

DOI:10.19650/j.cnki.cjsi.J2412618

基于改进全质心-Taylor的UWB定位方法*

杨秀建,皇甫尚昆,敖鹏,颜绍祥
(昆明理工大学交通工程学院 昆明 650500)

摘要:针对非视距(NLOS)、多径效应等因素对超宽带(UWB)定位精度的影响,提出了一种基于改进全质心结合Taylor的UWB协同定位算法。立足于3个及以上数量的定位基站,将所有基站每3个分为一组,通过双边双向法解算各组的测距数据并基于全质心算法计算相应的全质心坐标值,然后通过模拟退火算法对“伪质心”点坐标进行优化。将优化结果作为第1个初值进行Taylor展开迭代求解,得到第2个初值;进一步地,将第2个初值作为量测值,结合粒子滤波进行优化,得到载体运动时每一点的精确定位坐标。仿真和实验结果表明,与传统结合Taylor展开方法的Chan-Taylor和加权最小二乘-Taylor的UWB定位算法相比,所提算法在静态和动态定位场景下定位精度均有明显优势,经粒子滤波后可有效提高复杂场景下的定位精度,体现出了较高的鲁棒性。

关键词:无人车辆;超宽带;室内定位;全质心算法;粒子滤波

中图分类号:TH70 TN92 文献标识码:A 国家标准学科分类代码:460.40

Improved full-centroid-Taylor based UWB localization

Yang Xiujian, Huangfu Shangkun, Ao Peng, Yan Shaoxiang

(Faculty of Transportation Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: To address inaccurate positioning caused by non-line-of-sight (NLOS) and multipath effects, we propose an enhanced cooperative ultra-wideband (UWB) positioning algorithm based on the full-centroid-Taylor approach. In scenarios involving three or more positioning base stations, the stations are grouped into sets of three. For each group, ranging data is initially processed using the bilateral bi-directional method, and positioning coordinates are then estimated using the full-centroid algorithm. The coordinates of the ‘pseudo-centroid’ point are subsequently optimized using a simulated annealing algorithm. This optimized result serves as the initial value for a Taylor series expansion, which provides a refined initial estimate. Particle filtering is then applied using this refined value to obtain precise positioning coordinates during carrier movement. Simulation and experimental results indicate that, compared to traditional UWB positioning algorithms based on Chan-Taylor and WLS-Taylor methods, the proposed algorithm significantly improves positioning accuracy in both static and dynamic scenarios. Furthermore, the application of particle filtering enhances positioning accuracy in complex environments, demonstrating the robustness of the algorithm.

Keywords: unmanned vehicle; ultra-wide band; indoor positioning; full centroid algorithm; particle filtering

0 引言

随着人工智能和物联网的快速发展,室内环境智能化设备应用日益增多,对智能化设备而言精确定位是保证其正常运行的一个重要问题,得到了越来越多的研究和关注^[1-2]。

在室内定位领域,主流的定位技术包括射频(radio frequency identification, RFID)、无线局域网(wireless local area network, WLAN)、蓝牙、紫蜂协议(zigbee)以及超宽带(ultra wide-band, UWB)等。其中,UWB定位技术由于其传输速率高、时间分辨率高、抗多径干扰、隐蔽性好等优点^[3-4],近年来发展尤为迅速,其厘米级的定位精度也让很多行业对其展开了大量的研究和应用。但是,在室

内有障碍物遮挡的情况下,UWB 会产生明显的非视距(non-line-of-sight,NLOS)误差,信号传输强度会因反射、衍射和吸收导致下降,定位精度不能有效得到保证^[5]。在室内定位研究领域,传统的 UWB 定位算法诸如 Chan 氏算法^[6]、Fang 算法^[7]、Taylor 级数展开法^[8]、最小二乘估计(least squares estimation,LSE)法^[9]等,都是通过求解非线性方程组来计算待定位节点的坐标,其特点对于误差服从理想高斯分布的情况下求解精度较高,而在 UWB 的 NLOS 环境下,多径效应显著,误差分布存在多种情况,求解精度随之下降。

针对上述问题,可通过多种算法组合来提高 UWB 的定位精度,一些学者研究论证了混合定位算法的优势。其中,Lakshmi 等^[10]提出了一种基于接收信号强度(received signal strength indicator,RSSI)的到达时间差(time difference of arrival,TDOA)测量模型,并利用 Chan 算法求解待定位节点的坐标,使用集成学习粒子群优化(ensemble learning particle swarm optimization,ELPSO)和粒子群优化反向传播神经网络(back-propagation neural network optimized by particle swarm optimization,PSO-BPNN)来优化误差,在 UWB 定位环境中得到了较高的定位精度。Zhang 等^[11]提出了一种基于模拟退火算法和蝙蝠算法的联合算法,首先计算出估计位置与实际位置的差值,再利用蝙蝠算法建立迭代优化模型,通过引入随机扰动因子来提高蝙蝠个体的搜索能力,接着使用模拟退火算法来提高蝙蝠算法的分类和搜索能力,最后选取 Chan-Taylor 算法来确定目标的精确位置,有效解决了 UWB 在 NLOS 环境下定位精度不高的问题。曹波等^[12]基于不等式约束的平方根无迹卡尔曼滤波(constrained square root unscented Kalman filter,CSRUKF)对初次定位结果进行平滑处理,减小 NLOS 误差的干扰,同时考虑观测时间内移动速度的影响,提出了一种基于考虑移动速度的抗差泰勒级数(velocity robust Taylor series,VRTS)算法,对定位结果进行优化,提升了 UWB 的定位精度。曹波等^[13]先利用变分卡尔曼滤波(variational bayesian Kalman filtering,VBKF)对 UWB 的测距值进行滤波重构,通过提升测距精度,来消除较大异常值对定位结果的影响,再采用全质心定位算法求解目标节点的位置坐标,最后,利用改进的泰勒级数算法(Taylor series algorithm,TSA)对定位结果进行进一步优化,以提高目标节点的最终定位精度。张少辉等^[14]提出基于冗余距离筛选的优化方法,以 Caffery 方法的坐标初值为迭代起点,以多个定位标签之间的间距作为约束条件,对冗余距离设置权值进行筛选,然后使用梯度下降法优化坐标初值,以提高 UWB 定位精度。

Taylor 算法作为 UWB 定位坐标迭代求解的常用算法,可靠的初始值对保证其求解的精度尤为重要。全质

心算法^[15]对测距值不敏感,求解的是所有基站测距圆交点的质心,无论哪个基站的测距值误差大,对计算结果的影响都较小,鲁棒性高,可为 Taylor 算法提供一个可靠的初值。本文以提高 UWB 的定位精度为目标提出了基于改进的全质心-Taylor 定位方案,先通过双边双向测距(double-sided two-way ranging,DS-TWR)法得到测距信息,基于全质心算法并对其进行改进,通过组合数求解不同组合全质心的坐标来增加计算的步长,并通过模拟退火算法对其“伪质心”点进行寻优,再导入到 Taylor 算法中迭代求解,将得到的最终解作为量测值,进一步基于粒子滤波(particle filter,PF)算法进行滤波,以最大程度上提高 NLOS 环境下 UWB 的定位精度。

1 问题描述

本文研究的 4 基站 UWB 定位系统如图 1 所示,包括 4 个定位基站、1 个待定位节点和 1 个上位机系统。其中,4 个定位基站的坐标分别为 $BS_1(x_1, y_1)$ 、 $BS_2(x_2, y_2)$ 、 $BS_3(x_3, y_3)$ 和 $BS_4(x_4, y_4)$,1 个待定位节点的坐标为 $MS(x, y)$ 。定位时,基站便和待定位节点建立通信,其余 3 个基站将解算得到的测距值发给 BS_1 基站, BS_1 基站将本基站以及其他 3 个基站的测距数据传给上位机,进行数据显示。

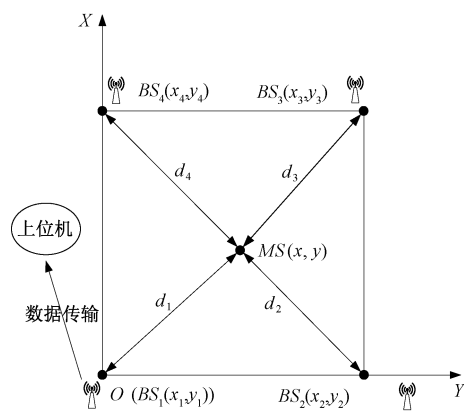


图 1 UWB 的 4 基站定位系统

Fig. 1 Four-base-station UWB positioning system

根据基站之间发送信号特征的不同,测距模型可分为基于信号到达时间(time of arrival,TOA)、基于到达角度(angle of arrival,AOA)以及 TDOA 等,本文研究基于 TOA 测距模型。基于 TOA 的 DS-TWR 测距算法的原理如图 2 所示,定位基站与待定位节点之间的距离为:

$$d_i = \frac{T_1 \times T_4 - T_2 \times T_3}{T_1 + T_2 + T_3 + T_4} \times c \quad i = 1, \dots, 4 \quad (1)$$

式中: T_1 为定位基站发出测距请求到接收测距应答的时

差; T_2 为待定位节点接收测距请求到发出测距回应的时差; T_3 为定位基站接收测距回应到发出结束帧的时差; T_4 为待定位节点发出测距回应到接收结束帧的时差; c 为电磁波在空气中的传播速度, 取值为 $c = 3 \times 10^8$ m/s。

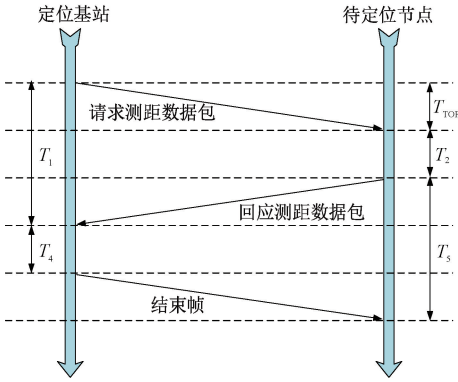


图2 DS-TWR 测距算法原理

Fig. 2 Schematic diagram of DS-TWR ranging algorithm

利用 DS-TWR 得到 UWB 基站到待定位的测距数据后, 还须有效利用测距数据来解算待定位节点的定位数据。对 4 基站 1 待定位节点的定位系统进行分析, 由式(1)得到每个定位基站到待定位节点的测距距离, 设 4 个基站到待定位节点的距离分别为 d_1 、 d_2 、 d_3 和 d_4 , 可得方程组:

$$\begin{cases} (x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 = d_1^2 \\ (x_2 - x)^2 + (y_2 - y)^2 = d_2^2 \\ (x_3 - x)^2 + (y_3 - y)^2 = d_3^2 \\ (x_4 - x)^2 + (y_4 - y)^2 = d_4^2 \end{cases} \quad (2)$$

UWB 定位系统分别处于 LOS 和 NLOS 环境时的三边定位原理如图 3 所示。理论上, 处于 LOS 环境时, 对于不在一条直线上的 3 个基站, 采用三边测量法可求出 3 个测距圆的交点, 即待定位节点的坐标。但其缺点很明显, 当 UWB 处于 NLOS 环境且受到多径效应和障碍物遮挡的影响时, 3 个测距圆会相交产生一个公共区域, 导致三边测量的定位精度大大下降, 定位效果不理想。

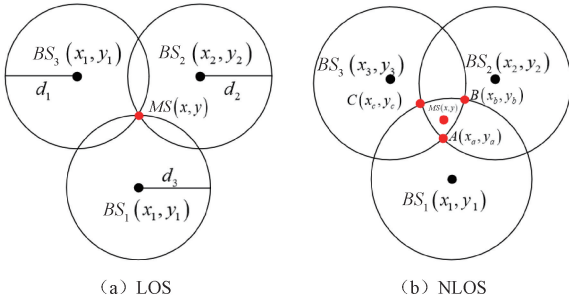


图3 LOS 和 NLOS 环境下的三边定位原理

Fig. 3 Principle of trilateral positioning in LOS and NLOS scenarios

处于 NLOS 定位环境时, 现有全质心算法对待定位节点坐标求解时, 其原理是求测距圆所有交点坐标的质心, 所得结果均为实数解, 具有一定的鲁棒性。

首先, 将式(2)改写为矩阵形式:

$$\begin{bmatrix} -2x_1 & -2y_1 & 1 \\ -2x_2 & -2y_2 & 1 \\ -2x_3 & -2y_3 & 1 \\ -2x_4 & -2y_4 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ K \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \\ k_3 \\ k_4 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中:

$$\begin{cases} K = x^2 + y^2 \\ k_1 = d_1^2 - x_1^2 - y_1^2 \\ k_2 = d_2^2 - x_2^2 - y_2^2 \\ k_3 = d_3^2 - x_3^2 - y_3^2 \\ k_4 = d_4^2 - x_4^2 - y_4^2 \end{cases} \quad (4)$$

定义:

$$Q = \begin{bmatrix} -2x_1 & -2y_1 & 1 \\ -2x_2 & -2y_2 & 1 \\ -2x_3 & -2y_3 & 1 \\ -2x_4 & -2y_4 & 1 \end{bmatrix}, \theta = \begin{bmatrix} x \\ y \\ K \end{bmatrix}, b = \begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \\ k_3 \\ k_4 \end{bmatrix} \quad (5)$$

将式(3)改写为:

$$Q\theta = b \quad (6)$$

用最小二乘法求解可得:

$$\theta_{LS} = (Q^T Q)^{-1} Q^T b \quad (7)$$

从而得到待定位节点的坐标 (x, y) 。

2 改进全质心-Taylor 定位方法

2.1 改进全质心算法

虽然传统全质心算法在求解 NLOS 环境下的定位鲁棒性较高, 但缺点依旧明显, 因 UWB 的部分基站测距会出现异常值, 从而影响定位精度, 同样会造成定位点的漂移, 故这里对全质心算法进行改进, 使其在大多易产生误差的情况下都能保证较高的定位精度。

将所有参与定位的基站每 3 个分为 1 组, 且必须保证这 3 个基站不在一条直线上, 满足三点连线可以组成一个三角形。接着采用组合数 $C_m^n (m \geq n)$ 来判断当前基站以 3 个基站为 1 组存在多少种组合方式, 具体计算方式为:

$$C_m^3 = \frac{m!}{3! (m-3)!} \quad (8)$$

式中: m 为参与基站的总数, 例如当 $m = 3$ 时 $C_3^3 = 1$, 即只有 1 种组合方式; 当 $m = 4$ 时 $C_4^3 = 4$, 即有 4 种组合方式; 当 $m = 5$ 时 $C_5^3 = 10$, 即有 10 种组合方式, 以此类推。在存在 m 个基站的定位区域对 C_m^3 种组合方式采用全质心

算法,计算的待定位节点坐标为 $(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots, (X_t, Y_t)$,下标 t 为最终的基站组合数,即 $t = C_m^3$ 。

4 基站定位模式分组坐标点和“伪质心”点如图4所示,上述 t 组坐标都对最终待定位的求解有所影响,而它们所围区域内必定会有一个最佳的质心点,使得 t 组坐标到质心点的距离和最小,但此质心点不是通常加权求解的质心点,本文称为“伪质心”点。采用模拟退火算法寻找4个点围绕形成的公共区域内的最优“伪质心”点,其中到4个基站距离之和最小的点便是所求最佳的“伪质心”点。模拟退火算法的核心思想是模拟固体退火降温过程,将固体退火过程中的内能模拟为目标函数,将温度模拟为控制参数,经过大量解的变化后,便可求得给定温度值下优化问题的相对最优解,即全局范围内的最优解。

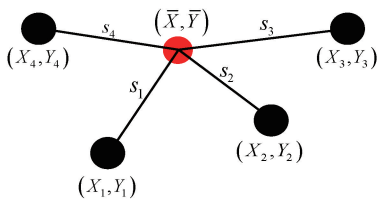


图4 4 基站定位模式分组坐标点和“伪质心”点

Fig. 4 Coordinate points for each group and pseudo-centroid point in four-base-station positioning scenario

以4 基站定位模式(图4)为例,先计算经过分组后的4个全质心算法定位坐标值,再计算“伪质心”的坐标,图4中“伪质心”点 $(\bar{X}, \bar{Y})$ 求解的算法流程如下。

1) 设置目标函数:

$$F(\xi) = \sum_{i=1}^t S_i \quad i = 1, \dots, t \quad (9)$$

式中: ξ 为“伪质心”点的坐标值 $(\bar{X}, \bar{Y})$,作为函数的自变量,而式(10)表示第 i 种组合方式求解的全质心坐标到“伪质心”点的距离。

$$S_i = \sqrt{(X_i - \bar{X})^2 + (Y_i - \bar{Y})^2} \quad i = 1, \dots, t \quad (10)$$

“伪质心”点坐标 $(\bar{X}, \bar{Y})$ 的取值范围设为:

$$\{\bar{X}, \bar{Y} | \min[X_i] \leq \bar{X} \leq \max[X_i],$$

$$\min[Y_i] \leq \bar{Y} \leq \max[Y_i]\} \quad (11)$$

取值范围是依据图4所求分组全质心点的坐标得到,其中 $\min[X_i]$ 和 $\min[Y_i]$ 分别表示第 i 种组合方式求解的全质心坐标 X 轴和 Y 轴的最小点,相应地, $\max[X_i]$ 和 $\max[Y_i]$ 分别代表 X 轴和 Y 轴的最大点。然而,这个取值范围取决于全质心算法的计算误差,若全质心算法求得的坐标不准确,那么取值范围也会不准确,导致模拟退火算法无法在正确的范围内寻找全局最优,得到的结果会产生较大误差。

将“伪质心”点坐标值的取值范围进行补偿,对原有的范围进行扩大,在更大的取值范围内寻找全局最优,因

此引入误差阈值 η^α ,对“伪质心”点的取值范围进行修正如下:

$$\{\bar{X}, \bar{Y} | \min[X_i] - \eta^\alpha \leq \bar{X} \leq \max[X_i] + \eta^\alpha, \min[Y_i] - \eta^\alpha \leq \bar{Y} \leq \max[Y_i] + \eta^\alpha\} \quad (12)$$

式中: η 为UWB的误差补偿值,取值范围为 $(0.1, 0.3)$; α 为控制因子,取值范围为 $(0, 1)$ 。

基于所设目标函数的优化示意图如图5所示,使得目标函数值最优,即需要各个距离 S_i 之和最小,和越小质心坐标值 $(\bar{X}, \bar{Y})$ 估计越准确,图中函数图像最底部对应的 X 轴和 Y 轴的取值即为最优解,此时距离之和 $\sum S_i$ 最小。

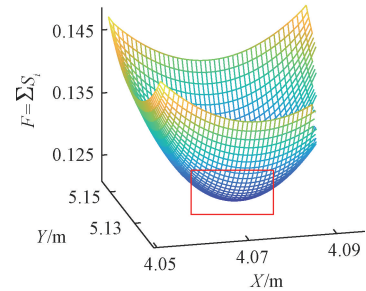


图5 模拟退火算法优化示意图

Fig. 5 Diagram of the simulated annealing algorithm optimization

2) 设置温度 T_k 。初始化温度 T_0 ,需保证 T_0 足够大, T_0 越大获得高质量解的概率越大;退火速率保证 $T_{k+1} = \beta T_k$,下标 $k = 0, 1, 2, \dots$,为退火的温度梯度, β 一般取值范围为 $\{\beta | 0.8 < \beta < 0.99\}$,温度下降方式为指数下降;每个温度值 T_k 下的迭代次数设定为 L 。

3) 根据“伪质心”点坐标值 $(\bar{X}, \bar{Y})$ 的取值范围随机生成初始解状态 ξ ,作为算法迭代的起点。

4) 温度 T_k 下在初始解状态 ξ 周围生成新解 ξ' ,再次计算目标函数 $F(\xi')$ 。

5) 计算增量 $\Delta T = F(\xi') - F(\xi)$,若 $\Delta T < 0$ 则接受 ξ' 作为新的当前解,否则以概率 $\exp\left(\frac{-\Delta T}{T}\right)$ 接受 ξ' 作为新的当前解。

6) 判断是否满足终止条件或达到规定的迭代次数,若满足则输出当前解作为最优解,结束程序;若不满足则重置迭代次数,并降低初始温度,继续从步骤3)循环求解。

7) 模拟退火算法得到的坐标估计值作为第1个初值,进行Taylor迭代求解。

Taylor算法求解时,假设 $(\bar{X}, \bar{Y})$ 表示由式(10)得到的第1个初值,即“伪质心”点, (X, Y) 表示真实定位坐标,可以得到:

$$\begin{cases} X = \bar{X} + \Delta x \\ Y = \bar{Y} + \Delta y \end{cases} \quad (13)$$

式中: Δx 和 Δy 分别为待定位节点在 X 轴和 Y 轴方向的测量误差。在第 1 个初值 $(\bar{X}, \bar{Y})$ 附近进行二阶泰勒展开, 建立测量误差的线性方程, 再用最小二乘法得到待定位节点坐标的估计误差, 最后设定所需阈值 ρ 和迭代次数 n , 当所设阈值满足 $|\Delta x| + |\Delta y| < \rho$ 或超过迭代次数 n 时停止迭代, 得到待定位节点坐标最终的估计值, 作为第 2 个初值。

上述算法流程如图 6 所示。

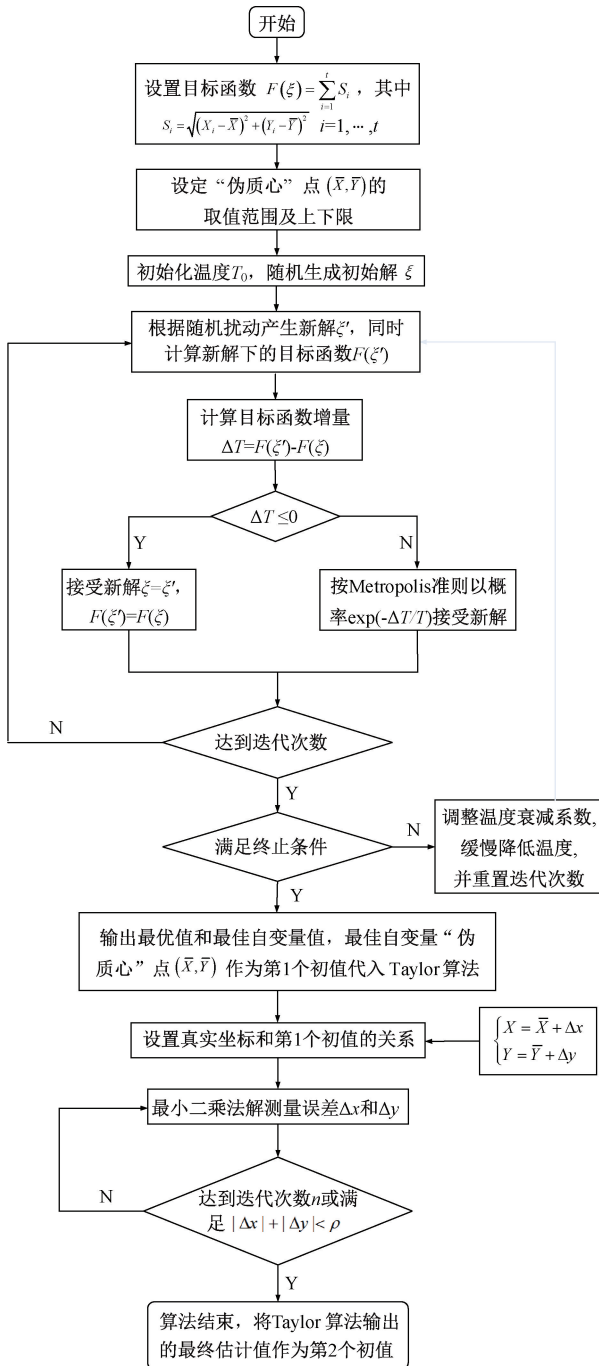


图 6 改进全质心-Taylor 算法流程

Fig. 6 Flow chart of improved full-centroid-Taylor algorithm

2.2 PF 滤波

从解算原理来看, 本文改进全质心-Taylor 算法通过求解目标函数的最优值来逼近真实定位点, 由于测距信息存在噪声, 所以解算得到的待定位坐标依然存在噪声, 因此还需要进一步滤波, 考虑到实际的 UWB 应用场景大多以 NLOS 环境为主, 随机噪声变化大, 呈强非线性系统特征, 会显著影响 UWB 对目标连续运动的定位精度, 故本文改进的全质心-Taylor 定位算法采用 PF 滤波方法, 对经 Taylor 算法得到的第 2 个初值导入 PF 滤波, 得到对移动目标更为准确的定位。

1) 建立状态预测方程

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{F}\mathbf{X}_k + \mathbf{G}\mathbf{w}_k \quad (14)$$

式中: $\mathbf{X}_k, \mathbf{X}_{k+1}$ 分别 k 时刻和 $k+1$ 时刻的系统状态向量, 且 $\mathbf{X}_k = [x_k \ v_{x,k} \ y_k \ v_{y,k}]^T$, 其中 x_k 和 y_k 分别为 X 轴和 Y 轴 k 时刻的位置, $v_{x,k}$ 和 $v_{y,k}$ 分别为 X 轴和 Y 轴方向 k 时刻的速度; $\mathbf{F}$ 为状态转移矩阵; $\mathbf{G}$ 为过程噪声控制矩阵; $\mathbf{w}_k$ 为过程噪声, 满足 $\mathbf{w}_k \sim N(\mu_1, \mathbf{Q}_k)$, μ_1 为过程噪声均值, $\mathbf{Q}_k$ 为过程噪声协方差矩阵。

其中:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{G} = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 \\ T & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} \\ 0 & T \end{bmatrix}$$

2) 建立量测方程

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}(\mathbf{X}_k) + \mathbf{v}_k \quad (15)$$

式中: $\mathbf{Z}_k$ 为 k 时刻改进全质心-Taylor 算法得到的量测值, 即第 2 个初值; $\mathbf{H}(\cdot)$ 为量测函数, 量测噪声满足 $\mathbf{V}_k \sim N(\mu_2, \mathbf{R}_k)$, μ_2 为量测噪声均值, $\mathbf{R}_k$ 为量测噪声协方差矩阵。

3) 粒子群初始化

由先验概率 $P(\mathbf{X}_0)$ 产生包含 N 个粒子的粒子集 $\{\mathbf{X}_0^i\}_{i=1}^N$, 每个粒子的权重为 $\omega = \frac{1}{N}$ 。

4) 粒子群更新

粒子集合的所有粒子按照状态方程 (式 (14)) 运动和状态演化, 将改进全质心-Taylor 算法得到的定位信息作为新的量测值, 更新所有粒子的权重, 以先验的概率密度作为重要密度函数得到:

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i P(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k^i) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (16)$$

归一化得到:

$$\omega_k^i = \frac{\omega_k^i}{\sum_{i=1}^N \omega_k^i} \quad (17)$$

故 k 时刻 $\mathbf{X}_k$ 的最小均方估计为:

$$\mathbf{X}_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^i \mathbf{X}_k^i \quad (18)$$

5) 重采样

对原粒子集进行重采样得到新的粒子集 $\{\mathbf{X}_{0:k}^i, i = 1, 2, \dots, N\}$, 同时为了提高粒子的多样性, 给粒子集里的每个粒子加上一个满足高斯零均值分布的粗化噪声, 使得粒子在状态空间里分布的范围更加广泛。

6) 预测新的状态

根据式 (14) 预测 $k+1$ 时刻的状态 $\mathbf{X}_{k+1}^i$ 。

3 仿真分析

通过仿真的方法对本文提出的改进的全质心-Taylor UWB 定位方案进行分析评价。设置 $6 \text{ m} \times 6 \text{ m}$ 的定位区域, 定位区域内包括 4 个 UWB 定位基站, 坐标分别为 $BS_1(0 \text{ m}, 0 \text{ m})$ 、 $BS_2(6 \text{ m}, 0 \text{ m})$ 、 $BS_3(6 \text{ m}, 6 \text{ m})$ 和 $BS_4(0 \text{ m}, 6 \text{ m})$, 假设定位区域内存在一个待定位节点 c , 真实坐标为 $(x_{\text{ture}}, y_{\text{ture}})$ 。进行模拟定位时, 先计算出各个基站到真实坐标的欧氏距离, 再将欧氏距离除以电磁波在空气中传播的速度, 得到各个基站到真实坐标的时间, 接着给此时间加上一个噪声作为 UWB 在测距时信号传输的延迟误差, 最后将此时间乘以电磁波传播的速度得到伪距离。

参考文献 [16-17] 可知, UWB 在 LOS 环境下的噪声一般服从标准的高斯分布, NLOS 环境下噪声一般服从高斯分布、指数分布、瑞利分布等, 本文采用零均值高斯分布 $N_1(0, \sigma^2)$ 来描述 LOS 环境下 UWB 的噪声分布, 正均值高斯分布 $N_2(\mu, \sigma^2)$, $\mu > 0$ 来描述 NLOS 下 UWB 的噪声分布。时间噪声向量设为:

$$\mathbf{T}_{\text{noise}} = \begin{bmatrix} 1 \times 10^{-9} & 3 \times 10^{-9} & 5 \times 10^{-9} \\ 7 \times 10^{-9} & 9 \times 10^{-9} & 1.1 \times 10^{-8} \end{bmatrix}^T$$

距离测量误差标准差向量设为:

$$\mathbf{D}_{\text{error}} = [0.2 \quad 0.4 \quad 0.6 \quad 0.8 \quad 1.0 \quad 1.2]^T$$

3.1 静态定位仿真

假定待定位节点的真实坐标 $(4, 5)$, 基于 6 种不同的时间噪声进行蒙特卡洛仿真, 采用均方根误差 (root mean squared error, RMSE) 来评价不同距离测量误差标准差下 Chan-Taylor、加权最小二乘-Taylor (weighted least squares-taylor, WLS-Taylor) 算法和改进全质心-Taylor 算法的定位性能, 定义为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [(x_{\text{ture}} - \hat{x}_i)^2 + (y_{\text{ture}} - \hat{y}_i)^2]} \quad (19)$$

式中: $(x_{\text{ture}}, y_{\text{ture}})$ 为坐标的真实值; $(\hat{x}_i, \hat{y}_i)$ 为定位算法求解坐标的估计值; M 为总的仿真次数, 每种定位算法分别进行 3 000 次仿真, 即 $M = 3\,000$ 。

考虑时间噪声 $T_{\text{noise}}(5) = 9 \times 10^{-9} \mu\text{s}$, LOS 和 NLOS 环境下 3 种定位算法的定位性能对比如图 7 所示, 可以看出, 在 LOS 和 NLOS 环境下, 随着距离测量误差标准差的增大, 本文所提定位算法的 RMSE 都明显小于 Chan-Taylor 和 WLS-Taylor 两种算法, 定位性能较好。表 1 所示为 NLOS 环境下, 距离测量误差标准差为 1.2 m 时不同时间噪声下 3 种定位算法的 RMSE 值比较, 可以看出, 在不同的时间噪声下, 本文所提定位算法的 RMSE 值始终保持在 2 m 内, 相比之下 Chan-Taylor 和 WLS-Taylor 两种定位算法 RMSE 的最大值都在 2.2 m 附近, 本文定位算法的优势显著。

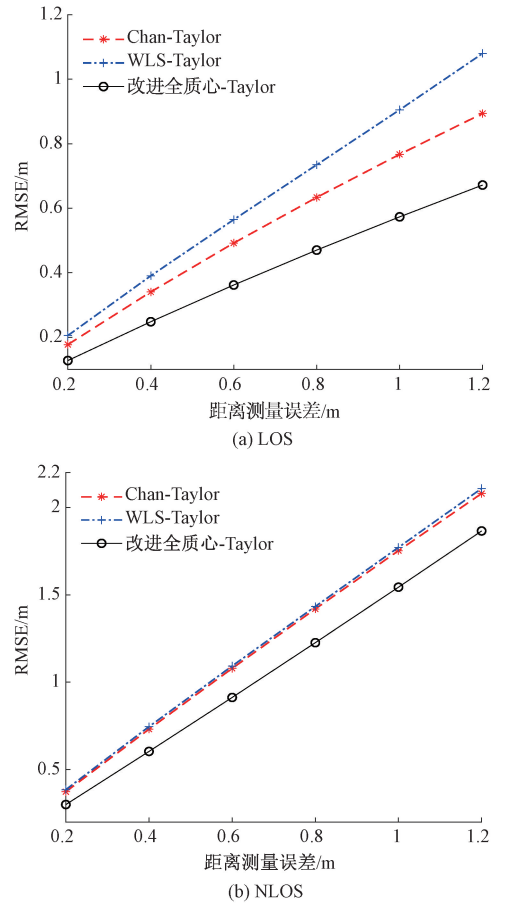


图 7 LOS 和 NLOS 环境下的定位算法性能比较

Fig. 7 Comparison of the algorithms' positioning performance in LOS and NLOS scenarios with time noise

为了进一步验证本文改进全质心-Taylor 算法的性能, 设置不同的定位基站数量, 并在时间噪声为 $1 \times 10^{-9} \mu\text{s}$ 、距离测量误差标准差为 1.2 m 的环境下进行仿真验证, 不同数量基站定位下 3 种定位算法的定位性能比较如图 8 所示。可见, 随着基站数量的增加, 3 种定位算法的 RMSE 都在减小, 这说明增加基站数量可在一定程度上减小定位误差, 但当基站数量从 5 个增加到 7 个时,

表1 NLOS环境不同时间噪声下的定位算法性能比较

Table 1 Comparison of positioning performance of the algorithms subject to different temporal noise in NLOS scenario

时间噪声/ μs	RMSE/m		
	Chan-Taylor	WLS-Taylor	改进全质心-Taylor
1×10^{-9}	1.700	1.963	1.343
3×10^{-9}	1.731	1.889	1.442
5×10^{-9}	1.952	2.086	1.497
7×10^{-9}	1.985	2.144	1.654
9×10^{-9}	2.080	2.209	1.866
1.1×10^{-8}	2.190	2.249	1.990

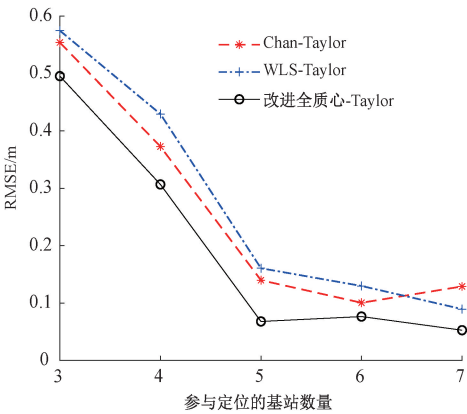


图8 不同数量基站定位下的定位算法性能比较

Fig. 8 Comparison of the positioning performance of algorithms with varying numbers of base stations

本文所提定位算法和 Chan-Taylor 算法的 RMSE 减小趋势不明显,而 WLS-Taylor 算法的 RMSE 一直处在下降趋势。综合来看,随着参与定位的基站数量的增加,3 种定位算法的定位性能差异在逐渐减小,但本文算法的定位误差始终处于相对较低的水平,定位性能优于其他两种算法。

3.2 动态定位仿真

与 3.1 节设置的定位区域相同,假设存在一个移动物体从(1,1)开始运动,初始状态为 $\mathbf{X}_0 = [1 \text{ m} \ 0.04 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1} \ 1 \text{ m} \ 0.04 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}]^T$,动态仿真的误差取值为 $\mathbf{T}_{\text{noise}}(3) = 5 \times 10^{-9} \mu\text{s}$, $\mathbf{D}_{\text{error}}(3) = 0.6 \text{ m}$, 并加入符合正均值高斯分布的随机数,以此模拟 UWB 的 NLOS 环境。先将本文所提定位算法与 Chan-Taylor 算法和 WLS-Taylor 算法生成的轨迹进行对比,然后将定位轨迹进行滤波分析,将本文所提的 PF 滤波方法与 EKF、UKF 滤波方法进行比较分析,滤波初始系统过程噪声协方差矩阵为 $\mathbf{Q} = \text{diag}(0.01, 0.01, 0.01, 0.01)$,量测噪声协方差矩阵为

$\mathbf{R} = \text{diag}(0.5, 0.5)$ 。

在动态定位下 3 种定位算法的滤波前轨迹对比如图 9 所示,可以看出,相对于其他两种定位算法,在 NLOS 环境下本文所提算法解算的轨迹与真实轨迹的贴合程度较高,定位点的“漂移”的程度较小,而 Chan-Taylor 算法轨迹中出现了若干个点计算发散的情况,轨迹定位点的“漂移”程度较大,相比来说本文算法的收敛性较好,并且受到 NLOS 误差的影响程度较小。

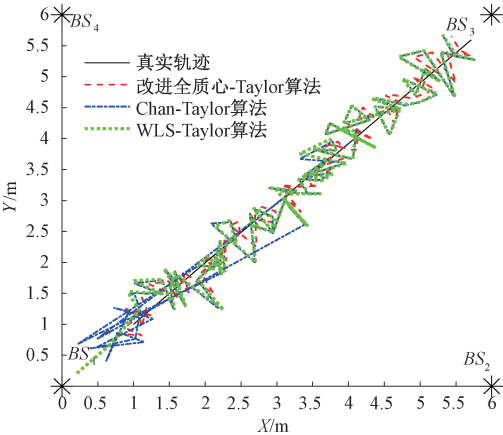


图9 动态定位下3种定位算法的仿真轨迹比较

Fig. 9 Comparison of simulation trajectories for three positioning algorithms in dynamic positioning conditions

动态定位下 3 种定位算法的位置平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 对比如图 10 所示,其中 MAE 定义为:

$$MAE = \sqrt{MAE_x^2 + MAE_y^2} \tag{20}$$

$$MAE_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_{\text{true}} - \hat{x}_i| \tag{21}$$

$$MAE_y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_{\text{true}} - \hat{y}_i| \tag{22}$$

式中: $(x_{\text{true}}, y_{\text{true}})$ 为坐标的真实值; $(\hat{x}_i, \hat{y}_i)$ 为算法求解坐标的估计值; n 为所有坐标点的数量。由图 10 可见,本文所提定位算法的 MAE 值处在较低水平,而 Chan-Taylor 算法由于在解算部分定位点时出现了发散,产生了较大的误差。具体地,本文所提算法、Chan-Taylor 算法和 WLS-Taylor 算法的 MAE 值分别为 0.355、0.454 和 0.395 m。

将本文所提定位算法解算的定位数据作为量测值,假设一个移动物体沿着图 9 的真实轨迹运动,本文所提 PF 滤波与 EKF、UKF 滤波的轨迹对比如图 11 所示。显然,经 EKF 滤波后的轨迹出现了较大程度的偏移,经 UKF 滤波后的轨迹在轨迹末端延伸出了一段,而经 PF 滤波后的轨迹全程贴合于真实轨迹,这说明 PF 滤波在不断调整粒子的权重后,不依赖于先验的概率密度分布,得到了更为准确的后验概率密度分布,估计更加准确。

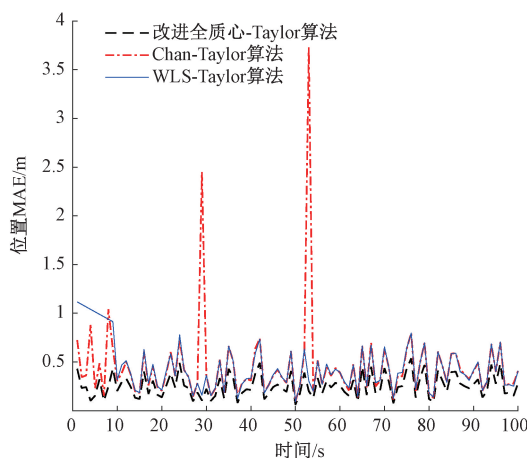


图 10 动态定位下 3 种定位算法的位置 MAE

Fig. 10 MAE of three positioning algorithms under dynamic positioning condition

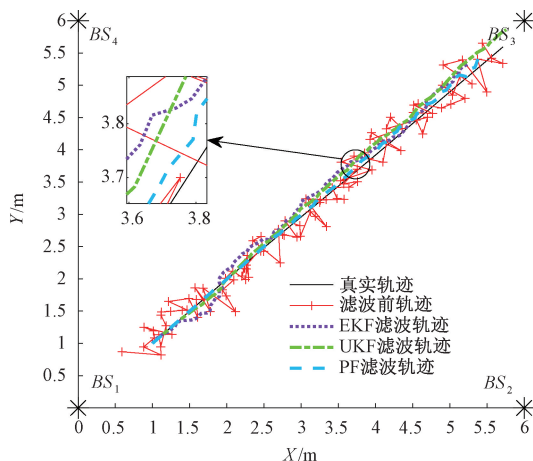
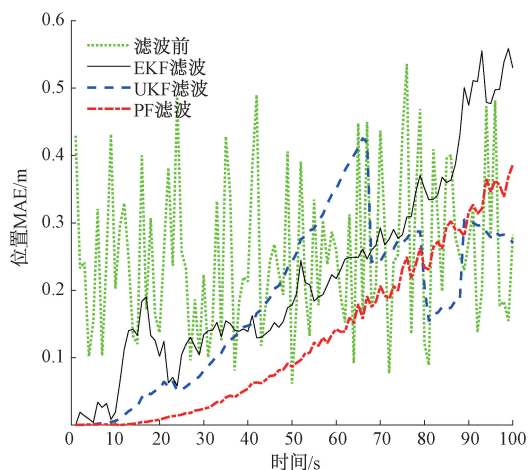


图 11 动态定位下滤波轨迹仿真比较

Fig. 11 Simulation comparison of filtered trajectories under dynamic positioning condition

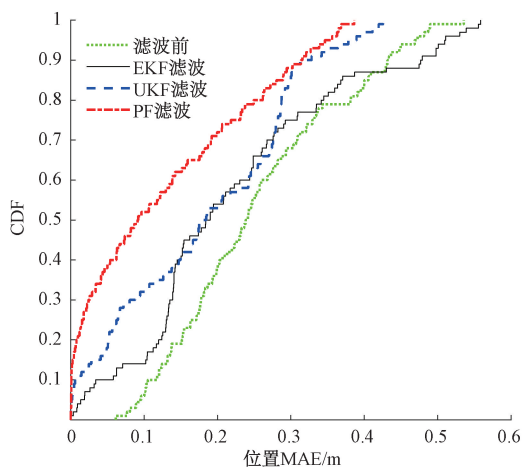
图 12 所示是动态定位下各滤波方法的位置 MAE (图 12(a)) 和累积分布函数 (cumulative distribution function, CDF) (图 12(b)) 仿真对比。由图 12(a) 可以看出, 与轨迹图呈现的效果一致, PF 算法的位置 MAE 较小, 误差水平低于其他两种滤波算法; 由图 12(b) 可以看出, PF 算法较早期地到达了最大误差点, 且处在小误差的概率明显大于其他两种滤波算法, 优势明显。本文算法的 MAE 值为 0.255 m, 经 EKF 滤波后的 MAE 值为 0.222 m, 经 UKF 滤波后的 MAE 值为 0.182 m, 经 PF 滤波后的 MAE 值为 0.127 m, 基于动态环境下的定位, 3 种滤波算法都在一定程度上提升了本文算法的精度, 但 PF 算法的效果更好。

综合上述仿真分析可知, 本文所提定位算法在经过 PF 滤波后, 在动态定位场景下滤波后与真实轨迹的切合



(a) 位置 MAE 对比

(a) Position MAE comparison



(b) CDF 对比

(b) Comparison of CDF

图 12 动态定位下不同滤波方法的 MAE 和 CDF 仿真对比

Fig. 12 Simulation comparison of distance MAE and CDF using different filtering methods in dynamic positioning conditions

程度较高, 误差较小, 且对本文算法产生的误差有所抑制。

4 实验验证

在仿真分析评价的基础上, 继续通过场地实验验证本文所定 UWB 定位方案的有效性。在实验室内搭建 6 m×6 m 的定位实验区域, 如图 13 所示, 首先用全站仪先测量出 4 个 UWB 基站的真实坐标, 分别为 BS_1 (0 m, 0 m)、 BS_2 (6.219 m, 0 m)、 BS_3 (6.258 m, 0 m) 和 BS_4 (0.045 m, 5.845 m), 然后再随机选取 6 个点, 坐标分别为点 1 (4.501 m, 2.714 m)、点 2 (2.332 m, 4.523 m)、点 3 (0.724 m, 4.716 m)、点 4 (1.318 m, 2.731 m)、点 5 (2.106 m, 1.131 m) 和点 6 (4.295 m, 1.121 m)。为了模拟 UWB 的 NLOS 环境, 实验时在定位区域摆放桩桶, 并

有两位实验人员在定位区域内围绕定位点随机走动。静态实验时使用 UWB 设备对选取的 6 个静态点进行定位,每个点定位 200 次,并计算 200 次定位的均方根误差。

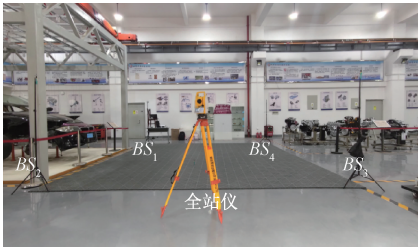


图 13 场地实验场景
Fig. 13 Setting for field test

动态实验时定位区域的 UWB 基站部署模式和静态定位保持一致,使用一辆搭载树莓派主板的智能小车,车上装有 1 个 UWB 定位标签,实验过程中车辆沿预设轨迹运动,通过上位机读取车辆与 4 个基站的测距距离。设置类似“U”形的运动轨迹,如图 14 所示,起始点为点 A,终点为点 F,运动顺序为 $A \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow D \rightarrow E \rightarrow F$,其中 6 个点的坐标分别为 $A(1.061\text{ m}, 3.921\text{ m})$ 、 $B(2.133\text{ m}, 3.916\text{ m})$ 、 $C(2.137\text{ m}, 1.525\text{ m})$ 、 $D(3.554\text{ m}, 1.488\text{ m})$ 、 $E(3.630\text{ m}, 3.936\text{ m})$ 和 $F(5.027\text{ m}, 3.932\text{ m})$ 。实验结束后将本文所提改进全质心-Taylor 算法解算得到的定位数据作为滤波算法的量测量进行 PF 滤波,并与 EKF 和 UKF 的滤波效果进行比较。



图 14 场地实验
Fig. 14 Field test

4.1 静态定位实验

表 2 所示为 NLOS 环境下 3 种定位算法进行 200 次定位的 RMSE 值比较,显然,本文所提的改进全质心-Taylor 定位算法在各个点的 RMSE 值都显著小于 Chan-Taylor 算法和 WLS-Taylor 算法相应的值。就 6 个点的 RMSE 平均值来看,本文算法、Chan-Taylor 算法和 WLS-Taylor 算法的平均值分别为 0.169、0.210 和 0.228 m,本文所提定位算法的误差相较 Chan-Taylor 和 WLS-Taylor 算法分别降低 19.5% 和 25.9%。此外,还可以发现 3 种

算法在点 3 的 RMSE 值都较大,主要原因是点 3 距离基站 BS_4 较近,实验人员在走动过程中对基站 BS_4 的信号遮挡幅度较大,导致测距误差增加,同时定位解算的误差也相应增加。

表 2 NLOS 环境下 3 种定位算法 200 次定位的 RMSE
Table 2 RMSE from 200 positioning trials for the three algorithms in the NLOS scenario

点 i	真实坐标/m	RMSE/m		
		Chan-Taylor	WLS-Taylor	改进全质心-Taylor
1	(4.501,2.714)	0.191	0.207	0.173
2	(2.332,4.523)	0.184	0.204	0.164
3	(0.725,4.716)	0.365	0.396	0.305
4	(1.318,2.731)	0.136	0.157	0.083
5	(2.106,1.131)	0.134	0.149	0.091
6	(4.295,1.121)	0.249	0.255	0.195

4.2 动态定位实验

表 3 所示为动态定位场地实验 3 种定位算法的位置 MAE 和位置最大误差比较,可以看出,本文算法的位置 MAE 和位置最大误差都比 Chan-Taylor 算法和 WLS-Taylor 算法的要小,在 NLOS 环境下对误差的抑制效果较好。相比较而言,Chan-Taylor 算法的误差较大,这是由于在定位解算过程中 Chan-Taylor 算法依旧出现了个别点发散的情况,导致总体误差增加。

表 3 动态定位场景场地实验 3 种算法的位置 MAE 和位置最大误差

Table 3 Position MAE and maximum error of the three algorithms in dynamic positioning field test conditions (m)

算法	位置 MAE	位置最大误差
Chan-Taylor	0.225	0.652
WLS-Talor	0.190	0.609
改进全质心-Taylor	0.178	0.539

动态场地实验 EKF、UKF、PF 滤波的运动轨迹如图 15 所示,可以看出,EKF 滤波后的轨迹偏差较大,其中在 CD 和 EF 边的偏离较为明显,UKF 滤波后在 BC 和 CD 边的偏离较为明显,但总体效果比 EKF 滤波更佳,PF 滤波后在 BC 边有明显偏离,但相较于其他两种滤波,总体滤波轨迹和真实轨迹的贴合程度更高。表 4 所示为 3 种滤波算法的位置 MAE,可见 PF 算法相较于 EKF 和 UKF 算法的精度分别提高了 23.9% 和 13.2%。不同滤

波算法的 CDF 比较如图 16 所示,可以看出,经 PF 滤波后较早到达了最大误差点,且小误差范围内的概率较低,相比之下 PF 滤波效果更好。

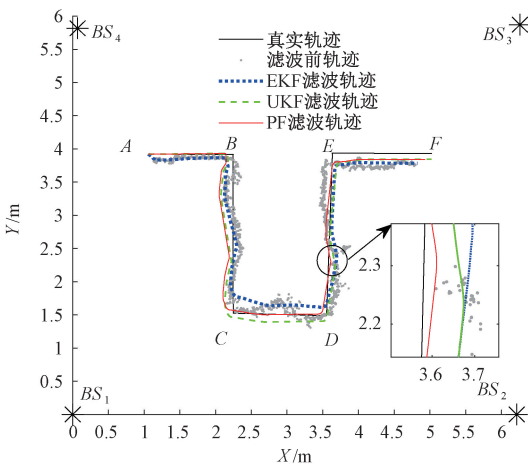


图 15 动态定位场地实验不同滤波算法的运动轨迹比较
Fig. 15 Comparison of motion trajectories using different filtering methods in dynamic positioning field test conditions

表 4 动态定位场景场地实验不同滤波算法的位置
MAE 值和最大误差

Table 4 Position MAE and maximum error using different filtering methods in dynamic positioning field test conditions (m)		
算法	位置 MAE	位置最大误差
EKF	0.155	0.402
UKF	0.136	0.440
PF	0.118	0.373

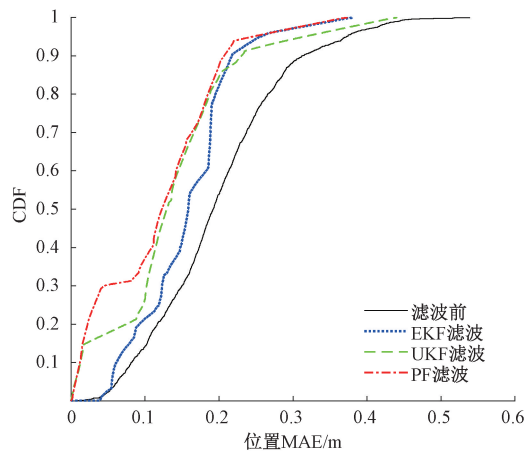


图 16 动态定位场地实验不同滤波算法的 CDF 比较
Fig. 16 Comparison of CDF by different filter methods in dynamic positioning field test condition

5 结 论

本文针对目前 UWB 定位算法受 NLOS 环境、多径效应等因素影响较大的问题,提出了一种基于改进全质心-Taylor 的协同定位算法。所部署基站的数量需大于等于 3 个,定位时将所有基站每 3 个分为一组,通过组合数计算出满足基站“不在同一条直线上”的所有情况,在得到基站和待定位节点的测距数据后,计算各组基站的全质心坐标,以此增加全质心算法的步长,进而改进全质心算法,然后通过模拟退火算法优化求解“伪质心”点坐标,并将其作为第 1 个初值进行 Taylor 展开迭代求解,得到第 2 个初值,进一步地,将第 2 个初值作为量测值,对定位结果进行 PF 滤波,最终得到动态定位下轨迹每一点的精确坐标。仿真和实验结果表明,与传统基于 Chan-Taylor 和 WLS-Taylor 的 UWB 定位算法相比,本文所提算法在静态和动态定位场景下定位精度均有明显优势,经 PF 滤波后可进一步提高复杂场景下移动物体的定位精度,体现出了较高的鲁棒性,与 EKF 和 UKF 滤波相比,PF 滤波的精度更高,优势明显。

本文所提算法需要对参与定位的基站进行分组,故定位点的计算时间会有所增加,所以后续还可以对算法解算效率进一步研究,以降低对硬件算力的要求。

参考文献

[1] JUÁREZ A, FORTES S, COLIN E, et al. UWB-based positioning system for indoor sports [C]. 2023 13th International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2023: 1-6.

[2] LIU J, ZHANG L, XU J G, et al. Dynamic feasible region-based IMU/UWB fusion method for indoor positioning [J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(13): 21447-21457.

[3] LYU Z T, ZHANG X, CHEN D D, et al. The development and progress of the UWB physical layer [J]. Micromachines, 2023, 14(1): 8.

[4] WANG CH Q, XU AI 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.

[5] YAO S R, SU Y, ZHU X H. High precision indoor positioning system based on UWB/MINS integration in NLOS condition [J]. Journal of Electrical Engineering and Technology, 2022, 17(2): 1415-1424.

[6] HUA C H, ZHAO K, DONG D N, et al. Multipath map method for TDOA based indoor reverse positioning system with improved Chan-Taylor algorithm [J]. Sensors, 2020, 20(11): 3223.

- [7] LIU Y Y, CHEN P, CHEN ZH M, et al. Fang-based 3D TDOA localization method for large-scale UAV cluster[J]. IEEE Communications Letters, 2024, 28(1): 58-62.
- [8] CHEN Y, SHEN CH, ZHANG K, et al. TDOA positioning method based on Taylor series expansion based on cuckoo search algorithm[C]. 2020 International Conference on Virtual Reality and Intelligent Systems (ICVRIS), 2020: 986-989.
- [9] CHEN J P, YANG X F, SU ZH, et al. A UWB-based method for identification and error compensation of non-line-of-sight signals for indoor positioning of ships[C]. 2022 International Conference on Cyber-Physical Social Intelligence (ICCSI), 2022: 278-282.
- [10] LAKSHMI Y V, SINGH P, ABOUHAUWASH M, et al. Improved Chan algorithm based optimum UWB sensor node localization using hybrid particle swarm optimization[J]. IEEE Access, 2022, 10: 32546-32565.
- [11] ZHANG L, LI X G, WEI F L, et al. Indoor 3-D localization based on simulated annealing bat algorithm[J]. International Journal of Electrical Engineering Education, 2023, 60(1): 3261-3278.
- [12] 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 autonomous positioning method of coal miner at the end of coal mining face based on UWB system[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(10): 108-117.
- [13] 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. UWB positioning technique based on VBKF-CPA-TSA algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(10): 120-129.
- [14] 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.
- ZHANG SH H, QI Y H, ZHAI F W, et al. UWB positioning optimisation method based on redundant distance screening[J]. Journal of Tsinghua University (Natural Science Edition), 2022, 62(5): 934-942.
- [15] HAI L, YANG ZH, CAO ZH F, et al. An improved weighted centroid localization algorithm based on Zigbee[C]. 2022 5th International Conference on Advanced Electronic Materials, Computers and Software Engineering (AEMCSE), 2022: 634-637.
- [16] 李文锋, 周敬龙, 王其, 等. 超宽带信号的非视距识别与测距误差抑制[J]. 控制与决策, 2024, 39(8): 2605-2612.
- LI W F, ZHOU J L, WANG Q, et al. Non-line-of-sight identification and range error suppression for ultra-wideband signals[J]. Control and Decision, 2024, 39(8): 2605-2612.
- [17] HALL D L, BRANDSEMA M J, NARAYANAN R M. Derivation of K-factor detection statistics to discriminate between LOS and NLOS scenarios[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(4): 2668-2679.

作者简介



杨秀建(通信作者), 2004 年于山东大学获得学士学位, 2009 年于山东大学获得博士学位, 现为昆明理工大学教授, 主要研究方向为智能车辆技术。

E-mail: yangxiujian2013@163.com

Yang Xiujian (Corresponding author)

received his B.Sc. degree from Shandong University in 2004, and Ph.D. degree from Shandong University in 2009. Now he is a professor at Kunming University of Science and Technology. His main research interest is intelligent vehicle technology.