

闪烁噪声下轨道机动目标自适应鲁棒跟踪算法

涂文斌, 杨永胜, 敬忠良

(上海交通大学航空航天学院, 上海 200240)

摘 要: 针对闪烁噪声下存在未知机动的空间目标跟踪问题, 将自适应鲁棒滤波技术嵌入到无迹卡尔曼滤波, 设计自适应鲁棒无迹卡尔曼滤波(ARUKF), 再利用 ARUKF 产生粒子滤波的重要性密度函数, 从而得到一种自适应鲁棒无迹粒子滤波(ARUPF)算法。将 ARUPF 与瞬态跟踪模型相结合, 对空间机动目标进行自主跟踪。实验结果表明, 该算法在跟踪精度和鲁棒性方面优于传统的跟踪算法。

关键词: 机动目标跟踪; 自适应鲁棒滤波; 无迹卡尔曼滤波; 粒子滤波; 闪烁噪声; 瞬态模型

Adaptive Robust Tracking Algorithm for Orbital Maneuvering Target Under Glint Noise

TU Wen-bin, YANG Yong-sheng, JING Zhong-liang

(School of Aeronautics & Astronautics, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

【Abstract】 For solving the problem of tracking space target that has unknown maneuver under glint noise, an Adaptive Robust Unscented Particle Filtering(ARUPF) algorithm is proposed in this paper. Adaptive Robust Unscented Kalman Filtering(ARUKF) algorithm is designed by embedding adaptive robust filtering technique into Unscented Kalman filtering(UKF). ARUPF is developed by using ARUKF to generate the importance density function in Particle Filtering(PF). Combined with transient tracking model, ARUPF is applied for space maneuvering target autonomous tracking. Experimental result shows that the proposed algorithm improves the tracking accuracy and robustness, contrasting to the existing filtering algorithms.

【Key words】 maneuvering target tracking; adaptive robust filtering; Unscented Kalman Filtering(UKF); Particle Filtering(PF); glint noise; transient model

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.18.003

1 概述

空间目标跟踪是空间操作和空间任务中一项关键技术。目前, 空间目标跟踪算法通常采用扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filtering, EKF)、无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filtering, UKF)。它们在高斯量测噪声下能够取得满意的效果, 然而, 雷达量测噪声实际上是尾部较长的闪烁噪声^[1-2]。因此, 上述算法的跟踪性能会大幅下降。粒子滤波(Particle Filtering, PF)^[3-4]能够很好克服该问题。基于序贯重要性采样(SIS)的粒子滤波通常取先验概率密度作为重要性密度函数。但是, 在模型误差或者量测噪声较大时, 其状态估值将会严重偏离真值。

扩展卡尔曼粒子滤波(Extended Kalman Particle Filtering, EKPf)和无迹粒子滤波(Unscented Particle Filtering, UPF)^[5]分别采用 EKF 和 UKF 产生重要性密度函数, 通过引入最新的量测信息有效地提升了跟踪精度和稳定性。然而, 空间目标存在非合作性机动, EKF 和 UKF 的滤波增

益固定不变, 并且外界环境仅由预先设定的量测噪声方差来完全反应, 难以对外部扰动的快速变化作出及时的响应, 呈现快速性不足或不收敛的问题。于是, 利用 EKF 和 UKF 产生的重要性密度函数与真实后验概率密度之间存在较大偏差, 从而导致 EKPf 和 UPF 的跟踪性能难以得到保证。

自适应鲁棒滤波 AREKF^[6]和 RAREKF^[7]根据外部扰动在鲁棒滤波和最优滤波之间进行自动切换, 获取鲁棒性和最优性的平衡。但是, 它们存在两大严重缺陷: 一是精度只达到一阶; 二是 Jacobian 矩阵计算难, 实现易出错。

本文针对闪烁噪声下的空间机动目标, 以跟踪精度为设计准则, 提出了一种自适应鲁棒无迹粒子滤波(Adaptive Robust Unscented Particle Filtering, ARUPF)算法。该算法对粒子滤波框架进行改进, 在重采样之前运用自适应鲁棒无迹卡尔曼滤波(Adaptive Robust Unscented Kalman Filtering, ARUKF)更新采样样本。

基金项目: 国家“863”计划基金资助项目(2009AA7043005, 2010AA7043005)

作者简介: 涂文斌(1986—), 男, 硕士研究生, 主研方向: 非线性滤波方法, 航天器跟踪; 杨永胜, 副教授、博士; 敬忠良, 教授、博士生导师

收稿日期: 2011-12-23 **修回日期:** 2012-02-07 **E-mail:** winbentu@gmail.com

2 瞬态相对运动跟踪模型

由于目标存在未知机动, 因此相对运动模型闭合解析解难以获得。瞬态相对运动模型^[8]将连续的相对运动拆分为若干瞬态运动的连接, 并针对各个瞬态运动进行描述。该模型隐去了航天器的机动项, 让连续动力学模型退化为一组瞬态运动学模型的线性组合, 求取了闭合解析解。

2.1 瞬态相对运动模型

以轨道根数差为状态变量的 DOE 模型^[9]具有最小的模型误差, 因此, 本节采用基于 DOE 的瞬态状态方程。定义追踪平台当地轨道坐标系(LVLH)为: x 轴为径向, 指向背离地心方向, y 轴为周向, 指向轨道运动方向, z 轴为横向, 指向轨道面法线方向并完成右手定则。定义相对运动状态变量为 $X = (x, y, z, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z})^T$ 。当 2 个航天器间的相对距离相较于参考坐标原点的地心距可忽略不计时, 对于任意 t_1 和 t_2 , 相对轨道运动的瞬态状态方程为:

$$X(t_2) = \Phi(t_2, t_1)X(t_1) \quad (1)$$

其中, 状态转移矩阵 $\Phi(t_2, t_1)$ 为:

$$\Phi(t_2, t_1) = A(t_2)B(t_2, t_0)B^{-1}(t_1, t_0)A^{-1}(t_1) \quad (2)$$

其中, t_0 为初始时刻, 轨道根数差的转移矩阵 $B(t, t_0)$ 和几何转换矩阵 $A(t)$ 的具体形式见文献[7]的附录部分。

2.2 量测模型

在星载雷达测量的条件下, 量测坐标系取为目标相对于平台的视线坐标系, 定义量测矢量为 $Y = (\rho, \alpha, \beta)^T$, 其中, ρ 为相对距离; α 为方位角; β 为高低角。则目标跟踪的量测方程为:

$$Y(t) = h(X(t)) + \zeta(t) \quad (3)$$

其中, ζ 为闪烁噪声, $h(X(t))$ 为:

$$h(X(t)) = \begin{bmatrix} \sqrt{x(t)^2 + y(t)^2 + z(t)^2} \\ \arcsin(z(t) / \sqrt{x(t)^2 + y(t)^2 + z(t)^2}) \\ \arctan(y(t) / x(t)) \end{bmatrix}$$

2.3 闪烁噪声模型

与高斯噪声相比, 闪烁噪声分布尾部较长。尾部区域的量测值代表闪烁引起的野值, 野值方差很大, 出现概率较低。闪烁噪声的建模方法可以通过高斯噪声和具有“厚尾”特性噪声之加权和实现。常用的“厚尾”分布有拉普拉斯分布、 t 分布、大方差的高斯分布等。本节采用 2 个方差不同的高斯噪声分布的加权和来描述闪烁噪声^[1-2], 其概率密度函数可表示为:

$$p(\xi) = (1 - \lambda)p_N(\xi, \mu_1, P_1) + \lambda p_N(\xi, \mu_2, P_2) \quad (4)$$

其中, $\lambda \in [0, 1]$ 表示闪烁效应的强弱; μ_i 和 P_i 分别为随机变量 ξ 的均值和方差阵; p_N 代表高斯密度函数。运用距匹配的方法, 闪烁噪声的均值和方差可分别近似为:

$$\mu = E(\xi) = (1 - \lambda)\mu_1 + \lambda\mu_2 \quad (5)$$

$$P = E[(\xi - \mu)(\xi - \mu)^T] = (1 - \lambda)P_1 + \lambda P_2 + \tilde{P} \quad (6)$$

其中, $\tilde{P} = (1 - \lambda)\mu_1\mu_1^T + \lambda\mu_2\mu_2^T - \mu\mu^T$ 。

3 自适应鲁棒跟踪算法

对于如下非线性、非高斯系统:

$$X_k = f(k, X_{k-1}, w_k) \quad (7)$$

$$Z_k = h(k, X_k, v_k) \quad (8)$$

其中, $k \in N$; $X_k \in \mathbf{R}^n$ 为状态变量; $Z_k \in \mathbf{R}^m$ 为量测变量; 状态方程 $f(\cdot)$ 和量测方程 $h(\cdot)$ 为非线性且连续可微; w_k 和 v_k 为相互独立的噪声序列, 其概率密度函数已知。

3.1 粒子滤波

粒子滤波是一种基于贝叶斯估计与序贯蒙特卡罗的近似数值解方法, 核心思想是用一系列随机粒子的加权和来近似真实后验概率分布。给定粒子集 $\{X_{0,k}^i, \omega_k^i\}_{i=1}^N$, 则状态变量 X_k 的后验概率分布可近似为:

$$p(X_k | Z_{1:k-1}) \approx \sum_{i=1}^N \omega_k^i \delta(X_k - X_k^i) \quad (9)$$

其中, $\delta(\cdot)$ 为 Dirac delta 函数, 权值归一化满足 $\sum_{i=1}^N \omega_k^i = 1$ 。

基于 SIS 的粒子滤波存在粒子退化问题, 重采样能够在一定程度上缓解粒子退化。本节采用系统重采样, 它具有实现简单、蒙特卡罗变量小等特点, 具体步骤见文献[4]中的算法 2。

基于 SIS 和系统重采样的粒子滤波算法步骤如下:

(1) 初始化

从先验概率密度中采样:

$$X_0^i \sim p(X_0)$$

设重要性权值为:

$$\omega_0^i = 1/N \quad (i=1, 2, \dots, N)$$

(2) 重要性采样

从重要密度函数中采样:

$$X_k^i \sim q(X_k | X_{k-1}^i, Z_{1:k}) \quad (10)$$

计算重要性权值:

$$\omega_k^i = \omega_{k-1}^i \frac{p(Z_k | X_k^i) p(X_k^i | X_{k-1}^i)}{q(X_k | X_{k-1}^i, Z_{1:k})}$$

进行权值归一化:

$$\omega_k^i = \omega_k^i / [\sum_{j=1}^N \omega_k^j] \quad (i=1, 2, \dots, N)$$

(3) 重采样

如果 $N_{\text{eff}} < N_{\text{threshold}}$, 则进行重采样:

$$[\{X_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^N] = \text{RESAMPLE}[\{X_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^N]$$

(4) 估计输出

$$\hat{X}_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^i X_k^i$$

$$P_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^i (X_k^i - \hat{X}_k)(X_k^i - \hat{X}_k)^T$$

(5) $k = k + 1$, 返回步骤(2)。

其中, 有效粒子数 $N_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^N (\omega_k^i)^2$ 用于度量粒子退化程度, N_{eff} 愈小, 意味着退化现象愈严重。 $N_{\text{threshold}}$ 为阈值, 仅当 $N_{\text{eff}} < N_{\text{threshold}}$ 时, 进行重采样。

最优的重要性密度函数为真实后验概率分布, 但其通常难以获得。为了易于实现, 常用的方法是选取先验概率分布为重要性密度函数。但是这种方法丢失了当前量测, 过分依赖模型。在模型误差或量测噪声较大时, 估计性能显著下降。现有的解决办法是: 在重采样之前利用量测对样本进行更新。具有该策略的算法有 UPF 和 EKPF 等, 但是对于闪烁噪声下的空间机动目标来说, UPF 和 EKPF 并

不能取得满意的效果。尽管粒子滤波能较好地抑制闪烁噪声造成的误差放大, 但是模型误差长期存在, 外部扰动随机出现, UKF 和 EKF 基于确定性模型, 不具备处理模型误差和外部扰动能力, 容易出现收敛慢或不收敛的问题, 它们产生的重要性密度函数严重偏离真实后验概率分布。

3.2 自适应鲁棒无迹卡尔曼滤波

现有鲁棒滤波具有很好的抗扰动能力, 然而, 鲁棒性的提升往往伴随着最优性的损失。自适应鲁棒滤波根据实际扰动情况在鲁棒滤波和最优滤波 2 种工作状态之间自动切换, 有效挽回鲁棒所引起的最优性的损失。UT 变换是一种比线性化变换更优的非线性均值和方差传递机制, 精度至少达到二阶, 且避免 Jacobian 矩阵计算。借鉴其优点, 本节提出自适应鲁棒无迹卡尔曼滤波。具体步骤如下:

(1)模型预测。状态 Sigma 点集、一步预测及其方差阵:

$$\mathbf{X}_{i,k-1|k-1} = [\hat{\mathbf{X}}_{k-1|k-1} \pm a_s (\sqrt{n_x \mathbf{P}_{k-1|k-1}})_i]$$

$$\mathbf{X}_{i,k|k-1} = \mathbf{f}(\mathbf{X}_{i,k-1|k-1}), \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n_x} \omega_i \mathbf{X}_{i,k|k-1}$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n_x} \omega_i (\mathbf{X}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1})(\mathbf{X}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1})^T$$

其中:

$$\omega_i = 1 - 1/a_s^2, i = 0,$$

$$\omega_i = 1 - 1/2n_x a_s^2, i = 1, 2, \dots, 2n_x$$

(2)鲁棒切换。自适应修正的预测误差方差阵:

$$\Sigma_{k|k-1} = \begin{cases} (\mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} - \gamma^{-2} \mathbf{L}_k^T \mathbf{L}_k)^{-1} & \text{if } \bar{\mathbf{P}}_{YY,k} > \alpha \mathbf{P}_{YY,k} \\ \mathbf{P}_{k|k-1} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

其中, $\mathbf{L}_k = \gamma \left(\mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} - \left[\left(\text{diag} \left(\frac{\bar{\mathbf{P}}_{YY,k}}{\mathbf{P}_{YY,k}} \right) \otimes \mathbf{I}_{n_z/m} \right) \alpha \mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} \right]^{1/2} \right)$ 为新息方差阵的真实值 $\bar{\mathbf{P}}_{YY,k}$:

$$\bar{\mathbf{P}}_{YY,k} = \begin{cases} \tilde{\mathbf{Z}}_k \tilde{\mathbf{Z}}_k^T & \text{if } k = 0 \\ \frac{\rho \bar{\mathbf{P}}_{YY,k-1} + \tilde{\mathbf{Z}}_k \tilde{\mathbf{Z}}_k^T}{\rho + 1} & \text{if } k > 0 \end{cases}$$

其中, 遗忘因子 $\rho = 0.98$ 。

(3)新息输入。量测 Sigma 点集、新息及其方差阵:

$$\mathbf{X}_{i,k|k-1}^* = [\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} \pm a_s (\sqrt{n_x \Sigma_{k|k-1}})_i]$$

$$\mathbf{z}_{i,k|k-1} = \mathbf{h}(\mathbf{X}_{i,k|k-1}^*), \hat{\mathbf{Z}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n_z} \omega_i \mathbf{z}_{i,k|k-1}$$

$$\tilde{\mathbf{Z}}_k = \mathbf{Z}_k - \hat{\mathbf{Z}}_{k|k-1}$$

$$\mathbf{P}_{YY,k} = \sum_{i=0}^{2n_z} \omega_i (\mathbf{z}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{Z}}_{k|k-1})(\mathbf{z}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{Z}}_{k|k-1})^T + \mathbf{R}_k$$

$$\mathbf{P}_{XY,k} = \sum_{i=0}^{2n_z} \omega_i (\mathbf{X}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1})(\mathbf{z}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{Z}}_{k|k-1})^T$$

(4)状态更新。滤波增益阵、状态估值及其误差方差阵:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{XY,k} \mathbf{P}_{YY,k}^{-1}$$

$$\hat{\mathbf{X}}_{k|k} = \hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \tilde{\mathbf{Z}}_k$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = \Sigma_{k|k-1} - \mathbf{P}_{XY,k} \mathbf{P}_{YY,k}^{-1} \mathbf{P}_{XY,k}^T$$

其中, a_s 为比例参数; $(\sqrt{n_x \mathbf{P}_{k-1|k-1}})_i$ 为矩阵平方根的第 i 列; n_x 为状态维数; m 为量测维数。 $\mathbf{Q}_k$ 和 $\mathbf{R}_k$ 分别为 $\mathbf{w}_k$ 和 $\mathbf{v}_k$ 的方差。 $(\cdot)^{1/2}$ 为矩阵平方根。 α 为冗余因子, 用以调节算法对扰动的容忍度, 让算法只有在超出设定的容忍范围时才切换至鲁棒滤波状态。 $\otimes$ 为克罗内克积, 表示从量测空

间到状态空间的张量。矩阵 $\mathbf{I}_{n_x/m}$ 用以匹配量测矢量和状态矢量的维度, 将 α 扩展到 n_x 维矩阵空间。 γ 为渐消因子, 其值大于估计误差强度与所有误差强度之和的比值。

式(11)表明, 当外部扰动和模型误差使状态估值偏离真值时, 新息协方差阵理论值 $\mathbf{P}_{YY,k}$ 将会大于其真实值 $\bar{\mathbf{P}}_{YY,k}$, 算法处于鲁棒滤波状态。相反, 当 $\mathbf{P}_{YY,k}$ 小于 $\bar{\mathbf{P}}_{YY,k}$, 算法处于最优滤波状态。

3.3 自适应鲁棒无迹粒子滤波

相较于以往的鲁棒滤波算法, ARUKF 更适用于模型误差和外部扰动同时存在的场合。因此, 利用 ARUKF 产生的重要性密度函数能够逼近真实后验概率密度。基于这点, 本节提出自适应鲁棒无迹粒子滤波, 重要性密度函数取为:

$$q(\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{k-1}^i, \mathbf{Z}_{1:k}) = \mathcal{N}_{\text{ARUKF}}(\mathbf{X}_k, \hat{\mathbf{X}}_k^i, \mathbf{P}_k^i) \quad (12)$$

其中, $\hat{\mathbf{X}}_k^i$ 和 $\mathbf{P}_k^i$ 为 ARUKF 算法更新过的均值和方差阵。

ARUPF 算法的步骤与粒子滤波的基本一致, 唯一的差别是式(10)中 $q(\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{k-1}^i, \mathbf{Z}_{1:k})$ 由式(12)代替。

4 实验结果与分析

本节对闪烁噪声下基于 ARUPF 的空间机动目标跟踪算法进行仿真验证, 并与 UKF、ARUKF、UPF 和 AREKPF(利用 AREKF 产生重要密度函数)进行比较。为了便于比较, 考虑与文献[7]仿真例子中相同的 2 种情况: (1)目标始终自由飞行; (2)在追踪过程中, 目标存在轨道机动。在本文中, 目标和追踪平台均假设为航天器, 其初始轨道参数如表 1 所示。

表 1 初始轨道参数

轨道参数	目标	追踪平台
轨道半长轴 a/km	6 678.137	6 678.137
偏心率 e	0.05	0.05
轨道倾角 $i/^\circ$	28.5	28.5
升交点赤经 $\Omega/^\circ$	45	45
近地点幅角 $\omega/^\circ$	0.5	0
真近点角 $f/^\circ$	315	315

初始估计位置和速度误差分别为 1 m 和 0.1 m/s。比例参数 $a_s = 0.8$ 。 ζ 概率密度函数采用式(4), 其中, $\boldsymbol{\mu}_1 = \boldsymbol{\mu}_2 = \mathbf{0}$, $\mathbf{P}_1^{1/2} = \text{diag}(1 \text{ m}, 0.1 \text{ rad}, 0.1 \text{ rad})$, $\mathbf{P}_2 = 7^2 \mathbf{P}_1$ 。闪烁概率 $\lambda = 0.3$, ζ 的方差可近似为 $\mathbf{P} = (1 - \lambda) \mathbf{P}_1 + \lambda \mathbf{P}_2$ 。冗余因子 $\alpha = \text{diag}(3.5, 2.5, 10)$ 。量测采样周期和滤波周期均为 5 s, 仿真运行 17 595 s, 约 3 个初始轨道周期(T)。进行 10 次蒙特卡罗仿真, 求得均方根误差。相对运动状态模型采用式(1), 量测模型采用式(3)。

图 1、图 2 为目标自由飞行下, ARUPF 与其他滤波算法的比较结果。可以看出 ARUPF 具有最好的鲁棒性和跟踪精度。在闪烁噪声下, ARUKF 的跟踪精度明显下降, 而粒子滤波能有效抑制闪烁噪声引起的误差恶化, 因此, ARUPF 比 ARUKF 获得更低的误差级别。尽管 ARUPF 和 AREKPF 都采用类似的鲁棒机制, 但是 ARUPF 获得较高

估计精度。可以认为, ARUKF 产生的重要性密度函数比 AREKF 的更接近真实后验分布。也验证了 UT 变换优于一阶线性化变换。即使目标不机动, 模型误差仍存在。因此, 不具有鲁棒性的滤波器难以很好地跟踪真值。UKF 和 UPF 的估值出现对真值的大幅偏离, 且随时间而增大。

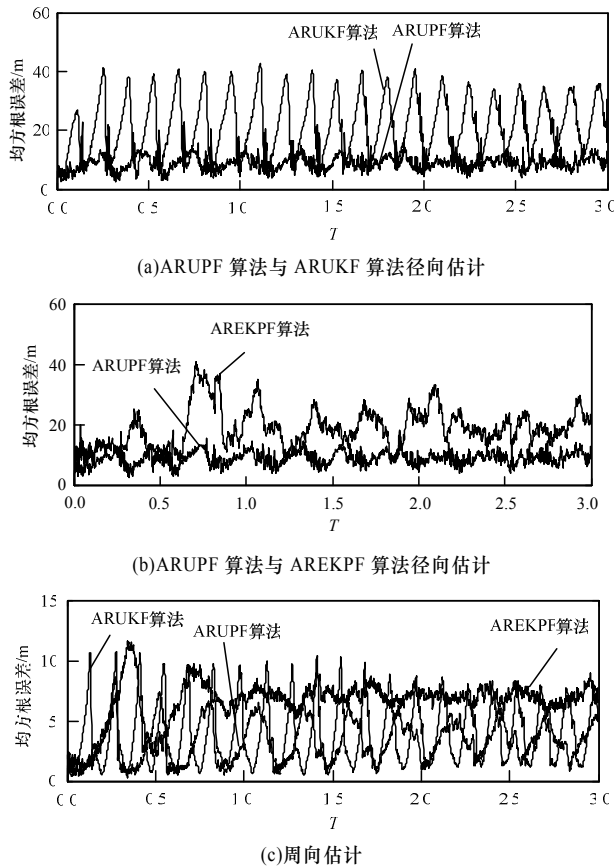


图1 目标自由飞行时 ARUPF 与 ARUKF、AREKPF 的比较

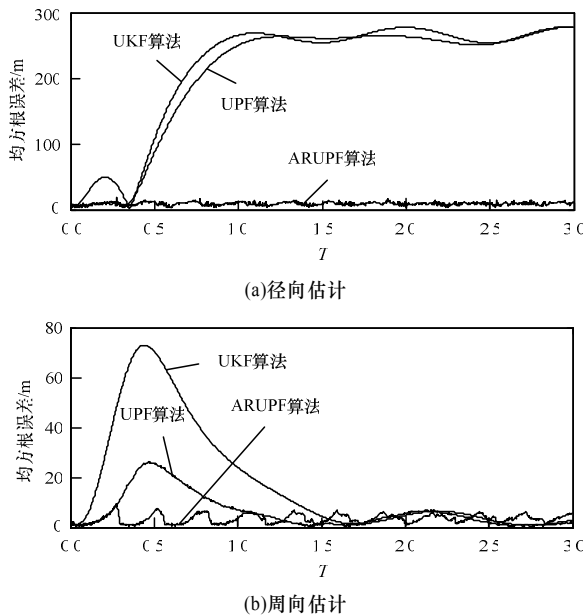


图2 目标自由飞行时 ARUPF 与 UKF、UPF 的比较

图3、图4为目标存在轨道机动下, ARUPF 与其他算法的比较结果。假设目标在第 11 730 s 处开始在其径向和周向上产生 0.02 m/s^2 机动, 持续时间 20 s。此时, 模型误

差和机动扰动相互作用, ARUPF 的优势更加明显。在机动干扰的作用下, UKF 和 UPF 误差陡然增大, 而且在很长一段时期内都不收敛, 呈现发散趋势。具有鲁棒性的滤波能够对机动扰动作出及时响应, 其估值能迅速抑制住误差的放大, 在短暂的小幅波动后实现对真值的逼近。ARUPF 具有理想的跟踪结果, 比 AREKPF 和 ARUKF 的更为平滑。

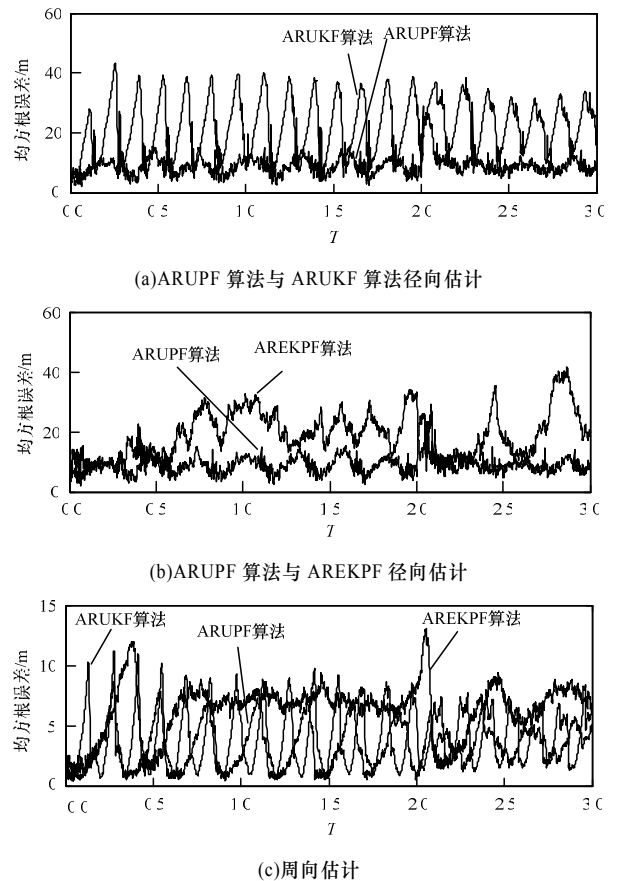


图3 目标机动时 ARUPF 与 ARUKF、AREKPF 的比较

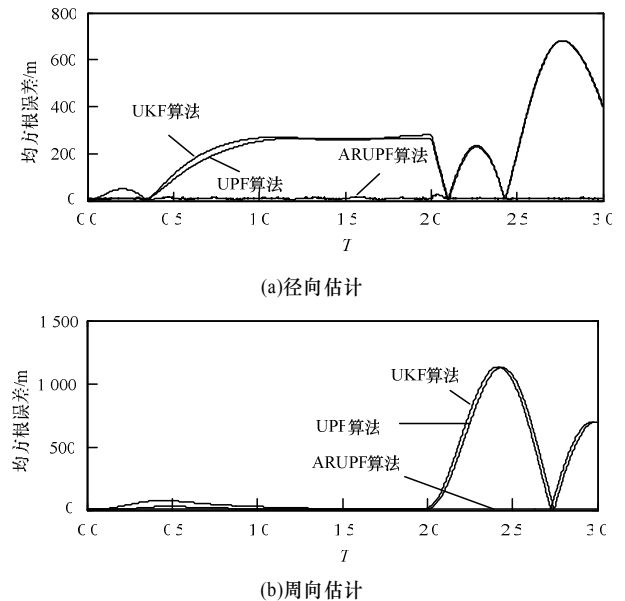


图4 目标机动时 ARUPF 与 UKF、UPF 的比较

(下转第 18 页)