

# 基于改进“当前”统计模型的非线性机动目标跟踪算法

黄伟平<sup>1</sup>, 徐 毓<sup>2</sup>, 王 杰<sup>3</sup>

(1. 空军雷达学院 研究生管理大队, 湖北 武汉 430019;

2. 空军雷达学院 科研部, 湖北 武汉 430019; 3. 95174部队, 湖北 武汉 430019)

**摘要:** “当前”统计模型算法对目标加速度极限值及机动频率的依赖性这一缺点, 导致该算法在跟踪弱机动目标及高机动目标时, 跟踪性能会明显恶化. 本文在当前统计(CS)模型的基础上, 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, 实现了对“当前”统计模型的改进; 同时, 采用UKF(unscented Kalman filter)对非线性目标进行跟踪滤波, 构造出基于改进“当前”统计模型的非线性机动目标跟踪算法, 仿真结果表明, 改进的“当前”统计模型不仅保留了“当前”统计模型跟踪算法对一般机动目标跟踪精度高的特点, 而且对弱机动目标跟踪也具有更优越的性能, 大大扩大了机动跟踪范围.

**关键词:** 机动目标跟踪; 当前统计模型; 活化函数; UKF

**中图分类号:** TN 911.72      **文献标识码:** A

## A nonlinear maneuver-tracking algorithm based on modified current statistical model

HUANG Wei-ping<sup>1</sup>, XU Yu<sup>2</sup>, WANG Jie<sup>3</sup>

(1. Group of Graduate Management, Air Force Radar Academy, Wuhan Hubei 430019, China;

2. Department for Scientific Research, Air Force Radar Academy, Wuhan Hubei 430019, China;

3. Unit 95174 of People's Liberation Army, Wuhan Hubei 430019, China)

**Abstract:** The ‘current’ statistical model depends on both the marginal value of the target acceleration and the frequency of the maneuver; this leads to a poor performance in tracking targets of low maneuverability or higher maneuverability. To obtain an improved model, we introduce to the existing ‘current’ statistical(CS) model an activate function with the trace of the residual error variance as parameter for modifying the error covariance between the acceleration and the frequency. This modified model is then combined with an unscented Kalman filter(UKF) to form the modified current statistic model for the nonlinear maneuver tracking algorithm. Simulation results indicate that the proposed algorithms not only keep equal performance level as the CS model in tracking general maneuvers, but provide excellent performance in tracking targets with low maneuverability; thus, extending the range of maneuverability in tracking targets.

**Key words:** maneuvering target tracking; “current” statistical model; activate function; unscented Kalman filter

### 1 引言(Introduction)

近几场高技术战争可以看到, 随着空中力量的发展和运用, 空中威胁的概念、范畴和时空观正在发生深刻的变化, 非线性、高机动是当前目标跟踪的显著特征, 也是进行目标跟踪不得不面临的现实挑战. 对于跟踪系统而言, 目标的机动是未知的, 很显然, 如何描述目标加速度是一个复杂的问题, 也是跟踪的关键, 也就是说, 机动目标跟踪最重要的环节是模型的选取<sup>[1]</sup>, 最有代表性的是“当前”统计模型及交互多模型等. 其中, “当前”统计模型在一定程度上较符合实际情况, 因而, 对复杂的机动目标具有较好的跟踪性能.

“当前”统计模型算法<sup>[2,3]</sup>是由周宏仁于1983年

提出来的. 该算法认为, 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”加速度的邻域内. 但是, 在当前统计模型中, 目标最大、最小机动加速度 $a_{\max}$ ,  $a_{-\max}$ 和机动频率 $\alpha$ 的选值一般是预先固定的, 对于机动加速度大范围变动或突变的目标, 其跟踪的快速性和精度的协调很难令人满意. 通过对“当前”统计模型的深入分析, 可以看到, 滤波增益的改变是由于目标的机动所造成的, 如果增益不能够反映实际的运动情况, 滤波误差就可能变大, 甚至发散, 而机动反应在滤波公式里就是机动频率 $\alpha$ 和加速度方差 $\sigma_a^2$ 的改变, 因此, 当前的研究大多基于这两方面考虑入手来改进滤波算法<sup>[4,5,6]</sup>.

本文将以新息方差的迹为参数的活化函数为基础改进“当前”统计模型,提出基于活化函数的“当前”统计模型(function-based current statistical model, FB-CS模型):通过以残差方差的迹为参数的活化函数强迫滤波信息序列时刻保持相互正交,再以活化函数对机动频率和机动加速度方差进行处理,使得滤波器关于模型的不确定保持了较好的鲁棒性,进而使改进算法获得自适应地校正估计偏差和迅速跟踪状态变化的能力.考虑到目标跟踪的非线性,而非线性跟踪的关键是滤波算法的选择,UKF(unscented Kalman filter)<sup>[7,8]</sup>以其优越的性能成为当前较适应的非线性滤波算法.因而,本文实现非线性、高机动目标跟踪的方法是基于改进“当前”统计模型的UKF滤波算法.

## 2 “当前”统计模型(Current statistical model)

设目标运动的状态方程为

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_k &= f(\mathbf{X}_{k-1}) + \mathbf{W}_{k-1} = \\ \Phi_{k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{G}_{k-1} \bar{a} + \mathbf{W}_{k-1}, \end{aligned} \quad (1)$$

式中:

$$\Phi_{k-1} = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{1}{\alpha^2}(-1 + \alpha T + e^{-\alpha T}) \\ 0 & 1 & \frac{1}{\alpha}(1 - e^{-\alpha T}) \\ 0 & 0 & e^{-\alpha T} \end{bmatrix},$$

$\bar{a}$ 为 $k-1$ 时刻的加速度均值, $\alpha$ 为机动(加速度)时间常数的倒数, $\mathbf{W}_{k-1}$ 是离散时间噪声序列,均值为零,方差为 $\mathbf{Q}_{k-1}$ , $\mathbf{G}_{k-1}$ 为输入控制矩阵:

$$\mathbf{G}_{k-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\alpha}(-T + \frac{\alpha T^2}{2} + \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha}) \\ T - \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha} \\ 1 - e^{-\alpha T} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

$$\mathbf{Q}_{k-1} = \frac{2\sigma_m^2}{\tau_m} \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} \\ q_{21} & q_{22} & q_{23} \\ q_{31} & q_{32} & q_{33} \end{bmatrix}, \quad (3)$$

式中: $\tau_m$ , $\sigma_m$ 为目标机动时间常数和标准方差, $\alpha = 1/\tau_m$ 为机动频率, $q$ 的具体取值见文献[3].

采用非零时间相关机动模型时,有:

$$\ddot{\mathbf{X}}_k = \bar{a}_k + a_k, \quad (4)$$

$$\dot{a}_k = -\alpha a_k + \mathbf{w}_k, \quad (5)$$

式中 $\mathbf{w}_k$ 为系统噪声.令 $\mathbf{w}_k = a_k$ ,将加速度引入系统噪声,将式(4)代入式(5),有

$$\ddot{\mathbf{X}}_k = -\alpha \ddot{\mathbf{X}}_k + \alpha \bar{a}_k + \mathbf{w}_k. \quad (6)$$

接着,把 $\ddot{\mathbf{X}}_k$ 的一步预测 $\hat{\ddot{\mathbf{X}}}_{k/k-1}$ 看作在 $kT$ 瞬间的当前加速度即随机机动加速度的均值,有:

$$\bar{a}_k = \hat{\ddot{\mathbf{X}}}_{k/k-1}, \quad (7)$$

$$\sigma_a^2 = \begin{cases} \frac{4-\pi}{\pi} [a_{\max} - \bar{a}_k]^2, & \bar{a}_k \geq 0, \\ \frac{4-\pi}{\pi} [\bar{a}_k - a_{-\max}]^2, & \bar{a}_k < 0, \end{cases} \quad (8)$$

其中 $a_{\max}$ , $a_{-\max}$ 为最大、最小机动加速度.

## 3 活化函数(Activate function)

假设目标的观测方程描述如下:

$$\mathbf{Z}_k = h(\mathbf{X}_k) + \mathbf{V}_k, \quad (9)$$

其中: $h$ 是非线性函数, $\mathbf{V}_k$ 是离散时间噪声序列,均值为零,方差为 $\mathbf{R}_k$ .

### 3.1 新息的特性(Characteristics of the innovation)

滤波器新息向量序列(也称为残差向量)为

$$\boldsymbol{\gamma}_k = \mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k/k-1}. \quad (10)$$

Y.Bar-Shalom给出了滤波器一致性的条件<sup>[9]</sup>:

- 1) 状态误差应是零均值(无偏的),误差方差与滤波器的计算方差矩阵是一致的.
- 2) 新息与1)中的状态误差序列具有相同的性质.
- 3) 不同时刻的新息是不相关.

笔者由此可推知,如果新息序列满足以下的假定条件:

- ① 信号具有有穷均值;
- ② 观测噪声是均值为零的独立分布过程;
- ③ 信号与噪声互不相关.

则通过分析滤波器一致性条件得到新息序列 $\boldsymbol{\gamma}_k$ 具有以下性质:

- ①  $\boldsymbol{\gamma}_k$ 是一个独立同分布过程;
- ② 正交性 $E\{\boldsymbol{\gamma}_k \cdot \mathbf{z}_k\} = 0, m < k$ ;
- ③ 新息过程 $\{\boldsymbol{\gamma}_k\}$ 与原观测过程 $\{\mathbf{z}_k\}$ 所张成的线性流形相同,即新息的统计特性与观测值的统计特性是一致的.

于是,根据“新息理论”可知:

- ①  $E\{[\mathbf{X}_k - \hat{\mathbf{X}}_{k/k}][\mathbf{X}_k - \hat{\mathbf{X}}_{k/k}]^T\} = \min$ ;
- ②  $E\{\boldsymbol{\gamma}_{k+i} \cdot \boldsymbol{\gamma}_k^T\} = 0, k = 0, 1, 2, \dots, i = 1, 2, \dots$ .

通常目标新息向量序列在理想情况下的残差为零均值白噪声,但在机动跟踪过程中,目标的机动改变了新息的正交性,从而影响了滤波器的输出残差的白色化.因此,需要引入调节因子对新息进行实时控制,使输出残差近似为高斯白噪声.同时,结合对“当前”统计模型的深入分析,可以看到,机动反应在状态方程里就是机动频率 $\alpha$ 和加速度方差 $\sigma_a^2$ 的改变,因此可以考虑从这两方面入手来改进机动跟踪算法,强迫状态估计方程能够反映实际的运动情况,最大程度地提取输出残差中一切有效信息.

### 3.2 活化函数 $f_k$ 的引入(Introduction of the active function)

系统滤波器的残差为  $\gamma_k = z_k - \hat{z}_{k/k-1}$ , 是  $z_k$  和  $\hat{z}_{k/k-1}$  线性组合, 其残差序列保持正交性. 目标残差  $\gamma_k$  是零均值高斯白噪声, 方差为  $\sigma_k$ , 当未发生机动时,  $\gamma_k$  服从  $N(0, \sigma_k)$  分布; 当发生机动时, 服从  $N(\mu, \sigma_k)$  分布, 其均值不再是零, 而是偏差  $\mu$ . 因此通过检验残差的均值, 就可以确定系统是否发生了机动.

事实上, 当机动发生时, 滤波器发散, 误差协方差阵无界, 而下式可作为判断滤波器收敛的依据:

$$\gamma_k^T \gamma_k \leq \mu \cdot \text{tr}(\sigma_k), \quad (11)$$

式中: 矩阵的迹作为二次性能指针表示估计误差的正常水平,  $\mu \geq 1$  为可调系数. 当上式成立时, 滤波器处于正常工作状态; 如不满足, 滤波器的实际误差将超过理论预计值  $\mu$  倍, 此时滤波器处于发散状态. 新息  $\gamma_k$  为高斯随机向量, 故新息方差服从自由度为  $m$  (观测向量维数) 的  $\chi^2$  分布, 即  $\gamma_k^T \gamma_k \sim \chi^2(m)$ , 本文采用  $\sigma_k$  的迹 ( $\text{tr}(\sigma_k)$ ) 作为检验标准, 因为  $\text{tr}(\sigma_k)$  与新息序列有相同的统计特征, 而新息序列的统计特性又可以反映出测量值的统计特性. 因此, 检验条件简化为

$$\text{tr}(\sigma_k) \sim \chi^2(m). \quad (12)$$

根据 NP 准则, 当误警率  $P_{fa} = \lambda$  时, 由

$$P_{fa} = P[\text{tr}(\sigma_k) \geq \varepsilon | H_0] = \lambda,$$

取显著水平  $\lambda = 0.01$ , 查  $\chi^2$  分布表, 解出门限值  $\varepsilon = 11.345$  可使漏警率  $P_m = P[\text{tr}(\sigma_k) < \varepsilon | H_1]$  达到最小.

构造如下统计标量:

$$d = \gamma_k^T [\sigma_k]^{-1} \gamma_k. \quad (13)$$

于是, 活化函数<sup>[10]</sup>的引入函数如下:

$$f_k = \begin{cases} 1/d, & \text{tr}[\sigma_k] > \varepsilon, \\ 1, & \text{tr}[\sigma_k] \leq \varepsilon. \end{cases} \quad (14)$$

### 4 基于活化函数的“当前”统计模型(FB-CS model)

根据活化因子  $f_k$ , 对机动频率和机动加速度方差进行处理. 首先, 定义平均加速度计算式为

$$\bar{a}_p = \frac{1}{l} \sum_{i=k-l}^{k-1} \bar{a}(i), \quad (15)$$

$l$  为固定步长(一般取  $l$  为 3~10 之间的数),  $\bar{a}(k)$  的计算式如(4)所示, 在前  $l$  点  $\bar{a}_p$  为一给定值. 得到机动加速度方差更新式:

$$\sigma_a^2 = |\hat{a}(k) - \bar{a}_p|^2 = \begin{cases} \frac{4 - \pi}{\pi} [f_k a_{\max} - \bar{a}_p]^2, & \bar{a}_p \geq 0, \\ \frac{4 - \pi}{\pi} [f_k a_{-\max} + \bar{a}_p]^2, & \bar{a}_p < 0. \end{cases} \quad (16)$$

给出机动频率计算式:

$$\alpha = f_k \alpha, \quad (17)$$

根据式(14)~(17)计算的值就可以更新“当前”统计模型的  $Q_k$  和  $\Phi_k$  值. 至此, 本文就得到了改进的“当前”统计模型(FB-CS)算法. FB-CS 算法通过引入时变的活化函数, 使得滤波器关于模型的不确定保持了较好的鲁棒性, 在跟踪弱机动目标时, 输出残差方差较小, 活化函数相应较小, 目标发生突发机动时, 活化函数相应增大, 从而自适应地调整加速度方差及机动频率, 提高算法跟踪性能.

### 5 非线性目标跟踪(Nonlinear target tracking)

本文选择 UKF 滤波算法进行非线性跟踪, 结合改进的“当前”统计模型, 具体跟踪滤波流程如下:

① 利用无迹变换(unscented transform, UT)变化得到  $2n_x + 1$  个取样点  $\varepsilon_i$  及其相应的权值  $\omega_i$ :

$$\begin{cases} \varepsilon_0 = \bar{x}, & \omega_0 = \lambda / (n_x + \lambda), & i = 0, \\ \varepsilon_i = \bar{x} + \sqrt{(n_x + \lambda)} \cdot P_x, \\ \omega_i = 1 / [2(n_x + \lambda)], & i = 1, \dots, n_x, \\ \varepsilon_i = \bar{x} - \sqrt{(n_x + \lambda)} \cdot P_x, \\ \omega_i = 1 / [2(n_x + \lambda)], & i = n_x + 1, \dots, 2n_x. \end{cases} \quad (18)$$

② 利用状态方程进行预测

$$\varepsilon_{k/k-1}(i) = f(\varepsilon_{k-1/k-1}(i)). \quad (19)$$

③ 利用预测点  $\varepsilon_{k/k-1}(i)$  和权值  $\omega_i$  计算预测均值  $\hat{x}_{k/k-1}$  和协方差  $P_{k/k-1}$ :

$$\hat{x}_{k/k-1} = \sum_{i=0}^{2n_x} \omega_i \varepsilon_{k/k-1}(i), \quad (20)$$

$$P_{k/k-1} = Q_{k+1} + \sum_{i=0}^{2n_x} \omega_i [\varepsilon_{k/k-1}(i) - \hat{x}_{k/k-1}] \cdot [\varepsilon_{k/k-1}(i) - \hat{x}_{k/k-1}]^T. \quad (21)$$

④ 利用测量方程更新每一个 sigma 点的测量预测值

$$s_{k/k-1}(i) = h(\varepsilon_{k/k-1}(i)) + v_k. \quad (22)$$

⑤ 测量预测值和协方差

$$\hat{z}_{k/k-1} = \sum_{i=0}^{2n_x} \omega_i s_{k/k-1}(i), \quad (23)$$

$$P_{zz} = R_k + \sum_{i=0}^{2n_x} \omega_i [s_{k/k-1}(i) - \hat{z}_{k/k-1}] \cdot [s_{k/k-1}(i) - \hat{z}_{k/k-1}]^T, \quad (24)$$

$$P_{xz} = \sum_{i=0}^{2n_x} \omega_i [\varepsilon_{k/k-1}(i) - \hat{x}_{k/k-1}] [s_{k/k-1}(i) - \hat{z}_{k/k-1}]^T. \quad (25)$$

⑥ 活化函数  $f_k$  的确定.

a) 新息方差为

$$\sigma_k = P_{zz} = \mathbf{R}_k + \sum_{i=0}^{2n_x} \omega_i [\mathbf{s}_{k/k-1}(i) - \hat{\mathbf{z}}_{k/k-1}] [\mathbf{s}_{k/k-1}(i) - \hat{\mathbf{z}}_{k/k-1}]^T. \quad (26)$$

b) 根据极大似然比检验原理, 得到检测函数  $\text{tr}(\sigma_k) \sim \chi^2(m)$ ; 由  $P_{\text{fa}} = P[\text{tr}(\sigma_k) \geq \epsilon | H_0] = \lambda$ ,  $H_0$  表示错误检测到目标的状态, 根据聂曼-皮尔逊 (Neyman-Pearson, NP) 准则, 求门限值  $\epsilon$ , 具体如下: 当  $\lambda = 0.01$ ,  $P_{\text{fa}} = \lambda$  时, 查  $\chi^2$  分布表解出门限值  $\epsilon = 11.345$ .

c) 构造统计标量

$$d = \gamma_k^T [\mathbf{R}_k + \sum_{i=0}^{2n_x} \omega_i [\mathbf{s}_{k/k-1}(i) - \hat{\mathbf{z}}_{k/k-1}] [\mathbf{s}_{k/k-1}(i) - \hat{\mathbf{z}}_{k/k-1}]^T]^{-1} \gamma_k.$$

当  $\text{tr}[\sigma_k] \leq \epsilon$  时,  $f_k = 1$ ; 当  $\text{tr}[\sigma_k] > \epsilon$  时,  $f_k$  为  $d$  的倒数.

⑦ 利用活化函数修正UKF增益, 更新状态向量和方差:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{xz} \mathbf{P}_{zz}^{-1}, \quad (27)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k/k} = \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{k/k-1}), \quad (28)$$

$$\mathbf{P}_{k/k} = \mathbf{P}_{k/k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{zz} \mathbf{K}_k^T. \quad (29)$$

⑧ 根据式(14)~(17)计算  $\mathbf{Q}_k$ ,  $\mathbf{G}_k$  和  $\Phi_k$  的值, 进行“当前”统计模型更新.

⑨ 重复整个过程, 直至滤波结束.

## 6 仿真实验(Simulation)

**仿真场景 1** 在中等机动, 机动频率较高环境下的跟踪性能.

假定采样周期  $T = 1\text{ s}$ ,  $x$  和  $y$  方向进行独立地观测, 测距误差标准差为  $\sigma_r = 100\text{ m}$ , 观测噪声产生函数为  $v = \sigma_r \cdot \text{randn}$ . 1) “当前”统计(CS)模型: 根据经验值设定最大加速度为  $a_{\text{max}} = 100\text{ m/s}^2$ ,  $a_{-\text{max}} = -100\text{ m/s}^2$ , 机动频率  $\alpha$  为固定值  $1/20$ . 2) 改进的“当前”统计(FB-CS)模型: 取固定步长  $l = 5$ , 初始机动频率  $\alpha_0 = 1/20$ , 用前3点确定滤波初值. 假设目标状态向量为  $\mathbf{X}$ , 估计值为  $\hat{\mathbf{X}}$ , 令  $\hat{x}_i(k)$  表示在  $k$  次仿真时第  $i$  个分量的估计值,  $x_i$  表示状态向量的第  $i$  个分量的真实值. 记 Monte Carlo 次数为  $m$ , 则分量  $i$  的位置均方根误差为

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{k=1}^m [x_i - \hat{x}_i(k)]^2}. \quad (30)$$

目标运动历时  $90\text{ s}$ , 目标起始状态为  $(120000\text{ m}, -426\text{ m/s}, 2000\text{ m}, 0\text{ m/s})^T$ , 目标发生机动时刻及加速度大小如表1所示, 用 MATLAB 进行 50 次 Monte Carlo 仿真, 计算每个采样点每个分量的位置 RMSE.

实验中机动加速度的变化范围在  $10 \sim 50\text{ m/s}^2$  左右, 运动轨迹如图1所示, 图2, 3通过仿真实验比较

了本文算法与“当前”统计(CS)模型算法在机动频率较高, 机动幅度较大环境下的效果.

表 1 场景1目标运动情况

Table 1 The target maneuvering on status 1

机动时刻/s	$x$ 加速度/( $\text{m} \cdot \text{s}^{-2}$ )	$y$ 加速度/( $\text{m} \cdot \text{s}^{-2}$ )
$t = 31$	5	-10
$t = 38$	-8	18
$t = 49$	10	-20
$t = 61$	0	30
$t = 65$	-10	-8
$t = 66$	-5	0
$t = 81$	5	-10

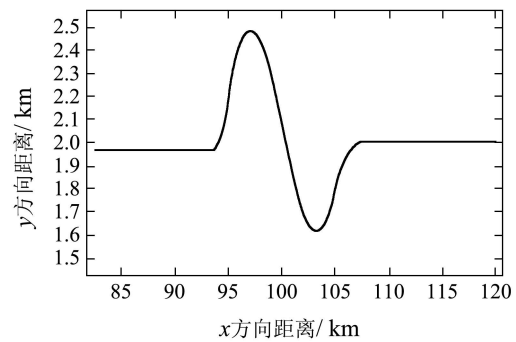


图 1 中等机动目标轨迹

Fig. 1 The track of the target maneuvered in general speed

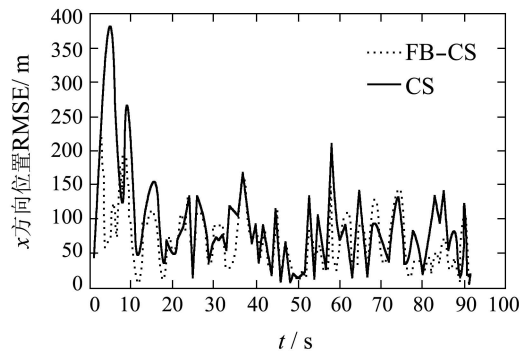


图 2  $x$  方向位置误差(中等机动)

Fig. 2 The location RMSE of direction  $x$  (general maneuver)

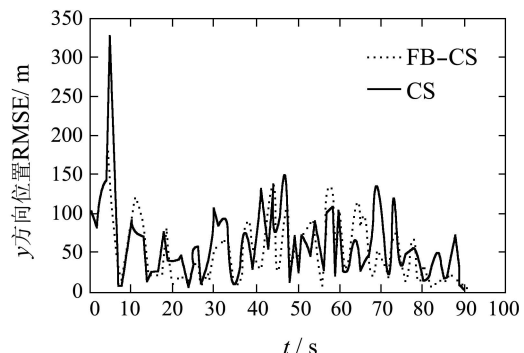


图 3  $y$  方向位置误差(中等机动)

Fig. 3 The location RMSE of direction  $y$  (general maneuver)

从仿真结果可以看出: CS和FB-CS模型基本上都能够稳定跟踪, FB-CS算法与CS算法在本实验环境下误差变化幅度相当. 从实验过程中发现, 无论是FB-CS算法还是CS算法在匀速运动阶段效果倒不是很理想, 造成这种现象的原因是因为两种算法的系统噪声随着加速度方差的变化而变化. 由于加入的活化函数能够对预测误差协方差进行修正, 在滤波初期, FB-CS算法较CS算法以更快的速度收敛; 在滤波稳定以后, 两者精度相当.

### 仿真场景 2 在弱机动环境下的跟踪性能.

基本条件同场景1, 目标运动1000 s, 在1~400 s做匀速运动, 401~600 s在 $x$ 和 $y$ 方向各做 $-0.075 \text{ m/s}^2$ 和 $0.075 \text{ m/s}^2$ 的匀加速运动, 在601~610 s做匀速运动, 611~660 s在 $x$ 和 $y$ 方向各做 $-3 \text{ m/s}^2$ 和 $-3 \text{ m/s}^2$ 的匀加速运动, 660 s以后做匀速运动直到结束, 初始状态为 $(2000 \text{ m}, 15 \text{ m/s}, 10000 \text{ m}, 0 \text{ m/s})^T$ . 运动轨迹、仿真效果如图4~6所示.

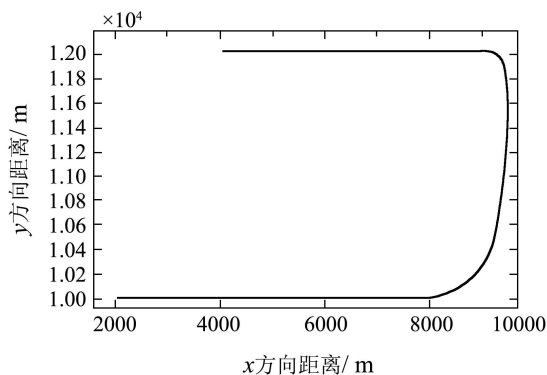


图 4 弱机动目标轨迹

Fig. 4 The track of the target maneuvered in low speed

本实验中进行了1000个采样点的滤波, 为了清楚地显示滤波效果, 这里截取1000个点中的中间250个样本点作为性能对比的依据. 图5和图6为FB-CS与CS算法在弱机动环境下从1000个仿真点中截取的250个点的滤波位置误差效果图.

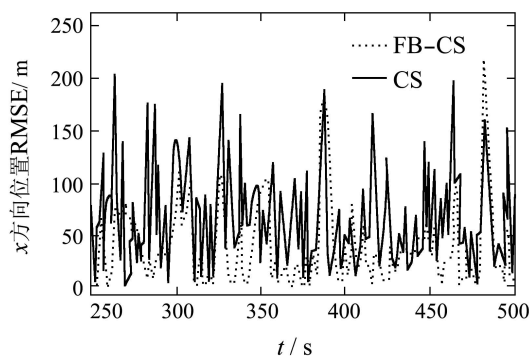


图 5  $x$ 方向位置误差(弱机动)

Fig. 5 The location RMSE of direction  $x$  (low maneuver)

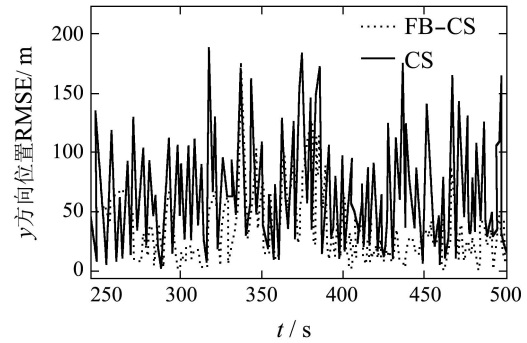


图 6  $y$ 方向位置误差(弱机动)

Fig. 6 The location RMSE of direction  $y$  (low maneuver)

从仿真结果可看出, FB-CS算法滤波的位置RMSE要明显小于CS算法. 这是因为: CS算法的机动频率和最大加速度为固定值, 不可避免地造成了滤波模型与实际不符, 误差偏大, 而本文的FB-CS算法对机动加速度方差和机动频率进行了自适应调整, 使得模型误差相对较小、滤波精度更高. 因此可以说, 在本实验环境下活化函数对机动加速度方差和机动频率的调节是合理有效的.

通过场景1和2的实验结果可以看出, FB-CS模型的算法扩大了机动跟踪的范围, 提高了对普通机动、弱机动目标精确跟踪的自适应性, 改进了机动跟踪效果, 说明了本文所提算法对中等机动和弱机动目标跟踪的自适应性.

## 7 结论(Conclusion)

在“当前”统计模型中, 因最大机动加速度 $a_{\max}$ 是先验的固定值, 因此该算法在跟踪匀速运动的目标时误差较大, 而且在跟踪具有加速度的目标的机动情况时, 一旦目标机动加速度超过该选值时, 其跟踪性能会明显恶化, 因此不能很好地实际反映目标的机动情况. 另外, “当前”统计模型是没有对机动频率进行考虑的, 仅仅把它当作一个常数, 而实际上, 如果要精确跟踪, 该值必须变化. 基于目标的机动影响到滤波增益, 增益需要反映实际的运动情况这一需求考虑, 文章提出用包含目标新信息的活化函数来修正机动频率和最大最小机动加速, 改进目标机动模型思路, 同时引入UKF算法实现非线性目标跟踪. 实验结果表明, 所提算法能够稳定精确地跟踪普通机动、弱机动目标, 扩大机动跟踪的范围.

## 参考文献(References):

- [1] LI X R, VESSELIN P J. Survey of maneuvering target tracking, part I: dynamic models[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2003, 39(4): 1333 - 1364.
- [2] 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.  
(ZHOU Hongren. A “Current” statistical model and adaptive track-

- ing algorithm for maneuvering targets[J]. *Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica*, 1983, 4(1): 73 – 86.)
- [3] ZHOU H R. *Tracking of maneuvering target*[D]. Minneapolis: University of Minnesota, 1984.
- [4] 罗笑冰, 王宏强, 黎湘, 等. 非线性“当前”统计模型及自适应跟踪算法[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(3): 397 – 399, 403. (LUO Xiaobing, WANG Hongqiang, LI Xiang, et al. Nonlinear current statistical model and adaptive algorithm[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2008, 30(3): 397 – 399, 403.)
- [5] 范小军, 刘峰, 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 Xiaojun, 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.)
- [6] 孙福明, 吴秀清, 祁凯. 基于当前统计模型的自适应强跟踪算法[J]. 数据采集与处理, 2008, 23(2): 191 – 195. (SUN Fuming, WU Xiuqing, QI Kai. Adaptive strong tracking algorithm based on current statistical model[J]. *Journal of Data Acquisition & Processing*, 2008, 23(2): 191 – 195.)
- [7] JULIER S J, UHLMANN J K, DURRANT-WHYTE H F. A new approach for filtering nonlinear system[C] // *Proceedings of the 1995 American Control Conference*. Evanston, IL, USA: American Autom Control Council, 1995, 3: 1628 – 1632.
- [8] JULIER S J, UHLMANN J K, DURRANT-WHYTE H F. A new method for nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2000, 45(3): 477 – 482.
- [9] BAR-SHALOM Y, FORTMANN T. *Tracking and Data Association*[M]. San Diego: Academic Press, 1988.
- [10] 卢迪, 姚郁, 贺风华. 一种抗野值的Kalman滤波器[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(5): 1027 – 1029. (LU Di, YAO Yu, HE Fenghua. Kalman filter restraining outliers[J]. *Acta Simulata Systematica Sinica*, 2004, 16(5): 1027 – 1029.)

#### 作者简介:

**黄伟平** (1982—), 女, 博士研究生, 主要从事目标跟踪、信息融合等方向的研究, E-mail: kjld\_hwp@163.com;

**徐毓** (1957—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事信息融合、数据处理等方向的研究, E-mail: xuyuwh@tom.com;

**王杰** (1984—), 男, 硕士, 主要从事目标识别、计算机仿真等方向的研究, E-mail: wj\_kjld@163.com.