

基于改进差分进化算法的 GNSS 无源多基地雷达 海上目标定位方法

何振宇¹, 毛亿¹, 杨扬², 陈武²

(1. 河海大学海上智能网信技术教育部重点实验室, 江苏 常州 213299; 2. 香港理工大学土地测量及地理资讯学系, 中国 香港 999077)

摘要: 利用全球导航卫星系统无源雷达多卫星的特点, 提出一种基于改进差分进化算法的 GNSS 无源多基地雷达海上目标定位方法。首先, 在多个双基地几何配置下, 采用长时间积累技术在距离-多普勒域聚焦目标能量; 然后, 将聚焦的目标能量投影到笛卡儿平面进行联合检测和定位。为提高投影处理效率, 提出一种改进差分进化算法, 该算法采用优劣势双种群协同进化策略, 能够兼顾算法的收敛性和种群多样性。仿真和现场实验结果表明, 所提方法在定位和速度估计精度方面与现有算法相当, 但计算耗时显著减少。

关键词: 全球导航卫星系统; 无源雷达; 长时间积累; 投影处理; 差分进化算法

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2025024

Maritime moving target localization method based on improved differential evolution with GNSS-based passive multistatic radar

HE Zhenyu¹, MAO Yi¹, YANG Yang², CHEN Wu²

1. Key Laboratory of Maritime Intelligent Cyberspace Technology (Hohai University), Ministry of Education, Changzhou 213299, China

2. Department of Land Surveying and Geo-Informatics, The Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong 999077, China

Abstract: A maritime moving target localization method based on improved differential evolution with GNSS-based passive multistatic radar was proposed by using the multi-satellite characteristics of global navigation satellite system based passive radar systems. First, the long integration technique was exploited by multiple bistatic geometry configurations to focus target energy in the range-Doppler domains, Then, the focused target energy was projected into the Cartesian plane for joint detection and localization. To enhance the efficiency of the projection processing, an improved differential evolution was put forward, which could ensure algorithm convergence and maintain population diversity by the co-evolution strategy of superior and inferior populations. The simulated and real experimental results demonstrate that the proposed method can provide positioning and velocity estimation accuracies similar to the existing algorithm, but with a significantly decreased computational time.

Keywords: global navigation satellite system, passive radar, long-time integration, projection processing, differential evolution algorithm

0 引言

全球导航卫星系统 (GNSS, global navigation satellite system) 包括我国的北斗系统、美国的全球定位系统 (GPS, global positioning system)、俄罗斯

的格洛纳斯系统以及欧盟的伽利略系统, 能够提供全天时、全天候的定位、导航和授时服务。此

收稿日期: 2024-09-20; 修回日期: 2025-02-07

通信作者: 毛亿, maoyi@hhu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.524031511, No.42274051)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.524031511, No.42274051)

外,其反射信号经过接收机处理后还可作为一种新型遥感观测手段,即GNSS反射测量技术^[1-3]。从雷达角度来看,GNSS卫星与地表接收机可构成无源雷达系统,用于地表目标探测和成像^[4-5]。与传统有源雷达系统相比,GNSS无源雷达系统由于被动接收信号而具备诸多优势,包括成本低、体积小、部署灵活、无须频率分配以及隐蔽性强等。与常见的无源雷达系统(如地面数字视频广播^[6]、调频广播^[7]、移动通信信号^[8]等)相比,GNSS无源雷达系统具备全球信号覆盖、信号源众多以及易于信号同步等优势^[9],尤其适用于对附近海域内的移动船舶进行长时间监测。因此,近年来针对GNSS无源雷达的研究已成为国内外遥感和雷达领域的热点。

GNSS无源雷达的主要缺点是地表信号功率密度较低,导致接收的目标回波能量较微弱,难以从噪声中直接检测。针对这一问题,常用的方法是延长积累时间以增强目标回波信噪比(SNR, signal-to-noise ratio)^[10-11],从而提高目标检测概率。然而,在长时间积累过程中,目标回波由于目标运动产生的距离徙动和多普勒徙动问题不可忽略,会造成回波能量扩散,进而影响检测性能。为解决上述问题,部分学者提出一系列长时间积累技术。文献[12-14]首先将整个积累时间划分为若干短帧,以确保帧内目标散射特性满足相干性要求^[12];然后,通过搜索未知的目标多普勒频率变化率参数(以下简称“多普勒率”),在帧内和帧间校正目标回波的距离徙动和多普勒徙动;最后,通过帧内和帧间分别执行相干和非相干积累来提升目标回波SNR,实现目标的有效检测。由于GNSS信号采用码/频分多址技术,接收机可同时接收并区分不同GNSS卫星信号,因此单个接收机便可构建多基地雷达系统。在目标检测的基础上,研究者开始探索GNSS无源多基地雷达的目标定位应用。文献[15]采集了真实场景下目标反射的GPS、格洛纳斯和伽利略卫星信号数据,通过球面交点法计算海面船舶位置。文献[16]则利用加权最小二乘法提高海面目标的定位精度。文献[17-18]考虑GNSS卫星对定位误差的贡献因素,通过引入高度角模型和SNR模型对不同高度角的卫星进行加权处理,从而有效提升目标定位精度。然而,上述定位方法实施的前提是需要每个双基地几何配置下成功检测目标,并有效提

取目标的双基地距离值。考虑目标回波微弱的特性,这一前提条件在真实场景中往往难以满足^[19]。

为定位海上目标并克服目标回波微弱特性,本文的主要研究工作如下。

1) 分析由GNSS卫星-目标-接收机构成的双基地几何配置,并推导目标多普勒率公式,发现不同双基地几何配置下的目标多普勒率数值较接近,且目标多普勒率与目标 X 轴及 Y 轴速度分量满足二次方程关系。

2) 将文献[14]所提的长时间积累技术扩展到多基地几何配置,提出一种多基地联合定位方法。由于不同双基地几何配置下的目标多普勒率接近,因此,通过搜索目标未知多普勒率,可同时校正多个双基地几何配置下的回波距离徙动和多普勒徙动,从而在距离-多普勒图上积累回波能量。然后,为被监测海面建立笛卡儿坐标系,通过搜索未知的目标 X 轴和 Y 轴速度分量,将每个双基地几何配置下生成的距离-多普勒图投影到笛卡儿平面进行空间域能量积累,实现目标的联合检测和定位。由于目标 X 轴及 Y 轴速度分量与目标多普勒率满足二次方程关系,因此,可去除 Y 轴(或 X 轴)速度分量的搜索,从而提高算法执行效率。

3) 笛卡儿平面投影处理可视为一个受约束的最优化问题。因此,提出一种改进的差分进化(DE, differential evolution)算法以加速投影处理。改进DE算法将种群个体划分为优势种群和劣势种群,其中优势种群个体按传统DE算法进行迭代更新,而劣势种群个体则在对应的优势种群个体附近随机更新。改进DE算法能够兼顾算法收敛性和种群个体的多样性,使种群个体在陷入局部最优解时能够及时逃离并向全局最优解逼近。通过仿真和现场实验验证本文方法的有效性,并与文献[19]方法进行对比,评估本文方法的定位和速度估计性能。实验结果表明,本文方法在定位和速度估计精度上与文献[19]方法相当,但计算耗时显著减少。

1 双基地几何分析和信号模型

1.1 双基地几何分析

一般的GNSS无源雷达目标探测几何配置模型如图1所示,其中, M 颗GNSS卫星作为辐射源;接收机部署在海岛上,其配备的2副天线分别用于接收GNSS卫星直达信号和海上目标回波。以接收

机位置为参考点, 在海平面上建立三维笛卡儿坐标系。那么, u 时刻第 m 颗GNSS卫星 ($\forall m \in \{1, 2, \dots, M\}$)、海上目标和接收机的位置向量分别表示为 $\mathbf{p}_s^m(u) = [x_s^m(u), y_s^m(u), z_s^m(u)]^T$ 、 $\mathbf{p}_t(u) = [x_t(u), y_t(u), 0]^T$ 和 $\mathbf{p}_r(u) = [x_r(u), y_r(u), z_r(u)]^T$ 。相应地, u 时刻第 m 颗GNSS卫星的直达信号和目标回波到达接收机的路径之差(即双基地距离)表示为

$$R^m(u) = \|\mathbf{p}_s^m(u) - \mathbf{p}_t(u)\| + \|\mathbf{p}_t(u) - \mathbf{p}_r(u)\| - \|\mathbf{p}_s^m(u) - \mathbf{p}_r(u)\| \quad (1)$$

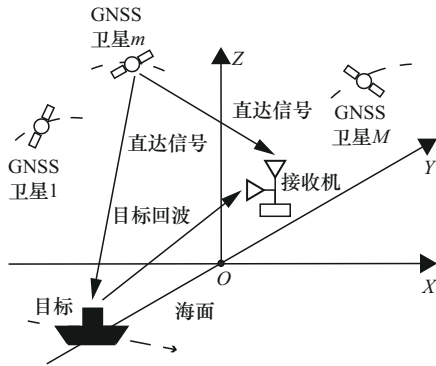


图1 GNSS无源雷达目标探测几何配置模型

由于GNSS卫星到地球表面的距离一般超过20 000 km以及海上目标的机动性较弱, 因此, 观测时间内卫星和目标运动可以看作匀速运动。那么, u 时刻第 m 颗GNSS卫星和海上目标的速度向量分别表示为 $\mathbf{v}_s^m(u) = [v_{x_s}^m(u), v_{y_s}^m(u), v_{z_s}^m(u)]^T$ 和 $\mathbf{v}_t(u) = [v_{x_t}(u), v_{y_t}(u), 0]^T$ 。根据式(1)以及卫星与目标的速度向量, 可以推导出在 u 时刻第 m 个双基地几何配置下目标的多普勒频率和多普勒率, 分别表示为

$$f_d^m = -\frac{1}{\lambda^m} \times \frac{dR^m(u)}{du} = -\frac{1}{\lambda^m} \left[\frac{(\mathbf{p}_s^m - \mathbf{p}_t)^T (\mathbf{v}_s^m - \mathbf{v}_t)}{\|\mathbf{p}_s^m - \mathbf{p}_t\|} + \frac{(\mathbf{p}_t - \mathbf{p}_r)^T \mathbf{v}_t}{\|\mathbf{p}_t - \mathbf{p}_r\|} - \frac{(\mathbf{p}_s^m - \mathbf{p}_r)^T \mathbf{v}_s^m}{\|\mathbf{p}_s^m - \mathbf{p}_r\|} \right] \quad (2)$$

$$f_{dr}^m = -\frac{1}{\lambda^m} \times \frac{d^2 R^m(u)}{du^2} = -\frac{1}{\lambda^m} \left[\frac{\|\mathbf{v}_s^m - \mathbf{v}_t\|^2}{\|\mathbf{p}_s^m - \mathbf{p}_t\|} - \frac{[(\mathbf{p}_s^m - \mathbf{p}_t)^T (\mathbf{v}_s^m - \mathbf{v}_t)]^2}{\|\mathbf{p}_s^m - \mathbf{p}_t\|^3} + \frac{\|\mathbf{v}_t\|^2}{\|\mathbf{p}_t - \mathbf{p}_r\|} - \frac{[(\mathbf{p}_t - \mathbf{p}_r)^T \mathbf{v}_t]^2}{\|\mathbf{p}_t - \mathbf{p}_r\|^3} - \frac{\|\mathbf{v}_s^m\|^2}{\|\mathbf{p}_s^m - \mathbf{p}_r\|} + \frac{[(\mathbf{p}_s^m - \mathbf{p}_r)^T \mathbf{v}_s^m]^2}{\|\mathbf{p}_s^m - \mathbf{p}_r\|^3} \right]$$

$$\left. \begin{aligned} & \frac{\|\mathbf{v}_t\|^2}{\|\mathbf{p}_t - \mathbf{p}_r\|} - \frac{[(\mathbf{p}_t - \mathbf{p}_r)^T \mathbf{v}_t]^2}{\|\mathbf{p}_t - \mathbf{p}_r\|^3} - \\ & \frac{\|\mathbf{v}_s^m\|^2}{\|\mathbf{p}_s^m - \mathbf{p}_r\|} + \frac{[(\mathbf{p}_s^m - \mathbf{p}_r)^T \mathbf{v}_s^m]^2}{\|\mathbf{p}_s^m - \mathbf{p}_r\|^3} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

其中, $\lambda_m = \frac{c}{f_c^m}$ 为第 m 颗GNSS卫星信号波长, c 为光速, f_c^m 为第 m 颗GNSS卫星信号载波中心频率。由于卫星速度远大于海上目标速度, 式(3)可以近似表示为

$$f_{dr}^m \approx -\frac{1}{\lambda^m} \left\{ \frac{\|\mathbf{v}_s^m\|^2}{\|\mathbf{p}_s^m - \mathbf{p}_t\|} - \frac{[(\mathbf{p}_s^m - \mathbf{p}_t)^T \mathbf{v}_s^m]^2}{\|\mathbf{p}_s^m - \mathbf{p}_t\|^3} + \frac{\|\mathbf{v}_t\|^2}{\|\mathbf{p}_t - \mathbf{p}_r\|} - \frac{[(\mathbf{p}_t - \mathbf{p}_r)^T \mathbf{v}_t]^2}{\|\mathbf{p}_t - \mathbf{p}_r\|^3} - \frac{\|\mathbf{v}_s^m\|^2}{\|\mathbf{p}_s^m - \mathbf{p}_r\|} + \frac{[(\mathbf{p}_s^m - \mathbf{p}_r)^T \mathbf{v}_s^m]^2}{\|\mathbf{p}_s^m - \mathbf{p}_r\|^3} \right\} \quad (4)$$

根据式(4)可知, 目标的多普勒率主要由目标运动贡献。由于卫星到接收机的距离远大于目标到接收机的距离, 因此在不同双基地几何配置下, 目标的多普勒率数值较接近。为验证上述结论, 于2023年12月23日中午12点10分, 在地点为31.92°N和118.78°E处获取了4颗GPS卫星(G03、G25、G28和G31)的星历数据, 包含卫星的三维坐标和速度信息。目标运动参数则来源于4.1节的仿真目标1。图2(a)展示了卫星速度曲线, 结果表明, 在60 s观测时间内卫星G03的速度变化范围最大, 达到4 m/s, 但其平均加速度仅为0.067 m/s²。因此, 可以认为在观测时间内卫星运动近似为匀速运动。图2(b)基于式(3)计算4颗卫星下的目标多普勒率。实验结果显示, 除了卫星G03曲线, 其他卫星的曲线几乎重合, 而卫星G03曲线与其他曲线之间的最大多普勒率差值为0.031 Hz/s。该差值可以忽略不计, 因为GNSS无源雷达目标探测的相干积累时间通常为2~3 s^[12-14], 上述多普勒率差值产生的最大多普勒频率差仅为0.093 Hz, 小于距离-多普勒图上的多普勒频率分辨率(以3 s相干积累时间为例,

脉冲重复频率为1 000 Hz,多普勒频率分辨率为0.33 Hz)。综上所述,不同双基地几何配置下目标多普勒率数值较接近。此外,由于卫星运动参数和接收机位置均已知,对于给定的目标位置向量,式(4)可表示为包含目标多普勒率、目标X轴和Y轴速度分量的二次方程。上述由式(4)得出的2条结论将用于实现第2节的定位方法。

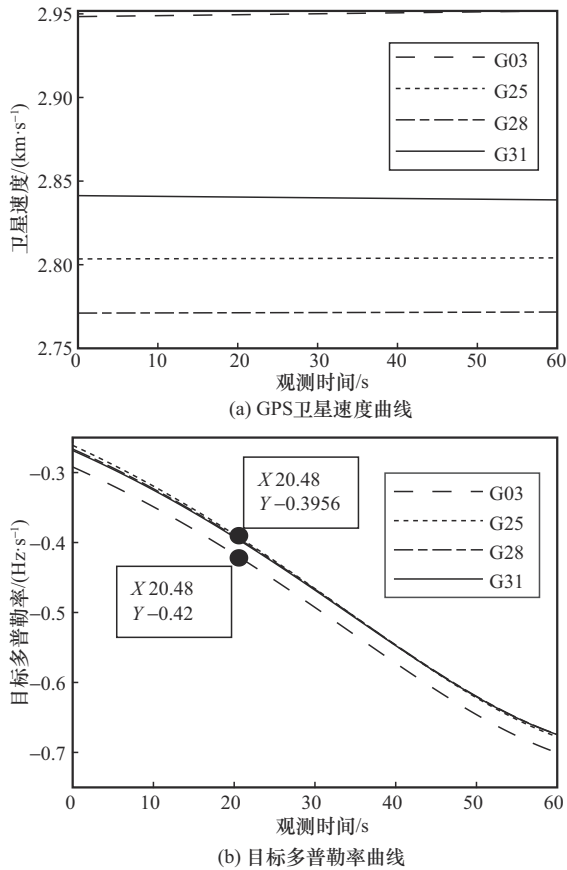


图2 GPS卫星速度曲线和目标多普勒率曲线

1.2 信号模型

GNSS信号通常由载波、测距码和导航电文3个部分构成,因此,第 m 颗GNSS卫星信号可以表示为

$$S^m(u) = A^m \times C^m(u) \times D^m(u) \times \cos(2\pi f_c^m u + \varphi_0^m) \quad (5)$$

其中, A^m 为信号幅度, C^m 为测距码, D^m 为导航电文, φ_0^m 为初始载波相位。GNSS无源雷达系统需要直达信号作为参考信号,但接收的直达信号通常受到噪声污染。因此,需要对直达信号进行提纯处理,即信号同步。借助成熟的GNSS软件接收机技术^[20-21],可提取直达信号的观测量信息,包括码相

位、载波相位、载波多普勒频率以及导航电文,进而生成无噪声的直达信号副本。信号同步的详细步骤可参考文献[4]。

接收的直达信号和目标回波为连续波,需要人为划分快慢时间,通常以测距码持续周期(1 ms)作为等效的脉冲重复间隔。然后,对两路信号进行互相关运算,等效于脉冲压缩。忽略幅度项和固定载波相位,第 m 个双基地几何配置下的压缩结果表示为

$$rc^m(\tau, u) = cf \left[\tau - \frac{R^m(u)}{c} \right] \times \exp \left[-j2\pi \frac{R^m(u)}{\lambda^m} \right] \quad (6)$$

其中, τ 为快时间, $u = \left[-\frac{N}{2}, \dots, \frac{N}{2} - 1 \right] \times T_p$ 为慢时间, $N = \frac{T_a}{T_p}$ 为慢时间采样总数, T_a 为总积累时间, T_p 为等效脉冲重复间隔, $cf[\cdot]$ 为互相关函数包络。对式(1)进行二阶泰勒级数展开,并代入式(6)中,可得

$$rc^m(r, u) = cf \left[r - \left(\frac{\lambda^m}{2} f_{dr}^m u^2 + \lambda^m f_{cnd}^m u + R_0^m \right) \right] \times \exp \left[-j2\pi \left(\frac{1}{2} f_{dr}^m u^2 + f_{cnd}^m u + \frac{R_0^m}{\lambda^m} \right) \right] \quad (7)$$

其中, $r = c \times \tau$ 为距离门单元, f_{cnd}^m 为多普勒频率质心, R_0^m 为初始距离。由式(7)可知,在积累时间内,互相关函数包络会在距离门单元上发生偏移,即距离徙动;复指数相位也会发生变化,即多普勒徙动。距离徙动和多普勒徙动在积累时间内扩散目标回波能量,从而降低目标检测性能^[12-14]。

2 多基地联合定位方法

2.1 目标回波长时间积累

由于GNSS卫星发射信号功率有限,接收的目标回波信号通常淹没在噪声中,难以直接检测。延长积累时间可有效增强目标回波SNR,从而提升目标检测性能。因此,本节采用文献[14]提出的长时间积累技术,在距离-多普勒图上聚焦目标回波能量。根据1.1节的分析结果,不同双基地几何配置下目标多普勒率接近,因此,通过搜索目标多普勒率参数,可同时校正 M 个双基地几何配置下的目标回波距离徙动和多普勒徙动。经过长时间积累技术处理后,第 m 个双基地几何配置下的距离-多普勒图可表示为

$$\text{RD}^m(r; f_u; f_{\text{dr}}^*) = \text{cf}[r - R_A^m; f_{\text{dr}}^*] \times \text{sinc}\left[\frac{\pi(f_u - f_{d,A}^m)}{T_f}; f_{\text{dr}}^*\right] \quad (8)$$

其中, f_u 为多普勒频率, f_{dr}^* 为被搜索的目标多普勒率, R_A^m 和 $f_{d,A}^m$ 分别为校正对齐后的距离单元和多普勒频率单元, T_f 为单帧持续时间。

2.2 笛卡儿平面生成

为实现定位目标并克服目标回波微弱的问题, 本节充分发挥 GNSS 多卫星的特点, 在空间域中进一步积累目标回波能量, 从而实现目标的多基地联合定位。首先, 为被监测海面建立笛卡儿坐标系; 然后, 将 M 个双基地几何配置下生成的距离-多普勒图投影到笛卡儿坐标平面, 如图 3 所示。

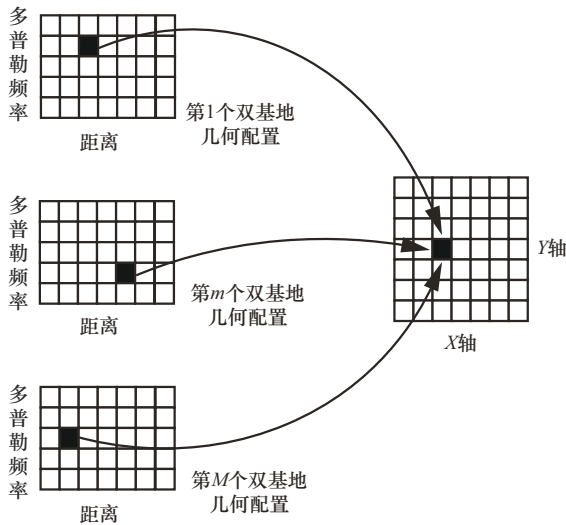


图 3 M 个距离-多普勒图到笛卡儿平面投影示意

M 个距离-多普勒图到笛卡儿平面的投影处理步骤如下。

步骤 1 将坐标平面网格化, 记任意网格点 \boldsymbol{p} 的位置向量为 $\boldsymbol{p} = [x_p, y_p, 0]^T$ 。

步骤 2 根据式(1)和式(2), 为网格点 \boldsymbol{p} 计算在第 m 个双基地几何配置下的距离和多普勒频率。由于卫星坐标、卫星速度和接收机坐标已知, 可直接计算得到距离值, 记为 $R^m(x_p, y_p)$ 。对于多普勒频率, 则需要搜索未知的目标 X 轴和 Y 轴速度分量, 记为 $f^m(x_p, y_p, v_x^*, v_y^*)$ 。

步骤 3 将第 m 个距离-多普勒图中 (R^m, f^m) 位置的能量投影到网格点 \boldsymbol{p} 上, 表示为

$$I^m(x_p, y_p; v_x^*, v_y^*, f_{\text{dr}}^*) =$$

$$\text{RD}^m\left[r = R^m(x_p, y_p); f_u = f^m(x_p, y_p; v_x^*, v_y^*); f_{\text{dr}}^*\right] \quad (9)$$

其中, v_x^* 和 v_y^* 分别表示被搜索的目标 X 轴和 Y 轴速度分量。根据 1.1 节的分析结果, 目标的多普勒率、 X 轴和 Y 轴速度分量满足二次方程关系。因此, 用网格点 \boldsymbol{p} 的位置向量、 $[v_x^*, v_y^*, 0]^T$ 和 f_{dr}^* 替换式(4)中的目标位置向量、目标速度向量以及多普勒率, 经过整理后可得

$$\left(\|\boldsymbol{p} - \boldsymbol{p}_r\|^2 - \Delta y^2\right)(v_y^*)^2 + \left(\|\boldsymbol{p} - \boldsymbol{p}_r\|^2 - \Delta x^2\right)(v_x^*)^2 - 2\Delta x \Delta y v_x^* v_y^* + \|\boldsymbol{p} - \boldsymbol{p}_r\|^3 (\lambda^m f_{\text{dr}}^* + C) = 0 \quad (10)$$

$$\text{其中, } \Delta x = x_p - x_r, \Delta y = y_p - y_r, C = \frac{\|\boldsymbol{v}_s^m\|^2}{\|\boldsymbol{p}_s^m - \boldsymbol{p}\|} - \frac{\left[(\boldsymbol{p}_s^m - \boldsymbol{p})^T \boldsymbol{v}_s^m\right]^2}{\|\boldsymbol{p}_s^m - \boldsymbol{p}\|^3} - \frac{\|\boldsymbol{v}_s^m\|^2}{\|\boldsymbol{p}_s^m - \boldsymbol{p}_r\|} + \frac{\left[(\boldsymbol{p}_s^m - \boldsymbol{p}_r)^T \boldsymbol{v}_s^m\right]^2}{\|\boldsymbol{p}_s^m - \boldsymbol{p}_r\|^3}。$$

由式(10)可知, Y 轴速度分量 (或 X 轴速度分量) 可由 X 轴速度分量 (或 Y 轴速度分量) 和目标多普勒率表示, 分别记为

$$v_y^* = S(v_x^*, f_{\text{dr}}^*) \quad (11)$$

$$v_x^* = S(v_y^*, f_{\text{dr}}^*) \quad (12)$$

以式(11)为例, 将式(11)代入式(9)得到

$$I^m(x_p, y_p; v_x^*, f_{\text{dr}}^*) = \text{RD}^m\left\{r = R^m(x_p, y_p), f_u = f^m\left[x_p, y_p; v_x^*, S(v_x^*, f_{\text{dr}}^*)\right]; f_{\text{dr}}^*\right\} \quad (13)$$

对比式(9)和式(13)发现, 未知目标运动参数搜索空间维度由三维降低为二维, 从而提高了算法的执行效率。

步骤 4 将步骤 3 得到的 M 个笛卡儿平面进行非相干累加, 即在空间域积累目标回波能量, 表示为

$$I_{\text{INT}}(x_p, y_p; v_x^*, f_{\text{dr}}^*) = \frac{1}{M} \sum_m \text{norm}\left[I^m(x_p, y_p; v_x^*, f_{\text{dr}}^*)\right] \quad (14)$$

其中, 归一化函数 $\text{norm}[\cdot]$ 用于消除不同双基地几何配置下信号强度差异的影响, 以避免虚假目标能量超过目标能量, 从而干扰目标的正确检测。显然, 当被搜索的目标运动参数组合接近真值时, 回

波能量将在笛卡儿平面上聚焦并位于目标真实位置附近;反之,回波能量会分散并被噪声淹没。因此,需要建立一个目标函数以寻找最优的目标运动参数组合。本文以笛卡儿平面输出的最大峰值SNR为目标函数,表示为

$$\begin{aligned} (\hat{v}_x, \hat{f}_{dr}) = \arg \max_{(v_x^*, f_{dr}^*)} & \left\{ \left[\frac{A_{\max}(I_{\text{INT}})}{\bar{A}_n(I_{\text{INT}})} \right]^2 \right\} \\ \text{s.t. } v_x^* \in [v_{x,\min}, v_{x,\max}] & f_{dr}^* \in [f_{dr,\min}, f_{dr,\max}] \end{aligned} \quad (15)$$

其中, $A_{\max}(\cdot)$ 为笛卡儿平面最大峰值的幅度, $\bar{A}_n(\cdot)$ 为笛卡儿平面噪声的平均幅度, $v_{x,\min}$ 和 $v_{x,\max}$ 分别为 X 轴速度分量搜索空间的最小值和最大值, $f_{dr,\min}$ 和 $f_{dr,\max}$ 分别为多普勒率搜索空间的最小值和最大值。在输出最大峰值SNR的笛卡儿平面上进行阈值检测,在检测到目标的同时完成目标定位。将对应的最优目标运动参数组合代入式(10),就能估计出目标速度。

3 改进DE加速投影处理

2.2节中的投影处理计算量较大,可将投影处理视为一个受约束的最优化问题,并借助智能优化算法提高效率。DE算法作为一种高效的智能优化算法,已在数据挖掘、人工神经网络等领域得到广泛应用,但其存在易陷入局部最优解的缺点^[22-23]。因此,本节对传统DE算法进行适当改进,并与上文提出的定位方法相结合,以加速投影处理,详细步骤如下。

步骤1 距离-多普勒图生成。设置目标多普勒率搜索区间 $[f_{dr,\min}, f_{dr,\max}]$, 该区间内包含 $N_{f_{dr}}$ 个采样点。在 M 个双基地几何配置下,利用2.1节的长时间积累技术,通过遍历多普勒率搜索区间生成 $M \times N_{f_{dr}}$ 个距离-多普勒图。需要强调的是,多普勒率搜索区间的采样步长需要满足 $\Delta f_{dr} \leq \frac{1}{KT_f^2}$, 即要求采样步长内的最大多普勒徙动应小于多普勒频率分辨率^[24]。其中, K 为总帧数。

步骤2 DE种群初始化。由2.2节可知,投影处理需要搜索未知的目标多普勒率和 X 轴速度分量。因此,DE种群个体可以表示为二维向量

$$\mathbf{X}_{n,g} = [v_{x,n,g}^* f_{dr,n,g}^*]^T \quad (16)$$

其中, n 为第 n 个个体 ($\forall n \in \{1, 2, \dots, N_p\}$), N_p 为种群个体总数, g 为第 g 次迭代 ($\forall g \in \{1, 2, \dots, G\}$), G 为最大迭代次数。根据式(15)约束条件可知,初代种群个体的随机初始化需满足的条件为

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{1,n,1} = \text{rand} \times (v_{x,\max} - v_{x,\min}) + v_{x,\min} \\ \mathbf{X}_{2,n,1} = \text{rand} \times (f_{dr,\max} - f_{dr,\min}) + f_{dr,\min} \end{cases} \quad (17)$$

其中, rand 为0~1均匀分布的随机数。

为计算种群个体的适应度值,需要给每个种群个体找到其在步骤1中对应的多普勒率采样点索引值,表示为

$$\text{ind}_n = \text{round} \left(\frac{\mathbf{X}_{2,n,1} - f_{dr,\min}}{\Delta f_{dr}} \right) + 1 \quad (18)$$

根据 ind_n 找到该个体对应的 M 个距离-多普勒图。然后,将 M 个距离-多普勒图和该个体作为2.2节投影处理的输入,根据式(13)和式(14)生成相应的笛卡儿坐标平面。最后,以笛卡儿平面输出的最大峰值SNR为该个体的适应度值。

步骤3 种群划分。种群个体按照适应度值降序排序,排名前50%的个体归入优势种群,记为 $\mathbf{X}_{i,g}^s, \forall i \in \{1, 2, \dots, \frac{N_p}{2}\}$; 剩余个体归入劣势种群,记为 $\mathbf{X}_{i,g}^b, \forall i \in \{1, 2, \dots, \frac{N_p}{2}\}$ 。

步骤4 种群更新。优势种群个体按传统DE算法迭代更新。为优势种群个体生成对应的变异个体,表示为

$$\mathbf{V}_{i,g} = \mathbf{X}_{r1,g}^s + F \times (\mathbf{X}_{r2,g}^s - \mathbf{X}_{r3,g}^s) \quad (19)$$

其中, $\mathbf{X}_{r1,g}^s$ 、 $\mathbf{X}_{r2,g}^s$ 和 $\mathbf{X}_{r3,g}^s$ 为不同于 $\mathbf{X}_{i,g}^s$ 的个体, F 是缩放参数。在迭代过程中可以自适应调整 F , 表示为 $F = F_0 \times 2^{\exp(1 - \frac{G}{G+1-g})}$, 其中, F_0 表示初始缩放参数^[23]。 $\mathbf{X}_{i,g}^s$ 和 $\mathbf{V}_{i,g}$ 进行交叉操作得到实验个体,表示为

$$\mathbf{T}_{j,i,g} = \begin{cases} \mathbf{V}_{j,i,g}, \text{rand} \leq \text{CR} \text{ 或 } j = j_{\text{rand}} \\ \mathbf{X}_{j,i,g}^s, \text{其他} \end{cases} \quad (20)$$

其中, CR 为交叉概率, j_{rand} 为1~2的随机整数,用于确保 $\mathbf{T}_{i,g}$ 至少有一个维度来源于 $\mathbf{V}_{i,g}$ 。从 $\mathbf{T}_{i,g}$ 和 $\mathbf{X}_{i,g}^s$ 中选择适应度值较大的个体,并将其作为下一代种群个体,表示为

$$X_{i,g+1}^s = \begin{cases} T_{i,g}, \text{Fit}(T_{i,g}) \geq \text{Fit}(X_{i,g}^s) \\ X_{i,g}^s, \text{其他} \end{cases} \quad (21)$$

其中, $\text{Fit}(\bullet)$ 为适应度函数值, 由步骤 2 给出的适应度值计算方法得到。

劣势种群个体则在对应的优势种群个体附近随机更新, 并作为下一代种群个体, 表示为

$$\begin{cases} X_{1,i,g+1}^b = X_{1,i,g}^s + \text{sp} \times [\text{rand} \times (v_{x,\max} - v_{x,\min}) + v_{x,\min}] \\ X_{2,i,g+1}^b = X_{2,i,g}^s + \text{sp} \times [\text{rand} \times (f_{\text{dr},\max} - f_{\text{dr},\min}) + f_{\text{dr},\min}] \end{cases} \quad (22)$$

其中, sp 为步长因子, 用于控制劣势种群个体的随机变化范围。接着, 计算劣势种群个体的适应度值。最后, 合并优势种群和劣势种群, 将种群中适应度值最大的个体作为本代的最优个体。

步骤 5 终止条件判断。重复步骤 3 和步骤 4, 直到达到最大迭代次数或者满足终止条件。对终止条件进行设置, 如果在连续 G_m 次迭代中任意两代最优个体的适应度值差值小于常数 C_d , 则终止迭代。

4 实验分析

4.1 仿真实验分析

为验证本文方法的有效性, 开展了仿真实验。如图 4 所示, 以监测区域中心为原点建立笛卡儿坐标系, 接收机位于 $(0, 1\ 000, 50)$ m, 同时接收卫星直达信号和目标回波信号。实验中采用 4 颗 GPS 卫星发射的含 P 码的 L1 信号作为信号源, 卫星星历数据来源于 1.1 节的仿真分析。从图 4 可以看出, 4 颗 GPS 卫星、接收机以及监测区域构成了后向散射的多基地几何配置, 可为仿真实验提供较高的距离向分辨率。考虑海上目标速度较慢且机动性弱, 在监测场景中设置了 3 个匀速运动的点目标。目标 1 的初始位置为 $(-250, 0, 0)$ m, 速度向量为 $[8.66, 5, 0]^T$ m/s; 目标 2 的初始位置为 $(250, -250, 0)$ m, 速度向量为 $[6.93, -4, 0]^T$ m/s; 目标 3 的初始位置为 $(-250, 500, 0)$ m, 速度向量为 $[-8.49, 8.49, 0]^T$ m/s。本文方法将分别处理观测时间内 3 个目标的回波信号。设置总观测时间为 60 s, 目标 1、目标 2 和目标 3 的相干积累时间分别为 2.048 s、2.5 s 和 3 s, 非相干积累次数均为 4 次, 从而分别生成 7 组、6 组和 5 组实验数据, 以获得 3 个目标的连续定位结果。表 1 列出了仿真实验的其他参数。

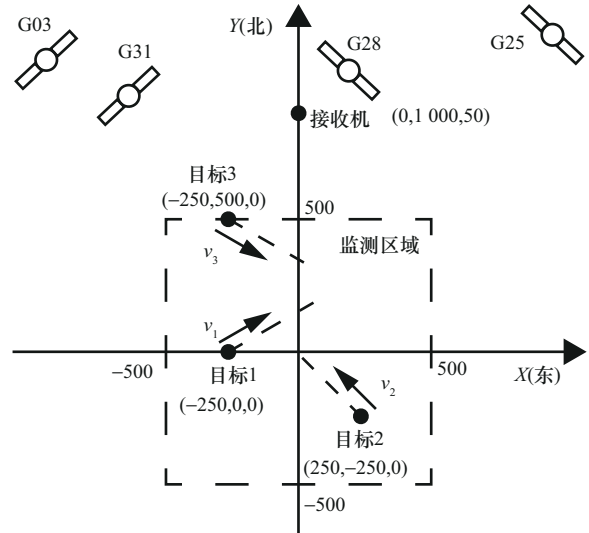


图 4 仿真场景俯视图示意

表 1 仿真参数

参数	取值
地表信号功率密度/(dBW·m ⁻²)	-135
载波频率/MHz	1 575.42
P 码码率/MHz	10.23
等效脉冲重复间隔/ms	1
笛卡儿平面网格尺寸	5 m × 5 m
多普勒率搜索区间和采样点总数	$[-1, 1]$ Hz/s 和 76
X 轴速度分量搜索区间/(m·s ⁻¹)	$[-10, 10]$
种群个体总数 N_p	76
最大迭代次数 G	75
初始缩放参数 F_0	0.1
交叉概率 CR	0.9
步长因子 sp	0.2
连续迭代次数 G_m	15
最优适应度差值常数 C_d	0.01

为便于分析, 以目标 1 的第 3 组实验结果为例 (其他组的实验结果与其类似), 生成图 5 和图 6 所需的多普勒率和 X 轴速度分量 (均来源于改进 DE 算法迭代输出的最优个体)。如图 5 所示, 经过运动校正和长时间积累后, 4 幅距离-多普勒图上的目标回波能量均得到有效聚焦, 其峰值均高于背景噪声, 表明通过搜索多普勒率参数可同时校正 4 个双基地几何配置下的目标回波距离徙动和多普勒徙动的有效性。4 幅距离-多普勒图中标记了目标峰

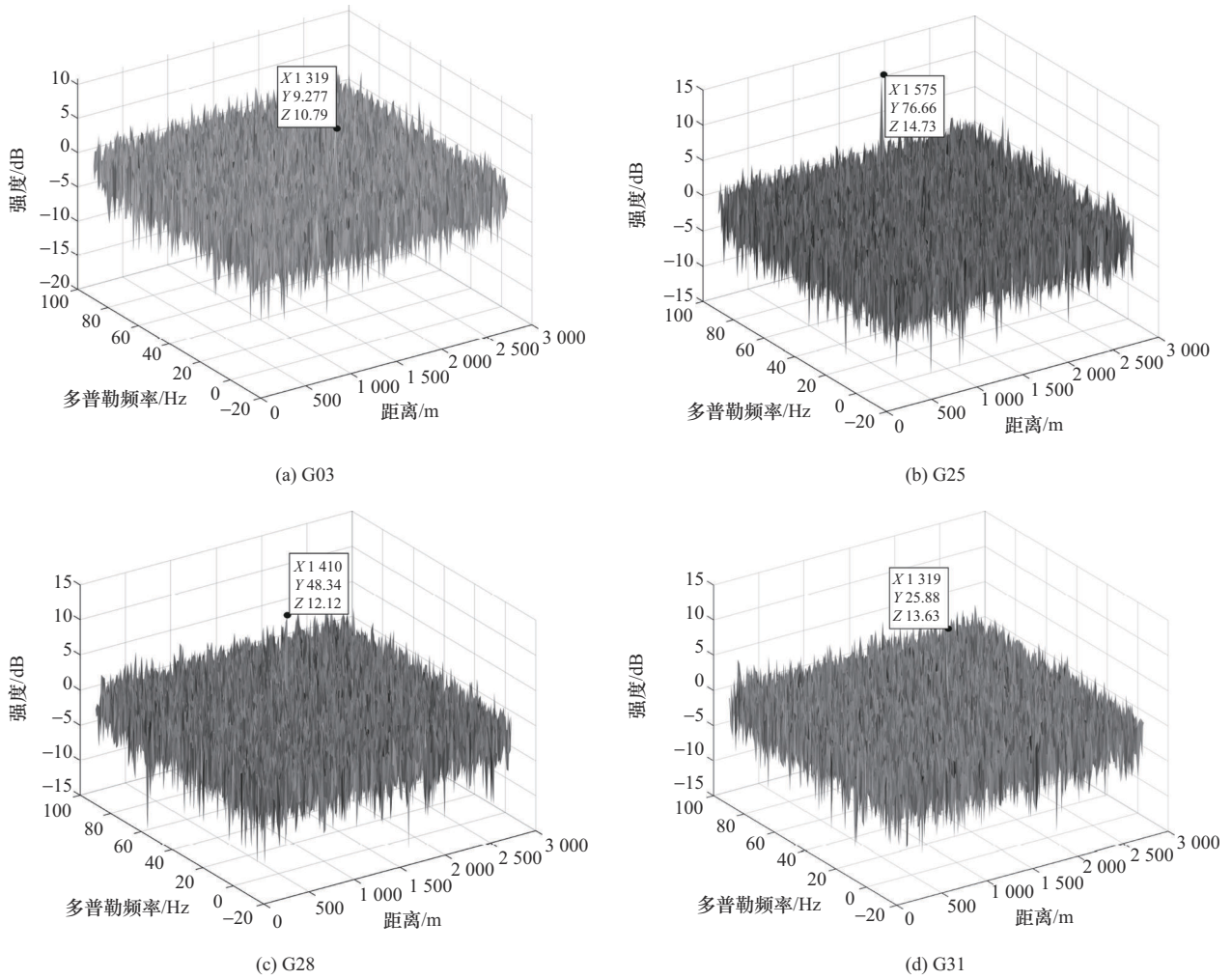


图 5 4 个双基地几何配置下生成的距离-多普勒图

的位置信息,结果显示目标峰的位置因不同双基地几何配置而有所差异。

将距离-多普勒图上的能量投影到笛卡儿坐标系中,得到图6所示的笛卡儿平面。与图5中目标峰的位置不同相比,图6中目标峰的位置均位于(-70, 100) m处,表明目标回波能量在空间域已对齐,从而可将4个笛卡儿平面进行非相干累加,得到图7所示的多基地笛卡儿平面。对比图6可以发现,图7具有更大的噪声容限,使得目标峰更容易从背景噪声中检测出来。此外,图6(c)中存在一个峰值SNR强度与目标峰相近的虚假目标(圆圈标注)。由于图6(a)、图6(b)和图6(d)中相同位置处未出现虚假目标以及式(14)的归一化处理,因此,图7中该虚假目标(圆圈标注)的能量得到有效抑制且显著低于目标峰的能量,表明GNSS卫星的空间分集特性能够有效抑制虚假目标。

图8(a)展示了每代最优个体的目标峰值SNR(适应度值)随迭代次数的变化曲线。从图8(a)中可以看出,曲线在迭代早期变化明显,这是由于种群个体在参数搜索空间中随机分布,保持了较高的多样性(如图9(a)所示),使得每次迭代后均能找到适应度值更优的种群个体。随着迭代次数增加,曲线变化趋于平稳并最终收敛于12.87 dB(即图7中目标峰标记所示),这是由于DE算法自身的贪心策略使种群个体趋向于全局最优,但种群个体的多样性会逐渐降低。如图9(b)所示,由于优势种群个体按DE算法迭代更新,在迭代后期,优势种群个体集中在最优个体附近(如图9(b)放大部分所示),若陷入局部最优解则难以逃脱。改进DE算法通过使劣势种群个体在优势种群个体附近随机更新,保持种群多样性,从而有机会逃离局部最优解。图8(b)和图8(c)分别绘制了由每代最优个体的X轴速度分量和多普勒率构成

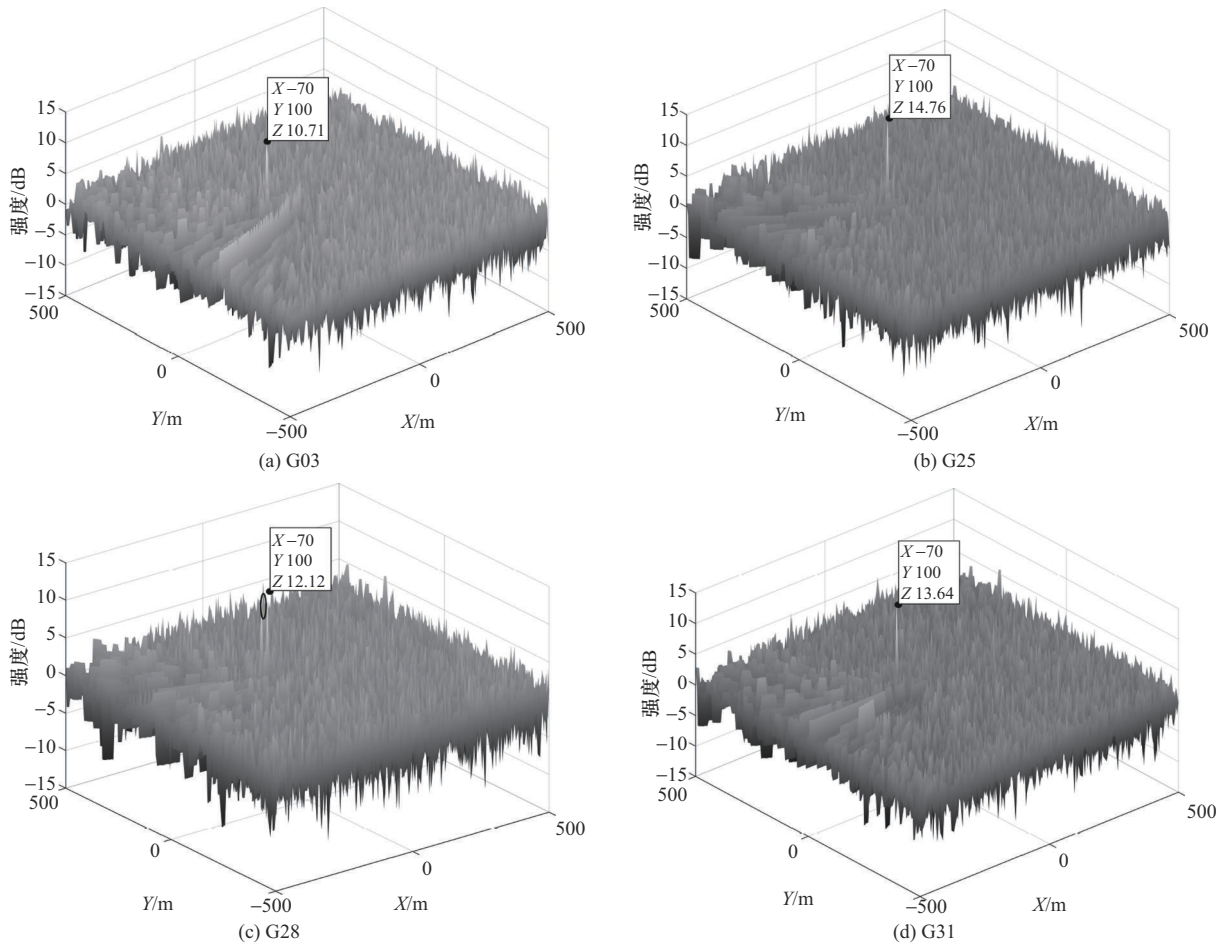


图6 4个双基地几何配置下生成的笛卡儿平面图

的曲线。结果显示， X 轴速度分量最终收敛于 8.68 m/s ，与目标1速度向量的第一分量接近；多普勒率最终收敛于 -0.398 Hz/s ，与图2(b)标注的多普勒率真值接近。综上，本文方法能够有效找到具有最大峰值SNR的笛卡儿平面，且最优个体包含的运动参数与真值非常接近。通过对笛卡儿平面进行阈值检测，可在检测到目标的同时获取目标位置和速度。

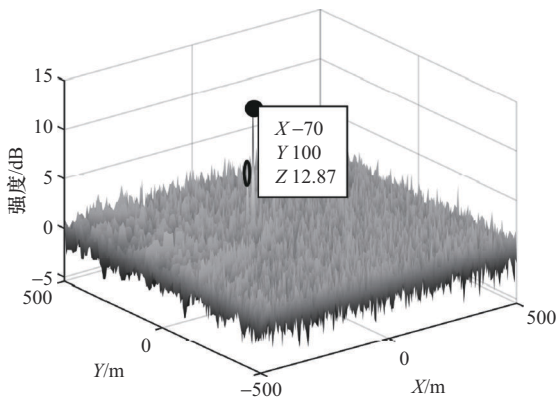


图7 多基地笛卡儿平面

为了评估本文提出的基于改进DE算法的多基地联合定位方法（以下简称“改进DE方法”）的定位性能、速度估计性能和计算效率，将基于DE算法的本文方法（以下简称“DE方法”）和文献[19]方法作为参照。为确保公平性，DE方法的参数设置与改进DE方法一致。文献[19]方法需要分别搜索目标 X 轴和 Y 轴速度分量，其搜索区间范围与表1中 X 轴速度分量搜索区间一致，2个速度分量的搜索区间采样点总数均设为53。该数值设置基于目标1的7组仿真实验结果，在单组实验数据中，改进DE方法执行笛卡儿平面投影操作的平均次数为2 812次，为保持公平，文献[19]方法也执行约2 812次笛卡儿平面投影操作，即 X 轴和 Y 轴速度分量搜索区间采样点总数均为53，该数值满足文献[24]对速度搜索区间最大采样步长的限制要求。

图10展示了3种方法输出的7组仿真数据的定位和速度估计结果。从图10可以看出，文献[19]方法和改进DE方法估计的7组目标位置和速度均与

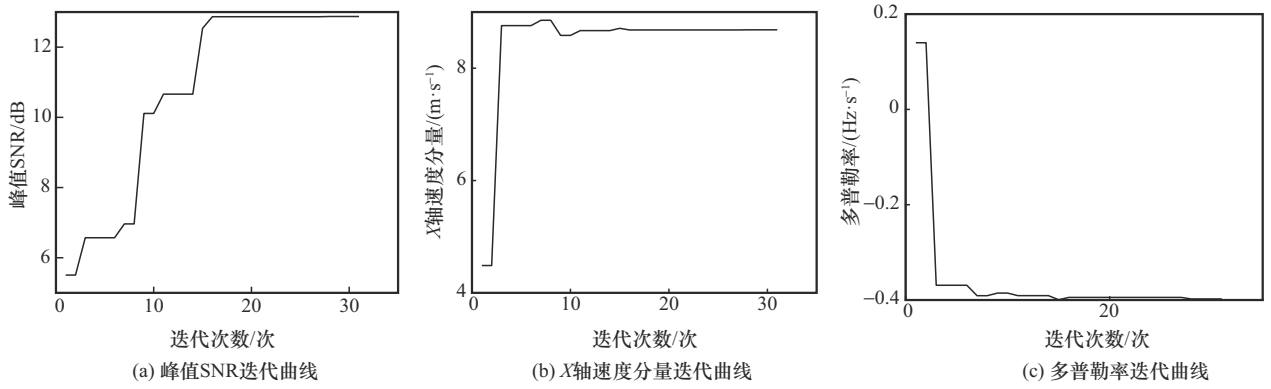


图8 改进DE算法输出的目标峰值SNR、X轴速度分量和多普勒率迭代曲线

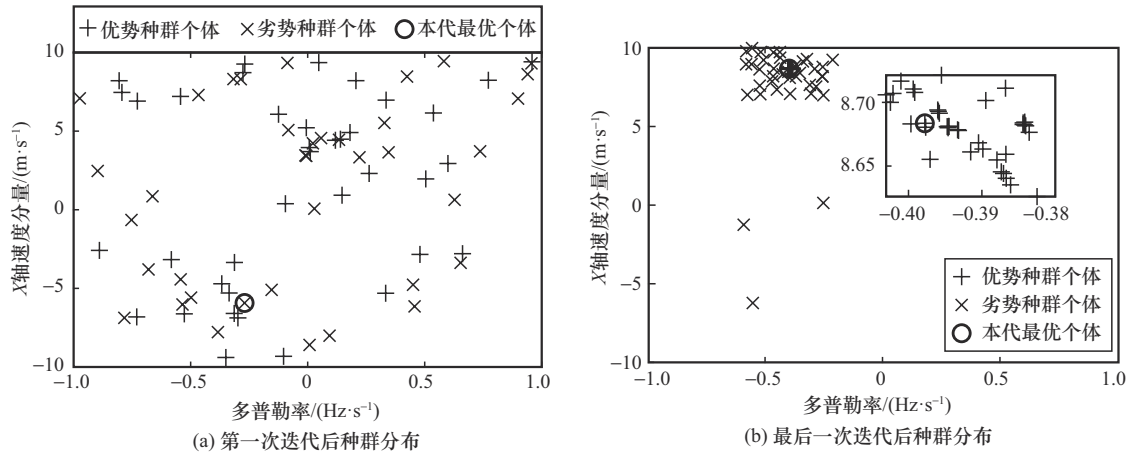


图9 改进DE算法第一次和最后一次迭代后种群分布

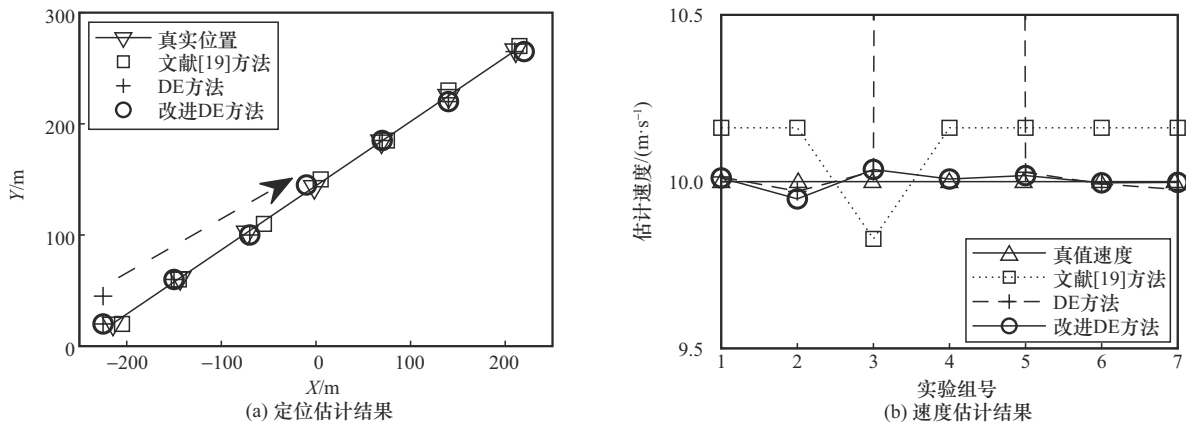


图10 3种算法的7组定位和速度估计结果

目标真值接近,表明2种方法具有较高的定位和速度估计精度。相比之下,DE方法在第4组实验数据上的定位和速度误差较大,这是由于其陷入局部最优解并过早满足迭代终止条件。如图11(a)所示,DE方法最后一次迭代后,种群个体集中在3个区域,种群个体多样性较差,难以快速逃离局部最优解。相反,图11(b)显示改进DE方法的优势

种群个体集中于全局最优解附近,而劣势种群个体均匀分布在全局最优解周围,既保证了算法收敛性,又保持了种群多样性。

表2列出了目标1、目标2和目标3的多组实验结果的定位均方根误差(RMSE, root mean squared error)、速度估计RMSE及平均计算耗时。结果显示,DE方法在目标1和目标2处的定位和速度估计

误差较大，而在目标 3 处的估计误差与另外 2 种方法接近，这是由于其易陷入局部最优解。改进 DE 方法的定位和速度估计误差与文献[19]方法接近，但其平均计算耗时显著低于文献[19]方法。原因在于文献[19]方法需要将积累时间内的 K 个短帧均投影到笛卡儿平面并进行运动补偿，在 M 个双基地几何配置下的计算复杂度阶数为 $O(M \cdot K \cdot N^4)$ 。本文方法在距离-多普勒域完成 K 个短帧的运动补偿和非相干积累后，再投影到笛卡儿平面，在 M 个双基地几何配置下的计算复杂度阶数为 $O(M \cdot N^3 \cdot \log N + M \cdot N^4)$ 。因此，本文方法的计算效率优于现有方法。此外，表 3 以目标 1 为例，对比了 DE 算法参数对定位、速度估计误差及平均耗时的影响。结果显示，DE 算法的参数设置对定位和速度估计误差影响较小。但随着初始缩放参数 F_0 的增

大，平均耗时有一定增加，这是由于 F_0 过大会导致 DE 算法收敛速度变慢。

4.2 现场实验分析

为进一步验证本文方法，使用 2019 年 5 月 16 日 14:53 在香港数码港海滨公园采集的实验数据进行测试。图 12 展示了现场实验的数据采集几何配置，其中接收机固定于海岸边，同时接收 GPS 卫星直达信号和海上货船散射的回波信号。实验中采用 2 颗 GPS 卫星 (G01 和 G22) 发射的含 C/A 码的 L1 信号作为信号源，卫星运动信息由直达信号中的导航电文提供。以船舶自动识别系统 (AIS, automatic identification system) 提供的目标运动信息作为真值参考，货船的 AIS 数据显示，观测时间内目标的移动速度约为 6.25 m/s，航迹向为 330° (由北方向顺时针计算)，目标到接收机的最短距离

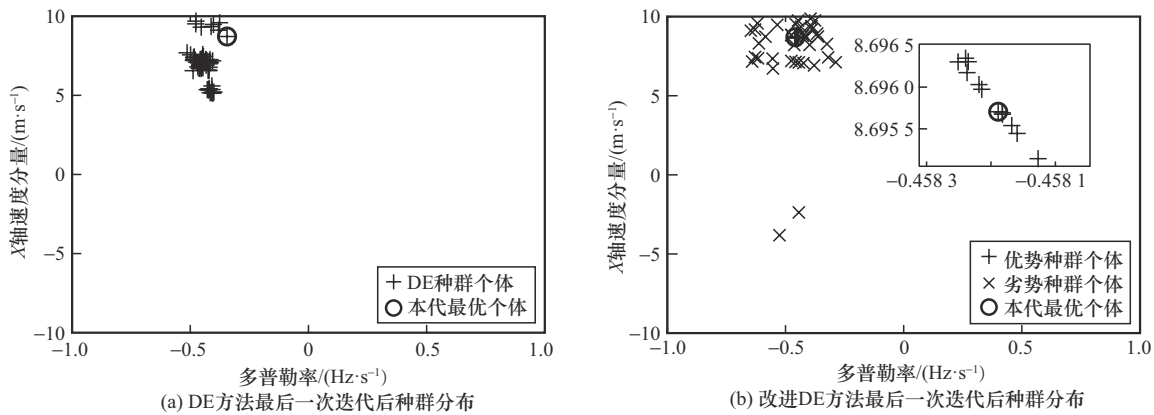


图 11 第 4 组实验数据下 DE 方法和改进 DE 方法种群分布对比

表 2 3 个目标的定位、速度估计误差及计算耗时对比

方法	目标 1			目标 2			目标 3		
	定位 RMSE/m	速度 RMSE/(m·s ⁻¹)	耗时/s	定位 RMSE/m	速度 RMSE/(m·s ⁻¹)	耗时/s	定位 RMSE/m	速度 RMSE/(m·s ⁻¹)	耗时/s
文献[19]方法	7.5	0.160	289.2	3.68	0.034	375.8	5.37	0.024	466.1
DE 方法	92.4	22.320	121.3	63.45	50.520	135.8	6.94	0.026	159.7
改进 DE 方法	7.0	0.025	111.0	5.49	0.036	147.4	3.53	0.022	132.1

表 3 初始缩放参数和交叉概率变化对定位、速度估计误差及计算耗时的影响对比

CR	$F_0=0.1$			$F_0=0.5$			$F_0=0.9$		
	定位 RMSE/m	速度 RMSE/(m·s ⁻¹)	耗时/s	定位 RMSE/m	速度 RMSE/(m·s ⁻¹)	耗时/s	定位 RMSE/m	速度 RMSE/(m·s ⁻¹)	耗时/s
0.1	7.4	0.024	115.9	8.6	0.066	111.7	9.3	0.094	123.6
0.5	9.3	0.033	108.1	10.3	0.034	135.9	8.2	0.047	137.1
0.9	7.0	0.025	111.0	10.8	0.046	128.4	9.8	0.031	134.8

约为810 m。由于实验场景为短距离且目标尺寸较大(船长为143 m),货船被视为扩展目标而非点目标。因此,将最大峰值SNR替换为文献[19]中的最大强度对比度,作为种群个体的适应度值。与仿真实验相同,将整个观测时间划分为6段,生成6组实验数据用于算法验证。表4列出了现场实验的相关参数,其中,与DE算法执行相关的参数与表1一致。

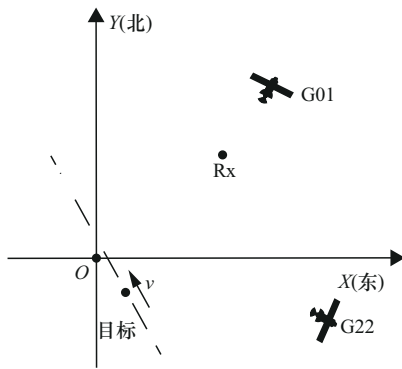


图12 现场实验场景示意

表4 现场实验参数

参数	取值
载波频率/MHz	1 575.42
C/A 码码率/MHz	1.023
等效脉冲重复间隔/ms	1
总观测时间/ms	49 152
实验数据组	6
每组数据总积累时间/ms	8 192
单帧时间/ms	2 048
非相干积累次数/次	4

图13展示了信号同步过程中直达信号的码相位跟踪误差曲线。结果显示,2颗卫星的最大码相位误差约为±0.03个码片,对应的距离测量误差约为8.8 m,远小于L1信号的最佳距离向分辨率(约为150 m)。因此,信号同步误差对后续定位的影响可忽略不计。

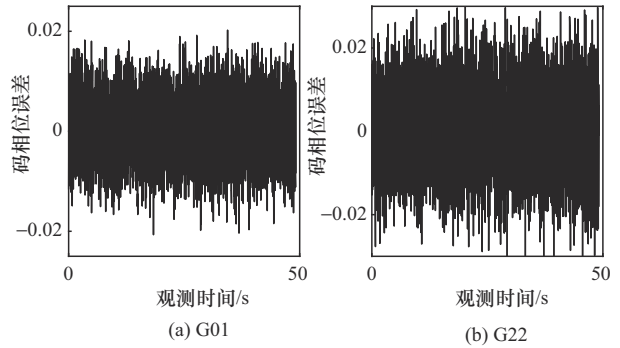


图13 2颗GPS卫星直达信号内C/A码码相位跟踪误差曲线

为了方便分析实验结果,以第3组实验为例。图14和图15分别展示了本文方法执行过程中生成的距离-多普勒图和笛卡儿平面图。结果显示,目标回波能量在图14中均得到有效聚焦,且目标在2幅图中的位置不同;图15中的目标在空间域中位置对齐。将图15进行非相干累加,得到如图16所示的多基地笛卡儿平面图。对比图15(b)可知,图16左下角的虚假目标能量得到有效抑制。以上实验结果与仿真实验结果相似。图17展示了改进DE算法每代最优个体的最大强度对比度、X轴速度分量和多普勒率随迭代次数的变化曲线。与图8曲线的变化特点类似,图17的曲线在迭代早期变化明显,而在迭代后期趋于平稳并最终收敛。

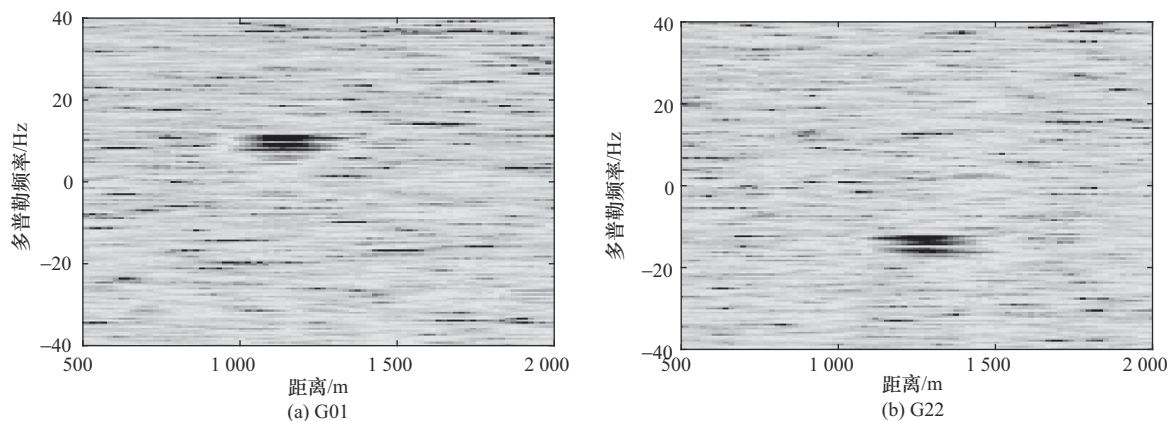


图14 2个双基地几何配置下的距离-多普勒图

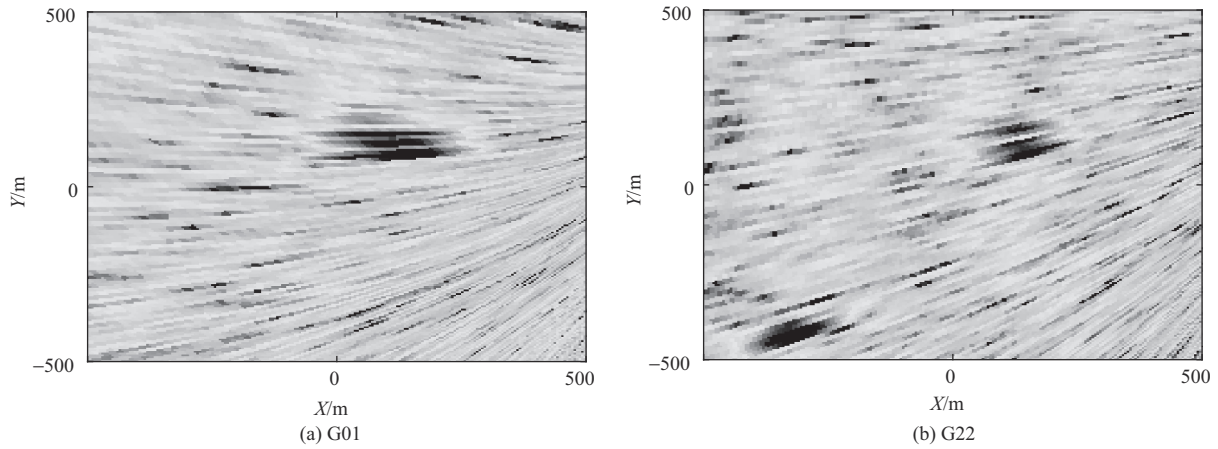


图15 2个双基地几何配置下的笛卡儿平面图

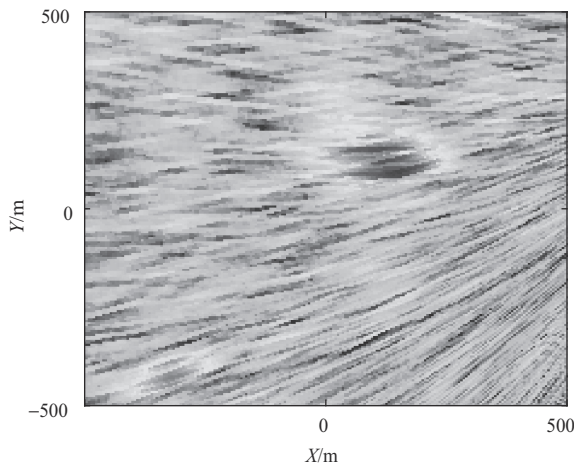


图16 多基地笛卡儿平面图

通过对图16进行阈值检测,可获得目标的位置和速度。由于目标为扩展目标,选取笛卡儿平面中最大峰值SNR处的坐标作为目标的估计位置。图18展示了文献[19]方法、DE方法和改进DE方法输出的6组实验数据的定位和速度估计结果。从图18(a)可以看出,3种方法估计的目标位置构成的目标轨迹与AIS轨迹高度接近;从图18(b)可以看出,3种方法估计的目标速度曲线在AIS速度真值附近波动。因此,现场实验数据验证了3种方法的有效性。表5列出了3种方法的目标定位误差、速度估计误差及平均耗时。结果显示,3种方法的定位和速度估计误差精度接近,但DE方法和改进DE方法的计算耗时显著少于文献[19]方法。综合仿真和现场实验结果可知,DE方法和改进DE方法在定位和速度估计精度上与文献[19]方法相当,但计算效率更高;而改进DE方法在定位和速度估计的稳定性方面优于DE方法。

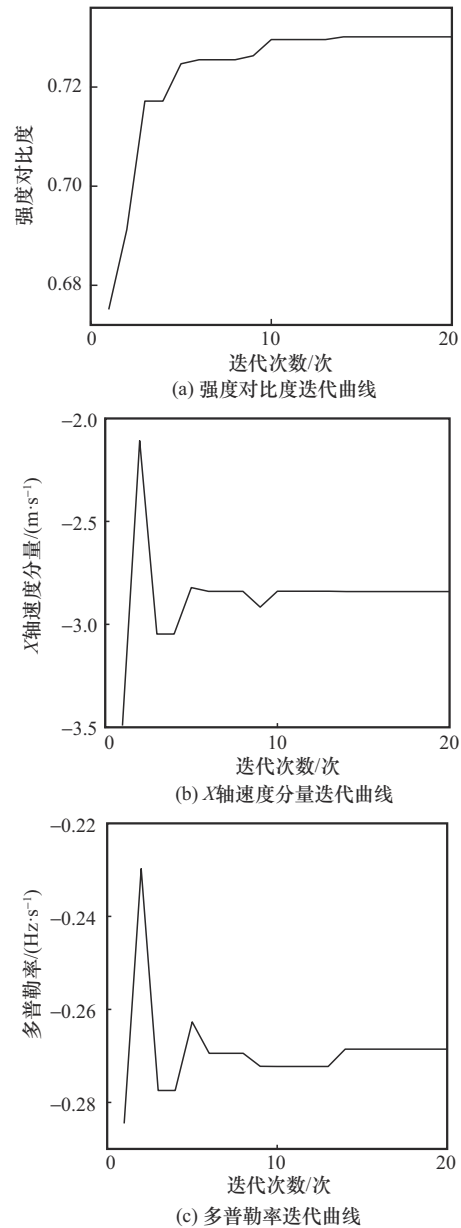


图17 现场实验目标强度对比度、X轴速度分量和多普勒率迭代曲线

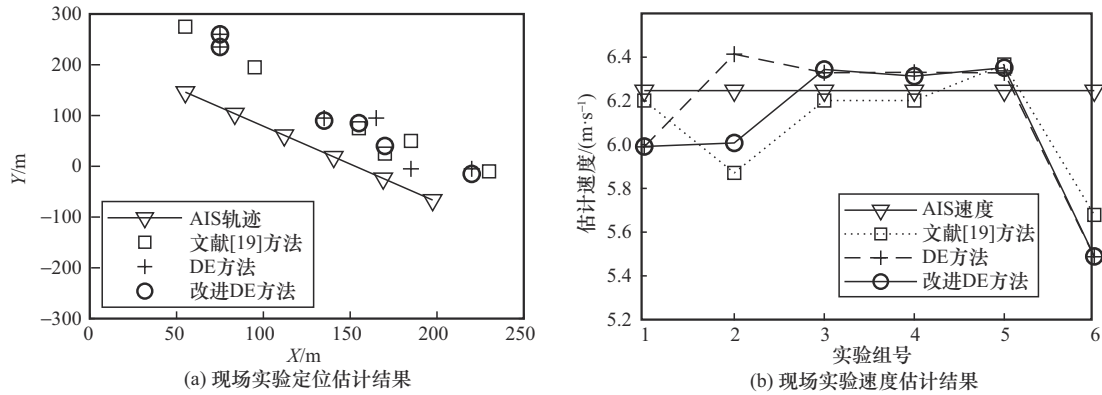


图18 现场实验3种算法的6组定位和速度估计结果

表5 目标定位、速度估计误差及计算耗时

方法	定位RMSE/m	速度RMSE/(m·s ⁻¹)	耗时/s
文献[19]方法	87.3	0.28	174.0
DE方法	87.0	0.34	42.7
改进DE方法	87.1	0.35	38.9

5 结束语

本文以GNSS卫星作为信号源构建无源雷达系统,提出一种基于改进DE算法的多基地联合定位方法。首先,分析GNSS无源雷达的双基地几何配置,发现不同双基地几何配置下目标多普勒率数值非常接近,且目标多普勒率与目标X轴及Y轴速度分量之间存在二次方程关系。基于此,本文提出一种多基地联合定位方法。在该方法中,利用多个双基地几何配置通过长时间积累技术实现目标回波能量的有效积累。然后,将包含目标回波能量的多个距离-多普勒图投影到笛卡儿平面进行非相干积累,以增强空间域中的目标回波能量。最后,在笛卡儿平面上检测目标的同时实现目标定位。由于投影处理可视为一个受约束的最优化问题,本文提出一种改进DE算法以提高投影处理效率。仿真和现场实验结果表明,本文方法在定位和速度估计精度上与现有方法接近,但计算效率优于现有方法。

参考文献:

[1] 陈锐志,王磊,李德仁,等. 导航与遥感技术融合综述[J]. 测绘学报, 2019, 48(12): 1507-1522.
 CHEN R Z, WANG L, LI D R, et al. A survey on the fusion of the navigation and the remote sensing techniques[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2019, 48(12): 1507-1522.
 [2] JIN S G, CAMPS A, JIA Y, et al. Remote sensing and its applications using GNSS reflected signals: advances and prospects[J]. Satellite Naviga-

tion, 2024, 5(1): 19-60.
 [3] 张双成,郭沁雨,马中民,等. 星载GNSS-R反演土壤湿度研究进展与思考[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(1): 15-26.
 ZHANG S C, GUO Q Y, MA Z M, et al. Research advances and some thoughts on soil moisture retrieval by space-borne GNSS-R[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2024, 49(1): 15-26.
 [4] ANTONIOU M, CHERNIAKOV M. GNSS-based bistatic SAR: a signal processing view[J]. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2013(1): 98-113.
 [5] ANTONIOU M, CHERNIAKOV M, MA H. Space-surface bistatic synthetic aperture radar with navigation satellite transmissions: a review[J]. Science China Information Sciences, 2015, 58(6): 1-20.
 [6] COLONE F. DVB-T-based passive forward scatter radar: inherent limitations and enabling solutions[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2021, 57(2): 1084-1104.
 [7] PARK D H, PARK G H, PARK J H, et al. Interference suppression for an FM-radio-based passive radar via deep convolutional autoencoder[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2024, 60(1): 106-118.
 [8] LELOWICZ K, PIŁAT A K. Generic sensor model usecase exemplified by pedestrian crossing[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(22): 21986-21995.
 [9] 龚健雅,张策,石书祝. GNSS外辐射源目标遥感检测技术现状与发展趋势[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(7): 1053-1069.
 GONG J Y, ZHANG C, SHI S Z. A review of moving target detection techniques using GNSS passive remote sensing system[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2024, 49(7): 1053-1069.
 [10] 许稼,彭应宁,夏香根,等. 空时频检测前聚焦雷达信号处理方法[J]. 雷达学报, 2014, 3(2): 129-141.
 XU J, PENG Y N, XIA X G, et al. Radar signal processing method of space-time-frequency focus-before-detects[J]. Journal of Radars, 2014, 3(2): 129-141.
 [11] COLONE F, FILIPPINI F, PASTINA D. Passive radar: past, present, and future challenges[J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2023, 38(1): 54-69.
 [12] LI Z Y, SANTI F, PASTINA D, et al. Multi-frame fractional Fourier transform technique for moving target detection with space-based passive radar[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2017, 11(5): 822-828.
 [13] MA H, ANTONIOU M, PASTINA D, et al. Maritime moving target indication using passive GNSS-based bistatic radar[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2018, 54(1): 115-130.

- [14] HE Z Y, CHEN W, YANG Y, et al. Sea target detection using the GNSS reflection signals[J]. GPS Solutions, 2023, 27(4): 160-173.
- [15] MA H, ANTONIOU M, STOVE A G, et al. Maritime moving target localization using passive GNSS-based multistatic radar[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 56(8): 4808-4819.
- [16] SADEGHI M, BEHNI A, AMIRI R. Maritime target localization from bistatic range measurements in space-based passive radar[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 8502708.
- [17] 谭传瑞, 李唐, 陈文谦, 等. GNSS 外辐射源雷达空中目标 TDOA 定位算法评估[J]. 北京航空航天大学学报, 2023, doi: 10.13700/j.bh.1001-5965.2023.0685.
TAN C R, LI T, CHEN W Q, et al. Evaluation of TDOA based air target localization algorithm using GNSS-based passive radar[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023, doi: 10.13700/j.bh.1001-5965.2023.0685.
- [18] 杨东凯, 谭传瑞, 王峰, 等. 基于高度角随机模型的 GNSS 外辐射源雷达定位算法[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(4): 1373-1381.
YANG D K, TAN C R, WANG F, et al. Elevation-dependent stochastic localization algorithm for GNSS-based passive radar[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2024, 46(4): 1373-1381.
- [19] NASSO I, SANTI F. A centralized ship localization strategy for passive multistatic radar based on navigation satellites[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, 19: 4026805.
- [20] BORRE K. A software-defined GPS and Galileo receiver: a single-frequency approach[M]. Boston: Birkhauser, 2007.
- [21] 姚相振, 崔绍龙, 方金云. 优化的 PFA 算法在 GPS 软件接收机中的应用[J]. 通信学报, 2012, 33(4): 183-190.
YAO X Z, CUI S L, FANG J Y. Optimized PFA algorithm in GPS software receiver[J]. Journal on Communications, 2012, 33(4): 183-190.
- [22] 麦伟杰, 刘伟莉, 钟竞辉. 基于种群状态信息的自适应差分进化算法[J]. 通信学报, 2023, 44(6): 34-46.
MAI W J, LIU W L, ZHONG J H. Self-adaptive differential evolution algorithm based on population state information[J]. Journal on Communications, 2023, 44(6): 34-46.
- [23] PAROUHA R P, VERMA P. A systematic overview of developments in differential evolution and particle swarm optimization with their advanced suggestion[J]. Applied Intelligence, 2022, 52(9): 10448-10492.
- [24] PASTINA D, SANTI F, PIERALICE F, et al. Maritime moving target

long time integration for GNSS-based passive bistatic radar[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2018, 54(6): 3060-3083.

[作者简介]



何振宇 (1990-), 男, 江苏泰州人, 博士, 河海大学讲师, 主要研究方向为 GNSS 无源雷达目标探测及成像。



毛亿 (1985-), 男, 江苏南京人, 博士, 河海大学教授、博士生导师, 主要研究方向为联合战场管制、时空一致的智慧城市和无人集群。



杨扬 (1987-), 男, 河南南阳人, 博士, 香港理工大学助理教授, 主要研究方向为 GNSS-R 遥感、GNSS 软件接收机。



陈武 (1962-), 男, 湖北武汉人, 博士, 香港理工大学教授、博士生导师, 主要研究方向为大地测量、GPS 导航与智能交通。