

# 角闪烁噪声测量条件下的剩余飞行时间估计

崔彦凯, 梁晓庚

(中国空空导弹研究院, 河南 洛阳 471000)

**摘要:** 针对雷达导引头角闪烁噪声测量条件下的机动目标, 研究剩余飞行时间计算方法; 建立了闪烁噪声计算模型; 在粒子滤波算法和扩展卡尔曼滤波算法的基础上, 推导了扩展卡尔曼粒子滤波算法的实现过程; 根据估计结果建立了剩余飞行时间计算模型, 在剩余飞行时间表达式中考虑了目标机动加速度的影响; 仿真结果表明, 基于机动目标当前统计模型的扩展卡尔曼粒子滤波算法对闪烁噪声测量条件下的机动目标具有良好的跟踪性能, 对剩余飞行时间具有较高的估计精度。

**关键词:** 粒子滤波; 扩展卡尔曼滤波; 剩余飞行时间; 雷达导引头; 角闪烁噪声

## Estimation of Time to Go under Angular Glint Noise Condition

Cui Yankai, Lang Xiaogeng

(China Airborne Missile Academy, Luoyang 471000, China)

**Abstract:** The paper puts forward a method to calculate the time to go under angular glint noise of radar seeker measurement condition for maneuvering target. Angular glint noise calculation model is founded. The paper deduces an extended Kalman particle filtering algorithm based on particle filtering algorithm and extended Kalman filtering algorithm. Time to go calculation model is founded using filtering results of target motion state, which considers the effect of target maneuvering acceleration. The simulations show that extended Kalman particle filtering algorithm based on maneuvering target current statistical model has good tracking performance under angular glint noise of radar seeker measurement condition for maneuvering target, the time to go has good estimate accuracy.

**Keywords:** particle filtering (PF); extended Kalman filtering (EKF); time to go; radar seeker; angular glint noise

## 0 引言

制导引信一体化是一种新型数字化引信, 引信系统能够充分利用弹上制导探测设备所提供的信息, 计算出目标相对弹体的脱靶方位、最佳延迟时间等参数, 自适应地控制战斗部起爆, 提高引战配合效率<sup>[1-2]</sup>。而剩余飞行时间是最佳延迟时间计算的关键参数。

文献 [2] 和文献 [3] 提出了基于红外导引头测量的视线角和视线角速度等参数的剩余飞行时间计算方法。文献 [4] 在红外成像/激光测距一体化的基础上, 通过不敏卡尔曼滤波异步信息融合方法, 利用弹目相对运动状态估计值计算剩余飞行时间。文献 [5] 推导了利用导引头角度信息进行剩余飞行时间估计的算法。文献 [2-5] 在计算剩余飞行时间时, 均基于在弹道终端 (遭遇段) 目标作匀速直线运动的假设, 忽略了目标机动加速度的影响。而目标在遭受打击时, 通常会做各种机动, 以规避导弹的攻击。目标机动加速度所造成的导弹速度的变化, 直接影响了剩余飞行时间的计算精度。

雷达导引头相对于红外导引头, 能够提供更加丰富的目标测量信息, 如弹目相对距离、角度信息等, 通过滤波可获取目标的位置、速度、加速度信息。但是, 在雷达导引头目标跟踪过程中会产生闪烁噪声。当目标较大、距离较近时, 闪烁噪声将影响跟踪精度。闪烁噪声测量条件下的雷达目标跟踪属于非线性、非高斯问题。在处理非线性、非高斯问题时常用的滤波

算法为粒子滤波。粒子滤波会不可避免地存在着退化现象<sup>[6]</sup>。为了解决粒子滤波的退化现象, 本文用扩展卡尔曼滤波产生重要密度函数, 推导了扩展卡尔曼粒子滤波算法 (EKPF) 的实现过程。利用 EKPF 估计结果计算剩余飞行时间, 且在剩余飞行时间表达式中考虑了目标机动加速度的影响。

## 1 EKPF 滤波算法

### 1.1 闪烁噪声产生机理及建模

#### 1.1.1 闪烁噪声产生机理

以有源相控阵导引头为例, 说明闪烁噪声测量及产生机理。有源相控阵导引头的典型系统组成如图 1 所示<sup>[7]</sup>。有源相控阵导引头天线系统采用强制馈电方式, 每个天线单元都有单独的 T/R 组件、移相器和衰减器。T/R 组件直接和天线相连接, 位于移相器和衰减器之前。每个发射模块的功率直接由天线单元辐射, 形成空间功率合成的方向图。有源相控阵雷达导引头具有电扫描和方向图捷变能力, 且导引头的功率不受天馈系统和双工器的限制, 可以最大限度地提高发射功率。信号处理机负责目标回波信号处理, 对目标方位、俯仰、距离等信息进行提取。

在雷达导引头目标跟踪过程中, Howard 认为由于复杂目标不同部位的散射强度和相对相位的随机变化, 造成回波相位波前面的畸变, 波前在接收天线口径面上的倾斜和随机摆动就产生了角闪烁<sup>[8]</sup>。这种现象引起的测量噪声称之为闪烁噪声, 尤其是对测量角的影响。因此, 雷达导引头信号处理机输出的目标方位、俯仰、距离等信息的测量噪声包含了闪烁噪声。

#### 1.1.2 闪烁噪声建模

闪烁噪声分布与高斯分布的主要差别在于尾部较长, 而在中心区域则类似于高斯形状。闪烁噪声的建模主要是通过高斯

收稿日期: 2017-01-18; 修回日期: 2017-02-27。

基金项目: 河南省自然科学基金(162300410096)。

作者简介: 崔彦凯(1980-), 男, 河南漯河人, 博士, 主要从事信号处理技术方向的研究。

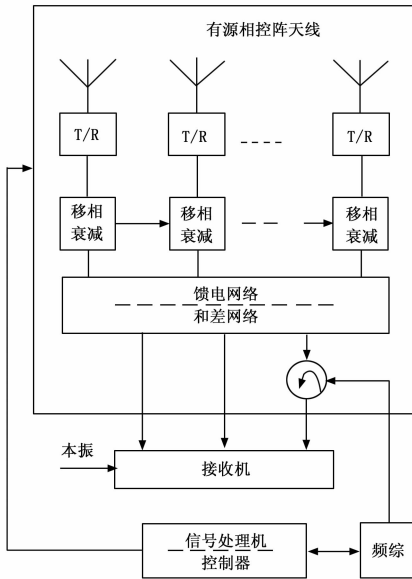


图1 有源相控阵导引头的典型系统组成

噪声和其它噪声分布的合成来实现, 如  $t$  分布、拉普拉斯分布、大方差的高斯分布、均匀分布等。本文采用具有不同方差的高斯噪声加权和对闪烁噪声进行建模, 则闪烁噪声的概率密度函数可表示为<sup>[9]</sup>:

$$p(\omega) = (1 - \epsilon)N(\omega; \mu_1, P_1) + \epsilon N(\omega; \mu_2, P_2)$$

式中,  $N(\omega; \mu_1, P_1)$  表示均值为  $\mu_1$ 、方差为  $P_1$  的高斯分布在  $\omega$  处的概率密度;  $N(\omega; \mu_2, P_2)$  表示均值为  $\mu_2$ 、方差为  $P_2$  的高斯分布在  $\omega$  处的概率密度;  $\epsilon \in [0, 1]$  表示闪烁效应的强弱。

## 1.2 粒子滤波算法

粒子滤波是一种基于蒙特卡罗方法和递推贝叶斯估计的统计滤波方法。它通过寻找一组在状态空间中传播的随机样本对概率密度函数进行近似, 以样本均值代替积分运算, 从而获得状态最小方差估计<sup>[10]</sup>。在实际的目标跟踪系统中, 由于系统的非线性及有色噪声测量的影响, 粒子滤波算法通常优于其它次优滤波算法, 如扩展卡尔曼滤波(EKF)或不敏卡尔曼滤波(UKF), 且粒子滤波算法不受高斯噪声假设的限制。粒子滤波算法步骤如下<sup>[9]</sup>:

1) 初始化。 $k = 0$ , 初始化粒子和权值:

$$x_0^i = p(x_0), w_0^i = \frac{1}{N}$$

即根据  $p(x_0)$  的分布采样得到  $x_0^i (i = 1, 2, \dots, N)$ ,  $p(x_0)$  为先验概率,  $N$  为粒子数目。

2) 重要性权值计算。设定  $k := k + 1$ , 采样:

$$x_k^i \sim q(x_k | x_{0:k-1}^i, z_{0:k}^i), i = 1, 2, \dots, N$$

得到  $N$  个采样粒子。 $z_k$  为当前时刻的测量值。

计算重要性权值如下:

$$w_k^i = w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)}$$

式中,  $p(z_k | x_k^i)$  可以根据测量方程求得,  $p(x_k^i | x_{k-1}^i)$  由系统方程决定。当系统和测量噪声为正态分布时, 其计算方法如下:

$$p(z_k | x_k^i) = \exp(-(z_k - h(x_k^i)) \cdot R^{-1}(z_k - h(x_k^i))^T)$$

$$p(x_k^i | x_{k-1}^i) = \exp(-(x_k^i - f(x_{k-1}^i)) \cdot Q^{-1}(x_k^i - f(x_{k-1}^i))^T)$$

式中,  $R$  为测量误差方差,  $Q$  为系统误差方差,  $f(\cdot)$  为系统方

程,  $h(\cdot)$  为测量方程。

归一化重要性权值:

$$w_k^i = \frac{w_k^i}{\sum_{i=1}^N w_k^i}$$

3) 重采样。

重采样的作用主要是为了消除权值小的粒子, 同时复制权值大的粒子, 若:

$$N_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (w_k^i)^2} < N_{threshold}$$

则进行重新采样, 将原来的带权样本  $\{x_{0:k}^i, w_k^i\} (i = 1, 2, \dots, N)$  映射为等权样本  $\{x_{0:k}^i, N^{-1}\} (i = 1, 2, \dots, N)$ 。

4) 输出估计。

状态估计:

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N x_k^i w_k^i$$

方差估计:

$$p_k = \sum_{i=1}^N w_k^i (x_k^i - \hat{x}_k)(x_k^i - \hat{x}_k)^T$$

5) 判断是否结束, 若是则退出本算法, 若否则返回 2)。

## 1.3 扩展卡尔曼滤波算法

目前, 应用最广的非线性高斯滤波器是扩展卡尔曼滤波器, 通过对非线性状态及量测函数的泰勒展开式进行一阶线性化截断, 将非线性滤波问题转化为线性卡尔曼滤波, EKF 是一种次优滤波器。其算法实现过程如下:

$$\hat{X}(k+1/k) = \Phi(k+1/k)\hat{X}(k/k) + B_k U(k)$$

$$P(k+1/k) = \Phi(k+1/k)P(k/k)\Phi^T(k+1/k) + Q(k)$$

$$K(k+1) = P(k+1/k)H^T(k+1)[H(k+1)P(k+1/k)H^T(k+1) + R(k+1)]^{-1}$$

$$\hat{X}(k+1/k+1) = \hat{X}(k+1/k) + K(k+1)$$

$$[Y(k+1) - h[\hat{X}(k+1/k)]]$$

$$P(k+1/k+1) = [I - K(k+1)H(k+1)]P(k+1/k)$$

## 1.4 EKPF 滤波算法

扩展卡尔曼粒子滤波算法(EKPF)是根据每个粒子在  $k$  时刻的扩展卡尔曼滤波(EKF)估计值  $\hat{x}_k^i$  和协方差  $\hat{p}_k^i$  分别生成新的粒子:

$$x_k^{i*} \sim N(\hat{x}_k^i, \hat{p}_k^i)$$

而各粒子的协方差保持不变, 即:

$$P_k^{i*} = P_k^i$$

该方法得到的  $N$  个新粒子符合重要分布  $q(x_k | x_{k-1}, z_k)$ , 且新的粒子包含了当前时刻的测量信息, 其精度在理论上要优于采用先验分布  $p(x_k | x_{k-1})$  作为重要分布的序贯重要抽样(SIR)算法。计算粒子权值:

$$w_k^i = \frac{p(z | x_k^{i*}) p(x_k^{i*} | x_{k-1}^{i*})}{q(x_k | x_{k-1}, z_k)}$$

式中,  $p(z | x_k^{i*})$  由似然函数确定,  $p(x_k^{i*} | x_{k-1}^{i*})$  由系统方程确定, 重要概率密度  $q(x_k | x_{k-1}, z_k)$  根据扩展卡尔曼滤波结果  $(\hat{x}_k^i, \hat{p}_k^i)$  计算:

$$q(x_k | x_{k-1}, z) = \frac{\exp(0.5(x_k^{i*} - \hat{x}_k^i)(\hat{P}_k^i)^{-1}(x_k^{i*} - \hat{x}_k^i)^T)}{\sqrt{\det(\hat{P}_k^i)}}$$

## 1.5 剩余飞行时间计算模型

弹目交会示意图如图 2 所示, 在弹体坐标系中, 假设雷达

导引头从  $A$  点开始对目标进行连续跟踪, 目标沿曲线  $\widehat{ABD}$  飞行, 与  $OZY$  平面相交于  $D$  点, 假设在  $B$  点导引头进入测量盲区, 则  $B$  点的剩余飞行时间表达式为:

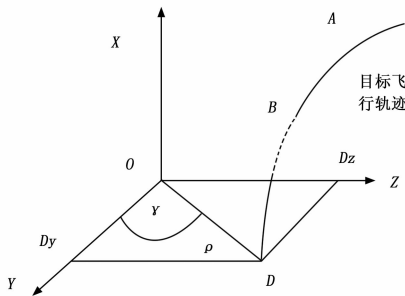


图 2 弹体坐标系下弹目交会示意图

$$T_{go} = \frac{-v_x(k) - \sqrt{v_x(k)^2 - 2 * a_{Tx}(k) * r_x(k)}}{a_{Tx}(k)}$$

式中,  $T_{go}$  为剩余飞行时间;  $r_x(k)$  为  $OX$  方向位置分量;  $v_x$  为  $OX$  方向速度分量;  $a_{Tx}(k)$  为  $OX$  方向加速度分量。

## 2 仿真分析

### 2.1 目标运动模型

机动目标当前统计模型对机动目标具有较好的跟踪性能, 考虑到弹道末端目标机动的影响, 本文选取机动目标当前统计模型作为目标运动状态方程。在惯性坐标系  $OXYZ$  中, 三维情况下的机动目标当前统计模型状态方程为<sup>[11-12]</sup>:

$$\mathbf{X}(k+1) = \Phi(k+1, k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{B}_k\mathbf{U}(k) + \Gamma(k)$$

式中,  $\mathbf{X} = [r_x \ r_y \ r_z \ v_x \ v_y \ v_z \ a_{Tx} \ a_{Ty} \ a_{Tz}]^T$ ;

$$\Phi(k+1, k) = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_3 & \mathbf{0} & \left[ \frac{(-1 + aT + e^{-aT})}{a^2} \right] \mathbf{I}_3 \\ \mathbf{0}_3 & \mathbf{I}_3 & \left[ \frac{(1 - e^{-aT})}{a} \right] \mathbf{I}_3 \\ \mathbf{0}_3 & \mathbf{0}_3 & e^{-aT} \mathbf{I}_3 \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{B}_k = \begin{bmatrix} \left[ \frac{(-T + \frac{aT^2}{2} + \frac{(1 - e^{-aT})}{a})}{a} \right] \mathbf{I}_3 \\ (T - \frac{(1 - e^{-aT})}{a}) \mathbf{I}_3 \\ (1 - e^{-aT}) \mathbf{I}_3 \end{bmatrix};$$

$\mathbf{U}(k) = [\bar{a}_x \ \bar{a}_y \ \bar{a}_z]^T$ ;  $\mathbf{I}_3$  为三阶单位矩阵。

$r_x(k)$ 、 $r_y(k)$ 、 $r_z(k)$  为弹目相对运动位置矢量在  $OX$ 、 $OY$ 、 $OZ$  方向上的投影分量;  $v_x(k)$ 、 $v_y(k)$ 、 $v_z(k)$  为弹目相对运动速度矢量在  $OX$ 、 $OY$ 、 $OZ$  方向上的投影分量;  $a_{Tx}(k)$ 、 $a_{Ty}(k)$ 、 $a_{Tz}(k)$  为弹目相对运动加速度矢量在  $OX$ 、 $OY$ 、 $OZ$  方向上的投影分量;  $T$  为采样周期;  $a$  为机动频率;  $\bar{a}_x$ 、 $\bar{a}_y$ 、 $\bar{a}_z$  分别为  $a_{Tx}(k)$ 、 $a_{Ty}(k)$ 、 $a_{Tz}(k)$  的均值。

雷达导引头测量方程:

假设雷达导引头位于惯性坐标系原点, 三维条件下的雷达导引头观测模型为<sup>[13-14]</sup>:

$$Y(k) = h[X(k)] + \Pi(k)$$

式中:  $Y(k) = [r(k) \ \theta(k) \ \varphi(k)]^T$ ;

$$h[X(k)] = \begin{bmatrix} \sqrt{r_x^2(k) + r_y^2(k) + r_z^2(k)} \\ \arctan \frac{r_y(k)}{\sqrt{r_x^2(k) + r_z^2(k)}} \\ \arctan(\frac{r_z(k)}{r_x(k)}) \end{bmatrix};$$

$r(k)$ 、 $\theta(k)$ 、 $\varphi(k)$  分别为雷达导引头距离、高低角、方位角测量信息。

### 2.2 仿真结果

假设雷达导引头位于惯性坐标系原点, 采样周期为 24 毫秒。热噪声对应的距离测量误差为 10 米, 高低角测量误差为 0.3 度, 方位角测量误差为 0.3 度; 闪烁效应对应的雷达导引头距离测量误差为 100 米, 高低角测量误差为 0.57 度, 方位角测量误差为 0.57 度, 闪烁噪声强度为  $\epsilon = 0.1$ 。目标在  $OXYZ$  平面内飞行, 目标初始飞行状态为  $[9\ 500\ \text{m}, -2\ 000\ \text{m}, -2\ 000\ \text{m/s}, 375\ \text{m/s}, 375\ \text{m/s}, 0, 0, 0]$ , 目标分别以  $10\ \text{m/s}^2$ 、 $20\ \text{m/s}^2$ 、 $20\ \text{m/s}^2$  的加速度在  $OX$  方向、 $OY$  方向、 $OZ$  方向做机动飞行。剩余飞行时间估计误差技术指标: 弹道末端剩余飞行时间估计误差小于 2 ms。目标运动轨迹理论值与估计值仿真结果如图 3 所示, 剩余飞行时间理论值与估计值仿真结果如图 4 所示, 剩余飞行时间估计误差仿真结果如图 5 所示。

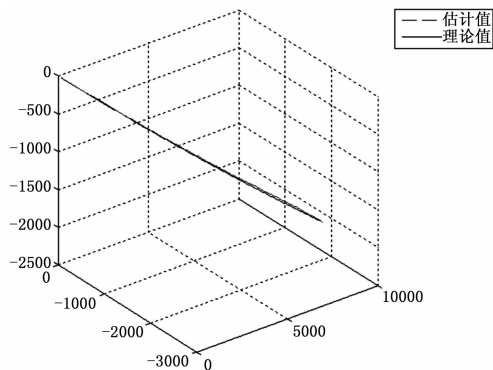


图 3 目标运动轨迹理论值与估计值

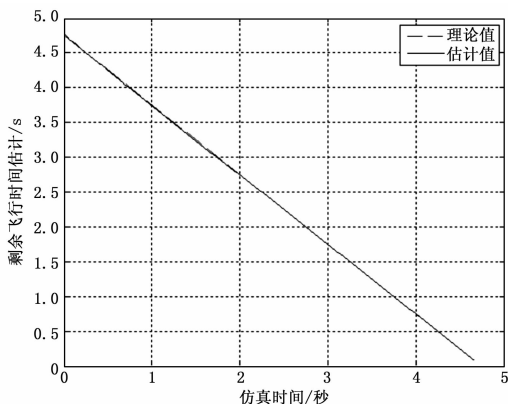


图 4 剩余飞行时间理论值与估计值

由图 3 可知: 扩展卡尔曼粒子滤波算法对闪烁噪声测量条件下的雷达导引头测量信息具有较好的估计结果, 对目标运动轨迹具有良好的跟踪性能; 由图 4、图 5 可知, 剩余飞行时间具有较高的估计精度, 弹道末端估计误差小于 2 ms, 达到了技术指标要求。

## 3 结论

基于机动目标当前统计模型的扩展卡尔曼粒子滤波算法 (EKPF) 对雷达导引头角闪烁噪声测量条件下的机动目标具

(下转第 185 页)

0.85 之间; 在大雨雪天时预测值与实际测量值有一定的误差, 但整体趋势保持一致, 且 skill 值均在 0.5 以上。因此该优化模型在综合考虑实测温度数据和太阳高度角, 且没有考虑云量等复杂气象信息的条件下可以较好地预测 05:00 到 20:00 时每小时辐照度, 在实际的预测中, 历史辐照度值可以从数据库中调取, 温度数据根据设备所在地区相应气象站的天气预报信息即可, 不同时刻的太阳高度角根据第一小节的公式计算得出。

#### 4 结论

本文运用多变量 BP 神经网络算法根据武汉市特有的地理位置特点, 将天气类型进行分类, 通过便于获取的实测温度数据和历史辐照度数据, 结合不同时刻的太阳高度角来对 05:00 到 20:00 时每小时辐照度进行预测。对得到的最终预测结果的分析可知, 采用该模型对每小时辐照度进行预测时, A、B 类天气 skill 值在 0.80~0.85 之间, 预测效果良好; 若天气情况复杂, 由于云层变化迅速且很难预测, 则导致预测结果与实际值之间有一定的误差, 但整体趋势一致。考虑到本研究阶段 A、B 类天气所占比重大, 对此两类天气情况下辐照度的预测精度高, 算法的输入变量获取便捷, 算法简单, 因此该模型可以较好的应用于光伏系统中辐照度的预测。

#### 参考文献:

[1] 胥芳, 张任, 吴乐彬, 等. 自适应 BP 神经网络在光伏 MPPT 中的应用 [J]. 太阳能学报, 2012, 33 (3): 468-472.  
[2] Amrouche B, Pivert X L. Artificial neural network based daily local

forecasting for global solar radiation [J]. Applied Energy, 2014, 130 (5): 333-341.  
[3] Besharat F, Dehghan A A, Faghieh A R. Empirical models for estimating global solar radiation: A review and case study [J]. Renewable & Sustainable Energy Reviews, 2013, 21 (21): 798-821.  
[4] Zhou H, Sun W, Liu D, et al. The Research of Daily Total Solar Radiation and Prediction Method of Photovoltaic Generation Based on Wavelet-Neural Network [A]. Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference [C]. IEEE Computer Society, 2011: 1-5.  
[5] Zhang P, Takano H, Murata J. Daily solar radiation prediction based on wavelet analysis [A]. Sice Conference [C]. 2011: 712-717.  
[6] Mohammadi K, Shamshirband S, Tong C W, et al. A new hybrid support vector machine-wavelet transform approach for estimation of horizontal global solar radiation [J]. Energy Conversion & Management, 2015, 92 (3): 162-171.  
[7] Wang S, Liu C, Li Q. On the use of niching genetic algorithms for variable selection in solar radiation estimation [J]. Renewable Energy, 2013, 50 (3): 168-176.  
[8] 钱允祺. 关于任意纬度太阳高度角的查算 [J]. 气象, 1978 (10): 31-33.  
[9] 王飞, 米增强, 杨奇逊, 等. 基于神经网络与关联数据的光伏电站发电功率预测方法 [J]. 太阳能学报, 2012, 33 (7): 1171-1177.  
[10] 米增强, 王飞, 杨光, 等. 光伏电站辐照度 ANN 预测及其二维变尺度修正方法 [J]. 太阳能学报, 2013, 34 (2): 251-259.

(上接第 180 页)

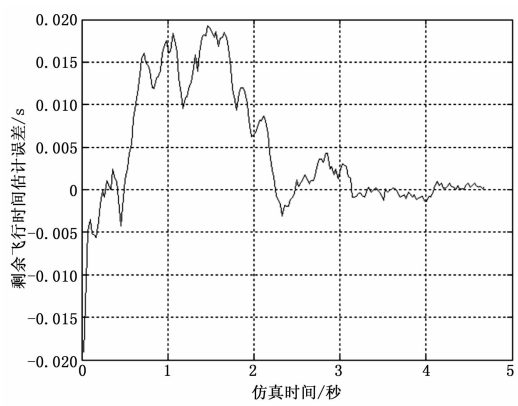


图 5 剩余飞行时间估计误差

有良好的跟踪性能; 利用 EKPF 算法估计结果计算出的剩余飞行时间达到了较高的估计精度, 实现了剩余飞行时间估计的目的, 为制导引信一体化技术实现自适应起爆控制功能提供了条件。

#### 参考文献:

[1] 苏志谋, 简金蕾, 任宏滨, 等. 基于制导引信一体化的自适应起爆控制 [J]. 导弹与航天运载技术, 2012 (3): 47-51.  
[2] 刘斌, 樊养余. 制导引信一体化技术及其典型应用 [J]. 航空兵器, 2006 (6): 33-36.

[3] 孙博, 栗金平, 郑建强, 等. 防空导弹红外成像制导引信一体化应用研究 [J]. 弹箭与制导学报, 2013 (2): 57-60.  
[4] 温银放, 王琼. 空空导弹制导引信一体化信息融合技术研究 [J]. 计算机仿真, 2016 (4): 67-70.  
[5] 刘剑锋, 庄志洪. 利用导引头测角信息进行遭遇段剩余飞行时间估计的算法 [J]. 兵工学报, 2006 (1): 27-31.  
[6] Caglar Yardim, Peter Gerstoft, William S. Tracking Refractivity from Clutter Using Kalman and Particle Filters [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2008, 56 (4): 1058-1070.  
[7] 汤晓云, 樊小景, 李朝伟. 相控阵雷达导引头综述 [J]. 航空兵器, 2013 (6): 25-30.  
[8] Howard D D. Radar Target Glint in Tracking and Guidance System Based on Echo Signal Phase Distortion [J]. Proc. NEC, 1959, 15: 840-849.  
[9] 朱志宇. 粒子滤波算法及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2010.  
[10] 单甘霖, 周云峰. 一种改进的不敏粒子滤波算法 [J]. 系统仿真学报, 2010 (10): 2287-2290.  
[11] 周宏仁, 敬忠良, 王培德. 机动目标跟踪 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1991.  
[12] Zhou H R, Kumar K S P. A current statistical model and adaptive algorithm for estimating maneuvering targets. AIAA Journal of Guidance, 1984; 7 (5): 596-602.  
[13] 何友, 王国宏, 陆大劲, 等. 多传感器信息融合及应用 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2010.  
[14] 徐琰珂, 梁晓庚, 贾晓洪. 雷达/红外双模导引头信息融合算法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2013, 21 (1): 129-132.