

文章编号: 2097-1974(2025)05-0013-11

DOI: 10.7654/j.issn.2097-1974.20250508

火箭残骸精准定位算法优化

赵铭, 滕云

(东北农业大学工程学院, 哈尔滨, 150030)

摘要: 针对多级火箭残骸定位精度不足的问题, 提出一种融合粒子群算法与牛顿迭代-梯度下降法的时间差定位方法 (Time Difference of Arrival, TDOA) 联合优化模型, 通过全局搜索与局部优化的协同机制提升定位性能, 并构建多残骸信号分离约束模型与环境干扰补偿模型。试验表明, 该模型在火箭残骸回收任务中, 定位误差由传统单级优化算法的1~10 km降低至0.5 km以内, 多残骸信号分离率达96.2%, 山地及强风干扰下仍保持亚千米级精度。结合Chan-Taylor算法与最小二乘法的验证表明, 其抗干扰性与定位可靠性显著优于现有方法。本算法可拓展至移动通信、无人驾驶等领域, 兼具理论创新与工程应用价值。

关键词: 火箭残骸; 精准定位; TDOA技术; 联合算法优化; Chan-Taylor算法

中图分类号: V57

文献标识码: A

Optimization of Precise Location Algorithm for Rocket Debris

ZHAO Ming, TENG Yun

(College of Engineering, Northeast Agricultural University, Harbin, 150030)

Abstract: A TDOA joint optimization model (TDOA-PSO-NI-GD) that integrates Particle Swarm Optimization (PSO) and Newton's Iteration-Gradient Descent (NI-GD) method is proposed in response to the problem of insufficient positioning accuracy of multi-stage rocket debris, which improves the localization performance through the synergistic mechanism of global search and local optimization and constructs the multi-debris signal separation constraint model and the environmental interference compensation model. Experiments show that the model reduces the positioning error from 1~10 km to less than 0.5 km in the traditional single-stage optimization algorithm in the rocket debris recovery mission, and the multi-debris signal separation rate reaches 96.2%, and maintains the sub-kilometer accuracy under the mountainous terrain and strong wind disturbances; the validation of the Chan-Taylor algorithm combined with the least-squares method shows that its anti-jamming and positioning reliability are significantly better than that of the existing methods. The algorithm can be extended to mobile communications, unmanned vehicles and other fields, with both theoretical innovation and engineering application value.

Keywords: rocket debris; precise localization; TDOA technology; joint algorithm optimization; Chan-Taylor algorithm

0 引言

在国家战略需求和科技进步的双重驱动下, 中国航天事业正迎来从“航天大国”迈向“航天强国”的关键转型期。随着“一带一路”倡议的深入推进以及中国空间站的持续建设, 中国航天任务的规模不断扩大, 频率不断提升, 涵盖了通信卫星、导航卫星、气象卫星、探月工程及深空探测等多类型发射任务。航天火箭发射次数的增加带来了更多残骸, 不仅造成环境污染, 而且可能会对地面设施和人员安全构成潜在威胁^[1-2]。在多级发射任务中, 火箭及助推器各级结

构按照设计要求, 在完成各阶段的既定任务后会与主火箭分离, 并依据发射计划落入预定区域。这些残骸虽然在发射前通过落区划分得到了初步规划, 但在高空高速下落的过程中, 会受到复杂环境因素的干扰, 偏离预设区域。因此, 火箭残骸精准定位的研究日益紧迫。

目前, 火箭残骸定位回收主要依赖于视觉、雷达等传统监测手段, 但这些方法在实际操作中存在诸多局限性。由于火箭残骸通常坠落在地形复杂、偏远的山区或海域, 视觉和雷达监测易受到地形遮挡、天气

干扰等外部因素的影响,难以实现精确定位。此外,火箭残骸坠落速度极快,音爆信号传播时间极短,传统监测技术在短时精确捕捉、处理信号等技术性问题上遭遇瓶颈。为克服这些难点,基于音爆震动波到达时间差(Time Difference of Arrival, TDOA)的定位技术逐渐成为研究热点^[3-6]。TDOA技术通过布设多台监测设备记录音爆信号到达时间差,利用信号传播速度推算音爆源位置,其核心优势在于不需要依赖光学或雷达设备,可有效适应复杂地形和恶劣天气。该技术已在无线传感器网络定位^[7]、灾害源追踪^[8]和移动通信基站优化^[9]等领域取得显著成果。例如,Chen等^[10]通过联合TDOA与频差技术实现了对移动目标厘米级定位,Qu等^[11]提出改进的加权最小二乘法,显著降低了TDOA定位误差,公式化问题全局最优解达到CRLB精度,20次迭代内收敛百分比超过96%。然而,现有研究多聚焦于单目标场景,在火箭残骸多源音爆交织、信号非线性叠加等复杂情境下,传统TDOA算法易因雅可比矩阵奇异或初值敏感导致定位发散^[12-13]。

近年来,学者们尝试将智能优化算法与传统定位模型结合以突破上述限制。粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)因其全局搜索能力强、参数设置简单等特性,在危险气体泄漏源定位^[14]和无人机集群路径规划^[15]中表现出色;牛顿迭代法(Newton Iteration Method, NIM)与梯度下降法(Gradient Descent, GD)则凭借局部收敛速度快的特点,被应用于光伏功率预测^[16]和非线性方程组求解^[17]。然而,单一算法在火箭残骸定位场景中仍存在明显短板,PSO局部最优但收敛精度不足^[18],NI-GD对初始值依赖性强,在噪声干扰下稳定性较差^[19]。现有研究尚未系统探讨多算法协同优化在TDOA定位中的可行性,特别是针对火箭多残骸场景的信号分离与抗干扰机制仍缺乏理论支撑。

综上,本文基于TDOA定位技术提出一种融合PSO全局搜索与NI-GD局部优化的混合定位模型TDOA-PSO-NI-GD,以长征系列火箭残骸回收为研究对象,重点解决3个关键问题:a)设计两阶段优化框架,通过PSO快速锁定潜在解域,再经NI-GD精细化修正,突破单一算法精度瓶颈;b)构建多残骸信号分离约束模型,引入聚类分析与时间序列匹配机制,实现交织音爆信号的精准识别;c)建立环境干扰补偿模型,通过引入高程权重因子与风速漂移修正项,提升复杂地形下算法鲁棒性。本研究不仅为火箭残骸

高效回收提供了新方法,其优化框架还可拓展至地质灾害监测、海上搜救等多元定位场景,具有一定的工程应用价值。

1 材料与方法

1.1 研究区概况及残骸位点总览

1.1.1 西昌卫星发射中心

研究区1为西昌卫星发射中心,位于四川省凉山彝族自治州,是中国重要的航天发射场之一,海拔约为1 500 m。该中心地处大凉山腹地,其区域地形以山地为主。

西昌卫星发射中心的周边区域自然条件复杂,包括山地、河流、森林和部分农业区。虽然山区的地形使得发射活动产生的影响相对较小,但对回收火箭残骸可能带来一定的挑战。火箭一级和二级残骸可能会落在周边的四川、云南、贵州等地。因此,可以建立西昌周围的山脉模型,并分离出西昌、云南和贵州等区域,标注出残骸大致区域。运用Python编程软件生成西昌卫星发射中心布局图及其火箭残骸分布区域,如图1所示。

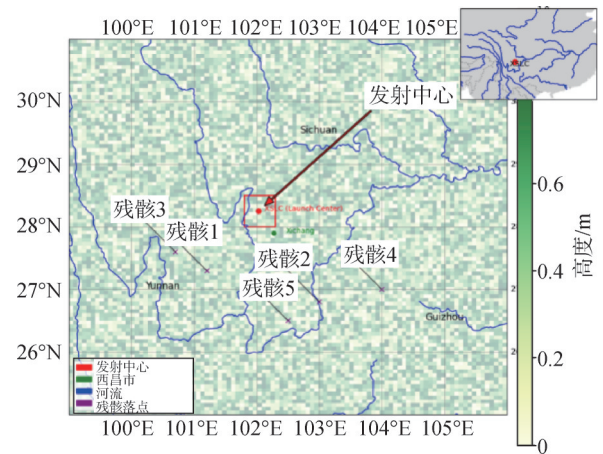


图1 西昌卫星发射中心及残骸分布区域

Fig.1 Xichang Satellite Launch Center and approximate debris distribution areas

1.1.2 文昌航天发射中心

研究区2为文昌航天发射中心,位于海南省文昌市龙楼镇,坐落于海南岛东北部沿海地区。

相比其他内陆发射场,文昌航天发射中心海拔高度较低,约10 m。其周边多为平原和台地,便于大型设备的运输和安装,为发射场的建设及后续航天活动的开展提供了良好的基础条件。同时,靠近海洋的地理位置使其在火箭发射后,残骸可坠落在海洋区域,

大大降低了残骸对地面人员和设施的安全风险。

近些年来，文昌航天中心火箭发射任务激增，分别于2022年7月24日14时22分和2022年9月13日21时18分发射了长征五号B遥三运载火箭以及长征七号甲遥五运载火箭，应用Python中Folium库将其火箭残骸的坠落路线和残骸落点的大致区域可视化，如图2和图3所示。



图2 长征五号B遥三运载火箭单残骸坠落位点

Fig.2 Single wreckage fallout site of the LM-5B Y3 Launch Vehicle

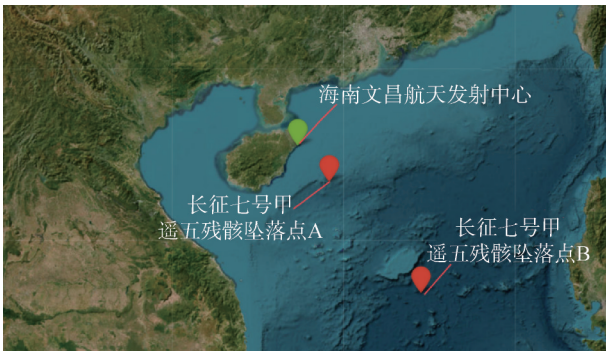


图3 长征七号甲遥五运载火箭多残骸坠落位点

Fig.3 Wreckage fallout sites of the LM-7A Y5 Launch Vehicle

1.2 数据采集

a) 机器设备采集。

为保证采集数据的广泛性和准确性，监测设备需要安装在预定区域内的多个地理位置，每个设备点选址均基于火箭残骸可能坠落区域的地形、飞行轨迹预测，以及音爆在空气中的传播模型。应在既定区域内选取多个监测点，分别记录每个监测点的经度、纬度和高程，形成网格化分布，确保涵盖不同地形和高度的区域。每个监测点安装声学传感器、GPS定位设备、气象监测仪等。声学传感器能够以毫秒级分辨率检测火箭残骸音爆到达的时间，GPS能精确记录监测设备的地理坐标，气象监测仪能记录温度、气压及风

速等数据。由于音爆传播会受到地形和天气条件的影响，不同设备记录的抵达时间可能有所不同，但均在误差范围之内。根据Badawi等^[20]的方法，模拟机械设备监测数据如表1—4所示。

表1 长征三号发射任务模拟数据(一级残骸)

Tab.1 Simulated LM-3 launch mission data (first stage debris)

设备	经度/(°)	纬度/(°)	高程/m	音爆抵达时间/s
A	110.241	27.204	824	100.767
B	110.780	27.456	727	112.220
C	110.712	27.785	742	188.020
D	110.251	27.825	850	258.985
E	110.524	27.617	786	118.443
F	110.467	27.921	678	266.871
G	110.047	27.121	575	163.024

表2 长征三号发射任务模拟数据(多级残骸)

Tab.2 Simulated LM-3 launch mission data (multi-stage debris)

设备	经度/(°)	纬度/(°)	高程/m	音爆抵达时间/s			
A	110.241	27.204	824	100.767	164.229	214.850	270.065
B	110.783	27.456	727	92.453	112.220	169.36	196.583
C	110.762	27.785	742	75.560	110.696	156.936	188.020
D	110.251	28.025	850	94.653	141.409	196.517	258.985
E	110.524	27.617	786	78.600	86.216	118.443	126.669
F	110.467	28.081	678	67.274	166.270	175.482	266.871
G	110.047	27.521	575	103.738	163.024	206.789	210.306

表3 长征五号B遥三发射任务模拟数据(一级残骸)

Tab.3 Simulated LM-5B Y3 launch mission data (first stage debris)

设备	经度/(°)	纬度/(°)	高程/m	音爆抵达时间/s
H	109.850	19.620	102	85.323
I	110.200	19.910	88	92.152
J	110.550	20.150	75	105.671
K	110.002	20.430	120	116.841

表4 长征七号甲遥五发射任务模拟数据(多级残骸)

Tab.4 Simulated LM-7A Y5 launch mission data (multi-stage debris)

设备	经度/(°)	纬度/(°)	高程/m	残骸1音爆抵达时间/s	残骸2音爆抵达时间/s
L	112.400	25.650	95	76.214	82.451
M	112.732	25.900	85	81.341	88.920
N	113.000	26.150	105	85.672	92.112
O	112.200	25.450	110	90.120	96.342
P	112.500	25.750	90	94.563	98.781

b) 现场勘探。

现场勘探通常在火箭发射后,通过实地勘查残骸坠落区域,结合地理和物理测量技术,获取火箭残骸的位置信息以及相关环境数据。勘探区域主要集中在音爆抵达时间较短、地形适中且人员易抵达的地点。现场勘探残骸实际位点数据见表5^[21]。

表5 现场勘探残骸实际位点数据

Tab.5 Field exploration of actual site data of the debris

残骸	x/km	y/km	h/km
长征三号	17.358	81.265	0.910
长征五号B遥三	44.290	55.743	0.105
长征七号甲遥五残骸1	25.016	25.924	0.090
长征七号甲遥五残骸2	46.205	9.346	0.095

1.3 数据处理

在建模前需要对数据进行转化,将每台设备的经度、纬度、高程转化到基准设备的距离坐标。假设A的经纬度为 (x_A, y_A) ,其余设备经纬度为 $(x_i, y_i)(i=B, C, \dots, G)$ 。根据纬度间每度距离值近似为111.263 km,经度间每度距离值近似为97.304 km,转化公式为

$$\begin{cases} 97.34 \times (x_i - x_A) \\ 111.263 \times (y_i - y_A) \end{cases} \quad (1)$$

转化后的设备坐标值如表6所示。

表6 转化后的坐标值

Tab.6 Transformed coordinate values

设备	x/km	y/km	h/km	音爆抵达时间/s	
A	18.884	9.235	0.824	100.767	
B	71.350	37.273	0.727	112.220	
C	64.731	73.879	0.742	188.020	
D	19.857	78.329	0.850	258.985	
E	46.431	55.186	0.786	118.443	
F	40.883	89.010	0.678	266.871	
G	0	0	0.575	163.024	
H	0	0	0.102	85.323	
I	34.069	32.266	0.088	92.152	
J	68.138	58.969	0.075	105.671	
K	14.796	90.123	0.120	116.841	
设备	x/km	y/km	h/km	残骸1音爆 抵达时间/s	残骸2音爆 抵达时间/s
L	19.468	22.253	0.095	76.214	82.451
M	51.785	50.068	0.085	81.341	88.920
N	77.872	77.884	0.105	85.672	92.112
O	0	0	0.110	90.120	96.342
P	29.202	33.379	0.090	94.563	98.781

1.4 研究方法

1.4.1 时差定位

三维空间内的TDOA定位技术主要基于双曲线定位原理和信号传播的时间与距离关系,从而实现复杂条件下既定目标的准确定位^[22]。

三维空间内定位需要4个以上的基站。设基站坐标为 $A(x_1, y_1, z_1)$ 、 $B(x_2, y_2, z_2)$ 、 $C(x_3, y_3, z_3)$ 、 $D(x_4, y_4, z_4)$ 等,移动台坐标为 $M(x, y, z)$ 。

移动台M到基站A、B的距离分别为

$$d_1 = \sqrt{(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 + (z - z_1)^2} \quad (2)$$

$$d_2 = \sqrt{(x - x_2)^2 + (y - y_2)^2 + (z - z_2)^2} \quad (3)$$

信号到达基站A、B的时间差为 Δt_{AB} ,则有:

$$d_2 - d_1 = v \cdot \Delta t_{AB} \quad (4)$$

同理,对于其他基站对也可以得到类似的结果,通过联立多个上述原理的方程,即可求解出三维空间中移动台的坐标 (x, y, z) 。

1.4.2 粒子群算法

PSO是一种基于群体智能的优化算法,灵感来自鸟群或鱼群等社会性生物的群体行为,它通过模拟粒子在解空间中的移动和交流来搜索最优解^[23-24]。

基本PSO算法:

a) D 维空间中,有 m 个粒子,则:

粒子 i 位置: $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$;

粒子 i 速度: $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}), 1 \leq i \leq m, 1 \leq d \leq D$;

粒子 i 经历过的历史最好位置: $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$;

群体内(或领域内)所有粒子所经历过的最好位置: $pg = (pg_1, pg_2, \dots, pg_D)$ 。

一般来说,粒子的位置和速度都是在连续的实数内进行取值。

b) 基本PSO公式^[18]:

$$v_{id}^{k+1} = v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k) \quad (5)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (6)$$

式中 c_1, c_2 为学习因子或加速系数,一般为正常数,通常等于2; r_1, r_2 的取值范围为 $[0, 1]$,该区间内是均匀分布的伪随机数。

c) 基本PSO流程图。

粒子 i 第 d 维速度更新公式^[25]:

$$v_{id}^{k+1} = \omega * v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k) \quad (7)$$

粒子 i 第 d 维位置更新公式^[25]:

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (8)$$

式中 v_{id}^k 为第 k 次迭代粒子 i 飞行速度矢量的第 d 维分

量； x_{id}^k 为第 k 次迭代粒子 i 位置矢量的第 d 维分量； c_1 、 c_2 为学习因子； r_1 、 r_2 为两个随机函数，取值范围是 $[0, 1]$ ，以增加搜索随机性； ω 为惯性权重，调节对解空间的搜索能力。PSO具体流程如图4所示。

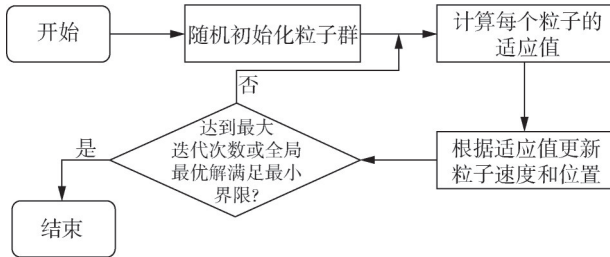


图4 基本PSO算法流程

Fig.4 Flowchart of the basic PSO algorithm

1.4.3 梯度下降法

梯度下降法是一种用于最小化函数的数值方法，通过迭代方式，沿着函数梯度的反方向逐步调整参数，直至找到函数的局部最小值或全局最小值^[26]。

其基本原理及相关公式如下：

a) 初始化：随机或给定一个初始参数向量 θ 。

b) 计算梯度：计算目标函数关于参数向量 θ 的梯度，即目标函数的偏导数，表示为 $\nabla J(\theta)$ ，其中 $J(\theta)$ 是目标函数。

c) 更新参数：根据梯度的反方向调整参数向量 θ ，以减小目标函数的值，其定义形式如式(9)所示^[26]：

$$\theta = \theta - \alpha \cdot \nabla J(\theta) \quad (9)$$

式中 α 为学习率（也称为步长），控制参数更新步伐大小。

d) 重复迭代：重复执行步骤b和步骤c，直至满足停止条件，例如达到最大迭代次数或梯度小于某个阈值。

1.4.4 牛顿迭代法

NIM是一种用于求解方程的迭代数值方法，尤其适用于求解非线性方程或优化问题^[27]。其基本原理及相关公式如下：

a) 初始化：给定初始近似值 x_0 。

b) 计算下一个近似值：基于泰勒级数展开，用函数在当前近似值处的一阶导数（梯度）和二阶导数（Hessian矩阵）来逼近函数。下一个近似值通过式(10)计算：

$$x_1 = x_0 - f'(x_0)/f''(x_0) \quad (10)$$

式中 $f'(x_0)$ 为函数 f 在点 x_0 处的一阶导数（梯度）；

$f''(x_0)$ 为函数 f 在点 x_0 处的二阶导数（Hessian矩阵）。

c) 迭代更新：重复步骤b，使用新计算的近似值 x_1 作为下一个迭代的初始值，直至满足停止条件（如达到指定的精度或迭代次数）。

综上所述，传统TDOA技术在定位场景下面临两大挑战：信号来源难以区分以及非线性方程求解效率低。传统TDOA技术、PSO与NI-GD结合的核心是协同发挥两种算法的互补优势，即同时具备PSO的全局搜索能力与NI-GD的局部收敛效率。因此，本研究流程优化为：

a) 第一阶段，借助PSO群体智能特性，快速搜索解空间，初步确定残骸位置的潜在区域。通过设置较大搜索范围与较高粒子多样性，防止陷入局部最优。

b) 第二阶段，将PSO输出最优解作为NI-GD初始值，利用牛顿法二阶导数信息和梯度下降法的稳定性，进行高精度局部优化，修正残骸坐标的细微偏差。

2 结果与分析

2.1 单残骸定位研究

若有 n 个监测设备，第 i 个监测设备的位置坐标为 $A_i(x_i, y_i, h_i)$ ，其中 x_i 为第 i 个监测设备经度在水平面的投影横坐标， y_i 为第 i 个监测设备纬度在水平面的投影纵坐标， h_i 为第 i 个监测设备的高程。 B 为音爆位置 (x, y, h) ，由TDOA定位技术推导如下：

$$d_i = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (h_i - h)^2}, (i = 1, 2, \dots, n) \quad (11)$$

音爆时各站点接收信号的时间 t 与距离存在关系为

$$d_i = vt_i \quad (12)$$

式中 v 为声速； t_i 为从音爆开始至各站点接收信号的时间。

根据式(12)以及TDOA定位原理可得：

$$\begin{cases} (x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 + (h_1 - h)^2 = v^2 t_1^2 \\ (x_2 - x)^2 + (y_2 - y)^2 + (h_2 - h)^2 = v^2 t_2^2 \\ \vdots \\ (x_n - x)^2 + (y_n - y)^2 + (h_n - h)^2 = v^2 t_n^2 \end{cases} \quad (13)$$

$$d_i - d_{i'} = vt_{i'} \quad (i \in 1, 2, \dots, n; i' \in 1, 2, \dots, n) \quad (14)$$

分别采用上述粒子群算法及NI-GD对式(12)求解。由于三维空间中定位残骸至少需要4台监测设备，因此为寻找音爆位置，将前4、5、6、7个监测设备的数据带入式(13)，结果如图5所示。

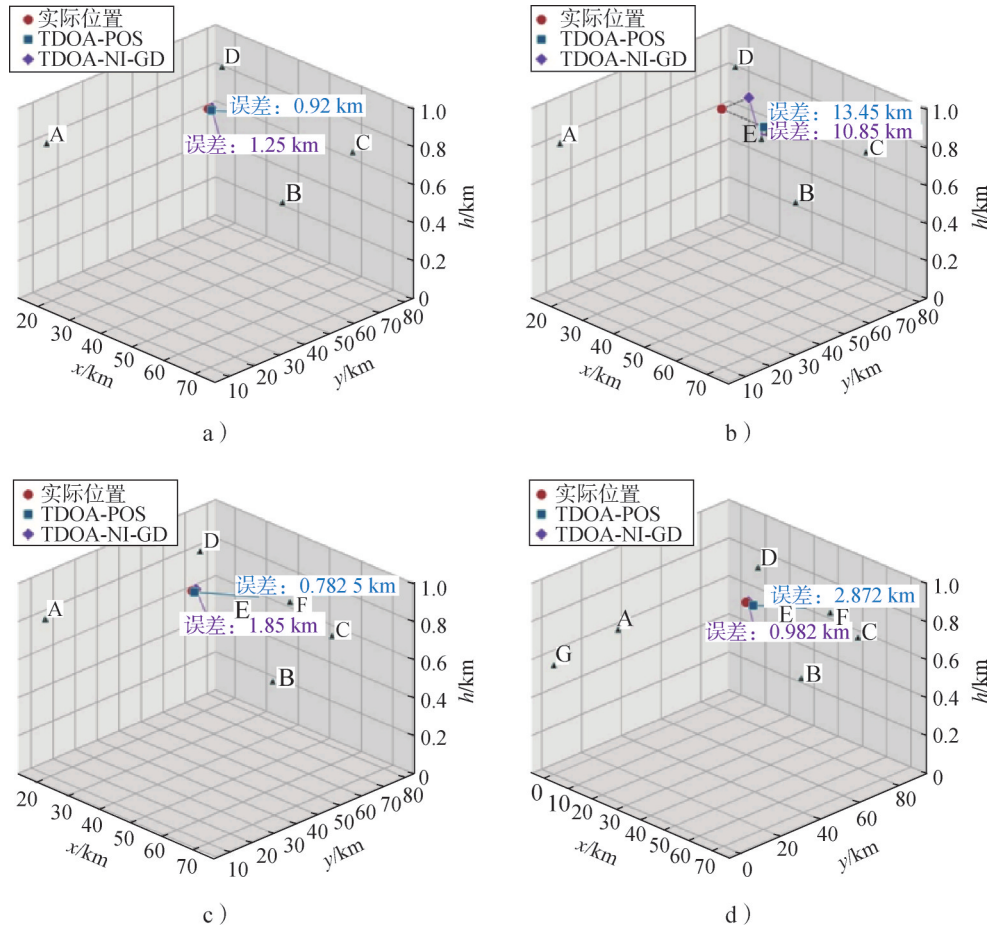


图5 选取不同数量监测设备下的结果可视化

Fig.5 Visualization of results with different number of monitoring devices selected

图5显示,在4种不同情形下,TDOA-PSO定位误差大致为0.92 km、13.45 km、0.782 5 km和2.872 km;TDOA-NI-GD的优化误差约为1.25 km、10.85 km、1.85 km和0.982 km。由此可见,不同情况下,TDOA分别与PSO和NI-GD结合的定位结果偏差较大,稳定性欠佳。为提升定位准确性,将TDOA定位技术与PSO、NI-GD优化技术相结合。

结合TDOA定位技术的两阶段优化模型:

阶段1:应用PSO全局搜索最小化残差平方和:

$$f(x,y,h,T) = \sum_{i=1}^n \left(\sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (h_i - h)^2} - v(t_i - T) \right)^2 \quad (15)$$

其更新公式如下:

$$v_{id}^{k+1} = w \cdot v_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id} - x_{id}^k) + c_2 r_2 (g_d - x_{id}^k) \quad (16)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (17)$$

阶段2:以PSO最优解 $(x_{ps0}, y_{ps0}, h_{ps0}, T_{ps0})$ 为初始值进行牛顿迭代和梯度下降:

$$x^{k+1} = x^k - H^{-1}(x^k) \nabla f(x^k); x^{k+1} = x^k - \alpha \nabla f(x^k) \quad (18)$$

式中 H 为Hessian矩阵。

以长征五号B遥三运载火箭一级残骸为研究对象,应用TDOA-PSO、TDOA-NI-GD、TDOA-PSO-NI-GD三种不同的优化算法结果可视化呈现于图6。

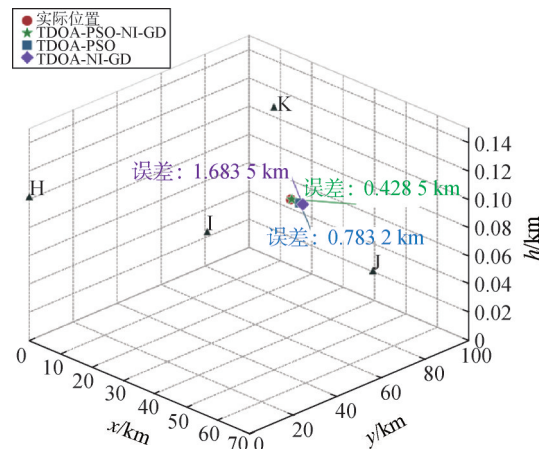


图6 单残骸情形下不同算法的定位误差

Fig.6 Localization errors of different algorithms for the single debris scenario

图6表明,在单残骸定位中,TDOA-PSO与TDOA-NI-GD定位结果仍不稳定。相比之下,TDOA定位技术结合粒子群与NI-GD综合优化后,定位误差降至0.4285 km,远低于平均值。

2.2 多残骸定位研究

除了一级残骸,火箭残骸还有2个或4个助推器^[28]。在多个火箭残骸发生音爆时,监测设备在监测范围内可能会采集到几组音爆数据。

2.2.1 确定最小监测设备数

若设备监测到4组信号,则需要对各监测设备的数据信号进行分类,且各数据只能选择一次。即假设设备接收到残骸音爆抵达时间为 T ,其中:

$$T = \begin{bmatrix} t_{11} & t_{12} & t_{13} & t_{14} \\ t_{21} & t_{22} & t_{23} & t_{24} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ t_{n1} & t_{n2} & t_{n3} & t_{n4} \end{bmatrix} \quad (19)$$

首先,定义变量 a_{ij} 是0~1变量,即:

$$a_{ij} = \begin{cases} 0, & \text{第}i\text{个音爆抵达时间不来自第}j\text{个残骸} \\ 1, & \text{第}i\text{个音爆抵达时间来自第}j\text{个残骸} \end{cases} \quad (20)$$

由发生爆炸时间+音爆传播时间=设备接收到的时间,可建立如下模型:

$$\min \sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^4 \sum_{k=1}^7 (t_{ijk} - t_k - d_{jk}/340)^2 \cdot a_{ij} \quad (21)$$

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^4 x_{ij} = 1 \\ \sum_{i=1}^4 x_{ij} = 1 \end{cases} \quad (22)$$

式中 $\sum_{j=1}^4 x_{ij} = 1$ 表示每个音爆只能来自一个残骸;

$\sum_{i=1}^4 x_{ij} = 1$ 表示每个残骸只能产生一个音爆。假设 M 点为音爆位置, N 与 P 两点为设备位置(M, N, P 位置在残骸可能坠落区域内随机选取),可建立三角形模型。

由三角形法则可得:

$$|MN - MP| < MN < MP + NP \quad (23)$$

即:

$$|v(t_p - t_m) - d_{NP}| < v(t_n - t_m) < v(t_p - t_m) + d_{NP} \quad (24)$$

整理可得:

$$|t_{k^n} + t_j| - t_{k^k}/v < t_{k'} - t_j < t_{k^n} - t_j + d_{k^k}/v \quad (25)$$

对于每台设备 k ,假设已知音爆的抵达时间顺序为 p_1, p_2, p_3, p_4 (其中 p_i 为第 i 个音爆编号)。需要确保音爆 p_i 对应的残骸编号在音爆 p_j 对应的残骸编号之前或相同(但由于残骸编号唯一,所以实际上不会相同),音爆抵达时间顺序约束的不等式为

$$\sum_{i=1}^{j-1} x_{pit} \geq \sum_{i=1}^j x_{pit}, \forall j = 2, 3, 4; \forall k \quad (26)$$

综上,此模型表述为

$$\begin{cases} \min \sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^4 \sum_{k=1}^7 (t_{ijk} - t_k - d_{jk}/340)^2 \cdot a_{ij} \\ \sum_{j=1}^4 x_{ij} = 1, \sum_{i=1}^4 x_{ij} = 1 \\ |t_{k^n} + t_j| - t_{k^k}/v < t_{k'} - t_j < t_{k^n} - t_j + d_{k^k}/v \\ \sum_{i=1}^{j-1} x_{pit} \geq \sum_{i=1}^j x_{pit}, \forall j = 2, 3, 4; \forall k \end{cases} \quad (27)$$

计算最小监测设备数:根据上述模型可知,未知量共有 $4n$ 个,等式约束共有 $2n$ 个,不等式约束共有 C_{n+1}^2 个,建立方程如下:

$$q = 4n - 2n - C_n^2 - 1 \quad (28)$$

根据线性方程组的求解原理可得, $q > 0$ 时,整个模型可能存在多个解, $q < 0$ 时,整个模型可能存在唯一解。当 n 的值在4到5之间接近于5时, $q = 0$,唯一解不存在,当 n 大于这个数时, $q < 0$,可能存在唯一解,由于 n 取整数,因此最小设备数为5。

2.2.2 TDOA-PSO-NI-GD的多残骸定位优化

在多残骸定位场景下,不同残骸发射的信号可能相互交织、干扰,若不能有效分离,会导致定位信息的混淆与错误,进而严重影响定位的准确性与可靠性。因此,为实现精准的多残骸定位,信号分离是关键考量因素。

在原有模型的基础上,需要加入信号分离约束:

a) 输入矩阵 $T = [t_{ij}]_{N \times M}$,其中 t_{ij} 表示第 i 个设备接收到第 j 个残骸音爆的时间。

b) 将 T 聚类为 M 组信号,每组对应一个残骸。

$$\begin{cases} \text{每个音爆仅属于一个残骸: } \sum_{k=1}^M a_{jk} = 1 \forall j \\ \text{每个残骸至少分配一个信号: } \sum_{j=1}^M a_{jk} \geq 1 \forall k \end{cases} \quad (29)$$

即最终多残骸定位的TDOA-PSO-NI-GD的综合优化方程为

阶段1(PSO):

$$\min_{\{a_k\}} \sum_{k=1}^M \left(\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M a_{jk} (t_{ij} - \bar{t}_k)^2 + \lambda \sum_{i \neq k} |\bar{t}_k - \bar{t}_i|^{-1} \right)$$

阶段2(NI - GD):

For each $k \in \{1, 2, \dots, M\}$:

$$\text{Solve } \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2 + (h_k - h_i)^2} - \sqrt{(x_k - x_1)^2 + (y_k - y_1)^2 + (h_k - h_1)^2} = v(t_{ik} - t_{1k}) \forall i \quad (30)$$

$$\text{via: } \theta^{(n+1)} = \begin{cases} \theta^{(n)} - \alpha \nabla J(\theta^{(n)}) & \text{if } \|\nabla J\| > \varepsilon \\ \theta^{(n)} - \mathbf{H}^{-1} \nabla J(\theta^{(n)}) & \text{otherwise} \end{cases}$$

以长征七号甲遥五运载火箭多级残骸为研究对象,应用TDOA-PSO、TDOA-NI-GD、TDOA-PSO-NI-GD三种不同的优化算法结果可视化呈现于图7。

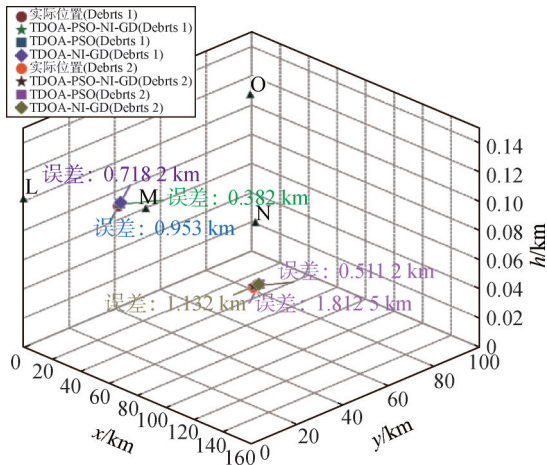


图7 多残骸情形下不同算法的定位误差

Fig.7 Localization errors of different algorithms for multiple debris scenarios

如图8所示,经综合优化后,相较于单一算法优化,误差大幅下降,从接近2 km降至0.5 km以内,同时信号分离率显著提升,由68.5%升至96.2%。

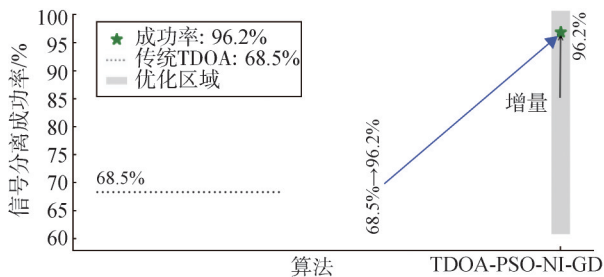


图8 信号分离率变化

Fig.8 Signal separation rate change

2.3 整体模型检验

2.3.1 模型精度校验

由于实际情况存在随机误差,为修正误差所带来的影响,建立修正系数 τ ,其中 τ 是均值为0、标准差为0.5的正态分布。分析机器设备采集及现场勘探得到的数据,并检查监测设备,由于设备记录同时存在0.5 s的固定误差和随机误差,当所需最少设备中每个设备未精确识别出4个随机残骸在空中发生音爆时的位置和时间时,考虑在原有设备基础上增加一个设备,建立模型如式(31)所示。

$$\begin{cases} \min \sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^6 \sum_{k=1}^7 \left(t_{ijk} - t_k - \frac{d_{jk}}{340^2 \cdot a_{ij}} \right) \\ \sum_{j=1}^6 x_{ij} = 1, \sum_{i=1}^4 x_{ij} = 1 \\ |t_i - t_j| \leq 0.5 \\ r_i = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (z_i - z)^2} \\ r_i = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (z_i - z)^2} \\ \Delta r_i = r_i - r_1 = c \Delta t_i \end{cases} \quad (31)$$

式中 r_1 为目标残骸到第1个设备的距离; r_i 为目标到其余各设备的距离; Δr_i 为目标残骸到第 i 个设备和到第1个设备之间距离差; Δt_i 为目标残骸到第 i 个设备与到第1个设备时间差测量值; $c \cdot \Delta t_i$ 为第 i 个设备的距离差测量值, c 为传播速度。

在考虑修正误差所带来的影响下,基于以上算法在原有的设备数上再增加一个设备,应用Chan-Taylor算法结合最小二乘法修正此误差。假设有 k 个监测设备,每个设备的位置已知为 (x_i, y_i, z_i) , 其中 $i=1, 2, 3, \dots, k$ 。对于每个设备,记录到音爆的时间 t_i ,但由于存在误差,实际时间应为 $t_i + \tau$,从火箭残骸位置 (x, y, z) 到第 i 个监测设备位置 (x_i, y_i, z_i) 的直线距离为 r_i ,根据音爆所到达时间来计算残骸到设备的距离,并更新位置 and 时间的估计值,以最小化产生的残差值,Chan-Taylor算法求解修正误差模型如式(32)所示:

$$\begin{cases} r_i = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (z_i - z)^2} \\ r_i = c * (T + \tau - t_i) \\ e_i = r_i - c * (T + \tau - t_i) \end{cases} \quad (32)$$

式中 T 为音爆产生的实际时间; t_i 是第 i 个监测设备记录到的音爆到达时间; τ_i 为该设备的时间误差; c 为声速; e_i 为残差。

生成1个-0.5~0.5 s之间的随机偏移量,累加到原始的音爆抵达时间上。运用调整后的模型并借助Chan-Taylor算法进行求解。在7组样本数据中任意抽取6组,根据设备A、C、D、E、F、G模拟所需要的监测设备位置和音爆抵达时间数据的求解,结果如表7所示。通过优化的模型检验结果可知,标定为样本的4个残骸精准定位误差均小于1 km。

2.3.2 多示例验证

考虑到实际中多受山地地形与强风环境干扰,模拟相应环境以验证模型的完备性与准确性。

a) 山地地形情景验证。山地地形考虑到高程维度变化,具体数据如表8所示,转换后坐标见表9。

表7 样本系列精度评价

Tab.7 Evaluation of the precision of three groups of samples

残骸类别	修正前		修正后		距离误差/km
	音爆发生位置/km	音爆发生时间/s	音爆发生位置/km	音爆发生时间/s	
1	(37.121,60.844,0.778 3)	81.041	(37.473,61.752,0.779 6)	80.854	0.34
2	(29.445,50.015,0.757 1)	75.274	(29.521,49.314,0.765 9)	77.243	0.41
3	(17.856,43.978,0.701 1)	75.703	(17.735,44.833,0.687 4)	81.572	0.27
4	(27.337,49.626,0.353 1)	77.016	(27.128,48.992,0.385 7)	82.052	0.65

表8 模型精度校验数据(山地地形)

Tab.8 Data of model accuracy calibration(mountainous terrain)

设备	经度/(°)	纬度/(°)	高程/km	音爆抵达时间/s
Q	99.450	27.890	1.500	145.323
R	99.780	28.120	0.980	152.670
S	99.692	28.350	2.200	138.451
T	99.600	28.250	1.800	142.890
实际残骸位置	99.875	28.212	1.200	—

表9 转换后数据(山地地形)

Tab.9 Converted data (mountainous terrain)

设备	x/km	y/km	h/km	音爆抵达时间/s
Q	0	0	1.500	145.323
R	32.122	25.590	0.980	152.670
S	23.56	51.181	2.200	138.451
T	14.601	40.055	1.800	142.890
实际残骸位置	41.369	35.827	1.200	—

山地地形下，应在欧氏距离中引入高程权重因子，其中 α 取平均值0.8：

$$d_i = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + \alpha(h_i - h)^2} \quad (33)$$

图9为山地地形下经TDOA-PSO-NI-GD多级优化后的误差可视化结果。

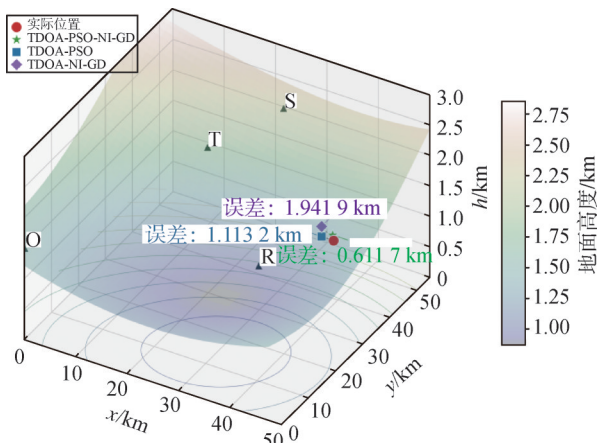


图9 山地地形下多元优化定位误差对比

Fig.9 Comparison of multivariate optimized positioning errors in mountainous terrain

受山地地形影响，TDOA-PSO-NI-GD优化结果误差为0.611 7 km，略大于0.5 km，但仍显著小于TDOA-PSO (1.113 2 km)与TDOA-NI-GD (1.941 9 km)。

b) 强风干扰情景验证。强风干扰环境下考虑到时间修正维度，数据详见表10。

表10 强风干扰:模型精度校验数据

Tab.10 Strong wind disturbances: data of model accuracy calibration

设备	经度/(°)	纬度/(°)	高程/km	音爆抵达时间/s	修正后时间/s
U	115.230	30.550	0.080	88.760	90.212
V	115.622	31.850	0.095	92.342	93.790
W	116.000	31.105	0.105	96.451	97.903
X	115.400	30.700	0.090	89.120	90.571
实际残骸位置	115.805	30.938	0.093	—	—

转换后坐标见表11。

表11 转换后数据(强风干扰)

Tab.11 Converted data (strong wind disturbances)

设备	x/km	y/km	h/km	音爆抵达时间/s	修正后时间/s
U	0	0	0.080	88.760	90.212
V	38.157	144.642	0.095	92.342	93.790
W	74.952	61.751	0.105	96.451	97.903
X	16.548	16.689	0.090	89.120	90.571
实际残骸位置	55.970	43.170	0.090	—	—

在强风干扰环境下，应在时间计算中引入水平漂移量 $\Delta x = \frac{v_{wind} \cdot t}{\cos(\theta)}$ ，修正后时间为 $t'_i = t_i + \frac{\Delta x}{v_{wind}}$ 。

强风干扰下TDOA-PSO-NI-GD多级优化后的误差可视化如图10所示。

显然，TDOA-PSO-NI-GD综合算法的定位优化误差(0.742 km)仍显著低于单级优化算法。以上实例有力验证了本模型的完备性与精确性。

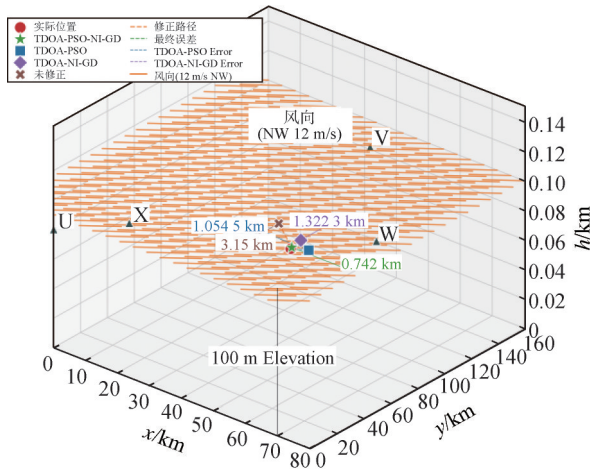


图10 强风干扰下多元优化定位误差对比

Fig.10 Comparison of multivariate optimized positioning errors under strong wind disturbances

3 结论

本研究通过优化TDOA定位技术,提出了一种结合粒子群算法、NI-GD的多残骸定位方法,并以长征系列火箭残骸回收为案例验证了其有效性。得到以下结论:

a) 对于单残骸定位,引入PSO和NI-GD的TDOA定位技术使单残骸定位误差被有效缩减至1 km范围内。此外,单残骸定位至少需要布置4台监测设备,以保证定位结果的稳定性和精确性,合理配置的设备数量可以实现监测效率提升和资源再利用的双重功能。

b) 对于多残骸定位,相较于单残骸定位的TDOA基础模型,进一步引入信号分离技术和多音爆信号识别方法,显著提升了定位精度与信号分离率。此外,多残骸定位至少需要布置5台监测设备,以便有效应对信号重叠问题,保证模型在复杂环境下的定位精度。

c) 本文模型能够通过灵敏度调节修正误差以确保定位结果的稳定性,对风速、地形变化等外部因素的抗干扰能力较强,具备良好的适应性。

综上所述,本文方法平均误差显著低于传统的结合单级优化算法的TDOA定位技术,在复杂地形和多变天气中表现出良好的定位精度及环境适应性。该模型不仅适用于火箭残骸的精准定位,还可推广到地质灾害监测、海上搜救、物流及供应链管理等场景,为复杂环境中的定位需求提供全面支持,展现出较强的实用性和应用前景。

参考文献

- [1] 庞之浩. 回收火箭的重要意义与关键技术[J]. 科技导报, 2016, 34(1): 15-19.
PANG Zhihao. Importance and key technologies for recovering rockets[J]. Science & Technology Review, 2016, 34(1): 15-19.
- [2] 张骁, 刘丙杰. 基于蒙特卡洛方法的火箭残骸落点范围预测[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(3): 102-109.
ZHANG Xiao, LIU Bingjie. Landing point range prediction for rocket wreckage based on monte carlo method[J]. Computer Measurement & Control, 2023, 31(3): 102-109.
- [3] HU Dexiu, HUANG Z, ZHANG S, et al. Joint TDOA, FDOA and differential Doppler rate estimation: method and its performance analysis[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2018, 31(1): 137-147.
- [4] LI Wanchun, CHEN Ruibin, GUO Yuning, et al. Closed form algorithm of double-satellite TDOA+AOA localization based on WGS-84 model[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2019, 32(10): 2354-2367.
- [5] DELCOURT M, BOUDEC J Y L. TDOA source-localization technique robust to time-synchronization attacks[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2021(16): 4249-4264.
- [6] KIRMAZ A, ŞAHIN T, MICHALOPOULOS D S, et al. TOA and TDOA estimation using artificial neural networks for high-accuracy ranging[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2023, 41(12): 3816-3830.
- [7] QI J, LIU G P. A robust high-accuracy ultrasound indoor positioning system based on a wireless sensor network[J]. Sensors, 2017, 17(11): 2554.
- [8] PATE B L. Identifying and tracking disaster victims: state-of-the-art technology review[J]. Family & Community Health, 2008, 31(1): 23-34.
- [9] LYU J, ZENG Y, ZHANG R, et al. Placement optimization of UAV-mounted mobile base stations[J]. IEEE Communications Letters, 2016, 21(3): 604-607.
- [10] CHEN X, CHEN Y, CAO S, et al. Acoustic indoor localization system integrating TDMA+FDMA transmission scheme and positioning correction technique[J]. Sensors, 2019, 19(10): 2353.
- [11] QU X, XIE L, TAN W. Iterative constrained weighted least squares source localization using TDOA and FDOA measurements[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(15): 3990-4003.
- [12] DELCOURT M, BOUDEC J Y L. TDOA source-localization technique robust to time-synchronization attacks[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2020(16): 4249-4264.
- [13] 田昕, 魏国亮, 王甘楠. 无线传感器网络定位综述[J]. 信息与控制, 2022, 51(1): 69-87.
TIAN Xin, WEI Guoliang, WANG Gannan. Review of wireless sensor network localization[J]. Information and Control, 2022, 51(1): 69-87.

- [14] MA T, LIU S, XIAO H. Location of natural gas leakage sources on offshore platform by a multi-robot system using particle swarm optimization algorithm[J]. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2020(84): 103636.
- [15] PHUNG M D, HA Q P. Safety-enhanced UAV path planning with spherical vector-based particle swarm optimization[J]. *Applied Soft Computing*, 2021(107): 107376.
- [16] HERBAZI R, AMECHNOUE K, KHOUYA A, et al. Investigation of photovoltaic output characteristics with iterative methods[J]. *Procedia Manufacturing*, 2019(32): 794-801.
- [17] 刘兰冬, 刘铭. 一类二次矩阵方程的牛顿迭代法及其收敛性[J]. *工程数学学报*, 2024, 41(3): 587-594.
LIU Landong, LIU Ming. Newton iterative methods for a class of quadratic matrix equations and its convergence[J]. *Chinese Journal of Engineering Mathematics*, 2024, 41(3): 587-594.
- [18] WANG D, TAN D, LIU L. Particle swarm optimization algorithm: an overview[J]. *Soft computing*, 2018, 22(2): 387-408.
- [19] CHUN C. Iterative methods improving Newton's method by the decomposition method[J]. *Computers & Mathematics with Applications*, 2005, 50(10-12): 1559-1568.
- [20] BADAWI D, BASSI I, OZEV S, et al. Deep-learning-based gas leak source localization from sparse sensor data[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(21): 20999-21008.
- [21] 中国国家航天局/CNSA. 中国国家航天局[CNSA]-Organizations-Roberts Space Industries. (n.d.)[EB/OL]. (2024-12-27)[2025-02-13] <https://robertsspaceindustries.com/orgs/CNSA>.
- [22] 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*, 2015, 65(10): 8603-8615.
- [23] ZHANG J, LU Y, CHE L, et al. Moving-distance-minimized PSO for mobile robot swarm[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 52(9): 9871-9881.
- [24] 万邦银, 蒯念生, 何雄元, 等. 免疫粒子群算法在修正高斯模型下的源强反演[J]. *中国安全科学学报*, 2024, 34(7): 132-138.
WAN Bangyin, KUAI Niansheng, HE Xiongyuan, et al. Source strength inversion of PSO-IA under modified Gaussian models[J]. *China Safety Science Journal*, 2024, 34(7): 132-138.
- [25] MISTRY K, ZHANG L, NEOH S C, et al. A micro-GA embedded PSO feature selection approach to intelligent facial emotion recognition[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2016, 47(6): 1496-1509.
- [26] AN F, ZHAO B, CUI B, et al. DC cascaded energy storage system based on DC collector with gradient descent method[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2023, 71(2): 1594-1605.
- [27] MISHCHENKO K. Regularized Newton method with global convergence[J]. *SIAM Journal on Optimization*, 2023, 33(3): 1440-1462.
- [28] 路荣, 张高鹏, 曹剑中, 等. 基于单目视觉的火箭回收高度测量技术研究[J]. *光学精密工程*, 2024, 32(14): 2166-2188.
LU Rong, ZHANG Gaopeng, CAO Jianzhong, et al. Research on measurement technology of rocket recovery height based on monocular vision[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2024, 32(14): 2166-2188.

作者简介

赵 铭 (2004—), 男, 本科, 主要研究方向为系统工程。

腾 云 (1980—), 女, 博士研究生, 教授, 主要研究方向为系统工程。