

引用格式:何德明,杜鑫苹,夏威,等.一种天波超视距短波目标的直接定位算法[J].信息对抗技术,2024,3(2):27-37. [HE Deming, DU Xinping, XIA Wei, et al. A direct position determination algorithm for shortwave sky-wave over-the-horizon emitters[J]. Information Countermeasure Technology, 2024, 3(2):27-37. (in Chinese)]

一种天波超视距短波目标的直接定位算法

何德明¹,杜鑫苹¹,夏威^{1*},李会勇¹,李明²

(1. 电子科技大学信息与通信工程学院,四川成都 611731; 2. 电子科技大学长三角研究院(衢州),浙江衢州 324003)

摘要 针对利用运动接收机对静止超视距短波无线电目标定位的问题,提出了一种基于极大似然准则的天波超视距直接定位算法,进一步应用引力搜索算法,以实现高效的目标位置估计。推导了在上述问题中目标位置估计的克拉美罗下界(Cramér-Rao lower bound, CRLB),并分析了所提算法的计算复杂度。仿真实验结果表明,与传统的针对视距目标的直接定位算法相比,所提出的算法能显著提高对天波超视距短波目标定位的精度,且性能非常接近CRLB;相比于对应的网格搜索算法,在保持较高定位精度的同时,所提算法具有更高的计算效率。

关键词 超视距定位;直接定位;引力搜索算法;CRLB

中图分类号 TN 911.72 **文章编号** 2097-163X(2024)02-0027-11

文献标志码 A **DOI** 10.12399/j.issn.2097-163x.2024.02.003

A direct position determination algorithm for shortwave sky-wave over-the-horizon emitters

HE Deming¹, DU Xinping², XIA Wei^{1*}, LI Huiyong¹, LI Ming³

(1. School of Information and Communication Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China; 2. Yangtze Delta Region Institute (Quzhou), University of Electronic Science and Technology of China, Quzhou 324003, China)

Abstract The localization of stationary over-the-horizon (OTH) emitters which transmit shortwave signals is considered utilizing receivers mounted on fast moving platforms. To tackle the above problem, first, a direct position determination (DPD) algorithm was proposed for sky-wave OTH emitters based on the maximum likelihood (ML) criterion. Further, the gravitational search algorithm (GSA) was applied to achieve the efficient calculation in the emitter position estimation. Furthermore, the associated Cramér-Rao lower bound (CRLB) of the OTH emitter position estimation and the computational complexity of the proposed algorithm were analyzed to evaluate the performance of the proposed algorithm. Illustrative simulation results have demonstrated that compared with the traditional DPD algorithm which is applied to locating line-of-sight emitters, the performance of the proposed algorithm is close to the associated CRLB. Additionally, compared with the corresponding grid search algorithm, the proposed algorithm is of higher computational efficiency while maintain-

ning superior localization performance.

Keywords OTH localization; DPD; GSA; CRLB

0 引言

在现代电子战中,快速准确地定位目标对掌握战场局势十分重要。无源定位通过接收目标辐射或反射的信号定位目标,与有源定位相比,因其具有工作距离远、隐蔽性高和反干扰能力强等优点^[1],受到了广泛关注。短波信号可通过电离层(距海平面 50~2 000 km 的高空^[2])反射,实现远距离的天波超视距(over-the-horizon, OTH)传输,具有极强的抗毁和自主通信能力。因此,对短波辐射源目标,尤其是对天波 OTH 短波辐射源目标的定位^[3-5],实现远程侦察和监视^[6],具有重要意义。

与视距定位方法类似,超视距定位技术通常可以分为两步法和直接定位法(direct position determination, DPD)。两步法首先估计接收信号参数,如到达频差(frequency difference of arrival, FDOA)^[7-8]、到达时差(time difference of arrival, TDOA)^[9-10]和到达角(angle of arrival, AOA)^[11-12]等,再利用所得参数实现对目标位置的解算。然而,两步法没有充分利用接收信号的全部信息,难以获得对目标位置的最优估计^[13]。直接定位法则克服了两步法的缺点,能够实现更精准的定位。近年来,超视距直接定位方法受到国内外学者越来越多的研究和关注。

在定位天波超视距辐射源目标时,由于电离层对短波信号的反射传播,传统的基于视距传播模型直接定位算法的性能通常会显著恶化^[3]。为了解决此问题,余婉婷等^[3]考虑电离层反射模型,基于极大似然(maximum likelihood, ML)准则,提出了一种辐射源信号波形已知的超视距直接定位方法。在已知电离层虚高(电离层反射模型中反射面距离地球表面的高度)的条件下,利用静止阵列接收来自超视距目标的电离层反射信号,该方法在定位静止目标时,能获得接近克拉美罗下界(Cramér-Rao lower bound, CRLB)的定位性能。然而在上述电离层反射模型中,电离层虚高测量值通常与真实值存在偏差(电离层虚高测量误差)^[3]。仿真实验证明,电离层虚高测量误差会影响信号传输时延,进而恶化文献[3]所

提出的超视距直接定位方法的性能。考虑到存在电离层虚高测量误差的情况,杨泽宇等^[14]基于 ML 准则提出了一种基于静止阵列的超视距直接定位方法,该方法在定位静止超视距目标时的性能接近相应的 CRLB。为了克服电离层反射对超视距定位的不利影响, YU 等^[15]提出了一种基于多站接收信号和双向长短期记忆(bi-directional long short-term memory, Bi-LSTM)网络框架的超视距直接定位方法。在已知信号波形并且训练样本充足的前提下,该方法能以较高的精度定位超视距目标。然而,上述超视距直接定位方法^[3,14-15]都只考虑了接收机和目标相对静止的情况;由于未考虑多普勒效应,上述方法并不适用于接收机与目标相对运动的场景。

综上所述,目前尚无针对接收机与目标相对运动场景的超视距直接定位算法。尽管经典的基于时延和多普勒的直接定位算法,如 ML-DPD 算法^[16],在定位视距目标时性能良好,但目前尚无文献讨论上述算法在超视距场景下的应用。此外,经典的直接定位方法^[13,16-19]通常使用网格搜索的方式,估计目标位置;而要获得较为精准的目标位置估计,通常需要精细的网格。然而,精细的网格搜索通常计算代价非常大^[20],且时效性不高。

基于此,本文考虑定位与接收机存在相对运动的超视距短波无线电目标,提出了一种基于 ML 准则的天波超视距直接定位方法。为实现对目标位置的快速估计,进一步提出了应用引力搜索算法(gravitational search algorithm, GSA)的天波超视距直接定位(sky-wave OTH DPD based on the GSA, GSA-SODPD)方法,该方法能以迭代的方式实现对超视距目标位置估计的高效解算。此外,本文分析了在上述场景中目标位置估计的 CRLB 和所提算法的计算复杂度。仿真实验结果表明,与传统的针对视距场景的直接定位算法相比,在定位与接收机相对运动的超视距短波无线电目标时,所提出的 GSA-SODPD 算法能显著提高定位精度,且性能非常接近 CRLB。仿真结果同样表明,与网格搜索算法相比,该算法能避免多维网格搜索,减少计算量,且定位精度

相当。

1 问题描述

考虑在天波超视距场景下,采用 L 个运动的接收机实现对单一静止目标的定位。不失一般性,考虑电离层反射模型^[3,14-15],即由地面静止目标发射的短波窄带信号,经(等效的)单次电离层反射到达位于地球表面的多个接收机,传输过程如图 1 所示,并假设已知地球半径 R 和电离层虚高 h (电离层反射模型中电离层反射面距离地球表面的高度)。

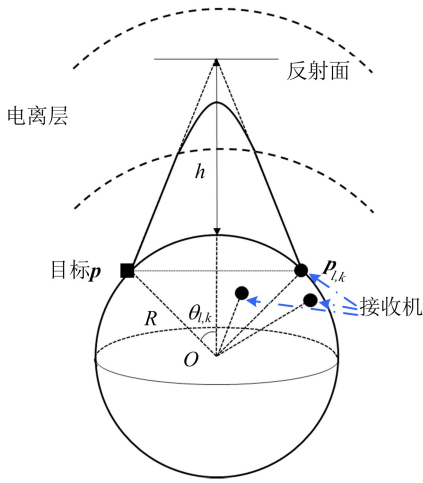


图 1 短波信号天波传输

Fig. 1 The sky-wave transmission of shortwave signals

针对 L 个运动接收机在 K 个时隙中截获来自超视距目标的短波信号,假设已知各接收机的位置和速度,且各接收机与目标在时间和频率上同步。令目标位置为 \mathbf{p} ,第 l 个接收机在第 k 个时隙中的位置和速度分别为 $\mathbf{p}_{l,k}$ 和 $\mathbf{v}_{l,k}$ 。在第 k 个时隙中,目标与第 l 个接收机间的欧氏距离为 $d_{l,k} \triangleq \|\mathbf{p} - \mathbf{p}_{l,k}\|$,其中, $\|\cdot\|$ 表示 l_2 范数。

根据图 1 中的几何关系,在第 k 个时隙中,目标发射信号到第 l 个接收机所经过的传输时间 $\tau_{l,k}$ 可表示为:

$$\tau_{l,k} \triangleq \frac{2}{c} \sqrt{(R(1 - \cos \theta_{l,k}) + h)^2 + (d_{l,k})^2} \quad (1)$$

式中, c 为信号传播速度(光速); $\cos \theta_{l,k} \triangleq \sqrt{R^2 - (d_{l,k})^2} / R$ 。

由于接收机与目标相对运动,因此需考虑多普勒频移对信号的影响。假设目标发射信号载频为 f_c ,经下变频后,第 l 个接收机在第 k 个时

隙中截获到的短波信号为:

$$r_{l,k}(t) = s_k(t - \tau_{l,k}) e^{j2\pi f_{l,k} t} + \omega_{l,k}(t), \quad (-T/2 \leq t \leq T/2; 1 \leq l \leq L; 1 \leq k \leq K) \quad (2)$$

式中, T 为每个时隙的观测时间长度; $s_k(t)$ 为第 k 个时隙发射信号的包络; $\omega_{l,k}(t)$ 为第 k 个时隙、第 l 个接收机处的噪声; $f_{l,k}$ 为第 k 个时隙目标发射的信号传播到第 l 个接收机所产生的多普勒频移,即:

$$f_{l,k} \triangleq \frac{f_c}{cd_{l,k}} \mathbf{v}_{l,k}^T (\mathbf{p} - \mathbf{p}_{l,k}) \quad (3)$$

这里假设 $\omega_{l,k}(t)$ 是均值为 0、广义平稳的复高斯白噪声,噪声功率为 σ_w^2 。假设 $s_k(t)$ 为 0 均值平稳高斯随机过程,且不同时隙间的 $s_k(t)$ 相互独立, $s_k(t)$ 和 $\omega_{l,k}(t)$ 相互独立^[16]。根据文献^[16],假设在每一个观测时隙内接收机的位置变化不超过定位误差。于是,可将在每个观测时隙内的 $\tau_{l,k}$ 和 $f_{l,k}$ 视为常数。

在 $t_n = (n-1)T_s - T/2$ ($1 \leq n \leq N$) 时刻采样观测信号 $r_{l,k}(t)$,其中, $T_s = T/(N-1)$ 为采样周期, N 为样本数。于是,第 l 个接收机在第 k 个时隙中的离散时间短波观测信号可以表示为:

$$r_{l,k}(t_n) = s_k(t_n - \tau_{l,k}) e^{j2\pi f_{l,k} t_n} + \omega_{l,k}(t_n) \quad (4)$$

式(4)的向量形式为:

$$\mathbf{r}_{l,k} = \mathbf{A}_{l,k} \mathbf{F}_{l,k} \mathbf{s}_k + \mathbf{w}_{l,k} \quad (5)$$

式中,

$$\mathbf{r}_{l,k} \triangleq [r_{l,k}(t_1), r_{l,k}(t_2), \dots, r_{l,k}(t_N)]^T \quad (6)$$

$$\mathbf{A}_{l,k} \triangleq \text{diag}\{e^{j2\pi f_{l,k} t_1}, e^{j2\pi f_{l,k} t_2}, \dots, e^{j2\pi f_{l,k} t_N}\} \quad (7)$$

$$\mathbf{s}_k \triangleq [s_k(t_1), s_k(t_2), \dots, s_k(t_N)]^T \quad (8)$$

$$\mathbf{w}_{l,k} \triangleq [\omega_{l,k}(t_1), \omega_{l,k}(t_2), \dots, \omega_{l,k}(t_N)]^T \quad (9)$$

在式(5)中, $\mathbf{F}_{l,k}$ 为向下移位算子^[16,21],通过移动单位矩阵的 $\lfloor \tau_{l,k}/T_s \rfloor$ 行得到, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整,通过 $\mathbf{F}_{l,k} \mathbf{s}_k$ 实现对 \mathbf{s}_k 的移位操作。式(7)中 $\text{diag}\{a_1, a_2, \dots, a_N\}$ 表示以 $\{a_1, a_2, \dots, a_N\}$ 为对角线元素的对角矩阵。

本文考虑利用短波观测信号 $\mathbf{r}_{l,k}$,确定超视距场景下的目标位置;同时,以理论分析为基础,计算目标位置估计的 CRLB,为下节所推导的超视距直接定位算法的性能分析提供相应的理论依据。

2 算法推导

2.1 基于 ML 准则的天波超视距直接定位

这里使用 ML 准则构建天波超视距直接定位算法的目标函数。

首先推导 $\mathbf{r}_{l,k}$ 的互协方差矩阵。基于第 1 节对 $s_k(t)$ 和 $w_{l,k}(t)$ 的假设,对于任意的 n, m, l, k, q, i , 有:

$$E\{s_k(t_n)\} = E\{w_{l,k}(t_n)\} = E\{r_{l,k}(t_n)\} = 0 \quad (10)$$

$$E\{s_i(t_n)w_{l,k}^*(t_m)\} = 0 \quad (11)$$

$$E\{s_k s_i^H\} = \mathbf{R}_{ss} \delta_{k,i} \quad (12)$$

$$E\{w_{l,k} w_{q,i}^H\} = \sigma_w^2 \mathbf{I}_N \delta_{l,q} \delta_{k,i} \quad (13)$$

式中, $E\{\cdot\}$ 表示数学期望; $\mathbf{R}_{ss} \triangleq E\{s_k s_k^H\} \in \mathbf{C}^{N \times N}$ 是 s_k 的自相关矩阵,其第 n 行、第 m 列元素为 $[\mathbf{R}_{ss}]_{n,m} = R_{ss}(t_n - t_m)$, $\mathbf{R}_{ss}(\cdot)$ 表示包络 $s_k(t)$ 的自相关函数, $[\mathbf{D}]_{n,m}$ 表示矩阵 \mathbf{D} 的第 n 行、第 m 列的元素; \mathbf{I}_N 表示 N 维单位矩阵; 当 $l=q$ 时指示量 $\delta_{l,q}$ 为 1, 其余情况为 0。

由式(11)~(13), 可以推导 $\mathbf{r}_{l,k}$ 的互协方差矩阵为:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{l,k,q,i} &= E\{r_{l,k} r_{q,i}^H\} \\ &= E\{A_{l,k} \mathbf{F}_{l,k} s_k s_i^H \mathbf{F}_{q,i}^H A_{q,i}^H\} + E\{w_{l,k} w_{q,i}^H\} \\ &= A_{l,k} \mathbf{F}_{l,k} \mathbf{R}_{ss} \mathbf{F}_{q,i}^H A_{q,i}^H \delta_{k,i} + \sigma_w^2 \mathbf{I}_N \delta_{l,q} \delta_{k,i} \end{aligned} \quad (14)$$

定义在第 k 个时隙中所有 L 个接收机截获的观测信号向量 $\mathbf{r}_k = [\mathbf{r}_{1,k}^T, \mathbf{r}_{2,k}^T, \dots, \mathbf{r}_{L,k}^T]^T \in \mathbf{C}^{LN}$, 由式(14)可得 \mathbf{r}_k 的自相关矩阵:

$$\mathbf{R}_k = E\{\mathbf{r}_k \mathbf{r}_k^H\} = \mathbf{B}_k \mathbf{R}_{ss} \mathbf{B}_k^H + \sigma_w^2 \mathbf{I}_{LN} \in \mathbf{C}^{LN \times LN} \quad (15)$$

式中, $\mathbf{B}_k \triangleq [\mathbf{F}_{1,k}^H \mathbf{A}_{1,k}^H, \mathbf{F}_{2,k}^H \mathbf{A}_{2,k}^H, \dots, \mathbf{F}_{L,k}^H \mathbf{A}_{L,k}^H]^H$ 包含了时延 $\tau_{l,k}$ 和多普勒频移 $f_{l,k}$ 等与目标位置有关的信息。定义全部 K 个时隙内的观测信号向量 $\mathbf{r} = [\mathbf{r}_1^T, \mathbf{r}_2^T, \dots, \mathbf{r}_K^T]^T \in \mathbf{C}^{KLN}$, 其自相关矩阵 $\mathbf{R} = E\{\mathbf{r} \mathbf{r}^H\} \in \mathbf{C}^{KLN \times KLN}$ 。

目标位置的 ML 估计为 $\hat{\mathbf{p}} = \arg \max_p f_r(\mathbf{r} | \mathbf{p})$, 其中, \mathbf{r} 的似然函数为:

$$f_r(\mathbf{r} | \mathbf{p}) = (\pi \det(\mathbf{R}))^{-1} \exp\{-\mathbf{r}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{r}\} \quad (16)$$

式中, $\det(\cdot)$ 表示矩阵的行列式。忽略常数项, 式(16)对应的负对数似然函数为:

$$\begin{aligned} L_f(\mathbf{p}) &= \lg(\det(\mathbf{R})) + \mathbf{r}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{r} \\ &= \lg\left(\prod_{k=1}^K \det(\mathbf{R}_k)\right) + \sum_{k=1}^K \mathbf{r}_k^H \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{r}_k \end{aligned} \quad (17)$$

接下来考虑化简负对数似然函数 $L_f(\mathbf{p})$ 。

\mathbf{R}_k 的逆矩阵可以表示为:

$$\mathbf{R}_k^{-1} = \sigma_w^{-2} (\mathbf{I}_{LN} - \mathbf{B}_k \mathbf{F} \mathbf{B}_k^H) \quad (18)$$

式中, $\mathbf{F} \triangleq (\sigma_w^2 \mathbf{R}_{ss}^{-1} + \mathbf{B}_k^H \mathbf{B}_k)^{-1}$ 。这里用到了 Woodbury 矩阵恒等式^[22]:

$$(\mathbf{Y} + \mathbf{U} \mathbf{D} \mathbf{V})^{-1} = \mathbf{Y}^{-1} - \mathbf{Y}^{-1} \mathbf{U} (\mathbf{D}^{-1} + \mathbf{V} \mathbf{Y}^{-1} \mathbf{U})^{-1} \mathbf{V} \mathbf{Y}^{-1} \quad (19)$$

式中, $\mathbf{Y}, \mathbf{U}, \mathbf{D}$ 和 \mathbf{V} 的矩阵维度均满足矩阵乘法规则, 且 \mathbf{Y} 和 \mathbf{D} 可逆。此外, 根据行列式引理^[23]:

$$\det(\mathbf{Y} + \mathbf{U} \mathbf{D} \mathbf{V}) = \det(\mathbf{D}) \det(\mathbf{Y}) \det(\mathbf{D}^{-1} + \mathbf{V}^H \mathbf{Y}^{-1} \mathbf{U}) \quad (20)$$

可以推出:

$$\det(\mathbf{R}_k) = \sigma_w^{2LN} \det(\mathbf{I}_N + \sigma_w^{-2} \mathbf{R}_{ss} \mathbf{B}_k^H \mathbf{B}_k) \quad (21)$$

注意到 $\mathbf{B}_k^H \mathbf{B}_k = \sum_{l=1}^L \mathbf{F}_{l,k}^H \mathbf{A}_{l,k}^H \mathbf{A}_{l,k} \mathbf{F}_{l,k} = \mathbf{L} \mathbf{I}_N$, 所以

以 $\det(\mathbf{R}_k) = \sigma_w^{2LN} \det(\mathbf{I}_N + \sigma_w^{-2} \mathbf{L} \mathbf{R}_{ss})$ 与目标位置无关。因此, 可以忽略式(17)等式右边第 1 项 $\lg\left(\prod_{k=1}^K \det(\mathbf{R}_k)\right)$ 。于是, 式(17)可进一步化简为:

$$L_1(\mathbf{p}) = \sigma_w^{-2} \sum_{k=1}^K \mathbf{r}_k^H (\mathbf{I}_{LN} - \mathbf{B}_k \mathbf{F} \mathbf{B}_k^H) \mathbf{r}_k \quad (22)$$

可将求解目标函数 $L_1(\mathbf{p})$ 的最小值点转换为求解目标函数:

$$\begin{aligned} L_2(\mathbf{p}) &= \sum_{k=1}^K \mathbf{r}_k^H \mathbf{B}_k \mathbf{F} \mathbf{B}_k^H \mathbf{r}_k \\ &= \sum_{k=1}^K \left\| \mathbf{F}^{\frac{1}{2}} \sum_{l=1}^L \mathbf{F}_{l,k}^H \mathbf{A}_{l,k}^H \mathbf{r}_{l,k} \right\|^2 \end{aligned} \quad (23)$$

的最大值点。于是, 目标位置的估计值为:

$$\hat{\mathbf{p}} = \arg \max_p L_2(\mathbf{p}) \quad (24)$$

可以观察到, 目标函数 $L_2(\mathbf{p})$ 实际上利用 K 个时隙的观测量对目标的位置进行估计, 并且融合了不同接收机截获的数据。下文将给出上述基于 ML 准则的直接定位算法的 CRLB, 并将通过仿真实验验证, 在较高信噪比情况下, 所提定位算法的性能非常接近 CRLB。除此之外, 注意到上述超视距直接定位算法基于准确已知电离层虚高的假设条件。而电离层虚高测量误差不仅影响信号传输时延, 亦将影响所提超视距直接定位算法的性能。但在高信噪比条件下, 电离层虚高测量误差对算法性能的恶化影响并不显著。类似文献[3, 14], 下文将通过实验具体讨论电离层虚高测量误差对算法定位性能的影响。

值得注意的是,求解式(24)是一个非凸优化问题。通常可以通过网格搜索的方法求解该问题。本文将其称为基于网格搜索的天波超视距直接定位(sky-wave OTH DPD based on the grid search,GS-SODPD)方法。精细的网格搜索通常能获得高精度的定位结果,但这往往意味着较低的计算效率和较差的时效性^[20]。

2.2 基于 GSA 的求解算法

这里考虑应用 GSA 以迭代方式求解式(24)对应的非凸优化问题。与经典的网格搜索方法相比,GSA 能够更有效解决多维空间的优化问题^[24]。具体的算法过程如下所示。

根据文献[24],给定 C 个粒子,每个粒子的位置为目标的候选位置,通过不断移动每个粒子最终得到目标的最优估计位置。考虑粒子 i 在第 μ 次迭代的位置为 $\mathbf{p}_i(\mu) \in \mathbf{R}^n, i=1,2,\dots,C$,在本文中, $n=3$ 。

在第 μ 次迭代,定义粒子 j 作用于粒子 i 上的力为:

$$\tilde{\mathbf{q}}_{i,j}(\mu) = G(\mu) \frac{M_{p,i}M_{a,j}}{d_{i,j}(\mu) + \varepsilon} (\mathbf{p}_j(\mu) - \mathbf{p}_i(\mu)) \quad (25)$$

式中, $G(\mu)$ 是第 μ 次迭代的引力常数; $M_{p,i}$ 是粒子 i 的被动引力质量; $M_{a,j}$ 是粒子 j 的主动引力质量; $d_{i,j}(\mu) = \|\mathbf{p}_i(\mu) - \mathbf{p}_j(\mu)\|$ 是粒子 i 和粒子 j 之间的欧氏距离; ε 是一个很小的正数。具体地,在迭代开始时初始化 $G(\mu) = G_0$;在迭代过程中逐渐减小 $G(\mu)$,以控制搜索精度,即 $G(\mu) = G(G_0, \mu)$ 。

为了增加算法的随机性,假设第 μ 次迭代中作用于粒子 i 的合力是其他粒子对其作用力的随机加权和,即:

$$\mathbf{q}_i(\mu) = \sum_{j=1, j \neq i}^C \alpha_j \tilde{\mathbf{q}}_{i,j}(\mu) \quad (26)$$

式中, α_j 是区间 $[0,1]$ 内均匀分布的随机数。因此,在第 μ 次迭代,粒子 i 的加速度 $\mathbf{a}_i(\mu)$ 为:

$$\mathbf{a}_i(\mu) = \frac{\mathbf{q}_i(\mu)}{M_{i,i}(\mu)} \quad (27)$$

式中, $M_{i,i}(\mu)$ 是粒子 i 的惯性质量。

进一步,在第 $\mu+1$ 次迭代中,粒子 i 的速度和位置更新公式^[24]可以分别表示为:

$$\mathbf{v}_i(\mu+1) = \alpha_i \mathbf{v}_i(\mu) + \mathbf{a}_i(\mu) \quad (28)$$

$$\mathbf{p}_i(\mu+1) = \mathbf{p}_i(\mu) + \mathbf{v}_i(\mu+1) \quad (29)$$

式中, $\mathbf{v}_i(\mu)$ 是粒子 i 在第 μ 次迭代的速度。

可以观察到,具有较大质量的粒子具有更大的吸引力并且移动更慢。假设引力质量和惯性质量相等,即 $M_{a,i} = M_{p,i} = M_{i,i} = M_i$ 。于是,考虑粒子的移动趋向较优适应度的方向,质量值的计算公式为:

$$M_i(\mu) = \frac{m_i(\mu)}{\sum_{j=1}^C m_j(\mu)} \quad (30)$$

式中,

$$m_i(\mu) = \frac{L_{2,i}(\mu) - L_{\text{worst}}(\mu)}{L_{\text{best}}(\mu) - L_{\text{worst}}(\mu)} \quad (31)$$

式中, $L_{2,i}(\mu) = L_2(\mathbf{p}_i(\mu))$ 表示粒子 i 在第 μ 次迭代的适应度(函数)值, $L_{\text{worst}}(\mu)$ 和 $L_{\text{best}}(\mu)$ 分别定义为:

$$L_{\text{best}}(\mu) = \max_{j \in \{1, \dots, C\}} L_{2,j}(\mu) \quad (32)$$

$$L_{\text{worst}}(\mu) = \min_{j \in \{1, \dots, C\}} L_{2,j}(\mu) \quad (33)$$

为避免陷入局部最优,约定 P 为质量最大的前 $|P|$ 个粒子的集合,假定只有粒子 $i \in P$ 可吸引其他粒子, $|\cdot|$ 表示集合的势。 $|P|$ 初始为 C ,且在迭代过程中逐渐减小到 1。于是式(26)可修正为:

$$\mathbf{q}_i(\mu) = \sum_{j \in P, j \neq i} \alpha_j \tilde{\mathbf{q}}_{i,j}(\mu) \quad (34)$$

重复进行以上操作,达到最大迭代次数 μ_{max} 后最优适应度值对应粒子的位置即为要求的超视距目标位置。本文将上述算法称为 GSA-SODPD 算法,其具体步骤如下:

初始化 所有粒子的初始位置 $\mathbf{p}_i(0)$ 和速度 $\mathbf{v}_i(0), i=1,2,\dots,C$;最大迭代次数 μ_{max} ,引力常数初始值 G_0, ε 和 C 。

步骤 1 在第 μ 次迭代,对每个粒子 i ,计算目标函数值 $L_{2,i}(\mu)$;更新引力常数 $G(\mu)$ 。

步骤 2 根据计算得到的 $L_{2,i}(\mu)$ 值,计算每个粒子的质量 $M_i(\mu)$;更新 $|P|$ 。

步骤 3 根据式(27)、(30)和(34),计算每个粒子的加速度 $\mathbf{a}_i(\mu)$ 。

步骤 4 根据式(28)和(29),更新每个粒子的速度 $\mathbf{v}_i(\mu)$ 和位置 $\mathbf{p}_i(\mu)$ 。

步骤 5 判断 μ 是否达到最大迭代次数 μ_{max} 。若未达到,则令 $\mu = \mu + 1$,返回步骤 1;若达到,则输出具有最大目标函数值的粒子位置 $\mathbf{p}(\mu_{\text{max}})$,作为目标位置的最优估计 $\hat{\mathbf{p}} = \mathbf{p}(\mu_{\text{max}})$ 。

3 算法分析

3.1 克拉美罗界

下面推导超视距短波无线电目标与接收机相对运动时目标位置估计的CRLB。假设信号功率谱平坦^[16], Fisher信息矩阵具体可由下式得到

$$[\mathbf{J}]_{u,b} = \varphi \text{tr} \{ \mathbf{W}^2 \mathbf{V}_{\tau,u}^T \mathbf{V}_{\tau,b} + (2\pi T)^2 \mathbf{V}_{f,u}^T \mathbf{V}_{f,b} \} \quad (35)$$

式中, $\varphi \triangleq \frac{WTS_{\text{SNR}}}{12\pi}$; W 是窄带信号的带宽; T 是每个时隙的观测时间长度; 信噪比 $S_{\text{SNR}} \triangleq \tilde{S}(\Omega)/N_0$ 在区间 $[-W/2, W/2]$ (rad/s) 内是常数, 区间外为0; $\text{tr}\{\cdot\}$ 表示矩阵的迹。 $\mathbf{V}_{f,u}$ 和 $\mathbf{V}_{\tau,u}$ 分别定义为:

$$\mathbf{V}_{f,u} \triangleq \mathbf{P} [f_1^u, f_2^u, \dots, f_K^u] \quad (36)$$

$$\mathbf{V}_{\tau,u} \triangleq \mathbf{P} [\tau_1^u, \tau_2^u, \dots, \tau_K^u] \quad (37)$$

式中, $\mathbf{P} \triangleq \mathbf{I}_L - \frac{1}{L} \mathbf{1}_L \mathbf{1}_L^T$, $\mathbf{1}_L$ 是 L 维全1矩阵; $f_k^u \triangleq [f_{1,k}^u, f_{2,k}^u, \dots, f_{L,k}^u]^T$, $\tau_k^u \triangleq [\tau_{1,k}^u, \tau_{2,k}^u, \dots, \tau_{L,k}^u]^T$,

$$\begin{aligned} \dot{f}_{l,k}^u &= \frac{\partial f_{l,k}}{\partial [\mathbf{p}]_u} \\ &= \frac{f_c}{c} \left(\frac{[\mathbf{v}_{l,k}]_u}{\|\mathbf{p} - \mathbf{p}_{l,k}\|} - \frac{\mathbf{v}_{l,k}^T (\mathbf{p} - \mathbf{p}_{l,k}) [\mathbf{p} - \mathbf{p}_{l,k}]_u}{\|\mathbf{p} - \mathbf{p}_{l,k}\|^3} \right) \end{aligned} \quad (38)$$

$$\dot{\tau}_{l,k}^u = \frac{\partial \tau_{l,k}}{\partial [\mathbf{p}]_u} = \frac{(R+h) [\mathbf{p} - \mathbf{p}_{l,k}]_u}{c^2 \tau_{l,k} \sqrt{R^2 - (d_{l,k}/2)^2}} \quad (39)$$

证明 根据文献[25], 对于0均值、协方差矩阵为 \mathbf{R} 的复高斯观测信号向量 \mathbf{r} , 针对位置参数向量 \mathbf{p} 的 Fisher 信息矩阵为:

$$\begin{aligned} [\mathbf{J}]_{u,b} &= \text{tr} \left\{ \mathbf{R}^{-1} \frac{\partial \mathbf{R}}{\partial [\mathbf{p}]_u} \mathbf{R}^{-1} \frac{\partial \mathbf{R}}{\partial [\mathbf{p}]_b} \right\} \\ &= \sum_{k=1}^K \text{tr} \left\{ \mathbf{R}_k^{-1} \frac{\partial \mathbf{R}_k}{\partial [\mathbf{p}]_u} \mathbf{R}_k^{-1} \frac{\partial \mathbf{R}_k}{\partial [\mathbf{p}]_b} \right\} \end{aligned} \quad (40)$$

式中, $[\mathbf{p}]_u$ 表示向量 \mathbf{p} 的第 u 个元素。

使用链式求导法则, 可以得到:

$$\frac{\partial \mathbf{R}_k}{\partial [\mathbf{p}]_u} = \sum_{l=1}^L \left(\frac{\partial \mathbf{R}_k}{\partial f_{l,k}} \dot{f}_{l,k}^u + \frac{\partial \mathbf{R}_k}{\partial \tau_{l,k}} \dot{\tau}_{l,k}^u \right) \quad (41)$$

进一步使用链式法则, 结合定义 $\mathbf{T} \triangleq \text{diag}\{t_1, t_2, \dots, t_N\}$, 可以得到:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathbf{R}_k}{\partial f_{l,k}} &= j2\pi (\mathbf{e}_l \otimes (\mathbf{T} \mathbf{A}_{l,k} \mathbf{F}_{l,k} \mathbf{R}_{ss} \mathbf{B}_k^H) \\ &\quad - \mathbf{e}_l^T \otimes (\mathbf{B}_k \mathbf{R}_{ss} \mathbf{F}_{l,k}^H \mathbf{A}_{l,k}^H \mathbf{T})) \end{aligned} \quad (42)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathbf{R}_k}{\partial \tau_{l,k}} &= -\mathbf{e}_l \otimes (\mathbf{A}_{l,k} \mathbf{F}_{l,k} \dot{\mathbf{R}}_{ss} \mathbf{B}_k^H) \\ &\quad + \mathbf{e}_l^T \otimes (\mathbf{B}_k \dot{\mathbf{R}}_{ss} \mathbf{F}_{l,k}^H \mathbf{A}_{l,k}^H) \end{aligned} \quad (43)$$

式中, 指示向量 $\mathbf{e}_l \in \mathbf{R}^L$ 的第 l 个元素为1, 其他元素为0; \otimes 表示克罗内克积; $[\dot{\mathbf{R}}_{ss}]_{n,m} \triangleq \dot{R}_{ss}(t_n - t_m)$, $\dot{R}_{ss}(\tau)$ 表示 $R_{ss}(\tau)$ 对于 τ 的导数。

定义矩阵 \mathbf{B}_k 的块对角矩阵形式为 $\mathbf{Q}_k \triangleq \text{diag}\{\mathbf{A}_{1,k} \mathbf{F}_{1,k}, \mathbf{A}_{2,k} \mathbf{F}_{2,k}, \dots, \mathbf{A}_{L,k} \mathbf{F}_{L,k}\}$ 。值得注意的是, $\mathbf{Q}_k^H \mathbf{B}_k = \mathbf{1}_L \otimes \mathbf{I}_N \triangleq \mathbf{U}$, 其中, $\mathbf{1}_L$ 表示 L 维全1列向量。因此, 可以用 $\mathbf{Q}_k^H \mathbf{R}_k \mathbf{Q}_k = \mathbf{U} \mathbf{R}_{ss} \mathbf{U}^T + \sigma_w^2 \mathbf{I}_{LN}$ 代替 \mathbf{R}_k 而不改变 Fisher 信息矩阵。于是, 结合式(42)和(43), 可以得到:

$$\begin{aligned} (\mathbf{Q}_k^H \mathbf{R}_k \mathbf{Q}_k)^{-1} \mathbf{Q}_k^H \frac{\partial \mathbf{R}_k}{\partial \tau_{l,k}} \mathbf{Q}_k &= \sigma_w^{-2} (\mathbf{U}_l \otimes \dot{\mathbf{R}}_{ss} \\ &\quad + \mathbf{O}_l \otimes (\mathbf{Z} \dot{\mathbf{R}}_{ss})) \quad (44) \\ (\mathbf{Q}_k^H \mathbf{R}_k \mathbf{Q}_k)^{-1} \mathbf{Q}_k^H \frac{\partial \mathbf{R}_k}{\partial f_{l,k}} \mathbf{Q}_k \\ &\simeq -j2\pi \sigma_w^{-2} (\mathbf{U}_l \otimes (\bar{\mathbf{T}}_{l,k} \mathbf{R}_{ss}) + \mathbf{O}_l \otimes (\mathbf{Z} \bar{\mathbf{T}}_{l,k} \mathbf{R}_{ss})) \end{aligned} \quad (45)$$

式中, $\mathbf{U}_l \triangleq \mathbf{1}_L \mathbf{e}_l^T - \mathbf{e}_l \mathbf{1}_L^T$; $\mathbf{O}_l \triangleq \mathbf{1}_L \mathbf{1}_L^T - L \mathbf{1}_L \mathbf{e}_l^T$; $\mathbf{Z} \triangleq (\sigma_w^2 \mathbf{R}_{ss}^{-1} + L \mathbf{1}_N)^{-1}$; $\bar{\mathbf{T}}_{l,k} \triangleq \mathbf{F}_{l,k}^H \mathbf{T} \mathbf{F}_{l,k}$ 。式(45)中的近似在较大的时间-带宽乘积的情况下成立^[25]。

为了方便后续推导, 定义 $\mathbf{W}_{l,k}^u \triangleq \dot{\mathbf{R}}_{ss} \dot{\tau}_{l,k}^u - j2\pi \bar{\mathbf{T}}_{l,k} \mathbf{R}_{ss} \dot{f}_{l,k}^u$ 。接下来, 以 $[\mathbf{J}]_{u,u}$ 为例, 实现对 Fisher 信息矩阵逐元素的求解。结合式(40)、(44)和(45), 并利用以上定义, 可以得到:

$$\begin{aligned} \text{tr}\{\mathbf{M}_k^u\} &\triangleq \text{tr} \left\{ \left((\mathbf{Q}_k^H \mathbf{R}_k \mathbf{Q}_k)^{-1} \mathbf{Q}_k^H \frac{\partial \mathbf{R}_k}{\partial [\mathbf{p}]_u} \mathbf{Q}_k \right)^2 \right\} \\ &= \sigma_w^{-4} \sum_{l,q=1}^L \text{tr}\{\mathbf{U}_l \mathbf{U}_q\} \text{tr}\{\mathbf{W}_{l,k}^u \mathbf{W}_{q,k}^u\} \\ &\quad + \text{tr}\{\mathbf{U}_l \mathbf{O}_q\} (\text{tr}\{\mathbf{W}_{l,k}^u \mathbf{Z} \mathbf{W}_{q,k}^u\} \\ &\quad + \text{tr}\{\mathbf{Z} \mathbf{W}_{l,k}^u \mathbf{W}_{q,k}^u\}) \end{aligned} \quad (46)$$

式中, $\text{tr}\{\mathbf{U}_l \mathbf{U}_q\} = 2(1 - L\delta_{l,q})$, $\text{tr}\{\mathbf{U}_l \mathbf{O}_q\} = \text{tr}\{\mathbf{O}_l \mathbf{U}_q\} = -L(1 - L\delta_{l,q})$ 和 $\text{tr}\{\mathbf{O}_l \mathbf{O}_q\} = 0$ 。

由于时间区间是关于0对称的, 且 \mathbf{R}_{ss} 和 $\dot{\mathbf{R}}_{ss}$ 是正定的托普利兹矩阵, 因此, $\text{tr}\{\mathbf{T}\} = \text{tr}\{\bar{\mathbf{T}}_{l,k}\} = 0$, 且 $\text{tr}\{\bar{\mathbf{T}}_{l,k} \mathbf{R}_{ss} \dot{\mathbf{R}}_{ss}\} = 0$ 。进一步, 可以得到:

$$\begin{aligned} \text{tr}\{\mathbf{W}_{l,k}^u \mathbf{W}_{q,k}^u\} &= \dot{\tau}_{l,k}^u \dot{\tau}_{q,k}^u \text{tr}\{\dot{\mathbf{R}}_{ss}^2\} \\ &\quad - (2\pi)^2 \dot{f}_{l,k}^u \dot{f}_{q,k}^u \text{tr}\{\bar{\mathbf{T}}_{l,k} \mathbf{R}_{ss} \bar{\mathbf{T}}_{q,k} \mathbf{R}_{ss}\} \end{aligned} \quad (47)$$

$$\begin{aligned} \text{tr}\{\mathbf{Z}\mathbf{W}_{l,k}^u\mathbf{W}_{q,k}^u\} &= \dot{\tau}_{l,k}^u\dot{\tau}_{q,k}^u\text{tr}\{\dot{\mathbf{R}}_{ss}^2\} \\ &\quad - (2\pi)^2\dot{f}_{l,k}^u\dot{f}_{q,k}^u\text{tr}\{\mathbf{Z}\bar{\mathbf{T}}_{l,k}\mathbf{R}_{ss}\bar{\mathbf{T}}_{q,k}\mathbf{R}_{ss}\} \end{aligned} \quad (48)$$

除此之外,易得 $\text{tr}\{\mathbf{W}_{l,k}^u\mathbf{Z}\mathbf{W}_{q,k}^u\} = \text{tr}\{\mathbf{Z}\mathbf{W}_{l,k}^u\mathbf{W}_{q,k}^u\}$, $\mathbf{R}_{ss}^2 - L\mathbf{R}_{ss}^2\mathbf{Z} \simeq \frac{\sigma_w^2}{L}\mathbf{R}_{ss}^2\dot{\mathbf{R}}_{ss}^2 - L\dot{\mathbf{R}}_{ss}^2\mathbf{Z} \simeq \frac{\sigma_w^2}{L}\dot{\mathbf{R}}_{ss}^2\mathbf{R}_{ss}^{-1}$, $\text{tr}\{\bar{\mathbf{T}}_{l,k}\bar{\mathbf{T}}_{q,k}\} \simeq \sum_{n=1}^N(t_n - \tau_{l,k})(t_n - \tau_{q,k}) \simeq NT^2/12$ 。因此,式(46)可简化为:

$$\begin{aligned} \text{tr}\{\mathbf{M}_k^u\} &\simeq -2\sigma_w^{-2}\text{tr}\{\dot{\mathbf{R}}_{ss}^2\mathbf{R}_{ss}^{-1}\}(\boldsymbol{\tau}_k^u)^\top\mathbf{P}\boldsymbol{\tau}_k^u \\ &\quad + \frac{2\pi^2NT^2}{3\sigma_w^2}\mathbf{R}_{ss}(0)(\mathbf{f}_k^u)^\top\mathbf{P}\mathbf{f}_k^u \end{aligned} \quad (49)$$

根据文献[16]可得,当 N 足够大时,有:

$$\text{tr}\{\dot{\mathbf{R}}_{ss}^2\mathbf{R}_{ss}^{-1}\} = -\frac{N-1}{2\pi}\int_{-\infty}^{\infty}\Omega^2\tilde{S}(\Omega)d\Omega \quad (50)$$

式中, Ω 是角频率, $\tilde{S}(\Omega)$ 是信号频谱。如果噪声谱密度为 N_0 , 则有 $\sigma_w^2 = 2\pi N_0/T_s$ 。于是,假设信号功率谱平坦^[16], 式(49)可以进一步简化为:

$$\text{tr}\{\mathbf{M}_k^u\} = \varphi(\mathbf{W}^2(\boldsymbol{\tau}_k^u)^\top\mathbf{P}\boldsymbol{\tau}_k^u + (2\pi T)^2(\mathbf{f}_k^u)^\top\mathbf{P}\mathbf{f}_k^u) \quad (51)$$

至此,完成了对 $[\mathbf{J}]_{u,u} = \sum_{k=1}^K\text{tr}(\mathbf{M}_k^u)$ 的求解。对于其他的 $[\mathbf{J}]_{u,b}$, 同理可得。因此,式(40)可以由式(35)得到。

证明完毕。

由上述公式不难发现,在给定目标和接收机 l 之间的相对运动速率 $\|\mathbf{v}_{l,k}\|$ 的情况下,目标位置估计的 CRLB 与 SNR 成反比。下文将通过仿真实验验证上述理论分析结果。

3.2 计算复杂度分析

下面简要分析 GS-SODPD 算法和 GSA-SODPD 算法的计算复杂度。

2 个算法均需计算目标函数 $L_2(\mathbf{p})$, 而计算 1 次 $L_2(\mathbf{p})$ 需 $K(N^2 + (2L+1)N)$ 次复数乘法。若选取 N_g 个网格, 则 GS-SODPD 算法共需 $N_gK(N^2 + (2L+1)N)$ 次复数乘法。而 GSA-SODPD 算法共需 $\mu_{\max}C[K(N^2 + (2L+1)N) + 3C + 15]$ 次复数乘法。通常,要得到较为精准的目标估计位置, GS-SODPD 算法所需网格较多, 即 N_g 较大。

图 2 直观地展示了 2 种算法在性能相当情况下的计算复杂度。图中数据的计算基于基本实验条件得到。具体地, $N = 2800$, $N_g = 160000$,

$\mu_{\max} = 500$, $C = 50$ 。此时, GSA-SODPD 算法中的参数乘积 $\mu_{\max}C < N_g$, 所以 GSA-SODPD 算法的计算复杂度小于 GS-SODPD 算法。后续仿真实验中的时间性能对比也能证明这一结果。并且 GS-SODPD 算法的计算复杂度随接收机数量 L 或采样时隙数 K 增加而增加。相比之下,接收机数量 L 和采样时隙数 K 对 GSA-SODPD 算法计算复杂度的影响明显小于 GS-SODPD 算法。

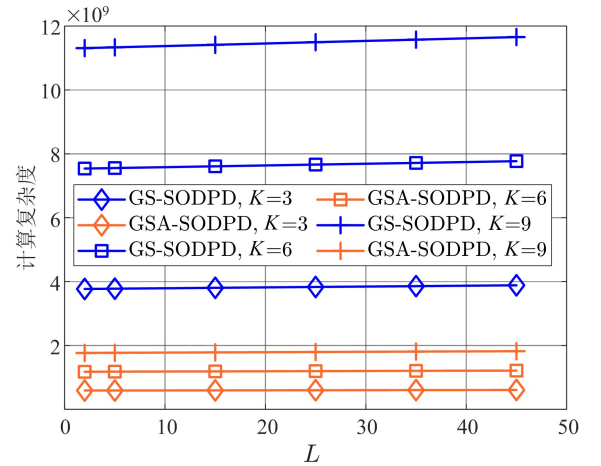


图 2 2 个算法的计算复杂度对比

Fig. 2 The computational complexity comparison of the GS-SODPD and GSA-SODPD algorithms

4 仿真实验与分析

假设目标位置为 $[1500, 2000, 0 \text{ km}]^\top$, 发射的短波信号载频为 20 MHz, 信号带宽为 3.5 kHz。无特别说明, 采样频率设为 7 kHz。考虑接收机数量 $L = 2$, 其初始位置分别为 $[1000, 0, 0 \text{ km}]^\top$ 和 $[2000, 100, 0 \text{ km}]^\top$ 。不失一般性, 考虑 2 个接收机均做匀速直线运动, 且运动速度相同^[16], 均为 $[300, 0, 0 \text{ m/s}]^\top$ 。截取采样时隙数 $K = 3$, 对每个接收机, 相邻截取位置间隔 10 km, 每次截取时间为 0.4 s。电离层虚高准确测量值为 200 km。此外, GSA-SODPD 算法中的参数设定为 $C = 50$ 、迭代次数 $\mu_{\max} = 500$ 、 $G_0 = 100$ 和 $\epsilon = 2 \times 10^{-16}$, 随机生成粒子的位置, 速度均初始化为 $[0, 0, 0 \text{ m/s}]^\top$ 。每个实验结果均由蒙特卡洛实验得到实验次数 $N_{\text{exp}} = 100$ 。仿真实验采用均方根误差 (root mean squared error, RMSE) 表示为:

$$R_{\text{RMSE}}(\mathbf{p}) = \sqrt{\frac{1}{N_{\text{exp}}}\sum_{n=1}^{N_{\text{exp}}}\|\hat{\mathbf{p}}_n - \mathbf{p}\|^2} \quad (52)$$

衡量算法的定位性能,其中, \hat{p}_n 为第 n 次蒙特卡洛实验中目标的位置估计。

4.1 GSA-SODPD 算法定位性能分析

首先,讨论 SNR 对 GSA-SODPD 算法定位性能的影响。本文考虑对比 GS-SODPD 算法和 ML-DPD 算法^[16]。如图 3 所示,基于视距场景的 ML-DPD 算法不能直接用于本文考虑的超视距场景(目前尚无针对上文所提信号模型的超视距直接定位算法);而本文提出的 GSA-SODPD 和 GS-SODPD 算法在超视距场景下的定位精度接近 CRLB。另一方面,尽管使用较少的网格数,GS-SODPD 算法的效率较高,但只有选取足够的网格数时,该算法才能获得接近 CRLB 的定位性能。而 GSA-SODPD 算法无需网格搜索,其运行时间仅约为 GS-SODPD 算法的 0.132 倍。

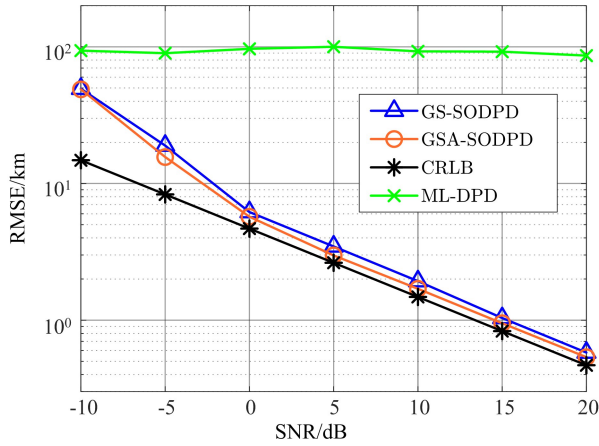


图 3 不同信噪比情况下各算法的定位性能
Fig. 3 Localization performance of each algorithm for different SNRs

现进一步探究采样点数 N 对 GSA-SODPD 算法定位性能的影响。图 4 给出了在不同信噪比条件下,GSA-SODPD 算法的 RMSE 随采样点数变化的曲线。不难观察到,本文所提算法的定位精度随着采样点数的增加而提高。实验结果也表明,在较低的信噪比条件下,增加采样点数更易提升算法的定位性能。

接下来,继续分析接收机和目标之间相对速率对 GSA-SODPD 算法定位性能的影响。为简化讨论,本文考虑各个接收机与目标间的相对运动速度相等,因此,对不同接收机而言,其与目标之间的相对速率是相等的,即 $v = \|\mathbf{v}_{i,k}\|$ 。图 5 给出了在不同 SNR 条件下,GSA-SODPD 算法的

RMSE 随接收机和目标之间相对速率 v 变化的曲线。从图 5 可以明显观察到,在不同 SNR 下,随着 v 增大,所提算法的性能得到一定程度的提升。除此之外,从图中也可以观察到,SNR 越低,随着 v 增大,所提算法的定位精度提升越快。

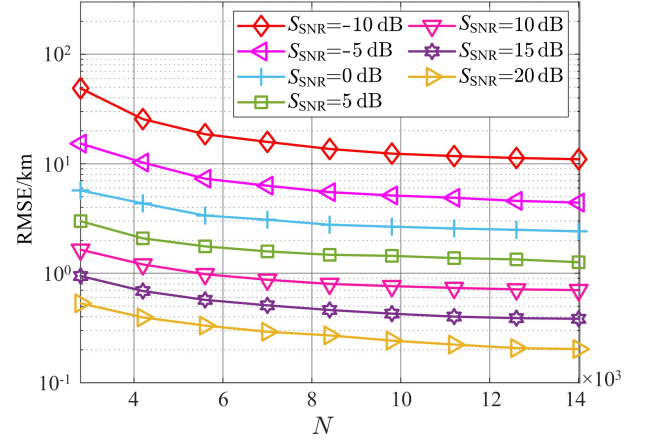


图 4 采样点数对 GSA-SODPD 算法定位性能的影响
Fig. 4 Effect of sampling number on localization performance of GSA-SODPD algorithm

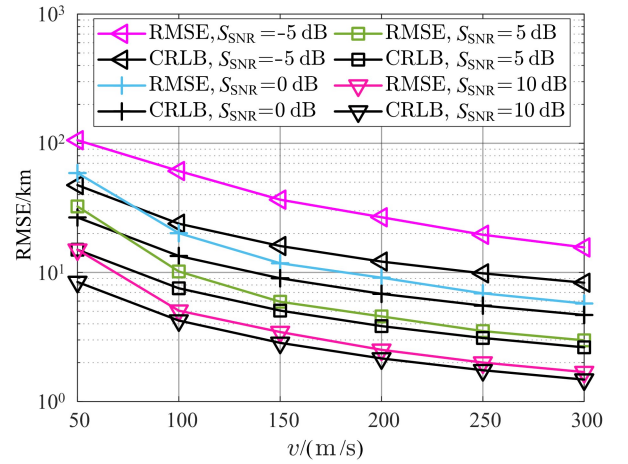


图 5 接收机和目标间相对速率对 GSA-SODPD 算法定位性能的影响

Fig. 5 Effect of relative speeds between receivers and emitter on localization performance of GSA-SODPD algorithm

4.2 参数误差对算法定位性能的影响

这里讨论 3 种参数误差对 GSA-SODPD 算法定位性能的影响,包括站址误差、接收机之间的定时误差以及电离层虚高测量误差等。

假设站址误差^[26]和定时误差^[16]均服从正态分布,且各接收机的站址误差标准差均为 σ_p ,接收机之间的定时误差标准差为 σ_τ 。图 6 和图 7 分别给出了 GSA-SODPD 算法在不同 SNR 条件下 RMSE 随站址误差标准差 σ_p 和接收机定时误差

标准差 σ_r 变化的结果。由图 6~7 可以观察到,在不同 SNR 条件下,GSA-SODPD 算法的定位性能受站址误差的影响较小;定时误差的增大会导致所提算法定位性能的恶化,这与文献中视距直接定位算法(例如文献[16])在类似情形下的结果基本一致。

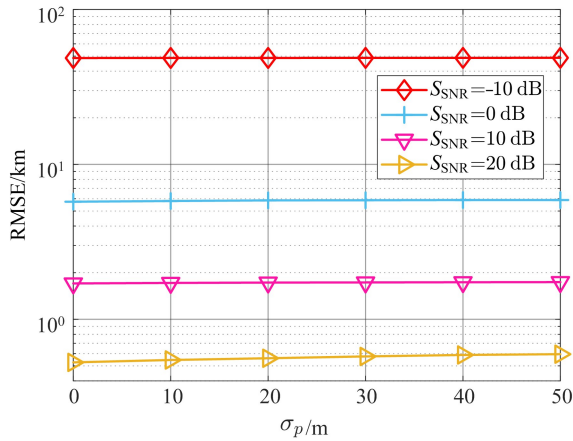


图 6 站址误差标准差对 GSA-SODPD 算法定位性能的影响
Fig. 6 Effect of the receiver location error standard deviation on localization performance of GSA-SODPD algorithm

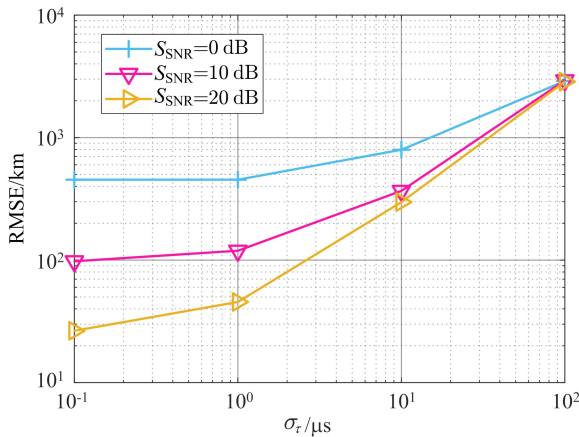


图 7 接收机之间定时误差标准差对 GSA-SODPD 算法定位性能的影响
Fig. 7 Effect of the receivers' timing error standard deviation on localization performance of GSA-SODPD algorithm

下面分析存在电离层虚高测量误差的情况下,电离层虚高测量误差标准差 σ_h [3] 对 GSA-SODPD 算法定位性能的影响。此处设定目标位置为 $[1\ 500, 500, 0\ \text{km}]^T$, 采样频率为 1 MHz, 以放大 σ_h 对定位性能的影响。图 8 给出了 GSA-SODPD 算法在不同 SNR 条件下 RMSE 随 σ_h 变化的曲线。利用静止阵列定位静止的超视距目标时,文献[3]验证了随电离层虚高测量误

差的增大,其直接定位算法的估计性能的恶化。与此类似,在不同信噪比条件下,利用多个运动接收机定位静止的超视距目标时,GSA-SODPD 算法的定位性能也随电离层虚高测量误差的增大而恶化。此外,在较低 SNR 情况下,随着 σ_h 增大,算法定位性能的恶化更为显著;在较高 SNR 情况下,算法定位精度受电离层虚高测量误差的影响相对较小。

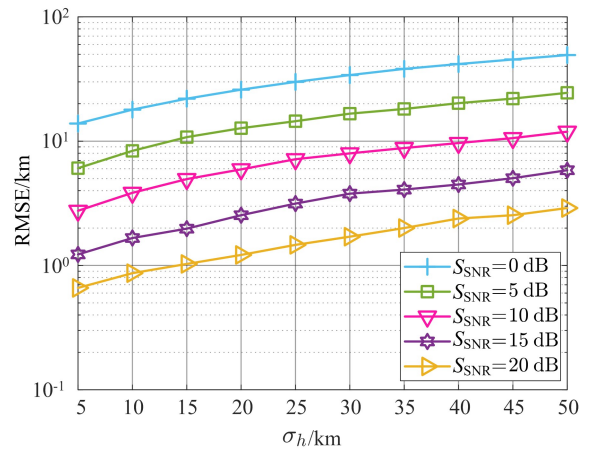


图 8 电离层虚高测量误差标准差对 GSA-SODPD 算法定位性能的影响

Fig. 8 Effect of the standard deviation of ionospheric virtual height measurement error on localization performance of GSA-SODPD algorithm

5 结束语

针对超视距短波无线电定位问题中目标与接收机相对运动的场景,提出了一种基于 ML 准则的天波超视距直接定位方法。为实现目标位置估计的高效解算,进一步提出了应用 GSA 实现天波超视距直接定位的解算。此外,本文分析了在上述场景中目标位置估计的 CRLB 和所提算法的计算复杂度。仿真结果表明,相比经典视距直接定位算法,GSA-SODPD 的定位精度有明显优势,且性能非常接近 CRLB;同时,GSA-SODPD 定位精度与对应的网格搜索方法相当,且无需运算代价昂贵的网格搜索。后续将考虑研究复杂电离层环境(如多径效应、复杂噪声等)对超视距定位性能的影响,并探究在复杂电离层环境中对超视距运动目标的定位。

参考文献

- [1] 郭福成,李金洲,张敏. 无源定位原理与方法[M]. 北

- 京: 国防工业出版社, 2021.
- GUO Fucheng, LI Jinzhou, ZHANG Min. Passive location theories and methods [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2021. (in Chinese)
- [2] BILITZA D, ALTADILL D, TRUHLIK V, et al. International reference ionosphere 2016: from ionospheric climate to real-time weather predictions [J]. *Space Weather*, 2016, 15(2): 418-429.
- [3] 余婉婷, 于宏毅, 杜剑平, 等. 辐射源信号波形已知的超视距目标直接定位方法[J]. *电子学报*, 2019, 47(11): 2368-2377.
- YU Wanting, YU Hongyi, DU Jianping, et al. A direct position determination method for over-the-horizon target on known radiation source waveforms [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2019, 47(11): 2368-2377. (in Chinese)
- [4] 贺承杰. 天波超视距雷达海面目标定位方法研究[J]. *雷达科学与技术*, 2020, 18(5): 568-572.
- HE Chengjie. Surface target location method of sky wave over-the-horizon radar [J]. *Radar Science and Technology*, 2020, 18(5): 568-572. (in Chinese)
- [5] 赵凯丽. 天波超视距辐射源定位跟踪方法研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2019.
- ZHAO Kaili. Studies on location and tracking method of sky-wave over-the-horizon radiation source [D]. Wuhan: Wuhan University, 2019. (in Chinese)
- [6] LUO H. Ionospheric decontamination method based on optimization criteria in over-the-horizon radar [J]. *Journal of Communications Technology and Electronics*, 2019, 64(11): 1283-1287.
- [7] ZHANG B, HU Y, WANG H, et al. Underwater source localization using TDOA and FDOA measurements with unknown propagation speed and sensor parameter errors [J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 2852636
- [8] PINE K C, PINE S, CHENEY M. The Geometry of far-field passive source localization with TDOA and FDOA [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2021, 57(6): 3782-3790.
- [9] HUANG S, PUN Y M, SO A M C, et al. A provably convergent projected gradient-type algorithm for TDOA-based geolocation under the quasi-parabolic ionosphere model [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2020, 27: 1335-1339.
- [10] WANG T, HONG X L, WEN L, et al. Geolocation of unknown emitters using TDOA of path rays through the ionosphere by multiple coordinated distant receivers [C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. [S.l.]: IEEE, 2018: 3509-3513.
- [11] 白晶, 马燕飞, 刘晓丽. 考虑地球曲率情况下测向定位系统中的最优交会角 [J]. *无线电通信技术*, 2019, 45(1): 78-83.
- BAI Jing, MA Yanfei, LIU Xiaoli. Optimum cut angle in bearing-only location system with consideration of earth curvature [J]. *Radio Communications Technology*, 2019, 45(1): 78-83. (in Chinese)
- [12] 王存良, 朱喜明. 无源测向定位的地球椭球面算法 [J]. *电光系统*, 2018(3): 31-35.
- WANG Cunliang, ZHU Ximing. Earth ellipsoid algorithm for passive bearing-only location [J]. *Electronic and Electro-optical Systems*, 2018(3): 31-35. (in Chinese)
- [13] WEISS A J. Direct position determination of narrow-band radio frequency transmitters [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2004, 11(5): 513-516.
- [14] 杨泽宇, 杨宾, 王鼎. 一种电离层虚高观测误差存在条件下的超视距直接定位方法 [J]. *信息工程大学学报*, 2019, 20(6): 664-670.
- YANG Zeyu, YANG Bin, WANG Ding. Robust direct position determination for over-the-horizon emitter in presence of the ionosphere virtual height errors [J]. *Journal of Information Engineering University*, 2019, 20(6): 664-670. (in Chinese)
- [15] YU W T, YU H Y, WANG D, et al. SL-BiLSTM: a signal-based bidirectional LSTM network for over-the-horizon target localization [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021(31): 1-9.
- [16] WEISS A J. Direct geolocation of wideband emitters based on delay and Doppler [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(6): 2513-2521.
- [17] YAN L, MAO X, CHEN M. Direct localization of shortwave emitters in multipath ionosphere channel [C] // *Proceedings of 2020 IEEE Radar Conference*. [S.l.]: IEEE, 2020: 1-6.
- [18] TIRER T, WEISS A J. High resolution direct position determination of radio frequency sources [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, 23(2): 192-196.
- [19] TIRER T, WEISS A J. High resolution localization of narrowband radio emitters based on Doppler frequency shifts [J]. *Signal Processing*, 2017, 141: 288-298.
- [20] NI L H, WU R, YANG J B, et al. Fast direct-position-determination based on PSO [C] // *Proceedings of 2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. [S.l.]: IEEE, 2022: 1971-1974.
- [21] WEISS A J, AMAR A. Direct geolocation of stationary wideband radio signal based on time delays and Doppler shifts [C] // *Proceedings of 2009 IEEE/SP*

- 15th Workshop on Statistical Signal Processing. [S.l.]: IEEE, 2009: 101-104.
- [22] HORN R A, JOHNSON C R. Matrix analysis[M]. 2nd ed. Cambridge: Cambridge University Press, 2012.
- [23] HARVILLE D A. Matrix algebra from a statistician's perspective[M]. New York: Springer, 1997.
- [24] RASHEDI E, NEZAMABADI-POUR H, SARYAZDI S. GSA: a gravitational search algorithm[J]. Information Sciences, 2009, 179(13): 2232-2248.
- [25] FRIEDLANDER B. On the Cramer-Rao bound for time delay and Doppler estimation[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1984, 30(3): 575-580.
- [26] 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



何德明

男,2000年生,硕士研究生,研究方向为信号处理和直接定位技术
E-mail:demingh@std.uestc.edu.cn



杜鑫苹

男,2001年生,硕士研究生,专业方向为信号处理、直接定位技术和辐射源识别技术
E-mail:xinpingdu@std.uestc.edu.cn



夏威

男,1980年生,博士,副教授,博士研究生导师,研究方向为统计信号处理和阵列信号处理
E-mail:wx@uestc.edu.cn



李会勇

男,1975年生,博士,教授,博士研究生导师,研究方向为阵列信号处理与自适应信号处理
E-mail:hyli@uestc.edu.cn



李明

男,1990年生,博士,研究方向为阵列信号处理
E-mail:liming1176@uestc.edu.cn

责任编辑 安 蓓