

同步时钟偏差存在下的时差定位性能分析及改进的定位方法

王 鼎^{1,2}, 尹洁昕^{1,2}, 刘瑞瑞^{1,2}, 张博龙³

(1. 解放军信息工程大学信息工程学院, 河南郑州 450001; 2. 国家数字交换系统工程
技术研究中心, 河南郑州 450001; 3. 军事经济学院, 湖北武汉 430035)

摘 要: 同步时钟偏差会显著增加时差(TDOA)定位误差, 该文针对这一问题进行了理论性能分析, 并提出了改进方法. 首先, 分析了时钟偏差存在下参数估计方差的克拉美罗界(CRB), 给出了关于目标位置估计方差更为闭式的CRB表达式, 随后基于最大似然(ML)估计准则和泰勒级数(TS)定位方法, 定量推导了时钟偏差对于TDOA定位精度的影响. 接着, 提出了可抑制时钟偏差的降维TS定位方法, 并且给出了时钟偏差的ML闭式解. 最后, 数值实验验证了文中理论分析的有效性, 并且新方法可以有效抑制同步时钟偏差的影响.

关键词: 无源定位; 时差; 同步时钟偏差; 泰勒级数迭代; 克拉美罗界

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018)06-1281-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.06.001

Performance Analysis and Improvement for TDOA Source Localization in the Presence of Synchronization Clock Bias

WANG Ding^{1,2}, YIN Jie-xin^{1,2}, LIU Rui-rui^{1,2}, ZHANG Bo-long³

(1. Institute of Information System Engineering, PLA Information Engineering University, Zhengzhou, Henan 450001, China;

2. National Digital Switching System Engineering & Technological Research Center, Zhengzhou, Henan 450002, China;

3. Military Economic Academy, Wuhan, Hubei 430035, China)

Abstract: Synchronization clock bias can significantly increase the localization errors. In order to solve this problem, this paper presents theoretical analysis and the improved method. First, the Cramér - Rao bound(CRB) on the parameter estimation is shown in the presence of synchronization clock bias. A more compact CRB expression for the source position estimation is obtained. Based on the maximum likelihood(ML) criterion and the Taylor series(TS) localization method, an analytical expression for the mean square error(MSE) of the source position estimation is also derived when the estimator assumes the clock bias does not exist. Subsequently, the localization method based on dimension-reduction TS iteration is presented and the closed-form ML solution for the clock bias is also given. Finally, numerical experimental results support the validation of the theoretical analysis, and also demonstrate that the proposed method can mitigate the effects of clock bias.

Key words: passive location; time difference of arrival(TDOA); synchronization clock bias; Taylor series(TS) iteration; Cramér-Rao bound(CRB)

1 引言

众所周知, 到达时差(Time Difference of Arrival, TDOA)定位技术已成为最为主流的辐射源定位手段之一. 除了观测误差和接收机位置误差以外, 影响TDOA

定位精度的另一个因素是不同接收机之间的同步时钟偏差, 这就要求在辐射源定位方法中将时钟偏差因素也考虑进来. 近些年来, 国内外学者提出了一系列将时钟同步和定位进行联合处理的有效方法, 但研究成果主要集中在无线传感网络(Wireless Sensor Network,

收稿日期: 2017-06-12; 修回日期: 2017-08-27; 责任编辑: 覃怀银

基金项目: 国家自然科学基金(No. 61201381, No. 61401513, No. 61772548); 中国博士后科学基金(No. 2016M592989); 信息工程大学优秀青年基金(No. 2016603201); 信息工程大学自主创新课题(No. 2016600701); 某部内科研项目(No. 2015201001, No. 2015502801, No. 2015205901)

WSN)节点定位领域^[1-8]. 当然,在辐射源目标定位领域,国内外学者也提出了一些时钟偏差和目标位置联合估计方法. 具体地,文献[9~11]提出了基于到达时间(Time of Arrival, TOA)观测的时钟偏差和辐射源位置联合估计方法,文献[12]提出了基于 TDOA 信息的时钟偏差和目标位置联合估计方法. 需要指出的是,上述联合估计方法均假定接收机位置精确已知. 为了推广应用场景,文献[13]在接收机位置存在随机误差情况下,提出了联合估计时钟偏差参数和辐射源位置的方法,其中还定量推导了在忽略时钟偏差条件下的定位均方误差(Mean Square Error, MSE). 然而,文献[13]假设时钟偏差存在先验观测,并且该先验观测中包含随机误差,但在实际场景中,时钟偏差先验观测并不易获得,此时应将其看成是未知确定型参量.

在上面提到的定位方法中,接收机要不共用同一个时钟偏差,又或者是每个接收机的时钟偏差各不相同,而文献[14]则给出了另一种建模方式,即将接收机分成若干组,每一组接收机共用同一个时钟偏差,不同组之间的时钟偏差互不相同,显然该模型涵盖了上面两种情形. 基于该模型,文献[14]依次推导了辐射源位置、接收机位置以及时钟偏差的闭式解,其中所采用的方法可以看成是两步加权最小二乘(Two-step Weighted Least Square, TWLS)定位方法^[15,16]的推广. 但需要指出的是,闭式解类方法能够容忍的噪声阈值相对较低,当噪声功率较大时,采用迭代类方法可避免其性能曲线过早偏离克拉美罗界(Cramér-Rao Bound, CRB)曲线.

为了适应更多定位场景,本文同样采用文献[14]中的方法对时钟偏差进行建模,即将接收机分成若干组,每一组共用同一个未知但确定的时钟偏差. 文中首先从 CRB 和 MSE 的角度定量推导了时钟偏差对于 TDOA 定位精度的影响,与文献[13]不同的是,文中将时钟偏差建模成未知确定型参数,于是当定位方法忽略时钟偏差时,将产生有偏估计值,而且其定位 MSE 会随时钟偏差绝对数值的增加呈二次增长. 接着,文中提出了可抑制时钟偏差的降维泰勒级数(Taylor Series, TS)定位方法,并且给出了时钟偏差的最大似然(Maximum Likelihood, ML)闭式解. 最后,数值实验表明新方法能够快速收敛,并且可以容忍更高的噪声阈值.

2 时钟偏差存在下的观测模型

假设静止目标在三维空间中的位置向量为 $\mathbf{u} = [x_t, y_t, z_t]^T$, 现有 M 个观测站分布在不同的空域位置,第 1 个观测站为主站,其余观测站均为辅站,第 m 个接收机的位置向量为 $\mathbf{w}_m = [x_{r,m}, y_{r,m}, z_{r,m}]^T (1 \leq m \leq M)$, 并记 $\mathbf{w} = [\mathbf{w}_1^T, \mathbf{w}_2^T, \dots, \mathbf{w}_M^T]^T$.

假设接收机在采集信号时所参考的局部时钟有所差异,从而产生同步偏差(称为时钟偏差). 根据参考时

钟的不同,可以将全部接收机分成 N 组,每一组内的接收机参考同一个局部时钟,因此它们之间并没有时钟偏差,但是组与组之间却存在时钟偏差,其中第 n 组包含的接收机个数为 M_n , 于是有 $M = \sum_{n=1}^N M_n$. 不失一般性,接收机的分组方式如图 1 所示.

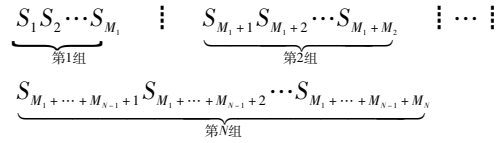


图 1 接收机分组示意图

图 1 中的 S_m 代表第 m 个接收机,其中 S_1 代表主站接收机,其它均为辅站接收机. 由于主站在第 1 组,并且每个站的 TDOA 观测量均是以主站为参考,因此可以令第 1 组的时钟偏差等于零.

TDOA 观测量可以转化为距离差(Range Difference of Arrival, RDOA),在考虑时钟偏差的条件下,每一组观测模型可以表示为

$$\begin{cases} \hat{r}_{m1} = r_{m1} + \varepsilon_{m1} = \|\mathbf{u} - \mathbf{w}_m\|_2 - \|\mathbf{u} - \mathbf{w}_1\|_2 + \varepsilon_{m1} \\ = f_m(\mathbf{u}, \mathbf{w}) + \varepsilon_{m1}, \quad 2 \leq m \leq M_1 \\ \hat{r}_{m1} = r_{m1} + \varepsilon_{m1} = \|\mathbf{u} - \mathbf{w}_m\|_2 - \|\mathbf{u} - \mathbf{w}_1\|_2 + \rho_n + \varepsilon_{m1} \\ = f_m(\mathbf{u}, \mathbf{w}) + \rho_n + \varepsilon_{m1}, \\ \quad \tilde{M}_{n-1} + 1 \leq m \leq \tilde{M}_n, 2 \leq n \leq N \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中, \hat{r}_{m1} 表示观测值, r_{m1} 表示精确值, ε_{m1} 表示观测误差, ρ_n 表示第 $n (n \geq 2)$ 组观测站相对于第 1 组观测站的时钟偏差所产生的距离差(假设 $\rho_1 = 0$), 此外, $\tilde{M}_n = \sum_{j=1}^n M_j$. 若将式(1)中的 $M-1$ 个观测方程合并成向量形式可得

$$\hat{\mathbf{r}} = \mathbf{r} + \boldsymbol{\varepsilon} = f(\mathbf{u}, \mathbf{w}) + \boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{\rho} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2)$$

式(2)中

$$\begin{cases} \mathbf{r} = [\hat{r}_{21}, \hat{r}_{31}, \dots, \hat{r}_{M1}]^T, \mathbf{r} = [r_{21}, r_{31}, \dots, r_{M1}]^T \\ \boldsymbol{\varepsilon} = [\varepsilon_{21}, \varepsilon_{31}, \dots, \varepsilon_{M1}]^T, \boldsymbol{\rho} = [\rho_2, \rho_3, \dots, \rho_N]^T \\ f(\mathbf{u}, \mathbf{w}) = [f_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}), f_3(\mathbf{u}, \mathbf{w}), \dots, f_M(\mathbf{u}, \mathbf{w})]^T \\ \boldsymbol{\Gamma} = [\mathbf{O}_{(N-1) \times (M_1-1)} \quad \vdots \quad \text{blkdiag}[1_{1 \times M_2}, 1_{1 \times M_3}, \dots, 1_{1 \times M_N}]]^T \end{cases} \quad (3)$$

假设式(2)中的观测误差向量 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 服从零均值,协方差矩阵为 \mathbf{Q} 的高斯分布.

另一方面,这里假设接收机的位置向量 $\{\mathbf{w}_m\}_{1 \leq m \leq M}$ 无法精确获得,仅能够得到其观测值 $\{\hat{\mathbf{w}}_m\}_{1 \leq m \leq M}$, 并且记 $\hat{\mathbf{w}} = [\hat{\mathbf{w}}_1^T, \hat{\mathbf{w}}_2^T, \dots, \hat{\mathbf{w}}_M^T]^T$, 于是有

$$\hat{\mathbf{w}} = \mathbf{w} + \boldsymbol{\xi} \quad (4)$$

式(4)中, $\boldsymbol{\xi}$ 表示观测误差向量,其服从零均值,协方差矩阵为 \mathbf{P} 的高斯分布,并且与误差向量 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 统计独立.

3 时钟偏差存在下的时差定位性能分析

3.1 时钟偏差存在下的参数估计克拉美罗界分析

根据式(2)和式(4)可知,上述观测模型中的未知参量包括目标位置向量 \mathbf{u} ,接收机位置向量 \mathbf{w} 以及时钟偏差向量 ρ ,关于这 3 类参量的联合估计方差的 CRB 矩阵^[14]见式(5).

$$\text{CRB} \begin{pmatrix} \mathbf{u} \\ \mathbf{w} \\ \rho \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} (F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \mathbf{Q}^{-1} F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}) & (F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \mathbf{Q}^{-1} F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}) & (F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \mathbf{Q}^{-1} \Gamma \\ (F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \mathbf{Q}^{-1} F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}) & (F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \mathbf{Q}^{-1} F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}) + \mathbf{P}^{-1} & (F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \mathbf{Q}^{-1} \Gamma \\ \Gamma^T \mathbf{Q}^{-1} F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}) & \Gamma^T \mathbf{Q}^{-1} F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}) & \Gamma^T \mathbf{Q}^{-1} \Gamma \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\text{CRB} \begin{pmatrix} \mathbf{u} \\ \mathbf{w} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} (F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \mathbf{Q}^{-1/2} \cdot \Pi^\perp(\mathbf{Q}^{-1/2} \Gamma) \cdot \mathbf{Q}^{-1/2} F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}) & (F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \mathbf{Q}^{-1/2} \cdot \Pi^\perp(\mathbf{Q}^{-1/2} \Gamma) \cdot \mathbf{Q}^{-1/2} F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}) \\ (F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \mathbf{Q}^{-1/2} \cdot \Pi^\perp(\mathbf{Q}^{-1/2} \Gamma) \cdot \mathbf{Q}^{-1/2} F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}) & (F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \mathbf{Q}^{-1/2} \cdot \Pi^\perp(\mathbf{Q}^{-1/2} \Gamma) \cdot \mathbf{Q}^{-1/2} F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}) + \mathbf{P}^{-1} \end{bmatrix}^{-1} \quad (6)$$

$$\text{CRB}(\mathbf{u}) = (((F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \mathbf{Q}^{-1/2} \cdot \Pi^\perp(\mathbf{Q}^{-1/2} \Gamma) \cdot (\mathbf{I}_{M-1} + \Pi^\perp(\mathbf{Q}^{-1/2} \Gamma) \cdot \mathbf{Q}^{-1/2} F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}) \mathbf{P} \times (F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \mathbf{Q}^{-1/2} \cdot \Pi^\perp(\mathbf{Q}^{-1/2} \Gamma)) \times \Pi^\perp(\mathbf{Q}^{-1/2} \Gamma) \cdot \mathbf{Q}^{-1/2} F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^{-1})^{-1} \quad (7)$$

$$\text{CRB}(\rho) = (\Gamma^T \mathbf{Q}^{-1} \Gamma)^{-1} + (\Gamma^T \mathbf{Q}^{-1} \Gamma)^{-1} \Gamma^T \mathbf{Q}^{-1} \cdot [F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}) \ ; \ F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w})] \cdot \text{CRB} \begin{pmatrix} \mathbf{u} \\ \mathbf{w} \end{pmatrix} \cdot \begin{bmatrix} (F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \\ (F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \end{bmatrix} \times \mathbf{Q}^{-1} \Gamma (\Gamma^T \mathbf{Q}^{-1} \Gamma)^{-1} \quad (8)$$

从式(8)中可以看出,CRB(ρ)与时钟偏差向量 ρ 的数值仍然无关.

当时钟偏差不存在时,未知参量 \mathbf{u} 和 \mathbf{w} 的联合估计方差的 CRB 矩阵可以表示为^[16]

$$\text{CRB}_e \begin{pmatrix} \mathbf{u} \\ \mathbf{w} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} (F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \mathbf{Q}^{-1} F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}) & (F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \mathbf{Q}^{-1} F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}) \\ (F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \mathbf{Q}^{-1} F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}) & (F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \mathbf{Q}^{-1} F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}) + \mathbf{P}^{-1} \end{bmatrix}^{-1} \quad (9)$$

式(9)中的下角标“e”是为了与式(6)中的 CRB 矩阵区分开.利用矩阵求逆公式可得

$$\text{CRB} \begin{pmatrix} \mathbf{u} \\ \mathbf{w} \end{pmatrix} = \text{CRB}_e \begin{pmatrix} \mathbf{u} \\ \mathbf{w} \end{pmatrix} + \text{CRB}_e \begin{pmatrix} \mathbf{u} \\ \mathbf{w} \end{pmatrix} \cdot \begin{bmatrix} (F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \\ (F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \end{bmatrix} \times \mathbf{Q}^{-1} \Gamma \cdot \text{CRB}(\rho) \cdot \Gamma^T \mathbf{Q}^{-1} \cdot [F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}) \ ; \ F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w})] \cdot \text{CRB}_e \begin{pmatrix} \mathbf{u} \\ \mathbf{w} \end{pmatrix} \quad (10)$$

式(5)中, $F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}) = \frac{\partial f(\mathbf{u}, \mathbf{w})}{\partial \mathbf{u}^T}$ 和 $F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}) = \frac{\partial f(\mathbf{u}, \mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}^T}$.

根据式(5)以及矩阵求逆公式可知,未知参量 \mathbf{u} 和 \mathbf{w} 的联合估计方差的 CRB 矩阵见式(6).

式(6)中, $\Pi^\perp(\mathbf{A}) = \mathbf{I} - \mathbf{A}(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T$. 根据式(6)以及矩阵求逆公式可以分别推得式(7)、式(8).

由式(10)可知 $\text{CRB} \begin{pmatrix} \mathbf{u} \\ \mathbf{w} \end{pmatrix} \geq \text{CRB}_e \begin{pmatrix} \mathbf{u} \\ \mathbf{w} \end{pmatrix}$.

3.2 时钟偏差存在下的参数估计均方误差分析

若不考虑时钟偏差的影响,用于联合估计未知参量 \mathbf{u} 和 \mathbf{w} 的 ML 准则为

$$\min_{\mathbf{u}, \mathbf{w}} \left\{ \left\| \begin{bmatrix} \mathbf{Q}^{-1/2} \hat{\mathbf{r}} \\ \mathbf{P}^{-1/2} \hat{\mathbf{w}} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \mathbf{Q}^{-1/2} f(\mathbf{u}, \mathbf{w}) \\ \mathbf{P}^{-1/2} \mathbf{w} \end{bmatrix} \right\|_2^2 \right\} \quad (11)$$

求解式(11)的 TS 迭代公式为^[17]

$$\begin{bmatrix} \hat{\mathbf{u}}_{k+1} \\ \hat{\mathbf{w}}_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{u}}_k \\ \hat{\mathbf{w}}_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} (F_1(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}_k))^T \mathbf{Q}^{-1} F_1(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}_k) & (F_1(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}_k))^T \mathbf{Q}^{-1} F_2(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}_k) \\ (F_2(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}_k))^T \mathbf{Q}^{-1} F_1(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}_k) & (F_2(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}_k))^T \mathbf{Q}^{-1} F_2(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}_k) + \mathbf{P}^{-1} \end{bmatrix}^{-1} \times \begin{bmatrix} (F_1(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}_k))^T \mathbf{Q}^{-1} (\hat{\mathbf{r}} - f(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}_k)) \\ (F_2(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}_k))^T \mathbf{Q}^{-1} (\hat{\mathbf{r}} - f(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}_k)) + \mathbf{P}^{-1} (\hat{\mathbf{w}} - \hat{\mathbf{w}}_k) \end{bmatrix} \quad (12)$$

假设上述迭代收敛值为 $\hat{\mathbf{u}}_e$ 和 $\hat{\mathbf{w}}_e$,那么将式(12)两边对 k 取极限,并且利用一阶误差分析可得

$$\mathbf{O}_{3(M+1) \times 1} \approx \begin{bmatrix} (F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \mathbf{Q}^{-1} F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}) & (F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \mathbf{Q}^{-1} F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}) \\ (F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \mathbf{Q}^{-1} F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}) & (F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \mathbf{Q}^{-1} F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}) + \mathbf{P}^{-1} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \delta \mathbf{u}_e \\ \delta \mathbf{w}_e \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} (F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \\ (F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \end{bmatrix} \cdot \mathbf{Q}^{-1} \Gamma \rho - \begin{bmatrix} (F_1(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \mathbf{Q}^{-1} & \mathbf{O}_{3 \times 3M} \\ (F_2(\mathbf{u}, \mathbf{w}))^T \mathbf{Q}^{-1} & \mathbf{P}^{-1} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \boldsymbol{\varepsilon} \\ \boldsymbol{\xi} \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中, $\delta \mathbf{u}_e = \hat{\mathbf{u}}_e - \mathbf{u}$ 和 $\delta \mathbf{w}_e = \hat{\mathbf{w}}_e - \mathbf{w}$ 表示估计误差. 根据式(13)可以将联合估计误差表示为

$$\begin{bmatrix} \delta u_e \\ \delta w_e \end{bmatrix} \approx \text{CRB}_e \left(\begin{bmatrix} u \\ w \end{bmatrix} \right) \cdot \begin{bmatrix} (F_1(u, w))^T \\ (F_2(u, w))^T \end{bmatrix} \cdot \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{\Gamma} \boldsymbol{\rho} + \text{CRB}_e \left(\begin{bmatrix} u \\ w \end{bmatrix} \right) \cdot \begin{bmatrix} (F_1(u, w))^T \mathbf{Q}^{-1} & \mathbf{O}_{3 \times 3M} \\ (F_2(u, w))^T \mathbf{Q}^{-1} & \mathbf{P}^{-1} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \boldsymbol{\varepsilon} \\ \boldsymbol{\xi} \end{bmatrix} \quad (14)$$

因此,上述联合估计值的期望等于

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left(\begin{bmatrix} \hat{u}_e \\ \hat{w}_e \end{bmatrix} \right) &= \begin{bmatrix} u \\ w \end{bmatrix} + \text{CRB}_e \left(\begin{bmatrix} u \\ w \end{bmatrix} \right) \cdot \begin{bmatrix} (F_1(u, w))^T \\ (F_2(u, w))^T \end{bmatrix} \\ &\quad \times \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{\Gamma} \boldsymbol{\rho} \end{aligned} \quad (15)$$

而联合估计值的 MSE 为

$$\begin{aligned} \text{MSE} \left(\begin{bmatrix} \hat{u}_e \\ \hat{w}_e \end{bmatrix} \right) &= \text{CRB}_e \left(\begin{bmatrix} u \\ w \end{bmatrix} \right) + \text{CRB}_e \left(\begin{bmatrix} u \\ w \end{bmatrix} \right) \\ &\quad \times \begin{bmatrix} (F_1(u, w))^T \\ (F_2(u, w))^T \end{bmatrix} \cdot \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{\Gamma} \boldsymbol{\rho} \boldsymbol{\rho}^T \mathbf{\Gamma}^T \mathbf{Q}^{-1} \\ &\quad \times \begin{bmatrix} F_1(u, w) & F_2(u, w) \end{bmatrix} \cdot \text{CRB}_e \left(\begin{bmatrix} u \\ w \end{bmatrix} \right) \end{aligned} \quad (16)$$

根据式(16)可知, $\text{tr} \left(\text{MSE} \left(\begin{bmatrix} \hat{u}_e \\ \hat{w}_e \end{bmatrix} \right) \right)$ 会随向量 $\boldsymbol{\rho}$ 的绝对数值的增加呈二次增长,并且当 $\|\boldsymbol{\rho}\|_2 \rightarrow 0$ 时, $\text{tr} \left(\text{MSE} \left(\begin{bmatrix} \hat{u}_e \\ \hat{w}_e \end{bmatrix} \right) \right) \rightarrow \text{tr} \left(\text{CRB}_e \left(\begin{bmatrix} u \\ w \end{bmatrix} \right) \right)$. 此外,注意到

$$\eta_t = \sqrt{\frac{\text{tr} \left(\text{CRB} \left(\begin{bmatrix} u \\ w \end{bmatrix} \right) - \text{CRB}_e \left(\begin{bmatrix} u \\ w \end{bmatrix} \right) \right)}{\boldsymbol{\rho}_0^T \mathbf{\Gamma}^T \mathbf{Q}^{-1} \cdot \begin{bmatrix} F_1(u, w) \quad F_2(u, w) \end{bmatrix} \cdot \left(\text{CRB}_e \left(\begin{bmatrix} u \\ w \end{bmatrix} \right) \right)^2 \cdot \begin{bmatrix} (F_1(u, w))^T \\ (F_2(u, w))^T \end{bmatrix} \cdot \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{\Gamma} \boldsymbol{\rho}_0}} \quad (17)$$

同理也能分别推导满足 $\text{tr}(\text{MSE}(\hat{u}_e)) = \text{tr}(\text{CRB}(u))$ 和 $\text{tr}(\text{MSE}(\hat{w}_e)) = \text{tr}(\text{CRB}(w))$ 的临界值,将它们分别记为 η_{u1} 和 η_{w2} ,则有

$$\eta_{u1} = \sqrt{\frac{\text{tr}(\text{CRB}(u) - \text{CRB}_e(u))}{\boldsymbol{\rho}_0^T \mathbf{\Gamma}^T \mathbf{Q}^{-1} \cdot \begin{bmatrix} F_1(u, w) \quad F_2(u, w) \end{bmatrix} \cdot \text{CRB}_e \left(\begin{bmatrix} u \\ w \end{bmatrix} \right) \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{I}_3 & \mathbf{O}_{3 \times 3M} \\ \mathbf{O}_{3M \times 3} & \mathbf{O}_{3M \times 3M} \end{bmatrix} \cdot \text{CRB}_e \left(\begin{bmatrix} u \\ w \end{bmatrix} \right) \cdot \begin{bmatrix} (F_1(u, w))^T \\ (F_2(u, w))^T \end{bmatrix} \cdot \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{\Gamma} \boldsymbol{\rho}_0}} \quad (18)$$

$$\eta_{w2} = \sqrt{\frac{\text{tr}(\text{CRB}(w) - \text{CRB}_e(w))}{\boldsymbol{\rho}_0^T \mathbf{\Gamma}^T \mathbf{Q}^{-1} \cdot \begin{bmatrix} F_1(u, w) \quad F_2(u, w) \end{bmatrix} \cdot \text{CRB}_e \left(\begin{bmatrix} u \\ w \end{bmatrix} \right) \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{O}_{3 \times 3} & \mathbf{O}_{3 \times 3M} \\ \mathbf{O}_{3M \times 3} & \mathbf{I}_{3M} \end{bmatrix} \cdot \text{CRB}_e \left(\begin{bmatrix} u \\ w \end{bmatrix} \right) \cdot \begin{bmatrix} (F_1(u, w))^T \\ (F_2(u, w))^T \end{bmatrix} \cdot \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{\Gamma} \boldsymbol{\rho}_0}} \quad (19)$$

4 抑制时钟偏差的降维泰勒级数定位方法

当考虑时钟偏差时,ML 估计器变为

$$\min_{u, w, \boldsymbol{\rho}} \left\{ \left\| \begin{bmatrix} \mathbf{Q}^{-1/2} \hat{\mathbf{r}} \\ \mathbf{P}^{-1/2} \hat{\mathbf{w}} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \mathbf{Q}^{-1/2} (f(u, w) + \mathbf{\Gamma} \boldsymbol{\rho}) \\ \mathbf{P}^{-1/2} \mathbf{w} \end{bmatrix} \right\|_2^2 \right\} \quad (20)$$

下面将提出一种求解式(20)的降维 TS 定位方法.注意到式(20)中的目标函数是关于向量 $\boldsymbol{\rho}$ 的二次函

$$\min_{u, w} \left\{ \left\| \begin{bmatrix} \Pi^{-1} [\mathbf{Q}^{-1/2} \mathbf{\Gamma}] \cdot \mathbf{Q}^{-1/2} \hat{\mathbf{r}} \\ \mathbf{P}^{-1/2} \hat{\mathbf{w}} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \Pi^{-1} [\mathbf{Q}^{-1/2} \mathbf{\Gamma}] \cdot \mathbf{Q}^{-1/2} f(u, w) \\ \mathbf{P}^{-1/2} \mathbf{w} \end{bmatrix} \right\|_2^2 \right\} \quad (22)$$

求解式(22)的 TS 迭代公式可以表示为

$\text{tr} \left(\text{CRB} \left(\begin{bmatrix} u \\ w \end{bmatrix} \right) \right) \geq \text{tr} \left(\text{CRB}_e \left(\begin{bmatrix} u \\ w \end{bmatrix} \right) \right)$, 于是一定存在 $\|\boldsymbol{\rho}\|_2$ 的某个临界值(记为 η_t),使得当 $\|\boldsymbol{\rho}\|_2 \in [0, \eta_t)$ 时, $\text{tr} \left(\text{MSE} \left(\begin{bmatrix} \hat{u}_e \\ \hat{w}_e \end{bmatrix} \right) \right) < \text{tr} \left(\text{CRB} \left(\begin{bmatrix} u \\ w \end{bmatrix} \right) \right)$, 当 $\|\boldsymbol{\rho}\|_2 \in [\eta_t, +\infty)$ 时, $\text{tr} \left(\text{MSE} \left(\begin{bmatrix} \hat{u}_e \\ \hat{w}_e \end{bmatrix} \right) \right) \geq \text{tr} \left(\text{CRB} \left(\begin{bmatrix} u \\ w \end{bmatrix} \right) \right)$. “ $\text{tr} \left(\text{MSE} \left(\begin{bmatrix} \hat{u}_e \\ \hat{w}_e \end{bmatrix} \right) \right) < \text{tr} \left(\text{CRB} \left(\begin{bmatrix} u \\ w \end{bmatrix} \right) \right)$ ”这一结论与 $\text{CRB} \left(\begin{bmatrix} u \\ w \end{bmatrix} \right)$ 是时钟偏差存在下估计方差的理论下界并不矛盾,这是因为该下界是针对所有无偏估计器的,但是联合估计值 \hat{u}_e 和 \hat{w}_e 都是有偏的.

下面推导临界值 η_t 的计算公式.为此需要将向量 $\boldsymbol{\rho}$ 表示为 $\boldsymbol{\rho} = \|\boldsymbol{\rho}\|_2 \cdot \boldsymbol{\rho}_0$, 其中 $\|\boldsymbol{\rho}_0\|_2 = 1$. 若令 $\text{tr} \left(\text{MSE} \left(\begin{bmatrix} \hat{u}_e \\ \hat{w}_e \end{bmatrix} \right) \right) = \text{tr} \left(\text{CRB} \left(\begin{bmatrix} u \\ w \end{bmatrix} \right) \right)$ 可以推得

数,于是可以得到该向量的最优闭式解为

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{\rho}}_{\text{opt}} &= (\mathbf{Q}^{-1/2} \mathbf{\Gamma})^\dagger \mathbf{Q}^{-1/2} (\hat{\mathbf{r}} - f(u, w)) \\ &= (\mathbf{\Gamma}^T \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{\Gamma})^{-1} \mathbf{\Gamma}^T \mathbf{Q}^{-1} (\hat{\mathbf{r}} - f(u, w)) \end{aligned} \quad (21)$$

式(21)包含未知参量 u 和 w , 将其代回式(20)中可以得到仅关于 u 和 w 的“嵌入式”优化模型,其具体形式为

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{u}}_{k+1} \\ \hat{\mathbf{w}}_{k+1} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{u}}_k \\ \hat{\mathbf{w}}_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} (F_1(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}_k))^T \mathbf{Q}^{-1/2} \cdot \Pi^\perp(\mathbf{Q}^{-1/2} \mathbf{\Gamma}) & (F_1(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}_k))^T \mathbf{Q}^{-1/2} \cdot \Pi^\perp(\mathbf{Q}^{-1/2} \mathbf{\Gamma}) \\ \times \mathbf{Q}^{-1/2} F_1(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}_k) & \times \mathbf{Q}^{-1/2} F_2(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}_k) \\ (F_2(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}_k))^T \mathbf{Q}^{-1/2} \cdot \Pi^\perp(\mathbf{Q}^{-1/2} \mathbf{\Gamma}) & (F_2(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}_k))^T \mathbf{Q}^{-1/2} \cdot \Pi^\perp(\mathbf{Q}^{-1/2} \mathbf{\Gamma}) \\ \times \mathbf{Q}^{-1/2} F_1(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}_k) & \times \mathbf{Q}^{-1/2} F_2(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}_k) + \mathbf{P}^{-1} \end{bmatrix} \\ &\times \begin{bmatrix} (F_1(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}_k))^T \mathbf{Q}^{-1/2} \cdot \Pi^\perp(\mathbf{Q}^{-1/2} \mathbf{\Gamma}) \cdot \mathbf{Q}^{-1/2} (\hat{\mathbf{r}} - f(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}_k)) \\ (F_2(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}_k))^T \mathbf{Q}^{-1/2} \cdot \Pi^\perp(\mathbf{Q}^{-1/2} \mathbf{\Gamma}) \cdot \mathbf{Q}^{-1/2} (\hat{\mathbf{r}} - f(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}_k)) + \mathbf{P}^{-1} (\hat{\mathbf{w}} - \hat{\mathbf{w}}_k) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (23)$$

利用式(23)即可得到未知参量 \mathbf{u} 和 \mathbf{w} 的联合估计值。

在式(23)中,矩阵块“ $\mathbf{Q}^{-1/2} \cdot \Pi^\perp(\mathbf{Q}^{-1/2} \mathbf{\Gamma}) \cdot \mathbf{Q}^{-1/2}$ ”共出现 6 次,事实上,它可由下式来替代

$$\mathbf{Q}^{-1/2} \cdot \Pi^\perp[\mathbf{Q}^{-1/2} \mathbf{\Gamma}] \cdot \mathbf{Q}^{-1/2} = \mathbf{B}^T (\mathbf{B} \mathbf{Q} \mathbf{B}^T)^{-1} \mathbf{B} \quad (24)$$

式中, $\mathbf{B} \in \mathbf{R}^{(M-N) \times (M-1)}$ 是行满秩矩阵,并且满足 $\mathbf{B} \mathbf{\Gamma} = \mathbf{O}_{(M-N) \times (N-1)}$. 通过观察式(3)中矩阵 $\mathbf{\Gamma}$ 的结构,可以将矩阵 \mathbf{B} 选为

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{M-1} & \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & [-1_{(M-1) \times 1} \vdots \mathbf{I}_{M-1}] & \cdots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \cdots & \mathbf{O} & [-1_{(M-1) \times 1} \vdots \mathbf{I}_{M-1}] \end{bmatrix} \quad (25)$$

将联合估计值 $\hat{\mathbf{u}}_r$ 和 $\hat{\mathbf{w}}_r$ 代入式(21)中可以得到时钟偏差向量的 ML 闭式解,不妨将其记为 $\hat{\boldsymbol{\rho}}_r$, 于是有

$$\hat{\boldsymbol{\rho}}_r = (\mathbf{\Gamma}^T \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{\Gamma})^{-1} \mathbf{\Gamma}^T \mathbf{Q}^{-1} (\hat{\mathbf{r}} - f(\hat{\mathbf{u}}_r, \hat{\mathbf{w}}_r)) \quad (26)$$

在实际应用中,人们只关心目标位置估计值,此时无需对未知参量 \mathbf{u} 和 \mathbf{w} 进行联合估计,仅仅估计 \mathbf{u} 即可,但需要考虑抑制观测值 $\hat{\mathbf{w}}$ 中的随机误差 $\boldsymbol{\xi}$. 下面给出能够同时抑制时钟偏差和接收机位置误差的 TS 迭代定位公式

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{u}}_{k+1} &= \hat{\mathbf{u}}_k + ((F_1(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}))^T (E(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}))^{-1/2} \\ &\times \Pi^\perp[(E(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}))^{-1/2} \mathbf{\Gamma}] \\ &\times (E(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}))^{-1/2} F_1(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}))^{-1} \\ &\times (F_1(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}))^T (E(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}))^{-1/2} \\ &\times \Pi^\perp[(E(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}))^{-1/2} \mathbf{\Gamma}] \\ &\times (E(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}))^{-1/2} (\hat{\mathbf{r}} - f(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}})) \end{aligned} \quad (27)$$

其中

$$E(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}) = \mathbf{Q} + F_2(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}) \mathbf{P} (F_2(\hat{\mathbf{u}}_k, \hat{\mathbf{w}}))^T \quad (28)$$

式(27)可看成是文中提出的另一种降维 TS 定位方法。

5 数值实验

5.1 验证文中理论分析的有效性和改进方法的渐近统计最优性

假设共有 15 个静止观测站可以接收到目标辐射信号并对其进行定位,接收机的三维位置坐标数值见表 1,这些位置坐标的(先验)观测误差服从独立的零均值高斯分布,目标的位置坐标为(3000m, 3000m,

3000m). 此外,根据接收机同步误差的不同可以将其分为 5 个组,第一组序号为 1~4;第二组序号为 5~8;第三组序号为 9~11;第四组序号为 12~13;第五组序号为 14~15.

表 1 观测站三维位置坐标的数值列表(单位:m)

观测站序号	1	2	3	4	5	6	7	8
$x_{r,m}$	1600	2200	1700	1500	1500	1600	1800	2000
$y_{r,m}$	1300	1600	1900	2500	-1200	-1300	-1100	-1500
$z_{r,m}$	1000	1700	1500	1100	1100	1400	1500	1000
观测站序号	9	10	11	12	13	14	15	
$x_{r,m}$	-1500	-1600	-1800	-1900	-1500	-1600	-1400	
$y_{r,m}$	1700	2100	1900	-1300	-1400	-1800	-1700	
$z_{r,m}$	1500	2000	1600	1800	1700	-1900	-1600	

首先,将时钟偏差向量固定为 $\boldsymbol{\rho} = [9 \ 18 \ 27 \ 36]^T \text{m}$,接收机位置(先验)观测标准差固定为 $\sigma_{\text{位置}} = 5\text{m}$,图 2 给出了目标位置向量和接收机位置向量估计均方根误差随着距离差估计标准差的变化曲线. 接着,将时钟偏差向量固定为 $\boldsymbol{\rho} = [9 \ 18 \ 27 \ 36]^T \text{m}$,距离差估计标准差固定为 $\sigma_{\text{距离差}} = 5\text{m}$,图 3 给出了目标位置向量和接收机位置向量估计均方根误差随着接收机位置(先验)观测标准差的变化曲线. 最后,将时钟偏差向量的单位向量固定为 $\boldsymbol{\rho}_0 = [0.1826 \ 0.3651 \ 0.5477 \ 0.7303]^T$,距离差估计标准差固定为 $\sigma_{\text{距离差}} = 2\text{m}$,接收机位置(先验)观测标准差固定为 $\sigma_{\text{位置}} = 2\text{m}$,图 4 给出了目标位置向量和接收机位置向量估计均方根误差随着时钟偏差向量 2-范数 $\|\boldsymbol{\rho}\|_2$ 的变化曲线。

从图 2 至图 4 中可以看出:

(1) 文献[17]中的 TS 定位方法的估计均方根误差与由式(17)计算出的理论值吻合较好,从而验证了第 3.2 小节理论分析的有效性。

(2) 本文提出的降维 TS 定位方法的估计均方根误差与第 3.1 节推导的 CRB 吻合较好,从而验证了新方法的渐近统计最优性。

(3) 式(26)给出的闭式解的估计均方根误差与第 3.1 节推导的 CRB 吻合地较好,从而验证了该闭式解的渐近统计最优性。

(4) 从图 2 至图 4 中可以看出,本文方法对于目标

位置向量和接收机位置向量的估计均方根误差均与时钟偏差向量 2-范数 $\|\rho\|_2$ 无关,这与第 3.1 小节中关于

CRB 的分析结果是一致的,然而文献[17]中方法的估计均方根误差则随着 $\|\rho\|_2$ 的增加呈线性增长.

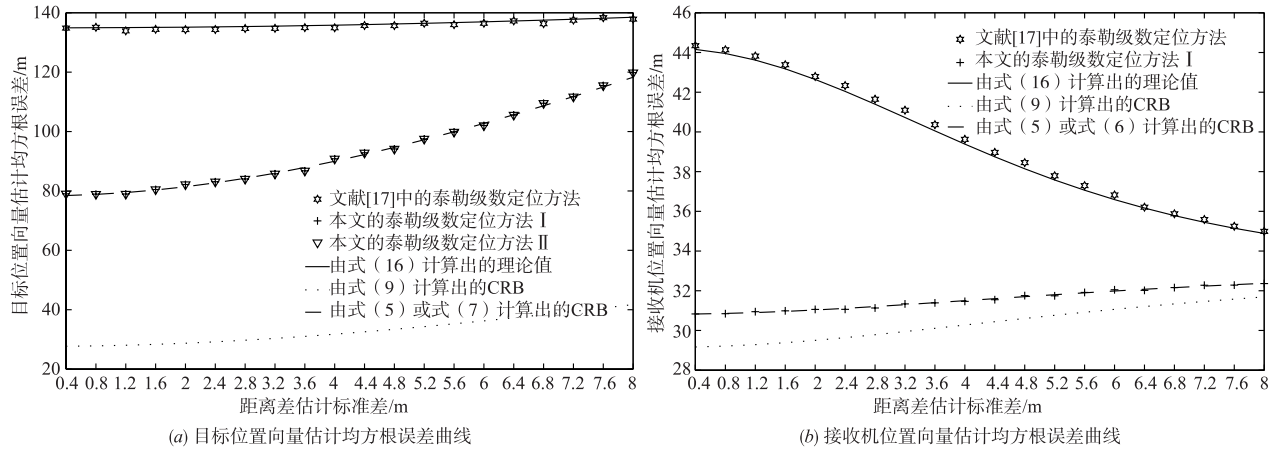


图2 目标位置向量和接收机位置向量估计均方根误差随着距离差估计标准差的变化曲线

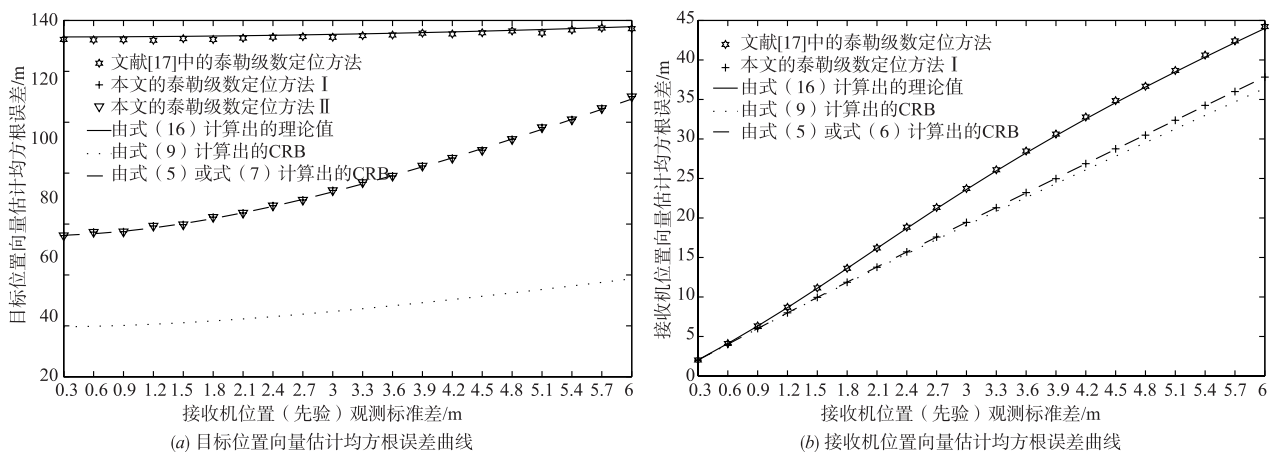


图3 目标位置向量和接收机位置向量估计均方根误差随着接收机位置(先验)观测标准差的变化曲线

(5)在上述数值实验条件下可以计算出门限值 η_{t1} 等于 13.4,这与图 4(a) 中的门限值是一致的,从该图中还可以看出,当 $\|\rho\|_2 > 13.4$ 时,新方法的目标位置估计精度要优于文献[17]中的方法,并且随着 $\|\rho\|_2$ 的增加,前者的优势会更加明显,但是当 $\|\rho\|_2 < 13.4$ 时,前者的估计均方根误差反而要略大于后者,这与第 3.2 小节中的理论分析结果是一致的.

(6)在上述数值实验条件下可以计算出门限值 η_{t2} 等于 7.26,这与图 4(b) 中的门限值是一致的,从该图中还可以看出,当 $\|\rho\|_2 > 7.26$ 时,新方法的接收机位置估计精度要优于文献[17]中的方法,并且随着 $\|\rho\|_2$ 的增加,前者的优势会更加明显,但是当 $\|\rho\|_2 < 7.26$ 时,前者的估计均方根误差反而要略大于后者,这与第 3.2 小节中的理论分析结果也是一致的.

5.2 比较改进方法与闭式解类方法的性能

假设共有 15 个静止观测站可以接收到目标辐射信号并对其进行定位,接收机的三维位置坐标数值见表 2,这些位置坐标的(先验)观测误差服从独立的零均值高斯分布,目标的位置坐标为 $(-6000\text{m}, -6000\text{m}, -6000\text{m})$.此外,根据接收机同步误差的不同可以将其分为 5 个组,第一组序号为 1~4;第二组序号为 5~8;第三组序号为 9~11;第四组序号为 12~13;第五组序号为 14~15,并且将时钟偏差向量设为 $\rho = [20\ 40\ 60\ 80]^T \text{m}$.

首先,将接收机位置(先验)观测标准差固定为 $\sigma_{\text{位置}} = 5\text{m}$,图 5 给出了目标位置向量估计均方根误差随着距离差估计标准差的变化曲线.接着,将距离差估计标准差固定为 $\sigma_{\text{距离差}} = 2\text{m}$,图 6 给出了目标位置向量估计均方根误差随着接收机位置(先验)观测标准差的变化曲线.

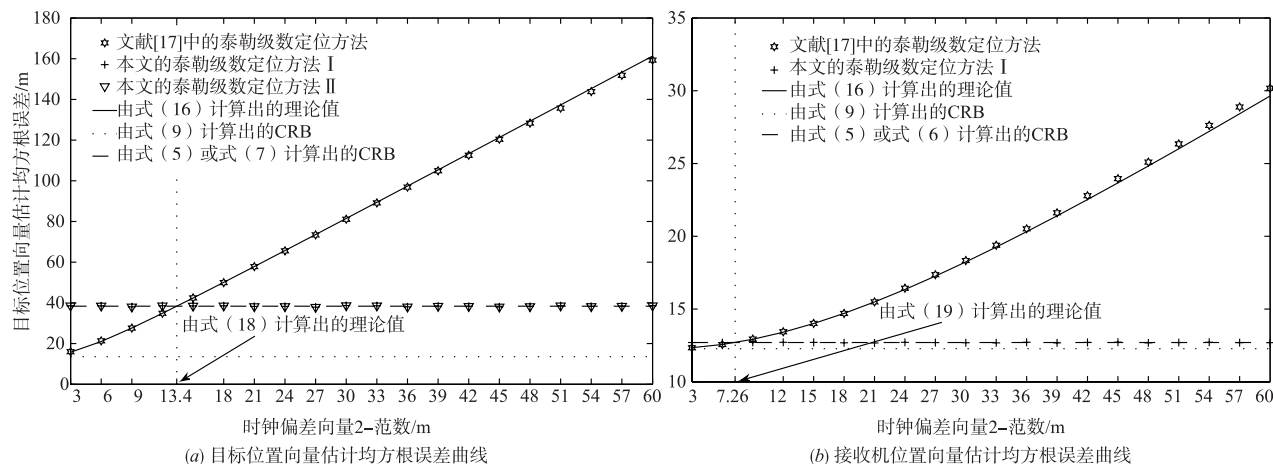


图4 目标位置向量和接收机位置向量估计均方根误差随着时钟偏差向量2-范数 $\|\rho\|_2$ 的变化曲线

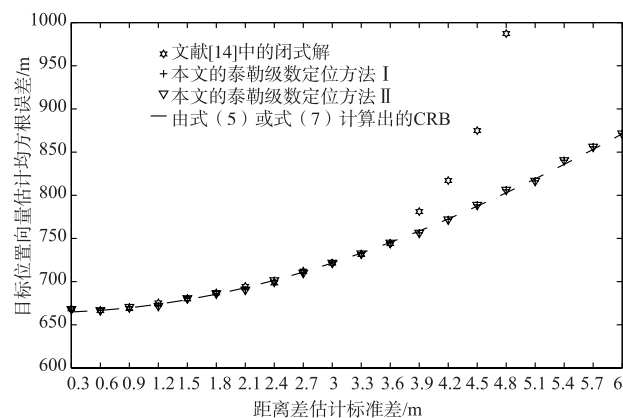


图5 目标位置向量估计均方根误差随着距离差估计标准差的变化曲线

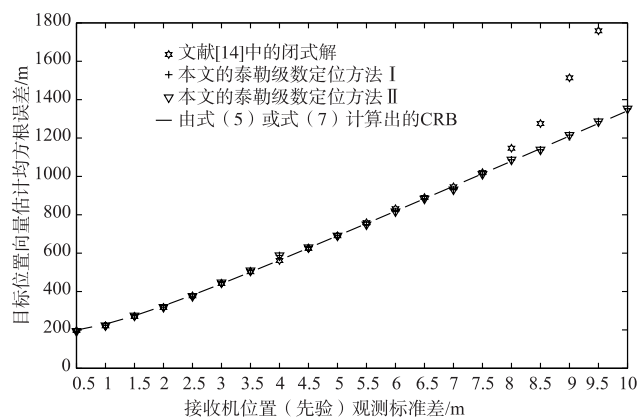


图6 目标位置向量估计均方根误差随着接收机位置(先验)观测标准差的变化曲线

表 2 观测站三维位置坐标的数值列表(单位:m)

观测站序号	1	2	3	4	5	6	7	8
$x_{r,m}$	1800	2100	1600	1400	-2100	-1700	-2100	-1700
$y_{r,m}$	1500	1800	1700	2400	-1500	-1800	-1500	-1800
$z_{r,m}$	1200	1600	1800	1300	1900	1400	1800	1600
观测站序号	9	10	11	12	13	14	15	
$x_{r,m}$	1800	1600	2000	-1500	-1600	-1800	-1500	
$y_{r,m}$	-1300	-1500	-1000	1700	2100	-1900	-1200	
$z_{r,m}$	1200	1600	1700	1500	2000	-1600	-2000	

从图 5 和图 6 中可以看出:随着观测误差的增加,文献[14]中的方法的性能曲线会率先偏离 CRB 曲线(即门限效应),这是因为该方法是基于 TWLS 框架进行推导的,其中的伪线性观测方程易将高阶误差放大,而这部分误差在推导闭式解时又是被直接舍弃掉的,因此其所能容忍的噪声阈值通常要低于迭代类方法,这一点在其它定位场景下也都得到过验证。

6 结束语

本文基于文献[14]给出的时钟偏差模型,首先推

导了时钟偏差存在下 TDOA 定位的 CRB,随后基于 ML 估计准则和 TS 定位方法,定量推导了时钟偏差对于 TDOA 定位精度的影响,证明了时钟偏差将会产生有偏估计值,并且其定位 MSE 会随着时钟偏差绝对数值的增加呈二次增长.接着,文中提出了两种可抑制时钟偏差的降维 TS 定位方法,并且给出了时钟偏差的 ML 闭式解.数值实验表明:文中的理论分析是有效的,新方法可以有效抑制时钟偏差的影响,其性能是渐近最优的,并且相比于闭式方法可以容忍更高的噪声阈值。

参考文献

[1] Zheng J, Wu Y C. Joint time synchronization and localization of an unknown node in wireless sensor networks [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(3): 1309 - 1320.
 [2] Gholami M R, Gezici S, Ström E G. TDOA based positioning in the presence of unknown clock skew [J]. IEEE Transactions on Communications, 2013, 61(6): 2522 - 2534.
 [3] Ahmad A, Serpedin E, Nounou H, Nounou M. Joint node localization and time-varying clock synchronization in

- wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(10): 5322 – 5333.
- [4] Rui L Y, Ho K C. Algebraic solution for joint localization and synchronization of multiple sensor nodes in the presence of beacon uncertainties [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(9): 5196 – 5210.
- [5] Vaghefi R M, Buehrer R M. Cooperative joint synchronization and localization in wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 58(3): 1309 – 1320.
- [6] Xiong H, Chen Z Y, Yang B Y, Ni R P. TDOA localization algorithm with compensation of clock offset for wireless sensor networks[J]. China Communication, 2015, 12(10): 193 – 201.
- [7] Xiong H, Chen Z Y, An W, Yang B Y. Robust TDOA localization algorithm for asynchronous wireless sensor networks[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2015, 2015(10): 1 – 10.
- [8] Wu X P, Gu Z H. A joint time synchronization and localization method without known clock parameters[J]. Pervasive and Mobile Computing, 2017, 37(7): 154 – 170.
- [9] Xu E Y, Ding Zhi, Dasgupta S. Source localization in wireless sensor networks from signal time-of-arrival measurements[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(6): 2887 – 2897.
- [10] Sun M, Yang L. On the joint time synchronization and source localization using TOA measurements[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2013, 2013(1): 177 – 182.
- [11] Huang J, Xue Y, Yang L. An efficient closed-form solution for joint synchronization and localization using TOA [J]. Future Generation Computer Systems, 2013, 29(3): 776 – 781.
- [12] Yan C, Fan H H. Asynchronous differential TDOA for non-GPS navigation using signals of opportunity [A]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing [C]. Las Vegas, Nevada, USA: IEEE, 2008. 5312 – 5315.
- [13] Wang Y, Huang J, Yang L, Xue Y. TOA-based joint synchronization and source localization with random errors in sensor positions and sensor clock biases[J]. Ad Hoc Networks, 2015, 27(C): 99 – 111.
- [14] Wang Y, Ho K C. TDOA source localization in the presence of synchronization clock bias and sensor position errors[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(18): 4532 – 4544.
- [15] Chan Y T, Ho K C. A simple and efficient estimator by hyperbolic location[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1994, 42(4): 1905 – 1915.
- [16] 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.
- [17] Kovavisaruch L, Ho K C. Modified Taylor-series method for source and receiver localization using TDOA measurements with erroneous receiver positions[A]. IEEE International Symposium on Circuits and Systems[C]. Kobe, Japan: IEEE, 2005. 2295 – 2298.

作者简介



王鼎男, 1982 年生于安徽芜湖, 博士(后). 现为解放军信息工程大学信息工程学院副教授. 主要研究方向为无源定位和阵列信号处理.

E-mail: wang_ding814@aliyun.com



尹洁昕(通信作者) 女, 1989 年生于河南郑州. 现为解放军信息工程大学信息工程学院博士研究生. 主要研究方向为无源定位和阵列信号处理.

E-mail: Cindyin0807@163.com



刘瑞瑞 女, 1992 年生于新疆乌鲁木齐. 现为解放军信息工程大学信息工程学院硕士研究生. 主要研究方向为无源定位.

E-mail: Liu_rr927@163.com



张博龙 男, 1981 年生于湖北武汉, 博士. 现为军事经济学院勤务指挥系讲师. 主要研究方向为军事理论和军事通信.

E-mail: 476610727@qq.com