

一种改进的双基地声纳马尔可夫定位算法

刘若辰, 王英民

(西北工业大学航海学院, 陕西 西安 710072)

摘要: 借鉴岭估计的思想, 通过对加权矩阵特征值基准修正, 提出了一种改进的马尔可夫定位算法, 实现了测量误差协方差阵逆的全域性存在, 解决了马尔可夫估计算法在双基地声纳定位应用中的奇点问题. 利用该算法对某双基地声纳系统进行了针对定位精度的几何分布的实例仿真, 定量分析和比较了 3 种不同组合方式下算法的定位精度. 仿真实例表明, 与最佳线性数据融合定位算法相比, 运用改进的马尔可夫定位算法对水下目标进行定位可以获得更高的定位精度, 同时在基线附近和发射站接收站两侧区域内定位性能亦有较大的提高. 算法拓展了冗余数据组合估计在声纳系统中的应用范围.

关键词: 双基地声纳; 马尔可夫估计; 信息冗余; 测量子集; 定位精度

中图分类号: TN911

文献标识码: A

文章编号: 1002-0411(2012)-01-0022-05

A Modified Markov Localization Algorithm of Bistatic Sonar

LIU Ruochen, WANG Yingmin

(College of Marine, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: A modified Markov localization algorithm is given based on the eigenvalue reference correction of the weighting matrix by accepting the idea of the ridge estimation method. The global existence of inverse of measurement errors' covariance matrix is realized and the singular point problem of Markov estimation algorithm in the application of bistatic sonar are settled by the algorithm. The simulation for some bistatic sonar system is done focusing on the location accuracy geometric distribution. The location accuracy of three combination patterns is analyzed quantitatively and compared. The simulation results show that compared with the localization algorithm based on optimum linear data fusion, the accuracy of locating the underwater objects and the ability of locating the region near the baseline and the two base stations are both improved greatly by the modified Markov localization algorithm. It extends the application range of redundant data combinational estimation in sonar system.

Keywords: bistatic sonar; Markov estimation; data redundancy; measurement subset; location accuracy

1 引言 (Introduction)

双基地声纳采用收发分置结构, 在声源、目标和接收机之间存在复杂的三角关系. 因为敌方无法测得接收点的准确位置, 难以实施有效的对抗和规避, 因而双基地声纳具有隐蔽性好、抗干扰能力强、优化设计易于实现等优点^[1]. 目前, 该研究领域已受到各国的极大关注, 成为新一代声纳技术研究的重要课题^[2].

现有的双基地声纳系统多为 T/R-R 型双基地声纳, 发射站和接收站都可以提供测量数据, 存在大量的冗余信息, 需要对其进行处理以改善声纳定位性能, 已有学者在这方面进行了研究^[3]. 马尔可夫算法是当前常用的组合估计方法之一, 在双基地声纳定位算法中得到了广泛的应用^[4]. 但在误差协方

差阵不可逆的情况下, 马尔可夫估计算法将出现空解^[5], 极大地限制了该算法的使用域, 因而无法对冗余数据进行有效地处理. 本文将以前述双基地声纳为背景, 在现有的马尔可夫定位算法不可用的情况下, 通过对加权矩阵进行修正, 提出一种改进的马尔可夫定位算法, 以期扩大马尔可夫估计算法的使用域, 更好地利用冗余数据提高系统在探测区域内各点的定位精度.

2 双基地声纳系统配置几何关系 (Geometric relationships of bistatic sonar system configuration)

本文中双基地声纳系统采用 T/R-R 型, 布站如图 1 所示, 其中 T/R 为发射站, R 为接收站. T/R 与 R 间距为基线, 长度为 $2a$, θ_T 和 θ_R 分别为发射波束和

接收波束指向角, r_T 和 r_R 分别为目标 S 到 T/R 站和 R 站的距离, 定义 $\rho = r_T + r_R$ 为距离和. 对于 T/R-R 型系统, T/R 站可提供观测数据 r_T 、 θ_T , 而 R 站可提供观测数据 ρ 和 θ_R , 则其相互组合可以得到 6 组相关测量子集 (r_T, θ_T) 、 (ρ, θ_R) 、 (ρ, r_T) 、 (r_T, θ_R) 、 (ρ, θ_T) 和 (θ_T, θ_R) . 若双基地系统只能获得其中的部分测量量, 则其测量子集相应地是这 6 组子集的一部分.

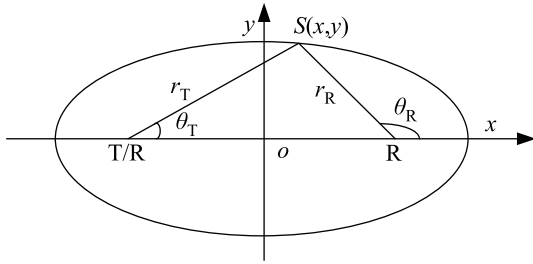


图 1 双基地声纳系统配置几何关系

Fig.1 The geometric relationships of bistatic sonar system configuration

3 改进的马尔可夫定位优化算法 (A modified Markov localization algorithm)

马尔可夫估计方法是一种比较简单的数据融合方法^[6], 它充分利用了测量信息的冗余来提高系统的定位精度. 首先, 将测量数据分成若干个子集, 每个子集都进行目标位置的估计; 然后, 在最小化估计误差的方差的原则下, 利用子集测算的目标位置的预估值, 采用加权最小二乘法确定出目标位置, 权重取测量误差协方差阵的逆. 方法的具体实现如下:

在得到两子集对目标的预估值后, 进行加权最小二乘估计, 观测方程为

$$\mathbf{Z} = \mathbf{H}\mathbf{X} + \mathbf{V} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{Z} = [\mathbf{Z}^1 \ \mathbf{Z}^2]^T$ 为两子集得到的目标的预估值; \mathbf{V} 为测量噪声向量; \mathbf{H} 是观测矩阵, 形式为 $\mathbf{H} = [\mathbf{E} \ \mathbf{E}]^T$, \mathbf{E} 为 2 阶单位矩阵.

加权最小二乘的估计方程为

$$\mathbf{X}_{\text{WLS}} = (\mathbf{H}^T \mathbf{W} \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{W} \mathbf{Z} \quad (2)$$

当加权矩阵 \mathbf{W} 取测量噪声协方差矩阵的逆时, 估计误差的方差最小, 此时称为马尔可夫估计. 测量噪声的协方差阵为

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_V = E[\mathbf{V}\mathbf{V}^T] &= \begin{bmatrix} \mathbf{M}_1 \mathbf{P}_{11} \mathbf{M}_1^T & \mathbf{M}_1 \mathbf{P}_{12} \mathbf{M}_2^T \\ \mathbf{M}_2 \mathbf{P}_{21} \mathbf{M}_1^T & \mathbf{M}_2 \mathbf{P}_{22} \mathbf{M}_2^T \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{11} & \mathbf{R}_{12} \\ \mathbf{R}_{21} & \mathbf{R}_{22} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3)$$

式中, $\mathbf{R}_{ij} = \mathbf{M}_i \mathbf{P}_{ij} \mathbf{M}_j^T$, \mathbf{M}_i 为各子集中目标位置对各观测值的偏导, 即雅可比矩阵, \mathbf{P}_{ij} 是第 i 与第 j 个测量子集之间的误差协方差矩阵. 令

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{11} & \mathbf{P}_{12} \\ \mathbf{P}_{21} & \mathbf{P}_{22} \end{bmatrix} \quad (4)$$

显然, 若 \mathbf{R}_V 不可逆, 则马尔可夫估计不存在, 此时就不能利用马尔可夫估计的方法进行定位计算. 根据前文所述, 系统最多获得 4 个测量量, 通过它们的相互组合可以得到 6 组相关测量子集, 将这些测量子集两两组合, 有 C_6^2 种 (共 15 种) 组合方式, 这些组合方式可分为 2 种情况:

- (1) 测量子集中无重复测量量, 如测量子集 (ρ, θ_R) 与 (r_T, θ_T) 的组合;
- (2) 测量子集中有重复测量量, 如测量子集 (r_T, θ_T) 与 (r_T, θ_R) 的组合.

计算后发现, 在第 1 种情况下, \mathbf{R}_V 可逆, 满足马尔可夫估计的条件. 而对于第 2 种情况, 在两个子集融合时, $|\mathbf{R}_V| = 0$, 即矩阵 \mathbf{R}_V 奇异, 上述的马尔可夫方法失效. 为了让马尔可夫估计适用于所有组合方式, 下面以 (r_T, θ_T) 与 (r_T, θ_R) 的组合为例进行算法改进: 设 $\Delta\rho$ 、 Δr_T 、 $\Delta\theta_T$ 和 $\Delta\theta_R$ 分别为 ρ 、 r_T 、 θ_T 和 θ_R 的测量误差, 其测量方差分别为 σ_ρ^2 、 $\sigma_{r_T}^2$ 、 $\sigma_{\theta_T}^2$ 和 $\sigma_{\theta_R}^2$, η 为测量误差 $\Delta\rho$ 和 Δr_T 之间的相关系数且不考虑站址误差, 由式 (4) 可求得

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \sigma_{r_T}^2 & 0 & \sigma_{r_T}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\theta_T}^2 & 0 & 0 \\ \sigma_{r_T}^2 & 0 & \sigma_{r_T}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{\theta_R}^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

计算 \mathbf{P} 的行列式, 可得

$$|\mathbf{P}| = 0 \quad (6)$$

由于 \mathbf{P} 和 \mathbf{R}_V 均为奇异矩阵, 因而系统不能使用马尔可夫估计算法. 本文给出了一种矩阵奇异性修正方法来解决加权矩阵的计算问题.

为了修正矩阵 \mathbf{P} 的奇异性, 考虑借鉴岭估计方法的思想^[7]. 岭估计是一种从减小均方误差角度出发而提出的压缩性的有偏估计方法, 旨在解决由于法方程系数矩阵病态而导致最小二乘估计不稳定的问题. 岭估计方法利用原有的最小二乘估计的数学模型, 在其法方程阵的对角线上加上一个适当的小正数, 减小系数阵列向量之间的相关程度, 改善系数矩阵的状态, 从而提高所估参数的精度和稳定性.

本文参考岭估计的办法, 考虑在为 0 的特征值上加上一个修正量. 为了尽可能不影响矩阵 \mathbf{P} 的特性, 选择一个最小的特征值作为基准进行修正. 具体方法为:

首先对 \mathbf{P} 矩阵进行奇异值分解, 得到结果为

$$\mathbf{P} = \mathbf{N}\mathbf{A}\mathbf{V}^T \quad (7)$$

其中

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2\sigma_{r_T}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{\theta_R}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{\theta_T}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\mathbf{N} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & 0 & -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\mathbf{V}^T = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

在矩阵 \mathbf{A} 为 0 的特征值加上一个修正量 $k\sigma_{\theta_T}^2$, 加入修正后的形式为

$$\mathbf{A}' = \begin{bmatrix} 2\sigma_{r_T}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{\theta_R}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{\theta_T}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & k\sigma_{\theta_T}^2 \end{bmatrix} \quad (11)$$

代入式 (7) 后得到的修正后的 \mathbf{P} 矩阵为

$$\mathbf{P}' = \begin{bmatrix} \sigma_{r_T}^2 - \frac{k}{2}\sigma_{\theta_T}^2 & 0 & \sigma_{r_T}^2 + \frac{k}{2}\sigma_{\theta_T}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\theta_R}^2 & 0 & 0 \\ \sigma_{r_T}^2 + \frac{k}{2}\sigma_{\theta_T}^2 & 0 & \sigma_{r_T}^2 - \frac{k}{2}\sigma_{\theta_T}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{\theta_R}^2 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$\det \mathbf{P}' = -2k\sigma_{r_T}^2\sigma_{\theta_R}^2\sigma_{\theta_T}^4 \quad (13)$$

式 (13) 中 \det 定义为求解矩阵行列式的运算. 为了确保矩阵 \mathbf{P}' 正定, k 必须大于 0, 而为了使 \mathbf{P}' 更逼近 \mathbf{P} , k 的取值应该更趋近于 0, 同时, 考虑到计算机处理过程中的舍入误差, 可取 $k = 0.001$, 即 $k\sigma_{\theta_T}^2$ 比 $\sigma_{\theta_T}^2$ 小 3 个数量级.

经过改进后, 马尔可夫估计方法可适用于任何组合形式, 由于篇幅有限, 这里不作详述.

4 仿真计算与分析 (Simulation calculation and analysis)

4.1 仿真条件

在改进的估计算法建模的基础上, 利用 T/R-R 型双基地声纳系统对某一区域内未知目标进行了仿真. 运用蒙特卡洛方法模拟 100 次, 仿真时所采用的参数为: T/R 站坐标为 $(-7.5, 0)$ (单位: km), R 站坐标为 $(7.5, 0)$ (单位: km), 水中声速为 $v_c = 1.5$ km/s, 测量噪声误差为 $\sigma_\rho = \sigma_{r_T} = 15$ m, $\sigma_{\theta_T} = \sigma_{\theta_R} = 3$ mrad, ρ 和 r_T 之间的相关系数 $\eta = 0.2$. 目标探测范围: x 方向 ± 20 km, y 方向 ± 20 km.

4.2 仿真结果分析

在上述条件下, 对仅利用发射站 (接收站) 数据的定位方法和 3 种不同组合的马尔可夫定位方法进行了仿真, 见图 2 ~ 图 6. 表 1 给出的是几种组合方式下定位误差的比较. 由仿真结果可以看出:

(1) 对于利用单一测量子集进行定位估计的方法, 定位精度几何分布 (GDOP) 曲线成同心圆分布, 误差值从发射站向四周逐渐增大, R 站附近定位效果都不理想, T/R 站的近区定位精度较高 (如图 2 所示). 由图 3 可看出, 基线区是定位精度较差的区域, 在 $(0, 1)$ 、 $(6, 1)$ 处定位性能非常差, 在 $(3, 1)$ (单位: km) 处无法定位. 具体数据见表 1.

(2) 图 4 和图 5 为采用改进的马尔可夫定位算法时系统的定位精度分布图, 结合表 1 中的数据可知: 系统的定位精度在整个探测区域上都有明显的提高, 在相同探测位置上的定位精度较单一测量子集定位时提高近 1 倍; 在基线区、侧边区和发射站、接收站近区定位精度都有明显的改善. 仿真结果证明该算法在工程应用中是可行的.

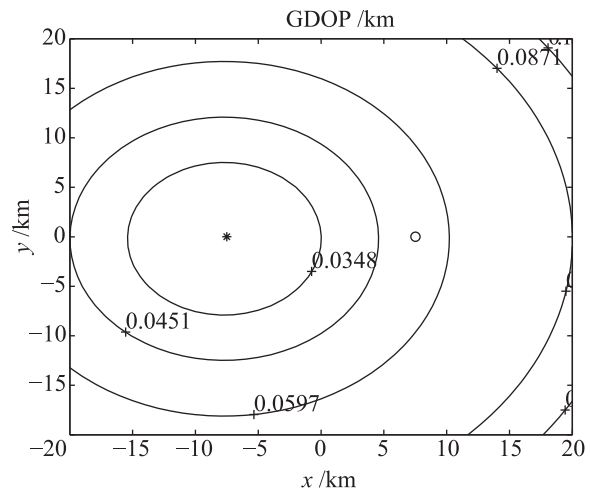


图 2 单一测量子集 (r_T, θ_T) 对应的 GDOP 曲线
Fig.2 The GDOP curves of a single measurement subset (r_T, θ_T)

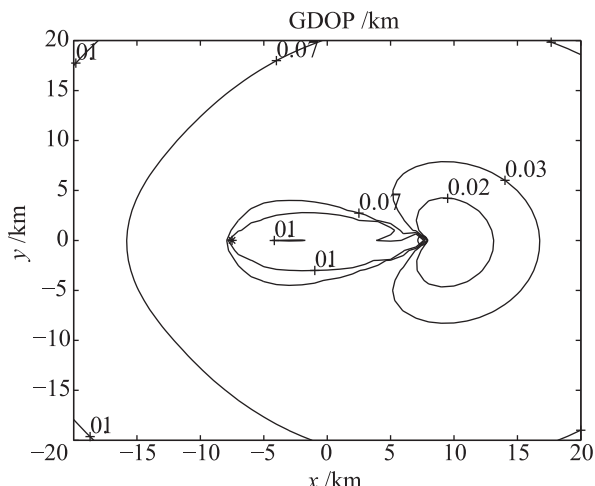


图3 单一测量子集 (ρ, θ_R) 对应的 GDOP 曲线
Fig.3 The GDOP curves of a single measurement subset (ρ, θ_R)

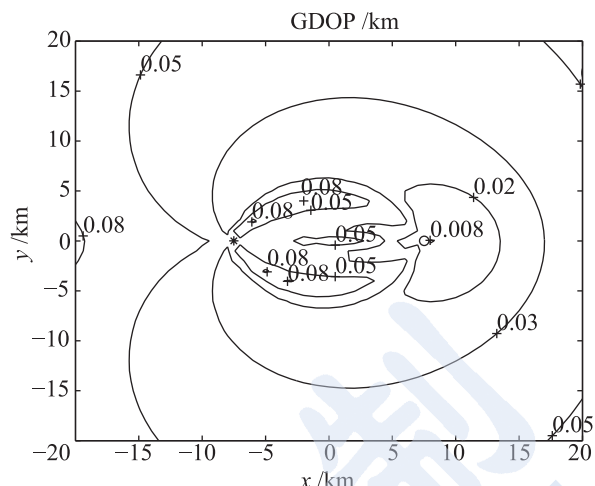


图5 $\eta = 0.2$ 时对子集 (r_T, θ_R) 与 (ρ, θ_R) 进行组合估计后的 GDOP 曲线

Fig.5 The GDOP curves of the combinational estimation of (r_T, θ_R) and (ρ, θ_R) when $\eta = 0.2$

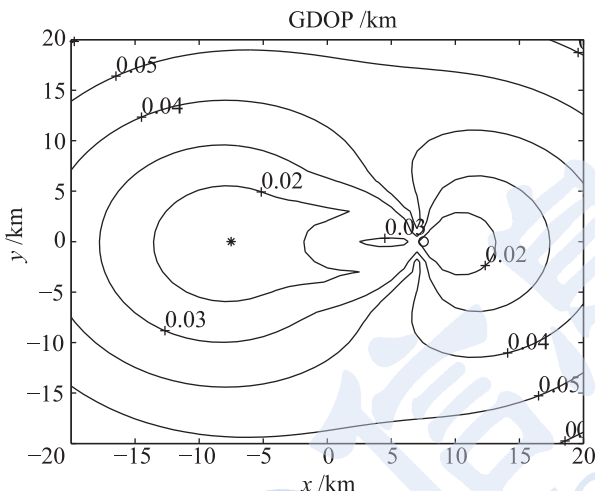


图4 对子集 (r_T, θ_T) 与 (r_T, θ_R) 进行组合估计后的 GDOP 曲线

Fig.4 The GDOP curves of the combinational estimation of (r_T, θ_T) and (r_T, θ_R)

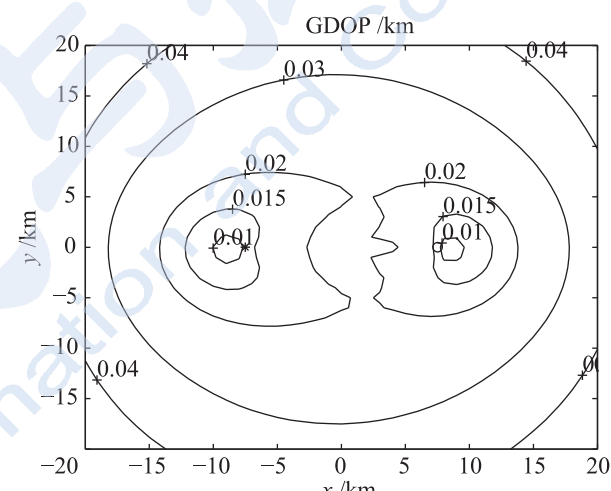


图6 $\eta = 0.2$ 时对子集 (r_T, θ_T) 与 (ρ, θ_R) 进行组合估计后的 GDOP 曲线

Fig.6 The GDOP curves of the combinational estimation of (r_T, θ_T) and (ρ, θ_R) when $\eta = 0.2$

表 1 几种组合方式下定位误差的比较

Tab.1 The comparison of location errors among different combination patterns

目标方位			定位误差 /m				
	x/km	y/km	(r_T, θ_T)	(ρ, θ_R)	(r_T, θ_T) 与 (r_T, θ_R)	(r_T, θ_R) 与 (ρ, θ_R)	(r_T, θ_T) 与 (ρ, θ_R)
			单一子集	单一子集	组合估计	组合估计	组合估计
基线区	0	1	34.9	489.2	21.4	33.8	21.3
	3	1	41.4	3146.9	27.0	25.9	19.2
	6	1	48.7	171.9	22.1	20.8	17.0
侧边区	10	1	59.2	21.8	17.5	11.2	11.1
	15	1	72.9	30.6	25.1	24.3	23.1
	20	5	88.2	45.5	33.2	40.4	36.7

(3) 图 6 给出的是无重复测量量的组合的定位精度分布图, 通过与图 4 和图 5 进行比较得出: 有重复测量量的组合的定位精度与无重复测量量的组合相差不大, 但改进后的算法应用范围更广; 另一方面也说明了充分利用所有测量信息可使系统获得更高的定位精度。

(4) 比较图 4 和图 5 可知, 图 5 所示的组合方式下的定位性能要差于图 4, 原因是进行组合的测量子集中有重复测量量, 这也为算法实际应用中的分组方式提供了参考依据: 最优的组合形式为测量子集中无重复测量量; 当测量子集在组合中不可避免地出现重复测量量时, 应尽量避免再出现相关测量量。

4.3 与最佳线性数据融合定位算法的比较

为了深入研究马尔可夫算法的定位性能, 将该算法与文 [3] 中提出的最佳线性数据融合定位算法进行了比较. 表 2 给出的是两种算法定位误差的比较。

表 2 两种算法定位误差的比较

Tab.2 The comparison of location errors between two algorithms

目标方位		定位误差 /m		定位精度
x/km	y/km	马尔可夫 算法	最佳线性 融合算法	提高率 (%)
0	5	19.9	37.6	47.1
0	10	22.0	45.5	51.6
0	15	27.0	56.2	52.0
0	20	33.1	68.2	51.5
5	0	17.9	46.1	61.2
5	10	19.3	44.0	56.1
10	15	25.2	62.2	59.5
15	15	31.2	77.5	59.7
20	20	48.5	97.7	50.4

表中马尔可夫估计算法采用的分组是 (r_T, θ_T) 与 (ρ, θ_R) . 由表中数据可以得出结论: 在大部分探测区域内, 马尔可夫定位算法的精度要高于最佳线性数据融合定位算法; 在不同的位置, 定位精度的提高程度不同. 在目标位置为 $(5, 0)$ (单位: km) 时, 马尔可夫算法定位方法, 较最佳线性数据融合算法定位精度提高 61.2%. 对整个探测区域上所有目标位置点的定位误差求均值, 马尔可夫算法为 28.2m, 最佳线性数据融合算法为 45.1m, 说明采用马尔可夫算法能更好地利用系统的冗余信息, 提高双基地

声纳的定位精度。

5 结束语 (Conclusion)

本文提出了一种改进的马尔可夫估计定位算法, 通过分析和比较 3 种不同组合方式下算法的定位精度, 验证了改进的马尔可夫估计算法在双基地声纳系统定位中的有效性. 与最佳线性数据融合定位算法的比较表明了该算法能更好地利用冗余信息, 使系统获得更高的定位精度. 在下一步的工作中, 可逐步将该算法扩展到多基地声纳系统的定位中去, 以解决多基地系统中的数据冗余问题。

参考文献 (References)

- [1] Swirl M, Riley J L, Lourey S. An overview of the multistatic sonar program in Australia[C]//Proceedings of the Fifth International Symposium on Signal Processing and Its Applications. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1999: 321-324.
- [2] Gavish M, Weiss A J. Performance analysis of bearing-only target location algorithms[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1992, AES-28(8): 817-828.
- [3] 张小凤, 张光斌, 赵俊渭. 基于最佳线性数据融合的双基地声纳定位优化算法 [J]. 应用声学, 2004, 23(3): 40-44.
Zhang X F, Zhang G B, Zhao J W. Optimum linear data fusion localization algorithm for bistatic sonar[J]. Applied Acoustics, 2004, 23(3): 40-44.
- [4] 张小凤, 赵俊渭. 基于加权最小二乘估计的双基地声纳定位算法研究 [J]. 声学学报, 2004, 29(3): 283-286.
Zhang X F, Zhao J W. Research on localization algorithm with weighted least squares estimate for bistatic sonar[J]. Acta Acustica, 2004, 29(3): 283-286.
- [5] 何友, 王国宏, 修建娟, 等. 双/多基地雷达的组合估计及定位精度分析 [J]. 电子学报, 2000, 28(3): 17-20.
He Y, Wang G H, Xiu J J, et al. Combinational estimation and location accuracy analysis in bistatic/multistatic radars[J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(3): 17-20.
- [6] 李锦江, 万新敏, 刘德权. 线性模型的最小二乘估计与马尔可夫估计 [J]. 空军雷达学院学报, 2000, 14(4): 34-36.
Li J J, Wan X M, Liu D Q. Least square estimation and Markov estimation for linear model[J]. Journal of Air Force Radar Academy, 2000, 14(4): 34-36.
- [7] 王建强, 邢斌, 朱广彬. 一种确定岭估计参数的方法 [J]. 海洋测绘, 2009, 29(1): 4-6.
Wang J Q, Xing B, Zhu G B. A method of ridge estimation parameters determining[J]. Hydrographic Surveying and Charting, 2009, 29(1): 4-6.

作者简介:

刘若辰 (1985-), 女, 博士生. 研究领域为水声信号处理.
王英氏 (1963-), 男, 教授, 博士生导师. 研究领域为水声信号处理和声纳系统.