

传感器位置误差情况下基于多维标度 分析的时差定位算法

朱国辉¹,冯大政¹,聂卫科²

(1. 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室,陕西西安 710071;2. 西北大学信息科学与技术学院,陕西西安 710127)

摘 要: 传统时差定位方法一般是在假设传感器位置信息准确已知的前提下进行的. 然而在实际情形中,传感器位置信息往往含有随机误差,这些误差会严重影响对目标的定位精度. 针对这一问题,提出了一种传感器位置误差情况下的多维标度时差定位算法. 首先利用传感器位置和时差构造对称标量积矩阵,然后利用子空间理论建立关于目标位置的伪线性方程,最后通过设计加权矩阵来减少传感器位置误差对目标定位精度的影响. 采用一阶小噪声扰动理论求出了目标位置估计的偏差及协方差矩阵,并通过仿真实验验证了该算法的有效性.

关键词: 无源定位; 到达时间差; 传感器位置误差; 多维标度分析; 加权最小二乘估计

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2016)01-0021-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.01.004

Multidimensional Scaling Based TDOA Localization Algorithm with Sensor Location Errors

ZHU Guo-hui¹, FENG Da-zheng¹, NIE Wei-ke²

(1. National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China;

2. School of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an, Shaanxi 710127, China)

Abstract: Conventional location algorithms are based on the assumption that the sensor locations are exactly known. However, in practical situations, the sensor positions generally include random errors, which can considerably reduce the source localization accuracy. To tackle this problem, a multidimensional scaling analysis based time difference of arrival (TDOA) localization algorithm with sensor location errors is proposed. The proposed algorithm firstly constructs a symmetric matrix using the true sensor locations and TDOAs. Then a set of pseudo-linear equations with respect to the source position is formulated from the subspace theory. Finally, a weighting matrix is designed to mitigate the influence of the sensor location errors on the localization accuracy. The estimation bias and covariance matrix are derived by using first-order perturbation analysis. Simulation study validates the efficiency of the proposed algorithm.

Key words: passive location; time difference of arrival; sensor location errors; multidimensional scaling analysis; weighted least squares estimates

1 引言

无源定位技术在雷达、声纳、导航、无线通信和传感器网络等领域^[1-4]有着广泛的应用. 就具体的定位参数信息而言, 主要包括到达时间、到达时间差 (Time Difference of Arrival, TDOA) 和到达角等^[5,6]; 其中基于多站 TDOA 信息的定位技术对接收系统的要求较低, 具有定位成本低、精度较高^[7]等优点, 因而受到越来越多的关注. 目前, 常见的利用 TDOA 测量信息对目标进

行定位的算法有泰勒级数 (Taylor-Series, TS) 法^[8]、两级加权最小二乘 (Two-Stage Weighted Least-Squares, TSWLS) 法^[9]、近似最大似然估计法^[10]和 multidimensional scaling analysis (MDS) 法^[11]等.

然而, 这些 TDOA 定位方法都是在假设传感器位置信息准确已知的前提下进行的; 而在实际应用中, 传感器常常被安装在运动平台上, 其位置信息往往含有随机误差. 文献^[12]的研究表明, 传感器位置中含有的随机误差, 即使在很小的情况下, 也会严重降低目标的

定位精度;同时,文献[12]提出了一种针对传感器位置误差的两级加权最小二乘法,该法利用传感器位置误差统计信息设计加权矩阵来减轻对目标定位精度的影响.但是该方法在第二级求解时涉及到开方运算,可能出现虚数解.文献[13]将总体最小二乘技术应用到含有传感器位置误差的TDOA定位中,所得定位结果并不能达到克拉美罗界(Cramer-Rao Lower Bound, CRLB).文献[14]提出了一种修正泰勒级数法,该法同时估计目标和传感器位置,运算量较大,而且收敛性难以保证.文献[15]提出了一种利用虚拟目标位置的两级加权最小二乘法,首先该法需要目标虚拟位置估计,定位精度依赖于虚拟位置;其次该法也同时估计了传感器位置误差,运算量大大增加,并且文献[16,17]中的实验表明该法并不能明显提高传感器位置的精度.基于MDS的定位方法由于对测量误差具有较强的稳健性^[18,19],已广泛应用于定位中;然而这些MDS定位方法没有考虑传感器位置误差,并且因其推导过程过于复杂,不能直接应用于传感器位置误差情况下的定位场景.为此,本文提出了一种传感器位置误差情况下基于MDS的TDOA定位算法,利用传感器位置误差和TDOA测量误差的统计信息设计加权矩阵来减轻随机误差对目标定位精度的影响;并根据一阶小噪声扰动理论求出了目标位置的估计偏差和协方差矩阵.仿真实验验证了该算法的有效性.

2 TDOA 定位模型

假设三维空间中传感器真实位置坐标为 $s_i = [x_i, y_i, z_i]^T, i=1, 2, \dots, N, N \geq 5$, 且假设这些传感器不在同一直线、同一平面上. 真实目标位置为 $u = [x, y, z]^T$, 则目标 u 到传感器 s_i 的距离为:

$$r_i = \|u - s_i\|_2, \quad i=1, 2, \dots, N \quad (1)$$

不考虑非视距传播的影响,根据TDOA定位原理可得:

$$\hat{t}_{i1} = t_{i1} + \Delta t_{i1} = r_{i1}/c + \Delta t_{i1}, \quad i=1, 2, \dots, N \quad (2)$$

其中, \hat{t}_{i1} 为TDOA测量值, t_{i1} 表示信号从目标 u 到传感器 s_i 与 s_1 之间的真实时间差, Δt_{i1} 为TDOA测量误差, c 为信号传播速度, $r_{i1} = r_i - r_1$ (当 $i=1$ 时, \hat{t}_{11}, r_{11} 和 Δt_{11} 均为零,为了下节公式推导的需要).

将式(2)两端同时乘以信号传播速度 c 可得:

$$\hat{r}_{i1} = c\hat{t}_{i1} = r_{i1} + n_{i1}, \quad i=1, 2, \dots, N \quad (3)$$

其中, $n_{i1} = c\Delta t_{i1}$ 表示相应的距离差测量误差. 然后将式(3)写成矢量形式为:

$$\hat{\mathbf{r}} = [\hat{r}_{11}, \hat{r}_{21}, \dots, \hat{r}_{N1}]^T = \mathbf{r} + \mathbf{n} \quad (4)$$

其中, $\mathbf{r} = [r_{11}, r_{21}, \dots, r_{N1}]^T, \mathbf{n} = [n_{11}, n_{21}, \dots, n_{N1}]^T$. 假定误差矢量 \mathbf{n} 服从均值为零, 协方差矩阵为 $\mathbf{Q} =$

$\text{diag}(0, \mathbf{Q}_r)$ 的高斯分布, \mathbf{Q}_r 为实际距离差测量误差协方差矩阵.

在实际应用中,传感器真实位置坐标 s_i 一般未知,需要预先进行估计. 假设估计得到的含有随机误差的传感器位置坐标 \hat{s}_i 可以表示为:

$$\hat{s}_i = s_i + \Delta s_i \quad (5)$$

其中, Δs_i 为传感器位置误差, 将式(5)表示为矢量形式

$$\hat{\mathbf{s}} = [\hat{s}_1^T, \hat{s}_2^T, \dots, \hat{s}_N^T]^T = \mathbf{s} + \Delta \mathbf{s} \quad (6)$$

其中, $\mathbf{s} = [s_1^T, s_2^T, \dots, s_N^T]^T, \Delta \mathbf{s} = [\Delta s_1^T, \Delta s_2^T, \dots, \Delta s_N^T]^T$ 为传感器位置误差矢量, 同文献[12]一样, 我们假定其服从均值为零, 协方差矩阵为 \mathbf{Q}_s 的高斯分布.

在传感器位置含有随机误差的情况下, 基于多站TDOA测量信息的定位问题即为根据方程组(4)和(6)尽可能准确地估计目标位置坐标 u .

3 基于多维标度的TDOA定位算法

由式(1)可知, 距离差定位方程(3)是关于目标位置 u 的非线性方程, 利用传感器位置信息和TDOA测量信息构造关于目标位置的伪线性方程. 首先令 $\mathbf{x}_i = [s_i^T, jr_{i1}]^T, \mathbf{x} = [u^T, jr_{01}]^T, i=1, 2, \dots, N, j$ 为虚数单位, $r_{01} = -r_1$; 再令 $\mathbf{E} = \mathbf{X} - \mathbf{1}_N \mathbf{x}^T$, 其中 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N]^T$ 是由真实传感器位置和TDOA组成的 $N \times 4$ 维矩阵, $\mathbf{1}_N$ 为元素均为1的 N 维列向量. 构造对称标量积矩阵 $\mathbf{Z} = \mathbf{E}\mathbf{E}^T$, 其第 p 行 q 列元素为, $1 \leq p, q \leq N$

$$\begin{aligned} \mathbf{Z}(p, q) &= (\mathbf{x}_p - \mathbf{x})^T (\mathbf{x}_q - \mathbf{x}) \\ &= (s_p - u)^T (s_q - u) - (r_{p1} - r_{01})(r_{q1} - r_{01}) \end{aligned} \quad (7)$$

利用 $(s_p - u)^T (s_q - u)$ 与 $0.5[\|s_p - u\|_2^2 + \|s_q - u\|_2^2 - \|s_p - s_q\|_2^2]$ 之间的等价性可将式(7)化为:

$$\mathbf{Z}(p, q) = 0.5[(r_{p1} - r_{q1})^2 - \|s_p - s_q\|_2^2] \quad (8)$$

由于传感器位置信息和TDOA测量信息均含有随机误差, 根据式(3)和式(5), 将 r_{p1}, r_{q1}, s_p 和 s_q 分别表示为 $r_{p1} = \hat{r}_{p1} - n_{p1}, r_{q1} = \hat{r}_{q1} - n_{q1}, s_p = \hat{s}_p - \Delta s_p$ 和 $s_q = \hat{s}_q - \Delta s_q$ 并代入式(8), 忽略二阶误差项, 可得:

$$\mathbf{Z}(p, q) = \hat{\mathbf{Z}}(p, q) - \Delta \mathbf{Z}(p, q) \quad (9)$$

其中 $\hat{\mathbf{Z}}(p, q) = 0.5((\hat{r}_{p1} - \hat{r}_{q1})^2 - \|\hat{s}_p - \hat{s}_q\|_2^2)$ 和 $\Delta \mathbf{Z}(p, q) = (\hat{r}_{p1} - \hat{r}_{q1})(n_{p1} - n_{q1}) - (\hat{s}_p - \hat{s}_q)^T (\Delta s_p - \Delta s_q)$ 分别为 $\hat{\mathbf{Z}}$ 和 $\Delta \mathbf{Z}$ 的第 p 行第 q 列元素.

由文献[11]可知:

$$\mathbf{E}^T \mathbf{V}_n = (\mathbf{X} - \mathbf{1}_N \mathbf{x}^T)^T \mathbf{V}_n = \mathbf{O}_{4 \times (N-4)} \quad (10)$$

其中, \mathbf{V}_n 为 \mathbf{Z} 的噪声子空间. 同时去掉式(10)中 \mathbf{X} 和 \mathbf{x} 含有的虚数单位 j , 并联合恒等式 $\mathbf{1}_N^T \mathbf{V}_n = \mathbf{1}_N^T \mathbf{V}_n$ 可得:

$$\mathbf{P}\mathbf{V}_n = \bar{\mathbf{x}} \mathbf{1}_N^T \mathbf{V}_n \quad (11)$$

其中, $\mathbf{P} = [\mathbf{1}_N, \mathbf{S}, \mathbf{r}]^T, \mathbf{S} = [s_1, s_2, \dots, s_N]^T, \bar{\mathbf{x}} = [1, u^T, -r_1]^T$. 由于真实的传感器位置和TDOA均未

知,将 \mathbf{P} 表示为 $\mathbf{P} = \hat{\mathbf{P}} - \Delta\mathbf{P}$, 其中 $\hat{\mathbf{P}} = [\mathbf{1}_N, \hat{\mathbf{S}}, \hat{\mathbf{r}}]^T$, $\Delta\mathbf{P} = [\mathbf{0}_N, \Delta\mathbf{S}, \mathbf{n}]^T$, $\hat{\mathbf{S}} = [\hat{s}_1, \hat{s}_2, \dots, \hat{s}_N]^T$, $\Delta\mathbf{S} = [\Delta s_1, \Delta s_2, \dots, \Delta s_N]^T$.

将 $\mathbf{P} = \hat{\mathbf{P}} - \Delta\mathbf{P}$ 代入式(11), 两边同时右乘 $\mathbf{V}_n^T \mathbf{1}_N$, 经整理可得:

$$(\mathbf{V}_n \mathbf{V}_n^T \mathbf{1}_N) / (\mathbf{1}_N^T \mathbf{V}_n \mathbf{V}_n^T \mathbf{1}_N) = (\hat{\mathbf{P}} - \Delta\mathbf{P})^\dagger \bar{\mathbf{x}} \quad (12)$$

其中, 上标 \dagger 表示伪逆.

对式(12)两边同时左乘以矩阵 \mathbf{Z} 可得:

$$\mathbf{Z} \frac{\mathbf{V}_n \mathbf{V}_n^T \mathbf{1}_N}{\mathbf{1}_N^T \mathbf{V}_n \mathbf{V}_n^T \mathbf{1}_N} = \mathbf{Z} (\hat{\mathbf{P}} - \Delta\mathbf{P})^\dagger \bar{\mathbf{x}} = \mathbf{0}_N \quad (13)$$

注意到 \mathbf{Z} 也由真实的传感器位置和 TDOA 组成, 将 $\mathbf{Z} = \hat{\mathbf{Z}} - \Delta\mathbf{Z}$ 代入式(13)可得:

$$(\hat{\mathbf{Z}} - \Delta\mathbf{Z})(\hat{\mathbf{P}} - \Delta\mathbf{P})^\dagger \bar{\mathbf{x}} = \mathbf{0}_N \quad (14)$$

对 $(\hat{\mathbf{P}} - \Delta\mathbf{P})^\dagger$ 进行关于 $\Delta\mathbf{P}$ 的一阶扰动项展开得^[20]:

$$(\hat{\mathbf{P}} - \Delta\mathbf{P})^\dagger = \hat{\mathbf{P}}^\dagger + \hat{\mathbf{P}}^\dagger \Delta\mathbf{P} \hat{\mathbf{P}}^\dagger - \mathbf{P}_\perp \Delta\mathbf{P}^T \mathbf{P}_T \quad (15)$$

其中, $\mathbf{P}_\perp = \mathbf{I}_N - \hat{\mathbf{P}}^\dagger \hat{\mathbf{P}}$ 和 $\mathbf{P}_T = (\hat{\mathbf{P}} \hat{\mathbf{P}}^T)^{-1}$.

将式(15)代入式(14), 忽略二阶扰动项, 经整理可得:

$$\hat{\mathbf{Z}} \hat{\mathbf{P}}^\dagger \bar{\mathbf{x}} = \boldsymbol{\eta} = (\Delta\mathbf{Z} \hat{\mathbf{P}}^\dagger - \hat{\mathbf{Z}} \hat{\mathbf{P}}^\dagger \Delta\mathbf{P} \hat{\mathbf{P}}^\dagger + \hat{\mathbf{Z}} \mathbf{P}_\perp \Delta\mathbf{P}^T \mathbf{P}_T) \bar{\mathbf{x}} \quad (16)$$

令 $\mathbf{a} = \mathbf{P}^\dagger \bar{\mathbf{x}} = [a_1, a_2, \dots, a_N]^T$, $\mathbf{b} = \mathbf{P}_T \bar{\mathbf{x}} = [b_1, b_2, \dots, b_5]^T$. 根据 $\Delta\mathbf{Z}$ 和 $\Delta\mathbf{P}$ 的定义可知:

$$\Delta\mathbf{Z} \hat{\mathbf{P}}^\dagger \bar{\mathbf{x}} = \mathbf{B}_1 \mathbf{n} + \mathbf{D}_1 \Delta\mathbf{s} \quad (17)$$

$$\Delta\mathbf{P} \hat{\mathbf{P}}^\dagger \bar{\mathbf{x}} = \mathbf{B}_2 \mathbf{n} + \mathbf{D}_2 \Delta\mathbf{s} \quad (18)$$

$$\Delta\mathbf{P}^T \mathbf{P}_T \bar{\mathbf{x}} = \mathbf{B}_3 \mathbf{n} + \mathbf{D}_3 \Delta\mathbf{s} \quad (19)$$

其中,

$$\mathbf{B}_1 = \text{sdiag}(\hat{\mathbf{r}}) - \hat{\mathbf{r}}^T \mathbf{a} \mathbf{I}_N + \mathbf{1}_N (\mathbf{a} \odot \hat{\mathbf{r}})^T - \mathbf{a}^T \hat{\mathbf{r}} \quad (20)$$

$$\mathbf{D}_1 = \mathbf{I}_N \otimes (\mathbf{a}^T \hat{\mathbf{S}}) - \text{sdiag}(\hat{s}_1^T, \hat{s}_2^T, \dots, \hat{s}_N^T) + \mathbf{a}^T \otimes \hat{\mathbf{S}} - \mathbf{1}_N ((\mathbf{a} \otimes \mathbf{I}_3) \mathbf{1}_3 \odot \hat{\mathbf{S}})^T \quad (21)$$

$$\mathbf{B}_2 = [\mathbf{O}_{4 \times N}; \mathbf{a}^T], \mathbf{D}_2 = [\mathbf{0}_{3N}^T; \mathbf{a}^T \otimes \mathbf{I}_3; \mathbf{0}_{3N}^T] \quad (22)$$

$$\mathbf{B}_3 = \mathbf{b}(5), \mathbf{D}_3 = \mathbf{I}_N \otimes \mathbf{b}(2:4)^T \quad (23)$$

其中, $\mathbf{s} = \mathbf{1}_N^T \mathbf{a}$, \odot 表示点积, \otimes 表示 Kronecker 积. 结合式(17), (18)和(19)可得误差矢量 $\boldsymbol{\eta} = \mathbf{B} \mathbf{n} + \mathbf{D} \Delta\mathbf{s}$, 其中 $\mathbf{B} = \mathbf{B}_1 - \hat{\mathbf{Z}} \hat{\mathbf{P}}^\dagger \mathbf{B}_2 + \hat{\mathbf{Z}} \mathbf{P}_\perp \mathbf{B}_3$, $\mathbf{D} = \mathbf{D}_1 - \hat{\mathbf{Z}} \hat{\mathbf{P}}^\dagger \mathbf{D}_2 + \hat{\mathbf{Z}} \mathbf{P}_\perp \mathbf{D}_3$.

记 $\hat{\mathbf{A}} = \hat{\mathbf{Z}} \hat{\mathbf{P}}^\dagger = [\hat{\mathbf{A}}_1, \hat{\mathbf{A}}_{25}]$, 其中, $\hat{\mathbf{A}}_1$ 为 $\hat{\mathbf{Z}} \hat{\mathbf{P}}^\dagger$ 的第一列, $\hat{\mathbf{A}}_{25}$ 为 $\hat{\mathbf{Z}} \hat{\mathbf{P}}^\dagger$ 的第二至五列组成的矩阵, 式(16)可化为:

$$\hat{\mathbf{A}}_1 + \hat{\mathbf{A}}_{25} \mathbf{u}_1 = \boldsymbol{\eta} \quad (24)$$

其中, $\mathbf{u}_1 = [\mathbf{u}^T, -r_1]^T$, 可以看出式(24)即为关于目标位置的伪线性方程, 其加权最小二乘解为:

$$\hat{\mathbf{u}}_1 = -(\hat{\mathbf{A}}_{25}^T \mathbf{W} \hat{\mathbf{A}}_{25})^{-1} \hat{\mathbf{A}}_{25}^T \mathbf{W} \hat{\mathbf{A}}_1 \quad (25)$$

加权矩阵 $\mathbf{W} = E[\boldsymbol{\eta} \boldsymbol{\eta}^T]^{-1} = (\mathbf{B} \mathbf{Q} \mathbf{B}^T + \mathbf{D} \mathbf{Q} \mathbf{D}^T)^{-1}$. 加权最小二乘解 $\hat{\mathbf{u}}_1$ 的前三个元素即为得到的目标位置估计.

利用一阶小误差扰动理论来求解估计 $\hat{\mathbf{u}}_1$ 的偏差及协方差矩阵. $\hat{\mathbf{u}}_1$ 和 $\hat{\mathbf{A}}$ 可以分别表示为 $\hat{\mathbf{u}}_1 = \mathbf{u}_1 + \Delta\mathbf{u}_1$ 和 $\hat{\mathbf{A}} = \mathbf{A} + \Delta\mathbf{A}$, 其中 $\mathbf{A} = \mathbf{Z} \mathbf{P}^\dagger = [\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_{25}]$, $\Delta\mathbf{u}_1$ 和 $\Delta\mathbf{A}$ 分别为 $\hat{\mathbf{u}}_1$ 和 $\hat{\mathbf{A}}$ 相对于 \mathbf{u}_1 和 \mathbf{A} 的偏差. 由式(25)可得:

$$(\mathbf{A}_{25} + \Delta\mathbf{A}_{25})^T \mathbf{W} (\mathbf{A}_{25} + \Delta\mathbf{A}_{25}) (\mathbf{u}_1 + \Delta\mathbf{u}_1) = -(\mathbf{A}_{25} + \Delta\mathbf{A}_{25})^T \mathbf{W} (\mathbf{A}_1 + \Delta\mathbf{A}_1) \quad (26)$$

其中, $\Delta\mathbf{A}_1$ 和 $\Delta\mathbf{A}_{25}$ 分别 $\Delta\mathbf{A}$ 的第一列和第二至五列组成的矩阵, 忽略高阶偏差项, 根据式(13)及(24)可得:

$$\Delta\mathbf{u}_1 = -(\mathbf{A}_{25}^T \mathbf{W} \mathbf{A}_{25})^{-1} \mathbf{A}_{25}^T \mathbf{W} \boldsymbol{\eta} \quad (27)$$

由假设 \mathbf{n} 和 $\Delta\mathbf{s}$ 为零均值的高斯分布可知 $E[\Delta\mathbf{u}_1] = \mathbf{0}_4$, 也就是说由式(25)所得目标位置估计在 TDOA 测量误差和传感器位置误差较小时为无偏估计. 根据加权矩阵 \mathbf{W} 的定义可知估计 $\hat{\mathbf{u}}_1$ 的协方差矩阵为:

$$\text{cov}(\hat{\mathbf{u}}_1) = E[\Delta\mathbf{u}_1 \Delta\mathbf{u}_1^T] = (\mathbf{A}_{25}^T \mathbf{W} \mathbf{A}_{25})^{-1} \quad (28)$$

需要说明的是式(25)中估计 $\hat{\mathbf{u}}_1$ 在求解过程中并没有考虑 \mathbf{u}_1 中分量 \mathbf{u} 和 r_1 之间的关系; 实际上, 矩阵 \mathbf{Z} 的第 1 行第 1 列元素 $\mathbf{Z}(1,1) = (\mathbf{x}_1 - \mathbf{x})^T (\mathbf{x}_1 - \mathbf{x})$ 已经利用等式约束 $(s_1 - \mathbf{u})^T (s_1 - \mathbf{u}) - r_1^2 = 0$, 没有再利用 \mathbf{u} 和 r_1 之间的关系来进一步优化式(25)中定位结果的必要.

在加权最小二乘估计过程中, 加权矩阵 \mathbf{W} 的取值依赖于真实目标位置 \mathbf{u} , 可先令 $\mathbf{W} = \mathbf{I}_N$, 由式(25)求出目标位置初始估计 $\hat{\mathbf{u}}$, 然后根据 \mathbf{W} 的定义来求取加权矩阵, 这样可以得到更准确的目标位置估计.

4 仿真实验

假设 6 个传感器位置坐标分别为: $\mathbf{s}_1 = [300, 100, 150]^T$, $\mathbf{s}_2 = [400, 150, 100]^T$, $\mathbf{s}_3 = [300, 500, 200]^T$, $\mathbf{s}_4 = [350, 200, 100]^T$, $\mathbf{s}_5 = [-100, -100, -100]^T$ 和 $\mathbf{s}_6 = [200, -300, -200]^T$, 所有位置坐标单位均为米. 假设距离差测量值服从均值为零、方差为 σ_r^2 的高斯分布, 协方差矩阵为 $\mathbf{Q}_r = 0.5\sigma_r^2 (\mathbf{I}_{N-1} + \mathbf{1}_{N-1} \mathbf{1}_{N-1}^T)$; 传感器位置误差协方差矩阵 $\mathbf{Q}_s = \sigma_s^2 \text{diag}(10, 10, 10, 2, 2, 2, 10, 10, 10, 40, 40, 40, 20, 20, 20, 3, 3, 3)$ ^[21]. 采用目标位置的估计偏差和均方根误差对各算法的定位性能进行衡量, 其定义式分别为 $B(\bar{\mathbf{u}}) = \left\| \sum_{l=1}^L \tilde{\mathbf{u}}_l / L - \mathbf{u} \right\|_2$,

$R(\bar{\mathbf{u}}) = \sqrt{\sum_{l=1}^L \|\tilde{\mathbf{u}}_l - \mathbf{u}\|_2^2 / L}$, 其中 $\tilde{\mathbf{u}}_l$ 为第 l 次目标位置估计, $L = 10^4$ 表示蒙特卡罗仿真实验次数. 仿真中用 MDS 表示文中算法, 并用 TSWLS 法^[12] 所得结果作为 TS 法的迭代初始值. 仿真中所用近场和远场目标位置分别为 $\mathbf{u} = [600, 650, -550]^T$ 和 $\mathbf{u} = [2000, 2500, 3000]^T$.

仿真 1 图 1(a) 和 (b) 分别为各算法在 $\sigma_r^2 = 10^{-3}$

情况下对近场目标随 σ_r^2 变化时的位置估计偏差和均方根误差. 可以看出, 在 σ_r^2 较小时, 各算法对目标位置的估计偏差均较小, 这也说明了文中方法在 TDOA 测量误差和传感器位置误差较小时近似为无偏估计; TLS 法的均方根误差明显高于 CRLB, 而文中方法和 TSWLS 法及 TS 法的均方根误差均接近 CRLB. 随着 TDOA 测量误差的增加, 各算法的估计偏差和均方根误差均有所增加, TS 法出现发散的现象, 而文中方法的估计偏差和均方根误差保持最小, 具有较好的定位性能.

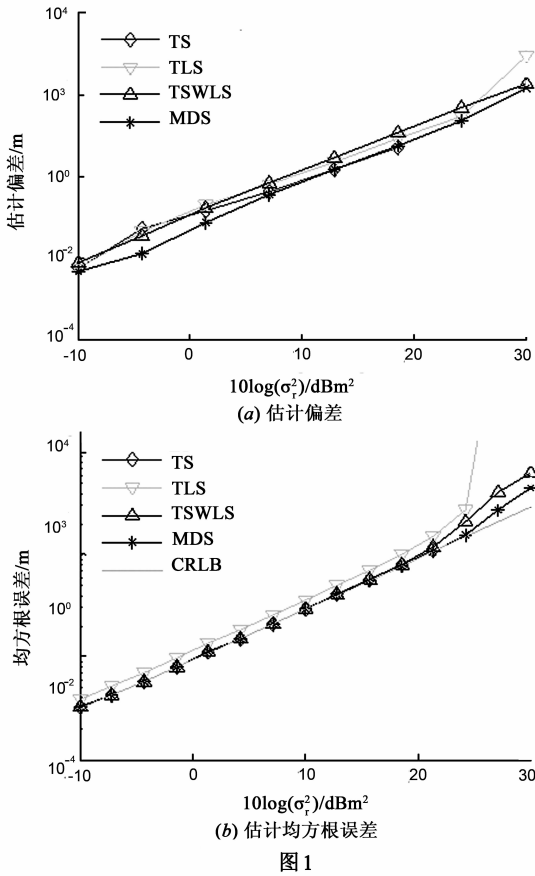


图 1

仿真 2 图 2(a) 和 (b) 分别给出了各算法在 $\sigma_r^2 = 10^{-3}$ 情况下对远场目标随 σ_s^2 变化时的位置估计偏差和均方根误差. 在 TDOA 测量误差较小时, 文中方法和 TS 法的估计偏差明显小于 TLS 法和 TSWLS 法; 除 TLS 法外, 几种方法的均方根误差都接近 CRLB. TS 法的估计偏差和均方根误差有部分未显示出来, 这是因为在 TDOA 测量误差较大时, TS 法在迭代过程中出现局部收敛或者发散的现象, 定位结果不可靠.

仿真 3 图 3(a) 和 (b) 分别为各算法在 $\sigma_r^2 = 10^{-3}$ 情况下对近场目标随 σ_s^2 变化时的位置估计偏差和均方根误差. 从图 3 可以得出与图 1 类似的结论. 在传感器位置误差

较大时, 文中方法的性能要优于 TLS 和 TSWLS 法.

仿真 4 图 4(a) 和 (b) 分别给出了各算法在 $\sigma_r^2 = 10^{-3}$ 情况下对远场目标随 σ_s^2 变化时的位置估计偏差和均方根误差. 在传感器位置误差较小时, TS 法的估计偏差整体上较小, 但是随着传感器位置误差的增加, 出现发散的现象, 而文中方法的性能则比较稳定, 在传感器位置误差较大时要明显优于 TS、TLS 及 TSWLS 法.

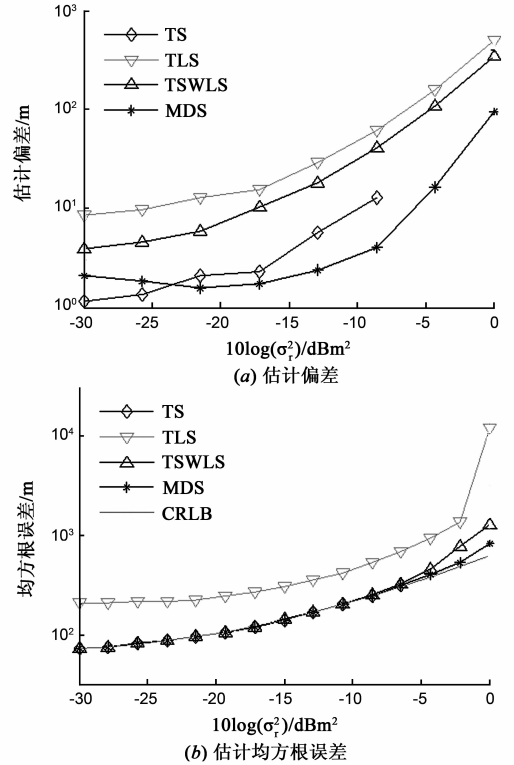


图 2

仿真 5 图 5 给出了文中方法对近场目标随 σ_s^2 和 σ_r^2 同时变化时的位置估计均方根误差. 可以看出, 随着传感器位置误差和 TDOA 测量误差的增加, 文中方法对目标位置的估计均方根误差也逐渐增加.

仿真 6 假设目标位置坐标是在以坐标原点为中心的、边长为 1200m 的正立方体中随机产生, 对应的目标的位置坐标范围为: $x, y, z \in [-600, 600]$. 图 6 为文中方法与 TLS 及 TSWLS 法在 $\sigma_r^2 = 10^{-3}$ 情况下对 1000 次随机产生的目标位置随 σ_s^2 变化时的估计均方根误差. 可以看出, 在传感器位置误差较小时, 文中方法与 TSWLS 法性能相当, 随着传感器位置误差的增加, 文中方法要优于 TLS 和 TSWLS 法.

5 结束语

传感器位置误差的存在会严重影响目标的定位精度, 本文针对这一问题提出了一种顾及传感器位置误

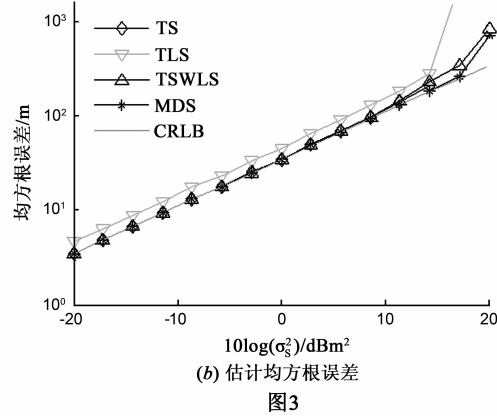
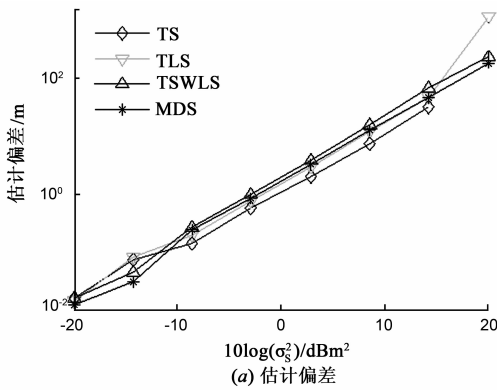


图3

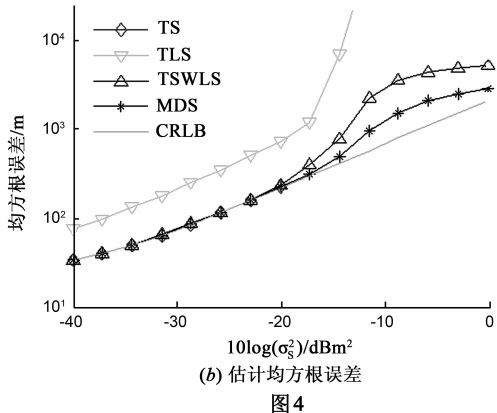
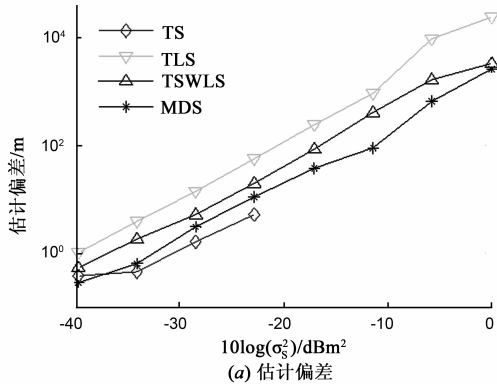


图4

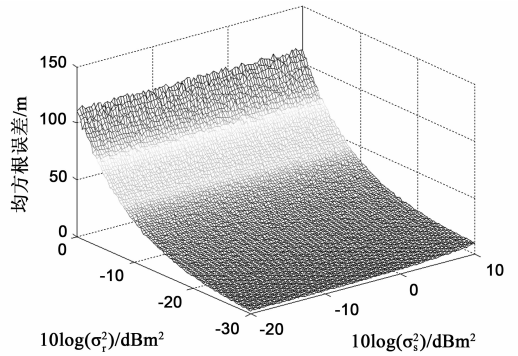


图5

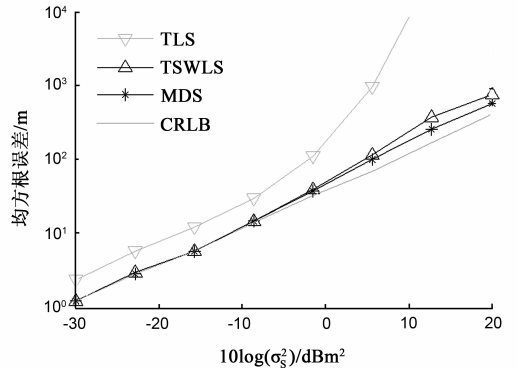


图6

减轻对目标定位精度的影响;且本文算法不需要初始目标位置估计进行迭代运算,保证了定位结果的全局收敛性.实验结果表明该方法在传感器位置误差和TDOA测量误差较小时对近场和远场目标位置的估计偏差均较小,估计均方根误差能够达到CRLB,在测量误差较大时与传统TDOA定位算法相比具有较好的定位性能.

参考文献

[1] 郝本建,李赞,等.基于TDOAs与GROAs的多信号源被动定位[J].电子学报,2012,40(12):2374-2381.
Hao Ben-jian, Li Zan, et al. Passive multiple disjoint source localization using TDOAs and GROAs[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(12): 2374-2381. (in Chinese)

[2] Fluckiger M, Neild A, Nelson B J. Optimization of receiver arrangements for passive emitter localization methods[J]. Ultrasonics, 2012, 52(3): 447-455.

[3] Zhang H Q, Zhang Y G. A robust algorithm for multiple disjoint moving sources localization with erroneous sensor locations[J]. Journal of Communications, 2013, 8(6): 345-350.

[4] 田孝华,廖桂生,赵修斌,等.面向CDMA蜂窝网的无线定位技术[J].电子学报,2005,33(12):2196-2203.

差的多维标度TDOA定位算法.本文算法利用传感器位置和TDOA信息构造对称矩阵,然后利用传感器位置误差和TDOA测量误差的统计信息设计加权矩阵来

- Tian Xiao-hua, Liao Gui-sheng, Zhao Xiu-bin, et al. Wireless location technologies for CDMA cellular radio networks[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(12): 2196 – 2203. (in Chinese)
- [5] Liu C F, Yang J, Wang F S. Joint TDOA and AOA location algorithm[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2013, 24(2): 183 – 188.
- [6] Huang J, Xue Y B, Yang L. An efficient closed-form solution for joint synchronization and localization using TOA[J]. Future Generation Computer Systems, 2013, 29(3): 776 – 781.
- [7] 李万春, 魏平, 肖先赐. 一种新的稳健的 TDOA 定位算法[J]. 电子与信息学报, 2006, 28(1): 2019 – 2021.
Li Wan-chun, Wei Ping, Xiao Xian-ci. A new robust method for TDOA location[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2006, 28(1): 2019 – 2021. (in Chinese)
- [8] Foy W H. Position-location solution by Taylor-series estimation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1976, 12(2): 187 – 194.
- [9] Chan Y T, Ho K C. A simple and efficient estimator for hyperbolic location[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1994, 42(8): 1905 – 1915.
- [10] Chan Y T, Hang H Y C, Ching P C. Exact and approximate maximum likelihood localization algorithms [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2006, 55(1): 10 – 16.
- [11] Wei H W, Wan Q, Chen Z X, et al. Multidimensional scaling-based passive emitter localisation from range-difference measurements [J]. IET Signal Processing, 2008, 2(4): 415 – 423.
- [12] Ho K C, Lu X, Kovavisaruch L. Source localization using TDOA and FDOA measurements in the presence of receiver location errors: analysis and solution [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(2): 684 – 696.
- [13] Weng Y, Xiao W D, Xie L H. Total least squares method for robust source localization in sensor networks using TDOA measurements[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2011, Article ID 172902.
- [14] Kovavisaruch L, Ho K C. Modified Taylor-series method for source and receiver localization using TDOA measurements with erroneous receiver positions [A]. Proceedings of the IEEE International Symposium on Circuits and Systems [C]. Kobe, Japan: IEEE Press, 2005. 2295 – 2298.
- [15] Yang L, Ho K C. An approximately efficient TDOA localization algorithm in closed-form for locating multiple disjoint sources with erroneous sensor positions [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(12): 4598 – 4615.
- [16] Sun M, Ho K C. Refining inaccurate sensor positions using target at unknown location [J]. Signal Processing, 2012, 92(9): 2097 – 2104.
- [17] M Sun, L Yang, K C Ho. Efficient joint source and sensor localization in closed-form [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2012, 19(7): 399 – 402.
- [18] Cheung K W, So H C. A multidimensional scaling framework for mobile location using time-of-arrival measurements [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(2): 460 – 469.
- [19] Wei H W, Peng R, Wan Q, et al. Multidimensional scaling analysis for passive moving target localization with TDOA and FDOA measurements [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(3): 1677 – 1688.
- [20] Stewart G W. Stochastic perturbation theory [J]. SIAM review, 1990, 32(4): 579 – 610.
- [21] Sun M, Ho K C. An asymptotically efficient estimator for TDOA and FDOA positioning of multiple disjoint sources in the presence of sensor location uncertainties [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(7): 3434 – 3440.

作者简介



朱国辉 男, 1987 年 5 月出生, 河南驻马店人. 2006 年在吉林大学获理学学士学位. 现为西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室硕博连读生. 主要从事无源定位、雷达信号处理等方面的研究.

E-mail: zhugh@stu.xidian.edu.cn



冯大政 男, 1959 年 12 月出生, 陕西安康人. 教授, 博士生导师, 中国电子学会高级会员, 美国 IEEE 学会会员. 现工作于西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室, 主要从事信号处理, 机载雷达信号处理, MIMO 雷达信号处理等方面的研究工作.

E-mail: dzfeng@xidian.edu.cn