

一种基于水下无人航行器的多目标被动跟踪算法

王宇杰^{①②③} 李宇^{*①②} 鞠东豪^{①②③} 黄海宁^{①②}

^①(中国科学院声学研究所 北京 100190)

^②(中国科学院先进水下信息技术重点实验室 北京 100190)

^③(中国科学院大学 北京 100049)

摘要: 被动声呐信号处理中, 致力于实现连续且稳定的目标方位跟踪。在复杂的水下环境中, 由于干扰和噪声的存在, 以及阵列孔径的限制, 方位检测结果中不可避免地存在很多轨迹中断、野值、干扰与目标间的方位交叉。该文提出了一种基于水下无人航行器的多目标被动跟踪算法, 使用基于航行器运动信息的粒子采样预测方法进行轨迹中断预测补齐, 使用基于航行器运动信息的观测门限设置方法自适应设置跟踪门限, 使用块关联跟踪方法进行轨迹中断关联和方位交叉关联。仿真和实验结果表明, 该算法能够实现正确的多目标跟踪。

关键词: 被动声呐; 水下多目标跟踪; 纯方位跟踪; 水下无人航行器; 纯方位目标运动分析; 数据关联; 粒子采样

中图分类号: TN929.3; TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)08-2013-08

DOI: [10.11999/JEIT190675](https://doi.org/10.11999/JEIT190675)

A Multi-target Passive Tracking Algorithm Based on Unmanned Underwater Vehicle

WANG Yujie^{①②③} LI Yu^{①②} JU Donghao^{①②③} HUANG Haining^{①②}

^①(*Institute of Acoustics of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China*)

^②(*Key Laboratory of Science and Technology on Advanced Underwater Information of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China*)

^③(*University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)

Abstract: In the passive tracking using acoustic arrays, continuous and stable tracking of targets is important. In complex underwater environments, there are inevitably many trajectory interruptions, outliers, interference and target azimuth crossings in the bearing detection results, due to interference, noise, and arrays aperture limitations. In this paper, a multi-target passive tracking algorithm based on unmanned underwater vehicle is proposed. The particle sampling prediction method based on the motion information of the vehicle is used to perform the interruption prediction. The observation threshold setting method based on the motion information of the vehicle is used to adaptively set the tracking threshold. The block association tracking method is used for association of trajectory break and azimuth cross. The experimental results show that the proposed algorithm achieves correct multi-target tracking.

Key words: Passive sonar; Underwater multi-target tracking; Bearings-only tracking; Unmanned underwater vehicle; Bearings-only target motion analysis; Data association; Particle sampling

1 引言

水下无人航行器声呐系统的水下多目标跟踪是

水声信号处理领域热门的研究课题之一。基于水下无人航行器的被动跟踪相对于主动跟踪, 一般只使用目标方位测量信息, 测量方程是非线性的; 并且由于航行器机动和水域环境的影响, 易出现目标方位丢失、轨迹中断、轨迹交叉、野值、虚警、干扰目标较多等问题; 再者基于水下无人航行器的被动跟踪算法, 因全环节无人参与, 对自动跟踪性能提出了更高的要求。

近年来国内外学者进行了大量的研究, 文献[1]

收稿日期: 2019-09-03; 改回日期: 2020-04-07; 网络出版: 2020-04-29

*通信作者: 李宇 hln@mail.ioa.ac.cn

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFC14059), 国家自然科学基金(11904386)

Foundation Items: The National Key Research and Development Project (2018YFC14059), The National Natural Science Foundation of China (11904386)

基于检测前跟踪的思想,使用方位能量信息进行粒子的迭代,实现了较好的效果,但其在无人参与和较低方位分辨率的条件下实现理想的目标方位轨迹跟踪非常困难。文献[2]基于检测前跟踪的思想,提出了一种用于水下移动目标探测前主动声迹跟踪的方法。文献[3]对3维纯方位目标运动分析进行了研究,并提高了估计精度。文献[4]使用图像处理中自适应区域生长的方法进行目标航迹的修复和补全,但是在目标中断时间较长时,该方法无法取得较好的效果。结合水下无人航行器的特点,也有学者使用被动合成孔径的方法,提高了水下无人航行器在曲线机动时的被动方位估计能力,对后续的检测跟踪性能的提高有一定作用[5]。

对于非线性问题存在多种解决方法,扩展卡尔曼滤波[6](Extended Kalman Filter, EKF)取泰勒级数展开的1阶量,线性化了模型,然后计算均值和均方差,本质上是一种次优的滤波算法。无迹卡尔曼滤波[7-10](Unscented Kalman Filter, UKF)通过在状态估值附近进行确定性采样,获得一系列Sigma点,保证其均值和协方差与状态随机变量的均值和协方差一致,将这些点进行非线性变换,通过加权计算获取非线性变换后的统计特性,然后进行卡尔曼滤波的迭代。粒子滤波是一种非参数化的蒙特卡洛采样方法,其可以应用于解决非线性非高斯的问题,但其计算量较大,在功耗有限的实时系统中应用存在一些困难[11-13]。

本文提出一种基于水下无人航行器的自动跟踪算法。算法结合水下无人航行器的运动信息和目标运动分析结果,使用粒子采样的方法对目标中断处实现了较长时间的预测,使用水下无人航行器的运动信息自适应设置观测门限,并提出一种块关联的数据关联方法,对目标轨迹交叉,目标长时间中断等情况实现了正确的关联。

2 基本模型

2.1 纯方位跟踪模型

目标方位轨迹如图1,定义状态向量 θ 包括方位角 θ 和方位变化率 $\dot{\theta}$ [14]

$$\theta = [\theta, \dot{\theta}]' \quad (1)$$

离散化后状态方程为

$$\theta_{k+1} = \Phi \theta_k + u \quad (2)$$

测量方程为

$$\theta_{k+1} = H \theta_{k+1} + \nu \quad (3)$$

其中

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

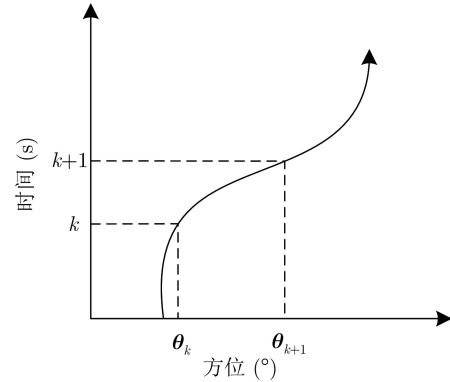


图1 纯方位跟踪模型

为状态转移矩阵, $u = [u_\theta, u_{\dot{\theta}}]'$ 为服从高斯分布的系统噪声, ν 为测量噪声, $H = [1, 0]$ 为测量转移矩阵。

2.2 纯方位目标运动分析模型

如图2所示,假设存在一个声源以一定的速度在一个2维平面运动,航行器和声源在同一平面运动。目标的状态向量定义为

$$\mathbf{X}_s = [r_{xs}, r_{ys}, v_{xs}, v_{ys}]' \quad (5)$$

观测航行器的状态向量定义为

$$\mathbf{X}_{ob} = [r_{obx}, r_{oby}, v_{obx}, v_{oby}]' \quad (6)$$

系统的状态向量(相对距离和相对速度)定义为

$$\mathbf{X} = \mathbf{X}_s - \mathbf{X}_{ob} = [r_x, r_y, v_x, v_y]' \quad (7)$$

离散化系统状态向量,系统状态方程为

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{F} \mathbf{X}_k + \mathbf{G} \mathbf{U}_k - \mathbf{W}_k \quad (8)$$

纯方位目标运动分析中,可以获得的测量值只有方位信息,所以测量方程是个非线性方程,即

$$\beta_k = h(\mathbf{X}_k) + \omega_k = \tan^{-1} \left(\frac{r_x}{r_y} \right) + \omega_k \quad (9)$$

其中

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{G} = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ T & 0 \\ 0 & T \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{W}_k = \begin{bmatrix} r_{obx,k+1} - r_{obx,k} - T v_{obx,k} \\ r_{oby,k+1} - r_{oby,k} - T v_{oby,k} \\ v_{obx,k+1} - v_{obx,k} \\ v_{oby,k+1} - v_{oby,k} \end{bmatrix} \quad (10)$$

\mathbf{W}_k 为航行器位置和速度增量, \mathbf{U}_k 和 ω_k 分别为系统状态噪声和系统测量噪声,服从高斯分布。

目标运动分析的可观测性问题涉及到目标和航行器的机动方式,文献中已经进行了大量的讨论。可观测性的条件可以简单的描述为,目标的运动阶数大于或等于航行器的运动阶数时,目标的运动参数是无法解算的。比如航行器和目标都是匀速直线运动时,只凭借方位测量是无法解算出目标运动参数的。

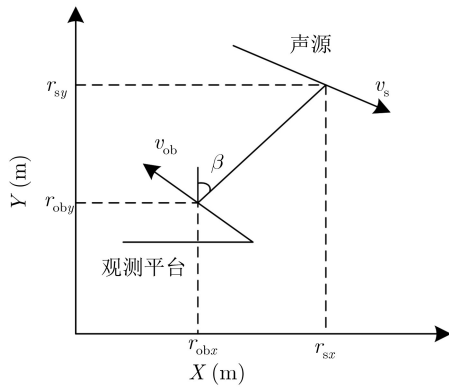


图2 目标运动分析模型

3 基于航行器运动信息的粒子采样预测跟踪算法

文献[15]中提出了一种基于航行器运动信息的纯方位预测跟踪算法(Bearings-Only Tracking Algorithm based on Vehicle motion Information, VI-BOTA),但VI-BOTA算法在某些情况下性能较差,鲁棒性不高。本文在VI-BOTA算法基础上提出了一种基于航行器运动信息的粒子采样纯方位预测跟踪算法(Particle-sampling Bearings-Only Tracking Algorithm based on Vehicle motion Information, VIP-BOTA)。该算法避免了只使用方位中断时刻状态估计值,而使用整段航迹中优秀的状态估计粒子加权进行方位预测。

在使用该算法进行跟踪时,需要满足以下两点:待跟踪目标方位需要至少存在一段连续的方位轨迹,以建立初始跟踪轨迹;在方位轨迹连续时间内,水下无人航行器至少进行一次机动(速度变化、航向变化等)。由于水下无人航行器的特点,上述提出的两条在基于水下无人航行器的被动声呐系统中是易于实现的。

3.1 基于航行器运动信息的粒子采样预测

在出现一段目标方位轨迹之后,基于2.2节中的目标运动分析模型,可以估计出当前时刻的目标和观测航行器相对运动信息,假设当前为 t 时刻

$$\bar{\mathbf{X}}_t = [\bar{r}_{x,t}, \bar{r}_{y,t}, \bar{v}_{x,t}, \bar{v}_{y,t}]' \quad (11)$$

在 t 时刻的目标估计状态附近进行采样,得到NP个粒子

$$\mathbf{X}_{\text{particle},t} = \{\mathbf{X}_t^1, \mathbf{X}_t^2, \dots, \mathbf{X}_t^{\text{NP}}\} \quad (12)$$

其中每个粒子为

$$\mathbf{X}_t^n = [r_{x,t}^n, r_{y,t}^n, v_{x,t}^n, v_{y,t}^n]' \quad (13)$$

使

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{R}_X &= \{r_{x,t}^1, r_{x,t}^2, \dots, r_{x,t}^{\text{NP}}\} \sim N(\bar{r}_{x,t}, \sigma_1) \\ \mathbf{R}_Y &= \{r_{y,t}^1, r_{y,t}^2, \dots, r_{y,t}^{\text{NP}}\} \sim N(\bar{r}_{y,t}, \sigma_1) \\ \mathbf{V}_X &= \{v_{x,t}^1, v_{x,t}^2, \dots, v_{x,t}^{\text{NP}}\} \sim N(\bar{v}_{x,t}, \sigma_2) \\ \mathbf{V}_Y &= \{v_{y,t}^1, v_{y,t}^2, \dots, v_{y,t}^{\text{NP}}\} \sim N(\bar{v}_{y,t}, \sigma_2) \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

其中, $N(\mu, \sigma)$ 表示均值为 μ 方差为 σ 的正态分布。粒子的初始权重为 $\mathbf{W} = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$, 权重均为 $1/\text{NP}$ 。

结合当前时刻观测航行器运动信息 $\mathbf{X}_{\text{ob},t}$ 可以得到各粒子的绝对位置速度信息

$$\mathbf{X}_{s,t}^n = \mathbf{X}_t^n + \mathbf{X}_{\text{ob},t} \quad (15)$$

通过状态转移方程得到下一时刻的各粒子位置信息

$$\mathbf{X}_{s,t+1}^n = \mathbf{F} \mathbf{X}_{s,t}^n \quad (16)$$

计算得到 $t+1$ 时刻各粒子的目标和观测航行器的相对运动信息

$$\mathbf{X}_{t+1}^n = \mathbf{X}_{s,t+1}^n - \mathbf{X}_{\text{ob},t+1} \quad (17)$$

计算出每一个粒子的方位预测角 θ_{t+1}^n

$$\theta_{t+1}^n = h(\mathbf{X}_{t+1}^n) = \tan^{-1} \left(\frac{r_{x,t+1}^n}{r_{y,t+1}^n} \right) \quad (18)$$

比较 $t+1$ 时刻粒子的方位预测角 θ_{t+1}^n 和 $t+1$ 时刻目标检测角 θ_{t+1} , 按式(19)更新粒子权重

$$w_n = \frac{(|\theta_{t+1}^n - \theta_{t+1}|)^{-1}}{\sum_{i=1}^{\text{NP}} (|\theta_{t+1}^i - \theta_{t+1}|)^{-1}} \quad (19)$$

对粒子依据粒子权重从大到小排序,删除后20%粒子。在 $\bar{\mathbf{X}}_{t+1}$ 状态附近依据式(12)–式(14)进行重新采样,补充粒子个数。新采样粒子权重按式(20)进行初始化

$$w_n = \frac{1 - \sum_{i=1}^{0.8\text{NP}} w_i}{0.2\text{NP}} \quad (20)$$

当 k 时刻目标方位轨迹出现丢失时,使用粒子加权求和得到目标估计位置

$$\tilde{\mathbf{X}}_{\text{particle},k} = \sum_{i=1}^{\text{NP}} w_i \mathbf{X}_k^i = [\tilde{r}_{x,k}, \tilde{r}_{y,k}, \tilde{v}_{x,k}, \tilde{v}_{y,k}]' \quad (21)$$

计算目标在 k 时刻的预测方位

$$\tilde{\theta}_k = h(\tilde{\mathbf{X}}_{\text{particle},k}) = \tan^{-1} \left(\frac{\tilde{r}_{x,k}}{\tilde{r}_{y,k}} \right) \quad (22)$$

3.2 基于航行器运动信息的观测门限设置

在进行数据关联时,需要在下一时刻设置观测门限,在观测门限内的测量值作为备选的关联测量值。本文提出了一种基于航行器运动信息的自适应

门限设置方法,主要思想是随水下无人航行器的运动改变方位观测门限,从而获得更好的跟踪性能。假设目标方位轨迹在 t 时刻出现了中断,基于声呐阵列孔径,阵元灵敏度,工作频率等估计其最大作用距离。设置一个较小的值作为最小作用距离,本文设置最大距离 dis_{\max} 为3500 m,最小距离 dis_{\min} 为200 m。 t 时刻目标方位跟踪值为 θ_t ,计算航行器和目标在 k 时刻直角坐标系中相对距离坐标

$$\left. \begin{aligned} r_{x \min} &= \text{dis}_{\min} \sin(\theta_t) + r_{\text{obj},t} - r_{\text{obj},k} \\ r_{y \max} &= \text{dis}_{\max} \cos(\theta_t) + r_{\text{obj},t} - r_{\text{obj},k} \\ r_{x \min} &= \text{dis}_{\min} \sin(\theta_t) + r_{\text{obj},t} - r_{\text{obj},k} \\ r_{y \min} &= \text{dis}_{\min} \cos(\theta_t) + r_{\text{obj},t} - r_{\text{obj},k} \end{aligned} \right\} \quad (23)$$

计算门限

$$\left. \begin{aligned} \theta_a &= \tan^{-1} \left(\frac{r_{x \max}}{r_{y \max}} \right) \\ \theta_b &= \tan^{-1} \left(\frac{r_{x \min}}{r_{y \min}} \right) \end{aligned} \right\} \quad (24)$$

θ_a 和 θ_b 中较小的值为左门限,较大为右门限。随着门限预测时间的增长,需要增加一定的宽容度,得到 k 时刻的观测门限为

$$\left[\theta_a - 3 - \frac{5(k-t)}{N_{\max}}, \theta_b + 3 + \frac{5(k-t)}{N_{\max}} \right] \quad (25)$$

其中,假设 θ_a 是小于 θ_b 的,需要注意的是当 θ_a 或 θ_b 出现从 360° 跨到 0° 时,需要特殊考虑门限的范围。 N_{\max} 是方位预测最大长度,当目标丢失帧数超过 N_{\max} 之后,仍未关联到新的轨迹,将判定目标丢失。

3.3 块关联跟踪

在方位跟踪中,因测量信息只有方位信息,跟踪时常存在两个问题:(1)目标方位出现交叉时易出现关联错误;(2)目标方位长时间中断再出现时难以实现正确的关联。而且在使用阈值检测算法时,两个目标方位交叉处只存在1个检测点,这一现象是不满足一般数据关联算法中的假设,即1个观测点只与1个目标关联。为此,本文提出一种块关联跟踪算法,本算法是一种批量延时关联方法。

本文将一段连续的轨迹,叫做块。同一目标的方位轨迹,因中间会出现多处中断,将被分为多块。这很容易实现,只需依据2.1节的跟踪模型进行跟踪,关联方法使用最近邻关联,当目标检测出现多帧丢失时(文中 N_{\max}),判断目标中止。

本文在块内部使用最近邻关联,在块与块之间使用块关联算法,具体算法流程如图3。在块关联算法中,块与块的关联并不靠某单一帧决定的,而是通过多帧的关联程度积累,当两个方位块之间的积累关联程度大于某值之后,则认为两个方位块为同一个目标。关联程度可以由多种形式来判断,可以使用似然函数来表示每一帧的关联程度,然后进行关联程度累积。也可以直接使用0和1来表示单一帧的关联与否,0为不关联,1为关联,然后计数关联帧数作为关联程度。

在使用块关联时还有几点需要注意:(1)当某方位块未结束时,只进行块内关联,不进行块与块的关联;(2)只有在某方位块的起始时刻大于某方

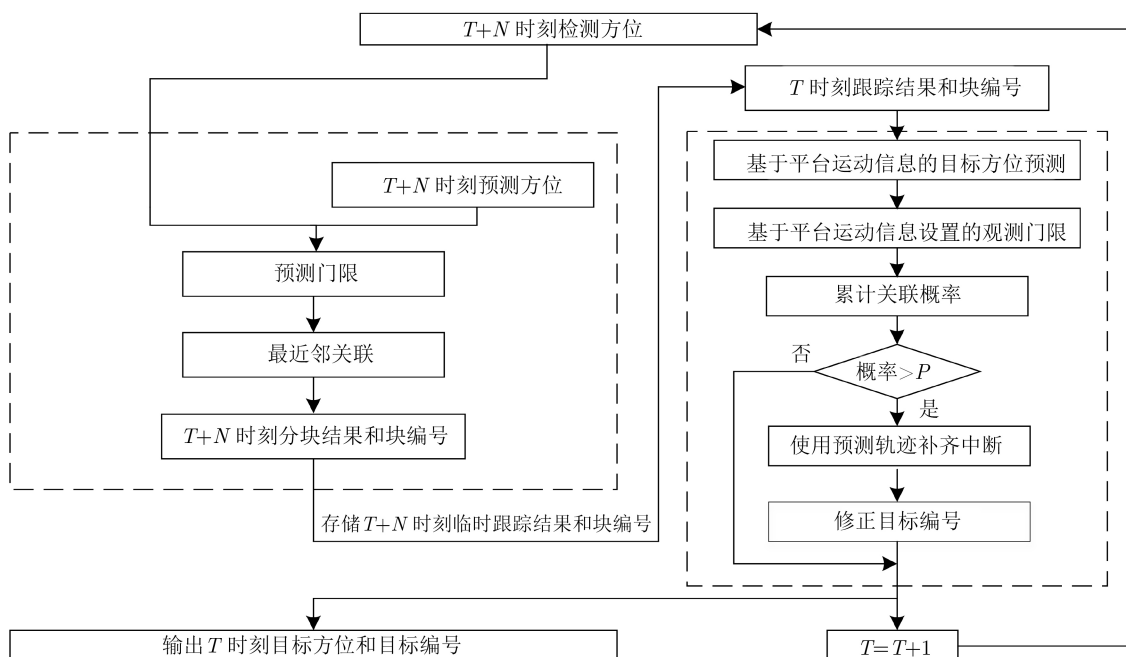


图3 块关联算法示意图

方位块的结束时刻时，才进行两方位块的关联程度的累计；(3)当两方位块之间间隔过长，则不进行两方位块之间关联。

4 仿真及试验数据结果分析

4.1 仿真分析

为验证算法性能，仿真3目标情况下的方位检测数据进行分析。如图4为水下无人航行器仿真轨迹和噪声目标仿真轨迹。航行器以1.5 m/s的速度以如图轨迹逆时针匀速航行，初始状态为[850 m, 410 m, -0.347m/s, 1.967m/s]’，存在服从[N(0, 0.001), N(0, 0.001)]’分布的系统状态噪声。目标1为固定目标，位于[1000 m, 600 m]处。目标2为以0.4 m/s速度运动的匀速直线运动目标，初始状态为[500 m, 0 m, -0.283 m/s, 0.283 m/s]’，存在服从[N(0, 0.005), N(0, 0.005)]’分布的系统状态噪声。目标3为以0.5 m/s的速度运动的匀速直线运动目标，初始状态为[125 m, 680 m, -0.3536 m/s, 0.3536 m/s]’，同样存在服从[N(0, 0.005), N(0, 0.005)]’分布的系统状态噪声。

图5为仿真检测结果，每0.2 s一帧目标检测结果，方位检测点存在均值为0方差为0.5的高斯噪声。图5的仿真检测轨迹中目标1、目标2和目标3方位连续段的检测概率分别为70%，80%和90%，定义方位检测概率为所检测到目标方位点数*l*和轨迹实际方位点数*m*的比值，即目标1, 2和3的方位连续段内有随机的70%，80%和90%的时刻，目标方位点被检测到。

方位连续段定义为一段较为连续的轨迹，例如图5中的目标1从0~210 s为一方位连续段，225~270 s为另一方位连续段。

图6—图8分别为使用传统跟踪算法、VI-BOTA算法和VIP-BOTA算法的跟踪结果，不同颜色分别

表示跟踪算法得到的不同目标。连续段的目标检测轨迹，3种算法都取得了较好的跟踪效果。对于仿真目标方位中断，传统跟踪算法无法实现跟踪，在目标中断处判定目标丢失，当目标再次出现被标记为新的目标，8处的方位交叉，传统算法也没有实

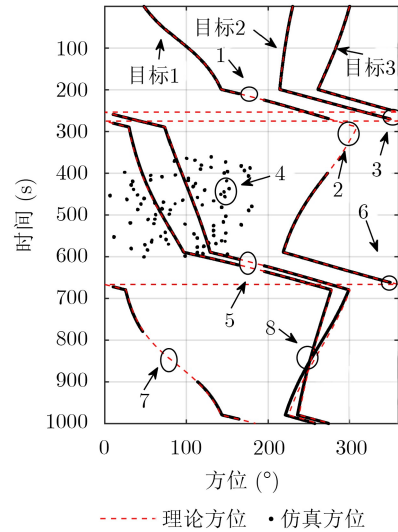


图5 仿真方位检测结果

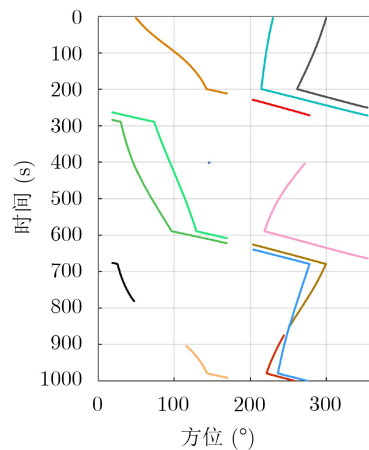


图6 传统跟踪算法结果

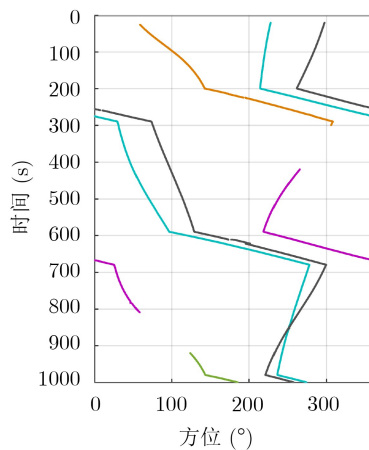


图7 VI-BOTA跟踪结果

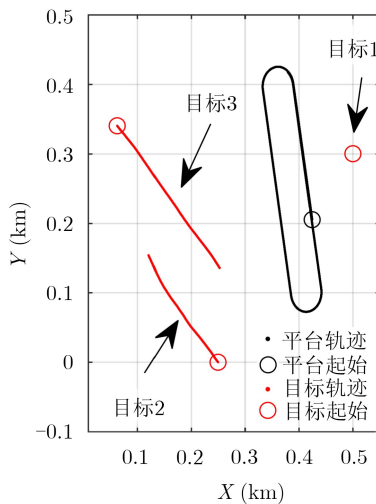


图4 仿真航行器和目标运动轨迹

现正确的跟踪。VI-BOTA算法对1, 3, 5, 6处目标中断实现了正确的预测跟踪, 目标3轨迹中2和7处的中断无法实现正确的跟踪。VIP-BOTA算法对3个目标实现了连续正确的跟踪, 目标中断、野值和干扰等都没有对跟踪性能产生影响, 在当前仿真条件下8处目标交叉关联正确。

降低方位连续段的检测概率, 分析检测概率对VIP-BOTA算法性能影响。在一个检测概率下, 进行10000次独立重复试验, 计算VIP-BOTA算法正确跟踪概率, 只要存在一个目标跟踪错误, 即算法错误跟踪, 结果如表1所示。当连续段检测概率低于45%时, 算法跟踪性能开始下降, 当连续段检测概率低于30%时, 跟踪算法完全失效。

4.2 试验数据结果分析

使用2018年某湖试数据验证算法。水下无人航行器的左右两侧分别装配一组阵元间距为0.1875 m的24阵元刚性均匀线阵, 所以航行器可以对360°进行方位估计, 但在0°和180°附近因线阵声学孔径的限制, 目标方位轨迹大概率会出现中断。合作目标为吊放在水下10 m处的固定声源, 模拟信号为数根线谱加1~4 kHz的宽带白噪声, 非合作目标均为水面船只。水下航行器和合作目标在同一深度航行, 其之间的距离随着水下航行器运动, 在300~1300m左右变化, 轨迹如图9所示。

图10是使用常规频域波束形成算法处理得到的

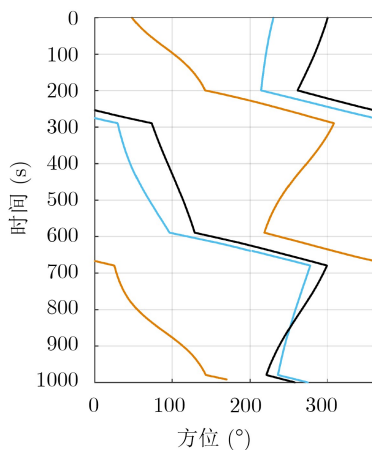


图8 VIP-BOTA跟踪结果

表1 检测概率和算法性能(%)

方位连续段检测概率	算法正确跟踪概率	方位连续段检测概率	算法正确跟踪概率
100	100.00	40	80.810
80	100.00	35	63.420
50	98.21	30	24.140
45	91.55	25	0.037

该航次的方位历程图, 对方位历程图进行阈值检测, 结果如图11所示。合作目标在180°附近存在多处的方位轨迹中断。在21 min, 非合作目标出现了轨迹的交叉, 在13~18 min左右, 因存在不明的噪声干扰, 50°~150°附近出现了大量的野值。

该航次的复杂度高, 具有较强的代表性, 使用传统跟踪算法、VI-BOTA和VIP-BOTA对该航次数据进行跟踪。3种算法的跟踪结果如图12—图14所示, 其中红线均为使用GPS信息计算得到的合作目标理论方位轨迹, 不同颜色的方位轨迹表示算法跟踪得到的不同目标。

使用传统的方位跟踪算法, 在9 min, 11 min和12 min的方位中断处未能实现正确的预测, 所以当目标再出现时, 算法将其标记为了新的目标。在21 min方位交叉处没有实现正确的关联。VI-BOTA的跟踪结果中, 7 min, 9 min和11 min的方位中断, 该算法对目标方位实现了正确预测和关联。在12 min处目标方位丢失时间较长, 由于算法的局限性, 未能对12 min处的目标中断实现正确的预测和关联, 完整的合作目标轨迹被算法标记成为两个目标, 并且18~20 min处的预测跟踪方位误差较大。

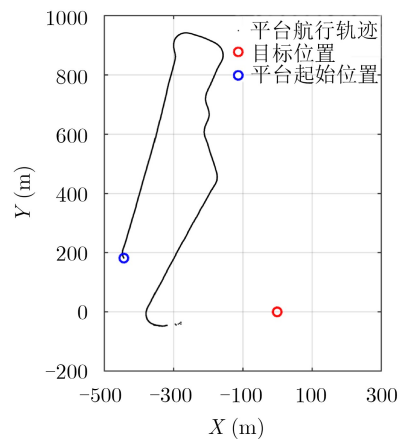


图9 合作目标和航行器航行轨迹

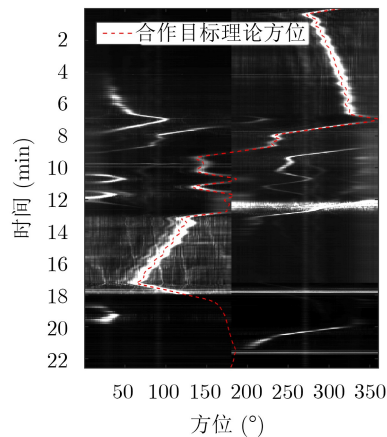


图10 该航次方位历程图

使用VIP-BOTA算法的跟踪结果如图14所示。合作目标方位中断时，算法实现了正确的预测跟踪和轨迹关联，得到了连续稳定的目标轨迹。13~18 min左右，50°~150°附近的不明噪声干扰未对跟踪算法产生影响，在21 min方位交叉处实现了正确的关联。

统计检测结果和3种跟踪算法的跟踪结果中合作目标的检测跟踪概率和方位误差，如表2所示。

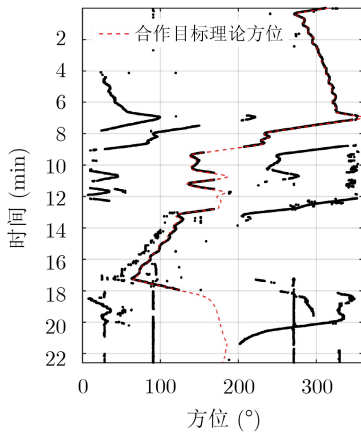


图 11 方位历程图的检测结果

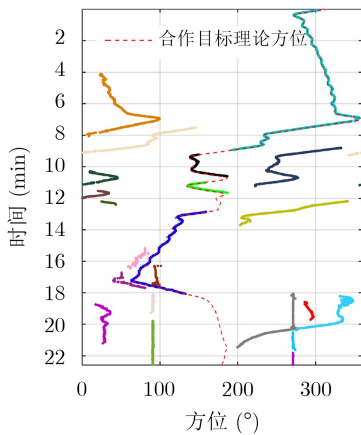


图 12 传统跟踪算法结果

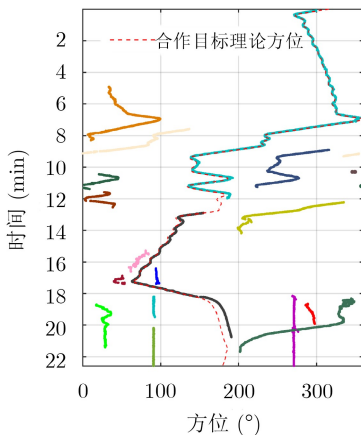


图 13 VI-BOTA跟踪结果

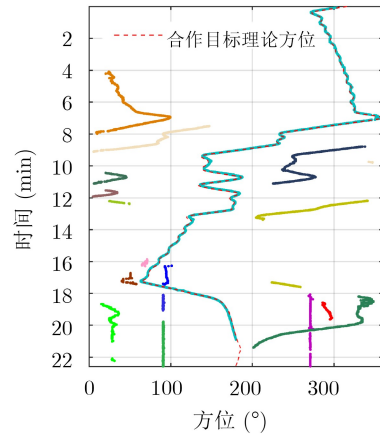


图 14 VIP-BOTA跟踪结果

表 2 检测跟踪概率和平均方位误差统计结果

	阈值检测	传统跟踪算法	VI-BOTA	VIP-BOTA
检测跟踪概率(%)	64.85	69.67*	84.70*	92.62
平均方位误差(°)	1.54	1.59	3.12(1.47)	1.29

传统算法和VI-BOTA的跟踪结果中合作目标被标记为了多个目标，其中的概率数值是将多个目标的跟踪时间相加的结果(*传统算法为4个目标，VI-BOTA为两个目标)。

定义平均方位误差 θ_{err} 为每一时刻检测跟踪方位值 θ_i 和GPS信息计算方位值 $\bar{\theta}_i$ 之差的绝对值的平均。表中VI-BOTA的平均方位误差较大的主要原因是在18~21 min，方位预测结果不准确，去除该段时间的预测轨迹，其跟踪的平均方位误差为1.47°。阈值检测和传统算法的检测跟踪概率相当，因为纯方位跟踪模型中的预测并不准确，无法对中断进行长时间的准确预测，VI-BOTA和VIP-BOTA的跟踪概率有明显的提升。VIP-BOTA的平均方位误差因算法对方位轨迹中断实现了更准确的预测，所以其误差明显优于其他算法。

5 结论

在本文中，为解决多目标被动跟踪中目标方位轨迹丢失中断的问题，提出了基于航行器运动信息的粒子采样方位预测跟踪算法。为解决多目标关联和交叉等问题，提出了基于航行器运动信息的观测门限设置方法和块关联方法。实验结果表明，本文算法可以在复杂水域环境中对目标方位轨迹保持持续稳定的跟踪，实现正确的方位轨迹关联，获得完整的目标方位轨迹。

本算法在检测概率为35%左右时，出现算法正确跟踪概率急剧下降，其原因在于降低检测概率到一定值时，无法建立初始跟踪轨迹，从而导致后续的跟踪错误。低检测概率下跟踪能力，即是对弱目

标的跟踪能力。而对弱目标的连续稳定跟踪，一直是被动跟踪的难点，本文提出的算法对相对较弱的目标(检测概率在40%~50%时)，有较好的跟踪能力，但当目标更弱时(检测概率<30%)，无法实现理想的跟踪效果。

参考文献

- [1] NORTHARDT T and NARDONE S C. Track-before-detect bearings-only localization performance in complex passive sonar scenarios: A case study[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2019, 44(2): 482–491. doi: [10.1109/JOE.2018.2811419](https://doi.org/10.1109/JOE.2018.2811419).
- [2] BADRIASL L, ARULAMPALAM S, VAN DER HOEK J, et al. Bayesian WIV estimators for 3-D bearings-only TMA with speed constraints[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2019, 67(13): 3576–3591. doi: [10.1109/TSP.2019.2917863](https://doi.org/10.1109/TSP.2019.2917863).
- [3] DIAMANT R, KIPNIS D, BIGAL E, et al. An active acoustic track-before-detect approach for finding underwater mobile targets[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2019, 13(1): 104–119. doi: [10.1109/JSTSP.2019.2899237](https://doi.org/10.1109/JSTSP.2019.2899237).
- [4] 李子高, 李淑秋, 闻疏琳. 基于无人平台的水下目标自动检测方法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2017, 38(1): 103–108. doi: [10.11990/jheu.201601012](https://doi.org/10.11990/jheu.201601012).
LI Zigao, LI Shuqiu, and WEN Shulin. Automatic detection of an underwater target based on UUV[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2017, 38(1): 103–108. doi: [10.11990/jheu.201601012](https://doi.org/10.11990/jheu.201601012).
- [5] 金盛龙, 李宇, 黄海宁. 曲线机动情况下水下自主平台的改进被动合成孔径算法研究[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(9): 2265–2272. doi: [10.11999/JEIT171225](https://doi.org/10.11999/JEIT171225).
JIN Shenglong, LI Yu, and HUANG Haining. An improved passive synthetic aperture algorithm based on curvilinear maneuverability of autonomous underwater vehicles[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(9): 2265–2272. doi: [10.11999/JEIT171225](https://doi.org/10.11999/JEIT171225).
- [6] NIAZI S and TOLOEI A. Estimation of LOS rates for target tracking problems using EKF and UKF algorithms—a comparative study[J]. *International Journal of Engineering, Transactions B: Applications*, 2015, 28(2): 172–179. doi: [10.5829/idosi.ije.2015.28.02b.02](https://doi.org/10.5829/idosi.ije.2015.28.02b.02).
- [7] JULIER S J and UHLMANN J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2004, 92(3): 401–422. doi: [10.1109/JPROC.2003.823141](https://doi.org/10.1109/JPROC.2003.823141).
- [8] SADHU S, MONDAL S, SRINIVASAN M, et al. Sigma point Kalman filter for bearing only tracking[J]. *Signal Processing*, 2006, 86(12): 3769–3777. doi: [10.1016/j.sigpro.2006.03.006](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2006.03.006).
- [9] DOĞANÇAY K. On the bias of linear least squares algorithms for passive target localization[J]. *Signal Processing*, 2004, 84(3): 475–486. doi: [10.1016/j.sigpro.2003.12.002](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2003.12.002).
- [10] VAN DER MERWE R and WAN E A. The square-root unscented Kalman filter for state and parameter-estimation[C]. 2001 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Salt Lake City, USA, 2001: 3461–3464. doi: [10.1109/ICASSP.2001.940586](https://doi.org/10.1109/ICASSP.2001.940586).
- [11] BREHARD T and LE CADRE J P. Hierarchical particle filter for bearings-only tracking[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, 43(4): 1567–1585. doi: [10.1109/TAES.2007.4441759](https://doi.org/10.1109/TAES.2007.4441759).
- [12] YARDIM C, MICHALOPOULOU Z H, and GERSTOFT P. An overview of sequential Bayesian filtering in ocean acoustics[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2011, 36(1): 71–89. doi: [10.1109/JOE.2010.2098810](https://doi.org/10.1109/JOE.2010.2098810).
- [13] 张颖, 高灵君. 基于格拉布斯准则和改进粒子滤波算法的水下传感网目标跟踪[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(10): 2294–2301. doi: [10.11999/JEIT190079](https://doi.org/10.11999/JEIT190079).
ZHANG Ying and GAO Lingjun. Target tracking with underwater sensor networks based on Grubbs criterion and improved particle filter algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(10): 2294–2301. doi: [10.11999/JEIT190079](https://doi.org/10.11999/JEIT190079).
- [14] XIONG Zhengda, XU Ke, CHEN Yong, et al. Research on multi-target bearings-only tracking method based on passive sonar systems[C]. The 2nd IEEE Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC), Chongqing, China, 2017: 1326–1330. doi: [10.1109/IAEAC.2017.8054229](https://doi.org/10.1109/IAEAC.2017.8054229).
- [15] WANG Yujie, LI Yu, JU Donghao, et al. Continuous bearings-only tracking based on vehicle motion information correction[C]. OCEANS 2019-Marseille, Marseille, France, 2019: 1–5. doi: [10.1109/OCEANSE.2019.8867274](https://doi.org/10.1109/OCEANSE.2019.8867274).

王宇杰: 男, 1993年生, 博士生, 研究方向为阵列信号处理, 水下多目标处理, 数据关联等。

李宇: 男, 1977年生, 研究员, 研究方向阵列信号处理, 水下无线传感器网络等。

鞠东豪: 男, 1993年生, 博士生, 研究方向为水下目标识别等。

黄海宁: 男, 1969年生, 研究员, 研究方向为阵列信号处理、水下无线传感器网络和合成孔径声呐等。

责任编辑: 余蓉