

基于 CKF-SLAM 改进的无人水下航行器 动态目标跟踪算法研究

都立立,邢传玺,万志良,李聪颖
(云南民族大学 电气信息工程学院,云南 昆明 650500)

摘要:针对容积卡尔曼滤波(cubature Kalman filter,CKF)同步定位与建图(simultaneous localization and mapping,SLAM)算法在动态目标跟踪(object tracking,OT)的应用中,存在算法实时性不高、计算复杂以及对动态目标跟踪精度较低的问题,提出基于平方根容积卡尔曼滤波 SLAM 的无人水下航行器(unmanned underwater Vehicle,UUV)目标跟踪算法(SRCKF-SLAM-OT).该算法将 CKF-SLAM-OT 中复杂的计算部分,利用 3 阶容积准则选取一组相同权值的容积点来近似计算,再利用数值积分法计算非线性方程模型的后验状态估计平均值和方差,并对协方差矩阵的平方根因子进行更新.仿真结果表明:SRCKF-SLAM-OT 算法简化了计算量 and 改善了数值精度,提高了 UUV 在未知水下环境中自身定位的精度和动态目标跟踪的能力.

关键词:动态目标跟踪;容积卡尔曼滤波;同步定位与建图;平方根容积卡尔曼滤波;无人水下航行器
中图分类号:TP18 **文献标志码:**A **文章编号:**1672-8513(2024)01-0102-09

在水下侦察领域,对动态目标进行跟踪是至关重要的研究课题.传统动态目标跟踪技术需要将实时数据与已知先验数据进行匹配才能实现,但在实际匹配过程中容易导致大幅偏差.文中可在无先验信息^[1]的情况下,即在未知水下环境中,UUV 动态目标跟踪在完成对自身位置定位与周围环境建图^[2]的同时,探测估计动态目标的轨迹与位姿,整个运动过程中一直对动态目标进行跟踪.前者为 SLAM 问题,后者为目标跟踪问题^[3].

目前在动态目标跟踪的问题上,主要集中在基于卡尔曼滤波类^[4]方法.扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter,EKF)^[5] SLAM 算法,是一种最小均方差估计方法,将非线性系统利用泰勒级数一阶展开线性化,再进行线性卡尔曼滤波.EKF-SLAM 算法简单易于实现并且在未知环境特征点较少时,UUV 实际轨迹可以逼近理想的轨迹,但当未知环境中的特征点增加时,UUV 实际轨迹和理想轨迹偏差较大,因此该算法只适合应用在环境特征点少的小区域环境.无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter,UKF)^[6] SLAM 算法,该算法利用高斯随机变量来近似表达状态分布,用一组确定性采样得到的 Sigma 点来逼近,提高变量的平均值和方差,精度逼近二阶泰勒.UKF-SLAM 算法在精度上有所提高,计算复杂度上因无须计算雅克比矩阵,因此更容易实现,但同样不适用于庞大复杂的环境.容积卡尔曼滤波(cubature Kalman filter,CKF)^[7] SLAM 算法,该算法是在三阶球面-容积变换规则下,提取容积样本点集,用来描述后验状态变量的统计特征,并由先验状态估计平均值和方差.CKF-SLAM 算法的容积样本点集的权重比非负,保证在计算高斯积分时滤波性能和数值稳定,但也存在算法实时性不高、计算量大以及在面对动态目标跟踪精度较低的问题.

基于以上内容,提出平方根容积卡尔曼滤波 SLAM 的 UUV 动态目标跟踪算法.该算法将 UUV 自身位姿、特征地图的估计和目标位姿三者相互耦合构成一个整体,确保了各个状态之间的关联性,并且随机函数

收稿日期:2022-07-14.

基金项目:国家自然科学基金(61761048);云南省基础研究专项面上项目(202101AT070132);云南省高校信息与通信安全灾备重点实验室(650500).

作者简介:都立立(1996-),女,硕士研究生.主要从事水下定位研究.

通信作者:邢传玺(1982-),男,博士,教授.主要从事水声信号处理研究.

的均值和方差采用容积准则下数值积分法计算,平方根因子对系统进行更新.结果表明,提高了 UUV 在未知水下环境对自身定位与动态目标跟踪能力.

1 同步定位地图构建和动态目标跟踪问题描述

1.1 SLAM 问题的概率描述

UUV 在水下环境实现同步定位与建图需要明确 2 个问题:首先是机器人在什么地方,即定位;其次是机器人周围环境是什么,即建图.两者的完成需要提取并组合侧扫声呐获取的未知环境信息和 UUV 内部的里程计和 IMU 单元获取的自身位姿信息,在移动的同时完成环境地图的构建并且持续的对自身的位置的预测、优化和更新^[8].图 1 为 SLAM 系统结构框图.

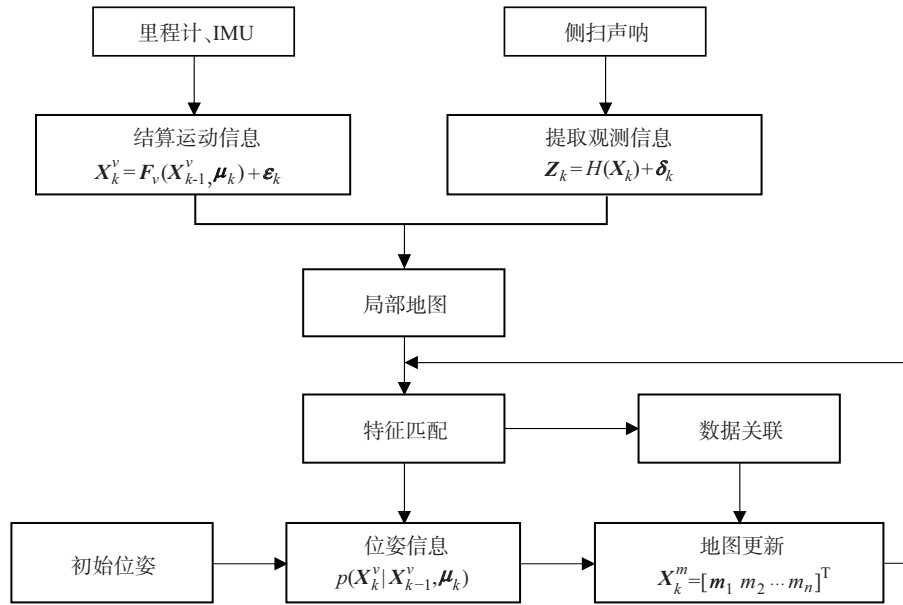


图 1 SLAM 系统结构框图

UUV 运动模型、观测模型为

$$X_k^v = F_v(X_{k-1}^v, \mu_k) + \varepsilon_k \tag{1}$$

$$Z_k = H(X_k) + \delta_k \tag{2}$$

则 SLAM 数学描述为

$$p = (X_k^v, X_k^m | Z_{1:k}, \mu_{1:k}) \tag{3}$$

式中, $\mu_{1:k} = [\mu_1 \ \mu_2 \ \dots \ \mu_k]^T$ 表示控制指令; $Z_{1:k} = [Z_1 \ Z_2 \ \dots \ Z_k]^T$ 表示观测数据; $X_k^m = [m_1 \ m_2 \ \dots \ m_n]^T$ 表示地图特征向量; $X_k^v = [x_k^v \ y_k^v \ \theta_k^v]^T$ 表示 UUV 的状态向量. 接下来求解状态最优估计,分为预测阶段和更新阶段. 预测阶段由 UUV 的位姿模型和前一时刻的后验概率得到后一时刻的先验概率分布为

$$p(X_k^v, X_k^m | Z_{1:k}, \mu_{1:k}) = \int p(X_k^v | X_{k-1}^v, \mu_k) \cdot p(X_{k-1}^v, X_{k-1}^m | Z_{1:k-1}, \mu_{1:k-1}) dX_{k-1}^v \tag{4}$$

式中, $p(X_k^v | X_{k-1}^v, \mu_k)$ 表示为位姿模型. 更新阶段根据观测模型得到观测数值 Z_k 为

$$p(X_k^v, X_k^m | Z_{1:k}, \mu_{1:k}) = \eta p(Z_k | X_k^v, X_k^m) \cdot p(X_k^v, X_k^m | Z_{1:k-1}, \mu_{1:k-1}) \tag{5}$$

1.2 同步定位地图构建和动态目标跟踪问题描述

在未知环境中,运动状态下的 UUV 识别到目标物并进行跟踪,整个过程需要将 UUV 自身位姿、环境地图特征的估计和目标位姿^[9]三者建立对应关系. 因此要建立 UUV 和目标物各自的运动方程和观测方程,运动模型负责预测系统的状态,观测模型则根据地图特征点观测信息和目标物观测信息对系统状态进行更新. 图 2 为 UUV 动态目标跟踪的系统框图.

该系统包含运动模型和观测模型^[9]. 系统运动模型为

$$X_k^v = F_v(X_k^t, X_k^r, \mu_k) + \varepsilon_k \tag{6}$$

式中 ε_k^r 表示噪声, $X_k^r = F^r(X_{k-1}^r, \mu_k) + \varepsilon_k^r$ 表示 UUV 运动模型; $X_k^t = F^t(X_{k-1}^t, L_{k|k-1}^t, N_{k|k-1}^t)$ 表示目标物运动模型, $N_{k|k-1}^t$ 表示噪声, $L_{k|k-1}^t$ 表示目标状态转移信息矩阵. 系统观测模型为

$$Z_k = H(X_k) + \delta_k. \tag{7}$$

式中, $Z_k^m = H^m(X_k^r, X_k^{m_i}) + \delta_k^m$ 表示 UUV 观测模型, $Z_k^t = H^t(X_k^r, X_k^t) + \delta_k^t$ 表示目标物观测模型, Z_k^m 表示环境地图特征点的观测值, Z_k^t 表示目标的观测值, 且 $Z^k = Z_k^m \cup Z_k^t$ (Z_k^m 中包含多个差异地图环境特征信息, Z_k^t 存在动态目标的伪观测值), 观测噪声矩阵 δ_k 服从 $N(0, R_k)$ 的正态分布.

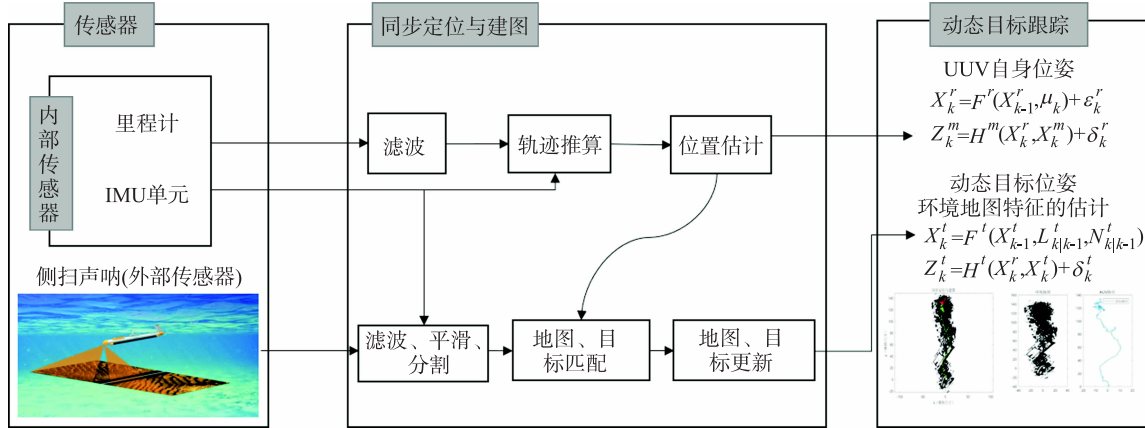


图 2 UUV 动态目标跟踪系统框图

因此用概率估计来描述同步定位地图构建与动态目标跟踪问题为

$$X_k = [X_k^r \quad X_k^t \quad M_k]^T. \tag{8}$$

$$p(X_k^r, X_k^t, M_k | Z^k, \mu^k). \tag{9}$$

已知控制信息矩阵 μ^k 和观测信息矩阵 Z^k 的条件, 求解对应时刻地图特征向量 M_k 、动态目标物状态向量 X_k^t 和 UUV 状态向量 X_k^r 的条件概率. 式中, $\mu^k = [\mu_1 \quad \mu_2 \quad \dots \quad \mu_n]$ 为 UUV 全部控制信息矩阵, μ_k 表示控制向量, $M_k = [X_k^{m_1} \dots X_k^{m_n}]$ 由环境地图特征信息构成的向量, 其中 $X_k^{m_i}$ 表示为检测到的第 i 个环境地图特征点的位置.

2 无人水下航行器动态目标跟踪算法

2.1 平方根容积卡尔曼滤波 SLAM 算法

该算法对 CKF 算法中计算复杂的部分进行改进, 利用 3 阶容积准则选取 m 个相同权值的容积点^[10] 来近似计算, 再利用数值积分法计算非线性方程模型的后验状态估计平均值和方差, 并对协方差矩阵的平方根因子进行更新^[10], 减少了计算量, 提高了系统的运行效率和计算结果的精度.

利用三阶容积准则计算高斯加权积分

$$E[X | Z] = \int_R f(X) \zeta(X; 0, I) dX \approx \sum_{i=1}^m w_i f(\xi_i). \tag{10}$$

$$\left. \begin{aligned} \xi_i &= \sqrt{\frac{m}{2}} [1]_i, i = 1, 2, \dots, m = 2n \\ w_i &= \frac{1}{m} \end{aligned} \right\}. \tag{11}$$

整个算法分为预测阶段和更新阶段, 图 3 为 SRCKF - SLAM 算法框图.

2.2 基于平方根容积卡尔曼滤波 SLAM 的无人水下航行器动态目标跟踪算法

该算法流程图如图 4 所示, 处理过程分为 3 步: 预测、数据关联和更新^[11]. 预测阶段将误差协方差矩阵分解, 计算容积点信息矩阵和先验概率估计, 并对当前时刻系统状态和误差协方差矩阵的平方根因子预测^[12], 最终推算 UUV 和目标的位姿信息. 数据关联包含 3 种关系: 外部传感器单元获取的信息和 UUV 自身传感器单元获取数据^[13] 之间关系; UUV 自身位姿状态和环境地图特征之间关系; 环境地图特征数据之间的关系. 同时数据关联阶段解决两方面问题: 分别计算出 UUV 和目标的观测值, 并和其实际观测值比较; 筛选

和剔除可能存在的伪观测值. 更新阶段是在观测信息通过数据关联环节后计算观测向量后验概率和更新系统状态信息、误差协方差平方根因子^[14].

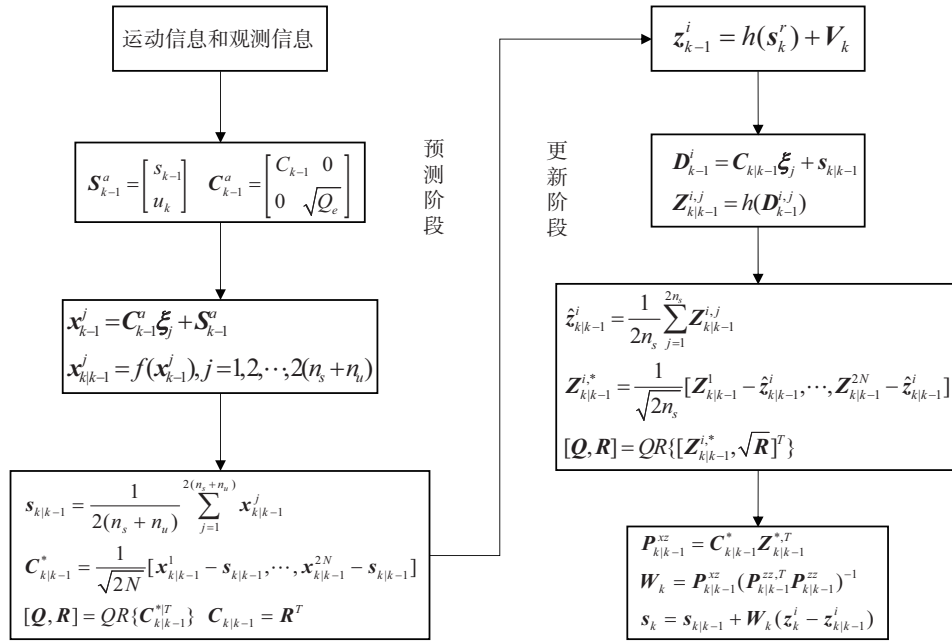


图 3 SRCKF-SLAM 算法框图

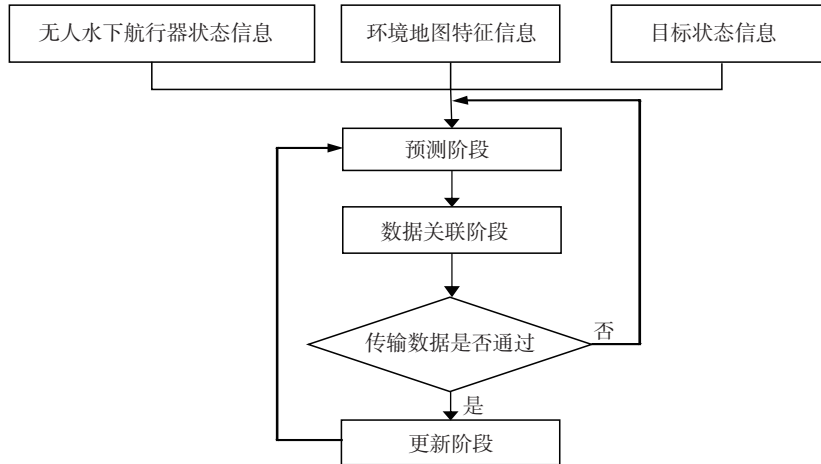


图 4 SRCKF-SLAM 目标跟踪算法流程图

根据上述分析可得该算法的简要步骤为:

step 1 前一时刻到当前时刻为例,乔列斯基分解误差协方差阵 P_{k-1} 得

$$P_{k-1} = S_{k-1} S_{k-1}^T \tag{12}$$

step 2 求解容积点矩阵^[15]和其经过状态方程的容积点、再预测系统状态

$$x_{k-1|k-1}^i = S_{k-1|k-1} \xi_i + X_{k-1|k-1} \tag{13}$$

式中, $(i = 1, 2, \dots, m, m = 2n)$.

$$X_{k|k-1}^i = F(X_{k-1|k-1}^i) \tag{14}$$

$$\hat{x}_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_{k|k-1}^i \tag{15}$$

step 3 UUV 位姿预测和误差协方差矩阵的平方根因子预测

$$\xi_{k|k-1}^* = \frac{1}{\sqrt{m}} [x_{k|k-1}^1 - X_{k|k-1} x_{k|k-1}^2 - X_{k|k-1} \dots x_{k|k-1}^m - X_{k|k-1}] \tag{16}$$

$$S_{k|k-1} = T([\xi_{k|k-1}^* S_{Q,k-1}]). \quad (17)$$

step 4 在数据关联部分采用传统的 χ^2 检验法进行数据关联,当 k 时刻环境地图特征观测数据 $z_k^{m,j}$ 和目标观测数据 Z_k^i 分别满足以下条件时,将观测数据的最小值用于系统的更新^[16].

$$(Z_k^{m,j} - Z^{m_i}(k|k-1)) \cdot (R^m + C(Z^{m_i}(k|k-1), Z^{m_i}(k|k-1)))^{-1} \cdot (Z_k^{m,j} - Z^{m_i}(k|k-1))^T \leq \gamma. \quad (18)$$

$$(Z_k^{l,i} - Z^l(k|k-1)) \cdot (R^l + C(Z^l(k|k-1), Z^l(k|k-1)))^{-1} \cdot (Z_k^{l,i} - Z^l(k|k-1))^T \leq \gamma. \quad (19)$$

式中, m_i 表示探测到的环境特征; R^m 和 R^l 表示误差信息矩阵; $Z^{m_i}(k|k-1)$ 和 $Z^l(k|k-1)$ 表示观测数据值; $C(Z^{m_i}(k|k-1), Z^{m_i}(k|k-1))$ 和 $C(Z^l(k|k-1), Z^l(k|k-1))$ 表示观测数据值对应的误差信息矩阵;查 χ^2 表获取 γ .

step 5 再进行观测更新

$$Z_{k|k-1}^i = H(X_{k|k-1}^i), \quad (20)$$

$$\hat{z}_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m Z_{i,k|k-1}. \quad (21)$$

step 6 计算卡尔曼增益矩阵 W_k

$$S_{k|k-1}^{zz} = T([\xi_{k-1} \quad S_{R,k}]), \quad (22)$$

$$\xi_{k|k-1} = \frac{1}{\sqrt{m}} [z_{k|k-1}^1 - \hat{z}_{k|k-1} \quad z_{k|k-1}^2 - \hat{z}_{k|k-1} \cdots z_{k|k-1}^m - \hat{z}_{k|k-1}], \quad (23)$$

$$P_{k|k-1} = \eta_{k|k-1} \xi_{k|k-1}^T, \quad (24)$$

$$\eta_{k|k-1} = \frac{1}{\sqrt{m}} [x_{k|k-1}^1 - X_{k|k-1} \quad x_{k|k-1}^2 - X_{k|k-1} \cdots x_{k|k-1}^m - X_{k|k-1}], \quad (25)$$

$$W_k = (P_{k|k-1}^{zz} / S_{k|k-1}^{T,zz}) / S_{k|k-1}^{zz}. \quad (26)$$

step 7 更新系统状态信息矩阵、误差协方差平方根因子^[17]

$$X_{k|k-1} = X_{k|k-1} + W_k (z_k - \hat{z}_{k|k-1}), \quad (27)$$

$$S_{k|k-1} = T([\eta_{k|k-1} - W_k \xi_{k|k-1} \quad W_k S_k^R]). \quad (28)$$

3 仿真实验及分析

3.1 仿真环境及参数设置

仿真环境1 使用AMD Ryzen 5 4600H with Radeon Graphics处理器,3.00 GHz主频,16 GB的RAM计算机,目标初始位置设为 $x_p = [0, 0, 0, 0]$,循环次数 $N = 200$,蒙特卡洛次数 $MC = 300$,滤波器个数为1,系统初始状态的方差和均值为 $P_0 = \text{diag}([1 \times 10^5, 10, 1 \times 10^5, 10])$, $x = [100, 15, 100, 15]$,量测模型设置为 $\text{sigma}_r(1) = 100$, $\text{sigma}_b(1) = 80 \times e^{-3}$,这里仅说明了在二维平面的参数.UUV速度和控制速度分别为3 m/s、0.3 m/s,转角误差为2 rad,轮间距为4 m.

仿真环境2 使用AMD Ryzen 5 4600 H with Radeon Graphics处理器,3.00 GHz主频,16 GB的RAM计算机,在开源仿真平台上,建立UUV目标跟踪仿真实验空间,目标从坐标(0,0)开始,沿确定的轨迹运行,UUV参数设置和仿真环境一相同,在整个仿真实验过程中UUV在完成同步定位与地图构建的同时对目标保持追踪状态.

对改进的SRCKF-SLAM-OT算法在以上2种仿真平台中仿真,UUV完成自身定位和对环境信息建图的同时,对动态目标一直保持跟踪状态,同时也和UKF-SLAM-OT、CKF-SLAM-OT这2种算法做了对比,比较这3种算法在定位精度和目标跟踪能力的差异程度.

3.2 仿真结果及性能分析

在2种仿真环境中,应用改进的SRCKF-SLAM-OT算法实现对动态目标跟踪实验,与目标实际路径进行比较,计算均方根误差进一步分析算法的性能,算法仿真结果如图5、6所示.

仿真结果表明,在降低计算复杂度和优化改进得到的SRCKF-SLAM-OT算法对目标物的跟踪轨迹基本吻合,反映出该算法实时性高和对目标物轨迹估计精度很高,但随着维度升高特征点采样数增多,算法估计路径和动态目标实际轨迹偏差会增大.

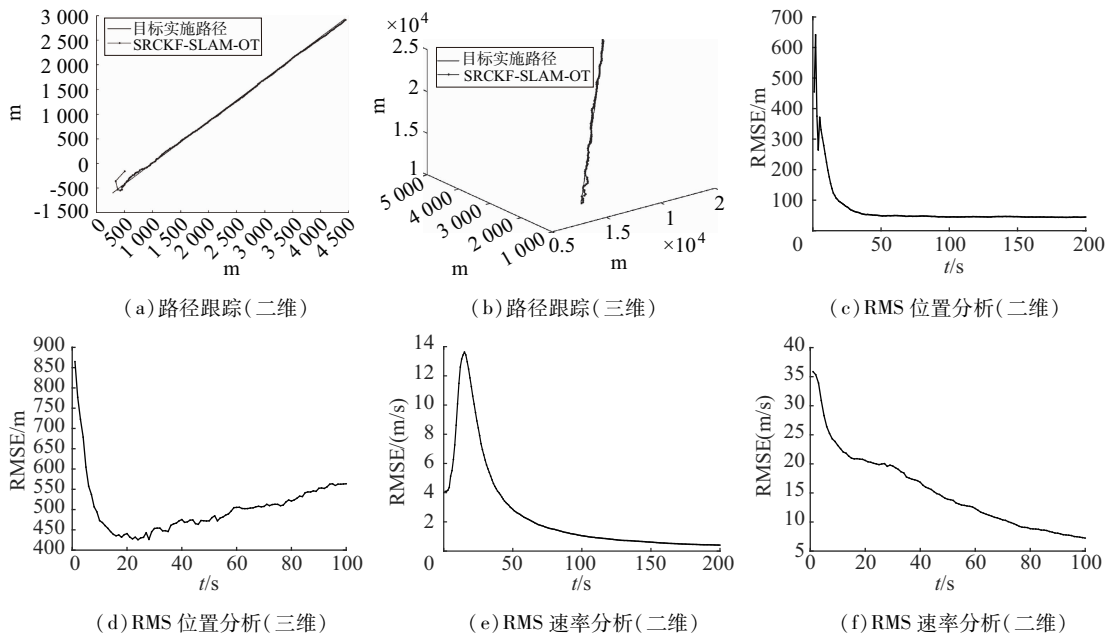


图 5 仿真环境 1 跟踪轨迹和均方根误差

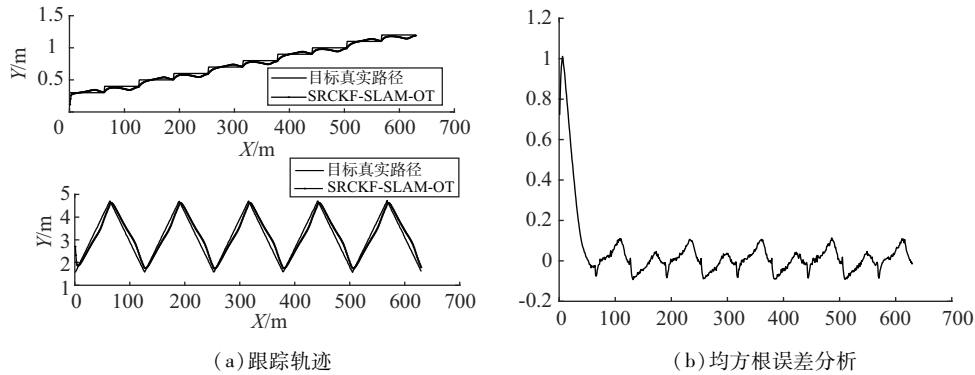


图 6 仿真环境 2 跟踪轨迹和均方根误差

3.3 3 种算法对比分析

在仿真平台中,对 SRCKF-SLAM-OT、UKF-SLAM-OT 和 CKF-SLAM-OT 3 种算法分别在二维平面和三维空间中仿真,得到动态目标真实路径和 3 种算法目标估计路径,如图 7、8 所示。

由图可以看到实直线轨迹、虚线轨迹、双画线轨迹和点画线轨迹分别表示目标物真实轨迹、UKF、CKF 和 SRCKF 算法目标估计轨迹。无论在二维平面还是三维空间中,3 种算法的轨迹从设置的初始位置开始,均朝目标物运动方向进行跟踪,UKF 的动态目标跟踪轨迹和实际轨迹的偏差^[18]最大,其次是 CKF 的动态目标跟踪轨迹的偏差,而 SRCKF 算法动态目标跟踪轨迹与目标真实轨迹基本吻合,表明了该算法提高了 UUV 对动态目标物的跟踪能力。

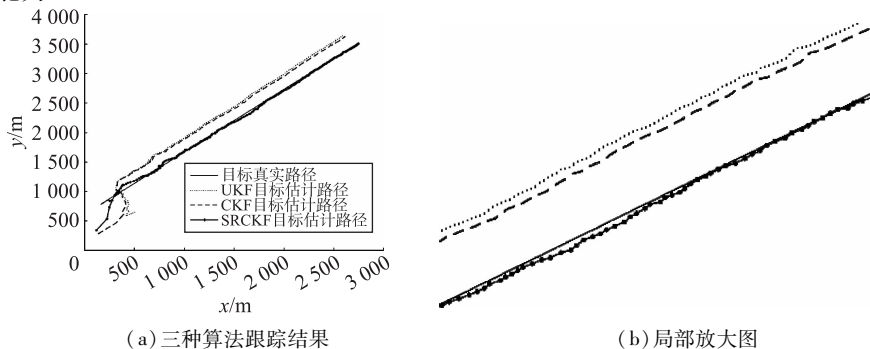


图 7 3 种算法动态目标跟踪结果(二维)

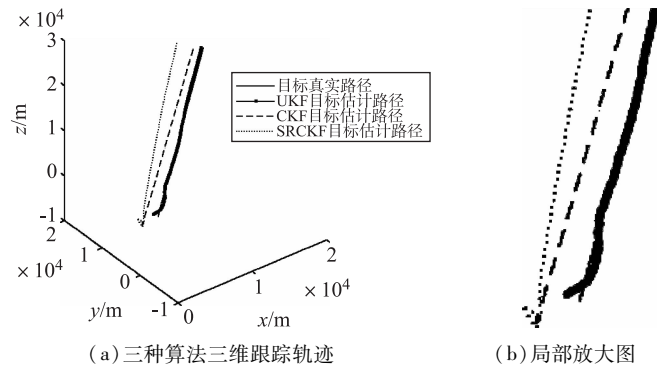


图 8 3 种算法动态目标跟踪结果(三维)

(1) 定位与跟踪误差分析

在仿真平台中,对 SRCKF-SLAM-OT、UKF-SLAM-OT 和 CKF-SLAM-OT 3 种算法分别在二维平面和三维空间中进行目标在 x 和 y 方向的误差对比分析,如图 9 所示。

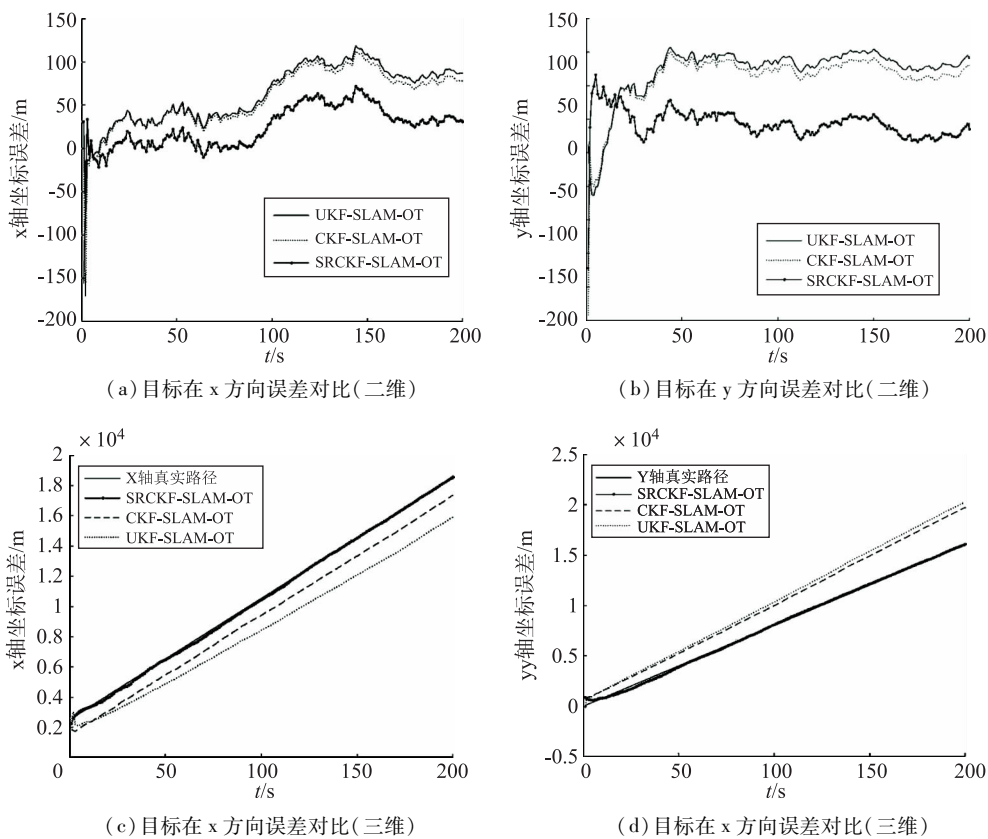


图 9 在 x 、 y 方向误差对比

由图可以看到无论在二维平面还是三维空间中,在 x 方向和 y 方向上均有 SRCKF-SLAM-OT 算法误差最小,其次是 CKF-SLAM-OT 算法误差,UKF-SLAM-OT 算法误差^[19]最大.表明了采用改进的 SRCKF-SLAM-OT 算法,提高了 UAV 自身定位精度和对动态目标跟踪能力。

(2) 均方根误差分析

在仿真平台中,对 SRCKF-SLAM-OT、UKF-SLAM-OT 和 CKF-SLAM-OT 3 种算法分别在二维平面和三维空间中,计算位置均方根和速度均方根来评价三种算法的估计效果,如图 10 所示。

$$RMSE_{pos}(k) = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{k=1}^T [(x_k - \hat{x}_k)^2 + (y_k - \hat{y}_k)^2]}, \quad (29)$$

$$RMSE_{vel}(k) = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{k=1}^T [(\xi_k - \hat{\xi}_k)^2 + (\eta_k - \hat{\eta}_k)^2]}, \quad (30)$$

式中, (x_k, y_k) 为目标物真实位置, (\hat{x}_k, \hat{y}_k) 为 UUV 估计位置; (ξ_k, η_k) 为目标物速度, $(\hat{\xi}_k, \hat{\eta}_k)$ 为 UUV 速度, T 为时间. 这里仅表示出在二维平面的公式, 三维空间的公式原理同二维.

由图可以看出无论在二维平面还是三维空间中, 位置均方根误差和速度均方根误差^[20] 均有 SRCKF-SLAM-OT 算法均方根误差最小, 其次是 CKF-SLAM-OT 算法均方根误差, UKF-SLAM-OT 算法均方根误差最大. 表明了采用改进的 SRCKF-SLAM-OT 算法明显提升了对动态目标估计的精度.

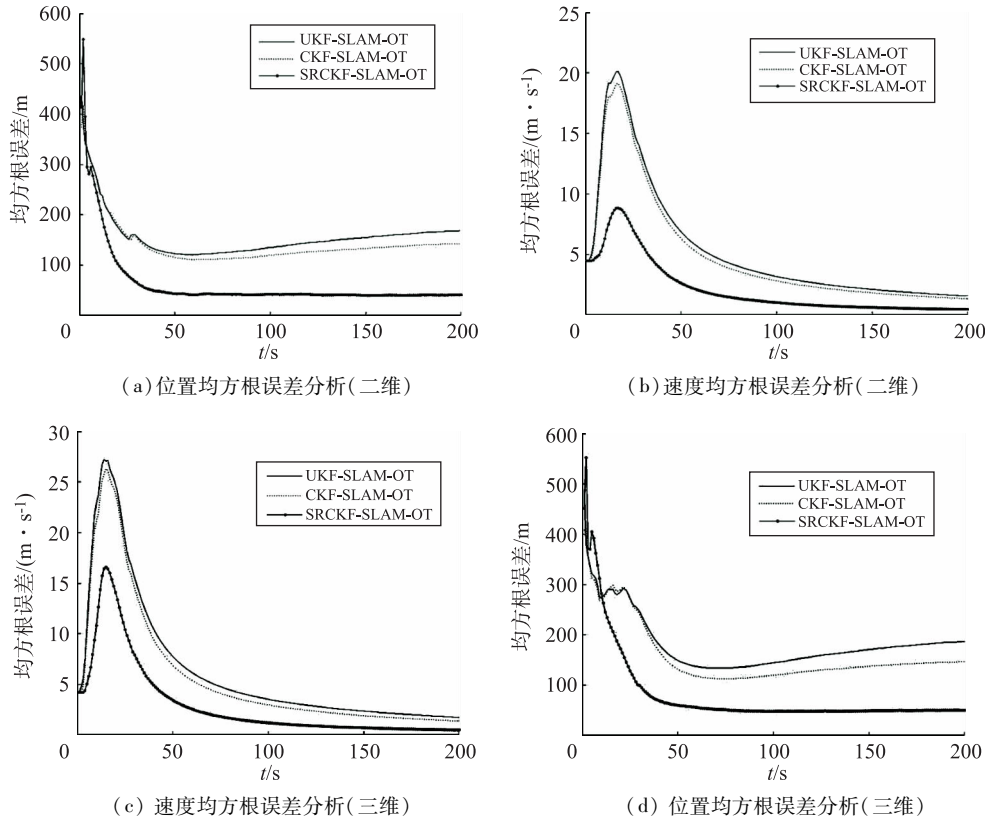


图 10 位置、速度的均方根误差对比

4 结语

为解决容积卡尔曼滤波 SLAM 算法存在的算法实时性不高、计算量大以及对动态目标跟踪精度较低的问题, 提出 SRCKF-SLAM 的无人水下航行器动态目标跟踪算法. 该算法将 UUV、环境地图特征和动态目标三者构成一个整体, 更具体的是对 UUV 位姿的估计、环境地图特征的估计和目标位姿的估计这三者互相耦合. 建立 UUV 与动态目标各自的运动模型和观测模型, 得到的信息经过预测阶段、数据关联阶段和更新阶段, 并在更新阶段传递系统协方差矩阵的平方根因子. 在 3 种算法跟踪轨迹仿真、定位与跟踪误差分析和均方根误差分析结果中, 一致表明采用 SRCKF-SLAM-OT 算法, 减小了计算复杂度, 提高了 UUV 自身定位精度和动态目标跟踪能力, 在水下侦察领域应用意义巨大.

改进的 SRCKF-SLAM-OT 算法在随着系统维度的升高, 对目标估计轨迹与目标实际轨迹偏差增大的问题, 将是今后研究的重点.

参考文献:

- [1] 张杰, 李婧华, 胡超. 基于容积卡尔曼滤波的卫星导航定位解算方法[J]. 中国科学院大学学报, 2021, 38(4): 532-537.
- [2] 徐魏超, 王冠凌, 陈孟元. 无人机协助下基于 SR-CKF 的无线传感器网络节点定位研究[J]. 智能系统学报, 2019, 14(3): 575-581.
- [3] 张敬艳, 董凯, 孙顺. 基于 CKF 的多普勒雷达目标跟踪算法[J]. 舰船电子工程, 2021, 41(7): 51-57.

- [4] 刘清慧,高江,邓南明.基于方差平方根CKF算法在鱼雷跟踪中的应用[J].鱼雷技术,2015,23(6):428-432.
- [5] 王宏健,傅桂霞,李娟,等.基于强跟踪CKF的无人水下航行器SLAM[J].仪器仪表学报,2013,34(11):2542-2550.
- [6] 欧阳广帅,周晶.基于卡尔曼滤波的高精度弹道滤波算法研究[J].电子测量技术,2014,37(11):16-19.
- [7] 陶明,凌有铸,陈孟元,等.迭代的平方根容积卡尔曼滤波SLAM算法[J].计算机工程,2015,41(9):317-321.
- [8] 高伟,张亚,孙骞,等.基于迭代平方根CKF的SLAM算法[J].哈尔滨工业大学学报,2014,46(12):120-124.
- [9] 陈孟元.基于自适应SR-CKF的序贯式WSNs目标跟踪算法[J].传感技术学报,2017,30(8):1220-1225.
- [10] 李朕阳,郎朗,陈孟元.基于SR-CKF的移动机器人动态目标跟踪算法[J].电子测量与仪器学报,2016,30(8):1198-1205.
- [11] OUYANG G, JING Z. High accuracy ballistic filtering algorithm based on the Kalman filter[J]. Electronic Measurement Technology, 2014, 37(11): 16-19.
- [12] ZHU Q G, ZHANG X J, CHEN W D, et al. Study on the square-root cubature particle filter based mobile robot Monte Carlo localization algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(4): 935-942.
- [13] BAILEY T, DURRANT-WHYTE H F. Simultaneous localization and mapping (SLAM) [J]. IEEE Robotics and Automation Magazine, 2006, 13(3): 108-117.
- [14] JULIER S, UHLMANN J, DURRANT-WHYTE H F. A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2000, 45(3): 477-482.
- [15] WHITE C, HIRANANDANI D, OLSTAD C S, et al. Under-water robot mapping and localization within ancient tunnel systems [J]. Journal of Field Robotics, 2010, 27(4): 399-411.
- [16] XIONG X, HUANG G Y, WANG X D. Robust tracking SVDCKF integrated navigation algorithm based on multiple fading factors [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science), 201, 33(2): 330-336.
- [17] SHENG T, XIA H B, XIAO B S. Mobile target tracking algorithm based on AIMM-SRCKF [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 201, 35(1): 159-164.
- [18] 赵璇,何波,吉德志,等.基于粒子滤波的机器人定位及动态目标跟踪[J].系统仿真学报,2008,20(23):6490-6493.
- [19] 许红,谢文冲,袁华东,等.基于自适应的增广状态-交互式多模型的机动目标跟踪算法[J].电子与信息学报,2020,42(11):2749-2755.
- [20] 张云武,申琼,罗松.卡尔曼滤波在水下载体被动弹道跟踪系统中的应用[J].舰船科学技术,2007(3):94-97.

Research on improved dynamic object tracking algorithm for unmanned underwater vehicle based on CKF-SLAM

DU Li-li, XING Chuan-xi, WAN Zhi-liang, LI Cong-ying

(College of Electrical and Information Technology, Yunnan Minzu University, Kunming 650500, China)

Abstract: For the application of the Cubature Kalman Filter (CKF) Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) algorithm in the dynamic Object Tracking (OT), there are the problems of low real-time performance, complex calculation and for the problem of low tracking accuracy of dynamic objects, An object tracking algorithm for Unmanned Underwater Vehicle (UUV) based on square root cubature Kalman filter SLAM (SRCKF-SLAM-OT) is proposed. The algorithm uses the third-order cubature criterion to select a set of volume points with the same weight for approximate calculation of the complex calculation part in CKF-SLAM-OT, and then uses the numerical integration method to calculate the posterior state estimated average value and sum of the nonlinear equation model. variance, and update the square root factor of the covariance matrix. The simulation results show that the SRCKF-SLAM-OT algorithm simplifies the calculation and improves the numerical accuracy, and improves the UUV's self-positioning accuracy and dynamic object tracking ability in unknown underwater environments.

Key words: dynamic object tracking; cubature kalman filter; simultaneous localization and mapping; square-root cubature kalman filter; unmanned underwater vehicle

(责任编辑 梁志茂)