

改进的马尔可夫参数自适应 IMM 算法

戴定成¹, 姚敏立¹, 蔡宗平², 何 恒¹

(1. 火箭军工程大学信息工程系, 陕西西安 710025; 2. 火箭军工程大学自动化系, 陕西西安 710025)

摘 要: 针对机动目标跟踪问题, 首先推导了马尔可夫参数自适应 IFIMM 算法自适应调节模型切换矩阵的必要条件, 进一步分析了马尔可夫矩阵修正 IMM 跟踪算法的适用局限性. 通过重新定义模型误差压缩率之比, 提出了一种改进的马尔可夫参数自适应 IMM 算法, 并阐述了误差压缩率之比的特性. 最后进行了仿真实验并指出了马尔可夫自适应 IMM 算法的适用范围.

关键词: 目标跟踪; 交互式多模型; 马尔可夫矩阵; 后验信息

中图分类号: TP 391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2017)05-1198-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.05.024

Improved Adaptive Markov IMM Algorithm

DAI Ding-cheng¹, YAO Min-li¹, CAI Zong-ping², HE Heng¹

(1. Department of Information Engineering, Rocket Force University of Engineering, Xi'an, Shaanxi 710025, China;

2. Department of Automation, Rocket Force University of Engineering, Xi'an, Shaanxi 710025, China)

Abstract: To solve the maneuvering target tracking problem, firstly, the essential condition of adaptive adjusting model based on adaptive Markov parameter IFIMM algorithm is deduced. Then the limitation of adaptive Markov parameter IMM algorithm is further analyzed. Through redefining the error compression ratio between models, an improved adaptive Markov parameter IMM algorithm is proposed, and the character of the error compression ratio is elaborated. Finally, application scope of improved adaptive Markov parameter IMM algorithm is delimited by simulation experiments.

Key words: target tracking; interacting multiple model (IMM); Markov matrix; posterior information

1 引言

目标跟踪问题广泛存在于国防军事、深空探测、港口避碰、车辆导航等军民领域^[1-5]. 交互式多模型算法 (interacting multiple model, IMM) 能够解决单一机动模型难以准确描述目标机动形式的问题, 因此在目标跟踪问题中得到了成功的应用.

近年来, 中外学者围绕提高 IMM 算法跟踪精度以及稳定性, 提出了许多改进算法^[6-8]. 例如对角 IMM 算法^[9], 二阶马尔可夫链 IMM 算法^[10], 自适应栅格 IMM 算法^[11] 等等. 其主要改进方法包括结合各种非线性滤波器提高跟踪精度, 以及通过改进算法结构提高运算效率^[12] 等等.

在 IMM 算法中, 各模型通过马尔可夫概率转移矩阵以及各模型更新后的概率来实现模型切换, 以匹配目标的真实运动状态. 但是这一方法存在着滞后性, 即

在目标发生机动后 IMM 算法需要通过一段时间来判断目标是否机动, 然后切换匹配模型, 这必然带来一定的误差. 文献[13]为了解决模型切换滞后的问题, 提出了一种马尔可夫参数自适应 IFIMM 算法 (Adaptive Markov parameter innovation filtering interacting multiple model algorithm, AMP-IFIMM), 针对两模型的交互式多模型算法, 定义了误差压缩率, 然后通过误差压缩率之比来自适应调节马尔可夫概率转移矩阵, 增大匹配模型的概率, 减小不匹配模型的概率, 从而实现快速切换模型的目的. 但该方法只适用于两模型系统, 适用范围受限. 文献[14]中提出了一种马尔可夫矩阵修正 IMM 跟踪算法 (Adaptive Markov parameter interacting multiple model algorithm, AMP-IMM), 将文献[13]中的方法推广到了三个及以上的多模型系统中, 但是该方法也存在一定的局限性.

本文在文献[12, 13]的基础上, 提出了一种改进的

马尔可夫参数自适应 IMM 算法 (Improved Adaptive Markov IMM Algorithm, IA-IMM)。

2 IMM 算法

IMM 算法包含多个模型和与之对应的滤波器,各模型之间按照马尔可夫转移概率进行切换. 假设 IMM 算法中采用 N 个运动模型, $i, j = 1, 2, \dots, N$ 代表模型的编号, 对于时刻 k , 输入的第 i 个模型的状态变量和协方差矩阵可记作 $\{\mathbf{x}_{k-1|k-1}^i\}_{j=1}^N$ 和 $\{\mathbf{P}_{k-1|k-1}^i\}_{j=1}^N$, 每个模型的概率为 $\{\mu_{k-1}^i\}_{j=1}^N$, 马尔可夫概率转移矩阵记作 $\mathbf{\Pi}_{ij}$, 则 IMM 算法的基本过程可以表示如下:

(1) 交互输入. 通过上一步各模型对应滤波器的输出值, 计算当前时刻交互作用各滤波器输入的状态变量和协方差.

$$\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}^{oj} = \sum_{i=1}^N \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}^i u_{k-1, ij} \quad (1)$$

$$\begin{cases} u_{k-1, ij} = \frac{1}{C_j} \mathbf{\Pi}_{ij} \mu_{k-1}^i(i) \\ \bar{C}_j = \sum_{i=1}^N \mathbf{\Pi}_{ij} \mu_{k-1}^i(i) \end{cases} \quad (2)$$

$$\tilde{\mathbf{x}}_{k-1|k-1, ij} = \mathbf{x}_{k-1|k-1}^i - \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}^i \quad (3)$$

$$\mathbf{P}_{k-1|k-1}^j = \sum_{i=1}^N \mu_{k-1, ij} [\mathbf{P}_{k-1|k-1}^i - \tilde{\mathbf{x}}_{k-1|k-1, ij} \tilde{\mathbf{x}}_{k-1|k-1, ij}^T] \quad (4)$$

(2) 模型修正. 将上一步计算得到的状态变量和协方差送入相应滤波器中计算, 得到残差 \mathbf{v}_k^j 、残差协方差 \mathbf{S}_k^j 以及状态估计值 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^j$ 和 $\mathbf{P}_{k|k}^j$.

(3) 计算似然函数. 通常假设模型的似然函数服从正态分布.

$$\mathbf{A}_k^j = \frac{1}{\sqrt{|2\pi\mathbf{S}_k^j|}} \exp\left[-\frac{1}{2} \mathbf{v}_k^j T \mathbf{S}_k^j \mathbf{v}_k^j\right] \quad (5)$$

(4) 更新模型概率.

$$C = \sum_{i=1}^N \mathbf{A}_k^i \bar{C}_j \quad (6)$$

$$\mu_k(j) = \frac{1}{C} \mathbf{A}_k^j \bar{C}_j \quad (7)$$

(5) 融合输出结果.

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \sum_{i=1}^N \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^i \mu_k(i) \quad (8)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = \sum_{i=1}^N \mu_k(i) [\mathbf{P}_{k|k}^i + (\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^i - \hat{\mathbf{x}}_{k|k}) (\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^i - \hat{\mathbf{x}}_{k|k})^T] \quad (9)$$

3 马尔可夫参数自适应 IMM 算法

3.1 模型误差压缩率

针对 IMM 算法中马尔可夫概率转移矩阵是通过先验知识确定, 不能快速有效实现模型切换的问题, 文献

[13] 将当前时刻某个模型的滤波估计值与下一步交互输入作用后的输出值的偏差, 与当前时刻该模型对应滤波器的输出值与融合输出值的偏差之比定义了误差压缩率:

$$\lambda_i(k) = \left\| \frac{\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^{oj} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^i}{\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^i - \hat{\mathbf{x}}_{k|k}} \right\| \quad (10)$$

在这里, $\lambda_i(k)$ 是通过范数的形式表达. 事实上对于两模型系统, 此处不要求范数. 将式(1,2)和式(8)代入式(10)可以推导出两个模型对应的模型误差压缩率:

$$\lambda_1(k) = \frac{p_{21}}{p_{11}\mu_1(k) + p_{21}\mu_2(k)} \quad (11)$$

$$\lambda_2(k) = \frac{p_{12}}{p_{12}\mu_1(k) + p_{22}\mu_2(k)} \quad (12)$$

式(11), (12)中 p_{ij} 是马尔可夫概率转移矩阵中的元素. 文献[13]指出: 在两模型条件下, 设定的马尔可夫概率转移矩阵是主对角元素相等的对称阵, 因此当 $\mu_1 > \mu_2$ 时 $\frac{\lambda_1}{\lambda_2} < 1$, 反之当 $\mu_1 < \mu_2$ 时 $\frac{\lambda_1}{\lambda_2} > 1$. 然后通过该比值修正马尔可夫概率转移矩阵:

$$\mathbf{\Pi}_{ij}^* = \begin{bmatrix} 1 - \left(\frac{\lambda_1}{\lambda_2}\right)^l p_{12} & \left(\frac{\lambda_1}{\lambda_2}\right)^l p_{12} \\ \left(\frac{\lambda_2}{\lambda_1}\right)^l p_{21} & 1 - \left(\frac{\lambda_2}{\lambda_1}\right)^l p_{21} \end{bmatrix} \quad (13)$$

式(13)中 $l \in [0, 1]$ 是调节因子. 若 $\mu_1 > \mu_2$, 即模型 1 为匹配模型, 则通过模型误差压缩率之比可以减小非匹配模型(模型 2)的概率, 以及模型 1 向模型 2 切换的概率, 同时增大模型 1 的概率以及模型 2 向模型 1 切换的概率, 从而提高模型的切换速度.

3.2 自适应调节的必要条件

文献[13]在证明误差压缩率自适应调节模型切换概率时所用的马尔可夫概率转移矩阵是初始矩阵, 通过经验可以设置为主对角元素占优并相同. 但是经过模型误差压缩率调整以后的马尔可夫概率转移矩阵显然不满足主对角元素相等的条件, 因此有必要推导模型误差压缩率之比自适应调节成立的必要条件.

假设 $\mu_1 > \mu_2$ 时 $\frac{\lambda_1}{\lambda_2} < 1$ 成立. 将式(11), (12)代入计算可得:

$$\frac{p_{21}}{p_{12}} \times \frac{p_{12}\mu_1(k) + p_{22}\mu_2(k)}{p_{11}\mu_1(k) + p_{21}\mu_2(k)} < 1 \quad (14)$$

式(14)可以化为

$$p_{12}(p_{11} - p_{21})\mu_1(k) > p_{21}(p_{22} - p_{12})\mu_2(k) \quad (15)$$

注意到: $p_{21} = 1 - p_{22}$ 以及 $p_{12} = 1 - p_{11}$, 以及 p_{11}, p_{22} 是主对角元素, 均满足 $p_{ii} > 0.5$. 所以有 $p_{11} - p_{21} = p_{11} + p_{22} - 1 = p_{22} - p_{12} > 0$. 结合式(15)可以得到自适应调节的必要

条件:

$$\frac{\mu_1(k)}{\mu_2(k)} > \frac{p_{21}}{p_{12}} \quad (16)$$

即当 $\mu_1 > \mu_2$ 时只有式(16)成立时才能保证 $\frac{\lambda_1}{\lambda_2} < 1$ 成立,才能实现自适应调节. 由于马尔可夫概率转移矩阵在自适应算法中不断的调整,因此式(16)并非恒成立. 比如取 $\mu_1(k) = 0.6, \mu_2(k) = 0.4$,再假定马尔可夫概率转移矩阵为 $\mathbf{\Pi}_{ij} = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.2 \\ 0.4 & 0.6 \end{bmatrix}$,代入式(16)计算可知该式并不成立. 此处的 $\mathbf{\Pi}_{ij}$ 可以看作是模型 1 占优时,通过模型误差压缩率之调整的结果. 需要指出的是,在仿真实验中,如果仿真条件和参数设置合适,可以使得式(16)始终成立.

4 马尔可夫矩阵修正的 IMM 算法

4.1 模型误差压缩率

在文献[13]的基础上,文献[14]将自适应调节算法推广到了三个及以上的多模型系统中,其主要工作是改进了模型的误差压缩率:

$$\lambda_i(k) = \frac{1}{p_{1i}\mu_1(k) + p_{2i}\mu_2(k) + \dots + p_{Ni}\mu_N(k)} \quad (17)$$

两个模型之间的误差压缩率之比为:

$$\frac{\lambda_i(k)}{\lambda_j(k)} = \frac{p_{1i}\mu_1(k) + p_{2i}\mu_2(k) + \dots + p_{Ni}\mu_N(k)}{p_{1j}\mu_1(k) + p_{2j}\mu_2(k) + \dots + p_{Nj}\mu_N(k)} \quad (18)$$

通过模型误差压缩率修正后的概率转移矩阵为:

$$\mathbf{\Pi}_{ij}^* = \begin{bmatrix} 1 - p_{12}^* - \dots - p_{1N}^* & \dots & p_{1N}^* \\ \dots & \ddots & \dots \\ p_{N1}^* & \dots & 1 - p_{N1}^* - \dots - p_{N,N-1}^* \end{bmatrix} \quad (19)$$

式(19)中

$$p_{ij}^* = \left(\frac{\lambda_i(k)}{\lambda_j(k)} \right)^l p_{ij}, i \neq j \quad (20)$$

文献[14]指出,当某一模型占优时,通过式(17~20)可以自适应调节模型转移概率,增大各模型向匹配模型的概率. 因此能够将马尔可夫参数自适应的思想推广到多模型系统中.

4.2 AMP-IMM 算法的局限性

在实际的仿真过程中,发现 AMP-IMM 算法存在着一些不足,以一个简单的例子来说明. 假设对于一个三模型系统,各模型的初始概率为 $\boldsymbol{\mu}_0 = [0.8 \ 0.1 \ 0.1]$,模型转移概率初值为: $\mathbf{\Pi}_{ij}^0 = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.8 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.8 \end{bmatrix}$,按照式(17)~(20)计算一步更新后的马尔可夫概率转移矩阵:

$$\mathbf{\Pi}_{ij}^{1*} = \begin{bmatrix} 0.9485 & 0.0258 & 0.0258 \\ 0.3882 & 0.5118 & 0.1 \\ 0.3882 & 0.1 & 0.5118 \end{bmatrix} \quad (21)$$

通过式(21)可以明显看出,自适应算法增大了各模型向匹配模型 1 的转移概率,减小了非匹配模型的概率,达到了自适应调节的目的.

假设第二步更新时模型的概率保持不变,即 $\boldsymbol{\mu}_1 = [0.8 \ 0.1 \ 0.1]$,再更新一次模型概率转移矩阵,得到:

$$\mathbf{\Pi}_{ij}^{2*} = \begin{bmatrix} 0.9950 & 0.0025 & 0.0025 \\ 3.9707 & -3.0707 & 0.1 \\ 3.9707 & 0.1 & -3.0707 \end{bmatrix} \quad (22)$$

观察式(22)可以发现,模型概率转移矩阵已经完全发散,不再满足马尔可夫矩阵的要求. 究其原因,是因为定义的模型误差压缩率过分的增大了向匹配模型的转移概率,因此需要对模型误差压缩率进行改进.

5 改进的参数自适应 IMM 算法

5.1 模型误差压缩率之比

对比文献[13]定义的模型误差压缩率和文献[14]推广的模型误差压缩率,可以发现,模型误差压缩率的分子部分都是式(2)中所计算的 \bar{C}_j ,而式(17)比式(11)少了分子中的一项. 考虑到多模型系统,分子部分不再具有统一的表达形式,则对于某个模型而言不再有固定的误差压缩率. 重新定义模型的误差压缩率之比为:

$$d_{ij} = \frac{p_{ij}^*}{p_{ij}} \times \frac{\bar{C}_j}{\bar{C}_i} \quad (23)$$

式(23)中:

$$\bar{C}_j = p_{1j}\mu_1(k) + p_{2j}\mu_2(k) + \dots + p_{Nj}\mu_N(k) \quad (24)$$

d_{ij} 代表第 i 个模型向第 j 个模型切换的误差压缩率之比. 调整后的模型概率转移矩阵为:

$$\mathbf{\Pi}_{ij}^* = \begin{bmatrix} p_{11}^* & p_{12}^* & \dots & p_{1N}^* \\ p_{21}^* & p_{22}^* & \dots & p_{2N}^* \\ \dots & \dots & \ddots & \dots \\ p_{N1}^* & p_{N2}^* & \dots & p_{NN}^* \end{bmatrix} \quad (25)$$

式(25)中对角元素为:

$$p_{ii}^* = 1 - d_{i1}^l p_{i1} - \dots - d_{iN}^l p_{iN}, \quad i \neq j \quad (26)$$

非对角元素为:

$$p_{ij}^* = d_{ij}^l p_{ij}, \quad i \neq j \quad (27)$$

考虑模型数量为 2 时的场景,根据式(23),模型误差压缩率之比为:

$$d_{12} = \frac{p_{21}}{p_{12}} \times \frac{p_{12}\mu_1(k) + p_{22}\mu_2(k)}{p_{11}\mu_1(k) + p_{22}\mu_2(k)} \quad (28)$$

观察式(28),再对比式(11),(12),显然 $d_{12} = \frac{\lambda_1}{\lambda_2}$. 即式(23)是式(10)~(12)在三个及以上模型系统中的推

广,或者说式(10)~(12)是式(23)在两模型下的特例.

在多模型条件下,由于马尔可夫概率转移矩阵的元素不再具有诸如 $p_{11} = 1 - p_{12}$ 这样简单的特性. 式(16)在多模型条件下不一定成立. 根据式(23),可以直接得到多模型条件下自适应调节的必要条件,即当 $\mu_i(k) > \mu_j(k)$ 时应该满足:

$$\frac{\bar{C}_i}{C_j} > \frac{p_{ji}}{p_{ij}} \quad (29)$$

在实验中还进一步发现,对于满足式(16)或者(29)的系统,尽管根据式(11),(12)或者式(23)定义的模型误差压缩率之比能够自适应调节马尔可夫概率转移矩阵,并且满足 $0 < p_{ij} < 1, \sum_{j=1}^N p_{ij} = 1$. 但这并不能保证调整以后的马尔可夫概率转移矩阵满足强对角占优. 有可能会出现 μ_i 较小的模型对应的马尔可夫转移概率 $p_{ii} < 0.5$. 这与马尔可夫概率转移矩阵的物理含义显然是矛盾的, p_{ii} 代表的物体运动保持当前状态的惯性,如果 $p_{ii} < 0.5$,则表明该运动状态是一个瞬间过渡状态,不应该作为系统选择的运动模型. 同时 $p_{ii} < 0.5$,还可能导致 IMM 算法中协方差矩阵非正定.

以一个数值例子进行说明,假设初始条件为 $\Pi_{ij} = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.2 \\ 0.4 & 0.6 \end{bmatrix}, \mu = [0.8 \quad 0.2]$,该初始条件满足式(16)、(29). 假设保持 μ 不变,马尔可夫概率转移矩阵最终将会收敛为 $\Pi_{ij}^* = \begin{bmatrix} 0.8586 & 0.1414 \\ 0.5657 & 0.4343 \end{bmatrix}$. 显然 $p_{22} < 0.5$,因此需要对这种情况进行限制.

在 IA-IMM 算法迭代过程中,判断自适应调整后的马尔可夫概率转移矩阵是否满足:

$$p_{ii} > 0.5, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (30)$$

若是则更新概率转移矩阵,否则不更新.

5.2 模型误差压缩率的特性

在仿真实验中发现,给定的马尔可夫概率转移矩阵以及模型概率初始值满足式(29)时,迭代后通过式(23)调整的模型概率转移矩阵在数步迭代更新后会自动收敛,达到恒定值. 且满足:

$$\mu = \mu \times \Pi_{ij} = \bar{C} \quad (31)$$

还可以验证,马尔可夫概率转移矩阵收敛时满足:

$$\frac{\mu_i(k)}{\mu_j(k)} = \frac{p_{ji}}{p_{ij}} \quad (32)$$

证明:

马尔可夫概率转移矩阵收敛,即各概率元素保持不变,则:

$$d_{ij} = \frac{p_{ji}}{p_{ij}} \times \frac{\bar{C}_j}{C_j} = 1 \quad (33)$$

显然,当 $i = j$ 时 $d_{ij} = 1$. 式(33)可化作:

$$\bar{C}_i p_{ij} = \bar{C}_j p_{ji} \quad (34)$$

两边同时对 j 进行求和:

$$\sum_{j=1}^N \bar{C}_i p_{ij} = \sum_{j=1}^N \bar{C}_j p_{ji} \quad (35)$$

展开可得:

$$\bar{C}_i \sum_{j=1}^N p_{ij} = [p_{1i} \ p_{2i} \ \dots \ p_{Ni}] \times [\bar{C}_1 \ \bar{C}_2 \ \dots \ \bar{C}_N]^T \quad (36)$$

注意到式(36)左边: $\sum_{j=1}^N p_{ij} = 1$, 于是:

$$\bar{C}_i = [p_{1i}, p_{2i}, \dots, p_{Ni}] \times [\bar{C}_1, \bar{C}_2, \dots, \bar{C}_N]^T \quad (37)$$

而 \bar{C}_i 又满足:

$$\bar{C}_i = [p_{1i} \ p_{2i} \ \dots \ p_{Ni}] \times [\mu_1 \ \mu_2 \ \dots \ \mu_N]^T \quad (38)$$

考虑 $i = 1, 2, \dots, N$, 式(37)可写作:

$$\begin{bmatrix} p_{11} & \dots & p_{N1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{1N} & \dots & p_{NN} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \vdots \\ \mu_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{11} & \dots & p_{N1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{1N} & \dots & p_{NN} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{C}_1 \\ \vdots \\ \bar{C}_N \end{bmatrix} \quad (39)$$

式(39)即:

$$\Pi_{ij}^T \mu^T = \Pi_{ij}^T \bar{C}^T \quad (40)$$

由于 Π_{ij} 为强对角占优矩阵,所以其非奇异. 因此有: $\mu = \mu \times \Pi_{ij} = \bar{C}$. 式(31)得证.

根据式(33)和(31)可直接得到:

$$\frac{p_{ji}}{p_{ij}} = \frac{\bar{C}_i}{C_j} = \frac{\mu_i}{\mu_j} \quad (41)$$

证毕.

以 4.2 节中的初始模型概率和马尔可夫概率转移矩阵为例,假设 μ 保持恒定,利用重新定义的模型误差压缩率之比进行更新. 马尔可夫概率转移矩阵在 6 步迭代以后收敛为:

$$\Pi^* = \begin{bmatrix} 0.9293 & 0.0354 & 0.0354 \\ 0.2828 & 0.6172 & 0.1 \\ 0.2828 & 0.1 & 0.6172 \end{bmatrix} \quad (42)$$

以概率转移矩阵中的元素 p_{11}, p_{21} 和 p_{31} 为例,100 次迭代运算的结果如图 1 所示.

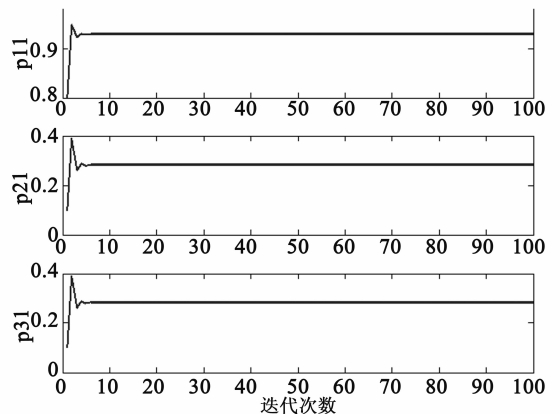


图1 模型转移概率变化图

5.3 改进的参数自适应 IMM 算法

总结上述推导和分析,给出改进的自适应 IMM 算法(IA-IMM)步骤如下:

(1)根据式(1)~(7)进行交互输入、模型修正、计算似然函数并更新模型概率.

(2)判断模型切换概率是否满足式(29),若满足,则根据式(23)~(27)自适应调整马尔可夫概率转移矩阵.然后判断调整后的概率转移矩阵是否满足主对角元素均大于 0.5.若满足则更新马尔可夫概率转移矩阵.否则不更新.

(3)根据式(8)、(9)输出融合状态估计值以及协方差矩阵.

6 实验仿真与分析

6.1 仿真实验

为了检验 IA-IMM 算法的性能,并分析算法的适用范围,设定三个场景仿真实验.

仿真场景 I:假设目标在二维平面机动,状态变量 $\mathbf{x}_k = [x_k \ v_x \ y_k \ v_y]^T$,代表目标在 x 和 y 方向上的位置和速度分量.目标的初始状态 $\mathbf{x}_0 = [1000 \ 100 \ 1000 \ 80]^T$,观测值为目标的位置信息.采样间隔 $T = 1\text{s}$,仿真时间 $t = 300\text{s}$.系统噪声和观测噪声相互独立,分别为 $\mathbf{Q} = \text{diag}(0.2^2, 0.2^2)$, $\mathbf{R} = \text{diag}(25^2, 25^2)$.假设目标在 60~120s 之间做 $5^\circ/\text{s}$ 的匀速率机动转弯,180~240s 之间做 $-3^\circ/\text{s}$ 的匀速率机动转弯,其余时间进行匀速运动.假设跟踪算法采用匀速以及角速率分别为 $5^\circ/\text{s}$ 和 $-3^\circ/\text{s}$ 的匀速转弯三个模型进行跟踪.各模型的初始概率设为 $\boldsymbol{\mu}_0 = [1/3, 1/3, 1/3]$,马尔可夫概率转移矩阵初值为:

$$\mathbf{\Pi}_0 = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.8 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.8 \end{bmatrix}$$

利用 IA-IMM 算法与 IMM 算法进行对比实验,做 300 次蒙特卡洛仿真.利用均方根误差^[15](Root-mean Square error, RMSE)来评价 IMM 算法和 IA-IMM 算法在位置与速度方面的跟踪性能.实验结果如图 2,3 所示.

根据之前的分析,IA-IMM 算法能够迅速切换模型.以某一次蒙特卡洛仿真实验为例,模型的概率变化情况分别如图 4 和图 5 所示.

场景 I 中 RMSE 均值与方差如表 1,2 所示.

表 1 场景 I RMSE 均值对比

算法	位置 RMSE(m)		速度 RMSE(m/s)	
	X 方向	Y 方向	X 方向	Y 方向
IMM	13.4418	15.6944	5.3510	7.2049
IA-IMM	12.4027	14.0908	3.6914	4.7979

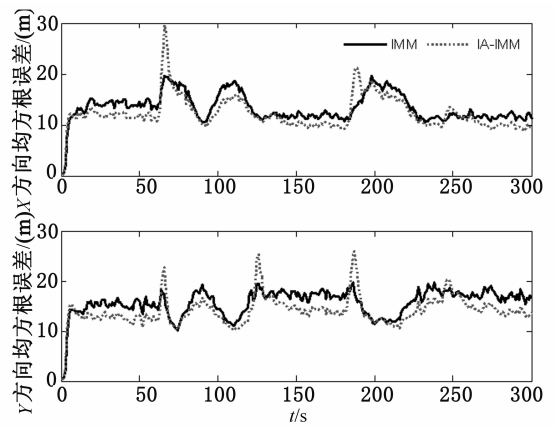


图 2 位置均方根误差对比

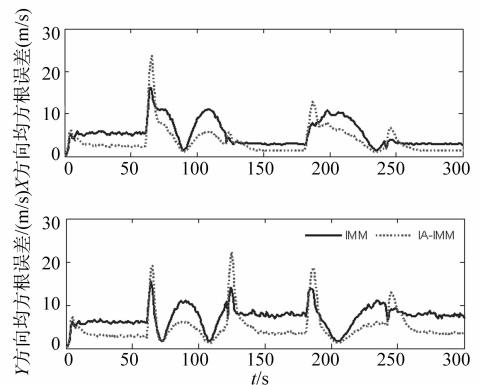


图 3 速度均方根误差对比

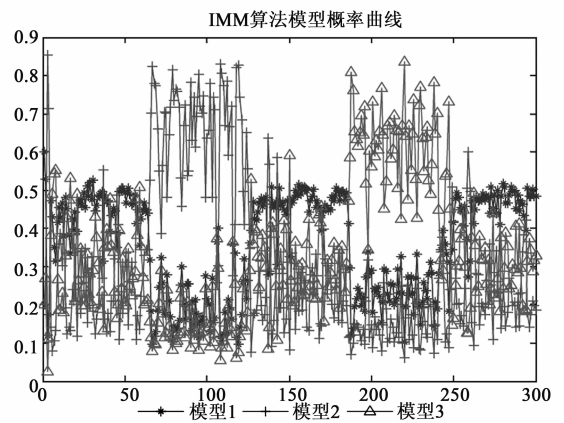


图 4 IMM 算法模型概率变化曲线

表 2 场景 I RMSE 方差对比

算法	位置 RMSE(m)		速度 RMSE(m/s)	
	X 方向	Y 方向	X 方向	Y 方向
IMM	7.2552	7.7167	9.0616	6.3246
IA-IMM	9.9913	9.8438	9.9613	12.5982

仿真场景 II:假设仿真时间为 100s,目标在 10~20,50~60,90~100s 作 $5^\circ/\text{s}$ 的机动转弯,30~40,70~80s 作 $-3^\circ/\text{s}$ 的机动转弯.其他初始条件与场景 I 中保

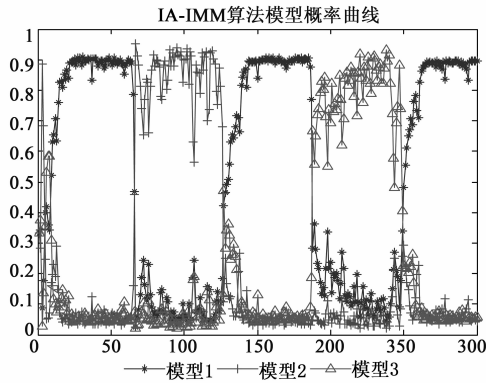


图5 IA-IMM算法模型概率变化曲线

持一致. 实验结果如图 6,7 所示.

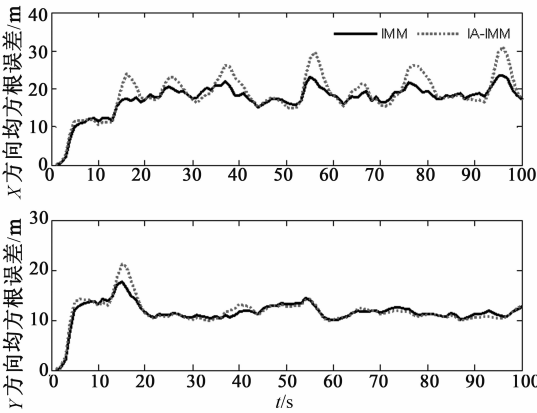


图6 场景II位置均方根误差对比

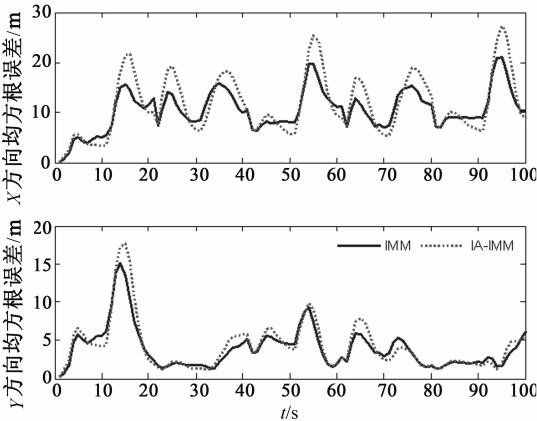


图7 场景II速度均方根误差对比

场景 II 的 RMSE 均值与方差如表 3,4 所示.

表 3 场景 II RMSE 均值对比

算法	位置 RMSE(m)		速度 RMSE(m/s)	
	X 方向	Y 方向	X 方向	Y 方向
IMM	17.3376	11.5506	10.6001	3.9258
IA-IMM	18.5279	11.6449	11.6717	4.2263

表 4 场景 II RMSE 方差对比

算法	位置 RMSE(m)		速度 RMSE(m/s)	
	X 方向	Y 方向	X 方向	Y 方向
IMM	16.7216	5.8758	16.8272	7.3148
IA-IMM	29.4042	7.5133	36.0363	10.8313

仿真场景 III:假设两种跟踪算法采用的匀速转弯模型的角速率分别为 $-5^{\circ}/s$ 和 $3^{\circ}/s$. 其他初始条件设置与场景 I 中保持一致. 仿真结果如图 8,9 所示.

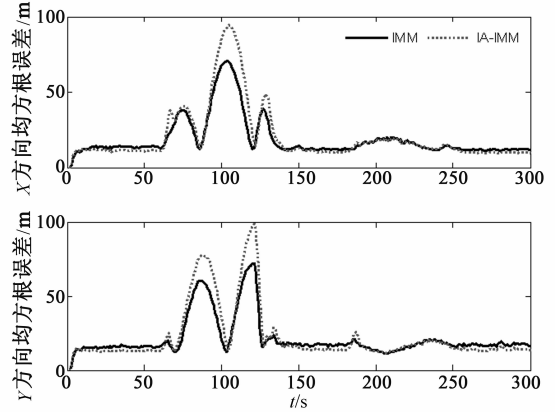


图8 场景III位置均方根误差对比

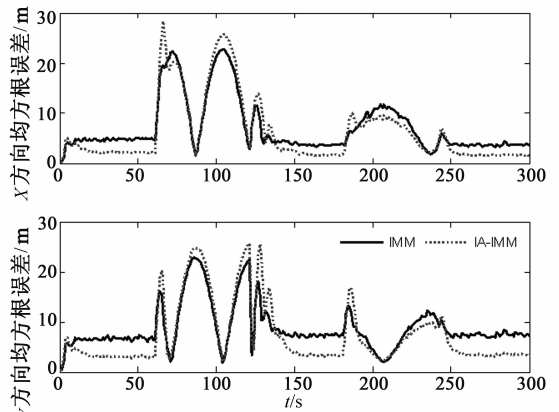


图9 场景III速度均方根误差对比

场景 III 的 RMSE 均值与方差如表 5,6 所示.

表 5 场景 III RMSE 均值对比

算法	位置 RMSE(m)		速度 RMSE(m/s)	
	X 方向	Y 方向	X 方向	Y 方向
IMM	18.9245	21.2213	7.1607	8.7265
IA-IMM	20.5989	6.3861	22.5972	7.3803

表 6 场景 III RMSE 方差对比

算法	位置 RMSE(m)		速度 RMSE(m/s)	
	X 方向	Y 方向	X 方向	Y 方向
IMM	176.8019	178.8398	28.8808	19.9830
IA-IMM	366.7213	43.2868	383.2640	39.8378

6.2 实验结果分析

首先分析场景 I, 观察图 2, 3 与表 1, 可以看出, IA-IMM 算法通过自适应调节模型切换概率, 提高了目标跟踪精度. 综合 x 和 y 方向, 位置跟踪精度提高了约 9.16%, 速度跟踪精度提高了约 32.55%, 这表明算法在提高跟踪精度方面是十分有效的.

观察表 2, 可以看出, IA-IMM 算法提高精度的同时, 稳定性有所下降, 对比图 3 和图 4 可以看出, 主要不稳定的时段集中在模型切换时刻的前后, 这说明 IA-IMM 算法在模型切换的时刻跟踪精度和稳定性有所下降. 但是当模型切换为匹配模型以后, IA-IMM 算法迅速恢复了稳定性.

对比图 5 与图 6 能够明显看出, 传统 IMM 算法不能有效体现出匹配模型, 而 IA-IMM 算法则利用模型误差压缩率之比能够迅速切换到匹配的模型, 主次分明.

再分析场景 II, 根据图 6, 7 和表 3, 4 可以看出, 在其他条件不变的情况下, 相比于 IMM 算法, 如果目标在短时间内发生连续大幅度机动, 由于 IA-IMM 算法在模型切换阶段短时间内会出现较大偏差, 即图 6, 7 中的尖峰, 会导致 IA-IMM 算法的跟踪精度和稳定性下降.

最后分析场景 III, 根据图 8, 9 和表 5, 6 可以看出, 如果 IA-IMM 算法采用的运动模型与目标实际运动状态不匹配, IA-IMM 算法的跟踪精度和稳定性也会比 IMM 算法差. 这是由于 IA-IMM 算法会显著增大“匹配模型”(模型概率最大的一个)的切换概率, 因此也会带来较大误差.

总结这些特点和规律, 可以得出结论: IA-IMM 算法适用于有先验知识的慢速机动目标, 例如跟踪大型水面舰艇、民航客机等等.

7 结论

文章首先推导了 AMP-IFIMM 算法自适应调整模型切换矩阵的必要条件, 并分析了 AMP-IMM 算法的局限性. 通过重新定义模型误差压缩率之比, 解决了 AMP-IMM 算法中存在的不足, 证明了重新定义的模型误差压缩率之比的特性, 并将两模型条件下的自适应调节必要条件推广到了多模型中. 最后进行了仿真实验, 分析了 IA-IMM 算法的优缺点, 指出了 IA-IMM 算法的适用范围. 下一步的工作将努力克服 IA-IMM 算法在模型切换瞬间产生的尖峰误差.

参考文献

[1] 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.

[2] Zhang L, Mao X. Vehicle density estimation of freeway traffic with unknown boundary demand-supply: an interacting multiple model approach [J]. IET Control Theory & Applications, 2015, 9(13): 1989 - 1995.

[3] Reali F, Palmerini G B, Farina A, et al. Parametric analysis of ballistic target-tracking problem by multiple model approach [J]. IET Radar Sonar & Navigation, 2013, 7(4): 459 - 469.

[4] Chen X L, Gao J, Han X. An algorithm based on interacting multiple models for maneuvering target tracking [A]. Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC) [C]. IEEE, 2014. 405 - 408.

[5] Hou J, Li X R, Jing Z. Multiple model tracking of manoeuvring targets accounting for standoff jamming information [J]. IET Radar Sonar & Navigation, 2013, 7(4): 342 - 350.

[6] 蔡宗平, 戴定成, 牛创. 基于容积粒子滤波的交互式多模型算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(12): 2366 - 2370.

Cai Z P, Dai D C, Niu C. Interacting multiple model algorithm with cubature particle filter [J]. Systems Engineering and Electronics, 2014, 36(12): 2366 - 2370. (in Chinese)

[7] Lee S J, Motai Y, Choi H. Tracking Human Motion With Multichannel Interacting Multiple Model [J]. IEEE Trans. on Industrial Informatics, 2013, 9(3): 1751 - 1763.

[8] Jin B, Bo J, Su T, et al. Switched Kalman filter-interacting multiple model algorithm based on optimal autoregressive model for manoeuvring target tracking [J]. IET Radar Sonar & Navigation, 2015, 9(2): 199 - 209.

[9] Fu X, Shang Y, Yuan H. Improved diagonal interacting multiple model algorithm for manoeuvring target tracking based on H_∞ filter [J]. IET Control Theory & Applications, 2015, 9(12): 1887 - 1892.

[10] Lan J, Li X R, Jilkov V P, et al. Second-Order Markov Chain Based Multiple-Model Algorithm for Maneuvering Target Tracking [J]. IEEE Trans on Aerospace & Electronic Systems, 2013, 49(1): 3 - 19.

[11] Wu P, Li X, Zhang L, et al. Tracking algorithm with radar and infrared sensors using a novel adaptive grid interacting multiple model [J]. IET Science, Measurement & Technology, 2014, 8(5): 270 - 276.

[12] Li W, Jia Y. An information theoretic approach to interacting multiple model estimation [J]. IEEE Trans on Aerospace & Electronic Systems, 2015, 51(3): 1811 - 1825.

[13] 臧荣春, 崔平远. 马尔可夫参数自适应 IFIMM 算法研究 [J]. 电子学报, 2006, 34(3): 521 - 524.

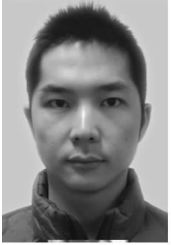
Zang R C, Cui P Y. Research on adaptive Markov parameter IFIMM algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(3): 521 - 524. (in Chinese)

- [14] 封普文,黄长强,曹林平,等. 马尔可夫矩阵修正 IMM 跟踪算法[J]. 系统工程与电子技术,2013,35(11):2269-2274.
Feng P W, Huang C Q, Cao L P, et al. Research on adaptive Markov matrix IMM tracking algorithm[J]. Systems

Engineering & Electronics, 2013, 35(11): 2269 - 2274.
(in Chinese)

- [15] Qu H Q, Pang L P, Li S H. A novel interacting multiple model algorithm[J]. Signal Processing, 2009, 89(11): 2171 - 2177.

作者简介



戴定成 男,1991 年生于湖北麻城. 火箭军工程大学信息工程系博士研究生,研究方向为雷达信号处理.

E-mail: ddc264@163.com



姚敏立 男,1966 年生于山西运城. 教授,博士生导师,研究方向为宽带移动卫星通信. 阵列信号处理.