

# 基于模型误差的交互式多模型算法

曲彦文 张二华 杨静宇

(南京理工大学计算机科学与技术学院 南京 210094)

**摘要** 本文考虑了模型与真实模式之间可能存在的差异,分析了由此引发的问题。提出一种基于模型误差的交互式多模型算法,其中模型集合使用最小距离设计方法设计。Monte-Carlo 仿真实验表明,新方法比 IMM 能更好地避免性能恶化,并且当真实模式保持不变时,从全局角度考虑新算法比 IMM 优越。

**关键词** 混合系统,交互式多模型,卡尔曼滤波器,模型误差

## Model Error-based Interacting Multiple Model Algorithm

QU Yan-wen ZHANG Er-hua YANG Jing-yu

(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

**Abstract** The difference between true mode and model is taken into account, and the problem which may arise from it is analyzed here. A new interacting multiple model algorithm based on model error is proposed, and the minimum distance design method is adopted here to yield the corresponding model set. The results of Monte-Carlo simulations show that the new algorithm can avoid performance deterioration effectively, and it achieves global superiority in comparison with IMM when the true mode is constant.

**Keywords** Hybrid system, IMM, Kalman filter, Model error

## 1 引言

交互式多模型<sup>[1]</sup> (Interacting Multiple Model, IMM) 自 Blom 提出以来,得到了广泛的研究与应用,并被认为是解决混合系统的一种性价比最好的方法之一<sup>[2]</sup>。

为了使下面的叙述清晰,这里首先介绍本文使用的术语,部分术语的详细解释请参见文献[3,4]:采样时刻标识,记作下标  $k$ ,表示第  $k$  次采样;模式(mode)表示真实环境系统参数的准确值,记作  $s$ ;模式空间(mode space)表示所有模式的集合,记作  $S$ ,通常情况下  $S$  既可以是离散的也可以是连续的空间,本文讨论的  $S$  为连续空间;模型(model)表示 IMM 子估计器使用的系统参数,记作  $m$ ;模型集合(model set)表示所有模型的集合,记作  $M$ ,模型集合中模型的个数记作  $N$ ;模型标识表示所对应的模型,记作上标 $(i)$ ;传统 IMM 中称  $k$  时刻  $m^{(i)}$  与  $s_k$  匹配,即  $\{s_k = m^{(i)}\}$ ,记作  $m_k^{(i)}$ ,需要强调的是本文将会重新解释匹配的意义;第  $k$  次采样时的基础状态向量记作  $x_k$ ;第  $k$  次采样时的测量向量记作  $z_k$ ,到第  $k$  次采样时所有已知测量向量的集合记作  $z^k = \{z_1, z_2, \dots, z_k\}$ ;高斯概率密度函数记作  $N(e; \bar{e}, P)$ ,其中  $\bar{e}$  和  $P$  分别表示随机变量  $e$  的均值和方差;真实模式(true mode)表示真正起作用的模式,从第  $k$  次采样到第  $k+1$  次采样期间起作用真实模式记作  $s_k$ ,IMM 认为其是一个马尔可夫过程,其概率转移矩阵  $\pi$  如下:

$$\pi_{i,j} = P\{s_k = m^{(j)} | s_{k-1} = m^{(i)}\}, \forall i, j, k \quad (1)$$

注意到,式(1)暗示着 IMM 的一个假设,即在任意第  $k$  次采样到第  $k+1$  次采样期间,都应有一个模型集合中的模型与  $s_k$  匹配。然而,在实际情况下这个假设不一定成立,由于 IMM 模型集合的大小  $N$  是有限的,当模式空间  $S$  是一个连续空间时,可能存在着没有任何模型与  $s_k$  匹配的情况。

本文参考文献[4]从概率的角度讨论,认为从长时期考虑真实模式  $s_k$  是一在模式空间  $S$  上随机变量,其概率密度函数记为  $f(s_k)$ ,并通过考虑模型集合在设计时所导致的模型与

真实模式之间误差(称之为模型误差)来改进 IMM 的性能。

其余部分安排如下:第 2 部分分析 IMM 所面临的问题,第 3 部分介绍本文提出的基于模型误差的交互式多模型算法(Model Error Based Interacting Multiple Model, ME-IMM),第 4 部分仿真试验与分析,最后是总结与展望。

## 2 IMM 所面临的问题

当真实模式  $s_k$  保持不变时,文献[5]指出随着测量次数的增加,若模型与模式的差别用基于 Kullback-Leibler 信息量的距离(简称 K-L 距离)表示,则多模型算法的性能将更多依赖于离真实模式 K-L 距离最近的模型,并且认为 IMM 同样遵守这种行为。

从文献[5]中的结论看出,在使用 IMM 时,对  $S$  中的每一个模式  $s$ ,总有模型集合中一个模型之对应。同样,对与每一个模型  $m^{(i)} \in M$ ,存在着模式空间  $S$  上的一个子集  $O^{(i)}$ 。当真实模式属于  $O^{(i)}$  时,IMM 的性能将更依赖于  $m^{(i)}$ 。这样引发了一个问题:当 IMM 更依赖于某个模型  $m^{(i)}$  时,无法判别  $s_k$  是否等于  $m^{(i)}$ ,或者等于  $m^{(i)}$  所对应的  $O^{(i)}$  中其它的模式。如果不等于  $m^{(i)}$ ,如何将真实模式  $s_k$  与模型  $m^{(i)}$  之间的差异体现出来?更为重要的是,当真实模式不属于模型集合时,IMM 所有子估计器可能不是无偏估计的,随着时间的推移,可能会导致 IMM 性能的恶化。

本文将混合系统的状态转移方程和测量方程写成如下形式:

$$x_{k+1} = f(x_k, (m_k^{(i)} + (s_k - m_k^{(i)})), u_k) \quad (2)$$

$$z_k = h(x_k, (m_k^{(i)} + (s_k - m_k^{(i)})), u_k) \quad (3)$$

并且假定①式(5)和式(6)为基础状态的线性方向;②  $u_k$  与  $u_k$  均为相互独立的高斯白噪声,且均与  $x_0$  无关,概率密度函数分别为  $N(u_k; 0; Q)$ ,  $N(u_k; 0; R)$ ;③真实模式会从模式空间上一个状态转移到另一个状态,或者保持不变。本文提出的 ME-IMM 认为,如果称  $m^{(i)}$ “匹配”  $s_k$ ,意味着  $s_k$  属于  $O^{(i)}$ 。

注意到由于需要考虑  $M$  中每个模型及其对应的模式空间子集之间关系,若使用 K-L 距离将模式空间中的模式分配给模型集合中的模型,从数学上难以实现。如同其它许多工程问题一样,需要对难以处理的问题进行简化,才能使下一步的工作得以进行。参考文献[4],这里将模型与模式的距离定义为向量模 2 范数的平方,即

$$d(s, m) = (s - m)^T (s - m) \quad (4)$$

对于一个给定的模型集合,采用式(2)定义的距离,可以粗略地得到一个对模式空间  $S$  的划分  $S = \{O^{(1)}, \dots, O^{(N)}\}$ , 并且近似地认为当真实模式属于  $O^{(i)}$  时,随着测量次数的增加,IMM 的性能将更加依赖  $m^{(i)}$ 。如果给定的模型集合是由最小距离设计<sup>[4]</sup> (Minimum Distance Design, MDD)方法得出时,则  $m^{(i)}$  同时也是  $O^{(i)}$  上的条件期望,即

$$m^{(i)} = E[s_k | s_k \in O^{(i)}] \quad (5)$$

用符号  $e_k^{(i)} = s_k - m^{(i)}$  表示当  $s_k$  属于  $O^{(i)}$  时的模型误差,此时  $e_k^{(i)}$  的条件期望为 0,条件方差  $C^{(i)}$  为

$$C^{(i)} = \frac{\int_{s_k \in O^{(i)}} \frac{(s_k - m^{(i)}) (s_k - m^{(i)})^T f(s_k) ds_k}{\left( \int_{s_k \in O^{(i)}} f(s_k) ds_k \right)} \quad (6)$$

这里将  $e_k^{(i)}$  的条件概率密度函数近似为  $N(e_k^{(i)}; 0; C^{(i)})$ , 并且假设  $e_k^{(i)}$  与其它随机变量无关。此时式(5)和式(6)中  $s_k$  和  $m^{(i)}$  之间的差异  $(s_k - m^{(i)})$  用  $e_k^{(i)}$  来替代,而传统的 IMM 算法忽视了这种差异。

### 3 ME-IMM 算法

传统 IMM 算法可以概括为如下 4 个基本步骤<sup>[3]</sup>。步骤 1: 模型条件初始化;步骤 2: 模型条件滤波;步骤 3: 模型概率更新;步骤 4: 估计融合。本文提出的 ME-IMM 算法没有脱离 IMM 算法的基本框架。ME-IMM 与 IMM 不同在于步骤 2。为完整性起见,这里将结合 IMM 算法基本步骤<sup>[3]</sup>中的步骤 1、步骤 3 和步骤 4,给出本文提出的 ME-IMM 算法。

假设对应与模型  $m^{(i)}, i=1, 2, \dots, N$  的子估计器,已计算得到估计状态  $\bar{x}_{k-1|k-1}^{(i)}$ , 估计状态误差协方差为  $P_{k-1|k-1}^{(i)}$ , 以及  $m^{(i)}$  与真实模式匹配的概率  $\mu_{k-1}^{(i)}$ 。在第  $k$  次采样观测到  $z_k$  后按如下四个步骤计算。

步骤 1: 模型条件初始化( $i=1, 2, \dots, N$ )

$$\text{模型预测概率: } \mu_{k-1}^{(i)} \triangleq P\{m_k^{(i)} | z^{k-1}\} = \sum_{j=1}^N \pi_{ji} \mu_{k-1}^{(j)}$$

$$\text{混合权重: } \mu_{k-1}^{(i)} \triangleq P\{m_{k-1}^{(i)} | m_k^{(i)}, z^{k-1}\} = \frac{\pi_{ji} \mu_{k-1}^{(j)}}{\mu_{k-1}^{(i)}}$$

$$\text{混合估计状态: } \bar{x}_{k-1|k-1}^{(i)} \triangleq E[x_{k-1} | m_k^{(i)}, z^{k-1}] = \sum_{j=1}^N \mu_{k-1}^{(j)} \bar{x}_{k-1|k-1}^{(j)}$$

混合估计状态误差协方差:

$$\bar{P}_{k-1|k-1}^{(i)} = \sum_{j=1}^N [P_{k-1|k-1}^{(j)} + (\bar{x}_{k-1|k-1}^{(j)} - \bar{x}_{k-1|k-1}^{(i)}) (\bar{x}_{k-1|k-1}^{(j)} - \bar{x}_{k-1|k-1}^{(i)})^T] \mu_{k-1}^{(j)}$$

步骤 2: 模型条件滤波(对  $i=1, 2, \dots, N$ ), 此时使用扩展卡尔曼滤波器

$$\text{预测状态: } \hat{x}_{k|k-1}^{(i)} = f(\bar{x}_{k-1|k-1}^{(i)}, (m^{(i)} + 0), 0) \quad (7)$$

预测状态误差协方差:

$$P_{k|k-1}^{(i)} = F_{k-1}^{(i)} \bar{P}_{k-1|k-1}^{(i)} F_{k-1}^{(i)T} + A_{k-1}^{(i)} C^{(i)} A_{k-1}^{(i)T} + V_{k-1}^{(i)} Q V_{k-1}^{(i)T} \quad (8)$$

$$\text{测量新息: } \bar{z}_k^{(i)} = z_k - h(\hat{x}_{k|k-1}^{(i)}, (m^{(i)} + 0), 0) \quad (9)$$

新息协方差:

$$S_k^{(i)} = H_k^{(i)} (F_{k-1}^{(i)} \bar{P}_{k-1|k-1}^{(i)} F_{k-1}^{(i)T} + V_{k-1}^{(i)} Q V_{k-1}^{(i)T}) H_k^{(i)T} + \dots + (H_k^{(i)} A_{k-1}^{(i)} + B_k^{(i)}) C^{(i)} (H_k^{(i)} A_{k-1}^{(i)} + B_k^{(i)})^T + W_k^{(i)} R W_k^{(i)T} \quad (10)$$

卡尔曼增益:

$$K_k^{(i)} = (H_k^{(i)} (F_{k-1}^{(i)} P_{k-1|k-1}^{(i)} F_{k-1}^{(i)T} + V_{k-1}^{(i)} Q V_{k-1}^{(i)T}) + (B_k^{(i)} + H_k^{(i)} A_{k-1}^{(i)}) C^{(i)} A_{k-1}^{(i)T})^T S_k^{(i)-1} \quad (11)$$

更新估计状态:

$$\bar{x}_{k|k}^{(i)} = \hat{x}_{k|k-1}^{(i)} + K_k^{(i)} \bar{z}_k^{(i)} \quad (12)$$

更新估计状态误差协方差:

$$P_{k|k}^{(i)} = (I - K_k^{(i)} H_k^{(i)}) (F_{k-1}^{(i)} P_{k-1|k-1}^{(i)} F_{k-1}^{(i)T} + V_{k-1}^{(i)} Q V_{k-1}^{(i)T}) (I - K_k^{(i)} H_k^{(i)})^T + K_k^{(i)} W_k^{(i)} R W_k^{(i)T} K_k^{(i)T} + (A_{k-1}^{(i)} - K_k^{(i)} (B_k^{(i)} + H_k^{(i)} A_{k-1}^{(i)})) C^{(i)} (A_{k-1}^{(i)} - K_k^{(i)} (B_k^{(i)} + H_k^{(i)} A_{k-1}^{(i)}))^T \quad (13)$$

其中:

$$F_{k-1}^{(i)} = \frac{\partial f}{\partial x_{k-1}} | (\bar{x}_{k-1|k-1}^{(i)}, (m^{(i)} + 0), 0) \quad (14)$$

$$A_{k-1}^{(i)} = \frac{\partial f}{\partial e_k^{(i)}} | (\bar{x}_{k-1|k-1}^{(i)}, (m^{(i)} + 0), 0) \quad (15)$$

$$V_{k-1}^{(i)} = \frac{\partial f}{\partial v_{k-1}} | (\bar{x}_{k-1|k-1}^{(i)}, (m^{(i)} + 0), 0) \quad (16)$$

$$H_k^{(i)} = \frac{\partial h}{\partial x_k} | (\hat{x}_{k|k-1}^{(i)}, (m^{(i)} + 0), 0) \quad (17)$$

$$B_k^{(i)} = \frac{\partial h}{\partial e_k^{(i)}} | (\hat{x}_{k|k-1}^{(i)}, (m^{(i)} + 0), 0) \quad (18)$$

$$W_k^{(i)} = \frac{\partial h}{\partial w_k} | (\hat{x}_{k|k-1}^{(i)}, (m^{(i)} + 0), 0) \quad (19)$$

注:本文假定式(1)、式(2)以及式(14)到式(19)均存在或者极限存在。

步骤 3: 模型概率更新( $i=1, 2, \dots, N$ )

模型似然函数值:

$$L_k^{(i)} \triangleq p[\bar{z}_k^{(i)} | m_k^{(i)}, z^{k-1}] = N[\bar{z}_k^{(i)}; 0; S_k^{(i)}] \quad \text{assume}$$

模型概率:

$$\mu_k^{(i)} = \frac{\mu_{k-1}^{(i)} L_k^{(i)}}{\sum_{j=1}^N \mu_{k-1}^{(j)} L_k^{(j)}}$$

步骤 4: 估计融合

联合估计:

$$\bar{x}_{k|k} = \sum_{i=1}^N \bar{x}_{k|k}^{(i)} \mu_k^{(i)}$$

联合估计协方差:

$$P_{k|k} = \sum_{i=1}^N [P_{k|k}^{(i)} + (\bar{x}_{k|k} - \bar{x}_{k|k}^{(i)}) (\bar{x}_{k|k} - \bar{x}_{k|k}^{(i)})^T] \mu_k^{(i)}$$

### 4 仿真实验

本文进行了两组实验:第一组实验以三组具体场景为例来分析两种算法优缺点,第二组实验当真实模式保持不变时从全局角度来比较两种算法性能。其中 IMM 与 MPE-IMM 的模型集合均由 3 个模型构成。

#### 4.1 环境设计

本文参考文献[4]中的设计方案。鉴于近似匀速直线运动模型<sup>[6]</sup> (nearly Constant Velocity CV) 与固定转向模型<sup>[6]</sup> (Constant Turn CT) 在目标跟踪中被广泛使用,特别是在航空交通管制方面,该方案使用这两种运动模型来对真实环境下目标运动建模。由于 CV 模型可以认为是 CT 模型的固定转率趋于  $0^\circ/\text{s}$  时的极限情况,因此本文使用 CT 模型表示系统状态转移方程。模式空间的模式在本节实验中是指 CT 模型所采用的固定转率。获得的测量数据为带噪  $X, Y$  位置。

记基础状态向量为  $x_k = [x_k^x, x_k^y, y_k^x, y_k^y]^T$ , 测量值向量为  $z_k = [x_k^x, y_k^y]^T$ , 其中  $x_k^x, y_k^y$  表示  $X, Y$  轴上的位置,  $x_k^y, y_k^x$  表示  $X, Y$  轴上的速度。设初始时刻为 0, 采样周期为  $T=5\text{s}$ 。系统状态转移方程为

$$x_k = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin s_{k-1} T}{s_{k-1}} & 0 & -\frac{1 - \cos s_{k-1} T}{s_{k-1}} \\ 0 & \cos s_{k-1} T & 0 & -\sin s_{k-1} T \\ 0 & \frac{1 - \cos s_{k-1} T}{s_{k-1}} & 1 & \frac{\sin s_{k-1} T}{s_{k-1}} \\ 0 & \sin s_{k-1} T & 0 & \cos s_{k-1} T \end{bmatrix} x_{k-1} + \Gamma v_{k-1}$$

$$\Gamma = \begin{bmatrix} T^2/2 & T/2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & T^2/2 & T/2 \end{bmatrix}^T$$

测量方程为:

$$z_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} x_k + w_k$$

基础状态向量的初始值  $x_0 = [1000\text{m}, 100\text{m/s}, 200\text{m}, 120\text{m/s}]'$ 。

系统噪声与测量噪声的方差分别为  $Q = 0.1^2 I_{2 \times 2}$ ,  $R = 100^2 I_{2 \times 2}$ 。真实模式保持不变的平均时间均为 50s, 即 10 个采样周期时间。

真实模式  $s_k$  在  $S$  上的概率密度函数为

$$f(s_k) = \{N(s_k; -3^\circ/\text{s}; (1^\circ/\text{s})^2) + N(s_k; 0^\circ/\text{s}; (1^\circ/\text{s})^2) + N(s_k; 3^\circ/\text{s}; (1^\circ/\text{s})^2)\} / 3 \quad (20)$$

注:  $3^\circ/\text{s}$  是民用飞行器的标准转速<sup>[4]</sup>, 事件  $|s_k| > 180^\circ/\text{s}$  发生的概率很小, 因此忽略其对模型集合设计的影响。

#### 4.2 参数设计

由于平均逗留时间为 10 个采样周期, 因此参考文献[7], IMM 与 ME-IMM 采用的概率转移矩阵为

$$\pi = \begin{bmatrix} 0.90 & 0.05 & 0.05 \\ 0.05 & 0.90 & 0.05 \\ 0.05 & 0.05 & 0.90 \end{bmatrix}$$

两种算法下模型  $i=1, 2, 3$  对应的初始估计状态、初始估计状态误差协方差、和初始概率分别为  $\hat{x}(i)_{0|0} = [1000\text{m}, 100\text{m/s}, 200\text{m}, 120\text{m/s}]'$ ,  $P_{0|0}^{(i)} = 0$ ,  $\mu_0^{(i)} = 1/3$ 。

根据文献[4], 可得 ME-IMM 模型集合为  $\{m_1 = -3^\circ/\text{s}, m_2 = 0^\circ/\text{s}, m_3 = 3^\circ/\text{s}\}$ , 并根据式(4)得到对应的模型误差条件方差:  $C^{(1)} = 0.8250(^{\circ}/\text{s})^2$ ,  $C^{(2)} = 0.6489(^{\circ}/\text{s})^2$ ,  $C^{(3)} = 0.8250(^{\circ}/\text{s})^2$ 。

#### 4.3 实验 1

实验 1 在 IMM 的模型集合和 ME-IMM 一样时, 比较两种算法在三组不同的场景下的性能, 使用各采样时刻位置联合估计的 RMSE(Root Mean Square Error)作为性能评估的标准。每一组场景均 Monte-Carlo 仿真 500 次, 场景说明见表 1。

表 1 三组场景的真实模式(固定转速)  $s_k(^{\circ}/\text{s})$  序列

| 时间 s    | Scenario1 | Scenario 2 | Scenario 3 |
|---------|-----------|------------|------------|
| 0-50    | 0         | 1.8        | 2          |
| 50-100  | -3        | 1.2        | 3.5        |
| 100-150 | 0         | -1.2       | 1          |
| 150-200 | 3         | -1.8       | -2         |
| 200-350 | -3        | 1.5        | -3.5       |
| 250-300 | 3         | -1.5       | -2         |

场景 1 考虑的是当真实模式均属于模型集合时的情景, 场景 2 考虑的是真实模式的绝对值小于  $3^\circ/\text{s}$  时当不属于模型集合时的情景, 场景 3 考虑的是当真实模式的绝对值大于  $3^\circ/\text{s}$  时的情景。图 1、图 2 和图 3 分别给出了三组场景下的仿真实验结果。

由图 1 看出, 当真实模式属于模型集合时, IMM 的性能要优越 ME-IMM。由图 2 和图 3 看出, 当真实模式不属于模型集合时, IMM 的性能将下降。如图 3 所示, 特别当真实模式的绝对值超过模型集合的最大值时, IMM 的性能恶化, 而 ME-IMM 能比 IMM 更加有效地避免恶化情况的出现。

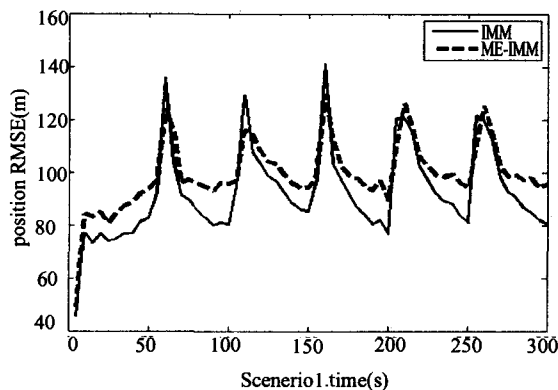


图 1 实验 1, 场景 1 下 IMM 与 ME-IMM 在各采样时刻的位置联合估计的 RMSE

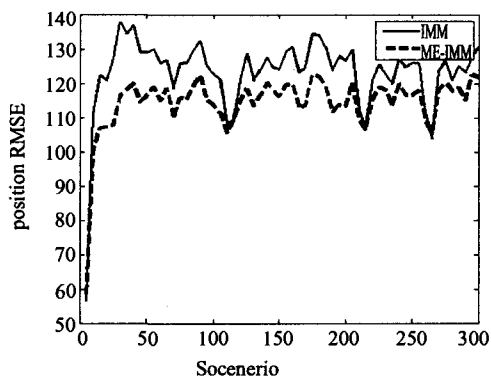


图 2 实验 1, 场景 2 下 IMM 与 ME-IMM 在各采样时刻的位置联合估计的 RMSE

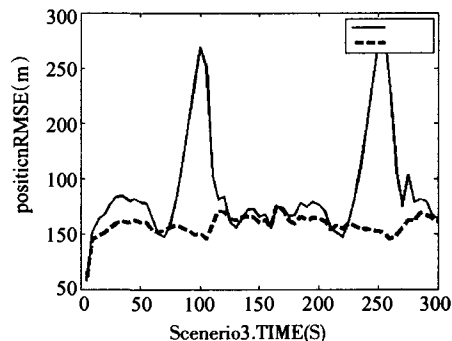


图 3 实验 1, 场景 3 下 IMM 与 ME-IMM 在各采样时刻的位置联合估计的 RMSE

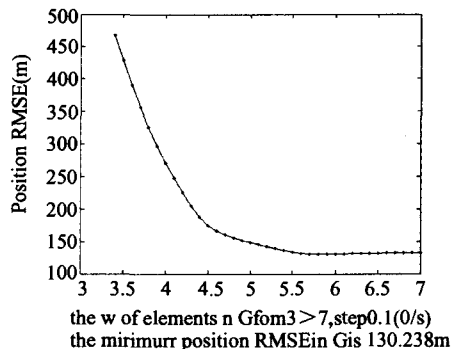


图 4 实验 2,  $G$  中各元素的全部位置联合估计的 RMSE 当  $w$  为 3.0, 3.1, 3.2 和 3.3 时实验结果为 NaN

#### 4.4 实验 2

依据式(20)给定的概率密度函数,随机生成 500 个真实模式。分别独立地对每一个真实模式进行 500 次 Monte-Carlo 仿真实验,每次实验观测 150s,即 30 次采样。通过全部位置联合估计的 RMSE 比较 ME-IMM 与集合 G 中各元素的性能,  $G = \{IMM | M = \{m(1) = -w^0/s, m(2) = 0^0/s, m(3) = w^0/s\}, w \in \{3, 0, 1, 7\}, w$  表示 M 中固定转率最大值。图 4 给出了 G 中各元素的全部位置联合估计的 RMSE, ME-IMM 的全部位置联合估计的 RMSE 为 126.63m。

**结束语** 本文分析了 IMM 算法在实际操作中存在的模型与真实模式之间可能存在差异及其可能造成的影响。通过使用模型误差这一概念将这种差异体现出来,提出了一种基于模型误差的交互式多模型算法。仿真结果表明, ME-IMM 比 IMM 更好地避免性能恶化,并且当真实模式保持不变时从全局角度考虑, ME-IMM 要优越于 IMM。

在本文中假设了  $e_k^{(i)}$  与其它量无关。然而当真实模式保持不变时,  $e_k^{(i)}$  与  $e_t^{(i)}$ ,  $t < k$  是相关的。如何将这种关系更好

地表示,以改进 IMM 性能,将是下一步可以研究的问题。

#### 参考文献

- [1] Biom 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] LI X R, Bar-Shalom Y. Performance prediction of the interacting multiple model algorithm [J]. IEEE trans on Aerospace and Electronic Systems, 1993, 39(3): 775-771
- [3] LI X R, Jilkov V P. Survey of maneuvering target tracking, part V: multiple-model methods [J]. IEEE trans on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 43(4): 1255-1321
- [4] LI X R, Zhao Zhan Lue, LI Xiao Bal. General model-set design methods for multiple-model approach [J]. IEEE trans on Automatic control, 2005, 50(9): 1260-1276
- [5] Zhao Zhan Lue, LI X R. The behavior of model probability in multiple model algorithms [C] // Proc. 2005 Int Conf on Information Fusion, 2005: 331-336
- [6] LI X R. A survey of maneuvering target tracking, part I dynamic models [J]. IEEE trans on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1333-1364
- [7] Kirubarajan T, Bar-Shalom Y. Kalman filter versus imm estimator; when do we need the latter [J]. IEEE trans on Aerospace and electronic systems, 2003, 39(4): 1452-1457

(上接第 101 页)

抗恶意节点的攻击及提供一定的容错能力,可用于有安全需求的应用中。由于这一方法也可以对 proactive area 进行动态调整,因而方法的可扩展性较好。但因为要进行安全认证,却引入了一些开销。为了能够在 MANET 和 Internet 互联的混网中传送实时媒体流, 3.3.4 小节给出了一个实时的网关

发现方法。对于 VoIP 这种实时媒体流,仿真试验表明<sup>[13]</sup>考虑 QoS 的网关发现方法在端到端延时、分组传送率、路由开销等方面均优于一般的混合方法。但是这一方法因为采用固定的 proactive area 而影响到整个方案的可扩展性。各种网关发现策略特点见表 2。

表 2 网关发现策略特点比较表

| schemes      | connectivity | latency | overheads | scalability | proactive-area(TTL value) |
|--------------|--------------|---------|-----------|-------------|---------------------------|
| Proactive    | best         | lowest  | highest   | —           | —                         |
| Reactive     | worst        | highest | lowest    | —           | —                         |
| Hybrid       | middle       | middle  | middle    | —           | fixed                     |
| Adaptive     | better       | lower   | lower     | good        | dynamic                   |
| Secure-Aware | better       | lower   | low       | good        | dynamic                   |
| QoS-Aware    | better       | lowest  | low       | not good    | fixed                     |

**结束语** 本文给出了移动 Ad Hoc 网络和 Internet 互联的网关发现策略的分类方法,系统地描述了当前各种典型的网关发现方法。从上述分析可以看出:单纯采用主动式或被动式的方法要么牺牲路由开销,要么牺牲延时,因此研究者们采用主动与被动的混合策略在一定程度上进行了折中。对于所有的混合策略,确定网关周期性广播网关通告消息的范围(proactive area)是关键问题。

尽管对 MANET 和 Internet 互联的网关发现策略的研究得到了很大进展,还有一些问题有待于进一步研究:如何更合理地选取 proactive area,使网关发现方法具有更好的稳定性和可扩展性。如何更好地提供 QoS 保证,是网关发现策略所面临的挑战和发展方向。

#### 参考文献

- [1] Xi J, Bettstetter C. Wireless Multi-hop Internet Access: Gateway Discovery, Routing and Addressing // Proceedings of the International Conference on Third Generation Wireless and Beyond (3Gwireless'02), San Francisco, USA, May 2002
- [2] Jonsson U, Alriksson F, Larsson T, et al. MIPMANET-Mobile IP for Mobile Ad Hoc Networks // Proceedings of IEEE/ACM Workshop on Mobile and Ad Hoc Networking and Computing, Boston, MA USA, August 1999
- [3] Sun Y, Belding-Royer E M, Perkins C E. Internet Connectivity for Ad Hoc Mobile Networks. International Journal of Wireless Information Networks (special issue on Mobile Ad Hoc Networks (MANETs): Standards, Research, Applications), 2002
- [4] Jelger C, Noel T, Frey A. Gateway and Address Auto-configuration for IPv6 Ad Hoc Networks. IETF Internet-Draft, draft-jelger-manet-gateway-autoconf-v6-02.txt, April 2004
- [5] Broch J, Maltz D, Johnson D. Supporting Hierarchy and Heterogeneous Interfaces in Multi-hop Wireless Ad Hoc Networks // Workshop on Mobile Computing Held in Conjunction with the International Symposium on Parallel Architectures, Algorithms, and Networks, Perth, Australia, June 1999
- [6] Wakikawa R, Malinen J T, Perkins C E, et al. Global Connectivity for IPv6 Mobile Ad Hoc Networks. Internet Engineering Task Force, Internet Draft (Work in Progress), Nov. 2002
- [7] Ratanchandani P, Kravets R. A Hybrid Approach to Internet Connectivity for Mobile Ad Hoc Networks // Proceedings of IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC2003), New Orleans, USA, March 2003; 1522-1527
- [8] Lee J, et al. Hybrid gateway advertisement scheme for connecting mobile ad hoc networks to the Internet // Proceedings of VTC 2003, Volume 1, April 2003; 191-195
- [9] Shen Bin, Zou Li, Hu Zhong-Gong. Performance Comparison and Analysis of Three Gateway Discovery Protocols of Internet Connectivity for Ad Hoc Networks. Journal of Communication and Computer, 2006, 3; 53-58
- [10] Park B, Shin C. Securing Internet Gateway Discovery Protocol in Ubiquitous Wireless Internet Access Networks // Proceedings of IFIP International Conference on Embedded & Ubiquitous Computing (EUC'2006), Seoul, Korea, August 2006
- [11] Park B, Lee W. ISMANET: A Secure Routing Protocol Using Identity-based Signcrypt Scheme for Mobile Ad-hoc Networks. IEICE Transaction on Communications, 2005, E88-B(6)
- [12] Park B, Lee W, Lee C, et al. LAID: Load-adaptive Internet Gateway Discovery for Ubiquitous Wireless Internet Access Networks // Proceedings of the International Conference on Information Networking (ICOIN) 2006, January 2006
- [13] Domingo M C. Integration of ad hoc networks with fixed networks using an adaptive gateway discovery protocol, Intelligent Environment, 2006, 1; 371-379
- [14] Park B, Lee C. QoS-aware Internet access schemes for wireless mobile ad hoc networks. Elsevier Computer Communications (COMCOM), 2007, 30(2): 369-384