

## 基于模糊自适应 CKF 的目标跟踪算法

蔡宗平, 牛创, 张雪影, 戴定成  
(火箭军工程大学自动化系, 西安 710025)

**摘要:** 针对机动目标跟踪过程中量测噪声统计特性不确定的问题, 提出了一种模糊自适应容积卡尔曼滤波 (FACKF) 算法。通过在线判断实际残差与理论残差的一致程度, 利用模糊推理系统实时调整容积卡尔曼滤波的量测噪声协方差阵权值, 从而修正量测噪声协方差阵, 使其逐步接近真实噪声值, 进而提高目标跟踪算法的自适应能力。使用角测量跟踪模型及主动雷达跟踪模型对算法效果进行仿真验证, 实验结果表明, 在观测噪声异常的情况下, FACKF 算法比传统容积卡尔曼滤波和无迹卡尔曼滤波有更高的滤波精度与稳定性。

**关键词:** 机动目标跟踪; 容积卡尔曼滤波; 模糊推理系统; 自适应滤波

**中图分类号:** TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2016)10-0008-05

## Target Tracking Algorithm Based on Fuzzy Adaptive Cubature Kalman Filter

CAI Zong-ping, NIU Chuang, ZHANG Xue-ying, DAI Ding-cheng  
(Department of Automation, Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

**Abstract:** To deal with the uncertain statistics of measurement noise in maneuvering target tracking, a Fuzzy Adaptive Cubature Kalman Filter (FACKF) is proposed based on fuzzy inference system. By on-line judging the degree of compatibility between actual residual and theoretical residual, the measurement noise covariance of cubature Kalman filtering is adjusted in real time by using the fuzzy inference system to make it closer to the real measurement covariance gradually. Accordingly, the adaptability of the tracking algorithm is improved. Simulations using bearing-only tracking and active radar tracking model demonstrate that, compared with regular cubature Kalman filter and unscented Kalman filter, the proposed algorithm provides better filtering accuracy and stability when the observation noise is abnormal.

**Key words:** maneuvering target tracking; cubature Kalman filtering; fuzzy inference system; adaptive filtering

### 0 引言

基于卡尔曼滤波体系的各种改进算法已被广泛应用于机动目标跟踪等领域。

容积卡尔曼滤波 (Cubature Kalman Filter, CKF) 是新近提出的一种非线性滤波算法<sup>[1]</sup>, 该方法通过三阶球面-径向容积准则, 实现数值积分对加权高斯积分的逼近。CKF 具有  $2n$  个等权值的容积点, 已经证明, CKF 逼近非线性变换后的概率分布精度优于 UKF, 其推导过程更为严密, 数值稳定性更高, 更适用于高维非线性系统下的滤波估计问题<sup>[2]</sup>。

与标准 KF, EKF 和 UKF 等滤波算法一样, CKF 滤波估计的精度依赖于准确的噪声统计特性等理想条件。在噪声统计特性不确定或偏离高斯白噪声分布、系统模型不准确及测量环境发生剧烈变化等情况下, CKF 的滤波效果将会受到严重影响, 算法精度会下降甚至发散<sup>[3]</sup>。文献[4]将 Sage-Husa 滤波算法与平方根 CKF 相结合, 能够在一定程度上克服未知噪声的干扰, 但对于高阶系统不能保证完全可靠, 有可能因失去半正定性和正定性而导致滤波发散, 算法的收敛性和稳定性易受影响。

与传统的自适应算法相比, 模糊逻辑因简化了控制系统方法与知识应用, 能够充分利用专家经验和被控系统的相关信息, 因而得到广泛应用。本文提出了一种模糊自适应容积卡尔曼滤波 (Fuzzy Adaptive Cubature Kalman Filter, FACKF) 算法。该方法通过判断实际残差

收稿日期: 2015-08-17 修回日期: 2015-10-20

基金项目: 国家自然科学基金(61203007)

作者简介: 蔡宗平(1964—), 男, 陕西岐山人, 教授, 硕导, 研究方向为导航制导与控制。

与理论残差的一致性,在滤波过程中引入模糊推理系统,对量测噪声协方差阵权值进行实时调整,进而在线修正容积卡尔曼滤波的量测噪声协方差阵,提高算法在量测噪声统计特性不确定时的滤波精度和稳定性。

## 1 容积卡尔曼滤波

首先介绍 CKF 算法。考虑非线性系统

$$\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{v}_{k-1} \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k) + \mathbf{w}_k \quad (2)$$

式中:  $\mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^n$  为系统状态变量;  $f(\cdot)$  和  $h(\cdot)$  为非线性函数;  $\mathbf{z}_k$  是观测值; 过程噪声  $\mathbf{v}_{k-1}$  和量测噪声  $\mathbf{w}_k$  服从高斯分布且相互独立, 其方差分别为  $\mathbf{Q}_{k-1}$  和  $\mathbf{R}_k$ 。

首先求解容积点及其权值

$$\begin{cases} \xi_i = \sqrt{\frac{m}{2}} [1]_i \\ \omega_i = \frac{1}{m} \end{cases} \quad i = 1, \dots, m = 2n \quad (3)$$

式中,  $[1] = [\mathbf{I}_{n \times n}, -\mathbf{I}_{n \times n}]$  为容积点集,  $\mathbf{I}$  表示  $n$  维单位阵,  $[1]_i$  是第  $i$  列向量。CKF 算法步骤如下所述。

1) 时间更新。

$$\mathbf{S}_{k-1} = \text{chol}(\mathbf{P}_{k-1}) \quad (4)$$

式中,  $\text{chol}(\cdot)$  表示对矩阵进行乔列斯基分解运算, 下同。

$$\mathbf{X}_{i,k-1} = \mathbf{S}_{k-1} \xi_i + \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \quad (5)$$

$$\mathbf{X}_{i,k}^* = f(\mathbf{X}_{i,k-1}) \quad (6)$$

$$\bar{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^{2n} \omega_i \mathbf{X}_{i,k}^* \quad (7)$$

$$\mathbf{P}_{klk-1} = \sum_{i=1}^{2n} \omega_i \mathbf{X}_{i,k}^* \mathbf{X}_{i,k}^{*T} - \bar{\mathbf{x}}_k \bar{\mathbf{x}}_k^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (8)$$

2) 量测更新。

$$\mathbf{S}_k = \text{chol}(\mathbf{P}_{klk-1}) \quad (9)$$

$$\mathbf{X}_{i,k} = \mathbf{S}_k \xi_i + \bar{\mathbf{x}}_k \quad (10)$$

$$\mathbf{Z}_{i,k} = h(\mathbf{X}_{i,k}) \quad (11)$$

$$\bar{\mathbf{z}}_k = \sum_{i=1}^{2n} \omega_i \mathbf{Z}_{i,k} \quad (12)$$

$$\mathbf{P}_{zz,k} = \sum_{i=1}^{2n} \omega_i \mathbf{Z}_{i,k} \mathbf{Z}_{i,k}^T - \bar{\mathbf{z}}_k \bar{\mathbf{z}}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (13)$$

$$\mathbf{P}_{xz,k} = \sum_{i=1}^{2n} \omega_i \mathbf{X}_{i,k} \mathbf{Z}_{i,k}^T - \bar{\mathbf{x}}_k \bar{\mathbf{z}}_k^T \quad (14)$$

$$\mathbf{W}_k = \mathbf{P}_{xz,k} \mathbf{P}_{zz,k}^{-1} \quad (15)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \bar{\mathbf{x}}_k + \mathbf{W}_k (\mathbf{z}_k - \bar{\mathbf{z}}_k) \quad (16)$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{klk-1} - \mathbf{W}_k \mathbf{P}_{zz,k} \mathbf{W}_k^T \quad (17)$$

## 2 模糊自适应容积卡尔曼滤波

在使用 CKF 进行滤波时, 要已知系统噪声和量测噪声的方差阵  $\mathbf{Q}_{k-1}$ ,  $\mathbf{R}_k$ , 然而在实际应用中, 量测噪声方差阵  $\mathbf{R}_k$  易受外界环境的影响, 一般无法准确获得,

甚至是完全未知。在这种情况下, CKF 算法的性能可能会降低, 甚至出现发散。因此, 对于 CKF 具备自适应调节  $\mathbf{R}_k$  的能力非常重要<sup>[5]</sup>。

在 CKF 中, 系统残差可以表示为

$$\boldsymbol{\eta}_k = \mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} \quad (18)$$

则系统残差方差阵实际值可表示为

$$\bar{\mathbf{C}}_k = \frac{1}{M} \sum_{i=k-M+1}^k \boldsymbol{\eta}_i \boldsymbol{\eta}_i^T \quad (19)$$

式中,  $M$  为根据经验选取的平滑窗口。

根据式(13), 系统理论残差方差阵为  $\mathbf{P}_{zz}$ , 定义两者迹的比值为

$$\alpha_k = \text{tr} \bar{\mathbf{C}}_k / \text{tr} \mathbf{P}_{zz} \quad (20)$$

若系统噪声统计特性准确, 那么输出残差应属于零均值白噪声序列, 实际残差方差阵与理论残差方差阵的迹之比  $\alpha_k$  应该在 1 附近, 当系统测量噪声的实际值与先验值不一致时,  $\alpha_k$  将偏离 1, 为了使滤波稳定, 可通过调节  $\mathbf{R}_k$  对理论残差方差阵进行修正<sup>[6]</sup>, 即

$$\mathbf{R}_k = \varepsilon_k^b \mathbf{R}_{k-1} \quad (21)$$

式中:  $\varepsilon_k$  为调节因子;  $b$  为一个非负常数, 代表对调节因子  $\varepsilon_k$  的放大程度<sup>[7]</sup>。当  $b$  大于 1 时, 意味着增强  $\varepsilon_k$  对  $\mathbf{R}_k$  的调节, 这时, 若量测噪声发生突变,  $\mathbf{R}_k$  能够在较短的时间里接近真实的量测噪声方差阵, 当  $b$  取值过大时, 尽管可以缩短自适应调整时间, 但会在一定程度上影响滤波精度。当  $b$  小于 1 时, 意味着减弱  $\varepsilon_k$  对  $\mathbf{R}_k$  的调节, 这样可以提高  $\mathbf{R}_k$  逼近真实量测噪声值的精度, 但会造成调整时间过长的问题。当  $b$  取值为 0 时,  $\varepsilon_k$  对  $\mathbf{R}_k$  的调整作用消失, 此时模糊自适应滤波方法恢复到传统容积卡尔曼滤波。

$\varepsilon_k$  可以根据模糊推理系统 (Fuzzy Inference System, FIS) 计算得到, 模糊推理系统的输入为残差方差实际值与理论值迹的比值  $\alpha_k$ 。

由式(13)、式(20)和式(21)可以看出, 当  $\mathbf{R}_k$  增加时,  $\mathbf{P}_{zz}$  随之增大, 从而  $\alpha_k$  减小, 反之, 当  $\mathbf{R}_k$  减小时,  $\alpha_k$  随之增大, 因此可以通过调整  $\mathbf{R}_k$  来调节  $\alpha_k$ , 令其取值接近 1。如果系统模型准确, 则  $\alpha_k$  接近 1。若量测噪声突然变大, 会导致  $\boldsymbol{\eta}_k$  变大, 同时输入  $\alpha_k$  变大, 此时, 可以通过增大  $\mathbf{R}_k$  来使  $\alpha_k$  逼近 1; 若量测噪声突然变小, 会导致  $\boldsymbol{\eta}_k$  变小, 同时输入  $\alpha_k$  变小, 此时, 可以通过减小  $\mathbf{R}_k$  使  $\alpha_k$  逼近 1。通过调节  $\varepsilon_k^b$  完成对  $\mathbf{R}_k$  的调整, 当  $\varepsilon_k^b$  大于 1 时, 意味着增大  $\mathbf{R}_k$ , 当  $\varepsilon_k^b$  小于 1 时, 意味着减小  $\mathbf{R}_k$ , 若  $\varepsilon_k^b$  的取值为 1, 意味着对  $\mathbf{R}_k$  不做调整。

对模糊子集的定义如下。

$S$  代表取值小于 1,  $M$  代表取值在 1 附近,  $L$  代表取值大于 1, 调节因子  $\varepsilon_k$  的模糊规则如下: IF  $\alpha_k \in M$ , Then  $\varepsilon_k \in M$ ; IF  $\alpha_k \in L$ , Then  $\varepsilon_k \in L$ ; IF  $\alpha_k \in S$ , Then  $\varepsilon_k \in S$ 。

$\alpha_k$  与  $\varepsilon_k$  的隶属度函数分别如图 1、图 2 所示。

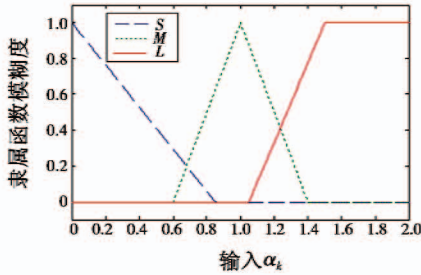


图 1 输入  $\alpha_k$  的隶属度函数

Fig. 1 Membership function of input

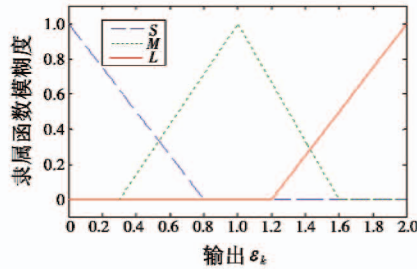


图 2 输出  $\varepsilon_k$  的隶属度函数

Fig. 2 Membership function of output

解模糊化方法选用重心法,其基本思想为加权平均,以对应元素的隶属度作为加权系数,输出为隶属度函数曲线所包围区域面积的重心。将模糊推理系统每一步运算得到的  $\varepsilon_k$  代入式(21),对  $R_k$  进行自适应调节。

综合以上分析,将 FACKF 算法的基本步骤归纳如下:

- 1) 对  $x_0, P_{010}$  及量测噪声方差阵  $R_0$  进行初始化,设定平滑窗口  $M$  的值和调节因子  $\varepsilon_k$  的指数  $b$ ;
- 2) 通过式(3)~式(17)进行第一个平滑窗口内的  $M$  步 CKF 计算( $k=0, \dots, M-1$ );
- 3) 通过式(18)~式(21)计算实际残差方差阵  $\bar{C}_k$ 、理论残差方差阵  $P_{x,k}$  和  $\alpha_k$ ;
- 4) 以  $\alpha_k$  为 FIS 的输入值,通过模糊推理系统计算量测噪声方差阵  $R_k$  的调节因子  $\varepsilon_k$ ,并利用  $\varepsilon_k$  对  $R_k$  进行调节;
- 5) 令  $k=k+1$ ,用调节后的  $R_k$  替换原有的  $R$  完成当前时刻 CKF 滤波;
- 6) 重复执行步骤 3)~步骤 6)。

### 3 仿真及结果分析

为了验证模糊自适应 CKF 算法的效果,采用角测量跟踪(Bearing-Only Tracking, BOT)模型及主动雷达跟踪模型进行仿真。

#### 3.1 仿真场景一(BOT 模型)

该模型常用于雷达目标跟踪中,是一种常见的非

线性滤波算法检验模型,假设目标做匀速直线运动,其系统模型为

$$\mathbf{x}_k = \Phi \mathbf{x}_{k-1} + \Gamma \mathbf{v}_{k-1} \quad (22)$$

$$\mathbf{z}_k = \arctan(y/x) + \mathbf{w}_k \quad (23)$$

式中: $\Phi$  为状态转移矩阵; $\Gamma$  为状态噪声驱动阵; $T$  为采样间隔;采样时间为  $N$ ;  $\mathbf{x}_k = (x, v_x, y, v_y)^T$ , 为状态变

$$\text{量。其中: } \Phi = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \Gamma = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \end{bmatrix}。$$

系统噪声和量测噪声的初始值为零均值的高斯白噪声,其方差为  $R = 0.02^2$ ,  $Q = \text{diag}(0.001^2, 0.001^2)$ ,  $T = 1 \text{ s}$ ,  $N = 100 \text{ s}$ 。假设初始状态为  $\mathbf{x}_0 = (-0.5, 0.002, 0.6, -0.045)^T$ , 初始协方差阵  $P_{010} = \text{diag}(0.1^2, 0.01^2, 0.1^2, 0.01^2)$ , 设定调节因子  $\varepsilon_k$  的指数  $b$  取 1.2, 所取残差实际协方差值的平滑窗口宽度  $M$  为 10。

仿真过程中,在  $[0 \text{ s}, 30 \text{ s}]$  之间保持模型准确,在  $[30 \text{ s}, 40 \text{ s}]$  之间将量测噪声方差突变到初始值的 10 倍,在  $[40 \text{ s}, 60 \text{ s}]$  之间令噪声方差变回初始值,在  $[60 \text{ s}, 70 \text{ s}]$  之间将量测噪声方差突变到初始值的 10 倍,在  $[70 \text{ s}, 100 \text{ s}]$  之间将噪声变回初始值。

分别用 UKF, CKF 和 FACKF 进行仿真对比,并使用均方根误差<sup>[8]</sup>(RMSE)评价算法性能,做 100 次蒙特卡罗仿真实验,其跟踪效果如图 3 所示。

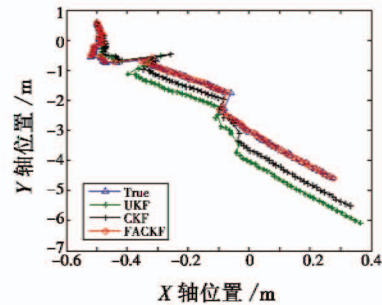


图 3 BOT 模型跟踪轨迹

Fig. 3 Tracking trajectory

3 种算法的 RMSE 如图 4、图 5 所示。

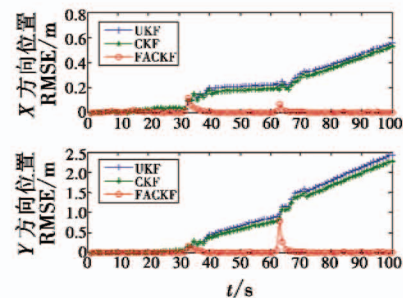


图 4 BOT 模型跟踪位置 RMSE

Fig. 4 RMSE of position



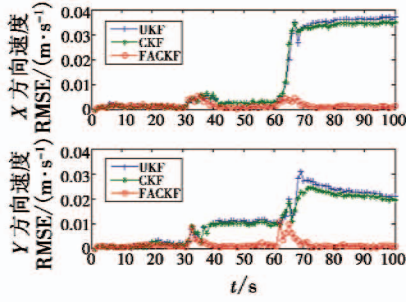


图 5 BOT 模型跟踪速度 RMSE  
Fig. 5 RMSE of velocity

3.2 仿真场景二(主动雷达跟踪模型)

假设目标做匀速转弯运动,其系统模型为

$$\begin{cases} X_k = \Phi X_{k-1} + \Gamma V_{k-1} \\ z_k = h(X_k) + W_k \end{cases} \quad (24)$$

$$h(X_k) = \begin{bmatrix} r_k \\ \theta_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{x^2 + y^2} \\ \arctan(\frac{y}{x}) \end{bmatrix} \quad (25)$$

式中:

$$\Gamma = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \end{bmatrix}; \Phi = \begin{bmatrix} 1 & \sin \Omega T & 0 & 1 - \cos \Omega T \\ & \Omega & 0 & \Omega \\ 0 & \cos \Omega T & 0 & -\sin \Omega T \\ 0 & 1 - \cos \Omega T & 1 & \sin \Omega T \\ & \Omega & 0 & \Omega \\ 0 & \sin \Omega T & 0 & \cos \Omega T \end{bmatrix}$$

转弯角速率  $\Omega = \frac{\pi}{60}$  rad/s。

系统噪声方差  $Q_{k-1} = \text{diag}(q_1 M, q_1 M, q_2 T), q_1 = 0.1 \text{ m}^2/\text{s}^3, q_2 = 1.75 \times 10^{-4} \text{ s}^{-3}$ ,量测噪声方差  $R_k = \text{diag}(\sigma_r^2, \sigma_\theta^2), \sigma_r = 10 \text{ m}, \sigma_\theta = \sqrt{10} \text{ mrad}, Q_{k-1}$ 中矩阵  $M$  为

$$M = \begin{bmatrix} T^3/3 & T^2/2 \\ T^2/2 & T \end{bmatrix} \circ \quad (26)$$

初始状态为  $x_0 = (1000 \text{ m}, 100 \text{ m/s}, 100 \text{ m}, 10 \text{ m/s}, \pi/60 \text{ rad/s})^T$ ,初始协方差阵  $P_{0|0} = \text{diag}(100, 10, 100, 10, 0.1)$ ,调节因子  $\varepsilon_k$  的指数  $b$  取 1.2,所取残差实际协方差值的平滑窗口宽度  $M$  为 10。

仿真过程中,在  $[0 \text{ s}, 30 \text{ s}]$  之间保持模型准确,在  $[30 \text{ s}, 40 \text{ s}]$  之间将量测噪声方差突变到初始值的 10 倍,在  $[40 \text{ s}, 60 \text{ s}]$  之间令噪声方差变回初始值,在  $[60 \text{ s}, 70 \text{ s}]$  之间将量测噪声方差突变为初始值的 10 倍,在  $[70 \text{ s}, 100 \text{ s}]$  之间将噪声变回初始值。

分别用 UKF,CKF 和 FACKF 进行仿真对比,并使用均方根误差评价算法性能,做 100 次蒙特卡罗仿真实验,其跟踪效果如图 6 所示。3 种算法的 RMSE 如图 7、图 8 所示。各算法 RMSE 计算结果如表 1、表 2 所示。

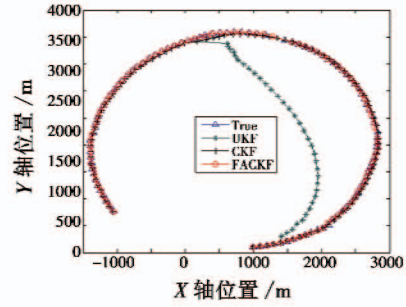


图 6 主动雷达模型跟踪轨迹  
Fig. 6 Tracking trajectory

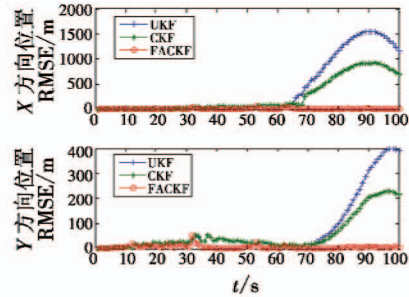


图 7 主动雷达跟踪位置 RMSE  
Fig. 7 RMSE of position

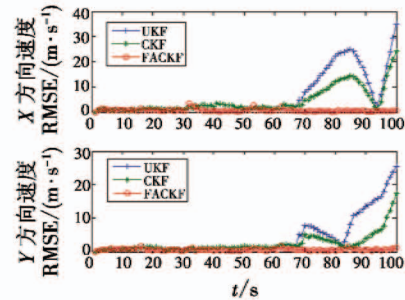


图 8 主动雷达跟踪速度 RMSE  
Fig. 8 RMSE of velocity

表 1 BOT 模型跟踪 RMSE 比较(取自然对数)  
Table 1 Performance comparison of algorithms in Simulation 1

统计特性	UKF		CKF		FACKF	
	位置/ m	速度/ (m·s <sup>-1</sup> )	位置/ m	速度/ (m·s <sup>-1</sup> )	位置/ m	速度/ (m·s <sup>-1</sup> )
X 方向	均值	-1.66 -5.27	-1.68 -5.29	-4.34 -6.38		
	方差	-3.54 -10.90	-3.67 -10.94	-8.31 -13.32		
Y 方向	均值	-0.45 -4.27	-0.51 -4.31	-3.69 -6.37		
	方差	-0.37 -8.56	-0.51 -8.67	-4.91 -11.50		

表 2 主动雷达跟踪 RMSE 比较(取自然对数)  
Table 2 Performance comparison of algorithms in Simulation 2

统计特性	UKF		CKF		FACKF	
	位置/ m	速度/ (m·s <sup>-1</sup> )	位置/ m	速度/ (m·s <sup>-1</sup> )	位置/ m	速度/ (m·s <sup>-1</sup> )
X 方向	均值	6.01 1.85	5.52 1.40	2.13 -0.55		
	方差	12.69 4.14	11.63 3.04	4.53 -1.97		
Y 方向	均值	4.35 1.38	3.99 0.85	1.79 -0.52		
	方差	9.52 3.22	8.45 1.80	3.79 -2.14		

从图 3 ~ 图 8 可以看出,在跟踪的前 30 s 内,因为模型相对准确,3 种滤波误差没有明显区别,在 30 ~ 40 s 和 60 ~ 70 s 两个时段内,由于量测噪声发生两次突变,模型初始的量测噪声协方差阵无法精确描述噪声统计特性,这时传统 CKF 与 UKF 滤波误差显著增大,但常规 CKF 仍优于常规 UKF。对于 FACKF 算法,由于能够自适应地调整  $R_k$ ,使其逼近真实噪声水平,保证了模型的准确性,因此在噪声异常的情况下,滤波误差变化平缓,且误差值明显小于传统 CKF,UKF。

由表 1、表 2 可见,在量测噪声发生异常的情况下,FACKF 的滤波精度及稳定性要明显优于常规 CKF 及 UKF 算法。

#### 4 结论

本文针对目标跟踪过程中出现的量测噪声统计特性不确定问题,基于模糊推理系统提出了一种模糊自适应 CKF 算法,通过实时判断实际残差与理论残差的一致程度,引入模糊推理系统在线修正量测噪声协方差矩阵,有效降低了噪声统计特性不准确对滤波效果的影响。仿真实验结果表明,在系统量测噪声发生异常的情况下,FACKF 算法较传统 CKF 及 UKF 算法有更强的自适应能力,滤波精度与稳定性均有明显提高。

#### 参 考 文 献

- [1] ARASARATNAM I, HAYKIN S. Cubature Kalman filters [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(6):1254-1269.
- [2] 孙枫,唐李军. Cubature 卡尔曼滤波与 Unscented 卡尔曼滤波估计精度比较[J]. 控制与决策, 2013, 28(2): 303-308. (SUN F, TANG L J. Estimation precision comparison of Cubature Kalman filter and Unscented Kalman filter[J]. Control and Decision, 2013, 28(2):303-308.)
- [3] 敖志刚,唐长春,付成群,等. 多传感器自适应容积卡尔曼滤波融合算法[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(5):1313-1331. (AO Z G, TANG C C, FU C Q, et al. Multi-sensor adaptive cubature Kalman filter data fusion algorithm[J]. Application Research of Computers, 2014, 31(5):1313-1331.)
- [4] 李宁,祝瑞辉,张勇刚. 基于 Sage-Husa 算法的自适应平方根 CKF 目标跟踪方法[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(10):1899-1905. (LI N, ZHU R H, ZHANG Y G. Adaptive square CKF method for target tracking based on Sage-Husa algorithm [J]. Systems Engineering and Electronics, 2014, 36(10):1899-1905.)
- [5] 李建文,郝顺义,黄国荣. 基于通用 FLAC 的模糊自适应 UKF 算法及其应用[J]. 传感技术学报, 2009, 22(12):1732-1736. (LI J W, HAO S Y, HUANG G R. A fuzzy adaptive UKF algorithm based on the FLAC and its application [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2009, 22(12):1732-1736.)
- [6] JWO D J, FAN Y C. Performance enhancement for ultra tight GPS/INS integration using a fuzzy adaptive strong tracking unscented Kalman filter [J]. Nonlinear Dynamics, 2013, 73(1/2):377-395.
- [7] 徐田来,游文虎,崔平远. 基于模糊自适应卡尔曼滤波的 INS/GPS 组合导航系统算法研究[J]. 宇航学报, 2005, 26(5):571-575. (XU T L, YOU W H, CUI P Y. Research on GPS/INS integrated navigation system based on fuzzy adaptive Kalman filtering [J]. Journal of Astronautics, 2005, 26(5):571-575.)
- [8] 戴定成,蔡宗平,牛创. 基于简化平方根容积卡尔曼滤波的跟踪算法[J]. 电光与控制, 2015, 22(3):11-14. (DAI D C, CAI Z P, NIU C. Target tracking algorithm based on reduced square-root cubature Kalman filter [J]. Electronics Optics & Control, 2015, 22(3):11-14.)

## 下 期 要 目

基于并行 GAPSO 算法的多无人机协同任务规划  
 状态反馈周期事件触发控制系统设计  
 歼击机边界保护的动态矩阵控制方法  
 基于 FPA 优化的 GP 算法的飞行员认知状态识别  
 一种基于广义似然比的最小方差活动轮廓模型  
 基于无人水下航行器的潜艇隐蔽协同跟踪

无人直升机前飞段抗侧风的控制技术研究  
 杂波和干扰背景下机载预警雷达的作用距离  
 基于人体特征识别和卡尔曼滤波的行人跟踪算法  
 双频相关约束的动对北斗单频模糊度直接解法  
 基于动态贝叶斯网络的导弹发射症候识别方法  
 基于虚拟人机系统的衰减记忆去伪控制器设计