

基于马尔可夫切换系统的固定时滞平滑算法

徐洋, 徐松涛, 唐书娟, 陈稳
(空军工程大学航空航天工程学院, 西安 710038)

摘要: 提出了一种基于马尔可夫切换系统的固定时滞平滑算法, 在交互式多模型结构框架内引入状态增广矩阵, 将目标状态的当前值和过去值相结合, 使状态预测与平滑算法同步进行, 算法还应用当前观测数据估算时滞模型概率, 方法简便易行。通过仿真对比跟踪性能可以得出: 固定时滞平滑算法的性能要优于标准 IMM-EKF 滤波算法, 并随着时滞长度的增加, 性能趋向更优。

关键词: 固定时滞; 交互多模型; 平滑算法; 状态增广矩阵

中图分类号: TN956; O221.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2014)09-0045-04

Fixed-Lag Smoothing Algorithm for Markov Switching Systems

XU Yang, XU Song-tao, TANG Shu-juan, CHEN Wen

(Engineering College of Aeronautics and Astronautics, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: A suboptimal approach to the fixed-lag smoothing problem was proposed based on Markov switching system. By introducing state-augmented system in the interacting multiple model framework, which combined the current state with the past one, the state prediction was made synchronously with the smoothing for the original system. The fixed-lag mode probabilities were estimated by using the current observation data, which is a simple but effective method. The proposed smoothing algorithm was compared with that of the normal IMM-EKF filtering algorithm through the trajectory of a maneuvering target. The result shows that the performance of the fixed-lag IMM smoothing algorithm is great better than that of later, and the performance tends to get better with the increasing of the lag.

Key words: fixed-lag; interacting multiple model; smoothing algorithm; state-augmented matrix

0 引言

机动目标的跟踪问题一直是人们研究的重点与难点, 其研究困难主要在于两种不确定性: 1) 目标运动方式的不确定性; 2) 量测起源的不确定性。在跟踪器设计过程中, 目标模型的选择将直接关系到滤波性能的好坏, 好的模型可以提高估计性能, 坏的模型导致滤波性能变差甚至引起滤波发散^[1]。

实现机动目标精确跟踪, 首要解决的问题就是使所建立的目标运动模型与实际的目标运动模型相匹配。目前常用的有多模型(MM), 交互式多模型(IMM), 切换

模型等。MM方法就是用一组具有不同机动模型的滤波器分别进行跟踪滤波, 最终的参数估计是各滤波器估计值的加权和; 在MM基础上, Shalom提出了IMM方法, 这一方法对无序目标的机动检测显示了更好的鲁棒性和跟踪的稳定性; 切换模型则是分别建立机动和非机动运动模型, 利用机动检测实现在这两个模型之间的切换。一般来说, IMM的跟踪性能较好。

在IMM结构框架内均是利用 k 时刻的状态值 x_k 以及观测数据 $Z_1^k = \{z_1, z_2, z_3, \dots, z_k\}$ 进行滤波估计, 最小均方差(MMSE)滤波器为了获得最优解, 就需要在 k 时刻利用 n^k 个Kalman滤波器进行平行滤波, 因此最优状态估计的方法不现实, 唯有寻求可实现的次优滤波算法。由于实际需要, 针对时滞系统的估计和控制问题已引起人们广泛的关注^[2-4]。

对于离散时间系统采用最直接的方法是增广状态法, 通过研究已经得出了一些解决方案^[5-6], 但对于随

收稿日期: 2013-09-27

修回日期: 2013-10-25

基金项目: 陕西省电子信息系统集成重点实验室基金(201107Y03)

作者简介: 徐洋(1989—), 男, 吉林吉林人, 硕士生, 研究方向为机动目标跟踪与信息融合。

机组合系统(如马尔可夫切换系统)的状态时滞问题的研究却很少有人关注。

文献[6]中提出一步延迟平滑滤波器,但其受限于延迟单元。本文在此基础上,提出一种固定时滞平滑算法,时滞步长 d 可取大于0 小于 k 的任意整数,通过量测数据 $Z_1^k = \{z_1, z_2, z_3, \dots, z_k\}$ 去估计状态向量 x_{k-d} ,再利用平滑后的状态值进行滤波估计,达到更优的跟踪性能。

1 基于 IMM 的固定时滞平滑算法

IMM 是一种关于混合系统状态估计的次优算法,在 k 时刻利用 IMM 算法进行目标状态估计的计算时,考虑每个模型滤波器都可能成为当前有效的系统模型滤波器,每个滤波器的初始条件都是基于前一时刻各条件模型滤波结果的合成^[1]。其算法时序如图 1 所示,其中, r 为模型数。

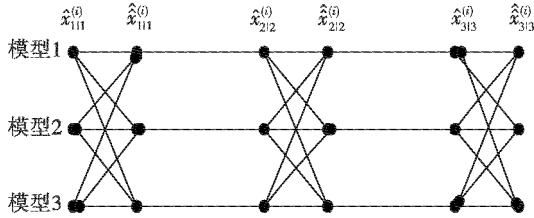


图 1 IMM 算法时序图($r=3$)

Fig. 1 The sequence diagram of IMM algorithm

已知目标的状态方程和量测方程为

$$x_k = F_{k-1}^j x_{k-1} + G_{k-1}^j v_{k-1}^j \quad (1)$$

$$z_k = H_k^j x_k + w_k^j \quad (2)$$

式中: x_k 为在 k 时刻的状态向量; F_{k-1}^j 为模型 j 的状态转移矩阵; G_{k-1}^j 为模型 j 的输入控制矩阵; H_k^j 为量测矩阵; 过程噪声 v_{k-1}^j 和量测噪声 w_k^j 是零均值互不相关的高斯白噪声,其方差矩阵分别为 Q_{k-1}^j 和 R_k^j 。

对于固定时滞 d , 只要求其平滑估计状态 $\hat{x}_{k-d|k}$ 和其协方差矩阵 $P_{k-d|k}$ 。当 $d=0$ 时,得到的就是滤波后的状态估计。此处引入增广状态矩阵

$$\tilde{x}_k = [\tilde{x}_k^{(0)'}, \tilde{x}_k^{(1)'}, \dots, \tilde{x}_k^{(d)'}] \quad (3)$$

且 $\tilde{x}_k^{(0)} = x_k, \tilde{x}_k^{(1)} = x_{k-1}, \dots, \tilde{x}_k^{(d)} = x_{k-d}$, 得到的状态估计向量以及协方差矩阵可以表示为

$$\hat{x}_{k|k}^{(i)} = E\{\tilde{x}_k^{(i)} | Z_1^k\} = \hat{x}_{k-i|k} \quad (4)$$

$$\tilde{P}_{k|k}^{(i,j)} = E\{[\tilde{x}_k^{(i)} - \hat{x}_{k|k}^{(i)}][\tilde{x}_k^{(j)} - \hat{x}_{k|k}^{(j)}]^T | Z_1^k\} = P_{k-i|k} \quad (5)$$

由于 $i=0, \dots, d$, 故

$$\tilde{P}_{k|k} = \begin{bmatrix} \tilde{P}_{k|k}^{(0,0)} & \tilde{P}_{k|k}^{(0,1)} & \dots & \tilde{P}_{k|k}^{(0,d)} \\ \tilde{P}_{k|k}^{(1,0)} & \tilde{P}_{k|k}^{(1,1)} & \dots & \tilde{P}_{k|k}^{(1,d)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{P}_{k|k}^{(d,0)} & \tilde{P}_{k|k}^{(d,1)} & \dots & \tilde{P}_{k|k}^{(d,d)} \end{bmatrix} \quad (6)$$

矩阵 $\tilde{P}_{k|k}$ 是对称矩阵,有 $\tilde{P}_{k|k}^{(i,j)} = \tilde{P}_{k|k}^{(j,i)}$ 。

根据式(1)~式(3),增广系统的状态方程和量测

方程可改为

$$\begin{bmatrix} \tilde{x}_k^{(0)} \\ \tilde{x}_k^{(1)} \\ \tilde{x}_k^{(2)} \\ \vdots \\ \tilde{x}_k^{(d)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_{k-1}^j & 0 & \dots & 0 & 0 \\ I & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & I & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{x}_{k-1}^{(0)} \\ \tilde{x}_{k-1}^{(1)} \\ \tilde{x}_{k-1}^{(2)} \\ \vdots \\ \tilde{x}_{k-1}^{(d)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} G_{k-1}^j \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} v_{k-1}^j \quad (7)$$

$$z_k = [H_k^j \ 0 \ \dots \ 0 \ 0] [\tilde{x}_k^{(0)} \ \tilde{x}_k^{(1)} \ \tilde{x}_k^{(2)} \ \dots \ \tilde{x}_k^{(d)}]^T + w_{k-1}^j \quad (8)$$

其简化形式可写成

$$\tilde{x}_k = \tilde{F}_{k-1}^j \tilde{x}_{k-1} + \tilde{G}_{k-1}^j v_{k-1}^j \quad (9)$$

$$z_k = \tilde{H}_k^j \tilde{x}_k + w_k^j \quad (10)$$

在交互多模型算法中,设目标有 r 种运动模型 m^j , 其中, $j=1, 2, \dots, r$ 。对多模型采用固定时滞平滑估计, 设第 j 个模型 m^j 表示的目标状态方程分别为式(9)、式(10)。各模型之间在不同时刻按照状态转移概率矩阵已知的齐次马尔可夫链进行切换, 转移概率可以表示为

$$P\{m_{k+1}^j | m_k^i\} = p_{ij}, \quad m_{k+1}^j, m_k^i \in M \quad (11)$$

$$\sum_{j=1}^N p_{ij} = 1, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (12)$$

IMM 算法是一种递归算法,算法的每一个循环过程包括以下几步:输入交互、滤波、模型概率更新和输出综合。设 IMM 模型转移概率矩阵为 P , 模型 j 初始模型概率为 u_{k-1}^j 。则对于任意模型 $m^j \in M_k$, 引入状态增广矩阵后的 IMM 算法具体步骤如下所述。

1) 模型条件初始化和状态重新初始化。

预测模型概率

$$u^{j-} = P\{M_k^j | Z_1^{k-1}\} = \sum_{i=1}^N P_{ij} \mu_{k-1}^i \quad (13)$$

混合权重

$$\mu^{ij} = P\{M_{k-1}^i | M_k^j, Z_1^{k-1}\} = \frac{1}{u^{j-}} P_{ij} \mu_{k-1}^i \quad (14)$$

混合估计

$$\hat{x}_{k-1|k-1}^{0j} = \sum_{i=1}^N \hat{x}_{k-1|k-1}^{ij} \mu^{ij} \quad (15)$$

混合协方差

$$\tilde{P}_{k-1|k-1}^{0j} = \sum_{i=1}^N \mu^{ij} (\tilde{P}_{k-1|k-1}^{ij} + [\tilde{x}_{k-1} - \hat{x}_{k-1|k-1}^{0j}] \cdot [\tilde{x}_{k-1} - \hat{x}_{k-1|k-1}^{0j}]^T) \quad (16)$$

本文只需要计算 $\tilde{P}_{k-1|k-1}^{0j}$ 中对角线上的矩阵 $\tilde{P}_{k-1|k-1}^{0j(i,i)}$ 以及第一行中的 $\tilde{P}_{k-1|k-1}^{0j(0,i)}$, 其中, $i=0, 1, 2, \dots, d-1$, 式中 $\hat{x}_{k-1|k-1}^{ij}, \tilde{P}_{k-1|k-1}^{ij}$ 以及模型的条件概率 $u_{k-1}^j = P\{M_{k-1}^j |$

Z_1^{k-1})可由上一步直接得到。

2) 各个模型滤波计算。

根据输入交互得到的信息和 $k-1$ 时刻的量测数据集 Z_1^{k-1} , 对各个模型进行卡尔曼滤波。

第 j 个模型在 k 时刻状态和协方差的预测为

$$\hat{x}_{k|k-1}^j = F_{k-1}^j \hat{x}_{k-1|k-1}^{j(0)} \quad (17)$$

$$\tilde{P}_{k|k-1}^j = \tilde{F}_{k-1}^j \tilde{P}_{k-1|k-1}^{j(0)} (\tilde{F}_{k-1}^j)^T + \tilde{G}_{k-1}^j Q_{k-1}^j (\tilde{G}_{k-1}^j)^T \quad (18)$$

由式(7)、式(17)和式(18)可得

$$\hat{x}_{k|k-1}^{j(0)} = F_{k-1}^j \hat{x}_{k-1|k-1}^{j(0)} \quad (19)$$

$$\hat{x}_{k|k-1}^{j(i)} = F_{k-1}^j \hat{x}_{k-1|k-1}^{j(i-1)}, \quad i=1,2,\dots,d \quad (20)$$

$$\tilde{P}_{k|k-1}^{j(0,0)} = \tilde{F}_{k-1}^j \tilde{P}_{k-1|k-1}^{j(0,0)} (\tilde{F}_{k-1}^j)^T + \tilde{G}_{k-1}^j Q_{k-1}^j (\tilde{G}_{k-1}^j)^T \quad (21)$$

$$\tilde{P}_{k|k-1}^{j(i,i)} = \tilde{F}_{k-1}^j \tilde{P}_{k-1|k-1}^{j(i-1,i-1)}, \quad i=1,2,\dots,d \quad (22)$$

$$\tilde{P}_{k|k-1}^{j(i,0)} = \tilde{F}_{k-1}^j \tilde{P}_{k-1|k-1}^{j(0,i-1)}, \quad i=1,2,\dots,d \quad (23)$$

根据式(8), 得出残差公式

$$v_k^j = z_k - \tilde{H}_k^j \hat{x}_{k|k-1}^j = z_k - H_k^j \hat{x}_{k|k-1}^{j(0)} \quad (24)$$

残差协方差矩阵

$$S_k^j = H_k^j \tilde{P}_{k|k-1}^{j(0,0)} (H_k^j)^T + R_k^j \quad (25)$$

滤波增益矩阵

$$W_k^{j(i)} = \tilde{P}_{k|k-1}^{j(0,i)} (H_k^j)^T (S_k^j)^{-1} \quad (26)$$

滤波状态估计

$$\hat{x}_{k|k}^{j(i)} = \hat{x}_{k|k-1}^{j(i)} + W_k^{j(i)} v_k^j \quad (27)$$

滤波状态协方差矩阵

$$\tilde{P}_{k|k}^{j(i,i)} = \tilde{P}_{k|k-1}^{j(i,i)} - W_k^{j(i)} S_k^j (W_k^{j(i)})^T, \quad i=0,1,2,\dots,d \quad (28)$$

$$\tilde{P}_{k|k}^{j(0,i)} = \tilde{P}_{k|k-1}^{j(0,i)} - W_k^{j(0)} S_k^j (W_k^{j(0)})^T, \quad i=1,2,\dots,d \quad (29)$$

3) 模型概率更新。

模型概率表明在某一时刻各模型匹配当前模式的概率, 可由贝叶斯定理给出。

似然函数为

$$\Lambda_k^i = \sqrt{2\pi S_k^i} \exp\{-0.5(v_k^i)^T (S_k^i)^{-1} v_k^i\} \quad (30)$$

模型概率更新方程为

$$\mu_k^j = P\{M_k^j | Z_1^k\} = \frac{\Lambda_k^j u^{j-}}{\sum_{i=1}^n u^{i-} \Lambda_k^i} \quad (31)$$

4) 输出交互。

由所有子模型的状态估计加权得到最终的状态估计量为

$$\hat{x}_{k|k} = \sum_{i=1}^n \hat{x}_{k|k}^i u_k^i \quad (32)$$

估计协方差阵

$$\tilde{P}_{k|k} = \sum_{i=1}^n \mu_k^i (\tilde{P}_{k|k}^i + [\tilde{x}_{k|k}^i - \tilde{x}_{k|k}][\tilde{x}_{k|k}^i - \tilde{x}_{k|k}]^T) \quad (33)$$

$\tilde{P}_{k|k}$ 矩阵中, 只需计算对角线元素即可。最终得

出了平滑后的状态估计值 $\hat{x}_{k-ik} = \hat{x}_{k|k}^{(i)}$, 以及其估计协方差矩阵 $P_{k-ik} = \tilde{P}_{k|k}^{(i,j)}$, $i=0,1,2,\dots,d$ 。

5) 初始化状态增广矩阵。

为了让增广系统能够有原系统一样的初值, 要先对增广矩阵初始化, 设 $\tilde{x}_0 = [x_0', 0, \dots, 0]'$ 。说明: $\hat{x}_{0|0}^{j(0)} = \hat{x}_0^j$, $\hat{x}_{0|0}^{j(i)} = 0, i \neq 0$, $\tilde{P}_{0|0}^{j(0,0)} = P_0^j$, $\tilde{P}_{0|0}^{j(k,l)} = 0, (k,l) \neq (0,0)$, 再结合原始系统初值的设定, 此处令 $\hat{x}_{0|0} = \tilde{x}_0^j, P_{0|0}^j = P_0^j$ 。

2 时滞模型概率的估计

在1小节中, 只能得出在 k 时刻模型的概率, 而在固定时滞平滑算法中还需要获得模型 j 在延迟 i ($i=0, 1, 2, \dots, d$) 后的概率, 通过文献[7]的方法, 此处采用 $\{\hat{x}_{k-ik}, Z_1^{k-i}\}$ 来代替 Z_1^k 。

$$P(M_{k-i}^j | Z_1^k) \approx P(M_{k-i}^j | \hat{x}_{k-ik}, Z_1^{k-i}) = \frac{1}{c} [f(\hat{x}_{k-ik} | M_{k-i}^j, Z_1^{k-i}) P(M_{k-i}^j | Z_1^{k-i})] \quad (34)$$

式中, $c = \sum_{j=1}^n f(\hat{x}_{k-ik} | M_{k-i}^j, Z_1^{k-i}) P(M_{k-i}^j | Z_1^{k-i})$, 起到归一化的作用。根据文献[5]的方法, 此处设条件概率密度函数 $f(\tilde{x}_k | M_k^j, Z_1^k)$ 服从高斯分布, 即

$$f(\hat{x}_{k-ik} | M_{k-i}^j, Z_1^{k-i}) \approx f(x_{k-ik} | M_{k-i}^j, Z_1^{k-i}) \approx N(x_{k-i}; \hat{x}_{k-ik-i}^j, P_{k-ik-i}^j) = N(\hat{x}_{k-i}; \hat{x}_{k-ik-i}^j, P_{k-ik-i}^j) \quad (35)$$

则式(34)可表示为

$$P(M_{k-i}^j | Z_1^k) \approx \frac{1}{c'} N(\hat{x}_{k-i}; \hat{x}_{k-ik-i}^j, P_{k-ik-i}^j) P(M_{k-i}^j | Z_1^{k-i}) \quad (36)$$

式中, c' 同为归一化函数。

从式(36)可以看出, 通过 $k-i$ 时刻的量测值及该时刻的状态滤波值得出的时滞模型概率 $P(M_{k-i}^j | Z_1^k)$ 是可行的。

3 计算复杂度分析

将改进的带有增广状态向量的固定时滞 IMM 算法与标准 IMM 算法在计算复杂度上进行粗略的比较, 并从所需存储空间角度进行分析。

在模型初始化过程中, 式(13)、式(14)与标准算法完全一致, 式(15)、式(16)计算量比标准算法稍有增加, 其中, 式(15)是标准算法的 d 倍, 式(16)是标准算法的 d^2 倍, 但只需计算其主对角线矩阵, 以及第一行的矩阵, 故计算量相当于标准算法的 $2d$ 倍。

在滤波器进行滤波以及融合过程中, 式(20)、式(22)计算量显然没有增加, 而且式(19)、式(21)和标准算法也相同, 对于平滑算法唯一增加的是式(23), 而对于新息、残差协方差矩阵、似然函数及模型概率的计算也都没有计算量的增加, 只有在计算滤波增益时

计算量稍有增加,但此处增加的只是矩阵的乘积。在融合过程中,与式(15)、式(16)增加的计算量相同,分别为标准算法的 d 倍和 d^2 倍。

对于模型概率 $P(M_k^i | Z_1^k)$ 的计算,在标准算法中并没有,此处相比标准算法增加了 d^2 个矩阵乘除法。

通过上述分析可知,对于提出的时滞平滑算法,增加了一定的计算复杂度,并且随着时滞步长的变化,计算复杂度成时滞步长的平方项增加,故数据处理时间将不断增大,需存储空间将急剧增加,资源利用率将会下降,因此,应该根据实际情况合理选择时滞步长。

4 仿真及性能分析

设飞行目标在二维平面内机动,目标运动轨迹如下:采样时间 $T=1$ s,初始时段 t 为 $0 \sim 10$ s 时,目标匀速飞行;在 t 为 $10 \sim 22$ s 时,目标发生第一次机动;在 t 为 $22 \sim 26$ s 时,目标继续做匀速运动;在 t 为 $26 \sim 38$ s 时,目标发生第二次机动;在 t 为 $38 \sim 50$ s 时,目标做匀速运动。

目标状态向量为 $X = (x, \dot{x}, \ddot{x}, y, \dot{y}, \ddot{y})$, 其中: x, y 分别表示目标位置; \dot{x}, \dot{y} 表示目标速度; \ddot{x}, \ddot{y} 表示目标加速度。本文选取两个模型进行交互,分别是匀速(CV)运动模型以及定加速(CA)运动模型。其中,两模型中过程噪声的方差分别为 $Q_{cv} = 0.25I_2 \text{ m}^2/\text{s}^4, Q_{ca} = 9I_2 \text{ m}^2/\text{s}^4$, 与状态矩阵、量测矩阵相关的矩阵参数参考文献[8],两个模型的初始概率分别为 $u_0^1 = 0.9, u_0^2 = 0.1$, 状态转移矩阵为 $P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} \\ p_{21} & p_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.95 & 0.05 \\ 0.10 & 0.90 \end{bmatrix}$ 。

初始值的速度加速度设置为 0, 方差都设置为 $10^6 \text{ m}^2/\text{s}^4$, 且观测值表示形式为: $z_k = \begin{bmatrix} \sqrt{X_{(1)k}^2 + X_{(4)k}^2} \\ \arctan(X_{(4)k}/X_{(1)k}) \end{bmatrix} + w_k$, w_k 的方差阵中,位置方差单位为 m,角度方差单位为 rad, 即 $R_k^1 = R_k^2 = \begin{bmatrix} 15^2 & 0 \\ 0 & 0.002^2 \end{bmatrix}$ 。

在实验方案中,算法采用一阶 EKF 算法,进行 100 次蒙特卡罗仿真试验,通过对比不同时滞的 RMSE,得出最优滞后时间。

图 2a 为目标真实运动轨迹,图 2b、图 2c 分别表示目标在 x, y 方向上速度、加速度的变化。

在图 3 ~ 图 5 中分别对比当滞后步数 $d = 0, 1, 2, 3$ 时的情况。其中:当 $d = 0$ 时,表示算法中没有平滑过程,等价于标准 IMM 滤波算法;当 $d = 1, 2, 3$ 时,表示分别采用时滞步长为 1、2、3 时的 IMM 平滑算法。表 1 列出了不同时滞步长的改进算法对于机动目标的跟踪性能。

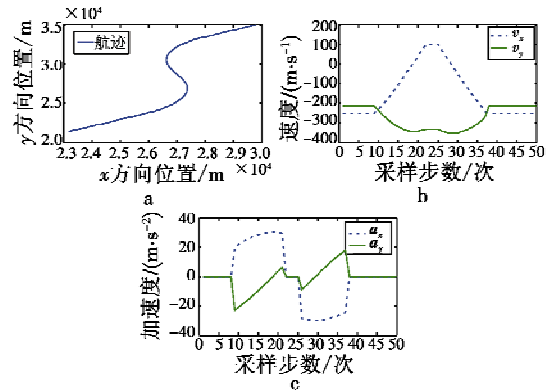


图 2 目标真实运动情况

Fig. 2 The target's true movement

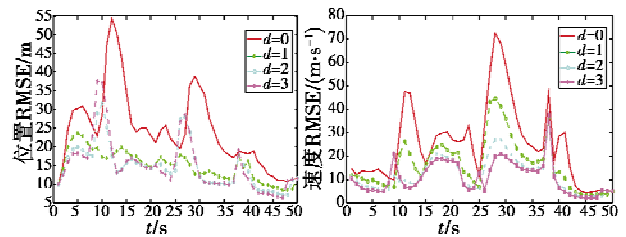


图 3 不同时滞对应的
的位置 RMSE

图 4 不同时滞对应的
的速度 RMSE

Fig. 3 The position RMSE for
different delay steps

Fig. 4 The velocity RMSE
for different delay steps

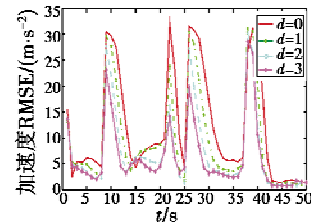


图 5 不同固定时滞对应的加速度 RMSE

Fig. 5 The acceleration RMSE for different delay steps

表 1 不同时滞步长对目标位置、速度、加速度的 RMSE 峰值的影响

Table 1 The effect of different delay steps on peak RMSE of the target position, velocity and acceleration

| 滞后时间/s | 位置 RMSE 峰值/m | 速度 RMSE 峰值/(m·s ⁻¹) | 加速度 RMSE 峰值/(m·s ⁻²) |
|--------|-----------------|------------------------------------|-------------------------------------|
| $d=0$ | 53 | 72 | 31 |
| $d=1$ | 23 | 43 | 31 |
| $d=2$ | 20 | 12 | 29 |
| $d=3$ | 38 | 20 | 27 |

由表 1 可看出,固定时滞平滑算法在 RMSE 的峰值上有很大改善,在整个跟踪过程中,位置、速度以及加速度的 RMSE 都要远远小于标准 IMM ($d = 0$) 滤波算法,并且随着时滞步长的增大,性能在总体上不断提高。结合图 3 ~ 图 5 可得出,随着时滞步长的不断增加,跟踪误差也在不断降低,说明改进算法的有效性。但根据本节仿真验证分析,选用的时滞步长越大,所

(下转第 98 页)

所以此刻导引头偏转误差角出现大的跳变。

5 结束语

中远距空空导弹的中制导过程,除了载机发送无线电指令外,还需精确弹载惯导系统计算的导弹位置、姿态信息,这同样影响着导弹中制导精度和截获概率。本文从载机发送中制导修正指令的角度提出变周期中制导信息与基于目标当前统计模型的运动估计相结合的中制导修正指令形成方法。仿真结果表明,该方法有效改善中制导的导引精度,提高导引头的跟踪、截获性能。

参 考 文 献

- [1] 侯振乾,杨军,凡国龙. 中远程导弹最优中制导律设计[J]. 计算机仿真, 2011, 28(7): 71-74.
HOU Z Q, YANG J, FAN G L. Design of optimal mid-course guidance law for anti-radar missile[J]. Computer Simulation, 2011, 28(7): 71-74.
- [2] 赵志伟,张安,夏庆军,等. 中远程空空导弹目标截获概率仿真计算[J]. 火力指挥与控制, 2011, 36(10): 160-164.
ZHAO Z W, ZHANG A, XIA Q J, et al. Simulated com-

putation of target-acquisition probability of intermediate-long-range air-to-air missile[J]. Fire Control & Command Control, 2011, 36(10): 160-164.

- [3] 周志刚. 航空综合火力控制原理[M]. 北京:国防工业出版社, 2008.
ZHOU Z G. Aviation integrated fire control principle[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2008.
- [4] 钱华明,陈亮,满国晶,等. 基于当前统计模型的机动目标自适应跟踪算法[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(10): 2154-2158.
QIAN H M, CHEN L, MAN G J, et al. Adaptive tracking algorithm of maneuvering targets based on current statistical model[J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(10): 2154-2158.
- [5] 谭顺成,王国宏,王娜,等. 改进的交互式当前统计模型算法[J]. 电光与控制, 2011, 18(4): 21-25.
TAN S C, WANG G H, WANG N, et al. An improved interacting current statistical model algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2011, 18(4): 21-25.
- [6] 周宏仁,敬忠良,王培德. 机动目标跟踪[M]. 北京:国防工业出版社, 1991.
ZHOU H R, JING Z L, WANG P D. Maneuvering target tracking[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1991.

(上接第 48 页)

增加的计算复杂度就越高,占用的系统资源越多,引起的时间延迟也就越长,故应用该改进算法时,应根据情况来选择时滞步长。

5 结束语

基于机动目标的精确跟踪问题,本文提出了一种针对马尔可夫转移系统的次优滤波方法——固定时滞平滑算法。算法以交互多模型为框架,通过引入包含状态当前值及状态滞后值的增广矩阵,适时地将滤波过程与平滑过程有机结合起来;利用平滑的滞后状态和过去时刻的量测值对时滞模型概率进行估算。仿真结果表明,通过对时滞步长的调整,可以合理地提高跟踪精度。当选取较小步长时,可以增加较小的计算复杂度和存储空间为代价,较大程度地提高跟踪精度和减少处理数据所需时间,故该算法也适用于机载实时计算。

参 考 文 献

- [1] 韩崇昭,朱洪艳,段战胜. 多源信息融合[M]. 北京:清华大学出版社, 2006.
HAN C Z, ZHU H Y, DUAN Z S. Multi-source information fusion[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2006.
- [2] 卢晓,王伟. 时滞线性系统 Kalman 滤波[J]. 中国科学 E 辑:信息科学, 2006, 36(4): 437-448.
LU X, WANG W. Kalman filtering in linear system with

time delay[J]. Science in China Series E: Information Sciences, 2006, 36(4): 437-448.

- [3] 许娟娟,张天平,裔扬. 随机时滞马尔可夫跳变非线性系统的鲁棒耗散控制[J]. 东南大学学报:自然科学版, 2010, 40(s1): 198-205.
XU L J, ZHANG T P, YI Y. Robust dissipative control for uncertain stochastic systems with Markovian switching and time-varying delay[J]. Journal of Southeast University: Natural Science Edition, 2010, 40(s1): 198-205.
- [4] 孙敏慧,邹云,徐胜元. 马尔可夫切换系统的鲁棒 H_∞ 控制[J]. 控制与决策, 2005, 20(12): 1370-1373, 1378.
SUN M H, ZOU Y, XU S Y. Robust H_∞ control for Markov jump linear systems[J]. Control and Decision, 2005, 20(12): 1370-1373, 1378.
- [5] BLOM H A P, BAR-SHALOM Y. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1988, 33(8): 780-783.
- [6] HELMICK R E, BLAIR W D, HOFFMAN S A. One-step fixed-lag smoothers for Markovian switching systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1996, 41(7): 1051-1056.
- [7] NARENDRA K S, BALAKRISHNAN J. Adaptive control using multiple models[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1997, 42(2): 171-187.
- [8] BAR-SHALOM Y, LI X R. Estimation and tracking principles, techniques and software[M]. Norwood, MA: Artech House, 1993.