

引入模糊推理与强跟踪滤波技术的 变结构多模型估计

刘扬^{1,2}, 国强³, 吴钦章¹

(1. 中国科学院光电技术研究所, 610036, 成都; 2. 中国科学院研究生院, 100049, 北京;
3. 哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 150000, 哈尔滨)

摘要: 针对固定结构多模型方法(FSMM)应用于机动目标跟踪时滤波精度不高的问题,提出了一种模糊混合网格变结构多模型方法(FHGMM). FHGMM中的全体模型集由模糊基础模型网格(FBMG)和模糊修正模型网格(FAMG)组成. 在此框架下,首先利用模糊推理技术对FBMG的拓扑结构进行实时调整,然后将模糊强跟踪滤波方法应用于FAMG区域中心的更新,并实时生成能够在系统模式空间自由滑动的FAMG,最后利用最优融合原理得到系统的整体估计. 仿真结果表明, FHGMM与FSMM相比,目标位置、速度、加速度的滤波误差均值分别从5.5 m、1.037 m/s、0.187 m/s²减小到5.15 m、0.96 m/s、0.13 m/s²,算法单拍时间从0.02 s增加到0.037 s.

关键词: 机动目标跟踪;变结构多模型算法;混合网格;模糊推理;强跟踪滤波

中图分类号: TP391.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2011)06-0027-07

A Variable Structure Multiple-Model Estimation with Fuzzy Inference and Strong Tracking Filter

LIU Yang^{1,2}, GUO Qiang³, WU Qinzhang¹

(1. The Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610209, China;

2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3. School of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150000, China)

Abstract: A fuzzy hybrid grid multiple-model method (FHGMM) is presented to improve the tracking performance of the fixed structure multiple-model method (FSMM) in the tracking of maneuvering target. The total model set of FHGMM is the combination of a fuzzy basic model grid (FBMG) and a fuzzy amendatory model grid (FAMG). The fuzzy inference technique is used to adjust the topology structure of the FBMG, and then the fuzzy strong tracking filter method is employed to update the central position of FAMG and to produce FAMG which can move freely in the mode space of the system. The total estimation of the system are obtained using the theory of optimal information fusion. Simulation results and comparisons with FSMM show that the means of estimation errors in position, velocity and acceleration of the FHGMM algorithm are improved from 5.5 m, 1.037 m/s, 0.187 m/s² to 5.15 m, 0.96 m/s, 0.13 m/s², respectively; and the time of one cycle is increased from 0.02 s to 0.037 s.

Keywords: maneuvering target tracking; variable structure multiple-model algorithm; hybrid grid; fuzzy inference; strong tracking filter

多模型估计在处理结构未定和参数变化问题上取得了极大成功,近年来受到人们重视.多模型估计的应用范围覆盖从机动目标跟踪到失效探测和隔离,从生物医学信号处理到过程控制等多个领域.传统多模型估计中,需要预先设定一个有限模型集来逼近整个系统的模式空间,其固定的拓扑结构通常被称之为固定结构多模型方法(fixed structure multiple-model method,FSMM).FSMM在应用中遇到2个问题:①预先设定好的模型集无法完全覆盖整个系统模式空间,导致算法精度下降;②即使预先设定好的模型集能够完全覆盖整个模式空间,但过多的模型往往导致计算量的激增引起模型间不必要竞争,从而导致算法性能下降.为克服FSMM的局限性,1996年李晓榕提出变结构思想^[1],通过对量测及验前验后信息的融合,使模型集能够实时的自适应调整.通常,变结构多模型方法(variable structure multiple-model method,VSM)分为激活模型集类和生成模型集类.模型群切换(MGS)算法^[2-3]、可能模型集(LMS)算法^[4]属于激活模型集类,而期望模式扩张(EMA)^[5]算法、自适应网格(AG)^[6-8]算法属于生成模型集类.激活模型集类算法实现简单,但模型群之间会出现错误切换,从而影响算法精度,而在生成模型集类的算法中,模型生成机制设计的好坏决定了算法的准确度.

本文以变结构思想为指导,在EMA算法思想的基础上,提出了一种基于混合网格的变结构多模型方法(FHGMM),FHGMM将当前时刻参与状态估计的模型集构造为混合网格结构,该网格由具有结构自调整能力的模糊基础模型网格(fuzzy basic model grid,FBMG)和区域中心自适应滑动的修正模型网格(amendatory model grid,FAMG)两部分组成.首先利用模糊推理技术实时调整FBMG的拓扑结构,选择与系统真实模式较为接近的模型,然后利用强跟踪滤波技术实现对FAMG区域中心的实时更新,使FAMG的区域中心能够快速收敛于系统真实模式,最后利用最优融合原理得到系统的整体估计.仿真结果证明,与传统FSMM相比FHGMM有效提高了算法的跟踪精度.

1 FHGMM描述

在FHGMM中,算法性能的好坏主要依赖于当前模型集与系统真实模式的接近程度,模型集与真实模式越接近,算法性能越好.文献[5]提出的EMA方法通过向具有固定结构的粗略模型网格中

加入一个最优估计来改善算法性能,该最优估计能够从概率统计意义上更加接近系统的真实模式.FHGMM在EMA算法的基础上做了两方面改进:①FHGMM通过向粗略模型网格中加入一组模型来提高算法性能,这组模型通过将系统真实模式的临近区域进行量化得到,从而加强了FAMG的修正力度;②FHGMM利用模糊推理技术,将EMA算法中的粗略模型网格变为拓扑结构能够实时调整的模型网格,舍弃那些与系统真实模式相差较远的模型,从而提高了算法跟踪精度.

利用混合模型网格作为算法模型集,有以下2个好处.①对于那些系统模式随机跳变的复杂系统,FBMG保证了该类系统估计算法的鲁棒性,同时也为FAMG区域中心的实时确定提供了一个有效范围.另一方面,FAMG能够在一个相对较小、精度较高的区域内自适应移动,这使得算法估计精度大大提高.②模糊混合网格(FHG)也可以看作EMA算法的一种延伸,在模型推理的过程中,它同时考虑了系统模式估计和系统模式估计误差.FHGMM方法特别适合处理那些系统模式存在不同的大幅度随机跳变的复杂系统的状态估计.

2 FHGMM设计与实现

2.1 FBMG的确定

FBMG的确定过程主要包括:标准卡尔曼滤波、模糊隶属函数的确定、模糊推理、模糊匹配和估计融合5个部分.FBMG的系统状态方程与量测方程如下

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{X}(k+1) &= \mathbf{F}\mathbf{X}(k) + \mathbf{G}(\mathbf{a}_k + \boldsymbol{\omega}_k) \\ \mathbf{Z}(k+1) &= \mathbf{H}\mathbf{X}(k) + \mathbf{v}_k \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X}=[x, v_x, y, v_y]^T$ 为状态向量; $\mathbf{Z}$ 为量测向量; $\mathbf{a}_k=[a_x, a_y]^T$ 为加速度向量; $\boldsymbol{\omega}_k, \mathbf{v}_k$ 分别为过程噪声和量测噪声,是相互独立、方差分别为 $\mathbf{Q}_k$ 和 $\mathbf{R}_k$ 的0均值高斯白噪声; $\mathbf{F}=[\mathbf{F}_1, \mathbf{F}_2]$ 为状态转移矩阵; $\mathbf{G}=[\mathbf{G}_1, \mathbf{G}_2]$ 为控制输入矩阵; $\mathbf{H}$ 为观测矩阵

$$\mathbf{F}_2 = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}; \mathbf{G}_2 = \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \end{bmatrix}; \quad \mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中 T 为扫描周期.

FBMG中的模糊推理系统以加速度估计量 $\hat{a}_i(k)$ 作为输入量化指标,利用 $\hat{a}_i(k)$ 确定粗糙网格中每个模型的有效性.当 $\hat{a}_i(k)$ 逼近模型 i 的输入控制量 $U_i(k)$ 时,隶属关系函数趋于1;当 $\hat{a}_i(k)$ 与

$U_i(k)$ 之差增大时,隶属关系函数趋于 0. 具体算法流程与实现见文献[9].

2.2 FAMG 的确定

FAMG 的确定过程主要分两步进行,第一步确定 FAMG 的区域中心;第二步确定 FAMG 的区域半径.

(1)FAMG 区域中心的确定. 要确定 FAMG 的区域中心就要获得系统模式的最优估计 $\hat{s}_k, \hat{s}_k$ 的值决定了 FAMG 在整个系统模式空间中的定位,因此 $\hat{s}_k$ 和系统真实模式的接近程度与 FHGMM 的跟踪精度密切相关. 在 EMA 算法中, $\hat{s}_k$ 的计算如下

$$\hat{s}_k = \sum_{a_j \in M_{k-1}} u_j(k-1)a_j \quad (3)$$

式中: M_{k-1} 为 $k-1$ 时刻的基础模型集; a_j 为模型 j 的加速度; $u_j(k-1)$ 为模型 j 在 $k-1$ 时刻的概率值. 当目标处于非机动时,基于固定模型集 M 的 FSMM 具有较好的跟踪性能,此时利用式(3)得到的 $\hat{s}_k$ 与系统真实模式比较接近,而当目标处于强机动时,利用式(3)得到的 $\hat{s}_k$ 会严重偏离系统真实模式,从而导致算法的跟踪精度下降.

文献[10]提出了一种强跟踪滤波器(STF),该滤波器能够较好地保持对强机动目标实际状态的跟踪. 本文在 STF 的基础上,进一步引入模糊推理技术,利用航向角变化量和量测残差方差作为检测目标机动的参数,通过模糊推理技术实时调整过程噪声方差,提出了一种模糊强跟踪滤波器(FSTF). FSTF 根据当前统计模型建立系统的状态方程和测量方程. FSTF 滤波过程与标准 Kalman 滤波相似,区别在于系统一步预测协方差的计算引入了渐消因子 λ ,过程如下

$$P(k+1|k) = \lambda(k+1)\mathbf{F}(k)P(k|k) \cdot \mathbf{F}^T(k) + \mathbf{F}(k)\mathbf{Q}(k)\mathbf{F}^T(k) \quad (4)$$

式中: λ 为渐消因子,确定过程见文献[10].

渐消因子 λ 确定后, FHGMM 利用模糊推理技术将目标的航向角变化量和量测残差方差作为模糊推理系统的输入量化指标,对系统过程噪声方差进行在线调整,进一步提高算法跟踪精度. 航向角变化量 $\Delta\theta$ 以及量测残差方差 N 的取值及模糊推理系统的具体设计实现见文献[9]. 在算法运行期间,利用式(5)实时得到 FAMG 的区域中心

$$a_{\text{FAMG}}(k) = (1-\kappa)\hat{a}_{\text{FCMG}}(k-1) + \kappa\hat{a}_{\text{FSTF}}(k-1) = (1-\kappa) \sum_{a_j \in M_{k-1}} u_j(k-1)a_j(k-1) + \kappa\hat{a}_{\text{FSTF}}(k-1) \quad (5)$$

式中: κ 为平滑因子; $\hat{a}_{\text{FSTF}}$ 为精细模型网络的加速度估计.

(2)FAMG 区域半径 R_{FAMG} 的确定. 本文采用固定值方法确定 R_{FAMG} ,即在算法运行初期设定 R_{FAMG} 的值,并在整个运行过程中保持不变,本文令 $R_{\text{FAMG}} = 20$.

2.3 FHGMM 流程

FHGMM 利用并行运行的 VSMM 与模糊 STF 算法实时得到模糊修正模型网络的区域中心,进而生成具有强修正能力的修正网格,最终利用最优融合原理对机动目标进行实时跟踪. FHGMM 的详细流程如图 1 所示.

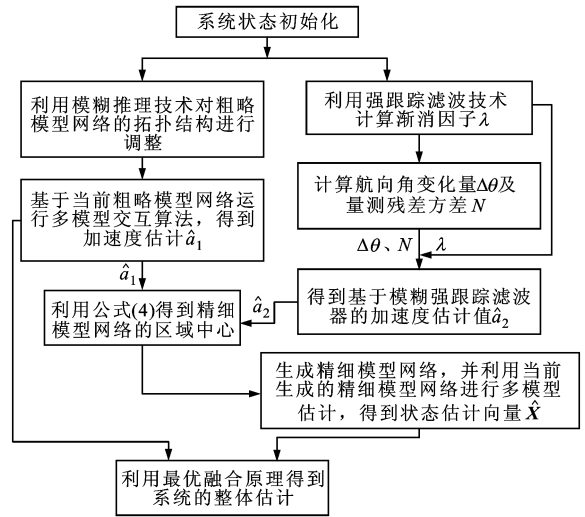


图 1 FHGMM 流程

FHGMM 与 FSMM 在计算量上的差别主要体现在当前时刻所用模型集合中模型数量的多少, FSMM 在整个运行过程中所利用的模型数量保持不变,本文假设模型数量为 13,见图 2a. FHGMM 在运行过程中所用模型数量实时变化,混合格网中的精细修正模型网络包含个数固定的 5 个模型,基础网格中参与估计的模型数量随着目标机动复杂度的增加会有小幅度变化,在本文后续部分有详细统计说明.

3 机动目标跟踪中的 FHGMM

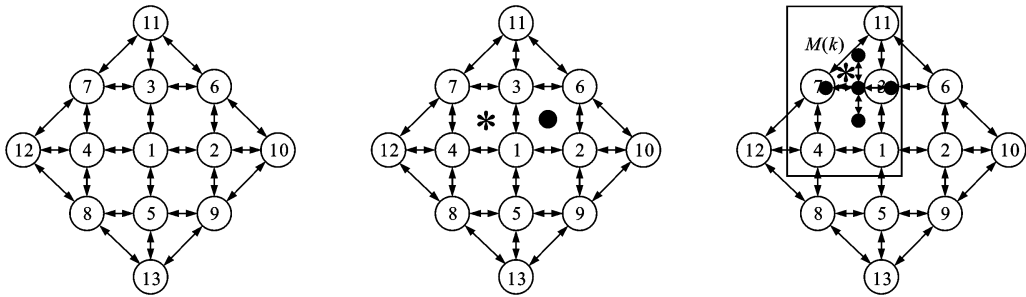
本文假设机动目标的加速度通过将加速度空间 A 量化得到,如式(10)所示,加速度之间的跳变由马尔科夫概率转移矩阵决定

$$A = \{(a_x, a_y); |a_x| + |a_y| < a_{\max}\} \quad (6)$$

传统的 FSMM 所采用的具有固定拓扑结构的模型集合如图 2a 所示. 图 2b 表示 EMA 算法所基

于的模型集合,当目标做强机动时,该估计会严重偏离系统真实模式.图2c表示本文提出的 FHGMM 模型集合,图中1~13表示基础模型全集,当前时刻参与状态估计的模型集为曲线所包围的模型集合,通过模糊推理从基础模型全集中将和系统真实模式距离较近的模型提取出来组成 FBMG,这里 FBMG 由模型集{1,3,4,7,11}组成,黑色修正模型网格为

FAMG,区域中心由模糊强跟踪滤波器与 FBMG 的滤波结果加权得到,因此即使目标发生强机动情况,基于该区域中心生成的 FAMG 与系统真实模式也较接近,从而算法的跟踪精度得以提高.从图2a~2c中能够明显看到,3种算法中,FHGMM在 k 时刻所使用的当前模型集中,模型数量较小,同时模型分布更加集中,与系统真实模式较为接近.



(a)FSMM (b)EMA (c)FHGMM

1~13表示基础模型网格,并且具有固定拓扑结构;*表示系统真实模式;●表示基于基础模型网格得到的系统最优估计

图2 3种算法中的模型集

4 实验与仿真

4.1 仿真场景设计

仿真中模糊基础模型网络的参数设置如下: $T=1\text{ s}$,FBMG初始化为 $\{m_1,m_2,m_3,m_4,m_5\}$,模型的初始概率 $P_{\text{FBMG}}=\{u_1=u_2=u_3=u_4=u_5=1/5\}$,状态向量初始值 $\mathbf{X}_0=\{0,10;0,10\}$,过程噪声方差 $Q_v=0.6$,测量噪声方差 $R_x=100$.模糊强跟踪滤波器参数设置如下:机动频率初始化为 $\alpha=1/60$,衰减因子初值 $\lambda=1$.

为了更好地检验算法的有效性,本文设计了3个仿真场景,蒙特卡洛仿真在3个场景下分别运行50、100、150次.场景DS₁与场景DS₂属于确定性场景,具体参数设计如表1所示,表中序列对表示不同时间段下目标在 x,y 轴方向上的加速度.场景DS₁假设目标的实际机动加速度仅在图2a中的相邻节

点之间跳变;场景DS₂假设目标的实际机动加速度可以在图2a中的任意两个节点之间跳变,即目标做强机动.

场景DS₃为随机场景,使用随机场景减轻了算法对不同想定人为因素的依赖性.DS₃假设加速度向量为半马尔科夫过程,加速度幅值 r 与角度 θ 都是随机的,简单情况下,它表示在停留一个随机的时间间隔 τ 后,幅值为 r 、相位为 θ 的加速度从一个状态跳变到另一个状态.随机加速度的建模过程如下.

步骤1 把状态 $a=a_k$ 的逗留时间记为 τ_k ,则其条件概率密度定义为

$$p(\tau_k|a_k)=N(\tau_k;\bar{\tau},\sigma_{\tau})/c\tau_k>0\tag{7}$$

式中: $N(x;\bar{x},\sigma^2)$ 为具有均值 $\bar{x}$ 、方差 σ^2 的 x 高斯概率密度函数; c 为正规化常数; $\bar{\tau}$ 和 σ_{τ} 为取决于 a_k 的2个常数.简单情况下,随机逗留时间假设为与状态相关的截尾高斯.

表1 在10个时间段中两种场景下的加速度设定 m·s⁻²

场景	$[a_x,a_y]$									
	0~10 s	11~20 s	21~30 s	31~40 s	41~50 s	51~60 s	61~70 s	71~80 s	81~90 s	91~100 s
DS ₁	[0,0]	[40,0]	[40,40]	[0,40]	[-40,40]	[-40,0]	[0,-40]	[0,40]	[40,0]	[0,0]
DS ₂	[0,0]	[45,36]	[-38,42]	[-82,0]	[0,-75]	[-38,0]	[0,-42]	[45,0]	[0,77]	[0,35]

步骤 2 把 $[t_k, t_{k+1}]$ 期间的加速度大小记为 a_{k+1} ,其条件概率密度定义为

$$p(a_{k+1} | a_k) = P_0 \delta(a_{k+1}) + P_M \delta(a_{k+1} - a_{\max}) + \{1[a_{k+1}; (0, a_{\max})] / a_{\max}\} [1 - P_0 - P_M] \quad (8)$$

式中: P_0 和 P_M 为 a_k 的函数; δ 为delta函数; $1(x, R)$ 为指示函数

$$1(x, R) = \begin{cases} 1, & x \in R \\ 0, & x \notin R \end{cases} \quad (9)$$

步骤 3 把 $[t_k, t_{k+1}]$ 期间的加速度角度记为 θ_{k+1} ,其条件概率密度定义为

$$P(\theta_{k+1}) = \begin{cases} 1(\theta_{k+1}; (-\pi, \pi)) (1/2\pi), & a_k = 0 \\ N(\theta_{k+1}; \theta_k, \sigma_\theta^2), & a_k > 0 \end{cases} \quad (10)$$

在随机场景 DS_3 的设计过程中,随机逗留时间设为取整到最邻近的整数,初始加速度设置为 0. 所用到的参数分别为

$$\bar{\tau} = \bar{\tau}_M + (a_{\max} - a)(\bar{\tau}_0 - \bar{\tau}_M) / a_{\max} \quad (11)$$

$$\sigma_\tau = \bar{\tau}_a / 12; \bar{\tau}_M = 10; \bar{\tau}_0 = 30 \quad (12)$$

$$P_M = 0.1; a_{\max} = 80; \sigma_\tau = \pi / 12 \quad (13)$$

$$P_0 = \begin{cases} 0.6, & a_k \neq a_{\max} \\ 0.8, & a_k = a_{\max} \end{cases} \quad (14)$$

4.2 仿真结果与分析

本文给出了场景 DS_2 与 DS_3 下位置变量的滤波结果以及相应的滤波误差标准差. 仿真结果如图 3、4 所示,图 3a、4a 描述了不同场景下的位置滤波结果;图 3b、4b 描述了 x 轴方向上位置估计误差标准差 x_{std} 与时间 t 的关系;图 3c、4c 描述了 y 轴方向上位置估计误差标准差 y_{std} 与时间 t 的关系.

表 2 统计了 FSMM 与 FHGMM 对目标位置的估计误差均值 x_{mean} 与 y_{mean} ,以及速度估计误差均值 $v_{x, mean}$ 与 $v_{y, mean}$. 表 3 统计了 FSMM 与 FHGMM 对目标位置的估计误差标准差 x_{std} 与 y_{std} ,以及速度估计误差标准差 $v_{x, std}$ 与 $v_{y, std}$. 由仿真数据可知,当目标作常规机动时, FHGMM 的跟踪精度略优于 FSMM,而当目标作强机动时, FHGMM 的精度要远远高于 FSMM,特别是对速度和加速度的估计,滤波精度得到较大提高.

表 4 统计了 FSMM 与 FHGMM 在不同场景下的算法性能参数,统计内容包括:①处理单包数据与完整航迹时 2 个算法耗费的时间均值;②算法运行过程中所利用的模型个数均值. 表 4 的统计结果表明,在整个算法运行过程中, FSMM 利用的模型个数为常数 13, FHGMM 中基础网格参与估计的模型

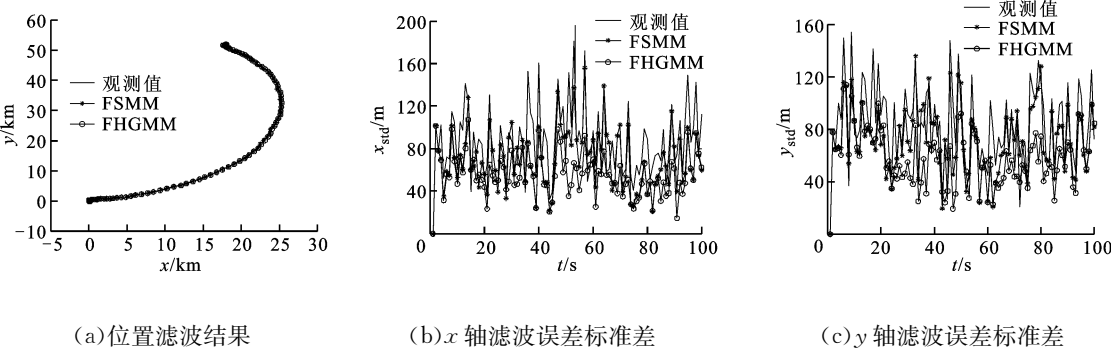


图 3 DS_2 确定场景下 FHGMM 与 FSMM 滤波结果比较

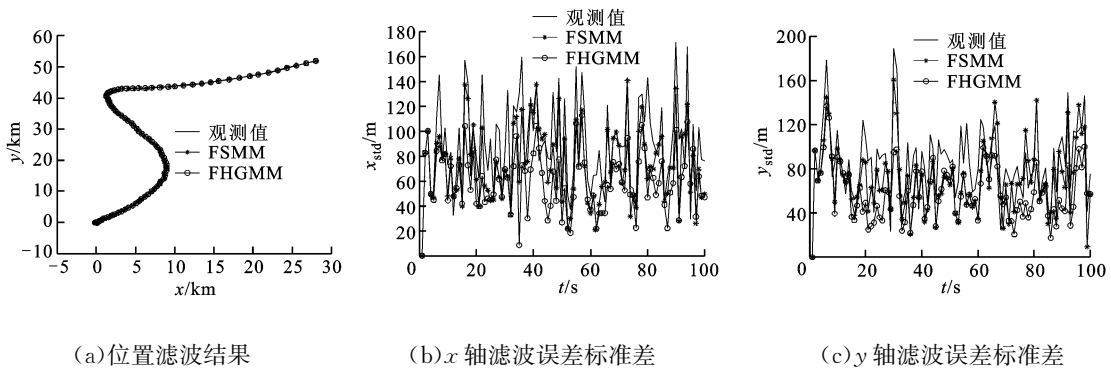


图 4 DS_3 随机场景下 FHGMM 与 FSMM 滤波结果比较

数均值在 7~8 个之间,加上修正模型网格中的 5 个模型可知,FHGMM 的混合模型网格中通常有 12~13 个模型参与状态估计,因此与传统 FSMM 相比,其计算量没有明显增加。

表 5 统计了在场景 DS₃ 下,仿真运行 50、100、150 次时,FSMM 与 FHGMM 的位置、速度参量的

估计误差均值的比较,表 6 统计了在场景 DS₃ 下,仿真运行 50、100、150 次时,FSMM 与 FHGMM 的位置、速度参量的估计误差标准差比较。结果表明,仿真次数对算法的滤波精度影响不大,滤波算法性能比较稳定。

表 2 FSMM 与 FHGMM 估计误差均值比较

场景	x_{mean}/m		$v_{x,\text{mean}}/\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$		y_{mean}/m		$v_{y,\text{mean}}/\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$	
	FSMM	FHGMM	FSMM	FHGMM	FSMM	FHGMM	FSMM	FHGMM
DS ₁	-0.01	-0.10	1.16	0.96	2.13	1.29	1.08	1.05
DS ₂	-8.20	-6.88	-1.17	0.73	-6.17	-6.04	-0.59	-0.71
DS ₃	6.03	-3.17	1.28	4.22	8.20	8.13	1.35	-1.20

表 3 FSMM 与 FHGMM 估计误差标准差比较

场景	x_{std}/m		$v_{x,\text{std}}/\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$		y_{std}/m		$v_{y,\text{std}}/\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$	
	FSMM	FHGMM	FSMM	FHGMM	FSMM	FHGMM	FSMM	FHGMM
DS ₁	47.74	44.70	30.21	23.22	43.86	40.85	27.76	20.27
DS ₂	53.74	41.03	46.38	22.30	56.79	44.76	46.29	23.11
DS ₃	50.68	39.80	42.55	19.59	53.18	40.87	46.38	20.36

表 4 FSMM 与 FHGMM 时间参数与模型数比较

参数	DS ₁		DS ₁		DS ₁	
	FSMM	FHGMM	FSMM	FHGMM	FSMM	FHGMM
单拍时间均值/s	0.02	0.036	0.021	0.036	0.02	0.040
利用模型数均值/个	13.00	12.01	13.00	12.455	13.00	12.706
总时间均值/s	4.58	6.17	4.61	6.98	4.33	6.65

表 5 FSMM 与 FHGMM 运行 50、100、150 次的估计误差均值比较

方法	x_{mean}/m			$v_{x,\text{mean}}/\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$			y_{mean}/m			$v_{y,\text{mean}}/\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$		
	50	100	150	50	100	150	50	100	150	50	100	150
FSMM	-5.45	-6.03	-4.95	1.78	1.47	1.28	-6.34	-5.04	-6.84	-0.56	-0.71	-0.57
FHGMM	-3.98	-3.17	-4.09	4.90	4.22	4.86	7.85	8.13	8.37	-1.85	-1.20	-1.96

表 6 FSMM 与 FHGMM 运行 50、100、150 次的估计误差标准差比较

方法	x_{std}/m			$v_{x,\text{std}}/\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$			y_{std}/m			$v_{y,\text{std}}/\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$		
	50	100	150	50	100	150	50	100	150	50	100	150
FSMM	53.36	50.68	52.04	46.36	42.55	43.17	53.85	53.18	55.20	46.07	46.38	43.45
FHGMM	36.45	39.80	40.56	20.45	19.59	22.24	40.58	40.87	41.34	19.57	20.36	18.77

5 结束语

本文在变结构多模型方法的基础上,引入模糊混合模型网格的概念,构造了一个能够对系统模式空间形成双层覆盖的混合网格模型集.首先利用模糊推理技术对底层的粗糙模型网格的拓扑结构实时调整,然后提出了一种模糊强跟踪滤波技术,实时产生精细模型网格的区域中心,并最终实现对机动目标的跟踪.仿真结果表明:在跟踪小机动目标时,本文提出的 FHGMM 略优于传统的 FSMM;在跟踪强机动目标时,FHGMM 在位置、速度、加速度上的滤波性能都明显优于 FSMM.

参考文献:

- [1] LI Xiaorong, BAR-SHALOM Y. Multiple-model estimation with variable structure: part I [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1996, 41(4): 478-493.
- [2] LI Xiaorong, ZHI Xiaorong, ZHANG Youmin. Multiple-model estimation with variable structure: part III Model-group switching algorithm [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(1): 225-241.
- [3] 马海平, 陈子栋. 一种基于 H_∞ 滤波的模糊变结构交互多模型算法 [J]. 电子学报, 2008, 2(2): 245-249.
MA Haiping, CHEN Zidong. Fuzzy variable structure interacting multiple model algorithm based on H_∞ filter [J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 2(2): 245-249.
- [4] LI Xiaorong, ZHANG Youmin, ZHI Xiaorong. Multiple-model estimation with variable structure: part IV Design and evaluation of model group switching algorithm [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(1): 242-254.
- [5] LI Xiaorong, ZHANG Youmin. Multiple-model estimation with variable structure: part V Likely-model set algorithm [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2000, 36(2): 448-466.
- [6] LI Xiaorong, JILKOV V P, RU Jifeng. Multiple-model estimation with variable structure: part VI Expected-mode augmentation [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(3): 853-867.
- [7] 杜在泉, 嵇成新, 关锦生, 等. 一种新的机动目标跟踪中的变结构多模型算法 [J]. 火力与指挥控制, 2010, 35(6): 144-147.

DU Zaiquan, JI Chengxin, GUAN Jinsheng, et al. A new variable structure multiple-model algorithm for maneuvering target tracking [J]. Fire Control & Command Control, 2010, 35(6): 144-147.

- [8] 雷世文, 吴慈伶, 孙伟. 一种基于 VSMM 的自适应高机动目标跟踪方法 [J]. 现代雷达, 2010, 32(6): 54-58.
LEI Shiwen, WU Ciling, SUN Wei. A method of adaptive maneuvering target tracking based on VSMM [J]. Modern Radar, 2010, 32(6): 54-58.
- [9] 李鹏飞, 黄建军. 一种模糊 Kalman 滤波机动目标跟踪的新算法 [J]. 数据采集与处理, 2009, 24(4): 483-486.
LI Pengfei, HUANG Jianjun. Fuzzy Kalman filter for maneuvering target tracking [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2009, 24(4): 483-486.
- [10] 范小军, 刘锋, 秦勇, 等. 基于 STF 的“当前”统计模型及自适应跟踪算法 [J]. 电子学报, 2006, 34(6): 981-984.
FAN Xiaojun, LIU Feng, Qin Yong, et al. Current statistic model and adaptive tracking algorithm based on strong tracking filter [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(6): 981-984.

[本刊相关文献链接]

应用 Dirichlet 分布的概率假设密度多目标跟踪. 西安交通大学学报, 2011, 45(2): 6-10.
广义证据理论中的基本概率指派生成方法. 西安交通大学学报, 2011, 45(2): 34-38.
广义证据理论的基本框架. 西安交通大学学报, 2010, 44(12): 119-124.
高斯衍生粒子滤波器. 西安交通大学学报, 2010, 44(6): 72-77.
一种多线索融合的均值偏移跟踪算法. 西安交通大学学报, 2009, 43(10): 42-46.
利用角度测量估计机动目标运动参数的方法. 西安交通大学学报, 2009, 43(6): 67-71.
一般相关噪声下线性系统定区间平滑估计算法. 西安交通大学学报, 2008, 42(8): 954-957.
一种基于角度测量估计飞行目标运动参数的新方法. 西安交通大学学报, 2008, 42(8): 986-990.
多源二维测角信息的三维动态目标跟踪定位算法. 西安交通大学学报, 2008, 42(4): 462-465.
用于弹道目标跟踪的有限差分扩展卡尔曼滤波算法. 西安交通大学学报, 2008, 42(2): 143-146.

(编辑 刘杨)