-0086-05 开放科学(资源服务)标识码(OSID);

Research on Positioning Technology Based on Optimization Method Considering Fusion of Multi-sensor Errors

ZHANG Shiqiang, ZENG Qingsheng*

(School of Mechanical Engineering, University of South China, Hengyang, Hunan 421001, China)

Abstract: In order to achieve precise autonomous positioning of mobile robots, visual errors and inertial measurement unit error terms are defined according to the measurement principles of different sensors. Graph-based optimization is used to construct a mathematical model of the pose estimator of the least squares problem, the error terms of multiple sensors are added to the estimator, and the optimal pose is solved using optimization tools to achieve the fusion of multiple sensors. By running the common data set on the simulation platform, the experimental results show that the average value of absolute position error analysis of single sensor positioning scheme is 7. 942 m due to the problem of scale ambiguity and cumulative drift, while the average value of absolute position error analysis based

收稿日期:2020-05-22

作者简介:张世强(1995—),男,硕士研究生,主要从事多传感器融合即时定位与建图方面的研究。E-mail: 1752029535@qq.com。*通信作者:曾庆生(1968—),男,教授,主要从事机械设计及其自动化方面的研究。E-mail:5070@USC.edu.cn

on multi-sensor positioning scheme is 0. 234 m. It shows that the multi-sensor positioning scheme is more accurate and robust than the single sensor positioning scheme. key words: positioning; graph optimization; least squares; multi-sensor fusion

0 引 言

定位是移动机器人在未知环境中的实现自主 任务的关键技术之一,机器人要根据搭载不同的 传感器的观测数据进行位姿估计,并实现高精度 的定位。随着传感器与移动机器人的发展,基于 多传感器的定位方案成为当前移动机器人研究的 热点问题。

在基于滤波器的视觉里程计(visual odometry, VO)系统中,大多数采用了扩展卡尔曼滤波器(extend kalman filter, EKF)算法进行估计、预测和更新。E.S. Jones 等人^[1]提出了基于视觉惯导的紧耦合 EKF-SLAM 方案,通入引入重量矢量和相机坐标到惯性测量单元(international mathematical union, IMU)坐标之间的坐标变换两个参数,并连同视觉和 IMU 测量信息一同进行EKF估计。实现了相机与 IMU 不同传感器的数据融合,有效提高了系统的鲁棒性。M.Li 等人^[2]提出多状态约束卡尔曼滤波器(multi-state constraint kalman filter, MSCKF)的方法,采用了滑动窗口的机制,通过建立一个关于特征点的多位姿之间的约束关系进行EKF 位姿估计。

由于 VO 系统在光线变化,纹理缺失,纯旋转 等情况下都可能造成跟踪丢失。C. Forster 等 人^[3-4]提出的 IMU 预处理的方法解决了 IMU 数据 与相机数据对其的问题。通过把 IMU 测量值得 到机器人状态、关键帧位姿和路标点位姿作为优 化参数,一同参与后端优化。能够进一步提升视 觉一惯性里程计(visual-inertial odometry, VIO)的 准确性、鲁棒性和健壮性。S. Leutenegger 等人^[5] 提出的 OKVIS(open keyframe-based visual-inertial SLAM)是一种经典的紧耦合 VIO 方案,前端采用 BRISK(binary robust invariant scable keypoints)算 法进行特征提取、特征匹配和跟踪,通过 IMU 测 量值估计当前状态变量。后端基于滑动窗口的优 化,通过 IMU 对视觉相邻两帧间附加约束,重新 构造视觉重投影误差项和 IMU 误差项函数,并将 视觉和 IMU 的状态量和误差同时进行联合优化。 T. Qin 等人^[6]提出的 VINS-Mono 是一种基于优化 的即时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping,SLAM)方案,该系统采用基于滑动 窗口的局部非线性优化算法。该算法通过约束滑 动窗口中的关键帧数量来降低算法复杂度,并把 单目相机尺度因子、IMU 偏置和 IMU 与相机之间 的外参作为优化变量一同加入到目标函数进行优 化,提升 SLAM 系统的准确性、鲁棒性和健壮性。

因为单一传感器无法满足机器人在复杂环境 中的应用,所以使用多传感器联合检测并进行数 据融合是一种有效的方法。多传感器的数据融合 能够对单个特征的位置和状态进行多方面、多层 次的测量,可以进一步提高测量精度。

综上所述,随着移动机器人应用环境的复杂 度的增加,单一传感器的定位系统容易受到环境 干扰的影响,而采用多传感器融合的定位系统将 极大提高定位的稳定性和对环境的适应能力。因 此,研究多传感器融合定位技术是有必要的。

1 估计器的数学建模

整个定位系统构建在一个位姿图^[7-9]上,采用 光束平差法(bundle ajustment,BA)技术^[10-11]进行 优化。每一个位姿节点包含了当前机器人的位 姿。两个连续位姿节点之间的边是一个运动约 束,一般来源于传感器的运动估计,但通常表示为 一个误差项。路标点的位姿一旦估计完成就不再 进行估计,只保留机器人的位姿。

设整个系统变量 X 为:

 $X = [T_0, \cdots T_i, \cdots, T_n]$

 $T_{i} = [x_{0}, \cdots, x_{k}, \zeta_{0}, \cdots, \zeta_{k}]$

式中: x_k 表示 IMU 在 k 时刻的位姿,定义在 IMU 坐标上; ζ_k 表示连续相机运动之间估计。

考虑连续运动中的某个节点 *i* 到节点 *j* 的约 束关系,并在李群^[12-13]下表示为:

$$T_{ii} = T_i^{-1} T_i \tag{1}$$

但在实际运动过程中,因为有噪声的干扰,等式不 会成立,于是建立相应的误差函数:

$$e_{ij} = \ln(T_{ij}^{-1}T_i^{-1}T_j)$$
(2)
构建系统最小一乘日标函数。

根据式(2)构建系统最小二乘目标函数:

$$X^* = \underset{X}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \sum_{i,j \in s} \mathbf{e}_{ij}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{\sigma}_{ij}^{-1} \mathbf{e}_{ij} \qquad (3)$$

式中: ε 是所有边的集合; σ_{ii}^{-1} 为节点 i 到节点 j 的

整个系统的优化函数为:

$$X^{*} = \operatorname{argmin}_{X} \left\{ \sum_{k \in B} \|\widehat{z}_{k+1}^{k} - h_{k}^{b}(X)\|_{P_{k+1}^{k}}^{2} + \sum_{(l,j) \in C} \rho(\|\widehat{z}_{l}^{j} - h_{j}^{c}(X)\|_{p_{l}^{j}}^{2}) + \sum_{k \in N} \|x_{k}D - \zeta_{k}\|_{\Sigma}^{2} \right\}$$
(4)

式中: $\hat{z}_{k+1}^{k} - h_{k}^{b}(X)$ 表示 IMU 误差项; $\hat{z}_{l}^{j} - h_{j}^{c}(X)$ 表示视觉误差项; $x_{k}D - \zeta_{k}$ 表示相机与 IMU 运动估 计误差项; $h_{*}^{*}(*)$ 表示传感器的非线性测量方 程, 定义在 SE(3) 流行上; $\rho(*)$ 是一个核函 数^[14]; P_{k+1}^{k} 为 IMU 噪声项的协方差; P_{l}^{j} 为视觉的 噪声协方差。

由于传感器的测量方程通常是非线性的,因 此对于每个误差项都需要在当前的某个位姿点上 进行线性化:

$$h_*^*(X_0 \oplus \xi) \approx h_*^*(X_0) + H_0 \xi$$
(5)
式中: H_* 是相应的雅可比矩阵。

根据式(5),更新优化函数:

$$\psi^{*} = \operatorname{argmin}_{\psi} \left\{ \sum_{k \in B} \|\widehat{z}_{k+1}^{k} - h_{k}^{b}(X_{i}) - H_{k}\xi_{i}\|_{P_{k+1}^{k}}^{2} + \sum_{(l,j) \in C} \rho(\|\widehat{z}_{l}^{j} - h_{j}^{c}(X_{i}) - H_{c}\xi_{i}\|_{P_{l}^{j}}^{2}) + \sum_{k \in N} \|x_{k}D - \zeta_{k}\|_{\Sigma}^{2} \right\}$$
(6)

式中: ψ ={ ξ_i }, $i \in R$ 是所有增量位姿的集合。

采用增量式的 BA 优化^[15]可以解决一个无法直接进行求解的非线性最小二乘问题,并且极大降低了计算资源的消耗。Ceres 求解器^[16]中的LevenbergMarquadt 迭代算法^[17]及 Dogleg^[18]迭代算法可以很好的求解此类问题。

2 惯性测量单元误差

设 IMU 在 k 时刻的状态向量^[3-6]可表示为:

$$x_k = [p_k, v_k, q_k, b_{a_k}, b_{g_k}]$$

式中: p_k 表示 IMU 在 k 时刻的位置; v_k 表示 IMU 在第 k 时刻的速度; q_k 表示 IMU 在第 k 时刻的旋 转,并使用四元数来表达; b_a 和 b_g 是加速度偏差 和陀螺仪偏差,是 IMU 的固有属性。

考虑到两个连续帧 *k* 和 *k*+1 内的 IMU 的测 量值,IMU 的误差^[6-7]可定义为:

$$\widehat{z}_{k+1}^{k} - h_{k}^{b}(X) = \begin{bmatrix} \Delta p_{k+1}^{k} \\ \Delta v_{k+1}^{k} \\ \Delta q_{k+1}^{k} \\ \Delta b_{a_{k+1}^{k}} \end{bmatrix} = \Delta b_{a_{k+1}^{k}}$$

$$\begin{bmatrix} p_{k+1} - (p_k + \frac{1}{2}a\Delta t^2 + v_k\Delta t) \\ v_{k+1} - (v_k + a\Delta t) \\ q_{k+1}(q_k \oplus \omega^{\wedge})^{-1} \\ \Delta b_{a_{k+1}^k} \\ \Delta b_{b_{k+1}^k} \end{bmatrix}$$

式中: ${a,\omega}$ 是 IMU 的测量值; ω^{\wedge} 表示旋转角 ω 到四元数的转换。

3 视觉误差

视觉误差实质上是重投影误差,设对于标记 为的*l*路标点*p*,从第一次观看到*p*的第*i*帧的坐标 上转换到当前的第*j*帧的像素坐标上,可定义视 觉误差项^[19-20]为:

$$\widehat{z}_{l}^{j} - h_{j}^{c}(X) = \frac{p_{l}^{j}}{\|p_{l}^{j}\|} - p_{l}^{i^{\odot}}$$
(8)

式中:*[°]表示路标点*l*从第*i*个相机坐标下映射 到第*j*个坐标上。根据相机模型可以得到:

$$p_l^{i\odot} = \lambda \left(R_{ij} \frac{1}{\lambda} p_l^i + t_{ij} \right)$$
(9)

式中: $\{R_{ij}, t_{ij}\}$ 表示第i帧到第j帧的位姿变换,来源于三角测量; λ 表示路标点的逆深度,来源于深度传感器。

4 运动估计误差

考虑到系统从 *t* 时刻到 *t*+1 时刻之间的运动 估计。相机根据直接法或间接法能够估计的运动 $\zeta_t = [R \quad \tau]$,其中旋转矩阵 $R \in \Xi维特殊正交群$, 平移向量 $\tau \in R^3$ 。根据 IMU 估计运动位姿 $x_t = [p_t, v_t, q_t, b_{a_t}, b_{a_t}]$ 。

整个误差项可以表示为: $x_t D - \zeta_t = [\Delta q_{t+1}^t R^{-1} \quad \Delta p_{t+1}^t - \tau]$ (10) 式中: $D = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$

5 实验分析

为了验证基于多传感器融合估计器的可行性,采用 EUROC(european resort owners coalition) 数据集中的 MH05-defficult. bag 进行仿真实验。

(7)

整个实验运行在 Ubuntu 18.04 系统上, ROS Melodic Morenia 环境中。仿真过程中为了验证传感器数量的多少对实验的影响,采用了三种不同的传感器组合方案,借用 EVO(evaluation of visual-odometry)评测工具对不同的组合方案进行轨迹误差分析和绝对位姿误差 $E_{a,p}$ (absolute position error analysis, APE)分析,并与标准数据集进行比较。

通过对比仿真实验下的轨迹结果与标准数据 集轨迹分析。由图 1 可知:估计器的位姿与标准 轨迹是一致,验证了多传感器估计器的可行性,但 是与标准轨迹存在误差,其中一部分为传感器测 量噪声带来的误差,另外一部分为估计器本身所来 的误差。整个过程中轨迹误差最小是 0.060 m,最 大的误差是 0.550 m。





由图 2 可知:在初始位姿对齐的情况下,单目 相机的估计器在运行后短时间内 APE 会激增,最 高值达到 13.621 m。整个 APE 平均值是7.942 m。





单目视觉-惯导估计器的 APE 最大为 0.607 m, 平均值为 0.258 m,说明单目视觉-惯导估计器在 定位精度上明显高于单目相机估计器。双目视 觉-惯导估计器的 APE 最大值是 0.535 m, APE 平 均值在 0.234 m,说明双目视觉-惯导估计器在定 位精度上与单视觉估计器相差不大。主要原因是 因为单目视觉估计器在理论上存在尺度模糊的可 能。单目视觉估计器的尺度估计需要在初始化的 时候完成,一旦初始化完成不好,真实的尺度跟估 计尺度将存在很大的误差。而基于视觉-惯导的 估计器因为 IMU 测量值是在真实尺度上,能够与 单目视觉估计器很好的衔接进行尺度估计。因 此,APE 误差相对较小。

综上所述,基于视觉-惯性的估计器在精度上 比单目视觉估计器在定位精度上要高。因此,通 过不同传感器之间的特性进行互补,能够大程度 上提高定位精度。

6 结 论

研究了考虑融合多传感器误差项的优化方法。通过构建一个最小二乘问题的位姿估计器数 学模型,实现多传感器的融合定位,并采用优化的 形式进行求解。当机器人所处的应用环境比较复 杂时,单一视觉传感器定位方案存在尺度模糊、定 位失败、累计漂移等问题,不能满足机器人在特殊 环境下的应用要求。而使用多传感器联合检测并 进行融合位姿估计是一种有效的方法。

参考文献:

- JONES E S,SOATTO S. Visual-inertial navigation mapping and localization: A scalable real-time causal approach [J]. The international journal of robotics research,2011,30(4): 407-430.
- [2] LI M, MOURIKIS A I. High-precision consistent EKF based visual-inertial odometry [J]. The international journal of robotics research, 2013, 32(6):690-711.
- [3] FORSTER C, CARLONE L, DELLAERT F, et al. IMU preintegration on manifold for efficient visual-inertial maximum-a-posteriori estimation [C]//Robotics:Science and Systems. Rome, Italy:RSS,2015:1-20.
- [4] FORSTER C, CARLONE L, DELLAERT F, et al. On-manifold preintegration for real-time visual-inertial odometry
 [J]. Ieee transactions on robotics, 2017, 33(1):1-21.
- [5] LEUTENEGGER S, LYNEN S, BOSSE M, et al. Keyframebased visual-inertial odometry using no-nlinear optimization
 [J]. International journal of robotics research, 2015, 34(3): 314-334.
- [6] TONG Q, LI P, SHEN S J. Vins-mono: A robust and versatile monocular visual-inertial state estimator [J]. Ieee transactionson robotics, 2018, 34(4):1004-1020.

- [7] LATIFA Y, CADENA C, NEIRA J L, et al. Robust loop closing over time for pose graph SLAM[J]. The international journal of robotics research, 2013, 32(4):1611-1626.
- [8] DUBBELMAN G, BROWNING B. Cop-slam: Closed-formonline pose-chain optimization for visual slam[J]. Ieee transactions on robotics, 2015, 31(5):1194-1213.
- [9] 刘富强,董靖.机器人感知因子图在 SLAM 中的应用 [M].北京:电子工业出版社,2018:90-93.
- [10] TRIGGS B, MCLAUCHLAN F, HARTLEY R, et al. Bundle adjustment a modern synthesis [C]//Vision Algorithms: Theory and Practice, International Workshop on Vision Algorithms, held during ICCV'99. Corfu, Greece: ICCV, 1999:298-372.
- [11] BARFOOT T D. 机器人学中的状态估计[M]. 高翔, 谢晓佳,译. 西安:西安交通大学出版社, 2018: 295-310.
- [12] STILLWELL J. Naive lie theory [M]. New york: Springer, 2008:34-63.
- [13] 高翔,张涛. 视觉 SLAM 十四讲从理论到实践[M]. 北京:电子工业出版社,2017:367-370.
- [14] HUBER P J. Robust estimation of a location parameter
 [J]. Annals of mathematical statistics, 1964, 35(1):
 492-518.
- [15] LIU H M, CHEN M Y, ZHANG G F, et al. ICE-BA: Incremental consistent and efficient bundle adjustment forvisual-inertial slam [C]//2018 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, UT, USA: CVPR, 2018:1974-1982.
- [16] AGARWALS, MIERLE K. Ceres Solver version1. 14[EB/ OL]. [2020-05-22]. http://ceres-solver.org/nnls_ solving. html. #levenberg-marquardt.
- [17] LEVENBREG K. A method for the solution of certainnonlinear problems in least squares[J]. Quarterly of applied mathematics, 1994,2(2):164-168.
- [18] POWELLM J D. A new algorithm for unconstrained optimization[J]. Nolinear programming, 1970,3(2):31-65.
- [19] MURARTAL R, MONTIEL J M, TARDOS J D, et al. Orb-slam: A versatile and accurate monocular slam system[J]. IEEE transactions on robotics, 2015, 31(5): 1147-1163.
- [20] MURARTAL R, TARDOS J D. Orb-slam2: An open-source slam system for monocular, stereo and rgb-d cameras[J]. Ieee transactions on robotics, 2017, 33(5):1255-1262.