

引入输入估计的交互式多模跟踪算法

盛 琥¹, 杨景曙², 曾芳玲², 张 帆¹

(1. 炮兵学院信息工程系, 安徽合肥 230031; 2. 电子工程学院安徽省电子制约技术重点实验室, 安徽合肥 230031)

摘 要: 本文融合交互多模算法和修正输入估计算法, 提出一种新的全面自适应跟踪算法. 利用修正新息序列的方法对输入估计(IE: Input Estimation)算法进行了改进, 提高了输入估计的性能. 综合不同检测窗长度的修正输入估计(MIE: Modified IE)算法的特点, 在交互式多模型中采用不同检测窗长度的 MIE 作为子滤波器, 保持对机动的全面自适应跟踪. 仿真实验证明, 改进算法与 CV2CA 模型组成的交互多模算法相比, 无论对机动的响应速度还是滤波精度都优于交互多模算法.

关键词: 交互式多模型; 机动目标跟踪; 输入估计; 新息序列

中图分类号: V557+15 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2009) 1228-1025

Interacting Multiple Model Tracking Algorithm with Modified Input Estimation

SHENG Hu¹, YANG Jingshu², ZENG Fangling², ZHANG Fan¹

(1. Department of Information Engineering, Artillery Academy, Hefei, Anhui 230031, China;

2. Key Laboratory of Electric Restriction, Electronic Engineering Institute, Hefei, Anhui 230031, China)

Abstract: This paper proposed a new overall adaptive algorithm which fuses IMM(Interactive Multiple Model) and IE(Input Estimation) for maneuvering target tracking. The tracking performance of IE is improved significantly through modification of innovation sequence. After analyzing the characteristic of MIE(Modified IE) algorithm, two MIE subfilters with different detection window length are adopted in IMM filter to keep overall self-adaptive tracking of different maneuvering level. Simulation results have revealed better performance characteristics of the proposed algorithm in comparison with traditional IMM which adopts CV2CA models.

Key words: interactive multiple model; maneuvering target tracking; input estimation; innovation sequence

1 引言

机动目标跟踪^[1-4]已广泛应用于军事和民用领域, 主要方法目前有以下几种^[2]: 等效噪声法、变维滤波、输入估计和交互式多模方法. 输入估计^[5,6]把机动加速度视为在检测窗内恒定不变的未知输入量, 在跟踪开始后用简单卡尔曼滤波器(假定未知输入量为零), 同时采用最小二乘估计从滤波器的新息序列中估计加速度大小, 一旦估计值超过门限, 认为发生机动, 同时用估计值去修正当前的状态估计. 它的优点是对目标的匀速运动可以实现最优滤波, 缺点是对机动的滤波精度不高, 机动检测时延较长. 交互式多模型算法由 Blom^[7]和 Bar2 Shalom^[8]提出, 是一种基于 λ -软切换 θ 的机动目标跟踪算法, 该方法对目标的不同运动阶段应用不同的模型滤波. 各模型滤波器通过估计状态的组合实现相互作用, 模型之间基于马尔可夫链进行切换, 各模型滤波器估计

的加权作为最后的滤波状态估计. 它的优点是对目标的各种机动都有较好的滤波效果, 但它是次优估计, 当模型过多时还存在模型间的竞争, 会降低跟踪精度. 文献[9]对传统输入估计算法进行改进, 用修正新息序列的方法改善了算法对加速度缓变的机动过程的跟踪精度, 称为修正的输入估计算法(MIE).

对加速度缓变的机动, MIE 采用的检测窗长度越长, 滤波效果越好, 因为在检测窗内机动幅度不变的前提下, 可用数据越多, 机动估计精度越高. 但对于加速度剧变的机动, 机动幅度在检测窗内恒定不变的前提被破坏, 跟踪精度很差, 这时用短检测窗的 MIE 会获得不错的跟踪精度, 此外短检测窗的 MIE 还有机动响应迅速的优点. 本文将不同检测窗长度的 MIE 结合起来, 将二者在多模型算法中进行融合. 融合算法即保持对剧变机动的跟踪精度, 又能对匀速过程高精度滤波, 且具有全面自适应能力, 仿真分析验证了算法的优越性.

2 修正的输入估计算法(MIE)

目标运动状态方程和测量方程如下:

$$\begin{cases} x_k = F_{k,k-1}x_{k-1} + G_{k,k-1}w_{k-1} \\ z_k = H_kx_k + v_k \end{cases} \quad (1)$$

k 是当前时刻, x_k 是系统状态变量, 分量是目标的位置和速度. z_k 是系统观测向量. w_k 是系统过程噪声. v_k 是观测噪声. $F_{k,k-1}$ 是系统状态转移矩阵, $G_{k,k-1}$ 是噪声输入矩阵, H_k 是观测矩阵. 目标从 $k-s$ 开始机动, s 是检测窗长度. 则自 $k-s+1$ 时刻起目标实际运动方程为

$$x_k = F_{k,k-1}x_{k-1} + C_{k,k-1}u_{k-1} + G_{k,k-1}w_{k-1}, k > k-s+1 \quad (2)$$

u_{k-1} 是 $k-1$ 时刻机动幅度的大小, $C_{k,k-1}$ 是输入控制矩阵. 后面的分析设状态转移矩阵、噪声输入矩阵, 输入控制矩阵及观测矩阵是时不变矩阵 $F_{k,k-1} = F$, $G_{k,k-1} = G$, $H_{k,k-1} = H$, $C_{k,k-1} = C$.

假设 $\hat{x}_{k,k}^m$ 是对 n 时刻机动 u_n 已知时的状态估计, $\hat{x}_{k,k}$ 是不考虑 u_n 情况下的状态估计

$$\hat{x}_{k,k}^m = \hat{x}_{k,k} + F^{-1} \sum_{i=n}^{k-1} [F(I - K_jH)] Cu_i \quad (3)$$

K_j 是时刻 j 的卡尔曼增益. 假设 z_k^m 是考虑机动时的新息, z_k 是不考虑目标机动时的新息

$$z_k = z_k - z_k^m = H \sum_{i=n}^{k-1} M_{k-1}^{i+1} Cu_i \quad (4)$$

其中 $M_{k-1}^{i+1} = \prod_{r=i+1}^{k-1} M_r$, $M_r = F[I - K_rH]$

上式中 z_k 是不考虑机动输入情况下采用常速卡尔曼滤波得到的新息, 是实际滤波结果. 当检测窗内的 u_i ($i \in [n, k]$) 大小恒定不变时, z_k 是 u 的线性函数. z_k^m 是假设卡尔曼滤波中考虑机动得到的滤波新息. 实际中 z_k^m 无法得到, 但 z_k^m 对机动已知的假设使其具有高斯白噪声特性. 利用 z_k^m 的高斯特性, 结合实际滤波得到的新息序列 $z_s^k = [z_{k-s}, \dots, z_k]$, 假定机动起始时刻后, 对检测窗内新息序列用加权最小二乘估计就可估计出机动幅度 u .

假定 $n = k-s$, 机动的最小二乘估计是^[6]

$$\hat{u}_k(n) = 2_k(n) e_k(n) \quad (5)$$

$$2_k(n) = \text{MSE}[\hat{u}_k(n)] = [(H_s^k)^T (S_s^k)^{-1} H_s^k]^{-1} \quad (6)$$

$$e_k(n) = H_s^k (S_s^k)^{-1} z_s^k \quad (7)$$

$2_k(n)$ 是机动估值的误差协方差矩阵, H_s^k , S_s^k , z_s^k 是与 $[n, k]$ 之间状态有关的矩阵.

原有算法检测到机动后, 对当前时刻 k 的状态进行补偿, 目的是抵消 $[n, k-1]$ 间机动对 k 时刻状态的偏移影响并对估计方差进行补偿. 之后滤波递推到下

一时刻. 这里对原算法进行改进, 用 \hat{x}_k 对当前状态进行部分补偿, 即只补偿 n 时刻机动带来的状态偏移影响. 同时对检测窗内的新息序列进行修正, 去除 n 时刻机动对新息序列的影响, 确保下一时刻不会检测到相同的机动, 实现对机动的持续检测. 此外为实时输出对 k 时刻状态的精确估计, 还需将 $[n, k-1]$ 之间所有机动对 k 时刻状态的影响进行补偿, 为此定义新的状态变量 \hat{y}_k . \hat{y}_k 在检测到机动时对当前状态完全补偿, 抵消 $[n, k-1]$ 之间机动对 k 时刻状态产生的影响, 并作为当前时刻的状态估计输出. 修正输入估计算法步骤如下:

(1) 用基于方程组(1)的状态方程和量测方程进行卡尔曼滤波估计.

(2) 机动估计: 假设 $n = k-s$, 根据式(5)估计机动幅度

(3) 机动检测: 分别获得机动幅度和方差的估计, 作检测判断

$$\hat{u}(n)^T 2_k(n)^{-1} \hat{u}(n) > K \quad (8)$$

如无机动则 \hat{y}_k 等于滤波输出 \hat{x}_k , 递推到下一时刻并返回步骤(1), 否则进行到步骤(4).

(4) 状态变量及新息序列修正: 将 n 时刻机动 u 对新息序列和当前状态 \hat{x}_k 的影响消除, 并对误差协方差矩阵 $P_{k,k}$ 相应修正, 修正后的新息序列、状态变量和滤波误差协方差阵分别定义为 $z_k^m, \hat{x}_k^C, P_{k,k}^C$. 由式(3)、(4)类似可以推导出

$$z_k^m = z_k - H \left\{ \prod_{i=n+1}^{k-1} F[I - K_iH] \right\} @ Cu(n), mI(n, k) \quad (9)$$

$$\hat{x}_k^m = \hat{x}_k + [I - K_kH] @ M_{k-1}^{n+1} @ Cu(n) \quad (10)$$

$$P_{k,k}^m = P_{k,k} + [I - K_kH] @ C @ (M_{k-1}^{n+1}) \# 2(n) ([I - K_kH] @ C @ M_{k-1}^{n+1})^T \quad (11)$$

修正后的新息序列、状态变量及滤波协方差阵取代原来变量参与后续输入检测和估计.

(5) 对输出状态的修正: 将 n 到 k 之间的机动对当前状态 \hat{y}_k 偏移产生的影响进行全补偿并输出. 接着返回步骤(1).

$$\hat{y}_{k,k}^C = \hat{y}_{k,k} + [I - K_kH] @ \prod_{j=n}^{k-1} [M_{k-1}^{j+1} @ Cu(j)] \quad (12)$$

3 引入修正输入估计的交互多模算法(IMM2IE)

传统的多模型跟踪算法中, 采用一个 CV 滤波器和两个不同方差的 CA 滤波器跟踪目标. 常速滤波器对目标匀速运动精确跟踪, 方差小的 CA 滤波器跟踪匀加速度机动, 方差大的 CA 滤波器跟踪加速度变化率大的机动过程.

输入估计的前提是加速度在检测窗内恒定不变, 因此算法的跟踪效果与目标机动特性和检测窗长度有

关. 当目标加速度在检测窗内恒定不变或缓变时, 检测窗越长, 对机动的估计越精确, 机动补偿的效果越好. 如果加速度变化率大, 长检测窗 IE 的机动估计和状态补偿效果反而会下降, 这时要采用短的检测窗, 满足加速度在检测窗内恒定的假设, 才能有效滤波估计. 可见, 不同检测窗长度的修正 IE 适用于不同机动特性目标的跟踪, 另外修正 IE 对匀速运动的跟踪精度很高. 基于这一思想, 在 IMM 中以不同检测窗长度的修正输入估计作为子滤波器跟踪机动目标.

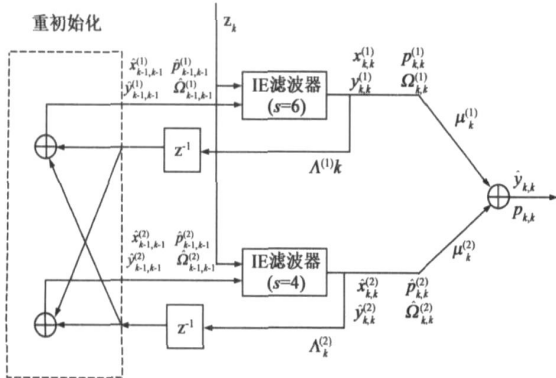


图1 引入输入估计的交互式多模算法结构框图

IE 滤波器采取的是修正输入估计算法, 和基于 CV、CA 模型的 KALMAN 滤波还有差异, 为在 IMM 中使用修正 IE 估计器, 需要改变原有的算法结构. 主要改动如下:

(1) 修正输入估计器中有两种状态估计 $\hat{x}_{k,k}$ 和 $\hat{y}_{k,k}$. 未检测到机动时, $\hat{x}_{k,k}$ 等于 $\hat{y}_{k,k}$. 一旦检测到机动发生, 进行状态补偿时, 两种状态估计有不同的补偿策略. 对 $\hat{x}_{k,k}$ 的补偿是部分补偿, 目的抵消 n 时刻机动对当前状态的影响, 并作为 KALMAN 滤波器下一时刻的状态估计输入, 保证后继的机动检测和估计. 对 $\hat{y}_{k,k}$ 的补偿用于抵消机动段 $[n, k-1]$ 之间机动对当前状态的影响, 输出当前的状态估计, 是完全补偿. 综合以上, 检测到机动后, 在模型条件重初始化的混合估计阶段要使用部分补偿的状态变量 $\hat{x}_{k-1,k-1}$ 及其估计误差协方差 $\hat{P}_{k-1,k-1}$.

(2) IMM 的模型条件滤波阶段要使用新息 z_k 和相应的协方差阵 SS_k 以计算各模型对应的似然函数 τ_k . z_k 的计算依赖于当前量测 z_k 和上一时刻的状态估计. $\hat{x}_{k-1,k-1}$ 是对 $k-1$ 时刻状态的部分补偿, 并不是对 $k-1$ 时刻状态的正确估计, 所以状态估计要使用完全估计 $\hat{y}_{k-1,k-1}$. 在状态预测时, 预测模型也要根据上一时刻有否检测到机动作不同处理. 上一时刻未检测到机动, 当前的状态预测极有可能仍是常速运动, 用 CV 预测模型. 如检测到机动, 当前状态预测则很可能是加速度运动, 预测模型使用 CA 模型, 加速度用上一时刻估计出的机动. 类似地, 要求解 z_k 的协方差阵 SS_k , 必须

先计算 $k-1$ 时刻 $\hat{y}_{k-1,k-1}$ 的滤波协方差阵, 用 $\delta_{k-1,k-1}$ 表示.

(3) 估计融合阶段, 在已知各个模型概率的基础上, 总体估计是各个滤波器的完全估计 $\hat{y}_{k,k}^{(i)}$ 的加权和.

采用以上三个改动, 就可以将修正输入估计和 IMM 算法相融合, 产生一种新的全面自适应跟踪算法, 称之为 IMMIE 算法, 其算法步骤如下:

(1) 模型条件重初始化. 包括混合概率计算和混合估计:

$$L_{k-1,k-1}^{(i,j)} = \frac{P_j L_{k-1}^{(i)}}{c_j} \quad (13)$$

$$\hat{x}_{k-1,k-1}^{(j)} = E(x_{k-1} | m_k^{(j)}, Z^{k-1}) = \sum_{i=1}^r \hat{x}_{k-1,k-1}^{(i)} L_{k-1}^{(i,j)} \quad (14)$$

$$\hat{P}_{k-1,k-1}^{(j)} = \sum_{i=1}^r [P_{k-1,k-1}^{(i)} + (\hat{x}_{k-1,k-1}^{(j)} - \hat{x}_{k-1,k-1}^{(i)}) (\hat{x}_{k-1,k-1}^{(j)} - \hat{x}_{k-1,k-1}^{(i)})^T] L_{k-1}^{(i,j)} \quad (15)$$

(2) 模型条件滤波. 当上一时刻未检测到机动

$$\hat{y}_{k,k-1}^{(i)} = F_{k-1}^{(i)} \hat{y}_{k-1,k-1}^{(i)} \quad (16)$$

当检测到机动时

$$\hat{y}_{k,k-1}^{(i)} = F_{k-1}^{(i)} \hat{y}_{k-1,k-1}^{(i)} + C u^{(i)}(n) \quad (17)$$

计算新息和新息的协方差阵

$$z_k^{(i)} = z_k^{(i)} - H_k^{(i)} \hat{y}_{k,k-1}^{(i)} \quad (18)$$

$$\delta_{k,k-1}^{(i)} = F_{k-1}^{(i)} \delta_{k-1,k-1}^{(i)} (F_{k-1}^{(i)})^T + G_{k-1}^{(i)} Q_{k-1}^{(i)} (G_{k-1}^{(i)})^T \quad (19)$$

$$SS_k^{(i)} = H_k^{(i)} \delta_{k,k-1}^{(i)} (H_k^{(i)})^T + R_k^{(i)} \quad (20)$$

计算匹配的似然函数

$$\tau_k^{(i)} = p(z_k^{(i)} | m_k^{(i)}, Z^{k-1}) = \|2 PSS_k^{(i)}\|^{-1/2} \exp\left\{-\frac{1}{2}(z_k^{(i)})^T (SS_k^{(i)})^{-1} z_k^{(i)}\right\} \quad (21)$$

滤波更新. 即对于 $i = 1, 2, \dots, r$, 分别进行 KALMAN 滤波估计

$$K_k^{(i)} = P_{k,k-1}^{(i)} (H_k^{(i)})^T (S_k^{(i)})^{-1} \quad (22)$$

$$\hat{x}_{k,k}^{(i)} = \hat{x}_{k,k-1}^{(i)} + K_k^{(i)} z_k^{(i)} \quad (23)$$

$$P_{k,k}^{(i)} = P_{k,k-1}^{(i)} + K_k^{(i)} S_k^{(i)} (K_k^{(i)})^T \quad (24)$$

$$S_k^{(i)} = H_k^{(i)} P_{k,k-1}^{(i)} (H_k^{(i)})^T + R_k^{(i)} \quad (25)$$

滤波更新后, MIE 进行机动判定、输入估计新息修正和状态补偿. 有机动时

$$\hat{z}_m^{(i), C} = \hat{z}_m^{(i)} - H \left\{ \prod_{j=n+1}^{m-1} F [I - K_j^{(i)} H] \right\} @ C u^{(i)}(n) \quad (26)$$

$$\hat{x}_k^{(i), C} = \hat{x}_k^{(i)} + [I - K_k^{(i)} H] @ M_{k-1}^{(i), n+1} @ C u^{(i)}(n) \quad (27)$$

$$P_{k,k}^{(i), C} = P_{k,k}^{(i)} + [I - K_k^{(i)} H] @ C @ (M_k^{(i), n+1}) \# 2^{(i)}(n) ([I - K_k^{(i)} H] @ C @ M_k^{(i), n+1})^T \quad (28)$$

$$\hat{y}_k^{(i),c} = \hat{y}_k^{(i)} + [I - K_k^{(i)}H] @ \sum_{j=n}^{k-1} [M_{k-1}^{(i),j+1} @ Cu^{(i)}(j)] \quad (29)$$

$$(4) \text{ 估计融合 } \hat{y}_{k,k} = \sum_{i=1}^r \hat{y}_{k,k}^{(i)} L_k^{(i)} \quad (34)$$

$$8_{k,k}^C = 8_{k,k} + [I - K_k^{(i)}H] @ C @ \left[\sum_{j=n}^{k-1} M_{k-1}^{(i),j+1} \right] \\ \# 2(n) \left[[I - K_k^{(i)}H] @ C @ \left[\sum_{j=n}^{k-1} M_{k-1}^{(i),j+1} \right] \right]^T \quad (30)$$

$$\text{无机动时} \quad 8_{k,k}^{(i)} = P_{k,k}^{(i)} \quad (31)$$

$$\hat{x}_k^{(i)} = \hat{y}_k^{(i)} \quad (32)$$

(3) 模型概率更新

$$L_k^{(i)} = P(m_k^{(i)} | Z^k) = \frac{+^{(i)}c_i}{c} \quad (33)$$

其中, $c_i = \sum_{j=1}^r P_j L_k^{(j)}$, 由式(13)给出,

$$\text{而 } c = \sum_{j=1}^r +^{(j)}c_j$$

4 仿真分析

场景中仿真条件如下: 目标匀速运动 15s 后, 以 $(20, 0) \text{m/s}^2$ 加速度运动. 从 40s 起, X 轴加速度逐渐减小到 0, 其变化规律 $\left[10 @ \cos\left(\frac{P}{40}t\right) + 10 \right] \text{m/s}^2$, 摄动加速度 $(1, 1) \text{m/s}^2$. 采用位置量测量测噪声 $Q = 100I$, 用 IMM2IE 和 IMM3 分别跟踪, IMM2IE 采用两个模型, 检测窗长度 [6 4], 检测门限 [8 8]. 过程噪声为高斯噪声 $Q = I$, 马尔可夫概率转移矩阵为 $\begin{bmatrix} 0.8 & 0.2 \\ 0.2 & 0.8 \end{bmatrix}$. IMM3 包括一个匀速模型, 过程噪声 $Q = I$. 两个匀加速模型, 过程噪声分别为 $Q = I$ 和 $Q = 9I$, 其马尔可夫概率转移矩

$$\text{阵} \begin{bmatrix} 0.7 & 0.15 & 0.15 \\ 0.15 & 0.7 & 0.15 \\ 0.15 & 0.15 & 0.7 \end{bmatrix}. \text{ 仿真结果如下:}$$

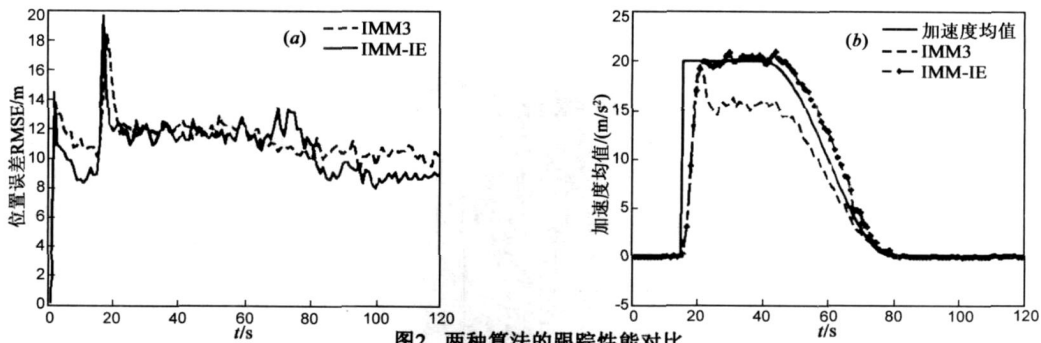


图2 两种算法的跟踪性能对比

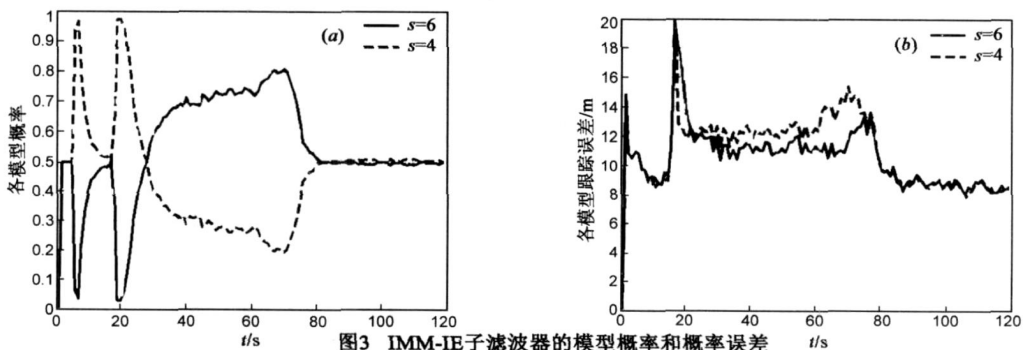


图3 IMM-IE滤波器的模型概率和概率误差

图 2 (a) 可见 IMM2IE 匀速段跟踪效果强于 IMM3, 变加速段的跟踪性能与 IMM3 近似. 图 2 (b) 中, IMM3 对加速和变加速过程的机动估计都是有偏估计, 而 IMM2IE 在常加速段是无偏估计, 变加速段则是弱有偏估计. 图 3 (a) 和 (b) 中, IMM2IE 在匀速段, 不同检测窗长度的 MIE 跟踪误差相同, 模型概率相同. 在机动段, 长检测窗的 MIE 由于跟踪误差小, 模型概率较大. 可见 IMM2IE 通过模型概率软切换, 实现全面自适应跟踪.

场景二的设置如下: 目标沿 X 轴以 $(300, 0) \text{m/s}$ 匀速运动 20s 后, 以半径 3000m, 角速度 0.1rad/s 转弯. 第

50s 起恢复匀速运动, 过程噪声 $Q = 0$. 该设置是强机动场景, 加速度峰值 30m/s^2 , 加速度变化率 3m/s^3 . IMM3 和 IMM2IE 的滤波器设置与仿真一相同.

从图 4 和图 5 看出, 短检测窗的 MIE 的引入, 提高了滤波器对机动的响应速度. 无论滤波误差峰值下降曲线还是加速度跟踪曲线都优于 IMM3. 目标匀速运动时, IMM2IE 经过交互后, 各子滤波器的模型概率趋近于 0.15. 在机动段, $s = 4$ 的修正 IE 滤波误差小于长检测窗滤波器, 模型概率较高, 对输出结果权重影响较大, 算法在目标转弯机动段的跟踪效果明显强于 IMM3 算法.

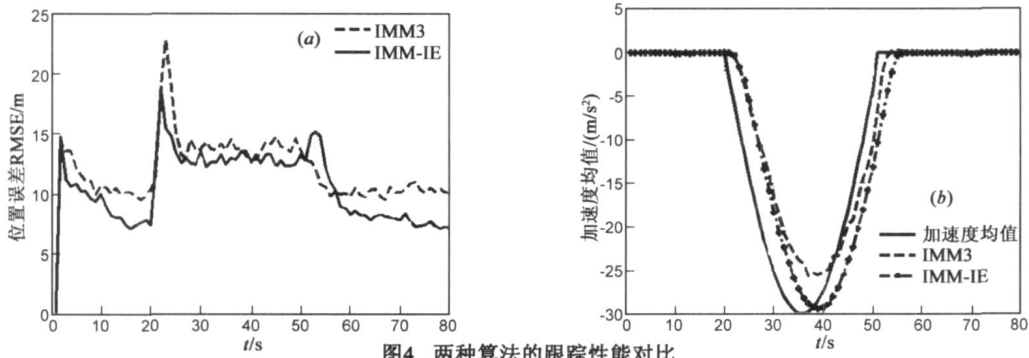


图4 两种算法的跟踪性能对比

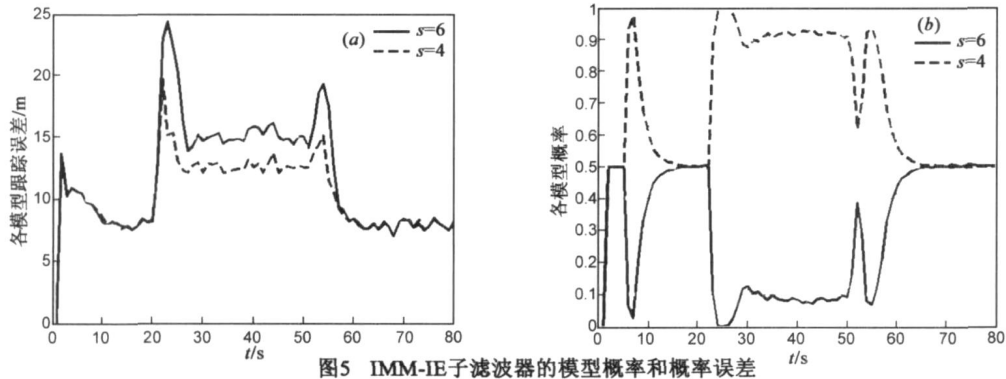


图5 IMM-IE子滤波器的模型概率和概率误差

5 结论

本文分析MIE跟踪特性后,将不同检测窗长度的MIE在多模算法中进行融合,实现了对目标机动的全面自适应跟踪.不同检测窗长度的MIE可以理解为不同带宽的CA滤波器:长检测窗的MIE带宽窄,对CA过程精细滤波,短检测窗的MIE带宽宽,对加速度剧变的机动过程滤波效果较好,且机动响应迅速.IMMIE算法最大的优点是当目标量测噪声和状态噪声的统计特性已知且无机动误检时,能对匀速过程最优滤波,并对各种机动全面自适应跟踪.该算法无需模型先验信息,最大限度的利用量测数据滤波跟踪,符合机动目标跟踪算法的发展方向.

参考文献:

- [1] 刘福声,罗鹏飞.统计信号处理[M].北京:国防科技大学出版社,1999.196-208.
- [2] 周宏仁,敬忠良.机动目标跟踪[M].北京:国防工业出版社,1991.58-75.
- [3] 何友.多传感器信息融合及应用[M].北京:电子工业出版社,2000.14-16.
- [4] 王杰贵,罗景青.固定单站对机动目标无源定位IMM算法[J].信号处理,2002,18(4):137-140.

WANG Ji₂gui, LUO Jing₂qing. Interacting multiple₂model a₂lgorithm for passive localization of maneuvering target by single fixed station[J]. Signal Processing, 2002, 18(4): 137-140. (in Chinese)

- [5] CHAN Y T, HU A G C, J B Plant. A kalman filter based track

ing scheme with input estimation[J]. IEEE Trans on AES, 1979, AES-15(2):237-244.

- [6] LI X R. A survey of maneuvering target tracking- Part iv: de₂cision₂based methods[A]. Proceedings of SPIE Conference on Signal and Data Processing of Small Targets[C]. New York: Academic Press, 2002. 4728-4760.
- [7] H A P Blom, BAR Shalom. The interacting multiple model a₂lgorithm for systems with markovian switching coefficients[J]. IEEE Trans on AC, 1988, 33(8): 780-783.
- [8] MAZOR E, DAYAN J, BAR Shalom. Interacting multiple₂model in target tracking: A survey[J]. IEEE Trans on AES, 1998, 34(1): 103-124.
- [9] 盛琥,杨景曙.一种改进的机动目标跟踪方法[J].数据采集与处理,2009,24(1):105-108.
SHENG Hu, YANG Jin₂shu. An improved maneuvering target tracking algorithm[J]. Journal of Data Acquisition & Process₂ing, 2009, 24(1): 105-108. (in Chinese)

作者简介:

盛琥 男,1980年生于安徽合肥,博士.主要研究方向为机动目标跟踪、无源定位.现为合肥炮兵学院信息系通信教研室教员,讲师.已发表学术论文十余篇.

E-mail: tigersh.2000@yahoo.com.cn

杨景曙 男,1950年生于安徽巢湖,教授,博士生导师,1983年毕业于复旦大学物理系,现为电子工程学院电子干扰技术实验室负责人,主要研究领域有:短波干扰系统,多目标跟踪与干扰,模式识别,电路与系统,检测理论及应用等,在各类电子技术领域的核心期刊上发表学术论文几十篇,已完成的科研成果获得全军科技进步一等奖.