

doi:10.3969/j.issn.1003-2029.2019.02.007

基于 CT 非线性模型的水下目标跟踪算法比较

张晓娟, 李国富, 张爽, 刘颖

(国家海洋技术中心, 天津 300112)

摘要:针对水下目标跟踪非线性跟踪精度问题,假设目标机动模型为恒转速运动模型,贝叶斯框架下,因扩展卡尔曼滤波跟踪方法进行模型在估计点的泰勒展开,忽略一阶以上高阶项,存在模型误差,比较了扩展卡尔曼滤波、无迹卡尔曼滤波、容积卡尔曼滤波在高斯噪声干扰下滤波误差均方根,以及 3 种方法运行时间。仿真证明,非线性系统下状态维度为 5,容积卡尔曼滤波跟踪的精度高于无迹卡尔曼滤波,无迹卡尔曼滤波高于扩展卡尔曼滤波。该研究为海上目标非线性测量系统提供仿真实例,为进一步滤波算法改进提供基础。

关键词:容积卡尔曼滤波;扩展卡尔曼滤波;无迹卡尔曼滤波;水下目标跟踪

中图分类号: TP13 **文献标志码:** A **文章编号:** 1003-2029(2019)02-0043-06

跟踪一个水下的移动目标是海洋监视的一个重要问题。经典的方法依靠声学设备的测量时间延迟等进行距离的估算并定位^[1]。水下目标跟踪由于声呐大功率的主动发射信号容易被对方截获的问题而避免采用,被动工作方式下的纯方位目标跟踪为常见的跟踪方式,由于跟踪的非线性常用非线性的方法来解决目标跟踪问题^[2]。跟踪算法有递推式的,基于声呐阵测量的最小二乘法、维纳滤波、卡尔曼滤波等。Julier 提出不敏卡尔曼滤波(Uncented Kalman Filter, UKF)有很好的适应非线性系统的能力,从而可避免扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)对非线性系统线性化带来的滤波不稳定和发散问题。2009 年, Ienkaran 提出容积卡尔曼滤波(Cubature Kalman Filter, CKF)进行水面雷达舰船的跟踪^[3]。相比 UKF, CKF 可以处理高位系统运算,不存在 UKF 的“维数灾难”问题,国内文献[4-9]也在目标跟踪中采用了 CKF。虽然国外非线性滤波发展的理论、新方法、改进算法层出不穷,国内起步也较早^[10],也有些理论创新,如康轶非等在 CKF 算法的 Cholesky 计算上进行了创新,简化了算法计算量。但是,大多研究趋向于算法的应用研究,而日渐忽略理论方面的创新和理论中限制条件的研究等

问题,本研究的目的在于比较算法的效果,并在此过程中发现算法的限制条件,进而为下一步的理论创新或理论适用性改进研究做基础。

1 目标机动模型^[2,11]

目前在水下目标跟踪中,针对目标运动模型构建,学者们提出了 Singer 加速度模型、一般多项式模型、自适应加速度模型、二阶马尔科夫加速模型,以及水平面 2D 的恒加速度(Constant Acceleration, CA)、恒速度(Constant Velocity, CV)模型、当前统计模型等。可综合利用的信息包括目标方向信息、目标方位信息即径向距离,以及先验证的运动学模型。本文假设在一个 2D 平面内转弯运动跟踪,为表达目标跟踪测量的量,绘出了如图 1 所示极坐标图来表示运动轨迹,图中极坐标的极径表示测量距离,极角表示观测角度。但本文涉及内容需构建笛卡尔坐标系下的非线性的运动模型,进行算法验证。

建立大地坐标系,0°方向为北向 x 轴,90°方向为东向 y 轴。原点为声呐接收点,也是目标运动开始点。

收稿日期:2018-12-24

作者简介:张晓娟(1980-),女,硕士,助理工程师,主要研究方向为海洋观测技术。E-mail:406614251@qq.com

进行精确的目标跟踪需要建立运动学模型和观测模型即目标跟踪算法模型。通常这种匀转速机动可在笛卡尔坐标下表示为：

$$\dot{x}(t)=V(t)\cos\phi(t)$$

$$\dot{y}(t)=V(t)\sin\phi(t)$$

$$\dot{V}(t)=a_t(t)$$

$$\dot{\phi}(t)=\frac{a_n(t)}{V(t)}$$

存在以下 3 种情况：

1. $a_n=0, a_t=0$, 直线, 常速运动；
2. $a_n=0, a_t \neq 0$, 直线, 加速运动 (a_t =常数, CA 运动)；
3. $a_n \neq 0, a_t \neq 0$, 圆, 常速运动 (a_n =常数, 恒转速

(Constant Turn, CT)运动)。通常定义 $\omega=\dot{\phi}$ 。

解微分方程离散化后得到离散状态方程为：

$$x_{k+1}=F_{ct}(\omega)x_k+B^*w_k=$$

$$\begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin\omega T}{\omega} & 0 & -\frac{1-\cos\omega T}{\omega} & 0 \\ 0 & \cos\omega T & 0 & -\sin\omega T & 0 \\ 0 & \frac{1-\cos\omega T}{\omega} & 1 & \frac{\sin\omega T}{\omega} & 0 \\ 0 & \sin\omega T & 0 & \cos\omega T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x_k + \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 & 0 \\ T & 0 & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} & 0 \\ 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} w_k \quad (1)$$

$x_k=[N_k \dot{N}_k E_k \dot{E}_k W_k]^T, w_k=[W_{E_k}, W_{N_k}, W_{W_k}]^T$, 为 x 向加速度, y 向加速度和转速角的零均值白噪声向量。

观测方程为：

$$z_k = \left[\text{sqrt}(x_k^2 + y_k^2) \tan\left(\frac{y_k}{x_k}\right) \right]^T + v_k \quad (2)$$

$$z_k = \begin{bmatrix} d_k \\ \phi_k \end{bmatrix} \text{ 为 } k \text{ 时刻观测的目标距离和方位角,}$$

$v_k = \begin{bmatrix} w_{d_k} \\ w_{\phi_k} \end{bmatrix}$ 为距离和方位角上的零均值的白噪声。目标运动假设：

- (1) 目标运动速度是 2 kn 航速。
- (2) 机动转弯角速度为圆周运动, 转速 0.86° , 航行轨迹圆形, 如图 1。

(3) 设目标状态 $x_k=[N_k \dot{N}_k E_k \dot{E}_k W_k]^T$, 分别表示垂直方向位置、垂直方向速度、水平方向位置、水平方向速度、自垂直方向起始转弯的角速度。初始向量 $x_1=[40 \text{ m}; 3.659 \text{ m/s}; 60 \text{ m}; 0.547 \text{ m/s}; 0.015 \text{ rad/s}]$, 过程白噪声 w_k 的方差阵 $Q=1.0E-11 * [0.225(\text{m/s}^2)^2,$

$0, 0; 0, 0, 0.225(\text{m/s}^2)^2, 0; 0, 0, 0.0010 (\text{rad/s}^2)^2]$, 量测白噪声 v_k 的方差阵为 $R=[400(\text{m})^2, 0; 0, 0.0012 (\text{rad})^2]$ 。仿真时间 360 s。声学观测点在极点。卡尔曼滤波需建立笛卡尔坐标系下的状态方程和观测方程。

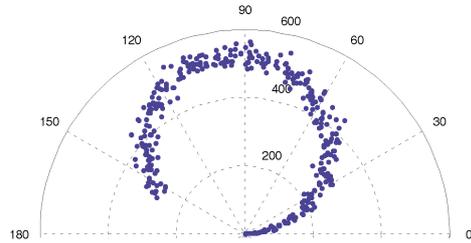


图 1 极坐标下目标运动轨迹

Fig.1 Moving target trail in polar coordinate

2 目标跟踪算法

假设一个状态空间形式的离散非线性系统为^[11]：

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}) + w_k \\ z_k = h(x_k) + v_k \end{cases} \quad (3)$$

式中： $f(\cdot), h(\cdot)$ 分别为系统方程和量测方程； x_k, z_k 分别为 k 时刻的 n 维系统状态向量和 m 维量测向量； w_k, v_k 为过程噪声和观测噪声向量；协方差为 Q_k, R_k 。 u_{k-1} 为控制量输入, 文中控制输入为零。在此状态空间模型基础上进行各种非线性算法讨论。

2.1 利用 EKF 算法进行目标跟踪^[11]

EKF 是基于卡尔曼滤波算法的, 它的思想是：在估计值附近, 应用泰勒展开将非线性系统展开, 对于二阶以上的高阶项省去, 从而原系统就变成一个线性系统, 再利用标准卡尔曼算法对系统线性化滤波。

根据系统对状态和观测方程线性化：

$$\begin{cases} \Phi_k = \frac{\partial f(x_k, u_{k-1})}{\partial x_k} \Big|_{x_k = \hat{x}_{k|k-1}} \\ H_k = \frac{\partial h(x_k)}{\partial x_k} \Big|_{x_k = \hat{x}_{k|k-1}} \end{cases} \quad (4)$$

滤波过程如下：

$$\begin{cases} \hat{x}_{k/k-1} = f(\hat{x}_{k-1}, 0) \\ P_{k/k-1} = \Phi_k P_{k-1} \Phi_k^T + Q_k \\ K_k = P_{k|k-1} H_k^T (R_k + H_k P_{k|k-1} H_k^T)^{-1} \\ \hat{x}_k = \hat{x}_{k/k-1} + K_k (Z_k - h(\hat{x}_{k/k-1})) \\ P_k = P_{k|k-1} - K_k H_k P_{k|k-1} \end{cases} \quad (5)$$

在 CT 模型中, $\Phi_k = F_{ct}(\omega)$ 。

$$H_k = \frac{\partial z_k}{\partial x_k} =$$

$$\begin{bmatrix} x_k / \sqrt{x_k^2 + y_k^2} & 0 & -y_k / \sqrt{x_k^2 + y_k^2} & 0 & 0 \\ y_k / \sqrt{x_k^2 + y_k^2} & 0 & x_k / \sqrt{x_k^2 + y_k^2} & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

2.2 利用 UKF 进行目标跟踪^[13]

最初的 UKF 是基于 UT (Uncented Transform), 是用固定数量的参数去近似一个高斯分布, 而不是去线性化系统的方程, 这些点能具有与高斯分布一样的均值和方差。对任何一种非线性系统, 当高斯型状态向量经由非线性系统进行传递时, 利用这组采样点能获取精确到三阶矩的后验均值和协方差。当不要求对噪声进行估计时, 简化 UKF 算法只对状态进行 Sigma 点采样。步骤如下:

(1) 计算 $2n+1$ 个采样点, X_i 及其相应的权值 W_i^m 和 W_i^c , n 为状态量维数。

$$\begin{cases} \chi_{k/lk}(i) = \bar{x}_0, i=1, \text{ 设 } \rho=(n+\lambda) \\ \chi_{k/lk}(i) = \bar{x}_0 + (\sqrt{\rho P_{x_{kk}}})_{i-1}, i=2, L, n+1 \\ \chi_{k/lk}(i) = \bar{x}_0 + (\sqrt{\rho P_{x_{kk}}})_{i-n-1}, i=n+2, L, 2n+1 \\ W_1^m = \lambda / (n+\lambda), i=1, W_1^c = W_1^m + 1 - \alpha^2 + \beta \\ W_i^m = W_i^c = 1/2(n+\lambda), i=2, L, n+1 \\ W_i^m = W_i^c = 1/2(n+\lambda), i=n+2, L, 2n+1 \end{cases}$$

其中 $\lambda = \alpha^2(n+\kappa) - n$ 是调节参数, 控制 Sigma 点与均值的距离。参数确定的一般取值范围: α 决定了采样点在 x 附近的分布程度, 通常取值的范围是 $10^{-4} \leq \alpha < 1$, 参数 β 用来描述 x 的分布, 采用某种采样策略, 得到 k 时刻状态估计的 Sigma 点集 $\{\chi_{k/lk}(i)\}, i=1 \cdots, 2n+1$ 和相应的权值 W_i^m 和 W_i^c 。其中 $2n+1$ 为所采用的采样策略的采样 Sigma 点个数。

(2) 利用状态方程传递采样点:

$$\chi_{k+1/lk}(i) = f(\chi_{k/lk}(i)) \quad (6)$$

(3) 利用预测采样点 $\chi_{k+1/lk}(i)$, 权值 W_i^m 和 W_i^c 计算预测均值 $\hat{x}_{k+1/lk}$ 和协方差矩阵 $P_{k+1/lk}$:

$$\hat{x}_{k+1/lk} = \sum_{i=1}^{2n+1} W_i^m \chi_{k+1/lk}(i) \quad (7)$$

$$P_{k+1/lk} = \sum_{i=1}^{2n+1} W_i^c (\chi_{k+1/lk}(i) - \hat{x}_{k+1/lk})(\cdot)^T + Q_{k+1} \quad (8)$$

利用步骤(2)预测量测采样点:

$$\hat{z}_{k+1/lk}(i) = h(\chi_{k+1/lk}(i)) \quad (9)$$

(4) 预测量测值和协方差:

$$\hat{z}_{k+1/lk} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m z_{k+1/lk}(i) \quad (10)$$

$$P_{zz} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (z_{k+1/lk}(i) - \hat{z}_{k+1/lk})(\cdot)^T + R_{k+1} \quad (11)$$

$$P_{xz} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (\chi_{k+1/lk}(i) - \hat{x}_{k+1/lk})(z_{k+1/lk}(i) - \hat{z}_{k+1/lk})^T \quad (12)$$

式中: P_{zz} 为量测向量协方差矩阵; P_{xz} 是状态向量与量测向量的协方差矩阵。

(5) 计算 UKF 增益, 更新状态向量和方差:

$$K_{k+1} = P_{xz} P_{zz}^{-1} \quad (13)$$

$$\hat{x}_{k+1/lk} = \hat{x}_{k+1/lk} + K_{k+1} (z_{k+1} - \hat{z}_{k+1/lk}) \quad (14)$$

$$P_{k+1/lk+1} = P_{k+1/lk} - K_{k+1} P_{zz} K_{k+1}^T \quad (15)$$

2.3 利用 CKF 算法^[3,14]进行目标跟踪

对于非线性状态方程和观测方程来说, 可利用 CKF 滤波进行。在贝叶斯准则下, 将过程噪声和量测噪声假设为高斯的 (包括均值为零和均值不为零)。然后利用数值积分中的三阶球面容积定律 (Spherical Radial Cubature Rule) 等最终推导出容积卡尔曼的递推公式。当然, 需要注意的是容积点是定义在笛卡尔坐标系下的。

容积卡尔曼滤波方法, 依据系统(3)有以下滤波步骤:

(1) 时间更新

假设 k 时刻后验密度函数, 已知:

$$p(x_{k-1}/D_{k-1}) = N(x_{k-1}/D_{k-1}) \text{ 为后验概率密度函数,}$$

$D_{k-1} = \{u_i, z_i\}_{i=1}^{k-1}$, $N(\cdot)$ 代表正态分布。协方差阵 Cholesky 分解:

$$P_{k-1/k-1} = S_{k-1/k-1} S_{k-1/k-1}^T \quad (16)$$

计算容积点 ($m=2n$)

$$\chi_{i,k/lk-1} = S_{k/lk-1} \xi_i + \hat{x}_{k/lk-1} \quad (17)$$

通过状态方程传播容积点:

$$\chi_{i,k/lk-1}^* = f(\chi_{i,k-1/lk-1}, u_{k-1}) \quad (18)$$

估计 k 时刻的状态预测值:

$$\hat{x}_{k/lk-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \chi_{i,k/lk-1}^* \quad (19)$$

估计 k 时刻的状态误差协方差预测值:

$$P_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \chi_{i,k|k-1}^* \chi_{i,k|k-1}^{*T} - \hat{x}_{k|k-1} \hat{x}_{k|k-1}^T + Q_{k-1} \quad (20)$$

(2) 量测更新

一步预测协方差阵 Cholesky 分解:

$$P_{k|k-1} = S_{k|k-1} S_{k|k-1}^T \quad (21)$$

计算容积点 ($i=1,2,\dots,m$):

$$\chi_{i,k|k-1} = S_{k|k-1} \xi_i + \hat{x}_{k|k-1} \quad (22)$$

通过观测方程传播容积点:

$$Z_{i,k|k-1}^* = h(\chi_{i,k|k-1}) \quad (23)$$

估计 k 时刻观测预测值:

$$\hat{z}_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m Z_{i,k|k-1}^* \quad (24)$$

估计自相关协方差阵:

$$P_{zz,k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m Z_{i,k|k-1}^* Z_{i,k|k-1}^{*T} - \hat{z}_{k|k-1} \hat{z}_{k|k-1}^T + R_k \quad (25)$$

估计互相关协方差阵:

$$P_{xz,k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \chi_{i,k|k-1}^* Z_{i,k|k-1}^{*T} - \hat{x}_{k|k-1} \hat{z}_{k|k-1}^T \quad (26)$$

估计容积卡尔曼增益:

$$W_k = P_{xz,k|k-1} P_{zz,k|k-1}^{-1} \quad (27)$$

k 时刻状态估计:

$$\hat{x}_{k|k} = x_{k|k-1} + W_k (z_k - \hat{z}_{k|k-1}) \quad (28)$$

k 时刻协方差阵估计值:

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - W_k P_{zz,k|k-1} W_k^T \quad (29)$$

3 仿真结果分析

滤波在模型数据图 1 的基础上,选择 CKF、EKF 滤波参数 R, Q 和模型数据相同,结果如图 2~图 4 所示。

由图 2~图 4 可见,UKF 误差小于 EKF 滤波误差。

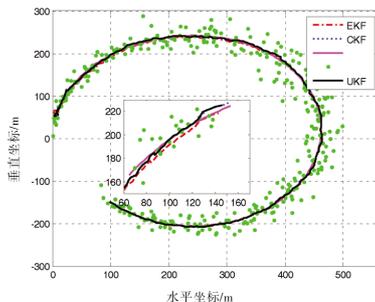


图 2 3 种算法的跟踪曲线

Fig.2 Tracking curves of three algorithms

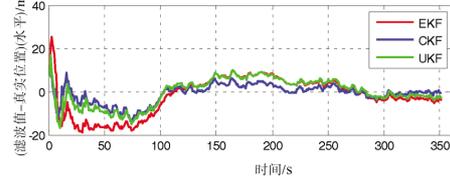
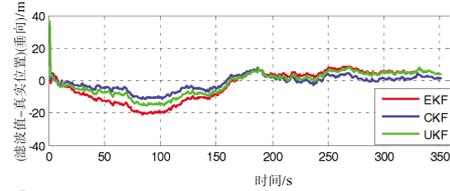


图 3 3 种算法的位置估计误差曲线

Fig.3 Position estimated error curves of three algorithms

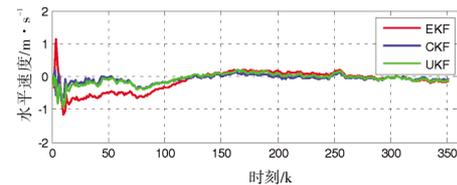
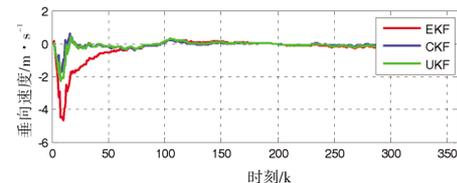


图 4 3 种算法的速度跟踪误差曲线

Fig.4 Speed estimated error curves of three algorithms

差。而容积卡尔曼是在高斯假设条件下解决非线性滤波问题的一种新型次最优滤波算法^[13]。精度高于 UKF,且能解决 UKF 在系统维度高性情况下,造成滤波不稳定。算法性能可通过均方根误差(root mean square error, RMSE)来表征,在 10 次蒙特卡洛后的值如图 5 所示:

$$RMSE = E[(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2]$$

由图 2~图 5 可见, UKF 算法精度高于 EKF 算

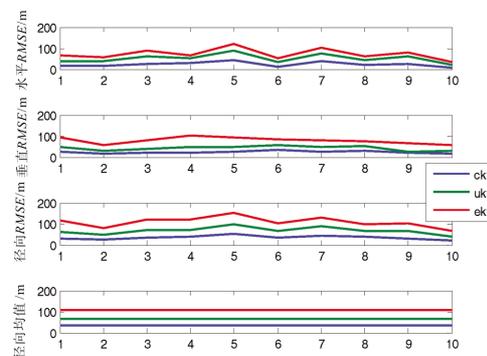


图 5 3 种算法的蒙特卡洛误差均方根

Fig.5 Monte Carlo RMSEs of the three algorithms

法,而 CKF 算法高于 UKF。

2.3 节的算法显著具有提高滤波精度的作用。

UKF 算法步骤(1)中 α 取值会对滤波的结果产生影响,可通过调节 α 的值来控制高阶项的误差^[5],本文中当 α 取值 0.1 左右时,UKF 滤波精度和 EKF 精度相当,甚至当小于 0.1 时候,小于 EKF 精度,本文 α 取值为 0.9。

表 1 3 种算法运行时间

Tab.1 Runtime of the three algorithms

算法	EKF	UKF	CKF
时间/s	0.10	0.28	0.27

由表 1 可见,EKF 算法的计算量小, 算法程序占用机器时间较短。UKF、CKF 由于 Sigma 点、容积点采样等,所以计算时间稍长,而 UKF 的计算时间最长。

4 结论

由此目标转弯运动仿真结果,可以看出:

(1) EKF,UKF,CKF 在非线性系统目标跟踪中,EKF 计算简单,程序运行速度快,后两者稍慢。

(2) UKF,CKF 精度更高,更适合非线性系统滤波,但 UKF 在本文维度为 5 的时候,精度已经低于 CKF。

(3) 未来将就非线性目标运动各种模型包括 CV、singer 以及当前统计模型等各种运动形式下的强非线性系统跟踪和数据融合算法设计展开工作,并结合实际问题开展理论上的限制条件下的算法改进和创新。

参考文献:

- [1] K G Nagananda, G V Anand. Tracking of acoustic source in shallow ocean using field measurements [J]. Indian Journal of Geo-marine Sciences, 2015, 44(2):220-230.
- [2] 严卫生,高磊,张礴.水下机动目标跟踪[J].火力与指挥控制,2000,25(2):2-7.
Yan Wei-Sheng, Gao Lei, Zhang Bo. Tracking Submarine Moving Target [J]. Fire and Command Control,2000, 25(2):2-7.
- [3] Ienkarana Arasaratnam. Cubature Kalman filtering: theory & applications[D]. Hamilton: Canada, McMaster University, 2009.
- [4] 付艳伟.AUV 路径规划中的目标估计与跟踪技术研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2015.
Fu Yan-Wei. Research on target estimation and tracking in AUV path planning[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2015.
- [5] 纪博,孙武,姚元福.基于 CKF 的高动态载波跟踪算法研究[J].现代电子技术,2015,38(3):51-54.
JI Bo, SUN Wu, YAO Yuan-fu. Research on CKF-based carrier tracking algorithm under high dynamic circumstance [J]. Modern Electronics Technique, 2015,38(3):51-54.
- [6] 方君,戴昭武,聂子健.主动声呐浮标基于 CKF 的潜艇目标跟踪算法[J].仪表技术,2018,15(3):19-35.
FANG Jun, DAI Shao-wu, NIE Zi-jian. Active sonobuoy submarine target tracking algorithm based on CKF[J]. Instrument Technology, 2018,15(3):19-35.
- [7] 张琳琳,杨日杰,杨春英.水下机动目标跟踪技术研究[J].声学技术,2011,30(1):68-73.
ZHANG Lin-Lin, YANG Ri-Jie, YANG Chun-Ying. Research on underwater maneuver target tracking technology[J]. Technical Acoustics, 2011, 30(1):68-73.
- [8] 徐小良,汤显峰,葛泉波,等.基于量化新息的容积粒子滤波融合目标跟踪算法[J].自动化学报,2014,40(9):1867-1874.
XU Xiao-Liang, TANG Xian-Feng, GE Quan-Bo. Target tracking algorithm based on cubature particle filtering fusion with quantized innovation[J]. Acta Automatic Sinica, 2014, 40(9):1867-1874.
- [9] 王艳艳,刘开周,封锡盛.基于强跟踪平方根容积卡尔曼滤波的纯方位目标运动分析方法[J].计算机测量与控制,2016,24(11):136-140.
Wang Yan-Yan, Liu Kai-Zhou, Feng Xi-Sheng. Bearings only target motion analysis based on strong tracking square-root cubature Kalman filter[J]. Computer Measurement & Control, 2016,24(11):136-140.
- [10] 王小旭,潘泉,黄鹤.非线性系统确定采样型滤波算法综述[J].控制与决策,2012,27(6):801-812.
Wang Xiao-Xu, Pan Quan, Huang He. A survey of deterministic sampling filtering algorithms for nonlinear systems [J]. Control and Decision,2012,27(6):801-812.
- [11] X Rong Li, Vesselin P Jilkov. A survey of maneuvering target tracking dynamic models[C]// Proceedings of SPIE Conference on Signal and Data Processing of Small Targets, Orlando, FL, USA, April 2000:1-24.

- [12] 邓兵,孙正波,贺青.估计偏差修正扩展卡尔曼滤波新算法[J].西安电子科技大学学报:自然科学版,2018,45(3):130-135.
DENG Bing, SUN Zheng-Bo, HE Qing. Novel extended Kalman filter with linear-correction [J]. Journal of Xidian University,2018,45(3):130-135.
- [13] 许迅雷.无迹卡尔曼滤波(UKF)的应用比较分析[J].西安文理学院学报:自然科学版,2011,14(2):57-60.
XU XUN-Lei. A comparative analysis of unscented Kalman filter (UKF)[J]. Journal of Xi'an University of Arts&Science (Nat Sci Ed) 2011,14(2):57-60.
- [14] Ienkaran Arasaratnam, Simon Haykin. Cubature Kalman filters[J]. Transactions on Automatic Control, 2009,6(54):1254-1269.
- [15] 姜伟南,周海银,段晓君.比例 UT 变换的一种比例因子自适应选取方法[J].中国空间科学技术.2008,6(3):1-28.
Jiang Wei-Nan, Zhou Hai-Yin, Duan Xiaojun. Self-adaptive selecting method for scaling factor of scaled unscented transformation[J]. Chinese Space and Techonology, 2008,6(3):1-28.

Comparison of Underwater Target Tracking Algorithms Based on CT Non-Linear Model

ZHANG Xiao-Juan, LI Guo-fu, ZHANG Shuang, LIU Jie

National Ocean Technology Center, Tianjin 300112, China

Abstract: Aiming at the improvement of non-linear tracking accuracy of underwater target tracking, the target maneuver model is assumed to be a constant speed motion model, under the Bayesian framework, because the extended Kalman filter tracking method carries out Taylor expansion of the model at the estimated point, ignoring the second-order and higher-order terms, leading to model errors. The root mean square of filtering errors of extended kalman, unscented Kalman and cubature Kalman under the interference of Gauss noise are compared, and the running time of the three methods are also given in this paper. The simulation results show that the tracking accuracy of the cubature Kalman filter is higher than that of the unscented Kalman filter, which is higher than that of the extended Kalman filter in the nonlinear system of 5 state dimensions. A simulation example is provided for adaptive modeling and filtering of non-linear measurement systems, such as sonar for offshore targets. This paper also provides a basis for the next step of filter algorithm improvement.

Key words: extended Kalman Filter; unscented Kalman filter; cubatrue Kalman filter; underwater target tracking