

模型转移概率自适应的交互式多模型跟踪算法

罗笑冰 王宏强 黎 湘

(国防科学技术大学 ATR 重点实验室 长沙 410073)

摘 要: 该文利用量测中所包含的当前模式信息, 实现了马尔可夫转移概率的实时估计, 并将估计结果用于交互式多模型跟踪算法(IMM)的设计中, 构造出参数自适应的交互多模型跟踪算法(PAImm), 有效降低了人为因素的影响。通过一个跟踪机动目标的仿真实例, 说明 PAImm 算法的有效性。

关键词: 多模型估计, 马尔可夫转移概率, IMM 算法, 目标跟踪

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2005)10-1539-03

Interacting Multiple Model Algorithm with Adaptive Markov Transition Probabilities

Luo Xiao-bing Wang Hong-qiang Li Xiang

(ATR Key Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract A estimator of the time-varying Markov state transition probabilities is presented, which is based on the measurements. Then the Parameter Adaptive Interacting Multiple Model (PAImm) is designed by adopting the above estimator. In comparison with that of the conventional IMM algorithm, the tracking performance of PAImm is better in the simulation of tracking a maneuvering target.

Key words Multiple model estimation, Markov transition probability, IMM algorithm, Target tracking

1 引言

多模型算法是目前机动目标跟踪算法中比较优越的方法之一^[1-3]。其主要思想是设计一系列的模型来代表系统所有可能的行为方式。基于每个模型的滤波器并行的工作, 系统的整体估计则是各模型滤波器所作估计的数据融合。在机动目标跟踪领域, 次优的基于马尔可夫线性系统的多模型算法得到了广泛的关注, 如交互多模型(IMM)算法, 广义伪贝叶斯(GPB)算法等。然而这些多模型算法中的模型转移概率完全是人为先验确定的, 并没有利用当前时刻量测中的信息, 已有的研究表明, 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^[4]。由于系统当前的模式信息隐含在当前量测中, 因此应充分利用当前的量测信息, 在线推导多模型滤波的参数(模型转移概率)。这里给出基于后验概率的模型转移概率的在线估计公式, 并结合IMM算法, 提出一种参数自适应交互多模型(PAImm)算法。

2 马尔可夫转移概率的后验估计

考虑混合系统^[5]:

$$\begin{aligned} X(k+1) = & f[k, X(k), m(k+1)] \\ & + g[k, m(k+1), X(k), v[k, m(k+1), X(k)]] \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} Z(k+1) = & h[k+1, X(k+1), m(k+1)] \\ & + w[k+1, m(k+1), X(k+1)] \end{aligned} \quad (2)$$

其中 X 是系统的基状态向量, Z 是系统的量测, $m(k+1)$ 是 $k+1$ 时刻有效的系统模式, $v[k, m(k+1), X(k)]$ 和 $w[k+1, m(k+1), X(k+1)]$ 分别表示系统的模型和测量噪声。这里认为系统模式服从一个Markov链^[6], 即

$$P\{m_j(k+1) | m_i(k), X(k)\} = \phi[k, m_i, m_j, X(k)], \quad \forall m_i, m_j \in S \quad (3)$$

其中 $m_i(k)$ 表示模型 i 在 k 时刻有效的事件, S 为所有可能系统模式的集合。

为简单起见, 本文只考虑最简单的线性跳变系统^[7]。则第 j 个模型的状态方程及量测方程为

$$X_j(k+1) = F_j(k)X_j(k) + W_j(k) \quad (4)$$

$$Z(k+1) = H_j(k+1)X_j(k+1) + V_j(k+1) \quad (5)$$

其中, $F_j(k)$ 为 k 时刻模型 j 的状态变换矩阵, $H_j(k+1)$ 为 $k+1$ 时刻模型 j 的量测变换矩阵, $W_j(k)$ 和 $V_j(k+1)$ 为不相关的零均值高斯白噪声, 其方差分别为 $Q_j(k)$ 和 $R_j(k+1)$ 。 $m_i(k)$ 表示 k 时刻第 i 个模型与系统当前模式相匹配。那么, $k+1$ 时刻系统的模型状态转移概率矩阵可以表示为

$$\begin{aligned}\hat{\Pi}_{ij}(k+1) &= P\{m_j(k+1) | m_i(k), Z^{k+1}\} \\ &= \frac{P\{Z(k+1) | m_j(k+1), m_i(k), Z^k\}}{P\{Z(k+1) | m_i(k), Z^k\}} \\ &\quad \cdot P\{m_j(k+1) | m_i(k), Z^k\}\end{aligned}\quad (6)$$

其中

$$\begin{aligned}P\{Z(k+1) | m_j(k+1), m_i(k), Z^k\} \\ = N[Z(k+1): \hat{Z}(k+1/k) \ S_{ij}(k+1)]\end{aligned}\quad (7)$$

量测新息:

$$\begin{aligned}v_{ij}(k+1) &= Z(k+1) - H_j(k+1)\hat{X}_j(k+1 | k, m_i(k)) \\ &= Z(k+1) - H_j(k+1)F_j(k)\hat{X}_i(k | k) \\ &= H_j(k+1)X_j(k+1) + V_j(k+1) \\ &\quad - H_j(k+1)F_j(k)\hat{X}_i(k | k) \\ &= H_j(k+1)[X_j(k+1) - F_j(k)\hat{X}_i(k | k)] + V_j(k+1) \\ &= H_j(k+1)[F_j(k)X_j(k) + W_j(k) - F_j(k)\hat{X}_i(k | k)] \\ &\quad + V_j(k+1) \\ &= H_j(k+1)F_j(k)[X_j(k) - \hat{X}_i(k | k)] + V_j(k+1) \\ &\quad + H_j(k+1)W_j(k)\end{aligned}\quad (8)$$

则新息协方差:

$$\begin{aligned}S_{ij}(k+1) &= E\{v_{ij}(k+1)v_{ij}(k+1)'\} \\ &= R_j(k+1) + H_j(k+1)F_j(k)\hat{P}_{ij}(k | k)F_j(k)'H_j(k+1)' \\ &\quad + H_j(k+1)Q_j(k)H_j(k+1)'\end{aligned}\quad (9)$$

其中

$$\hat{P}_{ij}(k | k) = E\{[X_j(k) - \hat{X}_i(k | k)][X_j(k) - \hat{X}_i(k | k)]'\}$$

类似标准 Kalman 滤波,有

$$\hat{P}_{ij}(k+1 | k) = F_j(k)\hat{P}_{ij}(k | k)F_j(k)' + Q_j(k)\quad (10)$$

$$\hat{P}_{ij}(k+1 | k+1) = [I - K(k+1)H_j(k+1)]\hat{P}_{ij}(k+1 | k)\quad (11)$$

由于 Z^k 中不包含 $k+1$ 时刻的模型信息, 因此取上一时刻的模型转移概率:

$$\begin{aligned}P\{m_j(k+1) | m_i(k), Z^k\} &= P\{m_j(k) | m_i(k-1), Z^k\} \\ &= \hat{\Pi}_{ij}(k)\end{aligned}\quad (12)$$

$$\begin{aligned}P\{Z(k+1) | m_i(k), Z^k\} \\ = \sum_j P\{Z(k+1) | m_j(k+1), m_i(k), Z^k\} \\ \cdot P\{m_j(k+1) | m_i(k), Z^k\}\end{aligned}\quad (13)$$

3 模型转移概率自适应的 IMM 跟踪(PAImm)算法流程

将上述结果与IMM算法^[8]相结合, 可设计一种具有参数自适应的IMM算法。具体步骤为

(1) 按上述方法对马尔可夫转移概率在线估计。

(2) 输入交互

$$\hat{X}_j^0(k | k) = E[X(k) | m_j(k+1), Z^k] = \sum_{i=1}^m \mu_{i/j}(k) \hat{X}_i(k | k)\quad (14)$$

$$\begin{aligned}\hat{P}_j^0(k | k) &= \sum_{i=1}^m \mu_{i/j}(k) \{\hat{P}_i(k | k) \\ &\quad + [\hat{X}_i(k | k) - \hat{X}_j^0(k | k)][\hat{X}_i(k | k) - \hat{X}_j^0(k | k)]'\}\end{aligned}\quad (15)$$

$$\mu_{i/j}(k) = P\{m_i(k) | m_j(k+1), Z^k\} = \frac{\hat{\Pi}_{ij}(k+1)\mu_i(k)}{\bar{C}_j}\quad (16)$$

其中 $\bar{C}_j(k+1) = \sum_{i=1}^m \hat{\Pi}_{ij}(k+1)\mu_i(k)$ 是预测的 $k+1$ 时刻模型 j

的概率; $\mu_i(k) = P\{m_i(k) | Z^k\}$ 为模型 i 在时刻 k 正确的后验概率。

(3) 滤波计算 基于混合初始状态估计 $\hat{X}_j^0(k | k)$ 和它的协方差 $\hat{P}_j^0(k | k)$, 计算 $k+1$ 时刻基于每个模型的状态估计 $\hat{X}_j(k+1 | k+1)$ 和协方差 $\hat{P}_j(k+1 | k+1)$ 。

(4) 模型概率更新 对于模型 j , 其后验概率被更新为

$$\mu_j(k+1) = \frac{P\{Z(k+1) | m_j(k+1), Z^k\} \bar{C}_j(k+1)}{C(k+1)}\quad (17)$$

其中 $C(k+1) = \sum_{j=1}^m P\{Z(k+1) | m_j(k+1), Z^k\} \bar{C}_j(k+1)$

(5) 输出交互 将以模型为条件的估计和协方差组合, 得到系统的最终估计结果。

$$\hat{X}(k+1/k+1) = \sum_{j=1}^m \hat{X}_j(k+1/k+1)\mu_j(k+1)\quad (18)$$

$$\begin{aligned}\hat{P}(k+1/k+1) &= \sum_{j=1}^m \mu_j(k+1) \{\hat{P}_j(k+1/k+1) \\ &\quad + [\hat{X}_j(k+1/k+1) - \hat{X}(k+1/k+1)] \\ &\quad \cdot [\hat{X}_j(k+1/k+1) - \hat{X}(k+1/k+1)]'\}\end{aligned}\quad (19)$$

4 仿真分析

为了验证算法 PAImm 的有效性, 分别对 PAImm 算法和 IMM 算法仿真, 并将仿真结果进行比较。仿真所取目标的初始位置与速度分别为 (30km 30km) 和 (100m/s, 0m/s), 其真实运动航迹如图 1 所示:

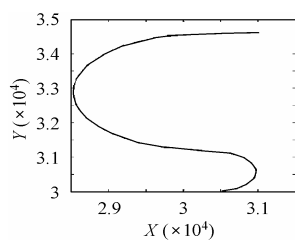


图 1 目标航迹图

两种算法都以“当前统计模型^[9]”为基础建立相同的模型组, 模型数 $m=4$, 各模型所对应的最大加速度值分别为 0m/s^2 , 15m/s^2 , 20m/s^2 , 35m/s^2 。算法 IMM 中预先设定的模型状态转移概率为 p_{IMM} , 算法 PAIMM 初始时刻的模型转移概率设定为 $p_{\text{PAIMM}}(0) = p_{\text{IMM}}$, 其中

$$p_{\text{IMM}} = \begin{bmatrix} 0.97 & 0.01 & 0.01 & 0.01 \\ 0.01 & 0.97 & 0.01 & 0.01 \\ 0.01 & 0.01 & 0.97 & 0.01 \\ 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.97 \end{bmatrix}$$

量测噪声标准差为 $r=100\text{m}$, 当前统计模型中所有模型的机动频率均取 0.06。进行 100 次 Monte Carlo 仿真, 得到两种算法的跟踪性能结果。图 2, 图 3, 图 4 分别为目标位置、速度、加速度的 RMSE 曲线, 图 5 为每一时刻正确模型的后验概率。其中实线为 IMM 算法的结果, 虚线为 PAIMM 算法的结果。

由图 2—图 4 可以看出, 算法 PAIMM 比常用的 IMM 算法具有更好的跟踪性能, 但在机动瞬间, 滤波误差仍然较大, 这是由于假设各模型的估计为无偏估计, 因而在实际系统运动模式发生变化时, 不考虑过渡过程的存在, 即模式之间的切换不需要时间, 而滤波系统的惯性使跟踪算法对实际系统运动模式切换的辨识有一定的延迟, 这就使得在延迟的时段内算法的输出精度降低^[10]。

图 5 表示对应实际运动模式的模型在跟踪过程中所占的比重, 即正确模型后验概率越接近 1, 则对模型的选择越优, 跟踪效果也越好。从该图中仍然可以得到算法 PAIMM 优于算法 IMM 的结论。

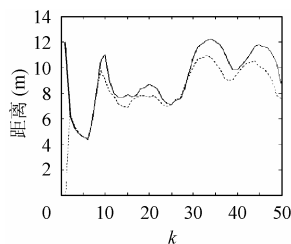


图 2 位置 RMSE

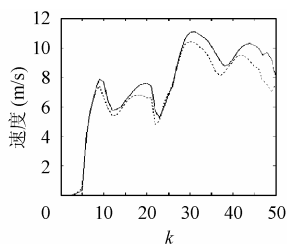


图 3 速度 RMSE

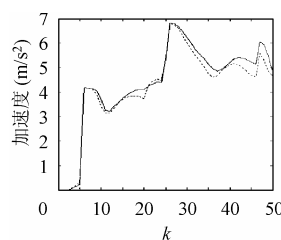


图 4 加速度 RMSE

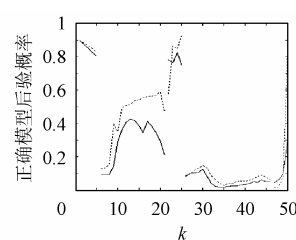


图 5 正确模型的后验概率

5 结束语

针对多模算法, 本文推导出状态转移概率的在线估计公式, 并将上述结果与 IMM 相结合得到一种参数自适应的 IMM(PAIMM)算法。仿真结果表明, 该算法具有比固定参数 IMM 算法更好的跟踪性能。但这种参数自适应算法的计算量仍然偏大, 且在机动瞬间存在型跟踪模式切换延迟, 这些都是需要进一步解决的问题。

参考文献

- [1] Li X R. Hybrid estimation techniques in Control and Dynamic system: Advances in Theory and Applications. CT: Leondes, Ed. New York: Academic, 1996, Vol.76: 1 – 76.
- [2] Li X R. Hybrid state estimation and performance prediction with applications to air traffic control and detection threshold optimization. hD. sertation, Univ. Connecticut, Storrs, 1992.
- [3] Zhang Y M, Li X R. Detection and diagnosis of sensor and actuator failures using IMM estimator. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 1998, 34(4): 1293 – 1313.
- [4] Liang Y, Cheng Y M, Jia Y G, Pan Q. Analysis on the performance and properties of interacting multiple models algorithm. *Control Theory and Applications*, 2001, 18(4): 487 – 492.
- [5] Li X R, Bar-Shalom Y. Multiple-model estimation with variable structure. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 1996, 41(4): 1 – 16.
- [6] Bar-Shalom Y, Li X R. Multitarget-Multisensor Tracking: Principles and Techniques. CT: YBS, Storrs, 1995: 187 – 277.
- [7] Li X R and Zhang Y M. Multiple-model estimation with variable structure Part V: Likely-model set algorithm. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2000, 36(2): 448 – 465.
- [8] Blom A P, Bar-Shalom Y. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients, *IEEE Trans. on Automatic Control*, 1988, 33(8): 780 – 783.
- [9] 周宏仁, 敬忠良, 王培德. 机动目标跟踪. 北京: 国防工业出版社, 1991.8: 134 – 153.
- [10] 贾宇岗, 梁彦, 潘泉. 交互式多模型算法过渡过程的仿真分析. 系统仿真学报, 2002, 14(1): 16 – 18.

罗笑冰: 女, 1977 年生, 博士生, 研究方向为自动目标跟踪与识别。