

## 复合 K 噪声下目标跟踪的改进粒子滤波算法研究

蔡宗平, 牛创, 张雪影, 戴定成, 朱斌

(火箭军工程大学自动化系, 西安 710025)

**摘要:** 针对复合 K 噪声干扰下目标跟踪系统中出现的强非线性非高斯问题, 在给出一种复合 K 噪声统计模型的基础上, 提出将容积粒子滤波(CPF)与无迹粒子滤波(UPF)两种算法应用在典型目标跟踪系统中, 并对算法的跟踪性能进行了仿真分析。实验结果表明, CPF, UPF 两种算法均能有效跟踪复合 K 噪声下的运动目标; 其中, CPF 算法表现出更高的跟踪精度和更好的实时性, 且具有更低的算法设计复杂度。

**关键词:** 目标跟踪; 容积粒子滤波; 无迹粒子滤波; 非线性非高斯; 复合 K 噪声

**中图分类号:** TP391      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1671-637X(2016)05-0001-05

## Target Tracking Based on Modified Particle Filter Algorithm in Compound K Noise Environment

CAI Zong-ping, NIU Chuang, ZHANG Xue-ying, DAI Ding-cheng, ZHU Bin

(Department of Automation, Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

**Abstract:** Aimed at the strong nonlinear and non-Gaussian problems of target tracking system under compound K noise jamming, the Cubature Particle Filter (CPF) algorithm and Unscented Particle Filter (UPF) algorithm are applied in typical target tracking systems based on the compound K noise statistical model, and the tracking performance of the algorithm are analyzed through simulation. The experimental results illustrate that: 1) Both the CPF and UPF algorithms have good performance in tracking moving target under condition with compound K noise; and 2) Compared with UPF, the CPF has higher tracking accuracy, better real-time performance, and lower complexity in the algorithm design.

**Key words:** target tracking; Cubature Particle Filter (CPF); Unscented Particle Filter (UPF); nonlinear non-Gaussian; compound K noise

### 0 引言

非线性非高斯滤波是目标跟踪领域的热点研究问题, 多年来一直受到国内外学者的广泛关注。拓展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)是一种常用的非线性滤波算法, 由于该方法存在较大的线性化误差, 因此不适用于强非线性问题。无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)和容积卡尔曼滤波(Cubature Kalman Filter, CKF)<sup>[1]</sup>是两种更为有效的非线性滤波算法, 通过一组样本来近似状态随机变量分布, 可将滤波估计精度提高到三阶, 然而在解决非高斯条件下的状态估计问题时效果并不理想。

粒子滤波(Particle Filter, PF)是一种典型的非高斯滤波算法, 其思想基于蒙特卡罗方法和贝叶斯理论, 通过寻找一组在状态空间传播的随机样本来近似概率分布, 以样本均值代替积分运算, 进而得到状态的最小方差分布。但由于标准 PF 直接使用状态转移先验分布作为重要性密度函数, 并未考虑最新量测数据, 因此权重方差较大<sup>[2]</sup>, 不能很好地逼近后验概率。为解决以上问题, 文献[3-5]分别使用 EKF, UKF 和 CKF 算法作为重要性密度函数, 相继提出了拓展粒子滤波(EPF)、无迹粒子滤波(UPF)和容积粒子滤波(CPF)算法。复合 K 噪声统计模型对海杂波的实测数据有很好的拟合效果, 是一种典型的强非高斯噪声, 在研究复合 K 噪声下的目标跟踪问题时, 一方面要建立可靠的噪声统计模型, 另一方面要选择跟踪性能好的非高斯滤波算法。本文在给出一种复合 K 噪声统计模型的基础上, 将 CPF 和 UPF 两种算法应用在复合 K 噪声

收稿日期: 2015-05-12

修回日期: 2016-03-15

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。

干扰下的典型运动模型中,并对两种算法的性能进行了仿真分析。实验结果表明,CPF,UPF两种算法均能对复合K噪声下的运动目标进行较好跟踪,其中,CPF算法表现出更好的跟踪性能。

## 1 改进的PF算法

非线性离散系统为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{Q}_{k-1}) \\ \mathbf{z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k, \mathbf{R}_k) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}_k$ 为 $k$ 时刻系统的状态向量; $\mathbf{z}_k$ 为量测向量; $\mathbf{f}(\cdot)$ 为状态函数; $\mathbf{h}(\cdot)$ 为量测函数; $\mathbf{Q}_{k-1}$ 和 $\mathbf{R}_k$ 分别为独立分布的系统噪声和量测噪声方差矩阵。

### 1.1 PF

PF的基本步骤如下所述。

1) 初始化。通过先验分布函数 $p(\mathbf{x}_0)$ 进行随机采样,得到等权值的粒子集 $\{\mathbf{x}_0^i\}_{i=1}^N$ 。

2) 更新粒子权值和状态。在 $k$ 时刻更新粒子权值

$$\mathbf{w}_k^i = p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_{k-1}^i) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

归一化

$$\bar{\mathbf{w}}_k^i = \frac{\mathbf{w}_k^i}{\sum_{i=1}^N \mathbf{w}_k^i} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

状态变量和协方差阵的估计值为

$$\hat{\mathbf{x}}_k \approx \sum_{i=1}^N \bar{\mathbf{w}}_k^i \mathbf{x}_{k-1}^i \quad (4)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} \approx \sum_{i=1}^N \bar{\mathbf{w}}_k^i (\mathbf{x}_{k-1}^i - \hat{\mathbf{x}}_{k|k}) (\mathbf{x}_{k-1}^i - \hat{\mathbf{x}}_{k|k})^T \quad (5)$$

3) 重采样。得到新的粒子集为 $\{\mathbf{x}_{k|k}^i, i = 1, 2, \dots, N\}$ 。

4) 预测。通过状态方程 $f$ 传播得到新的粒子 $\mathbf{x}_{k+1|k}^i$ 。

5) 令 $k = k + 1$ ,转到2)。

### 1.2 UPF

文献[4]提出使用UKF算法产生PF的重要性密度函数,即UPF滤波器。其基本思想是将每次采样得到的粒子用UKF算法进行更新,所得的均值和方差用于下次采样。其主要步骤如下所述。

1) 初始化, $k=0$ 。

假设粒子数为 $N$ ,通过先验分布 $p(\mathbf{x}_0)$ 进行采样,得到初始粒子集 $\{\mathbf{x}_0^i, i = 1, 2, \dots, N\}$ 。初始粒子集的状态和协方差分别为

$$\bar{\mathbf{x}}_0^i = E[\mathbf{x}_0^i] \quad (6)$$

$$\mathbf{P}_0^i = E[(\mathbf{x}_0^i - \bar{\mathbf{x}}_0^i)(\mathbf{x}_0^i - \bar{\mathbf{x}}_0^i)^T] \quad (7)$$

2)  $k = 1, 2, \dots$ ,使用UKF对粒子进行滤波,并计算重要性密度函数。

① 计算每个粒子的Sigma点。

$$\mathbf{x}_{k-1}^{(i)a} = \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{x}}_{k-1}^{(i)a} \\ \bar{\mathbf{x}}_{k-1}^{(i)a} \pm (\sqrt{(n_a + \lambda)\mathbf{P}_{k-1}^{(i)a}})_0 \\ \vdots \\ \bar{\mathbf{x}}_{k-1}^{(i)a} \pm (\sqrt{(n_a + \lambda)\mathbf{P}_{k-1}^{(i)a}})_{n_a} \end{bmatrix}^T \quad (8)$$

② 时间更新。

$$\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)x} = \mathbf{f}_k(\mathbf{x}_{k-1}^{(i)x}, \mathbf{x}_{k-1}^{(i)w}) \quad (9)$$

$$\bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{(i)x} = \sum_{j=0}^{2n_a} w_j^{(m)} \bar{\mathbf{x}}_{j,k|k-1}^{(i)x} \quad (10)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} = \sum_{j=0}^{2n_a} w_j^{(c)} (\mathbf{x}_{j,k|k-1}^{(i)x} - \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{(i)}) (\mathbf{x}_{j,k|k-1}^{(i)x} - \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{(i)})^T \quad (11)$$

$$\mathbf{z}_{k|k-1}^{(i)} = \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)x}, \mathbf{x}_{k-1}^{(i)w}) \quad (12)$$

$$\bar{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{(i)} = \sum_{j=0}^{2n_a} w_j^{(m)} \mathbf{z}_{j,k|k-1}^{(i)} \quad (13)$$

③ 量测更新。

$$\mathbf{P}_{\bar{\mathbf{z}}_i} = \sum_{j=0}^{2n_a} w_j^{(c)} (\mathbf{z}_{j,k|k-1}^{(i)} - \bar{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{(i)}) (\mathbf{z}_{j,k|k-1}^{(i)} - \bar{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{(i)})^T \quad (14)$$

$$\mathbf{P}_{\bar{\mathbf{x}}_i \bar{\mathbf{z}}_i} = \sum_{j=0}^{2n_a} w_j^{(c)} (\mathbf{x}_{j,k|k-1}^{(i)} - \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{(i)}) (\mathbf{z}_{j,k|k-1}^{(i)} - \bar{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{(i)})^T \quad (15)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{\bar{\mathbf{x}}_i \bar{\mathbf{z}}_i} \mathbf{P}_{\bar{\mathbf{z}}_i}^{-1} \quad (16)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k^{(i)} = \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{(i)} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \bar{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{(i)}) \quad (17)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_k^{(i)} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{\bar{\mathbf{z}}_i} \mathbf{K}_k^T \quad (18)$$

3) 采样。

$$\mathbf{x}_k^i \sim \pi(\mathbf{x}_k^i / \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_k) = N(\hat{\mathbf{x}}_k^i, \hat{\mathbf{P}}_k^i) \quad (19)$$

更新粒子权值并归一化

$$\mathbf{w}_k^i = \frac{p(\mathbf{z}_k / \hat{\mathbf{x}}_k^i) p(\hat{\mathbf{x}}_k^i / \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^i)}{\pi(\mathbf{x}_k^i / \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_k)} \quad (20)$$

$$\mathbf{w}_k^{i*} = \mathbf{w}_k^i / \sum_{i=1}^N \mathbf{w}_k^i \quad (21)$$

4) 重采样。根据马尔可夫链蒙特卡罗(MCMC)方法进行重采样,得到一组权值均为 $1/N$ 的粒子集 $\{\mathbf{x}_k^{i*}\}$ 。

5) 计算状态变量和协方差阵的估计值。

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_k^{i*} \quad (22)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_k^{i*} - \hat{\mathbf{x}}_k) (\mathbf{x}_k^{i*} - \hat{\mathbf{x}}_k)^T \quad (23)$$

根据计算得到的状态变量估计值、协方差估计值以及重采样之后的新粒子集,开始下一步迭代运算。

### 1.3 CPF

CPF算法的基本思想是利用CKF设计重要性密度函数<sup>[5]</sup>,而后对每个粒子进行更新并重采样。其算法步骤如下所述。

1) 初始化。假设采用的粒子数为 $N$ ,通过先验分布 $p(\mathbf{x}_0)$ 进行采样,产生初始粒子集 $\{\mathbf{x}_0^i, i = 1, 2, \dots, N\}$ 。初始粒子集的状态和协方差为

$$\bar{\mathbf{x}}_0^i = E[\mathbf{x}_0^i] \quad (24)$$

$$\mathbf{P}_0^i = E[(\mathbf{x}_0^i - \bar{\mathbf{x}}_0^i)(\mathbf{x}_0^i - \bar{\mathbf{x}}_0^i)^T] \quad (25)$$

2) 使用 CKF 对每个粒子进行更新, 设系统状态维数为  $n$ 。

时间更新

$$\mathbf{x}_{j,k-1}^i = \text{chol}(\mathbf{P}_{k-1}^i) \boldsymbol{\xi}_j + \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^i \quad (26)$$

$$\mathbf{x}_{j,k-1}^{i*} = f(\mathbf{x}_{j,k-1}^i) \quad (27)$$

$$\bar{\mathbf{x}}_{klk-1}^i = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^{2n} \mathbf{x}_{j,k-1}^{i*} \quad (28)$$

$$\mathbf{P}_{klk-1}^i = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^{2n} \mathbf{x}_{j,k-1}^{i*} (\mathbf{x}_{j,k-1}^{i*})^T - \bar{\mathbf{x}}_{klk-1}^i (\bar{\mathbf{x}}_{klk-1}^i)^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (29)$$

量测更新

$$\mathbf{x}_{j,klk-1}^i = \text{chol}(\mathbf{P}_{klk-1}^i) \boldsymbol{\xi}_j + \bar{\mathbf{x}}_{klk-1}^i \quad (30)$$

$$\mathbf{z}_{j,klk-1}^i = \mathbf{h}(\mathbf{x}_{j,klk-1}^i) \quad (31)$$

$$\bar{\mathbf{z}}_{klk-1}^i = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^{2n} \mathbf{z}_{j,klk-1}^i \quad (32)$$

$$\mathbf{P}_{zz,klk-1}^i = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^{2n} \mathbf{z}_{j,klk-1}^i (\mathbf{z}_{j,klk-1}^i)^T - \bar{\mathbf{z}}_{klk-1}^i (\bar{\mathbf{z}}_{klk-1}^i)^T + \mathbf{R}_k \quad (33)$$

$$\mathbf{P}_{xz,klk-1}^i = \frac{1}{2n} \sum_{j=1}^{2n} \mathbf{x}_{j,klk-1}^i (\mathbf{z}_{j,klk-1}^i)^T - \bar{\mathbf{x}}_{klk-1}^i (\bar{\mathbf{z}}_{klk-1}^i)^T \quad (34)$$

$$\mathbf{W}_k^i = \mathbf{P}_{xz,klk-1}^i (\mathbf{P}_{zz,klk-1}^i)^T \quad (35)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k^i = \bar{\mathbf{x}}_{klk-1}^i + \mathbf{W}_k^i (\mathbf{z}_k - \bar{\mathbf{z}}_{klk-1}^i) \quad (36)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_k^i = \mathbf{P}_{klk-1}^i - \mathbf{W}_k^i (\mathbf{P}_{zz,klk-1}^i)^T \mathbf{W}_k^T \quad (37)$$

3) 采样。

$$\mathbf{x}_k^i \sim \pi(\mathbf{x}_k^i / \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_k) = N(\hat{\mathbf{x}}_k^i, \hat{\mathbf{P}}_k^i) \quad (38)$$

更新粒子权值并归一化

$$\mathbf{w}_k^i = \frac{p(\mathbf{z}_k / \hat{\mathbf{x}}_k^i) p(\hat{\mathbf{x}}_k^i / \mathbf{x}_{k-1}^i)}{\pi(\mathbf{x}_k^i / \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_k)} \quad (39)$$

$$\mathbf{w}_k^{i*} = \mathbf{w}_k^i / \sum_{i=1}^N \mathbf{w}_k^i \quad (40)$$

4) 重采样。用 MCMC 方法进行重采样, 得到一组等权值的粒子集  $\{\mathbf{x}_k^{i*}\}$ 。

5) 计算状态变量和协方差矩阵的估计值。

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_k^{i*} \quad (41)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\mathbf{x}_k^{i*} - \hat{\mathbf{x}}_k) (\mathbf{x}_k^{i*} - \hat{\mathbf{x}}_k)^T \quad (42)$$

根据计算得到的状态变量估计值、协方差估计值以及重采样之后的新粒子集, 开始下一步迭代运算。

## 2 复合 K 分布噪声统计模型

复合 K 分布能够在很宽的条件范围内表征海杂波的幅度分布<sup>[6]</sup>, 广泛应用于海杂波的建模。根据文

献[7]的理论, 设有一组复随机变量, 其幅度服从均值为  $\mu$  的指数分布, 相位服从  $[0, 2\pi]$  上的均匀分布, 则  $2\alpha$  个这样的复随机变量之和的模服从以  $\alpha$  为形状因子、 $\lambda$  为尺度因子的 K 分布。

设随机变量  $X$  服从 K 分布, 那么  $X$  的概率密度函数为<sup>[7-8]</sup>

$$f(\xi) = \frac{4}{\sqrt{\lambda} \Gamma(\alpha)} \left( \frac{\xi}{\sqrt{\lambda}} \right)^\alpha K_{\alpha-1} \left( \frac{2\xi}{\sqrt{\lambda}} \right) \quad (43)$$

式中:  $\alpha$  为形状因子;  $\lambda$  为尺度因子;  $\Gamma(\cdot)$  为伽马函数;  $K_{\alpha-1}(\cdot)$  为修正贝塞尔函数。

文献[8]在文献[7]的研究基础上, 设计了 K 分布随机数的构造方法。定义如下随机变量

$$X = \left| \sum_{k=1}^n A_k e^{j\theta_k} \right| \quad (44)$$

式中

$$\theta_k = 2\pi \xi_k \quad (45)$$

$$A_k = -\mu \ln \eta_k \quad (46)$$

其中, 随机变量  $\xi_k$  和  $\eta_k$  在区间  $[0, 1]$  上服从均匀分布, 且相互独立。根据文献[7]可知, 随机变量  $X$  服从 K 分布, 其形状因子为  $\alpha = n/2$ , 尺度因子为  $\lambda = 4\mu^2$ 。

## 3 仿真分析

为了更有效地分析复合 K 噪声下 UPF 与 CPF 两种算法的性能, 采用匀速直线 (CV) 和匀速转弯 (CT) 两种典型目标跟踪模型进行实验仿真, 并与标准 PF 算法进行比较。假设雷达位于坐标轴原点, 目标在二维平面内运动, 其状态方程为

$$\mathbf{x}_k = \boldsymbol{\Phi} \mathbf{x}_{k-1} + \boldsymbol{\Gamma} \mathbf{W}_{k-1} \quad (47)$$

式中: 状态变量  $\mathbf{x}_k = [x_k, v_{xk}, y_k, v_{yk}]$ ;  $\boldsymbol{\Phi}$  为状态转移矩阵;  $\boldsymbol{\Gamma}$  为状态噪声驱动阵;  $\mathbf{W}_{k-1}$  为状态噪声, 其方差为  $\mathbf{Q} = \text{diag}(2, 2)$ 。设目标观测方程为

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{V}_k \quad (48)$$

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}_k) = \begin{bmatrix} r_k \\ \theta_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{x_k^2 + y_k^2} \\ \arctan(y_k/x_k) \end{bmatrix} \quad (49)$$

其中,  $r_k$  为斜距;  $\theta_k$  为方位角;  $\mathbf{V}_k$  为观测噪声, 其中, 斜距观测噪声是复合 K 噪声, 其尺度因子为 45, 形状因子为 10, 采用式(43)模拟。方位角观测噪声是高斯噪声, 其均值为零, 标准差为 0.02 rad。采样粒子数为 100, 仿真时间为 100 s。给定初始状态  $\mathbf{x}_0 = [500, 100, 1000, 5]^T$ , 初始协方差矩阵  $\mathbf{P}_{0,0} = \text{diag}(10, 0.1, 10, 0.1)$ , 用 PF, UPF 与 CPF 进行对比仿真。

仿真场景 1 CV 模型。

$$\text{CV 模型的状态转移矩阵为 } \boldsymbol{\Phi}_1 = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

仿真得到的目标跟踪轨迹如图1所示。

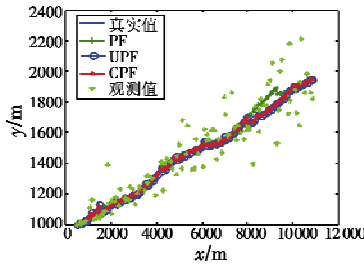


图1 目标跟踪轨迹(CV)

Fig.1 Tracking trajectory (CV)

使用均方根误差<sup>[9]</sup>(Root Mean Square Error, RMSE)评价算法性能,做50次蒙特卡罗仿真实验,结果如图2所示。

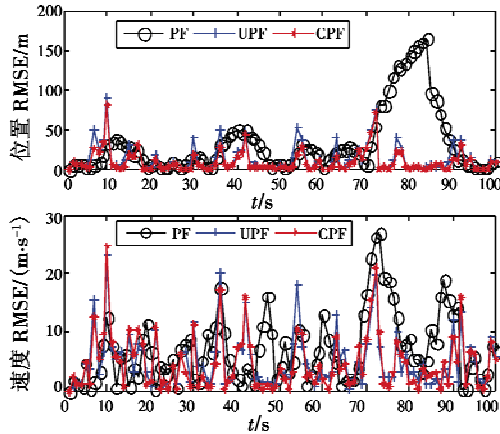


图2 目标跟踪的均方根误差比较曲线(CV)

Fig.2 RMSE of target tracking(CV)

具体计算结果如表1所示。

表1 算法性能比较(CV)

Table 1 Performance comparison of algorithms (CV)

滤波器	位置 RMSE/m		速度 RMSE/(m·s <sup>-1</sup> )		运行时间/s
	均值	方差	均值	方差	
PF	23.3153	236.5952	4.8806	17.3955	1.8255
UPF	9.0629	148.1171	3.4632	11.4228	14.0157
CPF	6.6812	97.8464	3.2620	11.0880	11.2056

仿真场景2 CT模型。

CT模型的状态转移矩阵为 $\Phi_2$ ,即 $\Phi_2 =$

$$\begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin \omega}{\omega} & 0 & \frac{\cos \omega - 1}{\omega} \\ 0 & \cos \omega & 0 & -\sin \omega \\ 0 & \frac{1 - \cos \omega}{\omega} & 1 & \frac{\sin \omega}{\omega} \\ 0 & \sin \omega & 0 & \cos \omega \end{bmatrix}, \text{其中, 匀速转弯的角速}$$

率设定为 $\omega = 2$  (°)/s。仿真得到的目标跟踪轨迹如图3所示。

RMSE曲线如图4所示。

具体计算结果如表2所示。

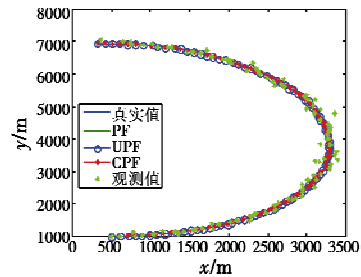


图3 目标跟踪轨迹(CT)

Fig.3 Tracking trajectory (CT)

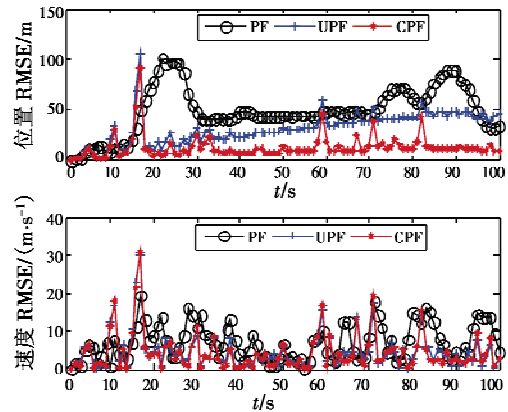


图4 目标跟踪的均方根误差比较曲线(CT)

Fig.4 RMSE of target tracking (CT)

表2 算法性能比较(CT)

Table 2 Performance comparison of algorithms (CT)

滤波器	位置 RMSE/m		速度 RMSE/(m·s <sup>-1</sup> )		运行时间/s
	均值	方差	均值	方差	
PF	25.2108	254.8223	5.3603	18.2009	1.8396
UPF	11.1254	85.2553	3.2120	10.7997	14.1236
CPF	6.9524	51.5285	3.0955	10.6191	11.4887

对仿真结果进行如下分析。

1) 从仿真结果可以看出,在复合K噪声干扰下,CPF,UPF的跟踪精度及稳定性均明显高于标准PF,这主要是由于改进PF算法分别使用CKF和UKF作为重要性密度函数,更逼近最优的重要性密度分布,且考虑了最新的测量信息,因此算法精度较高。

2) 根据表1、表2数据可知,CPF的跟踪精度要好于UPF,这是因为在重要性密度函数的设计过程中,UKF算法需要不断调节各参数因子,才能选择出有效的Sigma点及权值,尤其当状态维数较高时,一旦参数选择不当,就会引起自协方差非正定,导致滤波性能降低甚至发散<sup>[10]</sup>。

3) 从算法运行时间上看,CPF实时性要好于UPF,这是因为UKF算法在进行非线性传播时,需要选用 $2n+1$ 点,而CKF只需 $2n$ 个点。

## 4 结论

本文主要研究了复合K噪声下强非线性非高斯系

统的目标跟踪问题,在给出复合 K 噪声统计模型的基础上,将 UPF, CPF 两种算法应用在典型的目标运动场景中,分析比较了各算法的跟踪性能。仿真结果表明, UPF, CPF 两种改进粒子滤波算法的跟踪精度明显优于标准粒子滤波,其中, CPF 表现出更高的跟踪精度和更好的稳定性,算法设计复杂度较低,且实时性更好。

### 参考文献

- [1] ARASARATNAM I, HAYKIN S. Cubature Kalman filters [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(6):1254-1269.
- [2] 蔡宗平,戴定成,牛创,等. 基于 Sage-Husa 的优化粒子滤波算法[J]. 电光与控制, 2015, 22(1):16-19. (CAI Z P, DAI D C, NIU C, et al. An optimized particle filtering algorithm based on Sage-Husa[J]. Electronics Optics & Control, 2015, 22(1):16-19.)
- [3] DE FREITAS J F G, NIRANJAN M, GEE A H, et al. Sequential Monte Carlo methods to train neural network models[J]. Neural Computation, 2000, 12(4):955-993.
- [4] VAN DER MERWE R, DOUCET A, DE FREITAS N, et al. The unscented particle filter [Z]. Cambridge: Cambridge University Engineering Department, 2000.
- [5] 孙枫,唐李军. Cubature 粒子滤波[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(11):2554-2557. (SUN F, TANG L J. Cubature particle filter [J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(11):2554-2557.)
- [6] 刘望生,李亚安,王明环. 复合 K 噪声下机动目标跟踪自适应 UPF 算法[J]. 电子学报, 2012, 40(6):1240-1245. (LIU W S, LI Y A, WANG M H. An adaptive UPF algorithm for tracking maneuvering target in compound K noise environment [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(6):1240-1245.)
- [7] ABRAHAM D A, LYONS A P. Novel physical interpretations of K-distributed reverberation [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2002, 27(4):800-813.
- [8] 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, 452. (LI G H, LIANG H. Generator of K-distributed random number [J]. Journal of System Simulation, 2007, 19(2):448-449, 452.)
- [9] 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.)
- [10] 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.)

## 《电光与控制》再次被收录为“中国科技核心期刊”

2015年10月,经过多项学术指标综合评定及同行专家评议推荐,《电光与控制》再次被收录为“中国科技核心期刊”,并获颁了收录证书。在全国2383种中国科技核心期刊中排名第1125位。

“中国科技核心期刊”是由中国科学技术信息研究所(ISTIC)受国家科学技术部委托经过严格的定量和定性分析选取的各个学科的重要科技期刊。其目的是为我国的广大科技工作者、期刊编辑部和科研管理部门能够科学快速地评价期刊,客观准确地选择和利用期刊,为科技期刊和科研人员客观地了解自身的学术影响力,提供公正、合理、科学、客观的评价依据。

从2004年开始我刊已经连续11年被收录为“中国科技核心期刊”,2015年又再次获得北京大学图书馆颁发的“中文核心期刊”和武汉大学图书馆颁发的“RCCSE中国核心学术期刊(A)”,《电光与控制》实现了三喜临门。



请扫描二维码关注我刊