

文章编号: 1001-0920(2012)09-1437-04

一种基于 Rényi 信息增量的机动目标协同跟踪方法

刘 钦, 刘 峥

(西安电子科技大学 雷达信号处理国家重点实验室, 西安 710071)

摘 要: 针对传感器网络中的动态跟踪问题, 提出一种基于 Rényi 信息增量的机动目标协同跟踪方法. 首先利用粒子滤波计算每个传感器 Rényi 信息增量; 然后以 Rényi 信息增量最大为原则选择传感器进行目标跟踪, 并在跟踪时通过多模型的交互作用实现对机动目标状态的准确估计. 仿真结果表明, 在非线性非高斯环境下, 所提出的方法与传统方法相比能够有效提高跟踪精度, 动态分配传感器资源, 实现协同跟踪.

关键词: 传感器网络; 信息论; 协同跟踪; 粒子滤波

中图分类号: TP391

文献标志码: A

A method of maneuvering target collaboration tracking based on Rényi information gain

LIU Qin, LIU Zheng

(National Lab of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China. Correspondent: LIU Qin, E-mail: qinl@mail.xidian.edu.cn)

Abstract: Focusing on the dynamic tracking problem in sensor networks, a maneuvering target collaboration tracking method based on Rényi information gain is proposed. Firstly, the particle filtering algorithm is applied to obtain the Rényi information gain of each sensor. Then, the sensor is selected according to the maximal Rényi information gain. Moreover, the kinematics state of the maneuvering target is estimated by interacting multiple model method. Simulation results show that the proposed method can achieve the desired tracking accuracy compared with traditional methods in a nonlinear non-Gaussian system.

Key words: sensor network; information theoretic; collaboration tracking; particle filter

1 引 言

在现代网络化战争中, 面对从天基、空中战斗平台、地面以及海面平台传感器上收集到的巨量信息, 采用何种准则和方法对这些异类信息进行综合利用, 实现整个网络的协同探测已成为目前亟待解决的问题. 协同探测是指在多传感器组成的复杂系统中, 每个传感器的探测行为不是独立进行的, 而是通过相互间的交流、合作和竞争来达到系统整体探测性能的最优化. 按照所处理信息的类别, 可将协同探测分为协同检测、协同跟踪、协同识别等, 其中协同跟踪是目前研究的热点之一. 协同跟踪采用一定的算法能够自适应地实现对工作传感器的优化选择: 当目标脱离某一传感器的观测范围时, 选择新的传感器进行目标交接; 当需要提高网络的隐身能力时, 尽量选择被动传

感器进行跟踪; 当多个传感器均可实现目标跟踪时, 选择代价最小、效果最佳的传感器进行跟踪.

目前, 应用于协同跟踪领域的主要技术有决策论或效用论、线性规划、信息论、模糊集合论等. 基于信息论^[1]的方法是其中发展较成熟的方法, 其协同跟踪原则^[2]是先通过一个量测执行前后信息熵的减少求得信息增量, 然后根据使信息增量最大对传感器资源进行科学合理的分配. 信息增量的计算需要获得观测到来之前的先验概率密度函数和获得观测后的后验概率密度函数. McIntyre 等^[3-4]使用卡尔曼滤波器估计这两个概率密度函数, 在高斯和线性的假设下, 用均值和方差表示概率密度函数, 推导出采用协方差阵的迹作为目标函数中的代价系数来实现传感器管理. 然而, 在实际情况中所面对的大多是非高斯噪声的非

收稿日期: 2011-01-07; 修回日期: 2011-05-21.

基金项目: 长江学者和创新团队发展计划课题(IRT0645); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(K5051202036).

作者简介: 刘钦(1984-), 女, 博士生, 从事多目标跟踪、多源信息融合与协同探测的研究; 刘峥(1964-), 男, 教授, 博士生导师, 从事多源信息融合、雷达信号处理及精确制导技术等研究.

线性系统,仅依靠卡尔曼滤波方法估计均值和方差已无法表征概率分布函数.近年来,粒子滤波^[5-6]已被越来越多地用于传感器的管理,这种采用大量的粒子来逼近概率密度函数的滤波方法可以在滤波过程中获得较为准确的先、后验概率密度函数,进而获取各传感器的信息增量.在计算信息增量时,通过计算先后验分布函数之间的 Rényi 距离^[7]获得的信息增量,与以往采用信息熵、Kullback-Leibler 距离^[6]计算得到的信息增量相比,由于其可用于强调某个局部信息而更具灵活性和普适性.

本文针对传感器网络中的机动目标动态跟踪问题,首先利用交互多模型粒子滤波 (IMM-PF) 算法递归地估计出监视区域内目标的先、后验概率密度函数;然后以信息论中 Rényi 信息增量为衡量标准,选择使 Rényi 信息增量最大的传感器进行目标跟踪.与单传感器跟踪、协方差矩阵法跟踪相比,本文方法能够显著提高目标跟踪精度,实现协同跟踪.

2 交互多模型粒子滤波算法

采用粒子滤波算法能够很好地逼近监视区域的目标概率密度分布函数.但是,由于驾驶员的人为动作或控制指令,使得匀速飞行的目标可能会随机地出现转弯、闪避等不可预测的姿态,从而产生目标机动.为了满足实际中对机动目标跟踪的需求,本文将交互多模型与粒子滤波相结合,形成了交互多模型粒子滤波 (IMM-PF) 算法.

IMM-PF 包含多个粒子滤波器、一个模型概率估计器、一个交互作用器以及一个估计混合器.其中:多模型通过交互作用^[8]自适应地跟踪一个机动目标, N 个模型可以任意选取,最佳情况是涵盖了目标将会出现的所有运动模型;交互作用器作为 IMM-PF 的输入端;模型概率估计器获得 M 个模型的概率;粒子滤波器^[5]通过寻找一组在状态空间中传播的随机样本(粒子)对概率密度函数进行近似,以样本均值代替积分运算,从而获得状态最小方差估计;估计混合器作为 IMM-PF 的输出端,输出交互计算的结果.

3 Rényi 信息增量及其计算

两个概率 (f_1, f_2) 之间的 Rényi 信息增量^[6]被定义为

$$D_\alpha(f_1 \| f_2) = \frac{1}{\alpha - 1} \log \left[\int f_1^\alpha(x) f_2^{1-\alpha}(x) dx \right]. \quad (1)$$

选择不同的 α 值可以强调概率分布的不同部分,比如 $\alpha = 0.5$ 时强调分布函数的尾部,可以对两个相似的概率分布是否达到最佳进行辨别.因此,在跟踪时选取 $\alpha = 0.5$ 可获得较好的性能.

对于网络中的所有传感器,当前时刻某一观测目标的先验分布函数是相同的;后验分布函数由于与各传感器观测值有关而相异.不同传感器在跟踪性能和距目标的远近等方面存在差异,使得其获得的观测值优劣不同,进而导致后验概率密度函数不同.因此,基于先、后验概率密度函数间 Rényi 信息增量对传感器进行管理,可以合理选择工作传感器.将先、后验概率密度函数代入式 (1),并根据全概率公式,有

$$\begin{aligned} D_\alpha(p(x|z_j) \| p(x)) &= \\ \frac{1}{\alpha - 1} \log \left[\int p(x|z_j)^\alpha p(x)^{1-\alpha} dx \right] &= \\ \frac{1}{\alpha - 1} \log \left[\int \left(\frac{p(z_j|x)p(x)}{p_z(z_j)} \right)^\alpha p(x)^{1-\alpha} dx \right] &\approx \\ \frac{1}{\alpha - 1} \log \left[\frac{1}{p_z(z_j)^\alpha} \int p(x)p(z_j|x)^\alpha dx \right]. \end{aligned} \quad (2)$$

其中: $p(x|z_j), p(z_j|x)$ 分别为第 j 个传感器获得的目标后验概率密度函数和似然函数, $j = 1, 2, \dots, N$, N 为传感器总个数; $p(x)$ 为先验概率密度函数; $p_z(z_j)$ 为第 j 个传感器观测的边缘分布函数.由粒子滤波可获得

$$p(x) = \sum_{i=1}^N w_i \delta(x - x_i), \quad (3)$$

$$p_z(z_j) = \sum_{i=1}^N p(z_j|x_i) w(x_i). \quad (4)$$

其中: w_i 为第 i 个粒子的权值, x_i 为第 i 个粒子的位置.将式 (3) 和 (4) 代入 (2), 得

$$\begin{aligned} D_\alpha(p(x|z_j) \| p(x)) &\approx \\ \frac{1}{\alpha - 1} \log \left[\frac{\sum_{i=1}^N w_i p(z_j|x_i)^\alpha}{\left(\sum_{i=1}^N p(z_j|x_i) w(x_i) \right)^\alpha} \right]. \end{aligned} \quad (5)$$

4 算法实现步骤

Step 1: 计算某一传感器各模型混合概率、交互输入值.

Step 2: 采用粒子滤波获得各模型的 $p_m(z_j|x_i), w_m(x_i)$. 其中: m 为模型数, i 为粒子数.利用式 (5) 计算 k 时刻观测值为各模型带来的 Rényi 信息增量.

Step 3: 利用滤波残差及相应协方差获得 k 时刻模型概率更新值;利用更新的模型概率对 m 个模型进行交互式计算,获得 k 时刻某一传感器的 Rényi 信息增量.

Step 4: 重复运行 Step 1~Step 3, 直至所有传感器 k 时刻 Rényi 信息增量计算完毕;选择使 Rényi 信息增量最大的传感器为候选传感器.

Step 5: 将候选传感器 k 时刻计算所得的估计值、

模型交互值赋给协同跟踪中心; 输出 k 时刻估计值, 并将候选传感器估计值、模型交互值以及下一时刻观测值作为输入进行 $k + 1$ 时刻循环。

5 仿真实验

假设先验分布是高斯的, 且协方差矩阵为 Σ_0 ; 传感器 1~传感器 4 的后验分布分别服从均值为 0, 协方差矩阵为 $R_1 = \Sigma_0, R_2 = \frac{1}{2}\Sigma_0, R_3 = \frac{1}{2}M_1\Sigma_0M_1^T, R_4 = \frac{3}{4}M_2\Sigma_0M_2^T$ 的高斯分布. 其中: M_1 对应 45° 的旋转, M_2 对应 90° 的旋转, 而

$$M_1 = [\sqrt{2}/2 \quad -\sqrt{2}/2; \sqrt{2}/2 \quad \sqrt{2}/2],$$

$$M_2 = [0 \quad -1; 1 \quad 0], \Sigma_0 = [10 \quad 0; 0 \quad 1].$$

由图 1 中目标的先验分布可知, 目标在 X 轴方向的不确定性很大, Y 轴方向的不确定性较小, 而 4 个传感器的后验分布在 X 轴方向的不确定性大小依次为传感器 $S1 >$ 传感器 $S2 >$ 传感器 $S3 >$ 传感器 $S4$. 因此, 在理论上系统应该选择传感器 $S4$, 用以降低目标在 X 轴方向的不确定性。

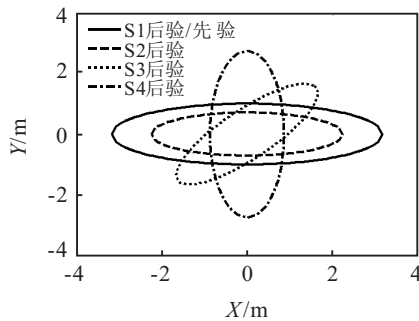


图 1 不同传感器的协方差椭圆

本文采用 Rényi 信息增量进行探测传感器的选择, 4 个候选传感器的 Rényi 信息增量如图 2 所示. 从图 2 可以看出, 传感器 $S4$ 在不同 α 条件下均具有最大的 Rényi 信息增量, 根据信息论中最大化信息增量的选择原则, 应选用传感器 $S4$ 作为探测传感器, 与图 1 的选择结果一致。

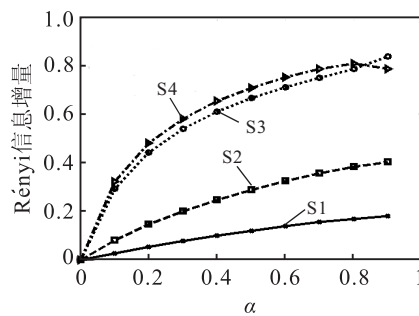


图 2 不同传感器在不同 α 值下 Rényi 信息增量

当目标进行机动运动时, Rényi 信息增量的求解将作为目标跟踪的一部分融入整个跟踪滤波递推过程. 现假设 2 部雷达传感器 $S1$ 和 $S2$ 分别位于 $[5 \text{ km}, 4 \text{ km}], [7 \text{ km}, 1.5 \text{ km}]$, 如图 3 中三角符号所示; 3 部红

外传感器分别位于 $[0 \text{ km}, 0 \text{ km}], [2 \text{ km}, 1.5 \text{ km}], [10 \text{ km}, 0 \text{ km}]$, 如图 3 中圆圈符号所示, 并且 3 部红外传感器经交叉定位的结果以 $S3$ 形式出现. 目标初始参数设为 $X = [2 \text{ km}, 0.5 \text{ km}, 0.05 \text{ km/s}, 0.08 \text{ km/s}]$, 采样周期 $T = 1 \text{ s}$. $1 \sim 30 \text{ s}$ 时目标匀速飞行, $31 \sim 50 \text{ s}$ 时目标右转圆周飞行, $51 \sim 70 \text{ s}$ 时目标继续匀速飞行, $71 \sim 90 \text{ s}$ 时目标左转圆周飞行, $91 \sim 100 \text{ s}$ 时目标继续匀速飞行. 测量噪声为闪烁噪声^[9], $S1$ 和 $S2$ 热噪声的测量标准差均为 $100 \text{ m}, 15 \text{ m} \cdot \text{rad}$, 闪烁效应对应的测量标准差均为 $300 \text{ m}, 45 \text{ m} \cdot \text{rad}$. $S3$ 热噪声的测量标准差为 $10 \text{ m} \cdot \text{rad}$, 闪烁效应对应的测量标准差为 $30 \text{ m} \cdot \text{rad}$. 模型个数为 3, 粒子数为 500, α 值设为 0.5, 闪烁效应系数 $\varepsilon = 0.05$.

图 3 和图 4 是单次实验时某单传感器 PF 跟踪, 多传感器采用 Unscented 卡尔曼与协方差矩阵法相结合的协同跟踪 (UKF-Cov), 多传感器采用 PF 与协方差矩阵法相结合的协同跟踪 (PF-Cov) 以及本文方法的跟踪结果和性能评价. 表 1 为 100 次蒙特卡洛实验的均方根误差均值。

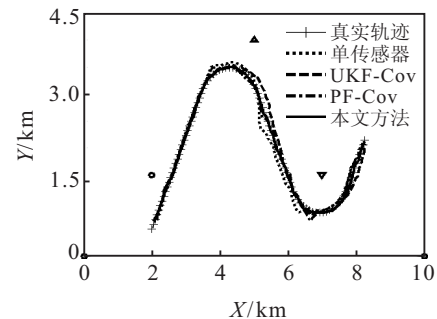
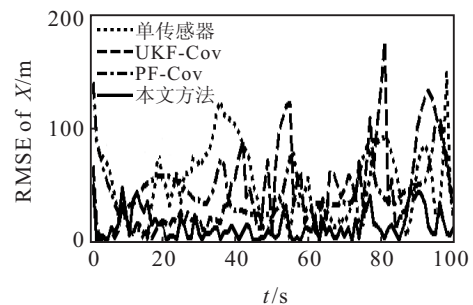
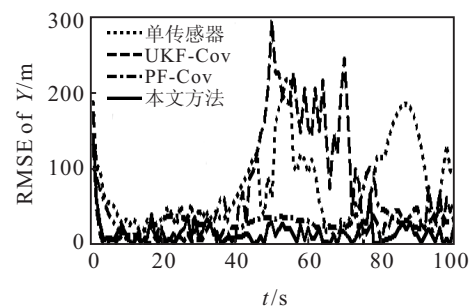


图 3 各种跟踪方案滤波结果



(a) X 轴方向均方根误差



(b) Y 轴方向均方根误差

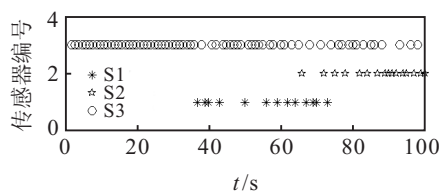
图 4 X 轴、Y 轴方向均方根误差

表 1 各种跟踪方案的性能比较

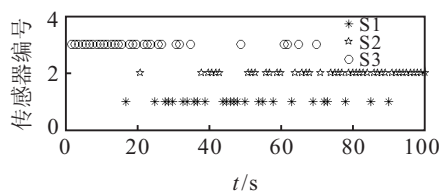
	均方根误差 RMSE					本文方法
	S1	S2	S3	UKF-Cov	PF-Cov	
X 轴/m	54.77	44.56	72.81	51.96	44.06	26.04
Y 轴/m	48.09	43.08	24.21	72.42	31.27	22.07

由上述实验结果可见,本文提出的基于 Rényi 信息增量的机动目标协同跟踪方法的跟踪效果最好.首先,在非高斯非线性环境下,UKF-Cov 法采用 UKF 进行滤波,对环境噪声估计不足,与本文方法所采用的 PF 法相比,滤波性能不佳;其次,由于本文方法在计算信息增量时比较的是概率密度函数的近似程度,而 UKF-Cov 法和 PF-Cov 法比较的均是概率密度函数的一个特征值,因而本文方法包含了更多的信息,可获得更高精度.

图 5 为协同跟踪时传感器选择的结果.从仿真参数设置可知,3 个传感器测量误差接近.因此,距离目标的远近将在一定程度上决定单个传感器的跟踪性能.从图 5 的选择结果可以看出,本文方法前 30 次观测时较多选择 S3 进行跟踪(圈点密集);中间 30 次较多选择 S1 进行跟踪(星点密集);最后 30 次则较多选择 S2 进行跟踪(五角星点密集),与图 3 中各传感器与目标之间距离相对应.由此表明,本文提出的基于 Rényi 信息增量的机动目标协同跟踪算法可以自适应地选择跟踪性能较好的传感器进行跟踪,从而实现协同跟踪,显著提高跟踪精度.



(a) 不同时刻所选择的传感器(UKF-Cov)



(b) 不同时刻所选择的传感器(本文方法)

图 5 协同跟踪时传感器选择结果

6 结 论

传感器组网机动目标协同跟踪的目标是以最小的代价实现系统跟踪性能最优.为此,本文提出了一种基于信息论中 Rényi 信息增量的机动目标多传感器

协同跟踪算法.由于采用了 PF 的框架,所提出的算法具有较好地处理非线性非高斯问题的能力.本文通过多种运动模型的交互作用实现了对目标机动时状态的准确估计;与 UKF-Cov 法利用概率密度函数的特征值获得的信息增量相比,采用大量粒子逼近目标的先、后验概率密度函数获得的 Rényi 信息增量,能够更加准确地表征网络中每个传感器跟踪性能的优劣,从而自适应地选择工作传感器进行协同跟踪,获得更高的跟踪精度.

参考文献(References)

- [1] Alfred O Hero, Christopher M Kreucher. Network sensor management for tracking and localization[C]. Int Conf on Information Fusion. Quebec: IEEE Press, 2007: 1-8.
- [2] Christopher M Kreucher, Alfred O Hero, Keith D Kastella, et al. An information-based approach to sensor management in large dynamic networks[J]. Proc of the IEEE, 2007, 95(5): 978-999.
- [3] McIntyre G A, Hintz K J. Information theoretic approach to sensor scheduling[C]. SPIE Proc. Orlando: SPIE, 1996: 304-312.
- [4] Sehmaedeke Wayne, Kastella Keith. Information based sensor management and IMMKF[C]. SPIE Proc. Orlando: SPIE, 1998: 390-401.
- [5] 胡士强, 敬忠良. 粒子滤波算法综述[J]. 控制与决策, 2005, 20(4): 361-365.
(Hu S Q, Jing Z L. Overview of particle filter algorithm[J]. Control and Decision, 2005, 20(4): 361-365.)
- [6] Jason M A, Brian R L C. Metric selection for information theoretic sensor management[C]. The 11th Int Conf on Information Fusion. Las Vegas: IEEE Press, 2008: 1-8.
- [7] Christopher M Kreucher, Kastella K, Alfred O Hero. Sensor management using an active sensing approach[J]. Signal Processing, 2005, 85(3): 607-624.
- [8] Mazor E, Dayan J, Bar-Shalom Y. Interacting multiple model in target tracking: A survey[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronics, 1998, 34(1): 103-123.
- [9] 胡洪涛, 敬忠良, 李安平, 等. 非高斯条件下基于粒子滤波的目标跟踪[J]. 上海交通大学学报, 2004, 38(12): 1996-1999.
(Hu H T, Jing Z L, Li P A, et al. Particle filter based target tracking in non-Gaussian environment[J]. J of Shanghai Jiaotong University, 2004, 38(12): 1996-1999.)