

基于改进自适应卡尔曼滤波算法的温室 UWB 定位技术

张兆国¹ 朱时亮¹ 王法安¹ 解开婷² 张灵昊¹ 李漫漫¹

(1. 昆明理工大学现代农业工程学院, 昆明 650500; 2. 昆明理工大学机电工程学院, 昆明 650500)

摘要: 针对农业温室环境中, 由于超宽带 (Ultra-wideband, UWB) 定位技术干扰免疫差和统计特性未知而面临定位精度不足的问题, 本文提出一种基于改进自适应卡尔曼滤波 (Improved adaptive Kalman filter, IAKF) 算法的 UWB 定位技术。首先, 引入异常检测机制, 以识别滤波过程中的发散现象; 进而, 通过实时更新量测噪声协方差矩阵, 抑制滤波发散, 在噪声强波动情况下增强算法适应性; 同时, 开展 3 种不同环境噪声下仿真定位试验, 对比分析 UWB、IAKF、自适应卡尔曼滤波 (Adaptive Kalman filter, AKF) 及卡尔曼滤波 (Kalman filter, KF) 算法性能。仿真结果表明, IAKF 算法展现出更强的适应性及鲁棒性。以自主开发农用履带车辆为定位载体, 于农业温室环境中开展 UWB 定位试验。试验结果表明, 温室环境中, 履带车辆在视距 (Line of sight, LOS) 和非视距 (Non line of sight, NLOS) 场景下, 较 AKF 和 KF 算法, IAKF 算法定位精度分别提高 22.2%、13.0% 和 20.0%、15.4%。

关键词: 温室; 精确定位; 超宽带; 改进自适应卡尔曼滤波

中图分类号: S220; S24

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2025)03-0494-09

OSID:



UWB Greenhouse Positioning Technology Based on Improved Adaptive Kalman Filter Algorithm

ZHANG Zhaoguo¹ ZHU Shiliang¹ WANG Faan¹ XIE Kaiting² ZHANG Jionghao¹ LI Manman¹

(1. Faculty of Modern Agricultural Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China

2. Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: Aiming to address the issue of insufficient positioning accuracy of ultra-wideband (UWB) positioning technology in agricultural greenhouse environments, caused by poor interference immunity and unknown statistical characteristics, a UWB positioning technology was proposed based on an improved adaptive Kalman filter (IAKF) algorithm. Firstly, an anomaly detection mechanism was introduced to identify divergence phenomena during the filtering process. Subsequently, the measurement noise covariance matrix was updated in real-time to suppress filter divergence and enhance the algorithm's adaptability in the presence of strong noise fluctuations. Simulation positioning experiments under three different noise environments were conducted to compare and analyze the performance of UWB, IAKF, adaptive Kalman filter (AKF), and Kalman filter (KF) algorithms. The simulation results showed that the IAKF algorithm exhibited stronger adaptability and robustness. Finally, using a self-developed agricultural tracked vehicle as the positioning carrier, UWB positioning experiments were conducted in the greenhouse environment. The experimental results indicated that in the greenhouse environment, the positioning accuracy of the tracked vehicle using the IAKF algorithm was improved by 22.2% and 13.0% in line of sight (LOS) and 20.0% and 15.4% in non line of sight (NLOS) scenarios compared with that of the AKF and KF algorithms, respectively.

Key words: greenhouse; precise position; ultra-wideband; improved adaptive Kalman filter

0 引言

随着现代农业的快速发展, 温室精准定位技术

日益受到重视。尽管传统的全球导航卫星系统 (Global navigation satellite system, GNSS) 在室外定位领域占据主导地位^[1-4], 但其在温室环境中的应

用受限于多路径效应^[5-6]和非视距影响^[7-8],这些因素严重制约了定位精度和可靠性^[9]。因此,探索替代 GNSS 的室内定位技术尤为迫切。

UWB 技术以其高精度、低功耗和出色的安全性^[10],在智慧城市^[11-12]、智能交通^[13-14]及精细农业^[15-16]等多个领域得到广泛应用,现已成为温室定位技术的新选择^[17-19]。然而,UWB 技术在室内环境中面临诸多挑战,尤其是多径效应,它会导致信号衰落和时间延迟,影响定位精度^[20-22]。为应对这一问题,HE 等^[23]提出了一种基于注意力机制的 UWB 测距误差补偿算法,通过优化深度神经网络模型,有效减少了多路径效应对测距精度的负面影响。但该算法对不同环境的变化较为敏感,在极端复杂或动态环境下效果不佳。ZHANG 等^[24]开发了一种低成本的 UWB-里程计融合方法,利用动态窗口粒子滤波器实现了移动机器人定位。该方法不仅克服了里程计累计误差带来的影响,而且有效提高了粒子的收敛,降低了硬件成本,但在信号丢失或干扰情况下,单个 UWB 锚点的依赖会导致系统性能下降。ZABALEGUI 等^[25]采用了故障检测与排除(Fault detection exclusion, FDE)技术,旨在应用 UWB 技术进行室内或城市环境定位时使用故障锚点。在上述环境中,该方法增强了 UWB 抗多径效应影响的能力。然而,在温室环境中,由于存在各种电气和无线通信设备,可能会导致信号质量下降,从而增加 FDE 方法在检测和排除故障信号时的难度。

除了多径效应,UWB 定位系统受 NLOS 的影响也不容忽视^[26-27]。PAN 等^[28]提出一种基于室内场景的 UWB 锚点优化方法,通过室内建模和组合测距模型,结合差分进化算法最小化误差,实现了分米级定位精度。然而,该方法计算复杂度较高,可能会导致延迟,影响实时性。LIU 等^[29]提出了一种结合卷积神经网络(Convolutional neural networks, CNN)和平行门控循环单元(Gate recurrent unit, GRU)的室内 LOS/NLOS 识别神经网络,但该方法解决了不同室内环境中 UWB 的 NLOS/LOS 识别问题。该方法对计算能力和存储资源的要求较高,这在资源有限的农业设备中可能受到限制。CHEN 等^[30]提出了一种结合圆极化天线、遗传算法和机器学习的 UWB 系统,用于室内定位,优化锚点位置并减小 NLOS 误差,实现高定位精度。然而,应用于温室时,会受到温室环境的动态变化等影响。

为提高导航系统的定位精度,研究人员提出了多种异常检测机制。胡晓强等^[31]提出了一种组合导航系统复合型异常检测与容错算法,目的是解决

组合导航系统在外部干扰情况下导航精度下降的问题。STAHLKE 等^[32]提出一种基于变分自编码器(Variational auto-encoder, VAE)的异常检测方法,提升了 UWB 系统的定位精度。然而,由于温室中大量金属结构、植被等物体的存在,UWB 信号在传输过程中容易受到干扰或遮挡,从而导致异常检测机制的有效性降低。

上述研究为提高不同场景下的 UWB 定位精度提供了方法。但温室环境复杂,同时,注重经济成本与定位精度的平衡,对用于农用车辆的 UWB 定位系统提出更高的要求。因此,针对温室环境中 UWB 定位面临的测量噪声动态变化问题,本文提出一种 IAKF 算法,集成量测异常检测处理和自适应滤波技术,有效识别和降低异常值的影响,并动态调整滤波参数,适应噪声变化性较大的环境。

1 改进自适应卡尔曼滤波算法

1.1 状态和观测模型

以农用履带车辆为试验对象。假设 k 时刻为当前时刻,定义系统的状态向量为

$$\mathbf{X}_k = [x_k \quad y_k \quad v_{x,k} \quad v_{y,k}]^T \tag{1}$$

式中 $\mathbf{X}_k$ —— k 时刻车辆状态向量
 x_k —— k 时刻车辆在 x 轴方向上位置, m
 y_k —— k 时刻车辆在 y 轴方向上位置, m
 $v_{x,k}$ —— k 时刻车辆在 x 方向速度, m/s
 $v_{y,k}$ —— k 时刻车辆 y 方向速度, m/s

则状态方程为

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{F}\mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{W}_k \tag{2}$$

其中

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{3}$$

$$E(\mathbf{W}_k) = \mathbf{q}_k \tag{4}$$

$$\text{Var}(\mathbf{W}_k) = \mathbf{Q}_k \tag{5}$$

式中 $\mathbf{F}$ ——状态转移矩阵
 $\mathbf{X}_{k-1}$ —— $k-1$ 时刻系统状态
 $\mathbf{W}_k$ —— k 时刻系统噪声矩阵
 Δt ——UWB 采样间隔
 $\mathbf{q}_k$ —— k 时刻系统噪声 $\mathbf{W}_k$ 期望值
 $\mathbf{Q}_k$ —— k 时刻系统噪声 $\mathbf{W}_k$ 方差
 $\text{Var}()$ ——方差运算
 $E()$ ——期望运算

定义 k 时刻系统观测方程为

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}\mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \tag{6}$$

其中

$$E(\mathbf{V}_k) = \mathbf{r}_k \tag{7}$$

$$\text{Var}(\mathbf{V}_k) = \mathbf{R}_k \tag{8}$$

式中 $\mathbf{Z}_k$ —— k 时刻车辆观测向量
 $\mathbf{H}$ ——观测矩阵
 $\mathbf{V}_k$ —— k 时刻观测噪声矩阵
 $\mathbf{r}_k$ —— k 时刻观测噪声 $\mathbf{V}_k$ 期望值
 $\mathbf{R}_k$ —— k 时刻观测噪声 $\mathbf{V}_k$ 方差
 $\mathbf{W}_k$ 和 $\mathbf{V}_k$ 为时序统计特性系统噪声矩阵。

1.2 定位原理

UWB 基站和标签布局如图 1 所示。在 k 时刻, A、B、C、D 4 个基站对标签 O 进行测距, 则基站与标签之间距离计算式为

$$\begin{cases} (x_1 - x_k)^2 + (y_1 - y_k)^2 = d_{A,k}^2 \\ (x_2 - x_k)^2 + (y_2 - y_k)^2 = d_{B,k}^2 \\ (x_3 - x_k)^2 + (y_3 - y_k)^2 = d_{C,k}^2 \\ (x_4 - x_k)^2 + (y_4 - y_k)^2 = d_{D,k}^2 \end{cases} \quad (9)$$

式中 $d_{A,k}$ —— k 时刻基站 A 对标签 O 测距距离, m
 $d_{B,k}$ —— k 时刻基站 B 对标签 O 测距距离, m
 $d_{C,k}$ —— k 时刻基站 C 对标签 O 测距距离, m
 $d_{D,k}$ —— k 时刻基站 D 对标签 O 测距距离, m
 i ——基站序号, $i = 1, 2, 3, 4$, 对应 A、B、C、D
 (x_i, y_i) ——基站坐标
 (x_k, y_k) —— k 时刻标签坐标

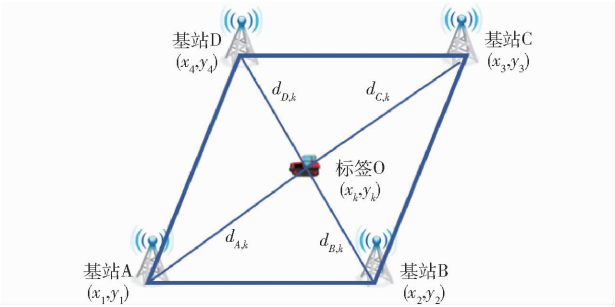


图 1 UWB 定位原理图
Fig.1 UWB positioning principle

对式(9)中的完全平方差项进行展开

$$\begin{cases} x_k^2 - 2x_1x_k + y_k^2 - 2y_1y_k = d_{A,k}^2 - x_1^2 - y_1^2 \\ x_k^2 - 2x_2x_k + y_k^2 - 2y_2y_k = d_{B,k}^2 - x_2^2 - y_2^2 \\ x_k^2 - 2x_3x_k + y_k^2 - 2y_3y_k = d_{C,k}^2 - x_3^2 - y_3^2 \\ x_k^2 - 2x_4x_k + y_k^2 - 2y_4y_k = d_{D,k}^2 - x_4^2 - y_4^2 \end{cases} \quad (10)$$

由于标签坐标包含无法直接解算的高阶项, 因此通过对方程进行三次差分来消除这些高阶项。经过差分处理后, 可简化为

$$\begin{cases} 2x_k(x_2 - x_1) + 2y_k(y_2 - y_1) = d_{A,k}^2 - d_{B,k}^2 + x_2^2 - x_1^2 + y_2^2 - y_1^2 \\ 2x_k(x_3 - x_1) + 2y_k(y_3 - y_1) = d_{A,k}^2 - d_{C,k}^2 + x_3^2 - x_1^2 + y_3^2 - y_1^2 \\ 2x_k(x_4 - x_1) + 2y_k(y_4 - y_1) = d_{D,k}^2 - d_{B,k}^2 + x_4^2 - x_1^2 + y_4^2 - y_1^2 \end{cases} \quad (11)$$

将式(11)中的方程转换为矩阵形式得

$$\mathbf{A}_k = \mathbf{B}_k \mathbf{X}_{Tag,k} \quad (12)$$

其中

$$\mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} d_{A,k}^2 - d_{B,k}^2 + x_2^2 - x_1^2 + y_2^2 - y_1^2 \\ d_{A,k}^2 - d_{C,k}^2 + x_3^2 - x_1^2 + y_3^2 - y_1^2 \\ d_{D,k}^2 - d_{B,k}^2 + x_4^2 - x_1^2 + y_4^2 - y_1^2 \end{bmatrix} \quad (13)$$
$$\mathbf{B}_k = \begin{bmatrix} 2(x_2 - x_1) & 2(y_2 - y_1) \\ 2(x_3 - x_1) & 2(y_3 - y_1) \\ 2(x_4 - x_1) & 2(y_4 - y_1) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{X}_{Tag,k} = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中 $\mathbf{X}_{Tag,k}$ ——所求的标签坐标

1.3 自适应卡尔曼滤波

自适应卡尔曼滤波融合了经典卡尔曼滤波和噪声估计技术, 实现对系统和观测误差统计特性实时更新。该算法在滤波过程中根据环境变换动态调整噪声参数, 在应对系统和观测噪声随时间变化的场景尤为合适, 有效提升对系统状态估计精度。自适应卡尔曼滤波算法表达式为^[33]

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} = \Phi_{k,k-1} \hat{\mathbf{X}}_{k-1} + \hat{\mathbf{q}}_{k-1} \\ \mathbf{P}_{k/k-1} = \Phi_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \hat{\mathbf{Q}}_{k-1} \\ \mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T + \hat{\mathbf{R}}_k)^{-1} \\ \mathbf{e}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} - \hat{\mathbf{r}}_{k-1} \\ \hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} + \mathbf{K}_k \mathbf{e}_k \\ \mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k/k-1} \end{cases} \quad (15)$$

式中 $\hat{\mathbf{X}}_{k/k-1}$ —— k 时刻预测状态向量
 $\Phi_{k,k-1}$ —— $k-1$ 时刻到 k 时刻状态转移矩阵
 $\hat{\mathbf{X}}_{k-1}$ —— $k-1$ 时刻估计状态向量
 $\hat{\mathbf{q}}_{k-1}$ —— $k-1$ 时刻过程噪声的期望值
 $\mathbf{P}_{k/k-1}$ —— k 时刻预测状态协方差矩阵
 $\mathbf{P}_{k-1}$ —— $k-1$ 时刻估计状态协方差矩阵
 $\hat{\mathbf{Q}}_{k-1}$ —— $k-1$ 时刻过程噪声协方差矩阵
 $\mathbf{K}_k$ —— k 时刻卡尔曼增益矩阵
 $\mathbf{H}_k$ —— k 时刻观测矩阵
 $\hat{\mathbf{R}}_k$ —— k 时刻测量噪声协方差矩阵
 $\mathbf{e}_k$ —— k 时刻新息向量 $\mathbf{I}$ ——单位矩阵
 $\hat{\mathbf{r}}_{k-1}$ —— $k-1$ 时刻测量噪声的期望值
 $\hat{\mathbf{X}}_k$ —— k 时刻估计状态向量
 $\mathbf{P}_k$ —— k 时刻估计状态协方差矩阵

对 $\hat{\mathbf{r}}_{k-1}$ 、 $\hat{\mathbf{q}}_{k-1}$ 、 $\hat{\mathbf{Q}}_{k-1}$ 、 $\hat{\mathbf{R}}_k$ 进行更新, 公式为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{q}}_k = (1 - d_k) \hat{\mathbf{q}}_{k-1} + d_k (\hat{\mathbf{X}}_k - \Phi_{k,k-1} \hat{\mathbf{X}}_{k-1}) \\ \hat{\mathbf{Q}}_k = (1 - d_k) \hat{\mathbf{Q}}_{k-1} + d_k (\mathbf{K}_k \mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T \mathbf{K}_k^T + \mathbf{P}_k - \Phi_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T) \\ \hat{\mathbf{r}}_k = (1 - d_k) \hat{\mathbf{r}}_{k-1} + d_k (\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k-1}) \\ \hat{\mathbf{R}}_k = (1 - d_k) \hat{\mathbf{R}}_{k-1} + d_k (\mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T - \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{H}_k^T) \end{cases} \quad (16)$$

其中, $d_k = (1 - b)/(1 - b^{k+1})$, b 为遗忘因子, 取值

为 $[0.95, 0.99]$ 。

自适应滤波算法是一种理论上具有高度灵活性的算法,旨在处理噪声不确定性较高的情况。该算法的一个显著特点是其理论上的能力,能够在不确定的 $\hat{\mathbf{Q}}_k$ 和 $\hat{\mathbf{R}}_k$ 情况下同时计算这 2 个参数。然而,实际应用中,该方法在处理高度不确定性的系统时效果不佳。新息向量异常会影响 $\hat{\mathbf{Q}}_k$ 和 $\hat{\mathbf{R}}_k$ 的计算,从而难以保证滤波结果的准确性。这意味着算法对异常值的敏感性可能导致估计结果的波动,进而影响决策的质量。此外,在滤波过程中, $\hat{\mathbf{Q}}_k$ 和 $\hat{\mathbf{R}}_k$ 作为协方差矩阵,应保持正定,以确保估计过程的收敛性;若参数为非正定,那么滤波过程可能发散,导致估计结果不可靠。

1.4 改进自适应卡尔曼滤波

为抑制滤波器的发散,在 1.3 节的基础上,引入异常检测机制,以识别滤波过程中的发散现象,据此在滤波过程中重新计算残差值。通过新息进行发散判断

$$\mathbf{e}_k^T \mathbf{e}_k > \gamma \text{tr}[E(\mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T)] \quad (17)$$

式中 γ ——实际误差与预期误差之间的比例界限
 $\text{tr}[\cdot]$ ——矩阵的求迹运算

若 $\gamma = 1$ 时,为最严格的收敛判据条件;若 $\gamma > 1$ 时,则说明实际误差是预期误差的 γ 倍,此时滤波已发散,需进行处理。

假设 $\hat{\mathbf{R}}_k = \hat{\mathbf{R}}_{k-1}$,可推导得

$$E(\mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T) = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T + \hat{\mathbf{R}}_k \quad (18)$$

由式(17)、(18)可推出最严格收敛判断为

$$\mathbf{e}_k^T \mathbf{e}_k = \text{tr}[\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T + \hat{\mathbf{R}}_k] \quad (19)$$

反之,滤波发散判断为

$$\mathbf{e}_k^T \mathbf{e}_k > \text{tr}[\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T + \hat{\mathbf{R}}_k] \quad (20)$$

通过对模型预测误差协方差矩阵的加权更新,抑制滤波的发散。改正方法为

$$\mathbf{P}_{k/k-1} = \mathbf{C}_k \Phi_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \hat{\mathbf{Q}}_{k-1} \quad (21)$$

$$\text{其中 } \mathbf{C}_k = \frac{\mathbf{e}_k^T \mathbf{e}_k - \text{tr}[\mathbf{H}_k \mathbf{Q}_{k-1} \mathbf{H}_k^T + \hat{\mathbf{R}}_{k-1}]}{\text{tr}[\mathbf{H}_k \Phi_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T \mathbf{H}_k^T]} \quad (22)$$

综上, $\mathbf{P}_{k/k-1}$ 求解式为

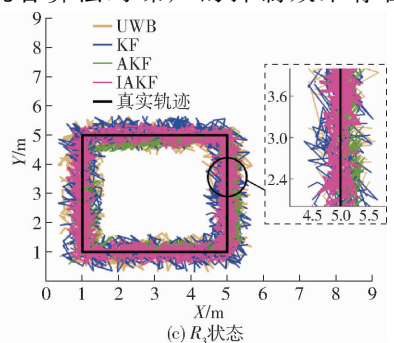
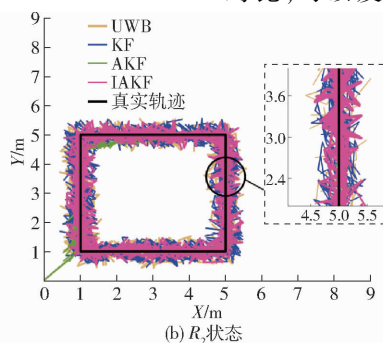
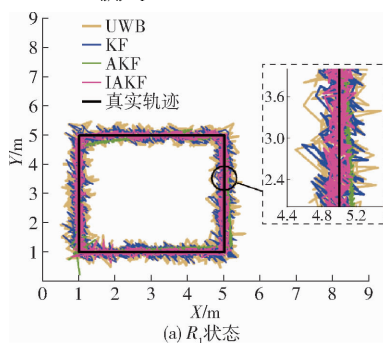


图 2 模拟轨迹比较

Fig. 2 Comparison of simulation trajectories

$$\mathbf{P}_{k/k-1} = \begin{cases} \mathbf{C}_k \Phi_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \hat{\mathbf{Q}}_{k-1} & (\text{滤波发散}) \\ \Phi_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \hat{\mathbf{Q}}_{k-1} & (\text{滤波收敛}) \end{cases} \quad (23)$$

为了保证 $\hat{\mathbf{R}}_k$ 的正定性,加入时变量测噪声

$$d_k = (1 - b)/(1 - b^{k+1}) \quad (24)$$

$$\hat{\mathbf{R}}_k = (1 - d_k) \hat{\mathbf{R}}_{k-1} + d_k (\mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T - \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{H}_k^T) \quad (25)$$

在温室定位技术应用中,该算法的异常检测机制能够在定位过程中识别并调整异常数据,有效抑制了 UWB 定位中常见的多径效应和非视距对定位精度的影响。此外,算法通过计算加权系数对状态估计的均方误差矩阵进行动态校正,使滤波过程能够适应温室环境中的复杂信号波动,显著提升了定位精度和系统的稳定性。该方法增强了系统的鲁棒性,使定位系统能够快速响应并调整异常信号,减少滤波器发散的风险,从而保障 UWB 定位系统在温室环境中的长期稳定性和可靠性。

2 仿真分析

首先通过仿真对本文提出的定位算法进行分析。假设农用车辆匀速行驶,速度为 0.012 m/s,逆时针方向从基站 A 出发依次经过基站 A、B、C、D、A,形成正方形轨迹,顶点坐标依次为基站 A(1 m, 1 m)、基站 B(5 m, 1 m)、基站 C(5 m, 5 m)以及基站 D(1 m, 5 m)。初始协方差矩阵为 $\mathbf{P}_0 = \mathbf{I}_4$,过程噪声协方差矩阵为 $\mathbf{Q} = 0.01 \text{eye}(4)$,其中 $\text{eye}(\cdot)$ 为单位矩阵。

为模拟小车在实际环境中受到不同程度量测噪声的影响,本文引入 3 个正均值高斯分布噪声 R_1 、 R_2 、 R_3 ,即 $R_1 = 0.1 + 0.1 \text{randn}(1)$, $R_2 = 0.5 + 0.5 \text{randn}(1)$ 和 $R_3 = 1 + \text{randn}(1)$ 。在相同仿真环境中,分别使用 UWB、KF、AKF 以及 IAKF 算法进行处理。

理想情况下,目标轨迹呈现为一个 5 m × 5 m 的正方形路径。图 2 展示了不同算法下轨迹效果对比,可以发现各算法对噪声的抑制效果存在差

异。当噪声为 R_1 时,各算法的轨迹与理想路径较为接近。随着噪声增大至 R_2 和 R_3 ,未经滤波处理的 UWB 轨迹逐渐偏离真实路径。而经过 KF、AKF 以及 IAKF 算法处理后的轨迹能够较好地跟踪真实路径。尤其是 IAKF 算法,在不同噪声水平下,其轨迹最接近真实路径,表现出优异的鲁棒性和抗噪能力。

图 3 和图 4 展示了在 UWB 定位系统下,不同滤波算法在 X 轴和 Y 轴方向上的位置误差核密度分析图。图中颜色由红到蓝逐渐递减,表示误差密度从高到低的分布情况。随着噪声水平增加,KF 算法在 UWB 系统中 X 轴和 Y 轴方向的误差密度集中区域逐渐偏离坐标轴,表明该算法定位精度迅速下降。AKF 算法在 X 轴方向上表现出较好的误差控制能力,但 Y 轴方向的误差密度随噪声增大而扩大。IAKF 算法在 3 种不同的噪声条件下, X 轴和 Y 轴方向的密度集中区域保持在接近坐标轴的位置,凸显了抗噪性能和定位精度。

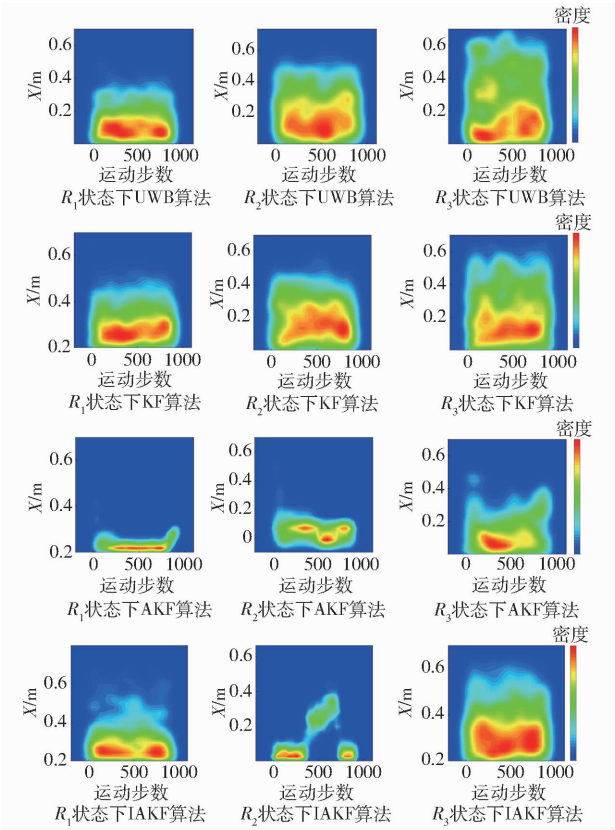


图 3 X 轴方向的算法误差密度

Fig. 3 Algorithm error in X-axis direction

采用位置平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE) 评估算法定位精度。

在模拟环境下,UWB、KF、AKF 和 IAKF 算法误差均与噪声呈正比。其中,UWB 和 KF 算法最大误差控制在 0.7 m 以内,AKF 算法最大误差小于 0.6 m,而本研究提出的 IAKF 算法将最大误差控制

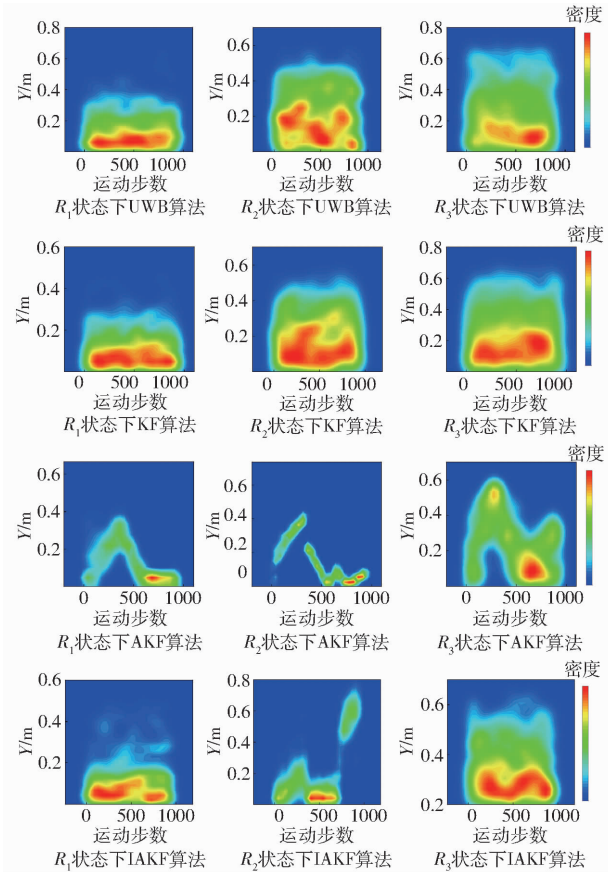


图 4 Y 轴方向的算法误差密度

Fig. 4 Algorithm error in Y-axis direction

在 0.5 m 以内。MAE 如表 1 所示。

表 1 模拟场景下位置误差

Tab. 1 Position error in simulated scenarios m

算法	R_1 状态	R_2 状态	R_3 状态
UWB	0.381	0.487	0.672
KF	0.211	0.383	0.631
AKF	0.196	0.291	0.453
IAKF	0.163	0.207	0.378

3 试验验证

3.1 试验设备及场景

为进一步验证本文提出算法的可行性,选用 5 个 UWB 模块进行农用履带车辆定位试验,UWB 参数如表 2 所示,模块布置如图 5 所示。其中,4 个模块配置为固定基站,分别为基站 A、基站 B、基站 C 及基站 D,基站 A 与上位机相连;1 个模块作为移动标签 O,安装于农用履带车辆上,如图 6 所示。

测试环境为温室,其顶部覆盖塑料薄膜,温室内存在铁丝网等障碍物,容易引起信号的反射和散射,从而导致多路径效应干扰。在这种情况下,信号经过不同路径到达接收端,产生时延和幅度衰减,使得 UWB 系统接收信号稳定性差。

表 2 UWB 参数
Tab.2 UWB parameters

参数	数值/型号
信号收发器	DW1000 芯片
遵循标准	IEEE802. 15. 4—2011
频段/GHz	3. 5 ~ 6. 5 (6 个 RF 频段)
数据传输速率/(kb·s ⁻¹)	110、850、6 800



图 5 UWB 设备
Fig.5 UWB equipment



图 6 农用履带车辆
Fig.6 Agricultural tracked vehicles

试验区域为 6 m × 6 m 的正方形空间,基站 A、基站 B、基站 C、基站 D 分别置于该正方形定位区的 4 个顶点。在定位测试之前,为了减少基站间距偏差对定位精度的影响,需要对 UWB 系统进行校准。将基站 A 连接到上位机,设定为坐标原点(0,0),由此确定基站 B 的坐标为(6 m,0 m),并根据基站 A 和 B 的位置确定基站 C 和 D 的位置分别为(6 m,6 m)和(0 m,6 m)。根据系统的解算结果,微调基

站 B、C 和 D 的位置。这一校准过程,旨在调整基站位置,确保每个基站的相对坐标准确,从而提升整个系统的定位精度。

在试验中,当履带车辆处于静止状态时,其位置固定在坐标(1 m,5 m)处;当车辆处于运动状态时,其运动路径规划通过 Ubuntu 系统下的机器人操作系统(Robot operating system,ROS)工作空间编程实现。试验场景分为 LOS 和 NLOS,其中 LOS 场景下定位区域保持空旷,不放置任何障碍物;NLOS 场景下放置 2 个桩桶并有 2 名试验人员在定位区域中移动,分别如图 7 和图 8 所示。车辆实际运动轨迹为 4 m × 4 m 的正方形,其路径区域的 4 个顶点的坐标分别为 A'(1 m,1 m)、B'(5 m,1 m)、C'(5 m,5 m)和 D'(1 m,5 m),顺序为 A'→B'→C'→D'→A'。

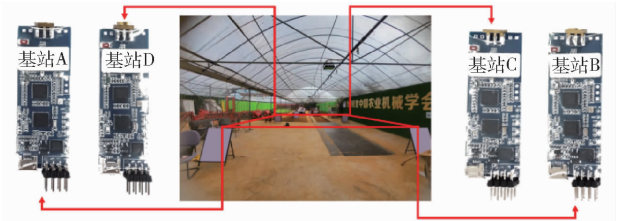


图 7 LOS 试验场地
Fig.7 LOS experimental site

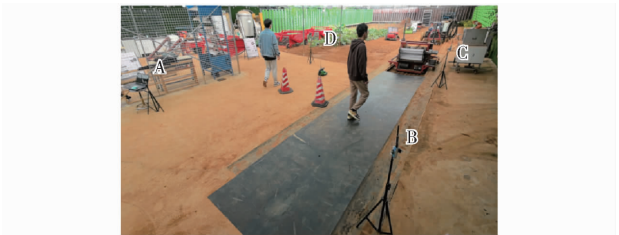


图 8 NLOS 试验场地
Fig.8 NLOS experimental site

3.2 静止状态的试验结果

履带车辆处于静止状态下,UWB、KF、AKF、IAKF 算法试验数据点如图 9 所示。从图 9 可以看出,UWB 数据点分布较为分散,表明其定位精度相对较低;KF 和 AKF 数据点比 UWB 更集中,但仍然有较大的分散性。IAKF 数据点相对最为集中,接近真实位置,表明该算法在静止状态下定位精度更高。

不同算法位置误差如图 10 所示。UWB 算法波动幅度显著,且误差较大,MAE 和最大误差分别为 0.301 m 和 1.011 m。相比之下,KF 和 AKF 算法误差波动有所减小,MAE 分别为 0.209 m 和 0.162 m,最大误差分别为 0.732 m 和 0.652 m。IAKF 算法的定位误差波动幅度最小,MAE 仅为 0.103 m,最大误差为 0.597 m。KF、AKF、IAKF 算法的 MAE 较 UWB 测量值分别提高 30.6%、46.2% 和 65.8%。这表明,在温室试验环境中,IAKF 算法能够有效抑制履

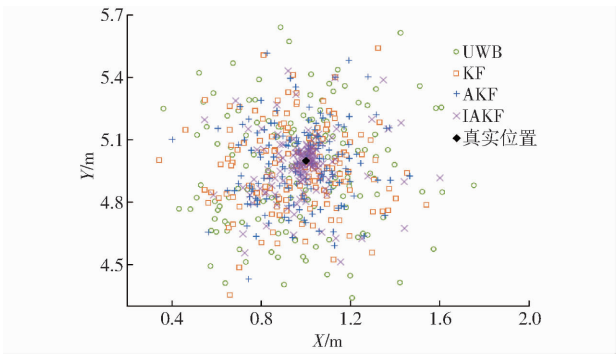


图9 静止状态下的数据点

Fig. 9 Data points in stationary state

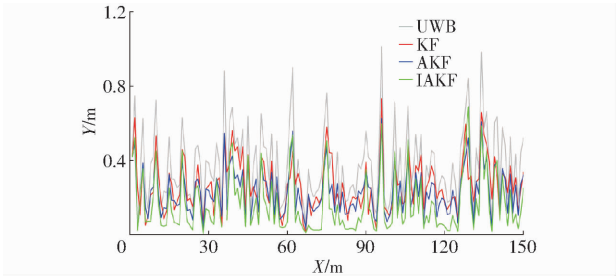


图10 静止状态下的位置误差比较

Fig. 10 Comparison of position error in static state

带车辆处于静止状态下的定位发散问题。

3.3 LOS 场景下的试验结果

履带车辆处于在 LOS 试验场景下,UWB、KF、AKF、IAKF 算法试验轨迹如图 11 所示。UWB 算法轨迹与真实轨迹偏差较大;KF 和 AKF 算法运动轨迹有所改进。相比之下,IAKF 算法轨迹与真实轨迹最为接近。

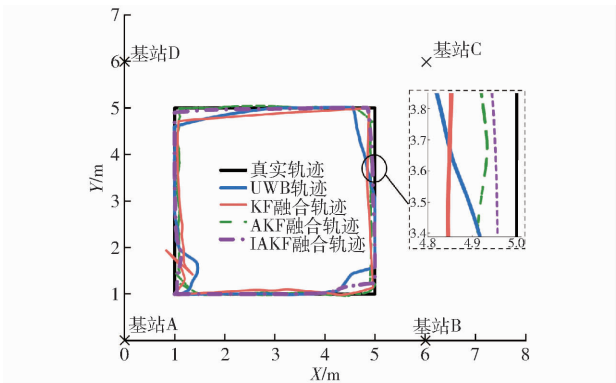


图11 LOS 场景下试验轨迹

Fig. 11 Test trajectory in LOS scenario

图 12 展示了 KF、AKF、IAKF 算法的位置误差对比情况,具体数据如表 3 所示。分析可得,3 种算法的 MAE 值均能维持在 0.3 m 以内。精度较 UWB 原始观测值均有所提升,KF、AKF、IAKF 算法 MAE 较 UWB 测量值分别提高 29.6%、37.1% 和 45.3%。

由于受到铁丝网等障碍物干扰,UWB 定位系统最大误差高达 0.823 m。KF 算法最大误差控制在 0.6 m 以下,AKF 算法将误差控制在 0.5 m 以下,

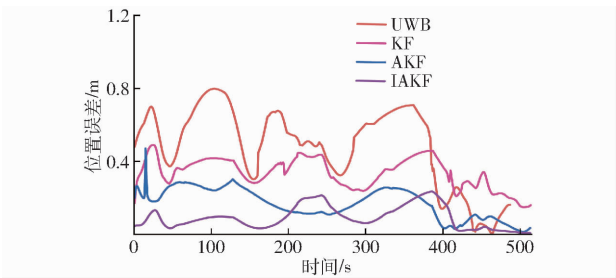


图12 LOS 场景下位置误差比较

Fig. 12 Comparison of position errors in LOS scenarios

表3 LOS 场景下的位置误差

Tab.3 Position error in LOS scenario			m
算法	位置 MAE	最大位置误差	
UWB	0.307	0.823	
KF	0.216	0.586	
AKF	0.193	0.421	
IAKF	0.168	0.235	

IAKF 算法显著降低了误差,最大误差控制在 0.3 m 以内。这一结果表明,在 LOS 试验场景下,IAKF 算法能有效地抑制履带车辆在运动状态下的定位测距误差和异常值。

图 13 展示了 LOS 试验场景下 3 种算法累积分布函数 (Cumulative distribution function, CDF) 图。由图 13 可知,IAKF 算法 CDF 值较早趋近 1,具有更快的收敛速度。

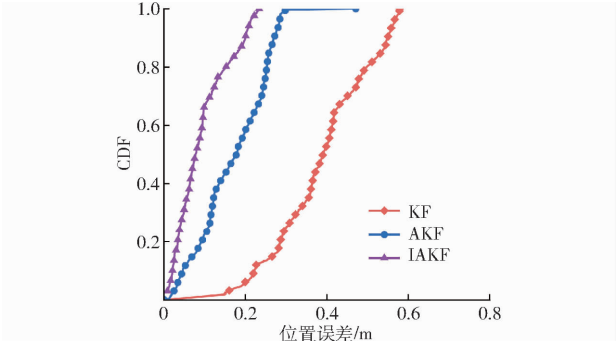


图13 LOS 场景下 CDF 比较

Fig. 13 Comparison of CDF in LOS scenario

3.4 NLOS 场景下试验结果

履带车辆处于在 NLOS 试验场景下,试验区域内摆放 2 个桩桶,并安排 2 位试验人员在区域内随机走动,以模拟 NLOS 场景下 UWB 定位所受到的不确定性干扰。

NLOS 场景下各滤波算法试验轨迹如图 14 所示。UWB 算法与真实轨迹偏差较大,体现出其在 NLOS 环境中的定位精度较低;KF 和 AKF 算法相比 UWB 有所改善,但仍存在一定偏差。IAKF 算法则在 NLOS 条件下展现出最接近真实轨迹的效果。

KF、AKF、IAKF 算法位置误差如表 4 所示。分

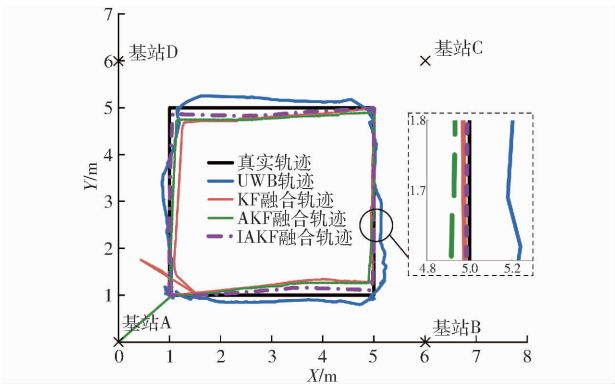


图 14 NLOS 场景下试验轨迹

Fig. 14 Test trajectory in NLOS scenario

表 4 NLOS 场景下位置误差

Tab. 4 Position error in NLOS scenario m

算法	位置 MAE	最大位置误差
UWB	0. 402	2. 542
KF	0. 310	0. 721
AKF	0. 293	0. 407
IAKF	0. 248	0. 328

析可得,3 种算法 MAE 均能维持在 0.4 m 以内。精度较 UWB 原始观测值均有所提升,KF、AKF、IAKF 算法 MAE 较 UWB 测量值分别提高 22.9%、27.2% 和 38.3%。这一结果表明,在 NLOS 试验场景下,IAKF 算法能有效地抑制履带车辆在运动状态下定位测距误差和异常值。

图 15 展示了 NLOS 试验场景下 3 种算法 CDF。由图 15 可知,IAKF 算法 CDF 曲线在较小的定位误差范围内较早趋近 1,表明 IAKF 算法在 NLOS 场景下具备更高的定位精度。

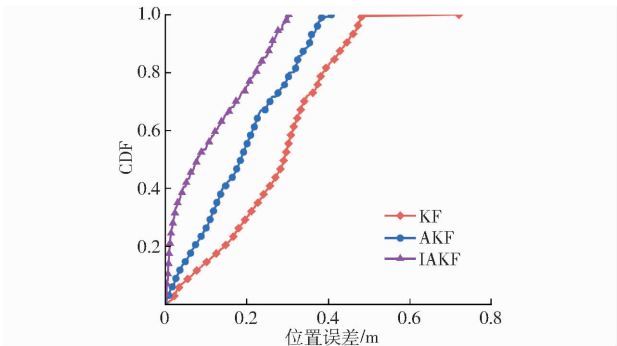


图 15 NLOS 场景下 CDF 比较

Fig. 15 Comparison of CDF in NLOS scenario

4 结论

(1)提出基于 IAKF 的 UWB 温室定位技术。通过自适应滤波技术降低了量测噪声对定位精度的负面影响,有效处理了目标车辆在温室环境下的运动轨迹。

(2)仿真试验结果表明,UWB、KF 算法最大误差达到 0.7 m 左右,AKF 算法最大误差小于 0.6 m,而 IAKF 算法最大误差控制在 0.5 m 以下。

(3)温室实车试验结果表明,IAKF 算法在静止和运动状态下 MAE 分别稳定在 0.2 m 和 0.4 m。当履带车辆处于静止状态时,IAKF 的 MAE 比 KF 和 AKF 算法分别提高 50.7% 和 36.4%;在车辆处于运动状态时,IAKF 算法在 LOS 和 NLOS 场景中的定位精度较 KF 和 AKF 算法分别提升 22.2%、13.0% 和 20.0%、15.4%。由于 IAKF 算法无需复杂的硬件支持和高计算资源,使其在实际农业应用中具有较高的经济性和可行性。

参 考 文 献

[1] SUN R, WANG J, CHENG Q, et al. A new IMU-aided multiple GNSS fault detection and exclusion algorithm for integrated navigation in urban environments[J]. GPS Solutions, 2021, 25(4): 1–17.

[2] CHENG Q, CHEN W, SUN R, et al. RANSAC-based instantaneous real-time kinematic positioning with GNSS triple-frequency signals in urban areas[J]. Journal of Geodesy, 2024, 98(4): 1–19.

[3] VICENZO S, XU B, XU H, et al. GNSS direct position estimation-inspired positioning with pseudorange correlogram for urban navigation[J]. GPS Solutions, 2024, 28(2): 83.

[4] 刘禹汐,杨浩然,韩冰,等.基于多传感器融合的拖拉机侧滑量估计方法及其验证[J].农业机械学报,2023,54(增刊2): 400–408,426.

LIU Yuxi, YANG Haoran, HAN Bing, et al. Side-slip estimation method based on multi-sensor fusion and its validation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(Supp. 2): 400–408, 426. (in Chinese)

[5] YI D, ZHETAO Z, LILI P, et al. Partial ambiguity resolution considering the multipath effects in a canyon environment[J]. Survey Review, 2024, 56(396): 300–315.

[6] 邹璇,付睿男,王亚伟,等.测站处 GNSS 多路径误差效应反演及其应用研究[J].武汉大学学报(信息科学版),2022,47(9): 1416–1421.

ZOU Xuan, FU Ruinan, WANG Yawei, et al. Inversion of GNSS multipath effects around the stations and its applications[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2022, 47(9): 1416–1421. (in Chinese)

[7] WANG Y, FU S, WANG F. Improved maximum correntropy criterion Kalman filter with adaptive behaviors for INS/UWB fusion positioning algorithm[J]. Alexandria Engineering Journal, 2024, 109: 702–714.

[8] 刘韬,徐爱功,隋心,等.新息向量的抗差 Kalman 滤波方法及其在 UWB 室内导航中的应用[J].武汉大学学报(信息科学

版),2019,44(2):233–239.

LIU Tao, XU Aigong, SUI Xin, et al. An improved robust Kalman filtering method based on innovation and its application in UWB indoor navigation[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2019, 44(2): 233–239. (in Chinese)

- [9] CRISTODARO C, RUOTSALAINEN L, DOVIS F. Benefits and limitations of the record and replay approach for GNSS receiver performance assessment in harsh scenarios[J]. Sensors,2018,18(7):2189.
- [10] CHE F, AHMED Q Z, LAZARIDIS P I, et al. Indoor positioning system (IPS) using ultra-wide bandwidth (UWB) for industrial internet of things (IIOT)[J]. Sensors, 2023, 23(12): 5710.
- [11] HANZEL K, GRZECHCA D. Increasing the security of smart cities of the future thanks to UWB technology[C]//European, Mediterranean, and Middle Eastern Conference on Information Systems. Cham; Springer International Publishing, 2021: 585–596.
- [12] CHAKRABORTY M, KANDAR D, MAJI B. Integrated radar radio: enabling technology for smart vehicle of smart cities[J]. International Journal of Autonomous and Adaptive Communications Systems, 2023, 16(4): 391–403.
- [13] WANG Z, SPASOJEVIC P, SCHLAKE B W, et al. Development and testing of a UWB-based vehicle-to-vehicle (V2V) ranging system for self-propelled rail vehicles[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023,73(3): 3247–3261.
- [14] ZHU B, TAO X, ZHAO J, et al. An integrated GNSS/UWB/DR/VMM positioning strategy for intelligent vehicles[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(10): 10842–10853.
- [15] 解开婷,张兆国,王法安,等. 基于全质心 WLS–HDS–TWR 算法的无人驾驶农业机械协同定位算法研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(7): 27–36,110.
XIE Kaiting, ZHANG Zhaoguo, WANG Faan, et al. Cooperative localization algorithm for full center mass of WLS–HDS–TWR driverless agricultural machines[J] Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(7):27–36,110. (in Chinese)
- [16] 王法安,殷国栋,庄伟超,等. 基于多基站 IMMKF–DOA 辅助车辆协同定位算法研究[J]. 机械工程学报, 2023, 59(4):125–134.
WANG Faan, YIN Guodong, ZHUANG Weichao, et al. IMMKF–DOA auxiliary vehicle cooperative localization algorithm based on multi-base station[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(4):125–134. (in Chinese)
- [17] 毕松,张国轩,李志军,等. 基于测距值修正的温室植保机器人定位方法[J]. 农业机械学报,2023,54(8):347–358.
BI Song, ZHANG Guoxuan, LI Zhijun, et, al. Positioning method of greenhouse plant protection robot based on distance measurement value correction[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(8):347–358. (in Chinese)
- [18] 刘艳伟,李思雯,杨启良,等. 基于 UWB 定位的智能温室三维温湿度检测系统研究[J]. 农业机械学报,2023,54(9):414–422.
LIU Yanwei, LI Siwen, YANG Qiliang, et, al. Design of intelligent greenhouse three-dimensional temperature and humidity detection system based on UWB positioning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(9): 414–422. (in Chinese)
- [19] 林相泽,王祥,林彩鑫,等. 基于超宽带的温室农用车辆定位信息采集与优化[J]. 农业机械学报,2018,49(10):23–29,45.
LIN Xiangze, WANG Xiang, LIN Caixin, et, al. Location information collection and optimization for agricultural vehicle based on UWB[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2018,49(10):23–29,45. (in Chinese)
- [20] SCHMIDT S O, CIMDINS M, JOHN F, et al. SALOS – a UWB single-anchor indoor localization system based on a statistical multipath propagation model[J]. Sensors, 2024, 24(8): 2428.
- [21] WANG S, WANG H, WANG G, et al. Algorithm design to identify targets from multipath ghosts and clutters for SISO IR – UWB radar: incorporating waveform features and trajectory[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 24(2): 2278–2288.
- [22] LI Y, XU L, WANG P, et al. Ultra-wideband radar detection based on target response and time reversal[J]. IEEE Sensors Journal, 2024,24(9): 14750–14762.
- [23] HE X, MO L, WANG Q. An Attention-Assisted UWB ranging error compensation algorithm [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2022, 12(3): 421–425.
- [24] ZHANG H, ZHOU X, ZHONG H, et al. A dynamic window-based UWB – Odometer fusion approach for indoor positioning [J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 23(3): 2922–2931.
- [25] ZABALEGUI P, DE MIGUEL G, GOYA J, et al. Residual based fault detection and exclusion methods applied to ULTRA-WIDEBAND navigation[J]. Measurement, 2021, 179: 109350.
- [26] CHENG L,CHEN Y,GUAN J. INS/UWB multi-sensor integrated localization scheme in indoor LOS/NLOS environment based on MEF–GPDAF[J]. Computers and Electrical Engineering,2024,120:109693.
- [27] WANG Y,ZHOU Y,LU Y, et al. MSTSCKF-based INS/UWB integration for indoor localization[J]. Ain Shams Engineering Journal,2024,15(10):102939.
- [28] PAN Hao, QI Xiaogang, LIU Meili, et al. Indoor scenario-based UWB anchor placement optimization method for indoor localization[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 205: 117723.
- [29] LIU Qingzhi, YIN Zhendong, ZHAO Yanlong, et al. UWB LOS/NLOS identification in multiple indoor environments using deep learning methods[J]. Physical Communication, 2022, 52: 101695.

MA Xuejie, LIU Min, HOU Zhanfeng, et al. Numerical simulation and experimental study on the pelletized coating of small grain forage seeds[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(2): 43–52. (in Chinese)

[25] 何瑞银, 王建林, 徐高明, 等. 限制充种姿态-正负压式小麦精密排种器设计与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(9): 39–49, 167.

HE Ruiyin, WANG Jianlin, XU Gaoming, et al. Design and experiment of wheat precise seed metering apparatus with positive and negative pressure with function of limiting seed filling posture[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(9): 39–49, 167. (in Chinese)

[26] 姚福强, 王永维, 郝一枫, 等. 气力式杂交水稻制种授粉机授粉管结构参数优化[J]. 农业工程学报, 2020, 36(18): 18–25.

YAO Fuqiang, WANG Yongwei, HAO Yifeng, et al. Optimization of the structural parameters of pollination pipe for pneumatic hybrid rice breeding pollination machines[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(18): 18–25. (in Chinese)

[27] 国家环境保护总局. 环境保护产品技术要求 工业粉尘湿式除尘装置: HJ/T 285—2006[S]. 2006.

(上接第 502 页)

[30] CHEN Y Y, HUANG S P, WU T W, et al. UWB system for indoor positioning and tracking with arbitrary target orientation, optimal anchor location, and adaptive NLOS mitigation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(9): 9304–9314.

[31] 胡晓强, 武东杰, 彭侠夫. INS/GNSS/VO 组合导航系统复合型异常检测与容错算法[J]. 中国惯性技术学报, 2023, 31(2): 148–156.

HU Xiaoqiang, WU Dongjie, PENG Xiafu. Compound anomaly detection and fault tolerance algorithm for INS/GNSS/VO integrated navigation system[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2023, 31(2): 148–156. (in Chinese)

[32] STAHLKE M, KRAM S, OTT F, et al. Estimating TOA reliability with variational autoencoders[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 22(6): 5133–5140.

[33] 杨波, 刘枫, 薛亮, 等. 一种有色噪声条件下的改进卡尔曼滤波算法[J]. 中国惯性技术学报, 2023, 31(10): 1004–1009.

YANG Bo, LIU Feng, XUE Liang, et al. An improved Kalman filter algorithm under colored noise[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2023, 31(10): 1004–1009.