状态分量综合修正加速度方差的 CSM 算法

黄长强[1,2]，封普文[1]，曹林平[1]，黄汉桥[1,2]，程华[1]

(1.空军工程大学 航空航天学院，陕西 西安 710038；2.西北工业大学，陕西 西安 710072)

摘 要: “当前”统计模型自适应算法依赖于先验加速度极限值，并不适用所有机动情况。而单一的位置或速度自适应调整加速度方差，往往使得跟踪不稳定。综合考虑位置、速度和加速度信息，提出一种新加速度自适应公式，克服了对先验加速度极限值的依赖。并在此基础上结合高斯隶属函数对其权值予以修正，提高了跟踪精度。为解决单个“当前”统计模型不能跟踪机动频率不断变化实际目标，利用交互多模算法，将不同机动频率的改进“当前”统计模型进行交互。仿真结果表明，新算法具有较好的跟踪效果。

关 键 词: 机动目标跟踪；当前统计模型；加速度方差；状态分量；交互式多模型

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-2758(2014)01-0006-06

机动目标跟踪在军事和民用领域发挥着越来越重要的作用。而机动目标跟踪的实质就是要在目标机动的情况下实现稳定精确跟踪目标。对此很多学者进行了研究，并提出了众多机动目标运动模型[1]。其中“当前”统计模型自适应滤波算法(CSMAF)适应性比较强，跟踪效果好，研究广泛。CSMAF 算法对机动目标的跟踪得到了良好的跟踪效果，但仍存在缺陷：①对加速度极限值有依赖，而实际目标运动中加速度极限值是很难预先确定的；②对于运动中的目标，其机动频率是时变的，采用固定的机动频率跟踪不符合实际[2-3]。对于第二个问题可以采用交互多模算法(IMM)很好的解决，本文对目标机动频率的选取问题也采用交互多模来自适应选取[4-5]。对于第一个问题，已有一些加速度方差自适应解决方案[6-8]。比如基于位置与加速度的关系给出的加速度方差公式，或者基于速度与加速度的关系给出的加速度方差公式。本文提出了一种新的加速度方差公式：由位置、速度和加速度综合调整加速度方差，这样加速度方差调整公式中不仅包括位置、速度信息还包括加速度本身信息。为了进一步提高跟踪精度，利用一种隶属函数对公式中位置、速度和加速度信息进行加权调整。最后进行了仿真对比分析，得出了结论。

1 CSMAF 算法

“当前”统计模型是一种非零均值时间相关模型。它假设目标加速度满足[9]

$$a(t) = \tilde{a}(t) + \bar{a}(t) \tag{1}$$

式中：$\tilde{a}(t)$ 为零均值的一阶马尔可夫过程；$\bar{a}(t)$ 为加速度均值。

对于一维空间，“当前”统计模型的状态方程为

$$\boldsymbol{X}(k+1) = \boldsymbol{\Phi}(k+1/k)\boldsymbol{X}(k) + \boldsymbol{U}(k)\bar{a}(k) + \boldsymbol{W}(k) \tag{2}$$

式中：$\boldsymbol{X}(k) = [x(k), \dot{x}(k), \ddot{x}(k)]^{\mathrm{T}}$，其中 $x(k)$，$\dot{x}(k)$ 和 $\ddot{x}(k)$ 分别为目标的位置、速度和加速度；$\boldsymbol{\Phi}(k+1|k)$ 为状态转移矩阵，形式如下：

$$\boldsymbol{\Phi}(k+1/k) = \mathrm{e}^{AT} = \begin{bmatrix} 1 & T & (\alpha T - 1 + \mathrm{e}^{-\alpha T})/\alpha^2 \\ 0 & 1 & (1 - \mathrm{e}^{-\alpha T})/\alpha \\ 0 & 0 & \mathrm{e}^{-\alpha T} \end{bmatrix}$$

$\boldsymbol{U}(k)$ 为机动输入矩阵，形式如下：

$$\boldsymbol{U}(k) = \begin{bmatrix} \dfrac{1}{\alpha}\left(-T + \dfrac{\alpha T^2}{2} + \dfrac{1 - \mathrm{e}^{-\alpha T}}{\alpha}\right) \\ T - \dfrac{1 - \mathrm{e}^{-\alpha T}}{\alpha} \\ 1 - \mathrm{e}^{-\alpha T} \end{bmatrix}$$

收稿日期: 2013-05-16 **基金项目:** 航空科学基金(20105196016)资助

作者简介: 黄长强(1962—)，空军工程大学教授、博士生导师，主要从事武器系统与运用工程研究。

式中: T 为采样周期; α 为目标机动频率; $W(k)$ 是均值为零,方差为 $Q(k)$ 的高斯白噪声。方差 $Q(k)$ 的自适应计算为

$$Q(k) = \mathrm{E}[w(k)w^{\mathrm{T}}(k)] = 2\alpha\sigma_a^2 Q_0 = 2\alpha\sigma_a^2\begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} \\ q_{21} & q_{22} & q_{23} \\ q_{31} & q_{32} & q_{33} \end{bmatrix} \tag{3}$$

$$q_{11} = \frac{1}{2\alpha^5}[1 - \mathrm{e}^{-2\alpha T} + 2\alpha T + \frac{2\alpha^3 T^3}{3} - 2\alpha^2 T^2 - 4\alpha T\mathrm{e}^{-\alpha T}]$$

$$q_{12} = \frac{1}{2\alpha^4}[1 + \mathrm{e}^{-2\alpha T} - 2\mathrm{e}^{-\alpha T} + 2\alpha T\mathrm{e}^{-\alpha T} - 2\alpha T - \alpha^2 T^2]$$

$$q_{13} = \frac{1}{2\alpha^3}[4\mathrm{e}^{-\alpha T} - 3 - \mathrm{e}^{-2\alpha T} + 2\alpha T]$$

$$q_{23} = \frac{1}{2\alpha^2}[\mathrm{e}^{-2\alpha T} + 1 - 2\mathrm{e}^{-\alpha T}]$$

$$q_{33} = \frac{1}{2\alpha}[1 - \mathrm{e}^{-2\alpha T}]$$

此时 $\bar{a}(k)$ 和机动加速度的方差 σ_a^2 可表示为

$$\bar{a}(k) = \hat{x}(k/k-1) \tag{4}$$

$$\sigma_a^2 = \begin{cases} \dfrac{4-\pi}{\pi}[a_{\max} - \bar{a}(k)]^2, \bar{a}(k) \geqslant 0 \\ \dfrac{4-\pi}{\pi}[a_{-\max} + \bar{a}(k)]^2, \bar{a}(k) \leqslant 0 \end{cases} \tag{5}$$

$W(k)$ 的噪声方差 $\sigma_w^2 = 2\alpha\sigma_a^2$,所以有

$$\sigma_w^2 = \begin{cases} \dfrac{2\alpha(4-\pi)}{\pi}[a_{\max} - \bar{a}(k)]^2, \bar{a}(k) \geqslant 0 \\ \dfrac{2\alpha(4-\pi)}{\pi}[a_{-\max} + \bar{a}(k)]^2, \bar{a}(k) \leqslant 0 \end{cases} \tag{6}$$

2　改进的 CSMAF 算法

2.1　2 种简单加速度自适应公式

为解决传统当前统计模型算法对加速度极限依赖问题,文献[7]利用速度预测估计与实时速度估计间的偏差进行自适应方差调整,提出了一种新的自适应滤波算法——速度估计自适应跟踪算法(简记为 D-CSMAF)。给出加速度协方差 σ_a^2 计算公式,即

$$\sigma_a^2(k) = C \mid \hat{x}(k/k) - \hat{x}(k/k-1) \mid \tag{7}$$

而文献[6]利用距离估计值与加速度估计值的函数关系进行自适应方差调整,提出一种新的算法——V-CSMAF。给出加速度协方差 σ_a^2 计算公式,即

$$\sigma_a^2(k) = \frac{2}{T^2} \mid \hat{x}(k/k) - \hat{x}(k/k-1) \mid \tag{8}$$

2 种方法分别利用速度与加速度和位置与加速度的关系来完成噪声方差阵 $Q(k)$ 的自适应估计。有效地解决了 CSMAF 算法对加速度极限值的依赖。

2.2　新的自适应滤波算法(DVA-CSMAF)

1) 加速度方差公式的提出

由 2.1 可知,位置和速度均可对加速度方差进行自适应调整。受此启发,定义方差 σ_a^2 计算公式为

$$\sigma_a^2(k) = C_1 \cdot \Delta\hat{x} + C_2 \cdot \Delta\dot{x} + C_3 \cdot \Delta\ddot{x} \tag{9}$$

式中:

$$\Delta\hat{x} = \mid \hat{x}(k/k) - \hat{x}(k/k-1) \mid \tag{10}$$

$$\Delta\dot{\hat{x}} = \mid \dot{\hat{x}}(k/k) - \dot{\hat{x}}(k/k-1) \mid \tag{11}$$

$$\Delta\ddot{\hat{x}} = \mid \ddot{\hat{x}}(k/k) - \ddot{\hat{x}}(k/k-1) \mid \tag{12}$$

可以看出新的加速度方差公式不光包括位置信息 $\mid \hat{x}(k/k) - \hat{x}(k/k-1) \mid$,速度信息 $\mid \dot{\hat{x}}(k/k) - \dot{\hat{x}}(k/k-1) \mid$,还有加速度信息 $\mid \ddot{\hat{x}}(k/k) - \ddot{\hat{x}}(k/k-1) \mid$。当状态分量(位置、速度或加速度)估计值与状态分量预测估计值的差值较大时,加速度方差增大,系统以大的方差进行跟踪; 反之,以小的方差跟踪。

2) 加速度方差公式进一步修改

高斯隶属函数:

$$f(x,\sigma,c) = \mathrm{e}^{(x-c)^2/2\sigma^2} \tag{13}$$

式中: c 为曲线对称轴,σ 通常取正值。$f(x,\sigma,c)$ 的值域为 $[0,1]$。当 $x = c$ 时,$f(x,\sigma,c)$ 达到峰值。

本文利用高斯隶属函数对各信息量权值进行调整,令:

$$f(z,\sigma) = 1 - \exp\left(-\frac{z^2}{\mu\sigma^2}\right) \tag{14}$$

式中: z 为状态分量估计值与状态分量预测估计值之差; $\sigma^2 = s(k)$ 为新息方差; μ 为常数。当目标以较大的加速度机动时,状态分量估计值与状态分量预测估计值的差值增大,$f(z,\sigma) \to 1$,系统以对应较大方差跟踪,收敛速度快; 反之,目标以较小的加速度机动时,$f(z,\sigma) \to 0$,系统以对应较小的方差跟踪,精度较高。调整权值后,加速度方差在公式(13)的基础上调为

$$\sigma_a^2(k) = f(\Delta\hat{x},\sigma_1)\cdot C_1\cdot\Delta\hat{x} + f(\Delta\dot{x},\sigma_2)\cdot C_2\cdot \Delta\dot{x} + f(\Delta\ddot{x},\sigma_3)\cdot C_3\cdot\Delta\ddot{x} \quad (15)$$

3 IMM 算法实现

交互多模型算法包含多个滤波器、一个模型概率估计器、一个交互作用器和一个估计混合器。多模型通过交互作用跟踪一个目标的机动运动。设 $\hat{\boldsymbol{X}}^j(k/k)$，$(j=1,2,\cdots,N)$ 为模型 j 的状态估计，$\hat{\boldsymbol{X}}(k/k)$ 为在 N 个模型基础上得到的状态估计，$\boldsymbol{\Lambda}(k)$ 为模型可能性向量，$u(k)$ 为模型概率向量。$\hat{\boldsymbol{X}}^j(k-1/k-1)$，$(j=1,2,\cdots,N)$ 为 $k-1$ 时刻第 j 个滤波器的输出，$\boldsymbol{P}^j(k-1/k-1)$ 为相应的状态协方差矩阵。$\hat{\boldsymbol{X}}^{oj}(k-1/k-1)$ 为 $\hat{\boldsymbol{X}}^j(k-1/k-1)$，$(j=1,2,\cdots,N)$ 交互作用的结果。$\boldsymbol{Y}(k)$ 为 k 时刻的量测。利用自相关时间常数不同的改进“当前”统计模型在交互式多模型框架内进行交互，可以实现自相关时间常数的自适应调整，以克服“当前”统计模型中难以选取自相关时间常数的难题。其具体过程如下：

1) 状态估计的交互式作用

设从模型 i 转移到模型 j 的转移概率为 P_{ij}，有 r 个滤波器，则交互后的 r 个滤波器在 k 时刻的输入为

$$\hat{\boldsymbol{X}}^{oj}(k-1/k-1) = \sum_{i=1}^{r}\hat{\boldsymbol{X}}^i(k-1/k-1)\cdot u_{k-1/k-1}(i/j) \quad (16)$$

式中：

$$\begin{cases} u_{k-1/k-1}(i/j) = \dfrac{1}{\bar{C}_j}P_{ij}u_{k-1}(i) \\ \bar{C}_j = \sum_{i=1}^{N}P_{ij}u_{k-1}(i) \end{cases} \quad (17)$$

$$\boldsymbol{P}^{oj}(k-1/k-1) = \sum_{i=1}^{r}\{\boldsymbol{P}^i(k-1/k-1) + (\hat{\boldsymbol{X}}^i(k-1/k-1) - \hat{\boldsymbol{X}}^{oj}(k-1/k-1))\cdot(\hat{\boldsymbol{X}}^i(k-1/k-1) - \hat{\boldsymbol{X}}^{oj}(k-1/k-1))^{\mathrm{T}}\}\cdot u_{k-1/k-1}(i/j) \quad (18)$$

2) 模型修正

将 $\hat{\boldsymbol{X}}^{oj}(k-1/k-1)$、$\boldsymbol{P}^{oj}(k-1/k-1)$ 作为 k 时刻第 j 个模型的输入，得到相应的滤波输出为 $\hat{\boldsymbol{X}}^j(k/k)$，$\boldsymbol{P}^j(k/k)$。

3) 模型可能性计算

若模型 j 滤波残差为 $\boldsymbol{V}_k^j$，响应的协方差为 $\boldsymbol{S}_k^j$，并假定服从高斯分布，那么模型 j 的可能性为

$$\Lambda_k^j = \frac{1}{\sqrt{|2\pi\boldsymbol{S}_k^j|}}\exp\left[-\frac{1}{2}(\boldsymbol{V}_k^j)^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{S}_k^j)^{-1}\boldsymbol{V}_k^j\right] \quad (19)$$

式中：

$$\begin{cases} \boldsymbol{V}_k^j = \boldsymbol{Y}(k) - \boldsymbol{H}^j(k)\hat{\boldsymbol{X}}^j(k/k-1) \\ \boldsymbol{S}_k^j = \boldsymbol{H}^j(k)\boldsymbol{P}^j(k/k-1)\boldsymbol{H}^j(k)^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}(k) \end{cases} \quad (20)$$

4) 模型概率更新

模型 j 的更新概率如下：

$$u_k(j) = \frac{1}{C}\Lambda_k^j\bar{C}_j \quad (21)$$

式中：

$$C = \sum_{i=1}^{r}\Lambda_k^i\bar{C}_j \quad (22)$$

5) 交互式输出

设 $\hat{\boldsymbol{X}}(k/k)$ 和 $\boldsymbol{P}(k/k)$ 分别为 k 时刻交互式的输出，则有：

$$\hat{\boldsymbol{X}}(k/k) = \sum_{i=1}^{r}\hat{\boldsymbol{X}}^i(k/k)u_k(i) \quad (23)$$

$$\boldsymbol{P}(k/k) = \sum_{i=1}^{r}u_k(i)\{\boldsymbol{P}^i(k/k) + (\hat{\boldsymbol{X}}^i(k/k) - \hat{\boldsymbol{X}}(k/k))(\hat{\boldsymbol{X}}^i(k/k) - \hat{\boldsymbol{X}}(k/k))^{\mathrm{T}}\} \quad (24)$$

4 仿真结果

仿真采样周期 $T=0.5$ s 运行步数为 200 步。目标运动情况：目标初始坐标为 $(4\,000, 3\,000)$，初始速度为 $(200, 50)$，初始加速度为 $(5, 0)$。目标状态初始估计 $X_0 = [3\,900 \quad 190 \quad 6 \quad 2\,940 \quad 45 \quad 0]^{\mathrm{T}}$，初始协方差矩阵

$$\boldsymbol{P}_0 = \begin{bmatrix} 24 & & & & & \\ & 4 & & & & \\ & & 2 & & & \\ & & & 24 & & \\ & & & & 4 & \\ & & & & & 2 \end{bmatrix}$$

目标机动时刻及加速度变化如表 1 所示。

表 1 目标机动情况

机动时刻/s	X 方向加速度/(m·s^{-2})	Y 方向加速度/(m·s^{-2})
25	−15	0
50	−10	15
75	5	10

1) 3 种算法仿真比较

100 次仿真试验取平均值后，得到图 1 ~ 图 6 仿真结果，其中图 1、图 3 和图 5 分别为 D-CSMAF、V-CSMAF 和 DVA-CSMAF 3 种加速度自适应算法计算得到 X 向位置、速度和加速度误差比较图，图 2、图 4 和图 6 为 3 种自适应算法计算得到 Y 向位置、速度和加速度误差比较图。

从仿真结果可以看出，DVA-CSMAF 算法比 D-CSMAF、V-CSMAF 具有更好的自适应性和更高的跟踪精度，能够稳定跟踪目标。

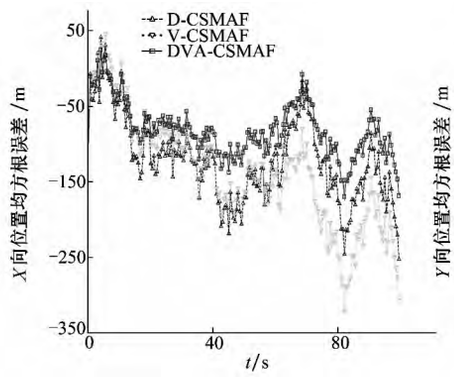


图 1　X 向位置误差

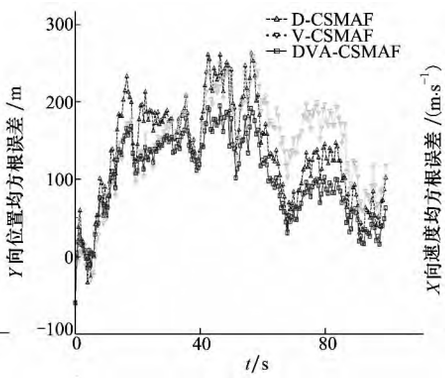


图 2　Y 向位置误差

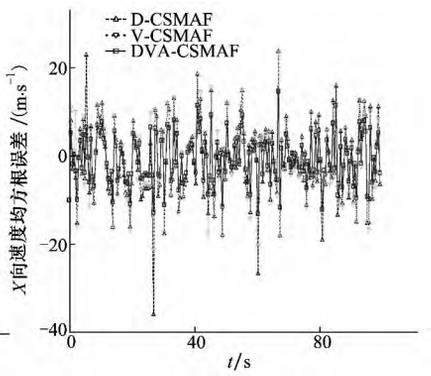


图 3　X 向速度误差

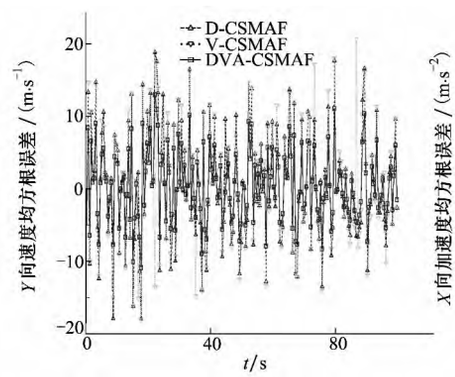


图 4　Y 向速度误差

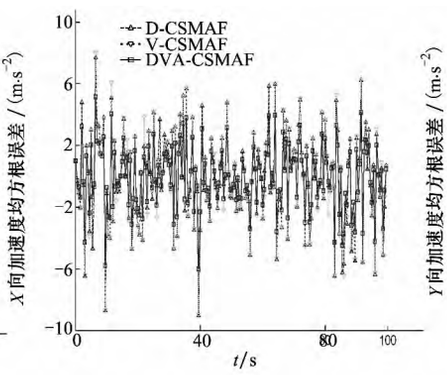


图 5　X 向加速度误差

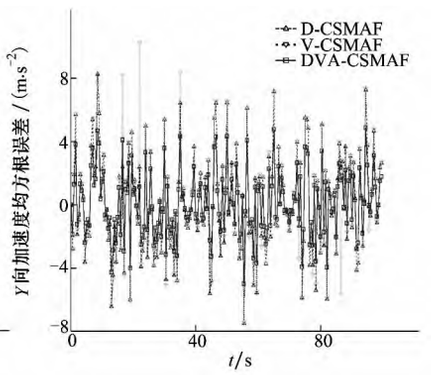


图 6　Y 向加速度误差

2) DVA-CSMAF 多模交互和单个 DVA-CSMAF 仿真对比

IMM 算法的模型集采用 3 个 CSM 模型，机动频率分别为 $\alpha = 1$，$\alpha = 1/20$，$\alpha = 1/60$。各 CSM 模型初始概率均为 1/3，模型转移概率矩阵为

$$\begin{bmatrix} 0.96 & 0.02 & 0.02 \\ 0.02 & 0.96 & 0.02 \\ 0.02 & 0.02 & 0.96 \end{bmatrix}$$

100 次仿真试验取平均值后，得到图 7 ~ 图 9 仿真结果，其中图 7、图 8 和图 9 分别为单个 DVA-CSMAF 和多模交互 DVA-CSMAF 算法计算得到 X 向位置、速度和加速度误差比较图。

由图 7 ~ 图 9 综合分析可得，IMMDVA-CSMAF 模型融合 3 个机动频率不同 DVA-CSMAF 模型，依据新息计算模型可能性，交互输出最终跟踪结果，比单个 DVA-CSMAF 适应性更强，跟踪精度更高。

仿真结果分析:

1) DVA-CSMAF 算法融合位置，速度和加速度 3 个状态分量估计值与状态分量预测估计值差值信息综合调整加速度方差，无需对加速度极限值进行先验假设。且新的加速度方差自适应公式中包含位置、速度、加速度信息，其跟踪精度高于 D-CSMAF 和 V-CSMAF 算法。

2) IMMDVA-CSMAF 算法在多模型框架下，利用 3 个机动频率不同的 DVA-CSMAF 模型进行交互，自适应选取机动频率，适用范围广。交互后的 IMMDVA-CSMAF 算法跟踪精度高于 DVA-CSMAF 算法。

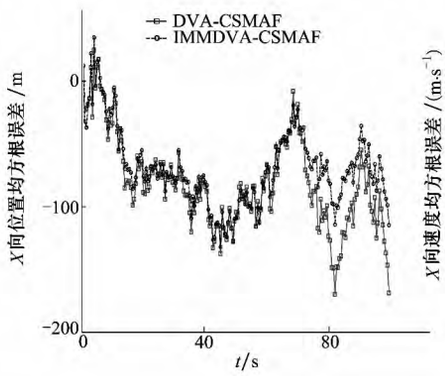


图7 X向位置误差

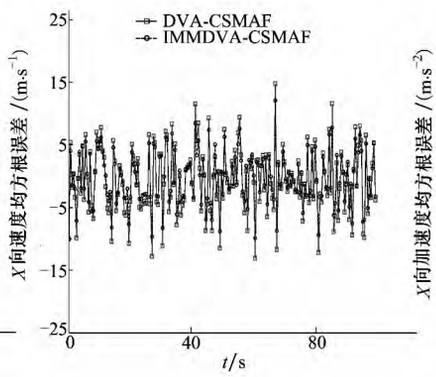


图8 X向速度误差

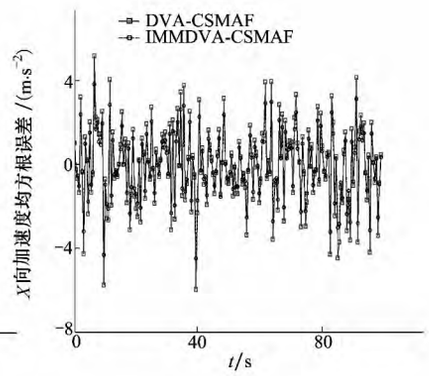


图9 X向加速度误差

5 结 论

本文利用状态分量估计值与状态分量估计值差值自适应调整加速度方差，提出了一种新的加速度自适应“当前”统计模型目标跟踪算法，摆脱了传统“当前”统计模型对目标加速度极限值的先验假设。并且将该算法进行多模交互，自适应选取目标机动频率。仿真结果印证了该算法的有效性，表明该算法很好地适应目标机动，提高目标跟踪精度。

参考文献:

[1] Li X R, Jilkov V R. Survey of Maneuvering Target Tracking Part Ⅰ: Dynamic Models [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic System, 2003, 39(4): 1334-1364

[2] Tafti A D, Sadati N. A Hybrid Fuzzy Adaptive Tracking Algorithm for Maneuvering Targets [C]//IEEE International Conference on Fuzzy System, HongKong: IEEE, 2008: 1869-1873

[3] Wang Wei, Hou Honglu. An Improved Current Statistical Model for Maneuvering Target Tracking [C]//ICIEA 2009, Xi'an, China, 2009: 4017-4020

[4] Sheng Hu, Yang Jingshu, Zeng Fangling, et al. Interacting Multiple Model Tracking Algorithm with Modified Input Estimation [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(12): 2810-2814

[5] Qu Hongquan, Pang Liping, Li Shaohong. A Novel Interacting Multiple Model Algorithm [J]. Signal Processing, 2009, 89(11): 2171-2177

[6] 李辉，沈莹，张安. 机动目标跟踪中一种新的自适应滤波算法 [J]. 西北工业大学学报, 2006, 24(3): 354-356
Li Hui, Shen Ying, Zhang An, Cheng Cheng. A New Adaptive Filtering Algorithm in Maneuvering Target Tracking [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University. 2006, 24(3): 354-357 (in Chinese)

[7] 王芳，冯新喜，李鸿艳. 一种新的自适应滤波算法 [J]. 现代雷达, 2003(3): 33-35
Wang Fang, Feng Xinxi, Li Hongyan. A Novel Adaptive Filtering Algorithm [J]. Modern Radar, 2003(3): 33-35 (in Chinese)

[8] Naidu Vps, Raol J R. Performance Evaluation of Inter-Acting Multiple Model Kalman Filter [J]. IETE Journal of Education, 2008, 49(3): 95-108

[9] Li X R, Jilkov V R. Survey of Maneuvering Target Tracking Part Ⅰ: Dynamic Models [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic System, 2003, 39(4): 1334-1364

A Target Tracking Algorithm Based on Current Statistical Model for Adjusting Acceleration Variance of Maneuver Target

Huang Changqiang[1,2], Feng Puwen[1], Cao Linping[1], Huang Hanqiao[1,2], Cheng Hua[1]

(1.College of Aeronautics and Astronautics Engineering, Air Force Engineering University, Xi´an, 710038, China
2.Northwestern Polytechnical University, Xi´an 710072, China)

Abstract: An adaptive algorithm based on current statistical model(CSM) relies on the *a priori* acceleration limit value of a maneuver target and is not suitable for all the maneuver situations. The adjustment of acceleration variance only by position or velocity of the maneuver target leads to unstable tracking. Its position, velocity and acceleration are used together to adjust the acceleration variance, thus forming a new adaptive acceleration formula, which can overcome the reliance on the *a priori* acceleration limit value. We also use the membership function to correct the weights of the position, velocity and acceleration, thus enhancing the tracking accuracy. Because a single CSM cannot track the target whose maneuver frequency is constantly changing, three CSMs with different maneuver frequencies are interacted with the interactive multiple models to adaptively select the maneuver frequency. The simulation results, given in Figs. 1 through 12, and their analysis show preliminarily that the target tracking algorithm can adaptively adjust the acceleration variance and has a higher tracking accuracy than the algorithms that adjust the acceleration variance only with position or velocity.

Key words: acceleration, adaptive algorithms, maneuverability, matrix algebra, membership functions, statistical methods, target tracking; acceleration variance, current statistical model, interactive multiple model, maneuver frequency

《西工大故事①》2013 年 10 月西北工业大学出版社第 1 版

《西工大故事①》2013 年 10 月西北工业大学出版社第 1 版出版。主编是陈小筑、汪劲松，编委是王润孝、刘丽华、郑永安、王伟、袁建平、翁志黔、胥效文、魏炳波、张骏。《西工大故事》编辑部主任是李小聪、张英群，成员是徐澄、傅高明、姚群秀、郭友军、王凡华。

入编《西工大故事①》的有 27 个题材。有的题材名称侧重典型人物，有的侧重典型事件，也有的侧重不明显。实际上每个题材都离不开典型人物和事件的。例如“亚洲最大和国内领先的翼型风洞”(15-22 页)离不开乔志德教授的长期贡献。例如“熔铸赤诚”(79-86 页)涉及周尧和教授是担任国际铸造学会的第一个中国人，是中国铸造学科的第一位中国科学院院士。例如“先进制造技术的引领者”(101-107 页)涉及杨彭基教授在计算机辅助制造方面的长期贡献。例如“中德合作的典范”(127-134 页)涉及廖明夫、刘启洲两教授和柏林工业大学嘎什教授的长期科研合作和中德风电技术骨干的培养。例如“让北斗绽开美丽的翅膀”(142-148 页)涉及稀土永磁电机在导航卫星上的应用，也涉及刘景林、蒋宗荣、李钟明三教授等。又例如“志在国防铸辉煌”(171-180 页)涉及西工大无人机研制从 1950 年代起步，经过四代人的努力，发展成为全国最大的无人机研制基地。

胡沛泉

2014 年 1 月