

基于改进 CS-Jerk 模型的强机动目标跟踪算法

戴邵武^{1a}, 方君^{1b}, 戴洪德^{1a}, 邹杰², 王永庭²

(1. 海军航空工程学院, a. 控制工程系; b. 研究生管理大队, 山东 烟台 264001;

2. 光电控制技术重点实验室, 河南 洛阳 471000)

摘要: 通过分析 CS-Jerk 模型的缺陷, 提出一种改进的“当前”统计 Jerk 模型算法。该算法根据新息的统计学特性, 即新息协方差矩阵的迹服从卡方分布, 构造活化函数, 由活化函数生成修正因子, 自适应更新 CS-Jerk 模型中的最大、最小机动加速度以及机动频率, 进而自适应调整状态噪声协方差矩阵和滤波增益矩阵, 减小了目标状态估计误差。与经典的 Jerk 模型、CS-Jerk 模型相比, 改进算法有效地提高了对强机动目标的跟踪精度, 弥补了 CS-Jerk 模型算法的不足, 仿真结果验证了算法的可行性。

关键词: 强机动目标; 统计分析; 活化函数; CS-Jerk 模型

中图分类号: V249.122 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2016)03-0011-05

A Highly Maneuvering Target Tracking Algorithm Based on Improved CS-Jerk Model

DAI Shao-wu^{1a}, FANG Jun^{1b}, DAI Hong-de^{1a}, ZOU Jie², WANG Yong-ting²

(1. Naval Aeronautics and Astronautics University, a. Department of Control Engineering; b. Graduate Students' Brigade, Yantai 264001, China; 2. Science and Technology on Electron-Optic Control Laboratory, Luoyang 471000, China)

Abstract: Analysis was made to the defects of CS-Jerk model, based on which an improved CS-Jerk algorithm was proposed. According to the statistical characteristics of innovation that the innovation covariance matrix trace is in a chi-square distribution, an activation function was constructed, which could produce activation factor. Then the maximum/minimum acceleration and maneuvering frequency of CS-Jerk model could update adaptively, and thus to adjust the state covariance matrix and filter gain matrix adaptively. Therefore, the error of target state estimation was decreased. Compared with traditional Jerk model and CS-Jerk model, the improved algorithm has higher accuracy in tracking highly maneuvering target. Simulation results show the feasibility of the algorithm.

Key words: highly maneuvering target; statistical analysis; activation function; CS-Jerk model

0 引言

为了突破越来越完善的防空反导系统, 世界各军事强国都在致力于研究速度更快、机动能力更强的空天武器, 如美国正在试验的新型高超声速武器 AHW, 可以在 35 min 内飞行 6000 km, 平均飞行马赫数达到近 10, 计划研发的“一体化高超声速飞行器”, 飞行马赫数甚至可以达到 20。

针对未来将投入使用的高超声速、强机动飞行器,

寻找一种高效的算法实现对此类目标的精确跟踪, 已成为目标跟踪领域亟需解决的问题。机动目标跟踪方法大致可分为基于机动检测的跟踪算法和自适应跟踪算法两类, 其中自适应跟踪算法由于能够自适应地调整滤波过程, 已成为工程应用的主流^[1]。高速高机动目标由于运动状态变化具有高强度和突变性的特点, 使得自适应跟踪算法更适用于处理此类目标的跟踪问题。

1997 年文献[2]借鉴 Singer 模型, 首次提出了 Jerk 模型算法, 作为一种新的自适应算法, 它实现了对强机动目标的高精度跟踪, 但该模型存在一些应用上的局限性; 文献[3]通过理论分析指出了 Jerk 模型算法的严重缺陷; 文献[4]提出一种改进的 Jerk 模型算法, 引入了加加速度的修正项; 文献[5]借鉴“当前”统计思想, 提出了

收稿日期: 2015-04-03 修回日期: 2015-04-27

基金项目: 航空科学基金(20135184007)

作者简介: 戴邵武(1966—), 男, 湖南邵阳人, 博士, 教授, 研究方向为惯性技术与组合导航。

一种新的基于“当前”统计的 Jerk 模型,即 CS-Jerk 模型,为研究高机动目标的跟踪提供了一种新的思路;文献[6]在分析 CS-Jerk 模型的不足之后,提出了一种基于模糊推理的新方法;文献[7]给出了基于 Jerk 输入估计的 MCS 模型,实现了状态协方差、状态噪声协方差以及机动频率的联合自适应,对连续强机动目标进行跟踪时具有更高的精度和稳定性;文献[8]利用前后两个时刻新息范数的差异来调整 CS-Jerk 模型参数,但对目标“急动”估计误差仍然很大。此外,近年来学者们进一步将 Jerk 模型算法引入到非线性跟踪和临近空间飞行器跟踪问题中^[9-10]。

本文结合前人的研究成果,通过分析 CS-Jerk 模型的不足之处,以新息协方差矩阵之迹为输入,构建活化函数(activation function)^[11],对 CS-Jerk 模型进行改进。活化函数最先是在人工神经网络中提出来的,它代表了人工神经元的信息处理功能,也称激发函数,而本文中的活化函数则是用来处理新息协方差矩阵的迹^[12]。改进的算法由活化函数产生活化因子,对 CS-Jerk 模型中的最大、最小机动加加速度和目标的机动频率均进行了自适应调整,使得目标加加速度的方差能够根据目标运动状态的变化自适应更新,实现了对高速、强机动目标的高精度跟踪。

1 CS-Jerk 模型算法

1.1 Jerk 模型

Jerk 模型算法^[2]认为各种机动模型跟踪算法跟踪复杂机动目标性能不佳的一个主要原因是状态向量的导数阶数不足,因此该算法在加速度模型的基础上又增加了一维,即实时地对加速度求导数——对加加速度进行估计,以此可以得到对加速度更加精确的估计,从而实现对机动目标的跟踪。假设目标的加加速度是服从零均值、平稳的一阶时间相关过程,设定目标的加加速度为

$$j(t) = \ddot{x}(t) \quad (1)$$

其指数自相关函数可以表示为

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

式中: σ_j^2 表示加加速度的方差; α 表示目标的机动频率。在时域上对式(2)进行变换可得 $j(t)$ 的微分方程

$$\dot{j}(t) = -\alpha j(t) + w(t) \quad (3)$$

基于 Jerk 模型的机动目标跟踪算法见文献[2]。

1.2 CS-Jerk 模型算法

CS-Jerk 模型算法在 Jerk 模型的基础上借鉴“当前”统计思想^[13],认为将目标的加加速度假设为零均值的时间相关过程是不符合实际的,将 Jerk 模型进行

改进,假设机动目标的加加速度是服从非零均值的时间相关过程,即

$$\ddot{x}(t) = \bar{j} + j(t) \quad (4)$$

式中: \bar{j} 为 $\ddot{x}(t)$ 的均值; $j(t)$ 为零均值的时间相关过程,其微分方程仍为式(3)。

CS-Jerk 模型的主要思想是将加加速度上一时刻的一步预测值 $\ddot{x}(k|k-1)$ 作为当前时刻加加速度的均值,从而使得对模型中加加速度的估计更加符合机动目标的实际运动过程,算法的具体步骤见文献[5]。

2 改进的 CS-Jerk 模型跟踪算法

2.1 CS-Jerk 模型的缺陷

在“当前”统计 Jerk 模型中,目标的机动频率 α 和最大机动加加速度 $j_{\pm\max}$ 均是预先设定的,它们是决定过程噪声协方差阵的两个重要因素,当跟踪运动状态会发生突变的强机动目标时,其缺陷主要体现在两个方面:

1) 将机动频率 α 设定为常值,使得目标运动从匀速状态或者匀加速状态转到具有大加加速度状态,或者目标在做规避机动、转弯机动时,机动频率不会产生变化,导致系统过程噪声协方差阵不能随目标的机动实时更新。

2) 将加加速度最大值 $j_{\pm\max}$ 设定为固定值,在目标机动过程中,如果当前加加速度均值接近 j_{\max} ,使得加加速度方差和状态噪声协方差阵 $Q(k)$ 减小,导致滤波增益 $K(k)$ 减小,最终滤波输出的修正量减小,缩小了跟踪的机动范围;反之,若当前加加速度的均值与 j_{\max} 差值较大,会导致滤波增益 $K(k)$ 增大,使得滤波输出的修正量过大,目标状态的预测值与实际值偏差增大,跟踪精度发散。需要解决的问题就是针对模型的两方面缺陷,对模型进行改进。

2.2 CS-Jerk 模型的改进方法

设直角坐标系下基于 CS-Jerk 模型的目标离散状态方程为

$$X(k+1) = F(k+1, k)X(k) + G(k)\bar{j}(k) + W(k) \quad (5)$$

量测方程为

$$Z(k) = H(k)X(k) + V(k) \quad (6)$$

式中: $\bar{j}(k)$ 为加加速度均值; $W(k)$, $V(k)$ 分别为状态噪声和量测噪声。

量测新息为

$$d(k) = Z(k) - \hat{Z}(k|k-1) = Z(k) - H(k)\hat{X}(k|k-1) \quad (7)$$

当目标未发生机动时,残差 $d(k)$ 为零均值高斯白

噪声, $\mathbf{d}(k)$ 服从 $N(\mathbf{0}, \mathbf{S}(k))$, $\mathbf{S}(k)$ 为其协方差矩阵; 当目标机动时, $\mathbf{d}(k)$ 服从分布 $N(u, \mathbf{S}(k))$, u 为其非零均值, 通过检验新息的均值即可确定系统是否发生机动。在这里借助新息来构造活化函数, 对机动频率和加加速度方差进行处理。

由文献[14]可知, 服从高斯分布的 n 维随机向量, 其协方差矩阵为随机矩阵, 且矩阵的迹服从自由度为 n 的 χ^2 分布。当目标发生机动时, 以新息协方差矩阵的迹作为检验滤波器是否正常工作为标准, 若滤波器正常工作, 则有新息协方差矩阵的迹服从自由度为 m (量测向量维数) 的 χ^2 分布。

因为 $\text{tr}[\mathbf{S}(k)]$ 可以反映新息序列的统计特性, 而新息序列的统计特性又可以反映出量测值的统计特性, 所以可由以下步骤得到活化因子 f_k 。

1) 根据前面的分析可知, 在滤波器正常工作的情况下, 新息协方差矩阵的迹服从如下分布

$$\text{tr}[\mathbf{S}(k)] \sim \chi^2(m) \quad (8)$$

2) 根据 Neyman-Pearson 准则, 考虑如下的假设检验。

$H_0: \text{tr}[\mathbf{S}(k)] \leq \varepsilon; H_1: \text{tr}[\mathbf{S}(k)] > \varepsilon$, ε 作为判断目标是否发生机动的指标, H_0 成立, 表示目标没有发生机动; H_1 成立, 表示目标发生机动。由 $P = P\{\text{tr}[\mathbf{S}(k)] \geq \varepsilon | H_0\} = \rho$, 求门限值 ε 。在给定显著水平 ρ 下, 即 $P_f = \rho$ 时, 由 $P_f = P\{\text{tr}[\mathbf{S}(k)] \geq \varepsilon | H_0\} = \rho$, 取 $\rho = 0.01$, 查表得到 $\varepsilon = 9.21$, ε 可使 $P_m = P\{\text{tr}[\mathbf{S}(k)] < \varepsilon | H_1\}$ 达到最小。

3) 构造统计标量 $d = \mathbf{d}^T(k) \mathbf{S}^{-1}(k) \mathbf{d}(k)$ 。

4) 活化因子的引入函数为

$$f_k = \begin{cases} 1/d & \text{tr}[\mathbf{S}(k)] > \varepsilon \\ 1 & \text{tr}[\mathbf{S}(k)] \leq \varepsilon \end{cases} \quad (9)$$

根据活化因子 f_k 即可对机动频率和机动加加速度方差最大值和最小值进行自适应处理, 设初始时机动频率为 α_0 , 为提高加加速度估计的鲁棒性, 定义平均加加速度为

$$\bar{j} = \frac{1}{l} \sum_{i=k-l}^{k-1} \bar{j}(i) \quad (10)$$

式中: l 为步长; $\bar{j}(i)$ 为 i 时刻目标的平均加加速度。

综合当前时刻前几个时刻的加加速度, 利用 $(k-l) \sim (k-1)$ 时刻的平均值估计当前加加速度均值, l 根据具体情况取值, 一般为 3~10 之间的整数, \bar{j} 为截止当前时刻的前 l 点的平均值, 得到机动加加速度预测误差的方差的更新式为

$$\sigma_j^2 = E[(\hat{j} - \bar{j})^2 | Z(k)] \quad (11)$$

假设 $j_{\pm \max}$ 为最大机动加加速度, 则改进算法中目标的加加速度方差为

$$\sigma_j^2 = \begin{cases} \frac{4-\pi}{\pi} [f_k j_{\max} - \bar{j}]^2 & \bar{j} \geq 0 \\ \frac{4-\pi}{\pi} [f_k j_{-\max} + \bar{j}]^2 & \bar{j} < 0 \end{cases} \quad (12)$$

机动频率更新为

$$\alpha = f_k \alpha_0 \quad (13)$$

将式(12)、式(13)代入文献[5]中的“当前”统计 Jerk 模型, 即可得改进的 CS-Jerk 模型算法。

状态转移矩阵为

$$\mathbf{F}(k) = \begin{pmatrix} 1 & T & T^2/2 & p_1 \\ 0 & 1 & T & q_1 \\ 0 & 0 & 1 & r_1 \\ 0 & 0 & 0 & s_1 \end{pmatrix} \quad (14)$$

式中: $p_1 = (2 - 2\alpha T + \alpha^2 T^2 - 2e^{-\alpha T}) / (2\alpha^3)$; $q_1 = (e^{-\alpha T} - 1 + \alpha T) / (\alpha^2)$; $r_1 = (1 - e^{-\alpha T}) / \alpha$; $s_1 = e^{-\alpha T}$ 。

系统输入矩阵为

$$\mathbf{G}(k) = \begin{pmatrix} \frac{1}{2\alpha^2} (2T - \alpha T^2 + \frac{\alpha^2 T^3}{3} - \frac{2 - 2e^{-\alpha T}}{\alpha}) \\ \frac{1}{\alpha} (-T + \frac{\alpha T^2}{2} + \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha}) \\ T - \frac{1 - e^{-\alpha T}}{\alpha} \\ 1 - e^{-\alpha T} \end{pmatrix} \quad (15)$$

过程噪声协方差为

$$\mathbf{Q}(k) = 2\alpha \sigma_j^2 \begin{pmatrix} q_{11} & q_{12} & q_{13} & q_{14} \\ q_{21} & q_{22} & q_{23} & q_{24} \\ q_{31} & q_{32} & q_{33} & q_{34} \\ q_{41} & q_{42} & q_{43} & q_{44} \end{pmatrix} \quad (16)$$

式中, q_{ij} ($i = 1, 2, 3, 4; j = 1, 2, 3, 4$) 的表达式详见文献[5]。

3 仿真验证

在二维直角坐标系下进行仿真实验, 设置仿真条件: 仿真时长为 200 s, 采样时间间隔为 $T = 1$ s。在 x 方向上, 目标做强机动运动, 目标的初始位置为 10 000 m, 速度初值为 -300 m/s, 加速度初值为 0 m/s², 加加速度初值为 0 m/s³。0~60 s 目标为匀速运动, 60~80 s 做加加速度为 300 m/s² 的匀加加速度运动, 80~90 s 做加加速度为 -60 m/s³ 的匀加加速度运动, 90~110 s 之间做 20 s 的匀加速运动, 110~120 s 做加加速度为 10 m/s³ 的匀加加速度运动, 之后进行 20 s 的匀加速运动, 接着做 10 s 加加速度为 60 m/s³ 的匀加加速度运动, 150~160 s 做匀加速运动, 剩下的时间匀速运动至仿真结束; 在 y 方向上, 目标做弱机动运动, 目标初始位置为 0 m, 初始速度为 200 m/s, 加速度和加加速度始终为零。

采用 Kalman 滤波器进行滤波,通过 100 次蒙特卡罗仿真,将改进的 CS-Jerk 模型与 Jerk 模型、CS-Jerk 模型机动目标跟踪算法进行比较。用目标状态估计值的均方根误差 (RMSE) 和平均误差 (ME) 作为统计指标来衡量改进算法的性能。RMSE 和 ME 分别定义为

$$E_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\mathbf{X}_y(k) - \hat{\mathbf{X}}_y(k|k))^2} \quad (17)$$

$$E_{\text{ME}} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\mathbf{X}_y(k) - \hat{\mathbf{X}}_y(k|k))^k \quad (18)$$

式中: $\mathbf{X}_y(k)$ 表示在第 j 次仿真中第 k 时刻状态向量第 i 个分量的真实值; $\hat{\mathbf{X}}_y(k|k)$ 表示在第 j 次仿真中第 k 时刻状态向量第 i 个分量的估计值。

在仿真过程中,目标机动频率的初始值为 $\alpha_0 = 1/20$, x 方向上最大、最小加加速度初始值为 $\pm 70 \text{ m/s}^3$, y 方向上最大、最小加加速度初始值为 $\pm 0.01 \text{ m/s}^3$ 。仿真结果如图 1 ~ 图 5 所示。

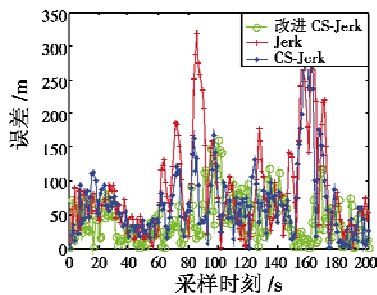


图1 目标相对原点的矢径距离误差

Fig.1 The radius vector distance error of the target relative to the origin

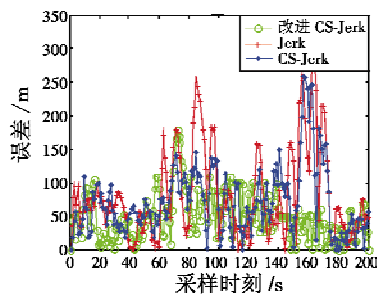


图2 x 方向上位置估计均方根误差

Fig.2 RMSE of position in x direction

图 1 为进行一次仿真,目标相对坐标原点的矢径距离估计值的误差曲线,图 2、图 3 分别为采用 3 种不同算法时, x 方向上和 y 方向上目标位置估计值的均方根误差曲线,图 4、图 5 为采用 3 种不同算法时, x 方向上和 y 方向上目标速度估计值的均方根误差曲线。表 1、表 2 分别为进行 100 次蒙特卡罗仿真时, x 方向上和 y 方向上目标位置和速度估计值的平均误差。

图 1 表明改进算法能够很好地跟踪目标的运动轨迹。图 2、图 3 表明,进行 100 次蒙特卡罗仿真,在 x 方向上,目标进行 300 m/s^2 的加速运动以及 -60 m/s^3 , 60 m/

s^3 的加加速运动等强机动时段,改进算法对位置的跟踪, RMSE 除个别时刻外均小于 100 m , 速度 RMSE 除个别时刻外均小于 200 m/s ; 而 Jerk 模型和 CS-Jerk 模型对位置的跟踪 RMSE 几乎均大于 100 m , 速度 RMSE 除少数时刻外均大于 200 m/s 。表 1 表明,在一次蒙特卡罗仿真中,在 x 方向上改进的 CS-Jerk 模型跟踪算法与 Jerk 模型相比,对强机动目标位置、速度的 ME 分别提高了约 42.24% 和 20.12%; 与 CS-Jerk 模型相比,位置、速度的 ME 分别提高了约 34.46% 和 15.92%。因此,对于目标的强机动运动,改进算法对位置和速度的跟踪精度明显更高,改善了已有算法的性能。

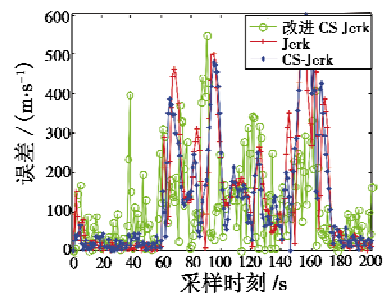


图3 x 方向上速度估计均方根误差

Fig.3 RMSE of velocity in x direction

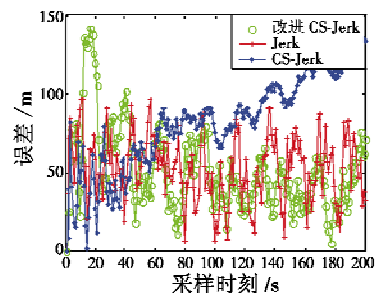


图4 y 方向上位置估计均方根误差

Fig.4 RMSE of position in y direction

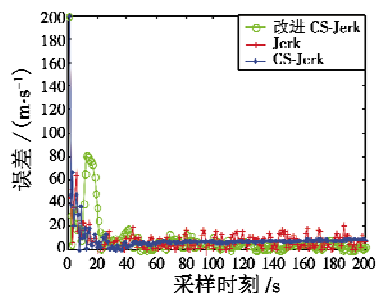


图5 y 方向上速度估计均方根误差

Fig.5 RMSE of velocity in y direction

在 y 方向上,目标匀速运动,进行弱机动,图 4 表明,当目标进行弱机动时,改进算法对目标位置的跟踪 RMSE 大部分时刻在 80 m 以下, Jerk 模型、CS-Jerk 模型对目标位置的跟踪 RMSE 分别在 100 m 和 150 m 以下;图 5 表明,3 种算法对目标速度的跟踪精度相当,仿真时间在 20 s 以后速度的 RMSE 均小于 20 m/s 。表

2 表明一次蒙特卡罗仿真中,3 种算法对目标 y 方向上位置、速度的估计精度相当,但改进算法更高一些。所以,对于目标的弱机动,改进的 CS-Jerk 算法能够保持与 Jerk 模型、CS-Jerk 模型相当的跟踪精度,且有一定程度的提高。

表 1 一次仿真 x 方向上目标状态估计值的平均误差

Table 1 Target state estimation AE of single simulation in x direction

算法类型	状态估计值的平均误差	
	位置/m	速度/($m \cdot s^{-1}$)
Jerk	87.98	139.07
CS-Jerk	77.53	132.12
改进 CS-Jerk	50.81	111.09

表 2 一次仿真 y 方向上目标状态估计值的平均误差

Table 2 Target state estimation AE of single simulation in y direction

算法类型	状态估计值的平均误差	
	位置/m	速度/($m \cdot s^{-1}$)
Jerk	52.46	9.31
CS-Jerk	81.82	9.02
改进 CS-Jerk	51.38	9.01

4 结束语

高速强机动目标在实际运动过程中,运动状态复杂多变,既有高加速、高加加速等强机动运动阶段,也可能出现匀速运动,单纯的 Jerk 模型、CS-Jerk 模型跟踪算法对目标的跟踪精度还不够理想。本文提出的基于新息统计特性的改进算法,首先分析已有算法的缺陷,针对人为预先设定目标的机动频率和最大、最小加加速度等问题,以新息协方差矩阵之迹为参数构建活化函数,进而得到活化因子,在滤波过程中对状态噪声协方差矩阵和滤波增益矩阵进行自适应调整。仿真结果表明,新算法显著提高了对高速强机动目标的跟踪精度。

参考文献

- [1] 何友,修建娟,关欣. 雷达数据处理及应用[M]. 北京:电子工业出版社,2013. (HE Y, XIU J J, GUAN X. Radar data processing with application[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2013.)
- [2] MEHROTRA K, MAHAPATRA P R. A Jerk model for tracking highly maneuvering targets[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems, 1997, 33(4): 1094-1105.
- [3] 潘平俊,冯新喜,刘佳,等. 高度机动目标的改进 CS-Jerk 模型[J]. 电光与控制, 2008, 15(6): 37-47. (PAN P J, FENG X X, LIU J, et al. A modified current statistical Jerk model for tracking highly maneuvering targets[J]. Electronics Optics & Control, 2008, 15(6): 37-47.)
- [4] 李明月,时光煜,温永强. 改进的高机动 Jerk 模型跟踪算法[J]. 电光与控制, 2013, 20(5): 40-43. (LI M Y, SHI G Y, WEN Y Q. An improved Jerk model and algorithm for tracking highly maneuvering targets[J]. Electronics Optics & Control, 2013, 20(5): 40-43.)
- [5] QIAO X D, WANG B S, LI T. A motion model for tracking highly maneuvering targets[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 6(3): 493-499.
- [6] 侯俊林,张丽珂,朱越. 基于 CS-Jerk 模型的改进机动目标跟踪算法[J]. 火箭与制导学报, 2012, 32(6): 29-32. (HOU J L, ZHANG L K, ZHU Y. Modified maneuvering target tracking algorithm based on CS-Jerk model[J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2012, 32(6): 29-32.)
- [7] 周政,刘进忙,谭西江. 基于 Jerk 输入估计的 MCS 模型及非线性跟踪算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2013, 39(10): 1397-1402. (ZHOU Z, LIU J M, TAN X J. MCS model based on Jerk input estimation and nonlinear tracking algorithm[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2013, 39(10): 1397-1402.)
- [8] 刘玉磊,冯新喜,鹿传国,等. 一种参数自适应的“当前”统计 Jerk 模型[J]. 数据采集与处理, 2014(4): 597-602. (LIU Y L, FENG X X, LU C G, et al. Current statistic Jerk model of adaptive parameter[J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2014(4): 597-602.)
- [9] QIAN H, CHEN L, YANG J. A nonlinear tracking algorithm of maneuvering target tracking based on MEP-Jerk model[C]//International Conference on Transportation, Mechanical, and Electrical Engineering (TMEE), Changchun, 2011: 1673-1677.
- [10] CAO Y, JIANG J, WANG S, et al. Tracking methods of high speed strong maneuvering targets in near space[C]//12th International Conference on Signal Processing (ICSP), Hangzhou, 2014: 1885-1889.
- [11] 赵德双. 知识人工神经网络在电磁工程中的应用[D]. 成都:电子科技大学, 2001. (ZHAO D S. Knowledgebased neural network application in electromagnetic engineering[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology, 2001.)
- [12] 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(6): 1027-1029. (LU D, YAO Y, HE F H. Kalman filter restraining outliers[J]. Journal of System Simulation, 2004, 16(6): 1027-1029.)
- [13] 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 H R. A current statistical model and adaptive tracking algorithm for maneuvering targets[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 1983, 4(1): 73-86.)
- [14] GADZHIEV C M. Checking multivariate model fit from the generalized wishart statistic variance[J]. Measurement Techniques, 1993, 30(12): 103-110.