基于 Jerk 输入估计的 MCS 模型及非线性跟踪算法

周 政 刘进忙 谭西江

(空军工程大学 防空反导学院, 西安 710051) (中国人民解放军 93505 部队, 廊坊 065500)

摘 要: 针对强机动目标跟踪问题,基于当前统计(CS,Current Statistical)模型、改进输入估计(MIE,Modified Input Estimation)和无迹强跟踪滤波器,提出了一种新的自适应目标跟踪算法. 该算法引入 Jerk 输入估计改进了当前统计模型的状态方程和机动加速度方差调整方法,利用改进的无迹强跟踪滤波器实现了状态协方差、状态噪声协方差和机动频率的联合自适应. 在没有加速度先验知识的情况下,能够实时准确跟踪目标连续强机动、匀加速机动和匀速运动状态. 仿真实验表明:相比 CS 模型无迹滤波算法、CS 模型无迹强跟踪算法和交互多模型算法,该算法在对目标强机动的适应性、跟踪精度和对突变状态跟踪的收敛性方面都有更好的性能.

关 键 词: 机动目标跟踪; 改进当前统计模型; 改进输入估计; 无迹滤波器; 强跟踪滤波器

中图分类号: TN 953

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2013)10-1397-06

MCS model based on Jerk input estimation and nonlinear tracking algorithm

Zhou Zheng Liu Jinmang

(School of Air and Missile Defense, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Tan Xijiang

(No. 93505 Troop, PLA, Langfang 065500, China)

Abstract: A new tracking algorithm was proposed for high maneuvering target based on current statistical (CS) model, modified input estimation (MIE) and unscented strong tracking filter (USTF). The state equation and adaption method of acceleration variance of the CS model were modified with Jerk input estimation. The state covariance, state noise covariance and maneuvering frequency were made jointly adaptive with the support of improved unscented strong tracking filter. The new algorithm can track continuous high maneuver, low maneuver and constant velocity motion accurately in real time when lacking prior information on acceleration. The simulation shows that the new algorithm has better adaptability, higher accuracy and faster convergence than CS-UKF, CS-USTF and interacting multiple-model (IMM) algorithms.

Key words: maneuvering target tracking; modified current statistical (MCS) model; modified input estimation (MIE); unscented Kalman filter (UKF); strong tracking filter (STF)

机动目标跟踪一直是目标跟踪领域研究的难点和热点,机动目标模型和估计算法是机动目标跟踪效果的决定因素. 目前的研究主要集中在两个方向:自适应单模型跟踪算法和多模型跟踪算法. 当前统计(CS,Current Statistical)模型被认为是一种行之有效的自适应跟踪模型[1-3],但是 CS

收稿日期: 2012-12-25; **网络出版时间**: 2013-10-17 08:37

网络出版地址: www.cnki.net/kcms/detail/11.2625.V.20131017.0837.001.html

基金项目: 国家自然科学青年基金资助项目(61102109); 陕西省自然科学基金资助项目(2010JM8013)

作者简介: 周 政(1985-),男,河南南阳人,博士生,xmhs_01@163.com.

模型的跟踪效果依赖于模型自身的两个先验参数:加速度极限值和机动频率. 当两者取值过大,则跟踪匀速运动或不具有较大机动加速度目标时其性能较差;取值较小时则跟踪突发强机动目标时其收敛速度较慢,算法的实时性降低,并且一旦目标机动超过预先设定的值,跟踪性能将明显恶化[1]. 另外,CS 模型是建立在卡尔曼滤波器或扩展卡尔曼滤波器基础上的,卡尔曼滤波器或扩展卡尔曼滤波器本身存在一些不足:对强非线性和参数不确定模型的鲁棒性较差,对初始值的依赖性较大和突变状态跟踪能力不足[2].

针对 CS 模型的缺陷,文献[1]通过量测残差检验给出了 CS 模型先验参数的调整方法,但仍然需要预设最大机动加速度和初始机动频率且这种调整方法的可靠性较差;文献[2]将 CS 模型和强跟踪滤波器结合,增强了算法对突发机动目标的跟踪能力,但算法跟踪匀速目标和弱机动目标时精度较差;文献[3]提出了一种机动频率自适应调整方法,但是这种方法需要检测滤波残差分布特征来判断目标机动频率是否发生改变,算法的实时性和对突发机动的反应能力难以保证;文献[4]提出的算法避免了机动加速度最大值的预先设定,给出了机动频率自适应调整方法,提高了状态估计的精度,但却降低了对突发机动目标的反应能力且算法计算量大大增加.

针对上述问题,本文提出了改进当前统计(MCS,Modified Current Statistical)模型和改进无迹强跟踪算法,来解决非线性观测条件下强机动目标的自适应跟踪问题,并通过两种机动场景(见第 3 节)的仿真实验对本文算法的性能进行了验证.

1 CS 模型分析

设采样周期为 T,机动目标的离散状态方程和非线性量测方程分别为

$$\boldsymbol{X}_{k+1} = \boldsymbol{F}_k\boldsymbol{X}_k + \boldsymbol{U}_k\bar{\boldsymbol{a}}_k + \boldsymbol{W}_k \tag{1}$$

$$\boldsymbol{Z}_{k+1} = h(\boldsymbol{X}_{k+1}) + \boldsymbol{V}_{k+1} \tag{2}$$

式中,$\boldsymbol{F}_k$ 为状态转移矩阵;$\boldsymbol{U}_k$ 为加速度均值输入矩阵;$\bar{\boldsymbol{a}}_k$ 为目标“当前”加速度均值;$\boldsymbol{Z}_{k+1}$为雷达量测向量;$\boldsymbol{W}_k$ 和 $\boldsymbol{V}_k$ 分别为状态噪声和量测噪声,且为互不相关的高斯白噪声,其协方差矩阵分别为 $\boldsymbol{Q}_k$ 和 $\boldsymbol{R}_k$,$\boldsymbol{Q}=2\alpha\sigma_a^2 q_{cs}$;$\boldsymbol{F}_k$,$\boldsymbol{U}_k$ 和 q_{cs}的具体形式见文献[1];σ_a^2 为机动加速度的修正瑞利分布方差:

$$\sigma_a^2 = \begin{cases} \dfrac{4-\pi}{\pi}(a_{max} - \bar{a}_k)^2 & \bar{a}_k \geqslant 0 \\ \dfrac{4-\pi}{\pi}(a_{-max} + \bar{a}_k)^2 & \bar{a}_k < 0 \end{cases} \tag{3}$$

由式(3)可以看出,当目标实际加速度均值 $\bar{a}_k$ 与加速度预设极限值 $a_{\pm max}$相差较远时,加速度方差过大,从而降低了目标跟踪精度,当目标加速度均值与加速度预设极限值 $a_{\pm max}$较为接近时,状态噪声减小,基于卡尔曼滤波的线性和非线性滤波算法基本丧失了对目标进一步机动的跟踪能力. 另外,预先确定的机动频率也不能适应目标不断变化的机动状态.

2 MCS 模型及改进无迹强跟踪算法

2.1 MCS 模型建立

为了解决最大加速度预置带来的以上问题,对 CS 模型中的加速度极限值 $a_{\pm max}$和 $\bar{a}_k$ 分别作如下假设:

1)“当前”时刻加速度极限值为“当前”时刻目标加速度状态值 $\hat{\ddot{x}}_k$与目标 Jerk 均值 J_k^m 的加权和,即

$$a_{\pm max} = \ddot{x}_k + \beta J_k^m T \tag{4}$$

2)“当前”时刻目标加速度的均值为“当前”时刻目标加速度估计值 $\hat{\ddot{x}}_k$与目标 Jerk 均值估计值 $\hat{J}_k^m$ 的加权和,即

$$\bar{a}_k = \hat{\ddot{x}}_k + \beta\hat{J}_k^m T \tag{5}$$

式中,β 为 Jerk 均值的权值,$0<\beta\leqslant 1$;T 为采样周期.

根据式(5)对“当前”时刻目标加速度均值的假设,当前统计模型状态方程可修改为

$$\boldsymbol{X}_{k+1} = \boldsymbol{F}'_k\boldsymbol{X}_k + \boldsymbol{U}'_k\beta\boldsymbol{J}_k^m + \boldsymbol{W}_k \tag{6}$$

式中

$$\boldsymbol{F}' = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{U}'_k = \begin{bmatrix} \dfrac{T^3}{6} - \dfrac{2-2\alpha T+\alpha^2T^2-2e^{-\alpha T}}{2\alpha^3} \\ \dfrac{T^2}{2} - \dfrac{e^{-\alpha T}-1+\alpha T}{\alpha^2} \\ T - \dfrac{1-e^{-\alpha T}}{\alpha} \end{bmatrix}$$

式(6)表明修改后的模型实际是带 Jerk 均值输入的 CA 模型,根据 MIE 算法[5-8]思想,增补状态方程 $\boldsymbol{J}_{k+1}^m=\boldsymbol{J}_k^m$ 并与式(6)联立得 MCS 模型:

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{X}_{k+1} \\ \boldsymbol{J}_{k+1}^m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{F}'_k & \boldsymbol{U}'_k \\ \boldsymbol{0} & \boldsymbol{I} \end{bmatrix}\begin{bmatrix} \boldsymbol{X}_k \\ \boldsymbol{J}_k^m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \boldsymbol{W}_k \\ \boldsymbol{0} \end{bmatrix} \tag{7}$$

简写式(7)可得

$$\boldsymbol{X}_{k+1}^a = \boldsymbol{F}_k^a\boldsymbol{X}_k^a + \boldsymbol{W}_k^a \tag{8}$$

式中,$\boldsymbol{F}_k^a = \begin{bmatrix} \boldsymbol{F}'_k & \boldsymbol{U}'_k \\ \boldsymbol{0} & \boldsymbol{I} \end{bmatrix}$;$\boldsymbol{X}_{k+1}^a = \begin{bmatrix} \boldsymbol{X}_{k+1} \\ \boldsymbol{J}_{k+1}^m \end{bmatrix}$;$\boldsymbol{W}_k^a = \begin{bmatrix} \boldsymbol{W}_k \\ \boldsymbol{0} \end{bmatrix}$,

$\boldsymbol{W}_k^a$ 协方差矩阵为 $\boldsymbol{Q}_k^a=\begin{bmatrix}\boldsymbol{Q}_k & \boldsymbol{0}\\ \boldsymbol{0} & \boldsymbol{0}\end{bmatrix}$.

将式(4)和式(5)代入式(3)可得 MCS 模型的机动加速度方差为

$$\sigma_a^2=\frac{4-\pi}{\pi}(\ddot{\tilde{x}}_k+\beta\tilde{J}_k^{\mathrm{m}}T)^2\approx$$

$$\frac{4-\pi}{\pi}E[\ddot{\tilde{x}}_k\ddot{\tilde{x}}_k^{\mathrm{T}}+\tilde{J}_k^{\mathrm{m}}(\tilde{J}_k^{\mathrm{m}})^{\mathrm{T}}\beta^2T^2+$$

$$\ddot{\tilde{x}}_k(\tilde{J}_k^{\mathrm{m}})^{\mathrm{T}}\beta T+\tilde{J}_k^{\mathrm{m}}\ddot{\tilde{x}}_k^{\mathrm{T}}\beta T]=$$

$$\frac{4-\pi}{\pi}[\boldsymbol{P}_k^a(\ddot{x},\ddot{x})+\boldsymbol{P}_k^a(J^{\mathrm{m}},J^{\mathrm{m}})\beta^2T^2+$$

$$\boldsymbol{P}_k^a(\ddot{x},J^{\mathrm{m}})\beta T+\boldsymbol{P}_k^a(J^{\mathrm{m}},\ddot{x})\beta T] \tag{9}$$

式中,$\ddot{\tilde{x}}_k$ 和 $\tilde{J}_k^{\mathrm{m}}$分别是加速度估计误差和 Jerk 均值估计误差,其方差和互协方差分别用滤波器输出的状态估计误差协方差矩阵 $\boldsymbol{P}_k^a$ 中的元素近似;当β 取 1 时,由于 Jerk 均值误差完全反映到过程噪声中,因此可获取较好的机动跟踪性能;当β<1 时,过程噪声在目标停止机动时能够更快的降低到一个较低的水平,有利于提高算法的非机动状态跟踪精度.

从式(9)可以看出,MCS 模型的机动加速度方差与状态估计误差协方差矩阵相关元素联系相关联,当系统达到稳态时,$\boldsymbol{P}_k^a$ 和状态噪声协方差 $\boldsymbol{Q}_k^a$ 趋于最小值,滤波器可以保持很高的跟踪精度;当目标运动状态突变时,$\boldsymbol{P}_k^a$ 和 $\boldsymbol{Q}_k^a$ 同时增大,使新息在状态更新中的比重迅速增大,保证了滤波器的快速反应能力.

2.2　改进无迹强跟踪算法

通过以上分析可知,MCS 模型预期的良好性能是建立在滤波器输出的状态误差协方差能够反映真实状态估计误差的基础上,而基于卡尔曼滤波基础上的各种非线性滤波算法的状态误差协方差实际是滤波器的理论值,由于卡尔曼滤波对突变状态跟踪能力较差,因此滤波器输出的状态估计误差并不能反映真实的目标状态估计误差.

强跟踪滤波器[9-10]通过正交性原理,根据新息协方差引入多重时变渐消因子实时修正理论状态估计误差协方差,提高了滤波器对状态变化的跟踪能力,具有很强的模型失配的鲁棒性和抗干扰能力以及较低的对初始值的敏感性,但是强跟踪算法是建立在卡尔曼或扩展卡尔曼滤波算法基础上的,渐消因子是不同方向上量测残差方差和的辨识值与滤波器理论值的比值,但是在雷达观测坐标系中,距离量测残差与角度量测残差是异类数据,残差方差和没有物理意义,而且角度残差的绝对值一般远小于距离残差,利用残差方差和对比会使渐消因子对角度残差不敏感,距离上的弱机动将掩盖角度上的强机动,导致强跟踪算法失效. 为了解决这一问题,改进无迹强跟踪算法渐消因子的计算采用距离、角度残差方差与滤波器输出距离、角度预测误差方差分别对比取最大值的方法,使渐消因子对距离残差和角度残差具有相同的敏感度,保证了算法效果的稳定性.

假设 k 时刻状态估计值为 $\hat{\boldsymbol{X}}_k^a$,方差为 $\boldsymbol{P}_k^a$,则 MCS 模型的无迹强跟踪算法如下:

1) 状态预测和采样.

$$\hat{\boldsymbol{X}}_{k+1|k}^a=\boldsymbol{F}_k^a\hat{\boldsymbol{X}}_k^a \tag{10}$$

$$\boldsymbol{P}_{k+1|k}^a=\mu_{k+1}(\boldsymbol{F}_k^a\boldsymbol{P}_k^a(\boldsymbol{F}_k^a)^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{Q}_k^a) \tag{11}$$

对状态预测 $\boldsymbol{X}_{k+1|k}^a$,$\boldsymbol{P}_{k+1|k}^a$采样获得采样点 $\boldsymbol{x}_{k+1|k}^{a,i}$和权值 $W_{(\mathrm{m})}^i$和 $W_{(\mathrm{c})}^i$,采样具体方法见文献[11].

2) 量测预测.

$$\boldsymbol{z}_{k+1|k}^i=h(\boldsymbol{x}_{k+1|k}^{a,i}) \tag{12}$$

$$\hat{\boldsymbol{Z}}_{k+1|k}=\sum_{i=0}^{2n}W_{(\mathrm{m})}^i\boldsymbol{z}_{k+1|k}^i \tag{13}$$

$$\boldsymbol{P}_{zz}=\mu_{k+1}\sum_{i=0}^{2n}W_{(\mathrm{c})}^i(\boldsymbol{z}_{k+1|k}^i-\hat{\boldsymbol{Z}}_{k+1|k})(\cdot)^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{R}_{k+1} \tag{14}$$

3) 状态更新.

$$\hat{\boldsymbol{X}}_{k+1}=\hat{\boldsymbol{X}}_{k+1|k}+\boldsymbol{K}_{k+1}(\boldsymbol{Z}_{k+1}-\hat{\boldsymbol{Z}}_{k+1|k}) \tag{15}$$

$$\boldsymbol{P}_{k+1}=\boldsymbol{P}_{k+1|k}-\boldsymbol{K}_{k+1}\boldsymbol{P}_{zz}\boldsymbol{K}_{k+1}^{\mathrm{T}} \tag{16}$$

$$\boldsymbol{K}_{k+1}=\boldsymbol{P}_{xz}\boldsymbol{P}_{zz}^{-1} \tag{17}$$

$$\boldsymbol{P}_{xz}=\mu_{k+1}\sum_{i=0}^{2n}W_{(\mathrm{c})}^i(\boldsymbol{x}_{k+1|k}^{a,i}-\hat{\boldsymbol{X}}_{k+1|k}^a)(\boldsymbol{z}_{k+1|k}^i-\hat{\boldsymbol{Z}}_{k+1|k})^{\mathrm{T}} \tag{18}$$

渐消因子μ_{k+1}的计算方法如下:

$$\mu_{k+1}=\begin{cases}c_{k+1} & c_{k+1}>1\\ 1 & c_{k+1}\leqslant 1\end{cases} \tag{19}$$

$$c_{k+1}=\max\left\{\frac{[\mathrm{diag}(\boldsymbol{N}_{k+1})]_i}{[\mathrm{diag}(\boldsymbol{M}_{k+1})]_i}\right\}\Bigg|_{i=1,2,\cdots,m} \tag{20}$$

$$\boldsymbol{N}_{k+1}=\boldsymbol{V}_{k+1}-\gamma\boldsymbol{R}_{k+1} \tag{21}$$

$$\boldsymbol{M}_{k+1}=\sum_{i=0}^{2n}W_{(\mathrm{c})}^i(\hat{\boldsymbol{z}}_{k+1}^i-\hat{\boldsymbol{Z}}_{k+1|k})(\cdot)^{\mathrm{T}} \tag{22}$$

$$\boldsymbol{V}_{k+1}=\begin{cases}\boldsymbol{v}_1\boldsymbol{v}_1^{\mathrm{T}} & k=0\\ \dfrac{\rho\boldsymbol{V}_k+\boldsymbol{v}_{k+1}\boldsymbol{v}_{k+1}^{\mathrm{T}}}{\rho+1} & k\geqslant 1\end{cases} \tag{23}$$

式中,diag(·) 表示矩阵对角元素构成的向量;$[\cdot]_i$ 表示向量第 i 个元素 ;m 为量测维数;$\boldsymbol{v}_{k+1}$为滤波残差;$\boldsymbol{V}_{k+1}$为残差协方差;$0<\rho\leqslant 1$ 为遗忘因子;$\gamma\geqslant 1$ 为弱化因子,可使状态估计值更平滑.

2.3 机动频率自适应调整

根据强跟踪无迹滤波结果,构造强机动检测函数:

$$D_k = \max\left\{\frac{[\operatorname{diag}(\boldsymbol{v}_k\boldsymbol{v}_k^{\mathrm{T}})]_i}{[\operatorname{diag}(\boldsymbol{P}_{zz})]_i}\right\}\Bigg|_{i=1,2,\cdots,m} \tag{24}$$

机动频率调整方法为

$$\alpha = \alpha_0 D_k \quad D_k \geqslant 3 \tag{25}$$

式中,α_0 为初始机动频率;D_k 表示距离、角度残差方差与滤波器输出预测方差比值的最大值,$D_k \geqslant 3$ 时判定目标强机动.

3 仿真实验

为了验证本文算法的实时性和有效性,将本文算法与 CS-UKF 算法、CS-USTF[11] 算法和 IMM-UKF(CV-CA-CA)算法进行性能对比分析. 定义 k 时刻位置均方误差 E_{MSE}、采样时间内位置平均误差 E_{m} 和位置量测均方误差压缩比 $\eta(k)$ 为

$$E_{\mathrm{MSE}}(k) = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\|\boldsymbol{x}(k) - \hat{\boldsymbol{x}}^i(k)\|_2^2 \tag{26}$$

$$E_{\mathrm{m}} = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\sqrt{E_{\mathrm{MSE}}(k)} \tag{27}$$

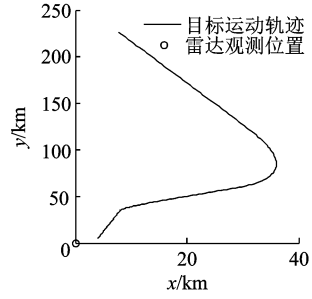
$$\eta(k) = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}(\|\hat{\boldsymbol{x}}^i(k) - \boldsymbol{x}(k)\|_2^2/\sigma_i^2(k)) \tag{28}$$

式中,$\eta(k)$ 为位置量测均方误差压缩比,当 $\eta(k)>1$ 时,算法的位置跟踪误差大于传感器的位置量测误差,此时算法就失去了价值,称为无效滤波;M 为 Monte Carlo 仿真次数;N 为总的采样点数;$\boldsymbol{x}(k)$ 和 $\hat{\boldsymbol{x}}^i(k)$ 分别为 k 时刻第 i 次 Monte Carlo 仿真的位置量测均方误差、位置向量真实值和估计值;$\sigma_i^2(k)=\sigma_{r,i}^2(k)+r_i^2(k)\sigma_{\theta,i}^2(k)$,$r$,$\sigma_r$ 和 σ_θ 分别为相应的距离、距离误差标准差和角度误差标准差. 速度均方误差、加速度均方误差及采样时间内的平均误差采用相同的定义方式.

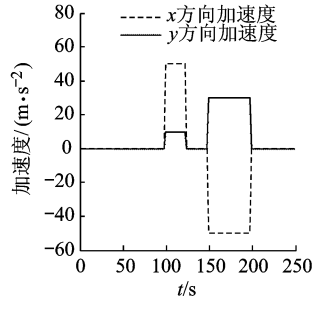
雷达观测坐标系为极坐标系,观测位置为坐标原点,雷达与目标运动轨迹位于同一平面,观测时间为 250 s,T=1 s,观测噪声为高斯白噪声,距离噪声标准差为 50 m,角度噪声标准差为 0.1°. CS-UKF 算法、CS-USTF 算法中预设加速度极限值为±90 m/s^2,所有算法中初始机动频率 α_0=0.06,IMM-UKF 算法的模型转换概率 π_{ii}=0.9,π_{ij}=0.05,i,j=1,2,3,$i\neq j$,进行 200 次 Monte Carlo 实验.

3.1 场景 1:阶跃加速机动

图 1 为目标轨迹和加速度变化曲线:目标初始状态为(x,v_x,y,v_y)=(10 km,100 m/s,10 km,300 m/s). 第 101 ~ 125 s 做(a_x,a_y)=(50 m/s^2,10 m/s^2)的匀加速运动,第 151 ~ 200 s 作(a_x,a_y)=(−50 m/s^2,30 m/s^2)的匀加速运动,其余时间做匀速运动.



a 目标运动轨迹



b 目标加速度

图 1 目标运动轨迹及加速度变化曲线

图 2 ~ 图 4 分别是 4 种算法的位置量测均方误差压缩比、速度和加速度估计的均方误差,表 1 为观测时间内的平均估计误差和计算时间. 图 2 ~ 图 4 表明:在 1 ~ 100 s 和 200 ~ 250 s 目标匀速运动过程中,本文算法的速度和位置跟踪精度高于 CS-UKF 和 CS-USTF,低于 IMM-UKF,加速度跟踪精度略低于其他算法;在 101 ~ 125 s 和 151 ~ 200 s 目标阶跃加(减)速机动过程中,本文算法的峰值误差和收敛时间均小于其他算法,匀加速状态位置和速度的稳态跟踪精度高于其他算法,加速度稳态跟踪精度高于 IMM-UKF,略低于 CS-UKF 和 CS-USTF. 所有算法在 151 ~ 250 s 的状态跟踪误差普遍高于 1 ~ 150 s,主要是由于目标运动引起雷达观测角的变化导致相同的距离和角度观测误差引起位置误差增大,导致滤波误差相应增大,在 151 ~ 199 s 机动过程中由于距离上呈现弱机动,角度上呈现强机动,CS-USTF 与 CS-UKF 的效果相同,CS-USTF 算法中渐消因子已失效. 图 2 表明在整个跟踪过程,本文算法的滤波有效时间(量测均方误差压缩比小于 1 的时间)远高于其他算法. 表 1 数据表明本文算法平均跟踪精度高于其他算法.

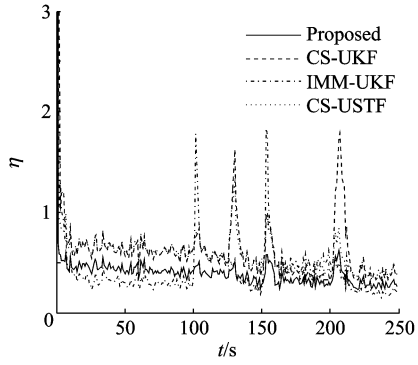


图 2　位置量测均方误差压缩比

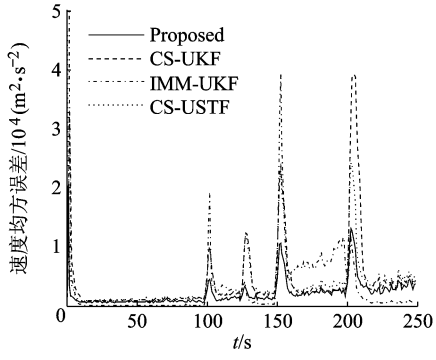


图 3　速度均方误差

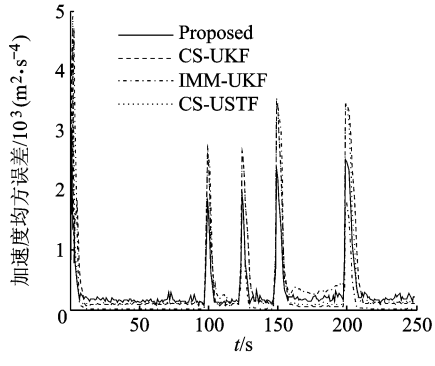


图 4　加速度均方误差

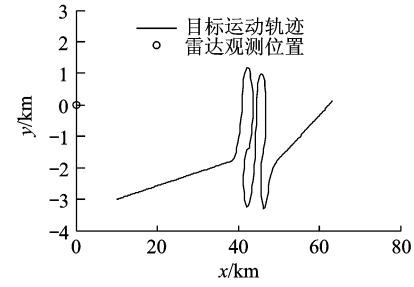
表 1　算法跟踪性能比较

算法类型	观测时间内估计平均误差			计算时间/s
	位置/m	速度/(m·s⁻¹)	加速度/(m·s⁻²)	
Proposed	93.493	39.537	16.856	0.106
CS-UKF	116.200	55.853	14.938	0.081
IMM-UKF	96.218	42.606	12.223	0.189
CS-USTF	112.926	56.340	16.940	0.085

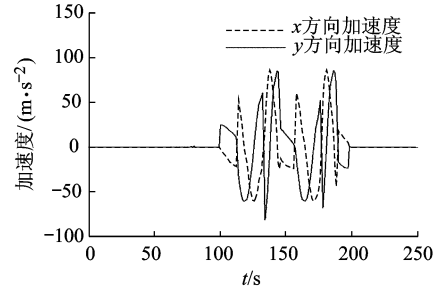
3.2　场景 2:蛇形强机动

图 5 为目标轨迹和加速度变化曲线:目标初始状态为$(x, v_x, y, v_y) = (10\ \text{km}, 280\ \text{m/s}, -3\ \text{km}, 12\ \text{m/s})$,第 1 ~ 100 s 目标做$(v_x, v_y) = (280\ \text{m/s}, 12\ \text{m/s})$的匀速运动,第 101 ~ 200 s 做蛇形强机动,第 201 ~ 250 s 做匀速运动.

图 6 ~ 图 8 是 4 种算法对目标位置量测均方误差压缩比、速度和加速度估计的均方误差,表 2 为观测时间内的平均估计误差和计算时间.



a　目标运动轨迹



b　目标加速度

图 5　目标运动轨迹及加速度变化曲线

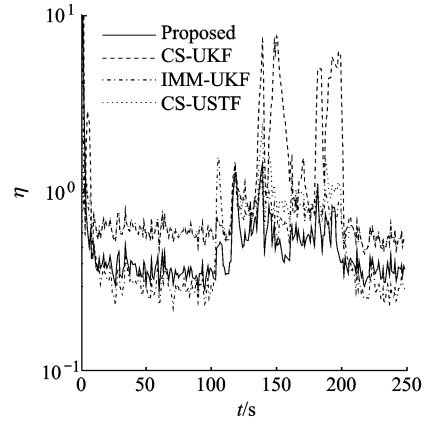


图 6　位置量测均方误差压缩比对数坐标图

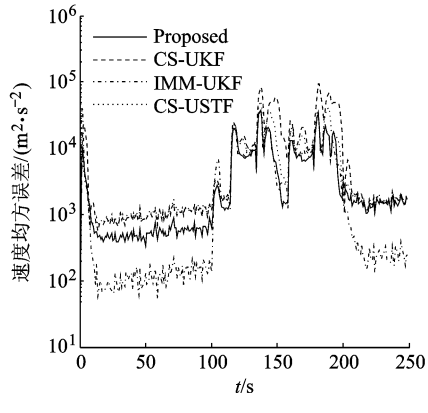


图 7　速度均方误差对数坐标图

图 6 ~ 图 8 表明,整个跟踪过程本文算法的滤波有效时间高于其他算法,在 100 ~ 200 s 目标连续强机动过程中,本文算法的跟踪精度和稳定性都好于其他算法,这种效果是在目标机动不超

过 CS-UKF 和 CS-USTF 的预设加速度极限值的情况下取得的;IMM-UKF 在匀速运动阶段的跟踪精度最高. 相比 IMM-UKF,本文算法计算量更小,但跟踪精度和稳定性更好. 表 2 也表明了本文算法对目标连续强机动较高的跟踪精度.

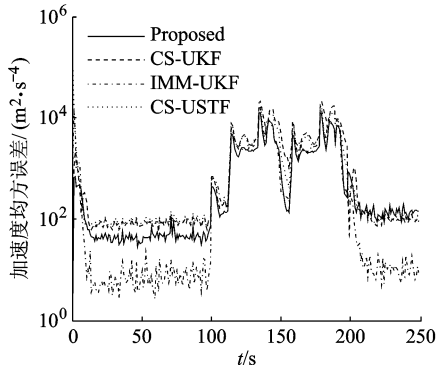


图 8 加速度均方误差对数坐标图

表 2 算法跟踪性能比较

算法类型	观测时间内估计平均误差			计算时间/s
	位置/m	速度/(m·s⁻¹)	加速度/(m·s⁻²)	
Proposed	46.118	38.667	21.383	0.106
CS-UKF	78.229	75.696	32.806	0.081
IMM-UKF	49.624	42.555	23.024	0.189
CS-USTF	57.889	59.650	31.078	0.085

在计算复杂度方面,本文算法的状态矢量增加一维,增加了渐消因子的计算但省去了状态噪声协方差的计算,比 CS-UKF 增加了约 1/3;IMM 算法不需要参数的计算,但需要 3 个 CA-CA-CV 无迹滤波器并行工作,再加上输入和输出的交互运算,计算量约为 CS 模型算法的 2.3 倍.

综合以上分析可知,相比 CS-UKF 和 CS-USTF,本文算法实现了算法参数的完全自适应调整,对目标机动具有更高的跟踪精度和跟踪稳定性,获得了跟踪效果和适应能力双重提高,且计算量增加不大;而相比 IMM 算法,则以简单的结构和较少的运算量获得了对连续强机动和匀加速运动更高的跟踪精度和稳定性.

4 结束语

通过对 CS 模型、MIE 算法和强跟踪滤波器的分析研究,基于对 CS 模型中加速度极限值和加速度均值两个基本假设,提出了一种新的自适应跟踪算法. 该算法通过 Jerk 输入估计建立了 CS 模型机动加速度方差与状态估计协方差元素的联系,针对非线性观测条件下强跟踪算法的缺陷,提出了新的渐消因子计算方法. 两种机动场景的测试结果表明,本文算法对机动目标跟踪的稳定性、适应性、精度和收敛速度均好于 CS-UKF, CS-USTF 和 IMM-UKF 且具有很高的效费比. 如何更有效地利用状态估计协方差矩阵中其他元素提升算法性能将是本文下一步的研究内容.

参考文献(References)

[1] 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(in Chinese)

[2] 范小军,刘锋,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(in Chinese)

[3] 王军政,沈伟,赵江波. 机动目标跟踪中机动频率的自适应调整[J]. 北京理工大学学报,2007,27(1):38-41
Wang Junzheng, Shen Wei, Zhao Jiangbo. Adaptive adjustment of maneuvering frequency in target tracking[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2007, 27(1): 38-41(in Chinese)

[4] 樊国创,戴亚平,许向阳. 一种"全面"的自适应机动目标跟踪算法[J]. 兵工学报,2009,30(1):63-68
Fan Guochuang, Dai Yaping, Xu Xiangyang. An overall adaptive filtering algorithm for tracking maneuvering target[J]. Acta Armamentarii, 2009, 30(1): 63-68(in Chinese)

[5] Khaloozadeh H, Karsaz A. Modified input estimation technique for tracking maneuvering targets[J]. IET Proc Radar, Sonar and Navigation, 2009, 3(1): 30-41

[6] Bahari M H, Naghibi S M B, Pariz N. Intelligent fading memory for high maneuvering target tracking[J]. International Journal of Physical Sciences, 2009, 4(10): 548-554

[7] Bahari M H, Pariz N. High maneuvering target tracking using an input estimation technique associated with fuzzy forgetting factor [J]. Scientific Research and Essay, 2009, 4(10): 936-945

[8] Yang J L, Ji H B. High maneuvering target-tracking based on strong tracking modified input estimation[J]. Scientific Research and Essays, 2010, 5(13): 1683-1689

[9] Zhou D H, Frank P M. Strong tracking filtering of nonlinear time-varying stochastic systems with colored noise: application to parameter estimation and empirical robustness analysis[J]. International Journal of Control, 1996, 65(2): 295-307

[10] Zhou D H. On-line adaptive estimation of time-varying time delay[J]. Acta Electronica Sinica, 1999, 27(12): 61-63

[11] 崔乃刚,韩鹏鑫,穆荣军. 基于强跟踪 UKF 的导航系统检测方法[J]. 哈尔滨工程大学学报,2011,32(10):1296-1299
Cui Naigang, Han Pengxin, Mu Rongjun. The fault-detection method of a navigation system based on a strong tracking unscented kalman filter[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2011, 32(10): 1296-1299(in Chinese)

(编 辑:赵海容)