

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508547

面向时分组网系统的差分到达时间差 分布式定位算法*

刘 潺¹ 陈洋溢¹ 吴建波² 黄思洋¹ 吴 鹏¹ 巴俊皓¹ 赵勇杰¹ 黄泓赫¹

(1. 中国人民解放军国防科技大学智能科学学院 长沙 410073; 2. 中国人民解放军 31608 部队 泉州 362302)

摘 要:针对无人机蜂群等分布式探测场景下对时分组网通信系统的无源侦察需求,传统到达时间差(time difference of arrival, TDOA)定位算法应用于分布式平台时面临两大瓶颈分别为跨节点传输原始信号导致的高带宽开销,由于计算到达时间差需要跨节点传输原始信号进行互相关处理,在接收节点数量众多的情况下会造成很高的通信负载和时钟同步误差制约定位精度,到达时间差包含了不同接收节点之间的时钟同步误差,而提高同步时钟精度会大幅增加硬件成本。针对上述问题,提出了一种面向时分组网系统的差分到达时间差(differential time difference of arrival, DTDOA)定位算法,首先在节点内计算不同辐射源到本节点的差分到达时间(differential time of arrival, DTOA),然后在节点间根据差分到达时间差建立观测方程,最后采用带阻尼因子的高斯-牛顿迭代法解算目标位置。试验表明,算法通过差分观测结构消除了时钟同步误差,克拉美罗下界(Cramer-Rao lower bound, CRLB)仅与相关计算误差有关,并且规避了节点间传输原始信号的过程,大大降低了网络带宽开销。

关键词:无源定位;分布式系统;到达时间差;差分到达时间差;自组网

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Distributed differential time difference of arrival localization for time-division ad hoc networks

Liu Chan¹ Chen Yangyi¹ Wu Jianbo² Huang Siyang¹ Wu Peng¹
Ba Junhao¹ Zhao Yongjie¹ Huang Honghe¹

(1. School of Intelligence Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;
2. Unit 31608 of PLA, Quanzhou 362302, China)

Abstract:To address passive reconnaissance requirements in distributed detection scenarios such as drone swarms, traditional time difference of arrival (TDOA) localization faces two fundamental challenges. Firstly, high bandwidth consumption from cross-node raw signal transmission for correlation calculations. Secondly, clock synchronization constraints that inherently limit positioning accuracy. The TDOA measurements include clock synchronization errors among different receiving nodes, and improving synchronization precision would significantly increase costs. To address these issues, a differential time difference of arrival (DTDOA) localization algorithm is proposed for time-division ad hoc networks. The method first calculates the differential time of arrival from different radiation sources to the local node within each node. Then, observation equations are established across nodes based on the differential time difference of arrival. Finally, the target position is solved using a damped Gauss-Newton iteration method. Experiments demonstrate that the proposed algorithm eliminates clock synchronization errors through a differential observation structure, and its Cramér-Rao lower bound depends solely on correlation calculation errors. Furthermore, it avoids the process of transmitting raw signals between nodes, significantly reducing network bandwidth overhead.

Keywords:passive localization; distributed system; time difference of arrival; differential time difference of arrival; ad hoc network

0 引言

无源侦察技术具有更好的隐蔽性、更强的抗反辐射能力和更远的探测距离^[1],在电子战系统中发挥着重要作用,近年来受到了极大关注。无源定位方法通常分为两步法和直接定位法,两步法包括了接收信号强度(received signal strength, RSS)^[2]、相对到达角度(angle of arrival, AOA)^[3]、到达时间(time of arrival, TOA)^[4]到达时间差(time difference of arrival, TDOA)^[5]、到达频率差(frequency difference of arrival, FDOA)^[6]以及这些观测量的联合定位技术^[7]等。直接定位法包括了基于高分辨率谱估计^[8]和基于波束形成^[9]的定位方法等。

在众多无源定位方法中,TDOA定位技术具有广泛的应用领域^[10],它对设备复杂度要求不高,在有一定噪声和反射的环境下具有较高的定位精度,并且计算复杂度远小于直接定位方法^[11]。目前的TDOA时差估计方法大多假设信号仅来自同一辐射源,对于来自多个辐射源时频交叠的信号并不适用。值得注意的是,TDOA定位技术针对时域可分的组网信号也是可行的。以探测无人机蜂群的场景为例,蜂群的协同组网是必备功能^[12],而目前国内外无人机蜂群的通信组网系统大多数采用的都是时域可分特别是时分多址(time division multiple access, TDMA)^[13]的协议,因此TDOA的定位方法仍然是适用的。

分布式无源定位场景应用广泛,采用小型化、轻量化、数量众多的分布式平台^[14](例如无人机蜂群)实现对辐射源的探测已经成为近年来的研究热点。其特点如下:1)平台的负载能力有限,难以承载大型、复杂的载荷设备;2)平台间的通信能力有限,难以实现原始观测数据的全局传输共享^[15];3)实现平台间高精度时钟同步需要配置复杂的时间同步网络,即使间歇性地执行同步协议也会消耗宝贵的网络通信资源,目前的时间同步精度最高能达到纳秒级^[16]。传统的TDOA定位方法在实际应用于分布式平台时,面临两个根本性的挑战:1)高带宽开销瓶颈。传统TDOA方法的核心是计算同一信号源信号到达两个不同接收节点的时间差,通常需要对两个节点接收到的信号进行互相关运算,该过程需要将各接收机收到的整段数据或者部分数据在节点间传输,在接收节点数量很多的情况下,节点间需要传输的数据量巨大,导致通信带宽开销很高,并且制约了系统的实时性;2)苛刻的时钟同步要求,TDOA测量值不可避免地会包含接收节点之间的时钟同步误差,而实现高精度时间同步会显著增加每个接收节点的成本、功耗和体积,这与低成本、轻量化的分布式平台需求背道而驰^[17]。

鉴于传统TDOA在分布式应用中的固有局限性,本

文致力于设计一种新型定位算法,在免除原始信号跨节点传输需求的同时,摆脱对高精度节点间时钟同步的依赖。结合分布式边缘节点计算能力的不断发展,本文提出了一种创新的差分到达时间差(differential time difference of arrival, DTDOA)定位算法。本文算法的核心思想是:首先,在各接收节点内通过相关计算等手段获取差分到达时间(differential time of arrival, DTOA);然后在节点间传输差分到达时间这个标量值,做差后建立非线性方程组;最后,在高斯-牛顿迭代法中加入阻尼因子^[18],解算方程组实现定位的解算。DTDOA算法能够避免不同接收机之间时钟不同步带来的误差,并且不需要跨节点传输原始信号的过程,提高了定位的精度和实时性,具有很强的工程意义。

1 问题模型

考虑二维情况,本文涉及的参数定义如下。

设第*i*个辐射源为 T_i ,其位置为 (x_{T_i}, y_{T_i}) ,发射时间为 t_{T_i} ;第*j*个接收机为 R_j ,其位置为 (x_{R_j}, y_{R_j}) ,其接收到辐射源 T_i 发射信号的到达时刻为 $t(T_i, R_j)$; T_i 与 R_j 的距离为 $d(T_i, R_j) = \sqrt{(x_{T_i} - x_{R_j})^2 + (y_{T_i} - y_{R_j})^2}$,则 $t(T_i, R_j) = t_{T_i} + \frac{d(T_i, R_j)}{C}$,其中 C 为传播速度。

考虑接收机 R_{j+1} 和接收机 R_j ,可以得到:

$$t(T_i, R_j) - t(T_i, R_{j+1}) = t_{T_i} + \frac{d(T_i, R_j)}{C} - t_{T_i} - \frac{d(T_i, R_{j+1})}{C} \quad (1)$$

整理后得到:

$$d(T_i, R_j) - d(T_i, R_{j+1}) = C[t(T_i, R_j) - t(T_i, R_{j+1})] \quad (2)$$

式(2)是TDOA定位算法的观测方程,定义 $t_{\text{TDOA}}(T_i, R_j, R_{j+1}) = [t(T_i, R_j) - t(T_i, R_{j+1})]$ 表示相同辐射源到不同接收机的到达时间差,该时间差一般由两个接收机接收到的数据做互相关计算得到^[19]。因此,要获取 $t_{\text{TDOA}}(T_i, R_j, R_{j+1})$,一般需要在节点间传输 R_j 和 R_{j+1} 接收到的原始数据。

定义上标 $\sim$ 表示对变量的估计值,考虑误差影响,式(2)可以写为:

$$\tilde{t}_{\text{TDOA}}(T_i, R_j, R_{j+1}) = t_{\text{TDOA}}(T_i, R_j, R_{j+1}) + \Delta t(R_{j+1}, R_j) + \delta t_{\text{corr}} \quad (3)$$

式中: $\Delta t(R_{j+1}, R_j)$ 表示接收机 R_{j+1} 和接收机 R_j 之间的时钟同步误差,服从方差为 σ_{sync}^2 的高斯分布; δt_{corr} 表示相关计算误差,服从方差为 σ_{corr}^2 的高斯分布。因此,TDOA算法的观测方程有两个误差源,时钟同步误差^[20]和相关

计算误差。

把式(2)的 T_j 替换成 T_{j+1} , 可以得到:

$$d(T_{i+1}, R_j) - d(T_{i+1}, R_{j+1}) = C[t(T_{i+1}, R_j) - t(T_{i+1}, R_{j+1})] \quad (4)$$

用式(4)减去式(2), 整理后可以得到:

$$\begin{aligned} d(T_{i+1}, R_j) - d(T_i, R_j) - d(T_{i+1}, R_{j+1}) + d(T_i, R_{j+1}) = \\ C[t(T_{i+1}, R_j) - t(T_{i+1}, R_{j+1})] - [t(T_i, R_j) - t(T_i, R_{j+1})] = \\ C[t(t(T_{i+1}, R_j) - t(T_i, R_j))] - [t(T_{i+1}, R_{j+1}) - t(T_i, R_{j+1})] \end{aligned} \quad (5)$$

式(5)是 DTDOA 定位算法的观测方程, 可以看出, 该方程利用两个辐射源目标的观测冗余构建了二次差分结构, 能够抵消传统 TDOA 算法中无法解决的接收机间的时钟同步误差 $\Delta t(T_{j+1}, R_j)$ 。

定义 $t_{\text{DToA}}(T_{i+1}, T_i, R_j) = [t(T_{i+1}, R_j) - t(T_i, R_j)]$, 表示接收机 R_j 接收到辐射源 T_{i+1} 和 T_i 时刻的差分到达时间, 则:

$$\tilde{t}_{\text{DToA}}(T_{i+1}, T_i, R_j) = t_{\text{DToA}}(T_{i+1}, T_i, R_j) + \Delta t(T_{i+1}, T_i) + \delta t_{\text{corr}}(R_j) \quad (6)$$

可知估计值 $\tilde{t}_{\text{DToA}}(T_{i+1}, T_i, R_j)$ 包含了辐射源 T_{i+1} 和辐射源 T_i 的发射时刻差 $\Delta t(T_{i+1}, T_i)$, 以及在接收机 R_j 本地的相关计算误差 $\delta t_{\text{corr}}(R_j)$ 。同理, 定义 $t_{\text{DToA}}(T_{i+1}, T_i, R_{j+1}) = [t(T_{i+1}, R_{j+1}) - t(T_i, R_{j+1})]$ 表示接收机 R_{j+1} 接收到辐射源 T_{i+1} 和 T_i 时刻的差分到达时间, 则:

$$\tilde{t}_{\text{DToA}}(T_{i+1}, T_i, R_{j+1}) = t_{\text{DToA}}(T_{i+1}, T_i, R_{j+1}) + \Delta t(T_{i+1}, T_i) + \delta t_{\text{corr}}(R_{j+1}) \quad (7)$$

同样估计值 $\tilde{t}_{\text{DToA}}(T_{i+1}, T_i, R_{j+1})$ 包含了辐射源 T_{i+1} 和辐射源 T_i 的发射时刻差 $\Delta t(T_{i+1}, T_i)$, 以及在接收机 R_{j+1} 本地的相关计算误差 $\delta t_{\text{corr}}(R_{j+1})$ 。定义 $t_{\text{DTDOA}}(T_{i+1}, T_i, R_{j+1}, R_j) = t_{\text{DToA}}(T_{i+1}, T_i, R_j) - t_{\text{DToA}}(T_{i+1}, T_i, R_{j+1})$ 为差分到达时间差, 则:

$$\tilde{t}_{\text{DTDOA}}(T_{i+1}, T_i, R_{j+1}, R_j) = t_{\text{DTDOA}}(T_{i+1}, T_i, R_{j+1}, R_j) + \delta t_{\text{corr}}(R_j) - \delta t_{\text{corr}}(R_{j+1}) \quad (8)$$

由式(8)可知, 做差后 $\Delta t(T_{i+1}, T_i)$ 项被消去, 差分到达时间差 $t_{\text{DTDOA}}(T_{i+1}, T_i, R_{j+1}, R_j)$ 的观测值精度独立于时钟同步误差, 仅取决于两次自相关计算的误差累积。而 $\delta t_{\text{corr}}(R_j)$ 与 $\delta t_{\text{corr}}(R_{j+1})$ 是独立的, 并且都服从方差为 σ_{corr}^2 的分布。也就是说, 多目标定位问题的联合建模具有异步定位的能力, 无论接收机之间是否实现了时钟同步, 只要辐射源信号在时域上可分, 就能够在本地节点计算出差分到达时间 t_{DTDOA} 进而完成定位。

此外, DTDOA 算法的核心是获取差分到达时间差 $t_{\text{DTDOA}}(T_{i+1}, T_i, R_{j+1}, R_j)$ 。首先在每个节点内通过相关计

算等手段得到差分到达时间 $t_{\text{DToA}}(T_{i+1}, T_i, R_j)$, 然后在节点间传输这个差分到达时间的标量值, 二次做差分就能够得到差分到达时间差。

以 TDMA 自组网信号为例, 前导序列是物理层数据传输必不可少的组成部分。所有节点在发送数据帧前都必须发送特定的前导序列(通常由已知的伪随机码或训练序列构成)。其核心功能是为通信系统提供同步、信道估计和多节点接入管理能力, 从而保障网络的可靠性、实时性和多用户共存性。

图1所示为典型 TDMA 体制的信号, 特点是每个辐射源按照时隙分配顺序依次发射信号, 而1个时隙通常包含了保护间隔、前导序列和数据, 图1(b)和(c)分别为时隙1和2的前导序列。利用接收机不同时隙的前导序列相同的特点, 就能在节点内部做自相关得到不同辐射源的差分到达时间。若无前导序列这个条件, 只要信号在时域上是可分的, 也可以牺牲精度利用上升沿/下降沿检测等手段测量得到差分到达时间。

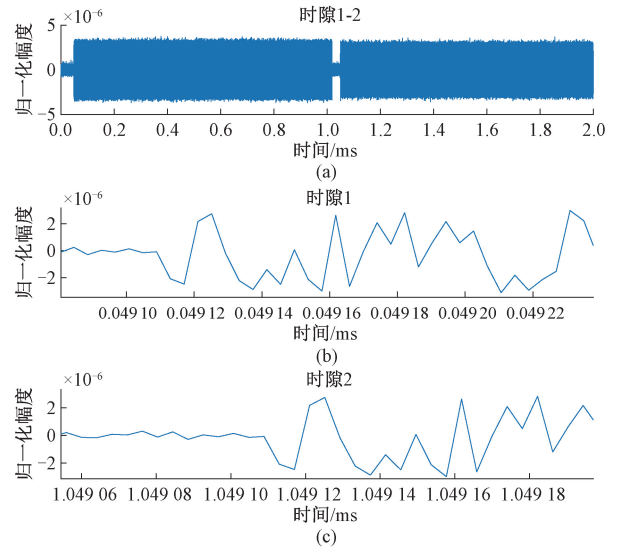


图1 带前导序列的 TDMA 体制信号

Fig. 1 TDMA signal structure with preamble sequences

总之, DTDOA 定位算法能够规避节点间传输原始数据的过程, 也不需要严苛的高精度时钟同步, 只需要在本地节点得到差分到达时间, 然后在节点之间传输差分标量值, 再通过二次做差就能构造对同步时钟不敏感的观测方程组。

2 算法推导

2.1 DTDOA 观测方程组

定义 $D(i, j) = C \times t_{\text{DTDOA}}(T_{i+1}, T_i, R_{j+1}, R_j)$, 由式(5)扩展到不同的接收机可以得到:

$$\begin{cases} d(T_{i+1}, R_j) - d(T_i, R_j) - d(T_{i+1}, R_{j+1}) + d(T_i, R_{j+1}) = D(i, j) \\ d(T_{i+1}, R_{j+1}) - d(T_i, R_{j+1}) - d(T_{i+1}, R_{j+2}) + d(T_i, R_{j+2}) = D(i, j+1) \\ \vdots \\ d(T_{i+1}, R_{j+k}) - d(T_i, R_{j+k}) - d(T_{i+1}, R_{j+1+k}) + d(T_i, R_{j+1+k}) = D(i, j+k) \\ k=0, 2, \dots, N-2 \end{cases} \quad (9)$$

对式(9)进行分析,通过差分运算,方程组中已消除了接收机间的时钟同步误差项。设一共有 M 个辐射源目标, N 个接收机,那么对于二维定位,位置的变量共有 $2M$ 个,观测方程共有 $N-1$ 个。因此,可观测性不等式必须满足 $N-1 \geq 2M$ 。也就是说,在 5 个异步接收机的条件下,通过联合观测 2 个目标,系统在理论上是可观测的。

由于方程组是非线性的,很难得到封闭的解析解,因此选择高斯-牛顿的方法,通过泰勒级数展开将方程组线性化。

定义待估计参数 $\mathbf{P} = [x_{T_i} \ y_{T_i} \ x_{T_{i+1}} \ y_{T_{i+1}}]^T$ 和函数 $f_{i,j+k}(\mathbf{P})$, 则:

$$f_{i,j+k}(\mathbf{P}) = d(T_{i+1}, R_{j+k}) - d(T_i, R_{j+k}) - d(T_{i+1}, R_{j+1+k}) + d(T_i, R_{j+1+k}) - D(i, j+k) \quad (10)$$

将式(10)进行泰勒级数展开,忽略二阶项后可以表示为:

$$f_{i,j+k}(\mathbf{P}) \approx f_{i,j+k}(\mathbf{P}^{[s]}) + \nabla f_{i,j+k}^T(\mathbf{P}^{[s]})(\mathbf{P} - \mathbf{P}^{[s]}) \quad (11)$$

其中,上标 $\{ \times \}^{[s]}$ 表示第 s 次迭代后的参数,例如 $\mathbf{P}^{[s]}$ 表示迭代 s 次后待估计参数 $\mathbf{P}$ 的数值; $\nabla f_{i,j+k}(\mathbf{P})$ 表

示 $f_{i,j+k}(\mathbf{P})$ 的梯度,具体为:

$$\nabla f_{i,j+k}(\mathbf{P}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_{i,j+k}(\mathbf{P})}{\partial x_{T_i}} \\ \frac{\partial f_{i,j+k}(\mathbf{P})}{\partial y_{T_i}} \\ \frac{\partial f_{i,j+k}(\mathbf{P})}{\partial x_{T_{i+1}}} \\ \frac{\partial f_{i,j+k}(\mathbf{P})}{\partial y_{T_{i+1}}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{x_{T_i} - x_{R_{j+k+1}}}{d(T_i, R_{j+k+1})} - \frac{x_{T_i} - x_{R_{j+k}}}{d(T_i, R_{j+k})} \\ \frac{y_{T_i} - y_{R_{j+k+1}}}{d(T_i, R_{j+k+1})} - \frac{y_{T_i} - y_{R_{j+k}}}{d(T_i, R_{j+k})} \\ \frac{x_{T_{i+1}} - x_{R_{j+k}}}{d(T_{i+1}, R_{j+k})} - \frac{x_{T_{i+1}} - x_{R_{j+k+1}}}{d(T_{i+1}, R_{j+k+1})} \\ \frac{y_{T_{i+1}} - y_{R_{j+k}}}{d(T_{i+1}, R_{j+k})} - \frac{y_{T_{i+1}} - y_{R_{j+k+1}}}{d(T_{i+1}, R_{j+k+1})} \end{bmatrix} \quad (12)$$

采用高斯-牛顿的方法,令代价函数 $q(\mathbf{P}) = \sum_{k=1}^{N-1} f_{i,j+k}^2(\mathbf{P})$

最小,则可以得到线性化的方程为:

$$\nabla f_{i,j+k}^T(\mathbf{P}^{[s]})(\mathbf{P} - \mathbf{P}^{[s]}) = -f_{i,j+k}(\mathbf{P}^{[s]}) \quad (13)$$

联立方程,可以得到:

$$\mathbf{J}(\mathbf{P}^{[s]})(\mathbf{P} - \mathbf{P}^{[s]}) = \mathbf{R}(\mathbf{P}^{[s]}) \quad (14)$$

其中, $(\mathbf{P} - \mathbf{P}^{[s]}) = [x_{T_i} - x_{T_i}^{[s]} \ y_{T_i} - y_{T_i}^{[s]} \ x_{T_{i+1}} - x_{T_{i+1}}^{[s]} \ y_{T_{i+1}} - y_{T_{i+1}}^{[s]}]^T$ 。

$$\mathbf{R}(\mathbf{P}^{[s]}) = - \begin{bmatrix} f_{i,j}^{[s]} \\ f_{i,j+1}^{[s]} \\ \vdots \\ f_{i,j+k}^{[s]} \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} d^{[s]}(T_{i+1}, R_j) - d^{[s]}(T_i, R_j) - d^{[s]}(T_{i+1}, R_{j+1}) + d^{[s]}(T_i, R_{j+1}) - D(i, j) \\ d^{[s]}(T_{i+1}, R_{j+1}) - d^{[s]}(T_i, R_{j+1}) - d^{[s]}(T_{i+1}, R_{j+2}) + d^{[s]}(T_i, R_{j+2}) - D(i, j+1) \\ \vdots \\ d^{[s]}(T_{i+1}, R_{j+k}) - d^{[s]}(T_i, R_{j+k}) - d^{[s]}(T_{i+1}, R_{j+1+k}) + d^{[s]}(T_i, R_{j+1+k}) - D(i, j+k) \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$\mathbf{J}(\mathbf{P}^{[s]}) = \begin{bmatrix} \nabla f_{i,j}^T \\ \nabla f_{i,j+1}^T \\ \vdots \\ \nabla f_{i,j+k}^T \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} \frac{x_{T_i}^{[s]} - x_{R_{j+1}}^{[s]}}{d^{[s]}(T_i, R_{j+1})} - \frac{x_{T_i}^{[s]} - x_{R_j}^{[s]}}{d^{[s]}(T_i, R_j)} & \frac{y_{T_i}^{[s]} - y_{R_{j+1}}^{[s]}}{d^{[s]}(T_i, R_{j+1})} - \frac{y_{T_i}^{[s]} - y_{R_j}^{[s]}}{d^{[s]}(T_i, R_j)} & \frac{x_{T_{i+1}}^{[s]} - x_{R_j}^{[s]}}{d^{[s]}(T_{i+1}, R_j)} - \frac{x_{T_{i+1}}^{[s]} - x_{R_{j+1}}^{[s]}}{d^{[s]}(T_{i+1}, R_{j+1})} & \frac{y_{T_{i+1}}^{[s]} - y_{R_j}^{[s]}}{d^{[s]}(T_{i+1}, R_j)} - \frac{y_{T_{i+1}}^{[s]} - y_{R_{j+1}}^{[s]}}{d^{[s]}(T_{i+1}, R_{j+1})} \\ \frac{x_{T_i}^{[s]} - x_{R_{j+2}}^{[s]}}{d^{[s]}(T_i, R_{j+2})} - \frac{x_{T_i}^{[s]} - x_{R_{j+1}}^{[s]}}{d^{[s]}(T_i, R_{j+1})} & \frac{y_{T_i}^{[s]} - y_{R_{j+2}}^{[s]}}{d^{[s]}(T_i, R_{j+2})} - \frac{y_{T_i}^{[s]} - y_{R_{j+1}}^{[s]}}{d^{[s]}(T_i, R_{j+1})} & \frac{x_{T_{i+1}}^{[s]} - x_{R_{j+1}}^{[s]}}{d^{[s]}(T_{i+1}, R_{j+1})} - \frac{x_{T_{i+1}}^{[s]} - x_{R_{j+2}}^{[s]}}{d^{[s]}(T_{i+1}, R_{j+2})} & \frac{y_{T_{i+1}}^{[s]} - y_{R_{j+1}}^{[s]}}{d^{[s]}(T_{i+1}, R_{j+1})} - \frac{y_{T_{i+1}}^{[s]} - y_{R_{j+2}}^{[s]}}{d^{[s]}(T_{i+1}, R_{j+2})} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{x_{T_i}^{[s]} - x_{R_{j+k+1}}^{[s]}}{d^{[s]}(T_i, R_{j+k+1})} - \frac{x_{T_i}^{[s]} - x_{R_{j+k}}^{[s]}}{d^{[s]}(T_i, R_{j+k})} & \frac{y_{T_i}^{[s]} - y_{R_{j+k+1}}^{[s]}}{d^{[s]}(T_i, R_{j+k+1})} - \frac{y_{T_i}^{[s]} - y_{R_{j+k}}^{[s]}}{d^{[s]}(T_i, R_{j+k})} & \frac{x_{T_{i+1}}^{[s]} - x_{R_{j+k}}^{[s]}}{d^{[s]}(T_{i+1}, R_{j+k})} - \frac{x_{T_{i+1}}^{[s]} - x_{R_{j+k+1}}^{[s]}}{d^{[s]}(T_{i+1}, R_{j+k+1})} & \frac{y_{T_{i+1}}^{[s]} - y_{R_{j+k}}^{[s]}}{d^{[s]}(T_{i+1}, R_{j+k})} - \frac{y_{T_{i+1}}^{[s]} - y_{R_{j+k+1}}^{[s]}}{d^{[s]}(T_{i+1}, R_{j+k+1})} \end{bmatrix} \quad (16)$$

如果 $N=5$, 则 $J(P^s)$ 为 4×4 的方阵, 如果矩阵非奇异则直接求逆; 如果 $N>5$, 则采用式 (17) 的伪逆形式求解。

$$P^{[s+1]} = [J^T(P^{[s]})J(P^{[s]})]^{-1}J^T(P^{[s]})R(P^{[s]}) + P^{[s]} \quad (17)$$

2.2 Levenberg-Marquardt 方法

由于高斯-牛顿的方法对初值的选择非常敏感, 如果

初值离真值太远, 则会出现局部收敛甚至是发散的情况, 因此采用 LM (Levenberg-Marquardt) 的方法, 加入阻尼因子 μ , 将式 (17) 调整为:

$$P^{[s+1]} = [J^T(P^{[s]})J(P^{[s]}) + \mu I_4]^{-1}J^T(P^{[s]})R(P^{[s]}) + P^{[s]} \quad (18)$$

设计增益比 ρ , 用来自适应调整阻尼因子 μ , 平衡收敛速度与稳定性, 如图 2 所示。

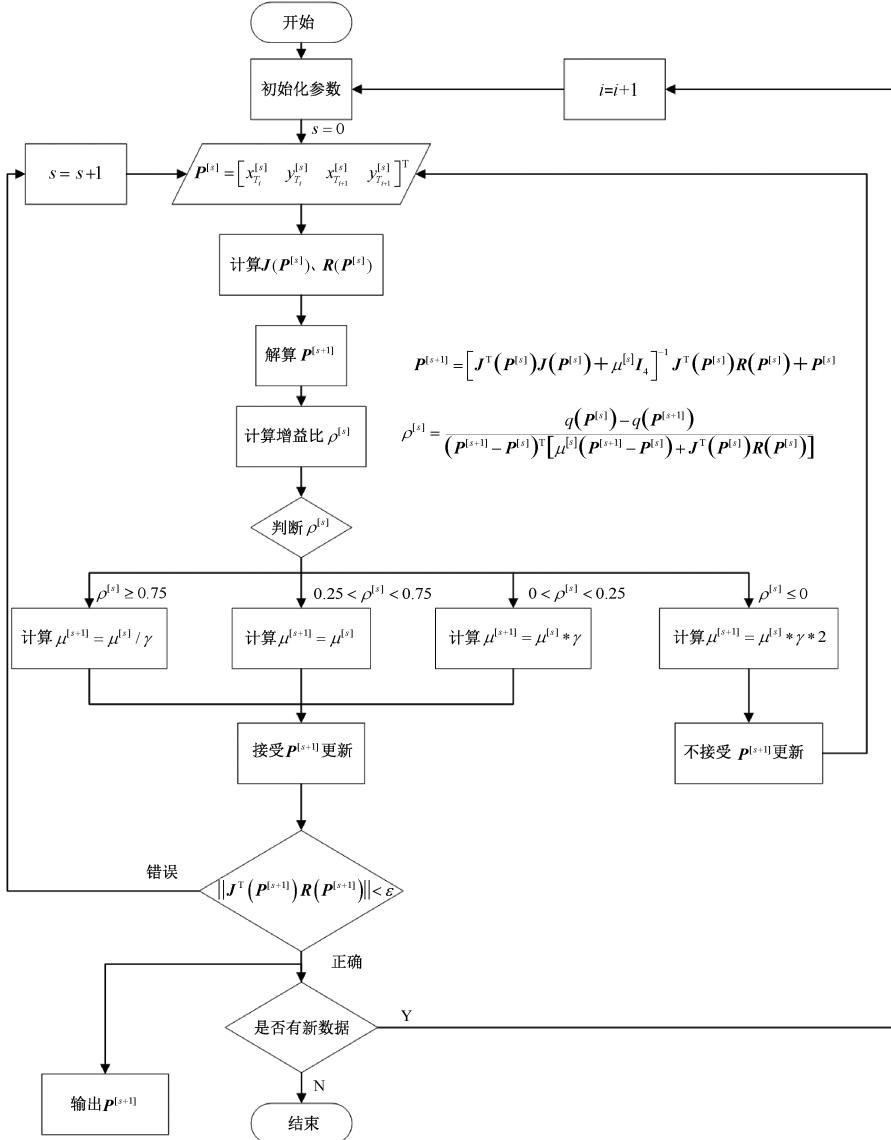


图 2 LM 算法流程

Fig. 2 Flowchart of levenberg-marquardt algorithm

算法步骤如下。

1) 设置初始计数器 $s=0, i=1$, 输入已知的 N 个接收机的位置 (x_{R_j}, y_{R_j}) 和已经获取的差分到达时间差 $t_{\text{DTDOA}}(T_{i+1}, T_i, R_{j+1}, R_j)$, $j=1, 2, \dots, N-1$, 初始估计参数

为 $P^{[s]} = [x_{T_i}^{[s]}, y_{T_i}^{[s]}, x_{T_{i+1}}^{[s]}, y_{T_{i+1}}^{[s]}]$, 设置收敛阈值为 ϵ , 阻尼因子 $\mu^{[s]} > 0$ 和调整因子 $\gamma > 1$ 。

2) 根据式 (16) 和 (15) 计算 $J(P^{[s]})$ 和 $R(P^{[s]})$, 而后根据式 (18) 解算 $P^{[s+1]}$ 。

3) 计算增益比, $\rho^{[s]} =$

$$q(\mathbf{P}^{[s]}) - q(\mathbf{P}^{[s+1]})$$

$\frac{(\mathbf{P}^{[s+1]} - \mathbf{P}^{[s]})^T [\mu^{[s]}(\mathbf{P}^{[s+1]} - \mathbf{P}^{[s]}) + \mathbf{J}^T(\mathbf{P}^{[s]})\mathbf{R}(\mathbf{P}^{[s]})]}{}$,
根据 $\rho^{[s]}$ 调整 $\mu^{[s]}$ 并决定是否接受 $\mathbf{P}^{[s+1]}$ 更新。

如果 $\rho^{[s]} \geq 0.75$, 则 $\mu^{[s+1]} = \mu^{[s]}/\gamma$, 并接受 $\mathbf{P}^{[s+1]}$ 更新;

如果 $0.25 < \rho^{[s]} < 0.75$, 则 $\mu^{[s+1]} = \mu^{[s]}$, 并接受 $\mathbf{P}^{[s+1]}$ 更新;

如果 $0 < \rho^{[s]} < 0.25$, 则 $\mu^{[s+1]} = \mu^{[s]} * \gamma$, 并接受 $\mathbf{P}^{[s+1]}$ 更新;

如果 $\rho^{[s]} \leq 0$, 则 $\mu^{[s+1]} = \mu^{[s]} * \gamma * 2$, 不接受 $\mathbf{P}^{[s+1]}$ 更新, 返回至步骤 2)。

4) 检查收敛条件 $\|\mathbf{J}^T(\mathbf{P}^{[s]})\mathbf{R}(\mathbf{P}^{[s]})\| < \varepsilon$ 。

如果不成立, 则继续迭代, 跳转至步骤 2), 并且更新 $s = s + 1$ 。

如果成立, 则输出当前 $\mathbf{P}^{[s+1]}$ 为一对辐射源的定位估计值, 并判断是否有新数据;

如果有新数据, 则计算下一对辐射源的定位, 跳转至步骤 1), 并且更新 $i = i + 2$;

否则结束。

2.3 克拉美罗下界

对于 TDOA 方法, $\mathbf{P}_{\text{TDOA}} = [x_{T_i} \ y_{T_i}]^T$ 为待估计参数, 定义观测向量为:

$\mathbf{Z} = C[t_{\text{TDOA}}(T_i, R_j, R_{j+1}) \ t_{\text{TDOA}}(T_i, R_j, R_{j+2}) \ \dots \ t_{\text{TDOA}}(T_i, R_j, R_N)]^T$, 则由式(3)可得观测向量的协方差矩阵为:

$$\mathbf{Q}_{\text{TDOA}} = C^2(\sigma_{\text{corr}}^2 + \sigma_{\text{sync}}^2)\mathbf{I}_{N-1} \quad (19)$$

式中: σ_{corr}^2 表示相关计算误差的方差; σ_{sync}^2 表示接收机时钟同步误差的方差。

观测函数为 $h_j(\mathbf{P}) = d(T_i, R_j) - d(T_i, R_{j+1})$, 则雅可比矩阵 $\mathbf{J}_{\text{TDOA}}$ 的第 j 行可以写为:

$$\mathbf{J}_{\text{TDOA}}[j, :] = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_j}{\partial x_{T_i}} & \frac{\partial h_j}{\partial y_{T_i}} \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} \frac{x_{T_i} - x_{R_j}}{d(T_i, R_j)} - \frac{x_{T_i} - x_{R_{j+1}}}{d(T_i, R_{j+1})} & \frac{y_{T_i} - y_{R_j}}{d(T_i, R_j)} - \frac{y_{T_i} - y_{R_{j+1}}}{d(T_i, R_{j+1})} \end{bmatrix} \quad (20)$$

Fisher 信息矩阵为:

$$\text{FIM}_{\text{TDOA}} = \mathbf{J}_{\text{TDOA}}^T \mathbf{Q}_{\text{TDOA}}^{-1} \mathbf{J}_{\text{TDOA}} = \frac{1}{C^2(\sigma_{\text{sync}}^2 + \sigma_{\text{corr}}^2)} \mathbf{J}_{\text{TDOA}}^T \mathbf{J}_{\text{TDOA}} \quad (21)$$

克拉美罗下界 (Cramer-Rao lower bound, CRLB) 是无偏估计量方差的下限, 也是 Fisher 信息矩阵的逆。则传统 TDOA 方法的 CRLB 可以写为:

$$\text{CRLB}_{\text{TDOA}} \propto \sigma_{\text{corr}}^2 + \sigma_{\text{sync}}^2 \quad (22)$$

其中, $\propto$ 表示正比的关系。

对于 DTDOA 方法, 定义待估计参数为一对信号源的位置向量 $\mathbf{P} = [x_{T_i} \ y_{T_i} \ x_{T_{i+1}} \ y_{T_{i+1}}]^T$, 观测向量为 $\mathbf{Z} = [D(i, j) \ D(i, j+1) \ \dots \ D(i, j+N-2)]^T$, 则由式(8)可得观测向量的协方差矩阵为:

$$\mathbf{Q}_{\text{DTDOA}} = 2C^2\sigma_{\text{corr}}^2\mathbf{I}_{N-1} \quad (23)$$

观测函数为 $\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{P}) = [\varphi_1(\mathbf{P}) \ \varphi_2(\mathbf{P}) \ \dots \ \varphi_{N-1}(\mathbf{P})]^T$, 其中:

$$\varphi_k(\mathbf{P}) = d(T_{i+1}, R_{j+k}) - d(T_i, R_{j+k}) - d(T_{i+1}, R_{j+1+k}) + d(T_i, R_{j+1+k}) \quad (24)$$

定义对数似然函数为:

$$\ln p(\mathbf{Z}|\mathbf{P}) = -\frac{N-1}{2}\ln(2\pi) - \frac{1}{2}\ln(|\mathbf{Q}_{\text{DTDOA}}|) - \frac{1}{2}[\mathbf{Z} - \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{P})]^T \mathbf{Q}_{\text{DTDOA}}^{-1} [\mathbf{Z} - \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{P})] \quad (25)$$

观察式(12)可以发现 $\frac{\partial \varphi_k}{\partial \mathbf{P}} = \nabla f_{i,j+k}$, 因此 $\frac{\partial \boldsymbol{\varphi}}{\partial \mathbf{P}} = \mathbf{J}(\mathbf{P})$, 由式(25)可得简化后的 Fisher 信息矩阵为:

$$\text{FIM}_{\text{DTDOA}} = \left(\frac{\partial \boldsymbol{\varphi}}{\partial \mathbf{P}}\right)^T \mathbf{Q}_{\text{DTDOA}}^{-1} \left(\frac{\partial \boldsymbol{\varphi}}{\partial \mathbf{P}}\right) = \frac{1}{2C^2\sigma_{\text{corr}}^2} \mathbf{J}^T(\mathbf{P})\mathbf{J}(\mathbf{P}) \quad (26)$$

令:

$$\begin{cases} a_k = \frac{x_{T_i} - x_{R_{j+k+1}}}{d(T_i, R_{j+k+1})} - \frac{x_{T_i} - x_{R_{j+k}}}{d(T_i, R_{j+k})} \\ b_k = \frac{y_{T_i} - y_{R_{j+k+1}}}{d(T_i, R_{j+k+1})} - \frac{y_{T_i} - y_{R_{j+k}}}{d(T_i, R_{j+k})} \\ c_k = \frac{x_{T_{i+1}} - x_{R_{j+k}}}{d(T_{i+1}, R_{j+k})} - \frac{x_{T_{i+1}} - x_{R_{j+k+1}}}{d(T_{i+1}, R_{j+k+1})} \\ d_k = \frac{y_{T_{i+1}} - y_{R_{j+k}}}{d(T_{i+1}, R_{j+k})} - \frac{y_{T_{i+1}} - y_{R_{j+k+1}}}{d(T_{i+1}, R_{j+k+1})} \end{cases} \quad (27)$$

则:

$$\mathbf{J}^T(\mathbf{P})\mathbf{J}(\mathbf{P}) = \sum_{k=1}^{N-1} \begin{bmatrix} a_k^2 & a_k b_k & a_k c_k & a_k d_k \\ b_k a_k & b_k^2 & b_k c_k & b_k d_k \\ c_k a_k & c_k b_k & c_k^2 & c_k d_k \\ d_k a_k & d_k b_k & d_k c_k & d_k^2 \end{bmatrix} \quad (28)$$

定义第 i 个辐射源为 T_i 与第 j 个接收机为 R_j 的视线角为 $\phi_{i,j}$, 则:

$$\cos \phi_{i,j} = \frac{x_{T_i} - x_{R_j}}{d(T_i, R_j)}, \quad \sin \phi_{i,j} = \frac{y_{T_i} - y_{R_j}}{d(T_i, R_j)} \quad (29)$$

代入式(27), 得到:

$$\begin{cases} a_k = \cos\phi_{i,j+k+1} - \cos\phi_{i,j+k} \\ b_k = \sin\phi_{i,j+k+1} - \sin\phi_{i,j+k} \\ c_k = \cos\phi_{i+1,j+k} - \cos\phi_{i+1,j+k+1} \\ d_k = \sin\phi_{i+1,j+k} - \sin\phi_{i+1,j+k+1} \end{cases} \quad (30)$$

由式(30)可以看出,当接收机与两个辐射源共线时,显然 $\mathbf{J}^T(\mathbf{P})\mathbf{J}(\mathbf{P})$ 的元素都为零,即 $\text{FIM}_{\text{DTDOA}}$ 不可逆;当两个辐射源在空间非常靠近甚至重合时, $a_k = -c_k$, $b_k = -d_k$, 代入可得 $\mathbf{J}^T(\mathbf{P})\mathbf{J}(\mathbf{P})$ 的秩为 2, $\text{FIM}_{\text{DTDOA}}$ 也是不可逆的。

因此,只要确保 5 台以上的非共线接收机,并且两个辐射源之间保持充足的空间距离,系统的 FIM 矩阵就能够满足可逆的条件,使得本文提出的算法能够平稳收敛。

DTDOA 定位方法的观测向量协方差和 CRLB 可以写为:

$$\text{CRLB}_{\text{DTDOA}} \propto 2\sigma_{\text{corr}}^2 \quad (31)$$

由式(22)和(31)对比可以得到,在 $\sigma_{\text{sync}}^2 \gg \sigma_{\text{corr}}^2$ 的情况下,DTDOA 方法的理论定位精度会高于传统 TDOA 方法。另外,随着分布式边缘节点计算能力的发展,在节点内部能够轻松实现相关计算并通过优化算法提高精度,而提高时钟同步精度则会大幅度增加成本。

3 仿真与分析

构建二维定位的仿真试验场景,设置 5 个红方接收机按扇形加随机偏差构形。设置 8 个蓝方辐射源组成自组网系统,距离接收机约 9~13 km 随机分布。传统 TDOA 算法采用 Taylor 方法进行计算。DTDOA 算法的初始位置设置为接收机到辐射源目标大致方向线的随机位置,设置收敛阈值为 ε 为 10,阻尼因子 $\mu^{[0]} = 0.001$ 和调整因子 $\gamma = 3$ 。

图 3 为传统 TDOA 和 DTDOA 算法的定位结果对比。可以看到,两种算法的定位结果均收敛,且接近真实位置,其中 DTDOA 算法经过 5~8 次迭代都能够收敛。

仿真试验中设置相关计算误差约 4 ns,分别将同步时钟误差设置为 1、5、10 和 20 ns,每次调整完参数后做 200 次蒙特卡洛仿真,得到传统 TDOA 算法与 DTDOA 算法 RMSE 的对比。

表 1 仿真结果对比
Table 1 Comparison of the results

同步时钟误差/ ns	传统 TDOA 方法 RMSE/m	DTDOA 方法 RMSE/m	精度对比
1	62.6	124.9	1 : 1.995
5	158.0	135.2	1 : 0.856
10	296.3	134.5	1 : 0.454
20	544.9	142.7	1 : 0.262

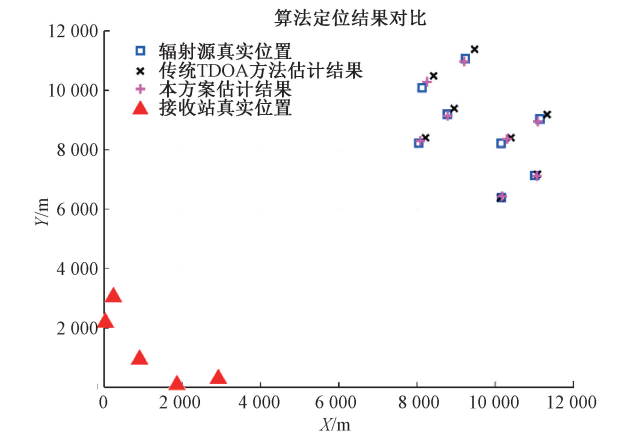


图 3 定位结果对比

Fig. 3 Comparison of the positioning results

分析表 1 的计算结果,在同步时钟误差 1 ns,相关计算误差 4 ns 的情况下,传统 TDOA 方法的仿真定位结果优于 DTDOA 方法的定位结果;在同步时钟误差 5 ns 的情况下,两种算法的定位精度相当。但是,随着同步时钟误差的不断增加,TDOA 算法的均方根误差(RMSE)越来越大,而 DTDOA 算法不受同步时钟误差影响,均方根误差基本保持不变。这个结论与式(22)、(31)的分析一致。

表 2 定位结果对比

Table 2 Comparison of the positioning results

真实位置坐标	传统 TDOA 方法 估计坐标	DTDOA 方法 估计坐标	定位精度 对比
(8 043.2,8 217.2)	(8 217.2,8 406.1)	(8 084.1,8 299.4)	1 : 0.357
(10 160.9,6 389.7)	(10 133.5,6 377.8)	(10 178.7,6 431.9)	1 : 1.531
(10 151.3,8 213.6)	(10 402.1,8 406.8)	(10 303.4,8 364.4)	1 : 0.677
(8 129.2,10 085.0)	(8 424.3,10 494.3)	(8 255.8,10 291.4)	1 : 0.479
(11 145.3,9 040.4)	(11 328.7,9 189.6)	(11 090.1,8 950.5)	1 : 0.446
(9 237.0,11 080.6)	(9 473.3,11 389.8)	(9 204.1,10 977.1)	1 : 0.279
(8 777.9,9 198.3)	(8 949.9,9 390.7)	(8 784.5,9 143.2)	1 : 0.215
(11 011.5,7 132.3)	(11 080.5,7 176.7)	(11 069.2,7 112.9)	1 : 0.741

以同步时钟误差设置为 10 ns 的条件为例,传统 TDOA 与 DTDOA 的仿真定位误差对比如图 4 所示。在定位误差最大的 4 号辐射源处,传统 TDOA 的最大定位误差约为 504.6 m,DTDOA 方法仿真的最大定位误差为 242.1 m。8 个辐射源的具体定位结果对比如表 2 所示,对所有目标的定位结果进行全局统计,在同步时钟误差 10 ns 的条件下,传统 TDOA 算法的均方误差 RMSE 为 296.3 m,而本文提出的 DTDOA 算法的 RMSE 约为 134.5 m。

4 无人机集群数据处理试验

采用两个无人机集群实际红蓝对抗场景中的一段无

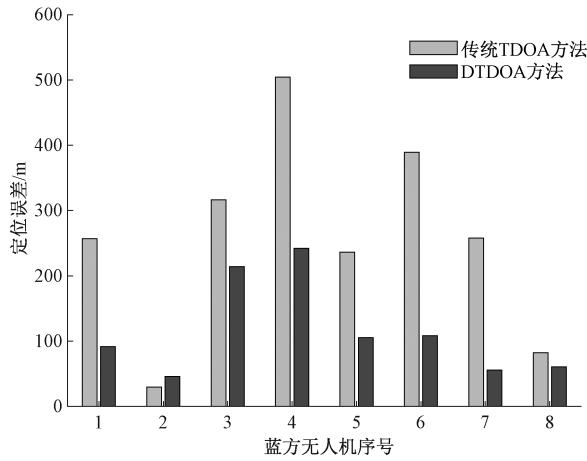


图 4 定位误差对比

Fig. 4 Positioning error comparison

线电原始 IQ 数据进行处理试验。蓝方无人机集群作为信号辐射源,红方无人机集群执行侦察定位任务。蓝方无人机集群由 9 架无人机组成,搭载 TDMA 体制自组网通信系统,载频 1.45 GHz,带宽 10 MHz,每个时隙 1 ms,前导序列长度 66 μ s,保护间隔 30 μ s。



图 5 红蓝方无人机集群地面状态与红方无人机侦察载荷

Fig. 5 Ground status of UAV swarms

红方无人机集群由 5 架无人机组成,搭载无线电侦察载荷,接收机的采样率为 245.76 MHz。红蓝双方无人机集群在空中展开阵型后悬停,两个集群相距大约 1 ~ 1.5 km。



图 6 红蓝双方无人机集群空中阵型展开

Fig. 6 Aerial formation of UAV swarms

采集 100 ms 的原始数据进行离线处理,红方 1 号无人机接收到的原始 IQ 数据经短时傅里叶变换与功率谱密度估计后,结果如图 7 所示。

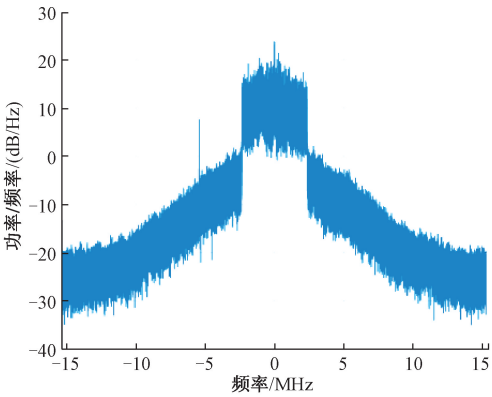
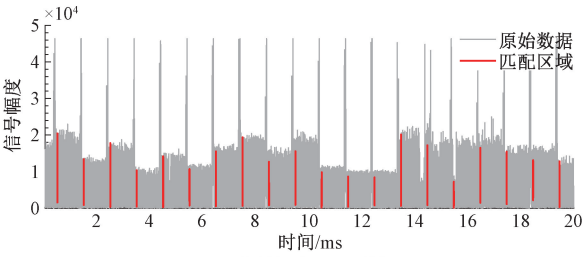


图 7 无线电数据的短时傅里叶变换与功率谱

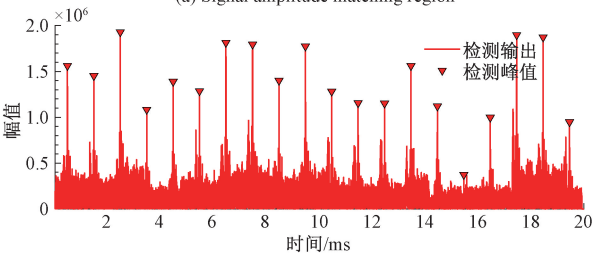
Fig. 7 STFT and power spectrum of radio signals

利用采集到的基带 IQ 数据进行滑动自相关运算,当预存的前导序列与接收信号中的前导序列对齐时,自相关函数会输出明显的峰值,如图 8 所示。通过设置合适的峰值判决门限,就能够精准提取出各时隙对应辐射源信号的到达时间,进而计算本地节点内的差分到达时间。



(a) 信号幅度匹配区域

(a) Signal amplitude matching region



(b) 前导码检测输出

(b) Preamble detection output

图 8 前导码检测输出

Fig. 8 Output of preamble correlation detection

试验采用无人机集群记录的 GNSS 位置信息作为参考真值,原始数据分别通过传统 TDOA 算法和 DTDOA 算法做定位计算,得到定位误差如图 9 所示。对于定位误差最大的蓝方 7 号无人机,传统 TDOA 方法的最大定位误差约为 46.4 m,DTDOA 方法的最大定位误差为 39.7 m。传统 TDOA 方法的 RMSE 为 33.0 m,DTDOA 方法的 RMSE 为 30.9 m,DTDOA 方法的定位精度与传统

TDOA 方法相当。另外,传统 TDOA 算法的相关计算发生在节点间,一个接收机在 1 个时隙内的采样点数为 245 760,那么 5 台接收机的原始 IQ 数据量(16 位)共计 39 321 600 bit,在自组网 10 M 传输带宽的情况下,传输延时约为 780 ms。而 DTDOA 算法只需要传输标量值,带宽开销和传输延时可以忽略。

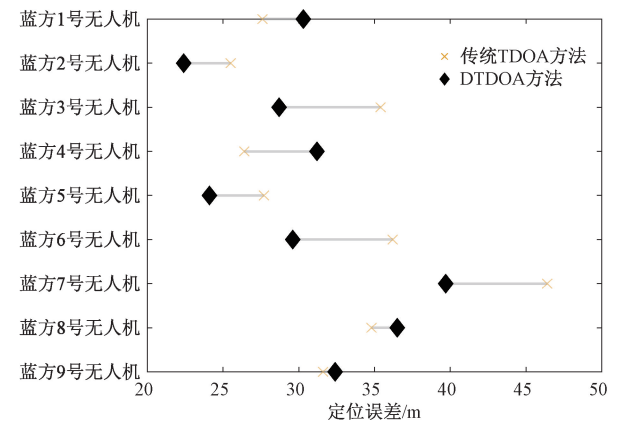


图9 定位误差对比

Fig. 9 Positioning error comparison

5 结 论

本文面向时分组网系统的无源定位,提出基于 DTDOA 的分布式定位算法,突破了传统 TDOA 定位方法应用于分布式平台的带宽约束和同步时钟依赖问题。在边缘节点计算能力不断发展的新形势下,DTDOA 算法在节点本地获取差分到达时间,利用差分到达时间做二次差分抵消同步时钟误差,规避了节点间传输原始信号的需求,验证了分布式节点异步定位的可行性。仿真与实际数据处理试验均表明,DTDOA 算法定位精度不受时钟同步误差的影响,定位精度与传统 TDOA 方法相当,并且在带宽开销和实时性等方面优于传统 TDOA 方法。

DTDOA 定位方法以“本地计算、差分消误”为核心,尤其适合低成本的分布式侦察,为时分组网系统的无源定位提供了可行的工程解决方案,对提升电磁态势感知能力具有重要价值。未来工作将聚焦两个方面分别为:在强电磁干扰环境下融合 FDOA 方法提升对快速移动目标的跟踪能力和研究最优布站策略使得定位精度逼近克拉美罗下界。

参考文献

[1] 吴癸周,郭福成,张敏. 信号直接定位技术综述[J]. 雷达学报,2020,9(6): 998-1013.
WU G ZH, GUO F CH, ZHANG M. Overview of direct position determination of signal[J]. Journal of Radars, 2020, 9(6): 998-1013.
[2] HONG J, OHTSUKI T. Signal eigenvector-based device-

free passive localization using array sensor [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 64 (4): 1354-1363.
[3] STEFFES C, ALLMANN C, OISPUU M. Fused single sensor emitter localization using time-multiplex AOA and S4 TDOA measurements [C]. In 2018 Sensor Data Fusion: Trends, Solutions, Applications (SDF), 2018: 1-6.
[4] MA F, GUO F, ZHANG M. Fixed PRI source geolocation using TOA of a single moving observer [C]. In 2018 IEEE 3rd International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP), 2018: 398-402.
[5] GANESH L C A, G SASIBHUSHANA R, D ESWARA C, et al. TDOA measurement based GDOP analysis for radio source localization [J]. Procedia Computer Science, 2016, 85: 740-747.
[6] CHEUNG K, LEE C, JUN W, et al. Single-satellite doppler localization with law of cosines (LOC) [C]. In 2019 IEEE Aerospace Conference, March 2019: 1-12.
[7] 高健,陆阳,李庆巧,等. 采用三次通信的 TOF 与 TDOA 联合定位算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(3): 66-73.
GAO J, LU Y, LI Q Q, et al. Joint TOA and TDOA localization algorithm with three-way communication[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(3): 66-73.
[8] 周英钢,邵佳伟. 对数螺旋阵列的相干信号 DOA 估计研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(2): 220-227.
ZHOU Y G, SHAO J W. Research on DOA estimation of coherent signals for logarithmic spiral array[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(2): 220-227.
[9] 梁涛,杨波,朱敏,等. 基于波束形成的均匀方阵虚拟基元定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42: 266-274.
LIANG T, YANG B, ZHU M, et al. Virtual element localization method for uniform square array based on beamforming [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42: 266-274.
[10] 王全增,封皓,沙洲,等. 基于 TDOA 的水下泄漏气泡定向方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(8): 103-111.
WANG Q Z, FENG H, SHA ZH, et al. Underwater leaking gas bubble directional method based on TDOA[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(8): 103-111.
[11] KARLEIGH C P, SAMUEL P, MARGARET C. 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.

- [12] 周靖,黄芝平,张羿猛,等. 反“无人机蜂群”灵巧网电作战新技术[J]. 国防科技,2025,46(1): 115-125.
ZHOU J, HUANG ZH P, ZHANG Y M, et al. New technologies for anti-UAV swarm smart cyber-electromagnetic warfare [J]. National Defense Technology, 2025, 46(1): 115-125.
- [13] HAIFA T, AMIRA C, HICHEM S, et al. Cognitive radio and dynamic TDMA for efficient UAVs swarm communications [J]. Computer Networks: The International Journal of Computer and Telecommunications Networking, 2021,196: 108264.
- [14] 苏志刚,武瑞,郝敬堂. 分布式无源定位技术的定位精度提高方法[J]. 系统工程与电子技术,2020,42(9): 1890-1896.
SU ZH G, WU R, HAO J T. Method of improving localization accuracy for distributed passive location technology[J]. Systems Engineering and Electronics, 2020, 42(9): 1890-1896.
- [15] 马福和. 基于时差/频差信息的多传感器无源定位方法研究[D]. 长沙:国防科技大学,2020.
MA F H. Research on multi-sensor passive localization method based on TDOA/FDOA information [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2020.
- [16] XU H Y, WANG G J, GUO L P, et al. Implementation of field-programmable gate array-based clock synchronization in the fiber channel communication system[J]. Review of Scientific Instruments, 2024, 95(3):034701.
- [17] 董爱,夏芒,李陟,等. 空中分布式协同时差测量系统目标定位技术研究[J]. 系统工程与电子技术,2020, 42(4): 799-805.
DONG AI, XIA M, LI ZH, et al. Target location technology of airborne distributed cooperative time difference measuring system [J]. Systems Engineering and Electronics, 2020, 42(4): 799-805.
- [18] ZOU Y B, XIAO Y P, ZHANG Z K, et al. TDOA localization via fixed-point iteration [C]. ICASSP 2025–2025 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). 2025.
- [19] CUI X X, YU K G, ZHAO B T. A measurement-division model for TDOA-based source bearing estimation with unknown propagation speed[J]. IEEE Access, 2019,7: 162476-162487.
- [20] 汤新民,周杨,鲁其兴,等. 基于信号到达时间建模的广域多点定位时间同步方法[J]. 电子与信息学报, 2025,47(5): 1434-1449.
TANG X M, ZHOU Y, LU Q X, et al. Wide-area multilateration time synchronization method based on TOA modeling[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2025,47(5): 1434-1449.

作者简介



刘潺(通信作者),2009年于国防科技大学获得学士学位,2011年于国防科技大学获得硕士学位,2023年于国防科技大学获得博士学位,现为国防科技大学讲师,主要研究方向为无线信号处理和智能无人系统对抗。

E-mail: liuchan@nudt.edu.cn

Liu Chan (Corresponding author) received his B. Sc. degree from National University of Defense Technology in 2009, M. Sc. degree from National University of Defense Technology in 2011, and Ph. D. degree from National University of Defense Technology in 2023, respectively. Now he is a lecturer in National University of Defense Technology. His main research interests include wireless signal processing, and countermeasures for intelligent unmanned systems.