

# 基于多模型与滚动时域估计的机动目标跟踪算法

焦志强, 李卫华, 王鹏

(空军工程大学信息与导航学院, 西安, 710077)

**摘要** 针对受限于已知物理约束的机动目标,提出了一种目标跟踪算法。针对机动目标的不同运动模式,采用多模型组合的方法进行了近似;针对目标的已知物理约束,采用滚动时域估计方法进行处理,并将其作为状态估计的先验信息来提高估计精度;最终通过设计多模型结构的状态估计演化方程、改进滚动时域估计的误差协方差矩阵更新公式,给出了一种多模型结构与滚动时域估计相结合的机动目标跟踪算法。仿真结果表明:该算法与自适应卡尔曼滤波(AKF)、交互式多模型(IMM)算法相比,可以对具有物理约束的机动目标进行更好的跟踪。

**关键词** 机动目标跟踪;多模型(MM);滚动时域估计(MHE)

**DOI** 10.3969/j.issn.1009-3516.2016.02.004

**中图分类号** TN953 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2016)02-0015-06

## A Multi-model Method of Tracking Maneuvering Target Based on Multiple Model and Moving Horizon Estimation

JIAO Zhiqiang, LI Weihua, WANG Peng

(Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

**Abstract:** Aimed at the problems that the maneuvering targets are restricted by some known physical constraints, a multiple model (MM) method is adopted. In accordance with various motion behavior of maneuvering targets, a composed multi-model method is used to approximate. And in the light of the known physical constrains of targets, a moving horizon estimation (MHE) is used to process, and a priori information of state estimation is utilized to promote the precision of estimation. To incorporate the MM method into MHE framework, through an estimation evolution formula and the modified update formula for the estimation covariance matrix, a MM-MHE optimization and algorithm are finally nally presented for the tracking problem. The simulation result shows that compared with the adaptive Kalman filter lter (AKF) and the interacting multiple model (IMM) method, this algorithm can perform well a task of tracking maneuvering targets (especially for the physically constrained motion condition).

**Key words:** maneuvering target tracking; multiple model (MM); moving horizon estimation (MHE)

目标跟踪是航空航天、雷达数据处理等领域的研究热点,正受到广泛关注。卡尔曼滤波作为一种

**收稿日期:** 2015-09-16

**基金项目:** 国家自然科学基金(61403414)

**作者简介:** 焦志强(1992-),男,江苏常州人,硕士生,主要从事图像处理和信息融合研究。E-mail: jzq\_paper@163.com

**引用格式:** 焦志强,李卫华,王鹏. 基于多模型与滚动时域估计的机动目标跟踪算法[J]. 空军工程大学学报:自然科学版,2016,17(1):15-20. JIAO Zhiqiang, LI Weihua, WANG Peng. A Multi-model Method of Tracking Maneuvering Target Based on Multiple Model and Moving Horizon Estimation[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2016, 17(1): 15-20.

经典的线性最小均方误差滤波方法,在无约束、白噪声条件下能表现出较好的跟踪性能,已成为众多跟踪算法的核心技术,如自适应卡尔曼滤波<sup>[1]</sup>、扩展卡尔曼滤波<sup>[2]</sup>、不敏卡尔曼滤波<sup>[3]</sup>、粒子滤波<sup>[4]</sup>、交互式多模型(IMM)滤波<sup>[5]</sup>等。文献[6]即在自适应卡尔曼滤波的基础上,通过对预测误差协方差及渐消因子的计算做出修正,同时提高了对机动部分和非机动部分的跟踪精度。文献[7]提出了一种基于修正模型的当前统计模型——自适应卡尔曼滤波(Current Statistics Model-Adaptive Kalman Filter, CSM-AKF)跟踪算法。文献[8]提出了一种当前统计模型—修正强跟踪滤波(Current Statistics model-Modified Strong Tracking Filter, CS-MSTF)算法。上述方法均从自适应的角度出发,来解决目标(尤其是机动目标)的跟踪问题。

对于机动目标的跟踪问题,采用多模型(MM)方法也可以进行处理。由于单一模型描述运动目标多变的运动模式十分困难,因此多模型方法采用多个模型可以组合近似机动目标所有可能的运动模式。如典型的交互式多模型(IMM)方法<sup>[9]</sup>即是通过多个采用不同模型的卡尔曼滤波器根据概率进行交互式融合,来解决对机动目标的跟踪问题。文献[10]利用最小二乘方法对量测数据进行处理,同时在 IMM 框架中引入序列似然比检测对模型集进行调整,使模型对不同的目标机动模式有更强的自适应能力,从而改善了目标跟踪的效果。文献[11]在 IMM 的机制上采用了粒子滤波器,通过引入顺序重抽样方法改善粒子分布,提出了一种针对强机动目标的跟踪滤波算法。文献[12]则是在 IMM 的基础上采用了不敏卡尔曼滤波器,并根据导引模型的特点引入了弹道收敛因子(FTC)来自适应调节 IMM 算法中的模型转移概率,使得算法不仅可以实现目标跟踪,还能够有效地分辨出机动目标的运动模型。文献[13~14]将 IMM 方法与多种粒子滤波器相结合,分别给出了针对机动目标的跟踪算法。

然而,以上的目标跟踪算法都是以卡尔曼滤波为核心基础,不能很好地利用目标的一些约束信息。实际上,目标的运动通常受限于一些已知的物理约束如,速度与加速度的上、下限约束等。这些约束信息可以作为运动目标的一种先验信息,来提高对目标的跟踪精度。滚动时域估计(MHE)方法由于可以显式地处理约束,因此通常被用于约束系统的状态检测与估计问题中<sup>[15-18]</sup>。本文将该方法引入到目标跟踪问题中,并采用多模型组合的方法对机动目标的运动模式进行近似逼近,通过设计多模型结构的状态估计演化方程以及改进滚动时域估计误差协

方差矩阵的更新公式,将二者进行了有机的结合,从而提高了对受限于已知物理约束的机动目标的跟踪精度。

## 1 问题描述

机动目标的运动模型可通过以下的线性时变系统来描述:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{G}_k \mathbf{w}_k, k \geq 0 \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{x}_k = [\mathbf{p}_k; \mathbf{v}_k; \mathbf{a}_k] \in \mathbb{R}^{3n}$  和  $\mathbf{w}_k \in \mathbb{R}^{m_k}$  分别为  $k$  时刻的目标状态和扰动;  $\mathbf{p}_k \in \mathbb{R}^n$ ,  $\mathbf{v}_k \in \mathbb{R}^n$ ,  $\mathbf{a}_k \in \mathbb{R}^n$  分别为目标在  $k$  时刻的位置、速度和加速度;  $\mathbf{A}_k \in \mathbb{R}^{n \times n}$  和  $\mathbf{G}_k \in \mathbb{R}^{n \times m_k}$  分别为  $k$  时刻的状态一步转移矩阵和扰动增益矩阵,无法精确获知,该参数的实时变化表示目标在每一时刻可能处于不同的运动模式。

在实际情况中,运动目标通常受限于一些物理约束(如速度约束、加速度约束等),表述如下:

$$\Psi_i \leq \|\Psi_i \mathbf{x}_k\| \leq \bar{\Psi}_i, i \in \{1, q\}, k \geq 0 \quad (2)$$

式中:  $\Psi_i \in \mathbb{R}^{q_i \times 3n}$  为第  $i$  个约束的参数,  $\psi_i$  和  $\bar{\psi}_i$  分别为第  $i$  个约束的下限和上限,  $q$  为约束的总个数。当以上参数已知时,所有约束可以看做是目标状态的一种先验信息,用来提高估计的精度。

目标的量测方程如下:

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k, k \geq 0 \quad (3)$$

式中:  $\mathbf{z}_k \in \mathbb{R}^p$  为量测向量;  $\mathbf{v}_k \in \mathbb{R}^p$  为量测噪声;  $\mathbf{H}_k \in \mathbb{R}^{p \times n}$  为已知的量测矩阵。

通常情况下,假设扰动序列  $\mathbf{w}_k$  和量测噪声  $\mathbf{v}_k$  服从零均值的高斯分布,即:

$$\mathbf{w}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k), \mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{R}) \quad (4)$$

式中:  $\mathbf{Q}_k \in \mathbb{R}^{m_k \times m_k}$  与  $\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{p \times p}$  分别为扰动与噪声的协方差矩阵。需要注意的是,矩阵  $\mathbf{Q}_k$  反映了目标在不同时刻受到的扰动的分布情况,同样实时变化且无法精确获知。

考虑在先验信息式(2)和量测方程式(3)已知的情况下,本文基于 MHE(见文献[14])框架,采用多模型方法来近似目标的运动模型,即利用模型集合  $\{\mathbf{A}^i, \mathbf{G}^i\}$  和协方差矩阵集合  $\{\mathbf{Q}^i\}$  ( $i \in \{1, 2, \dots, l\}$ ,  $l$  为多模型个数)中的不同组合来近似表示目标在不同时刻时的运动模型。

在 MHE 框架下,定义目标函数为:

$$\Phi_k = \underbrace{\Phi_{k-N}^* + \|\mathbf{x}_{k-N|k} - \hat{\mathbf{x}}_{k-N|k-1}\|_{\mathbf{R}_{k-N}^{-1}}}_{\Theta_{k-N}} +$$

$$\sum_{t=k-N}^{k-1} \|\mathbf{w}_{t|k}\| (\mathbf{Q}^{st|k-N})^{-1} + \sum_{t=k-N}^k \|\mathbf{v}_{t|k}\|_{\mathbf{R}^{-1}} \quad (5)$$

式中:  $\Theta_{k-N}$  为估计的到达代价函数,是历史估计代

价  $\sum_{t=0}^{k-N-1} (\| \mathbf{w}_t \|_{Q_T^{-1}} + \| \mathbf{v}_t \|_{R^{-1}})$  的近似,  $\Phi_{k-N}^*$  为  $k-N$  时刻的目标函数优化值,  $\hat{\mathbf{x}}_{k-N|k-1}$  为  $k-1$  时刻对  $k-N$  时刻状态的估计,  $\mathbf{\Pi}_{k-N}$  为估计误差的权重矩阵,  $k$  时刻对  $k-N$  时刻状态的估计  $\mathbf{x}_{k-N|k}$  和  $k-N$  时刻到  $k-1$  时刻的扰动估计序列  $\mathbf{w}_{t|k}$  为待求解的决策变量; 矩阵  $\mathbf{Q}^{s_t|k-N}$  中的上标  $s_t|k \in \{1, 2, \dots, l\}$  为待求解的决策变量, 表示对应模型在多模型集合中的指标;  $\mathbf{v}_{t|k} = \mathbf{z}_t - \mathbf{H}_t \mathbf{x}_{t|k}$  表示量测的估计误差;  $N$  为滚动时域长度。

由于  $k-N$  时刻的目标函数优化值  $\Phi_{k-N}^*$  在  $k$  时刻已知, 因此求解 MHE 优化问题时可以不考虑该项, 则  $k$  时刻的目标函数可以简化为:

$$\hat{\Phi}_k = \| \mathbf{x}_{k-N|k} - \hat{\mathbf{x}}_{k-N|k-1} \|_{\mathbf{\Pi}_{k-N}^{-1}} + \sum_{t=k-N}^{k-1} \| \mathbf{w}_{t|k} \|_{(Q^{s_t|k-N})^{-1}} + \sum_{t=k-N}^k \| \mathbf{v}_{t|k} \|_{R^{-1}} \quad (6)$$

## 2 MM-MHE 算法设计

由于机动目标的运动模式无法精确获知, 使得目标函数中  $k-N$  时刻到  $k$  时刻的状态估计序列无法预测, 因此本文采用  $s_t|k \in \{1, 2, \dots, l\}$  来表示  $k$  时刻对  $t$  时刻的模型近似, 则  $k-N$  到  $k-1$  时间段的模型近似的组合序列为  $S_k = \{s_{k-N|k}, s_{k-N+1|k}, \dots, s_{k-1|k}\}$ 。由于目标的运动模式未知且多变, 因此确定模型组合序列  $S_k$  的意义就是寻找一个模型组合, 使之能够在某种意义上最优地描述目标在  $k-N$  时刻到  $k-1$  时刻这段时间内的运动模式。

### 2.1 MM-MHE 优化问题设计

为了在 MHE 框架下采用 MM 结构对目标运动模式进行近似, 进而将二者有机结合, 本算法主要在以下 3 个方面进行了处理:

#### 2.1.1 基于多模型结构的状态估计演化方程设计

如上所述,  $k-N$  时刻到  $k$  时刻这段时间内目标的运动模式可以通过多个模型的组合序列来进行近似描述。假设在该段时间内, 近似描述目标运动模式的模型组合序列为  $S_k$ , 则基于多模型结构的状态估计演化方程可直接设计如下:

$$\mathbf{x}_{i+1|k} = \mathbf{A}^{s_i|k} \mathbf{x}_{i|k} + \mathbf{G}^{s_i|k} \mathbf{w}_{i|k} = \left( \prod_{i=k-N}^t \mathbf{A}^{s_i|k} \right) \mathbf{x}_{k-N|k} + \sum_{i=k-N}^t \left( \prod_{j=k-N}^i \mathbf{A}^{s_j|k} \right) \mathbf{G}^{s_i|k} \mathbf{w}_{i|k}, \quad t \in \{k-N, \dots, k-1\} \quad (7)$$

相应的模型参数  $\mathbf{A}^{s_i|k}$ 、 $\mathbf{G}^{s_i|k}$  及扰动估计的协方差矩阵  $\mathbf{Q}^{s_i|k}$ , 可以根据对应的模型序列  $s_t|k$ , 在给定的模型集合  $\{\mathbf{A}^i, \mathbf{G}^i\}$  与协方差矩阵集合  $\{\mathbf{Q}^i\}$  中选取。

由于模型序列  $S_k$  共有  $l^N$  种可能的组合, 而最能近似表示目标运动模式的模型序列应该是使得目标函数值最小的一种组合。因此, 将该模型序列  $S_k$  作为决策变量, 则可通过最小化目标函数确定出一组最优的模型序列, 记为  $\hat{S}_k = \{\hat{s}_{k-N|k}, \dots, \hat{s}_{k-1|k}\}$ 。

#### 2.1.2 状态估计中的约束处理

根据状态估计的演化方程(7), 每一组模型序列  $S_k$  均可对应一组  $k-N$  到  $k$  时间段内的状态估计序列。在此基础上, 式(2)中的已知约束便可以作为状态的先验信息而直接对状态估计进行约束:

$$\underline{\Psi}_i \leq \| \Psi_i \mathbf{x}_{t|k} \| \leq \bar{\Psi}_i, \quad i \in \{1, 2, \dots, q\}, \quad t \in \{k-N, \dots, k\} \quad (8)$$

本文中的约束均以范数形式体现, 而对于其它形式的扰动和噪声的约束, 本算法同样适用。

#### 2.1.3 估计误差协方差矩阵的更新公式改进

在 MHE 框架下, 到达代价作为一个重要元素, 用于建立滚动时域估计与全信息估计之间的等价联系。为此,  $\mathbf{\Pi}_{k-N}$  除了作为估计误差协方差矩阵来反映状态估计  $\hat{\mathbf{x}}_{k-N|k-1}$  的估计精度以外, 还需要作为一项权重矩阵来使得到达代价  $\Theta_{k-N}$  近似逼近历史估计代价  $\sum_{t=0}^{k-N-1} (\| \mathbf{w}_t \|_{Q_T^{-1}} + \| \mathbf{v}_t \|_{R^{-1}})$ , 从而, 令原目标函数  $\Phi_k$  能够近似等价于全信息估计代价, 即令:

$$\Phi_k \approx \sum_{t=0}^{k-1} \| \mathbf{w}_{t|k} \|_{(Q^{s_t|k})^{-1}} + \sum_{t=0}^k \| \mathbf{v}_{t|k} \|_{R^{-1}}$$

经典的 MHE 算法通常使用如下的卡尔曼滤波误差协方差矩阵的更新公式来计算  $k-N$  时刻的矩阵  $\mathbf{\Pi}_{k-N}$  [15]:

$$\mathbf{\Pi}_{t+1} = \mathbf{G}_t \mathbf{Q}_t \mathbf{G}_t^T + \mathbf{A}_t \mathbf{\Pi}_t \mathbf{A}_t^T - \mathbf{A}_t \mathbf{\Pi}_t \mathbf{H}_t^T (\mathbf{R} + \mathbf{H}_t \mathbf{\Pi}_t \mathbf{H}_t^T)^{-1} \mathbf{H}_t \mathbf{\Pi}_t \mathbf{A}_t^T \quad (9)$$

然而, 由于目标的运动模式参数  $(\hat{\mathbf{A}}^{s_t|k}, \hat{\mathbf{G}}^{s_t|k})$  和扰动的协方差矩阵  $\mathbf{Q}_k$  无法精确获知, 因此, 本文基于用多模型组合来近似目标模型的思想, 对更新式(9)进行了改进。

由于最小化目标函数(6)可以确定出一组最优的模型组合序列  $\hat{S}_k = \{\hat{s}_{k-N|k}, \dots, \hat{s}_{k-1|k}\}$ , 而该序列是  $k$  时刻所做出的对目标在  $k-N$  到  $k$  这段时间内运动模式最近似的描述, 因此根据该模型组合序列, 我们可以在多模型集合与协方差矩阵集合中选取对应的模型参数  $(\mathbf{A}^{s_t|k}, \mathbf{G}^{s_t|k})$  和矩阵  $\mathbf{Q}^{s_t|k}$ , 从而对  $s_t|k$  时刻的估计误差协方差矩阵进行如下更新:

$$\mathbf{\Pi}_{t+1|k} = \mathbf{G}^{s_t|k} \mathbf{Q}^{s_t|k} (\mathbf{G}^{s_t|k})^T + \mathbf{A}^{s_t|k} \mathbf{\Pi}_{t|k} (\mathbf{A}^{s_t|k})^T - \mathbf{A}^{s_t|k} \mathbf{\Pi}_{t|k} \mathbf{H}_t^T (\mathbf{R} + \mathbf{H}_t \mathbf{\Pi}_{t|k} \mathbf{H}_t^T)^{-1} \times \mathbf{H}_t \mathbf{\Pi}_{t|k} (\mathbf{A}^{s_t|k})^T, \quad t \in \{k-N, k-N+1, \dots, k-1\} \quad (10)$$

式中:  $\mathbf{\Pi}_{k-N|k} = \mathbf{\Pi}_{k-N|k-1}$ 。

需要注意的是,式(10)所更新的是一个矩阵序列( $\mathbf{\Pi}_{k-N|k}, \mathbf{\Pi}_{k-N+1|k}, \dots, \mathbf{\Pi}_{k|k}$ ),而该序列中的部分元素会在后续的时刻被重复更新具体见图1。在该情况下,矩阵 $\mathbf{\Pi}_{k-N|}$ 将会被重复更新 $N$ 次,即( $\mathbf{\Pi}_{k-N|k-N}, \mathbf{\Pi}_{k-N|k-N+1}, \dots, \mathbf{\Pi}_{k-N|k-1}$ )。由于在所有的重复更新中,最后一次更新所使用的信息最新最全,因此 $k-N$ 时刻的估计误差协方差矩阵可选择为:

$$\mathbf{\Pi}_{k-N} = \mathbf{\Pi}_{k-N/k} = \mathbf{\Pi}_{k-N|k-1} \quad (11)$$

综上所述,结合多模型结构与滚动时域估计(MM-MHE)的优化问题可以构造如下:

$$\begin{cases} \min & \hat{\Phi}_k \\ & x_{k-N|k}, \hat{w}_{t|k}, S_k \\ \text{s.t} & (7), (8) \end{cases} \quad (12)$$

通过求解该优化问题即可以获得 $k$ 时刻的最优决策变量 $\hat{x}_{k-N|k}, \hat{w}_{t|k}, \hat{S}_k$ ,进而代入状态估计演化方程计算出当前时刻的状态估计 $\hat{x}_{k|k}$ 。

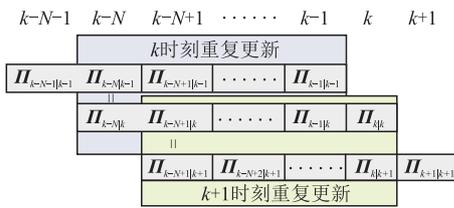


图1 估计误差协方差矩阵的更新

Fig.1 Update of estimation covariance matrix

### 2.2 MM-MHE 算法

综合以上优化求解与矩阵更新的步骤,可以总结出如下的MM-MHE算法:

离线阶段:

1)选择能够尽可能包含目标所有可能运动模式的模型集 $\{A^i, G^i\}$ 和相应的扰动方差矩阵 $\{Q^i\}$ ;

2)选择状态估计与估计误差协方差矩阵的初始值 $\hat{x}_{0|0}$ 和 $\mathbf{\Pi}_{0|0}$ ;

3)选择合适的滚动时域长度 $T$ ;

在线阶段:

1)当 $k \leq T$ 时,令 $N = k$ ,执行以下步骤:

a)收集当前的量测序列 $\{z_0, z_1, \dots, z_k\}$ ;

b)选择估计误差协方差矩阵 $\mathbf{\Pi}_0 = \mathbf{\Pi}_{0|0}$ ;

c)求解优化问题(12),计算最优决策变量 $\hat{x}_{0|k}, \hat{w}_{t|k}, \hat{S}_k = \{\hat{s}_{t|k}\}, t \in \{0, 1, \dots, k-1\}$ ;

d)根据状态估计演化方程(7),计算当前的状态估计 $\hat{x}_{k|k}$ ;

e)根据模型序列 $\hat{S}_k$ 与式(10),更新矩阵序列 $\mathbf{\Pi}_{t|k}, t \in \{0, 1, \dots, k-1\}$ ;

2)当 $k > T$ 时,令 $N = T$ ,执行以下步骤:

a)收集当前的量测序列 $\{z_{k-N}, \dots, z_{k-1}, z_k\}$ ;

b)根据选择误差协方差矩阵 $\mathbf{\Pi}_{k-N}$ ;

c)求解优化问题(12),计算出最优决策变量 $\hat{x}_{k-N|k}, \hat{w}_{t|k}, \hat{S}_k = \{\hat{s}_{t|k}\}, t \in \{k-N, \dots, k-1\}$ ;

d)根据状态估计演化方程(7)计算当前状态估计 $\hat{x}_{k|k}$ ;

e)根据模型序列 $\hat{S}_k$ 与式(10),更新矩阵序列 $\mathbf{\Pi}_{t|k}, t \in \{k-N, \dots, k-1\}$ 。

在MM-MHE算法中,当 $k \leq T$ 时,滚动时域估计就是全信息估计,初始状态估计 $\hat{x}_{0|k}$ 将会被重复更新,从而快速提高对当前状态的估计精度。

### 3 仿真分析

考虑三维空间内机动目标的跟踪问题。假设目标在以下2种运动模式中随机切换:

模式1(近似匀速运动(NCV)):

$$\mathbf{A}_{NCV} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_3 & \delta \mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_3 \\ \mathbf{0}_3 & \mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_3 \\ \mathbf{0}_3 & \mathbf{0}_3 & \mathbf{0}_3 \end{bmatrix}, \mathbf{G}_{NCV} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \delta^2 \mathbf{I}_3 \\ \delta \mathbf{I}_3 \\ \mathbf{I}_3 \end{bmatrix}, \mathbf{Q}_{NCV} =$$

$$0.000 \ 2 \mathbf{I}_3;$$

模式2(近似匀加速运动(NCA)):

$$\mathbf{A}_{NCA} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_3 & \delta \mathbf{I}_3 & \frac{1}{2} \delta^2 \mathbf{I}_3 \\ \mathbf{0}_3 & \mathbf{I}_3 & \delta \mathbf{I}_3 \\ \mathbf{0}_3 & \mathbf{0}_3 & \mathbf{I}_3 \end{bmatrix}, \mathbf{G}_{NCA} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \delta^2 \mathbf{I}_3 \\ \delta \mathbf{I}_3 \\ \mathbf{I}_3 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{Q}_{NCA} = 0.000 \ 1 \mathbf{I}_3,$$

式中:采样时间间隔 $\delta = 0.5 \text{ s}$ 。

假设目标受限于速度与加速度约束,以式(2)的形式体现如下:

$$v_{\min} \leq \|\Psi_1 x_k\| \leq v_{\max}, 0 \leq \|\Psi_2 x_k\| \leq a_{\max}$$

$$\text{式中: } \Psi_1 = [\mathbf{0}_3 \ \mathbf{I}_3 \ \mathbf{0}_3]; \Psi_2 = [\mathbf{0}_3 \ \mathbf{0}_3 \ \mathbf{I}_3];$$

$$v_{\min} = 100 \text{ m/s}, v_{\max} = 280 \text{ m/s}, a_{\max} = 20 \text{ m/s}^2。$$

量测矩阵为 $\mathbf{H}_k = [\mathbf{I}_3 \ \mathbf{0}_3 \ \mathbf{0}_3]$ ,量测噪声的方差矩阵为 $\mathbf{R} = 100 \mathbf{I}_3$ 。

为了体现出本算法的跟踪效果,这里与AKF和IMM算法进行比较。AKF算法选取NCA模型;IMM算法和MM-MHE算法均使用模型集合 $\{A^i, G^i\}$ 与方差集合 $\{Q^i\}$ ,其中:

$$\mathbf{A}^1 = \mathbf{A}_{NCA}, \mathbf{G}^1 = \mathbf{G}_{NCA}, \mathbf{Q}^1 = 0.01 \mathbf{I}_3;$$

$$\mathbf{A}^2 = \mathbf{A}_{NCV}, \mathbf{G}^2 = \mathbf{G}_{NCV}, \mathbf{Q}^2 = 0.02 \mathbf{I}_3。$$

对于MM-MHE算法,选择 $T = 5$ 。3种算法均选择状态估计和估计误差协方差矩阵的初始值为 $\hat{x}_{0|0} = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T$ 和 $\mathbf{\Pi}_{0|0} = 10^{10} \mathbf{I}_9$ 。仿真结果见图2~7。

图2显示了3种算法对目标在 $x, y, z$ 3个坐

标方向上的位置估计曲线,可以看出 3 种算法的跟踪趋势相似,但从子图中可以明显看出 MM-MHE ( $M^3$  HE)算法的跟踪精度更高。图 3 和图 4 显示了 3 种算法对目标在各个坐标方向上的速度和加速度估计曲线。可以看出, $M^3$  HE 算法的跟踪优势更加明显。

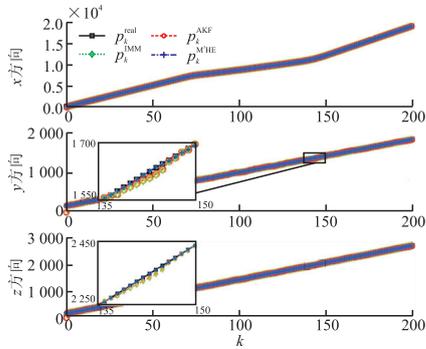


图 2 目标在三维坐标中的位置估计

Fig.2 Estimation of positions in three coordinates

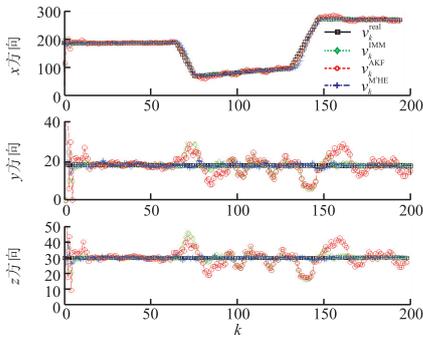


图 3 目标在三维坐标的速度估计

Fig.3 Estimation of velocities in three coordinates

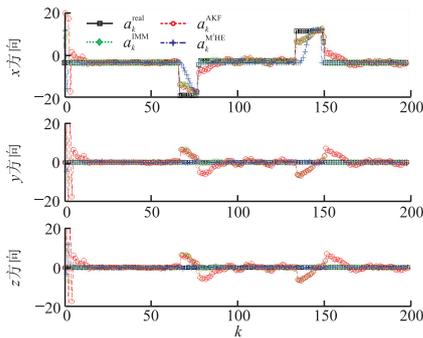


图 4 目标在三维坐标中的加速度估计

Fig.4 Estimation of accelerations in three coordinates

图 5 以及图 6 显示了 3 种算法对目标的速度和加速度估计的范数曲线。从图中可以看出,在目标的速度和加速度处于约束界限时,AKF 算法和 IMM 算法的相应估计均超出了约束范围。而  $M^3$  HE 算法由于有效利用了目标的物理约束信息,因

此在相应阶段的估计均能保证在约束范围内,从而提高了估计精度。

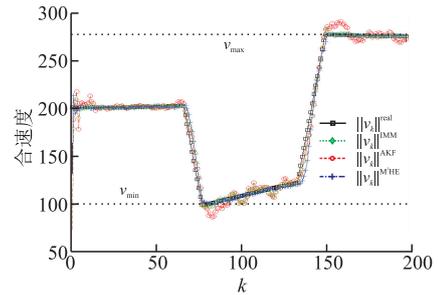


图 5 目标速度估计

Fig.5 Estimation of velocity

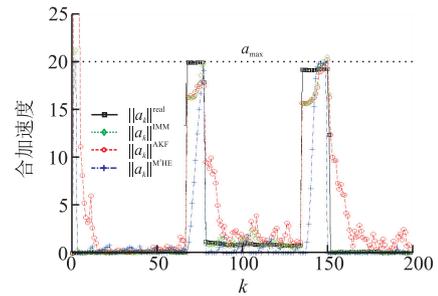


图 6 目标加速度估计

Fig.6 Estimation of acceleration

图 7 为 3 种算法各经过 100 次 Monte-Carlo 仿真后得出的估计结果的均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 曲线图。可以看出, $M^3$  HE 算法在大多数情况下,尤其在目标状态处于约束边界的情况下,均表现出最好的跟踪效果。仅在机动目标的运动模式从 NCV 切换到 NCA 时表现一般,这是由于该算法采用的 MHE 框架更加依赖历史数据的特性所导致的。

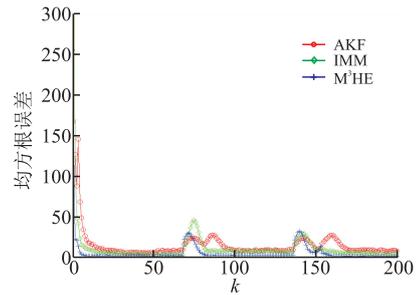


图 7 均方根误差

Fig.7 RMSE

从图 2~ 7 中可以明显看出, $M^3$  HE 算法相较于 AKF 算法和 IMM 算法具有显著优势,其根本原因在于本文所提出的  $M^3$  HE 算法能够:①将目标的已知物理约束作为其先验信息直接体现在状态估计过程中;②引入了多模型方法,并通过优化来近似逼近目标的机动模式,从而使得该算法对受限于已知物理约束的机动目标具有更好的跟踪效果。

## 4 结语

本文针对受限于已知物理约束的机动目标,设计了一种多模型结构与滚动时域估计相结合的目标跟踪算法。通过设计多模型结构的状态估计演化方程、改进估计误差协方差矩阵更新公式,将多模型结构与滚动时域估计进行有机结合,使得所设计的算法既能够近似描述目标的时变运动模式,又能够充分利用目标的约束信息,从而有效地提高了对该类机动目标的跟踪精度。

### 参考文献(References):

- [1] MURAT E, DEREK P A. Maneuvering Target Tracking with an Adaptive Kalman Filter [C]//IEEE Conference on Decision & Control.1998: 737-742.
- [2] WANG D, CHENG C, ZHAO K. Study on Algorithm of EFK in CA Model for Bearing-Only Target Tracking [C]//International Conference on System of Systems Engineering. 2012: 244-246.
- [3] JULIER S J, UHLMANN J K. Unscented Filtering and Non-linear Estimation [J]. Proceeding of the IEEE, 2004, 92(3): 401-422.
- [4] ANDRIEU C, DOUCET A. Particle Filtering for Partially Observed Gaussian State Space Model [J]. Journal of Royal Statistical Society-Series B, 2002, 64(4): 827-836.
- [5] LI X R, JILKOV V P. Survey of Maneuvering Target Tracking - Part V: Multiple-Model Methods [C]//IEEE Transactions on Aerospace And Electronic Systems. 2005: 1255-1321.
- [6] 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).
- [7] 郝利超, 雷虎民. 基于修正模型的自适应跟踪算法[J]. 上海航天, 2010, 27(6): 38-41.  
HAO Lichao, LEI Humin. An Adaptive Tracking Algorithm Based on Modified Model [J]. Aerospace Shanghai, 2010, 27(6): 38-41. (in Chinese)
- [8] 巫春玲, 韩崇昭. 一种新的自适应机动目标跟踪算法[J]. 系统仿真学报, 2010, 22(9): 2164-2167.  
WU Chunling, HAN Chongzhao. Adaptive Maneuvering Target Tracking Algorithm Based on Current Statistical Model [J]. Journal of System Simulation, 2010, 22(9): 2164-2167. (in Chinese)
- [9] MAZOR E, AVERBICJ A, BAR-SHALOM Y, et al. Interacting Multiple Model Methods in Target Tracking: A Survey [J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 1998, 34(1): 103-123.
- [10] 王占磊, 张建业, 张鹏, 等. 一种改进的变结构交互多模型被动跟踪算法[J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2011, 12(4): 18-22.  
WANG Zhanlei, ZHANG Jianye, ZHANG Peng, et al. An Improved Variable Structure Interacting Multiple Model Passive Tracking Algorithm [J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2011, 12(4): 18-22. (in Chinese)
- [11] 陆新东, 胡振涛, 刘先省, 等. 基于 IMM 多传感器顺序粒子滤波跟踪机动目标算法[J]. 传感器与微系统, 2012, 31(4): 130-132.  
LU Xindong, HU Zhentao, LIU Xianxing, et al. Maneuvering Target Tracking Algorithm Based on IMM Multi-Sensor Sequential Particle Filtering [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2012, 31(4): 130-132. (in Chinese)
- [12] 付斌, 丁月宁, 黄勇, 等. 导引模型在 FTC 自适应 IMM-UKF 目标跟踪算法中的应用[J]. 电光与控制, 2014, 21(1): 68-72.  
FU Bin, DING Yuening, HUANG Yong, et al. Application of Guidance Model in FTC Adaptive IMM-UKF Maneuvering Target Tracking Algorithm [J]. Electronics Optics & Control, 2014, 21(1): 68-72. (in Chinese)
- [13] FOO P H, NG G W. Combining the Interacting Multiple Model Method with Particle Filters for Maneuvering Target Tracking [J]. Iet Radar Sonar & Navigation, 2011, 5(3): 234-255.
- [14] FOO P H. Combining the Interacting Multiple Model Method with Particle Filters for Manoeuvring Target Tracking with a Multi Static Radar System [J]. Iet Radar Sonar Navigation, 2011, 5(7): 697-706.
- [15] RAO C V, RAWLINGS J B, LEE J H. Constrained Linear State Estimation - A Moving Horizon Approach [J]. Automatica, 2001, 37(1): 1619-1628(10).
- [16] 赵海艳, 陈虹. 具有未知干扰输入系统的滚动时域估计[J]. 电机与控制学报, 2007, 11(2): 178-182.  
ZHAO Haiyan, CHENG Hong. Moving Horizon Estimation for Stochastic Systems with Unknown Inputs [J]. Electric Machines and Control, 2007, 11(2): 178-182. (in Chinese)
- [17] 付东莉, 柴毅. 基于滚动时域估计的带约束运动目标跟踪[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(3): 877-879.  
FU Dongli, CHAI Yi. Constrained Target Tracking Based on Moving Horizon Estimation [J]. Application Research of Computers, 2011, 28(3): 877-879. (in Chinese)
- [18] ALESSANDRI A, BAGLIETTO M, BATTISTELLI G. Receding-Horizon Estimation for Discrete-Time Linear Systems [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2003, 48(3): 473-478.

(编辑:徐楠楠)