

基于 DIR-QPSO 的弹丸落点定位声阵列 优化布设方法^{*}

庞润嘉^{1,2} 李 剑^{1,2} 潘晋孝^{1,2} 张恒冉^{1,2} 魏芦俊^{1,2}

(1. 中北大学省部共建动态测试技术国家重点实验室 太原 030051;

2. 中北大学信息探测与处理山西省重点实验室 太原 030051)

摘 要:为了满足有限测点下声阵列定位精度提升的需求,提出了基于双种群量子粒子群(dual-group interaction quantum particle swarm optimization, DIR-QPSO)联合到达时差定位技术(time difference of arrival, TDOA)的单基站声阵列拓扑结构优化布设方法。首先,将声阵列中的声传感器作为粒子,利用 Logistic 混沌模型全局遍历性的优势初始化种群;其次,利用双种群之间信息共享优势,消除迭代过程中陷入局部最优;再次,以 TDOA 模型构建适应度评价函数,得到声传感器最优布设位置;最后,通过仿真验证,得到优化后的声阵列拓扑结构。仿真结果表明,与传统六元正四棱锥阵列及 QPSO 优化后的阵列相比,方法将几何精度因子减小至 1.351 8 m,克拉美罗下界减小至 0.481 7 m,均方根误差减小至 0.556 4 m。最后进行实验对比验证,实验结果表明,提出的单基站阵列具有更高的定位精度,极大提升了弹丸落点定位精度。

关键词:量子粒子群;双种群量子粒子群;被动声源定位;阵列优化;Logistic 混沌模型

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

Optimization and deployment method of projectile impact location acoustic array based on DIR-QPSO

Pang Runjia^{1,2} Li Jian^{1,2} Pan Jinxiao^{1,2} Zhang Hengran^{1,2} Wei Lujun^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Dynamic Testing Technology, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. Shanxi Key Laboratory of information detection and processing, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: In order to meet the demand for improving the positioning accuracy of acoustic arrays under limited measurement points, this paper proposes a single base station acoustic array topology optimization deployment method based on the dual-group interaction population quantum particle swarm optimization combined time of arrival localization technology. Firstly, the acoustic sensors in the acoustic array are treated as particles, and the population is initialized using the advantage of the global ergodicity of the Logistic chaotic model. Secondly, utilizing the advantage of information sharing between two populations to eliminate trapped local optima during the iterative process. Once again, construct a fitness evaluation function using the TDOA model to obtain the optimal placement position of the acoustic sensor. Finally, through simulation verification, the optimized acoustic array topology structure was obtained. The simulation results show that compared with the traditional hexagonal pyramid array and QPSO optimized array, this method reduces the geometric accuracy factor to 1.351 8 m, the CRLB is reduced to 0.481 7 m, and the root mean square error to 0.556 4 m. Finally, experimental comparison and verification were conducted, and the experimental results showed that the single base station array proposed in this paper has higher positioning accuracy, greatly improving the accuracy of projectile landing point positioning.

Keywords: QPSO; DIR-QPSO; passive sound source localization; array optimization; Logistic chaos model

收稿日期:2023-09-01

^{*} 基金项目:国家自然科学基金面上项目(62271453)资助

0 引言

弹丸落点定位技术是评估武器打击精度、优化武器打击方法的重要手段^[1]。常用的测量技术有无线电技术、光学技术以及声技术。无线电技术存在测量成本大、弹目交汇处设备可能直接损坏的缺点；光学技术存在测量距离小、受天气因素影响大等缺点；而由于声学测量具有强穿透性、全天候探测等优点，是实现弹丸落点定位的最优方法。随着测量技术的发展，弹丸落点测量系统向便捷式、易安装和机动性强方向发展。因此，在有限测点、短基线条件下如何优化布设声传感器阵列，是实现弹丸快速定位首要研究的问题之一^[2]。

目前声阵列由规阵向非规则阵发展^[3]，常见的传统规则阵列有平面四元阵^[4]、五元十字阵^[5]、六元正四棱锥阵^[6]以及七元空间交叉阵等。这些传统规则阵列布设规整，制造简单，但容易产生重复空间采样及混叠效应等问题；而非规则阵列虽然制造繁琐，但其位置向量一般线性无关，因此可以有效地抑制上述缺点^[7]。非规则阵列是通过优化算法得到的，主要的优化算法有遗传算法、粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)以及量子粒子群算法(QPSO)等。文献[8]提出了一种基于遗传算法的声定位阵列优化方法，对直线阵列结构排布进行优化，得到定位精度更优的阵列结构。文献[9]提出了一种基于粒子群算法与到达时差定位技术(time difference of arrival, TDOA)算法结合的声定位阵列优化方法，该方法对于任何数量的麦克风和任意定位场景均可给出最优的阵列结构。文献[10]利用量子粒子群解决了单兵声源探测的机械优化设计，有效降低了空间搜索范围的局限性。但是，上述方法均有不同的缺点，例如遗传算法中的交叉概率和变异概率严重影响了算法求解的品质，而这两个参数的选择在很大程度上依靠经验。粒子群算法由于收敛快，容易出现早熟现象，导致群体陷入局部最优，造成定位误差^[11]。

针对以上问题，本文提出基于双种群量子粒子群算法(DIR-QPSO)的弹丸落点定位声阵列优化布设方法。该方法利用 Logistic 混沌模型遍历性的优势初始化种群；然后通过引入辅助粒子群与主粒子群进行信息交互，以避免算法陷入局部最优解；同时，在优化模型中利用时差定位技术解算结果的均方根误差(root mean square error, RMSE)构建适应度函数，综合考虑了声源定位的准确性和鲁棒性。最后，通过数值迭代对声阵列中麦克风位置进行优化。

1 阵列拓扑结构优化布设搜索算法

1.1 QPSO 算法

量子粒子群算法^[12]是在粒子群优化算法的基础上改进的。该算法的主要思想是将粒子群优化算法中的量子物理改进进化方法相结合，考虑每个粒子的当前位置信息

的局部最优和全局最优位置信息，更新粒子的位置。QP-SO 算法模型如图 1 所示。

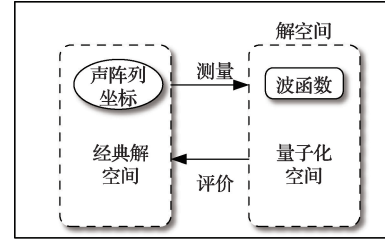


图 1 声源分布

在量子粒子群优化算法中，粒子的状态是由波函数来确定的。粒子在空间中的位置通过薛定谔方程得出粒子出现的概率密度，从而得到粒子的随机位置方程为：

$$X_{i,j}(t) = p_{i,j}(t) \pm \frac{L_{i,j}(t)}{2} \ln(1/u(t)) \quad (1)$$

其中种群的局部吸引点 $p_{i,j} = (p_{ix}, p_{iy}, p_{iz})$ 是以粒子的个体极值 $pbest$ 和全局极值 $gbest$ 来决定的，如下：

$$p_{i,j}(t) = (\phi_1 \cdot pbest_{i,j}(t) + \phi_2 \cdot gbest_j(t)) / (\phi_1 + \phi_2) \quad (2)$$

式中： ϕ_1 和 ϕ_2 为(0,1)的随机数。特征长度 L 公式如下：

$$L_{i,j}(t+1) = 2 \cdot \beta(t) \cdot |mbest - X_{i,j}(t)| \quad (3)$$

QPSO 的粒子位置的更新公式如下：

$$X_{i,j}(t+1) = p_{i,j}(t) \pm \beta |mbest - X_{i,j}(t)| \ln[1/u_{i,j}(t)] \quad (4)$$

式中： $u_{i,j}(t)$ 为(0,1)服从均匀分布的随机数； $X_{i,j}(t+1)$ 为第 $t+1$ 代粒子群的位置； β 为收缩扩张系数，一般在(0,1)取值； $mbest$ 为种群平均最好位置。

$$mbest(t) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M pbest_{i,j}(t) = \frac{1}{M} \left[\sum_{i=1}^M pbest_{i,x}(t), \sum_{i=1}^M pbest_{i,y}(t), \sum_{i=1}^M pbest_{i,z}(t) \right] \quad (5)$$

1.2 DIR-QPSO 算法

为了强化粒子跳出局部最优的能力，提升算法全局搜索能力以及增加粒子多样性，本文采用双种群量子粒子群协同进化策略。其主要思想是将初始化种群化为主粒子群 S_1 和辅助粒子群 S_2 ，然后每个种群对适应度函数进行优化，最后通过共享信息来寻找全局最优粒子。

在 DIR-QPSO 算法中，主粒子群 S_1 的局部吸引子 $p_{i,j}$ 是由个体极值 $pbest$ 和全局极值 $gbest$ 来决定的，如下：

$$p_{i,j}(t) = (\phi_1 \cdot pbest_{i,j}(t) + \phi_2 \cdot gbest_j(t)) / (\phi_1 + \phi_2) \quad (6)$$

式中： ϕ_1 和 ϕ_2 为(0,1)的随机数； i 代表第 i 个粒子， j 代表粒子的维数。

辅粒子群的局部吸引子 $q_{i,j}$ 是由主粒子群局部吸引子 $p_{i,j}$ 和辅粒子群全局最优位置 $gbest_j$ 决定的，其表现形式如下：

$$q_{i,j}(t) = [1 - \phi_{i,j}(t)] \cdot p_{i,j}(t) + \phi_{i,j}(t) \cdot gbest_j(t) \quad (7)$$

式中: $\phi_{i,j}(t)$ 为 $(0,1)$ 范围内的随机数。

主、辅粒子群中粒子的位置更新公式如下:

$$\begin{cases} X_{i,j}(t+1) = p_{i,j}(t) \pm \beta | R_j(t) - X_{i,j}(t) | \cdot \ln[1/u_{i,j}(t)], i \in N_{S1}; \\ Y_{i,j}(t+1) = q_{i,j}(t) \pm \beta | R_j(t) - Y_{i,j}(t) | \cdot \ln[1/u_{i,j}(t)], i \in N_{S2} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $u_{i,j}(t)$ 为 $(0,1)$ 的随机数; $X_{i,j}(t+1)$ 为第 $t+1$ 代主粒子群位置; $Y_{i,j}(t+1)$ 为第 $t+1$ 代辅粒子群位置; β 为收缩扩张系数; $R_j(t)$ 为随机最好位置,是取值介于全局极值 $gbest$ 与种群平均最好位置 $mbest$ 之间。

$$R_j(t) = r_j(t)gbest + (1 - r_j(t))mbest(t) \quad (9)$$

式中: $r_j(t)$ 为 $(0,1)$ 范围内的随机数。

2 基于 DIR-QPSO 的阵列优化

2.1 基于混沌模型的粒子初始化

在优化算法中通常使用随机分布的方法初始化种群,种群中粒子可能会重复出现,从而导致初始化粒子质量较差的问题。本文将混沌理论引入到粒子初始化中,利用其遍历性、随机性的特点来提高粒子质量,使得初始化粒子有机会遍历空间范围内各个位置,有效的提高了初始化粒子的多样性^[13]。Logistic 映射是一种典型混沌系统,其有限差分方程为:

$$x_{n+1} = \mu x_n(1 - x_n) \quad (10)$$

式中: μ 为控制参数; x_n 为 $(0,1)$ 的随机数。当 $\mu = 4$ 时,系统处于混沌状态,可以遍历 $(0,1)$ 的每个数,且不会重复。

2.2 构建适应度函数

在声阵列优化算法中,适应度函数的建立有着至关重要的作用。本文采用试验环境中所有可能声源点均方根误差平均值作为适应度,适应度函数如下:

$$f(p_j) = \frac{1}{N_s} \sum_{l=1}^{N_s} (RMSE_l(z_p)) \quad (11)$$

式中: p_j 为声阵列中麦克风的位置; N_s 表示声源的个数; $RMSE_l(z_p)$ 表示第 l 个声源估计位置与真实位置之间的均方根误差,反映了声源定位结果的精度。

$$RMSE_l(z_p) =$$

$$\sqrt{(x_l - x_l^0)^2 + (y_l - y_l^0)^2 + (z_l - z_l^0)^2} \quad (12)$$

式中: (x_l, y_l, z_l) 为第 l 个声源真实位置; (x_l^0, y_l^0, z_l^0) 为对应第 l 个声源估计位置^[14]。适应度最小的粒子位置便是声阵列最优布设方案。

2.3 阵列优化解算流程

DIR-QPSO 优化算法实现流程如图 2 所示。

步骤 1) 设置粒子搜索范围,设置种群规模 N ,空间维数为 d 以及迭代次数 T 。

步骤 2) 使用混沌法初始化粒子群,并将该种群划分

主粒子群 S_1 和辅粒子群 S_2 。

步骤 3) 通过式(10)计算初始主、辅粒子群适应度值,并确定主粒子群个体最优 P_{best1} 、全局最优 G_{best1} 以及辅粒子群个体最优 P_{best2} 、全局最优 G_{best2} 。

步骤 4) 通过式(8)更新每个粒子位置,选取适应度最小的粒子作为种群最优粒子 G_{best1} ; 辅粒子群以同样的方式更新 G_{best2} 。

步骤 5) 判断当前主、辅粒子群全局最优 G_{best1} 、 G_{best2} 的适应度值,将适应度最小的位置作为当前全局最优 G_{best} 。

步骤 6) 当未达到迭代次数时,按进化公式再次更新主、辅粒子的位置。

步骤 7) 当达到迭代次数时,将输出全局最优阵列坐标 G_{best} 。

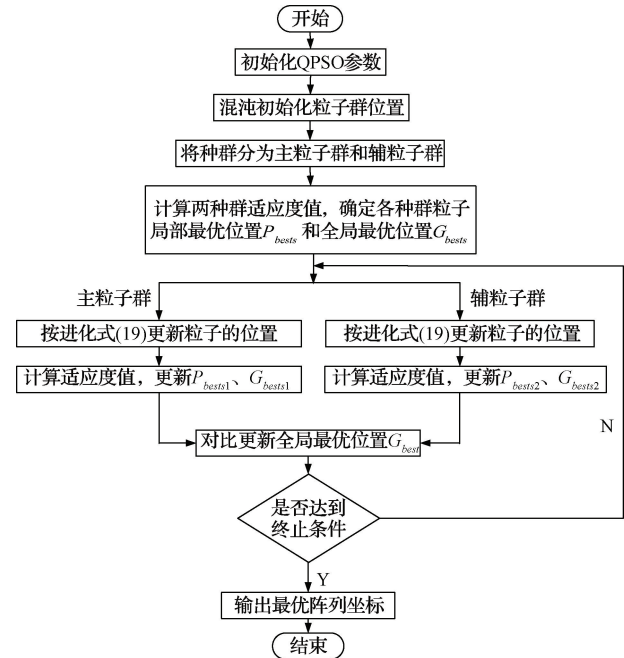


图 2 DIR-QPSO 优化算法具体实现流程

3 仿真实验

3.1 仿真方案

1) 声源分布

为了验证本文方法的有效性,构建了单基站声阵列定位的仿真环境。在声传感器为 6 的条件下进行优化,靶场弹丸落点分布范围以阵列为中心,半径为 $R_s = 100$ m 的球体附近,声源分布如图 3 所示。

图 3 中目标声源均匀分布在三维空间,其区域取值范围可表示为方向角范围 $\varphi \in [-90^\circ, 90^\circ]$,步长为 9° 。俯仰角范围 $\theta \in [0^\circ, 360^\circ]$,步长 18° 。分布范围半径 R_s 设定为 100 m。

2) DIR-QPSO 参数设置

考虑到采集卡的采样率以及声源频带等,将麦克风到阵列中心的距离搜索范围设置为 0.5~2 m,时延误差为

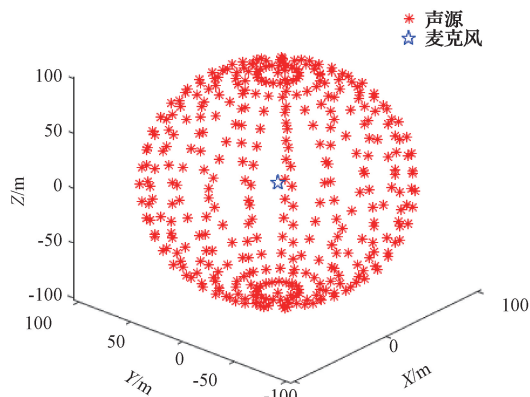


图3 声源分布

$\Delta\tau = \pm 2 \times 10^{-7}$ s。因此将麦克风搜索范围设置为 $\alpha_i \in [0^\circ, 360^\circ]$, $\beta_i \in [-90^\circ, 90^\circ]$, $l_i \in [0.5 \text{ m}, 2 \text{ m}]$ 。设置参考麦克风位置 M_0 为 (0 m, 0 m, 1.5 m), 优化麦克风数量为 5, 优化参数维度 $D=15$, 迭代次数为 500。设置种群规模 N 为 100, 将种群划分为规模为 50 的主粒子群和辅粒子群。初始粒子位置分布如图 4 所示。

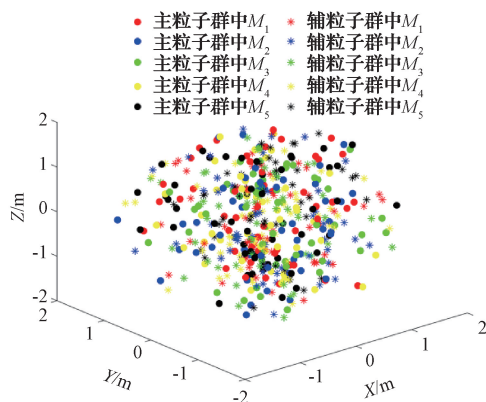


图4 初始粒子位置分布

基于 DIR-QPSO 优化算法的粒子搜索轨迹如图 5 所示。

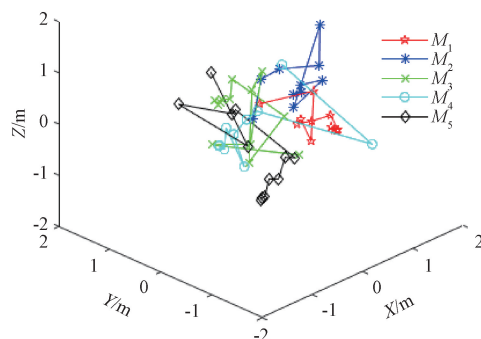


图5 粒子空间搜索轨迹

设置两种算法迭代次数均为 500 次, 适应度曲线对比

如图 6 所示。

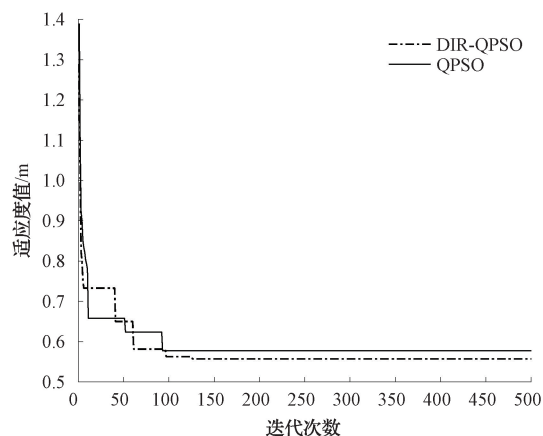


图6 适应度对比曲线

图 6 中基于 QPSO 优化算法的适应度曲线在迭代次数 20 次附近便进入了收敛状态, 50 次左右陷入局部收敛。而基于 DIR-QPSO 在迭代次数为 10 次左右开始收敛, 40 次附近继续收敛, 然后在 60 次附近再次收敛, 100 次附近收敛速度下降, 最终在 130 次附近达到最终收敛状态。适应度对比曲线图可以直观的反应出 DIR-QPSO 具有摆脱陷入局部最优的功能, 更容易得到全局最优值。

3.2 仿真结果分析

图 7(a)所示为传统六元正四棱锥声阵列拓扑结构, 图 7(b)所示为 QPSO 优化后声阵列拓扑结构, 表 1 为两种阵列的坐标信息。通过 DIR-QPSO 优化得到的单基站声阵列拓扑结构如图 7(c)所示。

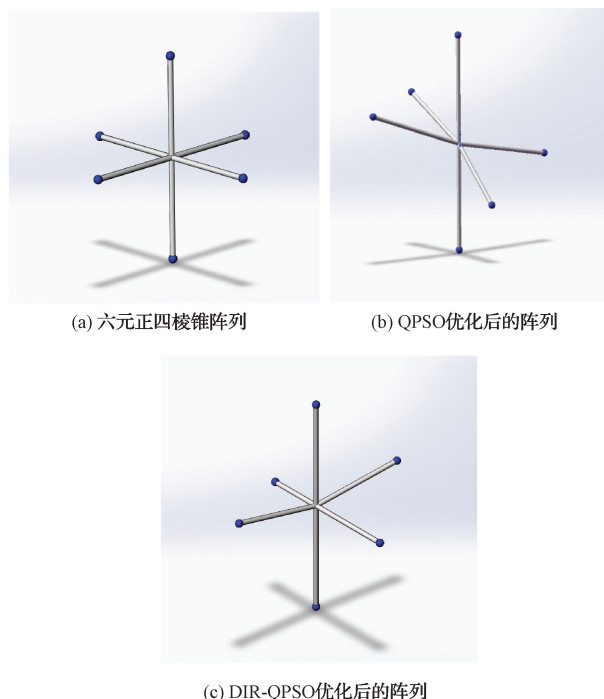


图7 单基站声阵列拓

为了验证优化后阵列的定位效果,通过分布在 X 方向 $-300 \sim 300$ m, Y 方向 $-30 \sim 30$ m, Z 方向高为 8 m 的目标,时延误差为 $\Delta\tau = \pm 2 \times 10^{-7}$ s 的条件下的几何精度因子(geometric dilution of precision, GDOP)、克拉美-罗

下界(Cramer-Rao Lower bound, CRLB)以及均匀分布在散布内目标的均方根误差来评价优化后单基站声阵列拓扑结构的定位效果。

表 1 不同阵列布局坐标

(m)

阵元坐标	六元正四棱锥声阵列	QPSO 优化后的声阵列	DIR-QPSO 优化后的声阵列
M_0	(0,0,1.50)	(0,0,1.50)	(0,0,1.50)
M_1	(1.50,0,0)	(1.31,0.65,-0.31)	(1.30,0.65,-0.21)
M_2	(0,-1.50,0)	(0.37,-0.66,-0.73)	(0.84,-0.67,-0.22)
M_3	(-1.50,0,0)	(-1.28,-0.45,0.51)	(-1.35,-0.50,0.40)
M_4	(0,1.50,0)	(-0.55,0.76,0.58)	(-0.15,0.65,0.18)
M_5	(0,0,-1.50)	(0,0,-1.47)	(0,0,-1.50)

其中几何精度因子主要用来衡量麦克风结构对定位精度的影响^[15]。GDOP 表示为:

$$GDOP = \sqrt{\text{tr}[(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1}]} \quad (13)$$

式中: $\text{tr}(\cdot)$ 表示矩阵的转置; $\mathbf{A}$ 是定位方程组中的系数矩阵。GDOP 值越小,说明麦克风结构越合理。选择传统六元正四棱锥阵列、QPSO 优化后的阵列及本文 DIR-QPSO 优化后的声阵列进行定位性能对比, GDOP 分布如图 8(a)~(c)所示。

克拉美罗下界为无偏估计量的方差提供了一个理论下限^[16],算法的方差可以无限逼近但不会小于克拉美罗下界。CRLB 表示为:

$$CRLB = c^2 (\mathbf{G}_t^T \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{G}_t)^{-1} \quad (14)$$

式中: 矩阵 $\mathbf{Q}$ 为时差测量协方差矩阵; c 为声信号在空气中的传播速度; $\mathbf{G}_t$ 是与目标和阵列相关的矩阵。CRLB 分布如图 9(a)~(c)所示。

在时延误差为 $\Delta\tau = \pm 2 \times 10^{-7}$ s 条件下,改变声源的方向角($\varphi \in [-90^\circ, 90^\circ]$,步长为 1°)。俯仰角($\theta \in [0^\circ, 360^\circ]$,步长为 1°),分布范围半径 $R_s = 100$ m。图 10 所示为传统六元正四棱锥阵列、QPSO 优化后的阵列及本文 DIR-QPSO 优化后的声阵列的均方根误差。

对传统规则及优化后的声阵列阵 GDOP、CRLB 以及均方根误差分析后,可得到其平均值,如表 2 所示。

通过上述仿真结果表明,基于 DIR-QPSO 优化的单基站声阵列与传统规则六元正四棱锥声阵列相比,优化后的声阵列 GDOP 平均值由 1.646 7 m 减小至 1.351 8 m; CRLB 平均值由 0.586 8 m 减小至 0.481 7 m;均方根误差由 0.783 6 m 减小至 0.556 4 m。通过对比均方根误差图,可以直观反映出优化后的声阵列定位鲁棒性更强。

4 实验验证

为了验证本文提出的基于 DIR-QPSO 的单基站声阵列,本文搭建了半实物仿真平台,声阵列位置固定,通过调整声源位置进行全方位测试,按地理正东为 X 轴正方向,正北为 Y 轴正方向,声阵列中心为原点建立坐标系。实验

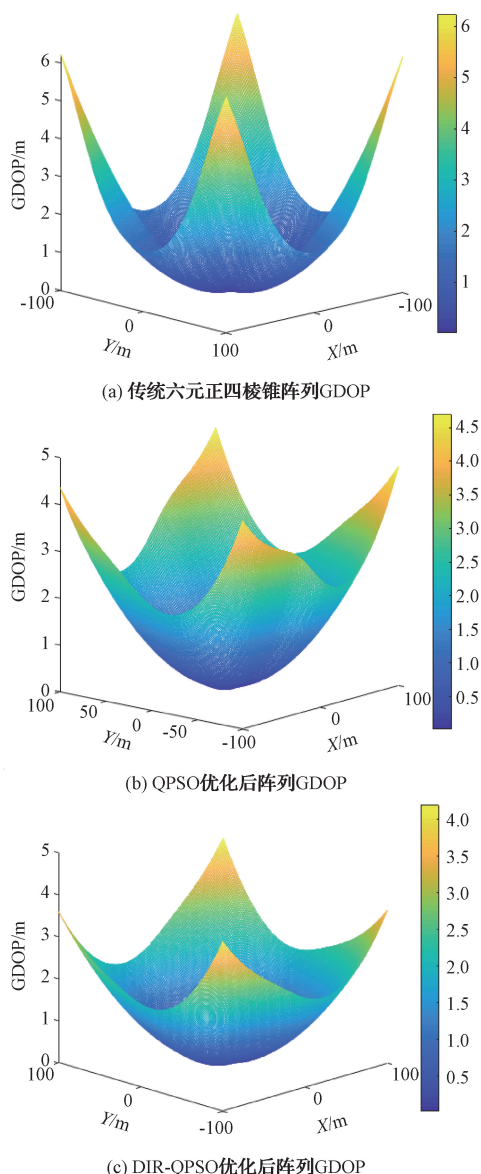


图 8 GDOP 分布

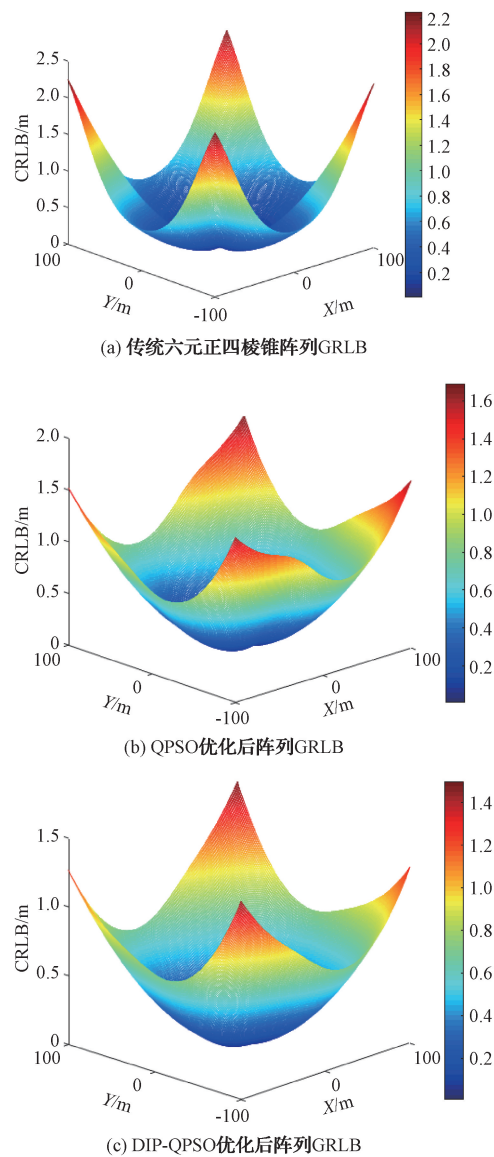


图9 CRLB分布

采用音响播放实际采集的爆破数据作为声源,图 11(a)所示为传统六元正四棱锥,图 11(b)所示为 DIR-QPSO 优化后的阵列。

通过对声源位置信息的对比,验证本文提出的 DIR-QP-SO 优化后阵列的可行性。将声源范围设置为 $X[-30\text{ m}, 30\text{ m}]$, $Y[-30\text{ m}, 30\text{ m}]$, $Z[0, 5\text{ m}]$, 采用东华 DH5960 N 型 8 通道同步采集卡,对声信号进行采集,采样频率为 1 MHz。图 12 所示为实验场地示意图。图 13 所示为一组实验中传感器接受到的信号。

本文采用均方根误差来判断声源定位结果的准确性。针对预设的 9 组声源位置,每组位置重复 5 次测试取平均值,得到声源定位结果。结果表明本文提出的基于 DIR-QPSO 优化后的声阵列可较为精确的实现声源定位,均方根误差均小于 0.556 m,最小可达 0.393 m,并且均方根误

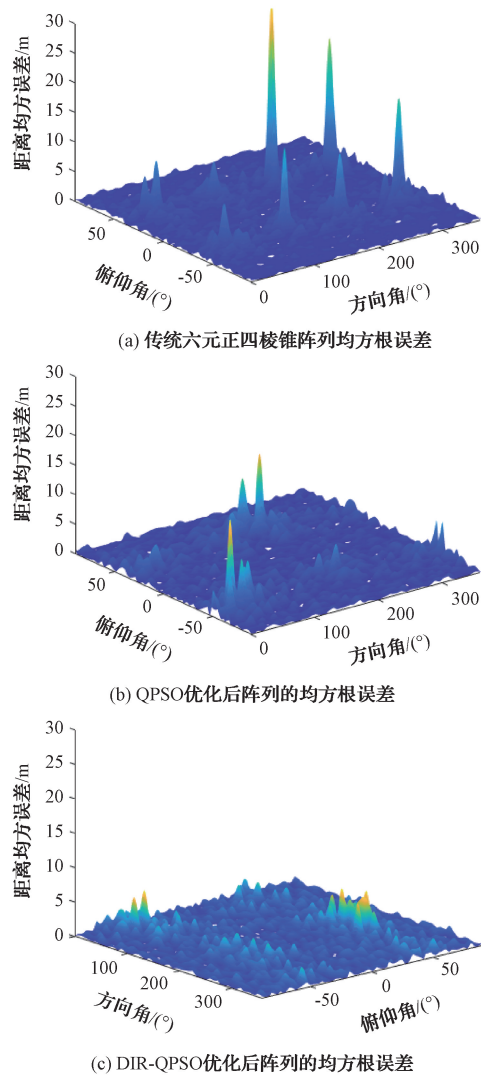
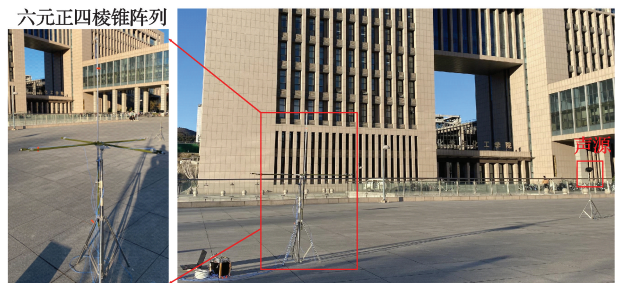


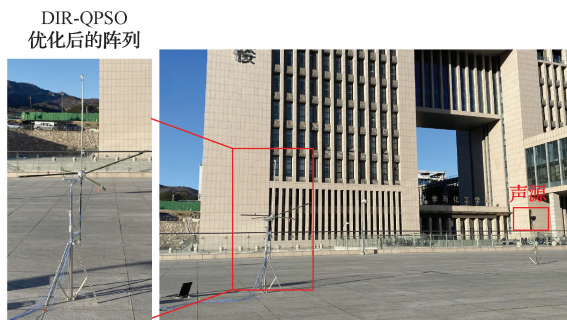
图10 均方根误差

差均小于六元正四棱锥。

表2 不同阵列定位精度平均值 (m)			
声阵列拓扑结构	GDOP	CRLB	均方根误差
六元正四棱锥	1.646 7	0.586 8	0.783 6
QPSO 优化后的阵列	1.621 4	0.573 2	0.583 6
DIR-QPSO 优化后的阵列	1.351 8	0.481 7	0.556 4



(a) 六元正四棱锥阵列



(b) DIR-QPSO优化后的阵列

图 11 实验现场

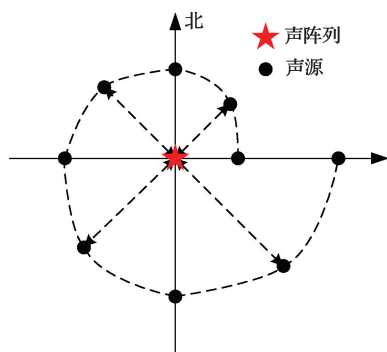


图 12 实验场地示意图

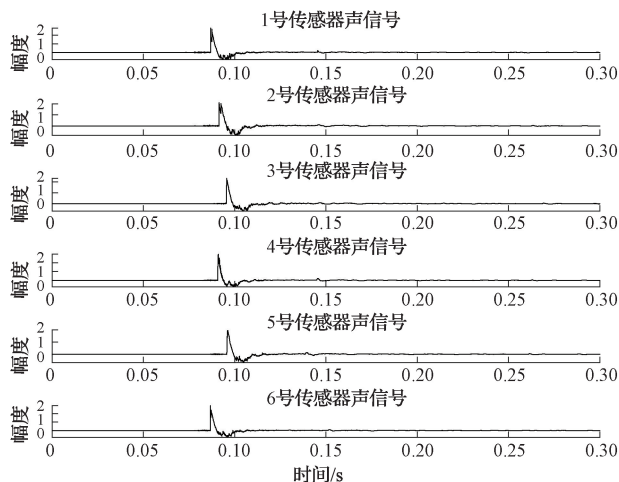


图 13 传感器接受信号

5 结论

本文提出一种基于 DIR-QPSO 的单基站声阵列拓扑结构优化布设方法。该方法通过混沌模型初始化种群及划分种群法来增强算法的多样性,消除优化过程中陷入局部最优的现象。然后利用基于 Chan 算法解算定位结果的均方根误差构建适应度函数,该函数既能考虑定位精度,又能考虑鲁棒性。最后优化得到单基站声阵列拓扑结构。

通过仿真对比分析,优化后的声阵列在不同误差评价标准下均优于传统规则声阵列及 QPSO 优化后的阵列,最后通过实验验证环节,证明了基于 DIR-QPSO 的单基

站声阵列拓扑结构的有效性,可有效提高定位精度,为实际环境中高精度定位声阵列策略选取提供参考。

参考文献

- [1] 路敬祎. 基于传声器阵列的脱靶量测量关键技术研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2017.
- [2] 杨旭. 基于多平面多元传声器阵列的声源定位方法研究[D]. 南京:南京信息工程大学,2020.
- [3] 孙建红,张涛,焦琛. 麦克风数量与阵型对声源定位性能的影响[J]. 电子测量与仪器学报,2019,33(11):14-21.
- [4] 王永,王青云. 一种基于四元十字麦克风阵的声源定位算法[J]. 电子器件,2017,40(5):1224-1228.
- [5] 路敬祎,叶东,陈刚,等. 双五元十字阵被动声定位融合算法及性能分析[J]. 仪器仪表学报,2016,37(4):827-833.
- [6] 刘泳锐,刘文怡,甄成方. 基于正四棱锥形六元声阵列被动定位的研究[J]. 传感技术学报,2014,27(2):252-256.
- [7] 曹孟华,李龙,谢红卫. 改进遗传算法在传声器阵列优化中的应用[J]. 国防科技大学学报,2019,41(6):126-134.
- [8] 刘梦然,彭阳,胡君豪,等. 基于遗传算法的 HBT 干涉声定位阵列优化[J]. 电子测量技术,2021,44(20):77-81.
- [9] LIU H, KIRUBARAJAN T, XIAO Q. Arbitrary microphone array optimization method based on TDOA for specific localization scenarios[J]. Sensors, 2019, 19(19): 4326.
- [10] 孙泽鹏,李剑,苏新彦,等. 基于 QPSO 的微基线声阵列优化布设方法[J]. 国外电子测量技术,2022,41(8):1-6.
- [11] 蒋平,屈秉男,丁华泽,等. 基于改进粒子群的时差测向最优阵列布局[J]. 航空学报,2023,44(2):243-257.
- [12] 孔宇航,陶洋,梁志芳. 基于 GA-QPSO 算法的传感器阵列多目标优化研究[J]. 传感器与微系统,2021,40(9):61-64.
- [13] 胡行华. 混沌优化算法的研究及应用[D]. 阜新:辽宁工程技术大学,2008.
- [14] 阎肖鹏,张志伟,王红萍. Chan 算法在海上声源定位测量中的应用[J]. 声学技术,2021,40(4):550-555.
- [15] LAVETIG, RAO G S, CHAITANYA D E, et al. TDOA measurement based GDOP analysis for radio source localization[J]. Procedia Computer Science, 2016, 85: 740-747.
- [16] KRALJEVIĆ, RUSSO M, STELLA M, et al. Free-field TDOA-AOA sound source localization using three soundfield microphones [J]. IEEE Access, 2020, 8:87749-87761.

作者简介

- 庞润嘉,硕士研究生,主要研究方向为声信号处理和定位。
E-mail:1179670845@qq.com
- 李剑,教授,博士生导师,主要研究方向为多维信号获取系统嵌入式开发、阵列化信号处理与重建。
E-mail:lijian@nuc.edu.cn