

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514549

融合航向感知与拓扑匹配的路网辅助 车辆视觉定位方法

罗 康, 许舒晨, 赵科东, 孙永荣

(南京航空航天大学自动化学院 南京 211100)

摘要:在卫星信号受限的城市环境中,路网地图作为结构稳定的先验信息,可有效抑制视觉里程计的累积漂移。然而,现有路网辅助定位方法存在转向识别不够精确、拓扑匹配策略单一等问题,难以适应复杂道路结构。故提出一种融合航向感知与拓扑匹配的路网辅助车辆视觉定位方法,通过滑动窗口与航向变化率联合判断车辆行驶状态,引入直曲比描述转向段的几何特性,并基于最大偏离量提取代表性拐点,为后续节点关联提供可靠的结构信息。在此基础上,提出兼顾几何一致性与结构相似性的拓扑匹配方法,通过垂直最近点约束实现直行场景的精确位置关联,通过多层次拓扑相似度量实现转向场景的鲁棒结构匹配,显著增强匹配策略在复杂路口、缓弯段及高曲率场景下的一致性。系统进一步结合卡尔曼滤波,将视觉里程计的短时观测与路网约束的全局结构信息融合,并在直行阶段利用路段方向信息抑制航向漂移,从而构建融合航向感知与拓扑匹配的鲁棒视觉定位框架。基于 KITTI 以及校园实测数据的实验表明,该方法在保证实时性的前提下,有效抑制了视觉里程计的误差累积,相比原始视觉里程计定位精度提升 78.7%,相比其他路网辅助方法分别提升 38.3% 与 34.0%,在节点偏差或路网缺失场景中仍保持稳定性能,证明了所提方法在多种复杂道路条件下的可靠性与普适性。

关键词: 路网辅助定位;视觉里程计;轨迹拓扑匹配;GNSS 拒止环境

中图分类号: TH741 TH70 TP242.6 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.8040

Road-network-assisted vehicle visual localization method integrating heading awareness and topological matching

Luo Kang, Xu Shuchen, Zhao Kedong, Sun Yongrong

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211100, China)

Abstract: In urban environments where satellite signals are limited, road network maps serve as structurally stable prior information that effectively suppresses the cumulative drift of visual odometry. However, existing road-network-assisted localization methods often suffer from imprecise turn detection and simplified topology-matching strategies, making them difficult to adapt to complex road structures. To address these issues, this paper proposes a road-network-assisted vehicle visual localization method integrating heading awareness and topological matching. A sliding-window strategy combined with heading-rate variation is employed to determine the vehicle motion state, while a straight-curve ratio is introduced to characterize the geometric properties of turning segments. Representative turning points are extracted using the maximum deviation measure, providing reliable structural cues for subsequent node association. Based on this, a topology matching method that accounts for both geometric consistency and structural similarity is developed. A perpendicular nearest-point constraint is applied to achieve accurate position association in straight-driving scenarios, while a multi-level topology similarity metric ensures robust structural matching during turns, significantly enhancing consistency in complex intersections, gentle curves, and high-curvature segments. Furthermore, a Kalman filter is employed to fuse short-term visual odometry observations with global structural constraints from the road network. Road-segment orientation information is utilized to suppress heading drift during straight driving, resulting in a robust localization framework that tightly couples heading perception and topology matching. Experiments conducted on the KITTI dataset and campus field tests demonstrate that the proposed method effectively suppresses the accumulated drift of visual odometry while maintaining real-time performance. The localization accuracy improves by 78.7% compared with raw visual odometry and by

38.3% and 34.0% compared with the MPF and RNAP road-network-assisted methods, respectively. Stable performance is preserved even under node deviations or partial road-network loss, confirming the reliability and general applicability of the proposed method in various complex road conditions.

Keywords: road-network-assisted localization; visual odometry; trajectory-topology matching; GNSS-denied environments

0 引 言

近年来,自动驾驶技术发展迅速,车辆定位技术作为其核心基础环节尤为关键。目前,户外环境中的定位主要依赖全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)^[1]。然而,卫星信号在城市峡谷、隧道及地下等环境中易受干扰甚至拒止,从而严重影响定位性能^[2-3]。因此,在卫星信号受限的情况下实现高精度定位成为亟需解决的问题。

随着传感器技术的发展,视觉、激光雷达等传感器广泛运用于自主系统环境感知与导航^[4]、工业成像检测等领域^[5]。其中里程计技术可在卫星信号受限时作为辅助定位手段^[6],根据所用传感器类型主要分为视觉里程计(visual odometry, VO)和激光雷达里程计(LiDAR odometry, LO),二者也是同步定位与建图(simultaneous localization and mapping, SLAM)系统的重要组成部分^[7]。其中,视觉里程计因相机成本低、隐蔽性强且能够获取丰富的场景纹理信息而被广泛应用,能够通过特征提取与运动估计实现较高的短时定位精度^[8]。但受观测噪声与不确定性影响,其累积漂移误差不可避免,仅依赖其进行车载导航难以在GNSS受限的环境中实现可靠定位。SLAM中的回环校正虽可在重复场景下抑制漂移,但在大规模户外环境中车辆通常难以经过同一区域^[9]。多传感器融合可利用不同传感器的互补优势降低误差^[10-11],但其本质上仍难以避免漂移的产生,且会增加系统复杂度与传感器时空标定难度。相比之下,路网地图作为结构简洁、易于获取的全局信息源^[12],能够提供道路几何与拓扑等信息,与视觉里程计形成互补,有助于抑制累积漂移并提升定位精度。

基于上述特点,Floros等^[13]提出视觉里程计与开放街图(open street map, OSM)的地图信息相结合,通过快速倒角匹配生成一组候选位姿,基于蒙特卡洛定位框架更新位姿;Jin等^[14]提出了一种转折点滤波算法,在路网约束下仅对轨迹的转向点进行校正,以修正视觉里程计的误差;Gu等^[15]提出了一种基于锚点的多位置联合粒子滤波方法,通过自适应估计并联合更新锚点位置,避免了在不确定性较高场景下的错误定位;Zhang等^[16]提出了一种基于拓扑地图的概率滤波框架,通过提取轨迹稀疏锚点,结合路网节点信息对定位结果进行联合校正,有效抑制了视觉里程计的累积漂

移;上述方法均基于粒子滤波框架,通过引入路网节点约束可获得较高的定位精度;然而,其实时性较差,且在路网节点匹配错误或里程计漂移较大时,易导致显著的定位误差。Cheng等^[17-18]提出基于磁感应与运动感知的车辆定位方法,利用陀螺仪与磁传感器测得的航向序列匹配预处理路网航向图,在贝叶斯估计框架下实现低成本、低计算量的定位;该方法相比粒子滤波具有更高的实时性,但对传感器行驶数据的高度依赖增加了系统的复杂度与构建成本。Wang等^[19]提出了一种基于拓扑地图与传感器噪声模型的轨迹重构算法,通过在约束条件下搜索并排序所有可能路径,有效克服了里程计误差漂移;Xu等^[20]将视觉里程计的航迹与点线形式的路网地图约束相结合,以抑制累积误差并提升定位精度,并通过优化与预测模型实现实时稳定的位置估计;Si等^[21]提出了一种基于拓扑地图与里程计的通用车辆定位框架,通过匹配将里程计轨迹对齐至地图路径,无需初始全局位姿即可利用地图全局信息修正漂移误差;上述方法虽兼顾了实时性与轨迹全局最优性,但在路网匹配中多采用粗粒度的结构判别策略,尤其在转弯与直行状态识别时,常依赖简单的角度阈值或几何模板,难以适应复杂多变的实际转向模式,导致匹配精度下降甚至关键结构识别失败,进而削弱路网约束效果并降低定位精度。

为解决上述问题,提出一种融合航向感知与拓扑匹配的路网辅助车辆视觉定位方法。首先,构建细粒度转向识别准则,利用滑动窗口法对车辆行驶状态进行初步判别,并结合直曲比指标进一步筛选转向轨迹段,从而精确区分转向与直行状态并计算拐点,为不同状态下的路网节点关联提供可靠依据。其次,在路网节点关联方面,基于初始位置与航向建立候选集合,并结合拓扑几何相似性准则确定初始匹配节点;针对直行与转向状态,分别采用垂直最近点和多层次拓扑相似性匹配策略,实现轨迹与路网节点之间准确的数据关联。最后,基于卡尔曼滤波融合视觉里程计与路网匹配定位结果,实现连续、精确的车辆定位。

1 融合航向感知与拓扑匹配的路网辅助车辆视觉定位系统设计

系统结构如图1所示,包含视觉里程计车辆行驶轨迹递推模块、路网拓扑匹配模块以及融合更新模块。

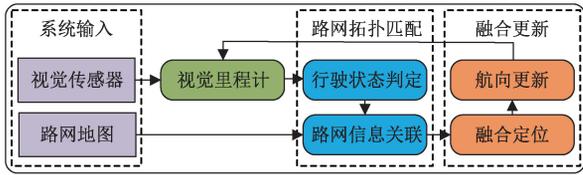


图1 系统结构

Fig. 1 System framework

首先,视觉里程计模块基于连续图像帧估算车辆相对位姿,生成初始轨迹,为后续定位提供短时高精度的位置估计。随后,路网拓扑匹配模块依据细粒度转向识别准则提取轨迹中的行驶状态信息,并结合垂直最近点与多层次拓扑相似性匹配策略,在候选空间中逐层筛选与轨迹结构最相似的路网片段,实现轨迹与地图的精确关联。最后,融合更新模块基于卡尔曼滤波融合视觉里程计与路网匹配定位结果,在修正历史轨迹的同时基于状态预测模型递推更新当前位姿,并在直行状态下同步修正车辆航向。

1.1 系统模型定义

系统状态变量为车辆的二维地理位置 $\mathbf{x}_k = (x_k, y_k)^T$, 系统通过视觉里程计周期性地预测车辆下一时刻的位置。依据视觉里程计航位推算误差累积特性,将里程计运动学模型简化为式(1)所示状态传播方程,即:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_{k-1} + \Delta \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\omega}_k, \quad \boldsymbol{\omega}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k) \quad (1)$$

其中, $\boldsymbol{\omega}_k$ 是里程计噪声,服从均值为0的高斯分布。

车辆轨迹点和路网之间的匹配及数据关联是需要解决的关键问题,路网可以被视为一个全局传感器,其观测结果可视作与卫星导航类似的全局定位。路网观测方程可表示为:

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k, \quad \mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{R}_k) \quad (2)$$

其中, \mathbf{v}_k 是路网观测噪声,主要来源于路网本身存在的精度误差以及轨迹与路网之间的匹配精度误差。

1.2 路网模型定义与预处理

OSM 使用路径 (Way) 以及节点 (Node) 以及关系 (Relation) 来组织地图数据,这些数据中包含了地图道路之间的拓扑以及空间度量信息。与文献[21]类似,将路网拓扑构建为无向图 $G = \{\mathbf{V}, \mathbf{E}\}$ 。其中,节点集 \mathbf{V} 则代表了路网地图中的节点,边集 \mathbf{E} 则代表了节点之间的联通关系。同时,路网节点的地理位置信息以经度、纬度表示,将其转化至东北天 (east-north-up, ENU) 坐标系下,便于在笛卡尔坐标系中计算拓扑的度量相似程度。为了便于后续视觉定位轨迹点与路网节点之间的匹配过程,受文献[16]启发,将同一路径下所有路网节点组织在同一数据结构中,即对于包含顺序路网节点 v_1, v_2, \dots, v_n 的路径,可表示为有序集合 $w = \{v_s, v_2, \dots, v_e\}$, 其中 v_s 与 v_e 分

别代表路径的两个端点。

路网原始数据中部分路段节点较为稀疏,为了提升路网匹配的频率与效果,使用线性插值法对原始路网节点进行拓展。记两个相邻节点的位置分别为 $\mathbf{p}_s, \mathbf{p}_e$, 若两点间距离满足 $\|\mathbf{p}_s - \mathbf{p}_e\| > T_d$, 则两点间拓展节点的位置的计算方式如式(3)所示。

$$\mathbf{p}_i = \mathbf{p}_s + (\mathbf{p}_e - \mathbf{p}_s) \frac{i}{k+1}, \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (3)$$

其中, $k = \lfloor \|\mathbf{p}_s - \mathbf{p}_e\| / T_d \rfloor$, 设定距离阈值 $T_d = 30$ 。

2 基于拓扑相似度的路网匹配定位方法

2.1 车辆行驶状态判定与拐点计算

受文献[22-23]启发,提出一种细粒度转向识别准则,旨在准确判别车辆的转向与直行状态并计算拐点。具体而言,该准则首先利用滑动窗口法对行驶状态进行初步判别,并引入直曲比指标进一步筛选转向轨迹段,从而精确划分行驶状态,最后计算转向轨迹段的拐点用于关联路网节点信息。

记车辆在第 k 帧的航向角为 θ_k , 则其航向角变化速率可表示为:

$$\omega_k = \frac{\theta_k - \theta_{k-1}}{\Delta t} \quad (4)$$

其中, Δt 其中为帧间时间间隔, $\omega_k > 0$ 表示航向顺时针变化。为判别车辆是否处于转向状态,引入阈值 $T_\theta > 0$ 及长度为 m_1 的滑动窗口 $\mathbf{W}_k = \{\omega_{k-m_2+1}, \dots, \omega_k\}$, 定义以下判断准则:若 $\min(\mathbf{W}_k) > T_\theta$, 则车辆处于右转状态;若 $\max(\mathbf{W}_k) < -T_\theta$, 则车辆处于左转状态。相应地,当车辆处于转向状态时,可定义转向状态结束的判断准则:若 $\max(\mathbf{W}_k) < T_\theta$, 则退出右转状态;若 $\min(\mathbf{W}_k) > -T_\theta$, 则退出左转状态。图2为转向状态判断示意图,转向判断过程如图2(a)所示。

在被判定为转向状态的时间段内,提取所有航向速率满足 $|\omega_k| > T_\theta$ 的轨迹点构成转向轨迹点集,即:

$$S_t = \{\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_{n-1}, \mathbf{p}_n\} \quad (5)$$

为进一步抽取反映转向特征的代表性几何点,借鉴道格拉斯-普克 (Douglas-Peucker, D-P) 算法思想,计算该段内偏离首尾连线最远的轨迹点作为拐点,其计算方法如式(6)所示。

$$\mathbf{p}_i = \arg \max_{\mathbf{p}_i \in S_t} \left(\frac{|(\mathbf{p}_n - \mathbf{p}_1) \times (\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_1)|}{\|\mathbf{p}_n - \mathbf{p}_1\|} \right) \quad (6)$$

考虑到实际道路中存在多种转向类型,为进一步细化转向行为,引入轨迹段的直曲比作为辅助判据,定义如式(7)所示。

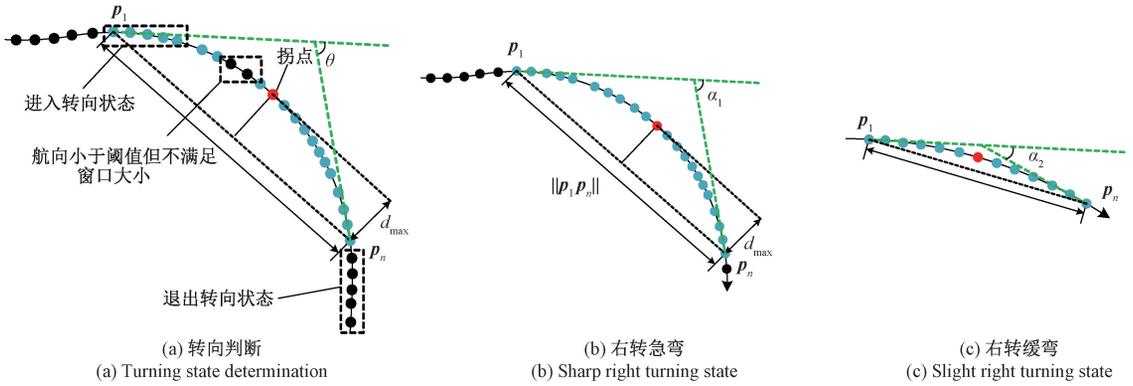


图 2 转向状态判断示意图

Fig. 2 Illustration of turning state determination

$$P_c = \frac{\|p_n - p_1\|}{\sum_{i=1}^{n-1} \|p_{i+1} - p_i\|} \quad (7)$$

其中,分子为轨迹起终点之间的欧氏距离,分母为轨迹段的实际弯曲长度。当 $P_c > S_1$ 时,轨迹近似于缓弯段,对应角度变化阈值设置为较小的 α_1 ;当 $P_c < S_1$ 时,则认为路径转弯较急,对应阈值设为较大的 α_2 。仅当转向轨迹段的直曲比与最大航向变化值同时满足对应阈值条件时,该段被视为有效转向状态。

与转向相比,直行状态具有更稳定的航向变化趋势。为识别车辆进入直行状态,设置绝对值阈值 $T_\delta > 0$,如图 3(a)所示,当连续 m_2 帧满足:

$$|\omega_k| < T_\delta, \quad \forall k \in [t - m_2 + 1, t] \quad (8)$$

则判定车辆进入直行状态。退出直行状态采用更小窗口 $m_3 < m_2$,即只要在任意 m_3 帧内存在 $|\omega_k| > T_\delta$,即认为车辆脱离直行状态。如图 3(b)所示,该设计可有效避免如变道、避障等小范围转向行为对状态识别的干扰。

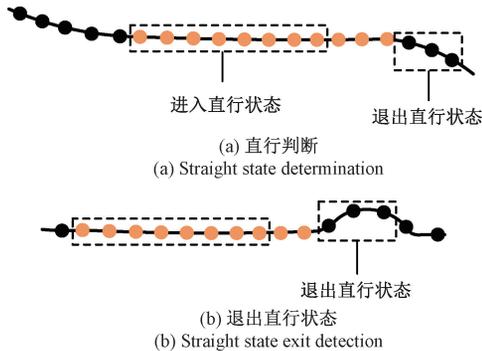


图 3 直行状态判断示意图

Fig. 3 Illustration of straight-moving state determination

2.2 路网节点关联策略

为提高匹配效率与拓扑结构识别精度,设计一种增量式路网节点数据关联机制。该方法首先基于初始位置与

航向建立候选集合,并结合拓扑几何相似性准则确定初始匹配节点;针对直行与转向状态,分别采用垂直最近点和多层次拓扑相似性匹配策略,实现准确的路网节点关联。

1) 系统初始化与初始节点匹配

本系统假设已知车辆的初始地理位置与航向角,进而通过航迹递推得到初始轨迹点集以进行后续路网匹配。对于初始待匹配节点的确定,采用如下策略:首先在车辆初始位置 p_s 周围半径 r_1 范围内搜索所有候选路网节点,筛选其连接的路网边中,与 p_s 的欧氏距离小于阈值 T_1 的边所涉及的节点,组成候选集合。

待车辆行驶超过一定距离 T_2 (本文取 10 m) 后,记当前车辆位置为 p_n ,对每一个候选节点 v_c (其二维位置为 p_c),定义向量 $\vec{p_s p_c} = p_c - p_s$, $\vec{p_n p_c} = p_n - p_s$, 以及 $\vec{p_n p_c} = p_c - p_n$ 。基于拓扑几何相似性准则,构建综合得分函数,即:

$$S_c = \alpha \times e^{-d_l} + (1 - \alpha) \times \left(1 - \frac{d_h}{\pi}\right) \quad (9)$$

其中, d_l 表示长度误差, d_h 表示角度误差,两者定义如式 (10) 和 (11) 所示。

$$d_l = \left| \frac{\|\vec{p_s p_n}\| + \|\vec{p_n p_c}\| - \|\vec{p_s p_c}\|}{\|\vec{p_s p_c}\|} \right| \quad (10)$$

$$d_h = \arccos\left(\frac{\vec{p_n p_c} \cdot \vec{p_s p_n}}{\|\vec{p_n p_c}\| \|\vec{p_s p_n}\|}\right) \quad (11)$$

最终得分最高的节点即被选为初始匹配节点,完成系统初始化,为后续状态识别与地图匹配提供基础。

2) 路网节点匹配与轨迹点关联策略

匹配过程包括节点通行判定与匹配定位两个阶段。如图 4 所示,当前车辆驶过某候选节点邻域范围后,其拓扑特征将发生显著变化。

记当前待匹配节点为 v_i ,其二维位置为 p_i ,车辆当前位置为 p_n ,上一已匹配节点为 v_l ,位置为 p_l ,定义向量:

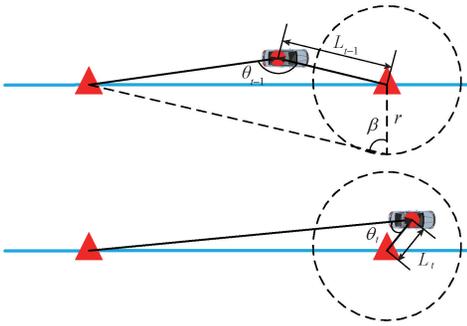


图4 节点通行判定

Fig. 4 Node passage determination

$\vec{p_i p_n} = \vec{p_n} - \vec{p_i}$ 、 $\vec{p_i p_n} = \vec{p_n} - \vec{p_i}$ 以及 $\vec{p_i p_i} = \vec{p_i} - \vec{p_i}$ ，据此计算关联判据，即：

$$\theta_i = \arccos\left(\frac{\vec{p_i p_n} \cdot \vec{p_i p_n}}{\|\vec{p_i p_n}\| \|\vec{p_i p_n}\|}\right) \quad (12)$$

$$L_i = \|\vec{p_i p_n}\| \quad (13)$$

$$\Delta L_i = \frac{L_i - L_{i-1}}{\Delta t} \quad (14)$$

分别对应拓扑角度差、距离以及距离变化率。当 θ_i 降至阈值 T_θ 以下、 $L_i > T_L$ 且 $\Delta L_i > 0$ ，说明车辆已经从候选节点前方驶过，表明可在该节点处建立轨迹点关联关系。阈值 T_θ 可依据几何关系设定为：

$$T_\theta = \arctan\left(\frac{\|\vec{p_i p_i}\|}{r}\right) \quad (15)$$

其中， r 表示用于判断节点到达的半径范围，设定 T_L 、 r 分别为 15 和 5。

根据车辆的不同行驶状态，采用差异化的节点关联判定方法：

(1) 直行状态下的关联方法

如图 5 所示，在车辆保持直线行驶的状态中，轨迹方向与相邻节点连线方向较为一致，可通过方向一致性构建关联。具体而言：以待匹配节点为垂足，作垂直于节点连线的垂线交于车辆轨迹点的连线产生交点，距离该交点距离最近的轨迹点则视作垂直最近点，对该点建立与

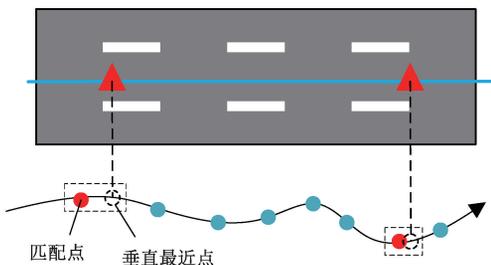


图5 垂直最近点

Fig. 5 Perpendicular nearest point

当前路网节点的关联关系。

(2) 转向状态下的关联方法

如图 6 所示，记转向轨迹点集为 $S_i = p_1, p_2, \dots, p_n$ ，拐点为 p_i ，通过首尾端点拟合边方向，过 (p_1, p_2) 与 (p_{n-1}, p_n) 作直线并求交点 o_i ，表示该段轨迹的大致拐点。为构建数据关联，系统以层次化方法在路网中寻找拓扑结构相似的点对拓扑，即寻找结构类似于 $p_1 - o_i - p_n$ 的路网拓扑。具体步骤为：

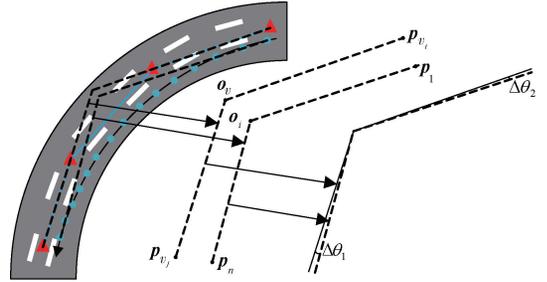


图6 转向轨迹点集相似度计算

Fig. 6 Similarity calculation of turning trajectory point sets

a. 局部搜索：对当前候选节点 N_1 层邻域进行深度优先搜索 (depth-first-search, DFS)，筛选半径 r_1 范围内节点，提取节点间存在的边集 E_1 ，计算所有边延长线交点 o_v 。若 $\|o_v - o_i\| < r_2$ ，选取两条边离 o_v 较远的节点，构造拓扑 $p_{v_i} - o_v - p_{v_j}$ 。定义绝对航向相似性得分为：

$$s = \min\left(\begin{aligned} &|h(\vec{o_i p_1}) - h(\vec{o_v p_{v_i}})| + |h(\vec{o_i p_n}) - h(\vec{o_v p_{v_j}})|, \\ &|h(\vec{o_i p_1}) - h(\vec{o_v p_{v_j}})| + |h(\vec{o_i p_n}) - h(\vec{o_v p_{v_i}})| \end{aligned}\right) \quad (16)$$

其中， $h(\cdot)$ 表示绝对航向函数。若所有拓扑中的最小相似性得分 $s_1 < T_s$ ，则可建立对应拓扑交点 o'_v 与拐点 p_i 间的关联；

b. 路段内搜索：若 $s_1 > T_s$ ，则转向拓扑未在当前节点邻域内匹配成功。考虑当前节点所属路段 w_1 的全部边构成 E_2 ，重复相似性计算，同样选取最小相似性得分满足阈值的拓扑交点与拐点 p_i 建立关联；

c. 末端拓展搜索：若仍未成功关联，尝试以当前路段的末端节点为中心，重复局部搜索步骤，以相同规则选取目标拓扑交点。

记最后符合条件的拓扑交点为 o_i ，关联偏移向量定义为 $v_j = o_i - o_i$ ，则拐点 p_i 最终关联位置为：

$$p_f = v_j + p_i \quad (17)$$

后续系统依据该位置融合矫正车辆定位信息。

3) 待匹配节点的更新策略

车辆轨迹点经过后续融合校正后，可继续递推生成新轨迹点。系统根据当前车辆状态，分别更新下一待匹

配节点;若车辆处于直行状态,则系统使用垂直最近点的矫正结果作为初始位置,依据式(9)的拓扑相似度准则在当前节点子图中搜索下一节点;若处于转向状态,则以转向拐点的矫正结果为起点,按同样逻辑完成节点更新。

2.3 系统状态更新策略

1) 系统融合定位策略

使用卡尔曼滤波器融合视觉里程计与地图匹配的定位结果,依据系统模型定义,状态空间方程可表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \mathbf{x}_{k-1} + \Delta \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\omega}_k \\ \mathbf{z}_k = \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (18)$$

状态预测方程可表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k|k-1} = \mathbf{x}_{k-1|k-1} + \Delta \mathbf{x}_k \\ \mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{P}_{k-1|k-1} + \mathbf{Q}_k \end{cases} \quad (19)$$

其中 \mathbf{P}_k 为状态预测协方差矩阵,相应的卡尔曼增益、观测更新方程、状态估计协方差可分别表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \\ \mathbf{x}_{k|k} = \mathbf{x}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \mathbf{x}_{k|k-1}) \\ \mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1} \end{cases} \quad (20)$$

路网数据关联依赖于对历史航迹点集的状态判断,因此实际被修正的位置往往并非当前车辆的最新状态。为此,在系统完成路网观测修正之后,可利用已更新的历史航迹点坐标,结合系统状态预测模型及历史状态增量信息,向前递推更新当前车辆的位置估计与相关状态变量。

2) 航向角更新策略

在车辆处于直行状态时,其行驶方向与所处路段的几何结构通常保持高度一致。具体而言,如图7所示,车辆的运动方向应大致与其所在路网节点之间的连线方向一致,即车辆当前位置所关联的路网节点与下一个目标节点之间的连线方向,可被视为车辆在该段路上的理想航向。

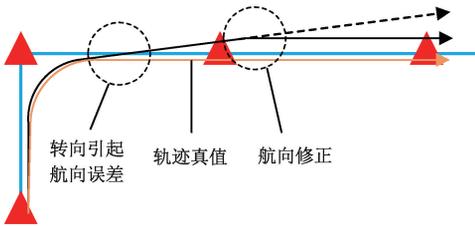


图 7 车辆航向修正

Fig. 7 Vehicle heading correction

因此,在系统识别车辆处于直行状态时,可以将车辆的当前航向角更新为从当前节点指向下一个节点的方向向量所对应的航向角。记当前路网节点为 v_c ,下一路网节点为 v_n ,对应的 ENU 坐标为 $\mathbf{p}_c = (x_c, y_c)^T$ 与 $\mathbf{p}_n = (x_n, y_n)^T$,则当前车辆航向角可修正为:

$$\psi = \arctan\left(\frac{y_n - y_c}{x_n - x_c}\right) \quad (21)$$

该更新策略能够有效减缓视觉里程计在车辆转向以及长距离行驶过程中因累积误差导致的航向漂移。

3 实验结果与分析

为了验证本文方法的有效性,文中使用车载实验平台采集数据,同时在便携式计算机上运行本文方法。车载实验平台如图8所示,平台所搭载的传感器为一台 Zed2 双目相机、两台 NovAtel OEM7 RTK 接收机,其中一台 RTK 设备用于采集定位真值,另一台仅用于辅助测量粗略的初始航向角。实验所使用的计算机 CPU 型号为 Intel Core i9-13900HX,内存大小为 64 GB,该计算机安装的操作系统为 Ubuntu18.04。分别基于 KITTI^[24] 公开数据集与南京航空航天大学校园数据集对算法进行验证分析。所有实验中均使用 ORB_SLAM2^[25] 的视觉里程计部分作为原始输入,仅计算 ENU 坐标系中东向和北向的定位误差来评估轨迹精度。

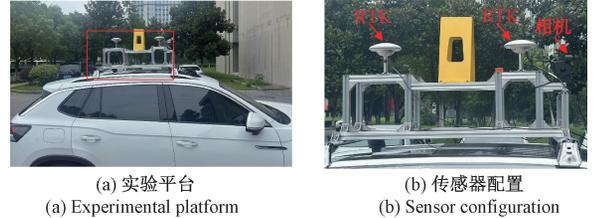


图 8 车载实验平台示意图

Fig. 8 Illustration of the on-board experimental platform

3.1 参数敏感性分析实验

本文方法涉及众多参数,其中部分关键参数对于定位精度影响较为明显,设计敏感性分析实验确定其取值。航向角速率阈值 T_θ 用于控制转向状态判定的灵敏程度,直接决定了转向轨迹点集的组成;直曲比阈值 S_1 用于判断转向状态的有效性,过滤部分曲率微小的转向轨迹段;在式(8)中,几何相似性权重 α 用于调节几何相似性得分中长度与角度相似度的权重;在 2.2 节第 2) 部分中,航向相似度阈值 T_s 控制着转向状态下路网节点关联的准确度。为了确定上述关键参数的取值,从 KITTI 数据集中选择了 5 个序列(00、02、05、08 和 09)进行预实验。这些序列所在的区域路网地图具有多个交叉路口或弯曲道路,包含了足够的地图信息以修正原始的轨迹结果。其余非关键参数均设定为经验值,具体取值如表 1 所示。

1) 航向角速率阈值 T_θ : 设定 S_1 、 α 以及 T_s 的取值分别为 0.95、0.7 以及 25,取 T_θ 为 0.3~0.7 的变化值,步长为 0.1,各序列定位误差以及总体平均误差如图 9(a) 所示。其中序列 09 的定位误差对于 T_θ 取值变化最为

表1 算法参数设定

Table 1 Algorithm parameter settings

参数	设定值	参数	设定值
T_θ	0.5°	m_1	10
m_2	15	m_3	5
T_δ	0.3°	α	0.7
T_s	20°	r_1	50 m
r_2	30 m	S_1	0.9
Q_k	0.1I _{2×2}	R_k	0.5I _{2×2}

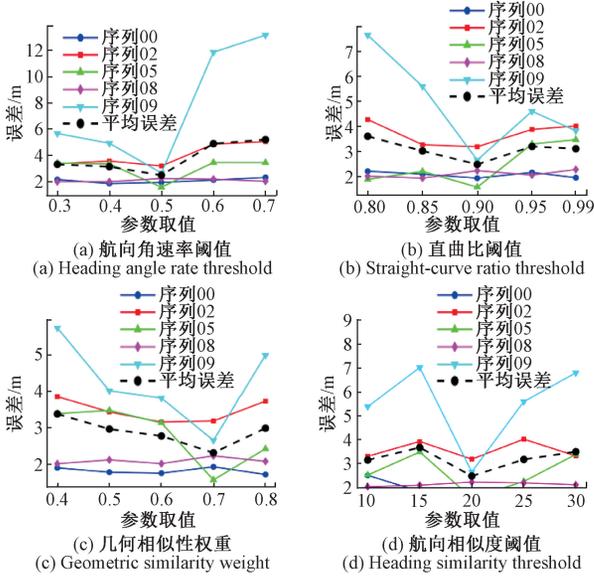


图9 定位误差与参数取值关系图

Fig. 9 Location error versus parameter value

敏感,这是由于序列 09 中的道路曲率较为均匀,并且弯道较为丰富,当 T_θ 为 0.5 时转向判定最为准确,因此定位误差较低。对于其他序列,当 T_θ 取值为 0.5 时同样能保持较低定位误差。综上所述, T_θ 取值定为 0.5。

2) 直曲比值 S_1 : 设定 T_θ 、 α 以及 T_s 的取值分别为 0.5、0.7 以及 25,各序列定位误差以及总体平均误差随 S_1 取值变化趋势如图 9(b) 所示,其中序列 02、09 两个典型的多弯道序列在 S_1 取值为 0.9 时具有较好的定位效果,同时对于其余序列,当 S_1 取值为 0.9 时整体定位误差均保持在较低水平。综上所述, S_1 取值定为 0.9。

3) 几何相似性权重 α : 设定 T_θ 、 S_1 以及 T_s 的取值分别为 0.5、0.95 以及 25,各序列定位误差以及总体平均误差随 α 取值变化趋势如图 9(c) 所示,序列 02、05、09 在 α 取值为 0.7 时可达到最优的定位效果,这是由于当路网拓扑中部分路段航向变化剧烈时,适当调整路段长度相似度占比可提高节点匹配准确度;其余多直线路段序列的定位误差对 α 取值并不敏感,但 α 取值为 0.7 时整体定位

误差也处于较低水平。综上所述, α 取值定为 0.7。

4) 航向相似度阈值 T_s : 设定 T_θ 、 S_1 以及 α 的取值分别为 0.5、0.95 以及 0.6, T_s 取值对各定位精度的影响程度如图 9(d) 所示。如结果所示,即使多直线路段序列 00、08 定位误差对于该参数变化并不敏感,各序列在 T_s 取值为 20 时整体维持较好的定位精度。综上所述, T_s 取值定为 20。

结合上述实验结果,实验中的参数设定如表 1 所示,其中 T_θ 、 m_1 、 m_2 、 m_3 、 T_δ 以及 S_1 为 2.1 节中的行驶转态判定阈值参数, α 为式(9)中的比例参数, T_s 、 r_1 、 r_2 为 2.2 节第 2) 部分中的阈值参数, Q_k 与 R_k 则为式(19)和(20)中的协方差经验值。

3.2 原始视觉里程计对比实验

首先在校园数据集序列 01、02 上将本文方法与原始视觉里程计算法进行对比。如图 10(a) 与 11(a) 所示,VO 算法的轨迹与区域路网地图存在明显偏差,并且随着时间推移,VO 的定位误差快速累积,车辆轨迹逐渐偏离道路范围。而引入本文方法后,VO 的定位误差得到了有效抑制。如图 10(b) 与 11(b) 所示,车辆位移误差在路网直线路段逐渐发散,其定位误差仍会像 VO 原始轨迹一样逐渐增大;但在检测到车辆转向后,位移误差被快速修正,随后又通过路网直线路段完成了航向角校正。定位误差曲线表明:本文方法通过引入点路网地图的拓扑约束条件,能有效抑制定位误差;当路网地图与视觉路标地图匹配点被选中时,可利用其信息快速提升车辆定位精度。

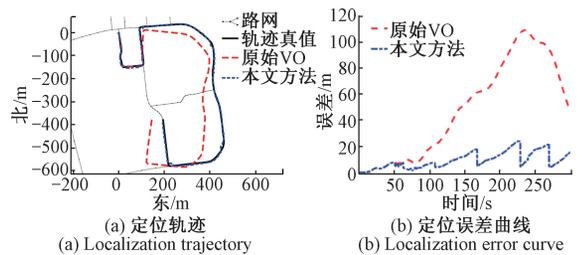


图10 校园序列 01 实验结果

Fig. 10 Experimental results on campus sequence 01

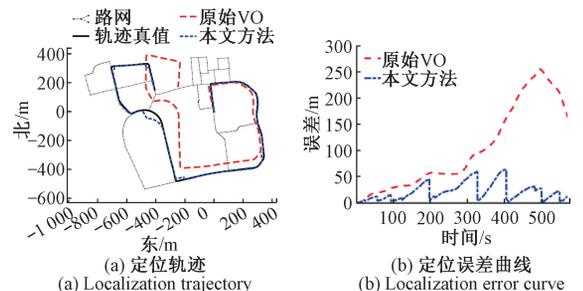


图11 校园序列 02 实验结果

Fig. 11 Experimental results on campus sequence 02

此外,在 KITTI 数据集中选择序列 00、02、05、08 和 09 进行对比实验,验证本文方法的有效性。图 12~16 为实验结果示意图,结果表明,所提出的方法具有良好的轨迹校正性能,适用于曲线路段和直线路段。图 12~16 各图的分图(b)展示了原始视觉里程计(VO)方法与本文方法时定位误差随时间变化的对比情况,结果表明,随着行驶时间的增加,原始 VO 系统的定位误差逐渐增大,而所提出的方法能够有效抑制定位误差。

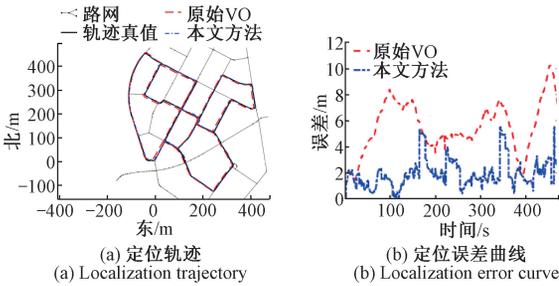


图 12 KITTI 序列 00 实验结果

Fig. 12 Experimental results on KITTI sequence 00

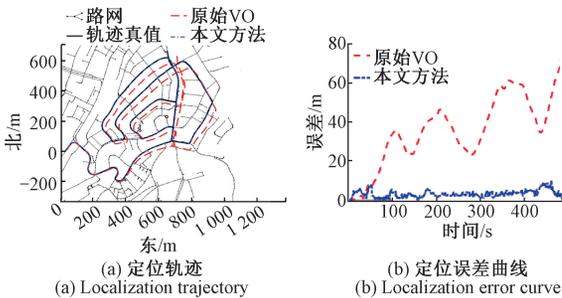


图 13 KITTI 序列 02 实验结果

Fig. 13 Experimental results on KITTI sequence 02

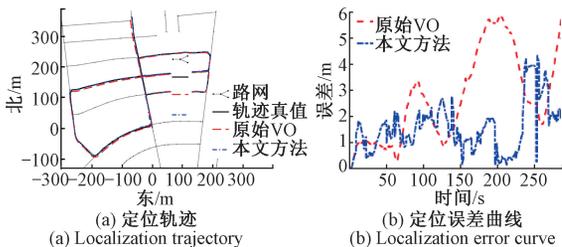


图 14 KITTI 序列 05 实验结果

Fig. 14 Experimental results on KITTI sequence 05

3.3 与其他路网方法的对比实验

将所提出的路网方法与现行其他基于路网的方法进行了比较,其中与本文方法最接近的最具有代表性的方法为 MPF^[16]、RNAP^[20],这些方法都引入了路网地图约束来校正里程计轨迹。MPF 方法提出了锚点的

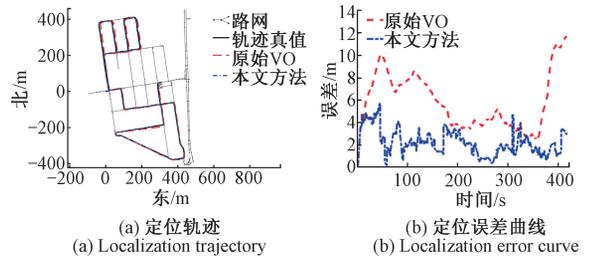


图 15 KITTI 序列 08 实验结果

Fig. 15 Experimental results on KITTI sequence 08

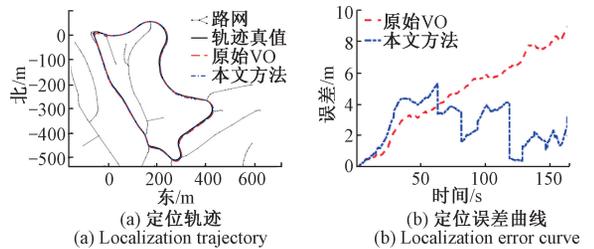


图 16 KITTI 序列 09 实验结果

Fig. 16 Experimental results on KITTI sequence 09

概念及其提取方法,使用粒子滤波器将锚点与区域地图的锚点进行匹配,以抑制定位误差。与其他方法相比,MPF 方法在高曲率路段具有很强的应用能力。RNAP 方法从点线形式的道路网络图中引入了约束,将路网约束加入优化和预测模型,对视觉里程计的原始轨迹进行校正。

本文方法与其他方法的比较结果如表 2 所示,其中, A_E 表示平均误差, M_E 表示最大误差,单位均为 m。相较于原始 VO、MPF 以及 RNAP 方法,本文路网方法的平均定位精度分别提升了 78.67%、38.27% 以及 34.04%。在 00、02、09 序列中部分路段存在曲率较小的缓弯道,由于其他方法在这种路段的轨迹特征点检测不够鲁棒,导致部分路网特征点失配,从而损失了部分定位精度。相反地,本文方法利用视觉里程计递推的航向变化检测车辆行驶状态,可以更灵活且准确地提取到此类路段的路网特征点,从而约束轨迹误差。同时在实验序列中,车辆在直线路段存在较多变向行为,若此时直接将轨迹点与路网节点进行数据关联或者修正航向,势必引入部分误差,而本文方法采用的行驶状态判定机制可以避免此类现象,因此拥有更高的定位精度与鲁棒性。

3.4 路网地图偏差及失效模拟实验

实验部分所使用的路网地图均源于众包地图网站 OSM,为了测试本文方法面对上述情况的鲁棒性,对下载的数据集序列 00 路网地图提升节点偏差与道路节点缺失程度,其效果如图 17 所示。

表 2 KITTI 数据集定位误差对比
Table 2 Localization error comparison table for KITTI dataset

方法	00		02		05		08		09	
	A_E	M_E	A_E	M_E	A_E	M_E	A_E	M_E	A_E	M_E
原始 VO	5.530	10.249	35.318	72.274	2.706	5.952	5.900	12.061	4.719	9.072
MPF	2.820	7.600	4.900	14.500	3.300	7.400	3.900	11.100	3.800	9.800
RNAP	2.480	10.570	6.320	41.050	2.520	5.560	3.330	10.550	2.870	8.990
本文方法	1.925	5.585	3.185	9.895	1.565	4.351	2.226	5.722	2.652	5.339

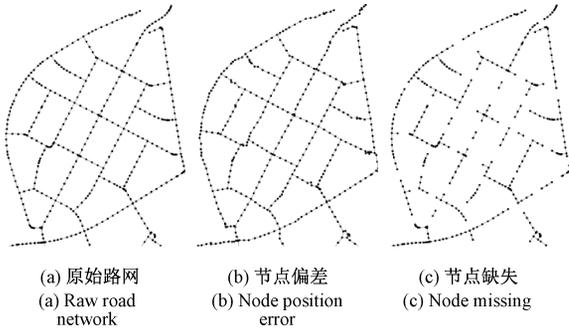


图 17 路网地图偏差及失效模拟

Fig. 17 Road network map deviation and failure simulation

1) 路网节点偏差:记路网节点的原始二维位置为 p_r , 对其施加分布服从零均值高斯随机噪声 δ_e , 即路网节点带有偏差的二维位置可表示为:

$$p_e = p_r + \delta_e, \quad \delta_e \sim N(0, Q_e) \quad (22)$$

其中, Q_e 取 $2I_{2 \times 2}$ 。

2) 道路节点缺失:随机删除原始路网地图中每个路段 30% 的节点模拟路网连接缺失情况。

基于上述模拟路网场景运行本文方法,实验结果如图 18 以及表 3 所示,当路网地图存在节点偏差与道路节点缺失情况时,本文方法依旧具有较好定位精度,即使定位精度稍劣于使用原始路网的情况,但定位误差均小于原始 VO。本文方法的定位精度取决于路网地图的准确度,当路网地图存在节点偏差时,定位精度也随之下降,所以在此情况下定位精度稍劣于其他两种情况。当路网地图存在道路节点缺失的情况时,由于路网建模时保留了路段相应信息,即使某个路段中部分节点与边缺失,本文方法依旧可以从剩余连接关系中引入地图信息,从而实现定位。

3.5 各模块运行效率

KITTI 数据集实验中各模块的平均运行时间统计数据如表 4 所示,时间单位均为 ms。相较于视觉里程计,本文方法运行时间几乎可以忽略不计。基于上述特点,若针对特定嵌入式平台等计算资源受限的设备进一步优化视觉里程计的运行效率,本文方法可以轻松移植至此类平台上实时运行。

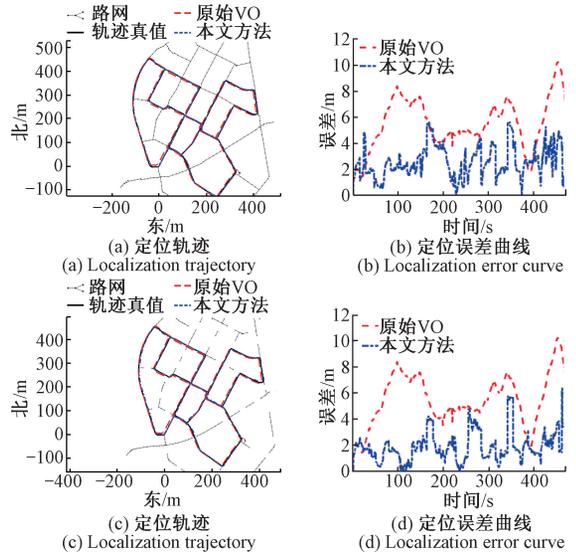


图 18 路网地图偏差及失效模拟实验结果

Fig. 18 Experimental results of road network map deviation and failure simulation

表 3 路网模拟场景下的定位误差对比
Table 3 Comparison of location errors under road network simulation scenarios

模拟方式	A_E	M_E
原始 VO	5.530	10.249
本文方法+原始路网	1.925	5.585
本文方法+节点偏差	2.570	5.640
本文方法+节点缺失	2.096	6.381

表 4 各模块运行时间
Table 4 Execution time of each module (ms)

序列	VO	地图匹配	融合校正
00	43.657 1	0.001 9	0.007 6
02	43.933 6	0.002 3	0.007 6
05	44.761 3	0.001 1	0.007 6
08	43.334 3	0.001 1	0.007 3
09	41.905 1	0.000 5	0.007 5

4 结 论

针对卫星拒止条件下车辆的自主定位问题以及现有路网辅助定位方法的缺陷,本文提出了一种融合航向感知与拓扑匹配的路网辅助车辆视觉定位方法。首先,构建细粒度转向识别准则,利用滑动窗口法与直曲比指标精确区分转向与直行状态并计算拐点,为路网节点关联提供可靠依据;其次,在节点关联方面,基于初始位置与航向建立候选集合,并结合拓扑几何相似性准则确定初始匹配节点,针对不同状态分别采用垂直最近点和多层次拓扑相似性匹配策略,实现高精度节点关联;最后,通过卡尔曼滤波融合视觉里程计与路网匹配定位结果,实现了连续、精确且具备强鲁棒性的车辆定位。实验结果表明,该方法在保证实时性的同时有效抑制了视觉里程计的累积漂移,并在多种复杂路网环境中均取得了优于现有方法的定位精度与稳定性。后续将针对本文当前在路网拓扑严重错误或缺失场景下的局限进行重点研究,以降低对单一、理想化路网数据的依赖,进一步提升方法在现实复杂环境中的普适性与可靠性。

参考文献

- [1] 吴鹏博, 潘树国, 高旺, 等. 顾及非视距与系统误差的 UWB 质量控制及其与 GNSS/INS 的组合定位[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(5): 51-60.
WU P B, PAN SH G, GAO W, et al. UWB quality control and its integrated positioning with GNSS/INS considering NLOS and system errors[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(5): 51-60.
- [2] IOANNIDES R T, PANY T, GIBBONS G. Known vulnerabilities of global navigation satellite systems, status, and potential mitigation techniques[J]. Proceedings of the IEEE, 2016, 104(6): 1174-1194.
- [3] 南子寒, 刘大禹, 董明, 等. GNSS 拒止下多源自主导航鲁棒滤波方法[J]. 航空学报, 2024, 45(S1): 358-370.
NAN Z H, LIU D Y, DONG M, et al. Robust filtering method for GNSS denied multi-source autonomous navigation[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2024, 45(S1): 358-370.
- [4] 何赞泽, 郭猜, 郭隆强, 等. 基于视觉语义约束的激光雷达大目标尺寸测量方法[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(8): 244-254.
HE Y Z, GUO C, GUO L Q, et al. A large target size measurement method of LiDAR based on visual semantic constraints[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(8): 244-254.
- [5] 邓堡元, 何赞泽, 王洪金, 等. 基于激光联动扫描的单目动态三维主动热成像研究[J]. 红外与激光工程, 2024, 53(6): 59-69.
DENG B Y, HE Y Z, WANG H J, et al. Monocular dynamic 3D active thermography based on joint laser scanning thermography[J]. Infrared and Laser Engineering, 2024, 53(6): 59-69.
- [6] 路永乐, 杨杰, 鄢誉, 等. 基于函数拟合姿态更新方法的足绑式行人导航算法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(5): 291-299.
LU Y L, YANG J, YAN Y, et al. Foot mounted pedestrian navigation algorithm based on the function fitting attitude update algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(5): 291-299.
- [7] TAHERI H, XIA ZH CH. SLAM; definition and evolution[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2021, 97: 104032.
- [8] 唐伟杰, 陈松林. 基于单目视觉里程计的纯姿态测量算法设计[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(5): 249-256.
TANG W J, CHEN S L. Design of pure attitude measurement algorithm based on monocular visual odometer[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(5): 249-256.
- [9] TSINTOTAS K A, BAMPIS L, GASTERATOS A. The revisiting problem in simultaneous localization and mapping: A survey on visual loop closure detection[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(11): 19929-19953.
- [10] ALATISE M B, HANCKE G P. A review on challenges of autonomous mobile robot and sensor fusion methods[J]. IEEE Access, 2020, 8: 39830-39846.
- [11] 何珍, 楼佩煌, 钱晓明, 等. 多目视觉与激光组合导航 AGV 精确定位技术研究[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(11): 2830-2838.
HE ZH, LOU P H, QIAN X M, et al. Research on precise positioning technology for AGV based on multi-object vision and laser integrated navigation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(11): 2830-2838.
- [12] CHEN CH, LU C, HUANG Q X, et al. City-scale map creation and updating using GPS collections[C]. The 22nd ACM SIGKDD International Conference ACM, 2016: 2939833.
- [13] FLOROS G, VAN DER ZANDER B, LEIBE B, et al. OpenStreetSLAM: Global vehicle localization using openstreetmaps[C]. 2013 IEEE International Conference

- on Robotics and Automation, 2013: 1054-1059.
- [14] JIN Y D, XIANG ZH Y. Robust localization via turning point filtering with road map[C]. 2016 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2016: 992-997.
- [15] GU SH X, XIANG ZH Y, ZHANG Y, et al. A multi-position joint particle filtering method for vehicle localization in urban area[C]. 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2018: 656-662.
- [16] ZHANG Z K, WANG T L, GU SH X, et al. MPF: A robust vehicle localization framework based on topological map and odometry[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(7): 7242-7252.
- [17] CHENG H M, SONG D ZH, ANGERT A, et al. Proprioceptive localization assisted by magnetoreception: A minimalist intermittent heading based approach[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(2): 586-593.
- [18] CHENG H M, SONG D ZH. Graph-based proprioceptive localization using a discrete heading-length feature sequence matching approach[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2021, 37(4): 1268-1281.
- [19] WANG R, VELOSO M, SESHAN S, et al. O-Snap: Optimal snapping of odometry trajectories for route identification[C]. 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2014: 5824-5829.
- [20] XU SH CH, SUN Y R, ZHAO K D, et al. Road-network-map-assisted vehicle positioning based on pose graph optimization[J]. Sensors, 2023, 23(17): 7581.
- [21] SI SH B, HUANG Y L, NIE Y M, et al. TOM-odometry: A generalized localization framework based on topological map and odometry[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(3): 2713-2732.
- [22] 万子健, 李连营, 杨敏, 等. 车辆轨迹数据提取道路交叉口特征的决策树模型[J]. 测绘学报, 2019, 48(11): 1391-1403.
- WAN Z J, LI L Y, YANG M, et al. Decision tree model for extracting road intersection feature from vehicle trajectory data[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2019, 48(11): 1391-1403.
- [23] 邹筠珍, 赵伟, 许舒晨, 等. 基于轨迹拐点滤波的激光雷达里程计定位算法研究[J]. 导航定位与授时, 2023, 10(1): 109-116.
- ZOU J ZH, ZHAO W, XU SH CH, et al. Research on LiDAR odometry localization algorithm by filtering based on inflection points of the trajectory[J]. Navigation Positioning and Timing, 2023, 10(1): 109-116.
- [24] GEIGER A, LENZ P, URTASUN R. Are we ready for autonomous driving? The KITTI vision benchmark suite[C]. 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012: 3354-3361.
- [25] 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.

作者简介



罗康, 2023 年于北方工业大学获得学士学位, 现为南京航空航天大学硕士研究生, 主要研究方向为视觉导航、数字地图构建和地图匹配定位。

E-mail: luokang0814@nuaa.edu.cn

Luo Kang received his B.Sc. degree from North China University of Technology in 2023. He is currently a master's candidate at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interests include visual navigation, digital map construction, and map-matching localization.



许舒晨(通信作者), 2017 年于南京航空航天大学获得学士学位, 2020 年于南京航空航天大学获得硕士学位, 现为南京航空航天大学博士研究生, 主要研究方向为视觉导航、数字地图构建和地图匹配定位。

E-mail: xsc@nuaa.edu.cn

Xu Shuchen (Corresponding author) received his B.Sc. and M.Sc. degrees both from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2017 and 2020, respectively. He is currently a Ph.D. candidate at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interests include visual navigation, digital map construction, and map-matching localization.