

强干扰环境下水下纯方位 PMHT 多目标跟踪

李晓花^{1,2}, 李亚安³, 鲁晓锋^{1,2}, 赵晨旭⁴, 蔚婧³

1.西安理工大学 计算机科学与工程学院, 陕西 西安 710048;
2.陕西省网络计算与安全技术重点实验室, 陕西 西安 710048;
3.西北工业大学 航海学院, 陕西 西安 710072; 4.国防科技大学 机电工程与自动化学院, 湖南 长沙 741200

摘要:针对强干扰环境下水下纯方位多目标跟踪的非线性、不可观测性以及数据关联模糊等问题,基于期望极大化算法,结合扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)平滑算法和无味卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)平滑算法,提出了基于EKF和UKF的多传感器多目标纯方位概率多假设跟踪(probabilistic multiple hypothesis tracking, PMHT)算法。纯方位PMHT算法通过引入目标和量测数据之间的关联变量来解决量测与目标之间的数据关联模糊问题。简化了基于EKF平滑算法的多传感器纯方位PMHT算法,避免堆积每个传感器的合成量测,有效减小了运算量。仿真结果表明,在水下强干扰环境下,对于静止多观测站和机动单观测站,2种算法对多个交叉运动目标和邻近运动目标的航迹关联成功率高,抗干扰性能好,并且运算量小,证明了算法的有效性。

关键词:纯方位;多目标跟踪;概率多假设跟踪;数据关联;扩展卡尔曼滤波;无味卡尔曼滤波

中图分类号: TN957

文献标志码: A

文章编号: 1000-2758(2020)02-0359-07

纯方位目标跟踪(bearing-only target tracking, BOT)属于典型的被动跟踪,指声纳不使用向外辐射能量设备,仅利用目标的方位信息来估计目标的运动参数,如距离、航速、航向等,达到精确跟踪的目的^[1]。BOT系统可以隐蔽自己、并且使用成本低,可以有效提高跟踪系统的战斗能力,是跟踪防御系统的重要组成部分。由于是被动接收信号,不易被敌发现和被敌干扰,并且作用距离通常比主动跟踪系统远,BOT一直是学者们研究的重点。

由于BOT系统的量测方程是非线性的,所以需要研究非线性强、稳定性好且实时性强的跟踪滤波算法。目前的滤波算法主要分为批处理算法和贝叶斯估计算法。批处理算法主要包括伪线性估计(pseudo-linear estimation, PLE)、极大似然估计(maximum likelihood estimate, MLE)^[2]和辅助变量法(instrument variable, IV)^[3]。贝叶斯估计算法主要包括扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)类^[4]、无味卡尔曼滤波(unscented Kaman

filter, UKF)类^[5]以及粒子滤波(particle filter, PF)类^[6]。由于PF算法复杂,计算量大,综合考虑算法的滤波性能、复杂性和实时性,本文选择EKF平滑算法和UKF平滑算法。

与单目标跟踪不同,多目标跟踪不仅需要解决单目标跟踪中的估计、干扰和机动等问题,还需要考虑量测与目标之间的数据关联问题。经典的数据关联方法中,最近邻算法(nearest neighbor, NN)^[7]以及全局最近邻算法(global nearest neighbor, GNN)^[8]的正确关联率低,仅适合干扰密度很小关联问题;多假设关联(multiple hypothesis tracking, MHT)^[9]和联合概率数据关联(join probabilistic data association, JPDA)^[10]计算量随目标和量测的个数呈指数增长,并且当目标距离较近、信噪比较低、或者目标出现多个量测时,跟踪性能较差。基于期望极大化(expectation maximization, EM)的概率多假设跟踪(probabilistic multiple hypothesis tracking, PMHT)^[11]算法的计算量随目标和量测个数呈线性增长。另外,

收稿日期:2019-01-07

基金项目:国家自然科学基金(61703333)、陕西省自然科学基金基础研究计划一般项目(2019JQ-746)和陕西省教育厅自然科学研究项目(18JK0557)资助

作者简介:李晓花(1986—),西安理工大学讲师、博士,主要从事目标跟踪及多传感器信息融合等研究。

PMHT 算法是一种贝叶斯框架下的跟踪算法,在概率统计意义下的易扩展性受到学者们的青睐^[12]。

迄今为止,PMHT 算法主要用于主动目标跟踪。Giannopoulos 等提出了在没有系统过程噪声及外界环境干扰情况下基于 PMHT 的纯方位多目标跟踪算法^[13];Efe 等将 PMHT 应用于静止双观测站纯方位多目标跟踪,其应用条件是假设 2 个观测站之间的量测关联已知^[14]。然而,在实际的水下目标跟踪问题中,由于水下及水面各种不均匀反射体的存在,水下环境属于强干扰环境,水下目标跟踪需要考虑海洋环境噪声、目标自噪声及各种干扰对目标跟踪性能的影响。

结合水下多目标跟踪的实际需求,针对强干扰环境下的水下纯方位多传感器多目标跟踪问题,本文提出了基于 EKF 算法和 UKF 算法的多传感器多目标纯方位 PMHT 算法。仿真结果表明,在对强干扰水下纯方位多目标跟踪中,所提算法对交叉运动多目标和邻近运动多目标都有较好的跟踪性能,目标与航迹关联成功率高,并且运算量小。

1 多目标 BOT 系统模型

假设在跟踪过程中目标和观测平台在水下同一深度,从而在二维空间内处理 BOT 问题。

假设在整个跟踪区域内有 M 个目标 S 个观测站, t 时刻第 m 个目标的运动状态为 $\mathbf{x}_m(t) = (x_m(t), \dot{x}_m(t), y_m(t), \dot{y}_m(t))^T$,第 s 个观测站的运动状态为 $\mathbf{x}_s(t) = (x_s(t), \dot{x}_s(t), y_s(t), \dot{y}_s(t))^T$,其中 $(x_m(t), \dot{x}_m(t))$ 和 $(y_m(t), \dot{y}_m(t))$ 分别为第 m 个目标在 x 方向和 y 方向上的位置分量和速度分量, $(x_s(t), \dot{x}_s(t))$ 和 $(y_s(t), \dot{y}_s(t))$ 分别为第 s 个观测站在 x 方向和 y 方向的位置分量和速度分量。

设 t 时刻第 m 个目标第 s 个观测站的状态方程和量测方程分别为

$$\mathbf{x}_m(t) = \mathbf{F}_m(t)\mathbf{x}_m(t-1) + \mathbf{v}_m(t) \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_{m,s}(t) = \mathbf{h}_s(\mathbf{x}_m(t)) + \mathbf{w}_{m,s}(t) \quad (2)$$

式中: $\mathbf{F}_m(t)$ 为目标状态转移矩阵; $\mathbf{v}_m(t)$ 是系统过程噪声,假定其服从均值为零协方差为 \mathbf{Q}_m 的高斯分布; $\mathbf{h}_s(\mathbf{x}_m(t))$ 为第 s 个观测站的量测函数; $\mathbf{w}_{m,s}(t)$ 是量测噪声,假定其服从均值为零协方差为 \mathbf{R}_m 的高斯分布,并且量测噪声与系统过程噪声相互独立。

对于多传感器多目标 BOT 问题,量测函数

$\mathbf{h}_s(\mathbf{x}_m(t))$ 为

$$\mathbf{h}_s(\mathbf{x}_m(t)) = \arctan\left(\frac{x_m(t) - x_s(t)}{y_m(t) - y_s(t)}\right) \quad (3)$$

2 多观测站多目标 PMHT 算法

2.1 多传感器 PMHT 算法

假设在 t 时刻总共有 N_t 个纯方位量测,设整个跟踪过程中目标状态序列和量测序列分别为 $\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_T), \mathbf{Z} = (Z_1, Z_2, \dots, Z_T)$,其中, T 为跟踪结束时刻, $\mathbf{X}_{(t)} = (x_1(t), \dots, x_M(t))$ 和 $\mathbf{Z}_{(t)} = (z_1(t), \dots, z_{N_t}(t))$ 分别为 t 时刻所有目标的状态序列和量测序列。

考虑到纯方位量测的不确定性,定义量测 - 目标关联变量为 $\mathbf{K}(t) = (k_{1,s}(t), k_{2,s}(t), \dots, k_{N_t,s}(t))$,其中, $k_{r,s}(t) = m$ 表示 t 时刻的量测 r 来源于目标 m 和观测站 s ^[15]。假设量测 r 来源于目标 m 和观测站 s 的先验概率为 $P(k_{r,s}(t) = m) = \pi_m$ 。假设先验概率相互独立,并设为

$$\pi_m = P_d(m) / [N_t P_d(m) + (1 - P_d(m))\lambda V] \quad (4)$$

式中: $P_d(m)$ 为第 m 个目标的检测概率; V 是跟踪监视区域; λ 为干扰的密度。

PMHT 算法的优点是在避免求解关联变量 \mathbf{K} 的情况下,求解目标状态 \mathbf{X} 的后验概率分布,即最大化 $p(\mathbf{X} | \mathbf{Z})$

$$\hat{\mathbf{X}}_{\text{MAP}} = \arg \max_{\mathbf{X}} \{ \ln(p(\mathbf{X} | \mathbf{Z})) \} \quad (5)$$

定义期望函数为

$$Q(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)}) =$$

$$\int_{\mathbf{K}} \ln(p(\mathbf{X}^{(n+1)}, \mathbf{K} | \mathbf{Z})) \cdot p(\mathbf{K} | \mathbf{X}^{(n)}, \mathbf{Z}) d\mathbf{K} \quad (6)$$

式中, n 是 EM 迭代次数。

多传感器多目标纯方位 PMHT 算法的实质是求解

$$\mathbf{X}^{(n+1)} = \arg \max_{\mathbf{X}^{(n+1)}} Q(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)}) \quad (7)$$

由条件概率公式和贝叶斯公式可将 (6) 式化简为

$$Q(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)}) = \sum_{\mathbf{K}} \ln(p(\mathbf{X}^{(n+1)}, \mathbf{K} | \mathbf{Z})) p(\mathbf{K} | \mathbf{X}^{(n)}, \mathbf{Z}) = \ln p(\mathbf{X}) + \sum_{s=1}^S \sum_{t=1}^T \sum_{r=1}^{N_t} \sum_{m=1}^M w_{m,r}^{(n)}(t,s) \ln(\pi_m) + \sum_{s=1}^S \sum_{t=1}^T \sum_{r=1}^{N_t} \sum_{m=1}^M w_{m,r}^{(n)}(t,s) \cdot$$

$$\ln p(\dot{\mathbf{z}}_{r,s}(t) | \mathbf{x}_m^{(n)}(t), k_{r,s}(t) = m) \quad (8)$$

式中

$$p(\mathbf{X}) = \prod_{m=1}^M p(\mathbf{x}_m^{(n+1)}(1)) \prod_{t=2}^T p(\mathbf{x}_m^{(n+1)}(t) | \mathbf{x}_m^{(n+1)}(t-1)) \quad (9)$$

$$w_{k_{r,s}(t),r}^{(n)}(t,s) = \frac{\pi_{k_{r,s}(t)} N\{\mathbf{z}_{r,s}(t); \hat{\mathbf{z}}_{k_{r,s}(t)}(t), \mathbf{R}_{r,s}(t)\}}{\pi_0 + \sum_{p=1}^M \pi_p N\{\mathbf{z}_{r,s}(t); \hat{\mathbf{z}}_p(t), \mathbf{R}_{r,s}(t)\}} \quad (10)$$

式中, $w_{k_{r,s}(t),r}^{(n)}(t,s)$ 表示量测 r 来源于目标 $k_{r,s}(t)$ 和观测站 s 的后验关联概率。

2.2 基于 UKF 的多目标纯方位 PMHT 算法

对于基于 UKF 平滑算法的 PMHT 算法,为了最大化期望函数 $Q(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)})$,对其求导可得

$$\nabla_{\mathbf{X}^{(n+1)}} Q(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)}) = \nabla_{\mathbf{X}^{(n+1)}} \ln p(\mathbf{X}) + \sum_{s=1}^S \sum_{t=1}^T \sum_{m=1}^M \nabla h_s(\mathbf{x}_m^{(n+1)}(t)) \cdot \left[\left(\frac{\mathbf{R}_{m,s}(t)}{\sum_{r=1}^{N_t} w_{m,r}^{(n)}(t,s)} \right)^{-1} \cdot \left(\frac{\sum_{r=1}^{N_t} w_{m,r}^{(n)}(t,s) \mathbf{z}_{r,s}(t)}{\sum_{r=1}^{N_t} w_{m,r}^{(n)}(t,s)} - h_s(\mathbf{x}_m^{(n+1)}(t)) \right) \right] \quad (11)$$

$Q(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)})$ 与下式 $\hat{Q}_1(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)})$ 具有相同的导数,其中

$$\hat{Q}_1(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)}) = \ln p(\mathbf{X}) - \frac{1}{2} \sum_{m=1}^M \sum_{s=1}^S \sum_{t=1}^T \cdot [(\tilde{\mathbf{z}}_{m,s}(t) - h_s(\mathbf{x}_m^{(n+1)}(t))) \tilde{\mathbf{R}}_{m,s}(t)^{-1} \cdot (\tilde{\mathbf{z}}_{m,s}(t) - h_s(\mathbf{x}_m^{(n+1)}(t)))^T] \quad (12)$$

得到合成量测 $\tilde{\mathbf{z}}_{m,s}(t)$ 和对应的合成量测协方差 $\tilde{\mathbf{R}}_{m,s}(t)$ 分别为

$$\tilde{\mathbf{z}}_{m,s}(t) = \frac{\sum_{r=1}^{N_t} w_{m,r}^{(n)}(t,s) \mathbf{z}_{r,s}(t)}{\sum_{r=1}^{N_t} w_{m,r}^{(n)}(t,s)} \quad (13a)$$

$$\tilde{\mathbf{R}}_{m,s}(t) = \frac{\mathbf{R}_{m,s}(t)}{\sum_{r=1}^{N_t} w_{m,r}^{(n)}(t,s)} \quad (13b)$$

对于每一个目标,利用 UKF 平滑算法得到目标状态估计值,循环 EM 迭代直到算法收敛。

2.3 基于 EKF 的多目标纯方位 PMHT 算法

对于基于 EKF 平滑算法的多传感器多目标纯

方位 PMHT 算法,对非线性量测函数 $h_s(x_m(t))$ 进行线性化得

$$\nabla_{\mathbf{X}^{(n+1)}} Q(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)}) = \nabla_{\mathbf{X}^{(n+1)}} \ln p(\mathbf{X}) + \sum_{s=1}^S \sum_{t=1}^T \sum_{r=1}^{N_t} \sum_{m=1}^M [w_{m,r}^{(n)}(t,s) \mathbf{H}_{m,s}(t)]^T \mathbf{R}_{m,s}(t)^{-1} \cdot (\mathbf{z}_{r,s}(t) - \mathbf{H}_{m,s}(t) \mathbf{x}_m^{(n+1)}(t)) \quad (14)$$

式中,量测矩阵 $\mathbf{H}_{m,s}(t)$ 为

$$\mathbf{H}_{m,s}(t) = \nabla h_s(\mathbf{x}_m(t)) = \begin{bmatrix} \frac{\partial h}{\partial x_m} & \frac{\partial h}{\partial \dot{x}_m} & \frac{\partial h}{\partial y_m} & \frac{\partial h}{\partial \dot{y}_m} \end{bmatrix} \quad (15)$$

整理(14)式得

$$\nabla_{\mathbf{X}^{(n+1)}} Q(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)}) = \nabla_{\mathbf{X}^{(n+1)}} \ln p(\mathbf{X}) + \sum_{t=1}^T \sum_{m=1}^M [(\sum_{s=1}^S \sum_{r=1}^{N_t} w_{m,r}^{(n)}(t,s) \cdot (\mathbf{H}_{m,s}(t))^T (\mathbf{R}_{r,s}(t))^{-1} \mathbf{H}_{m,s}(t)) \cdot ((\sum_{s=1}^S \sum_{r=1}^{N_t} w_{m,r}^{(n)}(t,s) \cdot (\mathbf{H}_{m,s}(t))^T (\mathbf{R}_{m,s}(t))^{-1} \mathbf{H}_{m,s}(t))^{-1} \cdot (\sum_{s=1}^S \sum_{r=1}^{N_t} w_{m,r}^{(n)}(t,s) \cdot (\mathbf{H}_{m,s}(t))^T (\mathbf{R}_{m,s}(t))^{-1} \mathbf{z}_{r,s}(t)) - \mathbf{x}_m^{(n+1)}(t))] \quad (16)$$

得到 $Q(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)})$ 与(17)式 $\hat{Q}_2(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)})$ 具有相同的导数,其中

$$\hat{Q}_2(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)}) = \ln p(\mathbf{X}) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \sum_{m=1}^M \cdot [(\tilde{\mathbf{z}}_m(t) - \mathbf{x}_m^{(n+1)}(t)) (\tilde{\mathbf{R}}_m(t))^{-1} (\tilde{\mathbf{z}}_m(t) - \mathbf{x}_m^{(n+1)}(t))^T] \quad (17)$$

得到合成量测 $\tilde{\mathbf{z}}_m(t)$ 和对应的合成量测协方差 $\tilde{\mathbf{R}}_m(t)$ 分别为

$$\tilde{\mathbf{z}}_m(t) =$$

$$\tilde{\mathbf{R}}_m(t) = \frac{\sum_{s=1}^S \sum_{r=1}^{N_t} w_{m,r}^{(n)}(t,s) (\mathbf{H}_{m,s}(t))^T (\mathbf{R}_{m,s}(t))^{-1} \mathbf{z}_{r,s}(t)}{\sum_{s=1}^S \sum_{r=1}^{N_t} w_{m,r}^{(n)}(t,s)} \quad (18)$$

$$\tilde{\mathbf{R}}_m(t) =$$

$$\left(\sum_{s=1}^S \sum_{r=1}^{N_t} w_{m,r}^{(n)}(t,s) (\mathbf{H}_{m,s}(t))^T (\mathbf{R}_{m,s}(t))^{-1} \mathbf{H}_{m,s}(t) \right)^{-1} \quad (19)$$

可以看出对于多传感器,基于 EKF 平滑算法的多传感器纯方位 PMHT 算法可以直接获得合成量测和量测协方差,不需要堆积每个传感器的合成量测,有效地简化了计算量。

3 仿真分析

仿真在二维平面内进行,分别对强干扰环境下静止多观测站和机动单观测站 BOT 问题进行仿真分析。目标均为匀速直线运动,参数如表 1 所示。系统过程噪声和量测噪声均服从均值为零的高斯分布,系统过程噪声方差取 $\delta_q^2 = 0.01 \text{ m}^2$,量测噪声方差分别取 $\delta_r^2 = 0.5^\circ$ 和 $\delta_r^2 = 0.1^\circ$,并假定噪声序列和初始状态无关。4 个目标的探测概率均为 $P_d = 0.8$,干扰互不相关,个数服从泊松分布,均匀分布于纯方位量测空间,每个跟踪时间内干扰个数均值为 10 个。跟踪周期 $\Delta t = 1 \text{ s}$,仿真步数为 100 步, Monte Carlo 仿真次数为 100 次。

表 1 目标初始位置和初始速度

目标	初始位置/m	初始速度/($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)
1	(-400,200)	(12,15)
2	(-300,600)	(12,15)
3	(-500,1 200)	(12,0)
4	(800,12)	(2,10)

3.1 静止多观测站仿真实验

对于静止多观测站仿真场景,观测站 1 的位置为 (-1 000, -1 000) m,观测站 2 的位置为 (0, -1 000) m,观测站 3 的位置为 (1 000, -1 000) m。图 1 给出了静止多观测站场景下无干扰和强干扰时基于 UKF 平滑的 PMHT 跟踪量测图。由图 1 可知,干扰密度很大,强干扰环境下基于 UKF 平滑的纯方位 PMHT 对 4 个目标的合成量测与无干扰环境下的纯方位量测曲线基本一致,说明纯方位 PMHT 算法有较好的剔除干扰性能。这是因为 PMHT 算法本身是针对多个目标的数据关联方法,它将干扰和目标的后验概率视为不同的函数。另外,考虑到量测与期望目标之间的不确定性,PMHT 算法将目标和量测数据之间的对应关系设为一个关联变量,从而通过 EM 迭代求得目标状态的最大后验估计。

图 2 和图 3 分别给出了静止观测站情况下量测噪声分别为 $\delta_r^2 = 0.5^\circ$ 和 $\delta_r^2 = 0.1^\circ$ 时基于 EKF 平滑算法和基于 UKF 平滑算法的纯方位 PMHT 算法位置均方根误差曲线图。对比图 2 和图 3 可知,基于 UKF 平滑算法的纯方位 PMHT 算法在量测噪声 $\delta_r^2 = 0.5^\circ$ 和 $\delta_r^2 = 0.1^\circ$ 时的位置均方根误差均小于基于 EKF 平滑算法的纯方位 PMHT 算法。

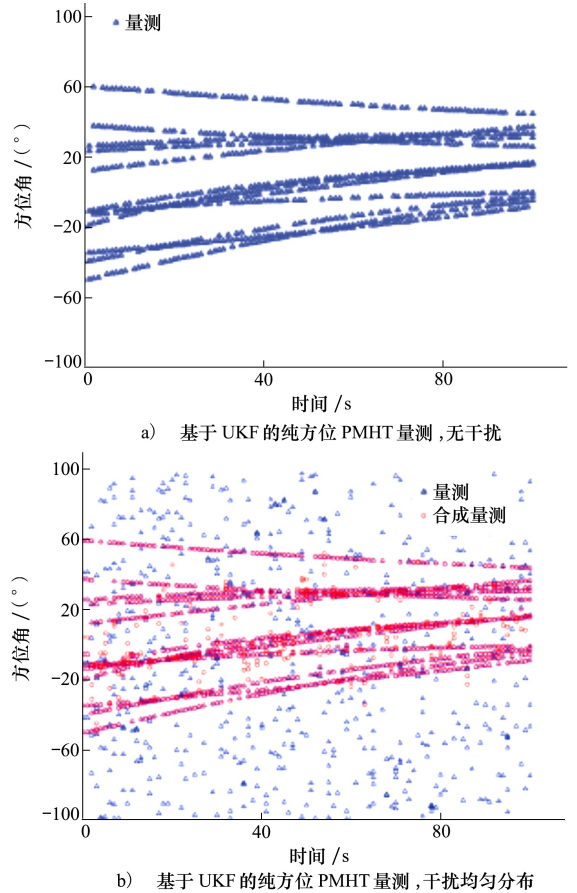


图 1 静止多观测站纯方位多目标跟踪 PMHT 量测

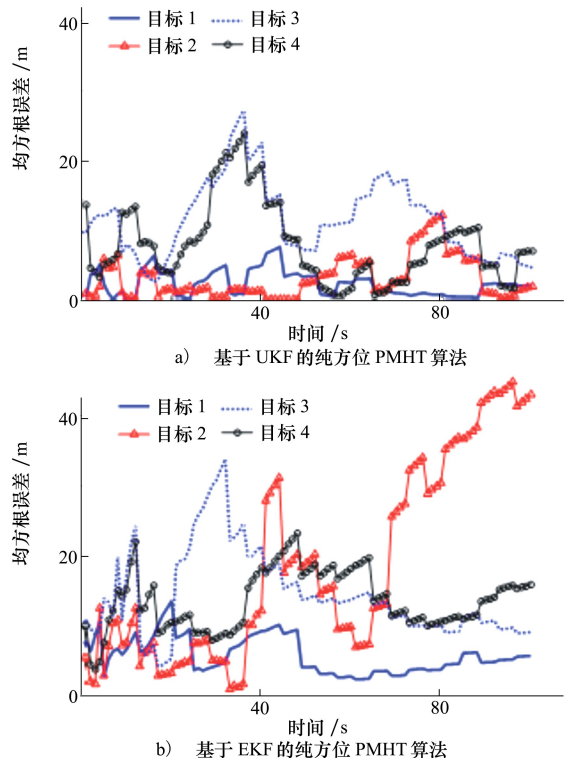


图 2 位置均方根误差,量测噪声 $\delta_r^2 = 0.5^\circ$

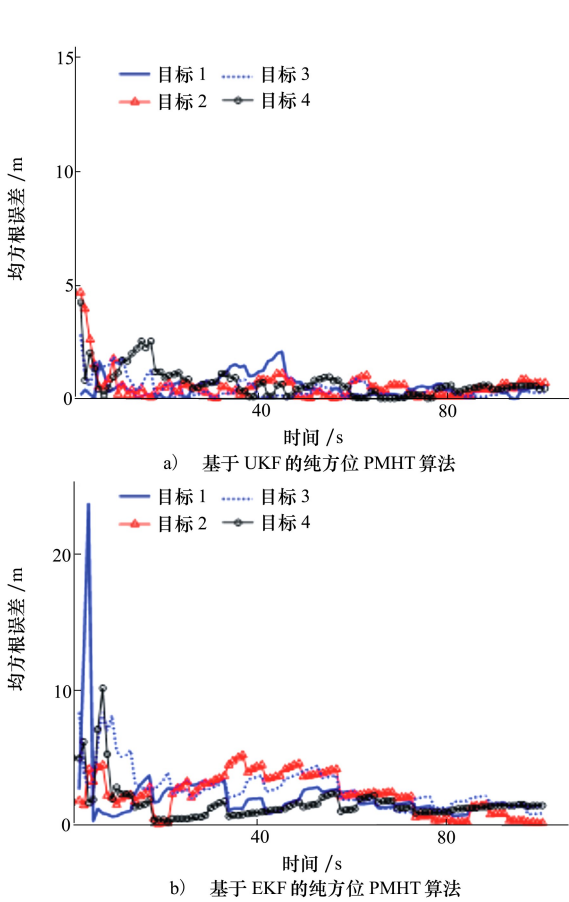


图 3 位置均方根误差,量测噪声 $\delta_r^2 = 0.1^\circ$

2 种方法在 $\delta_r^2 = 0.1^\circ$ 时的位置均方根误差均小于 $\delta_r^2 = 0.5^\circ$ 时,说明相同量测噪声情况下,基于 UKF 平滑算法的纯方位 PMHT 算法的跟踪性能优于基于 EKF 平滑算法的纯方位 PMHT 算法。量测噪声越小,2 种方法的位置均方根误差越小,跟踪性能越优,实际目标跟踪过程中应尽可能减小环境噪声,以提高多目标跟踪性能。

3.2 机动单观测站仿真实验

观测站的初始位置为 $(-500, -1\ 000)$ m,初始速度为 $(10, -10)$ m/s,观测站在运动的中间时刻进行了一次机动转向操作,速度为 $(10, 10)$ m/s。

图 4 为机动单观测站跟踪场景下,在无干扰和强干扰环境下基于 UKF 平滑算法的纯方位 PMHT 算法跟踪量测图。类似于静止多观测站跟踪场景,机动单观测站情况下基于 UKF 平滑算法的纯方位 PMHT 算法对 4 个目标的纯方位跟踪合成量测与无干扰环境下的纯方位合成量测曲线基本一致,说明纯方位 PMHT 算法有较好的剔除干扰性能。

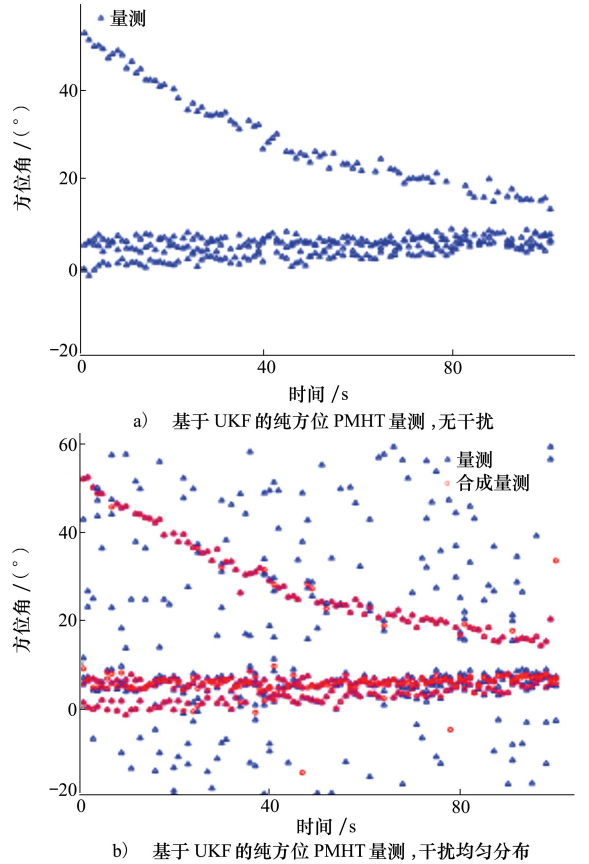


图 4 机动单观测站纯方位多目标跟踪 PMHT 量测

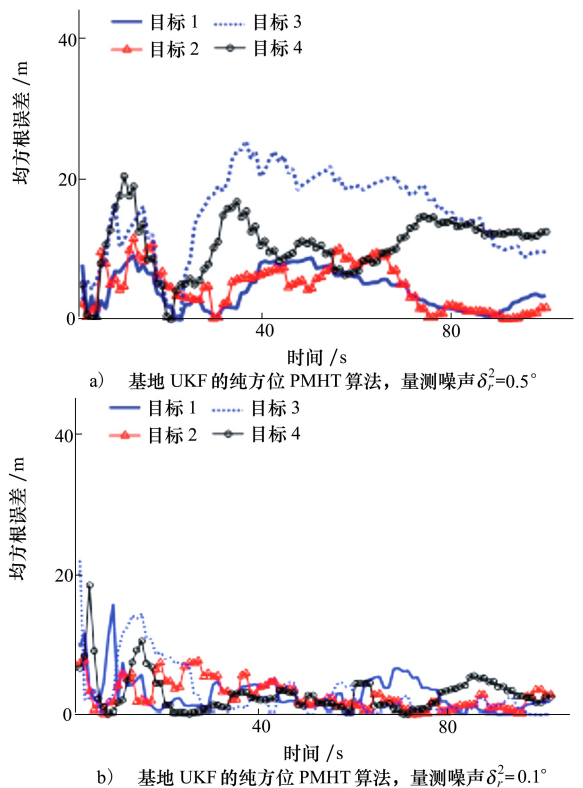


图 5 基于 UKF 的纯方位 PMHT 算法位置均方根误差

图 5 给出了机动单观测站情况下量测噪声分别为 $\delta_r^2 = 0.5^\circ$ 和 $\delta_r^2 = 0.1^\circ$ 时基于 UKF 平滑算法的纯方位 PMHT 算法位置均方根误差。由图 5 可知, 机动单观测站跟踪场景下, 量测噪声越小, 4 个目标的位置均方根误差越小, 纯方位 PMHT 跟踪性能越好, 实际目标跟踪过程中应尽可能减小跟踪系统的环境噪声, 以提高多目标跟踪性能。

4 结 论

强干扰环境下的水下纯方位多目标跟踪系统面

临很多挑战, 如: 量测严重非线性, 目标状态不可观测性及干扰造成的数据关联复杂性。针对强干扰环境下多传感器纯方位多目标跟踪问题, 本文通过引入目标和量测数据之间的关联变量来解决量测和目标之间的数据模糊问题, 提出了基于 EKF 平滑算法和 UKF 平滑算法的多传感器纯方位 PMHT 算法。仿真结果表明, 强干扰环境下, 对于多静止观测站和机动单观测站跟踪情况, 2 种算法都能较好地跟踪多个交叉运动目标以及临近运动目标。

参考文献:

- [1] 刘忠, 周丰, 石章松, 等. 纯方位目标运动分析[M]. 北京: 国防工业出版社, 2009
LIU Zhong, ZHOU Feng, SHI Zhangsong, et al. Bearing-Only Target Motion Analysis[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2009 (in Chinese)
- [2] MOJTABA A, FARAH T, SEYED G. Maximum Likelihood Estimation for Multiple Camera Target Tracking on Grassmann Tangentsubspace[J]. IEEE Trans on Cybernetics, 2018, 48(1): 77-89
- [3] DOGANFAY K. Bias Compensation for the Bearings-Only Pseudo Linear Target Track Estimator[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2006, 54(1): 59-68
- [4] 高颖, 韩宏帅, 武梦洁, 等. 机动目标的 IMM 扩展卡尔曼滤波时间配准算法[J]. 西北工业大学学报, 2016, 34(4): 621-626
GAO Ying, HAN Hongshuai, WU Mengjie, et al. IMM Extended Kalman Filter Time Registration Algorithm Based on Maneuvering Target[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2016, 34(4): 621-626 (in Chinese)
- [5] HAO Y L, XIONG Z L, SUN F, et al. Comparison of Unscented Kalman Filters[C]//IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, 2007: 895-899
- [6] 朱良谊, 王庆. 一种基于粒子滤波的优化目标跟踪算法研究[J]. 西北工业大学学报, 2013, 31(6): 967-973
ZHU Liangyi, WANG Qing. An Optimized Particle Filter Based Object Tracking Algorithm[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2013, 31(6): 967-973 (in Chinese)
- [7] TAO Y, PAPADIAS D, SHEN Q. Continuous Nearest Neighbor Search[C]//Proceedings 28th VLDB Conference, 2002, 287-298
- [8] KONSTANTINOVA P, UDVAREV A, SEMERDJIEV T. A Study of a Target Tracking Algorithm Using Global Nearest Neighbor Approach[C]//Proceeding of International Conference on Computer Systems and Technologies, 2003: 290-295
- [9] THARMARASA R, PELLETIER M, KIRUBARAJAN T. Integrated Bayesian Clutter Estimation with JIPDA/MHT Trackers[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2013, 49(1): 395-414
- [10] SVENSSON D, ULMKE M, HAMMARSTRAND L. Multi-Target Sensor Resolution Model and Joint Probabilistic Data Association[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(4): 3418-3434
- [11] LU Q, DOMRESE K, WILLETT P, et al. A Bootstrapped PMHT with Feature Measurements [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2017, 53(5): 2559-2571
- [12] CHOI S, CROUSE D, WILLETT P, et al. Approaches to Cartesian Data Association Passive Radar Tracking in a DAB/DVB Network[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2014, 50(1): 649-663
- [13] GIANOPOULOS E, STREIT R L, SWASZEK P. Multi-Target Track Segment Bearings-Only Association and Ranging[C]//Thirty-First Asilomar Conference on Signals, System Computer, PacificGrove, 1997: 1336-1340
- [14] EFE M, RUAN Y, WILLETT P. The Pedestrian PMHT[C]//Proceeding of the 5th International Conference on Information

Fusion, Annapolis, MD, 2002: 838-845

[15] 李晓花, 李亚安, 陈晓. 密集杂波环境下确定性退火 DA-PMHT 跟踪算法[J]. 西北工业大学学报, 2015, 33(3): 432-437

LI Xiaohua, LI Ya'an, CHEN Xiao. A Deterministic Annealing HPMHT Tracking Algorithm Suitable for Dense Clutter Environment[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2015, 33(3): 432-437 (in Chinese)

Underwater Bearing-Only Multitarget Tracking in Dense Clutter Environment Based on PMHT

LI Xiaohua^{1,2}, LI Ya'an³, LU Xiaofeng^{1,2}, ZHAO Chenxu⁴, YU Jing³

(1.School of Computer Science and Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an, 710048 China;
2.Shaanxi Key Laboratory for Network Computing and Security Technology, Xi'an, 710048 China;
3.School of Marine Science and technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;
4.College of Mechatronic Engineering and Automation, National University of Defense Technology, Changsha, 741200, China)

Abstract: Underwater bearing-only multitarget tracking in clutter environment is challenging because of the measurement nonlinearity, range unobservability, and data association uncertainty. In terms of the principle of expectation maximization, combining the extended Kalman filter (EKF) and unscented Kalman filter algorithm(UKF), a new bearing-only multi-sensor multitarget tracking via probabilistic multiple hypothesis tracking(PMHT) algorithm is proposed. The PMHT algorithm introduces an association variable to deal with the data association uncertainty problem between the measurements and the targets. Furthermore, the EKF-based PMHT for multi-sensor multitarget system is simplified, which obviate the need to “stack” the synthetic measurements and can reduce the computation cost. The estimation accuracy of the EKF based on PMHT approach and UKF based on PMHT approach in simulation experiments for underwater bearing-only cross-moving targets and closely spaced targets for the case of stationary multiple observations and maneuvering single observation under dense clutter environment is analyzed. The experimental results demonstrate that the present algorithm is very well in a highly clutter environment and its computational load is low, which confirms the effectiveness of the algorithm to the bearing-only multitarget tracking in dense clutter.

Keywords: bearing-only; multi-target tracking; probabilistic multiple hypothesis tracking; data association; extended Kalman filter; unscented Kalman smoother