

高机动目标自适应多模交互跟踪算法

贾 杰 洪小康 周艳艳 黎 想 张 帆

(南昌航空大学 江西 南昌 330063)

[摘 要]针对跟踪高机动目标,对交互多模型(IMM)算法的模型集进行了改进研究。给出了一种引入当前 CS - Jerk 模型的 IMM 算法,对做蛇形机动的目标采用了常速模型、转弯模型和 CS - Jerk 模型进行交互,解决了在蛇形机动中加速度变化率的影响问题。通过与基于匀速 - 转弯模型及匀速 - 转弯 - JERK 模型的 IMM 算法进行比较及 Monte - Carlo 仿真表明,该方法在跟踪高速高机动目标中显示出优越性,并进一步验证了该方法的可行性和有效性,对研究目标高机动追踪时有一定意义。

[关键词]高机动目标; IMM 算法; 蛇形机动; CS - Jerk 模型

[中图分类号] TP391 [文献标志码] A [文章编号] 1001 - 4926(2012) 04 - 0008 - 06

Algorithm of high maneuvering target adaptive multimode interactive tracking

JIA Jie HONG Xiao - kang ZHOU Yan - yan LI Xiang ZHANG Fan

(Nanchang Hangkong University , Nanchang , Jiangxi 330063 , China)

Abstract: Aiming at tracking highly maneuvering target , the improvement of the model set for the interacting multiple model (IMM) algorithm was investigated . A IMM algorithm , introducing CS - Jerk model , was proposed in this paper , as for the S maneuvering target , it adopted the constant speed model , turn model and the CS - Jerk model to interact , the issue about the rate of acceleration change in S maneuvering was solved , meanwhile , it was compared with the IMM algorithm of CV - CT and the IMM algorithm of CV - CT - Jerk . It demonstrates that this method shows the superiority in tracking high - speed , high - motor target through the Monte - Carlo simulation , indeed , it further validates the feasibility and effectiveness of this method and has certain significance in researching high maneuvering target tracking .

Key words: highly maneuvering target; IMM algorithm; S maneuvering; CS - Jerk model

1 引 言

目标跟踪是当今国际上十分活跃的热门领域之一,机动目标跟踪的关键就是目标运动模型的准确建立和滤波跟踪算法的正确使用^[1]。根据对状态

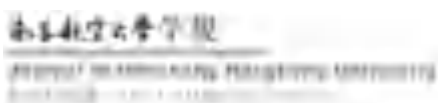
噪声统计特性的不同假设,学界提出了不同的机动模型,如 Singer 模型^[2]、“当前统计”模型^[3],而涉及转弯机动一般采用 CT 模型^[4]。随着现代航空航天技术的飞速发展,机动目标速度越来越快,机动形式也多样化,如急剧升高、末端俯冲、S 形机动、螺旋机

[收稿日期] 2012-10-30

[修回日期] 2012-11-25

[基金项目] 国家自然科学基金(61263012); 中国博士后基金(2012M510593); 航空科学基金(20120156001)

[作者简介] 贾 杰(1972—), 男,南昌航空大学信息工程学院副教授,博士后。主要研究方向: 飞行器制导与控制、非线性系统建模与故障检测等。



动等。上述考虑的只是目标加速度机动模型,缺乏描述高阶机动的能力。Jerk 模型^[5]通过实时估计加速度变化率,弥补了这一不足。但该模型在跟踪阶跃加速度变化率信号时,存在确定性的稳态误差性能局限,有学者进而提出了 CS - Jerk 模型^[6],在跟踪高机动目标时具有良好的效果。

高度时变和不确定的动态随机机动目标跟踪需要自适应滤波器,而现在一种有效的跟踪滤波算法即为 IMM 算法^[7]。针对高速高机动目标,机动形式多样,IMM 算法在参数和结构上做了改进。将 Jerk 模型引入 IMM 算法,在滤波中有一定的优越性,能够跟踪高阶机动目标^[8],但是 Jerk 模型的加速度变化率是零均值时间随机过程,不符合实际运动。本文主要在结构设计中,对模型集做出改进,即引入 CS - Jerk 模型,使非零均值时间相关过程的加速度变化率更符合实际运动,将其与 CV、CT 模型交互,对蛇形机动的高机动目标进行跟踪,并与 CV - CT 和 CV - CT - Jerk 算法进行了比较。结果表明, CV - CT - CSJerk 算法跟踪效果更好,实用性更强。

2 目标模型^[9-11]

2.1 常匀速模型(CV 模型)

CV 模型是将加速度看作是随机特性的扰动输入,用连续时间 $\omega(t)$ 白噪声来建模,并假设其服从零均值高斯分布,即

$$\ddot{x}(t) = \omega(t)$$

连续时间状态方程为

$$\dot{X}(t) = AX(t) + B\omega(t)$$

其中,

$$X(t) = \begin{pmatrix} x(t) \\ \dot{x}(t) \end{pmatrix}, A = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, B = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}$$

相应的离散时间状态方程为

$$X(k+1) = F(k)X(k) + \omega(k)$$

其中,

$$F(k) = \begin{pmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

为使 CV 模型与 Jerk 模型融合, $X(k) =$

$[x(k) \quad \dot{x}(k) \quad \ddot{x}(k) \quad \dddot{x}(k)]^T$ 则

$$F(k) = \begin{pmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

二维离散状态方程为

$$X(k+1) = \text{diag}\{F(k), F(k)\}X(k) + \omega(k)$$

其中,

$$X(k) = [x(k) \quad \dot{x}(k) \quad \ddot{x}(k) \quad \dddot{x}(k) \quad y(k) \quad \dot{y}(k) \quad \ddot{y}(k) \quad \dddot{y}(k)]^T$$

2.2 CT 模型

目标在空中某一平面内做协同转弯运动时,速度和加速度在同一机动平面内且垂直,速度向量 Ω 垂直于加速度和速度所决定的平面,有 $\Omega \perp v$ 。目标加速度 $a = \Omega \times v$,求得

$$\dot{a} = (\Omega \cdot v)\Omega - (\Omega \cdot \Omega)v$$

因为 $\Omega \perp v$,得

$$\dot{a} = -\omega^2 v$$

CT 运动可通过一个二阶 Markov 过程建模为

$$\dot{a} = -\omega^2 v + \omega$$

连续时间状态方程为

$$\dot{X}(t) = AX(t) + B\omega(t)$$

其中,

$$X(t) = \begin{pmatrix} x(t) \\ \dot{x}(t) \\ \ddot{x}(t) \end{pmatrix}, A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & -\omega^2 & 0 \end{pmatrix}, B = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$$

离散后状态转移矩阵为

$$F(k) = \begin{pmatrix} 1 & \frac{\sin\omega T}{\omega} & \frac{1 - \cos\omega T}{\omega^2} \\ 0 & \cos\omega T & \frac{\sin\omega T}{\omega} \\ 0 & -\omega\sin\omega T & \cos\omega T \end{pmatrix}$$

为使 CT 模型与 Jerk 模型融合,其中

$$F(k) = \begin{pmatrix} 1 & \frac{\sin \omega T}{\omega} & \frac{1 - \cos \omega T}{\omega^2} & 0 \\ 0 & \cos \omega T & \frac{\sin \omega T}{\omega} & 0 \\ 0 & -\omega \sin \omega T & \cos \omega T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

二维离散状态方程为

$$X(k+1) = \text{diag}\{F(k), F(k)\} X(k) + \omega(k)$$

2.3 Jerk 模型

为追踪灵活运动的目标,将加速度变化率引入状态模型变量中,引进了 Jerk 模型。假设目标的加速度变化率是零均值时间相关随机过程,目标加速度的自相关函数服从指数衰减形式,即

$$r_j(\tau) = E[j(t)j(t+\tau)] = \sigma_j^2 e^{-\alpha|\tau|}$$

此式应用 Wiener-Kolmogorov 白化后,机动加加速度可用输入白噪声的一节时间相关模型来表示,即

$$\dot{j}(t) = -\alpha j(t) + \omega(t)$$

连续时间状态方程为

$$\begin{aligned} \dot{X}(t) &= AX(t) + B\omega(t) \\ X(t) &= \begin{pmatrix} x(t) \\ \dot{x}(t) \\ \ddot{x}(t) \\ \ddot{\ddot{x}}(t) \end{pmatrix} A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & -\alpha \end{pmatrix} B = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

离散时间状态方程为

$$X(k+1) = F(k)X(k) + \omega(k)$$

$$F(k) = \begin{pmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} & p1 \\ 0 & 1 & T & q1 \\ 0 & 0 & 1 & r1 \\ 0 & 0 & 0 & s1 \end{pmatrix}$$

$$p1 = (2 - 2\alpha T + \alpha^2 T^2 - 2e^{-\alpha T}) / (2\alpha^3)$$

$$q1 = (e^{-\alpha T} - 1 + \alpha T) / \alpha^2$$

$$r1 = (1 - e^{-\alpha T}) / \alpha$$

$$s1 = e^{-\alpha T}$$

2.4 Cs-Jerk 模型

假设目标的加速度变化率随机分布服从非零均值平稳的一阶时间相关过程,

$$\ddot{\ddot{x}}(t) = \bar{j} + j(t)$$

\bar{j} 为加速度变化率的均值 $j(t)$ 为零均值指数相关的随机加速度变化率。对有色噪声 $j(t)$ 白化处理得

$$\dot{j}(t) = -\alpha j(t) + \alpha \bar{j}(t) + \omega(t)$$

连续时间状态方程为

$$\dot{X}(t) = AX(t) + G\bar{j}(t) + B\omega(t)$$

其中, $X(t) = [x(t), \dot{x}(t), \ddot{x}(t), \ddot{\ddot{x}}(t)]^T$, A、B 均与 Jerk 模型的 A、B 相同, $G = (0 \ 0 \ 0 \ \alpha)^T$

离散时间状态方程为

$$X(k+1) = F(k)X(k) + U(k)\bar{j}(k) + \omega(k)$$

$F(k)$ 与 Jerk 模型相同

$$U(k) = \begin{pmatrix} \frac{1}{2\alpha^2}(2T - \alpha T^2 + \frac{\alpha^2 T^3}{3} - \frac{2 - 2e^{-\alpha T^2}}{\alpha}) & \frac{1}{\alpha} \\ (-T + \frac{\alpha T^2}{2} + \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha}) & T - \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha} - e^{-\alpha T} \end{pmatrix}^T$$

二维离散状态方程为

$$X(k+1) = \text{diag}\{F(k), F(k)\} X(k) + \text{diag}\{U(k), U(k)\} \bar{j} + \omega(k)$$

3 IMM 算法

在交互式多模型中,假设第 j 个模型的离散时间状态方程和量测方程如下

$$X_j(k+1) = A_j(k)X_j(k) + w_j(k)$$

$$Z_j(k+1) = C_j(k+1)X_j(k+1) + v_j(k+1)$$

其中, $A_j(k)$ 为 k 时刻模型 j 的过程矩阵, $C_j(k+1)$ 为 $k+1$ 时刻模型 j 的观测矩阵, $w_j(k)$ 和 $v_j(k+1)$ 为不相关的零均值高斯白噪声序列,其方差分别为 $Q_j(k)$ 和 $R_j(k+1)$ 。

IMM 一般包括 4 个过程: 输入交互、滤波、模型概率更新和输出交互。其过程如下:

(1) 输入交互:

模型预测概率

$$\mu_j(k|k-1) = \sum_{i=1}^r p_{ij} \mu_i(k-1);$$

$$\text{混合权重 } \mu_{ij}(k-1|k-1) = p\{m_i(k-1) | m_j(k) Z^{k-1}\} = p_{ij} \mu_i(k-1) / \mu_j(k|k-1);$$

$$\text{交互估计 } \hat{X}_{oj}(k-1|k-1) = E[X(k-1) | m_j(k), Z^{k-1}] = \sum_{i=1}^r \hat{X}_i(k-1|k-1) \mu_{ij}(k-1|k-1);$$

$$\text{交互协方差 } P_{oj}(k-1|k-1) = \sum_{i=1}^r \mu_{ij}(k-1|k-1) \{ P_i(k-1|k-1) + [\hat{X}_i(k-1|k-1) - \hat{X}_{oj}(k-1|k-1)] [\hat{X}_i(k-1|k-1) - \hat{X}_{oj}(k-1|k-1)]^T \}.$$

(2) 滤波:

在 k 时刻对于模型 j , 以 $\hat{X}_{oj}(k-1|k-1)$, $P_{oj}(k-1|k-1)$ 和 $Z(k)$ 作为输入进行 KALMAN 滤波。

(3) 模型概率更新:

模型似然函数 $L_j(k) = p\{Z_j(k) | m_j(k), Z^{k-1}\} = N(Z_j(k); 0, S_j)$, 即随机变量新息 $Z_j(k)$ 服从均值为 0、协方差为 S_j 的正太分布。

$$\text{模型概率 } \mu_j(k) = P\{m_j(k) | Z(k)\} = \mu_j(k|k-1) L_j(k) / \sum_{j=1}^r \mu_j(k|k-1) L_j(k).$$

(4) 输出融合:

$$\text{总体估计 } \hat{X}(k|k) = E[X(k) | Z^k] = \sum_{j=1}^r \hat{X}_j(k|k) \mu_j(k);$$

$$\text{总体协方差 } P(k|k) = \sum_{j=1}^r \mu_j(k) \{ P_j(k|k) + [\hat{X}_j(k|k) - \hat{X}(k|k)] [\hat{X}_j(k|k) - \hat{X}(k|k)]^T \}.$$

4 仿真结果

本文将基于 CV-CT-CSJerk 模型的 IMM 算法与 CV-CT 及 CV-CT-Jerk 模型的 IMM 算法进行仿真比较, 通过 MATLAB 仿真表明, 本文的算法更具有良好的跟踪性能。

仿真场景: 运动时间为 300s, 采样周期为 0.5s, 共 600 个采样点。真实轨迹如图 1 所示。初始位置

和速度为 (30km、300m/s, 30km、400m/s) $\rho \sim 150$ 个采样点做匀加速直线运动, 150 ~ 300 个采样点做 2rad/s 的左转弯运动, 300 ~ 450 个采样点做匀加速直线运动, 450 ~ 540 个采样点开始 6rad/s 的右转弯, 同时 x 、 y 轴有 0.5 m/s^3 的阶跃机动, 540 ~ 600 个采样点匀加速直线运动。

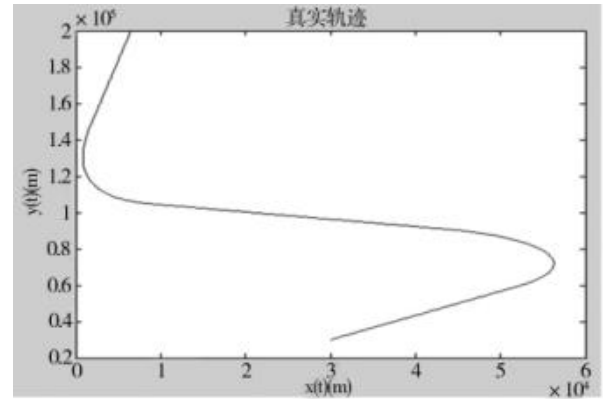


图 1 XY 平面上的真实轨迹

假设传感器能得到目标在 x 和 y 方向的位置量测数据, 量测标准差为 100m; Jerk 和 CS-Jerk 模型的机动时间常数 $\alpha = 0.005$, 最大加速度变化率设为 $j_{\max} = 50 \text{ m/s}^3$ 。两模型和三模型的初始化概率分别为 $\mu = (0.5, 0.5)$, $\mu = (0.3, 0.4, 0.3)$ 。两模型

和三模型的模型转移概率为 $\rho_{ij} = \begin{bmatrix} 0.95 & 0.05 \\ 0.05 & 0.95 \end{bmatrix} \rho_{ij}$

$$= \begin{bmatrix} 0.95 & 0.025 & 0.025 \\ 0.05 & 0.7 & 0.25 \\ 0.05 & 0.25 & 0.7 \end{bmatrix}.$$

经过 100 次 Monte Carlo 仿真, 采用均方根误差作为评价指标。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{(x(k) - \hat{x}(k))^2 + (y(k) - \hat{y}(k))^2}{2}}$$

其中, $x(k)$ 、 $y(k)$ 为真实值, $\hat{x}(k)$ 、 $\hat{y}(k)$ 为估计值, N 为采样次数 Monte Carlo 仿真次数。

图 2-7 为 3 种模型下的 IMM 算法经过 100 次 Monte Carlo 仿真后的均方根误差对比图。

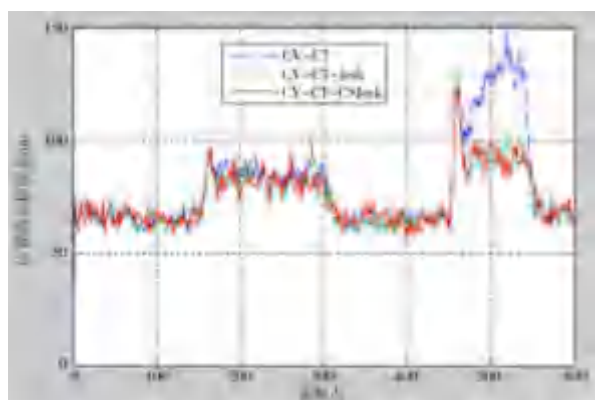


图2 位置均方根误差图

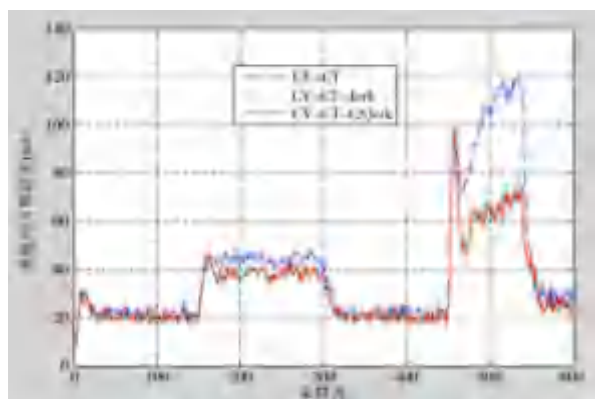


图3 速度均方根误差

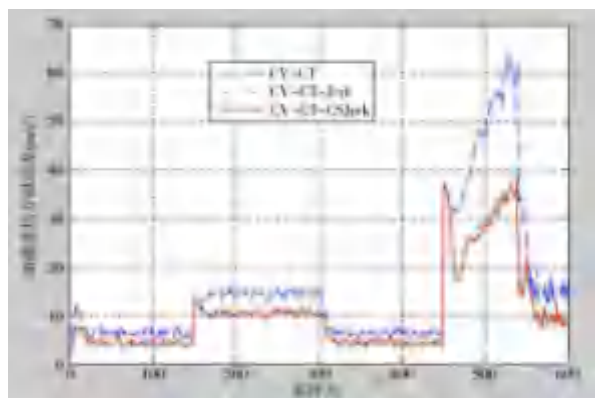


图4 加速度均方根误差

如上所示,图2-4分别为目标的位置、速度和加速度的均方根误差。从图中可以看出,在整个过程中, CV-CT 算法的跟踪性能最差,当目标作 Jerk 机动时, CV-CT 算法的误差比目标做匀速和转弯模型时的要大得多, IMM 算法跟踪精度迅速降低,

使得 IMM 算法性能不高。

如下所示,图5-7为目标做 Jerk 机动时的误差,即图2-4的局部放大图。从图5-7来看,在目标做匀速运动和转弯时, CV-CT-Jerk 与 CV-CT-CSJerk 算法跟踪性能相当;在做 Jerk 机动时, CV-CT-CSJerk 的跟踪性能要优于 CV-CT-Jerk 算法。

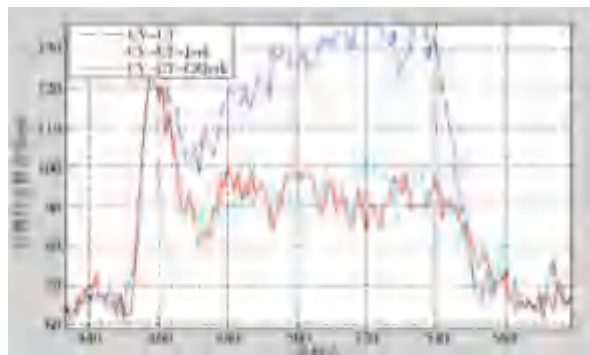


图5 在 Jerk 机动下的位置均方根误差

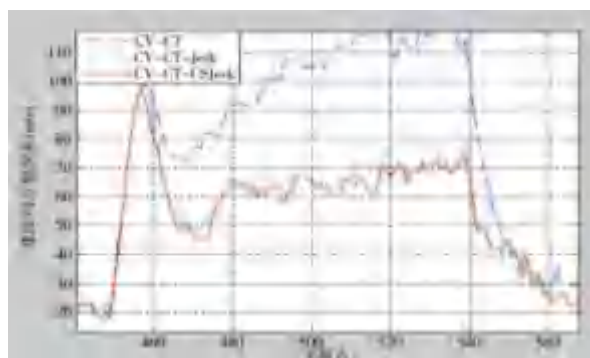


图6 在 Jerk 机动下的速度均方根误差

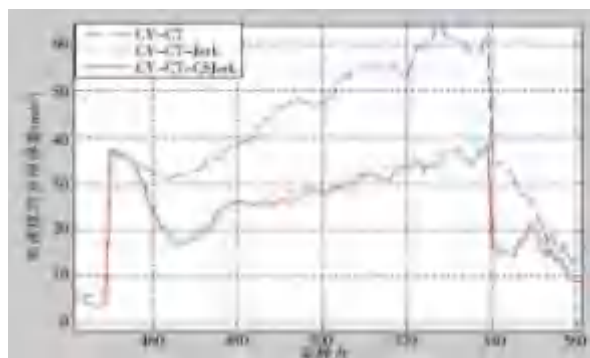


图7 在 Jerk 机动下的加速度均方根误差

5 结束语

文章中给出了适合高阶机动的强机动目标 IMM 跟踪算法,引入了更符合实际运动的非零均值

时间相关加速度变换率模型。通过 Monte Carlo 仿真,对该算法进行了性能分析,并与 CV-CT 和 CV-CT-Jerk 算法进行了仿真比较。结果表明,CV-CT-CSJerk 算法跟踪效果更好,实用性更强。

【参考文献】

- [1]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: 5-6.
- [2]SINGER R A. *Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets* [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1970, 6(4): 473-483.
- [3]H. R. Zhou, K. S. P. Kumar. *A current statistical model and adaptive algorithm for estimating maneuvering targets* [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1984, 7(5): 596-602.
- [4]D. D. Sworder, M. Kent, R. Vojak, et al. *Renewal models for maneuvering targets* [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1995, 31(1): 138-149.
- [5]Kishore Mehrotra, Mahapatra Prav R. *A Jerk Model for Tracking Highly Maneuvering Targets* [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(4): 1094-1105.
- [6]乔向东,王宝树,李涛,等. 一种高度机动目标的“当前”统计 Jerk 模型[J]. 西安电子科技大学学报: 自然科学版, 2002, 29(4): 534-539.
- [7]Li X R, Bar-Shalom Y. *Performance prediction of the interacting multiple model algorithm* [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronics, 1993, 29(13): 755-771.
- [8]Naidu VPS, Girija G., Shanthakumar N. *Three Model IMM-EKF for Tracking Targets Executing Evasive Maneuvers* [J]. AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit 2007, 45: 1-22.
- [9]杨翠芳,汪圣利,周丰. 基于参数自适应 Jerk 模型的 IMMUKF 算法[J]. 自动化技术与应用, 2010, 29(1): 47-52.
- [10]董来欣,谭贤四,武子彦,等. 一种新的高超声速目标跟踪算法[J]. 空军雷达学院学报, 2012, 26(2): 111-114.
- [11]刘望生,李亚安,崔琳. 高度机动目标 Jerk 模型及改进算法[J]. 兵工学报, 2012, 33(4): 385-389.