

具有参数自适应的交互式多模型算法*

梁彦

贾宇岗 潘泉 张洪才

(清华大学自动化系·北京, 100084) (西北工业大学自动控制系·西安, 710072)

摘要: 动态多模型估计(SMME)广泛应用于结构和参数的不确定/变化的估计问题中, 比如目标跟踪和故障诊断与隔离。然而由先验信息选定的滤波参数是模式切换与模式未切换情况下的折衷。针对 SMME, 本文通过在每个滤波循环开始处起始多个状态预测器实时地辨识滤波参数, 包括模式切换概率和基于模型的过程噪声方差。考虑到交互式多模型(IMM)是 SMME 中比较有效的方法, 我们将上述的参数辨识与 IMM 相结合, 提出了一种自适应 IMM(AIMM)。在跟踪一个机动目标的仿真中, AIMM 表现出了比 IMM 更高的估计精度。

关键词: 动态多模型估计; 交互式多模型算法; 目标跟踪; 自适应滤波; 参数辨识

文献标识码: A

Parameter Identification in Switching Multiple Model Estimation and Adaptive Interacting Multiple Model Estimator

LIANG Yan

(Department of Automation, Tsinghua University · Beijing, 100084, P. R. China)

JIA Yugang, PAN Quan and ZHANG Hongcai

(Department of Automatic Control, Northwestern Polytechnical University · Xi'an, 710072, P. R. China)

Abstract: Switching multiple model estimation (SMME) has been widely applied in problems with both structural and parametric uncertainties and/or changes, ranging from target tracking to fault detection and isolation. However its filtering parameters, determined by a priori information, are the tradeoff between the "mode transition" case and the "non-mode transition" case. Hence an online method for SMME to identify filtering parameters, including Markov transition probabilities and the variances of model-conditional process noise, are proposed, by using additional multiple state predictors at the beginning of each filtering cycle. By combining the parameter identification with interacting multiple model (IMM), which is one of the most cost-effective estimators in SMME, we present an adaptive IMM (AIMM), which shows much more accurate than IMM in the simulation of tracking a maneuvering target.

Key words: switching multiple model estimation; IMM; target tracking; adaptive filtering; parameter identification

1 引言(Introduction)

混合估计问题来源于机动目标跟踪问题^[1-7]。目前除了机动目标跟踪问题,也在其它问题中开始应用,如:在线故障诊断^[9,10],在线噪声辨识^[11]等。在混合估计算法中,动态多模型估计算法以其较强的自适应性而受到广泛的研究和应用。它包括:IMM, i 阶广义伪贝叶斯方法(GPBi),全假设树滤波(FHT)等算法。该类算法假设模型之间的切换服从马尔可夫过程。

模型切换概率定量表征了模式的切换;模型噪声表征了模型与系统当前模式之间的差异。然而目前动态多模型算法中的模型切换概率及模型噪声的方差

完全是先验的。我们的研究^[8,12]表明:由先验信息选定的滤波参数是模式切换与模式未切换情况下的折衷。由于系统当前的模式信息隐含在当前量测信息中,因此本文采用后验估计的方法,推导出了在线辨识 SMME 滤波参数的公式。由于 IMM 在 SMME 中较为优越^[1-3,8],我们将参数的在线辨识与 IMM 相结合,设计了一种具有参数自适应的 IMM。

2 马尔可夫参数及各滤波模型的噪声方差的后验估计(Posterior estimation to Markov transition probability and modeling noise)

对系统每个可能的工作模式分别一对一建模。设第 j 个模型的状态方程及量测方程为:

* 基金项目:国家自然科学基金(69772031);教育部“跨世纪优秀人才培养计划”基金(2000-01)资助项目。

收稿日期:2000-03-31;收修改稿日期:2000-10-17。

$$x_j(k+1) = \Phi_j(k) \cdot x_j(k) + B_j(k) \cdot \omega_j(k) + \Gamma_j(k) \cdot v_j(k), \quad (2.1)$$

$$z(k+1) = h_j(k+1) \cdot x_j(k+1) + r_j(k+1). \quad (2.2)$$

其中: $\Phi_j(k)$ 为状态变换阵, $B_j(k)$ 为输入变换矩阵, $\omega_j(k)$ 为控制项, $h_j(k+1)$ 为量测阵, $v_j(k)$ 和 $r_j(k+1)$ 为不相关高斯零均值白噪声, 其方差分别为 $Q_j(k)$, $R_j(k+1)$. 定义: $m_i(k)$ 表示 k 时刻第 i 个模型与系统当前模式匹配; $\hat{x}_i(k|k) \triangleq E[x(k)|m_i(k), Z^k]$; $u_i(k) \triangleq P\{m_i(k)|Z^k\}$; $P_i(k|k) \triangleq E[\hat{x}_i(k|k) - x(k)] \cdot [\cdot]^T | m_i(k), Z^k$; $Z^k \triangleq [z(1), z(2), \dots, z(k)]$.

2.1 马尔可夫参数的后验估计 (Posterior estimation to Markov transition probability)

对于系统(2.1)及(2.2), 用基于模型 i 的滤波器输出估计 $\hat{x}_i(k|k)$, $P_i(k|k)$ 起始基于模型 j 的预测器. 由于多模型估计中各子滤波器的估计认为是 Gaussian 型的, 因此预测器的残差为零均值 Gaussian 型的, 即有如下似然函数.

$$\Lambda_y(k+1) \triangleq P\{z(k+1) | m_j(k+1), m_i(k), Z^k\} = N[\delta_y(k+1); 0, S_y(k+1)]. \quad (2.3)$$

其中

$$\begin{aligned} \delta_y(k+1) &= \\ z(k+1) - h_j(k+1) \cdot \\ &[\Phi_j(k) \cdot \hat{x}_i(k|k) + B_j(k) \cdot \omega_j(k)], \quad (2.4) \\ S_y(k+1) &= \\ R_j(k+1) + h_j(k+1) \cdot \\ &\Phi_j(k) \cdot P_i(k|k) \cdot \Phi_j^T(k) \cdot h_j^T(k+1) + \\ &h_j(k+1) \cdot \Gamma_j(k) \cdot q_y(k) \cdot \Gamma_j^T(k) \cdot h_j^T(k+1), \end{aligned} \quad (2.5)$$

$$q_y(k) \triangleq E[Q(k) | m_i(k), m_j(k+1), Z^{k+1}]. \quad (2.6)$$

由量测集 Z^{k+1} 可得 π_y 的如下后验估计

$$\begin{aligned} \hat{\pi}_y(k+1) &= \\ P\{m_j(k+1) | m_i(k), Z^{k+1}\} &= \\ \frac{\Lambda_y(k+1) \cdot P\{m_j(k+1) | m_i(k), Z^k\}}{P\{z(k+1) | m_i(k), Z^k\}}. \end{aligned} \quad (2.7)$$

考虑到量测集 Z^k 仅包含 k 时刻以前的模型匹配信息, 不含有 $k+1$ 时刻的模型匹配信息, 因而有:

$$\begin{aligned} P\{m_j(k+1) | m_i(k), Z^k\} &= \\ P\{m_j(k+1) | m_i(k)\} &= \pi_y. \end{aligned} \quad (2.8)$$

将(2.8)代入(2.7), 有

$$\hat{\pi}_y(k+1) = \Lambda_y(k+1) \cdot \pi_y / \alpha_i(k), \quad (2.9)$$

$$\alpha_i(k) = \sum_j \Lambda_y(k+1) \cdot \pi_y. \quad (2.10)$$

2.2 各滤波模型的噪声方差的后验估计 (Posterior estimation to modeling noise)

模型噪声的方差是这样先验确定的:

$$Q_j(k) = E[Q(k) | m_j(k+1)]. \quad (2.11)$$

我们在这里利用当前量测 Z^{k+1} 推导出了模型噪声方差的在线估计公式:

$$\begin{aligned} \hat{Q}_j(k) &= E[Q(k) | m_j(k+1), Z^{k+1}] = \\ \sum_i q_y(k) \cdot P\{m_i(k) | m_j(k+1), Z^{k+1}\}, \end{aligned} \quad (2.12)$$

$$\begin{aligned} P\{m_i(k) | m_j(k+1), Z^{k+1}\} &= \\ \Lambda_y(k+1) \cdot \pi_y \cdot u_i(k) / \beta_j(k+1). \end{aligned} \quad (2.13)$$

其中

$$q_y(k) = E[Q(k) | m_i(k), m_j(k+1), Z^{k+1}], \quad (2.14)$$

$$\beta_j(k+1) = \sum_i \Lambda_y(k+1) \cdot \pi_y(k+1) \cdot u_i(k). \quad (2.15)$$

由于模型的过程噪声反映的是该模型与系统当前模式的差异, 因此在已知系统模式的情况下, $q_y(k)$ 与量测集合 Z^{k+1} 无关, 从而(2.14)可以变为

$$q_y(k) = E[Q(k) | m_i(k), m_j(k+1)]. \quad (2.16)$$

与(2.11)相比, (2.12)考虑了模式的切换. 这是有道理的. 因为滤波系统总存在一定的惯性, 在量测噪声的掩盖下模式的辨识会出现误报和延迟. 这自然会使各子滤波器的过程噪声表现出非平稳性. 通常 $q_y(k) \gg q_n(k)$ 或 $q_y(k)$. 模型概率的自适应加权可以使得(2.12)具有自适应性. 另外在估计 $\hat{\pi}_y(k+1)$ 及 $\hat{Q}_j(k)$ 时, 为了防止数据老化, 并考虑参数选取鲁棒性, 我们使用了先验的马尔可夫切换概率而不是递推的估计值 $\hat{\pi}_y(k)$.

由于在线辨识先验性参数仅用到了模型间的切换服从马尔可夫过程. 因此从公式推导上看, (2.1) ~ (2.16) 适用于对任何一种动态多模型算法做参数的后验估计.

3 一种具有参数自适应的 IMM (An adaptive IMM algorithm)

我们将上述结果与 IMM 相结合, 可设计一种具有参数自适应的 IMM. 其公式步骤如下:

1) 马尔可夫切换概率及各模型噪声方差的后验估计.

将基于第 i 个模型的滤波器输出 $\hat{x}_i(k|k)$, $P_i(k|k)$, 代入基于模型 j 的滤波器. 由式(2.3) ~ (2.6)、(2.9)、(2.10)、(2.12)、(2.13)、(2.15) 和

(2.16) 得 $\hat{\pi}_y(k+1)$ 和 $\hat{Q}_j(k)$.

2) 输入交互.

对于第 j 个模型,有:

$$\hat{x}_j^0(k|k) \triangleq E[x(k) | m_j(k+1), Z^k] = \sum_{i=1}^m u_{i,j}(k) \cdot \hat{x}_i(k|k), \quad (3.1)$$

$$P_j^0(k|k) = \sum_{i=1}^m u_{i,j}(k) \cdot \{P_i(k|k) + [\hat{x}_i(k|k) - \hat{x}_j^0(k|k)] \cdot [\cdot]^T\}, \quad (3.2)$$

$$u_{i,j}(k) \triangleq P\{m_i(k) | m_j(k+1), Z^k\} = \hat{\pi}_y(k+1) \cdot u_i(k) / \beta_j(k+1), \quad (3.3)$$

$$u_j^0(k) \triangleq P\{m_j(k+1) | Z^k\} = \sum_{i=1}^m \hat{\pi}_y(k+1) \cdot u_i(k), \quad (3.4)$$

$$c_j(k) = \sum_{i=1}^m \hat{\pi}_y(k+1) \cdot u_i(k). \quad (3.5)$$

3) 滤波计算.

将 $\hat{x}_j^0(k|k)$, $P_j^0(k|k)$, 代入基于第 j 个模型的滤波器(其模型噪声方差为 $\hat{Q}_j(k)$), 从而获得的状态估计 $\hat{x}_j(k+1|k+1)$, 估计的协方差 $P_j(k+1|k+1)$, 残差 $\delta_j(k+1)$, 残差的协方差 $S_j(k+1)$.

4) 模型概率更新.

对于第 j 个模型,其似然函数为:

$$\Lambda_j(k+1) \triangleq P\{z(k+1) | m_j(k+1), Z^k\} = N[\delta_j(k+1); 0, S_j(k+1)]. \quad (3.6)$$

式中 $N[\cdot]$ 为正态分布密度函数.模型更新方程为:

$$u_j(k+1) = P\{m_j(k+1) | Z^{k+1}\} = \Lambda_j(k+1) \cdot u_j^0(k) / c(k+1), \quad (3.7)$$

$$c(k+1) = \sum_{j=1}^m \Lambda_j(k+1) \cdot u_j^0(k). \quad (3.8)$$

5) 输出交互.

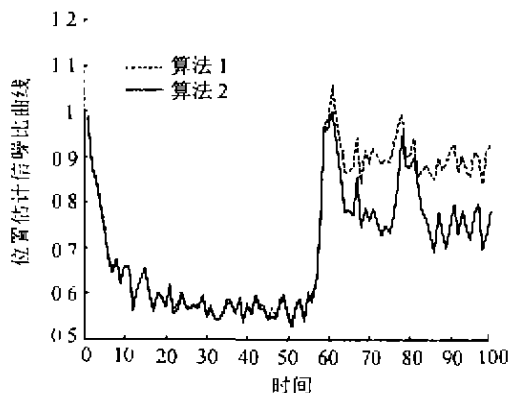


图 1 位置估计信噪比

Fig. 1 Signal-noise ratio in position

$$\begin{aligned} \hat{x}(k+1|k+1) &= E[x(k+1) | Z^{k+1}] = \\ &= \sum_{j=1}^m \hat{x}_j(k+1|k+1) \cdot u_j(k+1), \quad (3.9) \\ P(k+1|k+1) &= \\ &= \sum_{j=1}^m \{P_j(k+1|k+1) + [\hat{x}_j(k+1|k+1) - \hat{x}(k+1|k+1)] \cdot [\cdot]^T\} \cdot u_j(k+1). \end{aligned} \quad (3.10)$$

4 仿真分析(Simulation analysis)

目标运动轨线:

$$x(t) = \begin{cases} 0 \text{ m/s}^2, & 0 \text{ s} < t \leq 60 \text{ s}, \\ 30 \text{ m/s}^2, & 60 \text{ s} < t \leq 80 \text{ s}, \\ 70 \text{ m/s}^2, & 80 \text{ s} < t \leq 100 \text{ s}, \end{cases}$$

$$\dot{x}_0 = 50 \text{ m/s}.$$

构造模型.模型 1:CV 模型;模型 2:CA 模型.即

(2.1) ~ (2.2) 的参数为:

$$\Phi_1(k) = \begin{bmatrix} 1 & t_s & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \Phi_2(k) = \begin{bmatrix} 1 & t_s & \frac{1}{2} \cdot t_s^2 \\ 0 & 1 & t_s \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$\Gamma_1(k) = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \cdot t_s^2 \\ t_s \\ 0 \end{bmatrix}, \Gamma_2(k) = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \cdot t_s^2 \\ t_s \\ 1 \end{bmatrix}, h(k+1) = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}^T,$$

$$\omega_1(k) = \omega_2(k) = 0, R_1(k+1) = R_2(k+1) = \sigma_R^2.$$

仿真次数:200, 采样周期 $t_s = 1\text{s}$, $[\pi_y] =$

$$\begin{bmatrix} 0.95 & 0.05 \\ 0.05 & 0.95 \end{bmatrix}, u_1(0) = 0.9, u_2(0) = 0.1.$$

算法 1 (标准的 IMM) 仿真参数: $Q_1(k) = 0 \text{ m}^2/\text{s}^4$, $Q_2(k) = 4000 \text{ m}^2/\text{s}^4$.

算法 2 (具有参数自适应的 IMM) 仿真参数:

$$[q_y(k)] = \begin{bmatrix} 0 & 5000 \\ 1000 & 0 \end{bmatrix} \text{ m}^2/\text{s}^4.$$

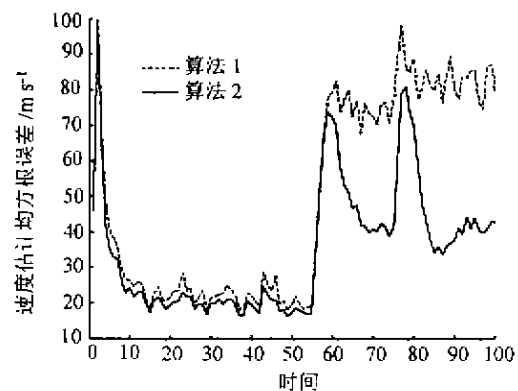


图 2 速度估计均方根误差

Fig. 2 Mean squared standard variance on velocity

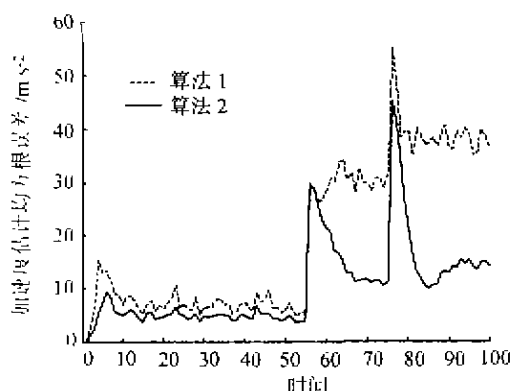


图3 加速度估计均方根误差

Fig 3 Mean squared standard variance on acceleration

表1 精度统计表

Table 1 Performance statistics

	位置估计 信噪比	速度估计	加速度估计
		均方根误差 (m/s)	均方根误差 (m/s²)
算法1	0.7376	49.6826	19.7639
算法2	0.6852	33.5011	10.1327

从仿真图看,在具有参数自适应的 IMM 中, $\hat{Q}_j(k)$ ($j = 1, \dots, m$) 随模型的匹配情况而变化(图4)。当 j 模型与系统实际模式匹配时,其噪声方差很小,滤波精度高,而整个滤波系统的精度取决于匹配模型的滤波精度(见文献[5]),这样,系统滤波精度必然会令人满意。另外,加速度的精度改善优于速度的精度改善,可能是因为辨识加速度变化的延迟更大(图2,图3)。此时自适应参数的优越作用体现得更明显。

5 小结(Conclusion)

针对动态多模型算法,本文推导出了在线辨识马尔可夫参数及各模型噪声方差的公式,并将上述结果与 IMM 相结合,设计了一种很有效的参数自适应的 IMM。从 IMM 工程应用的角度^[11]看,这种利用参数的自适应性来模拟过渡过程的变化,以达到减少模型数及简化计算的目的。但这种参数自适应算法的计算量仍然偏大,随着对于 IMM 算法过渡过程的深入研究,可能会进一步简化算法。

参考文献(References)

- [1] Li X R. Hybrid estimation techniques [A]. Control and Dynamic Systems [M], New Orleans: Academic Press, 1996, 1 - 75
- [2] Mazor E, Averbuch A, Bar Shalom Y and Dayan J. Interacting multiple model methods in multiple-multiple tracking: A survey [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34 (1): 103 - 122
- [3] Bar Shalom Y and Li X R. Multitarget-Multisensor Tracking: Principles and Techniques [M]. Storrs, CT: YBS Publishing, 1995

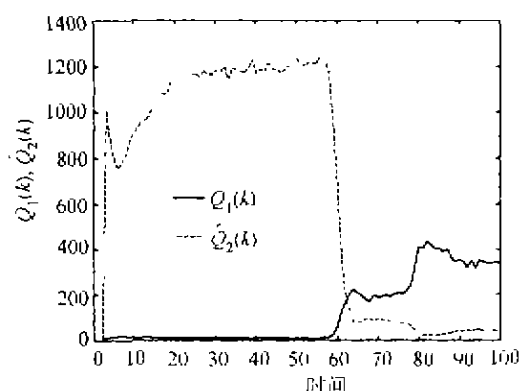


图4 算法2所辨识的模型噪声误差

Fig 4 Identified modeling noise of Algorithm 2

- [4] Pan Q, Liang Y, Liu G, Zhang H C and Dai G Z. Performance analysis of interacting multiple models algorithm [A]. Proc. of 14th World Congress of International Federation of Automatic Control (IFAC) [C], Beijing, 1999, 163 - 168
- [5] Pan Q, Liang Y, Zhang H C and Dai G Z. Interacting multiple models algorithm based on alpha-beta/alpha-beta-gamma filters [A]. Proceeding of American Control Conference [C], Albuquerque, New Mexico, 1997, 3698 - 3701
- [6] Liang Y, Pan Q, Zhou D H and Zhang H C. Adaptive multiple model filter using IMM and STF [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2000, 13(3): 167 - 171
- [7] Liang Y, Pan Q and Zhang H C. Fixed gain interacting multiple models algorithm [J]. Control Theory and Applications, 1999, 16 (5): 659 - 663 (in Chinese)
- [8] Liang Y, Cheng Y M, Jia Y G and Pan Q. Analysis on the performance and properties of interacting multiple models algorithm [J]. Control Theory and Applications, 2001, 18 (4): 487 - 492 (in Chinese)
- [9] Pan Q, Zhang H C and Jiao L Y. Fault detection and identification of dynamic systems using multiple model adaptive estimation [A]. Proceeding of IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes [C], UK, 1997, 1153 - 1158
- [10] Zhang Y M and Li X R. Detection and diagnosis of sensor and actuator failures using IMM estimator [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34(4): 1293 - 1313
- [11] Ding Z, Pan Q, Zhang H C and Dai G Z. Innovation interacting multiple model algorithm to noise identification [J]. Acta Electronica Sinica, 1997, 25(5): 95 - 98 (in Chinese)
- [12] Liang Y. The theory of adaptive multiple model estimation in hybrid systems [D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2001 (in Chinese)

本文作者简介

- 梁彦 见本刊2001年第4期第492页。
贾宇岗 见本刊2001年第4期第492页。
潘泉 见本刊2001年第4期第492页。
张洪才 1938年生,西北工业大学自动控制系教授,博士生导师,主要研究方向:自适应滤波,机动目标跟踪,动态系统的建模、辨识与仿真,信息融合,智能信号处理。