第 39 卷第 6 期 电 子 与 信 息 学 报 Vol.39No.6
2017 年 6 月 Journal of Electronics & Information Technology Jun. 2017

# 超短基线定位系统融合分类解模糊技术研究

王 燕 李 晴 付 进* 梁国龙
(哈尔滨工程大学水声技术重点实验室 哈尔滨 150001)
(哈尔滨工程大学水声工程学院 哈尔滨 150001)

**摘 要**：针对超短基线水声定位系统面临的相位差模糊问题，该文提出一种基于多分类器融合的定位解模糊算法。首先构建多分类器系统，将解模糊问题转化为对模糊数进行分类识别的问题，并采用 Choquet 积分对各分类器结果进行融合，得到模糊数所属类别，进而对目标进行定位。给出了目标位置的无模糊观测条件。该算法优点是无需构造小于半波长间距的阵列，有效扩大了无模糊阵列孔径，而且由于充分利用了相位差观测数据的统计特性，定位精度可接近克拉美-罗界。仿真结果验证了该算法的有效性。

**关键词**：超短基线定位；相位差模糊；多分类器融合；模糊积分
**中图分类号**：TN911.7 **文献标识码**：A **文章编号**：1009-5896(2017)06-1348-07
**DOI**: 10.11999/JEIT160825

# Resolving Ambiguity Using Fusion Classification for Ultra-short Baseline Positioning Systems

WANG Yan LI Qing FU Jin LIANG Guolong
(*Acoustic Science and Technology Laboratory*, *Harbin Engineering University*, *Harbin* 150001, *China*)
(*College of Underwater Acoustic Engineering*, *Harbin Engineering University*, *Harbin* 150001, *China*)

**Abstract**: To solve the phase-difference ambiguity problem in Ultra-Short BaseLine (USBL) underwater acoustic positioning systems, an ambiguity resolution and localization method based on Multiple Classifier Fusion (MCF) is proposed. Firstly, the multiple classifier system is built. Then, ambiguity resolution problem is formulated as classifying and recognizing the ambiguity integer, and Choquet integral is utilized for fusing the results of multiple classifiers. Finally, the category of ambiguity integer is obtained and the target is located. The unambiguous observation condition of the target position is derived. Without constructing an inter-sensor spacing less than half the wavelength, unambiguous aperture of the array is effectively enlarged. Moreover, as statistical characteristics of the observation data are fully utilized, the positioning accuracy approaches the Cramer-Rao bound. Simulation results verify the effectiveness of the proposed method.

**Key words**: Ultra-Short BaseLine (USBL) positioning; Phase-difference ambiguity; Multiple Classifier Fusion (MCF); Fuzzy integral

## 1 引言

水声定位技术在水下目标跟踪、海洋资源开发、水下运动载体的定位导航等军事及民用领域具有重要的应用价值[1,2]。超短基线水声定位系统通过测量目标斜距及接收基元间的相位差对水下目标进行定位，具有基阵尺寸小、安装成本低等优点[3]。增大基元间距可以有效提高超短基线系统的定位精度，但是当阵列孔径大于信号半波长时，基元间测量相位差与实际相位差之间可能相差 $2\pi$ 的整数倍数，称为相位差模糊问题，该倍数称为模糊数，求解模糊数的过程则称为解模糊。相位差模糊问题将直接导致目标位置估计模糊，因此解模糊是超短基线系统实现准确定位的关键问题。

传统的超短基线系统常通过构造小于半波长阵元间距进行解模糊[4]，当阵列孔径与波长相比较大时，解模糊能力有限。另外，在信号频率较高的条件下，半波长间距范围较小，可能难以安装两个基元，或造成物理上的遮挡与耦合。文献[5,6]采用线

收稿日期：2016-08-03；改回日期：2017-02-08；网络出版：2017-03-21
*通信作者：付进 fujin@hrbeu.edu.cn
基金项目：国家自然科学基金(51279043, 11504064, 61405041)，黑龙江省博士后科研启动金(LBH-Q15025)，技术基础科研项目(JSJL2016604B003)，黑龙江省留学归国人员科学基金(JJ2016LX0051)
Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (51279043, 11504064, 61405041), The Postdoctoral Scientific Research Foundation of Heilongjiang Province (LBH-Q15025), The Technical Basic Research Project (JSJL2016604B003), The Science Foundation for the Returned Overseas Scholars of Heilongjiang Province, China (JJ2016LX0051)

性最小二乘迭代解模糊，需要通过旋转或电子切换等方式获得时变基线。文献[7]基于孙子定理解模糊，要求基线长度两两互素。虚拟基线(Virtual BaseLine, VBL)解模糊法[8,9]通过对实际基线进行差分运算得到小于半波长的虚拟基线，并仅适用于特定阵型。多组比值(Multi-Pair Ratios, MPR)解模糊法[10]对模糊数进行分组搜索，当相邻基线长度的最大公因子较小时解模糊性能较差。文献[11]利用基元间时延差初测值提高多组比值法解模糊能力，对时延差估计精度要求较高。相关搜索法[12]通过划分足够小的网格对相位差进行搜索，算法实时性较差。

分类器融合[13]是一种多分类器联合策略，其利用融合工具来综合各分类器的结果，其中每个分类器被称为基分类器(Base Classifier, BC)，通常融合后的分类性能比最优的基分类器的性能要好。模糊测度可以表示分类器的重要程度及分类器之间的交互作用[14]，模糊积分是实值被积函数关于模糊测度的积分，Choquet 模糊积分[15,16]能够充分利用各分类器的局部输出结果进行全局决策，是一种应用十分广泛的模糊积分。本文提出基于多分类器融合(Multiple Classifier Fusion, MCF)的超短基线系统定位解模糊算法，该算法将解模糊问题转化为对最长基线的模糊数进行分类识别的问题，采用 Choquet 模糊积分对多基线构成的多分类器系统的局部分类结果进行决策级融合以得到最终分类结果，从而消除模糊。该算法对多基线相位差观测数据进行充分融合，有效增大了无模糊阵列孔径，可以实现对目标的无模糊定位。

## 2　超短基线定位原理及模糊问题

基本的超短基线定位基阵由位于两个互相垂直基线上的 3 个水听器组成，定位原理[4]如图 1 所示，两条基线分别位于 $x$ 轴和 $y$ 轴上，基线长度均为 $l_0$，且 $l_0 \le \lambda/2$，公共阵元位于坐标原点处。

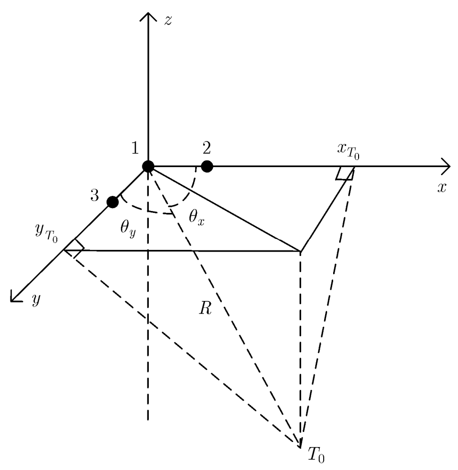



图 1 超短基线定位原理图

设目标位于 $T_0$ 处，其位置矢量与 $x$ 轴，$y$ 轴的夹角分别为 $\theta_x$ 和 $\theta_y$，对应的余弦值分别为 $\alpha_x$ 和 $\alpha_y$，则

$$\alpha_x = \cos\theta_x = \psi_x\big/(\kappa l_0) \tag{1}$$

$$\alpha_y = \cos\theta_y = \psi_y\big/(\kappa l_0) \tag{2}$$

其中，$\psi_x$ 和 $\psi_y$ 分别为目标发射信号到达 $x$ 轴上两阵元间和 $y$ 轴上两阵元间的相位差，$\kappa = 2\pi/\lambda$ 为信号波数，$\lambda = c/f_0$ 为波长，$f_0$ 为频率，c 为水中声速。设测得的目标斜距为 $R$，则可以估计得到目标水平位置坐标向量 $\boldsymbol{x}_{T_0} = [x_{T_0}\ y_{T_0}]^{\mathrm{T}}$，其中，

$$\left.\begin{aligned} x_{T_0} &= R\alpha_x = R\psi_x\big/(\kappa l_0) \\ y_{T_0} &= R\alpha_y = R\psi_y\big/(\kappa l_0) \end{aligned}\right\} \tag{3}$$

其他条件一定的情况下，增大阵元间距通常可以有效提高超短基线系统的定位精度。但是，当 $l_0 > \lambda/2$ 时，系统面临相位差模糊问题。考虑到两组阵元解模糊过程相对独立，为了便于分析，不失一般性，下面均只针对位于 $x$ 轴上的直线阵进行研究。阵元 1、阵元 2 之间的相位差测量值为

$$\psi_0 = \kappa l_0\alpha - 2\pi k_0 + \xi_0 \tag{4}$$

其中，$\psi_0 \in (-\pi,\pi]$，$\alpha = \cos\theta$，$\theta \in [0,\pi]$ 为信号入射方向与 $x$ 轴正方向的夹角，整数 $k_0$ 为相位差模糊数，$k_0 = 0,\pm1,\pm2,\cdots$，$\xi_0$ 为相位差测量误差。由式(4)可知，当 $l_0 > \lambda/2$ 时，$\psi_0$ 与实际的无模糊相位差之间可能相差 $2\pi$ 的整数倍，即产生相位差模糊。结合式(3)和式(4)可见，相位差模糊问题导致测量相位差 $\psi_0$ 可能与多个方位余弦值 $\alpha$ 对应，进而对应多个目标位置坐标，但是只有真实模糊数对应的坐标为目标坐标的估计值。解模糊的目的就是通过求得真实模糊数，对目标位置坐标进行无模糊估计。

## 3　基于多分类器融合的定位解模糊算法

### 3.1 融合分类解模糊原理

在间距为 $l_0 > \lambda/2$ 的双阵元之间加入 $L$ 个辅助阵元，形成 $(L+2)$ 元非均匀直线阵。将阵元两两组合，一共可形成 $N = C_{L+2}^2$ 条基线，从中选出包括最长基线 $l_0$ 在内的 $(L+1)$ 条基线，长度分别为 $l_i$，$i = 0,1,\cdots,L$，对应相位差测量值分别为

$$\psi_i = \kappa l_i\alpha - 2\pi k_i + \xi_i,\ \ i = 0,1,\cdots,L \tag{5}$$

其中，$k_i$ 为相位差模糊数，$\xi_i$ 为相位差测量误差。假设不同阵元的相位测量误差统计独立，且服从方差为 $\sigma^2$ 的零均值高斯分布，则相位差测量误差服从方差为 $\sigma_\xi^2 = 2\sigma^2$ 的零均值高斯分布，即 $\xi_i \sim N(0,\sigma_\xi^2)$。由式(5)可得

$$k_i = l_i\alpha\big/\lambda + (\xi_i - \psi_i)\big/(2\pi),\ \ i = 0,1,\cdots,L \tag{6}$$

又 $\alpha \in [-1,1]$，$\psi_i \in (-\pi,\pi]$，$k_i \in Z$，$Z$ 为整数集，则

$k_i$ 的可能取值集合为

$$S_i = \left\{k \mid k \in Z, \left\lfloor -l_i/\lambda \right\rfloor \le k \le \left\lceil l_i/\lambda \right\rceil \right\},\ \ i = 0,1,\cdots,L \tag{7}$$

其中，$\lfloor\cdot\rfloor$ 表示向下取整，$\lceil\cdot\rceil$ 表示向上取整。设集合 $S_0$ 的基数为 $\mathrm{card}(S_0) = M$，集合 $S_i$ 的基数为 $\mathrm{card}(S_i) = M_i$，$i = 1,2,\cdots,L$。

将最长基线的模糊数 $k_0$ 作为待识别的对象，按照 $S_0$ 中的元素 $k_0^j$，$j = 1,2,\cdots,M$ 将 $k_0$ 可能的取值分为 $M$ 类，设模糊数 $k_0^j$ 的类标为 $C_j$，可得 $k_0$ 可能的类型集合为 $\Omega = \{C_1, C_2, \cdots, C_M\}$，则将解模糊问题转换为对 $k_0$ 进行分类识别的问题。该问题的类别数随着最长基线长度与波长之比的增大而增多，属于多类分类问题。另外，各基线相位差测量误差之间并非统计独立，当基线数较多时，各个类别总体的概率分布十分复杂，难以得到类别之间决策问题的具体概率描述形式。因此，本文采用一种无需概率统计决策的多分类器融合方法，该方法利用模糊测度描述基分类器之间的交互影响，采用模糊积分作为融合算子将多个基分类器的结果进行融合从而提高整体的分类性能。本文方法的基本思想阐述如下：利用 $L$ 条较短基线组成分类器集合 $D = \{D_1, D_2, \cdots, D_L\}$，从而构建多分类器系统 (Multiple Classifier System, MCS)对 $k_0$ 进行识别。首先将每条较短基线作为基分类器分别对 $k_0$ 进行分类，得到局部分类结果，再将各个局部分类结果采用模糊积分融合算子进行决策层融合得到最终的全局分类结果，即 $k_0$ 所属类别的类标，该类标对应真实模糊数则实现了正确解模糊。

本文构造的 MCS 中各个基分类器的输出形式均为软输出，即分类器 $D_i$ 输出的局部决策结果是一个 $M$ 维非负实数向量 $\boldsymbol{U}_i = [d_{i1}\ d_{i2}\ \cdots\ d_{iM}]$，其中 $d_{ij}$ 表示 $D_i$ 给出的 $k_0$ 属于 $C_j$ 类的确定程度。由 $S_i$ 中的元素 $k_i^m$，$m = 1,2,\cdots,M_i$ 对最长基线的模糊数进行估计，有

$$\hat{k}_0^{i_m} = \left[\frac{(\psi_i + 2\pi k_i^m) l_0 - \psi_0 l_i}{2\pi l_i}\right] = \left[k_0^{i_m} + \Delta k_0^{i_m}\right] \tag{8}$$

其中，$[\cdot]$ 表示取整，$k_0^{i_m}$ 为整数，且 $0 \le \left|\Delta k_0^{i_m}\right| < 0.5$，则有 $\hat{k}_0^{i_m} = k_0^{i_m}$。如果 $\hat{k}_0^{i_m} \in S_0$ 且 $\hat{k}_0^{i_m} = k_0^j$，则 $k_0$ 可能属于 $C_j$ 类，对应的可能性即为分类器 $D_i$ 的输出

$$d_{ij} = \begin{cases} 1 - 2\left|\Delta k_0^{i_m}\right|, & \hat{k}_0^{i_m} = k_0^j \\ 0, & \text{其他} \end{cases},$$
$$m = 1,2,\cdots,M_i,\ \ j = 1,2,\cdots,M \tag{9}$$

且 $d_{ij} \in [0,1]$。$L$ 个分类器的输出可以用矩阵来表示，该矩阵称为决策剖面(Decision Profile, DP)，形式如式(10)：

$$\begin{bmatrix} d_{11} & \cdots & d_{1j} & \cdots & d_{1M} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ d_{i1} & \cdots & d_{ij} & \cdots & d_{iM} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ d_{L1} & \cdots & d_{Lj} & \cdots & d_{LM} \end{bmatrix} \tag{10}$$

其中，DP 的第 $j$ 列向量 $\boldsymbol{h}_j = [d_{1j}\ d_{2j}\ \cdots\ d_{Lj}]^{\mathrm{T}}$ 表示 $L$ 个分类器关于 $k_0$ 属于类型 $C_j$ 的判决向量，$j = 1, 2, \cdots, M$。采用 Choquet 积分作为融合算子，将其作用在 DP 的每一列，从而对各个分类器的局部分类结果进行融合。

设 $P(D)$ 为分类器集合 $D$ 的幂集，集函数 $g: P(D) \to [0,1]$ 为定义在 $P(D)$ 上的 $\lambda$ 模糊测度[13]。将 DP 的第 $j$ 列看作集合 $D$ 上的函数 $f_j$ 的函数值，即 $f_j(D_i) = d_{ij}$。不失一般性，排列 $D$ 的元素使其维持 $0 \le f_j(D_1') \le f_j(D_2') \le \cdots \le f_j(D_L') \le 1$，其中 $D_1', D_2', \cdots, D_L'$ 为排列后的分类器序列。计算 $f_j$ 关于 $\lambda$ 模糊测度的 Choquet 积分，则可以得到 $k_0$ 属于 $C_j$ 类的可能性

$$e_j = \int f_j \mathrm{d}g = \sum_{i=1}^{L} \left[g(A_i) - g(A_{i+1})\right] f_j(D_i') \tag{11}$$

其中，$A_i = \{D_i', D_{i+1}', \cdots, D_L'\}$ 为 $D$ 的子集，$g(A_i)$ 表示 $A_i$ 的模糊测度，$g(A_{L+1}) = 0$。$D$ 的任意子集 $F$ 的模糊测度为

$$g(F) = \frac{1}{\lambda}\left[\prod_{D_i \in F}(1 + \lambda g_i) - 1\right] \tag{12}$$

其中，常数 $\lambda$ 的值完全由式(13)决定。

$$\prod_{i=1}^{L}(1 + \lambda g_i) = 1 + \lambda \tag{13}$$

$g_i = g(\{D_i\})$ 是集合 $D$ 中单点集上的模糊测度值，称为模糊密度函数。对固定的 $g_i$ 集，$0 < g_i < 1$，式(13)存在唯一的根 $\lambda > -1$ 且 $\lambda \ne 0$。因此，$\lambda$ 模糊测度可以由模糊密度函数唯一确定。

下面对模糊密度函数进行构建。模糊密度表示对单个基分类器给出的局部分类结果的信任程度。设 $k_0$ 的真实类别为 $C_t$，若单个软输出基分类器输出向量的第 $t$ 个分量值最大且唯一，则称其分类正确。对于 MCS，基于模糊积分的多分类器融合具有一定的纠错能力[13]，因此并不要求各个基分类器均能正确分类，甚至当基分类器都分类错误时，系统的分类结果仍可能是正确的。但是，当某个基分类器输出的第 $t$ 个分量等于 0 时，容易导致融合后最终分类错误。因此，相同的噪声条件下，基分类器在真实类别处的输出为 0 的可能性越大，其可信度越低，对应的模糊密度值也越小。

由分类器 $D_i$ 的真实模糊数 $k_i \in S_i$ 按照式(8)可

求得对应最长基线的模糊数为

$$\hat{k}_0^{i_T} = \left[\frac{(\psi_i + 2\pi k_i) l_0 - \psi_0 l_i}{2\pi l_i}\right] \tag{14}$$

将式(5)代入式(14)，得

$$\hat{k}_0^{i_T} = \left[k_0 + \frac{\xi_i l_0 - \xi_0 l_i}{2\pi l_i}\right] = \left[k_0 + \Delta k_0^{i_T}\right] \tag{15}$$

其中，$k_0$ 为最长基线的真实模糊数，其所属类别为 $C_t$。无噪声条件下，$\left|\Delta k_0^{i_T}\right| = 0$，$\hat{k}_0^{i_T} = k_0$，则 $C_t$ 类对应输出值为 1。在噪声的影响下，$\hat{k}_0^{i_T} = k_0$ 需满足 $\left|\Delta k_0^{i_T}\right| < 0.5$，即 $C_t$ 类对应输出值大于 0 的条件是

$$\left|\xi_i l_0 / l_i - \xi_0\right| < \pi \tag{16}$$

设相位差测量误差最大值为 $\xi_{\max}$，有 $|\xi_i| \le \xi_{\max}$，$|\xi_0| \le \xi_{\max}$，则式(16)成立 $\xi_{\max}$ 需满足

$$\xi_{\max} < \pi l_i / (l_0 + l_i) \tag{17}$$

由式(17)可见，$l_i$ 越大，$C_t$ 类对应输出值不为 0 对 $\xi_{\max}$ 的要求越低。换言之，相同相位测量误差条件下，分类器的基线越长，其可信度越高。由以上分析，本文构建如式(18)模糊密度函数来衡量对基分类器输出结果的信任程度

$$g_i = l_i \Big/ \sum_{p=0}^{L} l_p, \quad i = 1,2,\cdots,L \tag{18}$$

式(18)表示在各分类器基线长度一定的条件下，单个基分类器的模糊密度与其基线长度成正比，且 $0 < g_i < 1$。将式(18)代入式(13)即可求得 $\lambda$ 值，将 $\lambda$ 值代入式(12)则可以构造 $\lambda$ 模糊测度，进而通过式(11)得到 $k_0$ 属于 $C_j$ 类的可能性。把最大可能性对应的类标作为系统的最终分类结果，即如果当 $j = t$ 时 $e_j$ 是最大的，即 $e_t$ 最大时输出 $C_t$，对应的模糊数 $k_0^t$ 为最长基线模糊数 $k_0$ 的估计，记为 $\hat{k}_0 = k_0^t$。

### 3.2 坐标估计及算法实现

通过多分类器融合得到最长基线的模糊数 $\hat{k}_0$ 后，可以利用 $\hat{k}_0$ 对其他较短基线的模糊数进行估计：

$$\hat{k}_i = \left[\frac{(\psi_0 + 2\pi \hat{k}_0) l_i - \psi_i l_0}{2\pi l_0}\right], \quad i = 1,2,\cdots,L \tag{19}$$

从而得到模糊数向量 $\boldsymbol{k} = \left[\hat{k}_0\ \hat{k}_1 \cdots \hat{k}_L\right]^{\mathrm{T}}$。令 $\boldsymbol{\Psi} = \left[\psi_0\ \psi_1 \cdots \psi_L\right]^{\mathrm{T}}$ 为测量相位差向量，信号入射角度余弦值为 $\alpha$，则可以建立广义线性数据模型如式(20)：

$$\boldsymbol{X} = \boldsymbol{H}\alpha + \boldsymbol{\xi} \tag{20}$$

其中，$\boldsymbol{X} = \boldsymbol{\Psi} + 2\pi\boldsymbol{k}$，$\boldsymbol{H} = \left[\kappa l_0\ \kappa l_1 \cdots \kappa l_L\right]^{\mathrm{T}}$ 是观测向量，$\boldsymbol{\xi} = \left[\xi_0\ \xi_1 \cdots \xi_L\right]^{\mathrm{T}}$ 为相位差测量误差向量，其协方差矩阵为 $\boldsymbol{C}$，即 $\boldsymbol{\xi} \sim N(\boldsymbol{0}, \boldsymbol{C})$，且

$$[\boldsymbol{C}]_{pq} = E\left[\xi_p \xi_q\right], \quad p = 0,1,\cdots,L, \quad q = 0,1,\cdots,L \tag{21}$$

其中，$E$ 表示期望运算，$\boldsymbol{C}$ 可以表示为 $\boldsymbol{C} = \sigma_\xi^2 \boldsymbol{C}_0$。$\boldsymbol{C}_0$ 为与相位差测量误差方差 $\sigma_\xi^2$ 无关的常数矩阵。

由式(20)可得到 $\alpha$ 的最大似然估计为

$$\hat{\alpha} = \left(\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{C}_0^{-1} \boldsymbol{H}\right)^{-1} \boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{C}_0^{-1} \boldsymbol{X} \tag{22}$$

由式(22)可见，本文算法无需相位差测量误差方差的先验信息。由文献[17]可知，式(22)中的 $\hat{\alpha}$ 是一个有效估计量，它达到了克拉美-罗界(Cramer-Rao Bound，CRB)，所以它是最小方差无偏估计量，有

$$\hat{\alpha} \sim N\left(\alpha, \left(\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{C}^{-1} \boldsymbol{H}\right)^{-1}\right) \tag{23}$$

由 $\hat{\alpha}$ 及目标斜距值 $R$ 可以得到目标的 $x$ 轴位置坐标估计值：

$$\hat{x}_{T_0} = R\hat{\alpha} \tag{24}$$

同理可求得目标的 $y$ 轴坐标估计值 $\hat{y}_{T_0}$。

综上所述，基于 MCF 的超短基线系统定位解模糊算法的具体实现步骤总结如下：

(1)将最长基线的模糊数 $k_0$ 作为待识别的对象，构建 MCS 模型；

(2)由式(9)求得各分类器的输出向量 $\boldsymbol{U}_i$，$i = 1,2,\cdots,L$，进而得到决策剖面，如式(10)所示；

(3)按照式(18)构建模糊密度 $g_i$，$i = 1,2,\cdots,L$。将 $g_i$ 代入式(13)求得 $\lambda$ 值，将 $\lambda$ 值代入式(12)构造 $\lambda$ 模糊测度；

(4)对决策剖面的每一列进行 Choquet 模糊积分融合，求得 $k_0$ 属于各个类的可能性，如式(11)所示。把最大可能性对应的类标作为 MCS 的最终分类结果，从而得到最长基线模糊数的估计 $\hat{k}_0$；

(5)由式(22)求得信号入射角度余弦估计值 $\hat{\alpha}$，最后根据式(3)求得目标位置坐标估计向量 $\hat{x}_{T_0} = [\hat{x}_{T_0}\ \hat{y}_{T_0}]^{\mathrm{T}}$。

本文算法的原理框图如图 2 所示。

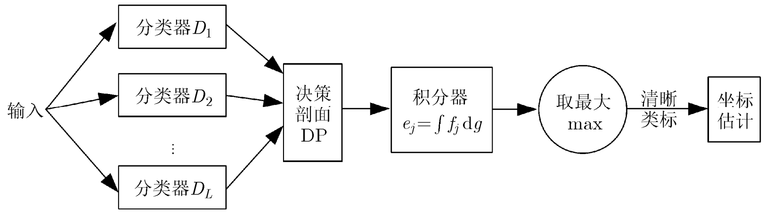



图 2 本文算法原理框图

### 3.3 可观测性分析

本文算法的实质是通过增加辅助阵元对多基线的观测数据进行融合来估计最长基线的模糊数，从而实现对目标位置的无模糊估计。对于$(L+2)$元阵列，选取除最长基线以外包含所有观测数据的最长$L$条基线构建 MCS，需要满足$L \ge 2$ ($L$=1时 MCS 退化为单分类器)。工程实际中，最长基线长度$l_0$通常受到远场条件、安装平台尺寸等因素的限制，$l_0$一定时，适当增加冗余阵元有利于提高融合分类的可靠性，相应地系统复杂度也越高。设辅助阵元数为$L$，$l_0$与选取的$L$条基线长度分别为$l_i$=$L_0P_i$，$i=0,1,\cdots,L$，$P_i$为正整数。本文算法可实现对目标位置的无模糊观测条件为：(1) $P_0,P_1,\cdots,P_L$的最大公因子为1，即$\mathrm{GCD}(P_0,P_1,\cdots,P_L)=1$；(2) $L_0<\lambda/2$。这里，基线长度$l_i$对应的正整数$P_i$取值可以较大，当$l_i>\lambda/2$时，仍可以满足上述条件，即本文算法无需构造阵元间距小于半波长的阵列，有效扩大了无模糊阵列孔径。与孙子定理法[7]相比，无需任意两条基线长度互素，与虚拟基线法[8,9]相比无需构造基线长度差小于半波长的特定阵型。

## 4 仿真分析

通过仿真实验对本文算法的解模糊性能及定位精度进行分析。条件如下：信号频率$f_0=100$ kHz，水中声速$c=1500$ m/s，信号波长$\lambda=0.015$ m。构造五元非均匀直线阵，以最右侧阵元为参考，阵元间距向量为$[45L_0\ 33L_0\ 18L_0\ 4L_0]^{\mathrm{T}}$，即最长基线长度$l_0=45L_0$，其中$L_0=\lambda/5$。取长度分别为$l_1=41L_0$，$l_2$=$33L_0$,$l_3$=$27L_0$的 3 条基线作为基分类器构成MCS，则基线长度之比为$P_0:P_1:P_2:P_3$=45 : 41 : 33 : 27，满足本文算法的可观测性条件。

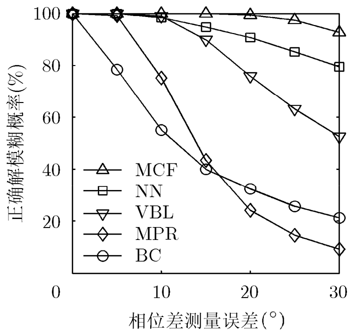
**仿真1　不同相位差测量误差下性能比较**　信号入射角度$\theta=60°$，相位差测量误差标准差$\sigma_\xi\in[0°,30°]$条件下，通过10000次Monte Carlo试验对本文算法(MCF)的性能进行评估，并与虚拟基线(VBL)法[8]、多组比值(MPR)法[10]、基分类器(BC)法(基线长度为$l_2$和$l_3$的基分类器不满足可观测性条件，此处采用基线长度为$l_1$的基分类器)以及最近邻(Nearest Neighbor, NN)分类法[18]的性能进行对比。图3(a)和图3(b)分别给出上述方法的正确解模糊概率及$x$轴方向的斜距相对定位均方根误差$\delta_x$的统计结果，

$$\delta_x=\sqrt{E\left[\left(\hat{x}_{T_0}-x_{T_0}\right)^2\right]}\Big/R\times 1000‰ \tag{25}$$

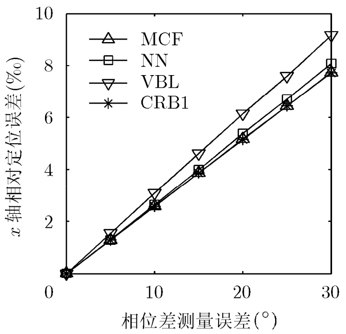
图 3(b)中 CRB1 表示利用无模糊相位差得到的$x$轴斜距相对定位误差的 CRB。

由图 3(a)可见，对于 VBL 算法，当$\sigma_\xi\le 5°$时，正确解模糊概率可达到 100%，与文献[8]中给出的正确解模糊的条件$\xi_{\max}<\pi/(2k'+2)$相符，其中相邻两级虚拟基线长度比值$k'=3$。对于 MPR 算法，当$\sigma_\xi=5°$时，正确概率已经小于 100%，这与文献[10]给出的正确解模糊条件$\xi_{\max}<\pi/26$相符。BC 算法的正确解模糊概率随着$\sigma_\xi$的增大急剧下降，$\sigma_\xi=5°$时，正确概率已经低于 80%。对于 NN 算法，当$\sigma_\xi\le 5°$时，正确概率可达 100%，$\sigma_\xi>5°$时，正确概率随着$\sigma_\xi$的增大逐渐下降。而本文算法在$\sigma_\xi\le 10°$条件下均可以 100%正确解模糊。当$\sigma_\xi>10°$时，随着$\sigma_\xi$的增大，本文算法的正确概率下降得比较平缓，且明显高于其余 4 种方法的正确概率，这表明本文算法对于相位差测量误差具有较强的鲁棒性。

考虑到MPR和BC算法在$\sigma_\xi\ge 15°$时正确解模糊概率较低，比较其位置估计精度的意义较小，因此，图 3(b)中仅给出本文算法、NN 算法和 VBL 算法的定位精度统计结果。其中，VBL 算法的精度受限于阵列最长基线的长度，$\sigma_\xi$相同的条件下$x$轴相对定位均方根误差最大。对于 NN 算法，当$\sigma_\xi\in[0°,15°]$时，$x$轴定位精度与本文算法精度相当，$\sigma_\xi\in[15°,30°]$时，定位精度略低于本文算法。本文算法充分利用各基线相位差测量误差的统计特性，在$\sigma_\xi\in[0°,30°]$条件下，$x$轴相对定位均方根误差能够达到 CRB。



(a)正确解模糊概率



(b) $x$轴斜距相对定位误差

图 3 不同相位差误差下性能比较

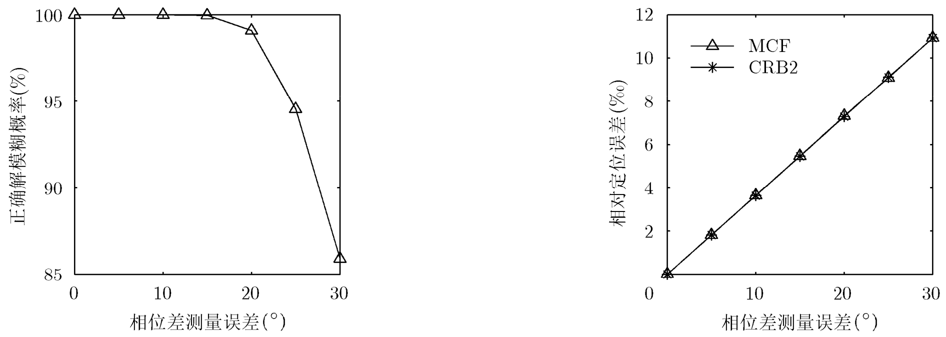
**仿真2　超短基线阵解模糊定位性能**　采用本文算法分别对超短基线系统位于 $x$ 轴和 $y$ 轴上两条直线阵的相位差观测数据解模糊，进而估计得到目标位置坐标向量 $\hat{\boldsymbol{x}}_{T_0}=[\hat{x}_{T_0}\ \hat{y}_{T_0}]^{\mathrm{T}}$。通过10000次Monte Carlo试验，统计超短基线阵正确解模糊概率及目标斜距相对定位均方根误差 $\delta_{T_0}$

$$\delta_{T_0}=\sqrt{E\left\{\left\|\hat{\boldsymbol{x}}_{T_0}-\boldsymbol{x}_{T_0}\right\|^2\right\}}\Big/R\times 1000‰ \tag{26}$$

其中，$\|\cdot\|$ 表示欧式范数。图4给出了在 $\theta_x=\theta_y=60°$，$\sigma_\xi\in[0°,30°]$ 条件下，正确概率和 $\delta_{T_0}$ 的统计结果，其中CRB2表示利用无模糊相位差得到的目标斜距相对定位误差的CRB。由图4可见，在 $\sigma_\xi\le 10°$ 条件下超短基线阵正确解模糊概率达到100%，$\sigma_\xi\in[0°,30°]$ 条件下斜距相对定位均方根误差始终接近CRB。

## 5　结束语

针对超短基线水声定位系统面临的相位差模糊问题，本文构建了多分类器融合模型，提出一种基于多分类器融合的定位解模糊算法，采用 Choquet 积分作为融合算子，并给出了目标位置无模糊观测条件。该算法无需构造小于半波长间距的阵列，有效扩大了无模糊阵列孔径，有利于提高定位精度。仿真结果表明，该算法充分融合了不同基线的相位差观测数据，能够有效解决相位差模糊问题，对相位差测量误差具有较强的鲁棒性，定位精度可接近克拉美-罗界。本文研究成果对提高超短基线系统解模糊性能及定位精度具有实际意义。




(a)正确解模糊概率　(b)斜距相对定位误差

图 4 超短基线阵解模糊定位性能

## 参 考 文 献

[1] BAYAT M, CRASTA N, AGUIAR A P, *et al*. Range-based underwater vehicle localization in the presence of unknown ocean currents: Theory and experiments[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2016, 24(1): 122–139. doi: 10.1109/TCST.2015.2420636.

[2] RAMEZANI H, FAZEL F, STOJANOVIC M, *et al*. Collision tolerant and collision free packet scheduling for underwater acoustic localization[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2015, 14 (5): 2584–2595. doi: 10.1109/TWC.2015.2389220.

[3] 韩云峰, 李昭, 郑翠娥, 等. 一种基于长基线交汇的超短基线定位系统精度评价方法[J]. 物理学报, 2015, 64(9): 094301. doi: 10.7498/aps.64.094301.

HAN Yunfeng, LI Zhao, ZHENG Cuie, *et al*. A precision evaluation method of USBL positioning systems based on LBL triangulation[J]. *Acta Physica Sinica*, 2015, 64(9): 094301. doi: 10.7498/aps.64.094301.

[4] 喻敏. 长程超短基线定位系统研制[D]. [博士论文], 哈尔滨工程大学, 2006.

YU Min. Research on long range ultra-short baseline system[D]. [Ph.D. dissertation], Harbin Engineering University, 2006.

[5] 张敏, 郭福成, 周一宇, 等. 时变长基线 2 维干涉仪测向方法[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(12): 2882–2888. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.00360.

ZHANG Min, GUO Fucheng, ZHOU Yiyu, *et al*. Direction finding method for two-dimension interferometer using the time varying long baseline[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(12): 2882–2888. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.00360.

[6] LIU Zhangmeng and GUO Fucheng. Azimuth and elevation estimation with rotating long-baseline interferometers[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(9): 2405–2419. doi: 10.1109/TSP.2015.2405506.

[7] 周亚强, 皇甫堪. 噪扰条件下数字式多基线相位干涉仪解模糊问题[J]. 通信学报, 2005, 26(8): 16–21.

ZHOU Yaqiang and HUANGFU Kan. Solving ambiguity problem of digitized multi-baseline interferometer under noisy circumstance[J]. *Journal on Communications*, 2005, 26(8): 16–21.

[8] 龚享铱, 皇甫堪, 袁俊泉. 基于相位干涉仪阵列二次相位差的波达角估计算法研究[J]. 电子学报, 2005, 33(3): 444–446.
GONG Xiangyi, HUANGFU Kan, and YUAN Junquan. A new algorithm for estimation of direction of arrival based on the second-order difference of phase of interferometer array[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2005, 33(3): 444–446.

[9] LY P Q C, ELTON S D, GRAY D A, *et al.* Unambiguous AOA estimation using SODA interferometry for electronic surveillance[C], Proceedings of the IEEE 7th Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop, Hoboken, NJ, USA, 2012: 277–280.

[10] 龚享铱, 袁俊泉, 苏令华. 基于相位干涉仪阵列多组解模糊的波达角估计算法研究[J]. 电子与信息学报, 2006, 28(1): 55–59.
GONG Xiangyi, YUAN Junquan, and SU Linghua. A multi-pare unwrap ambiguity of interferometer array for estimation of direction of arrival[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2006, 28(1): 55–59.

[11] 狄慧, 刘渝, 杨健, 等. 联合到达时间估计的长基线测向相位解模糊算法研究[J]. 电子学报, 2013, 41(3): 496–501. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.03.013.
DI Hui, LIU Yu, YANG Jian, *et al.* Long baseline direction finding unwrapping phase ambiguity algorithm with TOA estimation[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2013, 41(3): 496–501. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.03.013.

[12] 魏合文, 王军, 叶尚福. 一种基于余弦函数的相位干涉仪阵列DOA 估计算法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(11): 2665–2668.
WEI Hewen, WANG Jun, and YE Shangfu. An algorithm of estimation direction of arrival for phase interferometer array using cosine function[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2007, 29(11): 2665–2668.

[13] 王熙照. 模糊测度和模糊积分及在分类技术中的应用[M]. 北京: 科学出版社, 2008: 18-25, 195–199.
WANG Xizhao. Fuzzy Measure and Fuzzy Integral and the Applications in Classification Technology[M]. Beijing: Science Press, 2008: 18-25, 195–199.

[14] 孔志周. 多分类器系统中信息融合方法研究[D]. [博士论文], 中南大学, 2011.
KONG Zhizhou. Study of information fusion methods in multiple classifier system[D]. [Ph.D. dissertation], Central South University, 2011.

[15] SUGENO M. A way to Choquet calculus[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2015, 23 (5): 1439–1457. doi: 10.1109/TFUZZ.2014.2362148.

[16] HAVENS T C, ANDERSON D T, and WAGNER C. Data-informed fuzzy measures for fuzzy integration of intervals and fuzzy numbers[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2015, 23(5): 1861–1875. doi: 10.1109/TFUZZ.2014.2382133.

[17] KAY S M. Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory[M]. New Jersey: Prentice Hall, 1993: 185–186.

[18] 曾勇. 广义近邻模式分类研究[D]. [博士论文], 上海交通大学, 2009.
ZENG Yong. Study on generalized nearest neighbor pattern classification[D]. [Ph.D. dissertation], Shanghai Jiao Tong University, 2009.

王 燕： 女，1973 年生，教授，博士生导师，研究方向为水声信号处理、水下定位与导航等.

李 晴： 女，1989 年生，博士生，研究方向为水声信号处理、水下定位与导航.

付 进： 女，1981 年生，副教授，博士生导师，研究方向为水声信号处理、水下定位与导航等.

梁国龙： 男，1964 年生，教授，博士生导师，研究方向为水声信号处理、水下定位与导航等.