doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.08.034

基于测距值修正的温室植保机器人定位方法

毕　松[1]　张国轩[1]　李志军[1]　胡福文[2]

(1.北方工业大学电气与控制工程学院,北京 100144;2.北方工业大学机械与材料工程学院,北京 100144)

摘要:针对温室植保机器人作业过程中,UWB 节点之间频繁出现的非视距通信现象导致 UWB 系统定位精度低和稳定性差的问题,提出了一种基于 UWB 测距值修正的融合定位方法。首先,设计了基于测距残差的 UWB 节点间通信类型识别方法;其次,分析了视距和非视距通信下 UWB 测距误差产生原因并建立了两种通信条件下的测距值修正模型;最后,基于扩展卡尔曼滤波器设计了 UWB 测距修正值和 IMU 数据融合方法,实现了温室机器人作业过程中的可靠定位。在温室环境下的实际验证结果表明:非视距通信条件下,经过 UWB 测距修正的融合定位方法的定位误差为 11.95 cm,相较于未进行 UWB 测距值修正的融合定位方法,定位误差降低 83.11%,可为温室植保机器人提供稳定的高精度定位信息。

关键词:温室植保机器人;UWB 通信类型判别;UWB 测距值修正;融合定位

中图分类号:TP242　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2023)08-0347-12　　**OSID**:

Positioning Method of Greenhouse Plant Protection Robot Based on Distance Measurement Value Correction

BI Song[1]　ZHANG Guoxuan[1]　LI Zhijun[1]　HU Fuwen[2]

(1. *College of Electrical and Control Engineering*, *North China University of Technology*, *Beijing* 100144, *China*
2. *College of Mechanical and Material Engineering*, *North China University of Technology*, *Beijing* 100144, *China*)

Abstract: A fusion positioning method was proposed based on the correction of UWB distance values to address the problem of low positioning accuracy and poor stability of UWB systems caused by frequent non-visual communication between UWB nodes during the operation of greenhouse plant protection robots. Firstly, a method to identify the communication type between UWB nodes was designed based on the distance residuals; secondly, it analyzed the causes of UWB distance errors under line-of-sight and non-line-of-sight communication and established a distance correction model under the two communication conditions; finally, it designed a method to fuse UWB distance correction values and IMU data based on the extended Kalman filter, and achieved reliable positioning during the operation of greenhouse robots. Finally, the UWB distance correction and IMU data fusion method were designed based on the extended Kalman filter, which finally realized the reliable positioning during the operation of greenhouse robot. The actual validation results showed that the positioning error of the fusion method with UWB range correction was 11.95 cm under the non-line-of-sight communication conditions, which was 83.11% lower than that of the fusion method without UWB range correction, and it can provide stable and high-precision positioning information for the greenhouse plant protection robot.

Key words: greenhouse plant protection robot; UWB communication type identification; UWB distance value correction; fusion positioning

0　引言

温室内作物种植密集,工作空间狭小,生产过程以人工作业为主。温室生产过程智能化和自动化装备的应用可有效降低在温室高温潮湿环境下的劳动强度,提升我国设施农业竞争力。

收稿日期:2023-04-21　修回日期:2023-06-05

基金项目:国家重点研发计划项目(2018YFC1602701)、北方工业大学 1138 工程项目(110051360022XN108)和北京市大学生创新创业计划项目

作者简介:毕松(1983—),男,副教授,博士,主要从事智能农机设备研究,E-mail:bisongo@163.com

植保作业是农业生产过程的必要环节,自动化植保作业可有效降低农业生产过程中的人工需求[1]并有效提升温室农业生产效率。自主导航是温室植保机器人自动化作业的基础,路径规划和路径跟踪是自主导航的基础[2],在温室内提供稳定的高精度实时定位是温室植保机器人自主运行的基础[3]。因此温室内移动机器人的高精度定位技术是实现植保机器人自动化作业的支撑技术。

GPS 信号在室内精度低,无法用于温室环境下的机器人定位[4-5]。当工作环境存在频繁遮挡、环境纹理或结构相似等条件时,基于机器人自身携带的视觉或激光传感器进行定位的 SLAM 技术无法获得准确的定位信息[6],因此基于 SLAM 的定位技术不适用于温室机器人自主导航[7-8]。UWB 技术具有时间分辨率高、抗多径效应能力强等优点,视距通讯下有着较高的定位精度[9-10],已被广泛应用于室内高精度定位,但在通信节点被遮挡的条件下,其定位精度快速下降。在温室机器人运行过程中,UWB 定位节点将频繁出现非视距通信状态,使得 UWB 节点间的测距数据产生较大的波动。因此在温室内单独使用 UWB 系统的定位数据稳定性较差[11]。惯性导航定位方法以机器人运动状态为基础,通过估计机器人的相对位移实现定位,定位过程不受温室环境特点影响,对短期内位置变化估计准确,但由于该方法存在误差累积,因此长期定位精度较低[12-13]。

UWB 定位方法能够提供温室环境内的高精度定位但受遮挡影响,惯性导航定位不受环境限制但长时间定位精度较低。在温室环境下,UWB 和 IMU 数据的有效融合可为温室机器人作业过程提供稳定的高精度定位数据[14]。

UWB 具有较高时间分辨率[15],这使得 UWB 比其他无线通信技术有更好的测距精度,是目前室内高精度定位的主要方法[16]。视距条件下 UWB 定位精度达到了分米级[17],但在非视距情况下 UWB 无线定位效果较差。为了提高温室环境下 UWB 的定位精度,林相泽等[18]通过 K-means 聚类和截断处理的方法优化了温室内定位,但并未考虑非视距遮挡条件下样本在整体偏离真实值的情况。王俊等[19]提出了一种基于遗传 BP 算法的温室无线传感器网络定位方法建立 UWB 的 RSSI 测距模型,该方法考虑了环境对 RSSI 测距模型的影响,但未考虑视距和非视距状态下测距模型的差异。温室环境条件下非视距通信频繁,非视距通信的多径效应导致测距结果误差较大[20]。因此,在频繁出现非视距的条件下,单纯依靠 UWB 进行定位具有局限性,定位精度较低且稳定性差[21],不能满足温室自主导航的定位要求。

将不同的传感器数据进行优势融合可以有效提高系统的定位精度和稳定性,为目前室内定位的主要研究方向。王新等[22]将惯性传感器和 UWB 原始测量数据进行融合,提出了一种基于多元数据融合理论的温室定位优化方法,相较于只使用 UWB 定位的方法提高了室内定位精度。郁露等[23]考虑了环境对 UWB 测距模型的影响,利用 LSSVM 模型修正 UWB 原始测距结果,但使用单一模型来对视距通信(LOS)和非视距通信(NLOS)两种条件下的测距数据进行修正,其定位精度提升有限。HAN 等[24]和 FENG 等[25]通过滤波算法实现了 IMU 数据和 UWB 数据的融合,通过降低非视距通信下的异常测量数据在定位结果的权重来提升定位系统的稳定性和定位精度,但未对异常数据进行建模分析,因此该方法对定位精度提升有限。相较于单独使用 UWB 系统的温室内定位方法,基于 UWB 测距数据和 IMU 测量数据的融合定位方法可获得更高的定位精度。

机器人在温室运行过程中会处于频繁的非视距通信和视距通信的切换之中,导致在温室机器人作业过程中定位节点测距数据可靠性降低。现有的融合定位算法以 UWB 节点间的可靠测距数据为基础得到可靠的定位结果,因此实现温室环境下的可靠定位需要提升 UWB 测距数据的可靠性。

针对温室环境特点和现有的 UWB-IMU 融合定位方法,本文提出一种 UWB 测距修正方法,通过两种误差修正模型对 UWB 原始测距结果进行修正,提高 UWB 测距数据的稳定性,降低测距误差,以解决温室环境下 UWB 节点之间频繁出现非视距通信导致 UWB 系统定位精度低和稳定性差的问题。

1 方法与模型

1.1 基于测距值修正的融合定位方法整体结构

温室内作物种植密集,机器人移动过程中,安装在机器人上的 UWB 定位节点与安装在温室内的 UWB 定位基站之间存在视距和非视距通信状态的频繁切换,机器人在温室作业过程中获得的 UWB 测距数据稳定性较差,由于 IMU 测量不受温室环境中非视距的影响,本文通过提升 UWB 测距精度和稳定性,并利用 IMU 和 UWB 数据融合,实现温室环境移动过程中的可靠定位。数据融合需统一测量数据坐标系,本文中定位系统的坐标关系如图 1 所示。

图 1 中,A_0、A_1、A_2、A_3 为 UWB 定位基站,位于

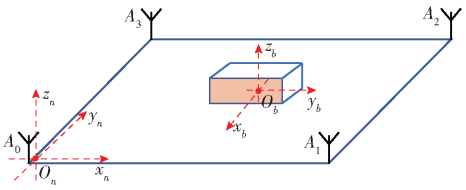


图 1　定位系统坐标关系示意图

Fig. 1　Schematic of coordinate relations of positioning system

定位场地的四角；坐标系 O_n 为导航坐标系，固定于基站 A_0 在温室环境地面的投影；坐标系 O_b 为机体坐标系，固定于机器人机体，机体坐标系和导航坐标系并不重合。

惯性定位系统通过测量移动物体的加速度和角速度，经过运动解算后得到定位数据。捷联式惯性导航系统测量基于机体坐标系的加速度，因此定位时需要将机体坐标系 b 下的加速度测量结果变换到导航坐标系 n 下。本文中 IMU 与 UWB 定位节点直接连接，并固定于待定位机器人机体，加速度测量坐标系与机体坐标系 b 平行并随机体坐标系进行运动。

UWB 定位系统通过测量定位节点与基站的距离实现定位，因此温室环境对 UWB 定位系统的影响主要体现在测距阶段，降低 UWB 定位标签与定位基站之间的测距误差可提高定位精度。受温室环境影响，非视距通信条件下 UWB 原始测量结果精度较低，因此，在进行位置解算之前，需要对 UWB 测量进行修正。

基于双程 TOA 的距离测量方法通过测量 UWB 信号的飞行时间实现测距[26]。视距条件下，UWB 信号在基站和定位标签点之间沿直线传播，信号飞行时间与二者之间的直线距离呈线性关系；非视距条件下，UWB 信号经过反射或穿透遮挡到达接收端的过程中，其飞行路径受遮挡物大小、材质等诸多因素影响而存在随机性，信号飞行时间与二者之间的距离不是简单线性关系，因此非视距和视距通信条件下的修正模型不同。对 UWB 测距结果进行修正之前，首先需要根据通信类型对测量结果进行分类，然后分别对两类 UWB 测量结果建立修正模型并进行修正。

基于 UWB 测距值修正的 UWB－IMU 融合定位方法的整体结构如图 2 所示。

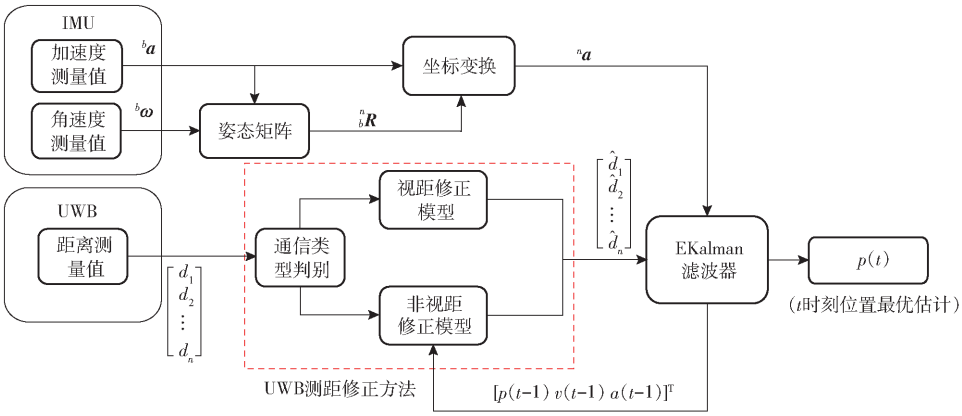


图 2　基于 UWB 测距值修正的 UWB－IMU 融合定位方法

Fig. 2　UWB－IMU fusion localization method based on UWB range value correction

图 2 中，${}^b\boldsymbol{a}$、${}^b\boldsymbol{\omega}$ 分别为机体坐标系下加速度矢量和角速度矢量的测量值；${}^n\boldsymbol{a}$ 为导航坐标系下的加速度矢量；${}^n_b\boldsymbol{R}$ 为从机体坐标系到导航坐标系的坐标变换矩阵；$[d_1\ \ d_2\ \ \cdots\ \ d_n]^{\mathrm{T}}$ 为 UWB 系统原始测距结果；$[\hat{d}_1\ \ \hat{d}_2\ \ \cdots\ \ \hat{d}_n]^{\mathrm{T}}$ 为矫正算法修正后的 UWB 测距值；$\boldsymbol{p}(t)$ 为当前测量周期位置的最优估计值；$\boldsymbol{p}(t-1)$、$\boldsymbol{v}(t-1)$、$\boldsymbol{a}(t-1)$ 分别为上个测量周期位置、速度、加速度的最优估计值。

定位系统测量周期开始后，首先由通信类型判别器对 UWB 测距结果的通信类型（视距通信或非视距通信）进行判别。其次，根据通信类型对测量结果进行修正。同时，将机体坐标系 b 下的加速度测量结果转换到导航坐标系 n。最后，将修正后的测距 $[\hat{d}_1\ \ \hat{d}_2\ \ \cdots\ \ \hat{d}_n]^{\mathrm{T}}$ 和经过坐标变换后的加速度数据传入扩展卡尔曼滤波器进行数据融合，从而得到当前位置的最优估计。

1.2　UWB 通信类型判别方法

视距与非视距通信下的 UWB 测距误差产生原因不同，需要使用不同的模型进行修正。因此，修正前应对测量结果的通信类型进行判别。当出现严重遮挡时，UWB 基站和定位节点之间的信号出现中断，导致其无法完成测距流程。因此，可直接根据 UWB 节点和基站的连接情况，对存在严重遮挡时的非视距通信状态进行判断。当出现信号未中断的非视距测量时，信号飞行时间会比视距条件下的时间长，导致测距结果偏大。本文设计了基于 UWB 测距残差的节点通信类型判别方法。通过计算测距残

差实现对当前 UWB 系统通信类型的判别,UWB 节点通信类型判别器的整体工作流程如图 3 所示。

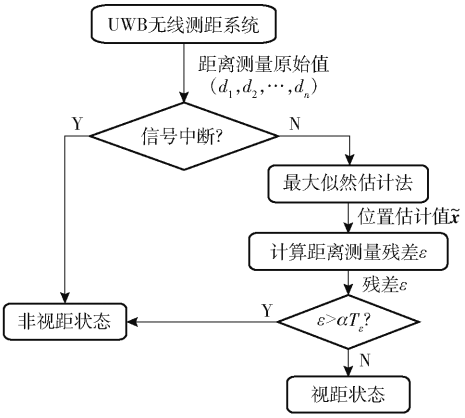


图 3 UWB 通信类型判别器工作流程图

Fig. 3 Workflow diagram of UWB communication type discriminator

图 3 中,首先若 UWB 节点和基站的连接信号中断,则直接判定当前系统处于非视距测量状态。在 UWB 信号未中断的情况下,通过当前时刻的测距残差判断 UWB 系统的通信类型。

UWB 原始测距结果存在误差。视距通信条件下,UWB 测距结果的误差项只包含均值为零的高斯噪声;非视距通信条件下,UWB 测距结果的误差项包含均值为零的高斯噪声和一个随机的偏差。

当 UWB 系统所有基站都处于视距通信条件时,由原始测距结果通过最大似然估计法得到的位置估计是 UWB 节点真实位置的无偏估计。在视距通信下,估计的位置到基站的欧氏距离与原始测距结果之间的残差符合均值为零的正态分布,因此视距通信条件下系统的整体测量残差较小。

在实际应用中,系统中定位节点与各个基站之间的通信状态未知。当系统存在非视距通信的测量时,由当前测量得到位置估计是 UWB 节点真实位置的有偏估计。因此,在非视距通信下,估计的位置到基站的欧氏距离会整体偏离原始 UWB 测距结果。因此非视距通信下系统将出现较大的测量残差。

综上,当系统存在非视距测量结果时,整体残差会大于视距测量结果的整体残差。利用这一特点就可以实现对系统通信状态的判断。

基于当前的 UWB 测距结果对节点位置进行估计。根据 UWB 定位系统中定位节点和定位基站之间位置关系,可以得到

$$\begin{cases}\sqrt{(p_x-x_1)^2+(p_y-y_1)^2}=d_1\\ \sqrt{(p_x-x_2)^2+(p_y-y_2)^2}=d_2\\ \vdots\\ \sqrt{(p_x-x_n)^2+(p_y-y_n)^2}=d_n\end{cases}\tag{1}$$

式中 (x_1,y_1)、(x_2,y_2)、(x_n,y_n)——基站坐标

(p_x,p_y)——定位节点坐标

对式(1)化简可得到关于定位节点坐标(p_x,p_y)的线性方程组,其矩阵形式为

$$\boldsymbol{A}\boldsymbol{x}=\boldsymbol{b}\tag{2}$$

其中

$$\boldsymbol{x}=[p_x\quad p_y]^{\mathrm{T}}$$

$$\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix}2(x_1-x_n) & 2(y_1-y_n)\\ 2(x_2-x_n) & 2(y_2-y_n)\\ \vdots & \\ 2(x_{n-1}-x_n) & 2(y_{n-1}-y_n)\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{b}=\begin{bmatrix}x_1^2-x_n^2+y_1^2-y_n^2+d_n^2-d_1^2\\ x_2^2-x_n^2+y_2^2-y_n^2+d_n^2-d_2^2\\ \vdots\\ x_{n-1}^2-x_n^2+y_{n-1}^2-y_n^2+d_n^2-d_{n-1}^2\end{bmatrix}$$

式中 $\boldsymbol{x}$——定位节点位置坐标

使用最大似然估计法求解式(2),可得到基于当前 UWB 测距结果的位置估计 $\hat{\boldsymbol{x}}$ 为

$$\hat{\boldsymbol{x}}=(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A})^{-1}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{b}\tag{3}$$

UWB 基站坐标已知,由式(3)得到节点位置估计 $\hat{\boldsymbol{x}}$,可以计算出当前估计的节点位置与各个基站之间的距离$\tilde{d}_i$,即

$$\tilde{d}_i=\|\hat{\boldsymbol{x}}-\boldsymbol{p}_i\|\tag{4}$$

其中

$$\boldsymbol{p}_i=[x_i\quad y_i]^{\mathrm{T}}$$

式中 $\boldsymbol{p}_i$——基站 i 的位置坐标

计算 UWB 距离测量残差

$$\varepsilon_i=|\tilde{d}_i-d_i|\tag{5}$$

式中 ε_i——基站 i 的测量残差

d_i——基站 i 原始测距值

$\tilde{d}_i$——基站 i 的距离估计值

计算 UWB 测量的整体残差 ε 为

$$\varepsilon=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\varepsilon_i^2}\tag{6}$$

式中 n——基站数量

通过实验可以得到区分视距和非视距通信的残差阈值 T_ε,UWB 通信类型判别式为

$$S=\begin{cases}1 & (\varepsilon>\alpha T_\varepsilon)\\ 0 & (\varepsilon<\alpha T_\varepsilon)\end{cases}\tag{7}$$

式中 S——基站通信类型

α——判别系数

$S=1$ 则通信类型为非视距通信;$S=0$ 则通信类型为视距通信。

通信类型判别阈值 T_ε 为定位环境中视距测量

下的最大测距残差，因此该阈值不会随温室作物的生长变化而发生改变。判别系数 α 大于 1，用于调整判别器对非视距通信状态的敏感程度，根据实际使用场景进行调整。

1.3　视距条件下 UWB 测距修正模型

视距条件下，UWB 信号在空气中沿直线传播，基站和定位节点之间的距离与信号飞行时间成正比。UWB 信号飞行时间与飞行速度的乘积就是距离测量结果。但实际测量过程中，飞行时间测量存在偏差，信号飞行速度与标准电磁波传播速度不相等，因此，视距通信下的 UWB 测距结果仍然存在误差，进行融合定位之前，需要对其进行修正。

受到 UWB 通信设备时钟误差和信号处理时间的影响，定位设备记录的 UWB 信号飞行时间存在偏差，导致实际测距结果存在偏差；实际环境中电磁波信号的飞行速度和标准值之间存在偏差，然而测量设备使用标准值来计算距离，导致实际测距结果存在尺度因子偏差。

由此可建立视距下的 UWB 测距修正模型，可以近似认为测距结果和真实距离之间存在一次多项式的关系，即

$$d_1 = a_1 d_0 + a_0 \tag{8}$$

式中　d_0——真实距离

d_1——UWB 测量结果

一次项系数 a_1 表示当前环境电磁波传播速度与其真空标准值的比值。常数项 a_0 表示距离测量的零点偏移。这两个系数与 UWB 设备、工作环境相关，可以通过实验进行估计。

视距条件下的修正模型为

$$\hat{d}_i = \frac{1}{a_1} d_i + \frac{a_0}{a_1} \tag{9}$$

式中　$\hat{d}_i$——定位节点与基站 i 的测距修正值

d_i——定位节点与基站 i 的原始测距值

1.4　非视距条件下 UWB 测距修正模型

非视距通信条件下，定位标签和定位基站之间的遮挡角度、遮挡物的位置以及遮挡物材质等因素对 UWB 的节点间测距结果影响较为复杂，无法精确建模。因此，本文设计了基于机器人的历史加速度、历史速度以及历史位置信息的数据估计方法，实现对非视距通信条件下的 UWB 测距值预测。

机器人植保作业过程中行进速度较慢，UWB 系统的定位周期和 IMU 测量周期 T 较小，因此，一次测量周期内认为机器做匀速运动或匀加速运动，不影响模型修正精度。利用 $k-1$ 时刻的机器人运动状态估计时刻 k 机器人位置。根据牛顿惯性定律，得到方程

$$\begin{cases} \hat{x}(k) = p_x(k-1) + v_x(k-1)T + \dfrac{1}{2}a_x(k-1)T^2 \\ \hat{y}(k) = p_y(k-1) + v_y(k-1)T + \dfrac{1}{2}a_y(k-1)T^2 \end{cases} \tag{10}$$

式中　$(\hat{x}(k), \hat{y}(k))$——k 时刻机器人位置估计值

$p_x(k-1)$、$v_x(k-1)$、$a_x(k-1)$分别为 $k-1$ 时刻机器人在导航坐标系 n 下，x 轴方向的位置、速度、加速度的最优估计；$p_y(k-1)$、$v_y(k-1)$、$a_y(k-1)$分别为 $k-1$ 时刻机器人在导航坐标系 n 下，y 轴方向的位置、速度、加速度的最优估计。

根据欧氏距离计算公式，可得到 UWB 测距的估计值 $\hat{d}_i(k)$ 为

$$\begin{cases} \hat{d}_1(k) = \sqrt{(\hat{x}(k)-x_1)^2 + (\hat{y}(k)-y_1)^2} \\ \hat{d}_2(k) = \sqrt{(\hat{x}(k)-x_2)^2 + (\hat{y}(k)-y_2)^2} \\ \vdots \\ \hat{d}_n(k) = \sqrt{(\hat{x}(k)-x_n)^2 + (\hat{y}(k)-y_n)^2} \end{cases} \tag{11}$$

式中　$\hat{d}_i(k)$——k 时刻定位节点与基站 i 的 UWB 测距预测值

$(\hat{x}(k), \hat{y}(k))$——k 时刻机器人位置坐标估计值

(x_i, y_i)——导航坐标系下基站 i 的位置坐标

1.5　基于扩展卡尔曼滤波的 UWB－IMU 融合定位方法

基于统计学分析，UWB 和 IMU 测量结果均含有均值为零的高斯噪声，因此本文采用卡尔曼滤波对这两种传感器数据进行融合。非视距通信下的 UWB 测距修正模型需要对机器人的运动信息进行实时估计，因此，定义 $\boldsymbol{x}(k)$ 为机器人在 k 时刻的状态变量

$$\boldsymbol{x}(k) = [p_x(k) \quad p_y(k) \quad v_x(k) \quad v_y(k) \quad a_x(k) \quad a_y(k)]^{\mathrm{T}} \tag{12}$$

式中　$(p_x(k), p_y(k))$——k 时刻机器人位置

$(v_x(k), v_y(k))$——k 时刻机器人速度

$(a_x(k), a_y(k))$——k 时刻机器人加速度

实际作业过程中植保机器人以低速行进，同时，定位系统的更新周期 T 较短。为简化模型，假设机器人在一次状态更新周期 T 内做匀加速运动或匀速运动。设加速度过程噪声向量为 $T\boldsymbol{w}(k)$，则速度过程噪声向量为 $\dfrac{1}{2}T^2\boldsymbol{w}(k)$，位置过程噪声向量为 $\dfrac{1}{6}T^3\boldsymbol{w}(k)$。根据惯性定律，可以得到状态变量的更新方程

$$\boldsymbol{x}(k)=\boldsymbol{F}\boldsymbol{x}(k-1)+\boldsymbol{B}\boldsymbol{w}(k) \tag{13}$$

其中

$$\boldsymbol{F}=\begin{bmatrix}1&0&T&0&\frac{1}{2}T&0\\0&1&0&T&0&\frac{1}{2}T\\0&0&1&0&T&0\\0&0&0&1&0&T\\0&0&0&0&1&0\\0&0&0&0&0&1\end{bmatrix}\quad \boldsymbol{B}=\begin{bmatrix}\frac{1}{6}T^3&0\\0&\frac{1}{6}T^3\\\frac{1}{2}T^2&0\\0&\frac{1}{2}T^2\\T&0\\0&T\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{w}(k)=\begin{bmatrix}w_x(k)\\w_y(k)\end{bmatrix}$$

实际作业过程中,一次测量周期内,机器人运行的加速度并不恒定,导致状态更新过程存在噪声 $\boldsymbol{w}(k)$,该噪声符合均值为零的正态分布,其协方差矩阵为

$$\boldsymbol{Q}=\begin{bmatrix}\sigma_{ax}^2&0\\0&\sigma_{ay}^2\end{bmatrix} \tag{14}$$

式中 σ_{ax}^2——x 方向加速度过程噪声方差

σ_{ay}^2——y 方向加速度过程噪声方差

本文通过实验对过程噪声的方差进行估计。

状态更新方程实现了状态变量的先验估计,通过传感器测量对更新后的状态变量进行矫正,实现状态变量的后验估计。

对于平坦的铺装路面,机器人行进过程中的姿态的变化主要体现在航向轴。IMU 的 z 轴垂直于地面,机器人受到驱动加速度只在 x 轴和 y 轴上产生分量,重力只在 z 轴上产生分量,实现二维定位只需要考虑机器人航向角就可实现加速度数据从机体坐标系 b 到导航坐标系 n 的转换。温室路面起伏,机器人在行走过程中会出现晃动,姿态变化较为复杂,不能只考虑航向轴的姿态变化。因此在温室环境下对加速度结果进行坐标系变换时,应考虑机器人三维姿态。

本文使用四元数来表达从机体坐标系 b 到导航坐标系 n 的旋转,定义该旋转为 $\boldsymbol{q}(k)$,有

$$\boldsymbol{q}(k)=[q_0\quad q_1\quad q_2\quad q_3] \tag{15}$$

定义从坐标系 b 到导航坐标系 n 的旋转矩阵为 $\boldsymbol{R}_b^n$,旋转矩阵的四元数表示形式为

$$\boldsymbol{R}_b^n=\begin{bmatrix}1-2(q_2^2+q_3^2)&2(q_1q_2-q_0q_3)&2(q_1q_3-q_0q_2)\\2(q_1q_2-q_0q_3)&1-2(q_1^2+q_3^2)&2(q_2q_3-q_0q_1)\\2(q_1q_3-q_0q_2)&2(q_2q_3-q_0q_1)&1-2(q_1^2+q_2^2)\end{bmatrix} \tag{16}$$

姿态四元数不能直接进行测量但可通过姿态解算得到。姿态需要角速度测量来更新,其更新方程为[15]

$$\boldsymbol{q}(k)=\left(\boldsymbol{I}_4+\frac{1}{2}{}^b\boldsymbol{\Omega}T\right)\boldsymbol{q}(k-1) \tag{17}$$

其中

$${}^b\boldsymbol{\Omega}=\begin{bmatrix}0&-\omega_x&-\omega_y&-\omega_z\\\omega_x&0&\omega_z&-\omega_y\\\omega_y&-\omega_z&0&\omega_x\\\omega_z&\omega_y&-\omega_x&0\end{bmatrix}$$

式中 ${}^b\boldsymbol{\Omega}$——机体坐标系 b 下的旋转角速度矩阵

ω_x、ω_y、ω_z——机体坐标系下的角速度测量值,即捷联式惯性导航系统 IMU 的陀螺仪测量值

导航坐标系下机器人加速度矢量为

$${}^n\boldsymbol{a}=\boldsymbol{R}_b^n{}^b\boldsymbol{a} \tag{18}$$

其中

$${}^n\boldsymbol{a}=[{}^na_x\quad {}^na_y\quad {}^na_z]$$

$${}^b\boldsymbol{a}=[{}^ba_x\quad {}^ba_y\quad {}^ba_z]$$

IMU 对加速度的测量包含噪声,观测方程为

$$\boldsymbol{z}_{IMU}(k)=\begin{bmatrix}{}^na_x(k)+\upsilon_x(k)\\{}^na_y(k)+\upsilon_y(k)\end{bmatrix} \tag{19}$$

式中 $z_{IMU}(k)$——k 时刻导航坐标系下的加速度矢量测量值

${}^na_x(k)$、${}^na_y(k)$——k 时刻导航坐标系下 x 轴、y 轴加速度的真实值

$\upsilon_x(k)$、$\upsilon_y(k)$——x 轴、y 轴的测量噪声

式(19)的矩阵表达形式为

$$\boldsymbol{z}_{IMU}(k)=\boldsymbol{H}_{IMU}\boldsymbol{x}(k)+\boldsymbol{\upsilon}_{IMU}(k) \tag{20}$$

其中

$$\boldsymbol{H}_{IMU}=\begin{bmatrix}0&0&0&0&1&0\\0&0&0&0&0&1\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\upsilon}_{IMU}(k)=[\upsilon_x(k)\quad \upsilon_y(k)]^{\mathrm{T}}$$

式中 $\boldsymbol{\upsilon}_{IMU}(k)$——$k$ 时刻的测量噪声向量

$\boldsymbol{H}_{IMU}$——测量矩阵

IMU 对 x 轴和 y 轴的加速度测量独立,两测量噪声之间不相关,因此 IMU 测量噪声 $\boldsymbol{\upsilon}_{IMU}$ 的协方差矩阵为

$$\boldsymbol{R}_{IMU}=\begin{bmatrix}\sigma_{ix}^2&0\\0&\sigma_{iy}^2\end{bmatrix} \tag{21}$$

式中 σ_{ix}^2——x 方向加速度测量噪声方差

σ_{iy}^2——y 方向加速度测量噪声方差

本文通过实验对加速度计的测量噪声的标准差 σ_{ix}、σ_{iy} 进行测定。

加速度测量噪声的均值为零,方差较大且服从

正态分布。卡尔曼滤波是一种基于统计学的最优状态估计算法，对高斯噪声具有良好的抑制作用。本文设计的 UWB－IMU 融合算法利用卡尔曼滤波算法对加速度的噪声进行抑制。

在 UWB－IMU 定位系统中，位置坐标无法直接进行测量，可以通过定位节点与已知位置基站之间的距离间接进行测量，观测方程为

$$\boldsymbol{z}_{UWB}(k)=\begin{bmatrix} d_1(k)+\boldsymbol{v}_1(k) \\ d_2(k)+\boldsymbol{v}_2(k) \\ \vdots \\ d_n(k)+\boldsymbol{v}_n(k) \end{bmatrix} \tag{22}$$

式中　$d_i(k)$——k 时刻节点与基站 i 的真实距离

$\boldsymbol{v}_i(k)$——k 时刻基站 i 的距离测量噪声

经过矫正后的 UWB 测量仍然包含噪声。UWB 距离测量噪声的协方差矩阵 $\boldsymbol{R}_{UWB}$ 为

$$\boldsymbol{R}_{UWB}=\begin{bmatrix} \sigma_{d1}^2 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_{d2}^2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{dn}^2 \end{bmatrix} \tag{23}$$

式中　σ_{di}^2——定位节点与基站 i 的距离测量方差

本文通过实验测定得到定位节点与每一个基站的测距标准差 σ_{di}。

根据欧氏距离公式可以得到

$$\begin{bmatrix} \hat{d}_1(k) \\ \hat{d}_2(k) \\ \vdots \\ \hat{d}_n(k) \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} \sqrt{(p_x(k)-x_1)^2+(p_y(k)-y_1)^2} \\ \sqrt{(p_x(k)-x_2)^2+(p_y(k)-y_2)^2} \\ \vdots \\ \sqrt{(p_x(k)-x_n)^2+(p_y(k)-y_n)^2} \end{bmatrix} \tag{24}$$

式中　$(p_x(k),p_y(k))$——k 时刻定位节点位置坐标

(x_i,y_i)——基站 i 的坐标

该方程为非线性方程，需要对其进行线性化。为了减小算法的运算量，线性化结果只保留一次项，即

$$\boldsymbol{z}_{UWB}(k)=\boldsymbol{H}_{UWB}(k)\boldsymbol{x}(k)+\boldsymbol{v}_{UWB}(k) \tag{25}$$

其中　$\boldsymbol{v}_{UWB}(k)=[\boldsymbol{v}_1(k)\quad \boldsymbol{v}_2(k)\quad \cdots\quad \boldsymbol{v}_n(k)]^{\mathrm{T}}$

$$\boldsymbol{H}_{UWB}(k)=\begin{bmatrix} \dfrac{\partial d_1(k)}{\partial p_x(k)} & \dfrac{\partial d_1(k)}{\partial p_y(k)} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \dfrac{\partial d_2(k)}{\partial p_x(k)} & \dfrac{\partial d_2(k)}{\partial p_y(k)} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \dfrac{\partial d_n(k)}{\partial p_x(k)} & \dfrac{\partial d_n(k)}{\partial p_y(k)} & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\begin{cases} \dfrac{\partial d_i(k)}{\partial p_x(k)}=\dfrac{p_x(k)-x_i}{\sqrt{(p_x(k)-x_i)^2+(p_y(k)-y_i)^2}} \\ \dfrac{\partial d_i(k)}{\partial p_y(k)}=\dfrac{p_y(k)-y_i}{\sqrt{(p_y(k)-x_i)^2+(p_y(k)-y_i)^2}} \end{cases}$$

式中　$\boldsymbol{H}_{UWB}(k)$——测量矩阵

$\boldsymbol{v}_{UWB}(k)$——UWB 的距离测量噪声向量

融合定位系统整体测量方程为

$$\boldsymbol{z}(k)=\boldsymbol{H}(k)\boldsymbol{x}(k)+\boldsymbol{v}(k) \tag{26}$$

其中

$$\boldsymbol{z}(k)=\begin{bmatrix} \boldsymbol{z}_{IMU}(k) \\ \boldsymbol{z}_{UWB}(k) \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{H}(k)=\begin{bmatrix} \boldsymbol{H}_{IMU}(k) \\ \boldsymbol{H}_{UWB}(k) \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{v}(k)=\begin{bmatrix} \boldsymbol{v}_{IMU}(k) \\ \boldsymbol{v}_{UWB}(k) \end{bmatrix}$$

式中　$\boldsymbol{z}(k)$——k 时刻系统测量向量

$\boldsymbol{H}(k)$——k 时刻观测矩阵

$\boldsymbol{v}(k)$——k 时刻测量噪声向量

IMU 和 UWB 测量过程独立，各测量噪声之间不相关，因此测量噪声 $\boldsymbol{v}(k)$ 的协方差矩阵为

$$\boldsymbol{R}=\begin{bmatrix} \boldsymbol{R}_{IMU} & 0 \\ 0 & \boldsymbol{R}_{UWB} \end{bmatrix} \tag{27}$$

扩展卡尔曼滤波算法整体计算流程如下：

（1）状态预测

首先，给定状态变量的初始值 $x(0)=x_0$ 和状态变量初始协方差矩阵 $\boldsymbol{P}(0)=P_0$，每一个更新周期，利用上个周期状态的最优估计对当前时刻的状态进行预测。

$$\hat{\boldsymbol{x}}(k|k-1)=\boldsymbol{F}\boldsymbol{x}(k-1|k-1) \tag{28}$$

（2）状态协方差矩阵预测

利用上个周期的状态协方差矩阵的最优估计 $\boldsymbol{P}(k-1|k-1)$ 对当前时刻的协方差矩阵进行预测，即

$$\boldsymbol{P}(k|k-1)=\boldsymbol{F}\boldsymbol{P}(k-1|k-1)\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{B}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}} \tag{29}$$

式中　$\boldsymbol{B}$——过程噪声传递矩阵

（3）计算卡尔曼增益

$$\boldsymbol{K}=\boldsymbol{P}(k|k-1)\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}(k)(\boldsymbol{H}(k)\boldsymbol{P}(k|k-1)\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}(k)+\boldsymbol{R})^{-1} \tag{30}$$

（4）状态更新

利用测量结果对当前时刻 k 状态预测结果 $\hat{\boldsymbol{x}}(k|k-1)$ 进行修正，得到当前时刻 k 状态的最优估计结果

$$x(k|k)=\hat{\boldsymbol{x}}(k|k-1)+\boldsymbol{K}(\boldsymbol{z}(k)-\boldsymbol{H}(k)\hat{\boldsymbol{x}}(k|k-1)) \tag{31}$$

（5）状态协方差矩阵更新

利用当前时刻 k 的卡尔曼增益 $\boldsymbol{K}$ 对当前状态

协方差矩阵进行更新,即

$$\boldsymbol{P}(k|k)=(\boldsymbol{I}_n-\boldsymbol{K}\boldsymbol{H}(k))\boldsymbol{P}(k|k-1) \quad (32)$$

式中 $\boldsymbol{I}_n$——n 维单位方阵

$\boldsymbol{P}(k|k)$——k 时刻状态协方差矩阵的最优估计值

本文定位方法的整体工作流程如下:首先,对 UWB 和 IMU 的原始测量数据进行处理;将 IMU 的加速度测量结果进行坐标系变换,将机体坐标系下的加速度测量结果转换到导航坐标系;对 UWB 的距离测量进行修正,提升测量精度。然后使用扩展卡尔曼滤波对修正后的 UWB 测距数据和经过坐标系转换后加速度进行融合,实现位置和系统运动状态的最优估计。

2 实验

2.1 通信类型判别实验

为了验证本文提出的通信类型判别方法的效果,本文设计通信类型判别实验。

实验采用 DWM1000 模块进行 UWB 通信,测距周期 10 ms,使用双边测距法 TWR 进行距离测量。本实验采用四基站进行定位,机器人行进过程中,对 4 个 UWB 基站 A_0、A_1、A_2、A_3 中的基站 A_0 进行遮挡,使定位节点与基站 A_0 处于非视距通信状态,记录运动过程中的 UWB 测距结果,最后对每个测量周期的整体测距残差进行计算。本实验中 UWB 测距残差如图 4 所示。

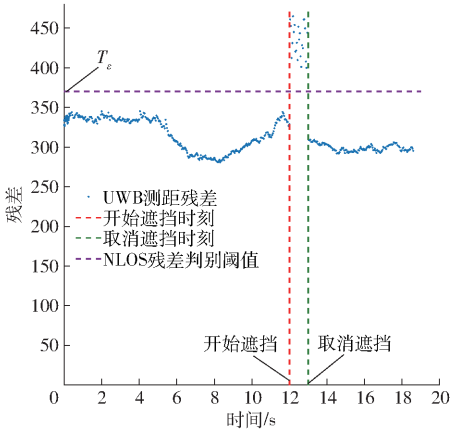


图 4 通信类型判别实验结果

Fig. 4 Experimental results of communication type discrimination

从图 4 可以看出,在本实验过程中,开始遮挡基站 A_0 之后,UWB 定位系统的测量残差相较于未遮挡时明显增大。可以找到一个明显的阈值 T_ε = 370 mm,将视距通信和非视距通信的测量结果进行分类。在实际定位过程中,通过该阈值就可以实现对 UWB 测量通信类型的判别。

2.2 视距条件 UWB 测距误差分析实验

为了验证视距条件下,UWB 测距修正模型的准确性并估计视距修正模型的参数,本文设计了实物实验验证模型。

实验环境为温室环境,实验采用 DWM1000 模块进行 UWB 通信,测距周期 10 ms,使用双边测距法 TWR 进行飞行时间的测量,距离解算使用的电磁波传播速度为 299 702 547.0 m/s,采集范围为 120 ~ 500 cm,采样间隔为 50 cm。为减小测量噪声对拟合结果的影响,每个点取 20 组距离测量值,最终取平均值作为测距最终结果,最后将原始测距数据和真实距离值使用最小二乘法进行拟合,结果如图 5 所示。

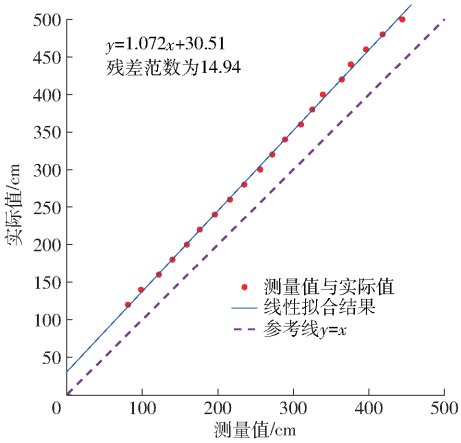


图 5 UWB 测量值与真实值拟合曲线

Fig. 5 UWB measurement and real value fitting curves

从图 5 可以看出,本实验中测得的 UWB 测量值与实际距离不相等,但两者之间存在线性关系,使用最小二乘法进行线性拟合,可得到真实距离和 UWB 测距值之间的映射关系。

本实验中用到的 UWB 模块通过计算信号飞行时间和电磁波传播速度的乘积得到距离。其中,信号飞行时间的测量存在一定的偏差,UWB 节点在计算距离时用到的电磁波传播速度与实验环境也存在偏差,这两个偏差分别造成了真实距离和 UWB 测量的关系式在截距和斜率上的偏差。

经过计算,视距条件下 UWB 原始测距结果的均方根误差(RMSE)为 50.1 cm。经过本次实验建立的修正模型进行修正后的均方根误差为27.8 cm,测距误差降低 44.5%。

2.3 基于 UWB 测距值修正的 UWB - IMU 融合定位实验

为了验证本文提出的基于 UWB 测距值修正的融合定位方法的定位精度以及定位系统的鲁棒性,本文设计了仿真实验和温室内定位实验。

基于 CoppeliaSim 仿真软件平台搭建实验场地,

温室为 10 m × 10 m 正方形场地，场地共有植被 4 排，植被为 1.2 m × 8 m 的矩形区域，植被行间可通行区域宽 1.6 m。植保机器人长 0.5 m，宽 0.33 m，采用差速转向。机器人装有 UWB 定位节点，定位基站位于场地四角，高度为 2 m。UWB 测距值含有均值为 0、方差为 0.1 的高斯噪声。机器人沿设定轨迹运动，记录由运动过程中 CoppeliaSim 平台产生的传感器仿真数据，包括捷联式导航系统 IMU 加速度数据和角速度数据以及 UWB 标签点与 4 个基站之间的距离数据。机器人按照工作路径行进，行驶过程中人为制造非视距测量，仿真环境以及行驶路径如图 6 所示。

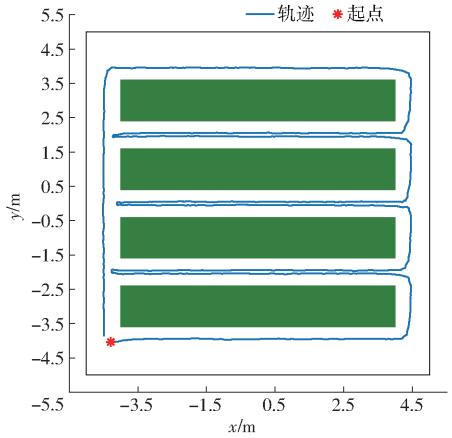


图 6　UWB 定位仿真实验行驶路径

Fig. 6　Driving paths for UWB positioning simulation experiments

本实验中使用 MEMS 传感器对加速度进行测量，测量噪声较大。通过卡尔曼滤波算法将 UWB 和 IMU 数据进行融合，能有效抑制噪声，并得到加速度的最优估计，实验结果如图 7 所示。

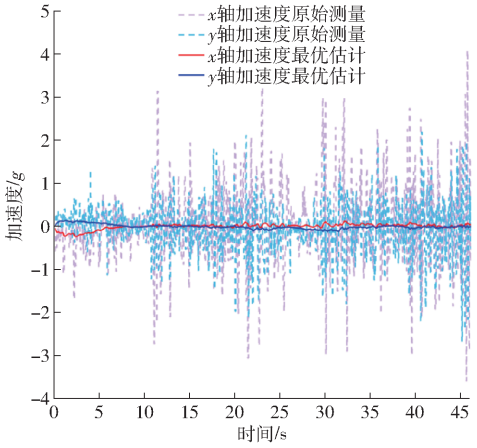


图 7　加速度融合滤波结果

Fig. 7　Acceleration fusion filtering results

从图 7 可以看出，经过融合滤波算法，加速度的测量噪声得到了有效的抑制。经过计算本实验中 x 轴方向的加速度原始测量样本标准差为 0.857 6 g，最优估计结果的标准差为 0.063 9 g；y 轴方向的加速度原始测量样本的标准差为 0.588 4 g，最优估计结果的标准差为 0.051 3 g。实验结果表明本文提出的融合滤波方法能有效降低加速度测量数据的噪声水平。

为了测试定位系统在非视距测量条件下的定位稳定性，本文通过模拟机器人在移动过程中定位系统因遮挡导致 UWB 标签点和 4 个基站之间完全失去连接的情况，在该情况下 UWB 不再产生新的测距结果，输出值维持最后时刻的观测值。遮挡开始于 126 s，遮挡时长 2 s。实验结果如图 8 所示。

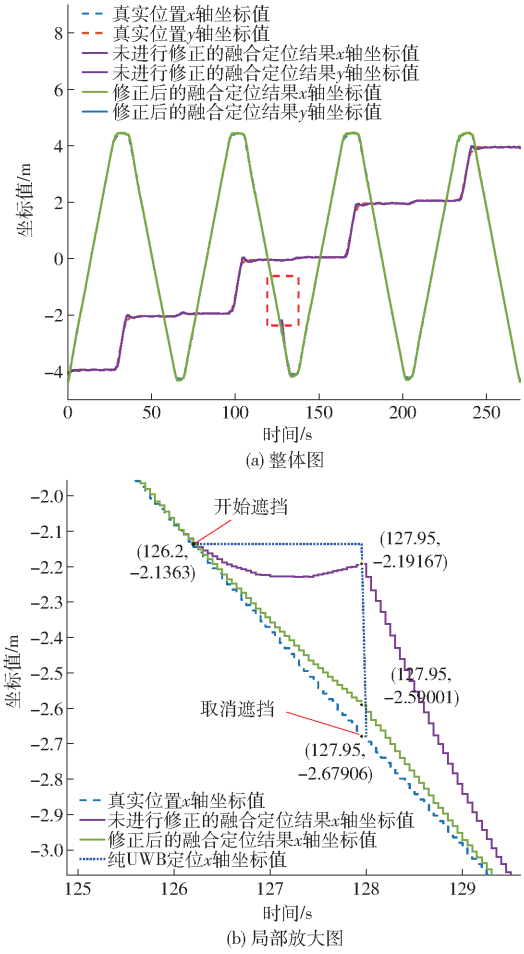


图 8　仿真环境 UWB－IMU 融合定位实验结果

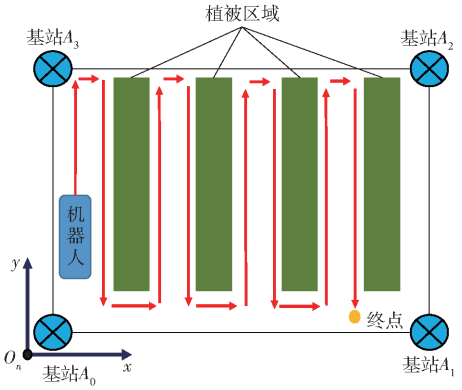
Fig. 8　Experimental results of UWB－IMU fusion positioning in simulation environment

从图 8a 可以看出，导航坐标系下，定位结果 x 轴坐标值随着实验的进行先变大再变小，在 −5 ~ 5 m 之间做往复变化，y 轴坐标值呈阶梯形变大，y 轴坐标值增长的时间段，x 轴坐标基本保持不变，该阶段机器人处于行间行驶。定位结果坐标轨迹和图 6 中实验设计的路径一致。从图 8b 可以看出，出现非视距测量后，未进行测距值修正的融合定位结果开始偏移真实定位轨迹，随着遮挡时间的增长，定位误差不断增大，127.95 s 时定位误差达到最大值，

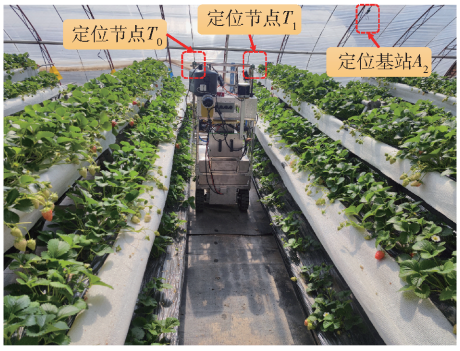
x 轴方向最大误差达到 49 cm。经过测距值修正的融合定位结果在出现非视距测量后,也出现了偏离真实定位轨迹的情况,最大误差为 9 cm,误差降低 81.6%。

从图 8b 可以看出,在失去所有 UWB 测距数据的情况下,UWB 测量结果维持遮挡前最后时刻的测距数据。纯 UWB 的定位系统缺少足够的信息只能维持遮挡前最后时刻的定位结果,未进行 UWB 测距值修正的融合定位方法依靠 IMU 数据进行定位,对机器人行驶轨迹有一定的预测效果,但随着时间定位误差不断增大,使用经过本文提出的 UWB 测距值修正模型修正的测距结果的融合定位方法仍然可以保持较好的定位精度。

温室内的实验场地尺寸为 10 m × 8 m,UWB 基站安装高度为 2 m,UWB 定位标签安装高度为 1.3 m。实验场地示意图如图 9a 所示。基站位于矩形实验场地 4 个顶点,以基站 A_0 在地面的竖直投影点为原点,以基站 A_0 在地面的投影点到 A_1 在地面的投影点的方向为 x 轴正方向,以基站 A_0 在地面的投影点到 A_3 在地面的投影点的方向为 y 轴正方向建立导航坐标系 n。移动机器人在行间往返行走,经过 UWB 覆盖区域内所有作物行间。实验行驶路径和实验场地如图 9 所示。



(a) 行驶路径



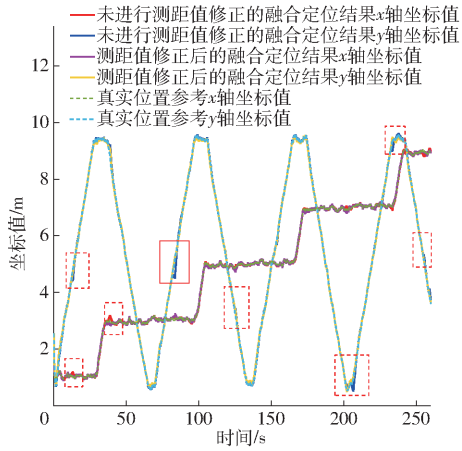
(b) 实验环境

图 9 UWB 实物定位实验环境

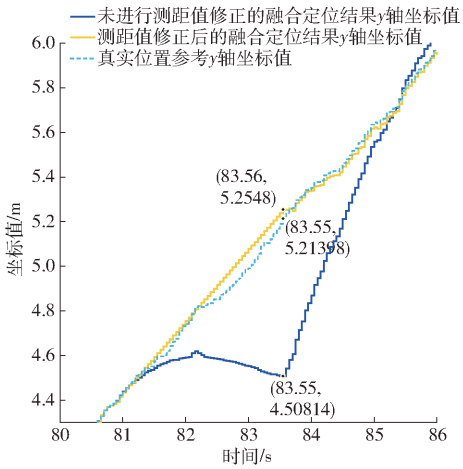
Fig. 9 Experimental environment for UWB positioning

UWB 通信模块采用 DWM1000 模块,控制器采用 stm32f405,板载 imu 模块,对两个传感器数据进行同步采集。通过串口输出 UWB 测距数据和 IMU 加速度以及姿态数据到机器人控制器,由机器人主控制器对实验数据进行记录。

本实验使用两个 UWB 定位节点进行定位实验,记录两个定位节点 T_0、T_1 在机器人移动过程中的所有测量数据。实验过程中,定位节点 T_0 在多处出现了非视距通信,节点 T_0 非视距通信期间,节点 T_1 处于视距测量状态,以节点 T_1 的定位结果作为机器人真实位置的参考。两个定位节点相对位置固定,通过机器人姿态信息和两定位节点的相对位置信息就可以得到定位节点 T_0 真实位置的参考值,设置对照组为未进行 UWB 测距值修正的融合定位结果,如图 10 所示。



(a) 整体图



(b) 局部放大图

图 10 温室环境 UWB - IMU 融合定位实验结果

Fig. 10 Experimental results of UWB - IMU fusion localization in greenhouse environment

从图 10a 可以看出,随着实验的进行,导航坐标系下定位结果 x 轴坐标值呈现阶梯状变大,x 轴坐标变大期间 y 轴坐标值基本保持不变。y 轴坐标值在 0.5 ~ 9.5 m 之间往复变化。融合定位结果的坐标值变化趋势与图 9a 中设计的实验路径一致。

图 10a 中红色框内的时间段，定位节点 T_0 受到非视距影响，可以看出未进行测距值修正的融合定位结果在 x 轴、y 轴上都明显偏离真实位置的参考值，其中红色实线框内出现的误差最大。以红色实线框内的 y 轴定位结果为例展开分析，从图 10b 可以看出，随着遮挡时间的增长，两种方法都相对于实际位置参考值出现了一定程度的定位误差。出现遮挡后，定位结果误差随着遮挡时间的增长越来越大，遮挡消失后，定位误差逐渐降低。

从图 10b 可以看出，定位误差在 83.55 s 达到最大值。经计算，未进行 UWB 测距值修正的融合定位结果，在 x 轴、y 轴上的最大定位误差分别为 4.82 cm 和70.59 cm，欧氏距离误差为 70.75 cm。该时刻，经过测距修正的定位结果在 x 轴、y 轴的最大定位误差为 11.23 cm 和 4.08 cm，欧氏距离误差为 11.95 cm。实验结果表明，经过测距值修正的融合定位方法在实际温室环境中的定位误差远低于未经过测距值修正的融合定位方法的定位误差。

仿真实验和实物实验的结果表明，在定位系统出现短时非视距测量的情况下，基于测距值修正的融合定位方法仍然可以保证较好的定位精度。

3　结束语

提出了一种基于 UWB 测距值修正的 IMU - UWB 融合定位方法。首先，根据温室环境下非视距测量数据的特点，设计了 UWB 通信类型判别器，对定位系统的通信类型进行判别；其次，分别建立了视距和非视距两种通信条件下的 UWB 测距修正模型，对不同通信类型下的 UWB 测距结果进行修正；然后，采用扩展卡尔曼滤波算法对 UWB - IMU 进行数据融合，得到位置的最优估计结果；最后通过实验对本文方法的定位效果进行了验证。实验结果表明，在非视距通信情况下，未对 UWB 测距进行修正的定位误差为 70.75 cm，经本文方法对 UWB 测距值进行修正后的定位误差为 11.95 cm，定位精度提升 83.11%。该方法可以为温室机器人提供稳定且高精度的位置信息。

参　考　文　献

[1] 高国琴，李明. 基于 K-means 算法的温室移动机器人导航路径识别[J]. 农业工程学报，2014，30(7)：25 - 33.
GAO Guoqin, LI Ming. Navigating path recognition for greenhouse mobile robot based on K-means algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(7): 25 - 33. (in Chinese)

[2] 孟志军，刘卉，王华，等. 农田作业机械路径优化方法[J]. 农业机械学报，2012，43(6)：147 - 152.
MENG Zhijun, LIU Hui, WANG Hua, et al. Optimal path planning for agricultural machinery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(6): 147 - 152. (in Chinese)

[3] 韩月起，张凯，宾洋，等. 基于凸近似的避障原理及无人驾驶车辆路径规划模型预测算法[J]. 自动化学报，2020，46(1)：153 - 167.
HAN Yueqi, ZHANG Kai, BIN Yang, et al. Convex approximation based avoidance theory and path planning MPC for driverless vehicles[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(1): 153 - 167. (in Chinese)

[4] 程雪聪，刘福才，黄茹楠. 基于卡尔曼滤波和粒子滤波融合的 UWB 室内定位算法[J]. 计量学报，2022，43(10)：1335 - 1340.
CHENG Xuecong, LIU Fucai, HUANG Ru'nan. UWB indoor position algorithm based on Kalman filter and particle filter fusion [J]. Acta Metrologica Sinica, 2022, 43(10): 1335 - 1340. (in Chinese)

[5] KARNIK J, STREIT J. Summary of available indoor location techniques [J]. IFAC-Papers Online, 2016, 49(25): 311 - 317.

[6] ALKAN R M, SAKE M H, OZULU İ M, et al. Kinematic precise point positioning using GPS and GLONASS measurements in marine environments[J]. Measurement, 2017, 109: 36 - 43.

[7] QIN Tong, LI Peiliang, SHEN Shaojie. VINS-Mono: a robust and versatile monocular visual-inertial state estimator[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2018, 34(4): 1004 - 1020.

[8] LI Shunkai, WANG Xin, CAO Yingdian, et al. Self-supervised deep visual odometry with online adaptation[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020.

[9] 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 Jialin, PU Wenyang, LI Tianhua, 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. (in Chinese)

[10] 胡敬，田俊曦，邹世明，等. 基于自适应卡尔曼滤波的联合 RSS/TOA/INS 无人机定位算法[J]. 无人系统技术，2022，5(2)：62 - 70.
HU Jing, TIAN Junxi, ZOU Shiming, et al. A hybrid RSS/TOA/INS UAV localization algorithm based on adaptive Kalman filter[J]. Unmanned Systems Technology, 2022, 5(2): 62 - 70. (in Chinese)

[11] 刘宇，贺竹川，路永乐，等. 基于粒子滤波的 IMU/UWB 组域内自主导航定位研究[J]. 传感器与微系统，2022，41(12)：

47 – 50.
LIU Yu, HE Zhuchuan, LU Yongle, et al. Research on autonomous navigation and positioning in IMU/UWB group domain based on particle filtering[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2022,41(12):47 – 50. (in Chinese)
[12] 程为彬,陈烛姣,张夷非,等. IMU 姿态误差均衡校正模型与验证[J]. 仪器仪表学报,2021,42(9): 202 – 213.
CHENG Weibin, CHEN Zhujiao, ZHANG Yifei, et al. Balance correction and verification of IMU posture error[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021,42(9):202 – 213. (in Chinese)
[13] LEE M,JU H,SONG J,et al. Kinematic model-based pedestrian dead reckoning for heading correction and lower body motion tracking[J]. Sensors, 2015, 15(11):28129 – 28153.
[14] 陈沛宇,袁勤政,戴鹏飞,等. 多技术融合的室内无线定位方法发展综述[J]. 导航定位学报,2022,10(3): 9 – 13.
CHEN Peiyu, YUAN Qinzheng, DAI Pengfei, et al. Overview of the development of indoor wireless positioning methods based on multi-technology integration[J]. Journal of Navigation and Positioning,2022,10(3):9 – 13. (in Chinese)
[15] 徐建华,张雨霖,韩勇强. 基于移动节点辅助定位的 UWB 室内定位方法[J]. 中国惯性技术学报,2023,31(2):141 – 147.
XU Jianhua, ZHANG Yulin, HAN Yongqiang. UWB indoor location method based on moving node auxiliary positioning[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2023,31(2):141 – 147. (in Chinese)
[16] LI M, ZHU H, YOU S, et al. UWB-based localization system aided with inertial sensor for underground coal mine applications [J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(12): 6652 – 6669.
[17] 闫大禹,宋伟,王旭丹,等. 国内室内定位技术发展现状综述[J]. 导航定位学报,2019,7(4):5 – 12.
YAN Dayu, SONG Wei, WANG Xudan,et al. Review of development status of indoor location technology in China[J]. Journal of Navigation and Positioning,2019,7(4): 5 – 12. (in Chinese)
[18] 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)
[19] 王俊,刘刚. 基于遗传 BP 算法的温室无线传感器网络定位方法[J]. 农业工程学报,2012,28(21):156 – 163.
WANG Jun, LIU Gang. Localization method of wireless sensor network for greenhouse based on genetic BP algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2012,28(21):156 – 163. (in Chinese)
[20] 柳景斌,赵智博,胡宁松,等. 室内高精度定位技术总结与展望[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2022,47(7):997 – 1008.
LIU Jingbin, ZHAO Zhibo, HU Ningsong, et al. Summary and prospect of indoor high precision positioning technology[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2022,47(7):997 – 1008. (in Chinese)
[21] 杨刚,朱士玲,李强,等. 融合 UWB 与 INS 的消防员室内定位与 NLOS 检测算法[J]. 计算机工程,2021,47(9):153 – 161.
YANG Gang, ZHU Shiling, LI Qiang, et al. Indoor firefighter positioning and NLOS detection algorithm based on UWB and INS[J]. Computer Engineering, 2021,47(9):153 – 161. (in Chinese)
[22] 王新,许苗,张京开,等. 温室作业机具室内定位方法研究[J]. 农业机械学报,2017,48(1):21 – 28, 13.
WANG Xin, XU Miao, ZHANG Jingkai, et al. Greenhouse agricultural machinery indoor positioning method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(1):21 – 28, 13. (in Chinese)
[23] 郁露,唐超礼,黄友锐,等. 基于 UWB 和 IMU 的煤矿机器人紧组合定位方法研究[J]. 工矿自动化,2022,48(12):79 – 85.
YU Lu, TANG Chaoli, HUANG Yourui, et al, Research on tightly combined positioning method of coal mine robot based on UWB and IMU[J]. Journal of Mine Automation, 2022,48(12):79 – 85. (in Chinese)
[24] HAN Yongqiang, WEI Chenchen, LI Rong, et al. A novel cooperative localization method based on IMU and UWB[J]. Sensors,2020,20(2):467.
[25] FENG Daquan, WANG Chunqi, HE Chunlong, et al. Kalman filter based integration of IMU and UWB for high-accuracy indoor positioning and navigation[J]. IEEE Internet of Things Journal,2020,7(4):3133 – 3146.
[26] CHAN Yiutong, TSUI Wingyue, HING Cheungso, et al. Time-of-arrival based localization under NLOS conditions[J]. IEEE Trans. Vehicular Technology,2006,55(1): 17 – 24.