

文章编号: 1000-6893(2001) 01-0054-03

# 引入神经网络的交互式多模型算法

陈利斌, 佟明安

(西北工业大学 电子工程系, 陕西 西安 710072)

## INTERACTING MULTIPLE MODEL ALGORITHM WITH NEURAL NETWORKS

CHEN Li-bin, TONG Ming-an

(Department of Electronics Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

摘要: 在交互式多模型算法中引入神经网络算法以改进目标跟踪的精度。利用神经网络算法对基于机动目标“当前”统计模型的均值和方差自适应滤波算法进行修改, 提高该算法的性能, 然后采用交互作用多模型算法跟踪机动目标, 提高了机动目标的跟踪精度。

关键词: 交互式多模型; 神经网络; 机动目标; “当前”统计模型

中图分类号: V557.5<sup>+</sup> 文献标识码: A

**Abstract:** The interacting multiple model(IMM) algorithm has been shown to be one of the most effective estimation algorithms in the field of maneuvering target tracking. “Current” statistical model filtering algorithm is modified by neural networks and then adopted in IMM algorithm. The tracking performance for maneuvering target can be improved. The results of the modified IMM algorithm are evaluated through Monte-Carlo simulation.

**Key words:** IMM; neural networks; maneuvering target; “current” statistical model

目前在机动目标跟踪领域, 交互作用多模型(IMM)算法<sup>[1-3]</sup>被广泛采用, 是最有效的一种算法。在 IMM 算法中模型的选取直接影响该算法的精度。在现有的模型中机动目标“当前”统计模型是较好的一种, 基于该模型的方差与均值自适应滤波算法也得到了广泛的应用。该模型和算法对强机动目标具有很强的自适应能力和较高的跟踪精度, 但对弱机动, 尤其是非机动目标, 跟踪精度要下降。为此敬忠良等人采用神经网络算法对它进行修改, 得到了较好的效果, 尤其是目标的速度和加速度精度得到了提高<sup>[4]</sup>, 但在弱机动及非机动方面, 相对于匀速模型精度仍然不高。本文将两者结合起来, 采用交互作用多模型算法进行机动目标跟踪, 既保持了对强机动目标的跟踪精度, 又提高了对弱机动及非机动目标的跟踪精度, 而且具有全面自适应能力, 通过仿真分析得到了证明。

### 1 “当前”统计模型并行算法

机动目标“当前”统计模型是一种非零均值时间相关模型。研究表明, 该模型的系统方差 $\sigma_w^2$ 与加速度方差 $\sigma_a^2$ 成正比

$$\sigma_w^2 = 2a\sigma_a^2 \quad (1)$$

$$\sigma_a^2 = \begin{cases} \frac{4 - \pi}{\pi}(a_{\max} - \bar{a}) & (\bar{a} \geq 0) \\ \frac{4 - \pi}{\pi}(a_{-\max} - \bar{a}) & (\bar{a} < 0) \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $\bar{a}$  为加速度均值;  $a_{\max}$  和  $a_{-\max}$  分别是最大正负加速度, 由人工设定。当  $a_{\max}$  或  $a_{-\max}$  取值一定, 目标以较大的加速度机动时, 系统方差较小, 跟踪精度较高; 目标以较小的加速度机动, 尤其是加速度为零时, 系统方差较大, 跟踪精度较低。

为了提高“当前”统计模型的跟踪精度, 采用 2 个滤波器  $F_1$  和  $F_2$  并行工作<sup>[4]</sup>, 这 2 个滤波器都采用基于“当前”统计模型的均值和方差自适应滤波算法, 神经网络融合 2 个滤波器的全状态信息, 并反馈到  $F_2$ , 该滤波器的输出就是目标的状态估计。滤波器  $F_1$  的加速度方差取值较大, 以保持对目标的快速反应,  $F_2$  的加速度方差是根据神经网络的输出进行自动调整。

神经网络的输入为

$$U_1 = \frac{[\hat{x}_1(k + 1/k) - \hat{x}_2(k + 1/k)]^2}{s_1(k + 1) + s_2(k + 1)} \quad (3)$$

$$U_2 = \frac{[\hat{x}_{1,22}(k + 1/k) - \hat{x}_{2,22}(k + 1/k)]^2}{p_{1,22}(k + 1/k) + p_{2,22}(k + 1/k)} \quad (4)$$

$$U_3 = \frac{[\hat{x}_{1,33}(k + 1/k) - \hat{x}_{2,33}(k + 1/k)]^2}{p_{1,33}(k + 1/k) + p_{2,33}(k + 1/k)} \quad (5)$$

其中:  $\hat{x}_1(k + 1/k)$ ,  $\hat{x}_{i,j}(k + 1/k)$  和  $\hat{x}_2(k + 1/k)$  分

别为两滤波器的位置、速度和加速度预测值;  $s(k+1)$  为位置残差方差;  $p_{i,22}(k+1/k)$ ,  $p_{i,33}(k+1/k)$  分别为两滤波器的速度和加速度预测方差。

在此采用含一个隐层的神经网络, 其中有 3 个输入节点, 隐层有 7 个节点, 1 个输出节点。将式 (3) ~ 式 (5) 的值输入网络采用 BP 算法<sup>[5]</sup> 进行计算, 得到一个在 [0 1] 之间的值, 用它修改滤波器  $F_2$  的系统方差,  $F_2$  的输出即为目标的状态估计。通过这样改进, 既保持了对强机动目标的跟踪精度, 又提高了对弱机动、非机动目标的跟踪精度。

经过神经网络改进的机动目标“当前”统计模型的滤波算法, 虽然对弱机动、非机动目标的跟踪精度得到了提高, 但仍然具有“顾此失彼”的缺陷, 尤其在弱机动和非机动方面, 相对于匀速模型跟踪精度仍然不高。为了提高在此方面的跟踪精度, 可以利用 IMM 算法这 2 种模型交互作用, 既保持了对强机动目标的跟踪精度, 又可以显著提高对弱机动、非机动目标的跟踪精度。

### 2 交互作用多模型算法(IMM)

交互作用多模型算法是一种递归算法, 它假设模型的数目是有限的, 算法的每一个循环包括以下几步: 交互作用、滤波、模型概率更新和组合估计:

- (1) 确定状态转移阵和初始权概率;
- (2) 计算各个滤波器的交互输入值: 预测模型概率

$$\bar{C}_l = \prod_j \Pi_j C_l(k) \quad (6)$$

状态输入值

$$\hat{x}_0(k-1/k-1) = \prod_j C_l(I|J) \hat{x}_l(k-1/k-1) \quad (7)$$

- (3) 滤波;
- (4) 组合估计 状态估计值

$$\hat{x}(k/k) = \prod_j C_l(k) \hat{x}_l(k/k) \quad (8)$$

- (5) 更新权概率

$$C_l(k) = \frac{1}{M} \Lambda_k^l \bar{C}_l \quad (9)$$

式(9)中  $M$  是归一化常数;  $\Lambda_k^l$  是似然函数。

- (6) 返回(2), 进行下一循环的计算。

### 3 仿真分析

为了评价本文所提出的算法, 进行了仿真计算。首先对神经网络进行离线计算, 选择冲量因子为 0.9, 学习速率为 0.7, 学习样本为 16 组, 迭代

次数为 5000 次, 此时网络的总体误差为  $2.6 \times 10^{-5}$ , 网络达到稳定, 可以用于计算。

为了进行比较, 采用文献[4]中的各种运动, 在 IMM 中采用两模型的算法, 第 1 个是机动目标“当前”统计模型及其并行算法, 第 2 个是匀加速模型和标准 Kalman 滤波算法, 该模型的状态噪声为  $\sigma_2 = 5\text{m/s}^2$ 。概率转换矩阵为  $\Pi = \begin{bmatrix} 0.97 & 0.03 \\ 0.03 & 0.97 \end{bmatrix}$ , 初始权概率为  $C_l(0) = 0.5, j = 1, 2$ 。经 200 次 Monte-Carlo 模拟, 给出目标速度、加速度的均方根(RMSE)曲线。

图 1~图 4 中, 实线是本文所提出算法的结果, 点划线是“当前”模型并行算法的结果。可以看出采用本文的算法明显提高了对目标的跟踪精度。

表 1 为两种算法的误差压缩比。

表 1 误差压缩比

Table 1 Ratio of error compression

运动形式	位 置	速 度	加 速 度
加速度阶跃	0.7876	0.5105	0.5515
转 圈	0.8532	0.6988	0.5820
匀 加 速	0.6815	0.2503	0.2059
匀 速	0.6620	0.2047	0.1847

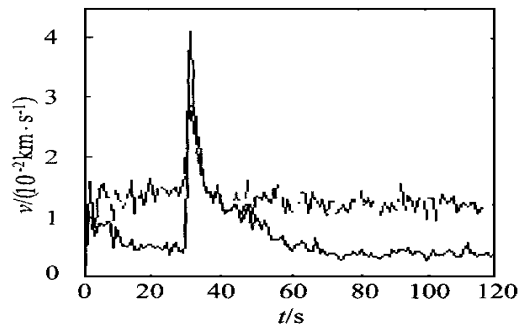


图 1 加速度阶跃运动速度均方根曲线

Fig. 1 Velocity RMSE of accelerated jump movement

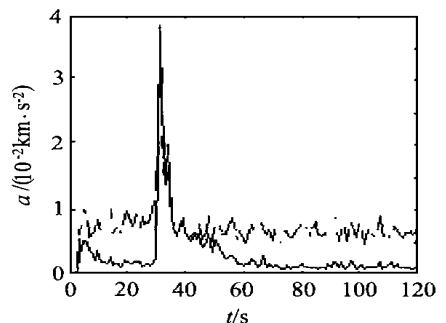


图 2 加速度阶跃运动加速度均方根曲线

Fig. 2 Acceleration RMSE of accelerated jump movement

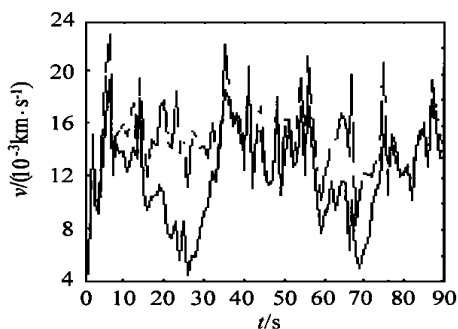


图3 转圈运动的速度均方根曲线

Fig. 3 Velocity RMSE of circle movement

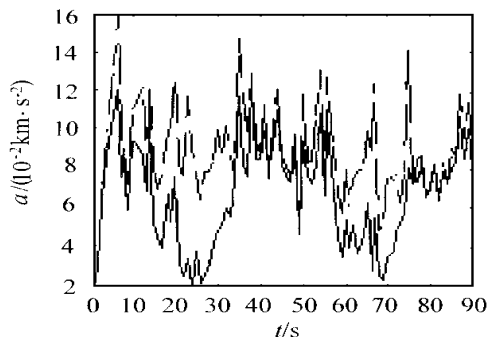


图4 转圈运动的加速度均方根曲线

Fig. 4 Acceleration RMSE of circle movement

从表1可以看出,在各种运动形式中,误差压缩比均小于1,即采用本文的算法不仅能改善位置估计性能,而且提高了目标的速度和加速度跟踪精度,同时既保持了对强机动目标的跟踪精度,又明显提高了对弱机动、非机动目标的跟踪精度。

## 参考文献

- [1] Mazor E, Dayan J, Bar-Shalom Y. Interacting multiple model in target tracking, a survey [J]. IEEE Trans on AES, 1998, 34(1): 103 ~ 124.
- [2] Li X R, Bar-shalom Y. Performance prediction of interacting multiple model algorithm [J]. IEEE Trans on AES, 1993, 29(3): 755 ~ 771.
- [3] Kirubarajan T, Bar-Shalom Y. IMMPDA for radar management and tracking benchmark with ECM [J]. IEEE Trans on AES, 1998, 34(4): 1115 ~ 1132.
- [4] 敬忠良. 神经网络跟踪理论及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1995.
- [5] 焦李成. 神经网络系统理论[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1990.

作者简介:

作者简介:



陈利斌 1969年出生,现为西北工业大学电子工程系博士生,研究方向:机动目标跟踪,数据融合。



冯明安 西北工业大学电子信息学院教授、博士生导师,任中国航空学会理事兼航空武器系统专业分会主任、中国仿真学会理事等学术职务。研究方向有控制理论与应用,航空火力控制系统,作战效能分析等。

## 航空安全科学技术理论体系研讨会召开

中国航空学会航空维修工程专业委员会和国家经贸委安全科学技术研究中心于2000年11月20日至12月2日在北京共同举办航空安全科学技术理论体系研讨会。国家经贸委安全科学技术研究中心、总参陆航局装备部、海军装备部航空军事代表局、海航后装部、空装外场部、空军飞行安全局、陆航学院、海军航空工程学院青岛分院、空军试飞团、空军指挥学院、空军工程大学、空军第一航空学院、空军第二航空学院、空军第一研究所、民航、航空工业系统、《航空知识》杂志社等17个单位的62名领导、专家和学者参加了研讨会。

与会专家就我国航空安全科学技术理论体系的建立和开展安全工程人才培养等有关问题进行了广泛和深入的研讨。建议:

1. 开展学术研讨活动,推进航空安全科学技术理论体系尽快建立。

2. 鼓励发表文章,促进研究人才队伍形成。

3. 由民航、军航、航空工业部等部门共同组织编写我国的“航空安全学”、“航空安全管理学”、“航空安全系统工程”、“航空安全法学”等有关理论著作。首先编写出“航空安全管理学”,逐步完善航空安全理论的著作体系。

4. 航空院校开办航空安全工程课程,目前主要轮训在职干部,继而用于本科生教学,在条件具备时设置“航空安全工程”专业,培养航空安全工程专业人才。