

自适应模型集交互式多模型算法

刘建书, 李人厚, 刘云龙

(西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对交互式多模型(IMM)算法的目标跟踪精度问题,提出了一种自适应模型集 IMM 算法. 利用 IMM 算法中的模型概率含义,并以此对模型集的收缩比例因子进行设计,这样模型集通过向中心模型收敛可完成自适应调整,而自适应调整过程能有效、实时地利用观测信息. 仿真实验结果表明,所提算法能有效跟踪机动目标,而且比 IMM 算法的跟踪精度更高,但其受到目标机动模型的先验性的限制.

关键词: 交互式多模型;自适应模型集;目标跟踪

中图分类号: TP274 **文献标识码:** A **文章编号:** 0253-987X(2007)10-1151-04

Multiple Model Algorithm Based on Adaptive Interaction of Model Set

Liu Jianshu, Li Renhou, Liu Yunlong

(School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: In view of the track performance of the interacting multiple model (IMM) algorithm in the target tracking, an adaptive IMM algorithm of model set is presented. The implication of the model probability in the IMM algorithm is utilized to design the stretching factor of the model set. Thus, the model set can be adjusted adaptively by converging it to the center model, in which the real-time observations are utilized efficiently. Simulation results show that the maneuvering target is effectively tracked by using the proposed algorithm and the track accuracy is higher compared to conventional IMM algorithm. The limitation of the algorithm is that the prior information about the target maneuvering model must be known.

Keywords: interacting multiple model; adaptive model set; target tracking

交互式多模型(IMM)算法在机动目标跟踪、在线故障诊断、在线噪声辨识等领域受到了广泛的关注^[1-3]. 为了获得最佳的跟踪效果,IMM 在目标跟踪时使用了一个尽可能覆盖目标运动范围的模型集. 然而,增加模型集的模型数量不仅会增加计算复杂度,而且会降低跟踪性能^[4]. 目前,改善 IMM 性能的方法有 2 种:变结构多模型算法^[4-6]和自适应模型集方法^[7].

本文在文献[7]的基础上,提出了一种自适应模型集 IMM 算法,该算法利用了 IMM 中的模型概率含义,并以此设计了模型集的收缩比例因子,使得模

型集能自适应地扩充覆盖范围.

1 模型分析

转弯模型中的运动模型和观测模型^[8]分别为

$$gx(k+1) = \Phi(k)x(k) + G\omega(k) \quad (1)$$

$$z(k) = H(k)x(k) + v(k) \quad (2)$$

其中,过程噪声 $\omega(k)$ 和 $v(k)$ 是互相独立的高斯白噪声, $\Phi(k)$ 中的 ω 是转弯模型用来描述目标机动情况的参数,取不同的值则表示不同的运动,本文算法就是以转弯模型为基础的.

2 IMM 算法

一个采样周期的 IMM 实现步骤如下.

步骤 1: 输入交互信息, 即

$$\bar{c}_j = \sum_i^m P_{ij} u_i(k-1) \quad (3)$$

$$u_{i/j}(k-1/k-1) = P(m_i(k-1)/m_j(k), z^{k-1}) = \frac{1}{\bar{c}_j} P_{ij} u_i(k-1) \quad (4)$$

$$\hat{x}^{0j}(k-1/k-1) = \sum_i^m \hat{x}^i(k-1/k-1) u_{i/j}(k-1/k-1) \quad (5)$$

$$P^{0j}(k-1/k-1) = \sum_i^m u_{i/j}(k-1/k-1) \{P^i(k-1/k-1) + [\hat{x}^i(k-1/k-1) - \hat{x}^{0j}(k-1/k-1)] \cdot [\hat{x}^i(k-1/k-1) - \hat{x}^{0j}(k-1/k-1)]^T\} \quad (6)$$

步骤 2: 基于模型 m_j 进行滤波, 获得状态估计 $\hat{x}^j(k/k)$ 及其估计的协方差 $P^j(k/k)$.

步骤 3: 对模型概率进行更新, 更新式为

$$\begin{aligned} \Lambda_j(k) &= P(z(k)/m_j(k), z^{k-1}) = \\ &P(z(k)/m_j(k), \hat{x}^{0j}(k-1/k-1), \\ &P^{0j}(k-1/k-1)) = \\ &N((z^j(k) - z^j(k/k-1)) | 0, S^j(k)) \quad (7) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} u_j(k) &= P(m_j(k)/z^k) = \\ &\frac{1}{c} P(z(k)/m_j(k), z^{k-1}) P(m_j(k)/z^{k-1}) = \\ &\frac{1}{c} \Lambda_j(k) \bar{c}_j \quad (8) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} c &= \sum_j^m P(z(k)/m_j(k), z^{k-1}) P(m_j(k)/z^{k-1}) = \\ &\sum_j^m \Lambda_j(k) \bar{c}_j \quad (9) \end{aligned}$$

步骤 4: 输出交互信息, 即

$$\hat{x}(k/k) = \sum_j^m \hat{x}^j(k/k) u_j(k) \quad (10)$$

$$\begin{aligned} P(k/k) &= \sum_j^m u_j(k/k) \{P^j(k/k) + \\ &[\hat{x}^j(k/k) - \hat{x}(k/k)][\hat{x}^j(k/k) - \hat{x}(k/k)]^T\} \quad (11) \end{aligned}$$

3 自适应模型集 IMM 算法

3.1 模型集自适应调整方法

$k-1$ 时刻的模型集 $M(k-1) = \{\omega_L(k-1), \omega_C(k-1), \omega_R(k-1)\}$, 对应的模型概率 $u(k-1) =$

$\{u_{\omega_L}(k-1), u_{\omega_C}(k-1), u_{\omega_R}(k-1)\}$; k 时刻的模型集 $M(k) = \{\omega_L(k), \omega_C(k), \omega_R(k)\}$, 对应的模型概率 $u(k) = \{u_{\omega_L}(k), u_{\omega_C}(k), u_{\omega_R}(k)\}$.

当 $u_{\omega_C}(k) = \max\{u_{\omega_L}(k), u_{\omega_C}(k), u_{\omega_R}(k)\}$ 时模型集未转移, 则计算中心模型为

$$\begin{aligned} \omega_C(k) &= u_{\omega_L}(k-1)\omega_L(k-1) + \\ &u_{\omega_C}(k-1)\omega_C(k-1) + u_{\omega_R}(k-1)\omega_R(k-1) \quad (12) \end{aligned}$$

计算左、右模型 $\omega_L(k)$ 和 $\omega_R(k)$, 即

$$\begin{cases} \omega_L(k) = \omega_C(k) - \alpha\lambda_L(k-1) \\ \omega_R(k) = \omega_C(k) + \alpha\lambda_R(k-1) \end{cases} \quad (13)$$

式中: $\lambda_L(k-1) = \max\{\omega_C(k-1) - \omega_L(k-1), \epsilon\}$, $\lambda_R(k-1) = \max\{\omega_R(k-1) - \omega_C(k-1), \epsilon\}$, ϵ 为预先设置的常数; $\alpha = 1 - u_{\omega_C}(k)$ 为收缩比例因子.

当 $u_{\omega_L}(k) = \max\{u_{\omega_L}(k), u_{\omega_C}(k), u_{\omega_R}(k)\}$ 时, 模型集向左转移, 即

$$\begin{aligned} \omega_C(k) &= u_{\omega_L}(k-1)\omega_L(k-1) + \\ &u_{\omega_C}(k-1)\omega_C(k-1) + u_{\omega_R}(k-1)\omega_R(k-1) \quad (14) \end{aligned}$$

$$\omega_L(k) = \begin{cases} \omega_C(k) - \alpha\lambda_L(k-1) & u_{\omega_C}(k), u_{\omega_R}(k) < t_1 \\ \omega_C(k) - \lambda_L(k-1) & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

$$\omega_R(k) = \omega_C(k) + \alpha\lambda_R(k-1) \quad (16)$$

式中: $t_1 < 0.1$ 为设定的门限值^[8].

当 $u_{\omega_R}(k) = \max\{u_{\omega_L}(k), u_{\omega_C}(k), u_{\omega_R}(k)\}$ 时, 模型集向右转移, 即

$$\begin{aligned} \omega_C(k) &= u_{\omega_L}(k-1)\omega_L(k-1) + \\ &u_{\omega_C}(k-1)\omega_C(k-1) + u_{\omega_R}(k-1)\omega_R(k-1) \quad (17) \end{aligned}$$

$$\omega_R(k) = \begin{cases} \omega_C(k) - \alpha\lambda_R(k-1) & u_{\omega_C}(k), u_{\omega_R}(k) < t_1 \\ \omega_C(k) - \lambda_R(k-1) & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

$$\omega_L(k) = \omega_C(k) + \alpha\lambda_L(k-1) \quad (19)$$

3.2 模型集初始化

模型的初始化步骤如下.

步骤 1: 在 k 时刻, $M(k)$ 中的模型预测概率由式 (3) 计算, 若有观测信息, 模型的预测概率由式 (8) 计算.

步骤 2: 在 k 时刻, 确定 $M(k)$ 中的模型初始状态估计值和方差值. 中心模型的初始状态估计是 $M(k-1)$ 中的模型状态估计概率加权和, 初始方差是 $M(k-1)$ 中的模型方差概率加权和. 左模型的初始状态估计是 $M(k-1)$ 中左模型的状态估计, 初始方差是 $M(k-1)$ 中左模型的初始方差; 右模型的初始状态估计是

$M(k-1)$ 中右模型的状态估计,初始方差是 $M(k-1)$ 中右模型的初始方差。

4 仿真实验

若目标在二维空间上运动:0~150 s 做匀加速运动(加速度为 20 m/s^2),151~300 s 做匀速运动(速度为 300 m/s),301~400 s 做左转弯运动($\omega=4^\circ/\text{s}$),401~500 s 做右转弯运动($\omega=-4^\circ/\text{s}$)。目标的初始状态值为 $[30\ 000, 300, 20, 30\ 000, 0, 0]^T$, 采样周期 $T=1 \text{ s}$, 观测噪声方差 $R=1 \times 10^4 \text{ m}^2$, Monte Carlo 仿真次数为 10, 仿真的总步数为 500。

对目标进行 2 次跟踪实验,第 1 次采用标准 IMM 算法,模型集为 $M_1=\{-5\ 0\ 5\}$, 初始模型概率为 $[1/3, 1/3, 1/3]$, 模型转移概率矩阵为

$$P = \begin{bmatrix} 0.98 & 0.01 & 0.01 & 0.01 & 0.98 & 0.01, \\ & 0.01 & 0.01 & 0.98 \end{bmatrix}^T$$

第 2 次采用本文算法,初始条件与标准 IMM 相同。

实验结果的评价指标采用均方根误差,如表 1 所示。仿真结果如图 1~图 4、表 1 所示,从中可以看出,本文算法较标准 IMM 算法的跟踪精度明显提高。

表 1 最大峰值误差和均方根误差

	最大峰值误差		均方根误差 ^[9]	
	标准 IMM 算法	本文算法	标准 IMM 算法	本文算法
位置/m	299.378 8	288.664 1	67.760 9	53.925 2
速度/ $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$	485.878 7	284.787 3	54.626 3	26.030 0
加速度/ $\text{m} \cdot \text{s}^{-2}$	108.220 2	141.044 9	18.476 4	7.651 2

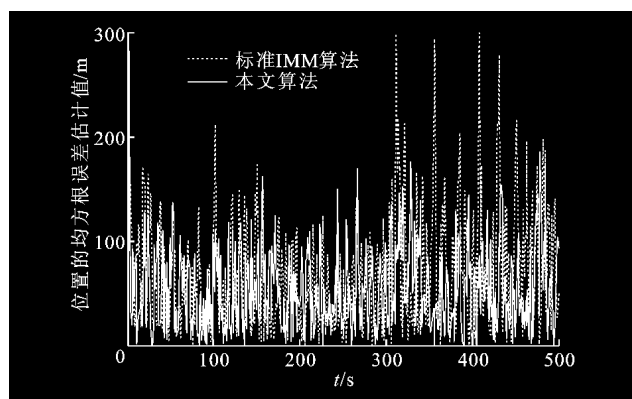


图 1 位置的均方根误差估计值

5 结 论

本文提出了一种自适应模型集 IMM 算法,该

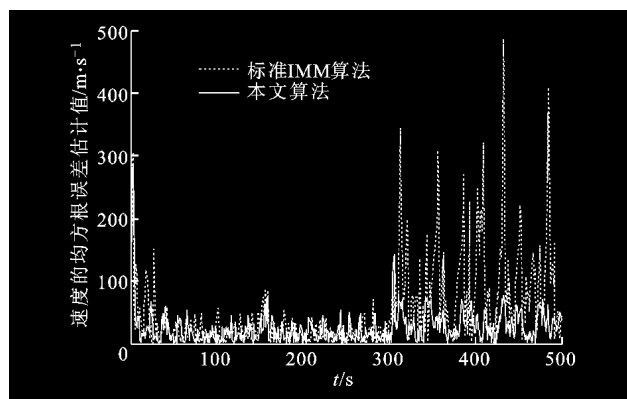


图 2 速度的均方根误差估计值

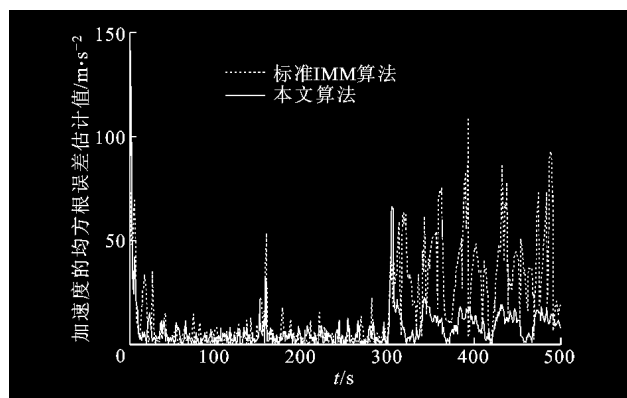


图 3 加速度的均方根误差估计值

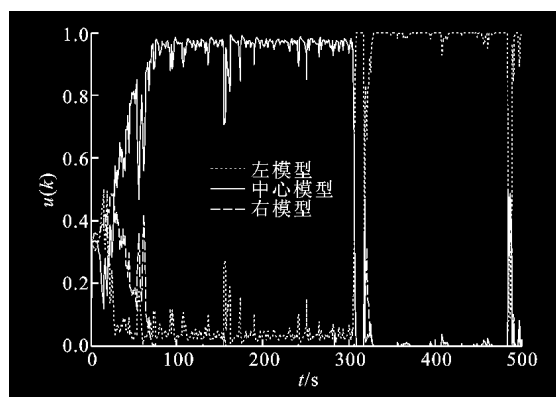


图 4 模型概率

算法利用了 IMM 算法中模型概率的含义,并以此设计了模型集的收缩比例因子,这样的模型集能自适应进行调整。由于本文算法受限于目标机动模型的先验性,它不能在有效利用实时观测信息的同时,自适应地调整模型集中的模型概率和目标机动模型,这需要进一步研究。

参考文献:

- [1] Blom H A P, Bar-Shalom Y. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching

- coefficients [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1988, 33(8):780-783.
- [2] Mazor E, Averbuch A, Bar-Shalom Y, et al. Interacting multiple model methods in target tracking: a survey [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34(1):103-123.
- [3] Zhang Youmin, Li Xiaorong. Detection and diagnosis of sensor and actuator failures using IMM estimator [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34(4):1293-1313.
- [4] Li Xiaorong, Bar-Shalom Y. Multiple-model estimation with variable structure [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1996, 41(4):478-493.
- [5] Li Xiaorong, Bar-Shalom Y. Model-set adaptation in multiple-model estimation for hybrid systems [C]// Proceedings of the 1992 American Control Conference. Evanston, USA: American Automatic Control Council, 1992:1794-1799.
- [6] Li Xiaorong. Multiple-model estimation with variable structure: some theoretical considerations [C]// Proceeding of the 33rd IEEE Conference on Decision and Control. Piscataway, USA: IEEE, 1994:1199-1204.
- [7] Jiko V P, Angelova D S, Semerdjiev T Z A. Design and comparison of model-set adaptive IMM algorithm for maneuvering target tracking [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(1):343-350.
- [8] Li Xiaorong, Jiko V P. Survey of maneuvering target tracking, part I: dynamic models [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(4):1333-1364.
- [9] Li Xiaorong, Zhi Xiaorong, Zhang Youmin. Multiple-model estimation with variable structure, part III: model-group switching algorithm [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(1):225-241.

(编辑 苗凌)

[文摘预登]

考虑时滞影响的分层非线性全局控制器的设计

于广亮¹, 张保会¹, 谢欢¹, 汪成根¹, 李磊²

(1. 西安交通大学电气工程学院, 710049, 西安; 2. 山东电力研究院电气所, 250001, 济南)

提出了基于广域信息的分层控制器结构, 第一层是负责计算全局信息如功角中心、角速度中心的广域控制器, 第二层是将本地测量信号与全局信息相结合以得到控制规律的本地控制器. 同时, 为了克服基于 LQR 的非线性全局控制器易受时滞影响的弊端, 基于 LMI 的 H_∞ 控制理论提出了新的涉及时滞影响的非线性全局综合控制器. 四机系统的仿真结果表明, 当考虑广域信息的时滞影响时, 该控制器仍能快速平息系统的振荡, 提高系统的稳定性.

本刊实行在线投稿、免费阅读
<http://www.jdxb.cn>