

# 基于超宽带信息智能决策的无人机自主精确定位方法

贾镜汀<sup>1</sup> 李文硕<sup>1</sup> 田波<sup>1</sup> 余翔<sup>1,2,3</sup>

**摘要** 在卫星信号拒止环境中实现无人机的高精度定位是一项关键且具有挑战性的任务。针对这一难题,提出一种基于超宽带信息智能决策的无人机自主精确定位方法,通过超宽带的全局测距校正视觉惯性里程计的累积误差,从而显著提升定位结果的精确性与鲁棒性。具体来说,采用复合干扰滤波方法对超宽带定位中存在的多源异质干扰进行处理;同时构建超宽带信息评估模块,对定位结果的可靠性进行量化评估。实验结果表明,所提基于超宽带信息智能决策的无人机自主精确定位方法可以有效提高无人机的定位精度。

**关键词** 无人机; 传感器信息融合; 复合干扰滤波; 超宽带定位

**引用格式** 贾镜汀, 李文硕, 田波, 余翔. 基于超宽带信息智能决策的无人机自主精确定位方法. 自动化学报, 2026, 52(5): 1058–1068

**DOI** 10.16383/j.aas.c250526 **CSTR** 32138.14.j.aas.c250526

## UAV Autonomous Precise Localization Method Based on Ultra-wideband Intelligent Decision-making

JIA Jing-Ting<sup>1</sup> LI Wen-Shuo<sup>1</sup> TIAN Bo<sup>1</sup> YU Xiang<sup>1,2,3</sup>

**Abstract** Achieving high-precision unmanned aerial vehicle (UAV) localization in global navigation satellite system-denied environments remains a critical and challenging task. To address this problem, a UAV autonomous precise localization method based on ultra-wideband (UWB) intelligent decision-making is proposed, which can compensate for the accumulated error of the visual inertial odometry by the global UWB measurements, thereby significantly improving the accuracy and robustness of the localization results. Specifically, a composite disturbance filtering method is introduced to handle multi-source heterogeneous disturbances, and the UWB information evaluation module is developed to quantitatively assess the reliability of the localization results. Experimental results verify that the proposed UAV autonomous precise localization method based on UWB intelligent decision-making effectively enhances the localization accuracy of UAV.

**Keywords** unmanned aerial vehicle; sensor information fusion; composite disturbance filtering; ultra-wideband localization

**Citation** Jia Jing-Ting, Li Wen-Shuo, Tian Bo, Yu Xiang. UAV autonomous precise localization method based on ultra-wideband intelligent decision-making. *Acta Automatica Sinica*, 2026, 52(5): 1058–1068

收稿日期 2025-10-10 录用日期 2026-01-29

Manuscript received October 10, 2025; accepted January 29, 2026

教育部基础学科和交叉学科突破计划 (JYB2025XDXM206), 国家自然科学基金 (62425302, 62227813, 62388101, 62595803, 62373033, 62403041), 浙江省自然科学基金 (LZ23F030011, LMS26F030009), 中国博士后科学基金 (2025M784309) 资助

Supported by the Fundamental and Interdisciplinary Disciplines Breakthrough Plan of the Ministry of Education of China (JYB2025XDXM206), National Natural Science Foundation of China (62425302, 62227813, 62388101, 62595803, 62373033, 62403041), Natural Science Foundation of Zhejiang Province (LZ23F030011, LMS26F030009), and China Postdoctoral Science Foundation (2025M784309)

本文责任编辑 贺威

Recommended by Associate Editor HE Wei

1. 北京航空航天大学杭州创新研究院 杭州 310051 2. 北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院 北京 100191 3. 无人系统仿生智能技术北京市重点实验室 北京 100191

1. Hangzhou Innovation Institute, Beihang University, Hangzhou 310051 2. School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191 3. Beijing Key Laboratory of Bio-inspired Intelligent Technology of Unmanned System, Beijing 100191

近年来,“低空经济”已被国家置于战略性新兴产业的重要地位。无人机作为推动低空经济发展的核心力量和关键技术载体<sup>[1]</sup>,已在应急救援、能源巡检等领域展现出广阔应用前景。高精度的位置和姿态信息不仅是无人机自主飞行的基础,更是其安全执行后续任务的前提条件。当前,全球卫星定位系统虽能在开阔环境下提供较为稳定的服务,但在室内、地下、隧道和城市峡谷等复杂环境中,其信号严重衰减甚至失效,造成无人机定位性能急剧下降。如何在卫星信号拒止、光照条件弱等复杂场景下实现精准可靠的自主定位,成为制约无人机自主能力提升的关键瓶颈<sup>[2]</sup>。

自然界为这一问题提供了有效的启示。蝙蝠依靠超声波回声在黑暗中实现空间感知与精准导航,其独特的生物听觉定位机制体现主动探测与信息融合的智能特征,为工程领域的仿生感知研究提供了

重要启示. 受此启发, 超宽带 (ultra-wideband, UWB) 技术以电磁脉冲代替声波, 通过“发射-接收”的信号交互模型, 形成依靠电磁感知的主动定位方式. 超宽带定位技术凭借其时间空间分辨率高、发射功率低、轻巧灵活等优势, 已成为复杂环境下实现厘米级定位精度的重要手段, 特别适用于全球卫星定位系统不可用或视觉不可靠的场景, 如厂区内、地下空间、隧道、城市峡谷等.

然而, 单一超宽带传感器的定位结果往往受到遮挡、干扰或环境变化的影响. 现有的超宽带定位技术的性能仍受锚点几何分布、信号遮挡、多径效应及非视距 (non-line-of-sight, NLOS) 误差等因素影响, 导致其精度与稳定性下降<sup>[3]</sup>. 近年来, 超宽带融合定位技术逐渐成为研究热点, 相关研究主要集中于将超宽带与其他现有定位技术融合, 例如视觉惯性里程计 (visual inertial odometry, VIO)<sup>[4]</sup> 和激光雷达<sup>[5]</sup>, 以实现在复杂环境中的高精度定位. 在雷达传感器方面, 超宽带传感器和雷达的融合定位在几何空间退化的狭窄管道中体现出互补性<sup>[6]</sup>. 在视觉传感器方面, 基于视觉的方法能够实现高精度位姿估计, 但普遍存在累积误差的问题, 且其性能易受光照条件变化的影响. 相比之下, 超宽带测量能够提供全局位置信息, 但在复杂环境中其测量精度可能受到限制<sup>[7]</sup>. 因此, 超宽带与视觉传感器的融合定位也具有互补特性, 将视觉惯性里程计与超宽带传感器融合, 能够充分发挥二者的优势, 实现高精度、低漂移的位姿估计. 超宽带测距可提供全局尺度与约束信息, 用以补偿视觉惯性里程计在长期运行中的累积误差; 视觉惯性里程计可在超宽带信号受限或空间几何退化时提供连续且稳定的位姿估计. 二者在感知维度与误差特性上形成互补, 为实现在复杂环境下的高精度、强鲁棒自主定位提供可行方案. 已有研究围绕超宽带测量与视觉惯性里程计的数据融合提出多种方案<sup>[8-11]</sup>, 包括图优化<sup>[8]</sup>、联合卡尔曼滤波<sup>[9]</sup>、批处理<sup>[11]</sup>等方式, 从而实现长期稳定、无漂移的定位. 进一步地, 超宽带与点云地图的融合可用于构建多模态三维地图<sup>[11]</sup>. 同时, 基于超宽带测距的定位问题亦可在图优化框架下进行求解<sup>[12]</sup>. 超宽带已被成功应用于机器人系统中, 不仅增强了自主定位能力, 还作为通信链路在机器人与基站之间实现了数据交互<sup>[13]</sup>.

综上, 现有研究多集中于滤波算法的精度优化, 而在典型任务场景下超宽带系统可观测度的定量评估、非高斯噪声抑制以及与其他传感器的深度融合建模方面研究相对不足, 这些问题限制了超宽带在自主导航中的环境适应性. 在基于超宽带的定位系统中, 雅可比矩阵与超宽带锚点的几何分布密切相

关, 这种几何分布同样影响超宽带定位系统的可观测性. 文献 [14] 推导出一系列雅可比矩阵, 以关联相机与重建点之间的误差, 从而分析运动结构的准确性. 针对姿态跟踪问题, 文献 [15] 利用误差状态模型构建 Fisher 信息矩阵 (Fisher information matrix, FIM), 从而获得状态估计精度的理论下限. FIM 作为一种统计工具, 用于量化观测数据中关于未知状态或参数的信息量<sup>[16-17]</sup>. Fisher 信息矩阵的最小特征值是评估定位准确性与系统可靠性的关键指标, 其数值越大, 表明系统对位置参数的可观测性和估计能力越强, 从而可获得更高的定位精度<sup>[18]</sup>.

因此, 本文提出基于超宽带信息智能决策的无人机自主精确定位方法, 利用 UWB 定位的光照不敏感特性与 VIO 的短时高精度特性, 实现二者在导航层面的互补. 针对复杂环境中的多径效应与 NLOS 误差, 系统引入复合干扰滤波 (composite disturbance filtering, CDF) 方法进行抑制, 从而显著提升测距稳定性与状态估计精度. 本文所提出的融合方法在优化过程中引入可观测度评价机制, 算法通过最小化视觉惯性里程计与超宽带测量残差的马氏范数平方和, 实现状态最优估计. 同时, 引入一个调整参数, 用于根据超宽带系统的可观测度动态调节其在融合优化中的权重. 实验结果验证了所提算法在定位精度与鲁棒性方面的显著提升. 本文的主要贡献可总结如下:

- 1) 提出一种基于超宽带信息智能决策的无人机自主精确定位方法. 该方法引入复合干扰滤波器, 实现对多径效应、非视距误差等多源异质干扰的有效处理.

- 2) 提出一种基于可观测度分析的动态权重与自适应参数调节机制. 该机制根据超宽带测量的降级程度在线调整融合权重, 从而提高融合系统在复杂环境下的定位可靠性.

- 3) 基于搭载超宽带传感器与视觉相机的无人机飞行实验平台, 对所提自主精确定位算法的性能进行系统验证. 实验结果表明, 相较传统方法, 所提算法在定位精度与鲁棒性方面均取得显著提升.

本文其余部分组织如下: 第 1 节详细描述超宽带与视觉惯性里程计融合定位方法; 第 2 节介绍超宽带信息的智能决策机制; 第 3 节进行无人机飞行实验验证并分析实验结果; 第 4 节对全文进行总结并给出未来展望.

## 1 超宽带与视觉惯性里程计融合定位方法

在现有无人机自主导航系统中, 视觉惯性里程

计是实现高精度位姿估计的典型方案<sup>[19]</sup>. 该方法通过融合视觉传感器与惯性测量单元 (inertial measurement unit, IMU) 的信息, 可在短时间内提供连续、平滑的位姿输出. 然而, 视觉惯性里程计在弱纹理、光照变化剧烈或动态目标丰富的环境中容易产生特征漂移与累积误差, 导致定位精度随时间下降, 难以保持长期稳定性<sup>[20-21]</sup>.

针对上述问题, 本文提出一种超宽带与视觉惯性里程计融合的定位方法. 该方法利用超宽带传感器提供的绝对距离测量, 对视觉惯性里程计的相对位姿进行约束与校正, 从而显著抑制累积误差、提升系统的长期稳定性 (如图 1 所示). 与依赖环境特征的视觉惯性里程计不同, 超宽带传感器测距不受光照条件和纹理信息影响, 且不会产生随时间累积的漂移误差. 同时, 针对超宽带测量中存在的多径效应、非视距误差及气流干扰等多源异质干扰, 本文引入复合干扰滤波器, 实现对多源异质干扰的同时抵消与抑制. 在所提出的超宽带与视觉惯性里程计融合定位方法中, 通过最小化视觉惯性里程计和超宽带测量残差的马氏范数平方和, 计算出最优估计. 同时, 为实现对超宽带测量部分影响的动态调控, 所提方案引入了调节参数, 其调节依据为超宽带测量的可观测度.

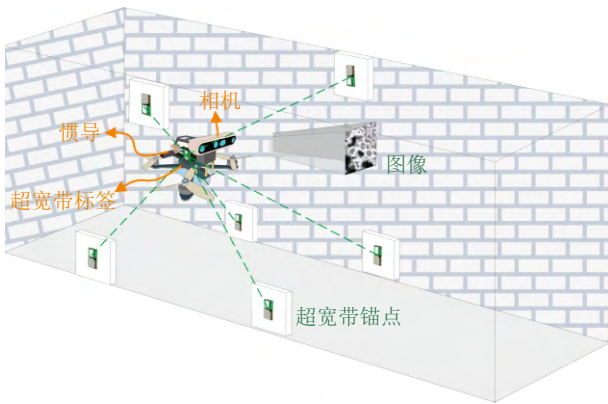


图 1 无人机 UWB 与 VIO 融合定位示意图  
Fig.1 Schematic diagram of UAV UWB-VIO fusion localization

在系统初始化阶段, 通过初始位姿对齐, 使视觉惯性里程计坐标系与超宽带坐标系在原点及坐标轴方向上保持一致, 从而统一到导航坐标系下. 整体方案主要由超宽带定位、视觉惯性里程计定位以及位姿优化三个模块构成: 1) 超宽带模块提供绝对距离测量, 为系统引入全局尺度约束; 2) 视觉惯性里程计模块基于视觉与惯性信息输出高频、连续的相对位姿; 3) 位姿优化模块在统一的图优化框架下, 通过最小化视觉惯性里程计与超宽带测量残差

的马氏范数平方和, 求解最优状态估计. 为进一步提升系统自适应性, 算法设计中引入动态调节参数, 根据超宽带测量的可观测度指标自适应调整其在优化中的权重.

该融合定位方法充分发挥了超宽带与视觉惯性里程计在感知维度与误差特性上的互补优势, 为无人机在复杂环境中的高精度与高鲁棒自主定位提供了一种有效解决方案.

在基于优化的状态估计方法中, 时刻  $k$  的系统状态向量定义为  $\xi_k = [p_k^T, q_k^T]^T$ , 其中  $p_k = [x_k, y_k, z_k]^T$  表示导航坐标系下的位置向量,  $q_k = [q_k^0, (q_k^v)^T]^T$  表示惯性测量单元在导航坐标系下的姿态四元数. 所提超宽带与视觉惯性里程计融合定位方法通过全局测量与局部观测的深度融合, 突破了单一视觉惯性里程计系统在复杂环境下易受漂移影响的局限性, 为无人机在复杂场景下的高精度、高鲁棒定位提供了可行方案.

### 1.1 超宽带定位

本文采用基于干扰观测器的斜  $t$  变分贝叶斯复合干扰滤波器进行无人机超宽带的定位. 具体来说, 针对超宽带传感器的测量噪声  $n_j(k)$ , 结合已有的理论研究<sup>[22]</sup> 与实验的测试结果<sup>[23]</sup>, 选用斜  $t$  分布对其进行建模表征:

$$n_j(k) \sim ST(\mu, \sigma^2, \delta, f) \tag{1}$$

其中,  $\mu$  为位置参数, 表示均值;  $\sigma$  为尺度参数, 表示标准差;  $\delta$  为形状参数, 表示偏态程度;  $f$  为自由度参数, 反映峰度特性;  $ST(\cdot)$  表示斜  $t$  分布. 概率图模型如图 2 所示,  $x, s$  和  $\Lambda$  作为中间隐变量, 用于估计在观测  $y$  条件下的联合后验概率密度函数  $P(x, s, \Lambda | y)$ . 在变分贝叶斯的框架下, 考虑正态分布的状态先验与偏斜  $t$  分布的测量噪声, 该联合后验概率密度函数可通过以下因子分解近似表示

$$P(x, s, \Lambda | y) \approx q_x(x) q_s(s) q_\Lambda(\Lambda) \tag{2}$$

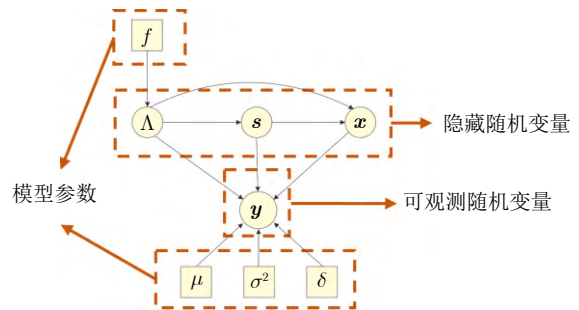


图 2 UWB 偏斜  $t$  测量噪声的概率图模型  
Fig.2 Probabilistic graphical model of UWB skew- $t$  measurement noise

其中,  $q_x(\mathbf{x}), q_s(\mathbf{s}), q_\Lambda(\Lambda)$  分别为关于随机变量  $\mathbf{x}, \mathbf{s}, \Lambda$  的变分后验因子;  $P$  表示条件概率密度函数。

将多径效应和非视距造成的测量误差建模为超宽带的斜  $t$  分布非高斯噪声, 采用基于干扰观测器的斜  $t$  变分贝叶斯复合干扰滤波器处理系统中存在的多源异质干扰, 其中变分贝叶斯迭代过程被用于在偏斜  $t$  测量噪声下近似后验状态分布。

在采样时刻  $k$ , 超宽带模块输出的位置估计可被建模为对无人机全局位置的观测, 其对应的残差向量  $\mathbf{r}_k^U$  可定义为

$$\mathbf{r}_k^U = \hat{\mathbf{p}}_k^U - \mathbf{p}_k \quad (3)$$

其中,  $\hat{\mathbf{p}}_k^U$  是复合干扰滤波估计的无人机位置. 该残差向量将在后续的非线性优化过程中作为观测项引入, 从而实现无人机位置信息的全局约束与修正。

### 1.2 视觉惯性里程计定位

视觉惯性里程计的测量通过视觉-惯性融合方案 (visual-inertial navigation system fusion, VINS-Fusion)<sup>[24]</sup> 实现, 该算法通过将视觉信息与 IMU 的惯性测量融合, 有效提升了位姿估计的精度与鲁棒性. 具体而言, IMU 所提供的加速度与角速度观测不仅为视觉测量提供了动态约束, 同时还能在纹理缺失、光照不足或短时遮挡等视觉退化场景下维持状态估计的连续性与稳定性. 因此, 视觉惯性里程计在保证局部位姿精度和系统实时性的同时, 克服了单一视觉方法在复杂环境中易发生漂移的不足。

在视觉惯性里程计的框架下, 系统能够输出六维的增量位姿估计. 考虑相邻的两个关键帧  $k-1$

与  $k$ , 其增量位姿观测可建模为:

$$\mathbf{r}_k^V = \mathbf{z}_k^{VI} - \mathbf{h}_k(\boldsymbol{\xi}_{k-1}, \boldsymbol{\xi}_k) = \begin{bmatrix} (\mathbf{q}_{k-1}^{VI})^{-1} (\mathbf{p}_k^{VI} - \mathbf{p}_{k-1}^{VI}) \\ (\mathbf{q}_{k-1}^{VI})^{-1} \mathbf{q}_k^{VI} \end{bmatrix} \ominus \begin{bmatrix} \mathbf{q}_{k-1}^{-1} (\mathbf{p}_k - \mathbf{p}_{k-1}) \\ \mathbf{q}_{k-1}^{-1} \mathbf{q}_k \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中,  $\boldsymbol{\xi}_{k-1}$  与  $\boldsymbol{\xi}_k$  分别表示导航坐标系下时刻  $k-1$  与  $k$  的位姿;  $(\mathbf{p}_{k-1}^{VI}, \mathbf{q}_{k-1}^{VI})$  与  $(\mathbf{p}_k^{VI}, \mathbf{q}_k^{VI})$  分别为视觉惯性里程计坐标系下时刻  $k-1$  与  $k$  的位姿;  $\mathbf{z}_k^{VI}$  是第  $k-1$  时刻到第  $k$  时刻的相对位姿测量;  $\mathbf{h}_k$  为相邻关键帧的相对位姿观测模型; 符号  $\ominus$  表示四元数在流形空间上的误差状态减法算子, 主要用于非线性旋转的建模. 需要特别指出的是, 上式第二行的第一项刻画了相邻关键帧之间的平移残差, 反映了 IMU 约束下的相对位置误差; 第二项则描述了相邻关键帧的相对旋转残差, 用以衡量姿态估计的偏差. 通过这种形式化的残差构造, 视觉惯性里程计能够在优化框架下提供高精度的局部约束, 为后续与超宽带测量的联合优化奠定基础。

### 1.3 融合定位

在位姿优化过程中, 将视觉跟踪约束与超宽带测距信息共同引入到优化框架中 (如图 3 所示), 从而提升定位精度. 本文采用高斯牛顿法进行迭代求解, 该方法通过在当前估计点对非线性残差函数进行一阶泰勒展开, 将非线性优化问题近似为线性最小二乘问题, 并通过迭代更新状态变量, 逐步逼近最优解. 具体而言, 为了优化位姿估计, 在融合的框架下, 以最小化观测残差的马氏范数构造目标函数, 从而提高系统的定位精度. 在时刻  $k$ , 固定上一关键

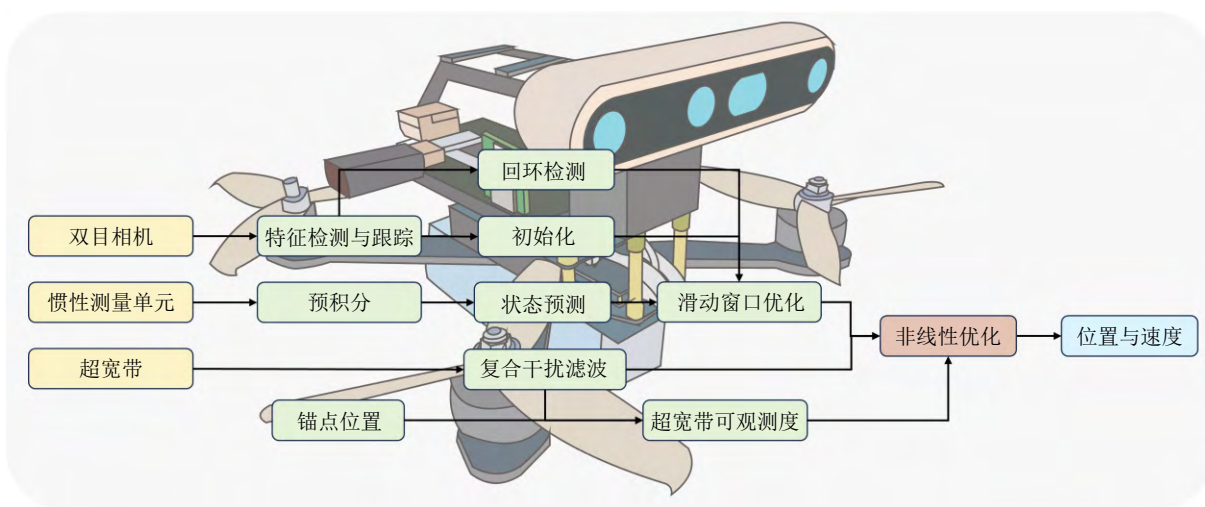


图 3 UWB 与 VIO 融合定位方法框图

Fig.3 Block diagram of UWB and VIO fusion localization

帧位姿  $\xi_{k-1}$ , 以当前帧位姿  $\xi_k$  为优化变量, 构建代价函数:

$$\xi_k^* = \arg \min_{\xi_k} \left\{ \|r_k^V\|_{\Omega_V}^2 + \alpha \|r_k^U\|_{\Omega_U}^2 \right\} \quad (5)$$

其中,  $\xi_k^*$  为式 (5) 优化问题的最优解, 对应当前帧的最优位姿估计;  $\alpha \geq 0$  为自适应调整参数 (其值由式 (15) 计算), 用于根据可观测度指标动态调节超宽带的融合权重;  $\|r\|_{\Omega}^2 = r^T \Omega r$ ,  $\Omega$  表示信息矩阵 (与传感器估计相关的协方差矩阵的逆)。

对于该非线性优化问题, 采用高斯牛顿法进行状态估计. 在优化过程中, 视觉惯性里程计的相对位姿残差与超宽带的位置残差在  $k$  时刻的雅可比矩阵分别记为  $J_k^V$  与  $J_k^U$ , 其定义如下:

$$J_k^V = \frac{\partial r_k^V}{\partial \xi_k}, \quad J_k^U = \frac{\partial r_k^U}{\partial \xi_k} \quad (6)$$

给定初值之后, 在每一个时间周期中, 状态  $\xi$  更新为

$$\xi_{k+1} = \xi_k + \Delta \xi_k^* \quad (7)$$

通过对残差向量进行线性化, 优化目标为

$$\begin{aligned} \Delta \xi_k^* = \arg \min_{\Delta \xi_k} \left\{ \|r_k^V + J_k^V \Delta \xi_k\|_{\Omega_V}^2 + \right. \\ \left. \alpha \|r_k^U + J_k^U \Delta \xi_k\|_{\Omega_U}^2 \right\} = \arg \min_{\Delta \xi_k} \left\{ (r_k^V)^T \Omega_V r_k^V + \right. \\ \left. 2(J_k^V \Delta \xi_k)^T \Omega_V r_k^V + (J_k^V \Delta \xi_k)^T \Omega_V (J_k^V \Delta \xi_k) + \right. \\ \left. \alpha (r_k^U)^T \Omega_U r_k^U + 2\alpha (J_k^U \Delta \xi_k)^T \Omega_U r_k^U + \right. \\ \left. \alpha (J_k^U \Delta \xi_k)^T \Omega_U (J_k^U \Delta \xi_k) \right\} \quad (8) \end{aligned}$$

对上式关于  $\Delta \xi_k$  求导, 并令其为零, 可得更新步为

$$\begin{aligned} \Delta \xi_k^* = - \left[ (J_k^V)^T \Omega_V J_k^V + \alpha (J_k^U)^T \Omega_U J_k^U \right]^{-1} \times \\ \left[ (J_k^V)^T \Omega_V r_k^V + \alpha (J_k^U)^T \Omega_U r_k^U \right] \quad (9) \end{aligned}$$

## 2 超宽带信息智能决策

### 2.1 超宽带导航性能降级

在复杂环境中, 超宽带测距的性能往往会受到多径效应、非视距误差以及气流干扰等多源干扰的影响, 导致定位精度下降, 严重时甚至导致系统失效. 为刻画上述复杂干扰条件下超宽带定位性能的退化程度, 本文引入可观测度指标作为定量评估手段. 可观测度反映了系统在给定观测条件下对状态参数的敏感性, 其大小决定了定位系统的可靠性和稳健性. 进一步地, 基于 Fisher 信息矩阵构建可观测度分析框架. 在超宽带定位中, 测量残差体现了

超宽带锚点与标签之间的几何关系, 可用于评估锚点几何布局对系统可观测性的影响. 对于第  $i$  个锚点, 其测量残差可定义为

$$r_{k,i}^{UWB} = \|p_k - p_i^{UWB}\| - d_{k,i}, \quad 1 \leq i \leq m \quad (10)$$

其中,  $p_i^{UWB} = [l_{xi}, l_{yi}, l_{zi}]^T$  为第  $i$  个锚点的位置,  $d_{k,i}$  为无人机在位置  $p_k$  时与该锚点之间的测量距离,  $m$  为环境中可用的超宽带锚点总数,  $r_{k,i}^{UWB}$  刻画了超宽带距离测量值与真实几何距离之间的偏差. 因此, 所有超宽带锚点的观测误差可以进一步构造测量残差向量  $r_k^{UWB} = [r_{k,1}^{UWB}, \dots, r_{k,m}^{UWB}]^T$ .

通过矩匹配, 斜  $t$  分布能够捕捉偏态数据的特性, 同时保留与高斯分布的低阶一致性. 通过匹配高斯分布和斜  $t$  分布的低阶矩 (如均值、方差), 可以近似地将高斯分布调整为斜  $t$  分布, 这种匹配确保了高斯分布能够有效捕捉斜  $t$  分布的核心特性. 此外, 高斯分布的解析形式显著简化了计算 (尤其是在进行似然估计时). 在高斯噪声独立分布的假设下, 超宽带测量的 Fisher 信息矩阵可写为

$$\begin{aligned} I(p_k) = \\ E \left[ \left( \frac{\partial \ln P(r_k^{UWB} | p_k)}{\partial p_k} \right)^T \left( \frac{\partial \ln P(r_k^{UWB} | p_k)}{\partial p_k} \right) \right] \quad (11) \end{aligned}$$

其中,  $E$  表示期望算子. 进一步推导可得

$$I(p_k) = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^m u_{k,i} u_{k,i}^T, \quad u_{k,i} = \frac{1}{\sigma^2} J_k^T J_k \quad (12)$$

其中

$$u_{k,i} = \frac{p_k - p_i^{UWB}}{\|p_k - p_i^{UWB}\|} \quad (13)$$

$$J_k = \frac{\partial r_k^{UWB}}{\partial p_k} = \begin{bmatrix} u_{k,1}^T \\ u_{k,2}^T \\ \vdots \\ u_{k,m}^T \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中,  $\sigma$  为 UWB 测量噪声的标准差,  $u_{k,i}$  为从第  $i$  个锚点指向无人机的单位方向向量,  $J_k$  为超宽带测量的雅可比矩阵.

Fisher 信息矩阵  $I(p_k)$  的秩与特征值分布刻画了系统的可观测性. 若  $I(p_k)$  为奇异矩阵, 说明估计问题不可观, 系统处于完全退化状态; 当  $I(p_k)$  非奇异但存在极小特征值时, 表明系统仍可观, 但可观测性较弱, 定位性能可能严重下降. 对于所提出的超宽带定位方法, 可观测度的评估依赖于 Fisher 信息矩阵的特征值与特征向量: Fisher 信息矩阵中较大的特征值表明系统具有更高的可观测性, 而与较小

特征值对应的特征向量则指出系统中不确定性最大的方向. 因此, 超宽带系统的可观测度指标定义为 FIM 的最小特征值  $\lambda_{\min}(\mathbf{I}(\mathbf{p}_k))$ , 用于定量衡量导航性能的降级程度.

## 2.2 调整策略

结合第 2.1 节的分析, 当超宽带系统可观测度  $\lambda_{\min}$  低于阈值  $\lambda_{\min}^{\text{thr}}$  时, 超宽带定位结果被判定为不可靠. 为此, 引入一个自适应调整因子  $\alpha$ , 它依据超宽带系统的可观测度动态更新, 具体形式定义为

$$\alpha(\lambda_{\min}) = \alpha_{st} \cdot \frac{\left(\frac{\lambda_{\min}}{\lambda_{\min}^{\text{thr}}}\right)^w}{1 + \left(\frac{\lambda_{\min}}{\lambda_{\min}^{\text{thr}}}\right)^w} \quad (15)$$

其中, 当  $\lambda_{\min}$  小于  $\lambda_{\min}^{\text{thr}}$  时,  $\alpha$  逐渐收敛至 0; 当  $\lambda_{\min}$  等于  $\lambda_{\min}^{\text{thr}}$  时,  $\alpha = \alpha_{st}/2$ ; 当  $\lambda_{\min}$  超过阈值  $\lambda_{\min}^{\text{thr}}$  时,  $\alpha$  逐渐收敛至稳态值  $\alpha_{st}$ .  $\alpha_{st}$  表示在融合过程中超宽带观测的合理权重;  $w$  是用于调节切换平滑度的参数, 较大的  $w$  值会导致更陡峭的转换, 而较小的  $w$  值则对应更为平缓的过渡过程. 因此, 在融合过程中, 具有较高超宽带可观测度的测量将被赋予更高权重, 从而有效提升基于优化定位结果的可靠性.

综上所述, 在所提算法中, 超宽带定位模块通过测距残差构建全局约束, 为系统提供绝对位置参考, 有效抑制了单一惯性或视觉方法在长时间运行中的累积漂移; 视觉惯性里程计模块依托视觉与 IMU 的紧耦合融合, 能够输出高频率的局部位姿估计,

并在视觉退化环境下保持较好的连续性和稳定性. 在所提算法中, 将两类观测统一建模为非线性最小二乘优化问题, 并引入马氏范数数量和自适应权重机制, 实现了全局与局部信息的动态融合与优化求解.

该优化框架具有以下特点: 一方面, 利用超宽带测量提供的全局基准, 有效约束了视觉惯性里程计在长时间运行下的累积误差; 另一方面, 借助视觉惯性里程计的高频局部估计, 弥补了超宽带更新频率低、观测稀疏的不足. 通过在优化过程中引入自适应调整因子  $\alpha$ , 系统能够根据环境中超宽带测量的可观测度, 自动调节超宽带观测在整体估计中的作用权重, 从而在复杂环境中保持定位结果的鲁棒性.

## 3 实验

### 3.1 系统集成与飞行实验环境设置

为了验证本文所提基于超宽带信息智能决策的无人机自主精确定位方法的有效性, 本节搭建了算法验证的无人机硬件平台, 开展无人机的飞行实验. 如图 4 所示, 四旋翼无人机配备了 Intel RealSense 深度相机 D455、NVIDIA Jetson Xavier NX 微型计算机、DWM1000 UWB 模块、STM32 微控制器 (micro-controller unit, MCU) 以及 MPU9250 IMU 模块.

VIO 导航实时运行在 NVIDIA 微型计算机的机器人操作系统 (robot operating system, ROS) 上. UWB 定位采用基于干扰观测器的斜  $t$  变分贝

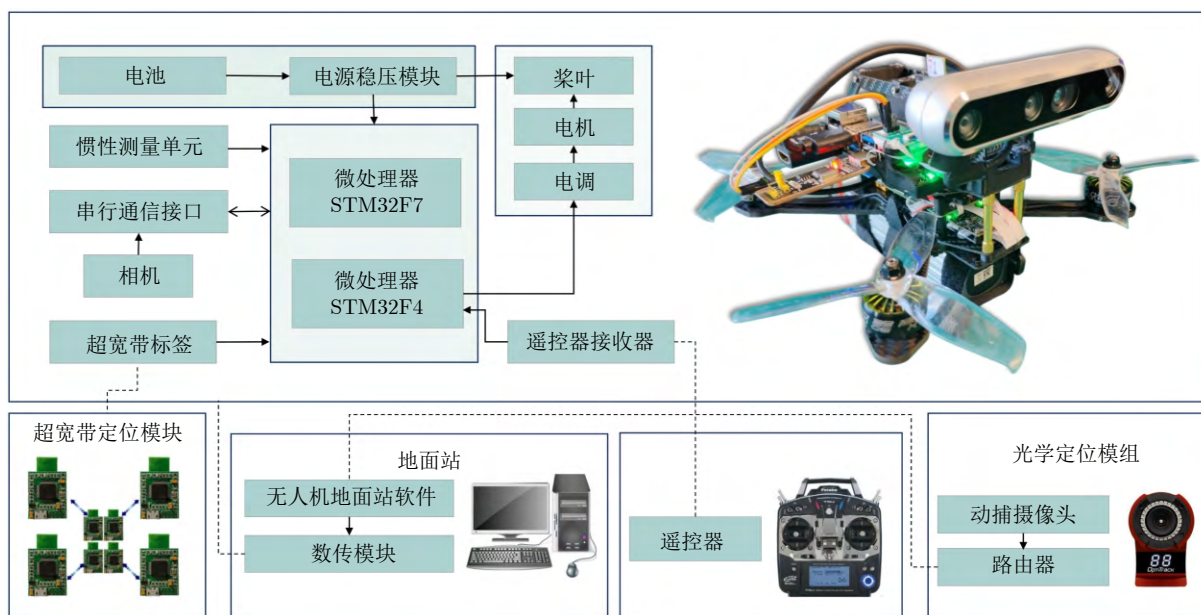


图 4 无人机定位系统硬件示意图

Fig. 4 Hardware diagram of the UAV localization system

叶斯复合干扰滤波方法<sup>[23]</sup>. 无人机位置信息的真实值由 Optitrack 运动捕捉系统提供. 图 5 展示了无人机起飞时机载计算机上 ROS 的运行界面, 包括 VIO 的导航数据输出和特征点检测的可视化结果. 需要注意的是, 实验场景中存在白色墙面, 纹理特征稀疏, 给视觉定位带来挑战. 由于可提取特征点不足, 传统基于特征的视觉方法定位误差增大, 极端情况下甚至可能出现位置估计发散. 实验中, 选取最小特征值阈值  $\lambda_{\min}^{\text{thr}}$  为 5.8, 平滑参数  $w$  为 2.



图 5 机载计算机运行界面

Fig. 5 Onboard computer operation interface

为验证所提融合定位方法的性能, 本节选取两种方法进行对比: 一种是基于优化方法的双目视觉方法 VINS-Fusion<sup>[24]</sup>, 简称为 Opti-VIO; 另一种采用的是基于复合干扰滤波的 UWB 定位方法<sup>[23]</sup>, 简称为 CDF-UWB.

为了对不同方法的定位结果进行定量评估, 首先定义性能指标. 均方根误差作为实验评估的核心指标, 沿  $x$  轴的均方根误差定义为:

$$RMSE_x = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (x_t - \hat{x}_t)^2} \quad (16)$$

其中,  $x_t$  表示无人机在  $x$  轴的真实位置,  $\hat{x}_t$  为在  $x$  轴的估计位置,  $T$  为一次定位过程的总时间. 平均绝对误差的计算公式为:

$$MAE_x = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |e_t^x| \quad (17)$$

其中,  $e_t^x$  表示  $t$  时刻的  $x$  轴方向估计值与真实值之间的误差. 估计误差的标准差定义为:

$$STD_x = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (e_t^x - \bar{e}_t^x)^2} \quad (18)$$

其中,  $\bar{e}_t^x$  是误差  $e_t^x$  的平均值, 同理, 沿  $y$  轴的指标可通过将上述公式中的  $x$  替换为  $y$  计算得到.  $RMSE$  通过  $RMSE_x$  和  $RMSE_y$  的平方和开方得到;  $MAE$  和  $STD$  同理.

### 3.2 飞行实验与结果分析

在实验室的室内环境中, 存在诸如白墙等纹理特征稀疏的区域, 导致视觉传感器难以提取稳定且可重复的特征点, 从而引发视觉惯性里程计漂移甚至定位失稳的问题. 此时, 单纯依赖视觉信息进行位姿估计将显著降低系统的全局一致性与鲁棒性. 因此, 本节在当前环境下布置超宽带传感器, 获得超宽带定位的可观测度指标, 为超宽带定位分配动态权重, 从而增强系统对复杂场景的适应性.

本节进行无人机室内飞行实验, 实验 1 的室内实验区域及超宽带锚点的布置如图 6(a) 所示. 在完成超宽带锚点的布设后, 需要对 UWB 定位系统进行初始化以建立其参考坐标系. 该过程实现了 UWB 测距坐标系与导航坐标系的对齐, 并确定各 UWB 锚点在导航坐标系下的空间坐标. 图 6(b) 展示了 UWB 锚点的坐标分布以及导航坐标系的原点与方向. 图 6(c) 显示了在室内场景中高度为 0.5 m 时最小特征值的分布情况, 用于评估 UWB 定位系统的可观测度. 超宽带测距信息的引入取决于超宽带系统的可观测度指标 (如图 7 所示).

当无人机面对白墙飞行时, 视觉惯性里程计的性能明显下降, 系统切换至基于超宽带信息智能决策的无人机自主精确定位模式. 图 8 与图 9 分别给出了实验 1 中三种不同方法的定位误差结果. 由图可见, 所提出的融合方法在三种方案中表现最优, 其定位误差始终保持最低水平. 各方法的定量评估结果汇总于表 1. 所提融合方法的平均绝对定位误差  $MAE$  为 0.1784 m, 相较于 CDF-UWB 定位方法 (0.4841 m) 和 Opti-VIO 方法 (0.3558 m), 误差分别降低了 63.1% 和 49.9%.

为进一步验证所提融合算法的有效性, 实验 2 中设计了不同的超宽带锚点分布, 如图 10 所示. 整个飞行过程中, 超宽带可观测度指标如图 11 所示. 随着无人机逐渐靠近超宽带锚点, 超宽带系统的可观测性提升, 使得系统切换至所提出的融合定位模式 (对应图 11 中的蓝色区域). 在飞行的最后阶段, 随着视觉信息的恢复与超宽带系统可观测度的下降, 导航模式再次平滑地切换回视觉惯性里程计模式, 实现了基于可观测度动态调控的无缝切换机制. 图 12 与图 13 分别展示了所提方法与其他对比方法

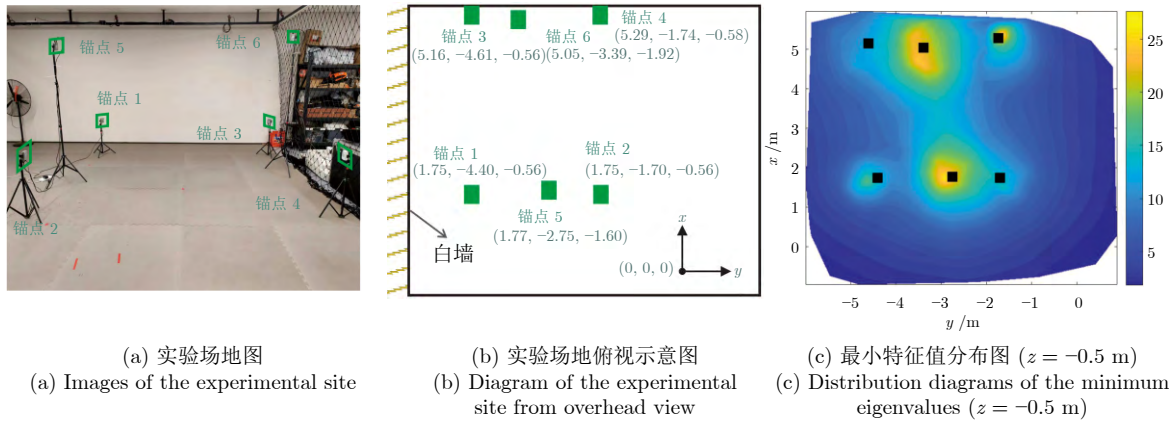


图 6 室内实验场景 1 的示意图

Fig.6 The diagram of the indoor experimental site in scenario 1

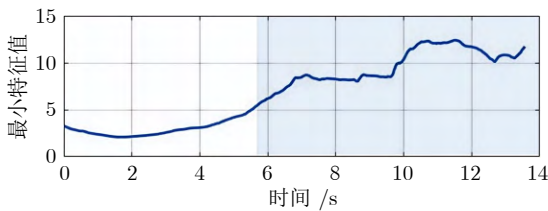


图 7 实验 1 最小特征值曲线图

Fig.7 The minimum eigenvalue plot in experiment 1

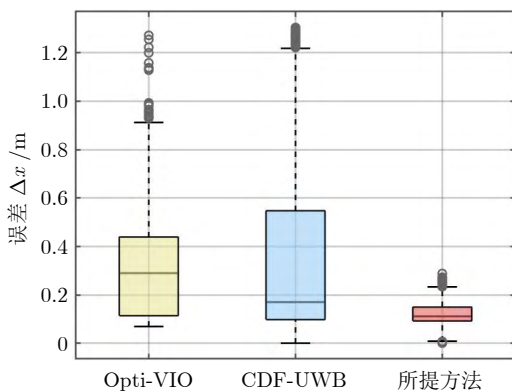


图 8 实验 1 中  $x$  轴位置误差箱型图

Fig.8 Box plot of the  $x$ -axis position error in experiment 1

在  $x$  轴和  $y$  轴方向的误差分布. 可以看出, 所提方法的定位误差最小. 表 2 汇总了三种方法的定量误差指标, 与 CDF-UWB 定位方法相比, 所提算法的均方根误差  $RMSE$  由  $0.5105$  m 降至  $0.3536$  m, 下降幅度为  $30.7\%$ .

#### 4 结束语

本文提出一种基于超宽带信息智能决策的无人

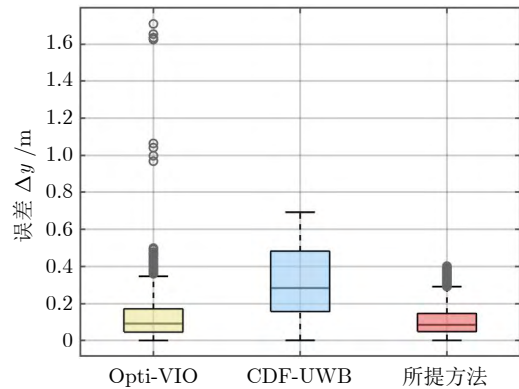


图 9 实验 1 中  $y$  轴位置误差箱型图

Fig.9 Box plot of the  $y$ -axis position error in experiment 1

表 1 实验 1 中误差指标对比 (m)

Table 1 Comparison of error indices in experiment 1 (m)

指标	Opti-VIO	CDF-UWB	所提方法
$MAE_x$	0.3344	0.3697	0.1203
$MAE_y$	0.1214	0.3125	0.1318
$MAE$	0.3558	0.4841	0.1784
$STD_x$	0.2350	0.4179	0.0560
$STD_y$	0.1368	0.1908	0.1135
$STD$	0.2719	0.4594	0.1266
$RMSE_x$	0.4086	0.5579	0.1327
$RMSE_y$	0.1829	0.3661	0.1739
$RMSE$	0.4477	0.6673	0.2187

机自主精确定位方法, 利用超宽带定位的光照不敏感特性与视觉惯性里程计的短时高精度特性, 实现二者在感知维度与误差特性层面的互补. 超宽带定位通过内嵌无人机动力学模型, 对复合干扰进行精细表征和处理. 同时进行系统可观测度分析, 考虑

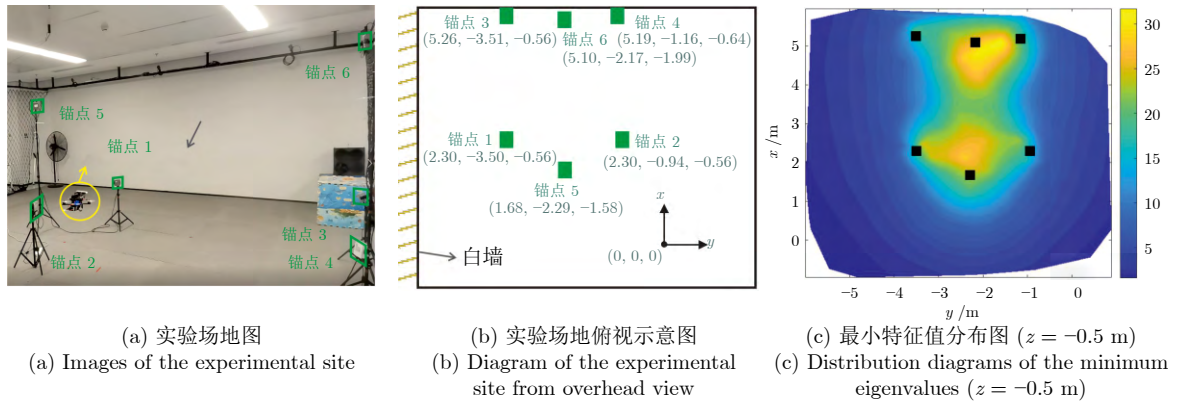


图 10 室内实验场景 2 的示意图

Fig.10 The diagram of the indoor experimental site in scenario 2

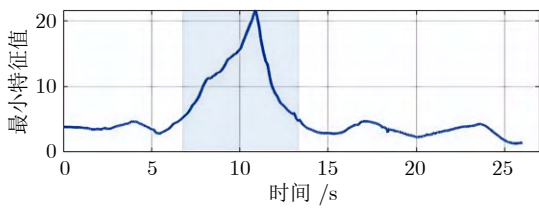


图 11 实验 2 最小特征值曲线图

Fig.11 The minimum eigenvalue plot in experiment 2

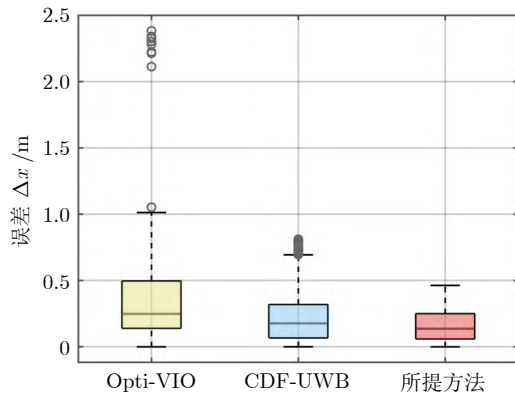


图 12 实验 2 中 x 轴位置误差箱型图

Fig.12 Box plot of the x-axis position error in experiment 2

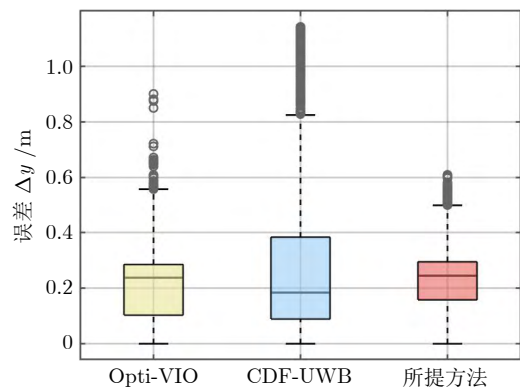


图 13 实验 2 中 y 轴位置误差箱型图

Fig.13 Box plot of the y-axis position error in experiment 2

表 2 实验 2 中误差指标对比 (m)

Table 2 Comparison of error indices in experiment 2 (m)

指标	Opti-VIO	CDF-UWB	所提方法
$MAE_x$	0.3234	0.2267	0.1681
$MAE_y$	0.2283	0.2911	0.2504
$MAE$	0.3959	0.3690	0.3016
$STD_x$	0.2653	0.1956	0.1245
$STD_y$	0.1555	0.2938	0.1362
$STD$	0.3075	0.3530	0.1845
$RMSE_x$	0.4183	0.2994	0.2092
$RMSE_y$	0.2762	0.4135	0.2851
$RMSE$	0.5013	0.5105	0.3536

参考文献

- Guo Lei, Yu Xiang, Zhang Xiao, Zhang You-Min. Safety control system technologies for UAVs: Review and prospect. *Scientia Sinica Informationis*, 2020, 50(2): 184-194 (郭雷, 余翔, 张霄, 张友民. 无人机安全控制系统技术: 进展与展望. *中国科学: 信息科学*, 2020, 50(2): 184-194)
- Guo Lei, Li Wen-Shuo, Cui Yang-Yang, Zhu Yu-Kai, Zhang Ji-an-Chun, Yu Xiang, et al. Dynamic closed-loop uncertainty

特殊场景下导航信息源的切换等约束条件, 研究基于可观测度的导航信息智能决策方法, 实现了超宽带导航信息的可靠判定. 实验结果表明, 在纹理特征变化显著的动态场景中, 所提算法相较于传统定位方法有效降低了定位误差, 显著提升了无人机的定位精度与系统鲁棒性. 未来研究中, 可进一步结合在线学习或自适应建模方法, 对环境相关的干扰特性与系统不确定性进行持续更新, 从而为高自主性无人系统在未知与受限环境中的稳定运行提供更加通用且鲁棒的理论与方法支撑.

- quantification theory with intelligent unmanned systems applications. *Scientia Sinica Technologica*, 2025, **55**(1): 1–13 (郭雷, 李文硕, 崔洋洋, 朱玉凯, 章健淳, 余翔, 等. 动态闭环不确定性量化理论与智能无人系统应用. *中国科学: 技术科学*, 2025, **55**(1): 1–13)
- 3 Li K, Bao L, Kim W. Geo-LSTM: A geometry and temporal feature fusion algorithm for multi-sensor 3D localization. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2025, **10**(9): 9128–9135
  - 4 Liu T X, Li B F, Chen G, Yang L, Qiao J, Chen W. Tightly coupled integration of GNSS/UWB/VIO for reliable and seamless positioning. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, **25**(2): 2116–2128
  - 5 Song Y, Guan M, Tay W P, Law C L, Wen C. UWB/LiDAR fusion for cooperative range-only SLAM. In: Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Montreal, Canada: IEEE, 2019. 6568–6574
  - 6 Zhen W, Scherer S. Estimating the localizability in tunnel-like environments using LiDAR and UWB. In: Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Montreal, Canada: IEEE, 2019. 4903–4908
  - 7 He S Z, Yang B, Liu T, Li J. Graph network-based UWB localization via learning spatial-temporal and geometric features. *IEEE Communications Letters*, 2025, **29**(4): 784–788
  - 8 Xu H, Zhang Y C, Zhou B Y, Wang L Q, Yao X J, Meng G T. Omni-swarm: A decentralized omnidirectional visual-inertial-UWB state estimation system for aerial swarms. *IEEE Transactions on Robotics*, 2022, **38**(6): 3374–3394
  - 9 Nguyen T H, Nguyen T M, Xie L. Range focused fusion of camera-IMU-UWB for accurate and drift-reduced localization. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, **6**(2): 1678–1685
  - 10 Cao Y, Beltrame G. Vir-SLAM: Visual, inertial, and ranging SLAM for single and multi-robot systems. *Autonomous Robots*, 2021, **45**(6): 905–917
  - 11 Perez-Grau F J, Caballero F, Merino L, Viguria A. Multi-modal mapping and localization of unmanned aerial robots based on ultra-wideband and RGB-D sensing. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Vancouver, Canada: IEEE, 2017. 3495–3502
  - 12 Fang X, Wang C, Nguyen T M, Xie L. Graph optimization approach to range-based localization. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2020, **51**(11): 6830–6841
  - 13 Agha A, Otsu K, Morrell B, Fan D, Thakker R, Santamaria-Navarro A, et al. Nebula: Quest for robotic autonomy in challenging environments; Team costar at the DARPA subterranean challenge. arXiv: 2103.11470, 2021.
  - 14 Eudes A, Lhuillier M. Error propagations for local bundle adjustment. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Miami, USA: IEEE, 2009. 2411–2418
  - 15 Censi A. On achievable accuracy for pose tracking. In: Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Kobe, Japan: IEEE, 2009. 4170–4175
  - 16 Rojas C R, Welsh J S, Goodwin G C, Feuer A. Robust optimal experiment design for system identification. *Automatica*, 2007, **43**(6): 993–1008
  - 17 Xu S, Willmers J S, Hong Z, Zhang K, Petillot Y R, Wang S. Observability-aware active extrinsic calibration of multiple sensors. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). London, United Kingdom: IEEE, 2023. 2091–2097
  - 18 Emenonye D R, Dhillon H S, Buehrer R M. Fundamentals of LEO based localization. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2025, **71**(7): 5277–5311
  - 19 Minervini A, Carrio A, Guglieri G. Enhancing visual-inertial odometry robustness and accuracy in challenging environments. *Robotics*, 2025, **14**(6): Article No. 71
  - 20 Zhang J, Zhang C, Liu Q C, Ma Q C, Qin J H. Tightly-coupled visual-inertial odometry with robust feature association in dynamic illumination environments. *Robotica*, 2025, **43**(6): 2304–2319
  - 21 Jiang X, Li H, Chen C, Chen Y, Huang J, Zhou Z, et al. Ddio-mapping: A fast and robust visual-inertial odometry for low-texture environment challenge. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, **20**(3): 4418–4428
  - 22 Nurminen H, Ardeshiri T, Piché R, Gustafsson F. Skew- $t$  filter and smoother with improved covariance matrix approximation. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, **66**(21): 5618–5633
  - 23 Jia J T, Guo K X, Li W S, Yu X, Guo L. Composite filtering for UWB-based localization of quadrotor UAV with skewed measurements and uncertain dynamics. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, **71**: Article No. 1002313
  - 24 Qin T, Cao S, Pan J, Shen S. A general optimization-based framework for global pose estimation with multiple sensors. arXiv: 1901.03642, 2019.



**贾镜汀** 北京航空航天大学杭州创新研究院博士后。2019 年获得太原理工大学学士学位, 2025 年获得北京航空航天大学博士学位。主要研究方向为飞行器自主导航, 超宽带定位, 多传感器信息融合。

E-mail: jingtingjia@buaa.edu.cn

**(JIA Jing-Ting** Postdoctor at the Hangzhou Innovation Institute, Beihang University. She received her bachelor degree from Taiyuan University of Technology in 2019, and her Ph.D. degree from Beihang University in 2025. Her research interests include autonomous navigation for unmanned aerial vehicles, localization of UWB, and multi-sensor information fusion.)



**李文硕** 北京航空航天大学杭州创新研究院副研究员。2012 年获得山东大学学士学位, 2020 年获得北京航空航天大学博士学位。主要研究方向为自主导航, 抗干扰状态估计, 多源信息融合。

E-mail: wenshuoli@buaa.edu.cn

**(LI Wen-Shuo** Associate researcher at the Hangzhou

Innovation Institute, Beihang University. He received his bachelor degree from Shandong University in 2012, and his Ph.D. degree from Beihang University in 2020. His research interests include autonomous navigation, anti-disturbance state estimation, and multi-source information fusion.)



**田 波** 北京航空航天大学杭州创新研究院副研究员. 2015 年和 2021 年分别获得北京航空航天大学学士学位和博士学位. 主要研究方向为随机控制与估计, 抗干扰控制, 非高斯系统. 本文通信作者.

E-mail: btianbuaa@126.com

(**TIAN Bo** Associate researcher at the Hangzhou Innovation Institute, Beihang University. He received his bachelor degree and Ph.D. degree from Beihang University in 2015 and 2021, respectively. His research in-

terests include stochastic control and estimation, anti-disturbance control, and non-Gaussian systems. Corresponding author of this paper.)



**余 翔** 北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院教授. 2008 年获得西北工业大学博士学位. 主要研究方向为抗干扰容错控制, 自主导航, 无人系统安全控制.

E-mail: xiangyu\_buaa@buaa.edu.cn

(**YU Xiang** Professor at the School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University. He received his Ph.D. degree from Northwestern Polytechnical University in 2008. His research interests include anti-disturbance fault-tolerant control, autonomous navigation, and safety control of unmanned systems.)