

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311894

基于 VBKF-CPA-TSA 算法的 UWB 定位技术*

曹波¹, 朱万洁¹, 姜春霞¹, 张华¹, 李蒙²

(1. 安徽科技学院机械工程学院 滁州 233100; 2. 安徽工业大学机械工程学院 马鞍山 243002)

摘要:设施内移动农业设备的精准定位是农业智能化、无人化发展的关键。针对设施内 GPS 拒止环境下农业设备的定位问题,提出利用超宽带(UWB)系统构建设施内移动农业设备的导航定位系统。为了提高移动农业设备的定位精度,提出利用变分卡尔曼滤波(VBKF)对 UWB 系统的 4 个测量距离进行平滑处理,提高测量距离的估计精度,采用全质心定位算法(CPA)求解目标节点的位置坐标;为了进一步提高定位精度,利用改进的泰勒级数优化算法(TSA)对 VBKF-CPA 方法的定位结果进行优化处理。以移动机器人作为实验平台,利用 UWB 系统在室内开展了动静态模拟实验,验证所提方法的有效性。实验结果表明,VBKF-CPA-TSA 算法能提升目标节点的定位精度,获得较稳定的定位结果, x 轴、 y 轴、 z 轴的平均误差由 0.085、0.071、0.064 m 减小为 0.034、0.032、0.028 m,平均估计精度分别提高了 60%、54.9%、56.3%;VBKF-CPA-TSA 算法的动态定位轨迹更逼近真实轨迹,表明所提定位算法能提高设施内 UWB 系统的定位精度,该方法为设施内 GPS 拒止环境中移动农业设备的定位提供新方法。

关键词:超宽带;移动式农业设备;变分卡尔曼滤波;定位精度;泰勒级数算法

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 technique based on the VBKF-CPA-TSA algorithm

Cao Bo¹, Zhu Wanjie¹, Jiang Chunxia¹, Zhang Hua¹, Li Meng²

(1. School of Mechanic Engineering, Anhui Science and Technology University, Chuzhou 233100, China;

2. School of Mechanical Engineering, Anhui University of Technology, Maanshan 243002, China)

Abstract: The accurate positioning of mobile agricultural equipment in the facilities is the key to the development of intelligent and unmanned agriculture. In view of the positioning problem of agricultural machinery in the facility in a GPS-denied environment, the ultra-wide band (UWB) system is proposed to establish the navigation and positioning system of agricultural machinery in the facility. To improve the positioning accuracy of agricultural machinery equipment, the variational Bayesian Kalman filtering (VBKF) is utilized to smooth the four measured distances of the UWB system to enhance the estimation accuracy of the measured distance, and the centroid positioning algorithm (CPA) is used to calculate the position coordinates of the target node (TN). To further improve the positioning accuracy, an improved Taylor series algorithm (TSA) is implemented to optimize the localization results of the VBKF-CPA method. With the mobile robot as the experimental platform, the dynamic and static simulation experiments are conducted indoors by using the UWB positioning system to evaluate the effectiveness of the proposed method. The experimental results show that the VBKF-CPA-TSA algorithm can improve the positioning accuracy of the TN and obtain more stable localization results. The mean error on the x -, y -, and z -axis are reduced from 0.085, 0.071, and 0.064 m to 0.034, 0.032, and 0.028 m, and the average estimation accuracies are increased by 60%, 54.9%, and 56.3%, respectively. The dynamic localization trajectory of the VBKF-CPA-TSA algorithm is closer to the real movement trajectory, which verifies that the proposed positioning algorithm is able to ameliorate the positioning accuracy of the UWB system in the agricultural facilities and provide a novel method for agricultural mechanical positioning in GPS-denied environment.

Keywords: ultra-wide band; mobile agricultural equipment; variational Bayesian Kalman filtering; positioning accuracy; Taylor series algorithm

收稿日期:2023-09-07 Received Date: 2023-09-07

* 基金项目:安徽省科技厅自然科学基金面上项目(2308085ME150)、安徽省教育厅重点项目(2022AH051636)、滁州市人才项目(JXWD202201, 881208)资助

0 引言

实现农机智能化是国内外研究领域共同追求的前沿技术,是缩小我国与发达国家农业经济发展水平的必然要求。《中国制造 2025》将农业机械智能化列入我国发展的十大重点领域,旨在 2025 年全面实现农业产品结构升级并突破高端产品技术应用^[1]。移动农业设备的智能化能够降低劳动强度、解放劳动力、提高生产效率、降低生产成本^[2],其中自主导航定位技术作为农业机械智能化的一项核心技术之一^[3]。随着无人化、智能化装备和技术的发展,设施农业精确位置服务需求已成为精准农业亟待解决的问题。

在空旷的室外环境中,全球定位系统(global positioning system, GPS)可以实时获得作业机械的位置信息,但是在室内环境中,由于遮挡物较多,GPS 信号减弱或者丢失,从而导致定位精度较低甚至定位失效,无法满足精准定位的需求^[4]。因此,需要寻找一种能够替代 GPS 实现精准定位的技术。惯性导航定位^[5]、机器视觉定位^[6]、超声波定位^[7]、激光定位^[8]、红外线定位^[9]和蓝牙定位技术^[10]常被用于导航定位。惯性导航定位技术在短时间内能够获得较高的定位精度,但是随着时间的延长,惯性元件会产生较大的累积误差,降低定位精度^[11]。基于机器视觉定位技术能够获得较丰富的定位区域信息,但是定位精度易受到光线的影响,图像计算量大且定位的实时性较低^[12]。超声波定位和激光定位技术适合于短距离的定位,而且定位效果较差。红外线定位和蓝牙定位技术传输的定位距离较短,定位稳定性差,难以满足设施内移动农业设备自主导航定位精度的需求。

超宽带(ultra-wide band, UWB)技术通过发送纳秒级别的极窄脉冲进行数据传输,具有超强的穿透力,较高的传输速率,抗干扰性好的优势,测距精度能达到厘米级别,已经广泛应用于室内定位^[13-14],同时该技术为农业机械设备的自主导航提供了新思路。Poulose 等^[15]利用 UWB 系统在室内开展定位研究,获得较好的定位效果。Yao 等^[16]提出了一种基于 UWB 无线定位的路径跟踪方法,采用 4 个基站构建 UWB 无线定位系统,利用加权最小二乘法解超静定方程组,提升了农业设施内的定位精度。孙小文等^[17]针对仓储环境下农资物品与自动导引运输车的定位精度低的问题,开发了适用于农资仓储环境下的 UWB 室内定位系统。在 UWB 定位系统中,目标节点与基站之间的非视距传播通道将导致无线信号经过反射和衍射到达接收端,产生了非视距误差,导致系统的定位精度降低,因此在基站部署安装时,需要根据定位区域的工况,确保基站与目标模块处于视距环境中,从而提

高目标节点的位置估计精度。为此,侯佳林等^[18]采用改进的增量卡尔曼滤波算法减小非视距误差影响,利用 Chan 算法求解目标节点的准确位置。胡悦等^[19]充分利用 UWB 基站的静止特性,结合因子图输出的位置及位置置信区间计算智能车与基站之间的最大理论距离,制定自适应融合规则,实现卫星拒止环境下智能车的可靠定位。曹波等^[20]提出一种基于不等式约束的平方根无迹卡尔曼滤波算法削弱非视距误差。Geng 等^[21]为实现设施内农业机械的自动导航,采用 4 个 UWB 基站组建室内无线定位系统,并与 WT901C 光纤陀螺仪组合使用,获取试验样车与期望路径之间的横向偏差和航向偏差,但是这些方法的定位精度有待进一步提升。

为此,本文针对设施内 GPS 拒止环境下农业机械设备的定位问题,利用 UWB 系统构建设施内移动农业设备的导航定位系统,提出利用变分卡尔曼滤波(variational Bayesian Kalman filtering, VBKF)对 UWB 系统的测量距离进行滤波重构,提升测量距离精度和消除较大异常值对定位结果的影响;采用全质心定位算法(centroid positioning algorithm, CPA)求解目标节点的位置坐标,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,提高目标节点的最终定位精度。利用 UWB 定位系统和移动机器人在室内开展了静态和动态模拟实验,验证所提定位算法的有效性。

1 测距原理

本文所用的 UWB 模块利用双向飞行时间(two way-time of flight, TW-TOF)测距原理进行测距,获得两个测量模块之间的距离,其测距原理如图 1 所示。

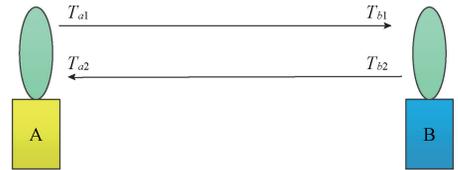


图 1 TW-TOF 测距原理

Fig. 1 TW-TOF ranging schematic

UWB 模块 A 从启动开始会生成一条独立的时间戳,模块 A 在时间戳 T_{a1} 时刻发射请求性质的脉冲信号,模块 B 在其时间戳 T_{b1} 时间接收到该信号,并对信号施加一定的处理手段后,模块 B 在 T_{b2} 时刻发射一个响应性质的信号,该信号被模块 A 在时间戳 T_{a2} 时刻接收,计算出脉冲信号在两个模块之间的双向飞行时间,根据接受信号时的时间戳差值以及传播速度,可以计算出信号的飞行距离,即 UWB 模块 A 和 UWB 模块 B 之间的测量距

离,其测距计算公式如下:

$$d = \frac{c \times [(T_{a2} - T_{a1}) - (T_{b2} - T_{b1})]}{2} \quad (1)$$

式中: d 代表两个UWB模块之间的测量距离; c 代表光速。由式(1)可以看出,两个模块进行测量距离时,仅需要分别计算出各自的内部时间戳之差,两个模块的时间戳不需要进行计算,因此各模块之间无需时间同步,消除了由于两模块时钟不同步和时钟漂移误差造成的测距影响,具有较高的测距精度。4个定位基站和1个目标节点的测距工作原理如图2所示。

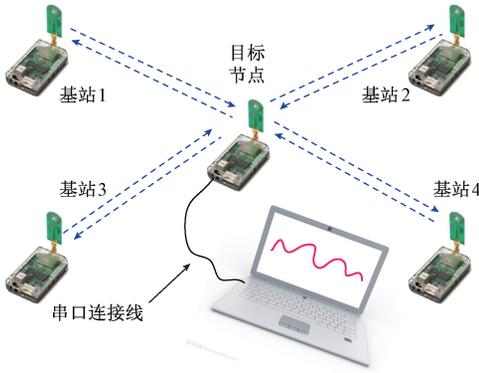


图2 4个基站与1个目标节点的工作原理

Fig. 2 Working schematic diagram of four base stations and one target node

2 定位方法

根据定位原理,由4个定位基站和1个目标节点构成的UWB定位系统,当4个空间球体无法相交于一点而是具有公共相交部分时,将公共部分的全质心认定为此刻定位目标节点的估算坐标。假设待求目标节点的三维位置坐标为 $\mathbf{u} = (x, y, z)$,4个定位基站的三维位置坐标依次为 $\mathbf{u}_1 = (x_1, y_1, z_1)$, $\mathbf{u}_2 = (x_2, y_2, z_2)$, $\mathbf{u}_3 = (x_3, y_3, z_3)$, $\mathbf{u}_4 = (x_4, y_4, z_4)$,则建立如下观测方程组:

$$\begin{cases} d_1 = \|\mathbf{u} - \mathbf{u}_1\| \\ d_2 = \|\mathbf{u} - \mathbf{u}_2\| \\ d_3 = \|\mathbf{u} - \mathbf{u}_3\| \\ d_4 = \|\mathbf{u} - \mathbf{u}_4\| \end{cases} \quad (2)$$

式中: $d_1 \sim d_4$ 分别代表4个定位基站与目标节点之间的测量距离。将式(2)进行整理,并转换成如下矩阵:

$$\begin{bmatrix} -2x_1 & -2y_1 & -2z_1 & 1 \\ -2x_2 & -2y_2 & -2z_2 & 1 \\ -2x_3 & -2y_3 & -2z_3 & 1 \\ -2x_4 & -2y_4 & -2z_4 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_1^2 - x_1^2 - y_1^2 - z_1^2 \\ d_2^2 - x_2^2 - y_2^2 - z_2^2 \\ d_3^2 - x_3^2 - y_3^2 - z_3^2 \\ d_4^2 - x_4^2 - y_4^2 - z_4^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: $q = x^2 + y^2 + z^2$ 。令 $b_i = d_i^2 - x_i^2 - y_i^2 - z_i^2$,则式(3)可进一步改写为:

$$\mathbf{A}\boldsymbol{\Theta} = \mathbf{B} \quad (4)$$

式中:

$$\boldsymbol{\Theta} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ q \end{bmatrix}, \mathbf{B} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \\ b_4 \end{bmatrix}, \mathbf{A} = \begin{bmatrix} -2x_1 & -2y_1 & -2z_1 & 1 \\ -2x_2 & -2y_2 & -2z_2 & 1 \\ -2x_3 & -2y_3 & -2z_3 & 1 \\ -2x_4 & -2y_4 & -2z_4 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

利用最小二乘法可求得目标节点的位置:

$$\boldsymbol{\Theta} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{B} \quad (6)$$

此时 $\boldsymbol{\Theta}$ 向量中的前3项即为所求目标节点的估计坐标。假设目标节点的三维位置坐标表示为 (x_r, y_r, z_r) ,根据误差平方和最小化原理,目标节点的最优估计值满足式(7)。

$$(x_r, y_r, z_r) = \min_{(x, y, z)} \sum_{i=1}^4 (r_i - d_i)^2 = \min \left\| \begin{bmatrix} r_1 - \sqrt{(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 + (z - z_1)^2} \\ r_2 - \sqrt{(x - x_2)^2 + (y - y_2)^2 + (z - z_2)^2} \\ r_3 - \sqrt{(x - x_3)^2 + (y - y_3)^2 + (z - z_3)^2} \\ r_4 - \sqrt{(x - x_4)^2 + (y - y_4)^2 + (z - z_4)^2} \end{bmatrix} \right\|_2 \quad (7)$$

式中: $\|\cdot\|_2$ 代表向量的2-范数。

2.1 变分卡尔曼滤波

设施内移动农业设备在定位过程中,由于受到周围环境的影响,定位基站与目标节点之间的测量距离往往与真实值存在一定的偏差,测量距离的误差越大,定位误差越大,UWB系统的定位精度越低,因此在进行目标节点位置求解之前,需要提高UWB系统的测量距离精度,从而改善系统的定位精度。卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)作为一种经典的滤波算法^[22],能够减小系统中测量过程中的实时测量误差,提升系统的估计精度。为了提升UWB定位系统的测距精度,消除周围环境对测距精度的影响,提出利用卡尔曼滤波对测距距离进行平滑处理,从而减小测距误差,提升目标节点的位置估计精度。在UWB定位系统中,在 $k+1$ 时刻,第 i 个定位基站与目标节点之间的测量距离的状态方程与量测方程为:

$$\begin{cases} \mathbf{D}_{k+1} = \boldsymbol{\Phi} \mathbf{D}_k + \mathbf{B} \mathbf{w}_k \\ \mathbf{Z}_{k+1} = \mathbf{H} \mathbf{D}_{k+1} + \mathbf{r}_{k+1} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\mathbf{D}_k = [d_k, \dot{d}_k]^T$ 表示在 k 时刻的状态量, d_k 为目标节点在 k 时刻与定位基站的测量距离, \dot{d}_k 代表在 k 时刻目标节点的速度; \mathbf{Z}_{k+1} 代表 $k+1$ 时刻UWB系统的量测量; $\boldsymbol{\Phi} = [1, T_s; 0, 1]$ 为转移矩阵; $\mathbf{B} = [T_s^2/2, T_s]^T$ 为控制矩阵, T_s 为 k 时刻到 $k+1$ 时刻的时间间隔; $\mathbf{H} = [1, 0]$; \mathbf{r}_k 表示测量噪声,其协方差为 \mathbf{R}_k ; \mathbf{w}_k 为 k 时刻的状态噪声,

其协方差 \mathbf{Q}_k 满足 $E(\mathbf{a} \cdot \mathbf{a}^T) = \text{diag}(\sigma_x^2, \sigma_y^2, \sigma_z^2)$, 其中 σ 表示目标节点运动过程中 3 个对应轴上的加速度值。则协方差可表示为:

$$\mathbf{Q}_k = E(\mathbf{w}_k \mathbf{w}_k^T) = E \left(\begin{bmatrix} \frac{\Delta T^2}{2} \mathbf{I}_{3 \times 3} \\ \Delta T \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \mathbf{a} \cdot \mathbf{a}^T \begin{bmatrix} \frac{\Delta T^2}{2} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \Delta T \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix}^T \right) = \begin{bmatrix} \frac{\Delta T^4}{4} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \frac{\Delta T^3}{2} \mathbf{I}_{3 \times 3} \\ \frac{\Delta T^3}{2} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \Delta T^2 \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \otimes \begin{bmatrix} \sigma_x^2 \\ \sigma_y^2 \\ \sigma_z^2 \end{bmatrix} \quad (9)$$

根据 KF 的原理, 状态量 $\hat{\mathbf{D}}_{k+1|k}$ 和协方差 $\mathbf{P}_{k+1|k}$ 预测为:

$$\hat{\mathbf{D}}_{k+1|k} = \Phi \hat{\mathbf{D}}_{k|k} \quad (10)$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k} = \Phi \mathbf{P}_{k|k} \Phi^T + \mathbf{R}_k \quad (11)$$

计算 KF 的增益 \mathbf{G}_{k+1} :

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

式中: $\mathbf{S}_{k+1} = \mathbf{H} \mathbf{P}_{k+1|k} \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_{k+1}$ 。计算测量残差 \mathbf{V}_{k+1} :

$$\mathbf{V}_{k+1} = \mathbf{Z}_{k+1} - \mathbf{H} \hat{\mathbf{D}}_{k+1|k} \quad (13)$$

状态量 $\hat{\mathbf{D}}_{k+1|k+1}$ 和协方差 $\mathbf{P}_{k+1|k+1}$ 更新:

$$\hat{\mathbf{D}}_{k+1|k+1} = \hat{\mathbf{D}}_{k+1|k} + \mathbf{G}_{k+1} \mathbf{V}_{k+1} \quad (14)$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k+1} = \mathbf{P}_{k+1|k} - \mathbf{G}_{k+1} \mathbf{H} \mathbf{P}_{k+1|k} \quad (15)$$

设施内移动农业设备在实际定位过程中, 受到周围农作物的影响, 定位环境较为复杂, 难以获得精确的测量噪声协方差, 测量噪声可能随着移动设备的运动不断变化, 文献[23]利用变分贝叶斯能自适应估计测量噪声, 并且滤波性能较好。因此, 本文将变分贝叶斯理论融合到卡尔曼滤波中, 对测量噪声进行实时估计, 改善卡尔曼滤波的平滑性能。测量噪声的实时估计过程主要包含预测和更新两步^[23], 如下:

$$p(\mathbf{D}_{k+1}, \hat{\mathbf{R}}_{k+1} | \mathbf{Z}_{k+1|k}) = \int p(\mathbf{D}_{k+1} | \mathbf{D}_k) \times p(\hat{\mathbf{R}}_{k+1} | \hat{\mathbf{R}}_k) \times p(\mathbf{D}_k, \hat{\mathbf{R}}_k | \mathbf{Z}_{k+1|k}) d\mathbf{D}_k d\hat{\mathbf{R}}_k \quad (16)$$

$$p(\mathbf{D}_{k+1}, \hat{\mathbf{R}}_{k+1} | \mathbf{Z}_{k+1|k+1}) \propto p(\mathbf{Z}_{k+1} | \mathbf{D}_{k+1}, \hat{\mathbf{R}}_{k+1}) \times p(\mathbf{D}_{k+1}, \hat{\mathbf{R}}_{k+1} | \mathbf{Z}_{k+1|k}) \quad (17)$$

根据变分贝叶斯原理, 状态量和测量噪声的先验联合分布可以写成如下形式:

$$p(\mathbf{D}_{k+1}, \hat{\mathbf{R}}_k | \mathbf{Z}_{1:k}) = N(\mathbf{D}_k | \bar{\mathbf{D}}_k, \mathbf{P}_k) \times \prod_{i=1}^m \text{Inv-Gamma}(\sigma_{k,i}^2 | \hat{\sigma}_{k,i}, \hat{\beta}_{k,i}) \quad (18)$$

式中: $\hat{\sigma}_{k-1,i}, \hat{\beta}_{k-1,i}$ 表示逆伽马分布的形状参数和比例参数, $\sigma_{k-1,i}^2$ 表示待估计的测量噪声方差, 其中 $i = 1, 2, \dots, n$, n 代表测量向量的维数。根据启发式动态模型^[23], 则:

$$\alpha_{i,k+1|k} = \rho_i \alpha_{i,k} \quad (19)$$

$$\beta_{i,k+1|k} = \rho_i \beta_{i,k} \quad (20)$$

式中: ρ_i 表示传播系数, 其中 $\rho_i \in (0, 1]$ 。在进行测量噪声实时估计时, 逆伽马分布的参数更新规则如下:

$$\alpha_{i,k+1} = 0.5 + \alpha_{i,k+1|k} \quad (21)$$

$$\beta_{i+1,k+1} = \beta_{i,k+1|k} + 0.5((\mathbf{Z}_{i,k+1} - \hat{\mathbf{D}}_{i+1,k+1})^2 + (\mathbf{A} \mathbf{P}_{i+1,k+1|k+1} \mathbf{A}^T)_{ii}) \quad (22)$$

根据逆伽马分布的性质, 可以得到测量噪声的估计值:

$$\hat{\mathbf{R}} = \text{diag} \left(\frac{\beta_{1,k+1}}{\alpha_{1,k+1}}, \frac{\beta_{2,k+1}}{\alpha_{2,k+1}}, \dots, \frac{\beta_{d,k+1}}{\alpha_{d,k+1}} \right) \quad (23)$$

如果测量过程中出现极大或者极小的异常测量值, 参数 β 的值将受到影响, 将会降低测量噪声的估计精度, 导致变分卡尔曼滤波的估计较低, 从而影响 UWB 系统的定位精度, 为此, 重新构造测量值, 如下:

$$\hat{\mathbf{Z}}_k = \mathbf{H} \mathbf{D}_k + \tilde{\mathbf{r}}_k \quad (24)$$

式(24)满足如下关系^[23]:

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{r}}_k = \lambda_k (\hat{\mathbf{Z}}_k - \mathbf{H} \mathbf{D}_k) = \lambda_k \mathbf{r}_k \\ E(\tilde{\mathbf{r}}_k \tilde{\mathbf{r}}_k^T) = \hat{\mathbf{R}}_k \end{cases} \quad (25)$$

式中: λ_k 代表调整参数。当测量值中存在异常值时, 利用 λ_k 来抑制异常值, 调整参数 λ_k 如下:

$$\lambda_k = \sqrt{L_k} \quad (26)$$

$$L_k = \exp[(\mathbf{Z}_k - \hat{\mathbf{Z}}_k |_{k-1})^T (\hat{\mathbf{R}}_k)^{-1} (\mathbf{Z}_k - \hat{\mathbf{Z}}_k |_{k-1}) / 2\sigma^2] \quad (27)$$

式中: σ 表示高斯核函数。

进一步, 测量噪声形式如下:

$$\hat{\mathbf{R}}_k = \hat{\mathbf{R}}_k / L_k \quad (28)$$

VB-KF 算法的实现过程如下:

1) 初始化 $\hat{\mathbf{D}}_{0|0}, \mathbf{P}_{0|0}$ 和 σ 。

2) 状态量、协方差和逆伽马的参数预测, 根据式(9)、(10)进行状态量和协方差预测, 根据式(19)、(20)进行参数预测。

3) 设置当前的迭代次数为 t 次, $t = 1, 2, \dots, N$, 并设置迭代过程中的初始值, 令 $\hat{\mathbf{D}}_{k+1|k}^{(0)} = \hat{\mathbf{D}}_{k+1|k}, \mathbf{P}_{k+1|k}^{(0)} = \mathbf{P}_{k+1|k}, \alpha_{i,k+1} = 0.5 + \alpha_{i,k+1}, \beta_{i,k+1} = \beta_{i,k+1|k}$ 。

进入循环迭代更新:

$$\hat{\mathbf{R}}_{k+1}^t = \text{diag} \left(\frac{\beta_{1,k+1}^t}{\alpha_{1,k+1}^t}, \frac{\beta_{2,k+1}^t}{\alpha_{2,k+1}^t}, \dots, \frac{\beta_{d,k+1}^t}{\alpha_{d,k+1}^t} \right) \quad (29)$$

$$L_{k+1}^t = \exp[(\mathbf{Z}_k - \hat{\mathbf{Z}}_k |_{k-1})^T (\hat{\mathbf{R}}_{k+1}^t)^{-1} (\mathbf{Z}_k - \hat{\mathbf{Z}}_k |_{k-1}) / 2\sigma^2] \quad (30)$$

$$\hat{\mathbf{R}}_{k+1}^t = \hat{\mathbf{R}}_{k+1}^t / L_{k+1}^t \quad (31)$$

$$\hat{\mathbf{D}}_{k+1|k+1}^{t+1} = \hat{\mathbf{D}}_{k+1|k} + \mathbf{P}_{k+1|k} \mathbf{H}^T \times (\mathbf{H} \mathbf{P}_{k+1|k} \mathbf{H}^T + \hat{\mathbf{R}}_{k+1}^t)^{-1} (\mathbf{Z}_{k+1} - \mathbf{H} \hat{\mathbf{D}}_{k+1|k}) \quad (32)$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k+1}^{t+1} = \mathbf{P}_{k+1|k} - \mathbf{P}_{k+1|k} \mathbf{H}^T \times (\mathbf{H} \mathbf{P}_{k+1|k} \mathbf{H}^T + \hat{\mathbf{R}}_{k+1}^t)^{-1} \mathbf{H} \mathbf{P}_{k+1|k} \quad (33)$$

$$\hat{\mathbf{Z}}_{k+1}^{t+1} = \mathbf{H}_{k+1} \mathbf{D}_{k+1|k+1}^{t+1} + \sqrt{L_{k+1}^t} (\mathbf{Z}_{k+1} - \mathbf{H}_{k+1} \hat{\mathbf{D}}_{k+1|k+1}^{t+1}) \quad (34)$$

$$\beta_{i,k+1}^{t+1} = \beta_{i,k+1} + \frac{1}{2} [(\hat{\mathbf{Z}}_{k+1} - \hat{\mathbf{D}}_{k+1}^{t+1})^2 + (\mathbf{H} \mathbf{P}_{k+1|k+1}^{t+1} \mathbf{H}^T)_{ii}] \quad (35)$$

$$\text{迭代停止时, 有 } \beta_{i,k+1} = \beta_{i,k+1}^{(N)}, \hat{\mathbf{D}}_{k+1|k+1} = \hat{\mathbf{D}}_{k+1|k+1}^{(N)}, \mathbf{P}_{k+1|k+1} = \mathbf{P}_{k+1|k+1}^{(N)}$$

进一步可获得经过 VBKF 平滑后的距离值为:

$$\check{d}_{k+1} = \mathbf{H} \hat{\mathbf{D}}_{k+1|k+1} \quad (36)$$

利用 VBKF 对 UWB 系统中每个定位基站的测量距离进行平滑处理,既能自适应的调整未知的测量噪声,又能够减小异常值对平滑结果的影响,提升了测量距离的估计精度。

2.2 Taylor 级数算法

根据 4 个定位基站的三维位置坐标和平滑后的距离,采用 CPA 算法能够求出目标节点的位置坐标,但是仍然存在定位误差,需要对定位结果进行进一步的优化。泰勒优化算法是一种迭代的算法,具有估计解精度高、收敛快的特点^[24]。为此,本文采用一种改进的 Taylor 优化算法对 CPA 算法的定位结果进行优化处理,利用误差平方和最小化原理,使得目标节点获得最优估计值。根据 CPA 算法的定位结果及平滑后的测距值,构造如下方程:

$$g_i(\mathbf{u}) = \|\mathbf{u} - \mathbf{u}_i\| - \check{d}_i \quad (37)$$

根据抗差估计理论, M-估计器的目标函数表示为:

$$u = \arg \min_u \sum_{i=1}^m \xi_i \rho(e_i) \quad (38)$$

式中: ξ_i 代表权重值; $m = 4$; \mathbf{u}_0 表示 CPA 算法解算出的定位结果; e_i 为 $g_i(\mathbf{u})$ 在 $\mathbf{u}_0 = (x_r, y_r, z_r)$ 点的泰勒展开。

$$e_i \approx g_i(\mathbf{u}_0) + \nabla g_i(\mathbf{u}_0) (\mathbf{u} - \mathbf{u}_0) = g_i(\mathbf{u}_0) + \nabla g_i(\mathbf{u}_0) \delta \mathbf{u} \quad (39)$$

式中: $\delta \mathbf{u} = [\delta_x, \delta_y, \delta_z]^T$ 表示在泰勒迭代时目标节点的估计值与真实理论值的误差, $\delta_x, \delta_y, \delta_z$ 代表 3 个坐标轴方向的误差。 $\nabla g_i(\mathbf{u}_0)$ 计算公式如下:

$$\nabla g_i(\mathbf{u}_0) = \left[\frac{x_r - x_i}{\|\mathbf{u}_0 - \mathbf{u}_i\| - \check{d}_i}, \frac{y_r - y_i}{\|\mathbf{u}_0 - \mathbf{u}_i\| - \check{d}_i}, \frac{z_r - z_i}{\|\mathbf{u}_0 - \mathbf{u}_i\| - \check{d}_i} \right] \quad (40)$$

为了使目标函数获得最小值,对式(38)求偏导,则:

$$\sum_{i=1}^m [\xi_i \Omega(e_i) \nabla g_i(\mathbf{u}_0)^T] = 0 \quad (41)$$

式中: $\Omega(e_i) = \partial \rho / \partial e_i$ 。同时定义 $\Omega(e_i) / e_i = \omega_i$, 则有:

$$\sum_{i=1}^m [\xi_i \omega_i e_i \nabla g_i(\mathbf{u}_0)^T] = 0 \quad (42)$$

进一步,将式(42)转换成如下矩阵:

$$\Xi \mathbf{W} \mathbf{R} = 0 \quad (43)$$

式中:

$$\Xi =$$

$$\begin{bmatrix} \frac{x_r - x_1}{\|\mathbf{u}_0 - \mathbf{u}_1\| - \check{d}_1} & \frac{y_r - y_1}{\|\mathbf{u}_0 - \mathbf{u}_1\| - \check{d}_1} & \frac{z_r - z_1}{\|\mathbf{u}_0 - \mathbf{u}_1\| - \check{d}_1} \\ \frac{x_r - x_2}{\|\mathbf{u}_0 - \mathbf{u}_2\| - \check{d}_2} & \frac{y_r - y_2}{\|\mathbf{u}_0 - \mathbf{u}_2\| - \check{d}_2} & \frac{z_r - z_2}{\|\mathbf{u}_0 - \mathbf{u}_2\| - \check{d}_2} \\ \frac{x_r - x_3}{\|\mathbf{u}_0 - \mathbf{u}_3\| - \check{d}_3} & \frac{y_r - y_3}{\|\mathbf{u}_0 - \mathbf{u}_3\| - \check{d}_3} & \frac{z_r - z_3}{\|\mathbf{u}_0 - \mathbf{u}_3\| - \check{d}_3} \\ \frac{x_r - x_4}{\|\mathbf{u}_0 - \mathbf{u}_4\| - \check{d}_4} & \frac{y_r - y_4}{\|\mathbf{u}_0 - \mathbf{u}_4\| - \check{d}_4} & \frac{z_r - z_4}{\|\mathbf{u}_0 - \mathbf{u}_4\| - \check{d}_4} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{R} = [g_1(\mathbf{u}_0), g_2(\mathbf{u}_0), g_3(\mathbf{u}_0), g_4(\mathbf{u}_0)]^T$$

$$\mathbf{W} = \text{diag}\{\xi_i \omega_i\}$$

式中: \mathbf{W} 为等价权矩阵, ω_i 由等价权函数获得, 其中 $i = 1, 2, 3, 4$ 。本文采用 IGG3 函数作为权函数^[25], 如下:

$$\omega_i = \omega(\bar{\lambda}_i) = \begin{cases} 1, & |\bar{\lambda}_i| \leq \gamma_0 \\ \frac{|\bar{\lambda}_i|}{k_0} \left(\frac{k_1 - k_0}{k_1 - |\bar{\lambda}_i|} \right), & \gamma_0 < |\bar{\lambda}_i| \leq \gamma_1 \\ 0, & |\bar{\lambda}_i| > \gamma_1 \end{cases} \quad (44)$$

式中: $\lambda_i = \check{d}_i - \|\mathbf{u} - \mathbf{u}_i\|$, $\bar{\lambda}_i$ 表示标准化残差, $\bar{\lambda}_i = \lambda_i / \sigma_0$, σ_0 代表单位权方差因子; γ_0 和 γ_1 代表调整因子, 设置为 $\gamma_0 = 1.5, \gamma_1 = 2.5$ 。

基于利用抗差估计原理, 则有:

$$\Xi^T \mathbf{W} \Xi \delta \mathbf{u} - \Xi^T \mathbf{W} \mathbf{R} = 0 \quad (45)$$

利用最小二乘法原理, 则有:

$$\delta \mathbf{u} = (\Xi^T \mathbf{W} \Xi)^{-1} \Xi^T \mathbf{W} \mathbf{R} \quad (46)$$

根据式(46)可以求出 $\delta_x, \delta_y, \delta_z$, 据此计算 3 个坐标轴方向上绝对误差之和:

$$e = |\delta_x| + |\delta_y| + |\delta_z| \quad (47)$$

当绝对误差和 e 大于设定的阈值时, 则用式(48)代替目标节点的位置估计结果 \mathbf{u}_0 , 进一步继续执行式(39)~(48); 当绝对误差和 e 小于设定的阈值, 停止循环, 则将式(48)的结果作为目标节点的最终定位结果。

$$\hat{\mathbf{u}} = \mathbf{u}_0 + (\Xi^T \mathbf{W} \Xi)^{-1} \Xi^T \mathbf{W} \mathbf{R} \quad (48)$$

为了综合对比分析所提算法的定位性能, 将均方根误差 (root mean square error, RMSE) 和坐标轴上的绝对误差作为评价标准, 如下:

$$RMSE = \sqrt{(\hat{x} - x_i)^2 + (\hat{y} - y_i)^2 + (\hat{z} - z_i)^2} \quad (49)$$

$$\delta_x = |\hat{x} - x_i|, \quad \delta_y = |\hat{y} - y_i|, \quad \delta_z = |\hat{z} - z_i| \quad (50)$$

其中, (x_i, y_i, z_i) 表示目标节点的真实坐标; $(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z})$ 表示算法求解的目标节点的估计位置坐标。

3 实验与结果

为了实现设施内 GPS 拒止环境下移动农业设备的定位,利用 UWB 系统构建定位系统,该定位系统由 4 个基站和 1 个目标模块组成,所有基站和目标模块的电路结构和硬件相同,UWB 定位系统如图 3 所示。将 4 个基站部署在定位区域内,目标模块部署在移动设备上,基站与目标模块的通信状态处于视距环境下,实验中所用的 UWB 模块是由 Time 公司开发的 UWB P440 模块,该 UWB 模块的工作波段在 3.1 ~ 4.8 GHz,中心频率为 4.3 GHz,采用串口通信,最高刷新率为 125 Hz,发射功率为 50 μ W,具有超强的穿透能力,所用天线为全向发射和接收模式。



图 3 UWB 定位系统

Fig. 3 UWB positioning system

为了验证本文所提方法的实用性,在安徽科技学院的办公室内开展了静态定位实验和动态定位实验。静态定位时,在定位区域内选取 15 个定位点,每个定位点测量不少于 500 组数据。以移动机器人作为实验平台,如图 4 所示,将目标模块固定在机器人机身上,4 个定位基站安装在三脚架上,如图 5 所示,并在定位区域内选择参考点,建立参考坐标系(图 5 坐标系),以机器人的运动方向作为 y 轴方向。采用高精度莱卡激光测距仪对每个基站的位置坐标测量 3 次,取其均值作为定位基站的三维坐标,基站 1 (0.701, 0.711, 1.296)、基站 2 (2.805, 0.705, 0.813)、基站 3 (0.704, 6.307, 1.768)、基站 4 (2.803, 6.304, 2.10)。动态定位时移动机器人的运动速度为 0.1 m/s,同时在移动轨迹的周围放置设施内植物,模拟移动式农业设备的定位实验,实验场景如图 6 所示。为了突出所提定位算法的优势,分别采用 CPA 算法、VBKF-CPA 算法、CPA-TSA 算法、VB-CPA-TSA 算法求解目标节点的三维位置坐标,并进行对比分析其定位性能。

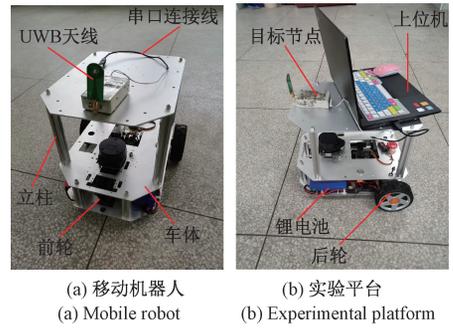


图 4 移动平台

Fig. 4 Mobile platform



图 5 静态定位实验场景

Fig. 5 Static localization of the experimental scenarios

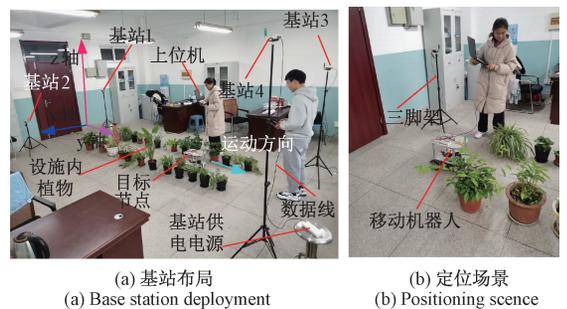
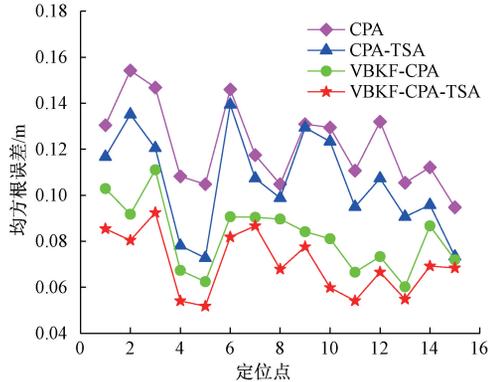


图 6 动态定位实验场景

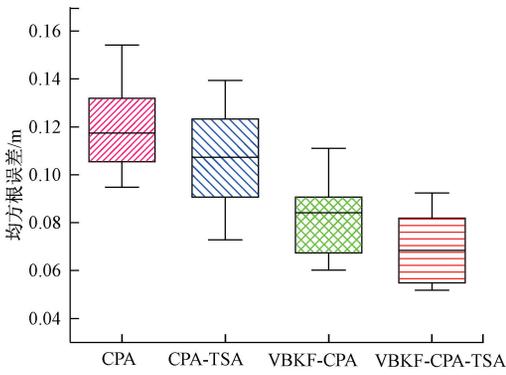
Fig. 6 Dynamic positioning of the experimental scene

首先开展静态定位实验,利用激光测距仪测量定位点的三维坐标作为真实坐标,采用定位算法解算出定位结果,静态定位时 15 个不同定位点的均方根误差及对应的误差箱型图如图 7 所示。从图 7 可以看到,VBKF-CPA-TSA 算法的均方根误差最小,该算法的上下四分位数及中位线均小于对比的算法,定位性能明显优于其他 3 种定位算法。CPA 算法的均方根误差最大,主要是由于测量距离的误差相对较大所致,利用改进的 TSA 算法对解算结果优化后,均方根误差有所减小,但是 CPA-TSA 算法的定位精度依然相对较大。4 个定位基站与目标节点之间测量距离经过 VBKF 算法平滑处理后,减小了测量距离的测距误差,同时抑制了异常值对定位精度的影响,使得 VBKF-CPA 算法的均方根误差小于 CPA 算法的均方根误差;采用改进的 Taylor 优化算法对 VBKF-CPA

的定位结果进行优化处理,使得目标节点的三维坐标更接近于真实结果,从而使得 VBKF-CPA-TSA 算法定位精度最好。



(a) 均方根误差
(a) Root mean square error



(b) 误差箱型图
(b) Error box diagram

图7 不同定位点的 RMSE 及误差箱型图
Fig.7 RMSE and error box diagram for different localization points

15 个不同定位点的平均均方根误差、最大均方根误差、最小均方根误差及均方根误差的标准差如表 1 所示。从表 1 可以看到,VBKF-CPA-TSA 算法的最大均方根误差明显小于其他算法,相比 CPA 算法、CPA-TSA 算法和 VBKF-CPA 算法分别降低了 40.1%、33.7% 和 16.8%,定位性能得到显著提升。同时,VBKF-CPA-TSA 方法的平均均方根误差是最小的,平均估计精度较 CPA、CPA-TSA、VBKF-CPA 算法分别提高了 42.5%、33.6% 和 14.7%,此外,VBKF-CPA-TSA 算法的均方根误差的误差标准差在所对比的 4 种方法中是最小的,表明该方法的定位结果波动较小,表现出较好的稳定性。RMSE 累计分布如图 8 所示,可以看出所提算法能够改善 UWB 定位系统的定位性能。

均方根误差在 x 轴、 y 轴、 z 轴上的变化趋势如图 9 所示。由图 9 可知,VBKF 算法平滑前,直接利用 TSA 算法对定位结果进行优化处理,3 个坐标轴方向的误差相对较大,主要是由于 TSA 算法对初始值比较敏感,采用

表 1 均方根误差的统计结果

Table 1 Statistical results of the RMSE

算法	最大值	最小值	均值	标准差
CPA	0.154 2	0.094 8	0.121 9	0.018 1
CPA-TSA	0.139 4	0.072 8	0.105 6	0.021 7
VBKF-CPA-TSA	0.111 1	0.060 2	0.082 2	0.014 7
VBKF-CPA-TSA-	0.092 4	0.051 8	0.070 1	0.013 4

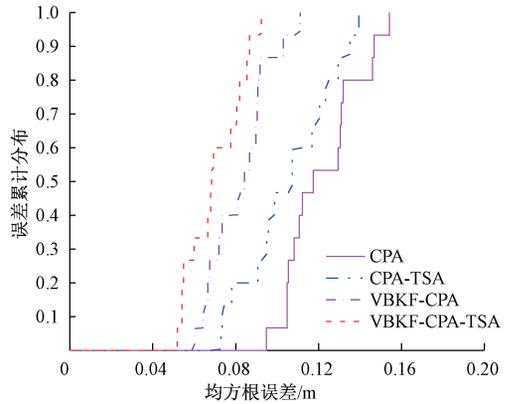
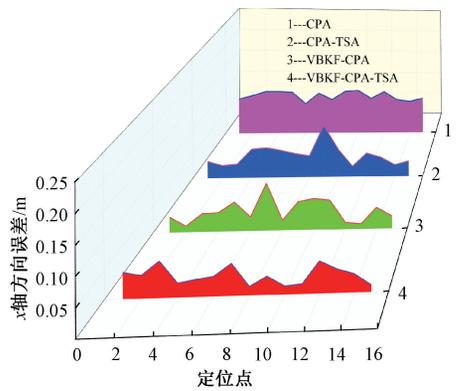
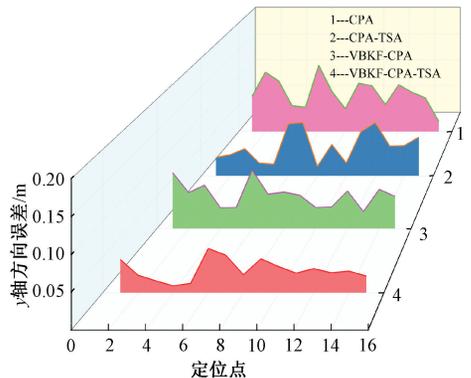


图 8 均方根误差累积分布

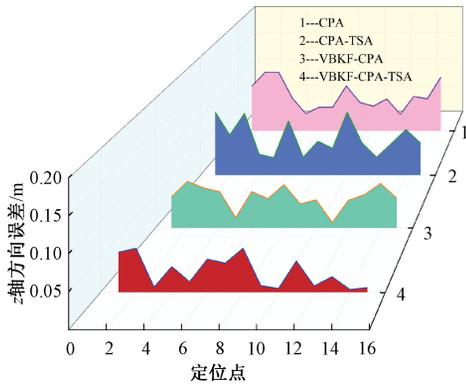
Fig.8 RMSE cumulative distribution function



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



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



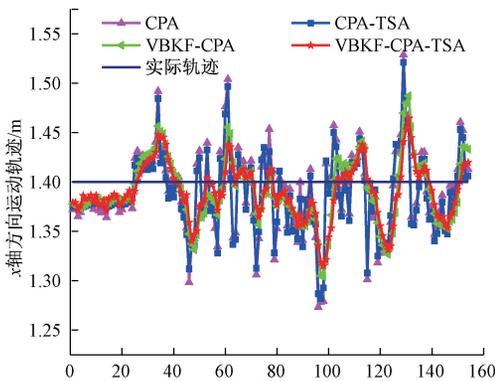
(c) z轴误差分布
(c) z-axis error distribution

图 9 均方根误差在三个坐标轴方向的变化

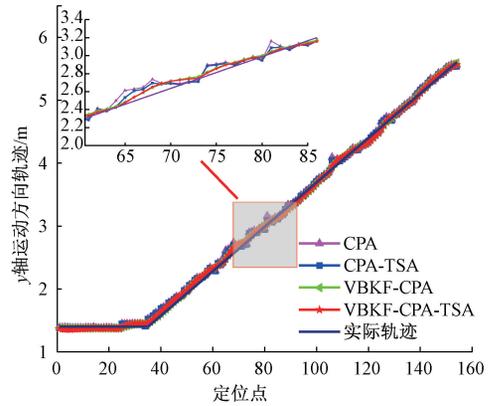
Fig. 9 Variation of RMSE in the three axes orientations

CPA 算法直接解算目标节点的位置坐标时,测量距离存在较大测距误差,导致 CPA 算法的均方根误差较大,难以以为 TSA 算法提供较准确的初始值。采用 VBKF 算法对测量距离平滑重构后,利用 TSA 算法 VBKF-CPA 方法的定位结果优化后,3 个坐标轴上的误差明显减小, x 轴、 y 轴、 z 轴的平均误差由 0.085、0.071、0.064 m (CPA 算法) 减小为 0.034、0.032、0.028 m (VBKF-CPA-TSA 算法),对应的平均估计精度分别提高了 60%、54.9%、56.3%,尽管某些定位点的误差提升不明显,但是总体来看,VBKF-CPA-TSA 算法能够提高 UWB 系统 3 个坐标轴方向的估计精度。

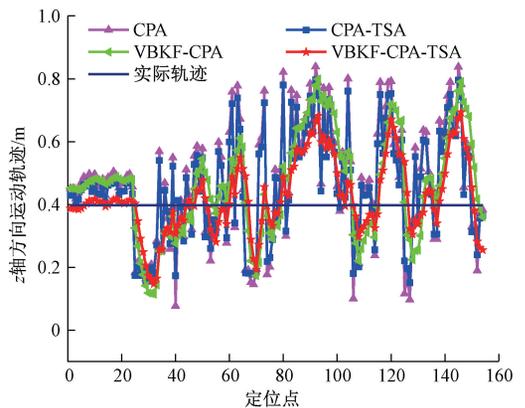
为了进一步验证 VBKF-CPA-TSA 算法动态定位性能,考虑到实验条件的限制,利用移动机器人在办公室内开展了模拟动态定位实验,模拟设施内移动农业设备的定位,动态定位时的 3 个坐标轴上的轨迹变化曲线如图 10 所示,可以看到,VBKF-CPA 算法在 3 个坐标轴上的波动程度较小,运动轨迹靠近真实轨迹,经过 TSA 算法平滑处理后,3 个坐标方向的运动轨迹波动程度得到明显改善,目标节点的动态运动轨迹更加逼近真实轨迹,



(a) x轴方向轨迹曲线
(a) x-axis orientation trajectory curve



(b) y轴方向轨迹曲线
(b) y-axis orientation trajectory curve



(c) z轴方向轨迹曲线
(c) z-axis orientation trajectory curve

图 10 动态定位的轨迹变化曲线

Fig. 10 Trajectory variation curve of dynamic positioning

说明所提 VBKF-CPA-TSA 算法能够有效减小均方根误差,使得目标节点的位置坐标更接近真实值。

4 结 论

为了实现设施内 GPS 拒止环境下农业机械的定位,提出利用 UWB 系统构建移动农业设备的导航定位系统。为了提高设施内 UWB 系统的定位精度,提出利用 VBKF 对 UWB 系统的 4 个定位基站的测量距离进行平滑重构,提高测距值的估计精度,采用 CPA 算法求解目标节点的位置坐标。为了进一步提高定位精度,利用改进的泰勒级数优化算法对 VBKF-CPA 算法的定位结果进行优化处理。实验结果表明,VBKF 算法能够有效的减小测距误差,VBKF-CPA-TSA 算法能够提升目标节点的定位精度,获得较稳定的定位结果;坐标轴方向的定位误差大幅降低,实现了 x 轴、 y 轴、 z 轴的平均估计精度分别提高了 60%、54.9%、56.3%;目标节点的动态定位轨迹更逼近真实轨迹,VBKF-CPA-TSA 算法能够提高设施内 UWB 系统

的定位精度,该方法为设施内 GPS 拒止环境下移动农业设备的定位提供新思路。

参考文献

- [1] 韩佳伟,朱文颖,张博,等. 装备与信息协同促进现代智慧农业发展研究[J]. 中国工程科学, 2022, 24(1): 55-63.
HAN J W, ZHU W Y, ZHANG B, et al. Equipment and information collaboration to promote development of modern smart agriculture[J]. Strategic Study of CAE, 2022, 24(1): 55-63.
- [2] 罗锡文,廖娟,胡炼,等. 提高农业机械化水平促进农业可持续发展[J]. 农业工程学报, 2016, 32(1): 1-11.
LUO X W, LIAO J, HU L, et al. Improve the level of agricultural mechanization and promote sustainable agricultural development[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(1): 1-11.
- [3] 陈瑜,张铁民,孙道宗,等. 基于无线传感器网络的设施农业车辆定位系统设计与试验[J]. 农业工程学报, 2015, 31(10): 190-197.
CHEN Y, ZHANG T M, SUN D Z, et al. Design and experiment of locating system for facilities agricultural vehicle based on wireless sensor network[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(10): 190-197.
- [4] 张福斌,王凯,廖伟飞,等. 激光雷达/MEMS IMU/里程计紧组合导航算法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(7): 139-148.
ZHANG F B, WANG K, LIAO W F, et al. Lidar/MEMS IMU/Odometer integrated tightly navigation algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(7): 139-148.
- [5] SUN M, WANG Y, JOSEPH W, et al. Indoor localization using mind evolutionary algorithm-based geomagnetic positioning and smartphone IMU sensors[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(7): 7130-7141.
- [6] 任彬,宋海丽,赵增旭,等. 基于RANSAC的视觉里程计优化方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(6): 205-212.
REN B, SONG H L, ZHAO Z X, et al. Study on optimization method of visual odometry based on RANSAC[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(6): 205-212.
- [7] COMUNIELLO A, MOSCHITTA A, ANGELIS A D. Ultrasound TDoA positioning using the best linear unbiased estimator and efficient anchor placement[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(5): 2477-2486.
- [8] LEE I N, LEE K H, LEE J H, et al. Autonomous greenhouse sprayer navigation using automatic tracking algorithm[J]. Applied Engineering in Agriculture, 2015, 31(1): 17-21.
- [9] 张丽,李名莉. 温室机器人道路识别与路径导航研究-基于红外线测距[J]. 农机化研究, 2017, 39(4): 221-225.
ZHANG L, LI M L. Greenhouse robot path recognition and path navigation: Based on infrared distance measurement[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2017, 39(4): 221-225.
- [10] 张俞,冷璐. 基于图优化的蓝牙信标室内定位方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(6): 45-50.
ZHANG Y, LENG L. Graph optimization based indoor positioning method using bluetooth low energy beacons[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(6): 45-50.
- [11] CAO B, WANG S, GE S, et al. Improving the positioning accuracy of UWB system for complicated underground NLOS environments[J]. IEEE Systems Journal, 2022, 16(2): 1808-1819.
- [12] 陈润泽,郝向阳,陶健,等. 旋翼无人机视觉/惯性组合导航技术研究[J]. 电子测量技术, 2021, 44(12): 121-127.
CHEN R Z, HAO X Y, TAO J, et al. Research on integrated navigation of vision/inertial for rotorcraft[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(12): 121-127.
- [13] 从飞云,洪纵横,汤子安,等. 基于脉冲响应消歧重构的UWB测距优化方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(10): 13-21.
CONG F Y, HONG Z H, TANG Z AN, et al. An optimization method of UWB ranging based on pulse response disambiguation and reconstruction[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(10): 13-21.
- [14] CAO B, WANG S, GE S, et al. A novel mobile target localization approach for complicate underground environment in mixed LOS/NLOS scenarios[J]. IEEE Access, 2020, 8: 96347-96362.
- [15] POULOSE A, HAN D S. UWB indoor localization using deep learning LSTM networks[J]. Applied Sciences, 2020, 10(18): 6290.
- [16] YAO L, HU D, ZHAO C, et al. Wireless positioning and path tracking for a mobile platform in greenhouse[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2021, 14(1): 216-223.
- [17] 孙小文,张小超,赵博,等. 农资仓储脉冲超宽带室内定位系统设计与试验及误差分析[J]. 农业工程学报, 2017, 33(S1): 23-29.

- SUN X W, ZHANG X CH, ZHAO B, et al. Design, experiment and error analysis of impulse radio-ultra wideband indoor positioning system used in agricultural warehousing[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(S1): 23-29.
- [18] 侯加林, 蒲文洋, 李天华, 等. 基于 UWB 与物联网的移动式温室环境监测系统设计与实现[J]. 农业工程学报, 2020, 36(23): 229-240.
- HOU J L, PU W Y, LI T H, et al. Design and implementation of mobile greenhouse environmental monitoring system based on UWB and internet of things[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(23): 229-240.
- [19] 胡悦, 李旭, 徐启敏, 等. 卫星拒止环境下基于因子图的智能车可靠定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(11): 79-86.
- HU Y, LI X, XU Q M, et al. Reliable positioning method of intelligent vehicle based on factor map in satellite rejection environment [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(11): 79-86.
- [20] 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 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.
- [21] GENG J, WANG X, ZHU S, et al. Accuracy improvement of positioning data in greenhouse for agricultural machinery via optimisation algorithm [J]. The Journal of Engineering, 2019 (15): 547-551.
- [22] SIMO S, AAPO N. Recursive noise adaptive Kalman filtering by variational bayesian approximations [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(3): 596-600.
- [23] HE J, SUN C, ZHANG B, et al. Variational Bayesian-based maximum correntropy cubature Kalman filter with both adaptivity and robustness [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 21(2): 1982-1992.
- [24] CAO B, WANG S, GE S, et al. Study on the improvement of ultra-wideband localization accuracy in narrow and long space [J]. Sensor Review, 2019, 40(1): 42-53.
- [25] YANG Y X. Robust estimation for dependent observations [J]. Manuscripta Geodaetica, 1994, 19(1): 10-17.

作者简介



曹波, 2012 年于中国矿业大学获得学士学位, 2015 年于中国矿业大学获得硕士学位, 2022 年于中国矿业大学获得博士学位, 现为安徽科技学院讲师, 主要研究方向为机械装备智能化和导航定位。

E-mail: shanxi2008caobo@163.com

Cao Bo received his B. Sc. degree, M. Sc. degree and Ph. D. degree all from China University of Mining and Technology in 2012, 2015, and 2022, respectively. He is currently a lecturer at Anhui Science and Technology University. His main research interests include machine equipment intelligentization, and navigation and positioning.



姜春霞 (通信作者), 2011 于南京农业大学获得学士学位, 2014 年于南京农业大学获得硕士学位, 2019 年于南京农业大学获得博士学位, 现为安徽科技学院讲师, 主要研究方位为导航定位。

E-mail: chunxia_njau@163.com

Jiang Chunxia (Corresponding author) her B. Sc. degree, M. Sc. degree, and Ph. D. degree all from Nanjing Agricultural University in 2011, 2014, and 2019, respectively. She is currently a lecturer at Anhui Science and Technology University. Her main research interests is navigation and positioning.