引文格式:李星星,孙蒙,周宇轩.基于因子图优化的轻量语义地图协同构建方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(6):1088-1097.DOI:10.13203/j.whugis20250045

Citation: LI Xingxing, SUN Meng, ZHOU Yuxuan. A Lightweight Collaborative Semantic Mapping Method Based on Factor Graph Optimization[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2026, 51(6): 1088-1097. DOI: 10.13203/j.whugis20250045

基于因子图优化的轻量语义地图协同构建方法

李星星[1] 孙 蒙[1] 周宇轩[1]

1 武汉大学测绘学院,湖北 武汉,430079

摘 要:针对自动驾驶高精度地图建图成本高、效率低等问题,提出了一种轻量级视觉语义道路地图协同构建方法。该方法利用车道线语义特征构建稀疏的局部矢量地图,并采用基于深度学习的栅格化图像匹配方法来进行单用户、多用户子图的鲁棒关联,以实现有效的局部地图匹配。在此基础上,通过因子图优化框架优化车辆位姿,并利用地图点与位姿的局部关联进行全局校准,实现高效的两步地图优化。通过城市道路场景实验进行验证,结果表明,该方法成功构建了全局一致的轻量语义地图,在跨时段、跨季节情况下总体轨迹精度较多源融合的视觉惯性导航系统VINS-Fusion和基于ORB特征的同步定位与建图算法ORB-SLAM3分别提升了89.9%和80.5%,证明了其在大范围多用户协同建图任务中的有效性与鲁棒性。

关键词:自动驾驶;轻量级建图;数据关联;因子图优化

中图分类号:P228 **文献标识码**:A **收稿日期**:2025-05-29

DOI:10.13203/j.whugis20250045 **文章编号**:1671-8860(2026)06-1088-10

A Lightweight Collaborative Semantic Mapping Method Based on Factor Graph Optimization

LI Xingxing[1] *SUN Meng*[1] *ZHOU Yuxuan*[1]

1 School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: **Objectives**: Road maps play an important role in localization and motion planning for autonomous driving. To address the challenges of high cost and low efficiency in high-definition map construction, a lightweight collaborative semantic mapping method is proposed. **Methods**: The proposed method constructs a sparse local vector map using semantic features of lane lines and employs a deep learning-based raster image matching technique for robust association of single-user and multi-user submaps, ensuring effective local map matching. Furthermore, vehicle poses are optimized through a factor graph framework, and global calibration is achieved by leveraging the local associations between map elements and poses, enabling efficient two-step map optimization. **Results**: Experiments conducted in urban road scenarios demonstrate that the proposed method successfully constructs a globally consistent and lightweight semantic map. Compared to VINS-Fusion and ORB-SLAM3 algorithms, the overall trajectory accuracy is improved by 89.9% and 80.5%, respectively, under cross-time and cross-season conditions. **Conclusions**: The proposed method enables effective multi-user collaborative mapping across large-scale environments, generating road feature maps that maintain global consistency while remaining highly lightweight.

Key words: autonomous driving; lightweight mapping; data association; factor graph optimization

现代自动驾驶系统主要依靠相机、激光雷达等多源传感器及先进的控制器、执行器来实现感知定位、规划决策和控制执行等功能[1-2]。然而,传统传感器的感知精度和范围有限,限制了自动驾驶系统在复杂场景中的表现。研究表明,先验道路地图的引入能够有效弥补这一不足,进而提

基金项目:国家自然科学基金(42425401);国家重点研发计划(2023YFB3907100)。

第一作者:李星星,博士,教授,研究方向为GNSS高精度定位与多源融合导航。xingxingli@whu.edu.cn

升自动驾驶系统的安全性和可靠性[3]。

高精度地图因其厘米级的空间精度和车道级的语义信息,一度被视为实现高级别自动驾驶的关键基础设施[4]。然而,传统高精度地图的构建严重依赖于专业采集车辆与复杂的后处理流程,不仅成本高、周期长,而且也难以实现对大规模道路的覆盖[5-6]。

针对以上问题,基于视觉的众包建图方案开始受到学术界和工业界的广泛关注。该方法利用普通量产车搭载的低成本视觉传感器,通过多车多源数据的有效融合来实现大范围建图,具有成本低、效率高的特点[7-9]。目前,一些基于众包的视觉建图方法聚焦于车道线、路灯、交通标志等道路与路侧要素,利用其语义特征来构建相应的道路地图,以实现对用户高精度定位的有效支持。文献[10]提出了一种基于轻量级地图的众包定位与建图框架,首先在低成本量产车上完成数据采集与局部地图构建,然后通过云服务器对来自不同车辆的数据进行关联、对齐与融合,从而生成统一的全局语义地图。文献[11]使用了视觉同时定位与建图(simultaneous localization and mapping, SLAM)技术构建3D特征点地图,通过对比地图要素的空间属性相似性来实现多车地图之间的有效关联,并通过全局优化提升整体地图的一致性与精度。文献[12]提出了一种面向地图特征层的构建方法,先在车端基于图优化SLAM方法[13]生成局部道路特征地图,继而在云端通过聚类与递归最小二乘方法实现多个局部地图的集成更新。

如上述方法所示,基于众包的视觉道路建图方案不仅需要完成单用户车辆的数据采集与处理,还需要实现多用户之间的数据关联与协同,以构建高质量的全局地图。然而,现有方法多依赖几何距离或单帧的局部特征来实现关联与匹配,仍存在准确性不足和易发生误匹配的问题。例如,文献[14]通过道路推理模型与轨迹对齐来实现数据关联,在特定场景中可获得亚分米级的道路标线重建精度,但该方法仅适用于单一拓扑结构。文献[15]利用基于ORB特征的SLAM(oriented FAST and rotated BRIEF SLAM, ORB-SLAM)[16]构建局部地图,并在云端通过轨迹对齐与关键帧特征匹配来实现道路边沿的合并重建,但由于轨迹精度的限制,该方法仍存在误匹配的风险。为了避免此类问题,部分研究尝试引入深度学习技术以实现数据关联或场景识别,并结合优化方法进一步提升位姿估计的精度与一致性,为众包场景下的建图任务提供了一定参考[17-19]。

值得注意的是,近年来,随着深度学习与传感器融合技术的进步以及城市领航辅助驾驶需求的迅速增长,业界提出了“重感知,轻地图”的技术方案。这类方案更侧重于依赖实时感知来生成局部地图,以支持规划控制任务,并降低对离线高精度地图的依赖。例如,清华大学在2023年提出的矢量地图生成网络VectorMapNet[20]、地平线公司的端到端矢量地图构建框架MapTR[21]与MapTRv2[22]等。尽管如此,此类实时感知建图方案仍存在计算资源需求高、地图要素表达细粒度不足、协同建图与定位功能较欠缺等问题,考虑到地图匹配定位等应用场景,基于道路语义特征的视觉建图方法仍具有较大的研究价值。

针对以上问题,本文提出了一种轻量、高效的视觉语义协同建图方法,通过车道线语义特征构建局部矢量地图,并使用一种基于深度学习的栅格化图像匹配方法来进行地图数据的鲁棒关联,以实现局部地图间的有效匹配。在此基础上,采用因子图优化的框架[23]来联合优化多用户位姿,通过位姿与地图要素的局部结构联系来实现全局校准,从而实现高效的两步地图优化。

1　协同建图系统流程

本文提出的视觉语义协同建图方法如图1所示,整体流程包括单用户语义建图与多用户协同建图两个阶段。

在单用户语义建图阶段,首先,车辆通过前向摄像头采集道路影像,利用语义分割算法对车道线特征进行像素级提取,并通过聚类、建模等处理来生成实例级地图要素。在此基础上,利用由摄像头与微机电系统(micro-electro-mechanical systems, MEMS)惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)构成的视觉惯性里程计提供的相对位姿信息,来对地图要素进行增量式融合,从而生成局部的语义特征地图。在此过程中,系统同步构建相应的里程计因子、回环因子等约束,用于车辆位姿图的优化。然后,根据车辆位姿与地图要素的局部关联关系来对地图坐标进行校准,以生成单用户的道路语义地图。

在多用户协同建图阶段,需要通过跨时间、跨地图的数据关联来判断不同用户间是否存在重访关系。若存在,则先通过局部地图匹配恢复出帧到帧的位姿关系,进而构建相应的重访因

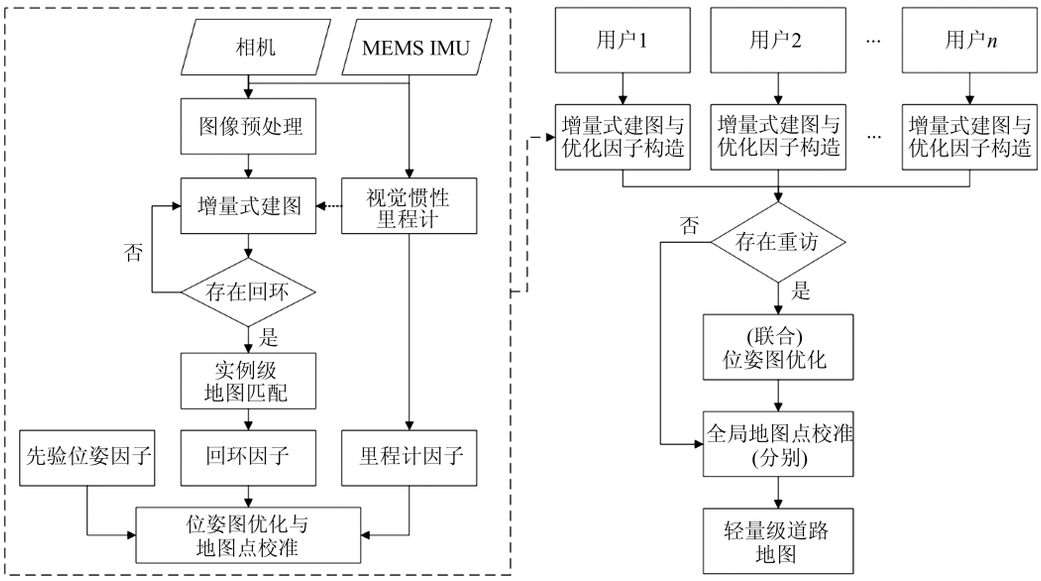


图1 视觉语义协同建图方法流程

Fig. 1 Process of Visual-Semantic Collaborative Mapping Method

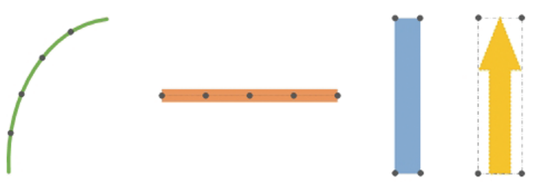
子,并实现多用户的位姿图联合优化,最后对所有地图点进行全局校准,生成统一的语义地图;若无重访关系,则直接对所有地图点进行全局校准,同样可获得大范围的道路语义地图。

2 基于因子图优化的协同语义建图方法

2.1 局部道路语义建图

车载前向相机获取的连续道路影像需要经过车道线提取、逆透视变换、聚类与建模、坐标转换等步骤处理,才能生成基于车道线实例的局部道路语义地图。为了避免光照、纹理与视角变化等因素对车道线提取的干扰,本文采用基于轻量级卷积神经网络的语义分割方法[24]来提取车道线,主要提取实线、虚线、箭头与停车线4种类型的车道线。

由于透视效应的存在,提取到的车道线呈现出近大远小的形态。为了恢复车道线在三维世界中的真实几何形态,本文首先使用了逆透视变换技术[25],以获得鸟瞰视角下的车道线影像,然后对不同类型的车道线进行差异化的参数化建模,车道线建模示意图如图2所示。本文主要有两种建模方式:(1)对于实线与停车线这类线状结构的车道线,沿其中心线方向等间距采样,来生成由多个顶点组成的多段折线。(2)对于虚线与箭头这类块状结构的车道线,则使用最小外接矩形来抽象其几何形状,以完整保留其尺寸、方向和中心点等信息。相比于仅提取中心点的方式,该方法在表达上更加准确。



(a) 实线 (b) 停车线 (c) 虚线 (d) 箭头

图2 车道线建模示意图

Fig. 2 Diagram of Lane Line Modeling

通过上述步骤,可获得像素级别的车道线实例,先将这些实例对象转换到当前车辆坐标系下,再结合里程计位姿信息进行多帧的增量式融合,即可生成局部一致的语义地图。

2.2 地图数据关联方法

由于里程计存在误差和噪声,随着时间与行驶距离的累积,用户轨迹会不可避免地发生漂移,特别是在大范围建图中,轨迹偏差会影响同一用户或不同用户在相同地点的建图一致性。因此,在生成局部道路语义地图后,为确保全局地图的精度与一致性,还需要在不同时段、不同用户之间实现鲁棒的数据关联。具体而言,需要先基于单用户轨迹序列进行回环检测,以判断同一用户是否在不同时段经过同一地点,即是否对同一路段的道路特征进行了多次观测;然后,基于多用户轨迹进行重访检测,以识别不同用户间是否存在地点重访,进而构建对应的回环与重访因子。

在低成本车载传感器精度难以保障的情况下,直接通过空间距离来实现精确的地图要素关联

存在一定困难。此外,本文采用稀疏的车道线语义特征来构建道路地图,单帧内特征数量较少且相似度较高,进一步加剧了帧间匹配的不确定性。因此,本文引入了一种基于深度学习的栅格化图像匹配方法,通过检测局部地图结构的相似性来实现子图间的鲁棒关联,具体流程如图3所示。

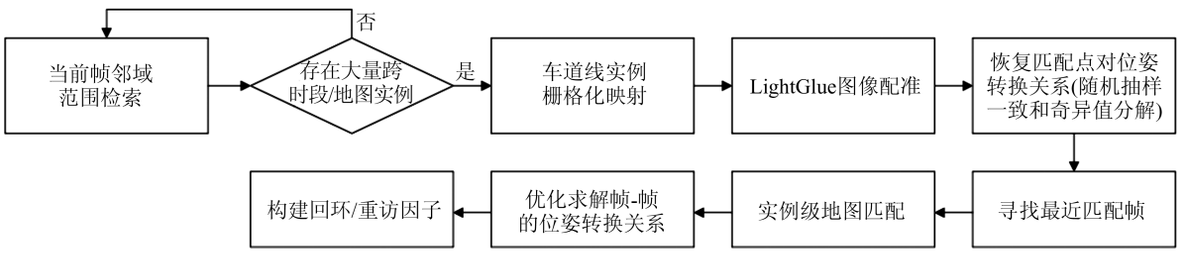


图3　地图数据关联流程图

Fig. 3　Flowchart of Map Data Association

在数据关联过程中,首先检索当前帧周围半径50 m内的所有车道线实例,并判断其中是否存在大量来自不同时间段或其他用户的车道线实例。若存在,则将车道线实例按生成时间或用户来源划分为两类,分别进行栅格化映射,得到对应的局部栅格化子地图。然后,采用基于注意力机制的轻量级局部特征匹配方法LightGlue[26]对映射图像进行匹配,相比于传统的匹配方法,LightGlue方法具有更好的鲁棒性和更快的推理速度,适用于本文的应用场景。图4展示了使用LightGlue方法进行局部地图关联的效果。

在完成局部子图的关联后,先使用随机抽样一致[27]与奇异值分解[28]的方法筛选内点并估计位姿转换关系,通过寻找与转换后位姿最接近的帧来确定匹配帧。然后,采用最近邻匹配来实现实例级的地图匹配,以获得精确的帧间位姿转换结果,为后续回环或重访因子的构建提供支持。

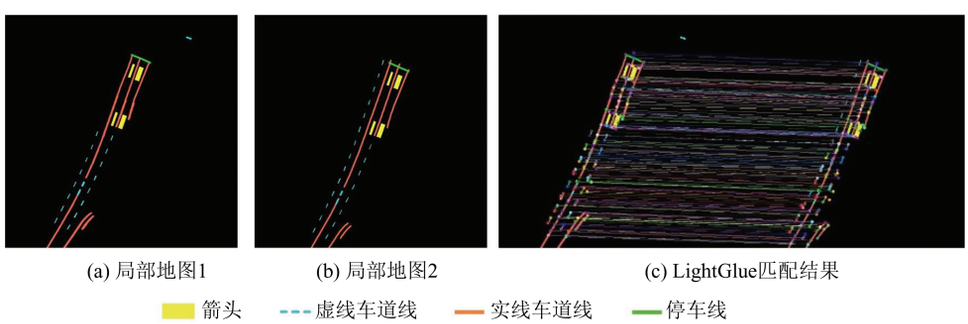


图4　数据关联示意图

Fig. 4　Diagram of Data Association

2.3　因子图优化模型

本文因子图模型的优化对象为用户位姿,误差因子包括里程计因子、回环因子、重访因子与先验位姿因子,因子图模型如图5所示。其中,系统状态量X为世界坐标系下所有用户的全部位姿,可表示为:

$$\begin{cases} X=\{x_i^j\} \\ x_i^j=\left[p_i^j \quad R_i^j\right]^{\mathrm{T}} \end{cases} \tag{1}$$

式中,i表示i时刻;j表示不同的用户;x_i^j表示i时刻j用户的状态向量;p_i^j和R_i^j分别为i时刻j用户在世界坐标系下的位置与姿态。需要说明的是,此处的世界坐标系是以系统指定位姿为参考的站心坐标系,最后的优化结果可以通过参考点再转换到地心地固坐标系或其他坐标系中。

2.3.1　里程计因子

本文算法利用了视觉惯性里程计来提供前后帧之间的相对位姿关系,认为在短时间内里程计的结果是准确的。因此,可以对$i-1$时刻到i时刻的里程计位置与姿态增量进行建模,可表示为:

$$\begin{bmatrix} \delta p \\ \delta R \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} \left(R_{i-1}^j\right)^{\mathrm{T}}\left(p_i^j-p_{i-1}^j\right) \\ \left(R_{i-1}^j\right)^{\mathrm{T}}R_i^j \end{bmatrix} \tag{2}$$

式中,δp与δR分别表示$i-1$时刻到i时刻的位置增量与姿态增量;R_{i-1}^j与p_{i-1}^j分别为j用户在$i-1$时刻的姿态和位置。里程计残差因子的计算公式为:

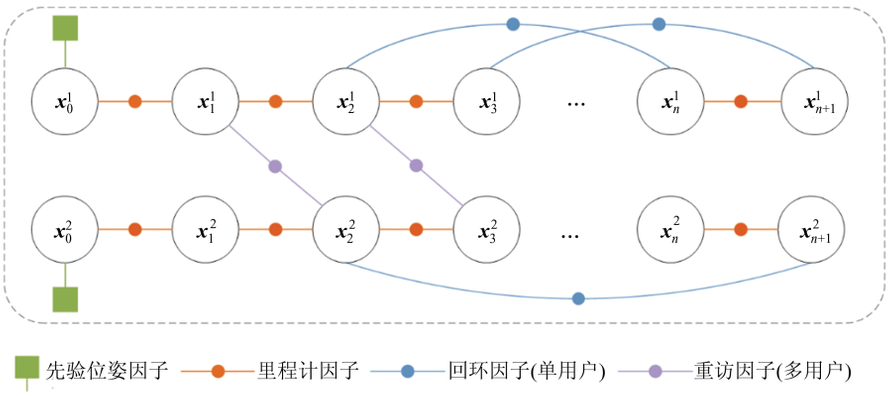


图5 因子图模型

Fig. 5 Factor Graph Model

$$\boldsymbol{r}\left(\boldsymbol{z}_{i,\text{odo}}^{j},X\right)=\begin{bmatrix}\delta\boldsymbol{p}-\left(\boldsymbol{R}_{i-1}^{j}\right)^{\text{T}}\left(\boldsymbol{p}_{i}^{j}-\boldsymbol{p}_{i-1}^{j}\right)\\ \delta\boldsymbol{R}^{\text{T}}\left(\boldsymbol{R}_{i-1}^{j}\right)^{\text{T}}\boldsymbol{R}_{i}^{j}\end{bmatrix}\tag{3}$$

式中,$\boldsymbol{r}\left(\boldsymbol{z}_{i,\text{odo}}^{j},X\right)$表示由系统状态量$X$与相对位姿观测量$\boldsymbol{z}_{i,\text{odo}}^{j}$构建得到的相对位姿残差。

2.3.2 回环因子和重访因子

回环因子和重访因子都是基于匹配帧对之间的位姿变换关系构建的残差因子,可表示为:

$$\boldsymbol{r}\left(\boldsymbol{z}_{i,\text{loop/revisit}}^{j},X\right)=\begin{bmatrix}\boldsymbol{p}_{\text{match}}-\left(\boldsymbol{R}_{i}^{j}\right)^{\text{T}}\left(\boldsymbol{p}_{k}^{m}-\boldsymbol{p}_{i}^{j}\right)\\ \boldsymbol{R}_{\text{match}}^{\text{T}}\left(\boldsymbol{R}_{i}^{j}\right)^{\text{T}}\boldsymbol{R}_{k}^{m}\end{bmatrix}\tag{4}$$

式中,$\boldsymbol{r}\left(\boldsymbol{z}_{i,\text{loop/revisit}}^{j},X\right)$表示回环或重访因子;$\boldsymbol{R}_{\text{match}}$与$\boldsymbol{p}_{\text{match}}$分别表示由局部地图匹配得到的两个不同节点间的旋转与平移变换量;$\boldsymbol{p}_{k}^{m}$和$\boldsymbol{R}_{k}^{m}$分别表示m用户在k时刻的位置和姿态。当$\boldsymbol{r}\left(\boldsymbol{z}_{i,\text{loop/revisit}}^{j},X\right)$表示回环因子时,$m=j$。

2.3.3 先验位姿因子

为了给单一用户或多用户的位姿图提供基准信息,需要为因子图添加先验位姿因子,可表示为:

$$\boldsymbol{r}\left(\boldsymbol{z}_{i,\text{prior}}^{j},X\right)=\begin{bmatrix}\boldsymbol{p}_{i}^{j}-\boldsymbol{p}_{\text{prior}}\\ \left(\boldsymbol{R}_{\text{prior}}\right)^{\text{T}}\boldsymbol{R}_{i}^{j}\end{bmatrix}\tag{5}$$

式中,$\boldsymbol{r}\left(\boldsymbol{z}_{i,\text{prior}}^{j},X\right)$表示先验位姿因子;$\boldsymbol{p}_{\text{prior}}$与$\boldsymbol{R}_{\text{prior}}$分别表示对应的先验位置与姿态信息。

由于里程计因子、回环因子和重访因子均只提供相对约束,因子图整体缺乏绝对基准,导致优化问题存在秩亏,难以获得唯一解。通过添加先验位姿因子可以消除系统秩亏,确保优化问题拥有唯一最优解。

在施加先验位姿约束时,可以选择人为给定先验位姿,或是借助全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)、无线基站定位或地图匹配等手段获得绝对坐标系下的先验位姿信息。当人为给定先验位姿时,整体优化问题只能有一个先验因子,优化得到的位姿为该基准下的相对位姿;当使用绝对坐标系下的先验信息进行约束时,优化结果是该坐标系下的绝对位姿。

综上,本文所构建的因子图优化问题可以表示为:

$$\begin{aligned}X^{*}=\arg\min_{X}\Bigg\{&\sum\left\|\boldsymbol{r}\left(\boldsymbol{z}_{i,\text{odo}}^{j},X\right)\right\|_{\left(\boldsymbol{\Sigma}_{i,\text{odo}}^{j}\right)^{-1}}^{2}+\sum\left\|\boldsymbol{r}\left(\boldsymbol{z}_{i,\text{loop}}^{j},X\right)\right\|_{\left(\boldsymbol{\Sigma}_{i,\text{loop}}^{j}\right)^{-1}}^{2}+\\&\sum\left\|\boldsymbol{r}\left(\boldsymbol{z}_{i,\text{revisit}}^{j},X\right)\right\|_{\left(\boldsymbol{\Sigma}_{i,\text{revisit}}^{j}\right)^{-1}}^{2}+\sum\left\|\boldsymbol{r}\left(\boldsymbol{z}_{i,\text{prior}}^{j},X\right)\right\|_{\left(\boldsymbol{\Sigma}_{i,\text{prior}}^{j}\right)^{-1}}^{2}\Bigg\},i\in I,j\in J\end{aligned}\tag{6}$$

式中,$\boldsymbol{\Sigma}_{i,\text{odo}}^{j}$、$\boldsymbol{\Sigma}_{i,\text{loop}}^{j}$、$\boldsymbol{\Sigma}_{i,\text{revisit}}^{j}$与$\boldsymbol{\Sigma}_{i,\text{prior}}^{j}$分别表示里程计残差因子、回环因子、重访因子、先验位姿因子对应的协方差矩阵;I表示所有时刻的集合;J表示所有用户的集合。回环因子与重访因子的构造方法类似,但由于这两种因子面向的数据关联对象不同,所影响的系统状态量也不同,其物理意义完全不同。所以,本文中需要分开表示。

2.4 地图校准方法

在完成全局位姿的联合优化后,可根据优化后的位姿与地图要素的局部关联关系,计算出纠正后的地图点全局坐标。由于回环或重访情况的存在,部分地图要素可能在不同时段被重复观测,导致地图中存在重复实例。因此,需要在全局地图纠正的基础上,进一步对存在重复观测的地图要素进行聚类与合并。在此过程中,先通过对空间位置与几何属性进行一致性检查,来剔除偏差较大的异常观测。然后,对通过一致性检查的观测进行均值计算,生成唯一确定的地图要

素,从而构建出全局一致的道路语义地图。

3　协同建图实验与性能分析

为了验证建图方法的性能,选取在中国湖北省武汉市水果湖附近采集的3组车载数据进行实验,具体的实验数据与设备信息如表1所示。3组数据均采集于典型的复杂城市道路场景,包含较频繁的场景切换与明显的光影变化,图6展示了对应的数据采集平台与实验环境。数据1与数据2采集于2023-04-12,数据3采集于2022-10-23,两天的实验采集设备型号相同,但传感器的具体安装方式略有差异。图6(a)中的①～③与图6(b)中的①～③分别展示了实验车在不同时间对相同地点的观测情况,由于实验时间间隔较长,数据3的道路场景相比其他两组数据发生了显著变化,增加了建图过程中数据关联的难度。在实验过程中,利用基于多源融合的视觉惯性导航系统(visual-inertial navigation system-fusion, VINS-Fusion)[29]的里程计结果提供相对位姿信息,战术级IMU则与高精度GNSS联合使用,通过商业软件IE解算得到GNSS/IMU双向平滑解,将其作为参考轨迹。

表1　车载实验数据与设备信息

Table 1　On-Board Experimental Data and Equipment Information

数据	采集时间	数据时间/s	轨迹长度/m	实验设备
数据1	2023-04-12	250	1 993	GNSS接收机:Septentrio AsteRx4 GNSS天线:Trimble zphyer 2
数据2		280	1 707	战术级IMU:StarNeto XW-GI7660 MEMS IMU:ADIS-16470
数据3	2022-10-23	320	2 312	双目相机:FLIR BFS-PGE-31S4C



(a) 2023-04-12数据采集平台与实验环境　　(b) 2022-10-23数据采集平台与实验环境

图6　车载实验平台与实验环境

Fig. 6　On-Board Experimental Platforms and Experimental Environment

3.1　单用户建图实验

为了验证本文建图方法在单用户场景下的效果,使用数据1进行建图测试,实验结果如图7所示。实验数据全长1 993 m,车辆从标志①处出发,沿轨迹顺时针行驶一圈。由图7(b)与图7(c)可以看出建图结果清晰、连续,未出现混叠或明显错位的现象。此外,在实验的最后一段,车辆重复了起始边,从而构成了回环检测。图8展示了回环检测前、后的建图效果,可以明显看到,在回环检测前,车辆的车道位置严重错位,并出现大量混叠、重复的现象;而在回环检测后,这些问题都得到了有效解决,道路表现得更加清晰,得到了明确的语义实例,体现了回环检测方法的有效性。

3.2　多用户协同建图实验

由于建图时间、环境和设备的差异,相比于单用户建图,多用户协同建图对局部建图与数据关联质量的要求更高。为了进一步验证本文协同建图方法的性能,使用3组数据进行协同建图。由于VINS-Fusion以里程计模式运行,无法直接提供全局坐标系下的位置信息。因此,在协同建图过程中,假设各车辆具备间断性获取粗略的全局位置信息的能力,以具有十米级误差的先验约束来将各车辆轨迹放置于统一的全局坐标系下。

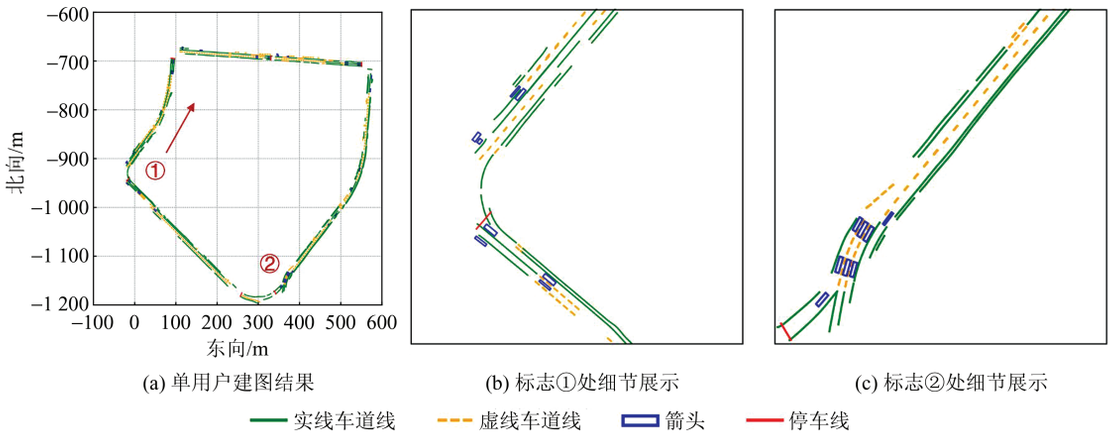


图7 单用户建图结果

Fig. 7 Results of Single User Mapping

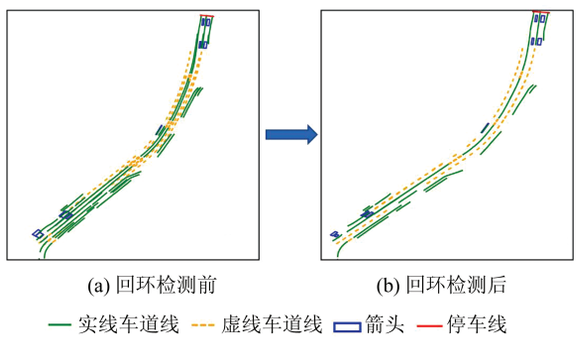


图8 回环检测前、后的建图效果

Fig. 8 Mapping Performance Before and After Loop Closure Detection

图9为3组数据地图融合前的轨迹示意图,可见数据2与数据3都无法单独形成回环,只能依靠不同地图间的数据关联来构建约束边,且3组数据的轨迹交会部分大约有5~20 m不等的偏差,这为构建全局一致的地图带来了更大的挑战。

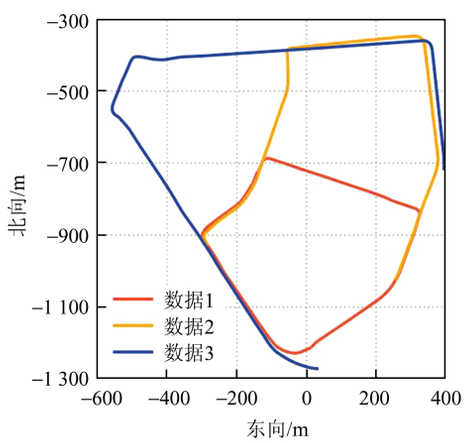


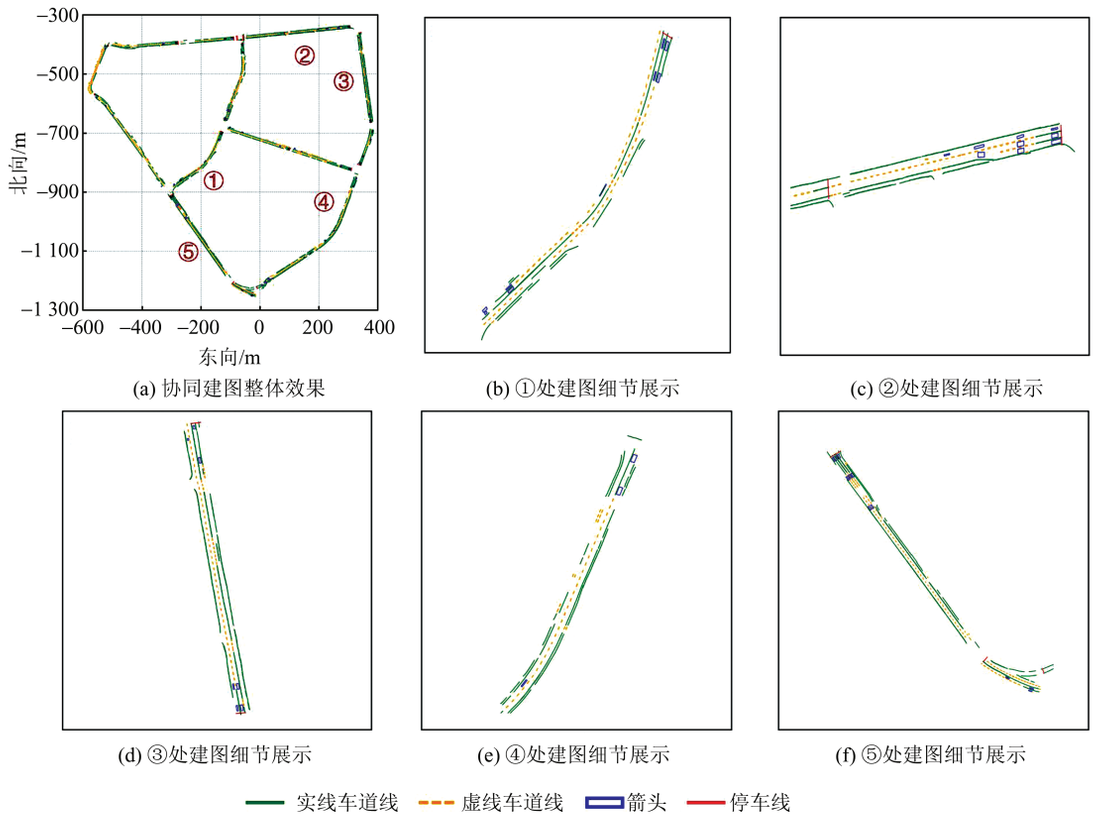
图9 多地图融合前的轨迹示意图

Fig. 9 Trajectory Schematic Before Multi-map Integration

协同建图的结果如图10所示。由图10(a)可知,道路地图呈现清晰的结构,不同数据间的轨迹重叠情况较好。图10(b)~10(f)展现了5条轨迹交会边的构建结果,可以看到,对于具有延伸性的车道线(实线和虚线),生成的地图车道清晰,没有横向上的偏差;而对于具有特定位置的车道线(箭头与停车线),其形态合理,且没有纵向上的重叠或偏差。

为定量评估协同建图方法的性能,本文采用开启闭环功能的ORB-SLAM3[30]作为对比方法,让其在相同的先验条件下进行回环检测与多地图融合建图。分别统计计算本文方法、VINS-Fusion里程计以及ORB-SLAM3轨迹结果的绝对位姿误差(absolute pose error, APE),并以热力图形式呈现,结果如图11所示。

由图11可知,由于VINS-Fusion以里程计模式运行,其位姿在长时间运行或大范围场景中容易发生漂移,因此,其整体轨迹精度相对较低,尤其是在实验范围较大的数据3上表现尤为明显。对于ORB-SLAM3而言,其依赖于ORB特征点,容易受到光照变化的影响,难以在存在显著外观变化的场景下保持特征一致性。数据1与数据2采集于同一天,光照条件与场景结构相对接近,因此,ORB-SLAM3在这两组数据间能够成功进行重访检测;相比之下,数据3的采集时间与前两者相隔数月,环境相似度下降,无法成功实现闭环检测,只能依靠先验位姿置于统一坐标系下,整体轨迹精度较低。相比之下,本文算法基于道路特征地图来实现回环、重访检测与多地图融合,不容易受到环境变化、光影条件与纹理差异的影响,因而能够在多用户间实现更鲁棒的数据关联,进一步构建更可靠的位姿优化因子,使3段数据均表现出更高的轨迹精度,验证了本文方法在多用户协同建图任务中具有更好的鲁棒性与轨迹全局一致性。

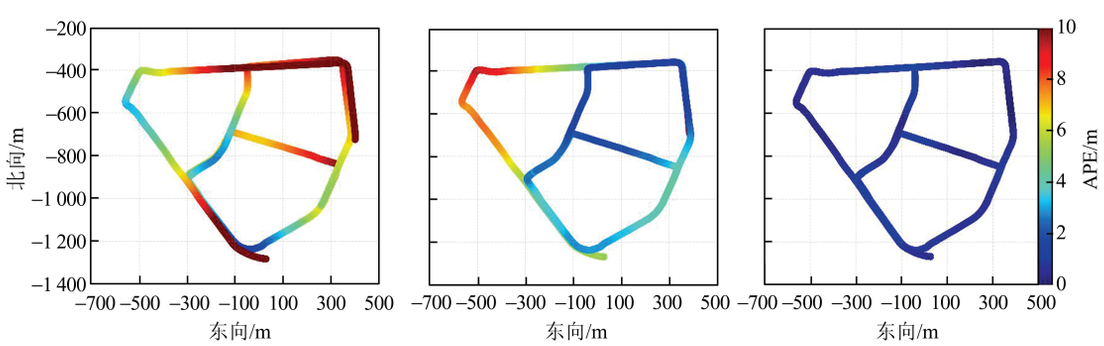


(a) 协同建图整体效果　(b) ①处建图细节展示　(c) ②处建图细节展示

(d) ③处建图细节展示　(e) ④处建图细节展示　(f) ⑤处建图细节展示

图 10　协同建图的结果

Fig. 10　Results of Collaborative Mapping



(a) VINS-Fusion　(b) ORB-SLAM3　(c) 本文方法

图 11　3种方法的APE结果对比

Fig. 11　Comparison of APE Results for Three Methods

进一步将3种方法的轨迹结果进行统计评估,表2展示了各方法的轨迹APE统计值。可知,相比于VINS-Fusion与闭环的ORB-SLAM3,本文方法在轨迹精度上表现出显著优势,其中,APE均方根误差相比于另外两种方法分别减小了89.9%和80.5%,展现出了更好的全局一致性。

此外,由于本文提出的建图方法仅依赖于矢量的车道线特征进行地图构建,在实现大范围建图的同时大大降低了对存储和计算资源的需求。在本文实验中,所构建的道路地图数据量约为每千米200 kB,而对于ORB-SLAM3来说,构建全长约6 000 m的视觉特征地图,其总数据量高达750 MB,难以应用于大尺度场景或实现高效的数据分发。

4　结　语

传统的高精度地图构建流程复杂、成本高昂,难以满足自动驾驶环境下道路地图构建的需求。本文提出了一种轻量、高效的视觉语义建图方法,通过车道线语义特征构建局部地图,同时

表2 3种方法的轨迹APE结果统计/m

Table 2 Statistics of Trajectory APE Results for Three Methods/m

方法	最大误差	最小误差	均方根误差
VINS-Fusion里程计	17.125	1.551	8.616
ORB-SLAM3(闭环)	12.165	1.211	4.446
本文方法	1.966	0.039	0.869

使用基于深度学习的栅格化图像匹配方法来进行地图数据关联,从而实现了单用户、多用户子图的鲁棒关联。同时,本文通过位姿图优化的框架联合优化车辆位姿,实现了高效的两步地图优化。利用两组车载实验进行了性能测试,实验结果表明,本文的建图方法在单用户与多用户场景都表现出了较好的鲁棒性,建图结果清晰、连续,且具有较好的全局一致性。

参 考 文 献

[1] 李克强,戴一凡,李升波,等. 智能网联汽车(ICV)技术的发展现状及趋势[J]. 汽车安全与节能学报,2017,8(1):1-14.
LI Keqiang, DAI Yifan, LI Shengbo, et al. State-of-the-Art and Technical Trends of Intelligent and Connected Vehicles[J]. *Journal of Automotive Safety and Energy*, 2017, 8(1): 1-14.

[2] 刘洋,占佳豪,李深,等. 自动驾驶技术的未来:单车智能和智能车路协同[J]. 汽车安全与节能学报,2024,15(5):611-633.
LIU Yang, ZHAN Jiahao, LI Shen, et al. Future of Autonomous Driving: Single Autonomous Driving and Intelligent Vehicle-Infrastructure Collaboration Systems[J]. *Journal of Automotive Safety and Energy*, 2024, 15(5): 611-633.

[3] HASHEMI M, KARIMI H A. A Critical Review of Real-Time Map-Matching Algorithms: Current Issues and Future Directions[J]. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2014, 48: 153-165.

[4] 刘经南,吴杭彬,郭迟,等. 高精度道路导航地图的进展与思考[J]. 中国工程科学,2018,20(2):99-105.
LIU Jingnan, WU Hangbin, GUO Chi, et al. Progress and Consideration of High Precision Road Navigation Map[J]. *Strategic Study of CAE*, 2018, 20(2): 99-105.

[5] 杨振凯,华一新,訾璐,等. 浅析高精度地图发展现状及关键技术[J]. 测绘通报,2021(6):54-60.
YANG Zhenkai, HUA Yixin, ZI Lu, et al. Analysis of the Development Status and Key Technologies of High-Precision Map[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2021(6): 54-60.

[6] 李必军,郭圆,周剑,等. 智能驾驶高精地图发展与展望[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2024,49(4):491-505.
LI Bijun, GUO Yuan, ZHOU Jian, et al. Development and Prospects of High Definition Map for Intelligent Vehicle[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(4): 491-505.

[7] KIM K, CHO S, CHUNG W. HD Map Update for Autonomous Driving with Crowdsourced Data[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(2): 1895-1901.

[8] 李月华. 基于自动驾驶众包地图更新技术方法[J]. 北京测绘,2022,36(5):629-635.
LI Yuehua. Crowdsourcing Map Update Technology for Autonomous Driving[J]. *Beijing Surveying and Mapping*, 2022, 36(5): 629-635.

[9] 杨蒙蒙,江昆,温拓朴,等. 自动驾驶高精度地图众源更新技术现状与挑战[J]. 中国公路学报,2023,36(5):244-259.
YANG Mengmeng, JIANG Kun, WEN Tuopu, et al. Review on Status and Challenges of Crowdsourced Updating of Highly Automated Driving Maps[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2023, 36(5): 244-259.

[10] QIN T, ZHENG Y X, CHEN T Q, et al. A Light-Weight Semantic Map for Visual Localization Towards Autonomous Driving[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, Xi'an, China, 2021.

[11] 杨明珠. 基于边缘计算的自动驾驶高精地图建图与定位方法[J]. 自动化博览,2019,36(9):30-33.
YANG Mingzhu. Auto-driving High-Precision Map Construction and Positioning Method Based on Edge Computing[J]. *Automation Panorama*, 2019, 36(9): 30-33.

[12] KIM C, CHO S, SUNWOO M, et al. Crowd-Sourced Mapping of New Feature Layer for High-Definition Map[J]. *Sensors*, 2018, 18(12): 4172.

[13] GRISETTI G, KÜMMERLE R, STACHNISS C, et al. A Tutorial on Graph-Based SLAM[J]. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 2010, 2(4): 31-43.

[14] LIEBNER M, JAIN D, SCHAUSEIL J, et al. Crowdsourced HD Map Patches Based on Road Model Inference and Graph-Based SLAM[C]//IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Paris, France, 2019.

[15] HERB M, WEIHERER T, NAVAB N, et al. Crowd-Sourced Semantic Edge Mapping for Autonomous Vehicles[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Macau, China, 2020.

[16] MUR-ARTAL R, TARDÓS 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.

[17] ENGEL N, BELAGIANNIS V, DIETMAYER K. Attention-Based Vehicle Self-Localization with HD Feature Maps[C]//IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference, Indianapolis, USA, 2021.

[18] WANG H Y, XUE C L, ZHOU Y X, et al. Visual Semantic Localization Based on HD Map for Autonomous Vehicles in Urban Scenarios[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, Xi'an, China, 2021.

[19] 张志超, 徐友春, 陈晋生, 等. 基于航空图像与地面点云的跨模态地点识别方法[J]. 兵工学报, 2026, 47(2): 44-55.
ZHANG Zhichao, XU Youchun, CHEN Jinsheng, et al. A Cross-Modal Place Recognition Method Based on Aerial Images and Ground Point Clouds [J]. *Acta Armamentarii*, 2026, 47(2): 44-55.

[20] LIU Y C, WANG Y, WANG Y L, et al. VectorMapNet: End-to-End Vectorized HD Map Learning [C]//International Conference on Machine Learning, Honolulu, USA, 2023.

[21] LIAO B C, CHEN S Y, WANG X G, et al. MapTR: Structured Modeling and Learning for Online Vectorized HD Map Construction[C]//The 11th International Conference on Learning Representations, Kigali, Rwanda, 2023.

[22] LIAO B C, CHEN S Y, ZHANG Y C, et al. MapTRv2: An End-to-End Framework for Online Vectorized HD Map Construction[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2025, 133(3): 1352-1374.

[23] WATSON R M, GROSS J N. Robust Navigation in GNSS Degraded Environment Using Graph Optimization [C]//The 30th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation, Portland, USA, 2017.

[24] PENG J C, LIU Y, TANG S Y, et al. PP-LiteSeg: A Superior Real-Time Semantic Segmentation Model [EB/OL]. [2026-01-14]. https://arxiv. org/abs/2204. 02681.

[25] JEONG J, KIM A. Adaptive Inverse Perspective Mapping for Lane Map Generation with SLAM[C]// The 13th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence, Xi'an, China, 2016.

[26] LINDENBERGER P, SARLIN P E, POLLEFEYS M. LightGlue: Local Feature Matching at Light Speed [C]//IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, Paris, France, 2023.

[27] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography[J]. *Communications of the ACM*, 1981, 24 (6): 381-395.

[28] WALL M E, RECHTSTEINER A, ROCHA L M. Singular Value Decomposition and Principal Component Analysis[M]//BERRAR D P, DUBITZKY W, GRANZOW M. A Practical Approach to Microarray Data Analysis. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2005: 91-109.

[29] QIN T, CAO S Z, PAN J, et al. A General Optimisation-Based Framework for Global Pose Estimation with Multiple Sensors[J]. *IET Cyber-Systems and Robotics*, 2025, 7(1): e70023.

[30] CAMPOS C, ELVIRA R, RODRÍGUEZ J J G, et al. ORB-SLAM3: An Accurate Open-Source Library for Visual, Visual‐Inertial, and Multimap SLAM[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2021, 37(6): 1874-1890.