

# 基于区域划分自适应粒子群优化的超短基线定位算法

黄 健<sup>†</sup>, 严胜刚

(西北工业大学 航海学院, 西安 710072)

**摘要:** 为了降低由声速不确定引起的水下声学定位误差, 提出一种基于区域划分自适应粒子群优化的超短基线定位算法. 该算法将声速作为未知量, 利用冗余的定位信息构建定位模型, 针对标准粒子群算法收敛速度慢及容易早熟的问题, 采用区域划分的方法动态调整粒子的惯性权重和学习因子, 达到寻优能力与收敛速度的平衡, 并引入自适应变异操作避免种群陷入局部最优解. 仿真实验表明, 所提出的算法能够有效提高声速未知情况下超短基线系统的定位精度.

**关键词:** 区域划分; 自适应粒子群算法; 超短基线定位系统; 有效声速; 水下声学定位; 声速修正

中图分类号: TP568

文献标志码: A

## Ultra-short baseline positioning algorithm based on region-division adaptive particle swarm optimization

HUANG Jian<sup>†</sup>, YAN Sheng-gang

(School of Marine Science and Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**Abstract:** An ultra-short baseline positioning algorithm based on region-division adaptive particle swarm optimization is presented in order to reduce the underwater acoustic positioning error caused by inaccurate sound speed. This algorithm regards sound speed as variables and utilizes redundant information to build the positioning model. For the shortcoming that the standard particle swarm algorithm is slow in convergence speed and easy to fall into local optimum, the region-division method is utilized to dynamically adjust the inertia weight and learning factors of each particle to reach the balance between optimization ability and convergence speed, and the adaptive mutation operation is introduced to avoid the population falling into local optimum. Finally, simulation results show that the proposed algorithm can effectively improve the positioning accuracy of the ultra-short baseline system with unknown sound speed.

**Keywords:** region-division; adaptive particle swarm optimization; ultra-short baseline positioning system; effective sound speed; underwater acoustic positioning; sound speed correction

## 0 引言

对水下目标进行声学定位有着广泛的应用与研究, 例如近海勘探、海洋工程以及对水下自主航行器 (Autonomous underwater vehicle, AUV) 的定位导航等<sup>[1-3]</sup>. 水下声学定位系统按照基线长度可划分为长基线 (Long baseline, LBL) 定位系统、短基线 (Short baseline, SBL) 定位系统和超短基线 (Ultra-short baseline, USBL) 定位系统 3 大类. 这其中, 超短基线系统因其价格低廉、安装方便、操作简单且具备一定的定位精度而成为水下声学定位系统的常用设备.

超短基线系统通过测定声单元之间的相位差来确定目标方位 (垂直和水平角度), 再通过测定声信号

传播的时间确定目标距离, 从而获得目标相对超短基线系统的位置关系. 由于水下环境复杂, 海洋中的声速存在水平分层结构<sup>[4]</sup>, 若假设声信号沿直线传播且具有恒定声速, 则会造成严重的定位误差<sup>[5]</sup>. 因此, 对水声信号进行声速修正是提高水下声学定位的关键技术之一.

在之前的研究中, 声速的修正通常是在准确测量声速剖面 (Sound speed profile, SSP) 的基础上, 通过使用射线声学理论追踪声信号的传播路径来实现的<sup>[6-7]</sup>. 首先将声速剖面在深度方向划分为若干层, 层内的声速可以近似认为是等声速或者是等梯度的; 然后根据 snell 定律追踪声线, 计算声信号传播的时间以及初始入射角; 最后通过迭代逼近的方法计算

收稿日期: 2018-01-02; 修回日期: 2018-06-26.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61371151).

责任编辑: 巩敦卫.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: hj.steven@163.com.

目标坐标. 有效声速 (Effective sound speed, ESS) 法<sup>[8]</sup> 首先根据声速剖面 and 射线声学理论建立有效声速关于水深和俯仰角的二维表格, 定位解算时再对表格进行二维插值获取有效声速并计算目标的距离. 上述两种方法都建立在能够准确获取声速剖面的前提之上, 然而, 声速剖面的测量结果不可避免地存在误差, 且声速剖面还会随着时间的推移而发生变化, 这将造成基于固定声速剖面的声速修正方法的性能退化.

随着粒子群优化 (Particle swarm optimization, PSO) 算法的发展以及在非线性优化问题中越来越广泛的应用, 基于粒子群算法的声源定位算法也越来越多地得到研究. 文献 [9] 直接利用改进的 PSO 算法解非线性定位方程组的方法求解目标坐标. 文献 [10] 在测量信号到达时间差 (Time difference of arrival, TDOA) 并假设信号传播速度相等的基础上使用粒子群算法对目标进行定位. 文献 [11-12] 在声速已知的基础上, 将 TDOA (Time difference of arrival averaging) 方法与 PSO 方法和 IPSO (Improved PSO) 方法分别结合, 给出了两种目标定位的方法, 并将二者进行了对比.

在上述文献中, 基于时延测量的定位方法通常假定传播速度是已知的. 然而, 水下声信号的传播速度取决于介质的温度、盐度和深度, 并且在大多数情况下是未知的. 在考虑不确定声速的目标定位算法中, 文献 [13] 将声速视为未知参数, 通过建立声速与目标距离之间的关系, 在定位的同时计算声速值. 文献 [14] 在计算定位方程的过程中将声速视为未知参数, 并提出了 ULS (Uncertain least squares) 和 UKF (Unscented Kalman filter) 算法对目标进行定位. 文献 [15] 提出了一种水下长基线系统中 AUV 进行自定位的算法, 算法在经验公式的基础上对声速进行估计, 接着采用迭代优化的方式对 AUV 进行定位. 文献 [16] 提出了一种线性封闭形式和基于加权最小二乘 (Weighted least squares, WLS) 的三步算法来同时估计声速和目标位置. 文献 [17] 基于最小二乘的方法分别提出了无约束和约束的声速估计和目标定位. 然而, 这类方法通常假设目标到任一传感器之间的声传播速度是相等的, 这也与理论和实际情况不符.

为了进一步提高超短基线系统的定位精度, 本文提出一种改进的有效声速估计与水下目标定位算法. 与上述研究不同的是, 本文假设沿不同路径传播的声信号速度不相等. 该算法设置多个信标, 将超短基线系统与各信标间的有效声速作为未知量, 利用超

短基线系统与多个信标间的冗余定位信息建立定位模型. 采用粒子群算法求解上述定位模型得到有效声速, 并融合超短基线系统的定位信息得到最终定位结果. 为了提高标准粒子群算法的收敛速度并解决早熟收敛问题, 在标准粒子群算法的基础上提出如下改进: 将种群按照每个粒子与全局最优粒子的距离进行区域划分, 对位于不同区域的粒子采用不同的策略自适应地调整其惯性权重和学习因子, 达到寻优能力与收敛速度的平衡, 并引入自适应变异操作避免种群陷入局部最优解. 仿真实验表明, 该方法可以在无法准确获得声速剖面的情况下提高超短基线系统定位精度.

## 1 问题描述

### 1.1 智能浮标系统及超短基线系统定位原理

系统构成如图 1 所示. 系统配置包含  $n$  个位于海面的智能浮标 (GPS intelligent buoy, GIB)<sup>[18]</sup>, 智能浮标可以通过 GPS 信号获得自身的绝对位置信息. 智能浮标工作在信标模式, 并以固定周期通过扩频 (Spread spectrum, SS) 声通信技术将自己的位置信息发送给水下航行器. 水下航行器上安装与浮标具有高精度同步时钟的超短基线声学定位系统. 超短基线系统的水听器接收浮标发送的信息, 可以通过测量声信号的传播时延和到达各阵元的时延差计算自身与浮标间的相对位置关系, 并利用相应智能浮标的绝对位置信息换算得到自身的绝对位置.

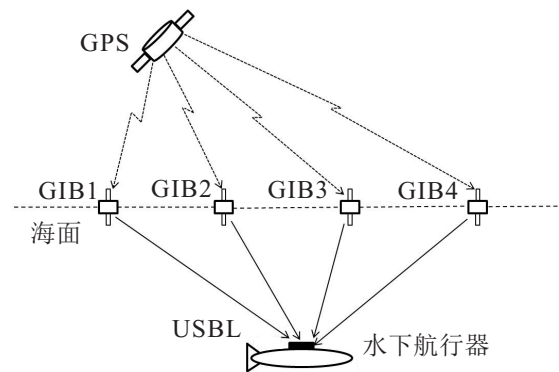


图 1 智能浮标系统

超短基线系统采用平面四元十字阵定位. 在如图 2 所示的直角坐标系中,  $T$  为目标所在位置,  $T'$  为目标在阵元所处平面的投影. 令  $d$  为基线长度, 4 个阵元的坐标分别为  $S_1(d, 0, 0)$ ,  $S_2(0, d, 0)$ ,  $S_3(-d, 0, 0)$ ,  $S_4(0, -d, 0)$ . 令  $c$  为声速, 声信号由目标传播到阵元  $S_i$  的时延为  $\tau_i$ , 且  $\tau_{ij} = \tau_j - \tau_i$ ,  $i, j = 1, 2, \dots, n$ ,  $n$  为阵元个数. 则目标的位置参数  $(\hat{R}, \hat{\varphi}, \hat{\theta})$  可计算为

$$\begin{cases} \Delta t = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\tau_i), \\ \hat{R} = \Delta t \cdot c, \\ \hat{\varphi} = \arctan\left(\frac{\tau_{14} - \tau_{12}}{\tau_{13}}\right), \\ \hat{\theta} = \arcsin\left(\frac{c}{2d} \sqrt{(\tau_{12} - \tau_{14})^2 + \tau_{13}^2}\right). \end{cases} \quad (1)$$

再由下式可估计目标的三维坐标  $(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z})$ :

$$\begin{cases} \hat{x} = \hat{R} \cos \hat{\theta} \cos \hat{\varphi}, \\ \hat{y} = \hat{R} \cos \hat{\theta} \sin \hat{\varphi}, \\ \hat{z} = \hat{R} \sin \hat{\theta}. \end{cases} \quad (2)$$

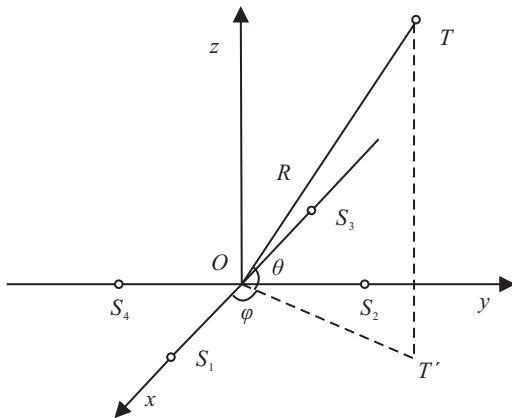


图2 超短基线系统定位原理

在以上参数测定中,俯仰角  $\theta$  和斜距  $R$  的测量受声速剖面的影响较大,其中俯仰角的测量尤为重要。所以,多数超短基线系统建议在应答器中安装深度传感器,以提高俯仰角的测量精度。

### 1.2 有效声速

根据射线声学理论,由声源发出的声信号会沿不同的路径传播到海洋中的任意一点,而这一点所接收到的声信号是全部本征声线的和。两点之间的有效声速则被定义为最先到达的本征声线所对应的等效声速<sup>[19]</sup>。本文称之为用于距离测量的有效声速。对于超短基线系统定位而言,在使用式(1)和(2)计算目标坐标的过程中,声速误差同时决定了  $R$  和  $\theta$  两个参数的精度。因此,距离测量和超短基线系统定位所对应的有效声速是不相等的。本文将可以通过式(1)和(2)准确定位目标的声速定义为超短基线系统定位的有效声速。

本文通过仿真实验给出了深度不变的情况下,用于距离测量的有效声速和用于超短基线系统定位的有效声速与目标水平距离之间的关系。仿真过程中,超短基线系统对单个浮标进行定位,浮标深度为 2 m,超短基线系统的深度保持为 800 m,浮标与超短基线系统之间的方位角  $\varphi$  为 60°。声速剖面如图 3 所示,声

信号的传播时间由 BELLHOP 模型<sup>[20]</sup> 计算。在获得声信号的传播时间后,由目标与超短基线系统的斜距与传播时间的比值计算得到用于距离测量的有效声速;由迭代逼近的方法计算得到用于超短基线系统定位的有效声速,结果如图 4 所示。

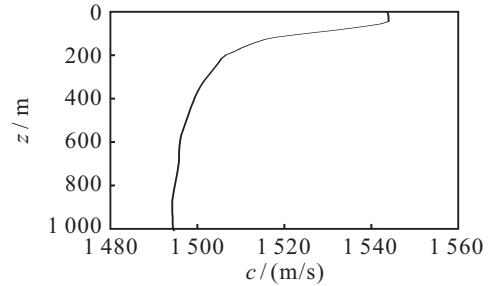


图3 声速剖面

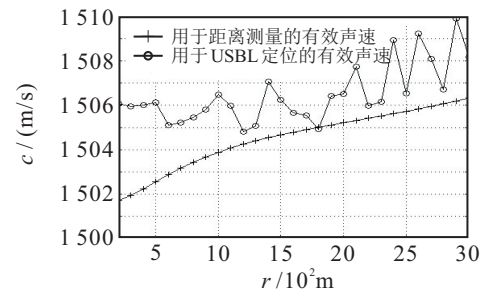


图4 用于距离测量和超短基线系统定位的有效声速

在图 4 中,横坐标表示浮标与超短基线系统中心的水平距离,纵坐标表示仿真得到的两类有效声速。可以看出,在声速剖面和目标深度一定的情况下(如图 1 所示的智能浮标系统),不同的水平距离对应的有效声速有很大差别,采用单一的有效声速对目标进行定位无疑将引入较大误差。对于超短基线系统而言,有效声速与水平距离之间存在更加明显的非线性关系。

### 1.3 定位模型

在声速剖面未知的情况下,无法通过声线跟踪的方法计算目标距离。本文将有效声速视为未知量,通过超短基线系统与多个智能浮标之间的冗余信息来估计有效声速,将提高系统定位精度的问题转化为如何获得目标与不同浮标之间有效声速的非线性优化问题。

假设水下航行器配置了深度传感器,可以精确测量深度,因此仅考虑确定水下航行器的水平坐标的问题。在有效声速估计精确的理想情况下,超短基线系统相对各智能浮标得到自身的定位坐标应是重合的,即水下航行器的真实位置。然而,当有效声速估计出现误差时,超短基线系统也会随之出现定位误差,此时将出现多个不同的定位坐标。

由于超短基线系统与不同浮标间的距离相差较

大,而超短基线系统各阵元与同一浮标之间的距离差可以忽略不计,超短基线系统各阵元对应同一个浮标的有效声速可以视为是相同的.令超短基线系统与第*i*个智能浮标之间的有效声速为 $c_i$ ,将 $c_i$ 代入式(1),并结合式(2)计算得到水下航行器自身的定位坐标为 $(\hat{x}_i, \hat{y}_i, \hat{z}_i)$ ,给出如下优化函数:

$$\text{Fitness}(c_1, c_2, \dots, c_n) = \min \sum_{i,j=1, i \neq j}^n (D_{ij}). \quad (3)$$

其中: $n$ 为浮标个数; $D_{ij}$ 为第*i*个定位坐标与第*j*个定位坐标之间的水平距离,有

$$D_{ij} = \sqrt{(\hat{x}_i - \hat{x}_j)^2 + (\hat{y}_i - \hat{y}_j)^2}. \quad (4)$$

本文采用粒子群算法求解优化函数.在求解得到有效声速 $c_1, c_2, \dots, c_n$ 后,超短基线系统可以得到*n*个定位坐标,将这*n*个坐标计算算数平均得到最终的定位结果.

## 2 算法描述

### 2.1 标准粒子群算法

标准粒子群算法的数学描述为:在一个*D*维搜索区域(解空间)内存在*N*个粒子,每个粒子被视为搜索空间的一个搜索个体.粒子有自身的位置和速度矢量,矢量大小取决于优化问题所包含的参数.在粒子群算法的每一轮迭代中,粒子通过跟踪自身的历史最优解和全局最优解来更新其位置,并分别通过下式更新其速度和位置矢量:

$$\mathbf{v}_{\text{Id}}^{k+1} = \omega \mathbf{v}_{\text{Id}}^k + \eta_1 r_{\text{rand}1} (\mathbf{p}_{\text{bestId}}^k - \mathbf{x}_{\text{Id}}^k) + \eta_2 r_{\text{rand}2} (\mathbf{g}_{\text{best}}^k - \mathbf{x}_{\text{Id}}^k), \quad (5)$$

$$\mathbf{x}_{\text{Id}}^{k+1} = \mathbf{x}_{\text{Id}}^k + \mathbf{v}_{\text{Id}}^{k+1}. \quad (6)$$

其中: $\mathbf{v}$ 为速度矢量; $\mathbf{x}$ 为位置矢量;下标Id为粒子标识; $\omega$ 为惯性权重; $\eta_1$ 和 $\eta_2$ 为取值在 $[0, 4]$ 范围内的学习因子,通常取 $\eta_1 = \eta_2 = 2$ ;  $r_{\text{rand}1}$ 和 $r_{\text{rand}2}$ 为 $[0, 1]$ 内均匀分布的随机浮点数,它们赋予粒子在搜索空间内移动的能力; $\mathbf{p}_{\text{bestId}}$ 为粒子迄今为止已经获得的最优位置向量, $\mathbf{g}_{\text{best}}$ 为整个粒子群的全局最优位置向量.

### 2.2 改进的粒子群算法iPSO

在众多粒子群算法的改进研究<sup>[21-24]</sup>中,加快收敛速度和避免陷入局部最优解是主要的改进方向.本文在经典粒子群算法的基础上,引入基于距离的区域划分,将种群按照与全局最优粒子的欧氏距离划分为两部分,对与全局最优粒子距离较近的粒子注重加强其局部搜索能力,对与全局最优粒子距离较远的粒子注重加强其全局搜索能力.在此基础上,给出如下改进策略.

1) 基于欧氏距离的区域划分.

在第*i*次迭代过程中,定义 $L_{ij}$ 为第*j*个粒子与全局最优粒子之间的欧氏距离,其计算公式如下:

$$L_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^D ((g_{\text{best}k} - p_{jk})^2)}. \quad (7)$$

其中: $D$ 为搜索空间的维度, $g_{\text{best}k}$ 和 $p_{jk}$ 分别表示全局最优粒子和第*j*个粒子在第*k*维的分量.

将全部粒子按照与全局最优粒子间的欧氏距离排序,以某一欧氏距离 $L_{\text{lim}}$ ( $L_{\text{lim}}$ 的选择要保证满足 $L_{ij} \leq L_{\text{lim}}$ 条件的粒子达到某一比例,例如40%)为界,将整个搜索空间分为界内区域和界外区域两部分.其中界内区域包含较优的粒子,界外区域包含较差的粒子.

2) 惯性系数和学习因子的自适应调整.

粒子群算法的速度更新公式(5)中, $\mathbf{v}_{\text{Id}}^k$ 表示粒子上一时刻的飞行速度, $\mathbf{p}_{\text{bestId}}^k$ 和 $\mathbf{g}_{\text{best}}^k$ 分别表示粒子的“自身经验”和“社会经验”.可见,粒子的飞行轨迹除受自身惯性权重 $\omega$ 影响外,还受到学习因子 $\eta_1$ 和 $\eta_2$ 的影响.惯性权重 $\omega$ 的值可以控制历史时刻对当前状态的影响.通过调整惯性权重可以平衡粒子的全局搜索能力和局部搜索能力.较大的惯性权重有助于增强全局开拓能力(更大的搜索范围),而较小的惯性权重则倾向于在当前位置进行局部搜索. $\eta_1$ 和 $\eta_2$ 分别决定了粒子受个体最优位置和全局最优位置影响的大小.

在搜索空间基于欧氏距离进行区域划分的基础上,期望较优的粒子具有较好的区域搜索能力,以便在界内区域实现更好的局部搜索.同时,位于界外区域的较差粒子则可以具有较好的全局搜索能力,以期发现潜在的更好区域,从而避免种群陷入局部最优解.在此基础上,设计线性调节策略自适应调整粒子的惯性权重 $\omega$ 和学习因子 $\eta_1, \eta_2$ .令*i*与*j*分别表示种群的第*i*次迭代过程以及第*j*个粒子, $t_i$ 表示第*i*次迭代, $t_{\text{max}}$ 表示迭代的总次数, $L_{\text{max}}$ 和 $L_{\text{min}}$ 分别表示粒子与全局最优粒子间欧氏距离的最大值和最小值,计算公式如下:当 $L_{ij} > L_{\text{lim}}$ 时,有

$$\omega_{ij} = \omega_{\text{min}} + \frac{t_{\text{max}} - t_i}{t_{\text{max}}} \cdot \frac{(L_{ij} - L_{\text{lim}})(\omega_{\text{max}} - \omega_{\text{min}})}{L_{\text{max}} - L_{\text{lim}}}, \quad (8)$$

$$\eta_{1ij} = \eta_{\text{min}} + \frac{(L_{ij} - L_{\text{lim}})(\eta_{\text{max}} - \eta_{\text{min}})}{L_{\text{max}} - L_{\text{lim}}}, \quad (9)$$

$$\eta_{2ij} = \eta_{\text{max}} - \frac{(L_{ij} - L_{\text{lim}})(\eta_{\text{max}} - \eta_{\text{min}})}{L_{\text{max}} - L_{\text{lim}}}. \quad (10)$$

当  $L_{ij} \leq L_{lim}$  时,有

$$\omega_{ij} = \omega_{min} + \frac{t_{max} - t_i}{t_{max}} \cdot \frac{(L_{ij} - L_{min})(\omega_{max} - \omega_{min})}{L_{lim} - L_{min}}, \quad (11)$$

$$\eta_{1ij} = \eta_{min} + \frac{(L_{ij} - L_{min})(\eta_{max} - \eta_{min})}{L_{lim} - L_{min}}, \quad (12)$$

$$\eta_{2ij} = \eta_{max} - \frac{(L_{ij} - L_{min})(\eta_{max} - \eta_{min})}{L_{lim} - L_{min}}. \quad (13)$$

其中:  $\omega_{ij}$  为第  $i$  次迭代过程第  $j$  个粒子的惯性权重;  $\omega_{max}$  和  $\omega_{min}$  分别为惯性权重的最大值和最小值,且  $\omega_{max} = 0.9$ ,  $\omega_{min} = 0.4$ . 对于界外区域的粒子,距离全局最优粒子越远则具有越强的全局开拓能力,对于界内区域的粒子,距离全局最优粒子越近则具有越强的区域搜索能力.  $\frac{t_{max} - t_i}{t_{max}}$  分量保证了全部粒子在搜索后期均具有更好的区域搜索能力.

$\eta_{1ij}$  和  $\eta_{2ij}$  分别为第  $i$  次迭代过程第  $j$  个粒子的学习因子  $\eta_1$  和  $\eta_2$ .  $\eta_{max}$  和  $\eta_{min}$  分别为学习因子的最大值和最小值,且  $\eta_{max} = 3$ ,  $\eta_{min} = 1$ . 对于界外区域的粒子,距离全局最优粒子越远,粒子受“自身经验”的影响越大(即  $\eta_1$  的值越大),而受“社会经验”的影响越小(即  $\eta_2$  的值越小). 对于界内区域的粒子,距离全局最优粒子越近,粒子受“自身经验”影响越小,而受“社会经验”的影响越大.

### 3) 自适应变异.

基于以上改进,粒子群算法的收敛速度和精度都有大幅提高,但仍有陷入局部最优而无法跳出的可能性. 为此,提出如下自适应变异策略.

首先判断粒子是否集中于极小区域,判断标准为满足以下两个条件之一<sup>[21]</sup>:

i)  $g_{best}$  在连续  $b$  次迭代内均无改善,  $b$  的理想取值为

$$5\% \leq \frac{b}{t_{max}} \leq 10\%. \quad (14)$$

ii) 定义全局最优粒子为  $g$  且粒子  $j$  与全局最优粒子之间的欧氏距离为  $L_{gj}$ , 定义粒子与全局最优粒子的距离函数  $s(L)$  为

$$s(L) = \sum_{j=1, j \neq g}^N \frac{1}{\pi L_{gj}}. \quad (15)$$

其满足

$$s(L) < t_i N \sqrt{D} e^a, \quad (16)$$

其中  $a$  为  $[0,1]$  之间的常数.

粒子执行变异操作的前提为粒子满足集中极小区域的条件,且粒子以其与全局最优粒子的欧氏距离大小来决定其变异概率,表达式为

$$p = d \left( \frac{L_{max} - L_{ij}}{L_{max} - L_{min}} \right), \quad (17)$$

其中  $d$  为  $[0,1]$  之间的常量,用来调节变异概率的范围. 粒子与全局最优粒子的欧氏距离越小,变异的概率越大. 对于粒子  $p_{ij}$ , 产生一个  $[0,1]$  之间的随机数  $r$ , 若满足  $r \leq p$ , 则粒子发生变异操作. 首先在界外区域内随机选择一个粒子  $p_{ik}$ , 随后按照如下策略执行变异操作:

$$\mathbf{x}_{ij}^{new} = \mathbf{x}_{ij} + r(\mathbf{x}_{ij} - \mathbf{x}_{ik}). \quad (18)$$

其中:  $\mathbf{x}_{ij}$  和  $\mathbf{x}_{ik}$  分别为粒子  $p_{ij}$  和  $p_{ik}$  的位置矢量,  $\mathbf{x}_{ij}^{new}$  为变异后粒子  $p_{ij}$  的位置矢量.

## 2.3 算法流程

基于改进粒子群算法的超短基线定位算法可概括如下.

**Step 1:** 输入已知参数,定义所需变量并随机生成具有  $N$  个粒子的种群,随机初始化每个粒子的位置和速度;

**Step 2:** 计算每个粒子的适应度值,分别存储每个粒子当前的最优历史解和全局最优解;

**Step 3:** 由式(7)计算每个粒子与全局最优粒子之间的距离,并将种群划分为界内区域和界外区域;

**Step 4:** 判断种群是否集中于极小区域,若是,则执行变异操作,并转到 **Step 6**, 否则执行 **Step 5**;

**Step 5:** 对于每个粒子,根据式(8)~(13)分别计算其惯性权重和学习因子;

**Step 6:** 根据式(5)和(6)更新每个粒子的速度和位置;

**Step 7:** 判断算法是否满足停止条件,如果满足,则进行下一步,否则转到 **Step 2**;

**Step 8:** 输出全局最优个体,即各有效声速的估计值;

**Step 9:** 由得到的有效声速计算超短基线系统相对各浮标的定位坐标,对各定位坐标求平均,得到最终的定位结果.

## 3 仿真及结果

通过仿真实验测试本文所提出方法的性能. 实验环境如下: CPU 为 Intel Corei7-4710MQ, 内存为 DDR3L-8GB, 操作系统版本 Windows 8.1, Matlab 版本为 R2014a. 实验中,超短基线系统参数中  $d = 10$  cm, 各智能浮标的水平坐标分别为 (0 m, 0 m), (4 000 m, 0 m), (4 000 m, 4 000 m), (0 m, 4 000 m), 深度均为 2 m. 声信号在水下的传播时间由 BELLHOP 模型计算, BELLHOP 模型是水声信道仿真中应用最广

泛的模型之一,该模型以海洋环境文件(包括声速剖面,海面/海底反射系数等因素)作为输入,通过对声场模型进行计算可得到传播损失、本征声线以及声线到达时间序列等多种实用数据,是声场建模及分析的一种有效手段.所用的声速剖面如图3所示.假设水下航行器配置有深度传感器,可以准确地测量其深度值,这里仅估计其二维坐标 $(\hat{x}, \hat{y})$ ,并通过计算其与目标真实坐标 $(x, y)$ 之间的欧氏距离来测量其定位误差,有

$$DE = \sqrt{(\hat{x} - x)^2 + (\hat{y} - y)^2}. \quad (19)$$

首先测试标准粒子群算法的定位精度.目标的三维坐标为(2974 m, 1777 m, 800 m).有效声速搜索空间限制在声速剖面的最小声速值和最大声速值之间,即 $1495 \text{ m/s} \leq c_i \leq 1545 \text{ m/s}$ ,并以均匀分布的方式随机初始化粒子的位置矢量.粒子速度范围为 $[-2, 2]$ ,粒子的数量设置为100,最大迭代次数设置为100,学习因子 $\eta_1$ 和 $\eta_2$ 设置为2.0,惯性权重设置为0.9.基于粒子群算法的定位结果如图5所示.

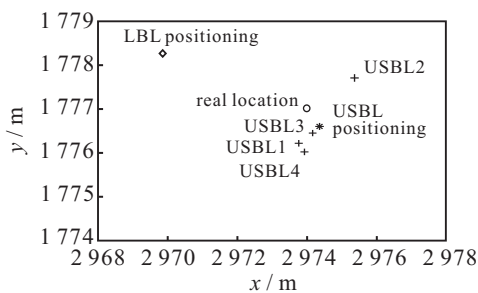


图5 定位结果

图5中:“o”表示水下航行器的真实位置;“+”表示在标准粒子群算法迭代得到相应的有效声速(分别为1510.51 m/s, 1506.89 m/s, 1507.30 m/s, 1511.83 m/s)以后,超短基线系统相对各智能浮标的定位结果;“\*”表示对4个定位结果进行平均后得到的超短基线系统最终定位结果,其水平距离定位误差为0.54 m;作为参照对比,“◇”表示由4个智能浮标构成的长基线系统得到的定位结果,长基线系统使用AML(Approximate maximum likelihood)算法<sup>[25]</sup>进行定位解算.由于声速剖面未知,在长基线系统定位中无法确定声速,仿真过程中,将声速设置为图3所示声速剖面在深度800 m处的加权平均声速<sup>[26]</sup>1505.29 m/s.长基线系统定位结果的水平距离定位误差为4.33 m.可以看出,由于无法获知声速,即使是高精度的长基线系统也难以对目标进行精确定位,而本文给出的方法可以通过对冗余定位信息的利用,有效地对定位结果进行修正,达到提高超短基线

系统定位精度的目的.

将基于AML的长基线系统定位方法(AML-LBL)、基于标准粒子群算法的超短基线定位方法(PSO-USBL)和基于改进粒子群算法的超短基线定位方法(iPSO-USBL)进行对比.实验系统的二维示意图如图6所示,以“o”表示智能浮标的二维坐标.假设水下航行器在水深800 m的情况下沿圆航迹航行,并选择“□”符号所示的10个航迹点进行定位测试. PSO-USBL方法的参数设置与上例相同, iPSO-USBL方法的参数设置与PSO-USBL方法相同,并设置 $a = 0.5, b = 7, d = 0.7$ .计算水平距离定位误差来评估长基线系统和本文方法的定位精度,实验结果如图7所示.

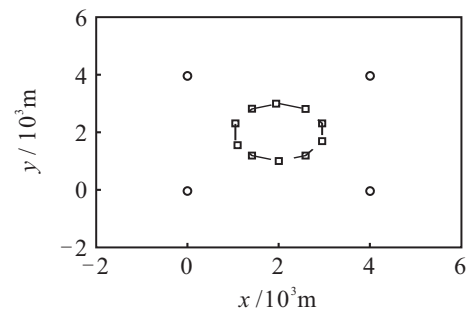


图6 水下航行器航迹及采样点

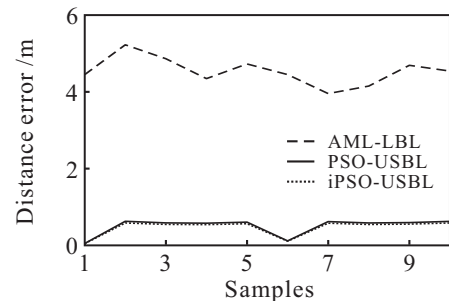


图7 3种方法的距离定位误差

图7中的横坐标为采样点序号,纵坐标为水平距离定位误差.图中3种定位方法水平距离定位误差的平均值和标准差如表1所示.

表1 3种定位算法的性能比较

定位算法	定位误差均值/m	定位误差标准差/m
AML-LBL	4.5388	0.3625
PSO-USBL	0.4976	0.2201
iPSO-USBL	0.4644	0.2055

由图7和表1可以看出:由于没有准确的声速,在目标距离较远的情况下,使用单一的等效声速值难以准确反映海洋中声信号传播的具体情况.因此,即使高精度的长基线系统也难以精确定位目标.而基于粒子群算法的超短基线系统定位方法通过利用多个

浮标定位的冗余信息,在迭代过程中不断对超短基线系统定位结果进行修正,可以有效地提高系统的定位精度,且定位精度相对平稳。

为了进一步分析 PSO-USBL 方法与 iPSO-USBL 方法的性能差别,对其平均适应度进行分析,结果如图 8 所示。由图 8 可见,与 PSO-USBL 方法相比,iPSO-USBL 方法能够更快地达到收敛。

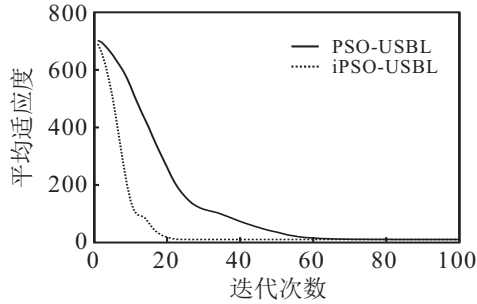


图 8 平均适应度随迭代次数变化曲线

## 4 结论

本文在有效声速概念的基础上提出了一种基于粒子群算法的超短基线系统定位方法。该方法通过设置超短基线系统与不同浮标之间的声信号传播速度不相等来建立定位模型,利用粒子群算法求解非线性优化问题,并由得到的有效声速对目标进行定位。为了提高标准粒子群算法的收敛速度并解决早熟收敛问题,提出了一种基于区域划分的自适应粒子群优化算法。将种群按照每个粒子与全局最优粒子的距离进行区域划分,对位于不同区域的粒子采用不同的策略自适应地调整其惯性权重和学习因子,达到寻优能力与收敛速度的平衡,并引入自适应变异操作避免种群陷入局部最优解。仿真实验结果表明,所提出的算法具有比传统算法更高的定位精度和更好的稳定性。这表明,该算法适用于解决无法获得精确声速剖面情况下的超短基线定位问题。值得指出的是,在声速剖面已知的前提下,由于声速的测量存在误差,且声速分层的过程中,对层内声速的近似也会导致基于声线跟踪的声速修正方法存在误差。此时,使用粒子群优化的方法对于超短基线系统的定位结果进行修正也能达到提高定位精度的目的。另外,由于水下声学定位系统通常对实时性的要求不高,且通过对智能浮标的选取可以避免粒子群优化算法出现高维复杂问题,本文的方法为提高水下声学定位系统的定位精度提供了一种有效的途径。

## 参考文献(References)

[1] Kim K, Jang I S, Shin C J, et al. Design of underwater precise navigation system for shallow water depth application[C]. *Oceans*. Taipei: IEEE, 2014: 1-4.

[2] Kim K, Jang I S. Underwater acoustic positioning system design for shallow water depth application[J]. *Int J of Ocean System Engineering*, 2013, 3(1): 44-48.

[3] Caiti A, Corato F D, Fenucci D, et al. Experimental results with a mixed USBL/LBL system for AUV navigation[C]. *Underwater Communications and Networking*. Sestri Levante: IEEE, 2015: 1-4.

[4] Ballard M S, Frisk G V, Becker K M. Estimates of the temporal and spatial variability of ocean sound speed on the new jersey shelf[J]. *J of the Acoustical Society of America*, 2014, 135(6): 3316-3326.

[5] Ramezani H, Jamali-Rad H, Leus G. Target localization and tracking for an isograd sound speed profile[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2013, 61(6): 1434-1446.

[6] Barnard T E, Klein F J, Resca L. Ray theory results and ray wavefront diagrams for the hyperbolic cosine propagation sound-speed profile[J]. *IEEE J of Oceanic Engineering*, 2015, 40(4): 938-946.

[7] Batista P, Silvestre C, Oliveira P. Sensorbased long baseline navigation: Observability analysis and filter design[J]. *Asian J of Control*, 2014, 16(4): 974-994.

[8] 梁国龙, 林旺生, 王燕. 浅海信道有效声速估计及其在水声定位中的应用[J]. *声学技术*, 2012, 31(1): 42-47. (Liang G L, Lin W S, Wang Y. Estimation of effective sound velocity in shallow channel and its application in underwater acoustic positioning[J]. *Technical Acoustics*, 2012, 31(1): 42-47.)

[9] Yao J, Pan J, Han Y, et al. Application of particle swarm optimization with stochastic inertia weight and adaptive mutation in target localization[C]. *Int Conf on Computer Application and System Modeling*. Taiyuan: IEEE, 2010: 251-254.

[10] Cakir O, Kaya I, Yazgan A. Propagation speed free emitter location finding using TDOA[C]. *Telecommunications Forum*. Belgrade: IEEE, 2014: 405-407.

[11] Cakir O, Kaya I, Yazgan A, et al. Emitter location finding using particle swarm optimization[J]. *Radioengineering*, 2014, 23(1): 252-258.

[12] Cakir O, Yazgan A, Cakir O, et al. Novel composite method for determining the location of the transmitter using particle swarm optimization[C]. *Int Conf on Telecommunications and Signal Processing*. Prague: IEEE, 2012: 335-339.

[13] Fanlin Yang, Xiushan Lu, Jiabiao Li, et al. Precise positioning of underwater static objects without sound speed profile[J]. *Marine Geodesy*, 2011, 34(2): 138-151.

[14] Yan W, Chen W, Cui R. Moving long baseline positioning algorithm with uncertain sound speed[J]. *J of Mechanical Science and Technology*, 2015, 29(9): 3995-4002.

[15] Li J, Gao H, Zhang S, et al. Self-localization of autonomous underwater vehicles with accurate sound travel time solution[J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2016, 50(C): 26-38.

[16] Zheng J, Lui K W K, So H C. Accurate three-step

- algorithm for joint source position and propagation speed estimation[J]. *Signal Processing*, 2013, 87(12): 3096-3100.
- [17] Annibale P, Rabenstein R. Acoustic source localization and speed estimation based on time-differences-of-arrival under temperature variations[C]. *Signal Processing Conf. Aalborg: IEEE*, 2010: 721-725.
- [18] Alcocer A, Oliveira P, Pascoal A. Study and implementation of an EKF GIB-based underwater positioning system[J]. *Control Engineering Practice*, 2007, 15(6): 689-701.
- [19] Vincent H T. Models, algorithms, and measurements for underwater acoustic positioning[D]. Kingston: University of Phode Island, 2001.
- [20] Porter M B. The manual and user's guide: Preliminary draft[DB/OL]. (2011-01-31)[2015-11-01]. <http://oalib.hlsresearch.com/Ravs/HLS-2010-1.pdf>.
- [21] 陈侃松, 阮玉龙, 戴磊, 等. 区域分割的自适应变异粒子群算法[J]. *电子学报*, 2017, 45(8): 1849-1855. (Chen K S, Ruan Y L, Dai L, et al. Regional-segmentation self-adapting variation particle swarm optimization[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, 45(8): 1849-1855.)
- [22] 陈民铀, 张聪誉, 罗辞勇. 自适应进化多目标粒子群优化算法[J]. *控制与决策*, 2009, 24(12): 1851-1855. (Chen M Y, Zhang C Y, Luo C Y. Adaptive evolutionary multi-objective particle swarm optimization algorithm[J]. *Control and Decision*, 2009, 24(12): 1851-1855.)
- [23] 冯秀芳, 吕淑芳. 基于RSSI和分步粒子群算法的无线传感器网络定位算法[J]. *控制与决策*, 2014, 29(11): 1966-1972. (Feng X F, Lv S F. Wireless sensor networks locating algorithm based on RSSI and split-step particle swarm optimization algorithm[J]. *Control and Decision*, 2014, 29(11): 1966-1972.)
- [24] 汤可宗, 丰建文, 李芳, 等. 多策略自适应粒子群优化算法[J]. *南京理工大学学报*, 2017, 41(3): 301-306. (Tang K Z, Feng J W, Li F, et al. Multi-strategy adaptive particle swarm optimization algorithm[J]. *J of Nanjing Unniversity of Science and Technology*, 2017, 41(3): 301-306.)
- [25] Chan Y T, Hang H Y C, Ching P C. Exact and approximate maximum likelihood localization algorithms[J]. *IEEE Trans on Vehicular Technology*, 2006, 55(1): 10-16.
- [26] 易昌华, 任文静, 王钊. 二次水声定位系统误差分析[J]. *石油地球物理勘探*, 2009, 44(2): 136-139. (Yi C H, Ren W J, Wang C. Analysis on error of secondary acoustic positioning system[J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 2009, 44(2): 136-139.)

### 作者简介

黄健(1986—), 男, 博士生, 从事水下声学信号处理的研究, E-mail: hj.steven@163.com;

严胜刚(1966—), 男, 教授, 博士生导师, 从事现代信号处理及其应用、多传感器及阵列信号处理、高速信号处理及其应用等研究, E-mail: yshgang@nwpu.edu.cn.

(责任编辑: 郑晓蕾)

## 第32届中国控制与决策会议(2020 CCDC)征文通知

第32届中国控制与决策会议(2020 CCDC)将于2020年5月23日~25日在中国合肥举行. 中国控制与决策会议是当前控制、系统、决策理论与相关技术领域的大型国际学术会议. 会议旨在为从事相关领域教育和研究的国内外专家、学者及工程技术人员提供一个学术交流平台. 会议交流形式有: 大会报告、杰出讲座、会前研讨会、专题研讨会、专题辅导、教育论坛、分组报告和张贴论文等. 会议指定交流语言为英文. 本届会议由东北大学和中国自动化学会信息物理系统控制与决策专业委员会主办, 安徽大学承办. 会议英文论文将提交 IEEE Xplore Data Base, 被 EI 检索.

合肥古称庐州、庐阳,“一带一路”和长江经济带战略双节点城市,具有国际影响力的创新之都,也是一座具有2000多年历史的古城,素有“三国故地,包拯家乡”之称,是中国优秀旅游城市. 本届会议场地设在合肥世纪金源大饭店,2020 CCDC将会与您一同交流学术思想,感受古镇文化.

### 会议须知

1、统一网上投稿,并设立“张嗣瀛(CCDC)优秀青年论

文奖”,具体投稿程序、评奖申报资格和要求等事宜请登录大会官网进行了解: <http://www.ccdc.neu.edu.cn>.

2、热情欢迎业内专家以会议为平台,针对国际控制与决策领域前沿热点方向、科研学者普遍关心的话题,组织“邀请分会”、“特别专题”、“专家论坛”、“高峰论坛”等学术研讨活动,会议将提供优质的平台服务. 拟组织者请于2019年10月31日前与大会秘书处(secretary\_ccdc@ise.neu.edu.cn)联系并提交组织建议书.

3、经过专家评审,高质量的会议论文将被推荐提交到 TAYLOR & FRANCIS GROUP 出版的《Journal of Control and Decision》(EI Compendex、Scopus 检索)发表.

### 重要日期

初稿提交截止日期: 2019年10月31日;

录用通知发布日期: 2020年02月10日;

终稿提交截止日期: 2020年03月10日;

作者注册截止日期: 2020年03月10日.

中国控制与决策会议秘书处