

改进的 CS—UKF 加速度方差自适应跟踪算法

崔彦凯

(中国空空导弹研究院, 河南 洛阳 471000)

摘要: 针对基于当前统计模型的状态噪声协方差阵中的加速度方差调整方法对一般机动目标、非机动目标跟踪精度差的问题, 研究其改进方法; 在建立机动目标当前统计模型离散状态方程和雷达导引头离散观测方程的基础上; 利用雷达导引头测量信息和位置预测值之间的扰动对加速度方差进行调整, 提出了改进的加速度方差自适应调整无迹卡尔曼滤波跟踪算法; 数字仿真验证了该算法对非机动目标、一般机动目标以及高机动目标均具有良好的跟踪效果。

关键词: 当前统计模型; 无迹卡尔曼滤波; 雷达导引头; 自适应; 跟踪

Modified Acceleration Variance Adaptive Tracking Algorithm Of CS _ UKF

Cui Yankai

(China Airborne Academy, Luoyang Henan 471000, China)

Abstract: Acceleration variance adaptive adjustment method of maneuvering target current statistical model has low tracking precision for weak maneuvering target and non maneuvering target. The paper puts forward a modified method. Discrete state equation of maneuvering target current statistical model is founded. Discrete observation equation of radar seeker is also founded. This paper puts forward an improved acceleration variance adaptive adjustment algorithm of unscented kalman filtering (UKF), which uses disturbance between radar seeker observational information and prediction value of position to self-adaptive adjustment acceleration variance. The simulation shows that modified CS _ UKF algorithm has better tracking precision for weak maneuvering target, non maneuvering target and high maneuvering target.

Keywords: current statistical model (CS); unscented kalman filtering (UKF); radar seeker; adaptive; tracking

0 引言

对机动目标建立准确的运动模型是进行滤波的前提和基础^[1]。目前, 常用的运动模型有匀速模型、匀加速模型、Singer 模型^[2]、“当前”统计模型^[3]、Jerk 模型^[4-5]等。其中, 当前统计模型是目前应用最为广泛的实用模型之一, 它是由我国学者周宏仁教授于 1983 年提出的。当前统计模型假设机动目标的当前加速度为修正的瑞利分布, 由于修正瑞利分布本身局限性, 该模型无法准确描述弱机动目标和非机动目标的加速度情况, 对弱机动目标和非机动目标的跟踪效果较差^[6]。

针对机动目标当前统计模型建模及跟踪中存在的问题, 很多学者提出了不同的改进措施。文献 [7] 通过加权一个以残差方差的迹为参数的活化函数, 对加速度方差和机动频率进行自适应处理。文献 [8] 用正态分布来弥补修正瑞利分布的缺陷, 同时利用模糊隶属度函数对系统方差做加权调整。文献 [9] 结合升半正态模糊分布函数特性, 提出一种加速度方差两段函数自适应调整方法。文献 [10] 提出了采用铃形函数作为模糊隶属函数对模型中加速度极值进行修正的方法。

考虑到雷达导引头测量的非线性跟踪问题, 无迹卡尔曼滤波 (UKF) 算法的计算量与扩展卡尔曼滤波 (EKF) 算法等同, 但精度却高于 EKF 算法^[11], 本文选择 UKF 算法作为非线性滤波算法。利用导引头实时测量信息与位置预测值之间的

扰动对加速度方差进行自适应调整, 提出了改进的基于当前统计模型的无迹卡尔曼滤波加速度方差自适应跟踪算法。该算法有效提高了对弱机动目标和非机动目标的跟踪精度, 且不依赖于最大加速度初值。

1 CS—UKF 滤波算法

1.1 目标运动状态数学模型

当目标正以某一加速度机动时, 下一时刻的加速度取值是有限的, 且只能在当前加速度的领域内, 为此, 我国学者周宏仁提出了机动目标当前统计模型。当前统计模型能够更真实地反映目标机动范围和强度的变化, 是目前较好的实用模型。假设目标在惯性坐标系 OXYZ 中运动, 当前统计模型离散状态方程为:

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

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

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

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

$\mathbf{U}(k) = [\bar{a}_x \ \bar{a}_y \ \bar{a}_z]^T$; \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、

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。

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。

$$\Gamma(k) = \int_{kT}^{(k+1)T} \Phi((k+1)T, \tau) W(\tau) d\tau \quad (2)$$

状态噪声 $\Gamma(k)$ 是均值为零的离散时间白噪声序列, 即

$$E[\Gamma(k)\Gamma^T(k+j)] = 0, \quad \forall j \neq 0 \quad (3)$$

若 $j=0$, 则状态噪声协方差阵为:

$$Q(k) = \begin{bmatrix} q_{11}\psi & q_{12}\psi & q_{13}\psi \\ q_{12}\psi & q_{22}\psi & q_{23}\psi \\ q_{13}\psi & q_{23}\psi & q_{33}\psi \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中:

$$\psi = \begin{bmatrix} \sigma_{ax}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{ay}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{az}^2 \end{bmatrix};$$

$$q_{11} = \frac{[1 - e^{-2aT} + 2aT + \frac{2a^3T^3}{3} - 2a^2T^2 - 4aTe^{-aT}]}{a^4};$$

$$q_{12} = \frac{[1 + e^{-2aT} - 2e^{-aT} + 2aTe^{-aT} - 2aT + a^2T^2]}{a^3};$$

$$q_{13} = \frac{[1 - e^{-2aT} - 2aTe^{-aT}]}{a^2};$$

$$q_{22} = \frac{[4e^{-aT} - 3 - e^{-2aT} + 2aT]}{a^2};$$

$$q_{23} = \frac{[e^{-2aT} + 1 - 2e^{-aT}]}{a};$$

$$q_{33} = [1 - e^{-2aT}].$$

1.2 雷达导引头观测数学模型

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:

$$Y(k) = h[X(k)] + \Pi(k) \quad (5)$$

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

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

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

测量噪声 $\Pi(k)$ 是均值为零离散时间白噪声序列, 即

$$E[\Pi(k)\Pi^T(k+j)] = 0, \quad \forall j \neq 0 \quad (6)$$

若 $j=0$, 则测量噪声协方差矩阵阵为

$$R(k) = \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_\theta^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_\varphi^2 \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中: σ_r 、 σ_θ 、 σ_φ 分别为距离、高低角、方位角测量误差的标准差。

1.3 UKF 算法

1.3.1 无味变换

无味变换是用固定数量的参数去近似一个高斯分布。无味变换的基本思想是: 根据 n_x 维状态向量 x 的均值 \bar{x} 和方差 P_x ,

选择 $2n_x + 1$ 个加权样点 $S_i = \{W_i, x_i\}$ ($i = 1, 2, \dots, 2n_x + 1$) 来近似随机变量 x 的分布, 称 x_i 为 σ 点 (粒子); 基于设定的粒子 x_i 计算其经过 $f(\cdot)$ 的传播 γ_i ; 然后基于 γ_i 计算 \bar{y} 和 P_y 。无味变换过程如下^[12-13]:

$$x_0 = \bar{x}, \quad W_0 = \frac{\lambda}{n_x + \lambda}, \quad i = 0 \quad (8)$$

$$x_i = \bar{x} + (\sqrt{(n_x + \lambda)P_x})_i, \quad i = 1, 2, \dots, n_x \quad (9)$$

$$x_i = \bar{x} - (\sqrt{(n_x + \lambda)P_x})_i, \quad i = n_x + 1, n_x + 2, \dots, 2n_x \quad (10)$$

$$W_0^{(m)} = \frac{\lambda}{n_x + \lambda}, \quad W_0^{(c)} = \frac{\lambda}{n_x + \lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta) \\ \lambda = \alpha^2(n + k) - n \quad (11)$$

$$W_i^{(m)} = W_i^{(c)} = \frac{1}{2(n_x + k)} \quad i = 1, 2, \dots, 2n_x \quad (12)$$

式中, α 一般取小的正值, 如 0.01, 用于调节粒子的分布距离; $\beta \geq 0$ 的作用是改变 $W_0^{(c)}$, 调节 β 的数值可以提高方差的精度, 控制估计状态的峰值误差。 $(\sqrt{(n_x + \lambda)P_x})_i$ 是矩阵 $(n_x + \lambda)P_x$ 的均方根的第 i 行(列)。 $W_i^{(m)}$ 是用于求一阶统计特性时的权系数。 $W_i^{(c)}$ 是用于求二阶统计特性时的权系数。

1.3.2 算法描述

UKF 是通过无味变换使非线性系统方程适用于线性假设条件下的标准卡尔曼滤波体系, 而扩展卡尔曼滤波是通过线性化非线性函数实现递推滤波。因此, UKF 比扩展卡尔曼滤波能更好地逼近状态方程的非线性特性, 估计精度更高^[13]。UKF 滤波算法描述如下:

1) 初始化。初始状态 x_0 的统计特性为: $E[x_0] = \bar{x}$, $\text{var}[x_0] = E[(zx_0 - \bar{x}_0) \cdot (x_0 - \bar{x}_0)^T] = P_0$, 且 $E[x_0, w_k] = 0$, $E[x_0, v_k] = 0$ 。

2) 时间更新。若不考虑有输入作用, 由式 (11)、式 (12) 可计算得权值 W_i , 则有

$$x_{i,k|k-1}^x = f(x_{k-1}^x, u_{k-1}, x_{k-1}^w) \quad (13)$$

$$\bar{x}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n_a} W_i^{(m)} x_{i,k|k-1}^x \quad (14)$$

$$P_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n_a} W_i^{(c)} [x_{i,k|k-1}^x - \bar{x}_{k|k-1}] [x_{i,k|k-1}^x - \bar{x}_{k|k-1}]^T + Q_k \quad (15)$$

$$z_{i,k|k-1} = h(x_{i,k|k-1}^x, x_{i,k|k-1}^v) \quad (16)$$

$$\bar{z}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n_a} W_i^{(m)} z_{i,k|k-1} \quad (17)$$

式中, $\bar{x}_{k|k-1}$ 为所有粒子点的一步预测加权和。

3) 测量更新。

$$P_{z_{k|k-1} z_{k|k-1}} = \sum_{i=0}^{2n_a} W_i^{(c)} [z_{i,k|k-1} - \bar{z}_{k|k-1}] [z_{i,k|k-1} - \bar{z}_{k|k-1}]^T + R_k \quad (18)$$

$$P_{x_{k|k-1} z_{k|k-1}} = \sum_{i=0}^{2n_a} W_i^{(c)} [x_{i,k|k-1}^x - \bar{x}_{k|k-1}] [z_{i,k|k-1} - \bar{z}_{k|k-1}]^T \quad (19)$$

$$K_k = P_{x_{k|k-1} z_{k|k-1}} P_{z_{k|k-1} z_{k|k-1}}^{-1} \quad (20)$$

$$\bar{x}_k = \bar{x}_{k|k-1} + K_k (z_k - \bar{z}_{k|k-1}) \quad (21)$$

$$\hat{P}_k = P_{k|k-1} + K_k P_{z_{k|k-1} z_{k|k-1}} K_k^T \quad (22)$$

至此，得到了 UKF 在 k 时刻的滤波状态和方差。

1.4 改进的 CS_UKF 跟踪算法

如果把一步预测值 $\bar{x}_{i,k|k-1}$ ($i = 7, 8, 9$) 看作在 k 时刻的加速度均值，可得加速度均值自适应算法^[14-15]：

$$\begin{cases} \bar{a}_{Tx}(k+1) = \bar{x}_{7,k|k-1} \\ \bar{a}_{Ty}(k+1) = \bar{x}_{8,k|k-1} \\ \bar{a}_{Tz}(k+1) = \bar{x}_{9,k|k-1} \end{cases} \quad (23)$$

根据加速度方差自适应算法，当“当前”加速度为正时：

$$\begin{cases} \sigma_{ax}^2 = \frac{4-\pi}{\pi}(a_{Tx\max} - \bar{x}_{7,k|k-1})^2 \\ \sigma_{ay}^2 = \frac{4-\pi}{\pi}(a_{Ty\max} - \bar{x}_{8,k|k-1})^2 \\ \sigma_{az}^2 = \frac{4-\pi}{\pi}(a_{Tz\max} - \bar{x}_{9,k|k-1})^2 \end{cases} \quad (24)$$

当“当前”加速度为负时：

$$\begin{cases} \sigma_{ax}^2 = \frac{4-\pi}{\pi}(-a_{Tx\max} - \bar{x}_{7,k|k-1})^2 \\ \sigma_{ay}^2 = \frac{4-\pi}{\pi}(-a_{Ty\max} - \bar{x}_{8,k|k-1})^2 \\ \sigma_{az}^2 = \frac{4-\pi}{\pi}(-a_{Tz\max} - \bar{x}_{9,k|k-1})^2 \end{cases} \quad (25)$$

把加速度方差 (σ_{ax} 、 σ_{ay} 、 σ_{az}) 代入到式 (4)，可得到 $Q(k)$ ，把 $Q(k)$ 代入到预测误差协方差阵 $P_{k|k-1}$ ，可得到基于当前统计模型的加速度方差自适应调整算法。由式 (24) 或 (25) 可以看出，加速度均值 $\bar{x}_{7,k|k-1}$ 、 $\bar{x}_{8,k|k-1}$ 、 $\bar{x}_{9,k|k-1}$ 越小，加速度方差 σ_{ax} 、 σ_{ay} 、 σ_{az} 越大，状态噪声协方差阵 $Q(k)$ 越大，滤波器增益 K_k 也越大，从而导致该滤波算法对非机动目标和一般机动目标跟踪误差增大。另外，从式 (24) 或式 (25) 可以看出，加速度方差计算依赖于最大加速度初值 ($a_{Tx\max}$ 、 $a_{Ty\max}$ 、 $a_{Tz\max}$)。

本文利用雷达导引头实时测量信息和位置预测值之间的扰动计算加速度方差，有效解决了机动目标当前统计模型对一般机动目标、非机动目标跟踪精度差和对最大加速度初值依赖的问题。推导过程如下：

设 k 时刻 OX 方向目标位置估计预测值为 $\bar{x}_{1,k|k-1}$ ，目标位置真实值为 $x_{1,k}$ 。目标位置真实值 $x_{1,k}$ 包含了从 $k-1$ 时刻到 k 时刻的加速度变化量 Δa_x ，而目标位置预测值 $\bar{x}_{1,k|k-1}$ 不包含从 $k-1$ 时刻到 k 时刻的加速度变化量 Δa_x 。在采样周期 T 内，利用位置与加速度之间的物理关系，可以建立 $x_{1,k}$ 与 $\bar{x}_{1,k|k-1}$ 之差和加速度变化量 Δa_x 之间的数学表达式：

$$\bar{x}_{1,k|k-1} - x_{1,k} = \frac{T^2}{2} \Delta a_x \quad (26)$$

变换式 (26) 可得：

$$\Delta a_x = \frac{2(\bar{x}_{1,k|k-1} - x_{1,k})}{T^2} \quad (27)$$

由式 (24) 或式 (25) 可知，如果把加速度最大值和加速度预测值之间的差值作为加速度扰动量，加速度扰动量的绝对值与加速度协方差成比例关系。可以利用 $k-1$ 时刻到 k 时刻的加速度变化量 Δa_x 近似表示当前时刻的加速度扰动量，从而给出一种加速度协方差自适应调整表达式：

$$\sigma_{ax}^2 = N_x \left| \frac{2(\bar{x}_{1,k|k-1} - x_{1,k})}{T^2} \right| \quad (28)$$

同理可得目标在 OY 轴、 OZ 轴的加速度方差自适应调整公式为：

$$\begin{cases} \sigma_{ay}^2 = N_y \left| \frac{2(\bar{x}_{2,k|k-1} - x_{2,k})}{T^2} \right| \\ \sigma_{az}^2 = N_z \left| \frac{2(\bar{x}_{3,k|k-1} - x_{3,k})}{T^2} \right| \end{cases} \quad (29)$$

式中， N_x 、 N_y 、 N_z 分别为 OX 轴、 OY 轴、 OZ 轴加速度协方差调整比例系数。

式 (27) ~ (29) 中的 $x_{1,k}$ 、 $x_{2,k}$ 、 $x_{3,k}$ 可以利用雷达导引头在当前时刻的测量值近似估计得到，即：

$$\begin{cases} x_{1,k} = r \cos(\theta) \cos(\varphi) \\ x_{2,k} = r \sin(\theta) \\ x_{3,k} = r \cos(\theta) \sin(\varphi) \end{cases} \quad (30)$$

式中： r 为 k 时刻雷达距离测量值； θ 为 k 时刻雷达高低角测量值； φ 为 k 时刻雷达方位角测量值。

2 仿真分析

仿真中，假设雷达导引头位于惯性坐标系原点，雷达导引头距离测量标准差 10 米，高低角测量标准差 0.3 度，方位角测量标准差 0.3 度，采样周期为 24 毫秒。目标初始飞行状态为 $[10\ 000\ \text{m}, 10\ 000\ \text{m}, 10\ 000\ \text{m}, -300\ \text{m/s}, -300\ \text{m/s}, -880\ \text{m/s}, 0, 0, 0]$ 。传统的机动目标当前统计模型自适应跟踪算法简称为 CS_UKF；改进的机动目标当前统计模型自适应跟踪算法简称为 ICS_UKF。仿真情形 1：目标无机动飞行。仿真情形 2：目标一般机动飞行，目标分别以纵向过载 $N_y = -1\ g$ 、法向过载 $N_z = -1\ g$ 在 YOZ 平面内机动飞行。仿真情形 3：目标高机动飞行，目标分别以纵向过载 $N_y = -5\ g$ 、法向过载 $N_z = -5\ g$ 在 YOZ 平面内机动飞行；在上述测量精度条件下进行 100 次蒙特卡洛仿真，统计两种算法的均方根误差，两种算法的仿真结果如图 1~图 3 所示。

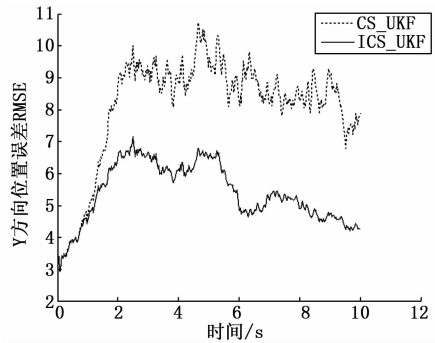


图 1 Y 方向位置均方根误差统计结果

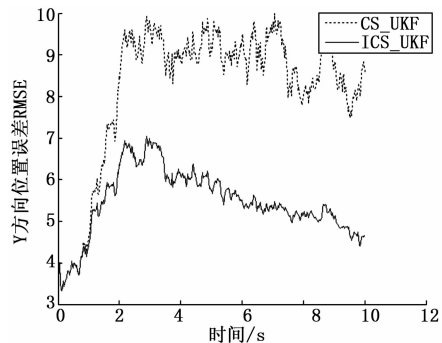


图 2 Y 方向位置均方根误差统计结果

失效) 储存可靠度 $R=0.985514$ 。电池容量储存寿命指标满足要求。

6 结论

本文从锂电池储存寿命指标要求出发,研究了锂电池的储存寿命影响因素及其试验评估方法。通过研究得知,锂电池的储存寿命试验应尽早备样,若时间紧迫可通过加速试验方法。提出了通过等效储存试验时间来评估电池储存寿命及其可靠度的方法,指出当等效储存试验时间不足时,应安排样本进行容量回归分析,得出其退化规律。此外,还要对电池储存末期热性能进行分析。在以上工作基础上对电池储存寿命进行综合评估。最后,通过案例分析,进行了工程演算。为后续锂电池储存寿命评估提供了参考。

在试验资源不足时,锂电池储存寿命的考核仍然面临很多挑战,如何合理选取和校验加速储存试验的加速因子、如何确保工程分析评估的准确性是下一步需要深入研究的问题。

参考文献:

[1] Reddy T B, Linden D. Linden's handbook of batteries [M]. McGraw-Hill, 2011.

(上接第 217 页)

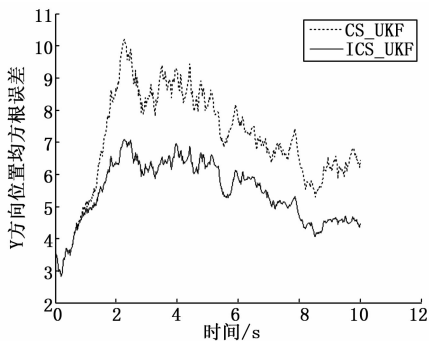


图3 Y方向位置均方根误差统计结果

- 1) 仿真情形 1: 目标无机动飞行。
- 2) 仿真情形 2: 目标一般机动飞行。
- 3) 仿真情形 3: 目标高机动飞行。

由仿真结果可知:改进的机动目标当前统计模型自适应跟踪算法(ICS_UKF)与传统的机动目标当前统计模型自适应跟踪算法(CS_UKF)相比,对于非机动目标、一般机动目标、高机动目标均具有更小的跟踪误差,更高的跟踪精度。

3 结论

对于非机动目标、一般机动目标、高机动目标,改进的机动目标当前统计模型自适应跟踪算法(ICS_UKF)与传统的机动目标当前统计模型自适应跟踪算法(CS_UKF)相比,均具有较好的跟踪性能,计算加速度方差时也不再依赖于最大加速度初值,且基于UKF的滤波算法有效解决了雷达导引头测量的非线性滤波问题;仿真结果也验证了该算法的有效性。

参考文献:

[1] 欧阳超,杨霄鹏,贾航川,等.改进的基于“当前”统计模型自适应滤波算法及其在航迹预测中的应用[J].科学技术与工程,

- [2] 郑介春.浅谈基本可靠性与任务可靠性[A].中国电子学会可靠性分会学术年会论文选[C].2008.
- [3] 周枫.基于Bayes方法的海岛环境弹药储存可靠性研究[D].长沙:国防科学技术大学,2010.
- [4] 黎红,杨林億.锂/亚硫酰氯电池的发展现状[J].船电技术,2009,29(8):57-60.
- [5] 马苓.两种锂电池高温储存性能研究及寿命预测[D].天津:天津大学,2014.
- [6] 中国标准化研究院.GB/T 4087-2009数据的统计处理和解释二项分布可靠度单侧置信下限[S].北京:中国标准出版社,2009.
- [7] 中国人民解放军总装备部电子信息基础部标准化研究中心.GJB 899A-2009可靠性鉴定和验收试验[S].北京:中国人民解放军总装备部,2009.
- [8] 信息产业部电子第四研究所.GJB 916B-2011军用锂电池通用规范[S].北京:中国人民解放军总装备部,2011.
- [9] 吴一帆.锂电池长期贮存后的电性能[J].电源技术,2002,26(1):11-13.
- [10] 鄢伟安.雷雷贮存可靠性分析方法研究[D].西安:西北工业大学,2014.
- [11] 第二炮兵第四研究所.GJB 3105-1997战略导弹武器系统性能评定方法[S].北京:国防科学技术工业委员会,1997.
- [12] Singer R A. Estimating optimal tracking filter performance for maneuvering targets [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1970; 473-483.
- [13] Zhou H R, Kumar K S P. A current statistical model and adaptive algorithm for estimating maneuvering targets [J]. AIAA Journal of Guidance, 1984; 7(5): 596-602.
- [14] Mehrotra K, Mahapatra P R. A Jerk model for tracking highly maneuvering targets [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1997; 33(4): 1094-1105.
- [15] 雷明,韩崇昭.多级修正的高机动Jerk模型研究[J].西安交通大学学报,2006; 40(2): 138-141.
- [16] 钱华明,陈亮,满国晶,等.基于当前统计模型的机动目标自适应跟踪算法[J].系统工程与电子技术,2011(10): 2154-2158.
- [17] 黄伟平,徐毓,王杰.基于改进“当前”统计模型的非线性机动目标跟踪算法[J].控制理论与应用,2011(12) 1723-1728.
- [18] 王树亮,阮怀林.修正的当前统计模型自适应跟踪算法[J].电子信息对抗技术,2011. 26(1): 34-38.
- [19] 刘望生,李亚安,崔琳.基于当前统计模型的机动目标自适应跟踪算法[J].系统工程与电子技术,2011, 33(9): 1937-1940.
- [20] 钱华明,陈亮,满国晶,等.基于当前统计模型的机动目标自适应跟踪算法[J].系统工程与电子技术,2011, 33(10): 2154-2158.
- [21] A Romanenko, J Castro. The unscented filter as a alternative to the EKF for nonlinear state estimation: simulation case study [J]. Computers and Chemical Engineering, 2004, 28: 347-355.
- [22] JULIER S J, UHLMAN J K. New extension of the Kalman filter to nonlinear systems [J]. SPIE Vol. 3068, 1997.
- [23] 朱志宇.粒子滤波算法及其应用[M].北京:科学出版社,2010.
- [24] 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.
- [25] 周宏仁.机动目标“当前”统计模型与自适应跟踪算法[J].航空学报,1983, 4(1): 73-86.