引文格式:崔晓珍,周琪,武东杰,等.GNSS/IMU与里程计紧-松耦合的因子图融合定位方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2024,49(10):1911-1921.DOI:10.13203/j.whugis20220321

Citation:CUI Xiaozhen,ZHOU Qi,WU Dongjie,et al.Factor Graph Fusion Localization Method with Tight and Loose Coupling of GNSS/IMU and Odometry[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2024,49(10):1911-1921.DOI:10.13203/j.whugis20220321

GNSS/IMU与里程计紧-松耦合的因子图融合定位方法

崔晓珍[1] 周 琪[2] 武东杰[1] 吴汶鸿[1] 陈步什[1] 仲训昱[1]

1 厦门大学航空航天学院,福建 厦门,361102

2 中国航空工业集团公司西安飞行自动控制研究所,陕西 西安,710065

摘 要:开展了不同深度的信息融合对微惯性导航(micro inertial navigation system,M-INS)与全球导航卫星系统(global navigation satellite system,GNSS)组成的导航系统精度的影响研究,以及室内外一体化定位研究。首先,基于因子图优化(factor graph optimization,FGO)算法分别建立M-INS/GNSS单点定位的松耦合系统和M-INS/伪距/多普勒速度的紧耦合系统,并通过实验验证紧耦合设计的优势。然后,将视觉惯性里程计(visual inertial odometry,VIO)因子以松耦合的方式接入紧耦合M-INS/GNSS系统的因子结构中,提出了基于FGO紧-松耦合的多源融合算法模型。最后,通过实验验证系统的定位精度和室内外一体化定位能力。实验结果表明,在无法观测到4颗卫星而导致无法获得单点定位解时,M-INS/GNSS紧耦合系统的定位精度可以达到M-INS/GNSS松耦合系统的2倍;基于FGO的M-INS/GNSS/VIO紧-松耦合系统能够无缝应对室内外环境之间的变化,在GNSS或VIO任意一种传感器突然失效的情况下保证持续可靠定位,东、北向的平均误差比基于滤波方法的M-INS/GNSS/VIO系统精度分别提升了53.98%、54.74%。

关键词:组合导航;因子图;松耦合;紧耦合;多源融合

中图分类号:P228 **文献标识码**:A **收稿日期**:2022-12-27

DOI:10.13203/j.whugis20220321 **文章编号**:1671-8860(2024)10-1911-11

Factor Graph Fusion Localization Method with Tight and Loose Coupling of GNSS/IMU and Odometry

CUI Xiaozhen[1] *ZHOU Qi*[2] *WU Dongjie*[1] *WU Wenhong*[1] *CHEN Bushi*[1] *ZHONG Xunyu*[1]

1 School of Aerospace Engineering, Xiamen University, Xiamen 361102, China

2 Xi'an Flight Automatic Control Research Institute, Aviation Industry Corporation of China, Xi'an 710065, China

Abstract: **Objectives**: We investigate the impact of information fusion at different depths on the accuracy of navigation systems composed of micro inertial navigation systems (M-INS) and global navigation satellite systems (GNSS), as well as indoor and outdoor integrated positioning. **Methods**: First, based on the factor graph optimization (FGO) algorithm, a loosely coupled system of M-INS/single-point GNSS and a tightly coupled system of M-INS/pseudorange/Doppler velocity are established respectively, and the advantages of the tightly coupled design are verified by experiments. Then, the visual inertial odometry (VIO) factor is inserted into the factor structure of the tightly coupled M-INS/GNSS system in a loosely coupled manner, and a tight- loosely coupled multi-source fusion algorithm model based on FGO is proposed. Finally, the positioning accuracy and indoor and outdoor integrated positioning capability of the system are verified by experiments. **Results**: The experimental results show that:(1) When four satellites cannot be observed and the single-point positioning solution cannot be obtained, the positioning accuracy of the M-INS/

基金项目:航空科学基金(201908068003)。

第一作者:崔晓珍,硕士,主要从事组合导航研究。cxz932652580@126.com

通讯作者:仲训昱,博士,副教授。zhongxunyu@xmu.edu.cn

GNSS tightly coupled system can reach twice that of the M-INS/GNSS loosely coupled system. (2) In the case of the sudden failure of either GNSS or VIO, the FGO-based M-INS/GNSS/VIO tight-loosely coupled system can continue to provide reliable positioning, and the average errors of the east and north directions are improved by 53.98% and 54.74% respectively compared with the M-INS/GNSS/VIO system based on the filtering method. **Conclusions**: Compared with the loosely coupled M-INS/GNSS system, the M-INS/GNSS tightly coupled system effectively reduces the impact of GNSS signal instability on the system, and has higher accuracy and robustness. The proposed tightly-loosely coupled system can seamlessly respond to changes between indoor and outdoor environments.

Key words: integrated navigation; factor graph; loose coupling; tight coupling; multi-source fusion

近年来,无人机、无人车研究火热,其应用前景广泛,不仅可以用于军事方面进行夜间侦察,还可用于民用,如采矿业探测[1-2]、自然灾害监测[3]、无人配送防疫物资、城市搜索与救援等[4]。能够定位是无人机、无人车完成任务的基本要求,因此利用各类传感器对系统状态进行估计是当前的研究热点[5-6]。惯性导航系统(inertial navigation system, INS)短时间内的定位精度高,更新速率快,且不易受环境影响[7],但是存在累积误差。全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)能够长期提供全球定位,但容易受建筑物遮挡和墙体反射等环境影响[8-9],考虑到INS与GNSS系统之间的互补性,常将两个系统的信息进行融合[10-11]。目前,较为成熟的数据融合算法可以分为基于滤波的方法和基于优化的方法。基于滤波的方法中较为常用的是扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)[9],但是EKF在雅可比矩阵线性化阶段只保留泰勒展开的一阶信息,带来了误差[12-13],而且滤波方法不能充分利用历史信息。因此,能够多次线性化降低线性化误差和利用所有历史信息进行优化的因子图优化(factor graph optimization, FGO)算法成为了当前的研究热点[14]。

根据信息融合深度的不同,INS/GNSS系统的融合方式可以分为基于位置域的松耦合和基于距离域的紧耦合融合方式[15-16]。文献[17]对城市车辆场景下紧耦合的GNSS/INS系统进行了研究,在因子图系统中添加了一个表示GNSS测量可靠性的新因子,并将使用图优化的方法与采用EKF的方法进行比较,得出图优化的系统更具鲁棒性的结论。但该研究仅在人工噪声数据集上进行验证,缺少真实数据集验证。因此,本文在真实数据集上对比滤波方法和图优化方法在组合导航系统中的性能,基于滤波的方法的相关工作已经在文献[18]中完成。

仅用GNSS与INS组合建立的导航系统仍会受应用场景限制,而且目前商用的导航系统中采用较多的是微惯性导航系统(micro inertial navigation system, M-INS),M-INS的性能较差,无法在GNSS短时中断的情况下进行定位,所以常在M-INS/GNSS系统中融入其他导航信息(视觉里程计、激光里程计、轮式里程计等),提高系统的鲁棒性。文献[19]提出用GPS作为辅助设备,设计视觉惯性状态估计器,在基于非线性优化的视觉惯性里程计(visual inertial odometer, VIO)中添加GPS的位置信息进行松耦合,以减少户外长期、远距离运动时的运动轨迹漂移。INS与GNSS紧耦合的融合结果精度会比松耦合的融合结果更高[16],因此可以添加GPS的伪距信息和多普勒信息进行紧耦合。文献[20]基于非线性优化的方法,提出GVINS算法,在VIO的基础上紧耦合GNSS的原始测量数据(伪距信息和多普勒信息),实现了实时、无漂移的状态估计。但是商业化需要产品模块化,在M-INS、GNSS、VIO都紧耦合的情况下,系统不够灵活,不能将视觉信息从系统中脱离出来,换成其他里程计的信息。

目前,视觉导航已经产品化,如英特尔研发的追踪相机T265,该相机将惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)与VIO融合,并将定位结果以里程计的形式输出。为了使系统更加灵活,本文将在GNSS与M-INS紧耦合的基础上,以松耦合的形式融入VIO,设计M-INS/GNSS/VIO紧-松耦合的因子图多源融合导航系统。因为VIO是以松耦合的形式融入系统,所以可以根据实际应用的需求将VIO换成其他里程计(如激光里程计)。

1 基于FGO的M-INS/GNSS松耦合系统

如图1所示,基于FGO的M-INS/GNSS松

耦合系统组合了 GNSS 单点定位解(single point positioning, SPP)和 IMU 预积分测量值,其对应优化问题的因子图表示如图 2 所示。

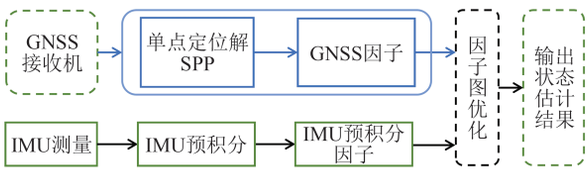


图 1　使用 FGO 实现松耦合 M-INS/GNSS 组合导航系统流程图

Fig. 1　Flowchart of Implemented Loose Coupling M-INS/GNSS Integrations Using FGO

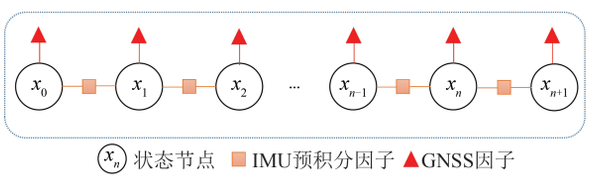


图 2　使用 FGO 实现松耦合 M-INS/GNSS 组合导航系统因子图模型结构说明

Fig. 2　Illustration of Graph Structure of Implemented Loosely Coupled M-INS/GNSS Integrations Using FGO

系统中使用到的所有状态 χ 定义为:

$$\begin{cases}\chi=[\boldsymbol{x}_0\cdots\boldsymbol{x}_i\cdots\boldsymbol{x}_n]\\ \boldsymbol{x}_i=[\boldsymbol{p}_i\ \boldsymbol{v}_i\ \boldsymbol{q}_i\ \boldsymbol{b}_a\ \boldsymbol{b}_\omega],i\in[0,n]\end{cases}\tag{1}$$

式中,$\boldsymbol{x}_i$ 为第 i 时刻的状态;$\boldsymbol{p}_i$、$\boldsymbol{v}_i$ 和 $\boldsymbol{q}_i$ 分别为 i 时刻的位置、速度和方向;$\boldsymbol{b}_a$ 为加速度偏差;$\boldsymbol{b}_\omega$ 为陀螺仪偏差;n 为滑动窗口的大小,本文中将 n 设为 10。

1.1　IMU 预积分因子

在 IMU 坐标系下,IMU 的测量方程为[21]:

$$\begin{cases}\hat{\boldsymbol{a}}_t=\boldsymbol{a}_t+\boldsymbol{b}_{a_t}+\boldsymbol{R}_w^{b_t}\boldsymbol{g}^w+\boldsymbol{n}_a\\ \hat{\boldsymbol{w}}_t=\boldsymbol{w}_t+\boldsymbol{b}_{w_t}+\boldsymbol{n}_w\end{cases}\tag{2}$$

式中,$\hat{\boldsymbol{a}}_t$ 为 t 时刻加速度测量值;$\boldsymbol{a}_t$ 为 t 时刻不含噪声的加速度;$\boldsymbol{b}_{a_t}$ 代表 t 时刻加速度的随机游走;$\boldsymbol{n}_a$ 为加速度计白噪声;$\hat{\boldsymbol{w}}_t$ 为 t 时刻陀螺仪测量值;$\boldsymbol{w}_t$ 为 t 时刻不含噪声的角速度;$\boldsymbol{b}_{w_t}$ 代表 t 时刻角速度随机游走;$\boldsymbol{n}_w$ 为陀螺仪白噪声;$\boldsymbol{R}_w^{b_t}$ 为 t 时刻 IMU 相对于世界坐标系的姿态矩阵;$\boldsymbol{g}^w$ 表示加速度矢量在世界坐标系下的向量表示。

根据测量方程式(3)可以得:

$$\begin{cases}\boldsymbol{R}_{b_t}^w\boldsymbol{a}_t=\boldsymbol{R}_{b_t}^w(\hat{\boldsymbol{a}}_t-\boldsymbol{b}_{a_t}-\boldsymbol{n}_a)-\boldsymbol{g}^w\\ \boldsymbol{w}_t=\hat{\boldsymbol{w}}_t-\boldsymbol{b}_{w_t}-\boldsymbol{n}_w\end{cases}\tag{3}$$

式中,$\boldsymbol{R}_{b_t}^w$ 为 $\boldsymbol{R}_w^{b_t}$ 的转置矩阵。推出 i 时刻到 j 时刻 IMU 的积分结果为[21]:

$$\begin{cases}\boldsymbol{p}_{b_j}^w=\boldsymbol{p}_{b_i}^w+\boldsymbol{v}_{b_i}^w\Delta t_i+\\ \quad\iint_{t\in[i,j]}\left(\boldsymbol{R}_{b_t}^w(\hat{\boldsymbol{a}}_t-\boldsymbol{b}_{a_t}-\boldsymbol{n}_a)-\boldsymbol{g}^w\right)\mathrm{d}t^2\\ \boldsymbol{v}_{b_j}^w=\boldsymbol{v}_{b_i}^w+\\ \quad\int_{t\in[i,j]}\left(\boldsymbol{R}_{b_t}^w(\hat{\boldsymbol{a}}_t-\boldsymbol{b}_{a_t}-\boldsymbol{n}_a)-\boldsymbol{g}^w\right)\mathrm{d}t\\ \boldsymbol{q}_{b_j}^w=\boldsymbol{q}_{b_i}^w\otimes\int_{t\in[i,j]}\frac{1}{2}\Omega(\hat{\boldsymbol{w}}_t-\boldsymbol{b}_{w_t}-\boldsymbol{n}_w)\boldsymbol{q}_t^{b_t}\mathrm{d}t\end{cases}\tag{4}$$

其中,

$$\begin{cases}\Omega(\boldsymbol{w})=\begin{bmatrix}\boldsymbol{w}\\0\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}-\lfloor\boldsymbol{w}\rfloor_\times & \boldsymbol{w}\\ -\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}} & 0\end{bmatrix}\\ \lfloor\boldsymbol{w}\rfloor_\times=\begin{bmatrix}0 & -\boldsymbol{w}_z & \boldsymbol{w}_y\\ \boldsymbol{w}_z & 0 & -\boldsymbol{w}_x\\ -\boldsymbol{w}_y & \boldsymbol{w}_x & 0\end{bmatrix}\end{cases}\tag{5}$$

式中,$\boldsymbol{w}_x$、$\boldsymbol{w}_y$、$\boldsymbol{w}_z$ 分别表示角速度在 x、y、z 轴上的分量。之后进行坐标系转换,求出相对位姿、速度,等式两边同乘坐标变换矩阵 $\boldsymbol{R}_w^{b_i}$,并令 $\boldsymbol{\alpha}$、$\boldsymbol{\beta}$、$\boldsymbol{\gamma}$ 集成 i 到 j 时刻的相对位置、速度和旋转信息,可以写出 IMU 预积分公式为[21]:

$$\begin{cases}\boldsymbol{\alpha}_{b_j}^{b_i}=\iint_{t\in[i,j]}\left(\boldsymbol{R}_{b_t}^{b_i}(\hat{\boldsymbol{a}}_t-\boldsymbol{b}_{a_t}-\boldsymbol{n}_a)\right)\mathrm{d}t^2\\ \boldsymbol{\beta}_{b_j}^{b_i}=\int_{t\in[i,j]}\left(\boldsymbol{R}_t^{b_i}(\hat{\boldsymbol{a}}_t-\boldsymbol{b}_{a_t}-\boldsymbol{n}_a)\right)\mathrm{d}t\\ \boldsymbol{\gamma}_j^i=\int_{t\in[i,j]}\left(\frac{1}{2}\Omega(\hat{\boldsymbol{w}}_t-\boldsymbol{b}_{w_t}-\boldsymbol{n}_w)\boldsymbol{q}_t^{b_t}\right)\mathrm{d}t\end{cases}\tag{6}$$

根据式(7)可以在不考虑初始位置、速度和旋转的情况下构造 IMU 偏差,即 i 和 j 时刻的相对位姿可以表示为:

$$\begin{cases}\boldsymbol{R}_w^{b_i}\boldsymbol{p}_{b_j}^w=\boldsymbol{R}_w^{b_i}\left(\boldsymbol{p}_{b_i}^w+\boldsymbol{v}_{b_i}^w\Delta t_i-\frac{1}{2}\boldsymbol{g}^w\Delta t_i^2\right)+\boldsymbol{\alpha}_{b_j}^{b_i}\\ \boldsymbol{R}_w^{b_i}\boldsymbol{v}_{b_j}^w=\boldsymbol{R}_w^{b_i}(\boldsymbol{v}_{b_i}^w-\boldsymbol{g}^w\Delta t_i)+\boldsymbol{\beta}_{b_j}^{b_i}\\ \boldsymbol{q}_w^{b_i}\otimes\boldsymbol{q}_{b_j}^w=\boldsymbol{\gamma}_j^i\end{cases}\tag{7}$$

根据式(8),可以写出系统状态与 IMU 测量的残差为[21]:

$$\boldsymbol{r}_B(\boldsymbol{z}_{b_j}^{b_i},\chi)=[\delta\boldsymbol{\alpha}_{b_j}^{b_i}\ \ \delta\boldsymbol{\beta}_{b_j}^{b_i}\ \ \delta\boldsymbol{\gamma}_j^i\ \ \delta\boldsymbol{b}_a\ \ \delta\boldsymbol{b}_g]^{\mathrm{T}}=$$
$$\begin{bmatrix}\boldsymbol{R}_w^{b_i}\left(\boldsymbol{p}_{b_j}^w-\boldsymbol{p}_{b_i}^w-\boldsymbol{v}_{b_i}^w\Delta t_i+\frac{1}{2}\boldsymbol{g}^w\Delta t_i^2\right)-\hat{\boldsymbol{\alpha}}_{b_j}^{b_i}\\ \boldsymbol{R}_w^{b_i}(\boldsymbol{v}_{b_j}^w-\boldsymbol{v}_{b_i}^w+\boldsymbol{g}^w\Delta t_i)-\hat{\boldsymbol{\beta}}_{b_j}^{b_i}\\ 2\left[(\boldsymbol{q}_{b_i}^w)^{-1}\otimes\boldsymbol{q}_{b_j}^w\otimes(\hat{\boldsymbol{\gamma}}_j^i)^{-1}\right]_{xyz}\\ \boldsymbol{b}_{a_j}-\boldsymbol{b}_{a_i}\\ \boldsymbol{b}_{w_j}-\boldsymbol{b}_{w_i}\end{bmatrix}\tag{8}$$

其中,$\delta\boldsymbol{\alpha}_{b_j}^{b_i}$、$\delta\boldsymbol{\beta}_{b_j}^{b_i}$、$\delta\boldsymbol{\gamma}_j^i$、$\delta\boldsymbol{b}_a$ 和 $\delta\boldsymbol{b}_g$ 分别表示从第 i 时刻到第 j 时刻时间区间上的 IMU 位置、速度、姿态、加速度零偏和陀螺仪零偏的预积分测量值。

IMU预积分测量值噪声的协方差可由陀螺仪和加速度计的器件误差协方差计算得到,详见文献[21]。IMU的器件误差可以通过查询产品技术手册或标定得到,主要包括测量噪声和随机游走噪声。

1.2 GNSS因子

因为GNSS无法测量旋转,所以将三维位置的差作为观测误差,GNSS量测方程可以写为:

$$\boldsymbol{z}_{i,\mathrm{GNSS}}^{n}=\boldsymbol{h}_{i,\mathrm{GNSS}}\left(\boldsymbol{\chi}_{i}^{n}\right)+\boldsymbol{n}_{i,\mathrm{GNSS}} \tag{9}$$

式中,$\boldsymbol{z}_{i,\mathrm{GNSS}}^{n}=\left[x_{i}^{n}\quad y_{i}^{n}\quad z_{i}^{n}\right]^{\mathrm{T}}$为GNSS单点定位的测量值;$\boldsymbol{n}_{i,\mathrm{GNSS}}$为白高斯噪声,其协方差可在求解伪距定位方程组的过程中解析获得,详见文献[22]。

GNSS的因子残差模型可以写为:

$$\boldsymbol{r}_{\mathrm{GNSS}}\left(\boldsymbol{z}_{i,\mathrm{GNSS}}^{n},\boldsymbol{\chi}\right)=\boldsymbol{z}_{i,\mathrm{GNSS}}^{n}-\boldsymbol{h}_{i,\mathrm{GNSS}}\left(\boldsymbol{\chi}_{i}^{n}\right) \tag{10}$$

式中,观测函数$\boldsymbol{h}_{i,\mathrm{GNSS}}\left(\boldsymbol{\chi}_{i}^{n}\right)$表示$i$时刻的系统状态。

$$\boldsymbol{h}_{i,\mathrm{GNSS}}\left(\boldsymbol{\chi}_{i}^{n}\right)=\boldsymbol{p}_{b_i}^{n} \tag{11}$$

制定了GNSS和IMU两种因子后,就可以求解系统的最优状态集。最终系统的模型可以写为:

$$\begin{aligned}\boldsymbol{\chi}^{*}=&\arg\min_{\boldsymbol{\chi}}\left(\left\|\boldsymbol{r}_{p}-\boldsymbol{H}_{p}\boldsymbol{\chi}\right\|^{2}+\right.\\&\sum\nolimits_{i\in G}\left\|\boldsymbol{r}_{\mathrm{GNSS}}\left(\boldsymbol{z}_{i,\mathrm{GNSS}}^{n},\boldsymbol{\chi}\right)\right\|_{\boldsymbol{\Sigma}_{i,\mathrm{GNSS}}}^{2}+\\&\left.\sum\nolimits_{(i,j)\in B}\left\|\boldsymbol{r}_{B}\left(\boldsymbol{z}_{b_j}^{b_i},\boldsymbol{\chi}\right)\right\|_{\boldsymbol{\Sigma}_{b_j}^{b_i}}^{2}\right)\end{aligned} \tag{12}$$

式中,$\left\{\boldsymbol{r}_{p},\boldsymbol{H}_{p}\right\}$为系统状态的先验信息;$G$为滑窗内GNSS单点定位测量值的集合;$\boldsymbol{\Sigma}_{i,\mathrm{GNSS}}$为与GNSS测量值$\boldsymbol{z}_{i,\mathrm{GNSS}}^{n}$相对应的协方差矩阵;$\boldsymbol{r}_{B}(\cdot)$为IMU预积分的残差函数;$B$为滑窗内IMU测量值的集合;$\boldsymbol{\Sigma}_{b_j}^{b_i}$为与IMU测量值$\boldsymbol{z}_{b_j}^{b_i}$相对应的协方差矩阵。

2 基于FGO的M-INS/GNSS紧耦合系统

如图3所示,基于FGO的M-INS/GNSS紧耦合系统组融合了多普勒速度测量值、伪距测量值和IMU预积分测量值,其对应优化问题的因子图表示如图4所示。

与M-INS/GNSS松耦合系统的状态定义不同,因为使用的是GNSS原始信息,所以可以在系统状态中再加入时钟偏差,本系统中使用到的所有状态$\boldsymbol{\chi}$定义为:

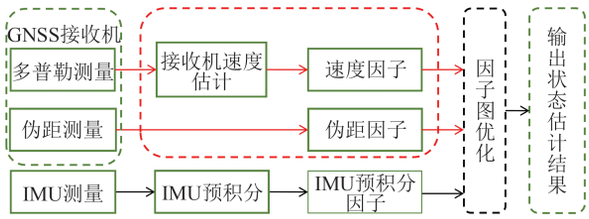


图3 使用FGO实现紧耦合M-INS/GNSS组合导航系统流程图

Fig. 3 Flowchart of Implemented Tight Coupling M-INS/GNSS Integrations Using FGO

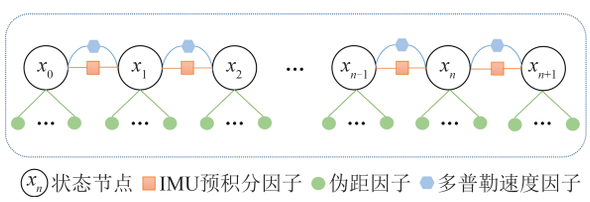


图4 使用FGO实现紧耦合M-INS/GNSS组合导航系统因子图模型结构说明

Fig. 4 Illustration of Graph Structure of Implemented Tightly Coupled M-INS/GNSS Integrations Using FGO

$$\begin{cases}\boldsymbol{\chi}=\left[\boldsymbol{x}_{0}\cdots\boldsymbol{x}_{i}\cdots\boldsymbol{x}_{n}\right]\\\boldsymbol{x}_{i}=\left[\boldsymbol{p}_{b_i}\ \boldsymbol{v}_{b_i}\ \boldsymbol{q}_{b_i}\ \boldsymbol{b}_{a}\boldsymbol{b}_{w}\ \delta\boldsymbol{t}\right],i\in[0,n]\\\delta\boldsymbol{t}=\left[\delta t_{\mathrm{GPS}}\ \delta t_{\mathrm{BDS}}\right]\end{cases} \tag{13}$$

式中,$\boldsymbol{p}_{b}$、$\boldsymbol{v}_{b}$和$\boldsymbol{q}_{b}$分别为载体坐标系(b系)的位置、速度和方向;$\boldsymbol{b}_{a}$为加速度偏差;$\boldsymbol{b}_{w}$为陀螺仪偏差;$\delta\boldsymbol{t}$为时钟偏差矩阵,包含GPS的时钟偏差δt_{GPS}和北斗卫星导航系统(BeiDou satellite navigation system,BDS)的时钟偏差δt_{BDS};n为滑动窗口的大小,本文中n设为10。

2.1 伪距因子

在GNSS每次接收到的测量信息中,伪距测量模型都可以表示为:

$$\begin{aligned}\boldsymbol{P}_{r}^{s}=&\left\|\boldsymbol{p}_{s}^{\mathrm{ECI}}-\boldsymbol{p}_{r}^{\mathrm{ECI}}\right\|+c\left(\boldsymbol{\zeta}_{s}^{\mathrm{T}}\delta\boldsymbol{t}-\Delta t^{s}\right)+\\&\boldsymbol{T}_{r}^{s}+\boldsymbol{I}_{r}^{s}+\boldsymbol{M}_{r}^{s}+\boldsymbol{\varepsilon}_{r}^{s}\end{aligned} \tag{14}$$

式中,$\boldsymbol{p}_{s}^{\mathrm{ECI}}$为卫星$s$在地心惯性坐标系(Earth-centered inertial coordinate system,ECI)的坐标;$\boldsymbol{p}_{r}^{\mathrm{ECI}}$为接收机$r$在ECI的坐标;$\boldsymbol{\zeta}_{s}$为一个4×1的向量,对应的卫星星座实体为1,其他3个实体为0;Δt^{s}为卫星时钟误差,可以从广播导航电文中计算出来;$\boldsymbol{T}_{r}^{s}$和$\boldsymbol{I}_{r}^{s}$分别代表对流层延迟和电离层延迟;$\boldsymbol{M}_{r}^{s}$为多径效应引起的延迟;$\boldsymbol{\varepsilon}_{r}^{s}$为伪距的测量噪声,可以表示为:

$$\boldsymbol{\varepsilon}_{r}^{s}\sim N\left\{0,V_{r,\mathrm{pse}}^{s}\right\} \tag{15}$$

式中,$V_{r,\mathrm{pse}}^{s}$是协方差,其计算公式为:

$$V_{r,\mathrm{pse}}^{s}=\frac{n_{s}\times n_{\mathrm{pse}}}{\sin^{2}\theta_{\mathrm{el}}} \tag{16}$$

式中,n_s为广播卫星空间精度指数;n_{pse}是由接收机计算并提供的伪距测量噪声指数;θ_{el}为接收机视点上的卫星仰角。

伪距因子的残差是伪距预测值与观测值之间的误差,因此根据伪距测量模型,卫星s在i时刻的伪距残差可以写成(忽略了由多径效应引起的延迟):

$$\boldsymbol{r}_{\mathrm{pse}}\left(\boldsymbol{z}_{r_i}^{s},\boldsymbol{\chi}\right)=\left\|\boldsymbol{p}_{s}^{\mathrm{ECI}}-\boldsymbol{p}_{r_i}^{\mathrm{ECI}}\right\|+c\left(\boldsymbol{\zeta}_{s}^{\mathrm{T}}\delta\boldsymbol{t}-\Delta t^{s}\right)+T_{r_i}^{s}+\boldsymbol{I}_{r_i}^{s}-\boldsymbol{P}_{r_i}^{s} \tag{17}$$

2.2　多普勒速度因子

多普勒速度测量模型为[22]:

$$\boldsymbol{v}_i^{D}=\boldsymbol{h}_i^{D}\left(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_{i+1}\right)+\boldsymbol{w}_i^{D} \tag{18}$$

$$\boldsymbol{h}_i^{D}\left(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_{i+1}\right)=\begin{bmatrix}\dfrac{p_{i+1,x}-p_{i,x}}{\Delta t}\\ \dfrac{p_{i+1,y}-p_{i,y}}{\Delta t}\\ \dfrac{p_{i+1,z}-p_{i,z}}{\Delta t}\end{bmatrix} \tag{19}$$

式中,多普勒速度测量$\boldsymbol{v}_i^{D}$由多普勒频移构建的多普勒定速方程组计算得到[22];$\boldsymbol{w}_i^{D}$为速度测量值的噪声;$\boldsymbol{h}_i^{D}(x_i,x_{i+1})$表示关联第$i$时刻状态$x_i$和第$i+1$时刻状态$x_{i+1}$的多普勒速度测量方程;$\Delta t$为$i$时刻和$i+1$时刻之间的时间差。多普勒速度测量噪声的协方差可在求解多普勒定速方程组时分析获得,详见文献[22]。

多普勒速度测量的残差模型可以写为:

$$\boldsymbol{r}_{D}\left(\boldsymbol{z}_{i,D},\boldsymbol{\chi}\right)=\boldsymbol{v}_i^{D}-\boldsymbol{h}_i^{D}\left(x_i,x_{i+1}\right) \tag{20}$$

制定了GNSS伪距因子、多普勒速度因子和IMU因子后,就可以求解系统的最优状态集。最终系统的模型可以写为:

$$\begin{aligned}\boldsymbol{\chi}^{*}=\arg\min_{\boldsymbol{\chi}}\Big(&\left\|\boldsymbol{r}_p-\boldsymbol{H}_p\boldsymbol{\chi}\right\|^{2}+\\&\sum_{s\in A}\left\|\boldsymbol{r}_A\left(\boldsymbol{z}_{r,i}^{s},\boldsymbol{\chi}\right)\right\|_{\boldsymbol{\Sigma}_{r,i}^{s}}^{2}+\\&\sum_{i\in D}\left\|\boldsymbol{r}_D\left(\boldsymbol{z}_{i,D},\boldsymbol{\chi}\right)\right\|_{\boldsymbol{\Sigma}_{i,D}}^{2}+\\&\sum_{(i,j)\in B}\left\|\boldsymbol{r}_B\left(\boldsymbol{z}_{b_j}^{b_i},\boldsymbol{\chi}\right)\right\|_{\boldsymbol{\Sigma}_{b_j}^{b_i}}^{2}\Big)\end{aligned} \tag{21}$$

式中,$\{\boldsymbol{r}_p,\boldsymbol{H}_p\}$为系统状态的先验信息;$A$为滑窗内伪距测量值的集合;$\boldsymbol{\Sigma}_{r,i}^{s}$为与伪距测量值相对应的协方差矩阵;$D$为滑窗内多普勒速度测量值的集合;$\boldsymbol{\Sigma}_{i,D}$为与多普勒速度测量值相对应的协方差矩阵;$\boldsymbol{r}_B(\cdot)$为IMU预积分的残差函数;$B$为滑窗内IMU测量值的集合;$\boldsymbol{\Sigma}_{b_j}^{b_i}$为与IMU测量值$\boldsymbol{z}_{b_j}^{b_i}$对应的协方差矩阵。

3　基于FGO的M-INS/GNSS/VIO紧-松耦合系统

在松耦合融合方式和紧耦合融合方式的组合导航对比实验中,已经发现了紧耦合在GNSS信号不稳定的场景中更具高精度的定位优势,因此在进一步设计多传感器融合算法中,采用基于微机电系统惯性测量单元的惯性导航系统(micro-electro-mechanical system(MEMS IMU) inertial measurement unit (INS),M-IINS)与GNSS紧耦合的融合方式。为了提高系统的鲁棒性,又不引入过高的计算复杂度,且视觉VIO受初始化、距离和光照的影响大,容易引起定位不可靠,所以将VIO因子与M-INS/GNSS系统进行松耦合。基于FGO设计的M-INS/GNSS/VIO紧-松耦合导航系统因子图融合模型如图5所示。

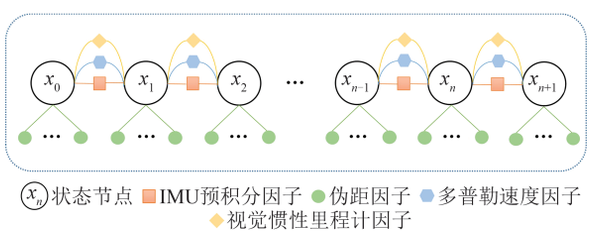


图5　M-INS/GNSS/VIO紧-松耦合导航系统因子图模型

Fig. 5　Factor Graph Model of M-INS/GNSS/VIO Tight-Loose Coupling Navigation System

系统中使用到的所有状态$\boldsymbol{\chi}$定义为:

$$\begin{cases}\boldsymbol{\chi}=\left[\boldsymbol{x}_0\cdots\boldsymbol{x}_i\cdots\boldsymbol{x}_n\right]\\ \boldsymbol{x}_i=\left[\boldsymbol{p}_i\ \boldsymbol{v}_i\ \boldsymbol{q}_i\ \boldsymbol{b}_a\ \boldsymbol{b}_w\ \delta\boldsymbol{t}\right],i\in[0,n]\\ \delta\boldsymbol{t}=\left[\delta t_{\mathrm{GPS}}\ \delta t_{\mathrm{BDS}}\right]\end{cases} \tag{22}$$

式中,$\boldsymbol{p}_i$、$\boldsymbol{v}_i$和$\boldsymbol{q}_i$分别是i时刻的位置、速度和方向;$\boldsymbol{b}_a$为加速度偏差;$\boldsymbol{b}_\omega$为陀螺仪偏差;$\delta\boldsymbol{t}$是时钟偏差,包含GPS的时钟偏差δt_{GPS}和BDS的时钟偏差δt_{BDS};n为滑动窗口的大小,本文将n设为10。

3.1　VIO

目前,VIO的主流算法有香港科技大学团队设计的适用于单目相机的VINSMono、双目相机的VINSFusion等算法[23]。在实验中接入适用于双目相机的VINSFusion算法输出的里程计数据。尽管本文主要研究内容不是VIO,但是为了完整性,在本节对其模型进行简要介绍。

视觉惯性导航系统(visual-INS,VINS)中使用到的所有状态$\boldsymbol{\chi}$定义为:

$$\begin{cases}\chi=\left[\boldsymbol{x}_0\cdots\boldsymbol{x}_i\cdots\boldsymbol{x}_n\ \rho_0\cdots\rho_j\cdots\rho_m\right]\\ \boldsymbol{x}_i=\left[\boldsymbol{p}_{b_i}^{w}\ \boldsymbol{v}_{b_i}^{w}\ \boldsymbol{q}_{b_i}^{w}\ \boldsymbol{b}_a\ \boldsymbol{b}_w\right],i\in[0,n]\end{cases}\tag{23}$$

式中,$\boldsymbol{p}_b^w$、$\boldsymbol{v}_b^w$和$\boldsymbol{q}_b^w$分别代表载体坐标系(b系)相对于局部世界坐标系(w系)的位置、速度和方向;ρ_j是第j个特征的反深度;m是窗口中特征点个数。

VINS的非线性最小二乘问题模型可以写成[24]:

$$\chi^*=\arg\min_{\chi}\left(\left\|\boldsymbol{r}_p-\boldsymbol{H}_p\chi\right\|^2+\sum_{(i,j)\in B}\left\|\boldsymbol{r}_B\left(\boldsymbol{z}_{b_j}^{b_i},\chi\right)\right\|^2_{\boldsymbol{\Sigma}_{b_j}^{b_i}}+\sum_{l\in C}\left\|\boldsymbol{r}_C\left(\boldsymbol{z}_l^{c_a},\chi\right)\right\|^2_{\boldsymbol{\Sigma}_l^{c_a}}\right)\tag{24}$$

式中,$\left\{\boldsymbol{r}_p,\boldsymbol{H}_p\right\}$为系统状态的先验信息;$\boldsymbol{r}_B(\cdot)$和$\boldsymbol{r}_C(\cdot)$分别为IMU预积分的残差函数和视觉特征重投影的残差函数;B为所有IMU测量值的集合;C是在滑动窗口中至少观察到两次的特征点的集合;M为滑窗内特征点总数,$l\in(1,M)$;$\boldsymbol{\Sigma}_l^{c_a}$是与相机测量值$\boldsymbol{z}_l^{c_a}$相对应的协方差矩阵;$\boldsymbol{\Sigma}_{b_j}^{b_i}$是与$\boldsymbol{z}_{b_j}^{b_i}$相对应的协方差矩阵。

3.2 VIO因子

VIO在较小范围内是准确的,因此利用i-1时刻到i时刻之间的VIO位置增量和姿态增量进行建模,得到增量的测量模型为[25]:

$$\begin{bmatrix}\boldsymbol{y}_{\delta R,i}\\ \boldsymbol{y}_{\Delta p,i}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\exp\left(\boldsymbol{n}_{\delta R,i}\right)\boldsymbol{R}_{i-1}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}_i\\ \boldsymbol{R}_{i-1}^{\mathrm{T}}\left(\boldsymbol{P}_i-\boldsymbol{P}_{i-1}\right)+\boldsymbol{n}_{\Delta p,i}\end{bmatrix}\tag{25}$$

式中,$\boldsymbol{y}_{i,V}=\left\{\boldsymbol{y}_{\delta R,i},\boldsymbol{y}_{\Delta p,i}\right\}$为视觉里程计姿态增量和位置增量的测量值;$\boldsymbol{R}_i$和$\boldsymbol{R}_{i-1}$为相邻时刻的姿态测量值;$\boldsymbol{P}_i$和$\boldsymbol{P}_{i-1}$为相邻时刻的位置测量值;$\boldsymbol{n}_{\delta R,i}$为姿态增量测量噪声;$\boldsymbol{n}_{\Delta p,i}$为位置增量测量噪声。它们的协方差通常是根据VIO的相对定位的精度设定,例如,本文将位置增量测量噪声各分量的标准差设定为位置增量的0.5%,姿态增量测量噪声各分量的标准差设置为姿态增量的0.1%。

VIO的因子残差模型可以写成:

$$\boldsymbol{r}_V\left(\boldsymbol{z}_{i,V},\chi\right)=\begin{bmatrix}\boldsymbol{r}_{\delta R,i}\\ \boldsymbol{r}_{\Delta p,i}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\lg\left(\boldsymbol{y}_{\delta R,i}-\boldsymbol{R}_{i-1}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}_i\right)\\ \boldsymbol{y}_{\Delta p,i}-\boldsymbol{R}_{i-1}^{\mathrm{T}}\left(\boldsymbol{P}_i-\boldsymbol{P}_{i-1}\right)\end{bmatrix}\tag{26}$$

在M-INS/GNSS系统中已经设计了GNSS伪距因子、多普勒速度因子和IMU预积分因子,此时再加上VIO因子,共同求解系统的最优状态集。最终系统的优化模型写为:

$$\chi^*=\arg\min_{\chi}\left(\left\|\boldsymbol{r}_p-\boldsymbol{H}_p\chi\right\|^2+\sum_{s\in A}\left\|\boldsymbol{r}_A\left(\boldsymbol{z}_{r,i}^{s},\chi\right)\right\|^2_{\boldsymbol{\Sigma}_{r,i}}+\sum_{i\in D}\left\|\boldsymbol{r}_D\left(\boldsymbol{z}_{i,D},\chi\right)\right\|^2_{\boldsymbol{\Sigma}_{i,D}}+\sum_{(i,j)\in B}\left\|\boldsymbol{r}_B\left(\boldsymbol{z}_{b_j}^{b_i},\chi\right)\right\|^2_{\boldsymbol{\Sigma}_{b_j}^{b_i}}+\sum_{i\in V}\left\|\boldsymbol{r}_V\left(\boldsymbol{z}_{i,V},\chi\right)\right\|^2_{\boldsymbol{\Sigma}_{i,V}}\right)\tag{27}$$

式中,$\boldsymbol{r}_V(\cdot)$是VIO因子的残差函数;V是所有视觉里程计位姿增量测量值的集合;$\boldsymbol{\Sigma}_{i,V}$是与测量值$\boldsymbol{z}_{i,V}$相对应的协方差矩阵。

3.3 时间对齐与外参标定

时空基准统一是多传感器融合定位的基础。本文测试设备没有硬件同步的条件,因此选择在软件层面进行时间同步,基本流程为:首先将所有测量数据的时间统一使用机器人操作系统(robot operating system,ROS)时间进行表示;然后以GNSS数据为基准对IMU数据和VIO数据进行线性插值对齐,以此实现时间同步。

算法中需要提前进行离线标定的传感器外参为GNSS接收机在IMU坐标系的位姿$\boldsymbol{A}$、相机坐标系在IMU坐标系中的位姿$\boldsymbol{B}$。前者可通过测量车架上传感器的安装定位孔间的距离得到,其标定结果为$\boldsymbol{A}=\left[0.45\ 0\ 0.04\right]^{\mathrm{T}}$;后者通过开源标定工具对IMU和相机进行联合标定获得,其标定结果为:

$$\boldsymbol{B}=\begin{bmatrix}0.023\,0 & -0.043\,9 & 0.998\,8 & 0.141\,9\\ -0.999\,7 & -0.012\,7 & 0.022\,4 & 0.034\,5\\ 0.011\,7 & -0.999\,0 & -0.044\,2 & 0.259\,5\\ 0 & 0 & 0 & 1\end{bmatrix}$$

融合算法会利用这些外参对各传感器的输出数据进行空间基准统一,以补偿臂杆所引发的误差。

3.4 系统初始化

因为VIO的坐标系是局部坐标系,所以在融合信息之前,需要与M-INS/GNSS系统进行初始化对齐。M-INS/GNSS系统与VIO的初始化对齐问题可以看成是一个位置轨迹对齐的问题。如图6所示,M-INS/GNSS系统的参考坐标系是ENU系(n系),VIO的坐标系是局部世界坐标系(w系),在数据融合前需计算出两个坐标系的变换矩阵$\boldsymbol{T}_w^n$。

在初始化阶段,同时保存一段时间内的M-INS/GNSS系统的位置信息和VIO的位置信息,通过Umeyama算法[26]计算出变换矩阵。将VIO数据转换到M-INS/GNSS系统参考坐标系(n系)上,根据VIO提供的信息制定VIO因子。

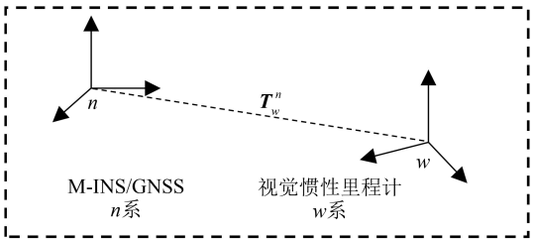


图 6　坐标系转换示意图

Fig. 6　Diagram of Coordinate Systems Transformation

本文采用的初始化方法相较于 GVINS 中介绍的方法[20]更为简单和便于实现,不需要采用多普勒频移和伪距进行复杂的计算。

4　不同深度信息融合实验及室内外一体化实验验证

实验平台是 Scout 四轮无人车,其配置的 IMU、GNSS 接收机、相机等传感器如图 7 所示;计算机为 Intel Nucnuc8beh,装配 Ubuntu 和 ROS 系统。为了进行实验分析,在室外使用千寻位置网络有限公司提供的载波相位差分技术(real time kinematic,RTK)数据并将其输入司南导航研制的接收机 M600mini-G 中,获得频率为 10 Hz 的厘米级定位,用作 M-INS/GNSS 组合导航测试的参考值。而在室内外一体化实验中,RTK 作为室外参考值,激光即时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping,SLAM)作为室内参考值,二者皆使用 Umeyama 算法[20]进行轨迹对齐。激光 SLAM 改编自开源激光 SLAM 算法 SC-LeGO-LOAM,使用室外 RTK 对其进行精度评估表明,激光 SLAM 在室外具有分米级的定位精度(均差约为 0.426 05 m,标准差约为 0.158 49 m;采用速腾聚创的 16 线激光雷达 RS-LiDAR-16)。本文的室内实验场景特征丰富,对激光 SLAM 精度更有保障。

4.1　M-INS/GNSS 系统定位性能的实验测试

此次实验将测试车辆绕学院楼运动一圈,再回到起始点。因为此段路程中存在 GNSS 信号消失、缺失单点定位(single point positioning,SPP)解的现象,所以为了更好地表现出 SPP 解缺失的情况,将 SPP 以散点的形式画出。实验中不仅对比了基于 FGO 的 M-INS/GNSS 松耦合和紧耦合系统,还对比了基于误差状态卡尔曼滤波(error state Kalman filtering, ESKF)算法的 M-INS/GNSS 松耦合系统,实验结果如图 8 所示。在这段路程中,使用紧耦合的融合方法比使用松耦合的融合方法具有更好的效果,尤其是在两个 GNSS 信号异常路段:第一个路段中 SPP 结果跳变很大;第二个路段中因为某个时刻可观测到的卫星数量少于 4 颗,无法计算出 GNSS SPP 解,所以松耦合的融合轨迹出现了间断性的中断。

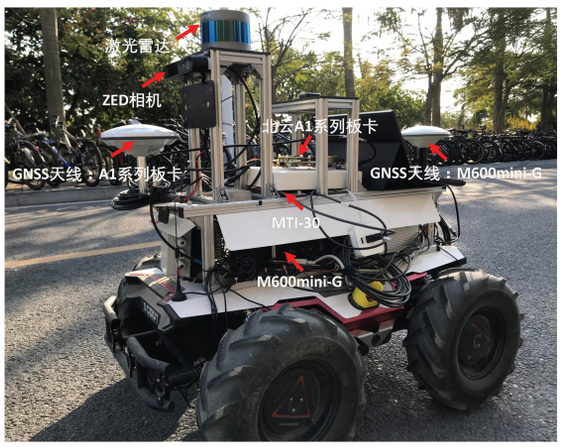


图 7　实验平台及传感器设置

Fig. 7　Experimental Platform and Sensor Settings

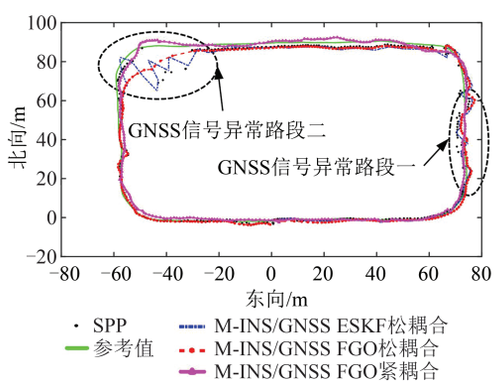


图 8　基于 FGO 紧耦合融合与松耦合融合的 M-INS/GNSS 组合导航定位轨迹对比图

Fig. 8　Comparison Diagram of M-INS /GNSS Integrated Navigation and Positioning Trajectory Based on FGO Tight Coupling Fusion and FGO Loose Coupling Fusion

在第二段 GNSS 信号异常路段中,存在属于同一卫星星座的卫星只有 3 颗的情况。因为紧耦合不需要至少 4 颗卫星也能够提供较好的定位轨迹,所以这段路程可以较好地体现出紧耦合融合方式的优势。只有 3 颗卫星无法校正时钟误差,就不能计算出较为准确的 SPP 解,从而导致松耦合的融合方式没有紧耦合融合方式的鲁棒性高。此外,还因为紧耦合没有松耦合组合导航存在的级联问题,紧耦合组合导航中处理了由于卫星分布和可用性引起的误差,所以在精度上紧耦合的融合方式效果会更好。

3 种融合系统各自的误差值如表 1 所示,在整段路程中,基于 ESKF 松耦合 M-INS/GNSS 系统

二维(2 dimensional, 2D)的平均值为2.53 m,均方根误差(root mean square error,RMSE)为3.81 m;基于FGO松耦合M-INS/GNSS系统2D的平均值为2.46 m,RMSE为3.52 m;基于FGO紧耦合M-INS/GNSS系统2D的平均值为1.82 m,RMSE为2.06 m。从误差值上看,松耦合的融合方法没有紧耦合的融合方法好,紧耦合的鲁棒性更高。

表1 M-INS/GNSS组合导航系统的误差值/m

Tab. 1 Error Values of M-INS/GNSS Integrated Navigation System/m

算法和融合方式	2D平均值	RMSE	最大值
ESKF松耦合	2.53	3.81	22.53
FGO松耦合	2.46	3.52	15.15
FGO紧耦合	1.82	2.06	5.05

4.2 针对地下车库入口路段的M-INS/GNSS系统导航定位对比实验

GNSS信号不稳定对组合导航系统定位精度影响较大,尤其是在靠近高楼的路段GNSS信号更易被高楼遮挡。为进一步证明在GNSS信号不稳定的场景下紧耦合导航系统的抗干扰性能更好,鲁棒性更高,此次实验将测试车辆驶入地下车库,在驶入地下车库的过程中,GNSS信号受到了高楼遮挡的影响,SPP解波动大,如图9中黑色点所示。

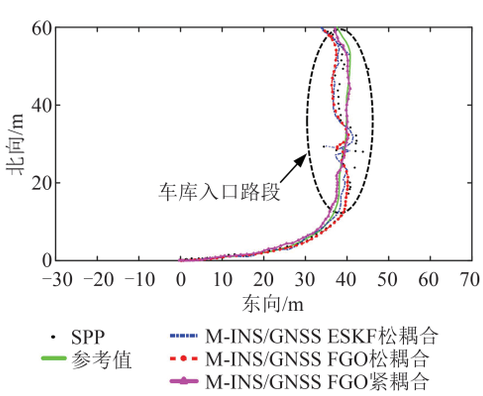


图9 地下车库入口路段的定位轨迹对比图

Fig. 9 Comparison of Location Track of Underground Garage Entrance Section

从图9中可以看出,各种算法在面对SPP噪声较大的情况都能够起到优化作用,尤其是基于FGO紧耦合M-INS/GNSS系统的鲁棒性更高。

3种融合系统各自的误差值如表2所示,在整段路程中,基于ESKF松耦合M-INS/GNSS系统的2D平均值为1.68 m,RMSE为2.17 m;基于FGO松耦合M-INS/GNSS系统的2D平均值为1.59 m,RMSE为2.03 m;基于FGO紧耦合M-INS/GNSS系统的2D平均值为0.79 m,RMSE为0.91 m。

表2 地下车库入口路段M-INS/GNSS组合导航系统的误差值/m

Tab. 2 Error Values of M-INS /GNSS Integrated Navigation System for Underground Garage Entrance Section/m

算法和融合方式	2D平均值	RMSE	最大值
ESKF松耦合	1.68	2.17	8.77
FGO松耦合	1.59	2.03	4.46
FGO紧耦合	0.79	0.91	1.67

4.3 室内外一体化实验

此次实验中,无人平台开始在地面,然后从车库穿过,在即将进入车库入口时卫星信号受到高楼遮挡,信号消失,直到出了车库,经过一段时间的重连接,GNSS接收机重新搜索到信号。由于GNSS信号中断,系统中仅有MEMS IMU在工作,M-INS/GNSS组合导航系统就会退化成M-INS导航系统,如图10所示,定位轨迹发生极大漂移。

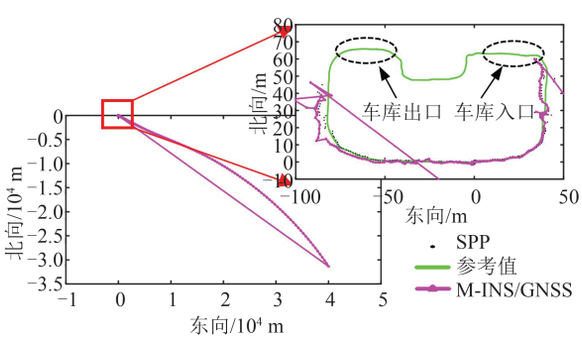


图10 M-INS/GNSS系统在室内外一体化实验中的定位轨迹图

Fig. 10 Positioning Trajectory of M-INS/GNSS System in Indoor and Outdoor Integration Experiment

为了实现室内外一体化定位,设计接入VIO的M-INS/GNSS因子图多源融合算法,在车库缺少GNSS信息时依靠VIO进行定位。实验结果如图11所示,VINS是用香港科技大学团队设计的适用于双目相机的VINS-Fusion算法跑出的定位结果。

M-INS/GNSS/VIO系统与VINS的误差值如表3所示。在这段轨迹中,基于FGO的M-INS/GNSS/VIO系统在东向上的平均值为0.81 m,北向上的平均值为0.62 m,东向上的RMSE为1.01 m,北向上的RMSE为0.80 m。基于ESKF

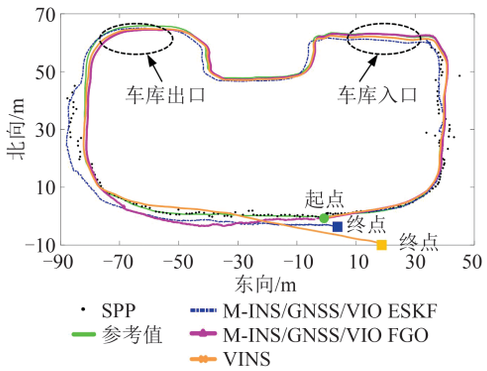


图 11　室内外导航定位一体化定位轨迹图

Fig. 11　Indoor and Outdoor Navigation and Positioning Integrated Positioning Track

的 M-INS/GNSS/VIO 系统在东向上的平均值为 1.76 m,北向上的平均值为 1.37 m,东向上的 RMSE 为 2.33 m,北向上的 RMSE 为 1.73 m。VINS 在东向上的平均值为 2.28 m,北向上的平均值为 1.56 m,东向上的 RMSE 为 5.94 m,北向上的 RMSE 为 2.76 m。

表 3　M-INS/GNSS/VIO 系统与 VINS 的误差值/m

Tab. 3　Error Between M-INS/GNSS/VIO System and VINS/m

系统	平均值		RMSE	
	东向	北向	东向	北向
基于 FGO 的系统	0.81	0.62	1.01	0.80
基于 ESKF 的系统	1.76	1.37	2.33	1.73
VINS 系统	2.28	1.56	5.94	2.76

FGO 常常因为计算耗时而被放弃使用,转而使用计算速度快的基于滤波的方法。为了对比基于 FGO 的 M-INS/GNSS/VIO 系统和基于 ESKF 的 M-INS/GNSS/VIO 系统各自的耗时,实验中分别记录了基于 FGO 和基于 ESKF 的 M-INS/GNSS/VIO 系统的求解时间,基于 FGO 的系统求解时间为 19～37 ms,基于 ESKF 的系统求解时间约 1 ms,本文中建立的因子图系统并没有消耗很大的计算资源,虽然计算时间上与基于 ESKF 系统的计算时间相差较大,但可以满足实时性要求。

基于 FGO 的 M-INS/GNSS/VIO 系统耗时小的主要原因是使用了滑动窗口。如果没有使用滑动窗口,每次计算时都将把历史数据进行重复计算,而本文将滑动窗口的窗口大小设置成 10,因此每次进行因子图构建的历史数据不会随着时间大量累积,也就不会造成计算负担。

5　结　语

本文分别基于 FGO 建立了 M-INS/GNSS 松耦合和紧耦合的导航定位系统,并与基于 ESKF 的 M-INS/GNSS 松耦合导航定位系统进行了实验对比。实验结果表明,基于 FGO 的 M-INS/GNSS 松耦合系统的精度、鲁棒性略好于基于 ESKF 的 M-INS/GNSS 松耦合系统;基于 FGO 的 M-INS/GNSS 紧耦合系统在精度上比松耦合的 M-INS/GNSS 系统更具优势,而且在卫星信号不稳定的状态下优势更为突出。在无法观测到 4 颗以上可用卫星而导致无法获得一个可靠的 SPP 解时,基于松耦合的系统无法融入一个良好的 GNSS 测量信息,而紧耦合系统能够持续工作。因此,基于 FGO 的 M-INS/GNSS 紧耦合系统有效降低了 GNSS 信号不稳定对系统造成的影响,具有更高的鲁棒性和抗干扰性。

本文是在基于 M-INS/GNSS 紧耦合的因子图融合定位系统的基础上以松耦合的方式插入里程计因子,因此使得系统可以根据实际需求灵活选择接入的里程计类型,该里程计不仅可以是 VIO,还可以是激光里程计、视觉里程计或者轮式里程计,通过将 M-INS、GNSS 与 VIO 紧-松耦合,实现了室内外一体化定位,该系统不会因为某一种传感器出现失效或者无数据传输就无法工作。实验中,从空旷的室外进入室内车库,GNSS 信号出现不稳定和丢失时,导航系统也能正常工作。VINS 定位解即便出现漂移,系统还具备正常定位功能,只是此时系统的定位解精度会受 VIO 漂移的较小影响。由此可见,接入 VIO 的 M-INS/GNSS 因子图多源融合算法可降低 GNSS 信号缺失对系统造成的影响,获得了更好的定位精度;通过采用滑动窗口,实时性问题也得到了很好的解决。其中,更高精度、更灵活的初始方法将进一步研究和验证。

参　考　文　献

[1] Winkelmaier G, Battulwar R, Khoshdeli M, et al. Topographically Guided UAV for Identifying Tension Cracks Using Image-Based Analytics in Open-Pit Mines [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 68(6): 5415-5424.

[2] Ribeiro R G, Junior J R C, Cota L P, et al. Unmanned Aerial Vehicle Location Routing Problem with Charging Stations for Belt Conveyor Inspection System in the Mining Industry [J]. *IEEE Transac-*

tions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 21(10): 4186-4195.

[3] Erdelj M, Natalizio E, Chowdhury K R, et al. Help from the Sky: Leveraging UAVs for Disaster Management[J]. *IEEE Pervasive Computing*, 2017, 16(1): 24-32.

[4] Braverman A. Unmanned Aerial Systems (UAS) in Urban Search and Rescue-Methodology, Capacity Development, and Integration[J]. *Journal of Emergency Management*, 2021, 19(1): 33-38.

[5] Du Xueyu, Wang Maosong, Cui Jiarui, et al. A High Accuracy Kalman Filtering Algorithm for Vehicle Self-contained Integrated Navigation[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2021, 29(1): 55-61. (杜学禹,王茂松,崔加瑞,等. 一种高精度自主式组合导航系统滤波算法[J]. 中国惯性技术学报, 2021, 29(1): 55-61.)

[6] Long Teng, Mu Rongjun, Su Bingzhi, et al. Research on Dual-Antenna GPS/MEMS-INS Deeply-Integrated Navigation Approach[J]. *Journal of Astronautics*, 2021,42(1):92-102. (龙腾,穆荣军,苏炳志,等. 双天线GPS/MEMS-INS深组合导航方法研究[J]. 宇航学报,2021,42(1):92-102.)

[7] Deng Yue, Yu Jiang, Guo Wenfei, et al. Modeling and Accuracy Analysis of TOA/AOD Based 5G/SINS Integrated Navigation in Case of Signal Blockage[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022,47(7):1133-1139. (邓玥,余江,郭文飞,等. 信号遮挡环境下融合TOA/AOD的5G/SINS组合导航算法模型与精度分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2022,47(7):1133-1139.)

[8] Reisdorf P, Pfeier T, Breler J, et al. The Problem of Comparable GNSS Results: An Approach for a Uniform Dataset with Low-Cost and Reference Data[C]//The 5th International Conference on Advances in Vehicular Systems, Technologies and Applications, Barcelona, Spain, 2016.

[9] Zhang Xiaohong, Tao Xianlu, Wang Yingzhe, et al. MEMS-Enhanced Smartphone GNSS High-Precision Positioning for Vehicular Navigation in Urban Conditions[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(10): 1740-1749. (张小红,陶贤露,王颖喆,等. 城市场景智能手机GNSS/MEMS融合车载高精度定位[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2022,47(10):1740-1749.)

[10] Nagui N, Attallah O, Zaghloul M S, et al. Improved GPS/IMU Loosely Coupled Integration Scheme Using Two Kalman Filter-Based Cascaded Stages[J]. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2021, 46(2): 1345-1367.

[11] Simanek J, Reinstein M, Kubelka V. Evaluation of the EKF-Based Estimation Architectures for Data Fusion in Mobile Robots[J]. *IEEE Transactions on Mechatronics*, 2015, 20(2): 985-990.

[12] Lange D, Rocadenbosch F, Tiana-Alsina J, et al. Atmospheric Boundary Layer Height Estimation Using a Kalman Filter and a Frequency-Modulated Continuous-Wave Radar[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(6): 3338-3349.

[13] Cot L D, Lozi R. Assessing the Security of Subsampling Process Using Modified EKF and Nonlinear Least Squares Methods[C]//The 7th International Conference for Internet Technology and Secured Transactions, London, UK, 2012.

[14] Lou Yidong, Wang Yusheng, Tu Zhiyong, et al. Real Time Localization and Mapping Integrating Multiple Prism LiDARs/IMU/RTK on Railway Locomotive[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021,46(12):1802-1807. (楼益栋,王昱升,涂智勇,等. 融合多棱镜式雷达/IMU/RTK的轨道车辆高精度实时定位与建图[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2021,46(12):1802-1807.)

[15] Groves P D. Principles of GNSS, Inertial, and Multisensor Integrated Navigation Systems[J]. *Industrial Robot*, 2013, 67(3): 191-192.

[16] Wen W, Kan Y C, Hsu L T. Performance Comparison of GNSS/INS Integrations Based on EKF and Factor Graph Optimization[C]//The 32nd International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation, Miami, USA, 2019.

[17] Li W, Cui X W, Lu M Q. A Robust Graph Optimization Realization of Tightly Coupled GNSS/INS Integrated Navigation System for Urban Vehicles[J]. *Tsinghua Science and Technology*, 2018, 23(6): 724-732.

[18] Cui Xiaozhen, Zhou Qi, Wu Dongjie, et al. Design and Experimental Analysis of INS/GNSS Integrated Navigation System with Odometer[J]. *Aeronautical Science & Technology*, 2022, 33(2): 84-89. (崔晓珍, 周琪, 武东杰, 等. 可融合里程计的INS/GNSS组合导航系统设计与试验分析[J]. 航空科学技术, 2022, 33(2): 84-89.)

[19] Yu Y, Gao W, Liu C, et al. A GPS-Aided Omnidirectional Visual-Inertial State Estimator in Ubiquitous Environments[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Macau, China, 2019.

[20] Cao S, Lu X, Shen S. GVINS: Tightly Coupled GNSS-Visual-Inertial Fusion for Smooth and Consistent State Estimation[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2022(1): 1-18.

[21] 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.

[22] Wen W, Hsu LT. Towards Robust GNSS Positioning and Real-Time Kinematic Using Factor Graph Optimization[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, Xi'an, China, 2021.

[23] Tong Q, Shen S. Online Temporal Calibration for Monocular Visual-Inertial Systems[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots & Systems, Madrid, Spain, 2018.

[24] Qin T, Li P L, Shen S J. VINS-Mono: A Robust and Versatile Monocular Visual-Inertial State Estimator[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2018, 34(4): 1004-1020.

[25] Wen W, Bai X, Zhang G, et al. Multi-agent Collaborative GNSS/Camera/INS Integration Aided by Inter-ranging for Vehicular Navigation in Urban Areas [J]. *IEEE Access*, 2020(8): 124323-124338.

[26] Umeyama S. Least-Squares Estimation of Transformation Parameters Between Two Point Patterns[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, 13(4): 376-380.