

# 长基线/超短基线组合系统抗异常值定位技术研究

王燕 李晴 张光普\*

(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:** 复杂的水下环境对水声定位系统的容错性及可靠性提出较高要求, 对于长基线/超短基线组合水声定位系统, 该文提出基于 $k$ -means聚类 and 决策融合的抗异常参量定位方法(KMCDF)。该方法首先通过组合定位系统测量的多参量冗余信息对目标位置进行初步测量, 再利用 $k$ -means聚类对初测值的聚集度进行分析, 根据异常参量与正常参量间的不相容性, 采用决策融合方法对异常参量进行识别, 进而消除异常值对定位结果的影响。仿真分析表明, 与现有的基于时延参量的抗异常值方法相比, 提出的抗异常值定位方法充分融合了多参量观测信息, 对异常值的容忍度较高。湖试结果进一步验证了该方法的有效性。

**关键词:** 可靠定位; 组合基线; 异常值; 聚类; 决策融合

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)11-2578-06

DOI: 10.11999/JEIT180056

## On Anti-outlier Localization for Integrated Long Baseline/Ultra-short Baseline Systems

WANG Yan LI Qing ZHANG Guangpu

(Acoustic Science and Technology Laboratory, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

(College of Underwater Acoustic Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

**Abstract:** Complicated underwater environment puts forward high requirements on the fault-tolerant and reliability of underwater acoustic localization systems. An anti-outlier localization method based on K-Means Clustering and Decision Fusion (KMCDF) is proposed for integrated Long baseline/Ultra-Short BaseLine (L/USBL) systems. Firstly, the target position is preliminarily estimated by the multi-parameter redundant information measured by the integrated system. Then, the clustering degree of the preliminary coordinates is analyzed by  $k$ -means clustering. According to the incompatibility between outliers and normal parameters, the outliers are identified by the decision fusion method. Furthermore, the impact of outliers on positioning is eliminated. Simulation analysis shows that the proposed method fully incorporates the multi-parameter information, and the tolerance of outliers is better than the existing anti-outlier positioning methods based on the time-delay parameter. Lake trial results demonstrate further the effectiveness of the proposed method.

**Key words:** Reliable localization; Integrated baseline; Outlier; Clustering; Decision fusion

### 1 引言

将常规的长基线(Long BaseLine, LBL)、短基

线(Short BaseLine, SBL)以及超短基线(Ultra-Short BaseLine, USBL)水声定位系统根据实际需求合理结合可以得到性能更优的组合基线水声定位系统, 如L/USBL, L/SBL, S/USBL, L/SBL/USBL等。其中, 综合考虑安装、精度、扩展性、便携性等因素, 长基线/超短基线(L/USBL)组合系统应用更为广泛, 通常用于完成较大范围内的精确定位任务。L/USBL组合系统能够获得多种定位参量信息, 采用传统的几何位置线交汇解算方法难以获得目标位置的最优解, 且并未考虑参量的可靠性问题。而实际的水声环境十分复杂<sup>[1,2]</sup>, 多途信道、节点攻击、硬件失效、平台干扰等因素都可能

收稿日期: 2018-01-16; 改回日期: 2018-07-09; 网络出版: 2018-07-18

\*通信作者: 张光普 zhangguangpu@hrbeu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61405041), 国家重点研发计划(2017YFC0306900), 技术基础科研项目(JSJL2016604B003), 青岛海洋科学与技术国家实验室开放基金(QNLM2016ORP0102)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61405041), The National Key Research and Development Program (2017YFC0306900), The Technology Basic Research Program (JSJL2016604B003), The Qingdao National Laboratory for Marine Science and Technology Open Fund (QNLM2016 ORP0102)

导致测量数据中出现与数据模型或一般规律不符的低可靠性数据对象,将其称为异常值<sup>[3,4]</sup>。异常值通常会带来严重的定位偏差,甚至造成整个系统瘫痪。因此,研究L/USBL组合定位系统精确可靠定位技术具有重要的实际意义。

现有的抗异常值定位方法主要分为两类,第1类方法首先对异常参量进行检测及剔除,然后利用正常参量定位。Liu等人<sup>[5]</sup>针对最小均方估计对异常测距信息敏感的问题,提出了基于贪婪算法的抗攻击定位方法(Greedy Attack-Resistant, GAR)及其改进算法<sup>[6]</sup>(Enhanced Attack-Resistant, EAR)。二者通过对节点测距均方误差设置门限来筛选节点,以获得最大一致节点集合。当正常节点较少时,GAR方法面临偏移不确定问题,即均方误差最小子集对应的定位结果却明显偏离实际坐标;当攻击导致异常节点的一致度高于其他节点时,EAR方法失效。第2类抗异常值定位方法基于鲁棒统计学理论框架,通过弱化较大残差的异常参量来直接获得不受异常值过度影响的估计量。Li等人<sup>[7]</sup>根据中位数估计量击穿点为50%的特性,提出了基于最小中位数平方(Least Median of Squares, LMS)的鲁棒定位算法。Korkmaz等人<sup>[8]</sup>采用Huber函数构建抗异常参量定位目标函数,在抑制异常值影响的同时强化正常测量值,从而对目标位置进行稳健估计。以上方法均是针对测距定位的系统,而基于多种定位参量进行抗异常值定位的方法尚未见报道。

聚类分析是一种以各聚集内部数据对象间相似度最大化,各聚集对象间相似度最小化为基本原则的无监督学习方法, $k$ -means聚类是一种广泛应用的聚类启发算法<sup>[9,10]</sup>。本文提出一种适用于L/USBL组合系统的抗异常值方法——基于K-means聚类和决策融合(KMCFD)的抗异常参量定位方法。首先利用系统观测的多参量信息通过不同定位算法对目标位置进行初步测量,其次采用 $k$ -means算法对初测值进行聚集度分析,最后根据聚类结果利用决策融合理论评估参量状态。本文方法充分利用多参量冗余信息,能够有效识别并除去异常值,保证了L/USBL系统对水下目标的可靠定位能力。

## 2 L/USBL组合定位模型

L/USBL组合定位系统如图1所示,系统节点数为 $N(N \geq 3)$ ,各节点上加装十字型超短基线声学基阵。

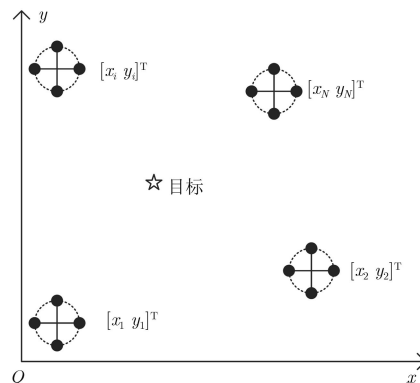


图1 L/USBL组合定位示意图

目标位置坐标为 $\mathbf{x} = [x \ y]^T$ ,定位节点坐标为 $\mathbf{x}_i = [x_i \ y_i]^T$ ,则信号传播时延真值为

$$t_i = \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\| / c, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

信号到达超短基线阵 $x$ 轴、 $y$ 轴两端阵元间相位差真值分别为

$$\psi_i = \kappa d_0 (x - x_i) / \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

$$\varphi_i = \kappa d_0 (y - y_i) / \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

其中, $c$ 为水中声速, $\kappa$ 为信号波数, $d_0$ 为阵元间距。设 $\hat{t}_i$ 为时延测量值, $\hat{\psi}_i$ 和 $\hat{\varphi}_i$ 为相位差测量值, $s_i, s_{x_i}$ 和 $s_{y_i}$ 为对应的参量状态变量,且 $s_i, s_{x_i}, s_{y_i} \in \{0, 1\}$ ,其中,1表示参量正常,0表示参量异常,有

$$\hat{t}_i = \begin{cases} t_i + \xi_i, & s_i = 1 \\ \xi'_i, & s_i = 0 \end{cases}, \quad \hat{\psi}_i = \begin{cases} \psi_i + \delta_i, & s_{x_i} = 1 \\ \delta'_i, & s_{x_i} = 0 \end{cases}, \quad (4)$$

$$\hat{\varphi}_i = \begin{cases} \varphi_i + \varepsilon_i, & s_{y_i} = 1 \\ \varepsilon'_i, & s_{y_i} = 0 \end{cases}$$

当时延、相位差参量正常时,观测误差服从高斯分布, $\xi_i \sim N(0, \sigma_i^2)$ , $\delta_i \sim N(0, \sigma_{x_i}^2)$ , $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma_{y_i}^2)$ ,其中 $\sigma_i^2, \sigma_{x_i}^2$ 和 $\sigma_{y_i}^2$ 分别为正常时延、相位差测量误差方差。当时延、相位差参量异常时,观测数据服从均匀分布, $\xi'_i \sim U(0, R_{\max}/c)$ , $\delta'_i \sim U(-\pi, \pi)$ , $\varepsilon'_i \sim U(-\pi, \pi)$ , $R_{\max}$ 为系统水声作用距离。设各节点测量的参量间统计独立,根据最大似然准则,可构造优化模型。

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \max_{\mathbf{x}} \Theta(\mathbf{x}) \quad (5)$$

其中, $\Theta(\mathbf{x})$ 为联合似然函数,

$$\Theta(\mathbf{x}) = p(\hat{\mathbf{t}}, \hat{\boldsymbol{\psi}}, \hat{\boldsymbol{\varphi}}; \mathbf{x}) = p(\hat{\mathbf{t}}; \mathbf{x}) p(\hat{\boldsymbol{\psi}}; \mathbf{x}) p(\hat{\boldsymbol{\varphi}}; \mathbf{x})$$

$$= \prod_{i=1}^N p(\hat{t}_i; \mathbf{x}) p(\hat{\psi}_i; \mathbf{x}) p(\hat{\varphi}_i; \mathbf{x}) \quad (6)$$

$$p(\hat{t}_i; \mathbf{x}) = \sum_{s_i} p(\hat{t}_i | s_i; \mathbf{x}) p(s_i) = \frac{1 - P_t}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left(-\frac{(\hat{t}_i - t_i)^2}{2\sigma_i^2}\right) + \frac{P_t c}{R_{\max}}, \hat{t}_i \in (0, R_{\max}/c) \quad (7)$$

$$p(\hat{\psi}_i; \mathbf{x}) = \sum_{s_{xi}} p(\hat{\psi}_i | s_{xi}; \mathbf{x}) p(s_{xi}) = \frac{1 - P_x}{\sqrt{2\pi}\sigma_{xi}} \exp\left(-\frac{(\hat{\psi}_i - \psi_i)^2}{2\sigma_{xi}^2}\right) + \frac{P_x}{2\pi}, \hat{\psi}_i \in [-\pi, \pi] \quad (8)$$

$$p(\hat{\varphi}_i; \mathbf{x}) = \sum_{s_{yi}} p(\hat{\varphi}_i | s_{yi}; \mathbf{x}) p(s_{yi}) = \frac{1 - P_y}{\sqrt{2\pi}\sigma_{yi}} \exp\left(-\frac{(\hat{\varphi}_i - \varphi_i)^2}{2\sigma_{yi}^2}\right) + \frac{P_y}{2\pi}, \hat{\varphi}_i \in [-\pi, \pi] \quad (9)$$

其中,  $P_t$ ,  $P_x$ 和 $P_y$ 分别为时延、相位差参量异常概率。当 $P_t$ ,  $P_x$ ,  $P_y$ 不均为0时, 存在异常参量, 需要对异常值进行识别。下面, 通过对各节点参量状态变量进行估计来识别异常值, 从而修正式(5), 排除异常参量对最终定位结果的影响, 保证系统可靠性。

### 3 基于聚类及决策融合的抗异常参量定位技术

#### 3.1 目标位置初测

系统测量的正常参量之间相容, 异常参量与其他参量之间不相容, 通过检查相容性, 可以对异常参量进行识别。下面对测量数据的不同子集分别进行目标位置估计, 估计值之间的聚集度可以直观地体现观测数据之间的相容性。具体方法如下: (1) 利用单节点测量的时延、相位差进行超短基线定位<sup>[11]</sup>, 可得 $N$ 个目标位置初测值; (2) 目标方位角 $\theta_i = \arctan(\hat{\varphi}_i/\hat{\psi}_i)$ , 利用双节点估计的方位角进行纯方位定位<sup>[12]</sup>, 可得 $C_N^2$ 个初测值; (3) 利用双节点测量的时延进行长基线时延交汇定位<sup>[13]</sup>, 可得 $C_N^2$ 个初测值; (4) 利用3节点测量的时延进行长基线时延交汇定位<sup>[13]</sup>, 可得 $C_N^3$ 个初测值。那么, 一共可以解算得到 $M = N + 2C_N^2 + C_N^3$ 个目标位置的初测值, 统一记为 $\mathbf{q}_m = [x_m \ y_m]^T$ ,  $m = 1, 2, \dots, M$ 。

#### 3.2 初测坐标聚集度分析

对目标位置坐标初测值之间的聚集度进行分析以检查参量间的相容性。设 $\mathbf{q}_m = [x_m \ y_m]^T$ ,  $m = 1, 2, \dots, M$ ,  $\mathbf{q}_p = [x_p \ y_p]^T$ ,  $p = 1, 2, \dots, M$ 为目标位置坐标初测值, 定义坐标间欧式距离矩阵 $\mathbf{A} = [a_{mp}]_{M \times M}$ ,  $a_{mp} = \|\mathbf{q}_m - \mathbf{q}_p\|$ ,  $m = 1, 2, \dots, M$ ,  $p = 1, 2, \dots, M$ 。将 $\mathbf{A}$ 中元素最大值记为 $A_{\max}$ , 则 $A_{\max}$ 描述了初测值的离散范围。定义参数 $\rho$  ( $\rho > 0$ ) 衡量由正常参量测量误差导致的目标位置初测值整体离散程度, 当观测值均正常时, 一般有 $A_{\max} \leq \rho$ ; 当存在异常值时, 易导致 $A_{\max} > \rho$ , 因此, 可以利用 $\rho$ 作为阈值来初步判断各节点观测量的状态,  $\rho$ 的取值可以结

合参量测量误差模型、目标位置初测所采用的定位模型等因素进行预先设定。如果 $A_{\max} \leq \rho$ , 则判定 $s_i, s_{xi}, s_{yi} = 1$ , 即参量均正常。如果 $A_{\max} > \rho$ , 则可能存在异常参量, 接下来重点对这种情况展开研究。

数据间支持度矩阵能够描述一组测量数据之间的多数一致程度<sup>[14]</sup>, 由距离矩阵 $\mathbf{A} = [a_{mp}]_{M \times M}$ 可以定义支持度矩阵 $\mathbf{B}_{M \times M} = [b_{mp}]_{M \times M}$ ,  $\mathbf{B} = \mathbf{U} - \mathbf{A}/A_{\max}$ ,  $\mathbf{U}$ 为元素均为1的 $M \times M$ 矩阵。可见, 两初测值间支持度随二者距离的增大而线性减小,  $a_{mp} \in [0, A_{\max}]$ 时,  $b_{mp} \in [0, 1]$ 。将支持度矩阵 $\mathbf{B}$ 的第 $m$ 行元素进行线性组合可以得到各初测坐标对于 $\mathbf{q}_m$ 的综合支持度, 记为 $w_m = \sum_{p=1}^M v_p b_{mp}$ , 又 $\sum_{m=1}^M w_m = 1$ , 根据Perron-Frobenius定理<sup>[15]</sup>, 经过推导可得 $w_m = v_m / \sum_{m=1}^M v_m$ , 其中,  $v_m$ 为非负矩阵 $\mathbf{B}$ 最大模特征值对应的特征向量的第 $m$ 个元素, 从而可以得到各初测坐标的综合支持度 $w_1, w_2, \dots, w_M$ 。初测坐标的综合支持度越大, 表示其与其他坐标间聚集度越大。根据参量间相容性, 由正常参量得到的初测坐标间聚集度较高, 由异常值得到的初测坐标远离其他坐标, 因此前者的综合支持度高于后者。基于此, 根据综合支持度的高低, 采用 $k$ -means聚类算法将初测坐标划分为两组, 另外, 考虑到异常值可能会影响 $k$ -means算法对数据分布的估计, 利用阈值 $\rho$ 对聚类结果进行约束。

综上, 当 $A_{\max} > \rho$ 时, 初测坐标 $\mathbf{q}_m$ ,  $m = 1, 2, \dots, M$ 构成 $M$ 个对象的数据集, 各个对象利用其综合支持度作为属性进行描述, 对应的数据矩阵为 $[w_1 \ w_2 \ \dots \ w_M]^T$ , 采用 $k$ -means聚类<sup>[10]</sup>将其划分为 $k = 2$ 个子集 $\{C_1, C_2\}$ , 其中 $C_1$ 为聚集度较高的一组初测值类标,  $C_2$ 为其余初测值类标。计算类标为 $C_1$ 的聚类中初测坐标之间的欧式距离, 如果最大距离超过阈值 $\rho$ , 则将该聚类中的初测坐标作为一个新的数据集, 再次进行 $k$ -means聚类, 直至得到的 $C_1$ 类中初测坐标间最大距离不超过 $\rho$ , 将其余

初测坐标均划分到 $C_2$ 类, 则最初的 $M$ 个数据对象最终被聚合为两个聚类, 对象 $q_m$ 对应的类标为 $c_m$ ,  $m = 1, 2, \dots, M$ , 且 $c_m \in \{C_1, C_2\}$ 。

### 3.3 参量状态评估

首先, 根据各个目标位置初测值的类标对参量状态进行局部判决, 规则如下: 设初测坐标 $q_m$ 是基于参量子集 $S_m$ 估计得到的, 那么当 $q_m$ 的类标 $c_m = C_1$ 时,  $S_m$ 中参量状态的局部决策结果均为1, 否则均为0。以节点1进行超短基线定位为例, 设得到初测坐标类标为 $C_1$ , 则子集 $\{\hat{t}_1, \hat{\psi}_1, \hat{\varphi}_1\}$ 中参量状态局部判决结果均为1。

其次, 融合中心采用OR规则对各个参量的局部判决结果进行决策融合<sup>[16]</sup>, 得到其全局决策结果。以参量 $\hat{t}_1$ 为例, 设由包含 $\hat{t}_1$ 的各参量子集得到其状态的局部判决结果, 构成局部决策向量 $Q_1$ , 则全局决策为

$$\hat{s}_1 = g(Q_1) = \begin{cases} 0, & Q_1 = \mathbf{0} \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $g$ 为决策融合算子,  $\mathbf{0}$ 为零向量。式(10)的物理意义是当由参量 $\hat{t}_1$ 得到的初测值均归属于 $C_2$ 聚类, 即均远离其他初测值时, 判决其异常, 有 $\hat{s}_1 = 0$ , 否则 $\hat{s}_1 = 1$ 。同理可得各时延、相位差参量的状态评估结果 $\hat{s}_i, \hat{s}_{xi}, \hat{s}_{yi}, i = 1, 2, \dots, N$ , 进而对式(5)所示优化问题进行修正, 排除异常参量的影响, 仅采用正常参量对目标进行定位, 最终实现L/USBL组合系统的可靠位置估计。

## 4 仿真实验

通过仿真试验对本文提出的基于 $k$ -means聚类与决策融合(K-Means Clustering and Decision Fusion, KMCDf)的抗异常参量定位方法的性能进行分析。条件如下: L/USBL水声组合定位系统节点数为 $N$ , USBL阵元间距为0.18 m。信号频率为75 kHz, 水中声速为1500 m/s, 系统作用距离为2830 m。

观测区域为在直角坐标系上 $\pm 1000$  m范围的方形, 考虑 $N=6$ 和 $N=4$ 两种系统布局, 令 $l=800$  m, 两种布局下节点坐标分别为 $l[\cos(2\pi i/N) \sin(2\pi i/N)]^T$ 和 $\sqrt{2}l[\cos(2\pi i/N+\pi/4) \sin(2\pi i/N+\pi/4)]^T, i = 0, 1, \dots, N-1$ 。

将参量出现异常的定位节点称为异常节点, 图2给出了两种布局条件下KMCDf方法抗异常值成功概率随异常节点个数的变化, 其中, 初测值间距离阈值 $\rho=30$  m。Monte Carlo试验次数 $N_{MC}=1000$ , 则成功概率为正确估计异常值状态变量的次数与 $N_{MC}$ 之比。图例中KMCDf1和KMCDf2分别对应节点测量的时延值异常、相位差值正常以及时延和相位差值均异常两种情况, 并与GAR方法<sup>[5]</sup>、EAR方法<sup>[6]</sup>、LMS方法<sup>[7]</sup>、Huber代价函数法(Least Huber Cost, LHC)方法<sup>[8]</sup>进行对比, GAR, EAR, LMS和LHC方法均仅采用时延参量。GAR方法距离残差平方均值门限 $\eta=5.76c^2\sigma_t^2, \sigma_t=0.5$  ms为正常时延测量误差标准差; EAR方法候选圆环宽度 $W=6c\sigma_t$ ; LHC方法Huber函数分界点 $k_H=0.001$ 。

由图2(a)可见, 对于EAR, 异常节点的增多可能导致其一致性与正常节点一致度相同甚至更高, 该方法识别成功率随着异常节点数目的增多急剧下降, 当存在3个异常节点时, 成功率低于20%; 对于GAR, 随着正常参量的减少, 容易发生残差平方均值较小的参量子集对应的定位结果严重偏离目标实际位置的情况, 当存在3个异常节点时, 该方法成功率低于60%; LHC抑制较大残差测量值影响的能力随着异常节点的增多而迅速下降, 存在3个异常节点时, 成功率仅为23%; LMS对于较少的异常参量容忍度较高, 但是当异常节点比例达到中位数估计量的击穿点(50%)时, 该方法失效, 对应于图2(a)中, 异常节点超过2个时, 其成功率为0; 而本文方法充分利用了时延、相位差参量的冗余信息以及基于参量子集的多种定位算法的性能互补, 对异常值的识别能力较高。随着异常时延参量的增

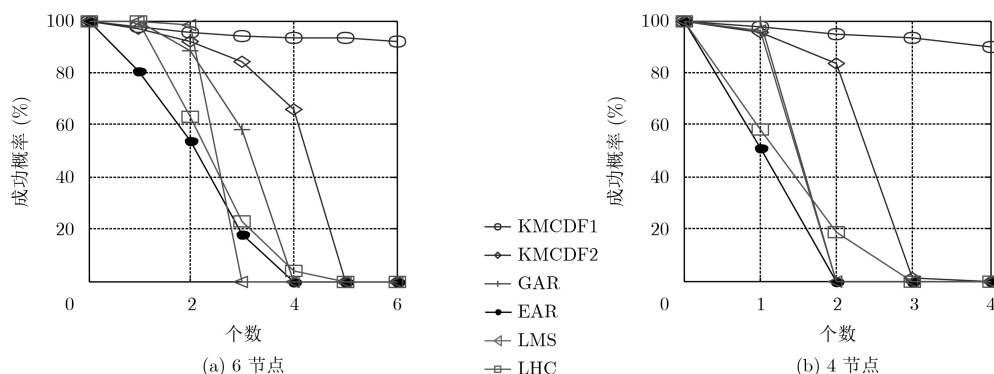


图2 不同异常节点个数下性能比较

多, KMCDF1成功概率下降缓慢, 3个节点异常时成功概率为94.2%; 所有节点测量的时延均异常时, KMCDF1仍可利用相位差信息以91.8%的概率成功识别异常值。另外, 当存在3个节点测量的时延及相位差参量均异常时, KMCDF2的成功概率为84.2%, 仍明显高于GAR, EAR, LMS及LHC方法; 当正常节点个数低于总节点个数1/2时, GAR, EAR, LMS及LHC方法均失效, 而KMCDF2在仅有2个节点正常时成功概率仍高于60%。综合以上结果可见, 本文方法充分利用了多参量冗余信息, 能够有效识别异常参量, 保证了组合基线系统定位的可靠性及准确性。

由图2(b)可见, 与图2(a)结果相似, 随着异常节点个数的增多, KMCDF1成功概率缓慢下降。当异常节点数达总节点数1/2时, GAR, EAR, LMS及LHC方法均失效, 而KMCDF1和KMCDF2仍分别以94.8%和83.8%的成功概率识别异常值。另外, 结合图2(a)可知, 异常节点数相同时, 本文方法在6节点系统下参量及目标初测值的冗余度较

大, 成功识别异常值概率比在4节点系统下有所提高, 整体上对异常节点的容忍度更大。因此, 实际应用中, 在系统复杂度允许的条件下, 适当增加节点总数有利于提高系统的可靠性。

## 5 湖试验证

L/USBL组合定位系统于2016年10月在吉林省松花湖试验站进行了外场试验, 试验区域水深约60 m。试验过程中, 由船体搭载并刚性连接于水下的声模拟器模拟目标发射CW脉冲信号, 信号频率为42 kHz, 声源级为180 dB, 目标深度19 m, 水平位置由拖船携带的GPS提供。系统阵型及目标航迹如图3(a)所示, 其中, 三角形表示水面布放的浮标, 其底端加装阵元间距 $d_0 = 0.18$  m的超短基线声学基阵, 布放深度为2 m, 位置由顶端的GPS天线提供, 黑色虚线表示作为参考值的目标GPS航迹。分别采用长基线(LBL)时延交汇<sup>[13]</sup>和KMCDF方法得到的目标轨迹测量结果如图3(b)和图3(c)中符号“+”所示, 水中声速1465 m/s。

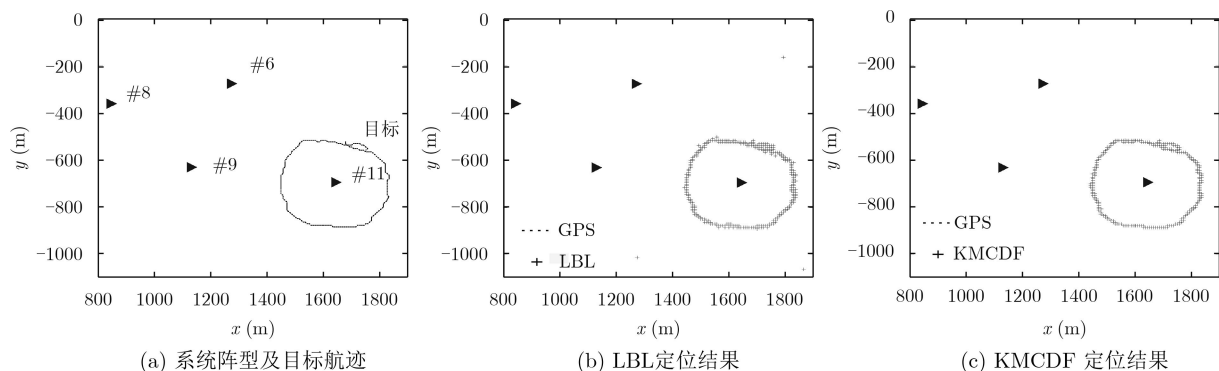


图3 轨迹测量结果对比

由图3(b)可见, 当时延参量无异常时, LBL定位结果与GPS航迹基本一致, 定位均方根误差约为3.22 m。但是, 当出现异常值时, LBL定位偏差急剧增大, 对应于图3(b)中的离散点。而KMCDF方法能够识别并除去异常参量, 利用余下正常参量仍可以获得有效位置估计结果, 图3(c)中测量轨迹清晰连续无离散点, 定位误差约为2.16 m, 实现了组合基线系统的精确可靠定位。

## 6 结束语

实际的水下环境十分复杂, 多种因素可能导致水声定位系统测量的数据中含有异常数据, 这些异常值直接威胁到系统的可靠性。针对此问题, 本文提出了适用于长基线/超短基线组合定位系统的基于k-means聚类和决策融合的抗异常参量定位方法。仿真结果表明, 该方法充分利用了时延、相位

差参量的冗余信息以及基于参量子集的多种定位算法的性能互补, 能够有效识别异常值并消除其对定位结果的影响。该方法对异常节点的容忍度优于现有的几种抗异常值方法, GAR方法、EAR方法、LMS方法和LHC方法。湖试结果进一步表明本文方法对提高长基线/超短基线组合系统的精确可靠定位能力具有实际意义。

## 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](https://doi.org/10.1109/TWC.2015.2389220).
- [3] 汝小虎, 柳征, 姜文利, 等. 带虚警抑制的基于归一化残差的野值检测方法[J]. *电子与信息学报*, 2015, 37(12): 2898–2905. doi: [10.11999/JEIT150469](https://doi.org/10.11999/JEIT150469).  
RU Xiaohu, LIU Zheng, JIANG Wenli, et al. Normalized residual-based outlier detection with false-alarm probability controlling[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(12): 2898–2905. doi: [10.11999/JEIT150469](https://doi.org/10.11999/JEIT150469).
- [4] 庞菲菲, 张群飞, 史文涛, 等. 基于Parzen窗的水下无线传感器网络目标定位方法[J]. *电子与信息学报*, 2017, 39(1): 45–50. doi: [10.11999/JEIT160246](https://doi.org/10.11999/JEIT160246).  
PANG Feifei, ZHANG Qunfei, SHI Wentao, et al. Target localization method based on Parzen window in underwater wireless sensor network[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(1): 45–50. doi: [10.11999/JEIT160246](https://doi.org/10.11999/JEIT160246).
- [5] LIU Donggang, NING Peng, and DU Wenliang Kevin. Attack-resistant location estimation in sensor networks[C]. Proceedings of the 4th International Symposium on Information Processing in Sensor Networks, Los Angeles, USA, 2005: 99–106. doi: [10.1109/IPSNS.2005.1440904](https://doi.org/10.1109/IPSNS.2005.1440904).
- [6] LIU Donggang, NING Peng, LIU An, et al. Attack-resistant location estimation in wireless sensor networks[J]. *ACM Transactions on Information and System Security*, 2008, 11(4): 1–39. doi: [10.1145/1380564.1380570](https://doi.org/10.1145/1380564.1380570).
- [7] LI Zang, TRAPPE W, ZHANG Yanyong, et al. Robust statistical methods for securing wireless localization in sensor networks[C]. Proceedings of the 4th International Symposium on Information Processing in Sensor Networks, Los Angeles, USA, 2005: 91–98. doi: [10.1109/IPSNS.2005.1440903](https://doi.org/10.1109/IPSNS.2005.1440903).
- [8] KORKMAZ S and VEEN A J V D. Robust localization in sensor networks with iterative majorization techniques[C]. Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Taipei, China, 2009: 2049–2052. doi: [10.1109/ICASSP.2009.4960017](https://doi.org/10.1109/ICASSP.2009.4960017).
- [9] 张天骐, 杨强, 宋玉龙, 等. 一种K-means改进算法的软扩频信号伪码序列盲估计[J]. *电子与信息学报*, 2018, 40(1): 226–234. doi: [10.11999/JEIT170306](https://doi.org/10.11999/JEIT170306).  
ZHANG Tianqi, YANG Qiang, SONG Yulong, et al. Blind estimation PN sequence in soft spread spectrum signal of improved k-means algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(1): 226–234. doi: [10.11999/JEIT170306](https://doi.org/10.11999/JEIT170306).
- [10] 朱明. 数据挖掘[M]. 合肥: 中国科技大学出版社, 2002: 22, 139–157.  
ZHU Ming. Data Mining[M]. Hefei: University of Science and Technology of China Press, 2002: 22, 139–157.
- [11] 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](https://doi.org/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](https://doi.org/10.7498/aps.64.094301).
- [12] 王燕, 岳剑平, 冯海泓. 双基阵纯方位目标运动分析研究[J]. *声学学报*, 2001, 26(5): 405–409. doi: [10.15949/j.cnki.0371-0025.2001.05.005](https://doi.org/10.15949/j.cnki.0371-0025.2001.05.005).  
WANG Yan, YUE Jianping, and FENG Haihong. Study on bearings-only target motion analysis based on association of dual arrays[J]. *Acta Acustica*, 2001, 26(5): 405–409. doi: [10.15949/j.cnki.0371-0025.2001.05.005](https://doi.org/10.15949/j.cnki.0371-0025.2001.05.005).
- [13] 付进. 长基线定位信号处理若干关键技术研究[D]. [博士学位论文], 哈尔滨工程大学, 2007.  
FU Jin. Research on several key techniques of the signal processing for long baseline location[D]. [Ph.D. dissertation], Harbin Engineering University, 2007.
- [14] 张捍东, 孙成慧, 岑豫皖. 分布式多传感器结构中的数据融合方法[J]. *华中科技大学学报*, 2008, 36(6): 37–39. doi: [10.13245/j.hust.2008.06.036](https://doi.org/10.13245/j.hust.2008.06.036).  
ZHANG Handong, SUN Chenghui, and CEN Yuwan. Data fusion method for the configuration of distributed multi-sensor[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology*, 2008, 36(6): 37–39. doi: [10.13245/j.hust.2008.06.036](https://doi.org/10.13245/j.hust.2008.06.036).
- [15] 蒋正新, 施国梁. 矩阵理论及其应用[M]. 北京: 北京航空学院出版社, 1988: 371–378.  
JIANG Zhengxin and SHI Guoliang. Matrix Theory and Application[M]. Beijing: Beihang University Press, 1988: 371–378.
- [16] 梁继民. 多传感器决策融合方法研究[D]. [博士学位论文], 西安电子科技大学, 1999.  
LIANG Jimin. Study of multisensor decision fusion[D]. [Ph.D. dissertation], Xidian University, 1999.
- 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。  
张光普: 男, 1979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。