

一种果园特征识别与定位的导航方法

王丹丹^{1,2}, 祝朝坤³, 杜雪¹, 谭开拓², 伍龙²

(1. 哈尔滨工程大学 智能科学与工程学院, 哈尔滨 151000; 2. 淮南师范学院 机械与电气工程学院, 安徽 淮南 232038; 3. 郑州工商学院 信息工程学院, 郑州 451460)

摘要:针对高山丘陵等复杂果园环境中, 植保无人机导航作业精度低, 果实特征位置估计误差大, 且果树特征提取中噪声多等问题, 提出了一种基于四元数的平方根容积卡尔曼滤波算法, 该算法以姿态四元数误差及陀螺仪漂移误差为状态量, 以 SINS/SLAM 组合导航的姿态四元数为量测量, 并进行时间更新与量测更新; 同时, 采用 Kmeans 等方法处理田园环境信息, 实现了较高精度的果树特征的提取. 基于四元数的平方根 CKF 算法, 既解决了传统四元数的规范化问题, 降低了传统四元数的平方根 UKF 算法的状态维数及计算复杂度, 与四元数 SRUKF、四元数 SRCDKF 算法比较, 仿真实验结果表明新算法估计横滚角、俯仰角、航偏角误差均值分别为 0.05° 、 0.08° 、 0.03° , 误差均为最小, 且算法精度较四元数 SRUKF-SLAM 算法提高了 30% 左右. 在较大初始角误差条件下, 进行对 SRCKF、CKF、SRUKF 3 种滤波算法的估计误差对比, 实验表明 SRCKF 算法均具有最高的滤波精度, 且滤波收敛速度最快、稳定性最好.

关键词: 四元数; 状态模型; 平方根容积卡尔曼滤波; 姿态估计; 数值稳定性

中图分类号: U666.1

文献标志码: A

文章编号: 1000-2367(2025)05-0113-08

目标跟踪与定位, 其本质是对其状态和姿态进行估计^[1-2]. 处理目标跟踪系统中的非线性状态模型时, 通常采用姿态四元数作为载体的姿态模型参数^[3-4], 它较欧拉角姿态参数描述法具有全局维数小、非奇异等优点, 且可实现目标全姿态跟踪.

对于非线性系统建模的三维姿态参数的奇异性问题及高维姿态参数解算的冗余性问题^[5-6], 以传统的四元数参数作为状态量的建模姿态估计并不能很好地解决上述问题. Vathsar 等最早提出了四元数的二阶扩展卡尔曼滤波算法^[7] (Q-extended Kalman filter, QEKF), 该算法由于存在较复杂的矩阵解算问题, 导致滤波估计精度较低. 为此, 文献[8]提出了一种基于四元数的无迹卡滤波算法 (Q-unscented Kalman filter, QUKF), 但由于传统 UKF 算法的 Sigma 点选取量大、状态量维数高, 且那些负权值 Sigma 点会产生算法协方差的非正定问题, 所以该算法的精度还需进一步改进. 2009 年, 一种以 N 个采样点经非线性求容积规则变换后, 产生一组全新的 $2N$ 个同权值 cubature 点集思想被提出, 它就是著名的容积卡尔曼滤波 (cubature Kalman filter, CKF) 算法^[9], 该算法首先进行 cubature 点的计算与传播, 通过状态方程迭代更新, 计算观测量均值与估计协方差, 最后用容积径向准则计算出卡尔曼增益, 算法精度较先前算法有一定提高.

尽管传统 CKF 算法滤波精度有一定提高, 但标准 CKF 算法在解决 SLAM 非线性问题时, 随着观测特征的不断加入, 导致计算量急剧增加, 出现数值不稳定问题, 对此, 一系列自适应高阶容积卡尔曼滤波 (HCKF)、

收稿日期: 2024-08-10; **修回日期:** 2024-11-15.

基金项目: 安徽省优秀青年教师培育项目 (YQYB2023031); 安徽省质量工程项目 (2023jyxm0796; 2023cyts046; 2023zygzts082).

作者简介 (通信作者): 王丹丹 (1987—), 女, 河南开封人, 淮南师范学院副教授, 博士, 主要从事组合导航、非线性滤波算法等方面的研究, E-mail: lansejingling1988@126.com.

引用本文: 王丹丹, 祝朝坤, 杜雪, 等. 一种果园特征识别与定位的导航方法[J]. 河南师范大学学报(自然科学版), 2025, 53(5): 113-120. (Wang Dandan, Zhu Zhaokun, Du Xue, et al. A navigation method for orchard feature recognition and localization[J]. Journal of Henan Normal University(Natural Science Edition), 2025, 53(5): 113-120. DOI: 10.16366/j.cnki.1000-2367.2024.08.10.0001.)

CDKF 等算法被提出,它们基本都是结合协方差矩阵引入渐消因子来改进强跟踪能力,但都存在自身的数值计算及滤波精度问题.结合文献[10—12]等所提的平方根容积卡尔曼滤波算法(SRCKF)思想,提出了一种基于四元数的平方根容积卡尔曼滤波算法(QSRCKF).平方根容积卡尔曼滤波不仅降低了状态量维数及计算复杂度,而且平方根协方差子式的迭代更新可确保算法的非负定性及对称性,新算法用于 SINS/SLAM 组合导航,可以降低载体的位置误差,提高载体姿态估计精度.

1 植保无人机结构设计

本文设计一种农用无人机(见附录图 S1),包括机架,机架上设有遥控接收器,机架上部外围均匀分布有两组机臂,机臂端部设有无刷电机,无刷电机的输出轴上设有双叶螺旋桨,双叶螺旋桨的上端通过配套螺丝固定在无刷电机上,机臂的下端安装有夜行灯,机架下端外围均匀分布有两组起落架;机架的下端设有药箱和夹紧装置,所述药箱的上部设有安装座,安装座固定连接在机架上,药箱与固定座螺纹连接,药箱的下部开设有出药口,药箱的下端设有双向转接管,双向转接管与出药口卡接,双向转接管滑动杆连接有喷管;夹紧装置固定安装在机架上,夹紧装置的下端卡接有连接管,连接管的下端卡接有单向转接管,转接管上滑动连接有喷管,喷管的顶端设有管套,喷管内设有多组喷嘴.

飞控系统则通过传感器获取飞行器当前的姿态和位置信息,并根据预设的飞行计划进行自动化控制,从而实现高效、精准的植保作业.

2 基于四元数的 SRCKF-SLAM 算法

状态参数初始化

$$\begin{cases} \hat{x}_0 = E[x_0], P_0 = E[(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T], \\ S_0 = \text{Chol}\{E[(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T]\}, \end{cases} \quad (1)$$

式中,Chol 表示矩阵 Cholesky 分解.

(1)时间更新

设 $k-1$ 时刻联合后验概率 $P(x_{k-1}) = N(\hat{x}_{k-1|k-1}, P_{k-1|k-1})$ 已知,通过 Cholesky 分解误差协方差 $P_{k-1|k-1} = S_{k-1|k-1} S_{k-1|k-1}^T$,其中 $S_{k-1|k-1}$ 为误差协方差子式.

①利用 n 维 cubature 点生成 $2n$ 维 cubature 点集: $x_{i,k-1} = S_{k-1} \epsilon_i + \hat{x}_{k-1}$,式中, $\epsilon_i = \sqrt{n}[1]_{2n}$ 为原容积点.每个容积点对应的相等权值为: $\tau_i = \frac{1}{2n}, i = 1, 2, \dots, 2n$.

②传播容积点并计算状态预测值: $x_{i,k|k-1}^* = f(x_{i,k-1}), \hat{x}_{k|k-1} = \sum_{i=1}^{2n} \tau_i x_{i,k-1}^*$.

③计算状态误差协方差预测值: $P_{k|k-1} = \tau_i \sum_{i=1}^{2n} (x_{i,k|k-1}^* x_{i,k|k-1}^{*T} - \hat{x}_{k|k-1} \hat{x}_{k|k-1}^{*T} + Q_{k-1})$.

改写 Q_{k-1} 为 Cholesky 分解式: $Q_{k-1} = S_{Q,k-1} S_{Q,k-1}^T$.

④状态误差协方差子式: $\begin{cases} S_{k|k-1} = qr[\chi_{k|k-1} & S_{Q,k-1}] \\ \chi_{k|k-1}^* = \frac{1}{\sqrt{2n}}[x_{k|k-1}^{*,1} - \hat{x}_{k|k-1}, x_{k|k-1}^{*,2} - \hat{x}_{k|k-1}, \dots, x_{k|k-1}^{*,2n} - \hat{x}_{k|k-1}] \end{cases}$,其中, qr 为

矩阵 QR 分解.

(2)量测更新

①计算容积点 $x_{i,k|k-1} = S_{k|k-1} \epsilon_i + \hat{x}_{k|k-1}, i = 1, 2, \dots, 2n$.

②传播容积点 $z_{i,k|k-1}^* = h(x_{i,k|k-1})$.

③计算 k 时刻观测预测值: $\hat{z}_{k|k-1} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} z_{i,k|k-1}^*$.

④计算自相关协方差 $\mathbf{P}_{zz,k|k-1} = \tau_i \sum_{i=1}^{2n} (\mathbf{z}_{i,k|k-1} \mathbf{z}_{i,k|k-1}^T - \hat{\mathbf{z}}_{i,k|k-1} \hat{\mathbf{z}}_{i,k|k-1}^T + \mathbf{R}_k)$.

改写 $\mathbf{R}_{k-1}$ 为 Cholesky 分解式: $\mathbf{R}_{k-1} = \mathbf{S}_{R,k-1} \mathbf{S}_{R,k-1}^T$.

误差协方差平方根子式

$$\begin{cases} \mathbf{S}_{zz,k|k-1} = qr[\eta_{k|k-1} & \mathbf{S}_{R_k}], \\ \eta_{k|k-1} = \frac{1}{\sqrt{2n}} \sum_{i=1}^{2n} (\mathbf{z}_{i,k|k-1}^{*,1} - \hat{\mathbf{z}}_{i,k|k-1}^{*,1}, \mathbf{z}_{i,k|k-1}^{*,2} - \hat{\mathbf{z}}_{i,k|k-1}^{*,2}, \dots, \mathbf{z}_{i,k|k-1}^{*,2n} - \hat{\mathbf{z}}_{i,k|k-1}^{*,2n}). \end{cases}$$

⑤估计(权值)互协方差平方根子式有:

$$\begin{cases} \chi_{k|k-1} = \frac{1}{2n} [\mathbf{x}_{k|k-1}^1 - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \mathbf{x}_{k|k-1}^2 - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \dots, \mathbf{x}_{k|k-1}^{2n} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}], \\ \mathbf{P}_{xz,k|k-1} = \chi_{k|k-1} \eta_{k|k-1}^T. \end{cases}$$

卡尔曼增益为: $\mathbf{K}_k = (\mathbf{P}_{xz,k|k-1} / \mathbf{S}_{zz,k|k-1}^T) \mathbf{S}_{zz,k|k-1}$.

相关状态误差协方差平方根子式: $\mathbf{S}_{k|k} = qr[\chi_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \eta_{k|k-1}, k \mathbf{S}_{R,k}]$.

(3)四元素 SRCKF 选取姿态误差 $\delta x_{i,k-1}^q$ 及陀螺漂移误差 $\delta x_{i,k-1}^b$ 为联合状态: $\delta x_{i,k-1} = [\delta x_{i,k-1}^q, \delta x_{i,k-1}^b]^T = \mathbf{S}_{k-1} \epsilon_i, i=1,2,\dots,2n$.

四元数 SRCKF 状态容积点分别为:

$$\begin{cases} x_{i,k-1}^q = \hat{q}_{i,k-1} \otimes \hat{q}_{k-1}, \\ x_{i,k-1}^b = \hat{x}_{k-1}^b + \delta \hat{x}_{i,k-1}^b. \end{cases}$$

定义误差四元数为 $\delta x_{i,k-1}^q = \hat{q}_{k|k-1} \otimes (x_{i,k-1}^q)^{-1}$.

对四元数 SRCKF-SLAM 时间更新:

$$\begin{cases} x_{i,k|k-1} = f(x_{i,k-1}), \\ \hat{b} = \sum_{i=1}^{2n} \tau_i x_{i,k|k-1}^b, \\ \mathbf{S}_{k|k-1}^q = qr[\chi_{q,k|k-1}^* & \mathbf{S}_{q,k-1}^q], \\ \mathbf{S}_{k|k-1}^b = qr[\chi_{b,k|k-1}^* & \mathbf{S}_{b,k-1}^b], \\ \mathbf{S}_{k|k-1}^{q,b} = qr \begin{bmatrix} \tau_i \delta x_{k|k-1}^{q,1} (x_{k|k-1}^{b,1} - \hat{b}_{k|k-1})^T \\ \tau_i \delta x_{k|k-1}^{q,2} (x_{k|k-1}^{b,2} - \hat{b}_{k|k-1})^T \\ \vdots \\ \tau_i \delta x_{k|k-1}^{q,2n} (x_{k|k-1}^{b,2n} - \hat{b}_{k|k-1})^T \end{bmatrix}^T, \\ \mathbf{S}_{k|k-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{S}_{k|k-1}^q & \mathbf{S}_{k|k-1}^{q,b} \\ (\mathbf{S}_{k|k-1}^{q,b})^T & \mathbf{S}_{k|k-1}^b \end{bmatrix}, \end{cases}$$

式中, $\hat{b}$ 为陀螺漂移部分预测值, $\mathbf{S}_{k|k-1}^q$ 、 $\mathbf{S}_{k|k-1}^b$ 分别为位姿估计及陀螺漂移误差平方根协方差子式, 且

$$\begin{cases} \chi_{q,k|k-1}^* = \frac{1}{2n} [\delta x_{k|k-1}^{q,1}, \delta x_{k|k-1}^{q,2}, \dots, \delta x_{k|k-1}^{q,2n}], \\ \chi_{b,k|k-1}^* = \frac{1}{2n} [x_{k|k-1}^{b,1} - \hat{b}_{k|k-1}, x_{k|k-1}^{b,2} - \hat{b}_{k|k-1}, \dots, x_{k|k-1}^{b,2n} - \hat{b}_{k|k-1}]. \end{cases}$$

对四元数 SRCKF-SLAM 量测更新:

①更新四元数 SRCKF 状态容积点 $\xi_{i,k|k-1}^q = \delta \mathbf{z}_{i,k|k-1}^q \otimes \hat{q}_{k|k-1}$.

②量测更新及误差自协方差子式及互协方差更新

$$\begin{cases} z_{i,k-1}^q = \delta \hat{q}_{i,k-1} \otimes \xi_{i,k|k-1}^q \otimes \hat{q}_{k-1}, \\ \xi z_{i,k} = S_{k|k-1} \epsilon_i = [\delta z_{i,k-1}^q, \delta z_{i,k-1}^b]^\text{T}, \\ S_{zz,k} = qr[\eta_{z,k} \quad S_{R_{k-1}}^\eta], \\ P_{xz,k} = \begin{bmatrix} \tau_i \sum_{i=1}^{2n} \delta x_{k|k-1}^q (\delta z_{k|k-1}^q)^\text{T} \\ \tau_i \sum_{i=1}^{2n} (x_{i,k|k-1}^b - \hat{b}_{k|k-1}) (\delta z_{i,k|k-1}^q)^\text{T} \end{bmatrix}^\text{T}, \end{cases} \quad \begin{cases} \delta z_{i,k-1}^q = \hat{z}_{k|k-1} \otimes (\delta \hat{z}_{i,k-1}^q)^{-1}, \\ \eta_{z,k} = \frac{1}{2n} [\delta z_k^{q,1}, \delta z_k^{q,2}, \dots, \delta z_k^{q,2n}]. \end{cases}$$

卡尔曼增益： $K_k = (P_{xz} / S_{zz,k}^\text{T}) \cdot \frac{1}{S_{zz,k}}$ ，状态误差量： $\delta \hat{x}_k = K_k \delta \hat{z}_{k|k-1}$ ，其中， $\delta \hat{x}_k = [\delta \hat{q}_k^\text{T} \quad \delta \hat{b}_k^\text{T}]^\text{T}$ ， $\delta \hat{z}_{k|k-1} = z_k \otimes (\hat{z}_{k|k-1})^{-1}$ ， $\delta \hat{q}_k = \frac{\delta \hat{q}_k}{\|\delta \hat{q}_k\|_2}$ 。

③陀螺漂移更新

$$\begin{cases} \hat{q}_k = \delta \hat{q}_k \otimes \hat{q}_{k|k-1}, \\ \hat{b}_k = \hat{b}_{k|k-1} + \delta \hat{b}_k. \end{cases}$$

状态量误差协方差矩阵为： $S_k = \text{chol}(S_k, S_{k|k-1}^\text{T}, U_k U_k^\text{T}, -1)$ ，其中， $U_k = K_k S_{zz,k}$ 。

3 仿真实验与分析

3.1 果园特征提取

附录图 S2 给出了植保无人机在执行航空施药任务，采集了果园中的周围环境地图，文中采用 Kmeans 聚类图像处理得到 Segmented image，并经过 100 次迭代，如附录图 S3 所示。从附录图 S4 中可以清晰地看出果树特征与田地垄及周围杂草特征的不同，能够有效的从周围复杂环境中提取 5 种不同颜色的特征信息。

3.2 3 种滤波算法对姿态角估计精度比较

以近地卫星为例，星敏感器垂直安装，建立 SINS/SLAM 组合导航与 CCD 姿态估计。SRCKF 中各参数设置见表 1。

表 1 飞行器状态及陀螺仪参数
Tab. 1 Parameters of aircraft and gyros

参数	值	参数	值
陀螺测量白噪声	$0.02^\circ/\text{s} \cdot (\text{Hz}^{-\frac{1}{2}})$	驱动白噪声	$0.001^\circ/\text{s}$
陀螺量测噪声标准差	$0.05^\circ/\sqrt{h}$	陀螺仪输出频率	100 Hz
星敏感器输出频率	1 Hz	星敏感器量测噪声	$N(0, 20'')$
飞行器初始姿态误差角	$[5, 10, -20]^\circ$	陀螺仪初始漂移误差	$[1, 1, 1]^\circ/h$

为了验证本文所提 SLAM 算法的有效性和可行性，通过 MATLAB 仿真验证。仿真环境采用悉尼大学学者 Tim Bailey 发布的开源 SLAM 仿真器中设置的实验环境。该实验环境在一个 100 m×100 m 的室外环境区域中，其中包括人为设置的载体运行路径和 10 个静止的路标特征，载体从(60,10)坐标处开始顺时针沿路径点确定的轨迹运行，具体的实验环境如图 1 所示。

在图 1 中，绿色折线表示机器人实际导航路径，红色线表示 SLAM 算法下机器人的跟踪估计路径，* 点表示该仿真区域中实际存在的 10 个特征目标物体。在图 2 中，具体给出了机器人位置跟踪估计中，SLAM 算法对 10 个特征目标的实际观测，实验结果表明，机器人沿规定路径进行移动时，根据 SLAM 算法中数据融合与观测，最终观测出与导航路径下第 3,4,5,6,7,9,10 特征点，且每次观测均进行了多次判断，并最终得出有效观测点的位置。

为了验证所提新算法基于 SLAM 非线性模型估计精度的优越性，此次试验对比了四元数 SRUKF-

SLAM、四元数 SRCDKF-SLAM 算法,估计横滚姿态角误差、俯仰姿态角误差及航偏姿态角误差大小,仿真结果如图 3 至图 5 所示。

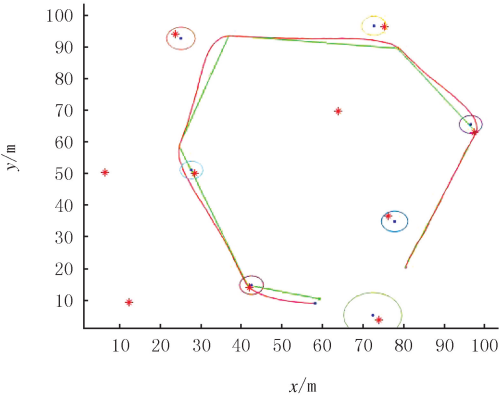


图1 仿真环境
Fig.1 Experimental environment

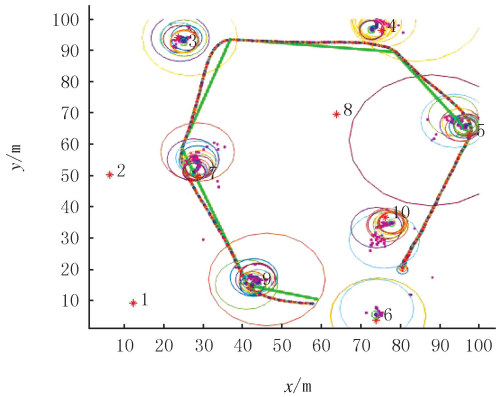


图2 SLAM特征观测
Fig.2 SLAM feature observation

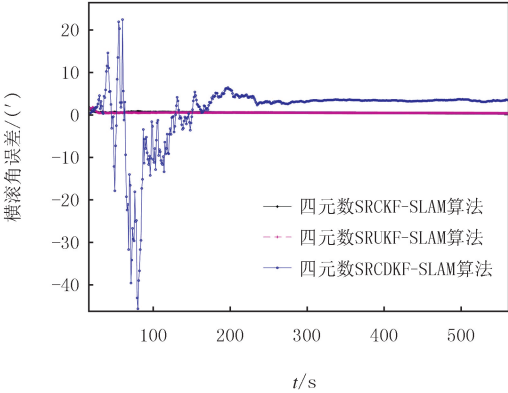


图3 横滚姿态角误差
Fig.3 Roll attitude angle error

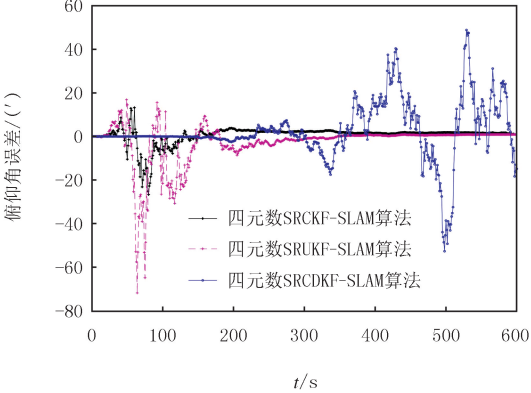


图4 俯仰姿态角误差
Fig.4 Pitching attitude angle error

从图 3、图 4、图 5 可以看出,在给定初始条件下,对于横滚姿态角及航偏姿态角的估计,基于四元数 SRCDKF-SLAM 的估计误差最大,四元数 SRCKF-SLAM 算法与四元数 SRUKF-SLAM 算法滤波精度几乎相当,但前者在导航解算时的计算复杂度比后者小,数值稳定性较高.对于俯仰姿态角估计,很明显四元数 SRCKF-SLAM 的误差最小,且能够较快的收敛于零,稳定性最好。

3 种滤波算法对姿态角估计误差均值见表 2。

从表 2 可以看出,四元数 SRCDKF-SLAM 算法、四元数 SRUKF-SLAM 算法、四元数 SRCKF-SLAM 算法的估计误差依次降低,且新算法 1 次迭代时间最短,耗时性能最强,与仿真图形一致。

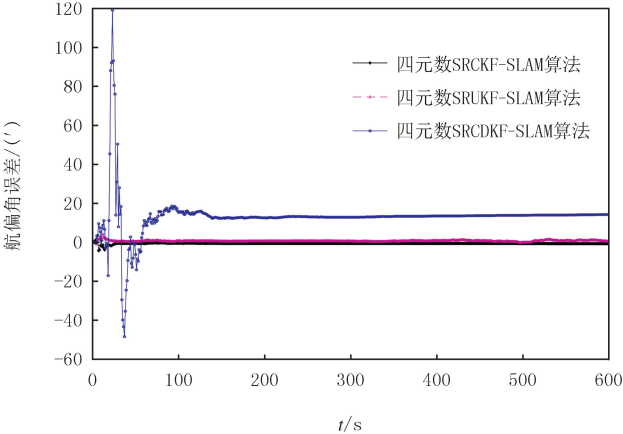


图5 航偏姿态角误差
Fig.5 Yaw deviation attitude angle error

表 2 3 种滤波算法性能比较

Tab. 2 Comparison of performance based of three algorithms

算法参数	四元数 SRCDKF-SLAM	四元数 SRUKF-SLAM	四元数 SRCKF-SLAM
横滚角误差均值绝对值	8"	4"	3"
俯仰角误差均值绝对值	19"	6"	5"
航偏角误差均值绝对值	24"	4"	2"
1 次迭代所用时间/s	0.028	0.036	0.012

3.3 大初始误差角条件下实验仿真与分析

为了综合体现 SRCKF 算法的优越性,这里采用标准 CKF 及 SRUKF 算法进行对比,初始误差角为 $[20, 20, 20]^{\circ}$,图 6 给出了 3 种滤波算法在整个仿真时间内对载体误差估计,图 7 给出了局部放大.从两幅图中很明显看出基于 SRCKF 算法对载体 3 种姿态角的估计误差均为最小;综合 3.2 节中基于 SRCKF、SRCDKF、SRUKF 及本实验 CKF 算法的横向对比,均验证了该算法在滤波估计中精度最高,计算速度最快,稳定性最好.

3.4 3 种滤波算法下无人机位置误差的估计

在上述实验环境下,对 SRCKF-SLAM、SRUKF-SLAM 和 SRCDF-SLAM 进行了 50 次独立的重复模拟实验,并对载波路径方向上的估计误差进行了分析和比较.结果如图 7~9 所示.

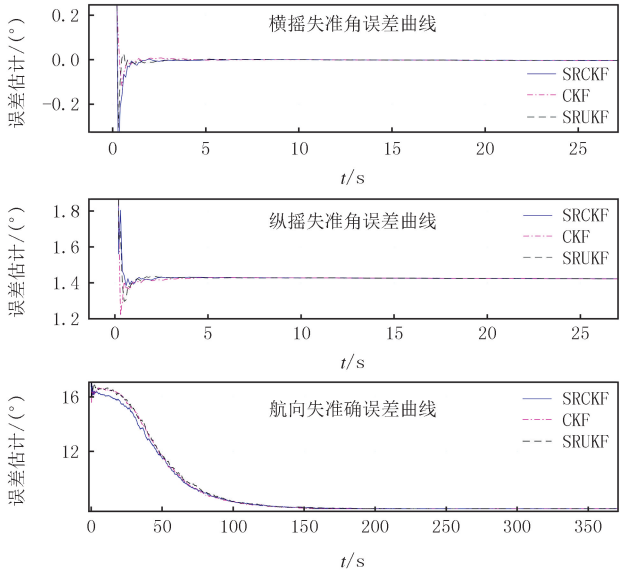


图6 大失准角误差下3种算法估计误差
Fig.6 Estimation errors of three algorithms under large misalignment angle errors

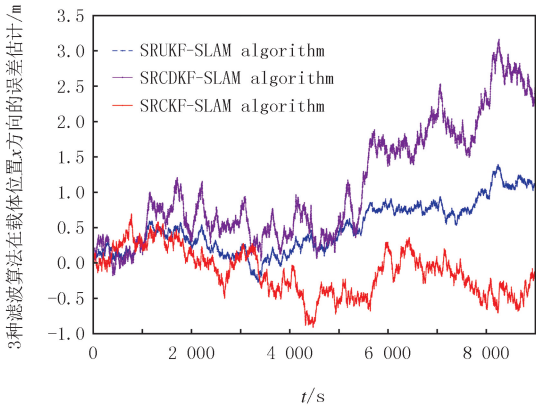


图7 基于3种算法在x方向上的误差

Fig.7 Error in x direction based on three algorithms

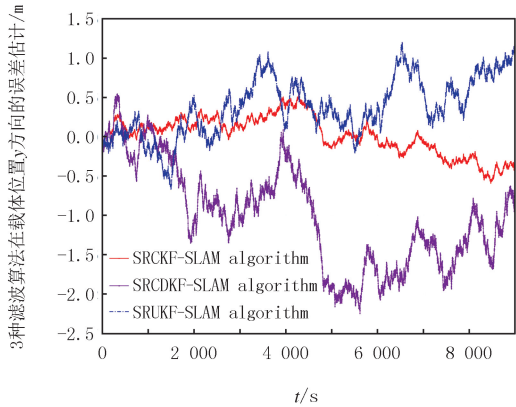


图8 基于3种算法在y方向上的误差

Fig.8 Error in y direction based on three algorithms

从图 7 可以看出,SRCKF-SLAM 算法在植保无人机导航轨迹 x 方向上的误差范围约为 $[-0.9, 0.7]$ m. SRUKF-SLAM 和 SRCDF-SLAM 算法的误差分别约为 $[-0.30, 1.45]$ m 和 $[-0.18, 3.20]$ m.可以看出,前者在无人机 x 方向上的平均估计误差最小,误差波动范围最小,稳定性最好.

从图 8 可以看出,SRCKF-SLAM 算法在植保无人机导航轨迹 y 方向上的误差范围约为 $[-0.55, 0.50]$ m. SRUKF-SLAM 和 SRCDF-SLAM 算法的误差分别约为 $[-0.67, 1.24]$ m 和 $[-2.26, 0.51]$ m.可以看出,前

者在无人机 y 方向上的平均位置估计误差最小,误差波动范围最小,稳定性最好.基于 SRCDF-SLAM 算法的误差最大,滤波波动幅度也最大,其次是 SRUKF-SLAM 算法的误差.

从图 9 可以看出,SRCKF-SLAM 算法对植保无人机 z 方向导航轨迹的误差范围约为 $[-0.48,0.63]$ m. SRUKF-SLAM 和 SRCDF-SLAM 算法的误差分别约为 $[-1.93,1.29]$ m 和 $[-0.53,2.42]$ m.由此可以看出,前者在无人机的 z 方向上具有最小的平均位置估计误差,并且在整个模拟时间内其误差位置都在较小范围内,这表明植保无人机可以在基本位置进行恒定高度的喷洒作业,并且具有很高的稳定性.滤波算法具有较强的一致收敛性.基于 SRCDF-SLAM 算法的误差最大,滤波波动幅度也最大,其次是 SRUKF-SLAM 算法的误差.

对植保无人机导航轨迹的位置误差估计实验表明,SRCKF-SLAM 算法在 3 个方向上的平均滤波误差最小,误差波动范围最小,收敛性最好.

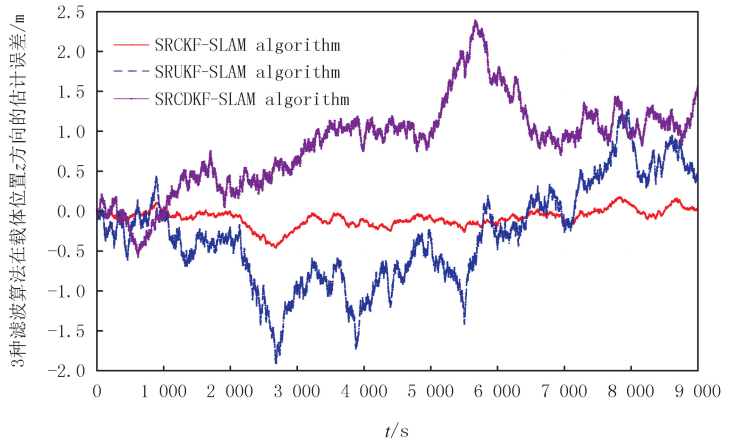


图9 基于3种算法在 z 方向上的误差
Fig.9 Error in z direction based on three algorithms

4 结 论

本文提出了一种改进的四元数 SRCKF 算法,用于解决传统四元数滤波算法在 SLAM 非线性模型中规范化问题以及四元数 SRUKF 算法计算复杂、滤波不稳定和精度不足的问题.实验表明,新算法在不同初始姿态角误差下,横滚角、俯仰角和航偏角的估计误差均值分别为 0.05° 、 0.08° 和 0.03° ,相比四元数 SRUKF-SLAM 算法精度提升了约 30%.在大失准角误差条件下,SRCKF 算法在滤波精度、收敛速度和稳定性方面均优于 CKF 和 SRUKF 算法.此外,该算法在仿真时间的前 50 s 内能够迅速减小滤波误差,并在整个仿真过程中保持稳定,展现出良好的收敛性.

附录见电子版(DOI:10.16366/j.cnki.1000-2367.2024.08.10.0001).

参 考 文 献

[1] ZHAO Y X,YANG S,JIA R F,et al.The statistical observation localized equivalent-weights particle filter in a simple nonlinear model[J].Acta Oceanologica Sinica,2022,41(2):80-90.

[2] CAO H Q,NGUYEN H X,TRAN T N,et al.A robot calibration method using a neural network based on a butterfly and flower pollination algorithm[J].IEEE Transactions on Industrial Electronics,2022,69(4):3865-3875.

[3] ZHANG H,QIN W W,ZHOU C,et al.Attitude determination algorithm for micro-satellite based on high-order UKF using information fusion[J].Chinese Journal of Space Science,2020,40(6):1091.

[4] WANG D D,ZHU Z K,YU L,et al.Attitude estimation of aircraft based on quaternion SRCKF-SLAM algorithm[J].Computer Science and Information Systems,2024,21(4):1801-1822.

[5] 苏炳志,何权荣,曹晞,等.基于自适应容积信息滤波的无人机相对导航方法[J].中国惯性技术学报,2022,30(4):492-500.

SU B Z,HE Q R,CAO X,et al.A relative navigation method for UAV based on adaptive cubature information filtering[J].Journal of Chinese Inertial Technology,2022,30(4):492-500.

[6] LUO X,ZHOU M C,LI S,et al.Non-negativity constrained missing data estimation for high-dimensional and sparse matrices from industrial applications[J].IEEE Transactions on Cybernetics,2020,50(5):1844-1855.

[7] 王立玲,朱旭阳,马东,等.基于点线特征视觉惯性融合的机器人 SLAM 算法[J].中国惯性技术学报,2022,30(6):730-737.

WANG L L,ZHU X Y,MA D,et al.Robot SLAM algorithm based on visual inertia fusion of point-line features[J].Journal of Chinese In-

ertial Technology,2022,30(6):730-737.

[8] WANG D,TAN K,DONG Y,et al.Estimating the position and orientation of a mobile robot using neural network framework based on combined square-root cubature Kalman filter and simultaneous localization and mapping[J].Advances in Production Engineering & Management,2020,15(1):31-43.

[9] 周凌柯,鲜委,龚文龙,等.基于地标点匹配的高精度室内定位算法[J].中国惯性技术学报,2024,32(2):132-138.
ZHOU L K,XIAN W,GONG W L,et al.High-precision indoor positioning algorithm based on landmark matching[J].Journal of Chinese Inertial Technology,2024,32(2):132-138.

[10] 蔡安江,刘凯峰,郭师虹,等.基于四元数衍生无迹卡尔曼滤波的二段式多旋翼无人机姿态估计算法[J].控制理论与应用,2020,37(2):365-373.
CAI A J,LIU K F,GUO S H,et al.Quaternion derivative unscented Kalman filter-based two-step attitude estimation algorithm for multi-rotor unmanned aerial vehicle[J].Control Theory & Applications,2020,37(2):365-373.

[11] XIONG Y F,ZHANG Y,GUO X T,et al.Seamless global positioning system/inertial navigation system navigation method based on square-root cubature Kalman filter and random forest regression[J].Review of Scientific Instruments,2019,90(1):015101.

[12] WANG D D,ZHU Z K,TAN K T,et al.Research on near ground precision application navigation technology of plant protection UAV based on SRCKF-SLAM[J].Journal of Applied Science and Engineering,2024,28(6):1265-1273.

A navigation method for orchard feature recognition and localization

Wang Dandan^{1,2}, Zhu Zhaokun³, Du Xue¹, Tan Kaituo², Wu Long²

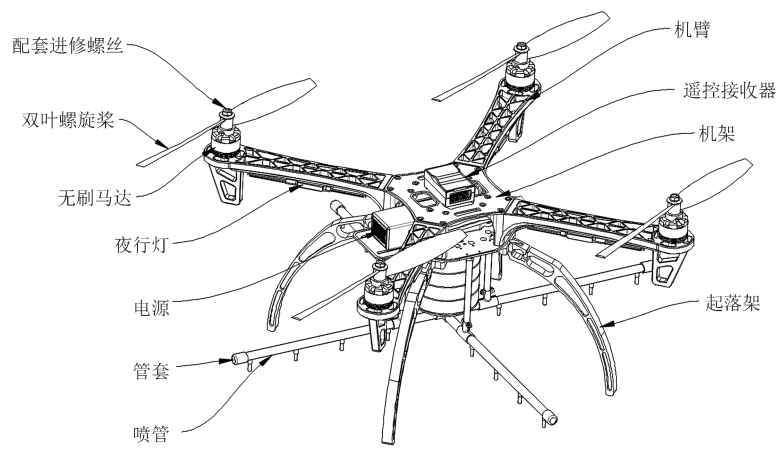
(1. School of Intelligent Science and Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 151000, China; 2. School of Mechanical and Electrical Engineering, Huainan Normal University, Huainan 232038, China;3. School of Information Engineering, Zhengzhou Technology and Business University, Zhengzhou 451460, China)

Abstract: Aiming at the problems such as low navigation accuracy of plant protection UAV, large estimation error of fruit feature position, and excessive noise in fruit tree feature extraction in complex orchard environments such as mountains and hills, a quaternion based square root cubature Kalman filtering algorithm was proposed, which takes attitude quaternion error and gyroscope drift error as state variables. The attitude quaternion of SINS/SLAM integrated navigation is measured, and the time and measurement update are carried out. At the same time, Kmeans and other methods are used to process the pastoral environment information, and the characteristics of fruit trees are extracted with high precision. The square root CKF algorithm based on quaternions not only solves the normalization problem of traditional quaternions, but also reduces the state dimension and computational complexity of the square root UKF algorithm of traditional quaternions. Compared with the quaternion SRUKF and SRCDKF algorithms, simulation results show that the new algorithm estimates the average errors of roll angle, pitch angle, and yaw angle, which are 0.05°, 0.08°, and 0.03°, respectively, with the smallest errors. Moreover, the algorithm accuracy is improved by about 30% compared with the quaternion SRUKF-SLAM algorithm. Under the condition of large initial angular error, the estimation errors of three filtering algorithms, SRCKF, CKF, and SRUKF, were compared. The experiment showed that SRCKF algorithm has the highest filtering accuracy, the filtering convergence speed is the fastest and the stability is the best.

Keywords: squaternion; state model; square root cubature Kalman filter; attitude estimation; numerical stability

[责任编辑 陈留院 杨浦]

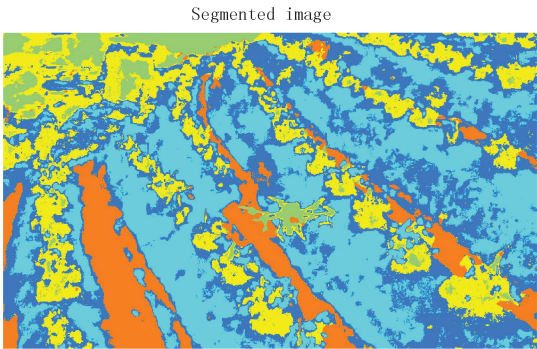
附 录



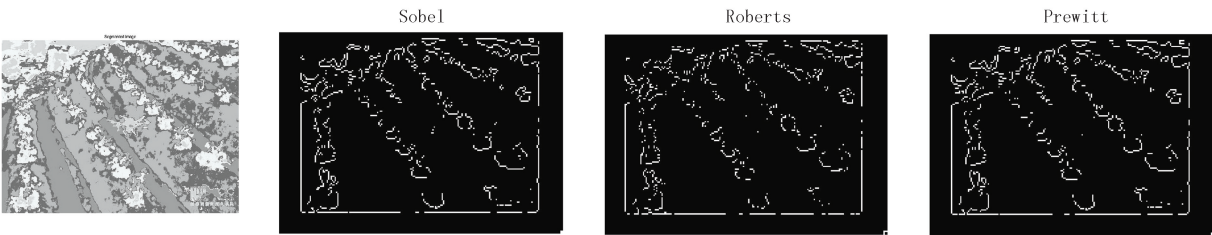
图S1 四旋翼植保无人机结构设计图
Fig.S1 Structural design diagram of quadcopter plant protection drone



图S2 无人机作业环境
Fig.S2 Drone operating environment



图S3 Segmented图
Fig.S3 Segmented Image of environment



图S4 3种算法下田园果树特征提取
Fig.S4 Feature extraction of orchard trees under three algorithms