

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2022.S1.004

基于自适应系数卡尔曼滤波的农业移动机器人组合定位

邱权¹ 胡青含² 樊正强^{3,4} 孙娜^{3,5} 张喜海²

(1. 北京石油化工学院人工智能研究院, 北京 102617; 2. 东北农业大学电气与信息学院, 哈尔滨 150030;
3. 北京市农林科学院智能装备技术研究中心, 北京 100097; 4. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100;
5. 西南大学工程技术学院, 重庆 400715)

摘要: 基于全球导航卫星系统(Global navigation satellite system, GNSS)的定位导航技术在半结构化、半开放式农业应用场景的部分区域,可能由于存在作物遮挡而导致GNSS接收信号出现短暂丢失的情况,进而影响机器人定位导航精度,甚至对作物和工作人员造成伤害。针对这一问题,本文开展了农业遮挡环境下的GNSS与惯性导航系统(Inertial navigation system, INS)的组合定位方法研究。搭建了用于多传感器定位导航实验的农业机器人系统,该系统由履带式移动平台、GNSS、INS等硬件和ROS(Robot operation system)操作系统、远程操控界面等软件构成。提出了引入自适应系数的GNSS/INS组合定位卡尔曼滤波算法,当GNSS无法进行差分定位或定位数据产生跃变时,通过自适应卡尔曼滤波能够切换到INS定位,从而实现机器人自身位置、姿态的最优估计。在典型农业遮挡场景(果园)进行了实地组合定位实验,并通过GNSS单通道定位、INS单通道定位、常规卡尔曼滤波融合定位、引入自适应系数的卡尔曼滤波定位等4种定位方法的对比,验证了本文提出算法的有效性。现场实验表明:定位过程中,当100 m × 20 m的实验区域内出现30 m × 6 m的高遮挡区域时,与GNSS定位信息测量方法、INS航迹推算定位方法以及常规卡尔曼滤波组合定位方法相比,自适应系数卡尔曼滤波组合定位方法定位精度分别提升62.1%、48.5%、47.7%。

关键词: 农业移动机器人; 组合定位; 全球导航卫星系统; 惯性导航系统; 自适应系数卡尔曼滤波

中图分类号: S23; TP2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2022)S1-0036-08

Adaptive-coefficient Kalman Filter Based Combined Positioning Algorithm for Agricultural Mobile Robots

QIU Quan¹ HU Qinghan² FAN Zhengqiang^{3,4} SUN Na^{3,5} ZHANG Xihai²

(1. Academy of Artificial Intelligence, Beijing Institute of Petrochemical Technology, Beijing 102617, China

2. School of Electrical and Information, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China

3. Research Center of Intelligent Equipment, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China

4. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

5. College of Engineering and Technology, Southwest University, Chongqing 400715, China)

Abstract: GNSS-based positioning and navigation has been widely used for agricultural robots in open unmanned farms. However, for the applications of semi-structured and semi-open agricultural scenarios, there may be temporary loss of GNSS received signals caused by occlusion of canopies in some areas, which will affect the positioning and navigation accuracy of robots and even harm crops or farmers. To solve this problem, a combined positioning method of GNSS and INS under the occlusion environment of agriculture was studied. The main work consisted of three parts: a mobile agricultural robot system was build up for the experiments of multi-sensor-based positioning and navigation, which consisted of hardware (track-layer mobile platform, GNSS receivers and INS, etc.) and software (ROS, remote control interface, etc.); an adaptive-coefficient Kalman filter based combined positioning algorithm was proposed. When the GNSS signal was unstable or denied, the new algorithm can switch to INS positioning adaptively based on Kalman filter, which carried out the optimal estimation for the robots' location and

收稿日期: 2022-05-31 修回日期: 2022-08-12

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFB1307502)和国家自然科学基金项目(61973040)

作者简介: 邱权(1982—),男,教授,博士,主要从事农业机器人研究,E-mail: qiuquan@bipt.edu.cn

通信作者: 张喜海(1979—),男,教授,博士,主要从事智慧农业和农业机器人研究,E-mail: xhzhang@neau.edu.cn

gesture; experiments of the proposed combined positioning algorithm were conducted under practical scenes of agriculture, in which four different positioning methods (GNSS only, INS only, Kalman filter based combined positioning, and adaptive-coefficient Kalman filter based combined positioning) were compared to validate the effectiveness of the algorithm. Field experiments showed that in the process of combined positioning, compared with GNSS positioning, INS positioning and conventional Kalman filter fusion positioning, the positioning accuracy of adaptive-coefficient Kalman filter in the 30 m × 6 m high shaded area of 100 m × 20 m experimental area was improved by 62.1%, 48.5% and 47.7%, respectively.

Key words: agricultural mobile robot; combined positioning; global navigation satellite system; inertial navigation system; adaptive-coefficient Kalman filter

0 引言

人口老龄化、农业从业人员流失等因素严重制约了传统农业的生产发展。为了突破这一限制,现代农业开始朝着智能化、无人化方向快速发展^[1]。农业 4.0 作为现代农业的具体表现形式,已经成为世界各国争夺农业高新技术产业的制高点^[2]。农业 4.0 是一种以农业为支点,融合了物联网、遥感、机器人学、人工智能等现代高新技术的智慧农业发展模式^[3],要求所有作业过程可控、高效,其最终目的是实现农业的无人化^[4]。但是由于当前的智能传感技术、软件算法技术仍处于发展阶段,加之实际农业生产环境复杂、多变,大田作物虽可以达到高度自主水平,但特种作物不能实现完全自动化,特别是水果类作物仍保持较高程度的人工作业^[5]。为改变这一现状,顺应智慧农业发展,人们开始广泛研究新一代智能机械——农业机器人。当前,农业机器人已经逐渐走向智慧农业舞台的中心,成为世界各国角逐现代农业高地的重要发力点。农业机器人作为一种新型的多功能农业智能机械,在农业领域应用越来越广泛,其在提高农业生产力、改变农业生产模式、实现无人化作业等方面显示出巨大优势^[6]。农业机器人研究涉及到多个技术领域,自主导航技术作为其实现自主控制的关键技术,为其他技术的有效实施提供了保障^[7]。因此,研究定位精度高、鲁棒性强的农业机器人自主导航技术具有较好的科研价值和广阔的市场前景^[8]。

农业机器人自主导航技术应用场景包括:设施温室(如采摘收获机器人^[9-10])、无人农场(涉及作物耕、种、管、收各环节^[11-16])、结构或半结构果园(果园建图^[17-18]、果实收获^[19])等。从应用需求和技术研究进展来看,对于大规模开放式无人农场,农业机器人可以利用卫星导航技术,通过研究载波相位相对定位方法获得厘米级定位精度,实现轨迹跟踪作业^[20-21]。然而,卫星定位方法在半结构化环境(如果园)下难以保持较高的定位精度。半结构化农业环境中因部分区域可能存在高大冠层的重叠遮

挡,导致卫星接收信号会出现短暂丢失,影响机器人作业精度,甚至对作物和工作人员造成伤害。现有半结构化农业场景导航技术多采用激光导航^[22-23]、视觉导航^[24-25]、惯性导航^[26-27]、组合导航^[28-29]等。但无论是激光导航还是视觉导航都是通过传感器获取外部信息的导航方式,这种方式依然会受到外部环境的影响(如激光导航的精度受到气候条件影响,视觉导航的精度受到光照等因素影响),限制了农业机器人的全天候导航作业^[30]。通过 INS 传感器实现的惯性导航技术则不同于上述两种导航技术,其不需要接收外部信号且不获取外部信息,仅依赖传感器自身的惯性器件解算获取位置、姿态等信息,是一种无环境限制的载体运动信息感知技术,具有较强的稳定性,但解算过程中存在误差积累的问题^[31]。通过对上述导航技术对比,不难发现,将卫星导航与惯性导航结合后形成的组合导航技术更加适用于半结构化农业环境。组合导航既能在无遮挡情况下通过 RTK-GNSS 技术实现厘米级定位精度,也可以在 GNSS 接收信号丢失情况下融合 INS 传感器解算的定位信息,使机器人保持较高的定位精度。

半结构化农业环境下的卫星定位与惯性定位结合的组合定位技术,也被称为 GNSS/INS 组合定位技术。该技术可提高定位系统在 GNSS 信号遮挡环境下整体的定位性能。本文采用多传感器数据融合的自适应系数卡尔曼滤波降噪算法开展半结构化农业场景下组合定位技术研究,对传感器信息进行融合互补,针对不同程度的干扰环境做出相应的最优化处理,以期提高机器人的定位精度。

1 相关技术与理论方法

1.1 机器人移动平台

根据半结构化农业作业场景的复杂地面环境特点,采用具有良好通过性能的履带式机器人移动平台。履带式机器人移动平台车体机械尺寸(长 × 宽 × 高)为 1 020 mm × 760 mm × 360 mm;车体质量为 136 kg;供电系统由一组 48 V、30 A·h 的锂电池搭配降压器

与直流接触器组成;车体驱动系统由无刷直流电机驱动器和2个650 W的无刷直流减速电机组成。平台采用克里斯蒂独立悬挂设计,最大限度提高机器人的载重和避震性能。平台搭载了一套飞纳经纬科技有限公司 FR11-Plus 系列的 GNSS 和一套北斗星通导航技术股份有限公司的 GNSS/INS 一体机(一体机中的 GNSS 仅用于测量参考值,不参与定位解算),作为机器人主要定位传感器。为了提高机器人功能模块的可复用性,将 GNSS、INS 等传感器集成在一个可重组、可调节的模块化框架中。机器人硬件系统如图 1 所示。



图 1 机器人硬件系统

Fig. 1 Robot hardware system

机器人搭载的 GNSS 传感器均内置高精度 GNSS 板卡,INS 传感器中内置高精度 MEMS 惯性器件。该配置可实时提供位置、速度、姿态等数据。传感器的主要性能与器件参数如表 1 所示。机器人导航过程中通过在线解算 GNSS 与 INS 传感器数据获取机器人实时位姿信息。

表 1 传感器各器件主要性能和参数

Tab. 1 Main performance and parameters of sensor components

性能参数	GNSS	GNSS/INS
		一体机
水平定位精度/m	±1.2(单机)	±1.2(单机)
	±0.4(DGPS)	±0.4(DGPS)
	0.01 + 1 × 10 ⁻⁶ (RTK)	0.01 + 1 × 10 ⁻⁶ (RTK)
速度精度/(m·s ⁻¹)	0.03	0.03
输出频率/Hz	1~200	1~200
陀螺仪测量范围/(°·s ⁻¹)	无	±450
陀螺仪零偏不稳定性/(°·h ⁻¹)	无	1
加速度计测量范围	无	±8 g
加速度计零偏不稳定性/mg	无	0.005

机器人系统整体采用模块化分层设计,底层为驱动控制层,采用基于 RS232 的通信协议与上层进行通信,实时接收上层传输的控制指令并完成相应动作。中间层是由工控机和定位传感器组成的导航策略层,该层主要完成了基于 GNSS/INS 传感器的

机器人定位信息解算和轨迹跟踪控制器的设计。上层是由无线电台与远程 GUI 界面组成的远程规划层,通过架设固定的远程控制站,利用无线电台进行基于 TRIMATLK 通信协议的全双工数据传输来实现远程规划作业。机器人控制系统如图 2 所示。

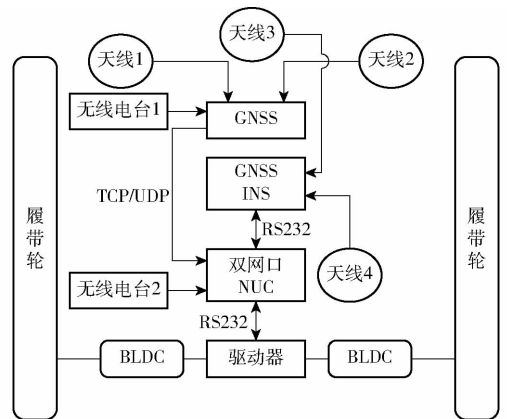


图 2 机器人控制系统

Fig. 2 Robot control system

机器人软件开发环境为基于 Ubuntu18.04 的机器人操作系统 (Robot operating system, ROS),其开源的软件架构能够实现对不同功能模块的软件算法进行独立开发和快速集成,加快机器人系统研发进度。

1.2 机器人组合定位方法

为提高机器人在半结构化、半开放式农业环境中的定位精度,本文采用一种引入自适应系数的松耦合卡尔曼滤波方法,考虑噪声干扰的同时兼顾传感器互补信息处理以及数据冗余问题。该方法将 INS 传感器推算出的定位信息作为计算值,GNSS 传感器接收的定位信息作为测量值,通过系统不断“预测-校正-预测”的重复迭代,实现稳定的数据信息融合,进而提高定位系统的定位精度。

1.2.1 基于卡尔曼滤波的 GNSS/INS 组合定位

本文中卡尔曼滤波融合传感器定位信息的方法,是通过对比不同传感器在同一时空下的误差,进而调整定位系统对传感器的置信程度。通常情况下,卡尔曼滤波器为保证具有良好的数据融合性能,需预先获取 GNSS 与 INS 传感器的量测噪声统计特性。假设移动机器人搭载的 GNSS 与 INS 传感器相关量测噪声均已知,且满足零均值高斯白噪声分布,可用于融合滤波计算。融合滤波前需要将 GNSS 与 INS 传感器解算的定位信息通过投影、转换到同一参考系。以导航坐标系作为参考系,根据实际应用场景选取进入场景的初始位置作为坐标系原点。然后将 GNSS 和 INS 传感器在导航坐标系下解算的位置、速度信息进行融合,为后续轨迹跟踪作业提供准确定位信息。通过 INS 传感器得到的实验环境中位

置、速度的状态矩阵 \mathbf{X}_k 为

$$\mathbf{X}_k = \begin{bmatrix} X_{1,k} \\ X_{2,k} \end{bmatrix} = \mathbf{A} \begin{bmatrix} X_{1,k-1} \\ X_{2,k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_{1,k-1} \\ w_{2,k-1} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中 $X_{1,k}$ 、 $X_{2,k}$ ——INS 传感器通过加速度计解算出的位置、速度信息

\mathbf{A} ——状态转移矩阵

$w_{1,k-1}$ 、 $w_{2,k-1}$ ——解算过程中的位置误差和速度误差

假设误差/系统噪声服从均值为 0 的正态分布,满足 $p(w) \sim N(0, \mathbf{Q})$, \mathbf{Q} 为 INS 传感器解算位置与速度的协方差矩阵。

通过 GNSS 传感器得到的实验环境中的观测矩阵 \mathbf{Z}_k 为

$$\mathbf{Z}_k = \begin{bmatrix} Z_{1,k} \\ Z_{2,k} \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} X_{1,k} \\ X_{2,k} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{1,k} \\ v_{2,k} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中 $Z_{1,k}$ 、 $Z_{2,k}$ ——经过高斯-克吕格投影到导航坐标系下的经纬度、速度

\mathbf{H} ——等价单位矩阵

$v_{1,k-1}$ 、 $v_{2,k-1}$ ——解算过程中的位置误差、速度误差

假设误差/系统噪声服从均值为 0 的正态分布,满足 $p(v) \sim N(0, \mathbf{R})$ 。矩阵 \mathbf{R} 作为 GNSS 系统解算位置与速度的协方差矩阵,其中计算的方差与协方差随 GNSS 传感器接收信号状态的波动而实时改变。

根据求解出的状态矩阵与量测矩阵,利用卡尔曼滤波算法对被估计状态矩阵 \mathbf{X}_k 递推求解,具体过程为:

(1) 通过上一时刻机器人在实验场景中的后验状态预测当前先验状态矩阵

$$\hat{\mathbf{X}}_k^- = \begin{bmatrix} \hat{X}_{1,k}^- \\ \hat{X}_{2,k}^- \end{bmatrix} = \mathbf{A} \begin{bmatrix} \hat{X}_{1,k-1} \\ \hat{X}_{2,k-1} \end{bmatrix} \quad (3)$$

(2) 通过 INS 传感器解算出状态方程中的矩阵 \mathbf{A} 和矩阵 \mathbf{Q} , 结合上一时刻误差协方差矩阵, 预测当前先验状态误差协方差矩阵

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{A} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{A}^T + \mathbf{Q} \quad (4)$$

(3) 根据上述预测方程与 GNSS 系统解算出的矩阵 \mathbf{H} 与矩阵 \mathbf{R} 对卡尔曼滤波系数 \mathbf{K}_f 实时校正

$$\mathbf{K}_f = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (5)$$

(4) 通过先验状态矩阵、观测矩阵以及卡尔曼滤波系数校正当前的估计状态方程

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_k^- + \mathbf{K}_f (\mathbf{Z}_k - \mathbf{H} \hat{\mathbf{X}}_k^-) \quad (6)$$

(5) 校正过程的最后一步, 需要根据当前的先验误差协方差矩阵和卡尔曼滤波系数校正当前的误差协方差矩阵

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_f \mathbf{H}) \mathbf{P}_k^- \quad (7)$$

式中 \mathbf{I} ——单位矩阵

1.2.2 引入自适应参数的卡尔曼滤波方法改进

卡尔曼滤波算法虽然能够有效补偿 GNSS 和 INS 传感器独立工作时出现的误差, 但实验场景中出现高遮挡环境导致 GNSS 传感器接收信号出现大幅度跃变时, 常规的卡尔曼滤波算法融合后的定位数据仍存在较大误差, 无法满足机器人高精度的定位需求。因此, 本文在常规卡尔曼滤波算法的研究中引入自适应系数, 自适应系数作用于卡尔曼滤波算法校正后的误差协方差矩阵中。通过自适应系数的作用能够修正卡尔曼滤波系数, 使滤波算法在原有效果的基础上进一步补偿系统误差, 提升整体的收敛程度, 改进后的滤波过程如图 3 所示。

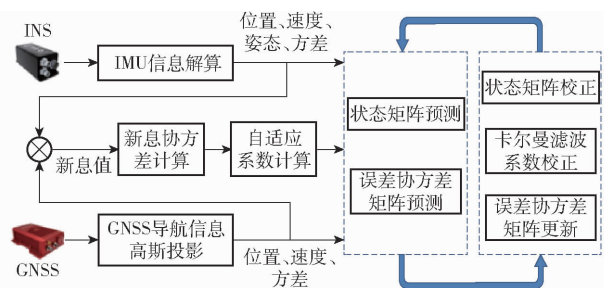


图 3 自适应卡尔曼滤波过程

Fig. 3 Adaptive Kalman filtering process

引入自适应系数的过程中, 需在原有计算变量的基础上加入新息协方差 (新息是指实际传感器测量值与传感器预测值之差, 用 Δ_k 表示)。实际传感器的测量值用 GNSS 测量的位置、速度信息表示, 传感器预测值用 INS 航迹推算出的位置、速度信息表示。首先, 计算实际的新息协方差矩阵 $\mathbf{P}_{f,k}$ 和预测的新息协方差矩阵 $\mathbf{P}_{c,k}$, 计算公式为

$$\begin{cases} \mathbf{P}_{f,k} = \Delta_k \Delta_k^T \\ \mathbf{P}_{c,k} = \mathbf{H} \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}^T + \mathbf{R} \end{cases} \quad (8)$$

随后, 将上述 2 个协方差矩阵分别对角化为矩阵 $\mathbf{D}_{f,k}$ 和矩阵 $\mathbf{D}_{c,k}$, 通过计算两对角化矩阵关系的迹获得中间参数 K_a , 计算公式为

$$K_a = \text{Trace} \left(\frac{\mathbf{D}_{f,k}}{10 \mathbf{D}_{c,k}} \right) \quad (9)$$

其中, Trace 为迹求解运算。

然后, 设置基准参数值 $K_e = 1$, 通过对比 K_a 和 K_e 得到自适应系数 η_k , 其对比方法为

$$\eta_k = \begin{cases} 0 & (K_a \leq K_e) \\ K_a - 1 & (K_e < K_a < 2K_e) \\ 1 & (K_a \geq 2K_e) \end{cases} \quad (10)$$

最后, 依据式 (10) 中得到的自适应系数 η_k 能够对卡尔曼滤波器中的协方差矩阵进行进一步调整, 调整方法为

$$P_k = (I - K_f H) P_k^- - \eta_k K_f H P_k^- \quad (11)$$

2 实验与讨论

2.1 实验设计

本文实验开展于2022年3月,实验地点为北京市农林科学院果树研究科研用地,在该地点下选取100 m×20 m的实验区域,机器人的组合定位实验和轨迹跟踪实验均于实验区域内的果树行间开展。

定位实验中,因季节原因,果树枝叶稀疏,无法开展高遮挡环境下的定位实验。为了更好地对导航定位技术开展验证,实验过程中采用人为遮挡模拟实际果树遮挡场景。在选定实验区域的基础上,将约30 m×6 m的区域作为遮挡区域,机器人以速度1 m/s在实验区域内运动。经过遮挡区域时,人为遮挡机器人两侧的GNSS天线直到通过该区域。在该区域内往返重复此实验过程,如图4所示。

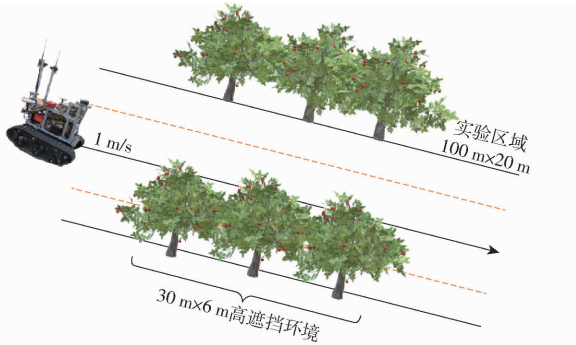


图4 组合定位实验示意图

Fig. 4 Schematic of combined positioning experiment

定位实验过程中机器人搭载的两套GNSS传感器,分别用来获取同一时刻下接收信号良好时的定位信息和模拟遮挡环境下定位信息;INS通过惯性器件模型解算得到加速度、速度、姿态等信息。首先,通过高斯投影、二次积分以及坐标转换进一步求解GNSS与INS在导航坐标系下的位置信息。然后,通过卡尔曼滤波方法和自适应卡尔曼滤波方法分别将遮挡环境下的GNSS定位信息与INS定位信息进行融合处理。最后,以接收信号良好的GNSS解算的定位信息为参考定位信息,分别计算同一时刻下GNSS测量定位、INS航迹推算定位、卡尔曼滤波融合定位以及自适应系数卡尔曼滤波融合定位与参考定位之间的偏差,通过偏差的平均值、最大值、标准差以及均方误差等指标评价4种方法的定位效果。平均偏差反映了不同定位方法下轨迹线与参考轨迹线偏差的整体情况;最大偏差反映了不同定位方法下偏差的最大值;标准差反映了不同方法下偏差的离散程度;均方误差反映了不同定位方法下轨迹线偏离参考轨迹线的程度。每次实验中,人为遮

挡造成的信号丢失程度不同,为更好验证定位技术效果,组合定位实验选取GNSS信号在遮挡环境下跃变效果较明显的一组实验进行讨论。

2.2 定位实验分析

定位实验中4种定位方法得到的定位效果如图5所示。通过实验结果和卡尔曼滤波递推公式得知,式(2)观测方程中噪声的误差协方差矩阵 R 对式(5)中卡尔曼滤波系数矩阵 K_f 影响较大。从图5定位效果中可观测到,当GNSS传感器接收信号丢失时(运动48.65 m后开始丢失,直到80.65 m时开始进入恢复阶段),即接收机没有进入良好的差分状态, R 矩阵中的误差较大,估计值的置信程度高于测量值,滤波结果偏向于INS传感器解算出来的估计值,并且自适应系数卡尔曼滤波结果收敛性更好,更接近参考路径;当GNSS传感器接收差分状态良好时,即RTK状态为窄巷固定解,矩阵 R 中的误差接近于0,测量值的置信程度高于估计值,滤波结果偏向于GNSS传感器得到的测量值。综上所述,矩阵 R 中的误差变化与GNSS传感器所处环境变化的匹配度越高、匹配速率越快,得到的滤波结果越好。

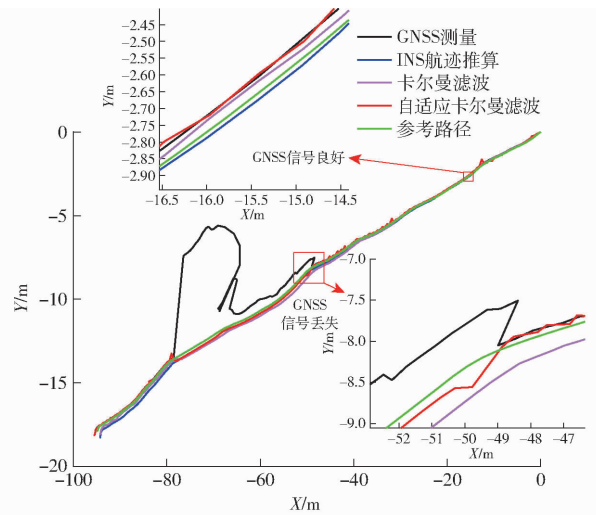


图5 4种定位方法下的定位效果

Fig. 5 Positioning performances of four positioning methods

引入自适应系数后,当GNSS系统接收信号出现干扰导致定位数据跃变时(即实际传感器测量值跃变),新息协方差 Δ_k 会出现瞬时增大的现象,从而使实际的新息协方差矩阵 $P_{f,k}$ 和预测的新息协方差矩阵 $P_{c,k}$ 出现不同程度的变化,导致式(9)中的参数 K_a 增大。通过对比 K_a 和基准参数 K_c 可以得到自适应系数 η_k , K_a 增大且大于1时, η_k 变为大于0的数值参与到协方差矩阵 P_k 的计算中,通过 P_k 的影响最终使得卡尔曼滤波系数矩阵 K_f 中的数值降低。 K_f 中数值下降使组合定位系统对GNSS解算的定位数据的置信程度进一步下降,相比于常规的卡尔曼

滤波算法,自适应系数卡尔曼滤波算法能够在其基础上,进一步减小定位误差并加快误差曲线的收敛性能,降低 GNSS 定位数据跃变干扰对系统产生的影响。

结合机器人北向和东向的运动情况,得到了不同定位方法下的平均偏差、最大偏差、标准差以及均方误差,如表 2 所示。通过表 2 可得出,自适应系数卡尔曼滤波方法下位置偏差的平均值、最大值、标准差以及均方误差 4 项指标均优于其他 3 种方法。与 GNSS 测量方法、INS 推算方法、卡尔曼滤波组合定位方法相比,自适应系数卡尔曼滤波组合定位方法产生的位置偏差平均值为 0.225 m,定位精度分别提高 62.1%、48.5%、47.7%;自适应系数卡尔曼滤波组合定位方法产生的位置偏差最大值为 0.821 m,

分别减小了 6.085、0.047、0.217 m;自适应系数卡尔曼滤波组合定位方法产生的位置偏差标准差为 0.161 m,偏差离散程度分别降低 85.2%、27.8%、47.8%;自适应系数卡尔曼滤波组合定位方法产生的位置偏差均方误差为 0.077 m²,轨迹偏离参考轨迹的程度降低 95%、68%、72.6%。

自适应系数卡尔曼滤波组合定位方法下的角度偏差较大,因为该方法需要根据 GNSS 接收信号强弱实时调整当前定位,调整过程导致该方法相较于其他定位方法的角度偏差较大。为了突出引入自适应系数前后卡尔曼滤波方法下定位效果的改变,将引入自适应系数前后卡尔曼滤波方法下的轨迹进行拆解,分别求得 2 种方法在东向和北向的轨迹与参考轨迹的位置偏差,位置偏差曲线如图 6 所示。

表 2 4 种定位方法轨迹与参考轨迹的偏差对比

Tab.2 Comparison of deviation between trajectory of four positioning methods and reference trajectory

定位方法	位置偏差				角度偏差			
	平均偏差/	最大偏差/	标准差/	均方误差/	平均偏差/	最大偏差/	标准差/	均方误差/
	m	m	m	m ²	(°)	(°)	(°)	(°) ²
GNSS 测量	0.592	6.906	1.088	1.535	0.750	13.996	0.052	3.053
INS 推算	0.437	0.868	0.223	0.240	0.331	21.317	1.462	2.384
卡尔曼滤波	0.431	1.038	0.309	0.281	0.339	20.574	0.181	2.233
自适应卡尔曼滤波	0.225	0.821	0.161	0.077	0.308	21.209	0.089	2.461

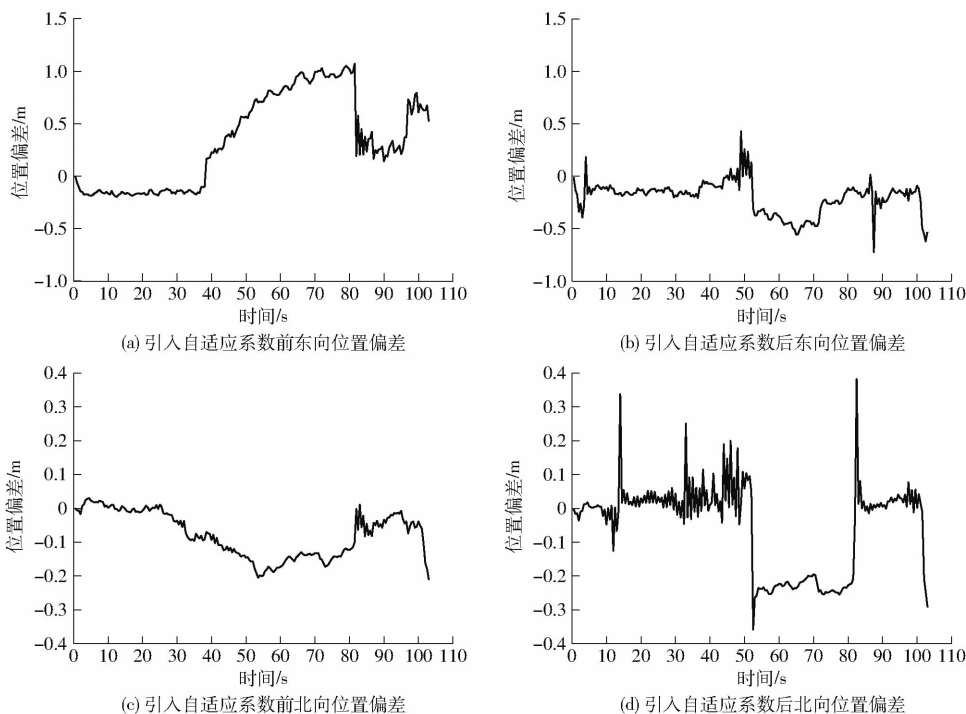


图 6 引入自适应系数前后卡尔曼滤波方法位置偏差曲线

Fig.6 Position deviation curves of Kalman filter method before and after introducing adaptive coefficient

根据图 6 可以得出,机器人运动大约 40 s 后 GNSS 开始受到遮挡,出现接收信号不稳定的情况,80 s 左右信号重新趋于稳定。从图 6a、6b 的对比可

以得出,引入自适应系数后的东向偏差曲线在 40 ~ 80 s 区间内的振荡远小于引入前的偏差曲线,虽然在图 6c、6d 北向偏差的对比中引入自适应系数后的

偏差曲线振荡较大,但机器人在东向上的运动距离远大于北向,东向的偏差曲线可以反映出整体的偏差情况。将引入自适应系数前后卡尔曼滤波方法东向和北向偏差的平均偏差、最大偏差、标准差以及均方误差总结如表3所示。从表3可以得出,东向偏差数据中引入自适应系数后的4种偏差数据均优于引入前的偏差数据,从东向的偏差数据可以得出引入自适应系数后的方法优于常规的卡尔曼滤波方法。

表3 不同定位方法下位置偏差

Tab.3 Positioning deviation under different positioning strategies

定位方法	平均	最大	标准	均方误
	偏差/m	偏差/m	差/m	差/m ²
卡尔曼滤波(东向)	0.449	1.071	0.074	0.308
卡尔曼滤波(北向)	0.080	0.211	0.015	0.010
自适应卡尔曼滤波(东向)	0.213	0.724	0.049	0.064
自适应卡尔曼滤波(北向)	0.097	0.382	0.026	0.020

3 结论

(1)对履带式机器人移动平台控制系统进行开发,并设计了一款可重组、可调节的传感器搭载框架,增强了导航方案的可复用性。

(2)开展了GNSS载波相位相对定位方法和INS航迹推算定位方法的研究,并分别通过引入自适应系数前后的卡尔曼滤波算法融合两种传感器解算出的定位信息。

(3)选定果园环境为典型半结构化农业场景开展定位实验,通过对4种定位结果偏离参考路径的程度分析可知,自适应系数卡尔曼滤波算法融合得到的定位信息能够使机器人在GNSS信号丢失环境下依然保持较高的定位精度。从平均绝对值误差来看,该方法相较于GNSS定位信息测量方法、INS航迹推算定位方法以及常规卡尔曼滤波组合定位方法,定位精度分别提升62.1%、48.5%、47.7%。

参 考 文 献

- [1] JIA W K, TIAN Y Y, DUAN H C, et al. Autonomous navigation control based on improved adaptive filtering for agricultural robot[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2020, 17(4): 1-12.
- [2] LIU Y, MA X Y, SHU L, et al. From Industry 4.0 to Agriculture 4.0: current status, enabling technologies, and research challenges[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(6): 4322-4334.
- [3] ALBIERO D, DE PAULO R L, JUNIOR J C F, et al. Agriculture 4.0: a terminological introduction[J]. Revista Ciência Agronômica, 2020, 51(Special Agriculture 4.0): e20207737.
- [4] 李道亮, 李震. 无人农场系统分析与发展展望[J]. 农业机械学报, 2020, 51(7): 1-12.
LI Daoliang, LI Zhen. System analysis and development prospect of unmanned farming[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 1-12. (in Chinese)
- [5] VASCONEZ J P, KANTOR G A, CHEEIN F A A. Human-robot interaction in agriculture: a survey and current challenges[J]. Biosystems Engineering, 2019, 179: 35-48.
- [6] XIE B B, LIU J Z, HE M, et al. Research progress on autonomous navigation technology of agricultural robot[C]//2021 IEEE 11th Annual International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER), IEEE, 2021: 891-898.
- [7] LI J, YIN J L, DENG L. A robot vision navigation method using deep learning in edge computing environment[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2021, 22:2-21.
- [8] JIN Y C, LIU J Z, XU Z J, et al. Development status and trend of agricultural robot technology[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2021, 14(4): 1-19.
- [9] 于丰华, 周传琦, 杨鑫, 等. 日光温室番茄采摘机器人设计与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(1): 41-49.
YU Fenghua, ZHOU Chuanqi, YANG Xin, et al. Design and experiment of tomato picking robot in solar greenhouse[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(1): 41-49. (in Chinese)
- [10] CHEN X Y, CHAUDHARY K, TANAKA Y, et al. Reasoning-based vision recognition for agricultural humanoid robot toward tomato harvesting[C]//2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Hamburg, Germany: IEEE, 2015: 6487-6494.
- [11] ZHOU H, HU L, LUO X W, et al. Design and test of laser-controlled paddy field levelling-beater[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2020, 13(1): 57-65.
- [12] 韩长杰, 肖立强, 徐阳, 等. 辣椒穴盘苗自动移栽机设计与试验[J]. 农业工程学报, 2021, 37(13): 20-29
HAN Changjie, XIAO Liqiang, XU Yang, et al. Design and experiment of the automatic transplanter for chili plug seedlings[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(13): 20-29. (in Chinese)
- [13] MCCOOL C, BEATTIE J, FIRN J, et al. Efficacy of mechanical weeding tools: a study into alternative weed management strategies enabled by robotics[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3(2): 1184-1190.
- [14] 翟长远, 付豪, 郑康, 等. 基于深度学习的大田甘蓝在线识别模型建立与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(4): 293-303.

- ZHAI Changyuan, FU Hao, ZHENG Kang, et al. Establishment and experimental verification of deep learning model for on-line recognition of field cabbage[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(4): 293 – 303. (in Chinese)
- [15] WEN Y S, ZHANG L A, HUANG X M, et al. Design of and experiment with seedling selection system for automatic transplanter for vegetable plug seedlings[J]. Agronomy-Basel, 2021, 11(10):2031.
- [16] 胡丹丹, 殷欢. 基于机器视觉的玉米收获机器人路径识别[J]. 农机化研究, 2017, 39(12): 190 – 194.
HU Dandan, YIN Huan. Path recognition of corn harvesting robot based on machine vision [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2017, 39(12): 190 – 194. (in Chinese)
- [17] JONES M H, BELL J, DREDGE D, et al. Design and testing of a heavy-duty platform for autonomous navigation in kiwifruit orchards[J]. Biosystems Engineering, 2019, 187: 129 – 146.
- [18] 侯加林, 蒲文洋, 李天华, 等. 双激光雷达温室运输机器人导航系统研制[J]. 农业工程学报, 2020, 36(14): 80 – 88.
HOU Jialin, PU Wenyang, LI Tianhua, et al. Development of dual-lidar navigation system for greenhouse transportation robot [J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(14): 80 – 88. (in Chinese)
- [19] KANG H, ZHOU H, CHEN C. Visual perception and modeling for autonomous apple harvesting [J]. IEEE Access, 2020, 8: 62151 – 62163.
- [20] MOELLER R, DEEMYAD T, SEBASTIAN A. Autonomous navigation of an agricultural robot using RTK GPS and Pixhawk [C]//2020 Intermountain Engineering, Technology and Computing (IETC), IEEE, 2020: 1 – 6.
- [21] 罗锡文, 张智刚, 赵祚喜, 等. 东方红 X – 804 拖拉机的 DGPS 自动导航控制系统[J]. 农业工程学报, 2009, 25(11): 139 – 145.
LUO Xiwen, ZHANG Zhigang, ZHAO Zuoxi, et al. Design of DGPS navigation control system for Dongfanghong X – 804 tractor[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(11): 139 – 145. (in Chinese)
- [22] LIN H, AI C, XU Q, et al. LiDAR based vineyard path identification approach to plant protection robot autonomous driving[C]// Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Real-time Computing and Robotics (RCAR), 2019.
- [23] 刘伟洪, 何雄奎, 刘亚佳, 等. 果园行间 3D LiDAR 导航方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9): 165 – 174.
LIU Weihong, HE Xiongkui, LIU Yajia, et al. Navigation method between rows for orchard based on 3D LiDAR [J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(9): 165 – 174. (in Chinese)
- [24] BO Z, HUA M W, HE S Z, et al. Path recognition method of agricultural wheeled-mobile robot in shadow environment[C]// 2010 International Conference on E-Health Networking Digital Ecosystems and Technologies (EDT), IEEE, 2010: 284 – 287.
- [25] 张振乾, 李世超, 李晨阳, 等. 基于双目视觉的香蕉园巡检机器人导航路径提取方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(21): 9 – 15.
ZHANG Zhenqian, LI Shichao, LI Chenyang, et al. Navigation path detection method for a banana orchard inspection robot based on binocular vision[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(21): 9 – 15. (in Chinese)
- [26] 钟银, 薛梦琦, 袁洪良. 智能农机 GNSS/INS 组合导航系统设计[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9): 40 – 46.
ZHONG Yin, XUE Mengqi, YUAN Hongliang. Design of the GNSS/INS integrated navigation system for intelligent agricultural machinery[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(9): 40 – 46. (in Chinese)
- [27] HAN X Z, KIM H J, JEON C W, et al. Development of a low-cost GPS/INS integrated system for tractor automatic navigation [J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2017, 10(2): 123 – 131.
- [28] 贺静, 何杰, 罗锡文, 等. 基于多传感器融合的水稻行识别与跟踪导航研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(3): 18 – 26, 137.
HE Jing, HE Jie, LUO Xiwen, et al. Rice row recognition and navigation control based on multi-sensor fusion [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(3): 18 – 26, 137. (in Chinese)
- [29] GATESICHAPAKORN S, TAKAMATSU J, RUCHANURUCKS M. ROS based autonomous mobile robot navigation using 2D LiDAR and RGB – D camera [C]//2019 First International Symposium on Instrumentation, Control, Artificial Intelligence, and Robotics (ICA – SYMP), IEEE, 2019: 151 – 154.
- [30] 李雪峰, 李涛, 邱权, 等. 果园移动机器人自主导航研究进展[J]. 中国农机化学报, 2022, 43(5): 156 – 164.
LI Xuefeng, LI Tao, QIU Quan, et al. Review on autonomous navigation for orchard mobile robots[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2022, 43(5): 156 – 164. (in Chinese)
- [31] 王巍. 惯性技术研究现状及发展趋势[J]. 自动化学报, 2013, 39(6): 723 – 729.
WANG Wei. Status and development trend of inertial technology[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(6): 723 – 729. (in Chinese)