

一种新的分布式 MIMO 雷达系统运动目标定位代数解算法

赵勇胜* 赵拥军 赵 闯 梁加洋

(解放军信息工程大学导航与空天目标工程学院 郑州 450001)

摘 要: 该文针对分布式 MIMO 雷达系统中的运动目标定位问题, 以双基地距离(BR)及其变化率(BRR)作为观测量, 提出一种基于多步加权最小二乘的代数解算法。算法共需要 3 步加权最小二乘估计。首先, 在第 1 步加权最小二乘估计中, 通过选取适当的辅助参数, 将非线性的 BR 和 BRR 的观测方程进行伪线性化处理, 从而得到目标位置和速度的粗略解; 而后在后两步加权最小二乘估计中, 利用目标位置参数和辅助参数之间的约束关系构建方程, 从而得到目标位置和速度的精确估计。最后, 推导了算法的理论误差, 从理论上证明了算法可以达到克拉美罗界。在仿真实验中, 将所提算法与现有算法进行了对比, 验证了算法的优越性。

关键词: MIMO 雷达; 双基地距离; 双基地距离变化率; 加权最小二乘

中图分类号: TN958

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)03-0548-09

DOI: 10.11999/JEIT170510

New Algebraic Algorithm for Moving Target Localization in Distributed MIMO Radar Systems

ZHAO Yongsheng ZHAO Yongjun ZHAO Chuang LIANG Jiayang

(School of Navigation and Aerospace Engineering, PLA Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: To solve the moving target localization problem in distributed MIMO radar systems, with the Bistatic Range (BR) and Bistatic Range Rate (BRR) used as the measurements, an algebraic algorithm based on multi-stage Weighted Least Squares (WLS) is proposed. The proposed algorithm needs three WLS stages. In the first WLS stage, by introducing proper additional parameters, the BR and BRR measurement equations are linearized, and weighted least square estimator is used to produce a rough estimate of target position and velocity. Then in the latter two WLS stages, the relation between the target location parameters and additional parameters is utilized to refine the estimate. Finally, the theoretical error of the proposed algorithm is derived, and it is proved that the theoretical error attains the Cramer-Rao Lower Bound. Simulation results indicate that the proposed algorithm achieves a significant performance improvement over the existing algorithms.

Key words: MIMO radar; Bistatic Range (BR); Bistatic Range Rate (BRR); Weighted Least Squares (WLS)

1 引言

多输入多输出(MIMO)雷达利用多个发射天线发送定制波形信号, 并采用多个接收天线对回波信号进行联合处理。根据雷达阵元的布置, 可分为集中式 MIMO 雷达和分布式 MIMO 雷达。其中, 分布式 MIMO 雷达应用了 MIMO 雷达系统多个收发通道不相关的特点, 其发射天线和接收天线间隔很宽, 能够从不同角度照射目标, 实现空间分集增益。由于其在提高目标检测性能、处理慢速目标、改善定位精度等方面具有显著优势, 因此, 近年来在军

用和民用领域得到了广泛关注^[1-4]。

时延和多普勒频差, 是分布式 MIMO 雷达中运动目标定位的常用参数。时延观测直接对应于信号从发射单元经目标反射后到达接收单元的传播距离和, 又称双基地距离(Bistatic Range, BR), 多普勒频差则对应于双基地距离的变化率(Bistatic Range Rate, BRR)^[5]。因此, 利用时延和多普勒频差定位, 本质上是利用 BR-BRR 观测的定位。而在辐射源定位问题中, 时延和多普勒频差则分别对应于距离差(Range Difference, RD)及其变化率(Range Rate Difference, RRD)^[6]。目前, 利用 RD-RRD 的辐射源定位问题已得到广泛研究^[6-11]。然而, 与之相比, 利用 BR-BRR 的目标定位问题的研究则相对较少。但近年来, 随着分布式 MIMO 雷达定位问题研究逐渐得到关注, 针对分布式 MIMO 雷达中利用 BR-

收稿日期: 2017-05-26; 改回日期: 2017-11-07; 网络出版: 2017-12-11

*通信作者: 赵勇胜 ethanchioa@aliyun.com

基金项目: 国家自然科学基金(61401469, 61501513)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61401469, 61501513)

BRR 观测的运动目标定位问题, 陆续出现了一些算法。文献[12]提出了一种基于最大似然估计(Maximum Likelihood Estimator, MLE)的直接定位方法以及一种最优线性无偏估计(Best Linear Unbiased Estimator, BLUE)定位方法。直接定位方法根据接收信号数据直接构建目标位置和速度的似然函数, 而后通过在参数空间内进行多维网格搜索来得到目标位置参数估计。MLE 是理论上的最优估计, 但是其计算量随着待估参数维数的增加而急剧增加^[13]。BLUE 算法的计算量相对较小, 但是其需要给定初值, 算法性能受初值影响严重。代数解算法不存在初值依赖问题, 具有良好的稳健性和较低的计算量^[14]。因此, 一些学者致力于分布式 MIMO 雷达目标定位代数解算法的研究。文献[15]借鉴经典的两步加权最小二乘(Two-Stage Weighted Least Squares, 2SWLS)思想^[6], 针对分布式 MIMO 雷达系统中的运动目标定位问题, 提出了一种基于分组的两步加权最小二乘(Group-2SWLS)算法, 其基本思想是按照发射单元(或接收单元)将系统的观测分为若干组, 而后利用两步加权最小二乘思想从每个分组中独立估计出目标位置参数, 最后将各组的估计结果融合, 得到目标位置速度的最终估计。Group-2SWLS 算法建立在各组的观测误差独立的基础上, 但是在实际应用中, 这一假设一般很难满足, 从而造成算法定位性能的下降。为此, 文献[16]提出了一种基于差分的两步加权最小二乘(Difference-2SWLS)算法, 其基本思想是通过将部分观测作为参考, 将 BR-BRR 观测转化为 RD-RRD 观测, 而后利用两步加权最小二乘算法得到目标位置和速度估计。Difference-2SWLS 算法无需将观测分组, 然而, 将 BR-BRR 观测转化为 RD-RDD 观测, 导致了方程数量的下降, 从而造成定位精度的下降。因此, 有必要进一步针对分布式 MIMO 雷达中的目标定位问题进行进一步研究。

本文针对分布式 MIMO 雷达中的目标定位问题, 利用 BR-BRR 观测, 对目标位置和速度进行估计。将多步加权最小二乘思想应用到本文定位模型中, 提出了一种适用于分布式 MIMO 雷达目标定位问题的代数解算法。算法遵循文献[17]中的 3 步加权最小二乘基本框架, 并将其改进和扩展至本文的定位模型中。算法无需给定初值, 具有较好的稳健性。相比于现有的代数解算法, 本文算法在定位精度方面具有显著优势。

2 定位场景

本文考虑的 K 维($K = 2$ 或 3)分布式 MIMO 雷达定位场景如图 1 所示^[10]: 假设场景中有 M 个运动

(或静止)发射单元, N 个运动(或静止)接收单元, 一个运动目标。目标的位置 $\mathbf{u} = [u(1), u(2), \dots, u(K)]^T$ 和速度 $\dot{\mathbf{u}} = [\dot{u}(1), \dot{u}(2), \dots, \dot{u}(K)]^T$ 为待估参数。发射单元 m 的位置为 $\mathbf{s}_m^t = [s_m^t(1), s_m^t(2), \dots, s_m^t(K)]^T$, 速度为 $\dot{\mathbf{s}}_m^t = [\dot{s}_m^t(1), \dot{s}_m^t(2), \dots, \dot{s}_m^t(K)]^T$, 接收单元 n 的位置为 $\mathbf{s}_n^r = [s_n^r(1), s_n^r(2), \dots, s_n^r(K)]^T$, 速度为 $\dot{\mathbf{s}}_n^r = [\dot{s}_n^r(1), \dot{s}_n^r(2), \dots, \dot{s}_n^r(K)]^T$ 。

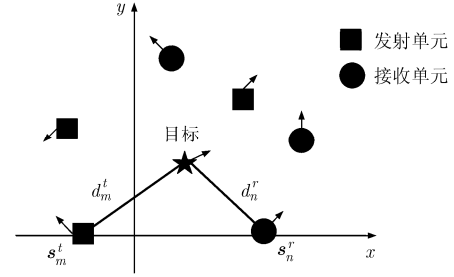


图 1 分布式 MIMO 雷达定位模型

那么, 目标到发射单元 m 的距离和距离变化率分别可以表示为

$$d_m^t = \|\mathbf{u} - \mathbf{s}_m^t\| \quad (1)$$

$$\dot{d}_m^t = (\mathbf{u} - \mathbf{s}_m^t)^T (\dot{\mathbf{u}} - \dot{\mathbf{s}}_m^t) / R_m^t \quad (2)$$

式中, $\|\cdot\|$ 表示 2-范数。同样地, 目标到接收单元 n 的距离和距离变化率分别为

$$d_n^r = \|\mathbf{u} - \mathbf{s}_n^r\| \quad (3)$$

$$\dot{d}_n^r = (\mathbf{u} - \mathbf{s}_n^r)^T (\dot{\mathbf{u}} - \dot{\mathbf{s}}_n^r) / d_n^r \quad (4)$$

根据定义, 对应于发射单元 m 和接收单元 n 的 BR 和 BRR 分别为 $r_{m,n}^o = R_m^t + R_n^r$ 和 $\dot{r}_{m,n}^o = \dot{R}_m^t + \dot{R}_n^r$ 。考虑到实际观测中不可避免地会存在误差, 得到 BR 和 BRR 的观测方程为

$$r_{m,n} = r_{m,n}^o + \Delta r_{m,n} \quad (5)$$

$$\dot{r}_{m,n} = \dot{r}_{m,n}^o + \Delta \dot{r}_{m,n} \quad (6)$$

式中, $\Delta r_{m,n}$ 和 $\Delta \dot{r}_{m,n}$ 为加性的零均值高斯噪声。令 $\mathbf{r} = [r_1^T \ r_2^T \ \dots \ r_N^T]^T$, 其中 $\mathbf{r}_n = [r_{1,n} \ r_{2,n} \ \dots \ r_{M,n}]^T$, $\dot{\mathbf{r}} = [\dot{r}_1^T \ \dot{r}_2^T \ \dots \ \dot{r}_N^T]^T$, 其中 $\dot{\mathbf{r}}_n = [\dot{r}_{1,n} \ \dot{r}_{2,n} \ \dots \ \dot{r}_{M,n}]^T$, 那么, 联合 M 个发射单元和 N 个接收单元, 得到系统整体的观测方程为

$$\mathbf{r} = \mathbf{r}^o + \Delta \mathbf{r} \quad (7)$$

$$\dot{\mathbf{r}} = \dot{\mathbf{r}}^o + \Delta \dot{\mathbf{r}} \quad (8)$$

将 BR 观测和 BRR 观测合并为向量 $\mathbf{q} = [\mathbf{r}^T \ \dot{\mathbf{r}}^T]^T$,

对应的观测误差为 $\Delta \mathbf{q} = [\Delta \mathbf{r}^T \ \Delta \dot{\mathbf{r}}^T]^T$ ，其协方差矩阵为 \mathbf{Q} 。显然，对应于 M 个发射单元和 N 个接收单元，共有 MN 个 BR 观测和 MN 个 BRR 观测，本文的目的就是通过联合 MN 个 BR 观测和 MN 个 BRR 观测，估计出目标的位置和速度。

3 定位算法

由于 BR-BRR 观测关于目标位置和速度非线性，因此难以直接得到目标位置和速度的代数解。本文借鉴经典的两步加权最小二乘思想^[6]，通过 3 次加权最小二乘估计，得到目标位置和速度的代数解。

3.1 第 1 步加权最小二乘估计

首先，为了将 BR 观测方程线性化，将式(5)移项得

$$r_{m,n} - d_n^r = d_m^t + \Delta r_{m,n} \quad (9)$$

将式(9)两边平方，在小误差条件下，二阶误差项与一阶误差项相比很小，可以忽略^[18]，而后由此可得

$$\begin{aligned} & 2(\mathbf{s}_n^r - \mathbf{s}_m^t)^T \mathbf{u} + 2r_{m,n} d_n^r \\ &= r_{m,n}^2 + (\mathbf{s}_n^r)^T \mathbf{s}_n^r - (\mathbf{s}_m^t)^T \mathbf{s}_m^t - 2d_m^t \Delta r_{m,n} \end{aligned} \quad (10)$$

对式(10)求导，得到 BRR 关于目标位置和速度的线性方程为

$$\begin{aligned} & 2(\dot{\mathbf{s}}_n^r - \dot{\mathbf{s}}_m^t)^T \mathbf{u} + 2(\mathbf{s}_n^r - \mathbf{s}_m^t)^T \dot{\mathbf{u}} + 2\dot{r}_{m,n} d_n^r + 2r_{m,n} \dot{d}_n^r \\ &= 2r_{m,n} \dot{r}_{m,n} + 2(\dot{\mathbf{s}}_n^r)^T \dot{\mathbf{s}}_n^r - 2(\dot{\mathbf{s}}_m^t)^T \dot{\mathbf{s}}_m^t \\ &\quad - 2\dot{d}_m^t \Delta r_{m,n} - 2d_m^t \Delta \dot{r}_{m,n} \end{aligned} \quad (11)$$

定义辅助向量 $\boldsymbol{\theta}_1 = [\mathbf{u}^T, d_1^r, d_2^r, \dots, d_N^r, \dot{\mathbf{u}}^T, \dot{d}_1^r, \dot{d}_2^r, \dots, \dot{d}_N^r]^T$ ，那么式(10)和式(11)可以表示为如式(12)的线性形式：

$$\mathbf{G}_1 \boldsymbol{\theta}_1 = \mathbf{h}_1 + \Delta \mathbf{h}_1 \quad (12)$$

式中，

$$\begin{aligned} \mathbf{G}_1 &= \begin{bmatrix} \mathbf{G}_{1,s} & \mathbf{G}_{1,r} & \mathbf{O}_{MN \times K} & \mathbf{O}_{MN \times N} \\ \mathbf{G}_{1,\dot{s}} & \mathbf{G}_{1,\dot{r}} & \mathbf{G}_{1,s} & \mathbf{G}_{1,r} \end{bmatrix}, \\ \mathbf{h}_1 &= \begin{bmatrix} \mathbf{h}_{1t} \\ \mathbf{h}_{1f} \end{bmatrix}, \quad \Delta \mathbf{h}_1 = \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{h}_{1t} \\ \Delta \mathbf{h}_{1f} \end{bmatrix} \\ \mathbf{G}_{1,s} &= 2 \begin{bmatrix} \mathbf{s}_1 \\ \mathbf{s}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{s}_N \end{bmatrix}, \quad \mathbf{s}_n = \begin{bmatrix} (\mathbf{s}_n^r - \mathbf{s}_1^t)^T \\ (\mathbf{s}_n^r - \mathbf{s}_2^t)^T \\ \vdots \\ (\mathbf{s}_n^r - \mathbf{s}_M^t)^T \end{bmatrix}, \\ \mathbf{G}_{1,r} &= 2 \begin{bmatrix} r_1 & \mathbf{0}_{M \times 1} & \cdots & \mathbf{0}_{M \times 1} \\ \mathbf{0}_{M \times 1} & r_2 & \cdots & \mathbf{0}_{M \times 1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0}_{M \times 1} & \mathbf{0}_{M \times 1} & \cdots & r_N \end{bmatrix}, \quad \mathbf{r}_n = \begin{bmatrix} r_{1,n} \\ r_{2,n} \\ \vdots \\ r_{M,n} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{G}_{1,\dot{s}} &= 2 \begin{bmatrix} \dot{\mathbf{s}}_1 \\ \dot{\mathbf{s}}_2 \\ \vdots \\ \dot{\mathbf{s}}_N \end{bmatrix}, \quad \dot{\mathbf{s}}_n = \begin{bmatrix} (\dot{\mathbf{s}}_n^r - \dot{\mathbf{s}}_1^t)^T \\ (\dot{\mathbf{s}}_n^r - \dot{\mathbf{s}}_2^t)^T \\ \vdots \\ (\dot{\mathbf{s}}_n^r - \dot{\mathbf{s}}_M^t)^T \end{bmatrix}, \\ \mathbf{G}_{1,\dot{r}} &= 2 \begin{bmatrix} \dot{r}_1 & \mathbf{0}_{M \times 1} & \cdots & \mathbf{0}_{M \times 1} \\ \mathbf{0}_{M \times 1} & \dot{r}_2 & \cdots & \mathbf{0}_{M \times 1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0}_{M \times 1} & \mathbf{0}_{M \times 1} & \cdots & \dot{r}_N \end{bmatrix}, \quad \dot{\mathbf{r}}_n = \begin{bmatrix} \dot{r}_{1,n} \\ \dot{r}_{2,n} \\ \vdots \\ \dot{r}_{M,n} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_{1t} &= \begin{bmatrix} \mathbf{h}_{1t1} \\ \mathbf{h}_{1t2} \\ \vdots \\ \mathbf{h}_{1tN} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{h}_{1tn} = \begin{bmatrix} r_{1,n}^2 + (\mathbf{s}_n^r)^T \mathbf{s}_n^r - (\mathbf{s}_1^t)^T \mathbf{s}_1^t \\ r_{2,n}^2 + (\mathbf{s}_n^r)^T \mathbf{s}_n^r - (\mathbf{s}_2^t)^T \mathbf{s}_2^t \\ \vdots \\ r_{M,n}^2 + (\mathbf{s}_n^r)^T \mathbf{s}_n^r - (\mathbf{s}_M^t)^T \mathbf{s}_M^t \end{bmatrix}, \\ \mathbf{h}_{1f} &= \begin{bmatrix} \mathbf{h}_{1f1} \\ \mathbf{h}_{1f2} \\ \vdots \\ \mathbf{h}_{1fN} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{h}_{1fn} = 2 \begin{bmatrix} r_{1,n} \dot{r}_{1,n} + (\dot{\mathbf{s}}_n^r)^T \dot{\mathbf{s}}_n^r - (\dot{\mathbf{s}}_1^t)^T \dot{\mathbf{s}}_1^t \\ r_{2,n} \dot{r}_{2,n} + (\dot{\mathbf{s}}_n^r)^T \dot{\mathbf{s}}_n^r - (\dot{\mathbf{s}}_2^t)^T \dot{\mathbf{s}}_2^t \\ \vdots \\ r_{M,n} \dot{r}_{M,n} + (\dot{\mathbf{s}}_n^r)^T \dot{\mathbf{s}}_n^r - (\dot{\mathbf{s}}_M^t)^T \dot{\mathbf{s}}_M^t \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (16)$$

$$\Delta \mathbf{h}_1 = \mathbf{B}_1 \Delta \mathbf{q}, \quad \mathbf{B}_1 = \begin{bmatrix} \mathbf{B} & \mathbf{O}_{MN \times MN} \\ \dot{\mathbf{B}} & \mathbf{B} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{B} = \text{diag}(\mathbf{B}_{11}, \mathbf{B}_{12}, \dots, \mathbf{B}_{1N}),$$

$$\dot{\mathbf{B}} = \text{diag}(\dot{\mathbf{B}}_{11}, \dot{\mathbf{B}}_{12}, \dots, \dot{\mathbf{B}}_{1N}) \quad (17)$$

$$\mathbf{B}_{1n} = -2 \text{diag}(d_1^t, d_2^t, \dots, d_M^t),$$

$$\dot{\mathbf{B}}_{1n} = -2 \text{diag}(\dot{d}_1^t, \dot{d}_2^t, \dots, \dot{d}_M^t) \quad (18)$$

那么，式(12)的加权最小二乘解为

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_1 = (\mathbf{G}_1^T \mathbf{W}_1 \mathbf{G}_1)^{-1} \mathbf{G}_1^T \mathbf{W}_1 \mathbf{h}_1 \quad (19)$$

式中， \mathbf{W}_1 为加权矩阵。根据加权最小二乘理论，使得加权误差平方和 $\Delta \mathbf{h}_1^T \mathbf{W}_1 \Delta \mathbf{h}_1$ 最小的 \mathbf{W}_1 为

$$\mathbf{W}_1 = [\mathbf{E}(\Delta \mathbf{h}_1 \Delta \mathbf{h}_1^T)]^{-1} = [\mathbf{B}_1 \mathbf{Q} \mathbf{B}_1^T]^{-1} \quad (20)$$

注意到 \mathbf{W}_1 中含有待估的目标位置和速度参数。而在估计过程中，目标位置和速度的真实值并不可知。这里，先令 $\mathbf{W}_1 = \mathbf{Q}^{-1}$ ，得到 $\boldsymbol{\theta}_1$ 估计值后，再利用 $\boldsymbol{\theta}_1$ 估计值得到更为精确的 \mathbf{W}_1 。通常，重复计算 1 至 2 次即可得到足够精度的解。在后续仿真实验中，重复次数设为 2。选取式(20)中的 \mathbf{W}_1 作为加权矩阵，对应的 $\boldsymbol{\theta}_1$ 的估计方差为

$$\text{cov}(\boldsymbol{\theta}_1) = (\mathbf{G}_1^T \mathbf{W}_1 \mathbf{G}_1)^{-1} \quad (21)$$

3.2 第2步加权最小二乘估计

$\hat{\theta}_1$ 中的第1到第 K 个元素为目标位置估计,第 $N+K+1$ 到第 $N+2K$ 个元素为目标速度估计,但这些估计并不够准确。原因在于求解 $\hat{\theta}_1$ 过程中,假设辅助参数与目标位置参数 \mathbf{u} , $\dot{\mathbf{u}}$ 不相关,而实际上,由式(3)和式(4)可知,辅助参数与目标位置参数 \mathbf{u} , $\dot{\mathbf{u}}$ 是相关的:

$$-2(\mathbf{s}_n^r)^T \mathbf{u} + \mathbf{u}^T \mathbf{u} = (d_n^r)^2 - (\mathbf{s}_n^r)^T \mathbf{s}_n^r \quad (22)$$

$$-(\dot{\mathbf{s}}_n^r)^T \mathbf{u} - (\mathbf{s}_n^r)^T \dot{\mathbf{u}} + \mathbf{u}^T \dot{\mathbf{u}} = d_n^r \dot{d}_n^r - (\mathbf{s}_n^r)^T \dot{\mathbf{s}}_n^r \quad (23)$$

根据多步加权最小二乘思想,目标位置和速度的估计应使式(22),式(23)的等式误差尽可能小,且同时保持与式(19)中估计尽可能接近。令 $\theta_1(i)$ 表示 θ_1 的第 i 个元素, $\theta_{1,u} = [\theta_1(1), \theta_1(2), \dots, \theta_1(K)]^T$ 为 θ_1 中目标位置的估计, $\theta_{1,\dot{u}} = [\theta_1(N+K+1), \theta_1(N+K+2), \dots, \theta_1(N+2K)]^T$ 为 θ_1 中目标速度的估计,为了修正 θ_1 的估计结果,提高目标位置和速度估计精度,定义 $\theta_2 = [\mathbf{u}^T, \rho, \dot{\mathbf{u}}^T, \dot{\rho}]^T$,其中 $\rho = \mathbf{u}^T \mathbf{u}, \dot{\rho} = \mathbf{u}^T \dot{\mathbf{u}}$,那么可以构建线性方程:

$$\mathbf{G}_2 \theta_2 = \mathbf{h}_2 + \Delta \mathbf{h}_2 \quad (24)$$

$$\mathbf{G}_2 = \begin{bmatrix} \mathbf{G}_{2t} \\ \mathbf{G}_{2f} \end{bmatrix}, \mathbf{G}_{2t} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{K \times K} & \mathbf{0}_{K \times 1} & \mathbf{O}_{K \times K} & \mathbf{0}_{K \times 1} \\ -2(\mathbf{s}_1^r)^T & 1 & \mathbf{0}_{K \times 1}^T & 0 \\ -2(\mathbf{s}_2^r)^T & 1 & \mathbf{0}_{K \times 1}^T & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -2(\mathbf{s}_N^r)^T & 1 & \mathbf{0}_{K \times 1}^T & 0 \end{bmatrix}, \quad (25)$$

$$\mathbf{G}_{2f} = \begin{bmatrix} \mathbf{O}_{K \times K} & \mathbf{0}_{K \times 1} & \mathbf{I}_{K \times K} & \mathbf{0}_{K \times 1} \\ -(\dot{\mathbf{s}}_1^r)^T & 0 & -(\mathbf{s}_1^r)^T & 1 \\ -(\dot{\mathbf{s}}_2^r)^T & 0 & -(\mathbf{s}_2^r)^T & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ -(\dot{\mathbf{s}}_N^r)^T & 0 & -(\mathbf{s}_N^r)^T & 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{h}_2 = \begin{bmatrix} \mathbf{h}_{2t} \\ \mathbf{h}_{2f} \end{bmatrix}, \mathbf{h}_{2t} = \begin{bmatrix} \theta_{1,u} \\ \theta_1^2(K+1) - (\mathbf{s}_1^r)^T \mathbf{s}_1^r \\ \theta_1^2(K+2) - (\mathbf{s}_2^r)^T \mathbf{s}_2^r \\ \vdots \\ \theta_1^2(K+N) - (\mathbf{s}_N^r)^T \mathbf{s}_N^r \end{bmatrix}, \quad (26)$$

$$\mathbf{h}_{2f} = \begin{bmatrix} \theta_{1,\dot{u}} \\ \theta_1(N+2K+1)\theta_1(K+1) - (\mathbf{s}_n^r)^T \dot{\mathbf{s}}_n^r \\ \theta_1(N+2K+2)\theta_1(K+2) - (\mathbf{s}_n^r)^T \dot{\mathbf{s}}_n^r \\ \vdots \\ \theta_1(N+2K+N)\theta_1(K+N) - (\mathbf{s}_n^r)^T \dot{\mathbf{s}}_n^r \end{bmatrix}$$

$$\Delta \mathbf{h}_2 = \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{h}_{2t} \\ \Delta \mathbf{h}_{2f} \end{bmatrix} = \mathbf{B}_2 \Delta \theta_1, \mathbf{B}_2 = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{B}} & \mathbf{O}_{(N+K) \times (N+K)} \\ \tilde{\mathbf{B}} & \tilde{\mathbf{B}} \end{bmatrix} \quad (27)$$

$$\tilde{\mathbf{B}} = -\text{diag}(\mathbf{1}_{1 \times K}, 2\theta_1(K+1), \dots, 2\theta_1(K+N)),$$

$$\tilde{\mathbf{B}} = -\text{diag}(\mathbf{1}_{1 \times K}, \theta_1(N+2K+1), \dots, \theta_1(N+2K+N)) \quad (28)$$

式(24)中,第1~第 K 和第 $N+K+1$ ~第 $N+2K$ 行分别来自于式(19)中目标位置和速度的估计,其余则来自于式(22)和式(23)中辅助参数与目标位置参数之间的约束关系。式(12)的加权最小二乘解为

$$\hat{\theta}_2 = (\mathbf{G}_2^T \mathbf{W}_2 \mathbf{G}_2)^{-1} \mathbf{G}_2^T \mathbf{W}_2 \mathbf{h}_2 \quad (29)$$

式中, \mathbf{W}_2 为加权矩阵。根据加权最小二乘理论,使得加权误差平方和 $\Delta \mathbf{h}_2^T \mathbf{W}_2 \Delta \mathbf{h}_2$ 最小的 \mathbf{W}_2 为

$$\mathbf{W}_2 = [\mathbf{E}(\Delta \mathbf{h}_2 \Delta \mathbf{h}_2^T)]^{-1} = [\mathbf{B}_2 \text{cov}(\theta_1) \mathbf{B}_2^T]^{-1} \quad (30)$$

选取式(30)中的 \mathbf{W}_2 作为加权矩阵,对应的 θ_2 的估计方差为

$$\text{cov}(\theta_2) = (\mathbf{G}_2^T \mathbf{W}_2 \mathbf{G}_2)^{-1} \quad (31)$$

3.3 第3步加权最小二乘估计

在第2步加权最小二乘估计中,消除了辅助参数 $d_1^t, d_2^t, \dots, d_N^t, \dot{d}_1^t, \dot{d}_2^t, \dots, \dot{d}_N^t$,但是构建的辅助向量 θ_2 中,引入了冗余参数 $\rho, \dot{\rho}$,而 $\rho, \dot{\rho}$ 和 $\mathbf{u}, \dot{\mathbf{u}}$ 是相关的。

$$\mathbf{u}^T \mathbf{u} = \rho \quad (32)$$

$$\mathbf{u}^T \dot{\mathbf{u}} = \dot{\rho} \quad (33)$$

为了进一步提高目标位置参数的估计精度,利用 $\rho, \dot{\rho}$ 和 $\mathbf{u}, \dot{\mathbf{u}}$ 的函数关系,构建线性方程:

$$\mathbf{G}_3 \theta_3 = \mathbf{h}_3 + \Delta \mathbf{h}_3 \quad (34)$$

$$\mathbf{G}_3 = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{K \times K} & \mathbf{0}_{K \times 1} \\ \mathbf{1}_{K \times 1}^T & 0 \\ \mathbf{O}_{K \times K} & \mathbf{I}_{K \times K} \\ \mathbf{0}_{K \times 1}^T & \mathbf{1}_{K \times 1}^T \end{bmatrix}, \theta_3 = \begin{bmatrix} \mathbf{u} \odot \mathbf{u} \\ \mathbf{u} \odot \dot{\mathbf{u}} \end{bmatrix}, \mathbf{h}_3 = \begin{bmatrix} \theta_{2,u} \odot \theta_{2,u} \\ \theta_2(K+1) \\ \theta_{2,u} \odot \theta_{2,\dot{u}} \\ \theta_2(2K+2) \end{bmatrix} \quad (35)$$

$$\Delta \mathbf{h}_3 = \mathbf{B}_3 \Delta \theta_2,$$

$$\mathbf{B}_3 = \begin{bmatrix} -2\text{diag}\{\theta_{2,u}\} & \mathbf{0}_{K \times 1} & \mathbf{O}_{K \times K} & \mathbf{0}_{K \times 1} \\ \mathbf{0}_{K \times 1}^T & -1 & \mathbf{0}_{K \times 1}^T & 0 \\ -\text{diag}\{\theta_{2,\dot{u}}\} & \mathbf{0}_{K \times 1} & -\text{diag}\{\theta_{2,u}\} & \mathbf{0}_{K \times 1} \\ \mathbf{0}_{K \times 1}^T & 0 & \mathbf{0}_{K \times 1}^T & -1 \end{bmatrix} \quad (36)$$

式中,“ \odot ”表示矩阵对应元素之间相乘。式(34)的加权最小二乘解为

$$\hat{\theta}_3 = (\mathbf{G}_3^T \mathbf{W}_3 \mathbf{G}_3)^{-1} \mathbf{G}_3^T \mathbf{W}_3 \mathbf{h}_3 \quad (37)$$

式中, \mathbf{W}_3 为加权矩阵。根据加权最小二乘理论,使

得加权误差平方和 $\Delta \mathbf{h}_3^T \mathbf{W}_3 \Delta \mathbf{h}_3$ 最小的 \mathbf{W}_3 为

$$\mathbf{W}_3 = \left[\mathbf{E}(\Delta \mathbf{h}_3 \Delta \mathbf{h}_3^T) \right]^{-1} = \left[\mathbf{B}_3 \text{cov}(\boldsymbol{\theta}_2) \mathbf{B}_3^T \right]^{-1} \quad (38)$$

选取式(38)中的 \mathbf{W}_3 作为加权矩阵, 对应的 $\boldsymbol{\theta}_3$ 的估计方差为

$$\text{cov}(\boldsymbol{\theta}_3) = \left(\mathbf{G}_2^T \mathbf{W}_2 \mathbf{G}_2 \right)^{-1} \quad (39)$$

在得到 $\boldsymbol{\theta}_3$ 的估计后, 根据 $\boldsymbol{\theta}_3$ 的定义, 目标的位置和速度估计为

$$\mathbf{u} = \mathbf{U} \left[\sqrt{\theta_3(1)}, \sqrt{\theta_3(2)}, \dots, \sqrt{\theta_3(K)} \right]^T \quad (40)$$

$$\dot{\mathbf{u}} = \mathbf{U} \left[\frac{\theta_3(K+1)}{\sqrt{\theta_3(1)}}, \frac{\theta_3(K+2)}{\sqrt{\theta_3(2)}}, \dots, \frac{\theta_3(K+K)}{\sqrt{\theta_3(K)}} \right]^T \quad (41)$$

式中, $\mathbf{U} = \text{diag}\{\text{sgn}(\boldsymbol{\theta}_{2,u})\}$, 是为了消除由于开方运算引起的符号模糊。

4 理论性能分析

本节将推导算法的理论偏差(bias)和方差(variance)。令 $\boldsymbol{\theta} = [\mathbf{u}^T, \dot{\mathbf{u}}^T]^T$, 那么根据 $\boldsymbol{\theta}_3$ 的定义, 对 $\boldsymbol{\theta}_3$ 取微分, 可得

$$\Delta \boldsymbol{\theta} = \mathbf{B}_4^{-1} \Delta \boldsymbol{\theta}_3 \quad (42)$$

$$\mathbf{B}_4 = \begin{bmatrix} -2\text{diag}\{\boldsymbol{\theta}_{2,u}\} & \mathbf{O}_{K \times K} \\ -\text{diag}\{\boldsymbol{\theta}_{2,u}\} & -\text{diag}\{\boldsymbol{\theta}_{2,u}\} \end{bmatrix} \quad (43)$$

显然, $\Delta \boldsymbol{\theta}$ 的计算需要 $\Delta \boldsymbol{\theta}_3$, 而由式(37)、式(36)知, $\Delta \boldsymbol{\theta}_3$ 的计算需要 $\Delta \boldsymbol{\theta}_2$, 由式(29)、式(27)知, $\Delta \boldsymbol{\theta}_2$ 的计算需要 $\Delta \boldsymbol{\theta}_1$, 由式(19)、式(17)知, $\Delta \boldsymbol{\theta}_1$ 的计算需要 $\Delta \mathbf{q}$ 。因此, 将式(37)、式(36)、式(29)、式(27)、式(19)、式(17)依次代入式(42), 可得

$$\begin{aligned} \Delta \boldsymbol{\theta} &= \mathbf{B}_4^{-1} \Delta \boldsymbol{\theta}_3 = \mathbf{B}_4^{-1} \left(\mathbf{G}_3^T \mathbf{W}_3 \mathbf{G}_3 \right)^{-1} \mathbf{G}_3^T \mathbf{W}_3 \Delta \mathbf{h}_3 \\ &= \mathbf{B}_4^{-1} \left(\mathbf{G}_3^T \mathbf{W}_3 \mathbf{G}_3 \right)^{-1} \mathbf{G}_3^T \mathbf{W}_3 \mathbf{B}_3 \Delta \boldsymbol{\theta}_2 \\ &= \mathbf{B}_4^{-1} \left(\mathbf{G}_3^T \mathbf{W}_3 \mathbf{G}_3 \right)^{-1} \mathbf{G}_3^T \mathbf{W}_3 \mathbf{B}_3 \left(\mathbf{G}_2^T \mathbf{W}_2 \mathbf{G}_2 \right)^{-1} \\ &\quad \cdot \mathbf{G}_2^T \mathbf{W}_2 \Delta \mathbf{h}_2 \\ &= \mathbf{B}_4^{-1} \left(\mathbf{G}_3^T \mathbf{W}_3 \mathbf{G}_3 \right)^{-1} \mathbf{G}_3^T \mathbf{W}_3 \mathbf{B}_3 \left(\mathbf{G}_2^T \mathbf{W}_2 \mathbf{G}_2 \right)^{-1} \\ &\quad \cdot \mathbf{G}_2^T \mathbf{W}_2 \mathbf{B}_2 \Delta \boldsymbol{\theta}_1 \\ &= \mathbf{B}_4^{-1} \left(\mathbf{G}_3^T \mathbf{W}_3 \mathbf{G}_3 \right)^{-1} \mathbf{G}_3^T \mathbf{W}_3 \mathbf{B}_3 \left(\mathbf{G}_2^T \mathbf{W}_2 \mathbf{G}_2 \right)^{-1} \\ &\quad \cdot \mathbf{G}_2^T \mathbf{W}_2 \mathbf{B}_2 \left(\mathbf{G}_1^T \mathbf{W}_1 \mathbf{G}_1 \right)^{-1} \mathbf{G}_1^T \mathbf{W}_1 \Delta \mathbf{h}_1 \\ &= \mathbf{B}_4^{-1} \left(\mathbf{G}_3^T \mathbf{W}_3 \mathbf{G}_3 \right)^{-1} \mathbf{G}_3^T \mathbf{W}_3 \mathbf{B}_3 \left(\mathbf{G}_2^T \mathbf{W}_2 \mathbf{G}_2 \right)^{-1} \\ &\quad \cdot \mathbf{G}_2^T \mathbf{W}_2 \mathbf{B}_2 \left(\mathbf{G}_1^T \mathbf{W}_1 \mathbf{G}_1 \right)^{-1} \mathbf{G}_1^T \mathbf{W}_1 \mathbf{B}_1 \Delta \mathbf{q} \quad (44) \end{aligned}$$

对式(44)取期望, 可得, $\mathbf{E}(\Delta \boldsymbol{\theta}) = 0$, 算法为无偏估计。将式(44)中的 $\Delta \boldsymbol{\theta}$ 乘以其转置, 并求期望, 可得 $\Delta \boldsymbol{\theta}$ 的方差:

$$\text{cov}(\boldsymbol{\theta}) = \mathbf{E}(\Delta \boldsymbol{\theta} \Delta \boldsymbol{\theta}^T) = \left(\mathbf{G}_4^T \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{G}_4 \right)^{-1} \quad (45)$$

式中,

$$\mathbf{G}_4 = \mathbf{B}_1^{-1} \mathbf{G}_1 \mathbf{B}_2^{-1} \mathbf{G}_2 \mathbf{B}_3^{-1} \mathbf{G}_3 \mathbf{B}_4 \quad (46)$$

为了将估计方差和系统的 CRLB 进行比较, 下面推导系统的 CRLB。首先, 系统的 Fisher 信息矩阵为

$$\begin{aligned} \mathbf{J} &= \mathbf{E} \left[\left(\frac{\partial \ln p(\mathbf{q}; \boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}} \right)^T \left(\frac{\partial \ln p(\mathbf{q}; \boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}} \right) \right] \\ &= \mathbf{E} \left[\left(\frac{\partial \mathbf{q}}{\partial \boldsymbol{\theta}} \right)^T \mathbf{Q}^{-1} \left(\frac{\partial \mathbf{q}}{\partial \boldsymbol{\theta}} \right) \right] \quad (47) \end{aligned}$$

CRLB 为 Fisher 信息矩阵的逆, 那么

$$\text{CRLB}(\boldsymbol{\theta}) = \mathbf{J}^{-1} = \left[\left(\frac{\partial \mathbf{q}}{\partial \boldsymbol{\theta}} \right)^T \mathbf{Q}^{-1} \left(\frac{\partial \mathbf{q}}{\partial \boldsymbol{\theta}} \right) \right]^{-1} \quad (48)$$

由式(44)可得

$$\frac{\partial \mathbf{q}}{\partial \boldsymbol{\theta}} = \mathbf{B}_1^{-1} \mathbf{G}_1 \mathbf{B}_2^{-1} \mathbf{G}_2 \mathbf{B}_3^{-1} \mathbf{G}_3 \mathbf{B}_4 \quad (49)$$

比较式(48)中的 CRLB 和式(45)中算法的方差, 可以发现二者相等, 因此, 本文算法的理论误差可以达到 CRLB。注意到, 这里的 CRLB 与文献[16]中用于算法对比的 CRLB 不同, 在后续仿真实验中将对此进行比较。

5 仿真实验

本节通过仿真实验评估本文算法的定位性能。仿真场景设置如下: 3 维场景中有 1 个运动目标, 分布式 MIMO 雷达中包含 5 个发射单元, 4 个接收单元, 其位置和速度如表 1 所示。BR-BRR 的观测误差设置为服从零均值的高斯分布, 协方差矩阵 $\mathbf{Q} = \text{diag}(\sigma^2 \mathbf{R}, 0.1\sigma^2 \mathbf{R})$, 其中 \mathbf{R} 为 $MN \times MN$ 的矩阵, 其对角线元素为 1, 其余元素为 $0.5^{|i-j|}$, σ 用来衡量 BR-BRR 测量误差的大小。信号形式、信噪比(Signal Noise Ratio, SNR)等因素决定了 BR-BRR 测量误差的大小。为了仿真以上因素对算法性能的影响, 在不同的测量误差条件 σ 下, 利用算法进行蒙特卡洛仿真定位实验, 定位误差为 2000 次蒙特卡洛仿真的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE), 其定义为

$$\text{RMSE}(\mathbf{u}) = \sqrt{\sum_{n=1}^{2000} \sum_{k=1}^K |\hat{u}(k, n) - u(k)|^2} \quad (50)$$

$$\text{RMSE}(\dot{\mathbf{u}}) = \sqrt{\sum_{n=1}^{2000} \sum_{k=1}^K |\hat{\dot{u}}(k, n) - \dot{u}(k)|^2} \quad (51)$$

式中, $\hat{u}(k, n)$ 和 $\hat{\dot{u}}(k, n)$ 分别表示目标位置和速度向量中第 k 个元素在第 n 次蒙特卡洛仿真中的估计值, $u(k)$ 和 $\dot{u}(k)$ 表示其真实值。

仿真 1 基于 BR-BRR 定位与基于 RD-RRD 定位的精度比较

上文提到, 文献[16]中将 BR-BRR 观测转化为了 RD-RRD 观测, 因此本质上文献[16]中的 CRLB

表 1 发射单元和接收单元位置及速度

发射单元	Tr1	Tr2	Tr3	Tr4	Tr5	接收单元	Rx1	Rx2	Rx3	Rx4
$x(m)$	4000	4000	-4000	-4000	1000	$x(m)$	0	5000	0	-5000
$y(m)$	4000	-4000	4000	-4000	2000	$y(m)$	5000	0	-5000	0
$z(m)$	-250	250	750	100	1000	$z(m)$	0	500	1000	1500
$\dot{x}(m/s)$	50	-50	-50	50	10	$\dot{x}(m/s)$	200	0	-200	100
$\dot{y}(m/s)$	50	50	-50	-50	10	$\dot{y}(m/s)$	0	200	0	100
$\dot{z}(m/s)$	0	25	50	75	10	$\dot{z}(m/s)$	0	100	200	50

是基于 RD-RRD 定位方法的理论误差极限,而非基于 BR-BRR 定位的误差极限。下面通过比较两种定位算法的 CRLB 来评估两种算法的理论性能,结果如图 2 所示。

图 2 给出了基于 BR-BRR 定位与基于 RD-RRD 定位的 CRLB 比较情况。从图中可以看出,基于 BR-BRR 的定位系统的精度显著高于基于 RD-RRD 定位系统。原因在于文献[16]为了将观测方程的线性化以及减小观测偏差的影响,将 BR-BRR 观测转化为了 RD-RRD 观测。而将 BR-BRR 观测转化为 RD-RRD 观测需要选定一组 BR-BRR 观测作为参考,造成观测方程数量的显著减少以及有用信息的丢失,从而导致定位精度的下降。

仿真 2 算法对近场目标的定位精度分析

为分析算法对近场目标定位性能,在不同的观测误差条件下,进行仿真定位。近场目标的位置设置为 $\mathbf{u} = [3000, 3000, 1000]^T m$, 速度为 $\dot{\mathbf{u}} = [30, 30, 10]^T m/s$ 。为了比较算法的性能,将本文算法与文献[15]中的 Group-2WLS 算法和文献[16]中的 Difference-2WLS 算法进行对比。仿真结果如图 3 所示。

图 3 给出了算法对近场目标定位的均方根误差情况。从图中可以看出, Difference-2WLS 和 Group-2WLS 算法达不到 CRLB, Difference-2WLS 算法在

观测误差较大时,定位误差低于 Group-2WLS 算法,但高于本文算法。Group-2WLS 算法的定位误差高于 CRLB 的原因在于其建立在各组观测的误差独立的基础上,而这一假设在本文的仿真条件中并不满足。Difference-2WLS 算法的定位误差高于 CRLB 的原因在于其算法在将 BR-BRR 观测转化为 RD-RRD 的过程中造成了方程数量的减少。与以上两种算法相比,本文算法的定位误差最小,且在观测误差适中时,可以达到 CRLB。虽然在观测误差较大时($\sigma > 10^{1.5} m$),本文算法的定位误差也略微偏离 CRLB,但仍优于其余两种算法。

仿真 3 算法对远场目标的定位精度分析

为分析算法对远场目标定位性能,在不同的观测误差条件下,进行仿真定位。远场目标的位置设置为 $\mathbf{u} = [30000, 30000, 10000]^T m$, 速度为 $\dot{\mathbf{u}} = [300, 300, 100]^T m/s$ 。仿真结果如图 4 所示。

图 4 给出了算法对远场目标定位的均方根误差情况。从中可以看出,对于远场目标,本文算法同样表现出了优于 Difference-2WLS 和 Group-2WLS 算法的定位精度,且定位误差逼近 CRLB。不同的是,相比于近场目标, Difference-2WLS 算法在远场情况下的定位性能发生了明显下降。原因在于对于远场目标,将 BR-BRR 观测转化为 RD-RRD 观测,得到 RD-RRD 观测的数值会比近场目标更小,从而

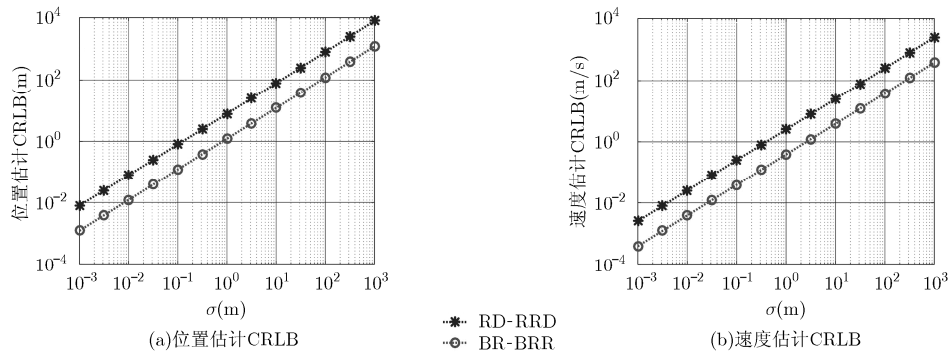


图 2 基于 RD-RRD 定位和基于 BR-BRR 定位系统的精度比较 ($\mathbf{u} = [10000, 10000, 5000]^T m, \dot{\mathbf{u}} = [100, 100, 50]^T m/s$)

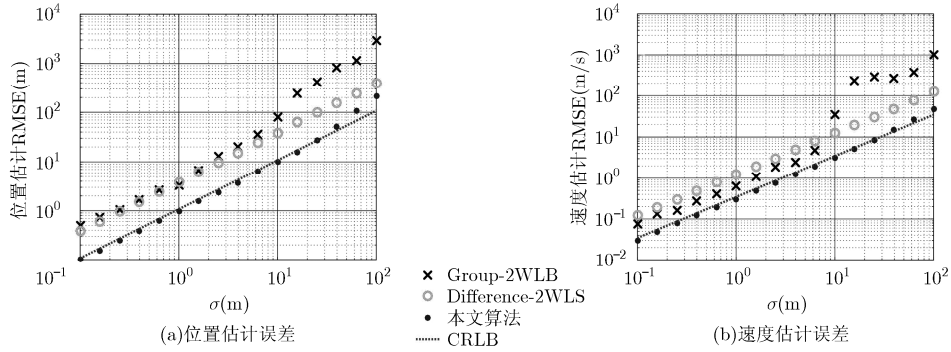


图 3 不同观测误差条件下算法对近场目标的定位误差 ($\mathbf{u} = [3000, 3000, 1000]^T$ m, $\dot{\mathbf{u}} = [30, 30, 10]^T$ m/s)

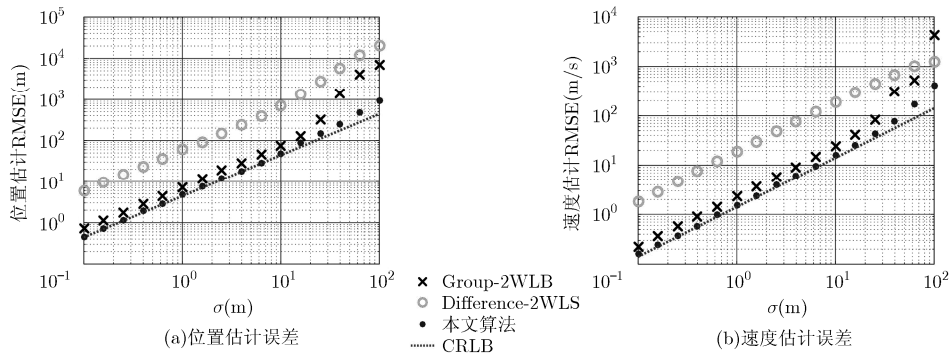


图 4 不同观测误差条件下算法对远场目标的定位误差 ($\mathbf{u} = [30000, 30000, 10000]^T$ m, $\dot{\mathbf{u}} = [300, 300, 100]^T$ m/s)

导致相对观测误差增大, 进而导致定位性能的下降。

仿真 4 计算复杂度分析

计算复杂度是衡量定位算法处理实时性的重要指标, 其主要由算法中的实数乘法次数决定。为此, 我们统计了本文算法的计算复杂度, 并将其与 Group-2WLS 算法和 Difference-2WLS 算法进行比较。结果如表 2 所示。

表中, N_p 为计算加权矩阵时的重复次数, 在仿真实验中设置为 2。可以看出, 本文算法相比于 Group-2WLS 算法和 Difference-2WLS 算法, 计算复杂度有所增加。Difference-2WLS 算法的计算复杂

度最低, 但由仿真 2 和仿真 3 的结果可知, Difference-2WLS 算法的定位精度最差。Group-2WLS 算法的计算复杂度介于本文算法和 Difference-2WLS 算法之间, 其计算复杂度亦然。

6 结论

本文研究了分布式 MIMO 雷达中运动目标的定位问题, 以双基地距离及其变化率作为观测, 提出了一种基于多步加权最小二乘的代数解算法。算法借鉴辐射源定位问题中经典的两步加权最小二乘思想, 通过多次简单的约束加权最小二乘估计, 得

表 2 算法计算复杂度分析

算法	计算复杂度	复杂度比
本文算法	$O\{N_p(16M^2N^2(N+K) + 16MN(N+K)^2 + 16M^3N^3 + 8(N+K)^3 + 4MN(N+K) + 16(N+K)^2(K+1) + 16(N+K)(K+1)^2 + 16(N+K)^3 + 8(K+1)^3 + 4(K+1)(N+K) + 16K^2(K+1) + 16K(K+1)^2 + 16(K+1)^3 + 8K^3 + 4K(K+1))\}$	1.0
Group-2WLS	$O\{N_p(16(M-1)^2N^2(K+1) + 16(M-1)N(K+1)^2 + 16(M-1)^3N^3 + 8(K+1)^3 + 4(M-1)N(K+1) + 16K^2(K+1) + 16K(K+1)^2 + 16(K+1)^3 + 8K^3 + 4K(K+1))\}$	0.4436
Difference-2WLS	$O\{N_pM(16N^2(K+1) + 16N(K+1)^2 + 16N^3 + 8(K+1)^3 + 4N(K+1) + M(16K^2(K+1) + 16K(K+1)^2 + 16(K+1)^3 + 8K^3 + 4K(K+1)) + 8M(K+1)^3 + 4M(K+1)^2)\}$	0.1322

到了目标位置和速度的高精度估计。算法克服了迭代类算法的初值依赖问题, 具有较好的稳健性。推导了算法的理论误差, 从理论上证明了算法具有无偏性, 并且可以达到 CRLB。通过仿真实验, 将本文算法与现有算法进行了比较, 表明了算法在定位精度上具有显著优势。本文算法具有较高的通用性: 不仅可以应用于本文的分布式 MIMO 雷达系统, 还可以应用于多发单收^[19]、单发多收系统^[20], 以及近年来研究较多的基于外辐射源的无源雷达目标定位问题^[21]。此外, 早期 MIMO 雷达的应用是地面固定雷达, 然而随着多平台通信技术以及接收阵小型化技术的发展, 未来除了固定平台外, MIMO 系统将越来越多地被安装在地面或空中的运动平台上^[22,23]。相比于基于 BR 测量的目标定位算法, 本文算法不仅可以应用于固定平台, 还可以应用于运动平台, 具有良好的适应性。

参考文献

- [1] TIDESTAV C, AHLEN A, and STERNAD M. Realizable MIMO decision feedback equalizers: Structure and design[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2001, 49(1): 121–133. doi: 10.1109/78.890353.
- [2] 胡勤振, 苏洪涛, 刘子威, 等. 配准误差下的多基地雷达目标检测算法[J]. *电子与信息学报*, 2017, 39(1): 88–94. doi: 10.11999/JEIT160207.
HU Qinzhen, SU Hongtao, LIU Ziwei, *et al.* Target detection algorithm for multistatic radar with registration errors[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(1): 88–94. doi: 10.11999/JEIT160207.
- [3] HU Q, SU H, ZHOU S, *et al.* Target detection in distributed MIMO radar with registration errors[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2016, 52(1): 438–450. doi: 10.1109/TAES.2015.140479.
- [4] LIANG J, CHI S L, and SO H C. Lagrange programming neural network approach for target localization in distributed MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, 64(6): 1574–1585. doi: 10.1109/TSP.2015.2500881.
- [5] NOROOZI A and SEBT M A. Weighted least squares target location estimation in multi-transmitter multi-receiver passive radar using bistatic range measurements[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2016, 10(6): 1088–1097. doi: 10.1049/iet-rsn.2015.0446.
- [6] HO K C and XU W. An accurate algebraic solution for moving source location using TDOA and FDOA measurements[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2004, 52(9): 2453–2463. doi: 10.1109/TSP.2004.831921.
- [7] HO K C, LU X, and 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. doi: 10.1109/TSP.2006.885744.
- [8] WANG G, CAI S, LI Y, *et al.* A bias-reduced nonlinear WLS method for TDOA/FDOA based source localization[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(10): 8603–8615. doi: 10.1109/TVT.2015.2508501.
- [9] YU H, HUANG G, GAO J, *et al.* Approximate maximum likelihood algorithm for moving source localization using TDOA and FDOA measurements[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2012, 25(4): 593–597. doi: 10.1016/S1000-9361(11)60423-8.
- [10] WANG G, LI Y, and ANSARI N. A semidefinite relaxation method for source localization using TDOA and FDOA measurements[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2013, 62(2): 853–862. doi: 10.1109/TVT.2012.2225074.
- [11] 曲付勇, 孟祥伟. 基于约束总体最小二乘方法的到达时差到达频差无源定位算法[J]. *电子与信息学报*, 2014, 36(5): 1075–1081. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.01019.
QU Fuyong and MENG Xiangwei. Source localization using TDOA and FDOA measurements based on constrained total least squares algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(5): 1075–1081. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.01019.
- [12] GODRICH H, HAIMOVICH A M, and BLUM R S. Target localization accuracy gain in MIMO radar-based systems[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2010, 56(6): 2783–2803. doi: 10.1109/TIT.2010.2046246.
- [13] NIU R, BLUM R S, VARSHNEY P K, *et al.* Target localization and tracking in noncoherent multiple-input multiple-output radar systems[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(2): 1466–1489. doi: 10.1109/TAES.2012.6178073.
- [14] LIN L, SO H C, CHAN F K W, *et al.* A new constrained weighted least squares algorithm for TDOA-based localization[J]. *Signal Processing*, 2013, 93(11): 2872–2878. doi: 10.1016/j.sigpro.2013.04.004.
- [15] DU Yanshen and WEI Ping. An explicit solution for target localization in noncoherent distributed MIMO radar systems[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2014, 21(9): 1093–1097. doi: 10.1109/LSP.2014.2325999.
- [16] YANG H and CHUN J. An improved algebraic solution for moving target localization in noncoherent MIMO radar systems[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, 64(1): 258–270. doi: 10.1109/TSP.2015.2477803.
- [17] PARK C and CHANG J. Closed-form localization for distributed MIMO radar systems using time delay measurements[J]. *IEEE Transactions on Wireless*

- Communications*, 2016, 15(2): 1480–1490. doi: 10.1109/TWC.2015.2490677.
- [18] 周成, 黄高明, 单鸿昌, 等. 基于最大似然估计的 TDOA/FDOA 无源定位偏差补偿算法[J]. *航空学报*, 2015, 36(3): 979–986. doi: 10.7527/S1000-6893.2014.0317.
ZHOU Cheng, HUANG Gaoming, SHAN Hongchang, *et al.* Bias compensation algorithm based on maximum likelihood estimation for passive localization using TDOA and FDOA measurements[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2015, 36(3): 979–986. doi: 10.7527/S1000-6893.2014.0317.
- [19] RUI L and HO K C. Elliptic localization: Performance study and optimum receiver placement[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(18): 4673–4688. doi: 10.1109/TSP.2014.2338835.
- [20] MALANOWSKI M and KULPA K. Two methods for target localization in multistatic passive radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(1): 572–580. doi: 10.1109/TAES.2012.6129656.
- [21] CHALISE B K, ZHANG Y D, ADMIN M G, *et al.* Target localization in a multi-static passive radar system through convex optimization[J]. *Signal Processing*, 2014, 102(9): 207–215. doi: 10.1016/j.sigpro.2014.02.023.
- [22] 陈浩文, 黎湘, 庄钊文. 一种新兴的雷达体制——MIMO 雷达[J]. *电子学报*, 2012, 40(6): 1190–1198. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.06.021.
CHEN Haowen, LI Xiang, and ZHUANG Zhaowen. A rising radar system — MIMO radar[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2012, 40(6): 1190–1198. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.06.021.
- [23] 冯源, 樊祥, 张宁, 等. MIMO 雷达发展现状与趋势[J]. *航天电子对抗*, 2011, 27(2): 21–23.
FENG Yuan, FAN Xiang, ZHANG Ning, *et al.* Current research and developing trends on MIMO radar[J]. *Aerospace Electronic Warfare*, 2011, 27(2): 21–23.
- 赵勇胜: 男, 1990 年生, 博士生, 研究方向为参数估计、无源定位.
- 赵拥军: 男, 1964 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为雷达信号处理、阵列信号处理.
- 赵 闯: 男, 1978 年生, 副教授, 主要研究方向为雷达信号处理.
- 梁加洋: 男, 1987 年生, 硕士生, 研究方向为无源定位.