

基于无人驾驶赛车多传感器融合定位算法研究

李逸龙¹, 李刚¹, 张要强¹, 邓伟文², 徐龙¹

(1. 辽宁工业大学汽车与交通工程学院, 辽宁锦州 121001; 2. 北京航空航天大学交通科学与工程学院, 北京 100191)

摘要:针对全球定位系统因传感器零偏和白噪声误差而影响无人驾驶赛车定位精度的问题,设计了一种融合激光雷达、惯性测量单元与全球导航卫星系统(GPS)数据的滑动窗口优化定位算法。通过对比3种常用的点云配准算法,选用正态分布变换算法来设计激光里程计与回环检测;先后设计了激光里程计因子、惯性测量单元预积分因子、GPS及回环检测因子加入到因子图,来增强定位的准确性;利用滑动窗口优化的方式实时输出高精度定位结果。多次实车实验结果表明,相比传统定位方案,本文的融合定位算法误差可降至0.077 m,提高了赛车的感知预判能力和路径规划效率。

关键词:无人驾驶方程式赛车;惯性测量单元;全球导航卫星系统;融合定位算法

中图分类号:TP391.9;U469.696 **文献标志码:**A **文章编号:**1672-8513(2025)02-0206-11

为适应我国汽车趋于智能化与无人化发展,中国汽车工程学会自2017年起逐年举办中国大学生无人驾驶方程式大赛(formula student autonomous china, FSAC)^[1],要求参赛车队在一年内设计并制造出一台满足无人驾驶要求的条件下,在由锥桶围成的赛道内,自主完成加速、减速、转弯并稳定跟踪赛道路径的电动方程式赛车^[2]。无人驾驶相关技术主要包括环境感知、决策规划和运动控制3大模块。其中基于环境感知层面的即时定位与地图构建(SLAM)技术^[3]是实现无人驾驶十分重要的一环,是实现决策与控制模块的前提。要提高感知预判能力和路径规划的效率,需要精确的定位算法来支撑。

激光雷达与惯性测量单元(IMU)都具有良好的抗干扰能力且精度高^[4-5],是实现车辆姿态预测的主要传感器;实时动态载波相位差分技术(RTK)采用卫星和惯导组合定位的方式解算,可以实现车辆厘米级的定位。

目前,基于FSAC定位与姿态预测的策略主要是基于激光雷达或激光雷达与惯性测量单元组合的方案,2021年,张凯^[6]进行了赛车激光雷达-惯性测量单元定位算法的研究。首先借助IMU数据去除激光雷达原始点云运动畸变,之后采用平滑度信息划分特征点集,分别配准不同特征点集获取前端里程计,其次运用正态分布变化算法(NDT)构建回环约束,最后采用图优化算法解算雷达位姿,并结合雷达外参矩阵与IMU数据实时获取赛车位姿,实现赛车的定位。

但这种定位方法的精度较低,且鲁棒性不高,易受传感器零偏和白噪声误差影响,使得仅凭全球导航卫星系统(GNSS)的定位结果无法长时间满足赛车定位精度的需求。

为了应对以上可能出现的问题,本文基于激光SLAM与多传感融合定位思想,综合激光雷达、IMU以及GPS^[7]的优势,设计开发一种基于激光雷达、IMU和GPS数据融合的无人驾驶方程式赛车定位算法,为无人驾驶方程式赛车稳定提供厘米级精度的定位结果,增强赛车定位功能的稳定性。

1 时间对齐

由于各传感器各自的时钟源与发布的频率不同,直接使用各传感器时间戳,会使得最后状态估计结果出现问题。因此,实现多传感器的时间同步对于提高传感器数据融合的准确性和实时性至关重要,时间同步

收稿日期: 2024-06-26.

基金项目: 辽宁省自然科学基金资助计划项目(2022-MS-376); 辽宁省教育厅重点攻关项目(JYTZD2023081).

作者简介: 李逸龙(2000-),男,硕士研究生. 主要从事智能汽车感知、定位与建图方面的研究.

通信作者: 李刚(1979-),男,教授,硕士生导师. 主要从事智能网联汽车关键技术研究.

主要分为硬件同步和软件同步两种方法.

1.1 硬件时间同步

硬件同步是通过专门的硬件设备来实现各个传感器之间的时间同步,用一个硬件触发器,直接通过物理信号,触发 GPS、组合惯性导航和 LIDAR 记录一个时间戳(data frame). 本文使用一个高精度的 GPS 时钟源作为参考,通过工控机和硬件电路将时钟信号分发给各个传感器实现硬件同步,如图 1.

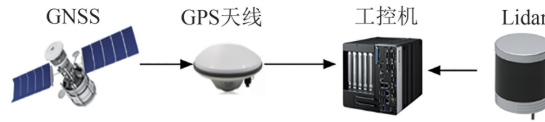


图 1 GPS 统一传感器时钟源

1.2 软件时间同步

激光雷达频率为 10 Hz,较相机与惯性导航要低,故将时间统一转化到雷达的时间戳上. 在硬件层面上采用时间同步器同步;在软件层面计算相机与惯性导航前后帧数据的缩放比例,采用线性插帧^[8]的方式,得出与雷达同步的时间点,如图 2 所示. 图 3 表示时间插值前后效果对比.

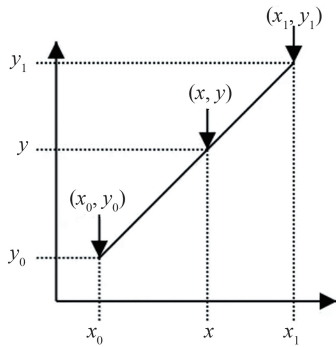


图 2 线性插值示意图

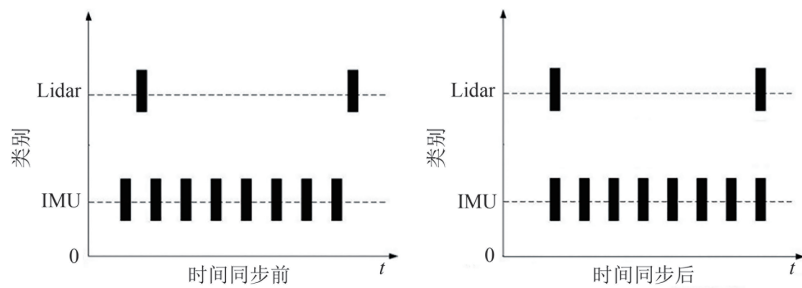


图 3 时间对齐前后示意图

2 点云配准

点云配准是激光 SLAM 算法的关键步骤之一,用于将来自激光雷达的多帧点云数据进行对齐,建立环境地图并估计机器人的运动轨迹.

ICP^[9](iterative closet point),即迭代最近点算法. ICP 算法的原理是基于欧式距离构建最小二乘问题进行迭代优化求解,直到找到一组最优的刚体变换参数,使得源点云和目标点云之间的对应点对的距离之和最小.

ICP 配准算法在点云密度高的大场景下过度占用计算资源,不适用于嵌入式等微体量计算设备中. 基于此,在 2014 年的 LOAM 算法^[10]中,经典的特征点配准法被首次提出,其主要原理是通过计算一帧点云中每一点相对附近点的曲率,筛选出密度合适的平面点云和边缘点云用于配准,相比 ICP,特征点配准通常计算效率更高,但少量的特征点得到的配准结果相较于 ICP 误差更大. 同时,如果点云中存在大量噪声,特征点提取和匹配的过程可能受到影响.

NDT^[11](normal distributions transform),即正态分布变换算法,最初由 Pomerleau 等人在机器人领域中提出,后来在激光 SLAM 等领域得到了广泛应用. 它通过将三维空间划分为一系列立方体单元格并对其中的点云进行概率分布建模来实现精确的点云匹配.

相对于 ICP 和特征点配准,NDT 能够处理一些点云形变较大的情况,并且鲁棒性更强几乎不受噪声影响,适用于更复杂的环境.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \hat{X}_i)^2}{n}} \tag{1}$$

式(1)中, n 为配准点的数量, X_i 为配准后对应点之间的欧氏距离, \hat{X}_i 为对应点之间的欧氏距离真值.

通过实车试验对比计算 3 种点云配准方法与真值的欧式距离最大 $X_i(\max)$ 、最小值 $X_i(\min)$ 和均方根误差 RMSE, 如表 1 所示.

表 1 3 种配准方式均方根误差对比结果

点云配准方法	$X_i(\max)$	$X_i(\min)$	NDT
ICP	155.74	0.04	5.89
特征点	76.43	0.02	4.47
RMSE	38.05	0.01	1.42

通过对比 3 种配准算法误差结果, 匹配点对个数 461 910 个, 得出 NDT 配准后点与真实值之间的欧氏距离值区间范围(0.01 ~ 38.05 cm)最小, 配准的均方根值为 1.24 cm 较其他两种配准值要低, 配准精度较高.

图 4 所示为基于 A02 无人驾驶方程式赛车实验所得的 3 种点云配准算法激光里程计各自实现的位姿估计效果, 其中: 绿色轨迹为激光里程计定位结果, 黑色轨迹为 GPS - RTK 作为真值的定位结果. 可以得到 NDT 的效果最好, 因此选择 NDT 作为论文点云配准算法, 在后文也会多次提到.

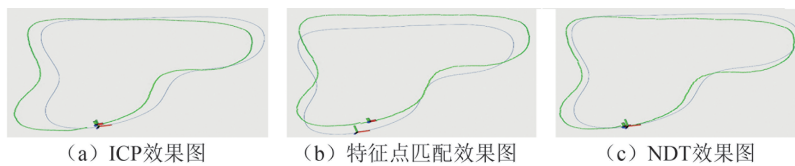


图 4 3 种算法的激光里程计效果对比图

3 基于滑窗图优化的激光惯性里程计

因子图优化(factor graph optimization)是一种图优化方法^[12], 因子图中的节点可以是需要优化的参数, 也可以是系统状态的表示, 因子则描述了这些节点变量之间的关系, 通常由概率分布或误差函数组成. 例如非线性最小二乘^[13](nonlinear least squares, NLS)或基于梯度的优化方法解决, 这些算法通过迭代优化变量的值, 逐步逼近最优解.

多传感器融合定位算法依托滑动窗口优化^[14]的方式进行处理, 如图 5 所示. 雷达位姿作为待优化节点, 与车辆位姿观测之间的关系被定义为两个节点间的边. 随着新的传感器数据的到来, 窗口内的关键帧数量保持不变, 通过边缘化处理移除最旧的关键帧, 同时加入新的关键帧和对应的雷达位姿节点, 输出精确的定位轨迹和高清点云地图.



图 5 后端优化原理图

3.1 激光里程计节点与因子构建

基于 NDT 的点云配准算法能够得到当前时刻激光雷达相对于地图坐标系的位姿矩阵, 把每一时刻雷达在地图中的位姿连在一起, 就形成了激光雷达里程计. 点云配准分为 scan to scan、scan to map、map to map 等

方式,综合精度与运算时间论文采用 scan to map 方式进行设计,即当前帧点云和局部地图进行配准输出位姿估计. 具体设计思路如图 6.

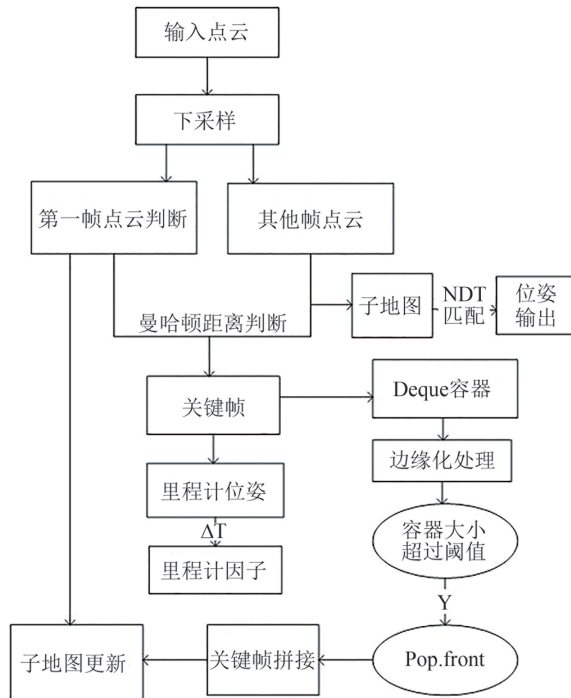


图 6 基于滑窗图优化里程计原理图

(1) NDT 配准工具初始化. 从接收到一帧点云开始, 判断其是否为第一帧数据, 如果是第一帧数据, 那么它就是子地图, 供下一帧匹配使用. 然后设置 NDT 的匹配参数, 将当前帧点云作为源点云, 子地图作为目标点云执行匹配, 并获取位姿.

(2) 点云关键帧 Keyframe 创建与子地图更新. 将第一帧点云作为第一个关键帧, 之后的点云根据匹配得到的位姿和上一个关键帧的位姿基于曼哈顿距离作差, 如果差值的绝对值等于 1 米, 则将该时刻点云设为关键帧, 以确保优化的计算复杂度可控. 用一个 deque 容器把关键帧存储起来, 对其进行边缘化处理, 以便在保持信息的同时缩减状态空间的维度. 关键帧超过一定的数量, 就把时间最靠前的关键帧通过 pop.front 删除, 确保窗口内始终保持一定数量的关键帧. 最后遍历满足条件的关键帧拼接子地图, 完成子地图更新.

(3) 激光里程计节点与因子创建. 将关键帧对应的激光里程计位姿作为赛车新的状态节点添加到因子图中. 并计算两个关键帧位姿之间的相对变换矩阵 ΔT , 作为激光里程计因子添加到因子图中, 这些因子表示了相邻关键帧之间的运动约束, 并会被用于随后的优化过程中, 帮助调整位姿以减少误差.

需要注意的是匹配之前需要对点云稀疏化, 以加快匹配速度.

3.2 惯性测量单元预积分与因子构建

惯性测量单元可以获得当前时刻 i 的角速度和加速度值, 设惯导坐标系为 I , 世界坐标系为 W , 则惯性测量单元的角速度和加速度的测量值分别为式(2)、式(3)所示.

$$\hat{\omega}_i = \omega_i + b_i^\omega + n_i^\omega \tag{2}$$

$$\hat{\alpha}_i = R_i^{IW}(\alpha_i - g) + b_i^\alpha + n_i^\alpha \tag{3}$$

式(2)、式(3)中 $\hat{\omega}_i$ 和 $\hat{\alpha}_i$ 分别是 i 时刻, I 系下角速度和加速度的测量值; ω_i 是 i 时刻 I 系下角速度的理想值, α_i 是 i 时刻 W 系下加速度的理想值; b_i^ω 和 b_i^α 分别是 i 时刻 I 系下陀螺仪和加速度计的零偏; n_i^ω 和 n_i^α 分别是 i 时刻 I 系下的陀螺仪和加速度计的白噪声; R_i^{IW} 是 i 时刻 W 系相对 I 系的旋转矩阵; g 是 W 系下固定的重力加速度.

为利用惯性测量单元测量值进行运动估计, 对 $\hat{\alpha}_i$ 和 $\hat{\omega}_i$ 在单位时间 Δt 内进行积分, 并且假设坐标系 I 下的角速度和加速度在积分过程中是不变的, 可以得到 $i+\Delta t$ 时刻的速度、位移和旋转如式(4)~(6)所示.

$$v_{i+\Delta t} = v_i + g\Delta t + R_i(\hat{\alpha}_i - b_i^\alpha - n_i^\alpha)\Delta t. \quad (4)$$

$$p_{i+\Delta t} = p_i + v_i\Delta t + \frac{1}{2}g\Delta t^2 + \frac{1}{2}R_i(\hat{\alpha}_i - b_i^\alpha - n_i^\alpha)\Delta t^2. \quad (5)$$

$$R_{i+\Delta t} = R_i \exp((\hat{\omega}_i - b_i^\omega - n_i^\omega)\Delta t). \quad (6)$$

其中 $R_i = R_i^W = R_i^{W^T}$, 为从坐标系 I 到坐标系 W 的旋转.

通过惯性测量单元数据积分得到惯性测量单元里程计位姿,既可以辅助激光点云去除运动畸变,又可以作为点云配准的先验位姿,同时还能构成两关键帧之间的位姿约束参与优化.但惯性测量单元的输出频率可达数百 Hz,如图 7 所示,显然不宜将惯性测量单元各采样时刻对应的全部位姿作为状态参与优化,所以需要对于时刻 i 和 j 的两个点云关键帧间的所有惯性测量单元观测量进行积分,得到一个约束这两个关键帧间运动的复合观测,将高频的惯性测量单元观测量转化为关键帧状态间的位姿变换,从而形成连接连续两个关键帧位姿的惯性测量单元约束因子.

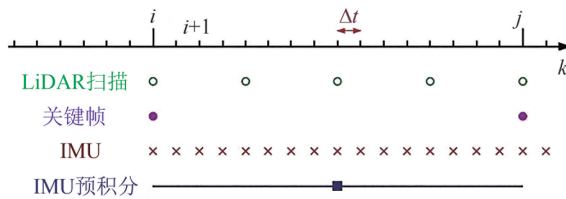


图 7 激光雷达/惯性测量单元数据分布图

惯性测量单元约束因子是以它前一时刻关键帧的位姿为初始值通过惯性积分得到的,但是上一关键帧位姿每次优化后会发生变化,这会导致其后的惯性测量单元惯性积分就要重新进行,显然运算量过大.该问题的解决思路就是直接计算两帧之间的相对位姿,而不依赖初始值影响,即所谓的预积分.

在时间 i 到 j 之间的速度、位移和旋转的预积分增量可以通过以下公式计算.

$$\Delta v_{ij} = R_i^T (v_j - v_i - g\Delta t_{ij}). \quad (7)$$

$$\Delta p_{ij} = R_i^T (p_j - p_i - v_i\Delta t_{ij} - \frac{1}{2}g\Delta t_{ij}^2). \quad (8)$$

$$\Delta R_{ij} = R_i^T R_j. \quad (9)$$

可以发现这 3 个预积分量只与 i 和 j 时刻之间惯性测量单元的观测数据有关,因此当 i 时刻状态发生变化时,不需要将惯性测量单元的数据重新积分.

通过预积分得到的两个关键帧之间惯性测量单元的相对位姿变化作为惯性测量单元预积分因子约束加入因子图中.惯性测量单元预积分因子与激光里程计因子共同对因子图进行优化,惯性测量单元给激光里程计一个初始位姿,反过来激光里程计的结果用于估计惯性测量单元的零偏误差.

3.3 GPS 因子构建

虽然可以只利用惯性测量单元预积分因子和雷达里程计因子获得可靠的状态估计和建图,然而,系统在长时间的定位任务中仍会产生累积误差.为了解决这个问题,选择使用 GPS 来消除误差.当接收到 GPS 测量值时,首先将这些经纬度值转换到局部笛卡尔坐标系,当添加一个新的激光里程计位姿节点到因子图中时,将一个新的 GPS 因子关联到这个节点.如果 GPS 信号与雷达帧时间不同步,就以雷达帧的时间戳为基准,线性插值出 GPS 测量值.

3.4 回环检测与因子构建

尽管 GPS 在 RTK 差分下定位精度能够达到厘米级,但是对高程的测量却不准确,而回环检测能够将高程上的误差均摊的每一帧上,对于校正里程计高度的漂移特别有用.论文基于欧式距离思想对回环检测进行设计,基本步骤如下.

(1) 当一个新的激光里程计位姿节点被添加到因子图中,首先在关键帧容器中找到距离当前关键帧最近的历史关键帧.寻找历史关键帧的过程中需要注意以下 3 点.

① 如果历史帧产生时间和当前帧时间差太小,那么说明这是一个小闭环,舍弃.

- ② 为避免频繁检测,每检测一次,就做一次等待.
 - ③ 如果明知道某一段距离内不会有符合条件的历史帧,那么检测就不必要.
- 通过以上 3 步,基本可以把检测频率控制在一个合适的范围内了.

(2) 以该历史帧为中心,按时间往前和往后各索 m 个关键帧拼接成一个小地图,同样采用 scan-to-map 进行匹配.

(3) 点云匹配结束,会返回一个匹配误差参数 fitness_score,这个参数越小,代表匹配精度越高,如果匹配误差小于上限阈值 fitness_score_limit,说明检测成功,将 scan-to-map 匹配获得的两帧之间的转换矩阵作为回环因子添加到因子图中.

3.5 边缘化先验因子构建与滑动窗口优化

随着节点和因子的不断增加,执行一次优化所需的时间太长,并且新执行一次优化前赛车历史位姿已经被优化很多次了,再优化也不会有太大的变动. 为了实现赛车高速循迹下的实时定位,论文采用滑动窗口方法,把旧的激光里程计位姿节点从因子图的优化模型中边缘化,在一个固定大小的窗口内执行优化. 具体过程如下:

假设窗口长度为 3,在加入新节点之前需要先边缘化掉旧的节点,即图 8 方框中的变量.

在窗口优化模型中,优化问题可写成如下形式:

$$J^T \Sigma J \delta x = -J^T \Sigma r \tag{10}$$

其中 r 是残差,包括激光里程计因子、惯性测量单元预积分因子、GPS 因子、回环因子和边缘化形成的先验因子对应的残差; δx 为状态量,包括位置、速度、旋转等; Σ 是信息矩阵.

分别令 $H = J^T \Sigma J, X = \delta x, b = -J^T \Sigma r$,则上式简化为:

$$HX = b. \tag{11}$$

进一步拆解成如下形式:

$$\begin{bmatrix} H_{mm} & H_{mr} \\ H_{rm} & H_{rr} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_m \\ X_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_m \\ b_r \end{bmatrix}. \tag{12}$$

拆解的目的是通过一系列操作,把 X_m 从状态量里删除掉,并把它的约束保留下来.

通过舒尔补对矩阵三角化,即:

$$\begin{bmatrix} I & 0 \\ -H_{rm} H_{mm}^{-1} & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} H_{mm} & H_{mr} \\ H_{rm} & H_{rr} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_m \\ X_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I & 0 \\ -H_{rm} H_{mm}^{-1} & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_m \\ b_r \end{bmatrix}. \tag{13}$$

进一步化简得:

$$\begin{bmatrix} H_{mm} & H_{mr} \\ 0 & H_{rr} - H_{rm} H_{mm}^{-1} H_{mr} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_m \\ X_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_m \\ b_r - H_{rm} H_{mm}^{-1} b_m \end{bmatrix}. \tag{14}$$

此时,利用等式第 2 行直接得到:

$$(H_{rr} - H_{rm} H_{mm}^{-1} H_{mr}) X_r = b_r - H_{rm} H_{mm}^{-1} b_m. \tag{15}$$

其含义为:此时可以不依赖 X_m 求解出 X_r ,若我们只关心 X_r 的值,则可以把 X_m 从模型里删除.

边缘化之后,模型如图 9 所示. 此后,随着定位过程的进行,便不断循环“边缘化老帧 -> 添加新帧”的过程,从而维持窗口长度不变.

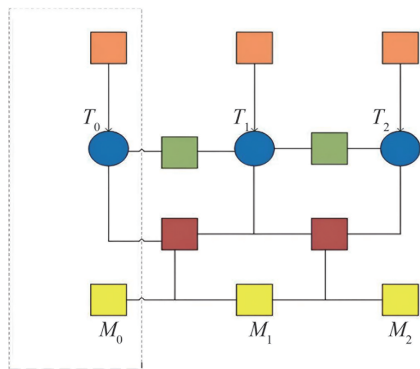


图 8 边缘化前的模型图

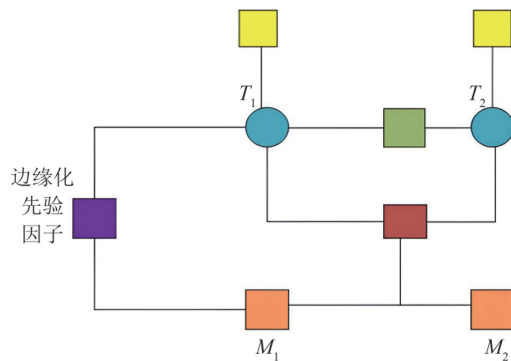


图 9 边缘化后的模型图

4 定位算法切换策略

算法确实在很多情况下高度依赖 GPS 信号,尤其是在需要精确定位和导航的时候,然而,当 GPS 信号弱或丢失时,算法通常会采取应对策略以确保系统的稳定性和可靠性,如图 10 所示.

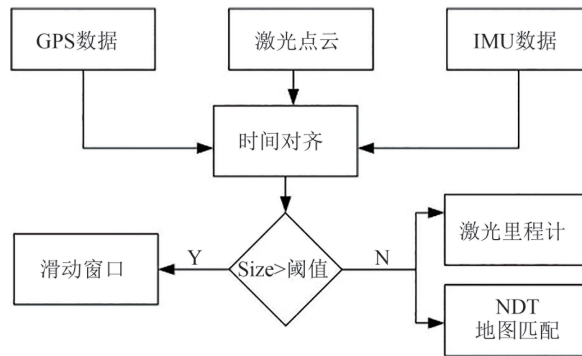


图 10 融合定位算法切换策略

将各个传感器数据输入的数据存放到未时间对齐的容器之中,以雷达的第一帧数据为基准进行时间戳的对准,当雷达的第一帧数据滞后或有误则重新进行时间戳的对准;实车运行过程中,通过不断的判断 GPS 容器的大小是否满足设定的阈值大小,并切换不同的定位算法策略,以应对 GPS 信号减弱或信号丢失等情况的发生.

5 激光雷达与组合导航融合定位算法验证与分析

5.1 实验平台

选择辽宁工业大学 9 号楼附近道路作为实验场地,如图 11 所示,该场地平坦开阔且没有楼层遮挡,FSAC 赛车行驶过程中能够实时获取到 GPS 数据进行融合定位.



图 11 融合定位算法实验环境

硬件方面,FSAC 赛车依赖于多个关键传感器组件.速腾聚创 Robosense16 线机械式激光雷达负责收集车辆周围的三维点云数据,为赛车提供详尽的环境信息.导远 INS570D 组合惯导系统,支持 RTK 技术,能提供高精度的车体定位和姿态信息.这些传感器的数据被传送到研华 ARK-7060 工控机,该工控机搭载 Intel Xeon D-1746TER 处理器,负责处理和分析来自传感器的信息,并执行无人驾驶算法.研华 ARK-7060 工控机以其稳定的性能,能够适应赛道上连续 24 小时不间断的工作需求,确保了系统的可靠性和耐久性.

软件方面,选用机器人操作系统(robot operating system, ROS)^[15]作为软件通讯平台.ROS 内部集成了大量调试机器人所需要的各种工具,通过话题和服务的方式完成信息交互,具有很好的通用性,并使用 Rviz 可视化界面进行测试结果显示.

激光雷达、组合惯导系统和工控机计算单元的安装位置如图 12 所示.

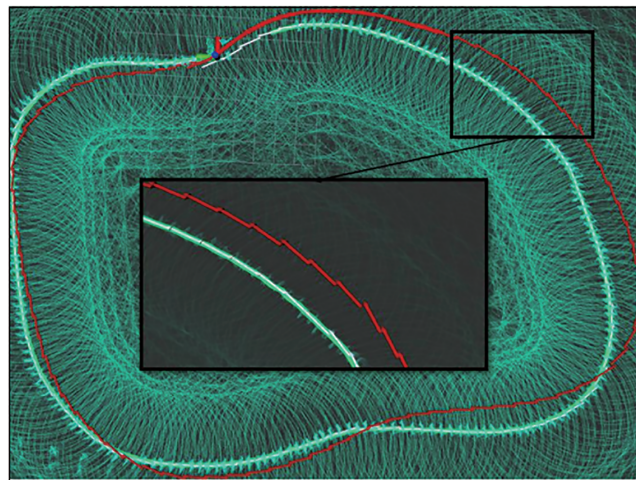


图 12 传感器与计算单元安装位置

5.2 实车验证

在图 12 高速循迹项目赛道中,设定无人驾驶方程式赛车第一圈以 15 km/h 速度行驶,使用 ROS 中 Rviz 可视化界面进行测试结果显示。

图 13 为本论文提出的融合定位算法与传统组合定位算法的 Rviz 可视化运行对比效果图。红色轨迹为“激光雷达 + 惯性测量单元”的前端里程计定位效果,绿色轨迹为本论文提出的“激光雷达 + 惯性测量单元 + GPS”后端因子图优化定位效果,白色轨迹为依托组合导航 GPS - RTK 得到的真值定位效果。



红色轨迹表示激光雷达 + 惯性测量单元定位效果;绿色轨迹表示激光雷达 + 惯性测量单元 + GPS 定位效果;
白色轨迹表示组合导航 GPS - RTK 定位效果。

图 13 融合定位算法运行效果图

可以明显看出红色轨迹出现漂移现象,而绿色轨迹几乎与白色轨迹重合。这是因为在前端里程计中,IMU 预积分得到位姿仅用于辅助点云去畸变以及为点云配准提供先验位姿,并不参与优化,同时激光雷达与惯性测量单元两种传感器的定位方式都是属于相对定位,因此大场景中随着时间延长必然出现漂移现象。而在后端因子图优化中,IMU 预积分因子参与优化激光里程计节点位姿,激光里程计的结果反过来也用于估计 IMU 的零偏误差,当添加绝对定位信息后,即便是在未经差分的原始 GPS 定位数据(米级定位误差)辅助下,“激光雷达 + IMU + GPS”融合定位的精度依然能够得到保证。图 13 内部为轨迹的局部放大,可以看到定位轨迹基本与 RTK 真值定位轨迹基本重合。

图 14 为使用“激光雷达 + IMU + GPS”的融合定位算法构建的 9 号教学楼周围广场的点云地图,从建图效果来看,大场景下点云地图基本没有出现鬼影、漂移以及失真现象,侧面说明定位精度的可靠性。

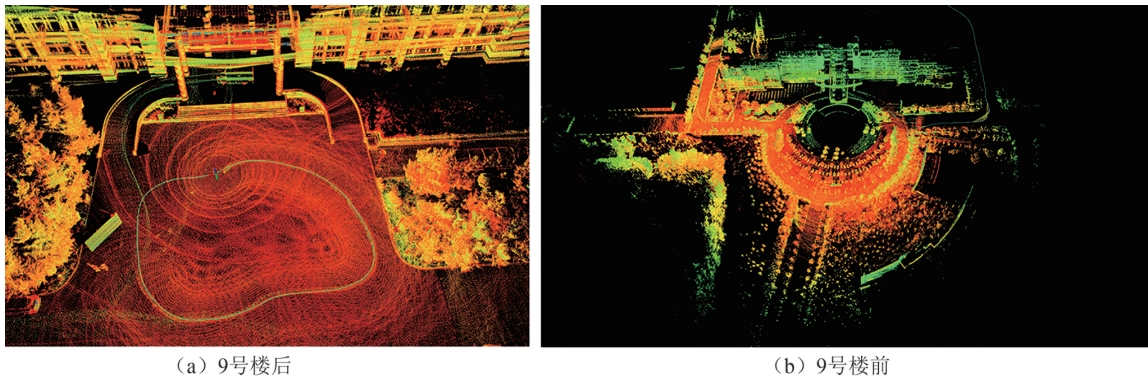


图 14 使用融合定位算法结果的建图效果

5.3 结果分析

为进一步量化论文融合定位算法的精度,将“激光雷达 + IMU 前端里程计”、“激光雷达 + IMU + GPS 融合优化”以及“组合导航 GPS - RTK”3种实车实验定位的轨迹记录下来,分别写入“激光雷达_IMU”、“激光雷达_IMU_GPS_fusion”和“ground_truth”3个txt文件.测试时,以 ground_truth 作为真值,使用 evo_ape 工具将激光雷达 + IMU 和激光雷达 + IMU + GPS 分别与真值进行绝对误差对比.

误差对比的详细结果如表 2 所示,其中 max 为最大误差,mean 为中值误差,median 为误差中位数,min 为最小误差,rmse 为均方根误差,std 为标准差.

表 2 2 种定位方式与 ground_truth 误差对比结果

定位方式	max	mean	median	min	rmse	std
激光雷达 + IMU	2.446 840	1.479 763	1.624 975	0.000 002	1.591 406	0.585 557
激光雷达 + IMU + GPS	0.077 187	0.025 123	0.025 058	0.006 176	0.025 578	0.010 681

图 15 和图 16 分别为激光雷达 + IMU 和激光雷达 + IMU + GPS 与真值进行的误差对比结果,其中(a)为轨迹对比:彩色实线为对比值(算法验证结果),虚线为参考值(真值);(b)为误差对比:APE 为绝对位姿误差,rmse 为均方根误差,median 为误差中位数,mean 为中值误差,std 为标准差.

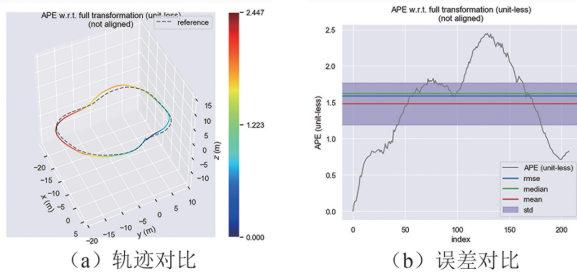


图 15 激光雷达 + IMU 与真值误差对比结果

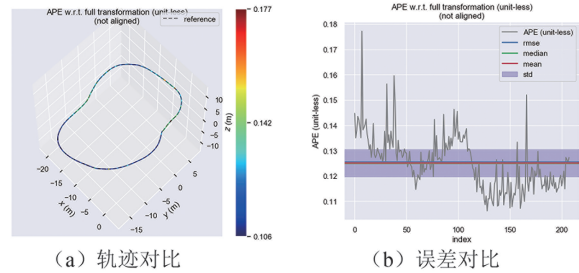


图 16 激光雷达 + IMU + GPS 与真值误差对比结果

以上数据可以看出,仅依靠激光雷达和惯性测量单元获得的激光里程计误差很大,最大误差接近 2.446 m,即便是中值误差也达到了 1.6 m,无法用于赛车实时定位.而激光雷达 + IMU + GPS 三者数据紧耦合得到的定位结果最大误差仅 0.077 m,中值误差甚至达到了 0.025 m,非常接近 GPS - RTK 组合定位的效果,即便在 RTK 信号不好或者失灵的情况下依然能为无人驾驶方程式赛车提供厘米级定位.

6 结语

针对一些点云形变较大,且受噪声影响导致配准算法鲁棒性差的问题,对比 3 种点云配准算法,并通过实车验证,通过定量与定性分析,得到更贴近真值的 NDT 配准方法.

为了确保在高速循迹工况中定位算法的实时性和计算效率,基于因子图优化,设计并加入了激光里

程计、惯性测量单元预积分、GPS以及回环检测等因子;在每次添加新的激光里程计位姿节点到因子图中时,采用滑动窗口优化方法,边缘化旧的关键帧,并与固定窗口内的数据关联,生成边缘化先验因子并执行动态优化.通过这种方法,不仅减少了优化变量的数量,还提高了计算效率,最终输出优化后的高精度定位数据.

通过实车实验,利用evo工具分别将“激光雷达+惯性测量单元的前端里程计”和论文的融合定位算法与真值进行对比,融合定位算法得到的定位轨迹几乎与真值重合,通过其构建的点云地图在大环境下也没有漂移和重影,侧面展示了其具有良好的定位精度;也表明不单独依靠GPS-RTK,论文的融合定位算法依然能为无人驾驶方程式赛车提供厘米级精度的定位结果,更好的提高赛车的感知预判能力和路径规划效率.

参考文献:

- [1] 胡纪滨. 中国大学生无人驾驶方程式大赛规则[M]. 北京:中国汽车工程学会, 2018.
- [2] 张志强,李刚,李宁,等. FSAC赛车轨迹跟踪协同控制策略研究[J]. 汽车工程学报, 2023, 13(5): 750 - 759.
- [3] 刘铭哲,徐光辉,唐堂等. 激光雷达SLAM算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(1): 1 - 14.
- [4] 杜海林,张杭铖,王齐超,等. 车载激光雷达的应用算法[J]. 汽车实用技术, 2023, 48(6): 58 - 63.
- [5] 张滇,连胤卓. IMU/DGPS组合定位定姿在激光雷达与摄影测量中的应用综述[C]//2006遥感科技论坛暨中国遥感应用协会2006年年会. 中国遥感应用协会, 2006.
- [6] 张凯. 无人驾驶电动方程式赛车环境感知算法研究[D]. 锦州:辽宁工业大学, 2021, 48(6): 20 - 52.
- [7] 肖光年,隗志才,高晶鑫,等. 基于GPS定位数据的出行端点推断[J]. 吉林大学学报(工学版), 2016, 46(3): 770 - 776.
- [8] 刘显德,李笑. 任意大小图像的量子描述及双线性插值方法[J]. 计算机工程与设计, 2024, 45(8): 2423 - 2432.
- [9] BESL P J, MCKAY N D, A method for registration of 3 - D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239 - 256.
- [10] ZHANG J, SINGH S. LOAM: Lidar odometry and Mapping in real - time[C]//Robotics: Science and systems. 2014, 2(9): 1 - 9.
- [11] MAGNUSSON M. The three - dimensional normal - distributions transform: an efficient representation for registration, surface analysis, and loop detection[D]. Örebro: Örebro University, 2009.
- [12] BIBER P, STRABER W. The normal distributions transform: a new approach to laser scan matching[C]//Proceedings 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003) (Cat. No. 03CH37453. IEEE, 2003, 3: 2743 - 2748.
- [13] TARANTOLA A, VALETTE B. Generalized nonlinear inverse problems solved using the least squares criterion[J]. Reviews of Geophysics, 1982, 20(2): 219 - 232.
- [14] 兰亚,吴渝,王国胤,等. 基于滑动窗口的优化贝叶斯邮件过滤算法[J]. 重庆邮电学院学(自然科学版), 2006, 18(4): 528 - 531.
- [15] SU L P, CHEN D, LUO J. Design and implementation of a drum robot based on ROS [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2019, 1168: 22 - 36.

Research on multi-sensor fusion positioning algorithm based on driverless racing car

LI Yi-long¹, LI Gang¹, ZHANG Yao-qiang¹, DENG Wei-wen², XU Long¹

(1. Faculty of Automotive and Traffic Engineering, Liaoning University of Technology, Jinzhou 121000, China;

2. Faculty of Transportation Science and Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: In order to solve the problem that the positioning accuracy of the GPS is affected by the bias and white noise error of the sensor, a sliding window optimization positioning algorithm fusing LiDAR, inertial measurement unit and Global Navigation Satellite System (GPS) data was designed and developed. By comparing three commonly used point cloud registration algorithms, the normal distribution transformation algorithm was selected to design the laser odometry and loopback detection. The laser odometer factor, the pre-integration factor of the inertial measurement unit, the GPS and the loopback detection factor were successively designed and added to the factor

diagram to enhance the accuracy of positioning. The sliding window optimization method is used to output high – precision positioning results in real time. The results of multiple real – vehicle experiments show that compared with the traditional positioning scheme, the error of the fusion positioning algorithm in this paper can be reduced to 0. 077 m, which improves the perception prediction ability and path planning efficiency of the racing car.

Key words: driverless formula car; inertial measurement unit; global navigation satellite system; fusion localization algorithm

(责任编辑 段 鹏)

(上接第 196 页)

Influence of Weichangning Granules on acetic acid-induced chronic gastric ulcer model in mice

WU Bai-fen^{1,2}, PU Shi-biao¹, SHANG Li¹, SHANG Yi¹, ZHOU Zhi-hong¹

(1. School of Traditional Chinese Medicine, Yunnan University of Chinese Medicine, Kunming 650500, China;

2. Medical School, Yunnan College of business management, Kunming 650106, China)

Abstract: A mouse gastric ulcer model was established using acetic acid injection. The experimental animals were randomly divided into a model group, positive control group, and low, medium, and high dose Weichangning Granules groups. Superoxide dismutase (SOD), malondialdehyde (MDA), and nitrogen monoxide (NO) the serum were measured by enzyme – linked immunosorbent assay (ELISA), while the contents prostaglandin E2 (PGE2), vascular endothelial growth factor (VGEF), epidermal growth factor (EGF), and basic fibroblast growth factor (b – FGF) in the gastric tissue were also detected to evaluate the effect of Weichangning Granules on gastric mucosal protection and ulcer healing. Compared with the normal control group, the concentrations of SOD, GSH – PX and NO were significantly decreased, and MDA was significantly increased ($P < 0. 01$) in the model group. The levels of PGE2, VGEF, EGF and b – FGF were significantly decreased ($P < 0. 01$) in the gastric homogenate of the model group mice. Compared with the model group, the levels of serum SOD, GSH – PX and NO were significantly increased in each administration group ($P < 0. 05/0. 01$), and the content of MDA was significantly decreased ($P < 0. 05/0. 01$). The levels of b – FGF in gastric tissue were significantly increased in each administration group ($P < 0. 05/0. 01$), and the levels of EGF were also increased in the middle and low dose groups of Weichangning ($P < 0. 05$). Weichangning Granules have obvious protective effects on mice with chronic ulcer induced by acetic acid, and its mechanism may be related to enhancing the antioxidant capacity, improving the microcirculation of the injured part, and increasing the expression of repair factors.

Key words: Weichangning Granules; chronic gastric ulcer; *Dendrobium candidum*; *Bletilla striata*; *Periplaneta americana*

(责任编辑 周忠顺)