

6-1-2020

Extended Target Tracking in Presence of Target Crossing

Jinguang Chen

School of Computer Science, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China;

Mengxi Jiang

School of Computer Science, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China;

Lili Ma

School of Computer Science, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Extended Target Tracking in Presence of Target Crossing

Abstract

Abstract: In the process of extended target tracking, if there are some crossing targets, target missing problem in target estimation will appear when the extended target Gaussian mixture probability hypothesis density filter is used directly. *Aiming at this problem, an improved algorithm was proposed. Euclidean distances among targets estimated were calculated at each time, and then these targets were distinguished if they were in an adjacent region or not. In the next time step, Gaussian components weights of the targets in the same adjacent region were compensated if the target number estimated became small; otherwise, there was nothing to do. These Gaussian components were applied to estimate and track the targets. The improved algorithm solved the estimated target missing problem when the extended targets were so close with partitioning into the same subset.* Simulation results show that the improved algorithm is accuracy and effective.

Keywords

extended target tracking, probability hypothesis density filter, random finite sets, state estimation, target crossing

Recommended Citation

Chen Jinguang, Jiang Mengxi, Ma Lili. Extended Target Tracking in Presence of Target Crossing[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(1): 7-13.

存在目标交叉情形的扩展目标跟踪算法

陈金广, 江梦茜, 马丽丽

(西安工程大学计算机科学学院, 陕西 西安 710048)

摘要: 扩展目标跟踪过程中, 若出现目标交叉, 直接采用扩展目标高斯混合概率假设密度滤波算法会出现目标漏估计。针对该问题, 提出了一种改进算法。计算每一时刻跟踪到的目标间的欧式距离, 以此判定目标是否处于临近区域。在下一时刻, 若临近区域内跟踪到的目标数目突然变少, 则对临近区域内目标对应的高斯分量权值进行补偿; 否则看作是正常的目标消亡现象, 不作处理。使用处理后的高斯分量进行目标估计和跟踪。改进算法解决了因量测集分布紧密而被划分到同一个子集带来的目标数目漏估计的问题。仿真实验结果表明了改进算法的精确性与有效性。

关键词: 扩展目标跟踪; 概率假设密度滤波; 随机有限集; 状态估计; 目标交叉

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2017) 01-0007-07

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201701002

Extended Target Tracking in Presence of Target Crossing

Chen Jinguang, Jiang Mengxi, Ma Lili

(School of Computer Science, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

Abstract: In the process of extended target tracking, if there are some crossing targets, target missing problem in target estimation will appear when the extended target Gaussian mixture probability hypothesis density filter is used directly. Aiming at this problem, an improved algorithm was proposed. Euclidean distances among targets estimated were calculated at each time, and then these targets were distinguished if they were in an adjacent region or not. In the next time step, Gaussian components weights of the targets in the same adjacent region were compensated if the target number estimated became small; otherwise, there was nothing to do. These Gaussian components were applied to estimate and track the targets. The improved algorithm solved the estimated target missing problem when the extended targets were so close with partitioning into the same subset. Simulation results show that the improved algorithm is accuracy and effective.

Keywords: extended target tracking; probability hypothesis density filter; random finite sets; state estimation; target crossing

引言

在多目标跟踪中, 通常假设一个目标最多产生



收稿日期: 2015-04-15 修回日期: 2015-07-03;
基金项目: 国家自然科学基金(61201118), 中国博士后科学基金(2103M532020), 陕西省自然科学基金基础研究计划项目(2016JM6030);
作者简介: 陈金广(1977-), 男, 河南南阳, 博士, 副教授, 研究方向为信息融合。

一个量测值, 如 Vo 等人提出的序贯蒙特卡罗-概率假设密度 (Sequential Monte Carlo Probability Hypothesis Density, SMC-PHD) 滤波算法^[1]和高斯混合概率假设密度 (Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density, GM-PHD) 滤波算法^[2]。该假设具有一定的现实意义, 却也存在着相应的局限性。当目标间的距离与传感器之间的距离较近、传感器

的探测精度高或者目标体积较大时,传感器在监测单个目标时往往能够得到多个量测信息,此种情况下的目标跟踪称之为扩展目标跟踪,原有的多目标量测似然函数将不再适用。Granström 和 Salmond 提出了可将传感器接收到的量测数目建模为一个泊松分布,这意味着扩展目标的量测不再是一个点的集合,而是一个强度分布^[3-4]。Mahler 在文献[3-4]的基础上,将 PHD 进行改进,推导出可适用于扩展目标跟踪的 PHD 更新方程^[5],但该 PHD 的数值近似方法并未给出。2012 年,Granstrom 首先将量测集划分为不同的子集,假设每个子集里面包含的是同一个目标产生的量测信息,随后用高斯混合 PHD 滤波方法来对 Mahler 提出的扩展 PHD 进行实现,给出了扩展目标高斯概率假设密度滤波(Extend Target-GM-PHD, ET-GM-PHD)算法^[6]。随后,他们又提出了势概率假设密度扩展目标滤波算法,该算法将势概率假设密度(Cardinalized Probability Hypothesis Density, CPHD)进行改进,使改进后的算法可对扩展目标进行跟踪^[7]。Angelova 等人也对扩展目标跟踪进行研究,不同于 ET-GM-PHD 的是,Angelova 提出的算法是将交互多模型数据扩维(Interacting Multiple Model Data Augmentation, IMM-DA)算法和改进后的混合卡尔曼滤波器(Mixture Kalman Filter, MKF)两种技术相结合来实现扩展目标的跟踪^[8]。2014 年,韩崇昭等人使用泊松分布的扩展目标量测模型,提出了一个势平衡的多目标多伯努利滤波算法,该算法使用多个伯努利概率密度来逼近扩展目标后验概率密度,给出了一个新的量测更新方程来对扩展目标进行跟踪^[9]。

已有不少学者对各种复杂环境下的扩展目标跟踪算法进行研究,出现了不少研究成果,如 Daniel 等人提出的使用交互式多模型方法来解决多机动的扩展目标中的联合跟踪和数据关联问题^[10]。Amadou 等人认为杂波的分布是不均匀的,其泊松分布的噪声过程具有很强的空间变化,针对此问题提出了适用扩展目标跟踪的广义似然模型^[11]。文

献[12]使用容积卡尔曼滤波算法的思想来对非线性高斯环境下的扩展目标进行跟踪。Xu 等人给出了多检测 PHD 滤波算法(Multi-Detection Probability Hypothesis Density, MD-PHD)的更新方程,提出的 MD-GM-PHD 滤波算法可用于扩展目标以及多传感器环境下的跟踪^[13]。在上述算法中,都需要对当前的量测集进行划分。通常根据量测之间的距离来决定是否将量测划分到一个量测子集中。在目标存在交叉的情况下,扩展目标间的空间距离较为接近,其各自产生的量测分布也较为紧密,因而将这些扩展目标的量测都划分到一个量测集中,导致在滤波过程中将多个扩展目标看作为一个扩展目标。此时,若对量测更新后的目标状态不加以处理,估计出的目标数目必然会小于真实目标数目,严重地影响了目标的精度。本文针对目标空间距离较近而产生紧密分布量测带来的影响,提出了改进的量测更新方法。改进算法在整个跟踪周期都能够对目标进行有效跟踪,且在每一时刻均能够较为精确地估计出目标的状态与个数。

1 问题描述

在扩展目标跟踪环境下,目标个数、目标状态以及量测信息具有随机性,因而在扩展目标跟踪中,常将目标的状态信息以及量测信息分别使用随机集 $X_k = \{\mathbf{x}_k^{(i)}\}_{i=1}^{N_{x,k}}$ 和 $Z_k = \{\mathbf{z}_k^{(j)}\}_{j=1}^{N_{z,k}^{(i)}}$ 来表示。其中, $\mathbf{x}_k = [\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3]^T$ 表示目标在 k 时刻的状态, ε_1 , ε_2 和 ε_3 分别表示目标的位置分量、速度分量以及加速度分量。在具有形状信息的扩展目标跟踪中,还将代表目标的形状信息的参数加入到向量 \mathbf{x}_k 中作为目标状态的一部分进行处理^[14]。 $N_{x,k}$ 表示为 k 时刻所有的扩展目标的个数, $N_{z,k}^{(i)}$ 表示为 k 时刻第 i 个扩展目标产生的量测个数。

在 k 时刻的目标集合中,包含着 $k-1$ 到 k 时刻的存活目标、衍生目标以及新生目标。因此,在 k 时刻总的目标状态随机集合可描述为:

$$X_k = S_{k|k-1}(\mathbf{x}^{(i)}) \cup B_{k|k-1}(\mathbf{x}^{(i)}) \cup \Gamma_k \quad (1)$$

传感器在 k 时刻接收到真实目标产生的量测

信息的同时, 也接收到杂波的干扰信息 $Z_{c,k}$, 因此 k 时刻的量测信息可被描述为一个随机集合:

$$Z_k = z_{1,k}(\mathbf{x}_k^1) \cup \dots \cup z_{N_{z,k}}(\mathbf{x}_k^{N_{z,k}}) \cup Z_{c,k} \quad (2)$$

其中: 杂波分布可通过 $\lambda_k c_k(\mathbf{z})$ 来建模; λ_k 为泊松分布的随机变量; $c_k(\mathbf{z})$ 为杂波量测的空间分布。

每一个目标状态 $\mathbf{x}_k^{(i)}$ 的动态方程均被建模为如下形式:

$$\mathbf{x}_{k+1}^{(i)} = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_k^{(i)} + \boldsymbol{\omega}_k^{(i)} \quad (3)$$

其中: \mathbf{F}_k 为目标的动态转移矩阵; $\boldsymbol{\omega}_k^{(i)}$ 为高斯白噪声, 其协方差为 $\mathbf{Q}_k^{(i)}$ 。

由第 i 个目标产生的每一个量测 $z_k^{(i)}$ 可被建模为如下形式:

$$z_k^{(i)} = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k^{(i)} + \mathbf{e}_k^{(i)} \quad (4)$$

其中: \mathbf{H}_k 为量测矩阵; $\mathbf{e}_k^{(i)}$ 表示高斯白噪声, 其协方差为 \mathbf{R}_k ; 在每一时刻由第 i 个扩展目标产生的量测数 $N_{z,k}^{(i)}$ 服从随机变量为 $\gamma(\mathbf{x}_k^{(i)})$ 的泊松分布, 记为 $N_{z,k}^{(i)} \sim \text{Poisson}(\gamma(\mathbf{x}_k^{(i)}))$ 。此目标至少产生一个量测的概率为 $1 - e^{-\gamma(\mathbf{x}_k^{(i)})}$ 。若将扩展目标的检测概率使用定义在目标观测区域内的一个已知的非负函数 $p_D(\mathbf{x}_k^{(i)})$ 表示, 则其实际的检测概率为 $(1 - e^{-\gamma(\mathbf{x}_k^{(i)})})p_D(\mathbf{x}_k^{(i)})$ 。

在扩展目标跟踪过程中, 若存在扩展目标交叉情形, 目标产生的量测空间分布会非常紧密, 此时, 传统的 GM-ET-PHD 滤波算法会把处于一定临域内的量测信息划分到同一子集当中, 而这些量测信息实际上是由多个目标产生的, 算法估计到的目标数必然会小于实际目标数, 部分目标跟踪丢失, 严重地影响了算法的精度。本文的目的在于消除该情况下引起的错误估计。通过判断目标是否进入临近区域, 然后进行权值补偿的思路, 较好地解决了该问题。改进算法无论是在目标空间距离较为接近时, 还是目标发生交叉的情况下, 均能够较为精确地估计出每一时刻扩展目标的状态以及目标的真实数目。

2 改进算法

在扩展目标的跟踪中, 根本目的就是希望能够

通过当前的目标状态 X_k 以及传感器获取到的量测信息 Z_k , 去估计下一时刻的目标状态与目标数目。在存在目标交叉情形的扩展目标跟踪算法中, 通过计算目标间的欧式距离用以判断目标是否处于临近区域内。在下一时刻, 若临近区域内跟踪到的目标数目突然变少, 则认定此刻的目标数目漏估计是由目标发生或者即将发生交叉事件而导致的。此时, 给临近区域内的目标补偿权值, 若变少的目标并非临近区域内的目标, 则认为是正常的目标消亡现象, 不作处理。

在存在目标交叉情形扩展目标的高斯混合概率假设密度滤波中, 大致上可分为如下几个步骤: ①对目标的状态进行预测; ②对当前的量测值信息进行划分; ③结合划分后的量测信息对状态进行更新; ④求更新后的目标间的欧式距离, 若目标间的欧式距离处于某个阈值内, 则认为目标处于临近区域内, 记录下临近区域内的目标数目; ⑤当临近区域内的目标数目变少时, 则补偿权值。⑥对低权值的高斯分量进行剪枝合并操作。下面对主要的算法步骤进行描述。

Step 1: 预测 PHD 可由如下高斯形式表示:

$$D_{k|k-1}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}} w_{k|k-1}^{(j)} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)}, \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)}) \quad (5)$$

其中: $J_{k|k-1}$ 为预测高斯分量的个数; $w_{k|k-1}^{(j)}$ 为第 j 个高斯分量的权值; $\mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)}$ 为第 j 个高斯分量的均值; $\mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)}$ 为第 j 个高斯分量的协方差; $N(\mathbf{x}; \mathbf{m}, \mathbf{P})$ 为表示一个定义在变量 \mathbf{x} 上, 均值和协方差为 \mathbf{m} 和 \mathbf{P} 的高斯分布。

Step 2: 在预测完以后需要结合当前的量测信息进行更新, 在扩展目标的环境下, 在量测参与更新之前, 需要对量测信息进行划分, 具体可参考文献[11], 更新 PHD 可由如下高斯形式表示:

$$D_{k|k}(\mathbf{x}|Z) = L_{z_k}(\mathbf{x}) D_{k|k-1}(\mathbf{x}|Z) \quad (6)$$

其中, $L_{z_k}(\mathbf{x})$ 为量测似然函数, 量测似然函数全面地描述了传感器的行为, 包括传感器噪声模型、检测概率、虚警, 杂波以及数据传输涨落等传感器特性。在扩展目标跟踪中, 此似然函数如式(7)所示:

$$L_{z_k}(\mathbf{x}) = 1 - (1 - e_k^{-\gamma(\mathbf{x})})p_D(\mathbf{x}) + e_k^{-\gamma(\mathbf{x})}p_D(\mathbf{x}) \times \sum_{p \in Z_k} \omega_p \sum_{W \in p} \frac{\gamma(\mathbf{x})^{|W|}}{d_W} \cdot \prod_{z_k \in W} \frac{\phi_{z_k}(\mathbf{x})}{\lambda_k c_k(z_k)} \quad (7)$$

此等式分为两部分，其中，第一部分 $1 - (1 - e_k^{-\gamma(\mathbf{x})})p_D(\mathbf{x})$ 负责处理未检测到目标的情形，第二部分负责处理检测到目标的情形。 $p \in Z_k$ 为量测集 Z_k 划分进元胞 W 后的分区，在每一个分区中，若元胞里面包含大于 1 个量测，则该量测被认为是来自于一个目标产生的，若该元胞只包含一个量测，则认为其有可能是杂波或者是目标产生。

$\omega_p = \frac{\prod_{W \in p} d_W}{\sum_{p' \in Z_k} \prod_{W' \in p'} d_{W'}}$ 为分区的权值， $|W|$ 为元胞里面的元素个数。

k 时刻的目标后验概率密度的高斯混合形式可分为两部分，分别用于处理目标未被检测到的情况和目标被检测到的情况，具体描述如下：

$$D_{k|k}(\mathbf{x}) = D_{k|k}^{ND}(\mathbf{x}) + \sum_{p \in Z_k} \sum_{W \in p} D_{k|k}^D(\mathbf{x} | W) \quad (8)$$

下面分别给出式(8)右端两部分的具体高斯形式。

未检测到目标的强度信息：

$$D_{k|k}^{ND}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}} w_{k|k}^{(j)} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k|k}^{(j)}, \mathbf{P}_{k|k}^{(j)}) \quad (9)$$

$$\text{其中 } w_{k|k}^{(j)} = (1 - (1 - e^{-\gamma(\mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)})})p_D(\mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)}))w_{k|k-1}^{(j)} \quad (10)$$

$$\mathbf{m}_{k|k}^{(j)} = \mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)} \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_{k|k}^{(j)} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)} \quad (12)$$

检测到目标的强度信息：

$$D_{k|k}^D(\mathbf{x} | W) = \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}} w_{k|k}^{(j)} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k|k}^{(j)}, \mathbf{P}_{k|k}^{(j)}) \quad (13)$$

目标的均值与协方差的更新可使用标准卡尔曼滤波的量测更新方程进行更新：

$$\mathbf{m}_{k|k}^{(j)} = \mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)} + \mathbf{K}_k^{(j)}(\mathbf{z}_W - \mathbf{H}_W \mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)}) \quad (14)$$

$$\mathbf{P}_{k|k}^{(j)} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^{(j)} \mathbf{H}_W) \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)} \quad (15)$$

$$\mathbf{K}_k^{(j)} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)} \mathbf{H}_W^T (\mathbf{H}_W \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)} \mathbf{H}_W^T + \mathbf{R}_W)^{-1} \quad (16)$$

其中，

$$\mathbf{H}_W = [\underbrace{\mathbf{H}_k^T, \mathbf{H}_k^T, \dots, \mathbf{H}_k^T}_{|W|}]^T; \mathbf{R}_W = \text{blkdiag}(\underbrace{\mathbf{R}_k, \mathbf{R}_k, \dots, \mathbf{R}_k}_{|W|})$$

权值更新方程与标准卡尔曼滤波略有差异，具体可由式(17)~(19)给出：

$$w_{k|k}^{(j)} = \omega_p \frac{\Gamma^{(j)} p_D(\mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)}) \Phi_W^{(j)} w_{k|k-1}^{(j)}}{d_W} \quad (17)$$

$$\Gamma^{(j)} = e^{-\gamma(\mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)})} (\gamma(\mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)}))^{|W|} \quad (18)$$

$$\Phi_W^{(j)} = \phi_W^{(j)} \prod_{z_k \in W} \frac{1}{\lambda_k c_k(z_k)} \quad (19)$$

其中，分区权值 ω_p 可描述为式(20)(21)：

$$\omega_p = \frac{\prod_{W \in p} d_W}{\sum_{p' \in Z_k} \prod_{W' \in p'} d_{W'}} \quad (20)$$

$$d_W = \delta_{|W|,1} + \sum_{\ell=1}^{J_{k|k-1}} \Gamma^{(\ell)} p_D^{(\ell)} \Phi_W^{(\ell)} w_{k|k-1}^{(\ell)} \quad (21)$$

量测在元胞 W 中的概率可描述为式(22)：

$$\phi_W^{(j)} = N(\mathbf{z}_W; \mathbf{H}_W \mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)}, \mathbf{H}_W \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)} \mathbf{H}_W^T + \mathbf{R}_W) \quad (22)$$

Step 3: 对更新后的目标进行归类、判断以及处理：

目标 A 和目标 B 之间的欧式距离可表示为

$$d(\mathbf{m}_A, \mathbf{m}_B) = \sqrt{\sum_{j=1}^n (\mathbf{m}_{1j} - \mathbf{m}_{2j})^2}, \text{ 若 } \alpha < d(\mathbf{m}_A, \mathbf{m}_B) < \beta,$$

则认定为此两个目标处于临近区域，累计临近区域内的目标数，其中 α, β 为设定好的阈值。当前时刻的目标数目少于上一时刻时，判断消失的目标是否为临近区域内的目标，若是则对该区域内的所有目标的高斯分量的权值进行补偿，即：对应的高斯分量 $w_{k|k}^{(j)} = w_{k|k}^{(j)} \times L$ ，其中， L 为临近区域内的目标数。将处理后的高斯分量作为最后的量测更新高斯分量进行传递，进入高斯项的剪枝与合并步骤。

3 仿真实验与结果分析

本文给出了下面一组实验来验证算法的性能。将实验环境的目标监测区域设置为 $[-1000, 1000] \times [-1000, 1000]$ 。 k 时刻的扩展目标状态为 $\mathbf{x}_k = [\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3]^T$ ，其中， $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3$ 分别表示为目标的位置分量、速度分量与加速度分量。

k 时刻的所有扩展目标的状态集为 $\mathbf{X}_k = \{\mathbf{x}_k^{(i)}\}_{i=1}^{N_{x,k}}$ ， $N_{x,k}$ 为扩展目标的个数。扩展目标的动态方程为 $\mathbf{x}_k^{(i)} = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_{k-1}^{(i)} + \boldsymbol{\omega}_k^{(i)}$ 。其中， \mathbf{F}_k 为状

态转移矩阵, $\omega_k^{(i)}$ 为协方差为 $Q_k^{(i)}$ 的高斯白噪声。

k 时刻的目标量测集合为 $Z_k = \{z_k^{(j)}\}_{j=1}^{N_{z,k}}$, $N_{z,k}$ 为单个目标产生的量测个数。扩展目标的量测方程为 $z_k^{(j)} = H_k x_k^{(i)} + e_k^{(j)}$ 。其中, H_k 为量测矩阵, $e_k^{(j)}$ 为协方差为 R_k 的量测高斯白噪声。

仿真实验中的各参数设置如下: 扩展目标的存活概率 $p_s = 0.99$, 扩展目标的检测概率 $p_D = 0.99$, 杂波在整个监测区域内呈均匀分布, 杂波均值设置

为 50。状态转移矩阵 $F_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$, 过程噪声

协方差 $Q_k = B \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 4 \end{bmatrix} B^T$, 式中 $B = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 & T & 0 \\ 0 & T^2/2 & 0 & T \end{bmatrix}^T$,

采样间隔 $T = 1$ 。量测噪声协方差 $R_k = \begin{bmatrix} 40 & 0 \\ 0 & 40 \end{bmatrix}$,

量测矩阵 $H_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$ 。目标的初始强度设置

为: $J_0 = 1$, $w_0 = 0.1$, $m_0 = [0, 0, 0, 0]^T$, $P_0 = \text{diag}(0, 0, 0, 0)$ 。

存在目标交叉情况下的扩展目标跟踪算法的仿真实验周期为 100 s, 分别使用 ET-GM-PHD 滤波算法与改进算法来对监测区域内的目标进行跟踪, 对两种算法每一时刻估计出的目标数目进行对比。为了更加有效地对算法的跟踪性能进行评判, 实验中采用最优子模式分配 OSPA(Optimal Sub-pattern Assignment, OSPA) 准则^[15]进行评价, 分别计算出两种算法滤波后的目标状态与真实目标状态的 OSPA 距离。

OSPA 对 2 个集合内的元素采用优化分配的方法进行两两关联, 继而计算出集合之间的距离。假设 N 为估计目标数目, M 为真实的目标数目, 具体的计算公式如下:

当 $N \leq M$ 时,

$$d_{\text{OSPA}}(p, c, X, \hat{X}) = \left\{ \frac{1}{M} \left[\min_{\pi(l) \in \Pi_M} \sum_{l=1}^N (d(c, x^l, \hat{x}^{\pi(l)}))^p + c^p (M - N) \right] \right\}^{1/p} \quad (23)$$

当 $N > M$ 时, $d_{\text{OSPA}}(p, c, X, \hat{X}) = d_{\text{OSPA}}$

(p, c, \hat{X}, X) , 当采用 L_∞ 范数时, 且有

$$d_{\text{OSPA}}(\infty, c, X, \hat{X}) = \begin{cases} \min_{\pi(l) \in \Pi_M} \max_{1 \leq l \leq M} d(x^l, \hat{x}^{\pi(l)}) & M = N \\ c, & M \neq N \end{cases} \quad (24)$$

其中: X 为真实目标状态; \hat{X} 为估计目标状态; Π_M 为集合 $\{1, 2, \dots, M\}$ 中长度为 N 的所有排列组合; $\pi(l)$ 为其中的一种表达排列方式; c 为水平距离参数。

监测区域中共出现 3 个目标, 其中, 目标 1 与目标 2 在整个实验周期存活, 而目标 3 在 17 s 后开始消亡。典型的实验结果如图 1~5 所示。从图 1 可看出, 当目标间的空间距离较近时, 目标产生的量测信息分布也较为紧密, 当目标交叉时, 目标的量测出现大量重叠现象。从图 2~3 可看出, 目标 1 与目标 2 于点 $[-50, -300]$ 处发生交叉事件。

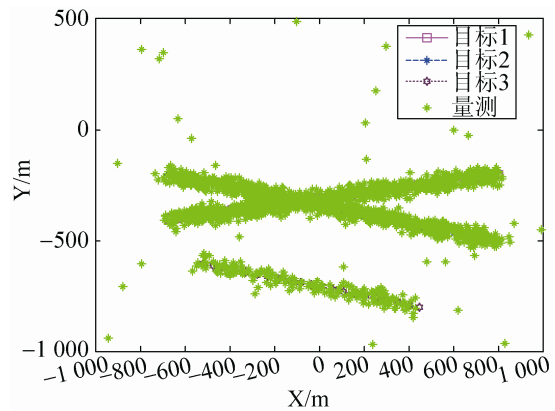


图 1 量测分布
Fig.1 Distribution of measurements

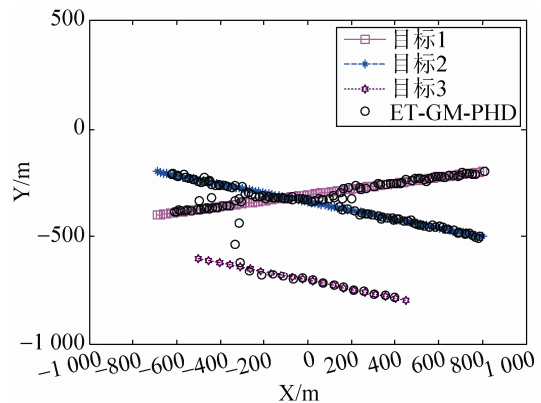


图 2 ET-GM-PHD 滤波算法目标跟踪轨迹
Fig.2 Trajectories of targets of the ET-GM-PHD

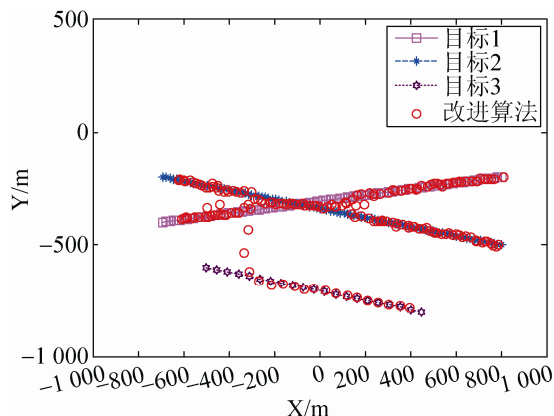


图3 改进算法的目标跟踪轨迹

Fig.3 Target trajectories of the improved algorithm

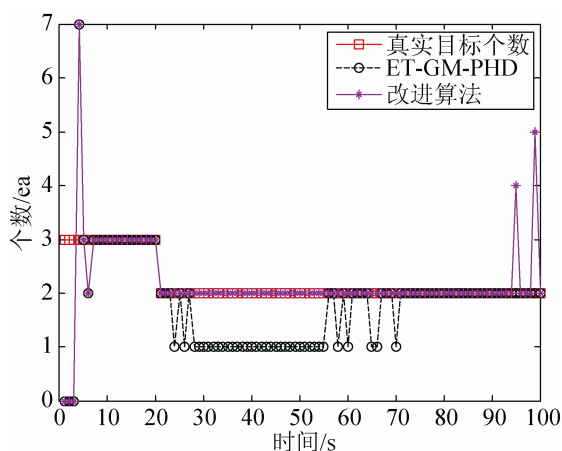


图4 两种算法估计出的目标数目

Fig.4 Target number estimated of two algorithms

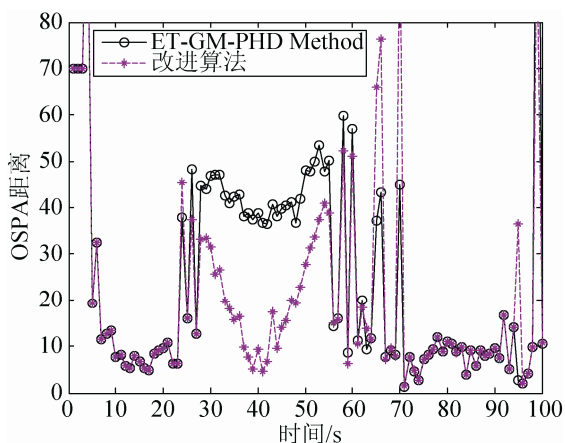


图5 两种算法计算出的OSPA距离

Fig.5 OSPA distance of two algorithms

从图4可看出, ET-GM-PHD滤波算法在真实目标较为接近时会出现严重的目标数目漏估计的现象, 而本文算法在目标交叉的整个临近区域未出

现目标漏估计现象, 且在17s目标3消亡后并未出现目标数目过估计的现象。从整体上看, 改进算法在整个目标跟踪周期内均能较为精确地估计出真实目标的数目。然而, 在95s与99s时, 改进算法出现了目标过估计情况, 这是由于当目标位于交叉临近区域时, 改进算法对部分高斯项的权值进行了补偿, 从而导致有些高斯项的权值相较于整体权值水平偏高, 故出现此现象。ET-GM-PHD滤波算法在58s, 60s, 64s, 65s, 70s时出现目标数目漏估计现象的原因则与改进算法出现过估计的原因相反, 当目标位于交叉临近区域时, 真实目标对应高斯项的权值大大降低, 而ET-GM-PHD滤波算法并未对其对应高斯项权值进行补偿, 故造成高斯项的权值相较于整体权值水平偏低, 因而出现目标漏估计现象。此外, 在第1s、2s两种算法均出现了目标的漏估计现象, 这是由于在实验中初始权值设置为0, 因而在前两秒目标的权值较低被忽略; 在第3s出现的过估计与第5s出现漏估计则是由于杂波环境下的量测信息不精确而导致的。

从图5可看出, 由于改进算法在交叉临近区域对目标真实数目的精确估计, 使得从23s~60s改进算法的OSPA距离明显比ET-GM-PHD滤波算法的OSPA距离要小。从整体上观察, 除交叉临近区域与个别不稳定时刻外, 两种算法均能够对目标进行有效跟踪, 因而相应的OSPA距离值较为接近, 均处于一个较低的水平。

4 结论

本文的贡献在于将ET-GM-PHD滤波方法进行改进, 提出了新的量测更新方法, 使其能够对存在交叉情形的扩展目标进行较高精度地跟踪, 并将改进后的算法和ET-GM-PHD滤波算法进行评估与比较。仿真结果表明, 在杂波环境下, 当目标间的空间距离较为接近时, ET-GM-PHD算法会出现严重的目标漏估计现象, 而改进后的算法在目标交叉或目标较为接近时均能较为精确地估计出目标的数目与目标状态, 有效地对目标进行跟踪。如何

在量测划分阶段精确地将不同目标产生的量测划分到不同的子集当中, 更好地提高算法的精度, 仍需要进一步深入研究。

参考文献:

- [1] Vo B N, Singh S, Doucet A. Sequential Monte Carlo methods for multi-target filtering with random finite sets [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* (S0018-9251), 2005, 41(4): 1224-1245.
- [2] Vo B N, Ma W. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing* (S1053-587X), 2006, 54(11): 4091-4104.
- [3] Gilholm K, Salmond D. Spatial distribution model for tracking extended objects [J]. *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation* (S1350-2395), 2005, 152(5): 364-371.
- [4] K Gilholm, S Godsill, S Maskell, et al. Poisson models for extended target and group tracking [C]// *Proceedings of Signal and Data Processing of Small Targets*. USA: SPIE, 2005: 230-241.
- [5] Mahler R P S. PHD filters for nonstandard targets. I: Extended targets [C]// *Proceedings of the 12th International Conference on Information Fusion*. USA: IEEE, 2009: 915-921.
- [6] Granstrom K, Lundquist C, Orguner O. Extended target tracking using a Gaussian-mixture PHD filter [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* (S0018-9251), 2012, 48(4): 3268-3286.
- [7] Orguner O, Lundquist C, Granstrom K. Extended target tracking with a cardinalized probability hypothesis density filter [C]// *Proceedings of the 14th International Conference on Information Fusion*. USA: IEEE, 2011: 1-8.
- [8] Angelova D, Mihaylova L. Extended object tracking using Monte Carlo methods [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing* (S1053-587X), 2008, 56(2): 825-832.
- [9] Guanghua Zhang, Feng Lian, Chongzhao Han. CBMeMBer filters for nonstandard targets, I: Extended targets [C]// *Proceedings of the 17th International Conference on Information Fusion*. Spain: IEEE, 2014: 1-6.
- [10] Daniel Sigalov, Tomer Michaeli, Yaakov Oshman. Simultaneous tracking and data association in an extended maneuvering target using the IMM methodology [C]// *Proceedings of the 17th International Conference on Information Fusion*. Spain: IEEE, 2014: 1-7.
- [11] Amadou Gning, Simon J Julier, Jordi Barr, et al. PHD filtering in presence of highly structured sea clutter process and tracks with extent [C]// *Proceedings of the IET Conference on Data Fusion & Target Tracking: Algorithms and Applications*. UK: IET, 2014: 1-8.
- [12] Jinguang Chen, Ni Wang, Lili Ma, et al. Extended target probability hypothesis density filter based on cubature Kalman filter [J]. *IET Radar, Sonar and Navigation* (S1751-8784), 2015, 9(3): 324-332.
- [13] Xu Tang, Xin Chen. A multiple-detection probability hypothesis density filter [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing* (S1053-587X), 2015, 63(8): 2007-2019.
- [14] Koch J W. Bayesian approach to extended object and cluster tracking using random matrices [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* (S0018-9251), 2008, 44(3): 1042-1059.
- [15] Schuhmacher Dominic, B T Vo, B N Vo. A consistent metric for performance evaluation of multi-object filters [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing* (S1053-587X), 2004, 56(8): 3447-3457.