

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514547

基于双重自适应调整机制的 UWB 定位方法*

曹 波¹, 俞振扬¹, 穆士杰¹, 方欣雨¹, 李 蒙²

(1. 安徽科技学院智能制造学院 滁州 239000; 2. 安徽工业大学机械工程学院 马鞍山 243002)

摘 要:精准定位是实现移动设备智能化与无人化的关键技术之一,尤其在全球定位系统(GPS)信号拒止环境下,保持高精度定位能力已成为自主导航系统面临的核心挑战。针对 GPS 拒止环境下定位精度显著下降的问题,提出一种基于超宽带(UWB)模块的定位系统构建方案。为提高定位精度,提出一种双重自适应变分容卡尔曼滤波(A-VBCKF)算法。该算法在变分贝叶斯框架下引入双重自适应更新机制,能够实时调整过程噪声协方差与测量噪声协方差,从而对 UWB 系统的测距值进行平滑处理,有效降低测距误差。为进一步优化系统整体估计精度,在两步加权最小二乘法的基础上,设计了基于最小偏差准则收缩估计(MBCSE)方法求解位置坐标,通过引入收缩估计思想,在最小化估计偏差与方差之间寻求最优平衡,从而获得更为精准的定位结果。基于 UWB P440 模块构建定位系统,以移动小车为实验平台,开展静态与动态定位实验,验证所提方法的有效性。结果表明,融合 A-VBCKF 算法和 MBCSE 方法可显著降低定位误差,所提 A-VBCKF-MBCSE 算法的 x 、 y 和 z 轴方向平均定位精度提升了 51.6%、40% 和 23.6%;同时该融合算法解算的动态定位轨迹更贴近真实路径。实验结果验证了所提方法在提升定位终端精度方面的有效性,为 GPS 拒止条件下的高精度定位提供了一种可行方案。

关键词: 超宽带;双重自适应调整;定位精度;最小偏差准则收缩估计

中图分类号: TH701 **TD421** **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 440.60

A UWB localization method based on a dual adaptive adjustment mechanism

Cao Bo¹, Yu Zhenyang¹, Mu Shijie¹, Fang Xinyu¹, Li Meng²

(1. School of Intelligent Manufacturing, Anhui Science and Technology University, Chuzhou 239000, China;

2. School of Mechanical Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243002, China)

Abstract: Accurate localization is a key technology enabling the intelligent and autonomous of mobile devices. Maintaining high-precision positioning capabilities, particularly in Global Positioning System (GPS)-denied environments, has emerged as a critical challenge for autonomous navigation systems. To address the performance degradation of positioning systems in GPS-denied environments, we develop an ultra-wideband (UWB)-based localization system. To improve positioning accuracy, a dual adaptive variational Bayesian cubature Kalman filter (A-VBCKF) is proposed. By introducing a dual adaptive update mechanism into the variational Bayesian framework, the proposed method achieves real-time adaptation of both process and measurement noise covariances, which smooths UWB ranging measurements and significantly reduces ranging errors. Furthermore, a minimum bias criterion shrinkage estimation (MBCSE) method is introduced to estimate the terminal coordinates based on the two-stage weighted least squares (TWLS) method. By incorporating the concept of shrinkage estimation, this method strikes an optimal balance between minimizing estimation bias and variance, thereby yielding more precise positioning results. A localization system was built using UWB P440 modules, and static and dynamic positioning experiments were conducted on a mobile platform. The results show that integrating the A-VBCKF algorithm with the MBCSE method significantly reduces positioning errors. The proposed A-VBCKF-MBCSE algorithm achieves positioning accuracy improvements of 51.6%, 40%, and 23.6% along the x -, y - and z -axes, respectively. Moreover, the dynamic trajectory estimated by the proposed

收稿日期: 2025-09-30 Received Date: 2025-09-30

* 基金项目: 国家自然科学基金面上项目(52574188)、安徽省自然科学基金面上项目(2308085ME150)、安徽省优秀年轻人才项目(YQYB2024048)资助

method agrees more closely with the ground-truth path. The experimental results demonstrate that the proposed method effectively improves localization accuracy and provides a viable solution for high-precision positioning in GPS-denied environments.

Keywords: ultra-wideband; dual adaptive mechanism; localization accuracy; minimum bias criterion shrinkage estimation

0 引言

近年来,随着物联网时代的深入发展,人类生活的各个方面基本上都与位置的服务密切相关^[1]。精准可靠的位置信息是推动移动设备实现智能化与无人化的关键支撑技术之一。全球定位系统(global positioning system, GPS)能够在户外环境中提供高精度的定位信息^[2],已被广泛应用于无人驾驶、机器人导航、无人机巡航等领域。然而,在室内、地下、城市峡谷等 GPS 拒止环境中,卫星信号难以被移动设备可靠接收,导致定位与导航功能失效。因此,亟需发展不依赖于 GPS 的辅助或替代定位方案,以构建适应复杂环境的稳健定位系统。

当前,GPS 拒止环境下的常用定位技术主要包括:惯性导航定位^[3]、激光雷达定位^[4]、视觉定位^[5]、蓝牙定位^[6]、超声波定位^[7]、红外定位^[8]。但是,在纯惯性导航定位系统中,惯性元件的漂移问题会导致定位误差随导航时间延长而累积增大^[9]。视觉定位技术易受光照干扰且计算量大,尤其是在光照不足的环境中难以满足定位精度要求^[10]。超声波定位技术和蓝牙定位技术的无线通讯距离有限,难以实现长距离的定位,且信号易受环境的影响,定位精度较低^[11]。红外信号容易被障碍物遮挡,信号传输距离短且误差较大,难以满足高精度定位的要求^[12]。高精度激光雷达虽精度较高,但是价格昂贵,运算量大,且存在特征关联错误率高、易退化、累计误差迅速增大的问题^[13]。

超宽带(ultra-wideband, UWB)技术凭借其抗干扰能力强、测距精度高、抗多径及穿透性强等优势^[14],在室内外定位中得到广泛应用。针对 UWB 定位精度的提升,学者们开展了大量研究。Dai 等^[15]提出了一种融合遗传算法与蚁群算法优化反向传播神经网络的校正模型,利用该模型 UWB 的对测量距离进行优化,提升目标节点的定位精度。杨秀建等^[16]提出了基于改进全质心的泰勒级数展开的 UWB 定位方法,并利用实验验证了该算法的有效性。进一步,殷壮等^[17]提出了改进的加权 Chan-Taylor 混合定位方法,构建了 UWB 位姿感知子系统,缓解了传统解算方法对初值敏感的问题。Sung 等^[18]提出利用神经网络对测距值进行训练以减小测距误差,从而提高移动设备的定位精度。谢芝玉等^[19]提出了基于泰勒级数展开的 UWB 定位算法,实现了 0.4 m 的定位误差。Cao 等^[20]利用多维标定算法计算出定位的初始值,进而结合粒子群算法优化定位结果,最后利用泰勒级数展开

算法进一步优化估计精度。然而,上述方法均建立在噪声协方差足够小的假设前提下进行位置解算。在真实的环境中,噪声协方差较大时,这些方法的定位误差将显著增大。

为了改善 UWB 系统的定位性能,卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)^[21]、扩展卡尔曼滤波(extended KF, EKF)^[22]、无迹卡尔曼滤波(unscented KF, UKF)^[23]、容积卡尔曼滤波(cubature KF, CKF)^[24]也被广泛应用于 UWB 定位系统。曹波等^[21]采用 KF 算法对定位数据进行平滑处理,有效抑制了干扰信号引起的误差,从而提升了 UWB 系统的定位精度。随后,曹波团队^[23]进一步提出了一种基于不等式约束的平方根 UKF 超宽带定位方法,并且利用抗差泰勒级数对定位结果进行优化。Dong 等^[24]提出利用 CKF 算法获得定位终端的位置坐标,平均定位精度在 15~20 cm。陈静等^[25]提出了一种多三角加权定位算法,并将该算法与 UKF 结合,实验结果表明该方法能有效提高定位终端的估计精度。上述滤波方法在一定程度上提升了 UWB 系统的定位精度,但其共同局限在于均需预先确定过程噪声和测量噪声的协方差矩阵。然而在实际应用中,噪声的准确统计特性难以获取,且会随定位环境变化而动态改变。针对测量噪声不确定性问题,研究者提出将变分贝叶斯(variational Bayesian, VB)理论融入到滤波算法中,实现对测量噪声的实时动态调整。例如, Huang 等^[26]提出了变分贝叶斯卡尔曼滤波(variational Bayesian KF, VBKF),并证明了该方法对抵抗不确定测量噪声协方差具有较好的鲁棒性。Cao 等^[27]利用两个平行的 VBKF 算法对测量距离进行平滑处理,然后利用交互式多模型算法获得最终的重构距离,并通过实验证明了该方法的有效性。然而,该方法仅考虑了动态变化的测量噪声,忽略了过程噪声的自适应调整。在实际定位场景中,过程噪声同样会因载体运动状态改变或环境干扰而发生变化,仅对测量噪声进行自适应调整将导致滤波性能受限,系统的定位精度仍有待进一步改善。

针对 GPS 拒止环境下的定位问题,本文提出采用 UWB 模块构建定位系统,以获取移动设备的位置信息。为了使定位终端获得较高的位置估计精度,本文提出一种融合双重自适应变分贝叶斯容积卡尔曼滤波(adaptive variational Bayesian cubature Kalman filter, A-VBCKF)与最小偏差准则收缩估计(minimum bias criterion shrinkage estimation, MBCSE)的 UWB 定位方法。该方法首先设计 A-VBCKF 算法,实现对过程噪声协方差和测量噪声协方

差的双重自适应调整,并将其用于UWB测距值的实时平滑处理,以有效抑制测距误差;其次在两步加权最小二乘法(two-stage weighted least squares, TWLS)的基础上引入MBCSE方法对定位终端坐标进行优化解算,进一步提升系统整体估计精度。最后,将定位终端集成于移动平台上,通过移动平台实验验证所提方法的有效性。

1 定位系统构建

为实现GPS拒止环境下的定位,本文提出利用UWB模块构建局部定位系统。在UWB定位系统,基站的数量与空间布局直接影响定位精度。实现三维定位至少需要4个基站,增加基站数量有助于降低几何精度因子,从而提升定位精度,但是将增加硬件成本。为此,本文的定位系统由4个定位基站和一个定位终端构成,其中4个基站布设在定位区域内的合适位置,定位终端则安装固定于移动设备上。同时,基站的布设应尽可能分散且包围定位区域,以减小因几何构型不佳导致的误差放大效应。定位系统利用双向飞行时间获得每个定位基站与定位终端之间的距离,依据已知的基站坐标和定位终端与每个基站之间的测量距离,在上位机的解算系统中构建定位终端的定位模型,调用MBCSE定位算法计算出定位终端的三维位置坐标。为确保测距精度,在基站布设时需保证每个基站与定位终端之间的无线信号传播通道无遮挡,以避免障碍物引入的测距误差降低UWB系统的整体定位精度。图1给出了UWB定位系统的布局示意图。

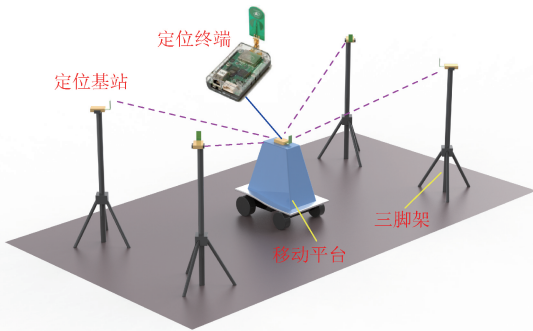


图1 UWB定位系统

Fig. 1 Schematic of the UWB positioning system

2 双重自适应调整机制重构测量距离

2.1 测量噪声协方差的自适应更新

在UWB定位系统中,测距精度直接影响定位终端的估计精度。一般而言,测距误差越大,系统的定位精度越低。为了提升UWB系统的定位精度,利用VBCKF算法

对测量距离进行平滑处理,提升测量距离的质量。在VBCKF算法中,利用VB理论估计由周围环境引起的动态测量噪声,采用CKF算法对状态量和协方差进行更新。在 k 时刻,UWB系统中采集距离的状态方程及观测方程表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{D}_k = \mathbf{F}\mathbf{D}_{k-1} + \mathbf{C}\mathbf{w}_k \\ \mathbf{Z}_k = \mathbf{A}\mathbf{D}_{k-1} + \mathbf{r}_k \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{D}_k$ 表示 k 时刻的状态量, $\mathbf{D}_k = [d_k, \dot{d}_k]^T$, d_k 和 $\dot{d}_k$ 分别表示UWB系统在 k 时刻采集的测量距离及速度; $\mathbf{Z}_k$ 为 k 时刻的测量值; $\mathbf{F} = [1, \Delta t; 0, 1]$ 表示状态转移矩阵; $\mathbf{C} = [\Delta t^2/2, \Delta t]^T$ 表示控制矩阵; Δt 表示时间间隔; $\mathbf{A} = [1, 0]$; $\mathbf{w}_k$ 与 $\mathbf{r}_k$ 分别代表状态噪声和测量噪声,其协方差分别为 $\mathbf{Q}_k$ 和 $\hat{\mathbf{R}}_k$,其中协方差 $\mathbf{Q}_k$ 为:

$$\mathbf{Q}_k = E(\mathbf{w}_k \mathbf{w}_k^T) = \begin{bmatrix} \frac{\Delta t^4}{4} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \frac{\Delta t^3}{2} \mathbf{I}_{3 \times 3} \\ \frac{\Delta t^3}{2} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \Delta t^2 \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \otimes \begin{bmatrix} a_x^2 & & \\ & a_y^2 & \\ & & a_z^2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: a_x, a_y, a_z 分别为3个坐标轴方向的加速度分量。

在 $k-1$ 时刻,状态量 $\mathbf{D}_{k-1}$ 与噪声协方差 $\hat{\mathbf{R}}_{k-1}$ 的联合后验概率密度表示如形式:

$$p(\mathbf{D}_k, \hat{\mathbf{R}}_k | \mathbf{Z}_{1:k-1}) = p(\mathbf{D}_k | \mathbf{Z}_{1:k-1})p(\hat{\mathbf{R}}_k | \mathbf{Z}_{1:k-1}) = N(\mathbf{D}_k | \bar{\mathbf{D}}_{k-1 | k-1}, \mathbf{P}_{k-1 | k-1})IW(\hat{\mathbf{R}}_k | \hat{\mathbf{v}}_{k-1 | k-1}, V_{k-1}) \quad (3)$$

式中: $\mathbf{Z}_{1:k-1}$ 表示测量值; $N(\cdot)$ 代表高斯分布; $IW(\cdot)$ 表示逆Wishart分布。根据文献[21],IW分布中的估计参数可由式(4)和(5)获得,即:

$$\hat{\mathbf{v}}_{k | k-1} = \alpha(\hat{\mathbf{v}}_{k-1 | k-1} - n - 1) + n + 1 \quad (4)$$

$$\hat{\mathbf{V}}_{k | k-1} = \mathbf{B}\hat{\mathbf{V}}_{k-1 | k-1}\mathbf{B}^T \quad (5)$$

式中: n 为状态量的维数; $\alpha=0.98$; $0 < \|\mathbf{B}\| < 1$ 。利用VB变换原理, $p(\mathbf{D}_k, \hat{\mathbf{R}}_k | \mathbf{Z}_{1:k})$ 可近似为:

$$p(\mathbf{D}_k, \hat{\mathbf{R}}_k | \mathbf{Z}_{1:k-1}) \approx q(\mathbf{D}_k)q(\hat{\mathbf{R}}_k) \quad (6)$$

式中: $q(\mathbf{D}_k)$ 和 $q(\hat{\mathbf{R}}_k)$ 表示概率密度,其值可以采用求取KL(Kullback-Leibler)散度的最小值得到^[27],如式(7)和(8)所示。

$$Q_D(\mathbf{D}_k) \propto \exp\left(\int \log p(\mathbf{Z}_k, \mathbf{D}_k, \hat{\mathbf{R}}_k | \mathbf{Z}_{1:k-1}) Q_{\hat{\mathbf{R}}}(\hat{\mathbf{R}}_k) d\hat{\mathbf{R}}_k\right) \quad (7)$$

$$q_{\hat{\mathbf{R}}}(\hat{\mathbf{R}}_k) \propto \exp\left(\int \log p(\mathbf{Z}_k, \mathbf{D}_k, \hat{\mathbf{R}}_k | \mathbf{Z}_{1:k-1}) q_D(\mathbf{D}_k) d\mathbf{D}_k\right) \quad (8)$$

进一步,根据文献[27]中提出的VB更新框架,噪声协方差 $\hat{\mathbf{R}}_k$ 可表示为:

$$\hat{\mathbf{R}}_k = (\hat{\mathbf{v}}_{k | k} - n - 1)^{-1} \hat{\mathbf{V}}_{k | k} \quad (9)$$

式(9)中涉及的参数 $\hat{\mathbf{v}}_{k | k}$ 及 $\hat{\mathbf{V}}_{k | k}$,其值可通过式(10)和(11)得到,即:

$$\hat{v}_k = \hat{v}_{k|k-1} + 1 \quad (10)$$

$$\hat{\mathbf{V}}_{k|k} = \hat{\mathbf{V}}_{k|k-1} + \int (\mathbf{Z}_k - g(\mathbf{D}_k))(\mathbf{Z}_k - g(\mathbf{D}_k))^T \times N(\mathbf{D}_k | \bar{\mathbf{D}}_{k|k}, \mathbf{P}_{k|k}) d\mathbf{D}_k \quad (11)$$

VBCKF 的主要实现步骤为:

1) 利用 Cholesky 分解方法对方协方差 $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 进行分解, 即:

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{S}_{k|k-1} \mathbf{S}_{k|k-1}^T \quad (12)$$

2) 利用状态量的预测 $\bar{\mathbf{D}}_{k-1|k-1}$ 和容积点 ξ_l 计算传播容积点 $\mathbf{X}_{l,k|k-1}$, 即:

$$\mathbf{X}_{l,k|k-1} = \mathbf{S}_{k|k-1} \xi_l + \bar{\mathbf{D}}_{k-1|k-1} \quad (13)$$

3) 根据传播容积点可获得预测状态量 $\bar{\mathbf{D}}_{k|k-1}$ 和协方差 $\mathbf{P}_{k|k-1}$, 如式(14)和(15)所示。

$$\bar{\mathbf{D}}_{k|k-1} = \frac{1}{2n} \sum_{l=1}^{2n} \mathbf{F} \mathbf{X}_{l,k-1|k-1} \quad (14)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \frac{1}{2n} \sum_{l=1}^{2n} (\mathbf{F} \mathbf{X}_{l,k-1|k-1}) (\mathbf{F} \mathbf{X}_{l,k-1|k-1})^T -$$

$$\bar{\mathbf{D}}_{k|k-1} \bar{\mathbf{D}}_{k|k-1}^T + \mathbf{Q}_k \quad (15)$$

4) 根据在 $k-1$ 时刻的状态量预测值 $\bar{\mathbf{D}}_{k|k-1}$ 与协方差预测值 $\mathbf{P}_{k|k-1}$, 利用式(16) 估算测量预测值 $\hat{\mathbf{Z}}_{k-1|k-1}$ 为:

$$\begin{cases} \mathbf{Z}_{l,k-1|k-1} = \mathbf{A} \mathbf{X}_{l,k-1|k-1} \\ \hat{\mathbf{Z}}_{k-1|k-1} = \frac{1}{2n} \sum_{l=1}^{2n} \mathbf{Z}_{l,k-1|k-1} \end{cases} \quad (16)$$

5) 利用容积点和预测值计算自相关协方差 $\mathbf{P}_{Z,k|k-1}$ 和互相关协方差 $\mathbf{P}_{XZ,k|k-1}$, 如式(17)和(18)所示。

$$\mathbf{P}_{Z,k|k-1} = \frac{1}{2n} \sum_{l=1}^{2n} \mathbf{Z}_{l,k-1|k-1} \mathbf{Z}_{l,k-1|k-1}^T - \hat{\mathbf{Z}}_{k-1|k-1} \hat{\mathbf{Z}}_{k-1|k-1}^T \quad (17)$$

$$\mathbf{P}_{XZ,k|k-1} = \frac{1}{2n} \sum_{l=1}^{2n} \mathbf{X}_{l,k|k-1} \mathbf{Z}_{l,k|k-1}^T - \bar{\mathbf{X}}_{k|k-1} \hat{\mathbf{Z}}_{k-1|k-1}^T \quad (18)$$

6) 设置循环迭代的次数为 N , 令 i 表示当前迭代次数, 则 VBCKF 算法的变量迭代更新过程为:

(1) 计算噪声协方差 $\hat{\mathbf{R}}_k^{(i)}$, 即:

$$\hat{\mathbf{R}}_k^{(i)} = (\hat{v}_{k|k} - n - 1)^{-1} \hat{\mathbf{V}}_k^{(i)} \quad (19)$$

(2) 重新估计自相关协方差 $\mathbf{P}_{ZZ,k|k-1}^{(i+1)}$, 即:

$$\mathbf{P}_{ZZ,k|k-1}^{(i+1)} = \mathbf{P}_{Z,k|k-1} + \hat{\mathbf{R}}_k^{(i)} \quad (20)$$

(3) 计算卡尔曼增益 $\mathbf{K}_k^{(i+1)}$, 即:

$$\mathbf{K}_k^{(i+1)} = \mathbf{P}_{XZ,k|k-1} (\mathbf{P}_{ZZ,k|k-1}^{(i+1)})^{-1} \quad (21)$$

(4) 更新状态量 $\bar{\mathbf{D}}_{k|k}$ 和协方差 $\mathbf{P}_{k|k}$, 即:

$$\bar{\mathbf{D}}_{k|k}^{(i+1)} = \bar{\mathbf{D}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k^{(i+1)} (\mathbf{Z}_k - \hat{\mathbf{Z}}_{k|k-1}) \quad (22)$$

$$\mathbf{P}_{k|k}^{(i+1)} = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k^{(i+1)} \mathbf{P}_{ZZ,k|k-1}^{(i+1)} (\mathbf{K}_k^{(i+1)})^T \quad (23)$$

(5) 根据当前估计结果, 更新噪声参数, 即:

$$\hat{\mathbf{V}}_k^{(i+1)} = \hat{\mathbf{V}}_{k|k-1} + \int (\mathbf{Z}_k - h(\mathbf{D}_k^{(i)})) (\mathbf{Z}_k - h(\mathbf{D}_k^{(i)}))^T \times N(\mathbf{D}_k | \bar{\mathbf{D}}_{k|k}^{(i)}, \mathbf{P}_{k|k}^{(i)}) d\mathbf{D}_k \quad (24)$$

2.2 过程噪声协方差的自适应更新

从式(15)中可以看到, 过程噪声协方差 $\mathbf{Q}_k$ 直接影响预测协方差 $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 的计算结果, 从而影响 VBCKF 的估计精度。在上述 VBCKF 算法中, 过程噪声协方差通常被假定为已知的定值, 这一假设在实际应用中难以成立, 因为过程噪声会随定位环境的改变而动态变化, 且其精确统计特性往往难以获取。若过程噪声协方差设置不恰当, 将降低 VBCKF 的估计精度, 进而影响 UWB 系统的整体定位性能。因此, 为了提高 VBCKF 的平滑性能和鲁棒性, 提出了一种过程噪声动态自适应动态调整策略。该策略通过构建自适应调整因子, 对过程噪声进行动态更新, 从而提高过程噪声对不确定环境的抗干扰能力。为实现对过程噪声进行动态更新调整, 将式(15)改写为:

$$\mathbf{P}_{k|k-1}^* = \frac{1}{2n} \sum_{l=1}^{2n} (\mathbf{F} \mathbf{X}_{l,k-1|k-1}) (\mathbf{F} \mathbf{X}_{l,k-1|k-1})^T - \bar{\mathbf{D}}_{k|k-1} \bar{\mathbf{D}}_{k|k-1}^T \quad (25)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{P}_{k|k-1}^* + \tilde{\mathbf{Q}}_{k-1} \quad (26)$$

根据文献[28], 可计算出测量残差 η 的协方差 $\mathbf{P}_\eta$ 为:

$$\mathbf{P}_\eta = \mathbf{R}_k - [\mathbf{P}_{XZ,k|k-1}]^T \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{P}_{XZ,k|k-1} \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} \quad (27)$$

进一步, 结合式(26)和(27), 可获得的关系为:

$$\mathbf{P}_\eta = \mathbf{R}_k - [\mathbf{P}_{XZ,k|k-1}]^T \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} (\mathbf{P}_{k|k-1}^* + \tilde{\mathbf{Q}}_{k-1}) \times \mathbf{P}_{XZ,k|k-1} \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} + [\mathbf{P}_{XZ,k|k-1}]^T \times \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{ZZ,k|k-1} \mathbf{K}_k^T \mathbf{P}_{XZ,k|k-1} \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} \quad (28)$$

对式(28)取矩阵的迹, 整理后则有:

$$\begin{aligned} \text{Tr}\{\mathbf{P}_\eta\} &= \text{Tr}\{\mathbf{R}_k\} - \\ \text{Tr}\{[\mathbf{P}_{XZ,k|k-1}]^T \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} \mathbf{P}_{k|k-1}^* \mathbf{P}_{XZ,k|k-1} \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1}\} &- \\ \lambda_{k-1} \text{Tr}\{[\mathbf{P}_{XZ,k|k-1}]^T \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} \tilde{\mathbf{Q}}_{k-1} \mathbf{P}_{XZ,k|k-1} \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1}\} &+ \\ \text{Tr}\{[\mathbf{P}_{XZ,k|k-1}]^T \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{ZZ,k|k-1} \mathbf{K}_k^T \mathbf{P}_{XZ,k|k-1} \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1}\} & \end{aligned} \quad (29)$$

同时, 残差的协方差可通过式(30)近似计算:

$$\text{Tr}\{\mathbf{P}_\eta\} = \text{E}\{\eta_k \eta_k^T\} = \eta_k \eta_k^T \quad (30)$$

将式(30)代入式(29)中, 则有:

$$\begin{aligned} \eta_k \eta_k^T &= \text{Tr}\{\mathbf{R}_k\} - \\ \text{Tr}\{[\mathbf{P}_{XZ,k|k-1}]^T \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} \mathbf{P}_{k|k-1}^* \mathbf{P}_{XZ,k|k-1} \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1}\} &- \\ \lambda_{k-1} \text{Tr}\{[\mathbf{P}_{XZ,k|k-1}]^T \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} \tilde{\mathbf{Q}}_{k-1} \mathbf{P}_{XZ,k|k-1} \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1}\} &+ \\ \text{Tr}\{[\mathbf{P}_{XZ,k|k-1}]^T \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{ZZ,k|k-1} \mathbf{K}_k^T \mathbf{P}_{XZ,k|k-1} \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1}\} & \end{aligned} \quad (31)$$

根据式(31), 可获得自适应调整因子为:

$$\lambda_{k-1} = \frac{\alpha_{k-1}}{\beta_{k-1}} \quad (32)$$

式(32)中的参数 α_{k-1} 和 β_{k-1} 由式(33)和(34)获得:

$$\begin{aligned} \alpha_{k-1} &= \\ \text{Tr}\{[\mathbf{P}_{XZ,k|k-1}]^T \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{ZZ,k|k-1} \mathbf{K}_k^T \mathbf{P}_{XZ,k|k-1} \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1}\} &- \\ \text{Tr}\{[\mathbf{P}_{XZ,k|k-1}]^T \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} \mathbf{P}_{k|k-1}^* \mathbf{P}_{XZ,k|k-1} \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1}\} &+ \\ \text{Tr}\{\mathbf{R}_k\} - \eta_k \eta_k^T & \end{aligned} \quad (33)$$

$$\beta_{k-1} = \text{Tr}\{[\mathbf{P}_{XZ,k|k-1}]^T \mathbf{P}_{k|k-1} \hat{\mathbf{Q}}_{k-1} \mathbf{P}_{XZ,k|k-1} \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1}\} \quad (34)$$

为进一步提升算法对环境变化的适应性,利用自适应调整因子对过程噪声协方差进行实时修正,如式(35)所示。

$$\hat{\mathbf{Q}}_{k-1} = \lambda \mathbf{Q}_{k-1} \quad (35)$$

2.3 A-VBCKF 算法重构测量距离

在传统的CKF算法,过程噪声和测量噪声的协方差 $\mathbf{Q}_k$ 和 $\hat{\mathbf{R}}_k$ 通常被设置为恒定常数,这将显著降低CKF算法的估计精度。针对该问题,本文设计一种双重自适应调整机制的VBCKF算法,一方面通过引入调整因子对过程噪声协方差进行动态调整;另一方面利用VB理论对测量噪声进行估计,通过实时修正噪声特性提升算法的性能,从而提升平滑滤波的性能。UWB定位系统易受周围环境的干扰,其过程噪声与测量噪声往往具有显著的动态变化特性。因此,本文将该双重自适应机制应用于UWB定位场景,利用A-VBCKF算法对各个基站的测量距离进行平滑处理,以减少外界环境对测距值的干扰。A-VBCKF算法的具体实现步骤为:

- 1) 对A-VBCKF算法的相关估计参数进行初始化,设置 $\mathbf{D}_{0|0} = \mathbf{E}(\mathbf{D}_{0|0})$, $\mathbf{P}_{0|0} = \text{cov}(\mathbf{D}_{0|0})$, $\hat{\mathbf{v}}_{0|0}$, $\hat{\mathbf{V}}_{0|0}$;
 - 2) 利用式(13)计算传播容积点;
 - 3) 根据式(14)和(15)计算预测状态量 $\bar{\mathbf{D}}_{k|k-1}$ 和协方差 $\mathbf{P}_{k|k-1}$;
 - 4) 利用式(3)和(4)计算参数 $\hat{\mathbf{v}}_k$ 及 $\hat{\mathbf{V}}_{k|k}$;
 - 5) 根据式(17)和(18)计算自相关协方差 $\mathbf{P}_{ZZ,k|k-1}$ 和互相关协方差 $\mathbf{P}_{XZ,k|k-1}$;
 - 6) 循环迭代,设置迭代过程中变量的初始值 $\bar{\mathbf{D}}_{k|k}^{(0)} = \bar{\mathbf{D}}_{k|k}$, $\mathbf{P}_{k|k}^{(0)} = \mathbf{P}_{k|k}$, $\hat{\mathbf{v}}_k = \hat{\mathbf{v}}_{k|k-1} + 1$, $\hat{\mathbf{V}}_k^{(0)} = \hat{\mathbf{V}}_{k|k-1}$, 循环迭代 N 次($j=0, 1, \dots, N$), 即:
 - (1) 根据式(19)估计噪声协方差 $\hat{\mathbf{R}}_k^{(i)}$;
 - (2) 根据式(20)重新估计自相关协方差 $\mathbf{P}_{ZZ,k|k-1}^{(i+1)}$;
 - (3) 根据式(21)计算卡尔曼增益 $\mathbf{K}_k^{(i+1)}$;
 - (4) 根据式(22)和(23)更新状态量 $\bar{\mathbf{D}}_{k|k}$ 和协方差 $\mathbf{P}_{k|k}$;
 - (5) 根据式(24)更新噪声参数 $\hat{\mathbf{V}}_k^{(i+1)}$;
- 当迭代结束时,可以获得相关变量 $\hat{\mathbf{v}}_k = \hat{\mathbf{V}}_k^{(N)}$, $\bar{\mathbf{D}}_{k|k} = \bar{\mathbf{D}}_{k|k}^{(i)}$, $\mathbf{P}_{k|k} = \mathbf{P}_{k|k}^{(N)}$, $\hat{\mathbf{R}}_k = \hat{\mathbf{R}}_k^{(N)}$;
- 7) 根据式(13)重新进行容积点预测;
 - 8) 根据式(32)计算自适应调整因子 λ ;
 - 9) 利用自适应调整因子并根据式(35)更新自适应过程噪声 $\hat{\mathbf{Q}}_{k-1}$;
 - 10) 利用式(14)和(26)预测状态量和协方差。
- 最后,采用A-VBCKF平滑重构后的距离可表示为:
- $$\hat{d}_{k|k} = \mathbf{A} \bar{\mathbf{D}}_{k|k} \quad (36)$$

3 UWB 定位算法

3.1 TWLS 定位算法

在由4个定位基站和一个定位终端构成的UWB定位系统中,依据经A-VBCKF算法重构后的测距值,结合各基站的已知空间坐标,可建立该系统的定位模型为如下形式:

$$\hat{d}_{k,i} = \|\mathbf{s} - \mathbf{s}_i\| + n_{k,i} \quad (37)$$

式中: $\mathbf{s} = (x, y, z)$ 表示定位终端的待求坐标; $\mathbf{s}_i = (x_i, y_i, z_i)$ 表示第 i 基站的已知坐标; $\hat{d}_{k,i}$ 表示 k 时刻第 i 基站与定位终端的测量距离经过A-VBCKF算法平滑重构后的距离值,其中 $i=1, 2, 3, 4$ 。在实际解算中,通常忽略测量噪声项,对式(37)进行整理后可得:

$$\begin{cases} x_1x + y_1y + z_1z - 0.5\Omega = 0.5(\|\mathbf{s}_1\|^2 - \hat{d}_{k,1}^2) \\ x_2x + y_2y + z_2z - 0.5\Omega = 0.5(\|\mathbf{s}_2\|^2 - \hat{d}_{k,2}^2) \\ x_3x + y_3y + z_3z - 0.5\Omega = 0.5(\|\mathbf{s}_3\|^2 - \hat{d}_{k,3}^2) \\ x_4x + y_4y + z_4z - 0.5\Omega = 0.5(\|\mathbf{s}_4\|^2 - \hat{d}_{k,4}^2) \end{cases} \quad (38)$$

式中: $\Omega = x^2 + y^2 + z^2$, 将式(38)写成矩阵形式,即:

$$\mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{B} \quad (39)$$

$$\text{式中: } \mathbf{A} = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & z_1 & -0.5 \\ x_2 & y_2 & z_2 & -0.5 \\ x_3 & y_3 & z_3 & -0.5 \\ x_4 & y_4 & z_4 & -0.5 \end{bmatrix}; \mathbf{B} = \begin{bmatrix} x_1^2 + y_1^2 + z_1^2 - \hat{d}_{k,1}^2 \\ x_2^2 + y_2^2 + z_2^2 - \hat{d}_{k,2}^2 \\ x_3^2 + y_3^2 + z_3^2 - \hat{d}_{k,3}^2 \\ x_4^2 + y_4^2 + z_4^2 - \hat{d}_{k,4}^2 \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{X} = [x, y, z, \Omega]^T.$$

在矩阵 $\mathbf{B}$ 中考虑噪声项时,则有:

$$\begin{aligned} B_{k,i} &= 0.5(x_i^2 + y_i^2 + z_i^2 - \hat{d}_{k,i}^2) = \\ &0.5(x_i^2 + y_i^2 + z_i^2 - r_i^2 - 2r_in_{k,i} - n_{k,i}^2) \end{aligned} \quad (40)$$

考虑到式(40)中平方项对应的噪声幅值较小,在实际计算中可予以忽略,由此噪声部分可简化为:

$$\Delta B_{k,i} = r_in_{k,i} \quad (41)$$

根据式(41),则有如下关系:

$$\mathbf{E}[\Delta B_{k,i} \cdot \Delta B_{k,j}] = \begin{cases} 0, & i \neq j \\ r_i^2 \sigma_i^2, & i = j \end{cases} \quad (42)$$

$$\begin{cases} \mathbf{E}[\Delta B_{k,i}] = 0 \\ \mathbf{E}[\Delta B_{k,j}] = 0 \end{cases} \quad (43)$$

式中: i 和 j 表示矩阵 $\mathbf{B}$ 中的第 i 个分量和第 j 个分量。进一步可计算出矩阵 $\mathbf{B}$ 的协方差为:

$$[\mathbf{C}_b]_{i,j} = \mathbf{E}[\Delta B_{k,i} \cdot \Delta B_{k,j}] - \mathbf{E}[\Delta B_{k,i}] \cdot \mathbf{E}[\Delta B_{k,j}] = \begin{cases} r_i^2 \sigma_i^2, & i = j \\ 0, & i \neq j \end{cases} \quad (44)$$

式中: $d_i^2 = (1/N) \sum_{k=1}^N \hat{d}_{k,i}^2$ 。根据加权最小二乘法的原理,

可以估算出定位终端的位置坐标为:

$$\mathbf{X} = (\mathbf{A}^T \mathbf{C}_b^{-1} \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{C}_b^{-1} \mathbf{B} \quad (45)$$

在式(45)获得初步定位结果的基础上,为进一步优化定位精度,可推导得到的近似关系式为:

$$\begin{cases} [\mathbf{X}]_1^2 - x^2 \cong 2x([\mathbf{X}]_1 - x) \\ [\mathbf{X}]_2^2 - y^2 \cong 2y([\mathbf{X}]_2 - y) \\ [\mathbf{X}]_3^2 - z^2 \cong 2z([\mathbf{X}]_3 - z) \end{cases} \quad (46)$$

式中: $[\mathbf{X}]_1$ 、 $[\mathbf{X}]_2$ 和 $[\mathbf{X}]_3$ 分别表示定位终端在 x 、 y 和 z 轴方向上的坐标分量。对式(46)中的非线性方程进行线性化处理,并将其表示为矩阵形式,即:

$$\tilde{\mathbf{z}} = \tilde{\mathbf{z}}_0 + \mathbf{H} = \mathbf{G}\mathbf{Z}_0 + \mathbf{H} \quad (47)$$

$$\text{式中: } \mathbf{H} = \begin{bmatrix} 2x([\mathbf{X}]_1 - x) \\ 2y([\mathbf{X}]_2 - y) \\ 2z([\mathbf{X}]_3 - z) \\ [\mathbf{X}]_4 - a \end{bmatrix}; \mathbf{G} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{Z}_0 = [x^2, y^2, z^2]^T; \tilde{\mathbf{z}} = [[\mathbf{X}]_1^2, [\mathbf{X}]_2^2, [\mathbf{X}]_3^2, [\mathbf{X}]_4]^T。$$

利用加权最小二乘法可获得式(44)的解为:

$$\hat{\mathbf{Z}} = (\mathbf{G}^T \mathbf{C}_2^{-1} \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^T \mathbf{C}_2^{-1} \mathbf{H} \quad (48)$$

式中: $\mathbf{C}_2 = \text{diag}(2x, 2y, 2z, 1)(\mathbf{A}^T \mathbf{C}_b^{-1} \mathbf{A})^{-1} \text{diag}(2x, 2y, 2z, 1)。$

进一步,可获得定位终端的位置坐标为:

$$\tilde{\mathbf{X}} = [\text{sgn}([\mathbf{X}]_1) \sqrt{[\hat{\mathbf{Z}}]_1}, \text{sgn}([\mathbf{X}]_2) \sqrt{[\hat{\mathbf{Z}}]_2}, \text{sgn}([\mathbf{X}]_3) \sqrt{[\hat{\mathbf{Z}}]_3}]^T \quad (49)$$

3.2 基于最小偏差准则收缩估计

尽管式(49)可计算出定位终端的位置坐标,但是当周围环境的测量噪声较大,将导致 TWLS 方法的定位结果与真实结果之间仍存在较大的偏差。基于此,本文进一步引入 MBCSE 方法对定位结果进行优化。为了使定位结果实现无偏估计,引入收缩因子,则有:

$$\mathbf{E}[\hat{\mathbf{Z}}^{UE}] = \mathbf{E}[\lambda \hat{\mathbf{Z}}] = \mathbf{Z}_0 \quad (50)$$

式中: $\hat{\mathbf{Z}}$ 代表 TWLS 的估计值; λ 为无偏估计收缩因子; $\mathbf{Z}_0$ 代表定位终端的真实坐标的平方,即:

$$\mathbf{Z}_0 = [[\mathbf{X}]_1^2, [\mathbf{X}]_2^2, [\mathbf{X}]_3^2]^T \quad (51)$$

根据式(48)和(50),则有:

$$(\mathbf{G}^T \mathbf{C}_2^{-1} \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^T \mathbf{C}_2^{-1} \mathbf{E}[\lambda \mathbf{H}] = (\mathbf{G}^T \mathbf{C}_2^{-1} \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^T \mathbf{C}_2^{-1} \mathbf{G} \mathbf{Z}_0 \quad (52)$$

根据式(50)和(52),可获得式(53),即:

$$\mathbf{E}[\lambda \hat{\mathbf{Z}}] = \mathbf{G} \mathbf{Z}_0 = \mathbf{H}_0 \quad (53)$$

在计算过程中,难以精确的获得收缩因子值,为了使定位终端的估计结果实现无偏估计。根据式(53)构建目标函数,即:

$$\begin{aligned} J &= (\lambda \mathbf{E}[\mathbf{H}] - \mathbf{H}_0)^T (\lambda \mathbf{E}[\mathbf{H}] - \mathbf{H}_0) = \\ &= (\lambda \mathbf{E}[\mathbf{H}_0 + \mathbf{v}] - \mathbf{H}_0)^T (\lambda \mathbf{E}[\mathbf{H}_0 + \mathbf{v}] - \mathbf{H}_0) \end{aligned} \quad (54)$$

为了使定位结果的偏差最小化,对目标函数求导并令其等于0,经过整理后,则有:

$$\lambda = \frac{\mathbf{H}_0^T (\mathbf{H}_0 + \mathbf{E}[\mathbf{v}])}{(\mathbf{H}_0 + \mathbf{E}[\mathbf{v}])^T (\mathbf{H}_0 + \mathbf{E}[\mathbf{v}])} \cong \frac{\mathbf{H}^T (\mathbf{H} + \mathbf{E}[\mathbf{v}])}{(\mathbf{H} + \mathbf{E}[\mathbf{v}])^T (\mathbf{H} + \mathbf{E}[\mathbf{v}])} \quad (55)$$

式中: $\mathbf{v} = \mathbf{H} - \mathbf{H}_0$, 进一步根据文献[29],则有:

$$\mathbf{E}[\mathbf{v}] = \text{diag}(2x, 2y, 2z, 1)(\mathbf{A}^T \mathbf{C}_b^{-1} \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \times \mathbf{C}_b^{-1} [\sigma_1^2, \sigma_2^2, \sigma_3^2, \sigma_4^2]^T \quad (56)$$

将式(56)代入式(55)中求解,可以计算出收缩因子 λ ,进而获得经 MBCSE 方法优化后位置坐标为:

$$\tilde{\mathbf{X}}_{SB} = [\text{sgn}([\mathbf{X}]_1) \sqrt{[\lambda \hat{\mathbf{Z}}]_1}, \text{sgn}([\mathbf{X}]_2) \sqrt{[\lambda \hat{\mathbf{Z}}]_2}, \text{sgn}([\mathbf{X}]_3) \sqrt{[\lambda \hat{\mathbf{Z}}]_3}]^T \quad (57)$$

3.3 评价标准

为了合理的评估本文所提方法的性能,以均方根误差(root mean square error, RMSE)及三轴绝对误差作为定位精度的主要评价标准,如下:

$$RMSE = \sqrt{(x_t - x_r)^2 + (y_t - y_r)^2 + (z_t - z_r)^2} \quad (58)$$

$$\begin{cases} \Delta x = |x_t - x_r| \\ \Delta y = |y_t - y_r| \\ \Delta z = |z_t - z_r| \end{cases} \quad (59)$$

式中: (x_r, y_r, z_r) 代表定位终端的真实坐标; (x_t, y_t, z_t) 代表定位算法估计的坐标。根据式(49),可将 TWLS 方法的均方误差表示为:

$$MSE(\tilde{\mathbf{X}}) = \mathbf{E}[(\tilde{\mathbf{X}} - \mathbf{X})^T (\tilde{\mathbf{X}} - \mathbf{X})] \cong$$

$$\text{var}\{\text{sgn}([\mathbf{X}]_1) \sqrt{[\hat{\mathbf{Z}}]_1}\} + \text{var}\{\text{sgn}([\mathbf{X}]_2) \sqrt{[\hat{\mathbf{Z}}]_2}\} + \text{var}\{\text{sgn}([\mathbf{X}]_3) \sqrt{[\hat{\mathbf{Z}}]_3}\} \quad (60)$$

根据式(57),可将 MBCSE 方法的均方误差表示为:

$$MSE(\tilde{\mathbf{X}}_{SB}) = \mathbf{E}[(\tilde{\mathbf{X}}_{SB} - \mathbf{X})^T (\tilde{\mathbf{X}}_{SB} - \mathbf{X})] \cong$$

$$\begin{aligned} &(\mathbf{E}[\sqrt{\lambda}])^2 \text{var}\{\text{sgn}([\mathbf{X}]_1) \sqrt{[\hat{\mathbf{Z}}]_1}\} + (\mathbf{E}[\sqrt{\lambda}]x - x)^2 + \\ &(\mathbf{E}[\sqrt{\lambda}])^2 \text{var}\{\text{sgn}([\mathbf{X}]_2) \sqrt{[\hat{\mathbf{Z}}]_2}\} + (\mathbf{E}[\sqrt{\lambda}]y - y)^2 + \\ &(\mathbf{E}[\sqrt{\lambda}])^2 \text{var}\{\text{sgn}([\mathbf{X}]_3) \sqrt{[\hat{\mathbf{Z}}]_3}\} + (\mathbf{E}[\sqrt{\lambda}]z - z)^2 \end{aligned} \quad (61)$$

由式(60)和(61)可得, MBCSE 方法与 TWLS 方法均方误差的差值为:

$$\begin{aligned} MSE(\tilde{\mathbf{X}}_{SB}) - MSE(\tilde{\mathbf{X}}) &= \\ &= \{(\mathbf{E}[\lambda])^2 - 1\} [\text{var}(\text{sgn}([\mathbf{X}]_1) \sqrt{[\hat{\mathbf{Z}}]_1}) + \\ &\text{var}(\text{sgn}([\mathbf{X}]_2) \sqrt{[\hat{\mathbf{Z}}]_2}) + \text{var}(\text{sgn}([\mathbf{X}]_3) \sqrt{[\hat{\mathbf{Z}}]_3})] + \\ &(1 - \mathbf{E}[\sqrt{\lambda}])^2 (x^2 + y^2 + z^2) \end{aligned} \quad (62)$$

进一步,根据式(62)可以获得的的关系为:

$$x^2 + y^2 + z^2 < \frac{1 + E[\sqrt{\lambda}]}{1 - E[\sqrt{\lambda}]} [\text{var}(\text{sgn}([X]_1) \sqrt{[\hat{Z}]_1}) + \text{var}(\text{sgn}([X]_2) \sqrt{[\hat{Z}]_2}) + \text{var}(\text{sgn}([X]_3) \sqrt{[\hat{Z}]_3})] \quad (63)$$

由式(63)可知,当定位终端的坐标估计值满足上述关系时,MBCSE方法的均方误差小于TWLS方法,表明MBCSE方法的定位性能明显优于TWLS方法的定位性能。

4 实验结果与分析

为应对GPS信号缺失环境下的定位挑战,本文利用5个UWB P440模块构建定位系统,其中,4个模块作为定位基站,1个模块作为定位终端,如图2所示。所使用UWB模块工作于3.1~4.8 GHz频段,中心频率为4.3 GHz,数据传输速率为100 Mbps,发射功率为50 μ W,测距刷新率最高可达125 Hz。

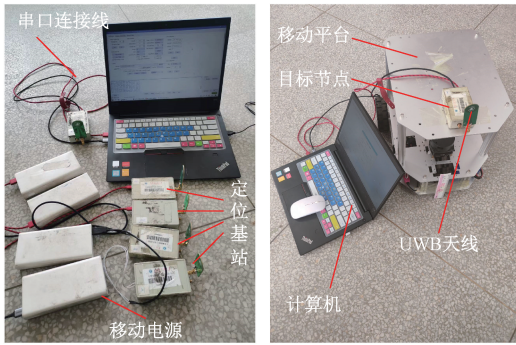


图2 定位系统及移动平台

Fig. 2 Positioning system and mobile platform

为了验证本文所提定位方法的有效性,本文分别开展了静态与动态定位实验。实验场地设于安徽科技学院校园内,以移动机器人为承载平台。在静态实验中,依据基站的几何部署,在定位区域内均匀选择24个不同的测试点,在每个测试点处采集400组测距数据。实验场景及定位基站的布局如图3所示,所有的基站均固定安装在三脚架上并通过螺钉进行固定,定位终端则固定在移动设备上。为了精确获取各基站的三维坐标,利用高精度激光测距仪多次测量定位基站位置坐标,取其平均值作为最终坐标。其中基站1~4的坐标依次为:(0, 0.621, 2.215), (6.832, 0.621, 1.154), (0.114, 10.356, 0.737), (0.114, 10.356, 1.814)。在实验过程中,UWB定位终端通过数据线与上位机连接,实时采集其与4个基站的测量距离。为了验证本文所提A-VBCKF-MBCSE方法的性能优势,分别利用CKF-TWLS方法、CKF-MBCSE方法、A-VBCKF-TWLS方法以及A-VBCKF-MBCSE算法求解定位终端的位置坐标,进行综合对比分析。

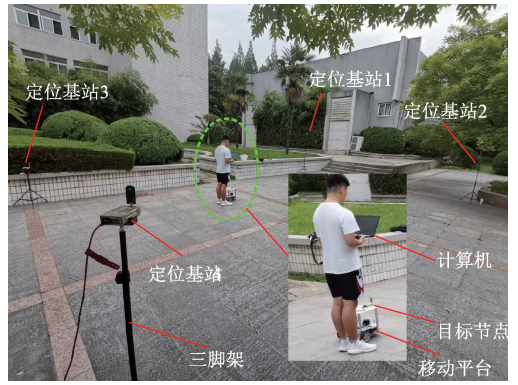
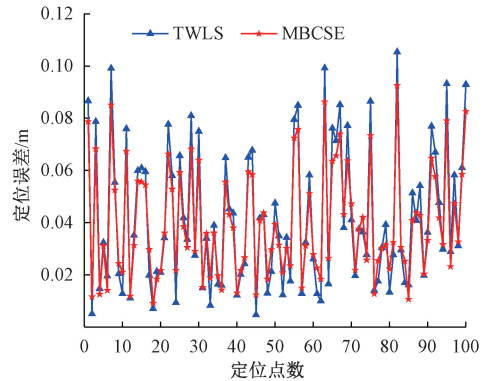


图3 实验场景

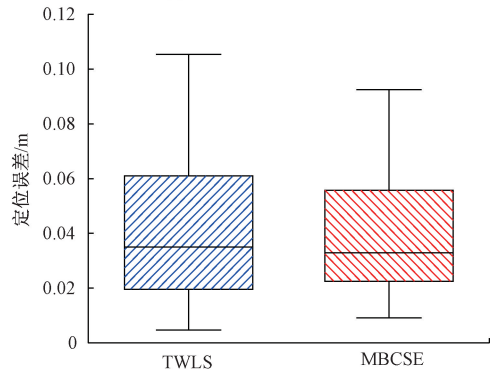
Fig. 3 Experimental scenario

为验证MBCSE方法在定位精度方面的有效性,首先采用数值仿真对TWLS方法与MBCSE方法进行对比分析。仿真实验基于蒙特卡洛方法进行,重复运行次数设置为100次,以保证统计结果的稳定性和可靠性。在每次仿真运行中,为每个基站的测距值引入均值为0、标准差为0.05 m的随机误差作为的测距误差,两种方法的定位结果如图4所示。



(a) 定位误差曲线

(a) Localization error curve



(b) 误差箱型图

(b) Box plot of localization errors

图4 TWLS与MBCSE方法对比

Fig. 4 Comparison of the TWLS and MBCSE Methods

仿真结果表明, MBCSE 方法能够有效提升 UWB 系统的定位精度。MBCSE 方法的定位误差显著小于 TWLS 方法, 其误差箱型图所对应的上四分位数及中位数均低于 TWLS 方法。TWLS 方法的平均定位误差为 0.042 m, 而 MBCSE 方法的平均定位误差为 0.039 m, 平均定位精度提升了约 7.1%, 该结果初步验证了 MBCSE 方法在优化定位结果方面的有效性。

为验证 A-VBCKF 算法中双重自适应机制的有效性, 利用两个 UWB 模块开展测距实验。图 5 给出了原始测距数据分别经 CKF、VBCKF 及 A-VBCKF 算法平滑后的对比结果。可以看出, 原始测距数据存在较大波动; 传统 CKF 算法缺乏对动态噪声的响应能力, 难以适应实际环境中噪声的时变特性, 导致平滑结果相对较差。VBCKF 算法能够自适应调整测量噪声, 经其平滑后的测距值波动程度明显改善。相比之下, A-VBCKF 算法的平滑结果整体波动最为平缓, 表现出优异的平滑性能。这是由于该算法实现了对过程噪声协方差和测量噪声协方差的双重自适应调整, 证明了 A-VBCKF 能够显著削弱测距误差, 从而为提升 UWB 系统的定位精度奠定基础。

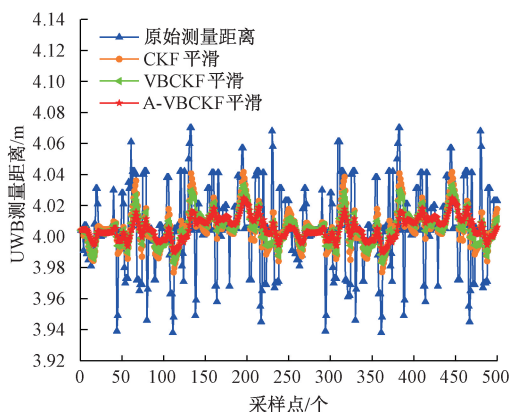


图5 UWB 测距值变化曲线

Fig. 5 Variation in UWB ranging measurements

在静态定位实验过程中, 采用高精度激光测距仪测量 24 个测试点的坐标, 并将其作为真实位置参考值。分别利用 CKF 与 A-VBCKF 算法对原始测距数据进行平滑处理, 并采用 TWLS 与 MBCSE 方法解算定位终端坐标, 图 6 给出了定位终端在 24 个不同测试点的定位误差对比图。从图 6 可以看到, CKF-TWLS 方法的定位误差最大, 而 CKF-MBCSE 方法的定位误差小于 CKF-TWLS 方法, 说明 MBCSE 方法能明显提高 UWB 系统的估计精度。A-VBCKF-TWLS 方法的定位精度高于 CKF-TWLS 方法, 而 A-VBCKF-MBCSE 方法在 4 种方法中定位性能最优, 其定位误差显著小于其他 3 种方法。图 7 统计了 4 种方法定位误差的最大值、最小值、均值及标准差。从平均定位误差来看, CKF-TWLS 方法为 0.078 m, CKF-MBCSE 方

法降至 0.071 m, 平均定位精度提高了 9.2%; A-VBCKF-TWLS 方法为 0.063 m, 较 CKF-TWLS 方法提升了 19.2%; 而 A-VBCKF-MBCSE 方法进一步降至 0.052 m, 较 CKF-TWLS 方法提升了 33.4%, 主要是由于 A-VBCKF 算法相较于 CKF 算法具有更好的测距平滑效果。在误差波动性方面, A-VBCKF-MBCSE 方法的标准差为 0.008 m, 定位误差最大值 0.063 m, 均为 4 种方法中最小。这些结果表明所提 A-VBCKF-MBCSE 方法在精度与稳定性方面均表现最优, 能够为移动平台提供更为可靠的定位结果。

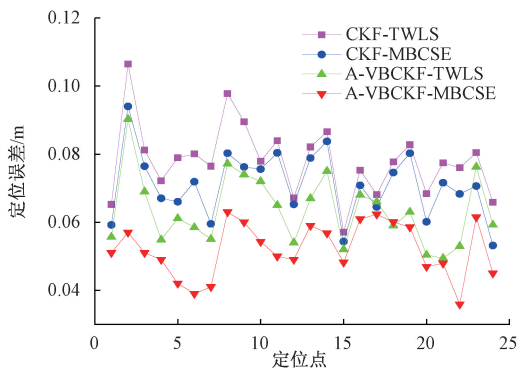


图6 不同定位算法的定位误差对比

Fig. 6 Comparison of localization errors for different positioning algorithms

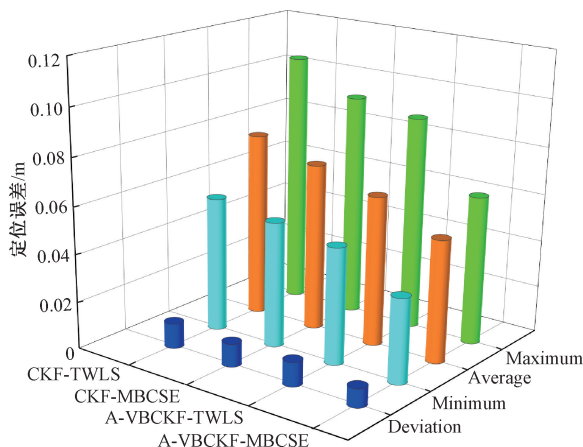


图7 不同算法定位误差最大值、最小值、均值及标准差

Fig. 7 Maximum, minimum, mean and standard deviation of localization error for different algorithms

基于图 6 的定位结果, 绘制了 4 种方法定位误差的累积分布函数曲线, 如图 8 所示。当累积概率为 95% 时, CKF-TWLS、CKF-MBCSE、A-VBCKF-TWLS 和 A-VBCKF-MBCSE 方法的定位误差分别为 0.095、0.083、0.077 和 0.063 m。A-VBCKF-MBCSE 方法的定位误差较 CKF-TWLS 方法降低 33.7%。上述结果表明, A-VBCKF 算法

中双重自适应调整机制对UWB测距误差的有效抑制能力,将其与MBCSE算法融合能够显著提升定位终端的估计精度,从而使得A-VBCKF-MBCSE方法定位性能明显优于对比方法。

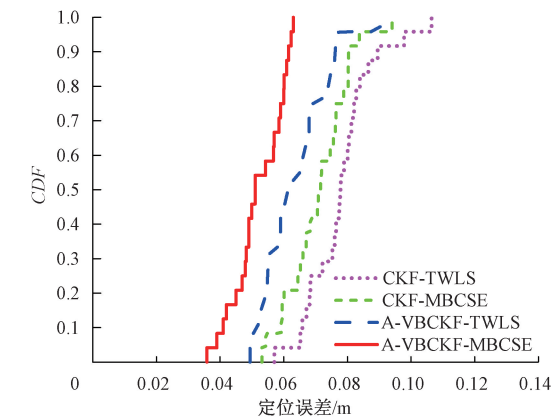
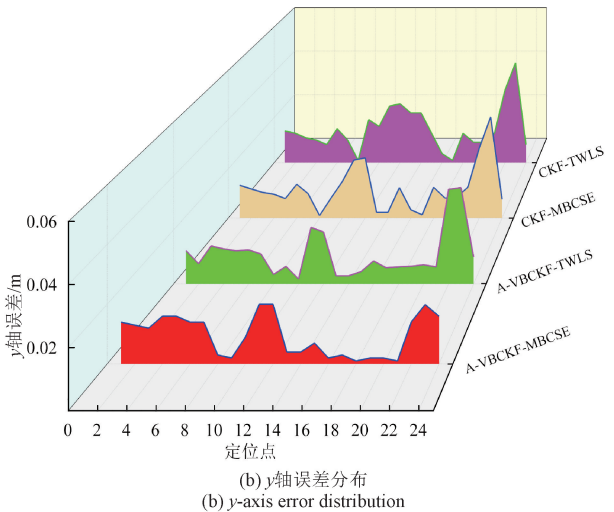


图8 定位误差的累积误差分布曲线

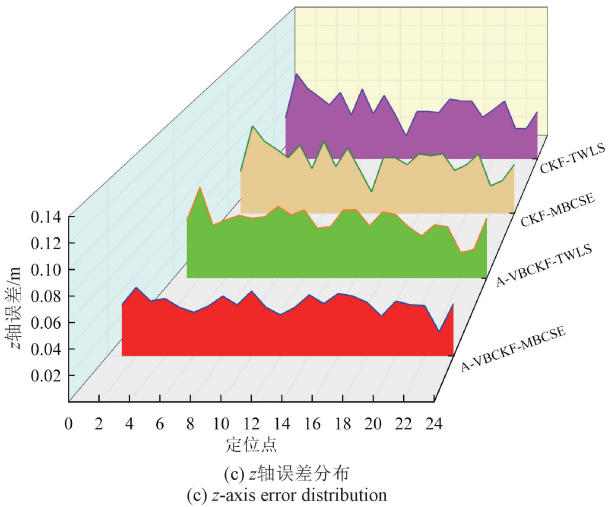
Fig. 8 Cumulative distribution of positioning errors

为了进一步分析4种算法的定位误差在3个坐标轴上的分布特性,图9给出 x 、 y 和 z 轴方向的误差分布曲线,表1汇总了各算法的平均误差。

结果显示, x 和 y 轴的误差明显小于 z 轴方向的误差,主要原因在于定位基站在竖直方向上(z 轴)的高度差较小,导致该方向几何结构较弱。相比之下, y 轴方向的误差相对较小,由于定位终端沿着 y 轴方向运动,定位基站在 y 轴方向上的分散性较好。在4种算法中,A-VBCKF-MBCSE方法在3个坐标轴上的平均误差均为最小, x 、 y 和 z 轴方向分别为0.015、0.009和0.042 m。与CKF-TWLS算法相比,3个坐标轴方向的平均精度提高了51.6%、40%和23.6%,相比CKF-MBCSE算法,平均精度高50%、25%和19.2%,相比VBCKF-TWLS算法,平均精度高48.3%、18.2%和16%。这些结果表明,所提方法在



(b) y轴误差分布
(b) y-axis error distribution



(c) z轴误差分布
(c) z-axis error distribution

图9 定位终端的误差分布

Fig. 9 Error distribution of the positioning terminal

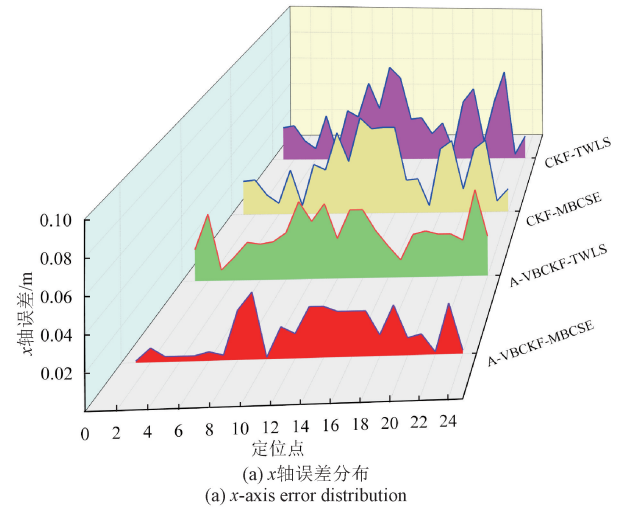
3个坐标轴方向上均具有更优的估计精度,尤其在高误差的 z 轴方向上仍能保持较好的定位性能。

表1 坐标轴方向的平均误差统计

Table 1 Mean localization errors along the coordinate

axes		(m)	
算法	x 轴	y 轴	z 轴
CKF-TWLS	0.031	0.015	0.055
CKF-MBCSE	0.030	0.012	0.052
A-VBCKF-TWLS	0.029	0.011	0.050
A-VBCKF-MBCSE	0.015	0.009	0.042

为了进一步评估所提A-VBCKF-MBCSE方法的动态定位性能,分别采用4种算法解算移动设备的运动轨迹,结果如图10所示。



(a) x轴误差分布
(a) x-axis error distribution

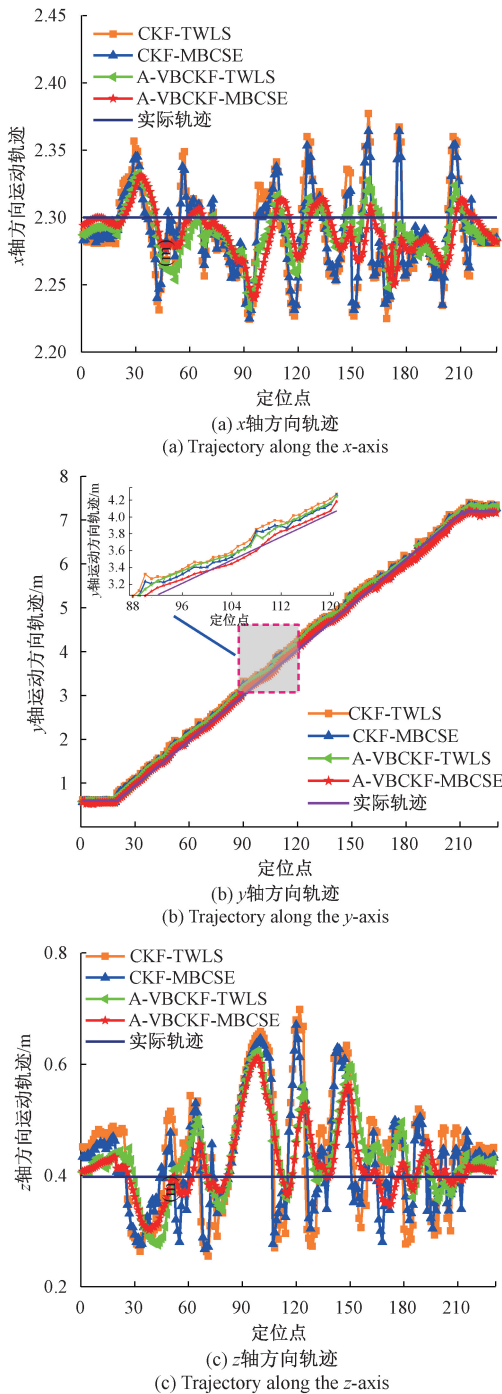


图 10 动态定位轨迹曲线

Fig. 10 Dynamic positioning trajectories

可以看出,CKF-TWLS 方法在各定位点处的估计值波动较大,部分点位的定位结果与实际轨迹存在较大偏差。CKF-MBCSE 算法的定位结果较 CKF-TWLS 有所改善,运动轨迹偏差有所减小,主要是由于 MBCSE 方法对定位结果进行了优化。相比之下,所提 A-VBCKF-MBCSE 算法的定位轨迹偏差最小,绝大多数定位点处的解算结果与实际轨迹最为接近,而且轨迹波动程度低于

其他 3 种方法。表明所提 A-VBCKF-MBCSE 算法能够有效抑制定位误差,提升 UWB 系统的动态定位精度与稳定性。虽然在个别定位点处误差改善不显著,但从整体定位性能来看,A-VBCKF-MBCSE 算法能够为移动设备提供更高的定位精度。

5 结 论

为了实现在 GPS 拒止环境下的精准定位,设计了具有双重自适应调整机制的 A-VBCKF 算法,实现对过程噪声协方差和测量噪声协方差双重自适应调整,用于对 UWB 系统的测距进行平滑处理,削弱测距误差对定位结果的影响。为进一步提升定位精度,提出在 TWLS 的基础上引入 MBCSE 方法对定位终端坐标进行优化。实验结果显示,A-VBCKF-MBCSE 算法的 x 、 y 和 z 轴方向的平均误差分别为 0.015、0.009 和 0.042 m,平均估计精度分别提升了 51.6%、40% 和 23.6%;动态定位的运动轨迹偏差最小,更贴近真实轨迹,定位结果具有更好的稳定性。说明本文所提的方法能提升定位终端的定位精度,该方法为 GPS 拒止环境下的定位方法提供参考。当前研究主要基于静态与低速移动平台开展实验,未来可考虑在高速运动、复杂地形及强多径干扰等更具挑战性的场景下验证算法的鲁棒性。

参考文献

- [1] ZHAO M J, ZHANG T, WANG D. A novel UWB positioning method based on a maximum-correntropy unscented Kalman filter[J]. Applied Sciences, 2022, 12(24): 12735.
- [2] CAO B, JIANG M R, LI M L, et al. Improving accuracy of the IMU/UWB fusion positioning approach utilizing ESEKF and VBUKF for underground coal mining working face[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2025, 12(13): 24672-24685.
- [3] 陈耀华,何丽,王宏伟,等. 基于可视点法剔除动态目标的激光-惯导 SLAM[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(9): 248-256.
- CHEN Y H, HE L, WANG H W, et al. LiDAR-inertial SLAM based on visible point method to remove dynamic objects[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(9): 248-256.
- [4] XU X B, ZHANG L, YANG J, et al. A review of multi-sensor fusion slam systems based on 3D LIDAR[J]. Remote Sensing, 2022, 14(12): 2835.
- [5] FENG Y X, TONG X H, XU X, et al. A novel absolute/relative fusion approach for visual localization of planetary lander employing a unified error metric[J]. IEEE Journal

- of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2025, 18: 19821-19839.
- [6] SHI L F, ZENG R, JING F, et al. Weighted least-squares Bluetooth localization method based on data preprocessing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(23): 38291-38300.
- [7] LYU Y F, WANG R CH, WANG J F, et al. Multipole magnetic needle positioning method for ultrasound-guided puncture[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2025, 72(4): 1397-1409.
- [8] 李双全, 曹小华. 基于红外检测与RFID技术的AGV定位方法研究[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2021, 45(1): 127-131.
- LI SH Q, CAO X H. Research on AGV positioning method based on infrared detection and RFID technology[J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering), 2021, 45(1): 127-131.
- [9] CAO B, WANG SH B, GE SH R, et al. Improving positioning accuracy of UWB in complicated underground NLOS scenario using calibration, VBUKF, and WCA[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 70: 1-13.
- [10] LING X J, YUAN H P, ZHOU F, et al. Long-term visual localization using robust super point matching and GVL-VIO fusion for intelligent vehicles[J]. IEEE Sensors Journal, 2026, 26(4): 6042-6053.
- [11] RASHIDI M R, CHINARA S. A comprehensive study and performance evaluation of indoor positioning methods in BLE and UWB technologies[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2025, 12(22): 46475-46499.
- [12] TAN H R, ZHAO X G, FU X, et al. A novel fusion positioning navigation system for greenhouse strawberry spraying robot using LiDAR and ultrasonic tags[J]. Agriculture Communications, 2025, 3(2): 100087.
- [13] 王子润, 燕必希, 董明利, 等. 基于激光雷达与改进AMCL的爬壁机器人定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(12): 220-227.
- WANG Z R, YAN B X, DONG M L, et al. A localization method of wall-climbing robot based on lidar and improved AMCL[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(12): 220-227.
- [14] SAYFOORI R, HUANG M H, NADERI A, et al. High-precision UWB sensor-based real-time locating system for rodent behavioral studies[J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(13): 25551-25559.
- [15] DAI P P, WANG S, XU T H, et al. Efficient localization algorithm with UWB ranging error correction model based on genetic algorithm-ant colony optimization back-propagation neural network[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(23): 29906-29918.
- [16] 杨秀建, 皇甫尚昆, 敖鹏, 等. 基于改进全质心-Taylor的UWB定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(10): 284-294.
- YANG X J, HUANGFU SH K, AO P, et al. Improved full-centroid-Taylor based UWB localization[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(10): 284-294.
- [17] 殷壮, 张坤, 亓玉浩, 等. 基于异构传感器双重滤波融合的掘进机位姿感知系统[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(10): 267-281.
- YIN ZH, ZHANG K, QI Y H, et al. Road header pose perception system based on heterogeneous sensor dual-filtering fusion[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(10): 267-281.
- [18] SUNG S, KIM H, JING J. Accurate indoor positioning for UWB-based personal devices using deep learning[J]. IEEE Access, 2023, 11: 20095-20113.
- [19] 谢芝玉, 刘雄飞, 胡志坤. 基于Taylor展开的UWB井下定位算法研究与实现[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(2): 231-235.
- XIE ZH Y, LIU X F, HU ZH K. Research and design of underground coal mine positioning method based on Taylor algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(2): 231-235.
- [20] CAO B, WANG SH B, GE SH R, et al. Study on the improvement of ultra-wideband localization accuracy in narrow and long space[J]. Sensor Review, 2019, 40(1): 42-53.
- [21] 曹波, 朱万洁, 姜春霞, 等. 基于VBKF-CPA-TSA算法的UWB定位技术[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(10): 120-129.
- CAO B, ZHU W J, JIANG CH X, et al. A UWB localization technique based on the VBKF-CPA-TSA algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(10): 120-129.
- [22] XU Y, SHANLIY Y S, BI SH H, et al. Extended Kalman/UFIR filters for UWB-based indoor robot localization under time-varying colored measurement noise[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(17): 15632-15641.
- [23] 曹波, 王世博, 鲁程. 基于UWB系统的采煤工作面端头采煤机自主定位方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(10): 108-117.

- CAO B, WANG SH B, LU CH. Research on the shearer autonomous localization method based on UWB system at the end of coal mining working face[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(10): 108-117.
- [24] DONG J Q, LIAN Z Z, XU J CH, et al. UWB localization based on improved robust adaptive cubature Kalman filter[J]. Sensors, 2023, 23(5): 2669.
- [25] 陈静, 缪坤坤, FELIX Manirankunda. 基于 UKF 优化多三角加权定位算法的 UWB 室内定位系统设计[J]. 无线电工程, 2023, 53(3): 669-677.
- CHEN J, MIAO K K, MANIRANKUNDA F. Design of UWB indoor positioning system based on UKF optimized multi-triangular weighted algorithm[J]. Radio Engineering, 2023, 53(3): 669-677.
- [26] HUANG Y L, ZHANG Y G, WU ZH M, et al. A novel adaptive Kalman filter with inaccurate process and measurement noise covariance matrices [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2017, 63(2): 594-601.
- [27] CAO B, WANG SH B, GE SH R, et al. A novel mobile target localization approach for complicate underground environment in mixed LOS/NLOS scenarios [J]. IEEE Access, 2020, 8: 96347-96362.
- [28] HAJIYEV C, SOKEN H E. Robust adaptive unscented Kalman filter for attitude estimation of pico satellites[J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2014, 28(2): 107-120.
- [29] 曹波, 王世博, 葛世荣, 等. 基于超宽带系统的采煤机端头定位策略及定位技术研究[J]. 煤炭科学技术, 2022, 50(3): 257-266.

CAO B, WANG SH B, GE SH R, et al. Study on positioning strategy and technology at end of shearer based on ultra-wideband system[J]. Coal Science and Technology, 2022, 50(3): 257-266.

作者简介



曹波(通信作者), 2012 年于中国矿业大学获得学士学位, 2022 年于中国矿业大学获得博士学位, 现为安徽科技学院副教授, 主要研究方向为多传感器融合方法和导航定位。

E-mail: shanxi2008caobo@163.com

Cao Bo (Corresponding author) received his B.Sc. and Ph.D. degrees both from China University of Mining and Technology in 2012 and 2022, respectively. He is currently an associate professor at Anhui Science and Technology University. His main research interests include multi-sensor fusion method, and navigation and localization.



李蒙, 2012 年于中国矿业大学获得学士学位, 2020 年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为安徽工业大学副教授, 主要研究方向为多传感器融合方法。

E-mail: y1958476757@163.com

Li Meng received his B.Sc. degree from China University of Mining and Technology in 2012, and his Ph.D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2020. He is currently an associate professor at Anhui University of Technology. His main research interests include multi-sensor fusion and localization methods.