

文章编号: 1001-0920(2013)01-0100-05

基于强跟踪滤波器的 MACA-MIE 模型及跟踪算法

周 政, 刘进忙

(空军工程大学 防空反导学院, 西安 710051)

摘 要: 结合自适应常加速模型(ACA)、改进输入估计(MIE)和强跟踪滤波器, 提出一种新的自适应目标跟踪模型和算法. 该算法通过扩展 ACA 模型状态矢量和改进状态噪声协方差调整方法, 利用 MIE 和强跟踪滤波器, 实现了机动加速度方差和状态预测协方差依据残差信息的实时完全自适应调整, 在缺乏目标加速度先验知识的情况下, 能够实时高精度跟踪目标突变状态、弱机动和非机动状态. 仿真实验表明, 相比 ACA 模型和 MIE, 该算法具有更好的机动状态和非机动状态跟踪性能.

关键词: 机动目标跟踪; 自适应常加速模型; 改进输入估计; 卡尔曼滤波; 强跟踪滤波器

中图分类号: TN953

文献标志码: A

MACA-MIE model and tracking algorithm based on strong tracking filter

ZHOU Zheng, LIU Jin-mang

(Institute of Air Defense and Anti-missile, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China.

Correspondent: ZHOU Zheng, E-mail: xmhs_01@163.com)

Abstract: A new adaptive target tracking algorithm is proposed based on adaptive constant acceleration(ACA) model, modified input estimation(MIE) and strong tracking filter. By extending ACA model state vector and improving adjusting method of state noise covariance, the proposed algorithm can adjust the acceleration variance and the state-estimation error covariance to the change of filtering residual through adaptively and timely under the support of MIE and strong tracking filter. The proposed algorithm is able to track the state of mutation, low maneuver and non-maneuver accurately in real time when lacking the information on the acceleration. The simulation shows that the proposed algorithm has better performance than ACA model and MIE in scenarios of maneuver and non-maneuver.

Key words: maneuvering target tracking; adaptive constant acceleration model; modified input estimation; Kalman filter; strong tracking filter

0 引 言

机动目标跟踪是目标跟踪领域需要解决的根本问题之一, 对这一问题的研究主要集中在两个方面: 对目标动态模型的研究和机动目标跟踪算法的研究. 目标运动模型是机动目标跟踪算法的基础, 在卡尔曼滤波器被引入到目标跟踪领域后, 基于状态空间的机动目标建模成为主要研究对象^[1]. 常见的机动目标运动模型主要有 CA 模型、Singer 模型、当前统计(CS)模型和 Jerk 模型等^[2]. CS 模型是一种行之有效的机动目标自适应跟踪方法^[3], 文献[4]在 CS 模型的基础上给出了一种形式简单的自适应常加速模型(ACA), 在稳态精度和动态性能方面均比 Singer 模型和 CS 模型更好, 并且简化了参数调整和计算量. 但

是, CS 模型和 ACA 模型由于预设加速度极限值不能根据目标运动状态实时调整, 均会造成跟踪弱机动或非机动目标时状态噪声协方差过大, 导致跟踪精度下降.

文献[5]提出利用量测残差统计距离检测目标机动状态, 并以此为依据自适应调整预设加速度极限值, 但在跟踪目标突发机动时, 这种参数调整方法会产生较大的误差且存在滞后性. 文献[6]提出利用速度预测估计与实时速度估计间的偏差调节机动加速度方差, 提高了跟踪精度, 但缺乏对加速度扰动增量的描述, 所以跟踪变加速运动目标的精度不高. 文献[7]引入加加速度修正项, 提高了目标状态估计精度, 但需要预设最大加加速度, 降低了模型对目标不同运动状

收稿日期: 2011-08-24; 修回日期: 2011-12-12.

基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目(61102109); 陕西省自然科学基金项目(2010JM8013).

作者简介: 周政(1985-), 男, 博士生, 从事目标跟踪技术、多传感器信息融合的研究; 刘进忙(1958-), 男, 教授, 博士生导师, 从事多传感器信息融合等研究.

态的适应性. 文献[8]提出带机动检测环节的交互多模型算法, 但模型的切换存在滞后且计算量大大增加. 文献[9-11]提出了一种新的机动目标状态估计算法MIE(modified input estimation), 能够直接利用卡尔曼滤波算法对加速度进行估计, 在不需要任何机动先验信息的情况下能够较好地跟踪匀速和弱机动目标, 但当加速度发生大幅突变时, MIE算法状态估计性能严重下降, 甚至发散^[12].

针对上述问题, 结合ACA模型和MIE算法的优点, 本文提出了一种基于强跟踪滤波器的MACA-MIE模型. 首先改进了ACA模型的加速度方差调整方式, 利用MIE将MACA模型转化为标准滤波模型, 然后利用强跟踪算法使状态预测误差协方差和状态噪声协方差能够依据残差信息实时完全自适应调整, 实现了对目标机动和非机动状态良好的跟踪效果.

1 ACA模型分析

设采样周期为 T , 机动目标的离散状态方程和观测方程分别为

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{F}\mathbf{X}(k) + \mathbf{C}\mathbf{U}(k) + \mathbf{W}(k), \quad (1)$$

$$\mathbf{Z}(k) = \mathbf{H}\mathbf{X}(k) + \mathbf{V}(k). \quad (2)$$

其中

$$\mathbf{X}(k) = [x(k) \quad \dot{x}(k) \quad \ddot{x}(k)]^T, \quad \mathbf{H} = [1 \ 0 \ 0],$$

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{C} = \begin{bmatrix} T^3/6 \\ T^2/2 \\ T \end{bmatrix};$$

$\mathbf{W}(k)$ 和 $\mathbf{V}(k)$ 为互不相关的高斯白噪声向量, 其协方差矩阵分别为 $\mathbf{Q}(k)$ 和 $\mathbf{R}(k)$, 有

$$\mathbf{Q}(k) = \alpha q(k) \mathbf{Q}_{CA},$$

$$q(k) = \frac{4-\pi}{\pi} |A_{\max} - |\bar{a}(k)||, \quad (3)$$

α 为大于零的量纲变换系数, $q(k)$ 为机动加速度方差, A_{\max} 为模型预设最大机动加速度值, $\bar{a}(k)$ 为 k 时刻加速度均值, \mathbf{Q}_{CA} 的具体形式见文献[4].

由式(3)可以看出, ACA模型的状态噪声协方差的调整以 k 时刻目标加速度均值绝对值和预设加速度最大值的距离为依据, 两者不匹配时会导致跟踪精度降低^[4].

2 MACA-MIE模型及跟踪算法

2.1 MACA-MIE模型建立

为了解决ACA模型预置最大加速度所带来的问题, 利用加速度和加加速度状态量的加权组合代替ACA模型的最大加速度 A_{\max} 和 $\bar{a}(k)$. 令

$$A_{\max} = \ddot{x}(k) + \dot{a}(k)T, \quad (4)$$

$$\bar{a}(k) = \hat{\ddot{x}}(k|k-1) + \hat{\dot{a}}(k|k-1)T. \quad (5)$$

其中: $\dot{a}(k)$ 为目标未知加加速度, 加速度和加加速度的加权值分别为1和 T .

根据式(5)可得MACA模型状态方程为

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{F}\mathbf{X}(k) + \mathbf{C}T\dot{a}(k) + \mathbf{W}(k). \quad (6)$$

目标机动加速度方差为

$$q(k) = \frac{4-\pi}{\pi} |\hat{\ddot{x}}(k|k-1) + \hat{\dot{a}}(k|k-1)T|. \quad (7)$$

利用式(6)进行滤波不能获取式(7)中加加速度预测误差项, 因此根据MIE方法的思想, 将目标未知加加速度扩展为状态分量进行估计, 则式(6)描述的状态方程可以修改为

$$\begin{bmatrix} \mathbf{X}(k+1) \\ \dot{a}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{F} & \mathbf{C}T \\ \mathbf{O} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{X}(k) \\ \dot{a}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{W}(k) \\ \mathbf{O} \end{bmatrix}. \quad (8)$$

观测方程为

$$\begin{aligned} \mathbf{Z}(k+1) &= \mathbf{H}\mathbf{X}(k+1) + \mathbf{V}(k+1) = \\ &[\mathbf{H}\mathbf{F} \ \mathbf{H}\mathbf{C}T] \begin{bmatrix} \mathbf{X}(k) \\ \dot{a}(k) \end{bmatrix} + \mathbf{H}\mathbf{W}(k) + \mathbf{V}(k+1). \end{aligned} \quad (9)$$

将式(8)和(9)简写为

$$\mathbf{X}_{\text{aug}}(k+1) = \mathbf{F}_{\text{aug}}\mathbf{X}_{\text{aug}}(k) + \mathbf{W}_{\text{aug}}(k), \quad (10)$$

$$\mathbf{Z}_{\text{aug}}(k) = \mathbf{H}_{\text{aug}}(k)\mathbf{X}_{\text{aug}}(k) + \mathbf{V}_{\text{aug}}(k). \quad (11)$$

其中

$$\mathbf{X}_{\text{aug}}(k+1) = \begin{bmatrix} \mathbf{X}(k+1) \\ \dot{a}(k+1) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{F}_{\text{aug}} = \begin{bmatrix} \mathbf{F} & \mathbf{C}T \\ \mathbf{O} & \mathbf{I} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{W}_{\text{aug}}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{W}(k) \\ \mathbf{O} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{H}_{\text{aug}}(k) = [\mathbf{H}\mathbf{F} \ \mathbf{H}\mathbf{C}T],$$

$$\mathbf{V}_{\text{aug}}(k) = \mathbf{H}\mathbf{W}(k) + \mathbf{V}(k+1), \quad \mathbf{Z}_{\text{aug}}(k) = \mathbf{Z}(k+1).$$

观测噪声 $\mathbf{V}_{\text{aug}}(k)$ 仍为零均值高斯噪声, 但与状态噪声 $\mathbf{W}_{\text{aug}}(k)$ 相关, 扩展后状态噪声和观测噪声的协方差为 $\mathbf{Q}_{\text{aug}}(k)$ 和 $\mathbf{R}_{\text{aug}}(k)$, 互协方差为 $\mathbf{T}_{\text{aug}}(k)$.

由式(10)和(11)可以看出, MACA-MIE模型为标准的非机动目标模型, 即MACA-MIE模型将目标机动问题转化为非机动问题来处理, 既简化了问题的复杂性, 又能够采用标准滤波算法实现对机动目标状态的最优估计和状态噪声协方差的自适应调整.

2.2 基于MACA-MIE模型的卡尔曼滤波算法

扩展状态模型的卡尔曼滤波算法为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}_{\text{aug}}(k+1) &= \mathbf{F}_{\text{aug}}\hat{\mathbf{X}}_{\text{aug}}(k) + \\ &\mathbf{K}_{\text{aug}}(k+1)\mathbf{d}_{\text{aug}}(k+1), \end{aligned} \quad (12)$$

$$\mathbf{P}_{\text{aug}}(k+1|k) = \mathbf{F}_{\text{aug}}\mathbf{P}_{\text{aug}}(k)\mathbf{F}_{\text{aug}}^T + \mathbf{Q}_{\text{aug}}(k), \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{\text{aug}}(k+1) &= \mathbf{P}_{\text{aug}}(k+1|k) - \mathbf{K}_{\text{aug}}(k+1) \times \\ &[\mathbf{H}_{\text{aug}}\mathbf{P}_{\text{aug}}^T(k+1|k) + \mathbf{T}_{\text{aug}}^T(k)], \end{aligned} \quad (14)$$

$$q(k+1) = \frac{4-\pi}{\pi} |\mathbf{K}_{\text{aug}}(k+1)_{(3,1)} \mathbf{d}_{\text{aug}}(k+1) + \mathbf{T} \mathbf{K}_{\text{aug}}(k+1)_{(4,1)} \mathbf{d}_{\text{aug}}(k+1)|. \quad (15)$$

其中: $\mathbf{K}_{\text{aug}}(k+1)$ 是估计均方误差最小条件下滤波器的最优增益, $\mathbf{d}_{\text{aug}}(k+1)$ 为残差, 且有

$$\begin{aligned} \mathbf{K}_{\text{aug}}(k+1) = & [\mathbf{P}_{\text{aug}}(k+1|k) \mathbf{H}_{\text{aug}}^T + \mathbf{T}_{\text{aug}}(k)] [\mathbf{T}_{\text{aug}}^T(k) \mathbf{H}_{\text{aug}}^T + \\ & \mathbf{H}_{\text{aug}} \mathbf{T}_{\text{aug}}(k) + \mathbf{R}_{\text{aug}}(k) + \mathbf{H}_{\text{aug}} \mathbf{P}_{\text{aug}}(k+1|k) \mathbf{H}_{\text{aug}}^T]^{-1}, \\ \mathbf{d}_{\text{aug}}(k+1) = & \mathbf{Z}_{\text{aug}}(k+1) - \mathbf{H}_{\text{aug}} \mathbf{F}_{\text{aug}} \hat{\mathbf{X}}_{\text{aug}}(k). \end{aligned}$$

由上述推导可知, MACA-MIE 模型的卡尔曼滤波增益由预测协方差矩阵 $\mathbf{P}_{\text{aug}}(k+1|k)$ 和互协方差项 $\mathbf{T}_{\text{aug}}(k)$ 共同决定, 但卡尔曼滤波算法对突变状态跟踪能力不足, 导致算法不能快速跟踪目标的加加速度和加速度的变化, 因此在确定模型状态噪声协方差时与目标实际状态产生较大的偏差, 进而引起较大的滤波误差.

2.3 基于 MACA-MIE 模型的强跟踪算法

针对卡尔曼滤波算法的缺点, 本文选用强跟踪滤波器^[13-14], 通过正交性原理, 引入多重时变渐消因子来修正预测误差协方差, 进而实时调节增益阵, 使得不同时刻的残差序列处处保持正交性和近似正交性, 提高了滤波器对突变状态的跟踪能力, 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, 且计算复杂度适中. 将式 (13) 修改为

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{\text{aug}}(k+1|k) = & \\ \mathbf{F}_{\text{aug}} \lambda(k+1) \mathbf{P}_{\text{aug}}(k) \mathbf{F}_{\text{aug}}^T + \mathbf{Q}_{\text{aug}}(k). & \quad (16) \end{aligned}$$

多重渐消因子矩阵 $\lambda(k)$ 的计算公式推导如下:

$$\begin{aligned} \lambda(k+1) = & \\ \text{diag}[\lambda_1(k+1), \lambda_1(k+2), \dots, \lambda_n(k+1)]. & \quad (17) \end{aligned}$$

$$\lambda_i(k+1) = \begin{cases} a_i c(k+1), & a_i c(k+1) > 1; \\ 1, & a_i c(k+1) \leq 1. \end{cases} \quad (18)$$

其中: a_i 为先验信息预先确定的常数, $\lambda_1(k+1) : \lambda_2(k+1) : \dots : \lambda_n(k+1) = a_1 : a_2 : \dots : a_n$, $a_i \geq 1$; $c(k+1)$ 为待定因子, 且有

$$c(k+1) = \text{tr}[\mathbf{N}(k+1)] / \sum_{i=1}^n a_i \mathbf{M}_{ii}(k+1), \quad (19)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{N}(k+1) = & \\ \mathbf{S}(k+1) - \beta \mathbf{R}_{\text{aug}}(k) - \mathbf{H}_{\text{aug}} \mathbf{Q}_{\text{aug}}(k) \mathbf{H}_{\text{aug}}^T, & \quad (20) \end{aligned}$$

$$\mathbf{M}(k+1) = \mathbf{H}_{\text{aug}} \mathbf{F}_{\text{aug}} \mathbf{P}_{\text{aug}}(k) \mathbf{F}_{\text{aug}}^T \mathbf{H}_{\text{aug}}^T, \quad (21)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{S}(k+1) = E[\mathbf{d}_{\text{aug}}(k+1) \mathbf{d}_{\text{aug}}^T(k+1)] = & \\ \begin{cases} \mathbf{d}_{\text{aug}}(k+1) \mathbf{d}_{\text{aug}}^T(k+1), & k=0; \\ \frac{\rho \mathbf{S}(k) + \mathbf{d}_{\text{aug}}(k+1) \mathbf{d}_{\text{aug}}^T(k+1)}{1+\rho}, & k \geq 1. \end{cases} & \quad (22) \end{aligned}$$

$0 < \rho \leq 1$ 为遗忘因子; $\beta \geq 1$ 为弱化因子, 可以使状态估计值更加平滑; $\mathbf{S}(k+1)$ 为残差的二阶矩. 因此, 可得到基于强跟踪滤波器的 MACA-MIE 跟踪算法的计算步骤如下.

Step 1: 令 $k = 0$, 选择初值 $\hat{\mathbf{X}}_{\text{aug}}(0)$, $\mathbf{P}_{\text{aug}}(0)$, $\mathbf{Q}_{\text{aug}}(0)$;

Step 2: 计算 $\mathbf{d}_{\text{aug}}(k+1)$ 和 $\mathbf{K}_{\text{aug}}(k+1)$;

Step 3: 根据残差 $\mathbf{d}_{\text{aug}}(k+1)$ 计算 $q(k+1)$, 产生 $k+1$ 时刻状态噪声协方差并计算多重渐消因子 $\lambda(k+1)$, 再由式 (16) 计算 $\mathbf{P}_{\text{aug}}(k+1|k)$;

Step 4: 由式 (12), (14) 和 (15) 可得 $\hat{\mathbf{X}}_{\text{aug}}(k+1)$, $\mathbf{P}_{\text{aug}}(k+1)$ 和 $\mathbf{Q}_{\text{aug}}(k+1)$;

Step 5: 循环 Step 2~Step 4, 实现 MACA-MIE 强跟踪算法对目标状态的跟踪.

从算法的计算步骤可以看出, 目标扩展状态的一步预测协方差 $\mathbf{P}_{\text{aug}}(k+1|k)$ 和 $\mathbf{Q}_{\text{aug}}(k+1)$ 能够根据滤波残差 $\mathbf{d}_{\text{aug}}(k+1)$ 实时调整, 引起滤波器增益 $\mathbf{K}_{\text{aug}}(k+1)$ 的快速调整, 最终使目标状态估计值根据残差信息快速更新, 保证了算法对目标突发机动的快速反应能力及对目标非机动和弱机动状态较高的跟踪精度.

3 仿真实验

为了验证 MACA-MIE 自适应强跟踪算法的实时性和有效性, 将本文算法与 ACA 模型算法、MIE 算法进行性能对比分析.

定义 k 时刻的位置均方根误差 (RMSE) 和采样时间内位置估计的平均误差 Error 分别为

$$\text{RMSE}(k) = \left\{ \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \|\mathbf{x}^i(k) - \hat{\mathbf{x}}^i(k)\|_2^2 \right\}^{1/2},$$

$$\text{Error} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \text{RMSE}(k).$$

其中: M 为 Monte Carlo 仿真次数, N 为采样点数; $\hat{\mathbf{x}}^i(k)$ 和 $\mathbf{x}^i(k)$ 分别为第 i 次 Monte Carlo 仿真的位置矢量估计值和真实值. 速度和加速度的均方根误差及采样时间内的平均误差采用相同的定义方式.

实验中, 观测时间为 500 s, 采样周期 $T = 1$ s, 观测噪声为高斯噪声, 本文算法和 ACA 模型算法 α 均取 1, ACA 模型的加速度极限值 A_{max} 取 60 m/s², MIE 算法的状态噪声均方差为 3 m, 进行 100 次 Monte Carlo 仿真实验.

图 1 为目标运动轨迹和加速度变化规律. 第 1~100 s 目标沿 X 轴作初速为 300 m/s 的匀速运动, 第 101~200 s 作角速度为 0.031 4 rad/s 的匀速半圆周运动, 第 201~300 s 作匀速直线运动, 第 301~350 s 作角速度为 0.062 8 rad/s 的匀速半圆周转运动, 第 351~400 s 作 $(a_x, a_y) = (0 \text{ m/s}^2, 40 \text{ m/s}^2)$ 的常加速度运动,

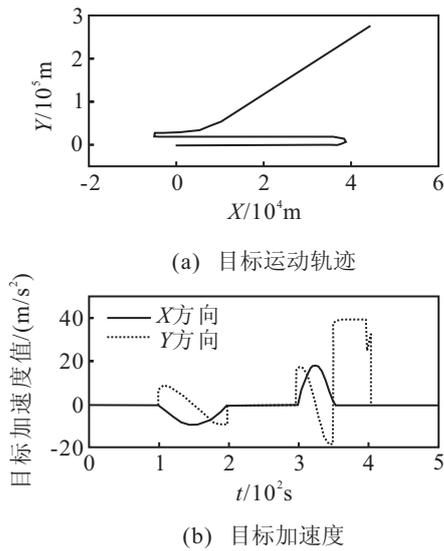


图1 目标运动轨迹及加速度变化曲线

第401~500s作匀速直线运动。

图2~图4是观测噪声均方差为50m时3种算法对目标加速度、速度和位置估计的均方根误差。表1为在观测时间内的平均估计误差和计算时间。可见,在1~100s, 201~300s, 401~500s和101~200s目标匀速运动和变加速弱机动过程中,本文算法的跟踪精度均高于ACA模型算法和MIE算法;在301~350s和351~400s目标发生不同程度的强机动时,本文算法在加速度突变处的状态估计误差和收敛时间略大于ACA模型算法,但远小于MIE算法,在变加速强机动阶段估计误差与ACA模型算法相当,在加速度稳定阶段状态误差远小于MIE算法和ACA模型算法,并且ACA模型算法在强机动阶段较好的跟踪效果是在加速度极限值的设置与目标实际加速度值比较吻合的前提下。从整个跟踪过程来看,本文算法的状态估计平均误差小于ACA模型算法和MIE算法。

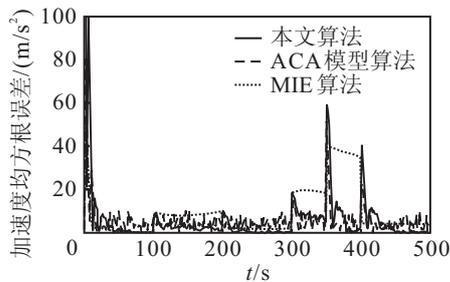


图2 加速度均方根误差

在计算量上,本文算法比ACA模型增加了加速度状态维和渐消因子的计算,但由于采用强跟踪算法直接估计目标加速度,状态噪声协方差维数与ACA模型相同,而MACA-MIE模型卡尔曼滤波增益求逆运算量与ACA模型算法相当,状态矢量扩维增加量主要在加法和乘法运算。加减运算一般需1个

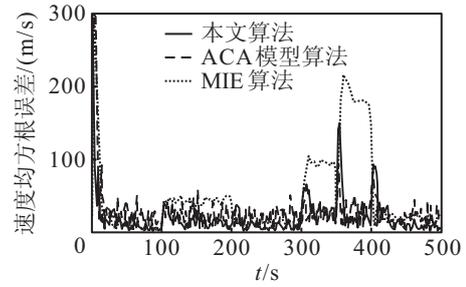


图3 速度均方根误差

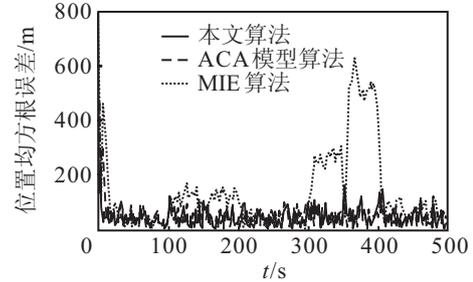


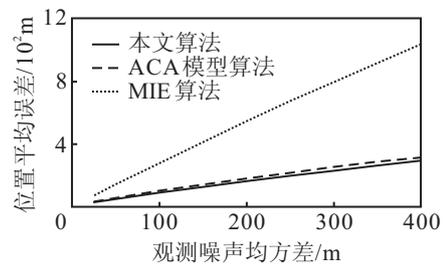
图4 位置均方根误差

指令周期,乘除需4个指令周期。与ACA模型算法相比,MACA-MIE模型卡尔曼滤波计算量增加约12%,渐消因子的计算量大约为相应卡尔曼滤波算法的1/3^[6],因此,本文算法计算量比ACA模型算法增加约49.33%。表1中仿真数据与理论分析基本一致。

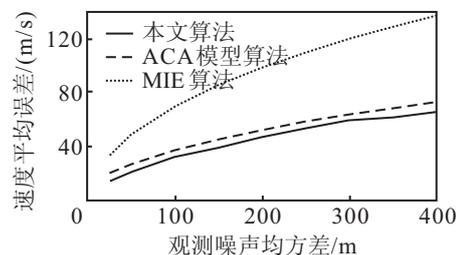
图5为3种算法在不同观测噪声均方差条件下

表1 3种算法性能比较

算法类型	观测时间内状态估计平均误差			计算时间/s
	位置/m	速度/(m/s)	加速度/(m/s ²)	
MIE	142.67	48.55	9.37	0.047
ACA	55.29	27.07	5.23	0.062
本文算法	50.24	21.18	4.54	0.094



(a) 位置估计平均误差



(b) 速度估计平均误差

图5 观测噪声均方差对位置、速度平均误差的影响

的位置、速度估计平均误差. 由图 5 可以看出, 随着观测噪声均方差的增大, 相比 MIE 算法和 ACA 模型算法, 本文算法在保持了良好稳定性的同时获得了更高的跟踪精度, 对观测噪声具有较强的适应和抑制能力.

4 结 论

通过对 ACA 模型、MIE 算法和强跟踪滤波器的分析研究, 得到了一种新的基于强跟踪滤波器的 MACA-MIE 模型及跟踪算法. 该算法不依赖目标机动加速度的先验知识, 既保留了 ACA 模型算法对目标突变状态跟踪性能好的优点, 又提高了对目标非机动和弱机动状态的跟踪精度, 具有良好的快速自适应跟踪能力.

参考文献(References)

- [1] 兰剑, 慕春棣. 基于参考加速度的机动目标跟踪模型[J]. 清华大学学报, 2008, 48(10): 1553-1556.
(Lan J, Mu C D. Reference acceleration-based dynamic model for maneuvering target tracking[J]. J of Tsinghua University, 2008, 48(10): 1553-1556.)
- [2] 盛琥, 杨景曙, 曾芳玲, 等. 引入输入估计的交互式多模型跟踪算法[J]. 电子学报, 2009, 37(12): 2810-2814.
(Sheng H, Yang J S, Zeng F L, et al. Interacting multiple model tracking algorithm with modified input estimation[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(12): 2810-2814.)
- [3] 何友, 修建娟, 张晶炜, 等. 雷达数据处理及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2009: 154-169.
(He Y, Xiu J J, Zhang J W. Radar data processing with applications[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2009: 154-169.)
- [4] 潘泉, 梁彦, 杨峰, 等. 现代目标跟踪与信息融合[M]. 北京: 国防工业出版社, 2009: 39-49.
(Pan Q, Liang Y, Yang F, et al. Modern target tracking and information fusion[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2009: 39-49.)
- [5] 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 F M, Wu X Q, Qi K. Adaptive strong tracking algorithm based on current statistical model[J]. J of Data Acquisition, 2008, 23(2): 191-195.)
- [6] 潘平俊, 冯新喜, 李峰, 等. 基于强跟踪滤波器的自适应常加速模型及跟踪算法[J]. 系统工程理论与实践, 2008, 28(5): 136-141.
(Pan P J, Feng X X, Li F, et al. Adaptive constant acceleration model and tracking algorithm based on strong tracking filter[J]. System Engineering Theory & Practice, 2008, 28(5): 136-141.)
- [7] 雷明, 韩崇昭. 多级修正的高机动 Jerk 模型研究[J]. 西安交通大学学报, 2006, 40(2): 138-141.
(Lei M, Han C Z. Study on multilayer modified highly maneuvering jerk model[J]. J of Xi'an Jiaotong University, 2006, 40(2): 138-141.)
- [8] 胡欣, 巨永锋. 基于交互式多模型强机动目标被动跟踪算法[J]. 计算机仿真, 2010, 27(12): 286-288.
(Hu X, Ju Y F. An algorithm based on interacting multiple models for passive tracking of maneuvering targets[J]. Computer Simulation, 2010, 27(12): 286-288.)
- [9] Khaloozadeh H, Karsaz A. Modified input estimation technique for tracking maneuvering targets[J]. IET Proc of Radar, Sonar and Navigation, 2009, 3(1): 30-41.
- [10] Bahari M H, Naghibi Sistani M B, Pariz N. Intelligent fading memory for high maneuvering target tracking[J]. Int J of Physical Sciences, 2009, 4(10): 548-554.
- [11] Bahari M H, Pariz N. High maneuvering target tracking using an input timation technique associated with fuzzy forgetting factor[J]. Scientific Research and Essay, 2009, 4(10): 936-945.
- [12] Yang Jin-long, Ji Hong-bing. High maneuvering target-tracking based on strong tracking modified input estimation[J]. Scientific Research and Essays, 2010, 5(13): 1683-1689.
- [13] Zhou D H, Frank P M. Strong tracking filtering of nonlinear time-varying stochastic systems with coloured noise: Application to parameter estimation and empirical robustness analysis[J]. Int J of Control, 1996, 65(2): 295-307.
- [14] Zhou D H. On-line adaptive estimation of time-varying time delay[J]. Acta Electronica Sinica, 1999, 27(12): 61-63.