张伟,张健,赵奉奎. 基于 ESKF 的数据融合车辆定位系统设计[J]. 智能计算机与应用,2025,15(3):192-197. DOI:10. 20169/j. issn. 2095-2163. 24103105

基于 ESKF 的数据融合车辆定位系统设计

张 伟¹,张 健¹,赵奉奎²

(1 江苏省特种设备安全监督检验研究院吴江分院, 江苏 苏州 215200;2 南京林业大学 汽车与交通工程学院, 南京 210037)

摘 要:自动驾驶车辆需要实时获取自身准确的定位结果进行轨迹规划和导航。为了提高定位精度,提出了一种基于误差状态卡尔曼滤波器(Error State Kalman Filter,ESKF)的多传感器数据融合定位算法,并进行了系统开发。系统由全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)、惯性测量单元(Inertial Measurement Unit,IMU)及处理器构成。基于 ESKF设计数据融合算法,对 IMU 数据积分后得到系统名义状态,根据状态向量各变量的误差和零偏,对预测的状态向量进行校正,给出误差后验高斯分布,更新状态向量,迭代运算后,获取更加准确的定位和行驶轨迹。分别采用仿真数据和实车实验对本算法进行了验证,结果表明,本算法能够有效提高车辆的定位结果,准确记录车辆行驶轨迹。本算法对于智能车辆的定位功能开发及定位功能的检验具有重要的意义。

关键词:车辆定位;误差状态卡尔曼滤波;GNSS;IMU;数据融合 中图分类号:TP391 文献标志码:A 文章编号:2095-2163(2025)03-0192-06

Vehicle localization and trajectory inspection system design based on ESKF

ZHANG Wei¹, ZHANG Jian¹, ZHAO Fengkui²

(1 Jiangsu Special Equipment Safety Supervision and Inspection Institute Wujiang Branch, Suzhou 215200, Jiangsu, China;
 2 College of Automotive and Transportation Engineering, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

Abstract: Autonomous vehicles require real-time acquisition of accurate positioning results for trajectory planning and navigation. To improve positioning accuracy, a multi-sensor data fusion positioning algorithm based on Error State Kalman Filter (ESKF) has been proposed. The system is developed, which consists of Global Navigation Satellite System (GNSS), Inertial Measurement Unit (IMU), and processors. Using the ESKF-based data fusion algorithm, the IMU data is integrated to obtain the nominal system state. By considering errors and biases in the state vector variables, the predicted state vector is corrected, and the error posterior Gaussian distribution is determined. This process updates the state vector through iterative computations, resulting in more accurate vehicle positioning and trajectory information. This algorithm is validated using both simulation data and real vehicle experiments. The results indicate that the algorithm can effectively improve the vehicle's positioning accuracy and accurately record the vehicle's trajectory. This algorithm holds significant importance for developing positioning functions in autonomous vehicles and the testing of intelligent vehicle positioning capabilities.

Key words: vehicle positioning; Error State Kalman Filtering; GNSS; IMU; data fusion

0 引 言

车辆的准确定位,是智能车辆实现路径规划和 自主导航的基础。车辆的定位主要采用全球导航卫 星系统、惯性测量单元、激光雷达或相机等。由于车 辆行驶环境的复杂性及各种传感器均有其独特的擅 长的检测范围,依靠单一传感器无法完成车辆的准 确、可靠的定位检测。 组合不同传感器通过数据融合提高定位检测精 度和可靠性是当前的一个研究热点^[1]。融合激光 雷达与 IMU 或者视觉与 IMU 减少同时定位与建图 (Simultaneous Localization and Mapping, SLAM)过 程中的点云畸变、提升点云配准精度^[2-4]。最初的 SLAM 算法研究基本以视觉图像作为数据源输 入^[5],视觉容易受到光照变化等的影响,所以,有很 多研究通过耦合 IMU 和相机提高定位精度。Gong

基金项目: 江苏省特种设备安全监督检验研究院科技计划项目(KJ(Y)2023042)。

作者简介:张 伟(1986—),男,硕士,主要研究方向:机电类特种设备智能化与安全。

通信作者: 赵奉奎(1986—), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向: 智能车辆环境感知。 Email: 421961037@ qq. com。

等学者^[6]构建 IMU 加权的运动先验模型,融合 IMU 数据与图像,使用 IMU 先验信息的加权值为前端提 供精确的初值。也有研究者利用3个公开数据集对 单目视觉 SLAM 方法进行了评价,发现基于视觉 SLAM 难以克服对视觉信息的依赖^[7]。为了利用激 光雷达和 IMU 进行定位和姿态估计, Liu 等学者^[8] 利用因子图优化全局位置估计和姿态估计,利用滑 动窗口法提高优化速度,提高了 SLAM 定位精度。 沈跃等学者^[9]构建 LiDAR/IMU 紧耦合框架,采用 因子图构建 IMU 里程计,并优化 LiDAR 里程计以提 供位姿先验约束 IMU 零偏,提高定位精度。融合全 球导航卫星系统 GNSS 和 IMU,可消除 IMU 的积分 误差,提高定位精度。GNSS 与 IMU 融合,更适合大 尺度坐标系下的全局导航,在智能车辆的行驶过程 中起着不可替代的作用^[10]。张文安等学者^[11]设计 了 GNSS/INS 紧组合定位方法,采用自适应高斯渐 近滤波,提高了定位精度。围绕导航系统动力学模 型与实际模型之间的偏差导致滤波精度下降的问 题,魏文辉等学者^[12]采用自适应非线性预测滤波算 法,对两者的误差进行实时估计和补偿,提高了导航 系统的滤波精度。屈小媚等学者[13]提出基于车载 雷达测距信息与全球卫星导航系统信息融合的定位 方法,使用极大似然估计策略建立数学模型,提高了 车联网中的车辆定位精度。滤波算法在 GNSS/IMU 组合导航中起到融合不同传感器数据的作用,常用 的滤波算法包括卡尔曼滤波、粒子滤波等等。冯木 榉等学者^[14]利用低成本车载 IMU 估计安装姿态, 利用卡尔曼滤波和粒子滤波实现了 GNSS 和 IMU 的融合。余卓平等学者^[15]基于自适应误差状态卡 尔曼滤波,融合了 GNSS、IMU 和轮速传感器信号, 实现组合定位,在 GNSS 信号长时间丢失时,也能提 高定位精度。针对航向角估计误差发散的问题,王 茂松等学者^[16]采用状态变换卡尔曼滤波估计航向 角,估计结果具有更高的精度和稳定性。Siavash^[17] 在利用卡尔曼滤波融合 GNSS 和 IMU 信号时,在预 测和更新阶段增加了一个建模步骤,对 IMU 的误差 模型进行学习,最终获得了更精确的定位结果。刘 字等学者^[18]利用粒子滤波融合算法将 IMU 先验状 态输出和 UWB 测量值融入一个概率框架,降低单 纯 IMU 导航定位的累积误差。还有学者融合更多 传感器信息,提供更精确的定位信息,Chang等学 者^[19]先融合 IMU 和里程计进行航位推算,然后再 与 GNSS 的定位信息、SLAM 中的相对位置及相对 姿态进行融合,最终获得更精确的定位结果。Luo 等学者^[20]采用了基于 GNSS/UWB/IMU 的室内室外 定位系统,通过 ESKF 滤波算法优化 UWB 定位数 据,实现了室内外复杂环境下的无缝高精度定位。 在无 GNSS 基站的情况下, Jonas 等学者^[21]采用紧 耦合的方式融合 GNSS 数据、IMU 数据和激光雷达 数据进行定位研究,采用因子图方法提高了定位精 度。上述研究主要为智能车辆的定位导航提供了比 较准确的信息。当前对车辆进行定位检测的设备研 究较少。周命端等学者^[22]利用差分定位,设计了车 辆位置监控评定模型,实验结果表明模型有效。综 上研究可知,融合多种传感器提高定位精度的实验 检验设备,仍需进一步研究。

本文面向车辆定位检测的需求,设计了一种车 辆定位及行驶轨迹检验系统,采用 ESKF 融合 GNSS/IMU数据,提高定位检测及行驶轨迹检测精 度,并通过仿真和实车数据验证了算法的可行性。

1 ESKF 数据融合原理

导航处理器对惯性测量元件(IMU)输出加速度 信息和角速度信息进行积分,与初始位置、速度和姿态信息叠加,可得到当前的位置、速度和姿态,从而 实现航位推算^[23]。对于 IMU 航位推算过程中因积 分导致的累计误差,常利用卡尔曼滤波算法根据直 接定位测量结果、如全球导航卫星系统定位结果,对 航位推算结果进行修正。误差状态卡尔曼滤波算法 是一种进行航位推算结果修正的有力工具^[24-25]。 ESKF 有真值状态、名义值状态和误差状态三个状 态向量,其中真值状态向量可表示为名义值状态和 误差状态向量的组合。名义状态信号值较大,以非 线性方式可积;误差状态信号值较小,以线性方式可 积,并且适合线性高斯滤波。

1.1 状态定义及状态方程

利用 ESKF 进行状态估计,首先定义状态向量, 包括真值状态向量、名义状态向量和误差状态向量, 其中,真值状态向量为名义状态向量和误差状态向 量的组合^[26]。

根据 GNSS 和 IMU 数据,定义真值状态向量 x_i 如下式所示:

$$\boldsymbol{x}_{i} = \begin{vmatrix} \boldsymbol{p}_{i} \\ \boldsymbol{v}_{i} \\ \boldsymbol{q}_{i} \\ \boldsymbol{a}_{bi} \\ \boldsymbol{\omega}_{bi} \\ \boldsymbol{g}_{i} \end{vmatrix}$$
(1)

第15卷

其中, p 表示位置向量;v 表示速度向量;q 表示 四元数;a 表示加速度向量;ω 表示角速度向量;g 表 示重力向量;下标 t 表示真值;下标 b 表示偏差^[27]。

系统受噪声和扰动影响,真值状态系统状态方 程为:

$$\dot{\boldsymbol{x}}_{t} = f_{t}(\boldsymbol{x}_{t}, \boldsymbol{u}, \boldsymbol{w})$$
(2)

其中, u和w表达式具体如下:

$$\boldsymbol{u} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{a}_m & -\boldsymbol{a}_n \\ \boldsymbol{\omega}_m & -\boldsymbol{\omega}_n \end{bmatrix}, \ \boldsymbol{w} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{a}_m \\ \boldsymbol{\omega}_\omega \end{bmatrix}$$
(3)

其中, a 表示加速度; ω 表示角速度; a_m , ω_m , a_n 和 ω_n 分别表示测量加速度、测量角速度、加速度噪 声和角速度噪声。

根据传感器数据,状态向量中各变量的微分计 算为:

$$\dot{\boldsymbol{p}}_{t} \leftarrow \boldsymbol{v}_{t}$$

$$\dot{\boldsymbol{v}}_{t} \leftarrow \boldsymbol{R}_{t}(\boldsymbol{a}_{m} - \boldsymbol{a}_{bt} - \boldsymbol{a}_{n}) + \boldsymbol{g}_{t}$$

$$\dot{\boldsymbol{q}}_{t} \leftarrow 0.5\boldsymbol{q}_{t} \otimes (\boldsymbol{\omega}_{m} - \boldsymbol{\omega}_{bt} - \boldsymbol{\omega}_{n})$$

$$\dot{\boldsymbol{a}}_{bt} \leftarrow \boldsymbol{a}_{\omega}$$

$$\dot{\boldsymbol{\omega}}_{bt} \leftarrow \boldsymbol{\omega}_{\omega}$$

$$\dot{\boldsymbol{g}}_{t} \leftarrow 0$$

$$(4)$$

其中, $\dot{p}_{v_{t}}, \dot{q}_{t}, \dot{a}_{b_{t}}, \dot{\omega}_{b_{t}}$ 和 \dot{g}_{t} 分别表示对各变量 的微分计算; **R** 表示旋转矩阵; 下标 t 表示真值; 下标 m 表示测量值; a_{ω} 和 ω_{ω} 分别表示加速度偏差和角 速度偏差的噪声。

不考虑噪声和扰动建立系统名义状态向量定义 为:

$$\boldsymbol{x} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{p} \\ \boldsymbol{v} \\ \boldsymbol{q} \\ \boldsymbol{a}_{b} \\ \boldsymbol{\omega}_{b} \\ \boldsymbol{g} \end{bmatrix}$$
(5)

名义状态向量各变量的状态向量为:

$$p \leftarrow p + v\Delta t + 0.5(R(a_m - a_b) + g)\Delta t^2$$

$$v \leftarrow v + (R(a_m - a_b) + g)\Delta t$$

$$q \leftarrow q \otimes q \{(\omega_m - \omega_b)\Delta t\}$$

$$a_b \leftarrow a_b$$

$$\omega_b \leftarrow \omega_b$$

$$q \leftarrow q$$
(6)

其中,"←"表示经过 Δ*t* 时间后,对状态向量各 分量的更新,"⊗"表示四元数乘积。

为了建立误差状态的线性化动态表达式,根据

真值状态向量和名义状态向量,可得向量中各分量 的误差值,误差状态向量 δx 定义为:

$$\delta \boldsymbol{x} = \begin{bmatrix} \delta \boldsymbol{p} \\ \delta \boldsymbol{v} \\ \delta \boldsymbol{\theta} \\ \delta \boldsymbol{a}_{b} \\ \delta \boldsymbol{\omega}_{b} \\ \delta \boldsymbol{g} \end{bmatrix}$$
(7)

其中,前缀δ表示误差项,各元素依次表示位置误 差、速度误差、方向误差、加速度误差偏差、角速度误差 偏差和重力误差。上述误差的微分计算公式为:

$$\delta \boldsymbol{p} \leftarrow \delta \boldsymbol{p} + \delta \boldsymbol{v} \Delta t$$

$$\delta \boldsymbol{v} \leftarrow \delta \boldsymbol{v} + (-\boldsymbol{R}[\boldsymbol{a}_m - \boldsymbol{a}_b] \times \delta \boldsymbol{\theta} - \boldsymbol{R} \delta \boldsymbol{a}_b + \delta \boldsymbol{g}) \Delta t + \boldsymbol{v}_i$$

$$\delta \boldsymbol{\theta} \leftarrow \boldsymbol{R}^{\mathrm{T}} \{ (\boldsymbol{\omega}_m - \boldsymbol{\omega}_b) \Delta t \} \delta \boldsymbol{\theta} - \delta \boldsymbol{\omega}_b \Delta t + \boldsymbol{\theta}_i$$

$$\delta \boldsymbol{a}_a \leftarrow \delta \boldsymbol{a}_a + \boldsymbol{a}_a$$
(8)

$$\delta \boldsymbol{\omega}_{b} \leftarrow \delta \boldsymbol{\omega}_{b} + \boldsymbol{\omega}_{i}$$

$$\delta g \leftarrow \delta g$$

其中, v_i , θ_i , a_i , ω_i 分别表示作用到速度、方向 和偏置估计上的干扰, 服从高斯分布。

根据以上分析,误差状态方程可写为:

 $\delta x \leftarrow f(x, \delta x, u_m, i) = F_x(x, u_m) \cdot \delta x + F_i \cdot i(9)$ 其中, *i* 表示扰动向量, 输入向量 u_m 为:

$$\boldsymbol{u}_{m} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{a}_{m} \\ \boldsymbol{\omega}_{m} \end{bmatrix}$$
(10)

观测方程为:

$$\mathbf{y} = h(\mathbf{x}_i) + \mathbf{v} \tag{11}$$

其中, y 表示 GNSS 和 IMU 输出观测值; h()表示系统真值状态向量的非线性函数; v 表示服从高斯分布的噪声。

1.2 误差状态预测及误差状态校正

当获取到 IMU 数据帧后,可根据状态方程对误 差状态进行预测。误差状态卡尔曼滤波预测公式为:

$$\hat{\delta x} \leftarrow F_x(x, u_m) \cdot \hat{\delta x}$$

$$P \leftarrow F_x P F_x^{\mathrm{T}} + F_i Q_i F_i^{\mathrm{T}}$$
(12)

其中, F_x 和 F_i 分别表示f()对误差状态和扰动 向量的雅可比矩阵, Q_i 表示扰动的协方差矩阵。

当获取到 GNSS 的数据帧后,对误差状态进行 校正,误差状态卡尔曼滤波校正公式为:

$$\boldsymbol{K} = \boldsymbol{P}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{H}\boldsymbol{P}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{V})^{-1}$$

$$\delta \hat{\boldsymbol{x}} \leftarrow \boldsymbol{K}(\boldsymbol{y} - \boldsymbol{h}(\hat{\boldsymbol{x}}_{t})) \qquad (13)$$

$$P \leftarrow (I - KH)P$$

其中, K 表示卡尔曼增益; H 表示函数 h() 关于

误差状态 δx 的雅可比矩阵; $\hat{x}_i = x \oplus \delta \hat{x}$ 表示估计真 值状态向量;I 表示单位矩阵;"⊕"表示 SO(3) 群加 法。

此后,根据估计的误差状态向量计算状态向量 x:

$$\boldsymbol{x} \leftarrow \boldsymbol{x} \oplus \delta \hat{\boldsymbol{x}} \tag{14}$$

最后,将误差状态向量重置,误差重置函数为 g(),则有:

$$\delta \mathbf{x} \leftarrow g(\delta \mathbf{x}) = \delta \mathbf{x} \ominus \delta \hat{\mathbf{x}}$$
(15)

其中,"⊖"表示"⊕"的反运算。

误差状态卡尔曼滤波重置公式为:

其中, G 表示函数 g() 的雅可比矩阵。

2 数据融合定位仿真实验

仿真数据采用低精度 IMU 模型,该模型以 ACEINNA 公司的 IMU381 为原型产生仿真 IMU 数 据。通过设置陀螺仪及加速度计零偏误差、陀螺仪 角速度随机游走误差、加速度计速度随机游走误差 和陀螺仪及加速度计零偏稳定性等可获得 IMU 误 差模型。车速设置为 10 m/s,形成闭合运动轨迹。

利用上述误差状态卡尔曼滤波算法进行融合定 位,融合结果如图1所示。由图1可知,GNSS测量 结果具有较大的波动,与真实轨迹差别较大,利用 ESKF融合后的结果与真实曲线高度重合,说明该 算法显著提高了定位精度。





为了定量分析 ESKF 数据融合效果,分别计算 了融合数据与真实值、GNSS 测量数据与真实值之 间的统计误差,各统计值见表1。由表1数据可知. 比较 ESKF 融合数据与真实值之间的误差和 GNSS 测量数据与真实值之间的误差,可以发现前者的误 差平均值、均方根误差、标准差和最大误差均小于后 者,证明了 ESKF 融合 GNSS 和 IMU 后,定位检测精 度得到了极大的提高。经数据分析发现,融合数据 与真实值数据之间的最大误差出现在定位刚开始的 阶段。在该阶段,ESKF 的初始值是初步设置的,随 着 ESKF 的迭代更新,误差逐步减小。

表 1 融合数据与真实值、GNSS 测量数据与真实值误差 Table 1 Errors between fusion data and true data, GNSS measurement data and true data

内容	误差平均值	均方根误差	标准差	最大误差
融合数据与真实值	1.64	2.19	1.47	9.27
GNSS 与真实值	9.22	9.97	3.79	29.01

3 实车数据融合定位实验系统及结果分析

实验系统的 GNSS 和 IMU 采用安徽飞迪航空科 技有限公司惯导 RTK 卫星高精度组合导航系统 DETA100D4G,该系统内置有 IMU、磁力计和 RTK 接收机,组合导航系统与双天线采用 RF 电缆连接。 处理器采用 NVIDIA Jetson Xavier NX,搭载 48 个 Tensor Core 的 384 核 NVIDIA GPU, AI 性能为 21 TOPS,包括 6 核 NVIDIA Carmel ARM 64 位 CPU。 组合导航系统通过 USB 线连接至该处理器。组合 导航系统、包括双天线,与处理器连接,如图 2 所示。



图 2 组合导航系统 Fig. 2 Integrated navigation system

具体来说,NVIDIA Jetson Xavier NX 处理器运行 Ubuntu 18.04 操作系统,采用机器人操作系统 ROS(Robot Operating System)作为通讯架构,实现 GNSS、IMU 的信号处理节点及数据融合节点之间的 通信。

对定位及行驶轨迹进行检验前,需将上述设备 安装于实验车上。将组合导航系统安装在测试车辆 的重心附近,其方向与车身轴对齐,组合导航系统*X*

第15卷

轴指向车辆的正前方,Y轴指向车身右侧,Z轴垂直 于 X - O - Y 平面指向地面。考虑到在一些情况下 车身轴不易确定,需要利用软件对组合导航系统进 行校准。关于 GNSS 天线的安装,则要把辅助天线 安装在主天线的前面,尽可能保持一定的距离,提高 定向精度,2 个天线通过电缆连接到组合导航系统 的 SMA 接口。组合导航系统通过 USB 连接至处理 器,该处理器固定在车身上。

本课题采用智能小车作为实验平台,检验智能 小车的定位精度和行驶轨迹。智能车及定位系统如 图 3 所示。智能车测试平台前轮采用舵机驱动实现 前轮转向;2 个后轮独立驱动,通过差动转向对前轮 转向进行补偿。



图 3 定位及行驶轨迹检验系统及智能车测试平台

Fig. 3 Localization and trajectory inspection system and intelligent vehicle testing platform

智能车携带定位及行驶轨迹检验系统在学校操 场运行一周,采集 GNSS 数据如图 4 中蓝色曲线所 示,操场 GNSS 接收信号条件良好,但是仍有显著波 动。采用 ESKF 融合定位算法后,行驶轨迹如图 4 中红色曲线所示。由图 4 可知,融合定位结果更加 平滑,这也与实验过程中智能车实际运行状况更趋 一致。



图 4 智能车测试平台采集数据及融合定位结果

Fig. 4 Measured data and fusion localization result from the Intelligent Vehicle Testing Platform

4 结束语

本文设计了一种基于 ESKF 的智能车辆定位及 行驶轨迹检验系统,分别采集 GNSS 和 IMU 的数据, 对 IMU 数据积分后得到系统名义状态,利用 ESKF 对 IMU 和 GNSS 的输出数据进行融合,设计了实验 系统,包括 GNSS、IMU 和处理器。分别采用仿真数 据和实车实验对本系统进行了验证。实验结果表 明,无论是仿真数据、还是实车实验数据,数据融合 算法均能有效提高车辆的定位结果。在利用实车进 行实验过程中,所设计系统准确记录了车辆行驶轨 迹,对于智能车辆的定位功能开发及检验具有重要 的意义。

参考文献

- [1] 荆瑞俊,冯晨钟,李昕. 基于多传感器数据融合的煤机行进监测
 系统[J]. 智能计算机与应用,2024,14(10):189-193.
- [2] ALSADIK B, KARAM S. The simultaneous localization and mapping (slam): An overview [J]. Survey & Geospatial Engineering Journal(SGEJ), 2021, 2(1): 34-45.
- [3] 袁国帅, 齐咏生, 刘利强, 等. 一种基于因子图消元优化的激 光雷达视觉惯性融合 SLAM 方法[J]. 电子学报, 2023, 51 (11):3042-3052.
- [4] 吴青贵,杨盛毅,朱力,等. 基于 DDP 的激光回环检测算法[J]. 智能计算机与应用,2024,14(4):102-107.
- [5] 张猛,唐清岭,蒋小菲.基于自适应的 AGAST 特征均匀化提取 算法[J].智能计算机与应用,2023,13(8):66-72.
- [6] GONG Zhaohui, ZHANG Xiaoli, PENG Xiafu, et al. Semidirect monocular visual odometry based on visual-inertial fusion
 [J]. Robot, 2020,42(5): 595-605.
- [7] 章国锋,黄赣,谢卫健,等. 基于单目视觉惯性的同步定位与地 图构建方法综述[J]. 中国图象图形学报,2024,29(10):2839-2858.
- [8] LIU Minghe, TAO Ye, WANG Zhongbo, et al. Research on simultaneous localization and mapping algorithm based on lidar and imu[J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2023, 20 (5): 8954-8974.
- [9] 沈跃,肖鑫桦,刘慧,等. 果园机器人LiDAR/IMU 紧耦合实时定 位与建图方法[J]. 农业机械学报,2023,54(11);20-28.
- [10] 刘小松,魏昌斌,单泽涛,等. 基于扩张状态观测器的里程计定 位补偿无人车轨迹跟踪控制[J]. 仪器仪表学报,2024,45(7): 313-320.
- [11]张文安,沈嘉俊,史秀纺,等. 基于自适应高斯渐进滤波的工程 车 GNSS/INS 紧组合定位[J]. 传感技术学报,2024,37(4): 620-628.
- [12]魏文辉,赵祥模,葛振振.考虑动力学模型系统误差补偿的智能车 GNSS/IMU 组合定位算法[J].中国公路学报,2022,35(9):185-194.
- [13] 屈小娟, 王世法, 谭屈山, 等. 基于测距与 GNSS 信息融合的车 联网协同定位技术 [J]. 计算机应用研究, 2024, 41(6): 1722-1727.
- [14] 冯木榉, 高迪, 何文涛. 面向低成本车载 IMU 的安装姿态估计 [J]. 测绘通报, 2020(6): 67-70.

- [15]余卓平,高乐天,夏新,等.基于轮胎半径自适应的智能车辆
 组合定位[J].同济大学学报(自然科学版),2022,50(4):
 504-510.
- [16]王茂松,吴文启,何晓峰,等.状态变换卡尔曼滤波的进一步 解释及应用[J].中国惯性技术学报,2019,27(4):499-504.
- [17] SIAVASH H. Deep Kalman filter: Simultaneous multi sensor integration and modelling; a GNSS/IMU case study[J]. Sensors, 2018, 18(5):1316.
- [18] 刘宇, 贺竹川, 路永乐, 等. 基于粒子滤波的 IMU/UWB 组域内 自主导航定位研究[J]. 传感器与微系统, 2022, 41(12): 47-50.
- [19] CHANG Le, NIU Xiaoji, LIU Tianyi. GNSS/IMU/ODO/Lidar-SLAM integrated navigation system using IMU/ODO pre – integration[J]. Sensors, 2020, 20(17):4702.
- [20] LUO Jie, YIN Zhengshuai, GUI Linqiu. A GNSS UWB tight coupling and IMU ESKF algorithm for indoor and outdoor mixed scenario[J]. Cluster Computing, 2024, 27(4):4855-4865.
- [21] JONAS B, CAMURRI M, FALLON M. Factor graph fusion of raw gnss sensing with imu and lidar for precise robot localization

without a base station [C]//2023 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Piscataway, NJ: IEEE, 2023: 8415-8421.

- [22]周命端,马祎玮,赵成思,等.基于车辆位置监控的高精度 RTK 定位实验教学装置设计[J].实验室研究与探索,2021,40(9): 95-100.
- [23] 王楚, 倪建军, 殷霞红. 基于改进模糊自适应扩展卡尔曼滤波的 机器人 SLAM 算法[J]. 计算机与现代化, 2014(3):4-7.
- [24]高翔. 自动驾驶与机器人中的 SLAM 技术:从理论到实践 [M]. 北京:电子工业出版社, 2023.
- [25]王余珊,郑建立. 融合毫米波雷达和惯性传感器的行人定位系统研究[J]. 智能计算机与应用,2024,14(8):191-196.
- [26] REN Zhongbin, LIU Songlin, DAI Jun, et al. Research on kinematic and static filtering of the ESKF based on INS/GNSS/ UWB[J]. Sensors, 2023, 23(10):4735.
- [27] HE Jingjing, SUN Changku, ZHANG Baoshang, et al. Adaptive error-state Kalman filter for attitude determination on a moving platform [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 9513110.