

# 复合 $K$ 噪声下机动目标跟踪自适应 UPF 算法

刘望生<sup>1,2</sup>, 李亚安<sup>1</sup>, 王明环<sup>3</sup>

(1. 浙江理工大学机械与自动控制学院, 浙江杭州 310012; 2. 西北工业大学航海学院, 陕西西安 710072;  
3. 浙江工业大学特种装备制造与先进加工技术教育部重点实验室, 浙江杭州 310012)

**摘要:** 针对复合  $K$  噪声下机动目标跟踪系统具有强非线性非高斯的特点, 提出了一种自适应无迹粒子滤波 (Adaptive Unscented Particle Filter, AUPF) 算法. 该算法建立在常加速模型及其改进滤波算法基础上, 并将无迹卡尔曼滤波 (Unscented Kalman Filter, UKF) 与强跟踪滤波 (Strong Tracking Filter, STF) 算法相结合作为提议分布, 提高了系统跟踪一般机动和阶跃机动的能力. 在给出复合  $K$  噪声模型的基础上, 利用 AUPF 算法对几种典型机动目标进行了计算机仿真, 并同无迹粒子滤波 (Unscented Particle Filter, UPF) 算法进行了比较. 仿真结果表明, 复合  $K$  噪声下 AUPF 算法能更有效地对各种机动目标进行跟踪, 具有较高的跟踪精度.

**关键词:** 机动目标; 常加速模型; AUPF 算法; 强跟踪滤波; 复合  $K$  噪声

**中图分类号:** TN953

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0372-2112 (2012) 06-1240-06

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.06.029

## An Adaptive UPF Algorithm for Tracking Maneuvering Target in Compound $K$ Noise Environment

LIU Wang-sheng<sup>1,3</sup>, LI Ya-an<sup>1</sup>, WANG Ming-huan<sup>3</sup>

(1. School of Mechanical Engineering and Automation, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China;

2. College of Marine, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710072, China;

3. Key Laboratory of Special Purpose Equipment and Advanced Processing Technology, Ministry of Education, Zhejiang University of Technology, Hangzhou, Zhejiang 310012, China)

**Abstract:** Aimed at the strong nonlinear and non-Gaussian characteristics of maneuvering target tracking system under compound  $K$  noise, an adaptive unscented particle filter (AUPF) algorithm is proposed. Based on constant acceleration (CA) model and its modified filtering algorithm, the algorithm adopts a new proposal distribution which combines unscented Kalman filter (UKF) and strong tracking filter (STF) and enhances the system performance for tracking general mobile and step mobile. The AUPF algorithm is applied to track several kinds of typical maneuvering targets based on the model of compound  $K$  noise. And the comparison with the unscented particle filter (UPF) algorithm is given. The simulation results show that AUPF algorithm has good track performance for tracking various maneuvering targets and has high tracking precision.

**Key words:** maneuvering target; constant acceleration model; AUPF algorithm; strong tracking filter; compound  $K$  noise

## 1 引言

机动目标跟踪是个典型的非线性滤波问题, 其难点源于目标运动的不定性. 机动目标跟踪的关键在于如何从观测中最优地提取有关目标运动状态的有用信息. 随着高分辨率雷达的发展, 其量测噪声表现为复杂的非高斯噪声干扰<sup>[1]</sup>, 当目标机动或状态突变时, 传统滤波方法不能对目标状态进行很好的估计. 围绕非线性非高斯条件下如何提高机动目标跟踪系统的精度和稳定性能, 国内外学者进行了广泛研究<sup>[2~9]</sup>. 粒子滤波建立在贝叶斯滤波理论上, 通过跟踪目标状态的条件概率分布

来实现状态估计, 并以贝叶斯定理实现条件概率转移, 适用于非线性、非高斯随机系统<sup>[10~12]</sup>. 标准粒子滤波算法对目标机动和状态突变跟踪性能较差, 改进的粒子滤波算法可在一定程度解决目标的机动问题, 但难以跟踪强机动和突变状态<sup>[13~15]</sup>.

## 2 相关工作

文献[13]提出了交互式多模型的自适应无迹粒子滤波 (Unscented Particle Filter, UPF) 算法, 将自适应粒子滤波算法应用于交互式多模型估计方法中, 并在线调节重采样粒子的数量, 有效地解决了地面机动目标跟踪问

题,它包括一个常速模型和一个坐标转向模型.文献[14]提出了一种交互式多模型粒子滤波(即 IMM-PF)算法,它包括一个常速模型和一个加速模型,该算法跟踪机动范围有限,并且多模型不具备一步预测的性能.文献[15]在文献[14]的基础上,提出了一种基于当前统计(Current Statistical, CS)模型的粒子滤波(即 CSM-PF)算法,取得了与 IMM-PF 算法相似的性能,但避免了模型交互,降低了运算量和存储量.随着机动模型及滤波算法的发展,出现了常加速(Constant Acceleration, CA)模型自适应算法<sup>[16,17]</sup>以及强跟踪滤波(Strong Tracking Filter, STF)算法<sup>[18~21]</sup>.通过对 CA 模型滤波算法加以改进,可以取得与 CS 模型跟踪性能相当的效果,并且 CA 模型计算及参数调整比 CS 模型简单.不同于文献[13]和[15],本文首先对跟踪系统中粒子状态应用 CA 模型改进算法进行预测,并引入 STF 算法,粒子的退化采用剩余重采样更新完成<sup>[9]</sup>,最后进行粒子滤波.

本文将粒子滤波建立在 CA 模型及其改进滤波算法基础上,提出了自适应 UPF(即 AUPF)算法. AUPF 算法通过融合无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)和 STF 算法产生提议分布.文中给出了 AUPF 算法在复合  $K$  噪声下跟踪几种典型机动目标的仿真实验,并同 UPF 算法进行了比较.结果表明, AUPF 算法是有效的,其可靠性和跟踪精度优于 UPF 算法.

### 3 AUPF 算法

#### 3.1 粒子滤波

动态离散系统  $k$  时刻状态方程和测量方程可表示为<sup>[9]</sup>:

$$\mathbf{x}_k = f_k(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{x}_{k-1}) \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_k = h_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{n}_k) \quad (2)$$

式中,  $\mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^L$  为系统状态向量,  $\mathbf{y}_k \in \mathbb{R}^M$  表示量测向量,  $L, M$  为状态向量和量测向量维数,  $\mathbf{v}_{k-1}, \mathbf{n}_k$  为独立同分布零均值系统噪声和观测噪声,  $f_k$  为状态转移函数,  $h_k$  为观测函数.给定量测向量  $\mathbf{y}_k$ , 则  $\mathbf{x}_k$  在最小方差意义下的最优估计由下式条件均值给出<sup>[9,10]</sup>:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = E[\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k}] = \int \mathbf{x}_k p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k}) d\mathbf{x}_k \quad (3)$$

根据贝叶斯理论,后验概率密度(PDF)构成序贯估计问题完全解.通过递推计算 PDF,可获取系统状态均值、方差、峰值等估计.

粒子滤波利用状态空间一组带权值随机样本粒子来逼近后验概率,根据蒙特卡罗理论,当粒子数目足够多时,这组具有权值的粒子就能完全描述后验概率分布,此时粒子滤波就是最优贝叶斯估计.粒子滤波主要由预测、权值评估、重抽样过程构成,其关键是依靠重要采样,要求提议分布尽可能接近真实分布.标准粒子

滤波采用先验分布,没有考虑最新观测值影响,其滤波性能较低.为了更好地逼近后验概率密度分布,设计合理提议分布很关键.

目前存在的提议分布难以跟踪机动和突变状态.将粒子滤波建立在 CA 模型基础上,并引入强跟踪 UKF 产生提议分布,使每个粒子的每个 Sigma 点用强跟踪 UKF 算法来更新,可形成 AUPF 算法.

#### 3.2 CA 模型及改进算法

目标机动可看作是随机状态噪声的激励,并由此可建立系统的机动模型及自适应跟踪算法.设 CA 模型一维离散状态方程为<sup>[16,17]</sup>:

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{F}_{ca} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{G}_{ca} \mathbf{W}_{ca, k-1} \quad (4)$$

式中,  $\mathbf{W}_{ca, k-1}$  为高斯白噪声,  $\mathbf{F}_{ca}, \mathbf{G}_{ca}$  表达式为:

$$\mathbf{F}_{ca} = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{G}_{ca} = \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

当系统的状态噪声与 CS 模型的状态噪声计算相同时, CA 模型的计算精度不低于 CS 模型<sup>[16]</sup>.这里采用 CS 模型中状态噪声计算方法:

$$\mathbf{Q}_{ca} = 2\alpha\sigma_a^2 \mathbf{q}_{cs} \quad (6)$$

其中,  $T$  为采样周期,  $\alpha$  为机动频率,  $\sigma_a^2$  是机动加速度方差,  $\mathbf{q}_{cs}$  与  $\alpha$  和  $T$  有关,其表达式可参考文献[16,17].加速度变化率方差和加速度估计值之间的偏差关系可表示为<sup>[17]</sup>:

$$\sigma_a^2 = a_1 \cdot |\hat{\mathbf{x}}_{k1k} - \hat{\mathbf{x}}_{k1k-1}| / T \quad (7)$$

式中  $a_1$  为比例系数,  $\hat{\mathbf{x}}_{k1k}$  为当前速度估计值,  $\hat{\mathbf{x}}_{k1k-1}$  为当前速度一步预测值.

#### 3.3 强跟踪 UKF 提议分布

根据新息理论,当模型预测值和传感器量测值之间残差增大时,应相应增加滤波增益以提高估计精度.强跟踪 UKF 提议分布通过在线选择调节因子来改变滤波增益,使状态参数预报值协方差更合理,能更好逼近粒子后验概率密度分布.本文采用预测残差作为调节因子判别统计量,即<sup>[18,19]</sup>:

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = h(\hat{\mathbf{x}}_k) - \mathbf{y}_k \quad (8)$$

$$\mu_k = \left| \text{tr}(\mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{y}}_k^-}) / (\tilde{\mathbf{y}}_k^T \tilde{\mathbf{y}}_k) \right|^{1/2} \quad (9)$$

调节因子为:

$$\mu_k = \begin{cases} 1, & \mu_k \geq 1 \\ \mu_k, & \mu_k < 1 \end{cases} \quad (10)$$

设  $k$  时刻强跟踪 UKF 滤波解为:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k(\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_k^-) \quad (11)$$

其中,  $\hat{\mathbf{x}}_k^-, \hat{\mathbf{y}}_k^-$  分别表示 Sigma 点集的均值,  $\mathbf{K}_k$  为增益矩阵.  $\hat{\mathbf{x}}_k$  对应的协方差矩阵为:

$$\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}_k} = \mu_k \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}_k^-} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{\tilde{\mathbf{y}}_k^-} \mathbf{K}_k^T \quad (12)$$

$$\mathbf{K}_k = \mu_k \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}_k \hat{\mathbf{y}}_k}^{-1} \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{y}}_k}^{-1} \quad (13)$$

式中相应协方差矩阵分别为:

$$\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{y}}_k} = \mu_k (\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{y}}_k}^- - \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{y}}_k}) + \mathbf{P}_{\mathbf{y}_k} \quad (14)$$

$$\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}_k}^- = \sum_{i=0}^{2n_a} w_i^c [\boldsymbol{\chi}_{k|k-1, i}^x - \hat{\mathbf{x}}_k^-] [\boldsymbol{\chi}_{k|k-1, i}^x - \hat{\mathbf{x}}_k^-]^T + \mathbf{Q}_{ca} \quad (15)$$

$$\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{y}}_k}^- = \sum_{i=0}^{2n_a} w_i^c [\mathbf{y}_{k|k-1, i} - \hat{\mathbf{y}}_k^-] [\mathbf{y}_{k|k-1, i} - \hat{\mathbf{y}}_k^-]^T \quad (16)$$

$$\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}_k \hat{\mathbf{y}}_k}^- = \sum_{i=0}^{2n_a} w_i^c [\boldsymbol{\chi}_{k|k-1, i}^x - \hat{\mathbf{x}}_k^-] [\mathbf{y}_{k|k-1, i} - \hat{\mathbf{y}}_k^-]^T \quad (17)$$

其中,  $\mathbf{Q}_{ca}$  根据式(6)计算,  $n_a$  为扩维向量维数,  $w_i^m$  为均值权值,  $w_i^c$  为方差权值,  $w_i^m = w_i^c = 1/(2(n_a + \lambda))$ ,  $i = 1, \dots, 2n_a$ ,  $w_0^m = \lambda/(n_a + \lambda)$ ,  $w_0^c = w_0^m + (1 - \alpha^2 + \beta^2)$ ,  $\hat{\mathbf{x}}_k^-$  为所有粒子点一步预测值的加权和. 每个粒子 Sigma 点集为<sup>[11]</sup>:

$$\boldsymbol{\chi}_{k|k-1, i} = \hat{\mathbf{x}}_k^- \quad (18)$$

$$\boldsymbol{\chi}_{k|k-1, i} = \hat{\mathbf{x}}_k^- + (\sqrt{(n_a + \lambda) \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}_k}^-})_i \quad (19)$$

$$\boldsymbol{\chi}_{k|k-1, i} = \hat{\mathbf{x}}_k^- - (\sqrt{(n_a + \lambda) \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}_k}^-})_i \quad (20)$$

式中,  $\lambda = \alpha^2(n_a + \kappa) - n_a$  为合成比例参数, 其中  $\kappa$  是缩放比例参数, 控制 Sigma 点到均值的距离,  $\kappa$  的具体数值没有严格规定, 一般默认为  $\kappa = 0$ ,  $\alpha$  为一个正的缩放比例参数, 控制粒子分布距离, 应取较小数值, 以避免在强非线性情况下采样的非局部效应, 一般选为  $\alpha = 1$ . 式(18)~(20)中  $i$  的取值分别为:  $0, (1, \dots, n_a), (n_a + 1, \dots, 2n_a)$ .

强跟踪滤波算法本身是收敛的, 采用时变次优渐消因子使残差近似正交改善了跟踪突变机动时的性能. 对非突变机动, 渐消因子  $\mu_k$  取 1, 保持了对弱机动的跟踪精度.

### 3.4 AUPF 算法实现

将建立在 CA 模型及改进算法基础上的强跟踪 UKF 提议分布应用于粒子滤波便得 AUPF 算法, 其实现步骤如下:

(1) 初始化随机样本:  $k = 0$ , 采样  $x_0^i \sim p(x_0)$ , 即根据  $p(x_0)$  分布采样得到  $x_0^i, i = 1, \dots, N$ .

(2) 滤波更新

$k$  时刻, 对每个粒子的每个 Sigma 点, 采用 CA 模型并利用强跟踪 UKF 算法滤波计算其调节因子、估值及方差, 并重新生成新的粒子:  $\hat{\mathbf{x}}_k^i = \hat{\mathbf{x}}_k^{i-} + \mathbf{K}_k^i (\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_k^-)$ ,  $\hat{\mathbf{x}}_k^i$  对应的协方差矩阵为  $\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}_k^i}$ . 将  $\hat{\mathbf{x}}_k^i$  和  $\mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}_k^i}$  分别作为正态分布均值和方差, 则  $k$  时刻粒子集为:  $\mathbf{x}_k^i \sim q(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{0:k-1}^i, \mathbf{y}_{1:k}) = \mathcal{N}(\hat{\mathbf{x}}_k^i, \mathbf{P}_{\hat{\mathbf{x}}_k^i})$ .

(3) 权值计算及归一化

$$w_k^i = w_{k-1}^i \frac{p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k^i) p(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i)}{q(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{y}_k)}$$

$$\tilde{w}_k^i = w_k^i / \sum_{j=1}^N w_k^j$$

(4) 有限样本容量计算及重采样

有限样本容量估值为:  $\hat{N}_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^N (w_k^i)^2$ , 当  $\hat{N}_{\text{eff}} < 1$  时, 需重新采样. 重采样过程为<sup>[9]</sup>: 对样本  $i$ , 复制  $r_i$  个与  $x_k^i$  相同的样本, 其中,  $r_i = \lfloor N w_k^i \rfloor$ ,  $\lfloor \cdot \rfloor$  表示向下取整. 令  $N_r = N - \sum r_i$ , 当  $N_r > 0$  时, 从  $x_k^i$  中重新抽取  $N_r$  个独立同分布样本, 抽取的第  $i$  个样本的概率与  $(N w_k^i - r_i)$  成正比, 并记抽取第  $i$  个样本的次数为  $r_i^*$ , 则重采样后第  $i$  个粒子被复制的次数为  $(r_i + r_i^*)$ , 新的  $N$  个粒子集合为  $\{\bar{\mathbf{x}}_k^i; i = 1, \dots, N\}$ , 对应的归一化权值取  $1/N$ . 当  $\hat{N}_{\text{eff}} \geq 1$  时,  $\bar{\mathbf{x}}_k^i = x_k^i$ , 粒子归一化权值  $w_k^i = \tilde{w}_k^i$ .

(5) 状态更新

$$\text{状态估计: } \hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^N w_k^i \bar{\mathbf{x}}_k^i$$

$$\text{方差估计: } \mathbf{P}_k = \sum_{i=1}^N w_k^i (\bar{\mathbf{x}}_k^i - \hat{\mathbf{x}}_k) (\bar{\mathbf{x}}_k^i - \hat{\mathbf{x}}_k)^T$$

(6) 递归

$k = k + 1$  时, 重复(2)~(6).

## 4 复合 K 噪声形成机理及模拟

### 4.1 复合 K 噪声机理

复合 K 分布可以在很宽的范围表征高分辨雷达低入射角情况下海杂波的幅度概率分布. 设随机变量  $\xi$  服从形状因子为  $\alpha$ , 尺度因子为  $\lambda$  的分布, 则  $\xi$  的概率密度函数为<sup>[22,23]</sup>:

$$f(\xi) = \frac{4}{\sqrt{\lambda} \Gamma(\alpha)} \left(\frac{\xi}{\sqrt{\lambda}}\right)^\alpha K_{\alpha-1} \left(\frac{2\xi}{\sqrt{\lambda}}\right) \quad (21)$$

上式中  $\Gamma(\cdot)$  为伽马函数,  $K_{\alpha-1}(\cdot)$  为修正的  $\alpha - 1$  阶贝塞尔函数.

### 4.2 复合 K 分布噪声模拟

文献[22]指出  $2\alpha$  个幅度服从均值为  $\mu$  的指数分布, 相位服从在  $[0, 2\pi]$  上均匀分布的复随机变量之和的模服从形状因子为  $\alpha$ , 尺度因子为  $\lambda$  的 K 分布. 文献[23]以该理论为基础, 构造 K 分布随机数产生方法. 设  $\zeta_k, \eta_k$  为相互独立, 且均在区间  $[0, 1]$  上服从均匀分布的随机变量, 定义随机变量  $\theta_k$  和  $A_k$ :

$$\theta_k = 2\pi \zeta_k, A_k = -\mu \ln \eta_k \quad (22)$$

按下式定义随机变量:

$$\xi = \left| \sum_{k=1}^n A_k e^{j\theta_k} \right| \quad (23)$$

根据文献[22]的理论可知,  $\xi$  服从形状因子为  $\alpha$ , 尺度因子为  $\lambda$  的分布. 其中  $\alpha = n/2, \lambda = 4\mu^2$ . 当  $\alpha \rightarrow 1$  时, 概率分布曲线有长的拖尾, 表示杂波有尖峰出现, 当  $\alpha \rightarrow \infty$  时, 概率分布曲线接近瑞利分布.  $\lambda$  与杂波均值有关.

## 5 仿真及分析

### 5.1 仿真实验

为了验证 AUPF 算法的有效性,本文对两种典型机动(阶跃机动和蛇形机动)进行了计算机仿真,并与 UPF 算法进行了比较.假定目标在二维平面内运动,其状态方程为:

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{F}_k \cdot \mathbf{X}_k + \mathbf{G}_k \cdot \mathbf{V}_k + \mathbf{v}_k \quad (24)$$

式中,  $\mathbf{X}_{k+1}$  为状态向量,  $\mathbf{X}_{k+1} = [x_{k+1}, \dot{x}_{k+1}, \ddot{x}_{k+1}, y_{k+1}, \dot{y}_{k+1}, \ddot{y}_{k+1}]^T$ ,  $\mathbf{F}_k$  为状态转移矩阵,  $\mathbf{G}_k$  为过程噪声驱动阵,  $\mathbf{V}_k$  为过程噪声,其方差为  $\mathbf{Q} = [1e-6 \ 0; 0 \ 1e-6]$ ,  $\mathbf{v}_k$  为零均值、方差为  $\mathbf{Q}_{ca}$  的离散白噪声,  $\mathbf{Q}_{ca}$  根据式(6)计算.设目标观测方程为:

$$\mathbf{Y}_{k+1} = \begin{bmatrix} \arctan\left(\frac{y_{k+1} - y_0}{x_{k+1} - x_0}\right) \\ \sqrt{(x_{k+1} - x_0)^2 + (y_{k+1} - y_0)^2} \end{bmatrix} + \mathbf{n}_{k+1} \quad (25)$$

式中,  $(x_0, y_0)$  为观测点坐标,  $\mathbf{n}_{k+1}$  为观测噪声,其中距离观测噪声是形状因子为 15、尺度因子为 50 的复合  $K$  噪声,角度观测噪声是零均值、标准差为 0.0175rad 的高斯噪声.复合  $K$  噪声采用式(23)模拟.仿真实验中, AUPF 算法和 UPF 算法中粒子数目取 200.仿真步数为 100 步,仿真次数为 50 次.

模拟轨迹 1:目标初始位置为 (30, 20)km, 初始速度为 (0.3, -0.1)km/s,  $X$  方向匀速运动,  $Y$  方向作匀加速运动,其加速度为  $0.04\text{km/s}^2$ , 采样周期为 1s.在 50s 时,  $X$  和  $Y$  方向加速度互换.仿真结果为图 1~图 2.模拟轨迹 2:目标沿  $Y$  方向作蛇形机动,机动振幅为 5km,机动角频率为  $\pi/25\text{rad/s}$ ,沿  $X$  方向作速度为  $200\pi \text{ m/s}$  的匀速运动.目标初始位置为 (0, -5)km.仿真结果为图 3、图 4.两种算法复杂度和运行时间如表 1 所示,不同信噪比下两种算法标准位置差如表 2 所示.

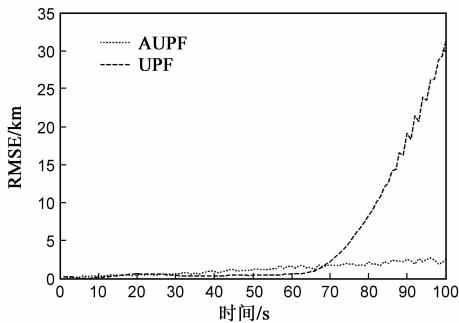


图1 阶跃机动 $X$ 方向位置均方根误差

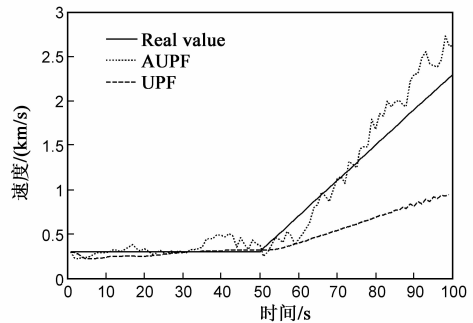


图2 阶跃机动 $X$ 方向速度

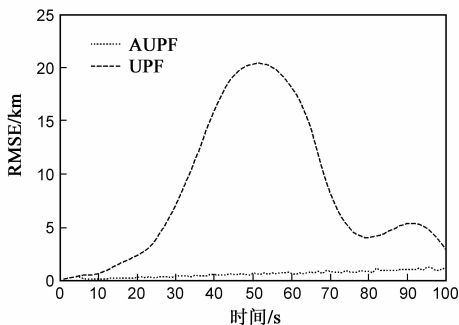


图3 蛇形机动 $Y$ 方向位置均方根误差

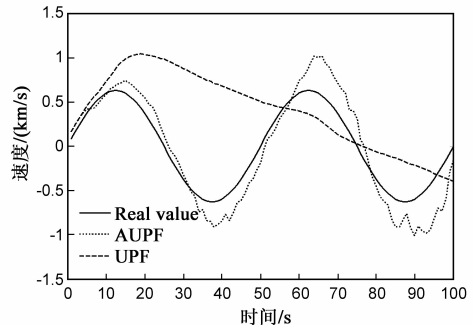


图4 蛇形机动 $Y$ 方向速度

表 1 算法性能比较表

算 法	空间复杂度	时间复杂度	运行时间/s
UPF	$O(Nn^2)$	$O(Nn^4)$	15.85
AUPF	$O(Nn^2)$	$O(Nn^4)$	18.98

表 2 平均标准位置差比较表

算 法	匀加速信噪比(SNR)/dB			蛇形机动信噪比(SNR)/dB		
	46.9	56.9	76.8	47.2	57.2	67.2
UPF	0.039	0.060	0.008	0.021	0.020	0.023
AUPF	0.011	0.010	0.009	0.012	0.011	0.010

### 5.2 仿真结果分析

由图 1、2 可知,在跟踪匀加速运动第一阶段,UPF 算法是模型匹配的,其跟踪  $X$  方向位置均方根误差小于 AUPF 算法,  $X$  方向速度估计精度高于 AUPF 算法.在 50s 时,  $X$  方向和  $Y$  方向同时发生阶跃机动,UPF 算法模型失配, AUPF 算法采用 CA 模型改进算法,能较好地跟踪目标机动.由图 3、图 4 可知,目标作蛇形机动时,UPF 算法模型完全失配,其位置和速度估计精度远低于 AUPF 算法.由于 AUPF 算法中粒子滤波建立在 CA 模型及改进算法上,每个粒子均能对目标机动作出快速响

应,UPF 算法则不能在线调节滤波增益,算法中粒子不能对目标机动作出合理响应,导致目标机动和状态突变时无法预测目标状态,对突变机动跟踪滞后,因此 AUPF 算法跟踪性能优于 UPF 算法. AUPF 算法对目标状态突变机动和蛇形机动能进行较好的跟踪,且收敛性能较好.

由表 1 可知,两种算法时间复杂度和空间复杂度相等. AUPF 算法由于采用强跟踪算法和自适应加速度方差调整,运行时间稍长. 仿真实验中的硬件平台为 PIV E2180 2.0 GHz 处理器,2GB 内存,160GB 硬盘,软件平台为 Windows XP 操作系统, MATLAB R2007a. 表 1 中运行时间为计算 100 个点的单次仿真时间. 由表 2 可知,不同信噪比下, AUPF 算法平均标准位置差 (ANPE) 均好于 UPF 算法,且 ANPE 值变化不大. 从仿真结果可看出,在复合  $K$  噪声下, AUPF 对目标机动和状态突变均具有较好的跟踪性能.

## 6 结论

提出了复合  $K$  噪声下机动目标跟踪的 AUPF 算法. 将 CA 模型及改进算法和强跟踪 UKF 算法引入粒子滤波中,提高了粒子自适应能力,增强了粒子滤波算法的鲁棒性. 在给出复合  $K$  噪声模型基础上,利用 AUPF 算法解决了复合  $K$  噪声下目标机动和状态突变跟踪问题. 仿真结果表明,与 UPF 算法相比, AUPF 算法能有效地跟踪各种机动,具有较好的跟踪性能,且无需坐标耦合.

## 参考文献

- [1] Abraham D A, Lyons A P. Simulation of non-Rayleigh reverberation and clutter[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2004, 29(2): 347 - 362.
- [2] Blom H A P, Bloem E A. Bayesian tracking of two possibly unresolved maneuvering targets [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(2): 612 - 627.
- [3] Blom H A P, Bloem E A. Exact Bayesian filter and joint IMM coupled PDA tracking of maneuvering targets from possibly missing and false measurements[J]. Automatica, 2006, 42(1): 127 - 135.
- [4] Bar-Shalom Y, Chen H. IMM estimator with out-of-sequence measurements[A]. Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering[C]. Orlando: SPIE, 2004. 192 - 201.
- [5] Li X R, Jilkov V P. Survey of maneuvering target tracking Part V: Multiple-model methods [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(4): 1255 - 1321.
- [6] Kim H S, Park J G, Lee D. Adaptive fuzzy IMM algorithm for uncertain target tracking[J]. International Journal of Control,

- Automation, and Systems, 2009, 7(6): 1001 - 1008.
- [7] Lan J, Mu C. Input-adaptive models based multiple-model algorithm for maneuvering target tracking[J]. Chinese Journal of Electronics, 2009, 18(1): 84 - 88.
- [8] Liang Y, Zhou D H, Zhang L, et al. Adaptive filtering for stochastic systems with generalized disturbance inputs [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2008, 15(2008): 645 - 648.
- [9] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Transactions Signal Processing, 2002, 50(2): 174 - 188.
- [10] Bugallo M F, Xu S S, Djuric P M. Performance comparison of EKF and particle filtering methods for maneuvering targets [J]. Digital Signal Processing: A Review Journal, 2007, 17(4): 774 - 786.
- [11] Van Der Merwe R, Doucet A, De Freitas N, et al. The Unscented Particle Filter[R]. Cambridge: Cambridge University Engineering Department, 2000.
- [12] 常发亮, 马丽, 刘增晓, 等. 复杂环境下基于自适应粒子滤波器的目标跟踪[J]. 电子学报, 2006, 34(12): 2150 - 2153.  
Chang Fa-liang, Ma Li, Liu Zeng-xiao, et al. Target tracking based on adaptive particle filter under complex background [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(12): 2150 - 2153. (in Chinese)
- [13] 郭荣华, 覃征, 李国兵, 等. 一种带重采样控制器的 IMM-AUPF 算法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2010, 50(4): 539 - 542.  
Guo R H, Qin Z, Li G B, et al. An IMM-AUPF algorithm with a resampling controller[J]. Journal of Tsinghua University (Sci & Tech), 2010, 50(4): 539 - 542. (in Chinese)
- [14] Du S C, Shi Z G, Zang W, et al. Using interacting multiple model particle filter to track airborne targets hidden in blind Doppler[J]. Journal of Zhejiang University Science A, 2007, 8(8): 1277 - 1282.
- [15] Shi Z G, Hong S H, Chen K S. Tracking airborne targets hidden in blind Doppler using current statistical model particle filter [J]. Progress in Electromagnetics Research, 2008, 82(2008): 227 - 240.
- [16] 潘泉, 梁彦, 杨峰, 等. 现代目标跟踪与信息融合[M]. 北京: 国防工业出版社, 2009. 35 - 39.  
Pan Quan, Liang Yan, Yang Feng, et al. Modern Target Tracking and Information Fusion[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2009. 35 - 39. (in Chinese)
- [17] 潘平俊, 冯新喜, 李锋, 等. 基于强跟踪滤波器的自适应常加速模型及跟踪算法[J]. 系统工程理论与实践, 2008, 24(5): 136 - 147.  
Pan Ping-jun, Feng Xin-xi, Li Feng, et al. Adaptive constant acceleration model and tracking algorithm based on strong

tracking filter [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2008, 24(5): 136 - 147. (in Chinese)

- [18] Yang Yuan-xi, Gao Wei-guang. A new learning statistic for adaptive filter based on predicted residuals [J]. Progress in Natural Science, 2006, 16(8): 833 - 837.
- [19] 周东华, 叶银忠. 现代故障诊断与容错控制 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2000: 265 - 267.  
Zhou Dong-hua, Ye Yin-zhong. Modern Fault Diagnosis and Fault Tolerant Control [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000: 265 - 267. (in Chinese)
- [20] 文成林, 周东华. 多尺度估计理论及其应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2002. 251 - 256.  
Wen Cheng-lin, Zhou Dong-hua. Multiscale Estimate Theory and Application [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2002. 251 - 256. (in Chinese)
- [21] 范小军, 刘锋, 秦勇, 等. 基于 STF 的“当前”统计模型及自适应跟踪算法 [J]. 电子学报, 2006, 34(6): 981 - 984.  
Fan Xiao-jun, Liu Feng, Qin Yong, et al. Current statistic model and adaptive tracking algorithm based on strong tracking filter [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(6): 981 - 984. (in Chinese)
- [22] Abraham D A, Lyons A P. Novel physical interpretations of K-distributed reverberation [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2002, 27(4): 800 - 813.
- [23] 李国鸿, 梁红. 一种  $K$  分布随机数产生方法 [J]. 系统仿真学报, 2007, 19(2): 448 - 449.  
Li Guo-hong, Liang Hong. Generator of K-Distributed random number [J]. Journal of System Simulation, 2007, 19(2): 448 - 449. (in Chinese)

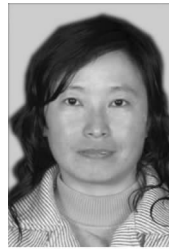
## 作者简介



**刘望生** 男, 1974 年 1 月出生于湖北省洪湖市. 现为西北工业大学博士后. 主要研究方向为机动目标跟踪、数据融合.  
E-mail: lwsh22@hotmail.com



**李亚安** 男, 1961 年 6 月出生于陕西省周至市. 现为西北工业大学教授、博士生导师. 学科研究方向为: 目标跟踪、水声信号处理、多传感器信息处理. 主持国家自然科学基金、国防基金等多项基金项目. 在国内外核心期刊上发表学术论文 30 余篇, 其中 EI 检索 8 篇.  
E-mail: liyaan@nwpu.edu.cn



**王明环** 女, 1976 年 4 月出生于山东省德州市. 现为浙江工业大学副教授. 学科研究方向为: 水声换能器、精密超精密加工等. 主持国家自然科学基金、教育厅基金等多项基金项目的研究. 在国内外核心期刊上发表学术论文 30 余篇, 其中 SCI/EI 检索 12 篇.  
E-mail: wangmh@zjut.edu.cn