

# 基于反馈判决的鲁棒自适应机动目标跟踪算法

汪家宝<sup>1</sup>, 陈树新<sup>1</sup>, 吴昊<sup>1</sup>, 何仁珂<sup>2</sup>, 郝思冲<sup>1</sup>

(1. 空军工程大学信息与导航学院, 西安, 710077; 2. 93184 部队, 北京, 100076)

**摘要** 针对平方根容积卡尔曼滤波(SRCKF)在机动目标跟踪中面临测量异常和模型失准时估计精度下降的问题,提出了一种基于反馈判决的鲁棒自适应算法。利用 Huber 函数对观测残差序列处理获得权重向量以修正测量协方差,增强算法的抗差能力以克服测量异常问题;同时,引入多重渐消因子调整预测误差协方差,从而改变滤波增益,增强算法的自适应性以解决模型失准问题。最后,根据马氏距离构建异常误差判别因子,采用反馈判决实现2种处理方式的合理切换。仿真实验表明:与现有算法相比,该算法能够有效处理测量异常和模型失准带来的误差,具备良好的抗差能力和自适应性。

**关键词** 目标跟踪;容积卡尔曼滤波;鲁棒自适应算法;反馈判决

**DOI** 10.3969/j.issn.1009-3516.2021.01.012

**中图分类号** TP391;TN953.5 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2021)01-0070-07

## A Robust Adaptive Maneuvering Target Tracking Algorithm Based on Feedback Decision

WANG Jiabao<sup>1</sup>, CHEN Shuxin<sup>1</sup>, WU Hao<sup>1</sup>, HE Renke<sup>2</sup>, HAO Sichong<sup>1</sup>

(1. Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China;

2. Unit 93184, Beijing 100076, China)

**Abstract** Aimed at the problem that estimation accuracy reduces when square root cubature Kalman filter (SRCKF) faces measurement abnormalities and model mismatch in maneuvering target tracking, a robust adaptive algorithm based on feedback decision is proposed. The algorithm is to utilize the Huber function for processing the observation residual sequence to obtain a weight vector to correct the measurement covariance, and enhance the algorithm's robustness to overcome measurement anomalies, and at the same time, multiple fading factors are introduced into the adjustable prediction error covariance, changing the filter gain, and enhancing the adaptability of the algorithm to solve the problem of model mismatch. Finally, according to the Mahalanobis distance, the abnormal error discrimination factor is constructed to realize the reasonable switching of the two processing methods by the feedback decision. As compared with the existing algorithms, the proposed algorithm can effectively deal with errors caused by measurement anomalies and model inaccuracy, and is good in the robustness and the adaptability.

**Key words** target tracking; cubature kalman filter; robust adaptability algorithm; feedback decision

收稿日期: 2020-10-30

基金项目: 国家自然科学基金(62073337;61673392)

作者简介: 汪家宝(1996—),男,湖北黄冈人,硕士生,研究方向:目标跟踪、非线性滤波。E-mail:gabrid\_wang\_study@163.com

**引用格式:** 汪家宝, 陈树新, 吴昊, 等. 基于反馈判决的鲁棒自适应机动目标跟踪算法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2021, 22(1): 70-76. WANG Jiabao, CHEN Shuxin, WU Hao, et al. Robust Adaptive Maneuvering Target Tracking Algorithm Based on Feedback Decision [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2021, 22(1): 70-76.

机动目标跟踪系统在导航制导、军事打击等领域有着广泛的应用,然而针对干扰源目标,采用主动式的探测跟踪易于暴露己方所在位置,被动的纯方位无源跟踪(bearings-only tracking, BOT)不主动发射信号,因而具有良好的隐蔽性<sup>[1-4]</sup>。

纯方位跟踪需解决的问题本质上是一种基于信息非完整获取条件下的非线性估计问题。为此,学者们相继提出扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)<sup>[5]</sup>、无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)<sup>[6-7]</sup>、容积卡尔曼滤波(cubature Kalman filter, CKF)<sup>[8-9]</sup>等非线性滤波算法。EKF 将非线性方程线性化进行一阶近似,但在系统非线性程度较高时会引起较大的截断误差。UKF 和 CKF 都是通过确定性采样策略来近似状态的后验概率密度,相比而言,CKF 和 UKF 均能达到三阶估计精度,但 CKF 所用的采样点比 UKF 少,且其数值稳定性优于 UKF<sup>[10]</sup>。文献[11]提出了平方根容积卡尔曼滤波算法(square root CKF, SRCKF),通过传递状态协方差的平方根,提高了滤波数值稳定性。上述算法只有构建的系统模型与实际情况较为匹配,且噪声统计特性服从高斯分布时,才会取得较好的滤波特性,而在实际情况中不能完全满足要求。

针对系统建模失准问题,周东华等人<sup>[12]</sup>将单渐消因子引入卡尔曼滤波算法,形成强跟踪滤波器(strong tracking filter, STF),充分利用了残差序列的有效信息,对模型建构失准、过程参数变动具有较强的自适应性。文献[13]利用多重渐消因子对估计均方误差各通道分别加权修正,相比单渐消因子更能提高渐消滤波的自适应调节能力。在实际系统中,传感器获得的观测信息由于存在外部干扰或者仪器本身故障可能会出现野值,从而导致滤波发散。Huber 函数通过引入权函数,降低了受野值干扰的观测值的权重,有效地抑制野值对滤波造成的影响<sup>[14]</sup>。文献[15]提出了基于广义 M 估计的鲁棒 CKF 算法 MR-CKF,引入马氏距离作为异常误差的判别量,利用三段等价权函数合理地处理大小异常误差,提高了 CKF 的鲁棒性。上述的研究仅针对一种异常情形,为同时处理非线性系统的模型失准和观测异常问题,需兼顾抗差能力和自适应性,但这两种需求往往存在矛盾,不能同时满足<sup>[16]</sup>。文献[17]提出了一种鲁棒多渐消因子 CKF(robust multiple fading factors CKF, RMCKF),利用 Huber 函数构造修正的测量噪声协方差,并以此为前提计算多渐消因子抑制滤波异常,RMCKF 可以减小动力学模型误差和测量模型误差的影响。

为了更好地解决系统出现的模型失准和观测异

常问题,本文提出了一种基于反馈判决的鲁棒自适应 SRCKF 算法(feedback decision based robust adaptive SRCKF, FRA-SRCKF),在每一次迭代过程中,以基于测量残差的马氏距离作为异常误差的判别因子,一旦有滤波异常存在,滤波器拆分为鲁棒滤波器和自适应滤波器,分别作用至下一时间步生成判别因子后进行二次判断,从而确定上一滤波周期所需的滤波器类型,达到反馈判决的效果。

## 1 机动目标跟踪系统模型和 SRCKF 算法

### 1.1 系统模型

假定干扰源目标做受扰动的匀加速直线运动,在二维笛卡尔坐标系下  $k$  时刻的状态向量定义为  $\mathbf{x}_k^t = [x_k^t, y_k^t, \dot{x}_k^t, \dot{y}_k^t, \ddot{x}_k^t, \ddot{y}_k^t]^T$ , 其中,  $[x_k^t, y_k^t]^T$  为  $k$  时刻目标位置向量;  $[\dot{x}_k^t, \dot{y}_k^t]^T$  和  $[\ddot{x}_k^t, \ddot{y}_k^t]^T$  分别为速度向量和加速度向量。相应地,纯方位观测站的状态向量可定义为  $\mathbf{x}_k^s = [x_k^s, y_k^s, \dot{x}_k^s, \dot{y}_k^s, \ddot{x}_k^s, \ddot{y}_k^s]^T$ , 做匀速运动的观测站满足  $[\ddot{x}_k^s, \ddot{y}_k^s]^T = 0$ , 由此  $k$  时刻目标相对运动状态为  $\mathbf{x}_k \triangleq \mathbf{x}_k^t - \mathbf{x}_k^s = [x_k, y_k, \dot{x}_k, \dot{y}_k, \ddot{x}_k, \ddot{y}_k]^T$ 。

所构建的目标相对运动系统方程可表示成:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}\mathbf{x}_{k-1} - \mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^{n_x}$ ,  $n_x$  为状态向量维数; 过程噪声  $\mathbf{w}_{k-1}$  是满足均值为零、协方差为  $\mathbf{Q}_{k-1}$  的高斯白噪声。转移矩阵  $\mathbf{F}$ 、确定性输入  $\mathbf{u}_{k-1}$  以及  $\mathbf{Q}_{k-1}$  的表达式分别为:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{2 \times 2} & \Delta t \times \mathbf{I}_{2 \times 2} & \Delta t^2 / 2 \times \mathbf{I}_{2 \times 2} \\ \mathbf{0}_{2 \times 2} & \mathbf{I}_{2 \times 2} & \Delta t \times \mathbf{I}_{2 \times 2} \\ \mathbf{0}_{2 \times 2} & \mathbf{0}_{2 \times 2} & \mathbf{I}_{2 \times 2} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\mathbf{u}_{k-1} = \mathbf{x}_k^s - \mathbf{F}\mathbf{x}_{k-1}^s \quad (3)$$

$$\mathbf{Q}_{k-1} = \mathbf{\Gamma}\mathbf{\Gamma}^T \cdot q \quad (4)$$

式中:  $q$  为过程噪声强度;  $\mathbf{\Gamma}$  是过程噪声转移矩阵, 可表示为:

$$\mathbf{\Gamma} = \begin{bmatrix} \Delta t^2 / 2 \times \mathbf{I}_{2 \times 2} \\ \Delta t \times \mathbf{I}_{2 \times 2} \\ \mathbf{I}_{2 \times 2} \end{bmatrix} \quad (5)$$

双观测站纯方位跟踪的量测方程为:

$$z_k^i = \arctan\left(\frac{x_k^i - x_k^s}{y_k^i - y_k^s}\right) + v_k^i, i = 1, 2 \quad (6)$$

式中:  $[x_k^s, y_k^s]$  为观测站  $s_i$  的位置;  $v_k^i$  是均值为零方差为  $\sigma_k^i$  的高斯白噪声, 且与过程噪声  $\mathbf{w}_{k-1}$  相互独立。假定  $\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_k^t - \mathbf{x}_k^s$ , 则在获知双观测站相对位置的前提下, 可构造 2 个关于  $\mathbf{x}_k$  的非线性量测方程。

### 1.2 平方根容积卡尔曼滤波

CKF 利用球面径向容积规则来近似高维积分,

通过采样  $2n_x$  容积点获得状态的后验概率密度。其容积点可表示为  $\boldsymbol{\eta}_j = \sqrt{n_x} [\mathbf{I}_{n_x} - \mathbf{I}_{n_x}]_j$ , 其中  $\mathbf{I}_{n_x}$  为单位矩阵;  $[\cdot]_j$  代表矩阵  $[\cdot]$  的第  $j$  列,  $j=1, 2, \dots, 2n_x$ 。CKF 滤波过程主要包含时间更新和量测更新两部分, 为了提高滤波的数值稳定性, 可采用 QR 分解来代替传统的 Cholesky 分解, 这样便形成了 SRCKF 算法, 其滤波过程如下。

### 1.2.1 初始化

初始化状态向量  $\mathbf{x}_{0|0}$ , 误差协方差  $\mathbf{P}_{0|0}$  并对其进行 Cholesky 分解, 获得误差协方差的平方根更新初值  $\mathbf{S}_{0|0}$ , 即:

$$\mathbf{S}_{0|0} = [\text{chol}(\mathbf{P}_{0|0})]^T \quad (7)$$

### 1.2.2 时间更新

1) 利用上一时刻  $\mathbf{S}_{k-1|k-1}$  计算容积点并进行容积点的传播:

$$\mathbf{X}_{k-1|k-1}^i = \mathbf{S}_{k-1|k-1} \boldsymbol{\eta}_i + \mathbf{x}_{k-1|k-1}, i=1, 2, \dots, m \quad (8)$$

$$\mathbf{X}_{k|k-1}^i = \mathbf{F} \mathbf{X}_{k-1|k-1}^i \quad (9)$$

式中:  $m=2n_x$ 。

2) 计算状态一步预测值及预测误差协方差的平方根:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{X}_{k|k-1}^i \quad (10)$$

$$[\sim, \mathbf{S}_{k|k-1}^T] = \text{qr}([\gamma_{k|k-1} \mathbf{S}_{Q_{k-1}}]^T, 0) \quad (11)$$

其中:

$$\mathbf{Q}_{k-1} = \mathbf{S}_{Q_{k-1}} \mathbf{S}_{Q_{k-1}}^T \quad (12)$$

$$\gamma_{k|k-1} = \frac{1}{\sqrt{m}} [\mathbf{X}_{k|k-1}^1 - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1},$$

$$\mathbf{X}_{k|k-1}^2 - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \dots, \mathbf{X}_{k|k-1}^m - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}] \quad (13)$$

### 1.2.3 量测更新

1) 基于  $\mathbf{S}_{k|k-1}$  再次计算容积点并进行容积点的传播:

$$\boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^i = \mathbf{S}_{k|k-1} \boldsymbol{\eta}_i + \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (14)$$

$$\mathbf{Z}_{k|k-1}^i = \mathbf{h}(\boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^i) \quad (15)$$

2) 估计预测量测及新息协方差阵的平方根:

$$\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{Z}_{k|k-1}^i \quad (16)$$

$$[\sim, \mathbf{S}_{z,k|k-1}^T] = \text{qr}([\mathbf{Z}_{k|k-1}^1 - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}, \dots, \mathbf{Z}_{k|k-1}^m - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}]^T, 0) \quad (17)$$

其中:

$$\mathbf{Z}_{k|k-1}^1 = \frac{1}{\sqrt{m}} [\mathbf{Z}_{k|k-1}^1 - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1},$$

$$\mathbf{Z}_{k|k-1}^2 - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}, \dots, \mathbf{Z}_{k|k-1}^m - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}] \quad (18)$$

$$\mathbf{R}_k = \mathbf{S}_{R_k} \mathbf{S}_{R_k}^T \quad (19)$$

3) 估计互协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_{xz,k|k-1} = \gamma_{k|k-1}' (\mathbf{Z}_{k|k-1}^1 - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1})^T \quad (20)$$

$$\gamma_{k|k-1}' = \frac{1}{\sqrt{m}} [\boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^1 - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1},$$

$$\boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^2 - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \dots, \boldsymbol{\chi}_{k|k-1}^m - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}] \quad (21)$$

4) 计算滤波增益:

$$\mathbf{W}_k = \mathbf{P}_{xz,k|k-1} \mathbf{P}_{zz,k|k-1}^{-1} \quad (22)$$

5) 更新状态估计值:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{W}_k (\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}) \quad (23)$$

6) 估计状态协方差的平方根:

$$[\sim, \mathbf{S}_{k|k}^T] = \text{qr}([\gamma_{k|k-1}' - \mathbf{W}_k \mathbf{Z}_{k|k-1}' \mathbf{W}_k \mathbf{S}_{R_k}]^T, 0) \quad (24)$$

## 2 基于反馈判决的鲁棒自适应 SRCKF 算法

### 2.1 鲁棒 SRCKF 和自适应滤波算法

首先讨论测量噪声存在异常的情况。观测值受异常分布噪声影响或出现野值时, 以上算法性能下降, 即鲁棒性不强。为此, 可引入 M 估计方法, 利用 Huber 代价函数, 针对大残差提供  $\ell_1$  范数来约束残差信息的权重。Huber 等价权函数可表示为<sup>[15]</sup>:

$$\varphi(v_{k,i}) = \begin{cases} 1, & |v_{k,i}| < \gamma \\ \gamma \text{sgn}(v_{k,i}) / v_{k,i}, & |v_{k,i}| \geq \gamma \end{cases} \quad (25)$$

式中:  $|v_{k,i}|$  表示  $k$  时刻  $\mathbf{v}_k$  的第  $i$  个元素的绝对值 ( $i=1, 2$ ), 并且  $\mathbf{v}_k = \mathbf{R}_k^{-1/2} \mathbf{e}_k$ ,  $\mathbf{e}_k$  为量测新息, 即  $\mathbf{e}_k = \mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}$ 。  $\gamma$  为调节因子, 其本质是异常误差判别临界值, 一般取值为 1.345<sup>[18]</sup>。然后利用权重矩阵  $\boldsymbol{\Psi}_k = \text{diag}[\varphi(v_{k,1}), \varphi(v_{k,2})]$  重构量测噪声协方差矩阵, 修正的量测噪声协方差矩阵可表示为:

$$\hat{\mathbf{R}}_k = \mathbf{R}_k^{1/2} \boldsymbol{\Psi}_k^{-1} \mathbf{R}_k^{T/2} \quad (26)$$

其平方根为  $\hat{\mathbf{S}}_{R_k} = \mathbf{R}_k^{1/2} \boldsymbol{\Psi}_k^{-1/2}$ 。在量测更新过程中, 使用  $\hat{\mathbf{S}}_{R_k}$  代替  $\mathbf{S}_{R_k}$  以构成鲁棒 SRCKF (robust SRCKF, RSRCKF) 算法。

下面讨论系统模型与实际模型不匹配的情况。SRCKF 算法需要较为精确的动态模型, 一旦动态模型建模失准, 滤波器容易发散。针对这一现象, 利用 STF 的正交性原理, 可以得到基于 SRCKF 的强跟踪滤波算法, 其通过设计渐消因子  $\lambda_k$  实时调整预测误差协方差  $\mathbf{P}_{k|k-1}$ , 使残差序列保持正交以快速跟踪系统的真实状态。强跟踪滤波算法应使得以下条件成立:

$$E[(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)^T] = \min \quad (27)$$

$$E[\mathbf{e}_k^T \mathbf{e}_{k+j}] = 0, k=1, 2, \dots; j=1, 2, \dots \quad (28)$$

将单渐消因子替换为多重渐消因子, 以对预测误差协方差的多个通道分别进行调节, 这样调整后预测误差协方差平方根的计算式(11)可改写为:

$$[\sim, \mathbf{S}_{k|k-1}^T] = \text{qr}([\sqrt{\boldsymbol{\Lambda}_k} \gamma_{k|k-1} \mathbf{S}_{Q_{k-1}}]^T, 0) \quad (29)$$

多重渐消因子矩阵  $\mathbf{A}_k$  的计算应满足:

$$\mathbf{H}_k \mathbf{A}_k \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k-1|k-1} \mathbf{F}_k^T \mathbf{H}_k^T = \mathbf{V}_k - \mathbf{H}_k \mathbf{Q}_{k-1} \mathbf{H}_k^T - \beta \mathbf{R}_k \quad (30)$$

式中:  $\beta$  为弱化因子,其目的是为了防止造成过调节,一般取  $\beta \geq 1$ 。  $\mathbf{V}_k$  为残差序列协方差的估计值,其计算方法为:

$$\mathbf{V}_k = \begin{cases} \mathbf{e}_1 \mathbf{e}_1^T, & k=1 \\ \frac{\rho \mathbf{V}_{k-1} + \mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T}{1+\rho}, & k>1 \end{cases} \quad (31)$$

式中:  $\rho$  为  $\mathbf{e}_k$  的遗忘因子,  $0 < \rho \leq 1$ , 一般取  $\rho = 0.95$ 。

另可以通过奇异值分解来获取量测矩阵  $\mathbf{H}_k = \mathbf{P}_{xz,k|k-1} (\mathbf{S}_{k|k-1} \mathbf{S}_{k|k-1}^T)^{-1}$  的广义逆  $\mathbf{H}_k^+$ 。为了便于计算,定义:

$$\mathbf{N}_k = \mathbf{H}_k^+ (\mathbf{V}_k - \mathbf{H}_k \mathbf{Q}_{k-1} \mathbf{H}_k^T - \beta \mathbf{R}_k) (\mathbf{H}_k^+)^T \quad (32)$$

$$\mathbf{J}_k = \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k-1|k-1} \mathbf{F}_k^T \quad (33)$$

假设  $\mathbf{A}_k = \text{diag}[\lambda_{k,1}, \lambda_{k,2}, \dots, \lambda_{k,n_x}]$ , 同时考虑到  $\mathbf{H}_k$  仅仅与目标跟踪位置信息相关,多重渐消因子计算方式如下:

$$\lambda_{k,i} = \begin{cases} \max\left(1, \frac{\text{tr}(\mathbf{N}_k)}{\text{tr}(\mathbf{J}_k)}\right), & i=1,2 \\ 1, & i=3,4,\dots,n_x \end{cases} \quad (34)$$

式中:  $\text{tr}(\cdot)$  表示矩阵  $(\cdot)$  的求迹运算。

以上基于 SRCKF 的强跟踪滤波算法称为自适应 SRCKF 算法 (adaptive SRCKF, ASRCKF)。

## 2.2 滤波异常判别与反馈判决

上述无论是鲁棒方法还是自适应方法,都是基于残差进行处理,只能有效解决量测异常和模型失准中的一种问题。为了区分正常数据和异常数据,本文构建基于量测残差的 Mahalanobis 距离作为滤波异常的判别因子

$$\tau_k = (\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1})^T \mathbf{P}_{zz,k|k-1}^{-1} (\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}) = \boldsymbol{\varepsilon}_k^T \boldsymbol{\varepsilon}_k \quad (35)$$

式中:  $\mathbf{P}_{zz,k|k-1} = \mathbf{S}_{zz,k|k-1} \mathbf{S}_{zz,k|k-1}^T$ ,  $\boldsymbol{\varepsilon}_k$  为标准化新息,  $\boldsymbol{\varepsilon}_k = (\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}) / \mathbf{S}_{zz,k|k-1}$ 。

$\tau_k$  反映了真实测量值与预估测量值之间的偏离程度,若  $\boldsymbol{\varepsilon}_k$  服从标准正态分布,则有:

$$\tau_k \sim \chi^2(n_z) \quad (36)$$

式中:  $n_z$  为量测向量的维数,  $n_z = 2$ 。

选择显著水平  $\alpha = 0.05$ , 定义  $\chi^2(2)$  的上分位点为  $\delta_\alpha$ , 于是有:

$$p(\tau_k > \delta_\alpha) = \alpha \quad (37)$$

表示在正常滤波情况下,  $\tau_k$  大于  $\delta_\alpha$  的概率只有 5%。此时,  $\delta_\alpha$  就可以作为阈值对每次计算的判别因子进行滤波是否正常的检验。

研究表明,单独使用马氏距离作为判别因子不足以反映滤波异常的来源,模型失准和量测异常都可能使  $\tau_k$  超出阈值,后续仿真实验会对此进一步验证。

由于 2 种误差的解决方案具有矛盾性(前者强化观测信息,后者弱化观测信息),因此不能同时使用。本文的解决思路是当滤波出现异常时,滤波器分解为鲁棒滤波器和自适应滤波器,分别作用至下一时刻生成判别因子,然后比较两个判别因子的大小,从而确定上一滤波周期所需的滤波器类型,此方法能够选择合适的算法对滤波异常进行处理。FRA-SRCKF 的流程见图 1,其中  $N$  为总采样次数。

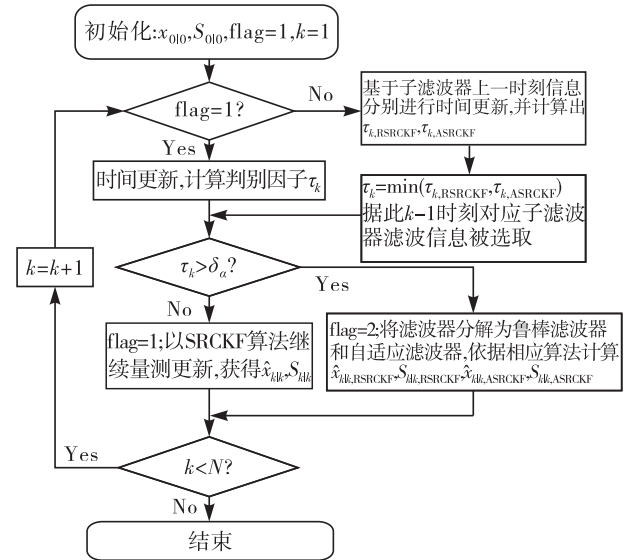


图 1 FRA-SRCKF 流程图

如图 1 所示,若在  $k$  时刻,  $\tau_k$  不大于阈值,则继续按照 SRCKF 进行滤波处理;否则,SRCKF 分解为 RSRCKF 和 ASRCKF 两种子滤波器。然后各自按照对应的滤波步骤并行更新(分别继续  $k$  时刻的量测更新以及  $k+1$  时刻的时间更新),进而能够在  $k+1$  时刻,获得子滤波器的滤波异常判别因子  $\tau_{k+1,RSRCKF}$  和  $\tau_{k+1,ASRCKF}$ 。若  $\tau_{k+1,RSRCKF} \leq \tau_{k+1,ASRCKF}$ ,则在  $k$  时刻选取 RSRCKF 滤波获得的状态估计值与误差协方差矩阵,并令  $\tau_{k+1} = \tau_{k+1,RSRCKF}$ ,进行  $k+1$  时刻的异常判别,否则,在  $k$  时刻选取 ASRCKF 的滤波结果,相应地令  $\tau_{k+1} = \tau_{k+1,ASRCKF}$ 。该做法的依据是  $k$  时刻选择合适的滤波算法可以使  $k+1$  时刻的预测量测更接近真实的量测值,因此获得的异常判别因子更小。以上算法称为基于反馈判决的鲁棒自适应 SRCKF 算法 (feedback decision based robust adaptive SRCKF, FRA-SRCKF)。

## 3 仿真与分析

系统模型构建及相关参数定义见式(1)~(6)。在二维笛卡尔坐标系中,选取目标的初始位置为 (2 000 m, 4 000 m), 初始速度为 (6 m/s, -10 m/s), 初始加速度为 (0.2 m/s<sup>2</sup>, -0.3 m/s<sup>2</sup>), 目标初始状

态估计  $\mathbf{x}_{0|0}$  为  $[2\ 400, 1\ 500, 10, 15, 1, 1]^T$ 。初始状态协方差矩阵  $\mathbf{P}_{0|0}$  为  $\text{diag}([100, 100, 1, 1, 0.01, 0.01])$ 。假定系统的过程噪声强度为  $q = 10^{-2} \text{ m/s}^2$ , 离散采样间隔  $\Delta t = 1 \text{ s}$ , 测量时间为  $100 \text{ s}$ , 即  $N=100$ 。在仿真实验中, 双观测站的初始位置设为  $s_1 = [0, 0], s_2 = [2\ 000 \text{ m}, 0]$ 。方位角的测量噪声标准差均为  $1^\circ$ 。定义位置均方根误差  $\text{RMSE}_{\text{pos}}$  为:

$$\text{RMSE}_{\text{pos}}(k) = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [(x_k^i - \hat{x}_{k|k}^i)^2 + (y_k^i - \hat{y}_{k|k}^i)^2]} \quad (38)$$

式中:  $k=1, 2, \dots, N$ , 蒙特卡洛次数  $M=100$ 。( $\hat{x}_{k|k}^i$ ,  $\hat{y}_{k|k}^i$ ) 为  $k$  时刻第  $i$  次仿真的目标位置估计量, 类似可得速度均方根误差  $\text{RMSE}_{\text{vel}}$ 。

本文选取文献[7]中的 UKF、文献[15]中的 MR-CKF、前文所述的 SRCKF 和 RSRCKF、文献[17]中的 RMCKF 以及本文提出的 FRA-SRCKF 算法进行对比实验, 所有滤波方法的初始条件均相同。FRA-SRCKF 算法判别因子阈值  $\delta_a = 5.991$ , 弱化因子  $\beta = 2$ 。MR-CKF 算法权函数的阈值选择  $\chi_{a1} = 5.991, \chi_{a2} = 10\ 000$ 。

### 3.1 场景 1: 测量存在异常误差

目标和无人机观测站的运动轨迹设定为: 目标做匀加速直线运动, 无人机观测站航向保持为  $45^\circ$ , 速度为  $100 \text{ m/s}$ 。异常误差参数设置如表 1 所示。

表 1 异常误差参数设置

| 时间点/s   | 40         | 50         | 60         | 70         |
|---------|------------|------------|------------|------------|
| 测量噪声协方差 | $10\sigma$ | $10\sigma$ | $10\sigma$ | $40\sigma$ |

图 2 为量测异常时目标运动真实轨迹、双观测站轨迹以及各算法的滤波估计轨迹图。如图 3 所示, 量测异常存在时  $\tau_k$  超出阈值, FRA-SRCKF 比 SRCKF 具有更好的调节能力。

图 4 和图 5 分别给出了量测异常时各算法的  $\text{RMSE}_{\text{pos}}$  和  $\text{RMSE}_{\text{vel}}$ 。从这两幅图可以发现, UKF、SRCKF、RMCKF 在异常量测点处受到较大的影响, 出现大幅度波动, 虽然具有一定的抑制扰动的能力, 但 UKF、SRCKF 的调节能力有限, 其恢复到正常状态的时间较长, 并且误差随异常值增大而明显增大, 在  $70 \text{ s}$  呈发散趋势, 而 RMCKF 能够快速抑制量测异常, 由于其对量测噪声协方差的修正, 故对异常值的大小不敏感。值得注意的一点是, 尽管 MR-CKF、RSRCKF 和 FRA-SRCKF 跟踪效果在面對量测异常时得到良好的改善, 其均方误差表现并非相同, 这是由于 MR-CKF、RSRCKF 缺乏对状态预测协方差的自适应调整, 因而未能快速收敛到稳定值, 表现为存在量测异常时误差仍较大。而

FRA-SRCKF 在滤波跟踪初期通过反馈判决选择自适应滤波器, 能够强化观测量的作用, 具有强跟踪能力, 在离散量测误差产生时选取鲁棒滤波器, 能够有效地抑制异常量测对跟踪的影响。

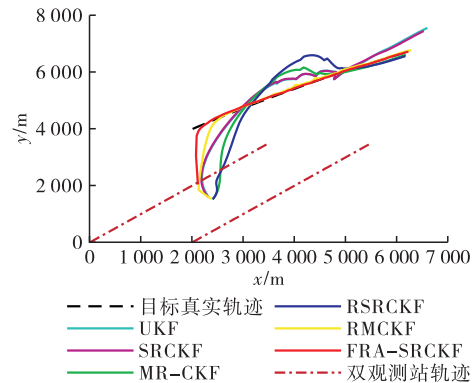


图 2 目标、观测站及各算法滤波轨迹

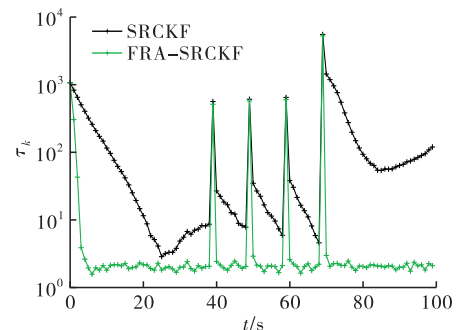


图 3 量测异常时滤波判别因子  $\tau_k$

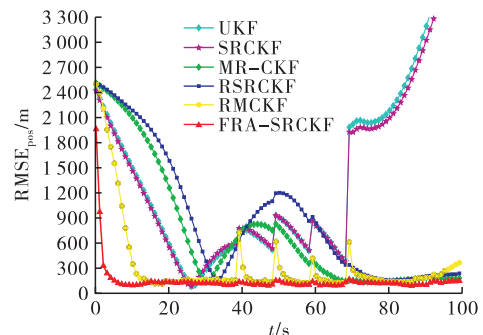


图 4 各算法的  $\text{RMSE}_{\text{pos}}$  比较(场景 1)

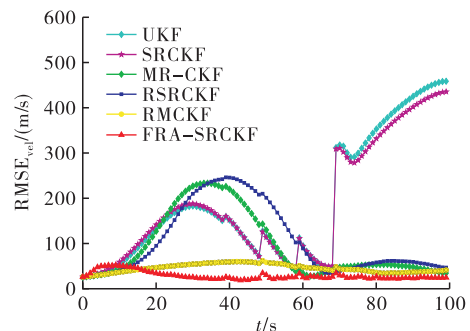


图 5 各算法的  $\text{RMSE}_{\text{vel}}$  比较(场景 1)

### 3.2 场景 2: 测量异常和系统模型失准同时存在

目标和无人机观测站的运动轨迹设定为: 目标在  $0 \sim 30 \text{ s}$  做匀加速直线运动; 在  $30 \sim 80 \text{ s}$  进行转弯运动, 转弯速率  $\Omega = \pi/10 \text{ rad/s}$ , 运动方程详细参

数可参照文献[19],此时间段滤波模型仍采用匀加速直线运动模型,同时在第 50 s、60 s、70 s 出现量测噪声异常值  $10\sigma$ ;在 80~100 s 恢复匀加速直线运动。无人机观测站运动方式同场景 1。为了避免算法受到初始状态估计带来的误差的影响,设置目标跟踪的初始状态值与初始真实状态接近。

图 6 为目标运动轨迹、各算法的滤波估计轨迹图(此处忽略双观测站的运动轨迹)。从图中可以看出,FRA-SRCKF 和 RMCKF 在双重滤波误差存在的前提下相较于其他算法具有较好的滤波特性。

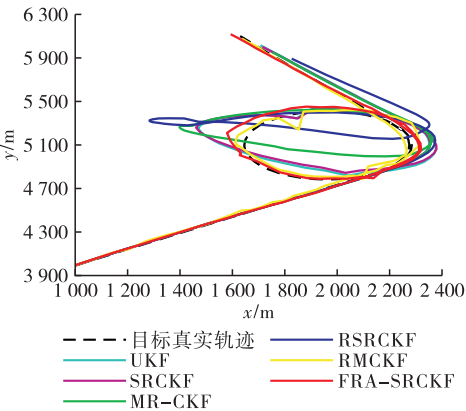


图 6 目标运动轨迹及各算法滤波轨迹

图 7 记录了场景 2 中 SRCKF 以及 FRA-SRCKF 的滤波异常判别因子  $\tau_k$ 。可以看出无论是量测异常还是模型失准,基本滤波框架 SRCKF 中的  $\tau_k$  均会超出阈值  $\delta_\alpha$ ,这表明滤波误差产生后,单独依赖马氏距离作为后续处理方式的根据不具有合理性;FRA-SRCKF 由于存在反馈判决可以使  $\tau_k$  很快调节到阈值范围以内,能够在抑制 2 种滤波误差的过程中均发挥作用。

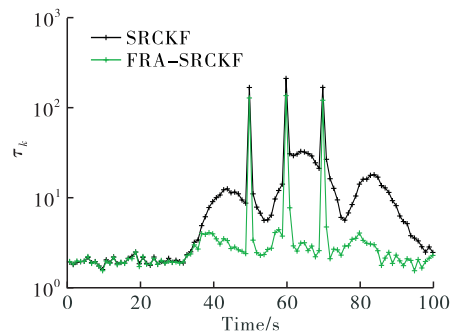


图 7 测量异常和模型失准存在时  $\tau_k$

图 8 和图 9 分别展示了在量测异常和模型失准同时发生情况下各算法的  $RMSE_{pos}$  和  $RMSE_{vel}$ 。从图中可以看出 FRA-SRCKF 表现出较好的鲁棒以及自适应特性,能够有效抑制量测异常值引起的离散大误差以及模型失准带来的连续误差。尽管 RMCKF 整体上也具有较好的性能,但在异常量测处会产生大波动,并且由于量测噪声协方差被错误

地修正导致其在跟踪起始阶段就存在较大误差,而这些缺点使得该算法在实际运用中可能无法有效定位跟踪。在目标进行转弯运动以及恢复直线运动过程中,UKF、SRCKF、MR-CKF、RSRCKF 受模型失准和量测异常的双重影响,估计精度均明显降低,其中 UKF、SRCKF 的滤波性能相似,而具有鲁棒特性的 MR-CKF、RSRCKF 比前者性能要差,这是因为其估计过程并不总是选择  $l_2$  范数进行代价函数的最小化,正常测量的权重可能会以不恰当的方式被削弱。

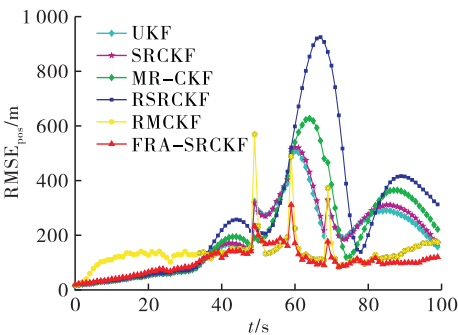


图 8 各算法的  $RMSE_{pos}$  比较(场景 2)

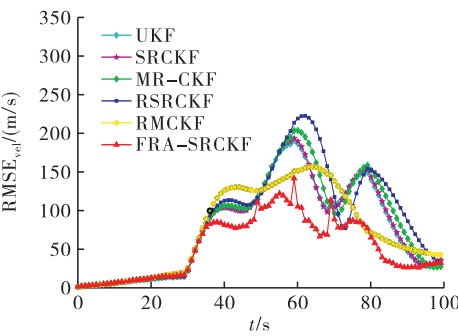


图 9 各算法的  $RMSE_{vel}$  比较(场景 2)

表 2 显示了 2 个场景中各算法的相对运行时间,以 UKF 在 MATLAB 中 CPU 计算时间为基准单位。

| 表 2 各算法的相对运行时间 |       |       |
|----------------|-------|-------|
| 滤波算法           | 场景 1  | 场景 2  |
| UKF            | 1.000 | 1.000 |
| SRCKF          | 0.936 | 0.951 |
| MR-CKF         | 1.371 | 1.426 |
| RSRCKF         | 1.382 | 1.372 |
| RMCKF          | 2.361 | 2.302 |
| FRA-SRCKF      | 1.540 | 1.541 |

从计算复杂度来看,每周期 UKF 采样点个数比 SRCKF 多 1,故而近似状态后验概率密度的运算量大;而基于 CKF 的鲁棒算法 MR-CKF 和 RSRCKF 仅在重构噪声协方差的方式上有所不同,因此用时大致相同;FRA-SRCKF 在滤波误差产生时分解为 2 个滤波器并行更新,运算量有所增加。



与 FRA-SRCKF 仅在滤波异常的前提下进行调节不同, RMCKF 无论滤波正常与否均会进行鲁棒处理, 又涉及到多重渐消因子的计算, 因而时间代价最大。可以发现, FRA-SRCKF 在运算量适中的情况下可实现更好的跟踪效果。

## 4 结语

针对机动目标非线性跟踪系统中, 量测异常或系统建模失准的出现使得估计精度降低的问题, 本文提出了一种基于反馈判决的鲁棒自适应 SRCKF 算法。该算法利用卡方检验判断滤波正常与否, 在滤波异常时分解为鲁棒滤波器和自适应滤波器, 通过下一滤波周期判别因子的大小确定当前滤波器的最优选择, 属于反馈式的后验判决, 最终实现以恰当的算法进行滤波处理。仿真实验表明, 所提算法在目标跟踪系统中可以有效对抗观测异常和建模失准等问题, 增强了滤波的鲁棒性和自适应性能, 具有一定的工程应用价值。

## 参考文献

- [1] SUN T, XIN M. Bearings-Only Tracking Using Augmented Ensemble Kalman Filter[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2019, 28(3): 1009-1016.
- [2] HE R K, CHEN S X, WU H, et al. Robust Maneuver Strategy of Observer for Bearings-Only Tracking[J]. Asian Journal of Control, 2019, 21(4): 1719-1731.
- [3] ZHANG H, DUFOUR F, ANSELMINI J, et al. Piecewise Optimal Trajectories of Observer for Bearings-Only Tracking by Quantization[C] // 20th International Conference on Information Fusion. 2017: 1-7.
- [4] 鹿传国, 冯新喜, 张迪. 基于改进容积卡尔曼滤波的纯方位目标跟踪[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(1): 34-39.
- [5] QUINE B M. A Derivative-Free Implementation of the Extended Kalman Filter[J]. Automatica, 2006, 42(11): 1927-1934.
- [6] JULIER S J, UHLMANN J K. Unscented Filtering and Nonlinear Estimation[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3): 401-422.
- [7] 石勇, 韩崇昭. 自适应 UKF 算法在目标跟踪中的应用[J]. 自动化学报, 2011, 37(6): 755-759.
- [8] ARASARATNAM I, HAYKIN S. Cubature Kalman Filters[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(6): 1254-1269.
- [9] TSENG C H, LIN S F, JWO D J. Robust Huber-Based Cubature Kalman Filter for GPS Navigation Processing[J]. Journal of Navigation, 2016, 70(3): 1-20.
- [10] 张龙, 崔乃刚, 杨峰, 等. 高阶容积卡尔曼滤波及其在目标跟踪中的应用[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2016, 37(4): 573-578.
- [11] 穆静, 蔡远利. 平方根容积卡尔曼滤波算法及其应用[J]. 兵工自动化, 2011(6): 11-13.
- [12] 周东华, 席裕庚, 张钟俊. 非线性系统带次优渐消因子的扩展卡尔曼滤波[J]. 控制与决策, 1990, 5(5): 1-6.
- [13] 高伟, 李敬春, 奔粤阳, 等. 基于多重渐消因子的自适应卡尔曼滤波器[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(7): 1405-1409.
- [14] CHANG G, LIU M. M-Estimator-Based Robust Kalman Filter for Systems with Process Modeling Errors and Rank Deficient Measurement Models[J]. Nonlinear Dynamics, 2015, 80(3): 1431-1449.
- [15] 吴昊, 陈树新, 杨宾峰, 等. 基于广义 M 估计的鲁棒容积卡尔曼滤波目标跟踪算法[J]. 物理学报, 2015, 64(21): 456-463.
- [16] 郭士萃, 王春雨, 常丽敏, 等. 鲁棒渐消 CKF 及其在 SINS 初始对准中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(4): 95-101.
- [17] QIU Z, QIAN H, WANG G. Adaptive Robust Cubature Kalman Filtering for Satellite Attitude Estimation[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2018, 31(4): 806-819.
- [18] 张文杰, 王世元, 冯亚丽, 等. 基于 Huber 的高阶容积卡尔曼跟踪算法[J]. 物理学报, 2016, 65(8): 358-366.
- [19] ZHANG C, ZHI R, LI T, et al. Adaptive M-Estimation for Robust Cubature Kalman Filtering[C] // 2016 Sensor Signal Processing for Defence, Edinburgh, 2016: 1-5.

(编辑: 徐敏)