

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2022.03.008

基于图优化的惯性/地磁/激光雷达复合定位技术研究

赵雨楠, 季阳, 郭元江, 李昂, 赵豪

(北京自动化控制设备研究所, 北京 100074)

摘要:为解决卫星失锁条件下车辆的高精度、高可靠性定位问题,结合惯性导航、运动约束、地磁匹配、激光点云匹配方法的优势,提出了一种基于图优化的惯性/地磁/激光雷达复合定位方案。首先,采用因子图优化算法,实现惯导预积分信息、运动约束信息、地磁匹配信息、激光雷达点云匹配信息的异步多源信息融合。然后,在点云匹配失效时,惯性/运动约束/地磁可以实现精度保持,为点云匹配提供持续可用的先验信息,以避免点云匹配一旦失效后由于先验位姿发散再难匹配的问题。最后,搭建试验平台完成跑车试验。试验结果表明,该方案可以实现车辆的高精度、高可靠性定位,点云匹配有效定位精度为1.24m(max),均方根为0.48m,在因点云地图缺失而造成匹配失效时,惯性/运动约束/地磁可实现定位精度保持在10.29m(max)。

关键词:激光雷达点云匹配;惯导;地磁匹配;图优化

中图分类号:V249

文献标志码:A

文章编号:2095-8110(2022)03-0064-06

Research on Inertial/Geomagnetic/LiDAR Integrated Positioning Technology Based on Graph Optimization

ZHAO Yu-nan, JI Yang, GUO Yuan-jiang, LI Ang, ZHAO Hao

(Beijing Institute of Automatic Control Equipment, Beijing 100074, China)

Abstract: In order to solve the problem of high-precision positioning of vehicles under the condition of satellite lock-out, based on the complementary advantages of inertial navigation, motion constraints, geomagnetic matching and LiDAR point cloud matching methods, a novel inertial/geomagnetic/LiDAR integrated positioning scheme using graph optimization is proposed. Firstly, the factor graph optimization algorithm is used to realize the integration of asynchronous multi-source information, including inertial pre-integration information, motion constraint information, geomagnetic matching information and LiDAR point cloud matching information. Then, in the case of invalid point cloud matching, inertial/motion constraint/geomagnetic navigation can achieve accuracy maintenance, so as to provide continuously available prior information for point cloud matching, which can avoid the rematch problem for LiDAR in this case. Finally, a test platform is built to complete vehicle road tests. The results show that the proposed scheme can achieve high precision and high reliability navigation. The positioning accuracy of point cloud matching method is 1.24m(max), the root-mean-square is 0.48m, and the positioning accuracy of inertial/motion constraint/geomagnetic navigation method is 10.29m(max) when the point cloud matching fails for short of point cloud map.

Key words: LiDAR point cloud matching; Inertial navigation; Geomagnetic matching; Graph optimization

收稿日期:2022-02-20;修订日期:2022-03-22

作者简介:赵雨楠(1994-),女,工程师,主要从事惯性导航、组合导航方面的研究。

0 引言

自动驾驶技术的不断发展对车辆定位导航的精度与可靠性提出了更高的要求^[1],复杂环境下的米级定位已成为车辆安全行驶的前提。

目前,自动驾驶的主流是基于多源信息融合的定位方法。动态实时差分全球定位系统(Real-Time Kinematic difference Global Positioning System, RTK-GPS)技术是目前自动驾驶中重要的定位手段之一,在空旷无遮挡的区域能够实现对车辆的米级甚至更高精度的定位,但其局限性在于城市路况复杂、建筑物或隧道遮挡信号、信号多径效应等因素的影响,会出现精度下降甚至失锁的情况^[2]。惯性导航系统(Inertial Navigation System, INS)以其自主性、连续性和全导航参量的优点在各类车辆中应用广泛,但是 INS 的定位误差随时间累积,必须引入其他辅助手段对其进行校正。地磁匹配方法不依赖高品质的位姿先验信息,即可实现十米级定位,其误差不累积,是一种有效的修正手段^[3-4]。激光雷达点云匹配定位技术的定位精度可达亚米级,是自动驾驶领域的主流定位方法之一。然而,这种匹配对先验位姿信息品质要求较高,一方面点云匹配采用非线性优化方法,若无先验易陷入局部最优;另一方面点云特征数据量大、难以快速遍历,因此,若

无先验位姿信息,该方法难以在大范围环境中准确确定位置,且在类几何环境中易失效^[5-6]。

自动驾驶主流的导航方案为卫星/惯性/激光雷达匹配组合方案,在卫星拒止条件下,仅依靠惯性/激光雷达组合,难以适应点云匹配失效的情况,存在点云匹配一旦失效,先验位姿信息会快速发散,导致后面再难匹配上的问题。

因此,为了解决卫星失锁条件下卫星/惯性/激光雷达匹配组合方案在点云匹配失效后难以恢复的问题,本文在该方案的基础上,引入地磁匹配与运动约束信息,提出了一种基于图优化的惯性/地磁/激光雷达复合定位方案。在卫星拒止环境下,在点云正常匹配时,实现米级定位精度;在点云匹配失效时,依靠惯性/运动约束/地磁匹配实现高精度保持。一方面继续为车辆提供高精度、高可靠的位置信息,另一方面为点云再次匹配提供良好的先验。

1 惯性/地磁/激光雷达复合定位方案

在卫星拒止条件下,针对卫星/惯性/激光雷达匹配组合方案的精度、可靠性有限的问题,本文设计了基于图优化的惯性/运动约束/地磁/激光雷达复合定位方案,如图 1 所示。

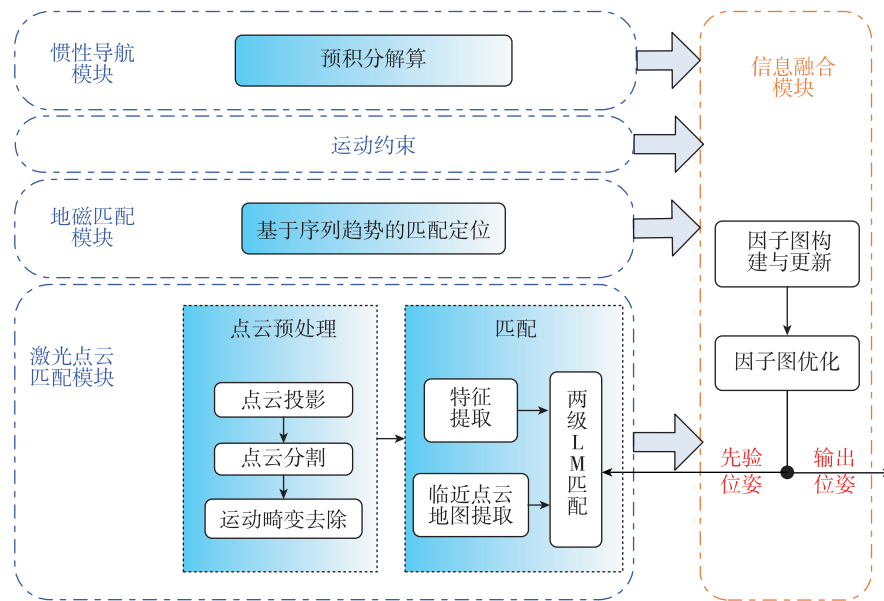


图 1 基于图优化的惯性/地磁/激光雷达复合定位方案

Fig. 1 Scheme of inertial/geomagnetic/LiDAR integrated positioning based on graph optimization

本文方案主要包括惯性导航、地磁匹配、激光点云匹配、运动约束、信息融合 5 个模块组成。惯性导航模块完成预积分解算,结合侧向零速约束,抑制误差发散速度;在此基础上,引入地磁匹配模块,完成基于序列趋势的匹配定位,为激光雷达点云匹配提供持续可用的先验信息;激光雷达点云匹配模块完成点云预处理与匹配,可以得到米级定位信息;在信息融合模块完成惯导、运动约束、地磁、激光雷达信息的融合。通过增加运动约束与地磁匹配,提升了点云匹配失效时的精度保持能力,其中地磁匹配虽然匹配率有限,但是一旦完成匹配,可以进行绝对位置修正,有效延长对点云匹配失效的最大容忍距离。

1.1 惯性导航模块

惯性导航模块主要完成预积分解算^[7-9]。惯性测量单元可自主高频率测量运动信息,一般输出频率为数百赫兹,远超过导航系统的输出频率。因此,将惯性测量值在载体系下直接进行预积分,预积分结果用于后续信息融合模块。

$$\begin{cases} P_{t_{i+1}} = P_{t_i} + (t_{i+1} - t_i)V_{t_i}^n + \\ \quad \frac{1}{2}(t_{i+1} - t_i)^2 g^n + C_{bt_i}^n \Delta P_{bt_{i+1}}^{bt_i} \\ V_{t_{i+1}} = V_{t_i} + (t_{i+1} - t_i)g^n + C_{bt_i}^n \Delta V_{bt_{i+1}}^{bt_i} \\ \phi_{t_{i+1}} = \phi_{t_i} + C_{bt_i}^n \Delta \phi_{bt_{i+1}}^{bt_i} \end{cases} \quad (1)$$

其中, P_{t_i} 、 V_{t_i} 与 ϕ_{t_i} 分别为 t_i 时刻的位置、速度与姿态; $C_{bt_i}^n$ 为姿态转换矩阵,变化量为

$$\begin{cases} \Delta P_{bt_{i+1}}^{bt_i} = \int_{t_i}^{t_{i+1}} C_{bt_i}^{bt_i} (f^b(t) - \nabla) dt^2 \\ \Delta V_{bt_{i+1}}^{bt_i} = \int_{t_i}^{t_{i+1}} C_{bt_i}^{bt_i} (f^b(t) - \nabla) dt \\ \Delta \phi_{bt_{i+1}}^{bt_i} = \int_{t_i}^{t_{i+1}} E_{bt_i}^{bt_i} (\omega_{ib}^b(t) - \varepsilon) dt \end{cases} \quad (2)$$

其中, $C_{bt_i}^{bt_i}$ 为当前时刻到 t_i 时刻的载体姿态转换矩阵; $E_{bt_i}^{bt_i}$ 为当前时刻到 t_i 时刻的欧拉角速率矩阵; $f^b(t)$ 、 $\omega_{ib}^b(t)$ 为惯导的加表与陀螺测量值。

1.2 地磁匹配模块

地磁匹配模块采用基于序列趋势的匹配定位方案,如图 2 所示,主要通过一维有限空间的地磁匹配技术实现 10m 级导航精度。

一方面,建立的地磁基准库为沿道路轨迹的一维地磁强度参考点,相较于传统的二维地磁地图存储量小、空间分辨率高;另一方面,基于地磁异常特

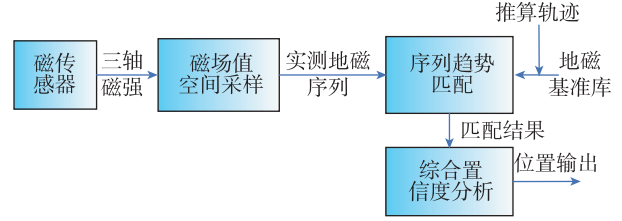


图 2 基于序列趋势的匹配定位方案

Fig. 2 Scheme of geomagnetic matching based on series trend

征序列,将实时采集的序列与地磁基准库中的序列进行相似度计算,如式(3),完成趋势匹配,并采用综合置信度分析方法,提升地磁匹配准确性。

$$J = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (H_m(i) - H_r(i))^2 \quad (3)$$

式中, $H_m(i)$ 为采集的地磁序列; $H_r(i)$ 为地磁基准库中的序列,序列长度为 L 。

1.3 激光雷达高精点云匹配模块

考虑到激光雷达采集点云的数据量大,如果直接采用非线性最小二乘方法,会带来迭代次数多、运算量大等问题。因此,本文设计了一种基于线面特征的两级 LM 匹配算法,在保证匹配精度的同时,可以大幅提升匹配的实时性。

1) 特征提取

为了避免直接对大量的点云数据进行匹配计算,同时减小点云分布对后续匹配定位的影响,对点云信息进行特征提取,并等量筛选不同方向的特征。

首先,根据环境中物体的特点,将特征分为线特征与面特征。根据点云 $point_i$ 与其临近点 $point_j$ ($j \neq i$) 的关系,对 $point_i$ 的曲率进行提取。

$$c_i = \left\| \sum_{j \in S, j \neq i} \frac{(r_j - r_i)}{\|r_j - r_i\|} \right\|^2 \quad (4)$$

式中, r_i 、 r_j 分别为激光雷达到 $point_i$ 与 $point_j$ 的距离; S 为 $point_j$ 的集合,为 $point_i$ 的同线相邻点云。当 c_i 大于门限 1,则认为其为线特征;当 c_i 小于门限 2,则认为其为面特征。

其次,将 360° 的视角分割为六部分,在每个方向分别选择等量的最优线特征与面特征,作为后续进行匹配的特征。

2) 两级 LM 匹配

考虑到不同方向的位置、姿态信息的收敛速度不同,根据所提取特征的特点,设计了一种两级 LM 匹配方案,如图 3 所示。一方面可以降低迭代

次数,提升匹配实时性;另一方面,考虑到激光雷达线数限制,俯仰角、高度精度有限,两级 LM 匹配方案更便于拓展辅助信息源的水平姿态与高度信息的辅助。

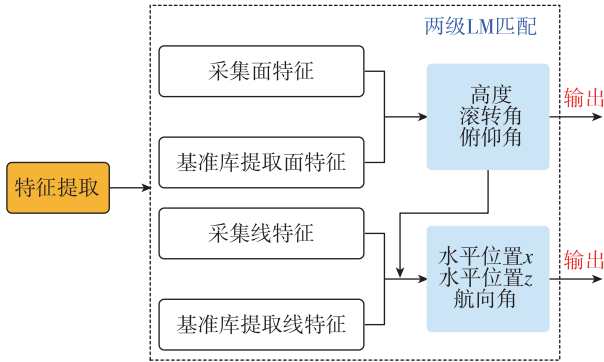


图 3 两级 LM 匹配方案

Fig. 3 Scheme of two-stage LM point cloud matching

1.4 信息融合模块

考虑到传感信息的多源性与异步特征,以及兼容低精度惯导的非线性误差特性,传统的基于线性高斯的拓展卡尔曼滤波(Extended State Kalman Filter, ESKF)信息融合方法难以满足需求^[10]。因此,搭建更为灵活的基于因子图优化的信息融合架构。信息融合的核心是因子图构建与因子图优化^[11-13]。

1) 因子图构建

因子图构建主要是因子图的节点与因子配置。节点是待求解的导航信息,本方案采用 t_i 时刻的位置与姿态为节点 x_i ; 因子表示节点间的空间约束,本方案的因子包括惯导预积分因子、地磁匹配因子、运动约束因子与激光雷达匹配因子。惯性/地磁/激光雷达复合定位方案的因子图如图 4 所示。

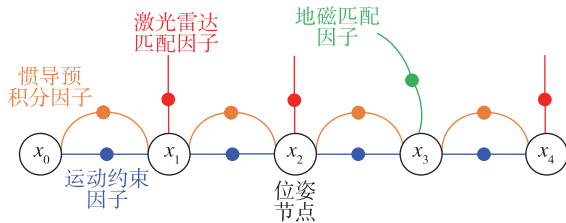


图 4 惯性/地磁/激光雷达复合定位方案的因子图示意

Fig. 4 Factor graph of inertial/geomagnetic/LiDAR integrated positioning scheme

a) 惯导预积分因子

惯导预积分因子与前后 2 个节点相关,其误差函数可以写作

$$f_{\text{INS}}^x(x_i, x_{i+1}) = L_{i,i+1}^x(x_{i+1} - h_{\text{INS}}(x_i, z_i^{\text{INS}})) \quad (5)$$

式中, z_i^{INS} 为惯导预积分得到的位置与姿态信息,可根据式(1)与式(2)确定; $h_{\text{INS}}(x_i, z_i^{\text{INS}})$ 也可相应确定。 $L(\cdot)$ 对于高斯噪声分布,定义为平方马氏距离,即 $L[e_i] = e_i^T \Sigma^{-1} e_i$,通常 Σ 取量测噪声方差阵 R 。

b) 运动约束因子

车辆行驶时,侧向速度理应为 0,以此运动约束建立相对应的因子,即

$$\begin{bmatrix} \Delta V_x^{bt_i} \\ \Delta V_y^{bt_i} \\ \Delta V_z^{bt_i} \end{bmatrix} = \mathbf{C}_n^{bt_i} \begin{pmatrix} x p_{i+1} - x p_i \\ t_{i+1} - t_i \end{pmatrix} - \begin{bmatrix} V_{ti}^b \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

运动约束因子为 $e_i = [\Delta V_y^{bt_i} \quad \Delta V_z^{bt_i}]^T$,其误差函数可以写作

$$f_{\text{MOVE}}^x(x_i, x_{i+1}) = L_{i,i+1}^x(e_i) \quad (7)$$

c) 地磁匹配因子

地磁匹配模块有效时,可得到对应时刻的位置信息,并将其等效为最近节点的位置 z_i^{MAG} 。据此,地磁匹配因子仅与某一个节点相关,其误差函数可以写作

$$f_{\text{MAG}}^x(x p_i) = L_i^x(x p_i - h_{\text{MAG}}(z_i^{\text{MAG}})) \quad (8)$$

式中, $h_{\text{MAG}}(z_i^{\text{MAG}})$ 即可根据地磁匹配得到的位置信息确定; $x p_i$ 为节点 x_i 中的位置。

d) 激光雷达匹配因子

激光雷达匹配成功后,可以得到对应时刻的姿态与位置信息,并将其等效为最近节点的信息 z_i^{LIDAR} 。据此,激光雷达匹配因子仅与某一个节点相关,其误差函数可以写作

$$f_{\text{LIDAR}}^x(x_i) = L_i^x(x_i - h_{\text{LIDAR}}(z_i^{\text{LIDAR}})) \quad (9)$$

式中, $h_{\text{LIDAR}}(z_i^{\text{LIDAR}})$ 即可根据激光雷达匹配得到的姿态与位置信息确定。

2) 因子图优化

完成惯性/地磁/激光雷达复合定位方案的节点与因子配置后,需要根据该系统的节点与因子构造优化的目标函数,并推导雅可比矩阵,以最终完成优化。第 i 个节点 x_i 优化的目标函数 $F(x_i)$ 可分为 4 个部分

$$\min F(x_i) = f_{\text{INS}}^x(x_i, x_{i+1}) + f_{\text{MAG}}^x(x p_i) + f_{\text{MOVE}}^x(x_i, x_{i+1}) + f_{\text{LIDAR}}^x(x_i) \quad (10)$$

至此,可采用 Gauss-Newton 法或 Levenberg-Marquardt 法求解式(10),重复迭代修正节点 x_i ,直到目标函数取最小值,此时节点得到优化调整,可以估计出车辆的位置与姿态信息。在构造式(10)时,可根据该节点是否有对应因子灵活增减目标函数,易于融合异步多源的信息。

2 试验结果与分析

2.1 试验条件

为了验证算法的有效性,搭建惯性/地磁/激光雷达试验平台,完成跑车试验(图5)。跑车采用某型号INS,陀螺零偏为 $0.01(^{\circ})/h$,加表零偏为 $30\mu g$;地磁传感器选用PNI公司的TCM-XB三轴磁强计,重复性 $0.1\mu T$;激光雷达采用速腾聚创RS-LiDAR-16。试验以某高精度惯导/千寻卫星组合导航系统的输出为基准。在北京市丰台区长青路进行验证,全程约7km,耗时10min,平均速度约40km/h,整段路程路况复杂,包括直行路段、十字路口、丁字路口等,跑车轨迹如图6所示。

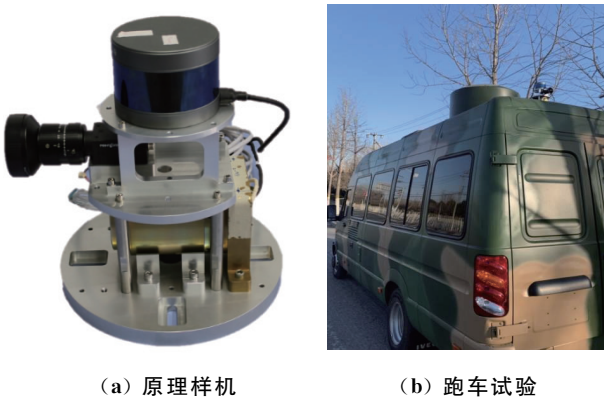


图5 试验条件
Fig. 5 Test conditions

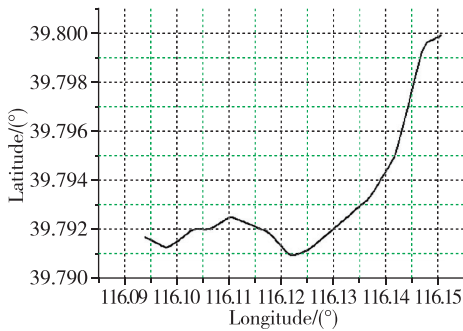


图6 定位轨迹曲线
Fig. 6 Positioning trajectory curve

2.2 试验结果

1)精度验证

图7所示为跑车的位置误差曲线,可以看出,采用了基于图优化的惯性/地磁/激光雷达复合定位技术,定位误差均方根为 $0.48m$,最大值为 $1.24m$ 。其中需要说明的是,由于试验样机输出的信息与基

准信息采样周期不一致,所以在车辆高速行驶时两者信息不同步,于是出现误差曲线的毛刺噪声。

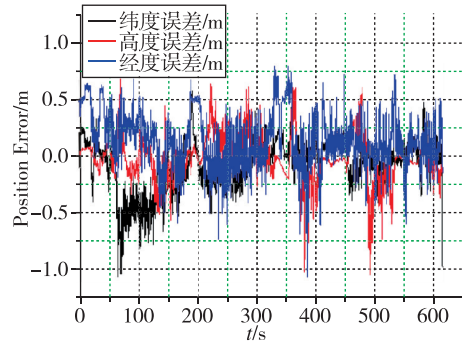


图7 定位误差曲线
Fig. 7 Positioning errors

2)可靠性验证

考虑到高精度基准点云地图的覆盖性,在实际中可能存在部分路段缺乏点云地图的情况(图8),因此,去掉部分路段的点云地图再次进行试验。

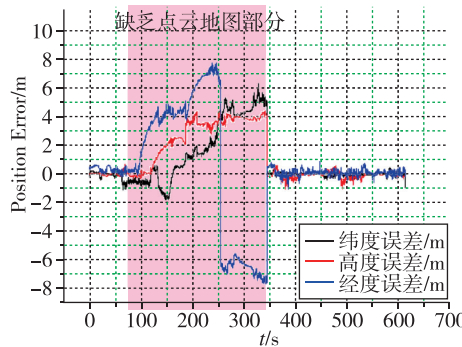


图8 定位误差曲线(部分路段缺乏点云地图)
Fig. 8 Positioning errors (without point cloud map of some roads)

根据图8可以看出,在行驶 $97\sim 343s$ 期间,点云地图缺失,点云匹配失效,惯性/运动约束/地磁可以完成精度保持,定位误差均方根为 $6.48m$,最大值为 $10.29m$;当成功加载可用的点云地图时($343s$ 后),可以顺利完成点云匹配,定位误差均方根为 $0.48m$,最大值为 $1.19m$ 。这表明,本文提出的方案可以避免卫星拒止环境下,卫星/惯性/激光雷达点云匹配方法存在的点云匹配一旦失效后再难匹配上的问题,具有较好的鲁棒性与可靠性。

3 结论

1)为了解决卫星失锁条件下车辆的高精度定位问题,本文基于惯性导航、运动约束、激光点云匹配方法的互补优势,引入地磁匹配,设计了一种基

于图优化的惯性/地磁/激光雷达复合定位方案。

2) 试验结果表明, 本文提出的复合定位方案具有高精度、高可靠性的优点。一方面, 在卫星拒止条件下, 本文提出的方案定位精度可达 0.48m (RMS), 为车辆自动驾驶提供良好的定位信息; 另一方面, 在点云匹配失效时, 惯性/运动约束/地磁可以完成精度保持, 为后续点云匹配提供持续可用的先验信息, 直到下次点云匹配成功。

3) 后续, 还需要对本文所提出的方案进行复杂场景下的试验验证, 尤其是高速公路等特征少、几何相似的场景, 以验证环境特征对导航精度的影响。

参考文献

- [1] Kato S, Tokunaga S, Maruyama Y, et al. Autoware on board: enabling autonomous vehicles with embedded systems[C]// Proceedings of 2018 ACM/IEEE 9th International Conference on Cyber-Physical Systems (ICCPs). ACM, 2018: 287-296.
- [2] Rhudy M B, Gross J N, Gu Y. Determination of stochastic wind speed model parameters using Allan deviation approach[C]// Proceedings of AIAA Modeling and Simulation Technologies Conference. AIAA, 2017: 2017-4153.
- [3] 贺亚杰, 范荣双, 王勇. 灰色关联法在地磁匹配导航中的应用[J]. 导航定位学报, 2021, 9(3):65-72.
He Yajie, Fan Rongshuang, Wang Yong. Application of grey correlation method in geomagnetic matching navigation[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2021, 9(3):65-72(in Chinese).
- [4] 彭飞, 熊凌, 陈洋. 地磁模型构建仿真及匹配特征量的选择[J]. 自动化与仪表, 2020, 35(8):87-92.
Peng Fei, Xiong Ling, Chen Yang. Geomagnetic model construction simulation and selection of matching feature quantities[J]. Automation & Instrumentation, 2020, 35(8):87-92(in Chinese).
- [5] 赖际舟, 袁诚, 吕品, 等. 不依赖于卫星的无人系统视觉/激光雷达感知与自主导航技术[J]. 导航定位与授时, 2021, 8(3):1-14.
Lai Jizhou, Yuan Cheng, Lyu Pin, et al. Unmanned system visual/LiDAR perception and navigation technology independent of GNSS[J]. Navigation Positioning and Timing, 2021, 8(3):1-14(in Chinese).
- [6] Shan T, Englot B. LeGO-LOAM: lightweight and ground-optimized lidar odometry and mapping on variable terrain[C]// Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2018: 4758-4765.
- [7] Forster C, Carlone L, Dellaert F, et al. IMU preintegration on manifold for efficient visual-inertial maximum-a-posteriori estimation (supplementary material) [C]// Robotics: Science and Systems (RSS), Georgia Institute of Technology, 2015.
- [8] Shan T, Englot B, Meyers D, et al. LIO-SAM: tightly-coupled lidar inertial odometry via smoothing and mapping[C]// Proceedings of 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2020:5135-5142.
- [9] 高军强, 汤霞清, 张环, 等. 基于因子图的车载 INS/GNSS/OD 组合导航算法[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(11):2547-2553
Gao Junqiang, Tang Xiaqing, Zhang Huan, et al. Vehicle INS/GNSS/OD integrated navigation algorithm based on factor graph[J]. System Engineer and Electronics, 2018, 40(11):2547-2553(in Chinese).
- [10] 牛胜锁, 王康乐, 梁志瑞. 基于改进强跟踪无迹卡尔曼滤波的电力系统同步相量估计方法[J]. 电网技术, 2019, 43(9):3218-3225.
Niu Shengsuo, Wang Kangle, Liang Zhirui. Synchronous phasor estimation method for power system based on modified strong tracking unscented Kalman filter[J]. Power System Technology, 2019, 43(9):3218-3225(in Chinese).
- [11] Indelman V, Williams S, Kaess M, et al. Information fusion in navigation systems via factor graph based incremental smoothing[J]. Robotics & Autonomous Systems, 2013, 61(8):721-738.
- [12] Xu J, Yang G, Sun Y, et al. A multi-sensor information fusion method based on factor graph for integrated navigation system[J]. IEEE Access, 2021, 9:12044-12054.
- [13] 戴海发, 卞鸿巍, 马恒, 等. 基于因子图的鲁棒性增量平滑算法的水面无人艇组合导航方法[J]. 中国惯性技术学报, 2018, 26(6):778-786.
Dai Haifa, Bian Hongwei, Ma Heng, et al. Application of robust incremental smoothing algorithm based on factor graph in integrated navigation of unmanned surface vehicle[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2018, 26(6):778-786(in Chinese).