

DOI: 10.13718/j.cnki.xdzk.2026.03.021

唐浩, 冀杰, 王孜涵, 等. 基于 UWB 与 IMU 融合的室内停车场定位算法 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2026, 48(3): 243-257.

# 基于 UWB 与 IMU 融合的室内停车场定位算法

唐浩<sup>1</sup>, 冀杰<sup>1</sup>, 王孜涵<sup>1</sup>, 任玥<sup>1</sup>, 张博涵<sup>1</sup>, 窦作成<sup>2</sup>

1. 西南大学 工程技术学院, 重庆 400715; 2. 重庆工业职业技术学院 车辆工程学院, 重庆 401120

**摘要:** 针对超宽带(Ultra-Wideband, UWB)单一传感器受环境噪声影响严重和定位精度差的问题, 提出一种基于 UWB 与惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)的双传感器融合定位算法。该算法采用最小二乘法对 UWB 反馈的电磁波飞行时间信息进行伪距解算, 利用相邻帧 IMU 短时刻位移增量进行模拟退火(Simulated Annealing, SA)并更新车辆定位坐标, 然后基于误差状态卡尔曼滤波(Error-State Kalman Filter, ESKF)算法进行当前状态估计。在同一环境下进行动静态实验验证, 并对比 UWB 单一硬件定位、最小二乘法伪距解算定位与 SA-ESKF 融合算法的定位精度。实验结果表明: 融合算法在非视距环境中可靠度高, 能有效降低定位波动。加入的 SA 算法提高了定位系统的鲁棒性, 在静态定位中定位精度提高了 56.33%; 在动态实验中降低了三轴平均误差与最大误差, 定位精度提高了 46.47%。在降低硬件成本的前提下, 提出的算法可实现高精度定位。

**关键词:** 超宽带; 惯性测量单元; 模拟退火算法; 室内定位; 非视距; 误差状态卡尔曼滤波

中图分类号: TP242.6

文献标识码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



文章编号: 1673-9868(2026)03-0243-15

## Indoor Parking Lot Positioning Algorithm Based on the Fusion of UWB and IMU

TANG Hao<sup>1</sup>, JI Jie<sup>1</sup>, WANG Zihan<sup>1</sup>,  
REN Yue<sup>1</sup>, ZHANG Bohan<sup>1</sup>, DOU Zuocheng<sup>2</sup>

1. College of Engineering and Technology, Southwest University, Chongqing 400715, China;

2. College of Vehicle Engineering, Chongqing Industry Polytechnic University, Chongqing 401120, China

**Abstract:** Aiming at the problems of serious environmental noise interference and poor positioning accuracy of a single ultra-wideband (UWB) sensor, a dual-sensor fusion algorithm based on UWB and inertial meas-

收稿日期: 2025-03-01

基金项目: 智能汽车安全技术全国重点实验室开放课题(IVSTSKL-202418); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(SWU-KQ22032); 重庆工业职业技术学院博士基金项目(2022GZYBSZK1-09); 国家自然科学基金项目(52505129)。

作者简介: 唐浩, 硕士研究生, 主要从事智能车辆室内停车场环境感知定位研究。

通信作者: 冀杰, 副教授。

urement unit (IMU) was proposed. This algorithm used the least squares method to perform pseudo-range calculation based on the time-of-flight information of UWB electromagnetic waves, utilized the short-term displacement increments of adjacent frames of IMU to update vehicle positioning coordinates through simulated annealing (SA), and conducted current state estimation based on the error-state Kalman filter (ESKF) algorithm. Dynamic and static experiments were carried out in the same environment to verify and compare the positioning accuracies of UWB single hardware positioning, least squares method pseudo-range calculation positioning, and the proposed SA-ESKF algorithm. The experimental results showed that the fusion algorithm had high reliability in non-line-of-sight environments and effectively reduced positioning fluctuations. The incorporated SA algorithm improved the robustness of the positioning system. In static positioning, the positioning accuracy increased by 56.33%. In dynamic experiments, both the average and maximum errors of the three axes decreased, and the positioning accuracy increased by 46.47%. Under the premise of reducing hardware costs, the proposed algorithm can achieve high-precision positioning.

**Key words:** ultra-wideband; inertial measurement unit; simulated annealing algorithm; indoor positioning; non-line-of-sight; error-state Kalman filter

目前,智能车辆户外定位主要使用 GNSS 全球定位与导航系统,但其在室内停车场等区域表现极差。随着定位技术的发展,车辆在非视距(Non-Line-of-Sight, NLOS)环境中获取精确定位信息的需求逐渐上升。近年来,超宽带(Ultra-Wideband, UWB)技术以其传输速率高、覆盖范围广、功耗低与硬件成本低的优点,逐渐成为室内定位首选,但研究发现 UWB 受多径效应<sup>[1]</sup>与 NLOS 环境影响较大<sup>[2]</sup>,单一硬件定位方式并不可靠,严重时甚至会造成短期内丢失数据和产生定位漂移现象,因此,如何突破 UWB 自身局限性已成为当前亟待解决的新课题。在已有研究中发现惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)可弥补 UWB 的定位缺陷,因为 IMU 具有不受外来噪声影响,并在短时间内可实现高精度自主定位的特点,与 UWB 融合后可实现抗干扰能力极强的室内高精度定位<sup>[3]</sup>。因此,UWB 与 IMU 的融合定位已成为解决 UWB 单一传感器定位精度不高的有效途径。

在 UWB 与 IMU 的融合定位中,预处理传感器反馈信息与更换融合算法是提高定位精度的常用方法,国内外学者对此展开了大量研究。在预处理传感器数据时,为了降低原始数据误差,常见方式有:同步 UWB 飞行时钟<sup>[4]</sup>;使用 UWB 脉冲同时传输数据以减少丢包率<sup>[5]</sup>;利用小波收缩法对原始 IMU 数据进行滤波<sup>[6]</sup>;对 UWB 数据进行聚类<sup>[7]</sup>、分类<sup>[8]</sup>和筛选<sup>[9]</sup>等。但室内停车场不仅环境复杂、障碍物多,而且 UWB 反馈数据受噪声与基站分布影响较为严重,直接修正测距信号会降低数据可信度,错误的 NLOS 信号会对定位结果产生很大影响,因此许多学者还尝试对 NLOS 信号进行鉴别、增强和矫正<sup>[10-12]</sup>。此外,也有学者尝试更换和优化融合算法<sup>[13-18]</sup>、改进粒子滤波框架<sup>[19-21]</sup>、基于误差跳变并提出使用因子图来提高定位精度<sup>[22]</sup>。Maranò 等<sup>[23]</sup>将机器学习技术的分类和回归算法应用于 UWB 定位中,在一定程度上减少了漂移程度。然而上述方法也存在部分缺陷,其过于依赖 UWB 信号的精准度。当前 UWB 定位是以离散点的形式分布在车辆真实坐标周围,这就造成了定位结果的跳动较大,长时间定位波动明显,在受到噪声影响后无法快速恢复精准定位,导致系统的鲁棒性较差。

针对上述问题,为提高定位精度,增强系统鲁棒性,将误差状态卡尔曼滤波(Error-State Kalman Filter, ESKF)算法与模拟退火(Simulated Annealing, SA)算法结合,以最小二乘法解算坐标为观测值,融合 UWB 与 IMU 反馈数据,由 SA 流程抑制定位波动。在封闭的室内停车场中进行实验,通过对定位结果定量分析,评价该算法的可行性。

# 1 基于 UWB 与 IMU 的融合定位算法

首先构建基于 UWB 与 IMU 融合的室内定位系统总体分布结构, 介绍基于 IMU 与 UWB 的 SA-ESKF 定位算法。本文设计的室内融合定位算法实验的基站布置方式如图 1a 所示, UWB 传感器总体由 1 个未知坐标的标签与 4 个已知坐标的基站组成, 4 个基站以矩形方式布置, UWB 标签与 IMU 固定在实验小车上, 其中, IMU 传感器由 1 个三轴加速度计与 1 个三轴陀螺仪组成。

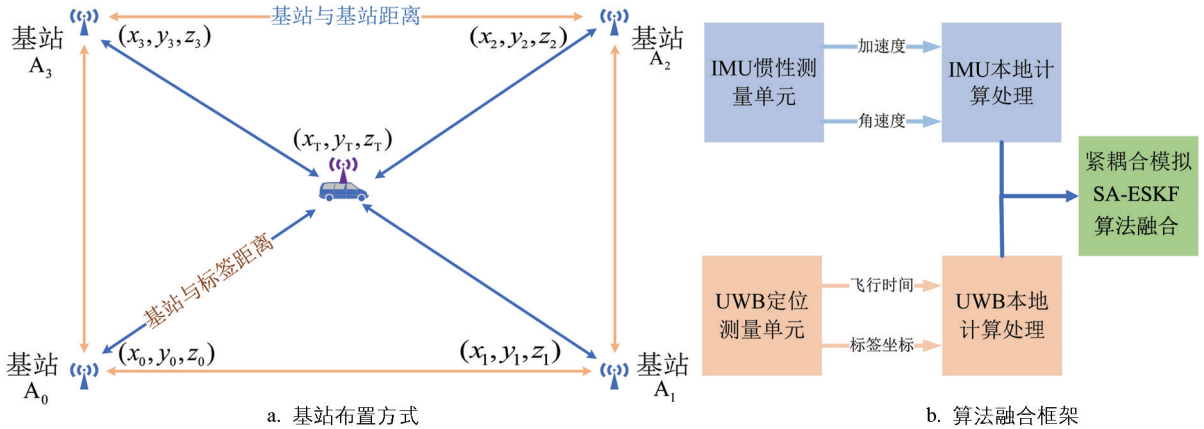


图 1 基站布置方式与算法融合框架

算法融合框架如图 1b 所示。UWB 的原始数据为飞行时间与标签坐标, IMU 的原始数据为三轴加速度与角速度, 分别对其进行本地预处理和计算: IMU 的数据经过处理后得到误差项; UWB 的数据在进行非视距处理和伪距解算后得到更新后伪距; 最后将处理后的数据经 SA-ESKF 算法得到高精度三维定位信息。

## 1.1 基于 UWB 的定位处理算法

无线信号测距技术主要划分为基于距离以及非基于距离 2 种类型。本文所采用的 UWB 定位方式隶属于基于飞行时间的测距范畴, 该技术的实施过程包含 2 个阶段: 在第 1 阶段, 借助飞行时间来估算标签与基站之间的距离信息以及角度数据; 而在第 2 阶段, 则依据估算信息, 确定标签在 UWB 坐标系中的具体位置坐标。本文采用的 LinkTrack UWB 测距方式是依据 UWB 所发出电磁波的飞行时间来求解基站与标签的距离, 即双边测距技术。双边测距技术的原理是由 4 个基站依次交替地向标签 TAG 发送并接收电磁波, 同时记录电磁波往返的飞行时间, 以此来测定两点之间的双向距离, 其具体流程如图 2 所示。

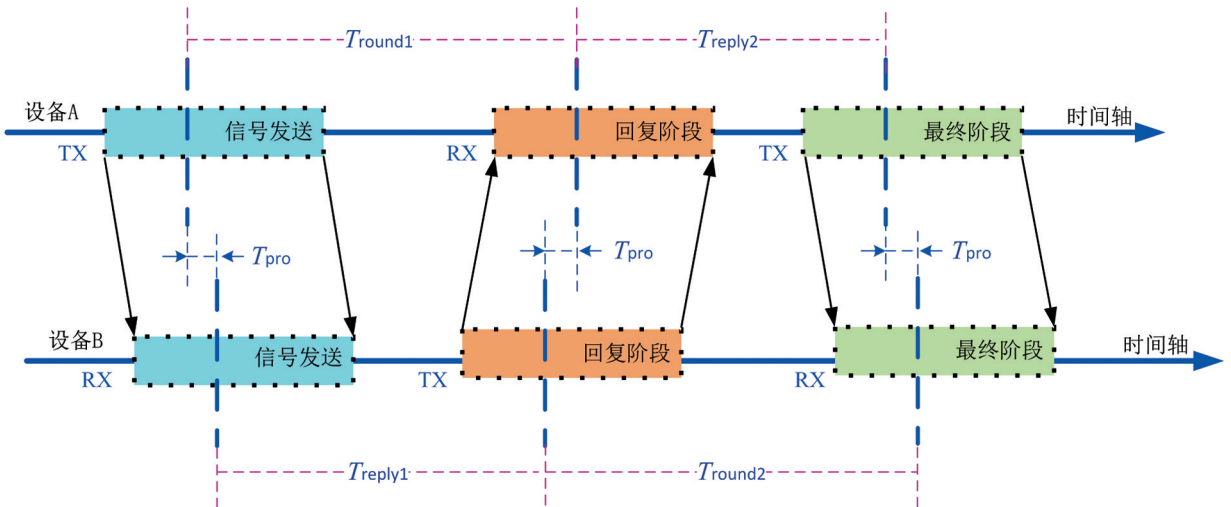


图 2 双边测距法原理

在双边测距<sup>[24]</sup>中,  $T_{\text{pro}}$  表示电磁波在基站与标签之间的飞行时间, 将基站表示为设备 A, 标签表示为设备 B。从设备 A 开始,  $T_{\text{round1}}$  表示从设备 A 发送查询消息到接收到设备 B 回复消息的时间,  $T_{\text{round2}}$  表示从设备 B 发送响应消息到接收到设备 A 最终消息的时间。同样,  $T_{\text{reply1}}$  与  $T_{\text{reply2}}$  表示设备 A 与设备 B 接收和发送消息的时间延迟, 其关系为:

$$\begin{cases} T_{\text{round1}} = 2T_{\text{pro}} + T_{\text{reply1}} \\ T_{\text{round2}} = 2T_{\text{pro}} + T_{\text{reply2}} \end{cases} \quad (1)$$

因此, 根据上式得到电磁波在基站与标签之间的飞行时间  $T_{\text{pro}}$  为:

$$T_{\text{pro}} = \frac{T_{\text{round1}} \times T_{\text{round2}} - T_{\text{reply1}} \times T_{\text{reply2}}}{T_{\text{round1}} + T_{\text{round2}} + T_{\text{reply1}} + T_{\text{reply2}}} \quad (2)$$

用  $C$  表示电磁波在空气中的传播速度, 则基站与标签之间的距离  $d$  可表示为:

$$d = T_{\text{pro}} \times C \quad (3)$$

上述为单一基站与标签之间的测距方式, 完成距离测量后, 使用最小二乘法优化定位标签的坐标。UWB 三维定位中三边定位原理如图 3 所示, 其中包含 3 个基站与 1 个标签。显然, 在三维测量中, 以 3 个基站坐标为圆心, 以 3 个基站到标签的距离为半径作球形, 则标签应在 3 个球形的交点处, 如果 3 个基站不在一条直线上, 则球形解算结果唯一。假设未知定位标签在 UWB 坐标系下的坐标为  $P = (x, y, z)^T$ , 3 个基站坐标分别为  $(x_i, y_i, z_i)$ , 则三边定位方程可表示为:

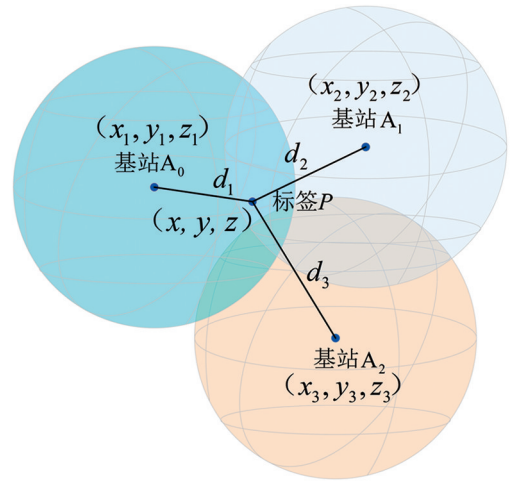


图 3 UWB 三边定位原理

$$\begin{cases} (x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 + (z_1 - z)^2 = d_1^2 \\ (x_2 - x)^2 + (y_2 - y)^2 + (z_2 - z)^2 = d_2^2 \\ (x_3 - x)^2 + (y_3 - y)^2 + (z_3 - z)^2 = d_3^2 \end{cases} \quad (4)$$

解得定位标签与第  $i$  个基站之间的解算距离  $d_i$  为:

$$d_i = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (z_i - z)^2} \quad i = 1, 2, 3 \quad (5)$$

当遇到多层停车场或基站数量增多时, 假设基站增加至  $n$  个, 则表示为:

$$\begin{cases} (x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 + (z_1 - z)^2 = d_1^2 \\ (x_2 - x)^2 + (y_2 - y)^2 + (z_2 - z)^2 = d_2^2 \\ \vdots \\ (x_n - x)^2 + (y_n - y)^2 + (z_n - z)^2 = d_n^2 \end{cases} \quad (6)$$

将上述公式进行矩阵变换, 可得到:

$$\mathbf{AX} = \mathbf{B} \quad (7)$$

式中:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} x_2 - x_1 & y_2 - y_1 & z_2 - z_1 \\ x_3 - x_1 & y_3 - y_1 & z_3 - z_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n - x_1 & y_n - y_1 & z_n - z_1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{X} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \frac{x_2^2 + y_2^2 + z_2^2 - d_2^2 - (x_1^2 + y_1^2 + z_1^2 - d_1^2)}{2} \\ \frac{x_3^2 + y_3^2 + z_3^2 - d_3^2 - (x_1^2 + y_1^2 + z_1^2 - d_1^2)}{2} \\ \vdots \\ \frac{x_n^2 + y_n^2 + z_n^2 - d_n^2 - (x_1^2 + y_1^2 + z_1^2 - d_1^2)}{2} \end{bmatrix}$$

因此, 在 UWB 坐标系下使用最小二乘法解算的标签坐标  $\mathbf{p}^u$  为:

$$\mathbf{p}^u = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{B} \quad (8)$$

## 1.2 基于 IMU 的定位处理算法

在 UWB 与 IMU 融合定位时, 由于 IMU 硬件输出的数据不在导航坐标系下, 需要根据二者之间的坐标转换关系, 进行不同坐标系之间的相互转换和姿态矩阵转换。进行融合定位时, 为减少计算量, 只考虑车体坐标系相对于导航坐标系的旋转, 将导航坐标系与 UWB 坐标系重合, 选择的坐标系分别为车体坐标系和导航坐标系。根据捷联惯性导航系统(SINS)<sup>[25]</sup> 中相关知识理论, 对不同坐标系之间的变换关系和姿态矩阵计算作简单描述。

现设车体坐标系的原点与车辆质心重合,  $X_b$  轴与  $Y_b$  轴分别指向车辆的正前方与右侧,  $Z_b$  轴与车辆所在水平面垂直, 与前两轴形成右手坐标系  $OX_b Y_b Z_b$ 。导航坐标系由 UWB 硬件布置方式确定。UWB 基站编号分别为  $A_0, A_1, A_2, \dots, A_n$ , 基站所在平面为 UWB 坐标系的  $XY$  平面, 其中, 基站  $A_0, A_3$  所在直线为 UWB 坐标系的  $X_u$  轴, 基站  $A_0, A_1$  所在直线为 UWB 坐标系的  $Y_u$  轴,  $Z_u$  轴垂直于前二者构成的平面。IMU 的加速度计与陀螺仪输出的数据属于车体坐标系, 姿态矩阵为 2 个坐标系之间的坐标变换矩阵。

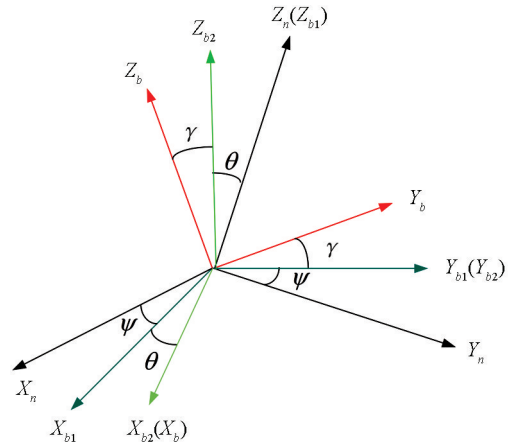


图 4 确定载体空间角

为避免在姿态变换时, 由于俯仰角接近  $\pm 90^\circ$  产生的“万向锁”问题, SA-ESKF 融合算法采用四元数法对车辆的位姿进行更新。四元数是四维空间中的旋转表示, 在位姿更新计算中, 其具有计算速度快、能减少角度计算引入的误差、减少航向角与翻滚角信息丢失等多项优点。如图 4 所示, 在导航坐标系中, 使用  $\varphi$  表示车辆航向角,  $\theta$  表示俯仰角,  $\gamma$  表示翻滚角, 以上 3 个参数为导航坐标系与车体坐标系间的欧拉角集合。将其绕  $[1, 0, 0]$ 、 $[0, 1, 0]$  与  $[0, 0, 1]$  旋转 3 次, 角度分别为  $\varphi$ 、 $\theta$  与  $\gamma$ , 即得到相对应的四元数。根据四元数乘法, 将四元数与旋转后的四元数相乘, 得到新的四元数表示矩阵  $\mathbf{Q}$ :

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} q_w \\ q_x \\ q_y \\ q_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \frac{\varphi}{2} \cos \frac{\theta}{2} \cos \frac{\gamma}{2} + \sin \frac{\varphi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \sin \frac{\gamma}{2} \\ \sin \frac{\varphi}{2} \cos \frac{\theta}{2} \cos \frac{\gamma}{2} - \cos \frac{\varphi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \sin \frac{\gamma}{2} \\ \cos \frac{\varphi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \cos \frac{\gamma}{2} + \sin \frac{\varphi}{2} \cos \frac{\theta}{2} \sin \frac{\gamma}{2} \\ \cos \frac{\varphi}{2} \cos \frac{\theta}{2} \sin \frac{\gamma}{2} - \sin \frac{\varphi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \cos \frac{\gamma}{2} \end{bmatrix} \quad (9)$$

为简化表达,假设旋转矩阵  $\mathbf{C}_2^b$ 、 $\mathbf{C}_1^2$  和  $\mathbf{C}_u^1$  分别表示欧拉角的 3 个旋转矩阵,则从车身坐标系到导航坐标系的变换矩阵  $\mathbf{C}_u^b$  表示为:

$$\mathbf{C}_u^b = \mathbf{C}_2^b \mathbf{C}_1^2 \mathbf{C}_u^1 \quad (10)$$

$\mathbf{C}_u^b$  的详细表达式为:

$$\mathbf{C}_u^b = \begin{bmatrix} \cos \varphi \cos \theta & \sin \gamma \sin \theta \cos \varphi - \cos \gamma \sin \varphi & \sin \gamma \sin \varphi + \cos \gamma \sin \theta \cos \varphi \\ \sin \theta \sin \varphi & \cos \varphi \sin \gamma + \sin \gamma \sin \theta \cos \varphi & \sin \varphi \sin \theta \cos \gamma - \sin \gamma \cos \varphi \\ -\sin \theta & \sin \gamma \cos \theta & \cos \gamma \cos \varphi \end{bmatrix} \quad (11)$$

在该系统中,由于 2 个坐标系之间的变换矩阵为正交矩阵,根据正交矩阵的性质有:

$$\mathbf{C}_u^b = (\mathbf{C}_u^a)^{-1} = (\mathbf{C}_b^a)^T \quad (12)$$

假设  $\boldsymbol{\omega}_{ub}^b$  为车体坐标系下,车体坐标系相对于导航坐标系的三轴旋转角速度,则有:

$$\boldsymbol{\omega}_{ub}^b = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\omega}_{ubx}^b \\ \boldsymbol{\omega}_{uby}^b \\ \boldsymbol{\omega}_{ubz}^b \end{bmatrix} = \mathbf{C}_2^b \mathbf{C}_1^2 \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -\varphi \end{bmatrix} + \mathbf{C}_2^b \begin{bmatrix} 0 \\ \theta \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (13)$$

车辆上搭载的 IMU 所给出的数据为  $\boldsymbol{\omega}^b = [\omega_x \quad \omega_y \quad \omega_z]^T$  和  $\mathbf{a}^b = [a_x^b \quad a_y^b \quad a_z^b]^T$ ,  $\boldsymbol{\omega}^b$  和  $\mathbf{a}^b$  分别表示在车体坐标系下的角速度和加速度。 $\mathbf{Q}_u^a$  表示由车体坐标系向 UWB 坐标系的转换矩阵, $\mathbf{Q}_b^u$  表示 UWB 坐标系向车体坐标系的转换矩阵,二者都为反对称矩阵,且有:

$$(\mathbf{Q}_b^u \times) = -(\mathbf{Q}_u^b \times), \mathbf{Q}_b^u = \begin{bmatrix} q_w & -q_x & -q_y & -q_z \\ q_x & q_w & -q_z & -q_y \\ q_y & q_z & q_w & -q_x \\ q_z & -q_y & q_x & q_w \end{bmatrix} \quad (14)$$

现对上述变量实施以下变换,则有:

$$\mathbf{Q}_b^u \cdot \boldsymbol{\omega}^b \cdot \mathbf{Q}_u^b = \mathbf{M}_{\mathbf{Q}_b^u} (\boldsymbol{\omega}^b \cdot \mathbf{Q}_u^b) = \mathbf{M}_{\mathbf{Q}_b^u} (\mathbf{M}_{\mathbf{Q}_u^b}' \begin{bmatrix} 0 \\ \boldsymbol{\omega}^b \end{bmatrix}) = \mathbf{M}_{\mathbf{Q}_b^u} \mathbf{M}_{\mathbf{Q}_u^b}' \begin{bmatrix} 0 \\ \boldsymbol{\omega}^b \end{bmatrix} \quad (15)$$

将上述相关矩阵代入式(15),求出详细表达式后将矩阵右下角三阶矩阵分块,则可以简记为:

$$\mathbf{Q}_b^u \cdot \boldsymbol{\omega}^b \cdot \mathbf{Q}_u^b = \begin{bmatrix} 1 & \mathbf{0}_{1 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 1} & \mathbf{C}_u^b \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ \boldsymbol{\omega}^b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \boldsymbol{\omega}^u \end{bmatrix} \quad (16)$$

假设  $\dot{\mathbf{Q}}_b^u$  表示四元数的微分结果, $k+1$  时刻与  $k$  时刻间隔时间为  $\Delta t$ ,则四元数更新方程为:

$$\mathbf{Q}_b^u(k+1) = \mathbf{Q}_b^u(k) + \int_0^{\Delta t} \dot{\mathbf{Q}}_b^u dt \quad (17)$$

现将 IMU 在车体坐标系下输出的三轴角速度  $\boldsymbol{\omega}^b$  转换到导航坐标系下,转换公式为:

$$\boldsymbol{\omega}^u = \mathbf{Q}_b^u \otimes \boldsymbol{\omega}^b \quad (18)$$

为得到导航坐标系下三轴加速度,需要将车体坐标系下的加速度值  $a_z^b$  去除重力加速度  $g$ ,对 IMU 输出的加速度测量值做以下处理:

$$\mathbf{a}^{bs} = \begin{bmatrix} a_x^{bs} \\ a_y^{bs} \\ a_z^{bs} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_x^b \\ a_y^b \\ a_z^b \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{bmatrix} \quad (19)$$

同理,设  $\mathbf{a}^u = [a_x^u, a_y^u, a_z^u]^T$  为导航坐标系下的三轴加速度测量值,则有:

$$\mathbf{a}^u = \mathbf{Q}_b^u \otimes \mathbf{a}^{bs} \quad (20)$$

由于 IMU 硬件的采样时间短, 可将车辆在三轴方向上的运动均视为匀速直线运动。在导航坐标系中, 假设  $\Delta \mathbf{v}^u$  表示速度增量,  $\mathbf{v}^u$  表示车辆的速度,  $\Delta \mathbf{x}^u$  表示位移增量,  $\mathbf{x}^u$  表示车辆的位移, 根据加速度、速度与位移之间的关系可得:

$$\begin{cases} \Delta \mathbf{v}^u = \mathbf{a}^u \Delta t \\ \mathbf{v}^u = \mathbf{v}^u + \Delta \mathbf{v}^u \\ \Delta \mathbf{x}^u = \mathbf{v}^u \Delta t + \frac{1}{2} \mathbf{a}^u \Delta t^2 \\ \mathbf{x}^u = \mathbf{x}^u + \Delta \mathbf{x}^u \end{cases} \quad (21)$$

## 2 基于 IMU 与 UWB 的双传感器数据融合算法

### 2.1 模拟退火算法设计

在传统的车辆 UWB 与 IMU 融合定位模式中, 多数情况下仅对平面二维坐标进行优化。然而, 在多层室内停车场中, UWB 标签通常以多组形式呈现, 并且分布于每一层, 导致车辆难以准确获取高度信息以及所在楼层信息。对于低成本的 UWB 定位模块而言, 当 UWB 定位模块的标签所在平面与基站所在平面高度差较小时,  $Z$  轴的定位精度欠佳, 误差约为 0.3 m。不过, 车辆在室内停车场行驶时, 往复变速运动较多且速度较慢, 2 个坐标定位点之间的距离不大。同时, 惯性测量单元在短时间内定位精度高, 数据可靠。基于此, 在忽略小车姿态误差的前提下, 提出采用 IMU 短时位移积分与模拟退火(SA)算法<sup>[26]</sup>来优化误差状态卡尔曼滤波(ESKF)先验估计值。

在室内停车场中, 设 UWB 基站所在平面与地面垂直高度为  $z$ , 车载标签到地面的垂直高度为  $z_1$ , 当车辆进入室内停车场, 标签与基站建立联系后, 可得到初始状态的精确高度信息, 即:  $z_0 = z - z_1$ 。车辆进入室内停车场 UWB 定位区域时, 车速较低, 此时由最小二乘法解算的 UWB 坐标系的  $X$  轴与  $Y$  轴坐标精度高, 可作为起始坐标信息, 加入初始高度信息, 则有初始三维坐标点为:  $\mathbf{p}_0 = [x_0 \quad y_0 \quad z_0]^T$ 。

经过 IMU 算法处理后可得到误差状态测量值, 则算法解算的车辆从  $k$  时刻到  $k+1$  时刻的三轴位移增量  $\Delta \mathbf{p}_{k|k+1}$  为:

$$\Delta \mathbf{p}_{k|k+1} = [\Delta x_{k|k+1} \quad \Delta y_{k|k+1} \quad \Delta z_{k|k+1}]^T \quad (22)$$

设 SA 算法的初始坐标为  $\mathbf{p}_{k|k+1}$ , 使用上述位移增量与 SA 算法的初始坐标可得到  $k+1$  时刻更为精确的先验估计理论坐标点  $\mathbf{p}_{k|k+1}^s$ :

$$\mathbf{p}_{k|k+1}^s = \mathbf{p}_{k|k+1} + \Delta \mathbf{p}_{k|k+1} \quad (23)$$

设置迭代次数为  $M$ , 初始温度为  $F_0$ , 冷却速度为  $\alpha$ , 第  $M$  次迭代更新后的坐标点为  $\mathbf{p}_M$ 。首先定义目标函数  $f(err)$ , 采用三维欧式距离差值作为指标, 则第  $M$  次更新点与理论坐标点的三轴位移误差  $\Delta \mathbf{p}^{sT}$  与目标函数值为:

$$\begin{cases} \Delta \mathbf{p}^{sT} = \mathbf{p}_M^T - \mathbf{p}_{k|k+1}^{sT} \\ f(err) = \left| \sqrt{\sum_{i=1}^3 (p_{M_i} - p_{k|k+1_i}^s)^2} \right| \end{cases} \quad (24)$$

式中:  $i$  为三维坐标系中第  $i$  维的坐标值。

上述目标函数  $f(err)$  在理论上应越小越好, 且微小变化极易对定位结果造成较大的波动。为了防止退火时衰减率过快, 跳过算法最优解, 引入迭代中历史最优解  $best$ , 将每次符合 Metropolis 抽样准则结果对应的坐标点与三轴误差值进行储存, 具体步骤如图 5 所示。

在 SA 过程中, 综合考虑能量消耗、算法计算时间与收敛快慢等问题, 温度控制计算式为:

$$F_{M+1} = \alpha F_M, \alpha \in (0, 1) \quad (25)$$

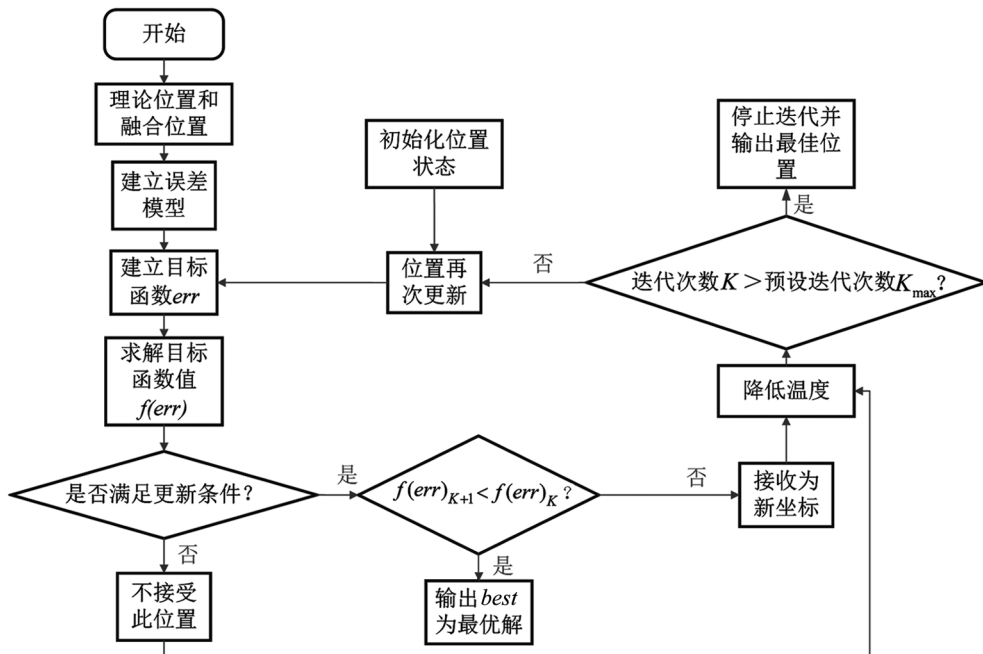


图 5 SA 算法优化流程图

为了保证退火时算法搜索区间尽可能广,  $\alpha$  取值接近 1, 一般为 0.9~0.95。得到第  $M$  次迭代更新的  $p_M$  后, 根据新产生的误差和 Metropolis 抽样准则考虑是否接受新解, 准则如下:

$$\lim f(err) \approx 0 \vee e^{-\frac{f(err)}{k_M}} > \text{rand}(0, 1) \wedge f(err) < best \quad (26)$$

若上式成立, 则将此时  $f(err)$  对应的三轴坐标  $p_M$  与  $\Delta p^{sT}$  存入  $best$  中。反之, 则停止迭代, 且输出当前 SA 算法迭代后  $best$  中存储的坐标值  $p_M^{best}$  和退火后三轴位移误差值  $\Delta p^{sT}$ 。

ESKF 中使用十五维误差进行定位优化, 现引入速度误差  $\Delta v^T$ 、姿态误差  $\Delta \theta^T$ 、陀螺仪零偏误差  $\Delta \omega_b^T$ 、加速度计零偏误差  $\Delta a_b^T$ , 则 SA 更新后名义状态坐标估计值  $p_k^s$  与十五维误差状态  $\Delta x^s$  为:

$$\begin{cases} p_k^s = p_M^{best} \\ \Delta x^s = [\Delta p^{sT} \quad \Delta v^T \quad \Delta \theta^T \quad \Delta \omega_b^T \quad \Delta a_b^T]^T \end{cases} \quad (27)$$

## 2.2 融合算法建立

在定位研究中, 单传感器的定位精度低, 定位误差较大, 甚至会产生漂移现象, 因此需要引入多传感器融合定位。SA-ESKF<sup>[26]</sup> 是针对卡尔曼滤波器的一种改进, 无需使用线性化的高斯过度方法来适应非线性系统, 它能更准确地逼近非线性系统, 可以更好地处理高斯分布的状态估计, 避免了数值稳定性和计算复杂性等相关问题, 相较于单传感器定位与传统卡尔曼滤波器融合多传感器定位具有更好的鲁棒性和精度。

由图 6 可知, ESKF 算法涉及的 3 个状态量分别为当前状态、名义状态和误差状态, 其中, 输入滤波器的误差状态求解方式是最重要的环节。首先使用独立的前置算法预处理回传的 UWB 与 IMU 数据, 并使用 IMU 积分法得到预测状态误差与名义状态, 预测状态误差融合更新后的伪距得到误差状态; 将误差状态与上一帧先验估计值融合并进行模拟退火过程, 再将最优解  $best$  对应的退火后误差状态与名义状态一同输入滤波器进行算法更新, 得到更新后的误差状态信息。通过对名义状态与所求解的误差状态进行融合, 获得当前状态。

为迅速确定车辆起始位置, 通过计算车载标签在无噪理想环境中的运动倾向, 得到系统的名义状态。基于 IMU 运动方程, 利用 IMU 积分法得到的预测状态误差与更新后伪距信息进行更新。根据实际使用场景, 设定噪声不为零, 选取位置  $p$ 、速度  $v$  以及单位四元数  $Q$  作为名义状态。

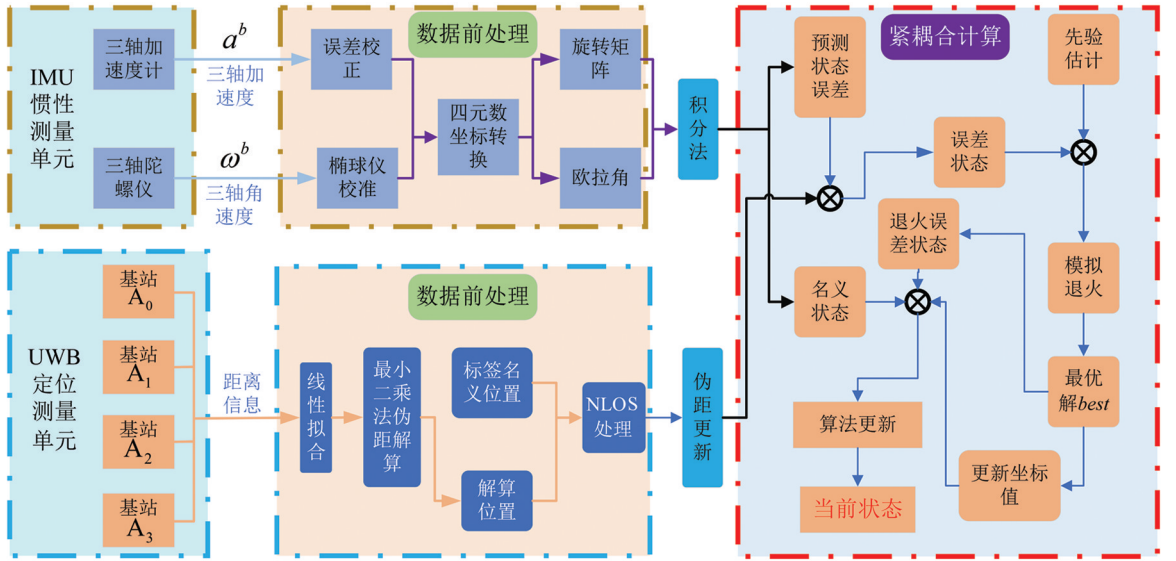


图 6 SA-ESKF 算法流程图

考虑 IMU 测量噪声影响, 为提高定位精度, 需要使用 SA 误差状态  $\Delta x^s$  对名义值进行更新。设加速度名义值与角速度名义值分别为  $a_j$  和  $\omega_j$ , 可得 IMU 的误差方程为:

$$\begin{cases} \dot{\theta} = \dot{\theta} \times \omega_{ie}^u \\ \Delta \dot{v}^u = a^u \times \theta + Q_b^u \times \Delta \omega_j \\ \Delta \dot{p} = \Delta v^u \end{cases} \quad (28)$$

式中:  $\omega_{ie}^u = [0 \quad \omega_e \cos L \quad \omega_e \sin L]^T$  为地球角速度分量。

根据上述退火后误差状态与误差方程, 计算  $k$  时刻经过 SA 后的后验状态矩阵估计值  $X_{k+1|k}^s$ , 滤波器中误差状态协方差方程为:

$$X_{k+1|k}^s = F_k X_{k|k}^s + B_k I_{k+1} + W, W \sim N(0, A) \quad (29)$$

式中:  $X_{k|k}^s$  为  $k$  时刻经过 SA 后的后验状态矩阵估计值;  $B_k$  为输入状态转换矩阵;  $I_{k+1}$  为输入矩阵;  $F_k$  为状态转移矩阵;  $W$  为环境噪声, 符合正态分布;  $A$  为描述过程噪声协方差矩阵的参数。

为描述系统状态的不确定性以及动态变化过程中的噪声影响, 设计过程噪声协方差矩阵  $N$  为:

$$N = \begin{bmatrix} \delta N_a & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \delta N_{ga} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \delta N_b & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \delta N_{gb} \end{bmatrix} \quad (30)$$

式中:  $\delta N_a$  为加速度计三轴测量噪声对角矩阵的平方;  $\delta N_{ga}$  为陀螺仪三轴测量噪声对角矩阵的平方;  $\delta N_b$  为加速度计偏置对角矩阵的平方;  $\delta N_{gb}$  为对角矩阵与对角矩阵相乘的陀螺仪偏置矩阵的平方。

为了优化滤波器的性能, 使估计结果更加准确可靠, 平衡系统预测模型与实际观测之间的关系, 设计噪声增益矩阵  $G$  为:

$$G = dt \times \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ C_u^b & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & -C_u^b & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (31)$$

根据上式可得过程噪声协方差矩阵  $N_A$  为:

$$N_A = \overline{G} \times N \times G^T \quad (32)$$

建立系统中 UWB 的观测方程, 减弱原始数据中噪声带来的误差, 增加定位精度, 设 UWB 的观测方程为:

$$Z_k = h(x) + \mu(x) \quad (33)$$

式中:  $Z_k$  为观测数据;  $h(x)$  为观测函数;  $\mu(x)$  为观测噪声, 其符合高斯分布。

为增加解算精度, 引入观测函数的雅可比矩阵  $H$ , 对误差状态  $\partial x$  进行求导, 雅可比矩阵  $H$  为:

$$H = \frac{\partial h}{\partial \delta x} = \frac{\partial h}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial \delta x} \quad (34)$$

式中:  $\frac{\partial h}{\partial x}$  为观测函数  $h(x)$  在其观测点附近的线性展开。

根据传统卡尔曼滤波算法, 求解卡尔曼增益  $K_{k+1}$ 、后验误差协方差矩阵  $P_{k+1|k+1}$  和误差状态值  $X_{k+1|k+1}$  的更新, 三者的更新方程为:

$$\begin{cases} K_{k+1} = P_{k+1|k} H^T (H P_{k+1|k} H^T + R)^{-1} \\ P_{k+1|k+1} = (I - K_{k+1} H) P_{k+1|k} \\ X_{k+1|k+1} = X_{k+1|k}^s + K_{k+1} (Z_k - H X_{k+1|k}^s) \end{cases} \quad (35)$$

式中:  $K_{k+1}$  为系统在  $k+1$  时刻的卡尔曼增益;  $P_{k+1|k}$  为  $k+1$  时刻的先验估计协方差矩阵;  $H$  为状态转移矩阵;  $P_{k+1|k+1}$  为  $k+1$  时刻后验协方差矩阵;  $Z_k$  为观测矩阵;  $X_{k+1|k+1}$  为  $k+1$  时刻的后验估计状态矩阵。

在得到上述误差状态后, 将  $X_{k+1|k+1}$  中的  $\Delta p_{k+1|k+1}$  与上一时刻 SA 后的名义状态  $p_k^s$  融合, 得到标签此时的融合定位位置:

$$p_{k+1} = p_k^s + \Delta p_{k+1|k+1} \quad (36)$$

### 3 实验结果

为综合评价本文提出的 SA-ESKF 融合定位算法的性能, 开展静态定位与动态定位实验。实验场地为一地下室内停车场, 如图 7 所示。采用图 1a 所示的设计形式布置实验场地, 基站位于矩形 4 个顶点上, 并固定三脚架的高度与位置, 测试场地总面积约为  $120 \text{ m}^2$ 。为模拟真实地下车库环境且保证实验真实可靠, 实验场地不封闭, 实验过程中有车辆驶入或驶离该车库。

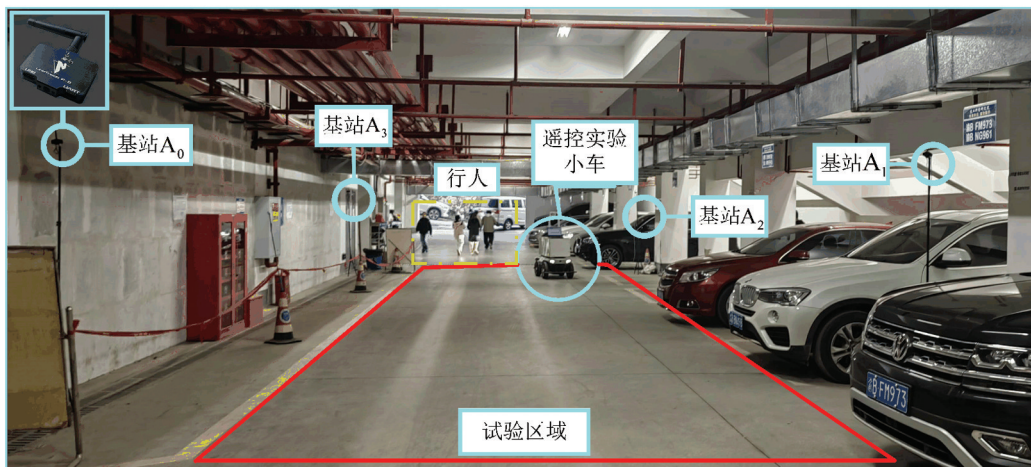


图 7 实验场地

遥控实验小车与硬件布置方式如图 8 所示, UWB 模块与 IMU 模块固定于移动小车顶端。当车辆运动

时, UWB 模块、IMU 模块与小车被视为一个整体, 模块与车辆之间不会产生滑移现象。由图 8 可以看出, 将 IMU 模块与 UWB 模块安装在车辆上后, 由于这 2 个模块体积较小, 不会对小车的正常行驶以及驾驶员的视野造成安全影响。并且, 大多数车辆自身携带 IMU 模块, 加入 UWB 模块后与车辆上 IMU 融合定位, 可提高传感器信息的利用率, 一定程度上提升了 IMU 传感器的经济效益。

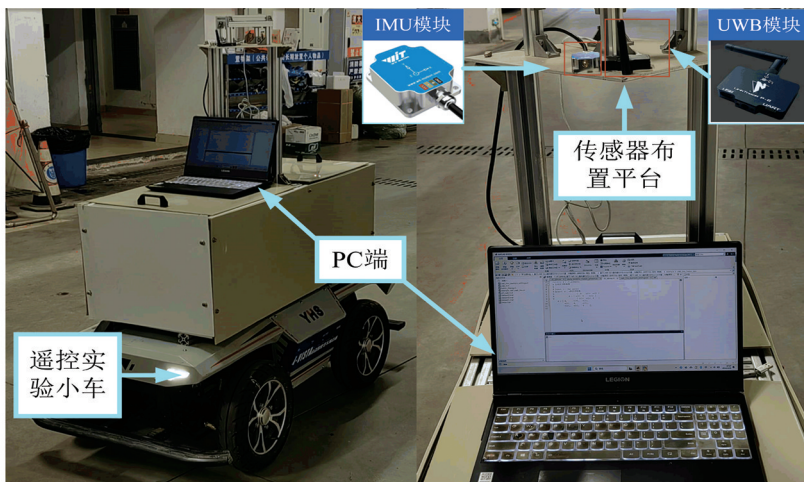


图 8 遥控实验小车与硬件布置

数据采集模块为深圳空循环 Nooploop 科技有限公司的 LinkTrack 模块, 采样频率为 4~6.5 GHz, 带宽为 499.2 Hz, 在 120 m<sup>2</sup> 内定位精度可靠, 在视距良好且空旷的地区其定位精度高达 0.1 m。该设备的缺点是在标签距离基站平面较近时, Z 轴方向精度较低且波动较大。实验所用 IMU 为维特智能 WT-GAHR3-485 模块, 该模块带宽为 5~256 Hz, 加速度计零漂为  $\pm 80$  mg, 陀螺仪静置零漂为  $\pm 0.02\%/^{\circ}$ 。实验前通过模块自带上位机矫正加速度计与陀螺仪偏置, 减少由实验设备自身带来的误差。

### 3.1 室内停车场静态实验

进行静态实验时, 首先在实验场地的 UWB 布置区域内拟定真实坐标点, 使用激光测距仪测量其在导航坐标系中的精确位置作为真实位置。控制小车并使小车标签、IMU 与真实坐标点对齐, 在 UWB 的上位机中, 对每一个点位采集 2 s 数据, 最终取 2 s 内平均值作为 UWB 单一硬件输出坐标, 同时采集这 2 s 内的 IMU 输出值作为融合算法中的 IMU 数据。伪距解算坐标点为 2 s 内 UWB 输出的飞行时间进行最小二乘法解算的坐标点平均值, SA-ESKF 算法根据二者数据解算出的平均坐标点作为算法定位点。

最终以 UWB 平均坐标、伪距三维解算坐标、融合算法定位坐标与激光测距仪实际坐标的欧氏距离为标准计算优化距离, 以 UWB 硬件定位点到真实坐标点的距离, 减去伪距解算点、融合算法定位点与真实坐标点的距离, 得到欧氏距离的误差, 再除以 UWB 定位点到真实坐标点的距离得到优化百分比, 结果如图 9 所示。

由图 10 可知, 多组静态定位实验中 SA-ESKF 算法解算的定位点坐标更加接近真实点坐标, 且算法的优化程度多数大于最小二乘法解算的伪距定位, 其平均误差、最大误差与优化程度如表 1 所示。

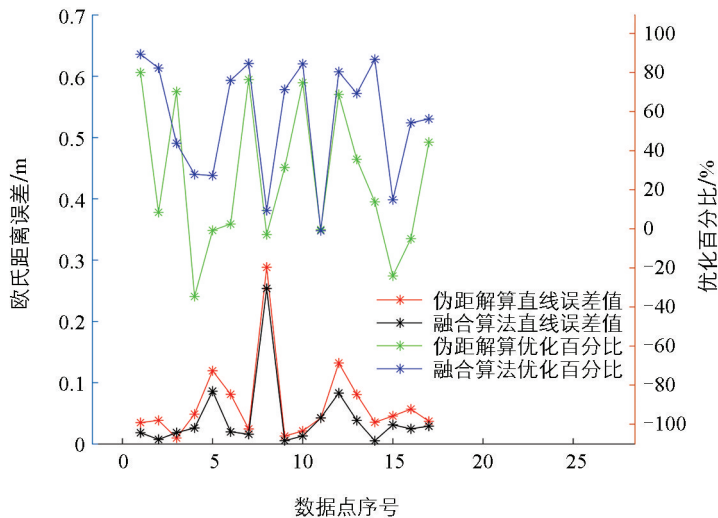


图 9 静态实验中欧氏距离误差与优化百分比

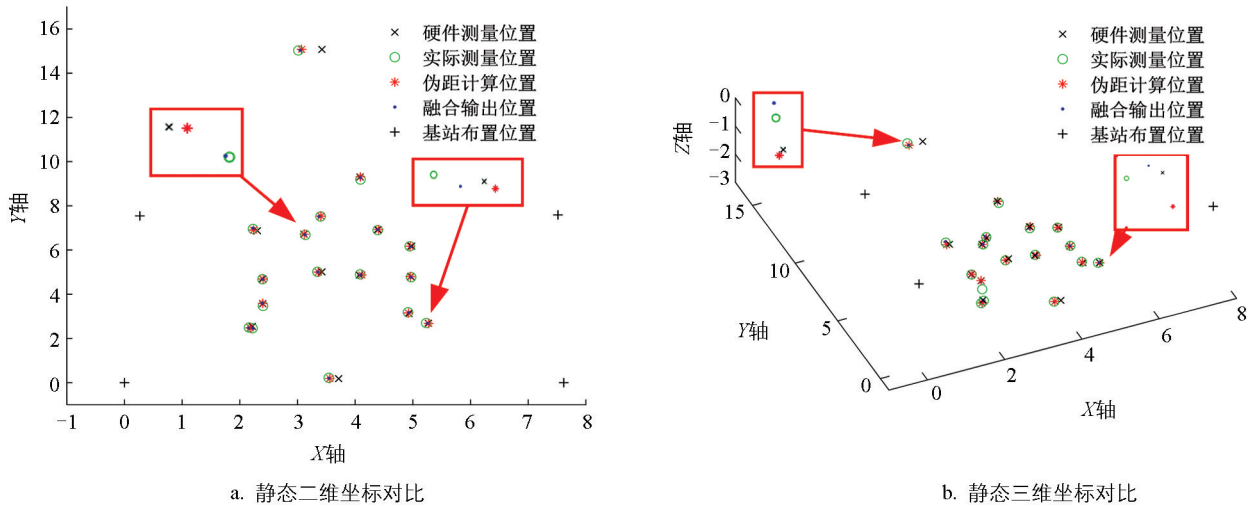


图 10 静态实验中各输出位置对比

表 1 静态实验中误差与优化程度对比

定位方式	误差与优化程度		
	平均误差/m	最大误差/m	优化程度/%
UWB 单一硬件定位	0.071 4	0.314 2	—
伪距解算定位	0.065 4	0.288 3	25.78
融合算法定位	0.042 4	0.253 6	56.33

注：“—”表示该项不存在数值。下同。

由表 1 可知，在三维定位中，通过最小二乘法解算飞行时间的伪距定位点在一定程度上优于 UWB 单一硬件直接定位，SA-ESKF 算法的最大误差与平均误差均小于最小二乘法伪距解算定位点。伪距解算定位与 SA-ESKF 融合算法定位的精度相较于 UWB 硬件直接定位分别提高了 25.78% 与 56.33%。上述结果表明，在车辆静态定位实验中，设计的融合算法定位能力更强，定位精度更高。

### 3.2 室内停车场动态实验

进行动态实验并采集数据时，UWB 基站布置方式与静态实验时一致，人为将运动小车运动轨迹约束在实验场地内，小车运动轨迹封闭。同样使用 4 个基站与 1 个定位标签，采集数据时，小车采用遥控控制，按照预先设定轨迹行驶，尽可能模拟车辆在车库中的真实情况，控制小车在运动时作变速运动，不断模拟车辆在车库运动时的各种微小转向以及频繁加速、刹车等情况。

小车在运动时间内，三轴坐标在导航坐标系下的变化与误差变化如图 11 所示。在橙色方框内的时间段，地下车库有噪声较大的中小型货车驶入，且为 UWB 进入定位模式初期，UWB 信号会产生较大波动，使得融合算法定位精度下降。当噪声减少且定位模块趋于稳定后，融合算法使 UWB 模块产生的波动在较短时间内趋于稳定，稳定后定位轨迹更加平滑，不再呈现锯齿状，这也表明该算法具备较强的鲁棒性。在后期定位中，普通车辆与行人正常活动，融合算法也可持续输出稳定的精确位置信息。

动态实验中，每一帧 3 种定位方式坐标点与真实坐标点之间的欧式距离误差如图 12 所示，新提出的融合定位算法解算的定位点到真实坐标点的欧氏距离多数小于 UWB 单一硬件直接定位点与最小二乘法伪距解算点到真实坐标点的距离。通过对融合算法结果的定量分析，得到其三轴定位的平均误差、最大误差与优化程度，如表 2 所示，三轴误差评价结果如表 3 所示。

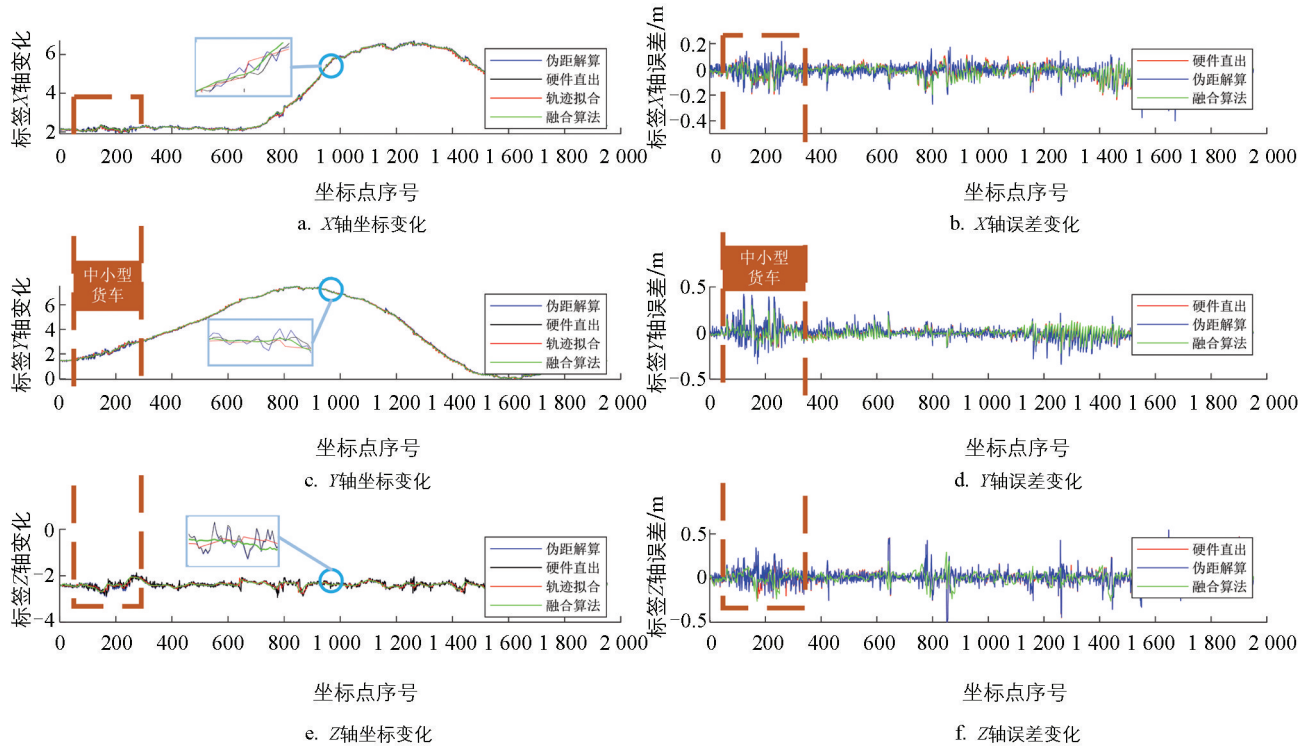


图 11 动态实验中三轴坐标与误差变化

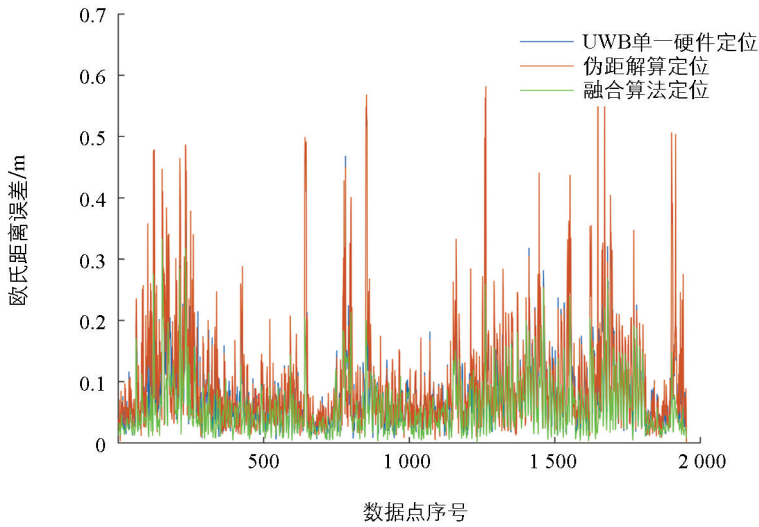


图 12 动态实验中 3 种定位方式欧氏距离误差对比

表 2 动态实验中误差与优化程度对比

定位方式	误差与优化程度		
	平均误差/m	最大误差/m	优化程度/%
UWB 单一硬件定位	0.049 2	0.613 8	—
伪距解算定位	0.040 0	0.500 0	34.03
融合算法定位	0.020 0	0.240 0	46.47

表 3 动态实验中三轴误差评价

三轴误差	定位方式		
	UWB 单一硬件定位	伪距解算定位	融合算法定位
X 轴方向最大误差/m	0.286 6	0.400 8	0.236 8
Y 轴方向最大误差/m	0.358 0	0.419 5	0.301 0
Z 轴方向最大误差/m	0.542 4	0.544 5	0.391 1
X 轴方向平均误差/m	0.040 5	0.042 7	0.036 3
Y 轴方向平均误差/m	0.039 3	0.048 7	0.035 0
Z 轴方向平均误差/m	0.057 7	0.058 4	0.044 3

由表 2 和表 3 可知,本文设计的融合算法在地下车库的动态实验中表现优异,在 X 轴、Y 轴和 Z 轴方向的最大误差与平均误差均小于 UWB 单一硬件定位与最小二乘法伪距解算定位 2 种方式,对低成本 UWB 在三轴上的波动抑制十分明显。此外,在大多情况下,本文提出的融合算法定位平均误差在各个方向上均小于其他 2 种方式。融合算法在动态实验中将定位点的平均误差降低至 0.02 m,最大误差降低至 0.24 m,总体定位精度提高了 46.47%,相较于最小二乘法解算的定位精度提高了 12.44 个百分点。由此得出,本文在 ESKF 算法的基础上加入 SA 算法后,能实现低成本 UWB 的高精度定位,可在地下停车场等封闭环境中提供可靠稳定的定位信息,实现了对 UWB 信号波动的抑制。

## 4 结论

1) 在传统基于 ESKF 算法的基础上,引入基于 IMU 短时刻位移增量的 SA 算法,对滤波器的先验输入值进行改进,从而提升低成本 UWB 与 IMU 在室内停车场的融合定位精度。在实际部署和使用过程中,该方法能够满足车辆在室内停车场环境下对定位准确性的要求。

2) UWB 与 IMU 的 SA-ESKF 融合算法增强了系统的鲁棒性,降低了定位输出结果的波动幅度。在受到噪声干扰后,能够迅速提高定位精度,减小定位误差。在室内停车场动态实验中,车辆在 X 轴、Y 轴和 Z 轴方向的平均定位误差分别为 0.036 3 m、0.035 0 m 和 0.044 3 m,SA-ESKF 融合算法的定位精度提高了 46.47%,该算法可应用于室内停车场的定位检测。

3) 改进后的 UWB 与 IMU 融合定位算法能够持续输出高精度且波动较小的位置信息。然而,在室内停车场中,该算法受噪声与非视距信号的影响较大。在未来的研究中,将继续优化 UWB 与 IMU 的融合算法,提高对非视距信号的识别准确率,并尝试引入更多传感器,从而进一步提升室内停车场的定位精度和可靠性。

## 参考文献:

- [1] 胡文龙,周宇飞,宋全军,等. 基于 UWB 和 IMU 信息融合的室内定位算法研究 [J]. 制造业自动化, 2023, 45(2): 193-197, 213.
- [2] 张斌飞,靳伍银. 基于 UWB 和 IMU 紧组合的室内定位导航算法 [J]. 电子测量技术, 2022, 45(10): 67-73.
- [3] 陆甫光. 基于 UWB\_INS 的室内定位技术研究 [D]. 天津: 天津大学, 2021.
- [4] 王静,曾晓洋. 一种基于能量比例的 IR-UWB 同步算法 [J]. 复旦学报(自然科学版), 2008, 47(1): 101-106.
- [5] ZHONG W J, ZHANG L, SUN Z B, et al. UI-MoCap: An Integrated UWB-IMU Circuit Enables 3D Positioning and Enhances IMU Data Transmission [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2024, 32: 1034-1044.
- [6] LI Z H, ZHANG Y B, SHI Y T, et al. Performance Enhancement of INS and UWB Fusion Positioning Method Based on Two-Level Error Model [J]. Sensors, 2023, 23(2): 557.

- [7] WANG Y, LU Y, ZHOU Y Q, et al. Maximum Correntropy Criterion-Based UKF for Loosely Coupling INS and UWB in Indoor Localization [J]. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 2024, 139(3): 2673-2703.
- [8] 张少辉, 亓玉浩, 翟方文, 等. 基于冗余距离筛选的UWB定位优化方法 [J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2022, 62(5): 934-942.
- [9] WANG C Q, XU A G, KUANG J, et al. A High-Accuracy Indoor Localization System and Applications Based on Tightly Coupled UWB/INS/Floor Map Integration [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(16): 18166-18177.
- [10] 王鹏, 侯忠生. UWB与IMU融合的室内动态定位算法 [J]. *电子测量技术*, 2023, 46(10): 76-83.
- [11] HAN C H, XUE S B, LONG L, et al. Research on Inertial Navigation and Environmental Correction Indoor Ultra-Wideband Ranging and Positioning Methods [J]. *Sensors*, 2024, 24(1): 261.
- [12] 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.
- [13] FENG D Q, WANG C Q, HE C L, et al. Kalman-Filter-Based Integration of IMU and UWB for High-Accuracy Indoor Positioning and Navigation [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(4): 3133-3146.
- [14] 田广亮, 张丽杰, 李志宇. SVR辅助改进鲁棒卡尔曼滤波的UWB/INS组合定位方法 [J]. *电子测量技术*, 2022, 45(3): 79-84.
- [15] 侯华, 代超娜, 李峻辉, 等. 一种基于UWB/INS自适应抗差卡尔曼滤波算法 [J]. *计算机仿真*, 2023, 40(12): 496-501.
- [16] JI P F, DUAN Z X, XU W S. A Combined UWB/IMU Localization Method with Improved CKF [J]. *Sensors*, 2024, 24(10): 3165.
- [17] 赵国鑫. 基于UWB与IMU融合的室内定位系统设计 [D]. 哈尔滨: 黑龙江大学, 2024.
- [18] 姚露, 聂晓根, 黄汉阳, 等. 无迹卡尔曼滤波算法对UWB/IMU组合定位的研究 [J]. *机械科学与技术*, 2025, 44(6): 1033-1040.
- [19] 黄卫华, 梅宇恒, 章政, 等. 基于改进SHKF算法的UWB/IMU组合定位方法 [J]. *中国惯性技术学报*, 2024, 32(1): 34-41.
- [20] 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.
- [21] 李心慧. 基于权重自适应粒子滤波的多源信息融合室内定位方法研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2023.
- [22] 李倩, 蒋正华, 孙炎, 等. 基于因子图的INS/UWB室内行人紧组合定位技术 [J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(5): 32-45.
- [23] MARANÒ S, GIFFORD W M, WYMEERSCH H, et al. NLOS Identification and Mitigation for Localization Based on UWB Experimental Data [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2010, 28(7): 1026-1035.
- [24] QI M Y, XUE B, WANG W. Calibration and Compensation of Anchor Positions for UWB Indoor Localization [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(1): 689-699.
- [25] 严恭敏, 翁浚. 捷联惯导算法与组合导航原理 [M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2019.
- [26] 黄智, 闵杰, 陈贵科, 等. 基于改进模拟退火算法的工业机器人绝对定位精度提高 [J]. *天津大学学报(自然科学与工程技术版)*, 2024, 57(4): 374-381.