

基于改进 PSO 的分布式信号合成功率分配方法

赵梓桐¹, 谢 军^{1,2}, 陈 丽^{1,2}

(1. 中国电子科技集团公司 第 54 研究所, 石家庄 050081;

2. 河北省电磁频谱认知与管控重点实验室, 石家庄 050081)

摘要: 针对传统电子对抗系统易被侦察定位, 辐射功率有限等问题, 提出一种改进的粒子群算法对分布式布阵的各节点功率进行优化; 首先建立在地面半圆环式分散布阵, 空中合成的数学模型及以目标合成点场强值为目标函数的有约束非线性规划问题模型; 针对标准 PSO 在处理此类问题时收敛速度慢的缺陷提出一种基于 Bernoulli 混沌映射的种群初始化方法来增强初始种群的多样性; 针对标准 PSO 在迭代中后期局部搜索能力差, 易陷入局部最优等缺陷提出一种基于种群分离度与 Tanh 函数结合的自适应惯性权重设计方案; 同时提出一种基于柯西分布的扰动策略以提高算法收敛精度; 仿真实验结果表明改进的粒子群算法拥有比标准智能优化算法更高的收敛速度和寻优精度, 经优化后的功率分配方案可有效增强信号合成效果。

关键词: 分布式信号合成; 功率分配; 混沌映射; 自适应惯性权重; 柯西扰动

Synthesis Power Allocation Method for Distributed Signals Based on Improved PSO

ZHAO Zitong¹, XIE Jun^{1,2}, CHEN Li^{1,2}

(1. The 54th Research Institute of CETC, Shijiazhuang 050081, China;

2. Hebei Province Key Laboratory of Electromagnetic Spectrum Cognition and Control, Shijiazhuang 050081, China)

Abstract: Traditional electronic countermeasure systems have issues such as easy detection and location, limited radiation power, etc. To address these problems, an improved Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm is proposed to optimize the power distribution of each node in a distributed array. Firstly, a mathematical model with semicircular ground-based dispersed array and airborne synthesis is established, along with a constrained nonlinear programming model with the target synthetic point field strength as the objective function. To overcome the slow convergence speed of the standard PSO, a population initialization method based on Bernoulli chaotic mapping is proposed to enhance the diversity of the initial population. To address the poor local search capability and susceptibility to local optima of the standard PSO in the middle and later iterations, an adaptive inertia weight design scheme combining population diversity and Tanh function is proposed. Additionally, a Cauchy distribution-based perturbation strategy is introduced to improve the algorithm's convergence accuracy. Simulation results show that the improved PSO algorithm has higher convergence speed and optimization accuracy than standard intelligent optimization algorithms, and the optimized power allocation scheme can effectively enhance the signal synthesis effect.

Keywords: distributed signal synthesis; power allocation; chaotic mapping; adaptive inertial weight; Cauchy perturbation

0 引言

在传统的电子干扰设备布阵模式中, 无论是单部设备还是多部设备的密集布阵^[1], 合成的波束形成以目标合成区域为中心的扇形区域^[2]。这使得敌方能够准确侦

察定位, 从而导致系统抗反辐射能力较弱, 战场生存率较低^[3]。采用多阵元的分布式布阵模式进行空间功率合成, 主要基于电磁波的空间传输原理和波束的干涉效应^[4], 在目标中心点附近形成高合成场强。此类方法能够有效提高电子干扰能力。同时在作战环境中, 即使某

收稿日期: 2024-08-23; 修回日期: 2024-09-22。

基金项目: 国家自然科学基金(U20B2071)。

作者简介: 赵梓桐(1996-), 男, 硕士研究生。

通讯作者: 谢 军(1968-), 男, 研究员。

引用格式: 赵梓桐, 谢 军, 陈 丽. 基于改进 PSO 的分布式信号合成功率分配方法[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(1): 121-130.

些干扰节点被敌方摧毁, 剩余节点可以继续发挥作用。

近年来随着时间同步技术与相控天线技术的快速发展, 使得分布式布阵阵列在指定区域内进行信号的相干合成成为可能。国防科技大学分析推算了二元稀疏的交叉波束合成条纹间距^[5]。针对空间功率合成系统的相关技术, 有学者研究了影响合成效率的关键因素及不同条件下对合成效率的影响^[6], 也有学者研究了随机相位误差对空间功率合成效率造成的影响^[7]。针对分布式固定阵列发射节点的选取, 有学者讨论了栅基仿真技术中栅格尺度的选定原则, 并给出了多种不同典型布阵下的干涉合成效果^[8]。

针对空间功率合成模型中各主要参数的优化设计方法多为解决多极值、多维、非线性目标函数极值的寻优问题。解决此类问题多采用智能优化算法如粒子群算法(PSO, particle swarm optimization), 遗传算法(GA, genetic algorithm)等。标准 PSO 算法由于其易于实现, 性能优异等特点在众多领域都有广泛应用^[9], 但 PSO 算法在处理包含高维自变量的函数寻优问题以及复杂的组合优化问题时, 易出现收敛速度慢, 陷入局部最优等缺陷^[10]。为此国内外许多学者都尝试对算法的参数设计进行改进。有学者以动态邻域拓扑结构作为粒子的学习样本, 并根据此种方式提出综合学习粒子群(DMS-PSO, dynamic multi-swarm particle swarm optimizer)算法^[11]。此类算法通过邻域拓扑结构把大种群划分成许多小种群, 让每个小种群在一定的搜索空间中搜索, 避免了其他算法一开始就向一个位置靠拢而导致易陷入局部最优的问题。但此类方法也牺牲了部分全局搜索能力, 使其在处理决策变量之间相关性不强的高维问题时收敛能力不强。也有学者为加快 PSO 的收敛速度并尽量避免算法陷入局部最优, 将粒子进化状态分为勘探、开采、收敛和跳出 4 个阶段, 并自适应的控制惯性权重和加速系数, 采用了精英高斯学习并提出了自适应粒子群算法(APSOP, adaptive particle swarm optimization)^[12]。此类算法能通过参数自适应控制来加快算法收敛速度, 并通过精英学习来帮助种群跳出局部最优, 且在一组特定的基准测试函数中取得了不错的效果, 但算法效果对参数精英学习率呈现出较高的敏感性, 在不同的问题和环境下如何找到精英学习率的最佳调整策略还有待进一步研究。Liang 为更好的处理组合优化问题提出了一种混合粒子群算法(HPSO, hybrid particle swarm optimization)^[13]。该算法通过把粒子种群划分成精英种群和跟随种群来平衡算法的全局和局部搜索能力, 同时引入基于社会学习机制的随机示例学习策略给表现较差的粒子较大的更新动力, 从而提高算法的精度, 但此类算法在某些多峰测试函数上表现不理想, 需要引入参数自适应调整机制来提高算法鲁棒性。

针对进一步提高分布式合成效果的方法, 本文在建立平面内布阵三维空间中合成的分布式阵列信号合成模型的基础上, 类比优化问题中常见的有约束非线性规划问题, 完成等圆心角半圆型布阵, 各发射节点总功率固定, 各发射节点设置发射功率上下限的优化问题建模。在对 PSO 算法的改进上, 本文首先利用混沌映射的无规则性和遍历性等特点, 利用 Bernoulli 映射对粒子种群进行初始化以增强初始种群的多样性和随机性, 加快算法的收敛速度; 其次将目标函数种群分离度的概念利用 Tanh 激活函数融合进惯性权重的设计中, 使算法能够在迭代中动态的调整粒子的全局与局部搜索能力; 同时对迭代中陷入早熟收敛的部分例子施加位置及速度扰动, 增强粒子跳出局部最优的能力。仿真实验结果表明, 经本文所提出的改进 PSO 算法优化后合成区域场强更加集中, 目标合成点场强值得到明显提升, 且本文提出的改进 PSO 算法在收敛速度及寻优精度上均优于标准智能优化算法。

1 分布式信号合成原理及优化问题建模

1.1 分布式阵列三维信号合成数学建模

首先建立如图 1 所示的三维空间直角坐标系其中 x 轴正半轴为正北指向, y 轴正半轴为正东指向, z 轴正半轴为垂直地面向上指向。在平面内布阵的各个发射节点所在位置为 $L_i(x_i, y_i, z_i)$, $i=1, 2, \dots, N$, N 为发射节点个数, M 点为目标合成区域周围任意一点, 其坐标为 (x, y, z) 。 R_i 为第 i 个节点到目标合成点 C 的距离, R_i' 为第 i 个节点到 M 点的距离。 L_i' 点为 M 点与 L_i 点连线与 xOy 面的交点, θ_i 与 α_i 分别为俯仰角和方向角。

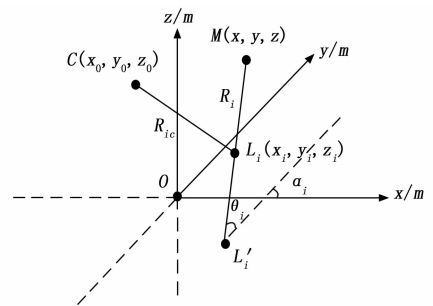


图 1 发射阵元及空间区域点位置

由天线与电磁波空间传输原理, 假设各个发射阵元发射信号频率相同, 则第 i 个节点发射的信号在 M 点生成的信号场强为:

$$\vec{E}_{Mi} = \frac{\Delta_c}{R_i} f_i(\theta_i, \alpha_i) e^{j\omega t - jkR_i} \quad (1)$$

式中, $\Delta_c = \sqrt{30P_T G_T}$, P_T 表示分配给第 i 个发射阵元的功率, G_T 表示此发射阵元的天线增益。 $f_i(\theta_i, \alpha_i)$ 表示此发射阵元阵列天线的方向图函数。 θ_i 俯仰角为发

射阵元 L_i 同 M 点的连线与 xOy 面的夹角, α_i 方向角为 L_i 点同 M 点的连线在 xOy 面的投影与 x 轴的夹角。在本模型中假设所有发射阵元方向图均相同且中心均指向 C 点。为使各阵元发射的信号能够在 C 点实现相长干涉, 通过各节点发射信号到 C 点的距离差而引起的相位差, 控制第 i 个发射站辐射信号的初相位为:

$$\varphi_i = \frac{2\pi R_{ic}}{\lambda} \quad (2)$$

其中: λ 表示发射信号的波长。此时各发射阵元信号到达目标合成点 M 的相位为:

$$\phi_i = \varphi_i - \frac{2\pi R_i}{\lambda} \quad (3)$$

根据矢量叠加原理, 此时 M 点的场强可看作是几个空间方向场强分量的叠加, 即:

$$|\vec{E}_M|^2 = |\vec{E}_{xM}|^2 + |\vec{E}_{yM}|^2 + |\vec{E}_{zM}|^2 \quad (4)$$

式中, x, y, z 3 个方向的场强分量分别为:

$$|\vec{E}_{xM}|^2 = \left(\sum_{i=1}^N \frac{\Delta_e}{R_i} f_i(\theta_i, \alpha_i) \cos\theta_i \cos\alpha_i \cos\phi_i \right)^2 + \left(\sum_{i=1}^N \frac{\Delta_e}{R_i} f_i(\theta_i, \alpha_i) \cos\theta_i \cos\alpha_i \sin\phi_i \right)^2 \quad (5)$$

$$|\vec{E}_{yM}|^2 = \left(\sum_{i=1}^N \frac{\Delta_e}{R_i} f_i(\theta_i, \alpha_i) \cos\theta_i \sin\alpha_i \cos\phi_i \right)^2 + \left(\sum_{i=1}^N \frac{\Delta_e}{R_i} f_i(\theta_i, \alpha_i) \cos\theta_i \sin\alpha_i \sin\phi_i \right)^2 \quad (6)$$

$$|\vec{E}_{zM}|^2 = \left(\sum_{i=1}^N \frac{\Delta_e}{R_i} f_i(\theta_i, \alpha_i) \sin\theta_i \cos\phi_i \right)^2 + \left(\sum_{i=1}^N \frac{\Delta_e}{R_i} f_i(\theta_i, \alpha_i) \sin\theta_i \sin\phi_i \right)^2 \quad (7)$$

当 M 点位于合成区域内不同位置时, 该点的场强会由波束的干涉效应而随之发生变化。由式 (4) ~ (7) 可以看出, 当各发射阵元相对于目标合成点的位置固定时, 目标合成点场强值受各阵元分配的功率值影响较大。对包含目标中心点在内的整个合成区域内点场强值进行取样分析, 可以得到整个合成区域的场强能量分布。

由于各发射阵元在发射信号时, 已经将距离目标合成点 C 的路程差引起的相位差包含在初相的设置中, 因此可视各发射节点信号在 C 点同相叠加, 即 C 点的场强为:

$$|\vec{E}_C|^2 = \left(\sum_{i=1}^N \frac{\Delta_e}{R_c} f_i(\theta_i, \alpha_i) \cos\theta_c \cos\alpha_c \right)^2 + \left(\sum_{i=1}^N \frac{\Delta_e}{R_c} f_i(\theta_i, \alpha_i) \cos\theta_c \sin\alpha_c \right)^2 + \left(\sum_{i=1}^N \frac{\Delta_e}{R_c} f_i(\theta_i, \alpha_i) \sin\theta_c \right)^2 \quad (8)$$

1.2 半圆形布阵下功率分配优化问题建模

由上一小节构造的分散布阵阵列信号相干合成的数学模型, 考虑当目标合成点垂直地面向上, 即位于空间直角坐标系的 z 轴上时, 结合公式 (5) ~ (7), 为尽

可能增强合成点场强, 同时考虑实际选取布阵位置时可能受到的限制, 将阵型设置为以坐标轴中心原点为圆心的半圆形阵, 考虑如何分配各发射阵元功率能够使目标合成点合成效果最佳, 布阵位置示意图 2 所示。

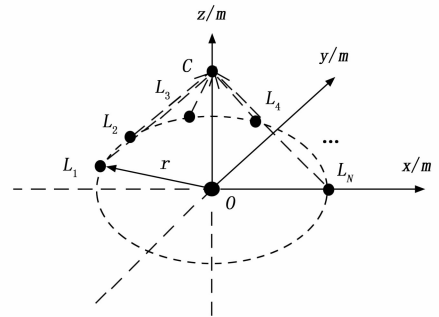


图 2 半圆形布阵位置示意图

布阵阵元数为 N , 各发射阵元为 $L_i(x_i, y_i, 0), i = 1, 2, \dots, N$ 以等圆心角布阵方式排布在 xOy 面半径为 r 的圆上, 相邻两阵元的位置距离差为 $\sqrt{(x_i - x_{i+1})^2 + (y_i - y_{i+1})^2}$, 其中 $i \neq 1$ 。

此时各阵元的不同功率分配方式将造成 C 点场强值的变化。假设各阵元分配的场强值为 $P_i, i = 1, 2, \dots, N$, 设置各阵元分配功率之和的上限为 P_{sum} , 同时设定单个阵元分配功率的上下限分别为 $P_{\text{max}}, P_{\text{min}}$ 。由于各发射阵元波束中心均指向 C 点, 在此模型中假设 $f_i(\theta_i, \alpha_i)$ 均等于 1。以 C 点场强值作为优化的目标函数, 此时优化问题可表示为:

$$\max |\vec{E}_C|^2 = f(p_1, p_2, \dots, p_N), i = 1, 2, \dots, N \quad (9)$$

其中:

$$f(p_1, p_2, \dots, p_N) = |\vec{E}_{xC}|^2 + |\vec{E}_{yC}|^2 + |\vec{E}_{zC}|^2, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (10)$$

$$\sum_{i=1}^N P_i \leq P_{\text{sum}}, P_{\text{min}} \leq P_i \leq P_{\text{max}} \quad (11)$$

2 改进 PSO 算法设计及流程

2.1 标准 PSO 算法

PSO 算法从随机解出发, 通过迭代寻找最优解。在 PSO 算法中, 每个优化问题的潜在解都是搜索空间中的粒子。所有粒子都由一个被优化的函数来决定其适应度值, 每个粒子还有一个速度变量来决定它们飞行的方向和距离^[14]。而在每一次迭代中, 速度变量通过跟踪两个极值来更新自己; 一个是粒子本身找到的最优解, 即个体极值; 一个是整个种群目前找到的最优解称为全局极值^[15]。假设在一个 D 维解空间中, 由 N 个粒子组成一个种群, 其中第 i 个粒子表示为一个 D 维向量, 则此粒子向量、速度向量、此粒子目前搜索到的个体极值、全局极值可由 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}), i = 1, 2, \dots, N, V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}), i = 1, 2, \dots, N, p_{\text{best}} = \text{best}(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}), i = 1, 2, \dots, N, g_{\text{best}} = \text{best}(p_{g1}, p_{g2},$

..., p_{gd}), $i = 1, 2, \dots, N$, 来表示。

在找到这两个最优值后, 粒子通过如下方法来更新自己的速度和位置。

$$v_{d}(t+1) = \omega \cdot v_{d}(t) + c_1 r_1(t)[p_{d1}(t) - x_{d1}(t)] + c_2 r_2(t)[p_{gd}(t) - x_{d1}(t)] \quad (12)$$

$$x_{d1}(t+1) = x_{d1}(t) + v_{d1}(t+1) \quad (13)$$

式中, c_1 和 c_2 为学习因子; ω 表示惯性权重; r_1 和 r_2 均为 $[0, 1]$ 内的随机数, 用于增加粒子飞行的随机性; $d=1, 2, \dots, D$ 。

PSO 算法中的少数几个重要参数直接影响算法的性能和收敛性。由上述参数及速度、位置更新公式可以看出, 种群初值, 速度更新中的惯性权重以及粒子位置的更新方式是主导算法性能的重要参数, 下面介绍本文针对此三类参数设计的优化方法。

2.2 基于 Bernoulli 混沌映射的初始种群生成

混沌运动是确定系统中出现的无规则运动, 是非线性动力系统的固有特性。混沌运动的遍历性能够保证混沌变量不重复的历经限定范围内的所有状态^[16-17]。因此采用混沌映射进行种群初始化可以增强粒子种群的随机性和多样性。Bernoulli 映射是基于 Bernoulli 函数的混沌系统。Bernoulli 函数通常涉及二值决策, 即在每个迭代步骤中, 根据某种条件选择两个不同的值。这种映射可能表现出非常快速的状态切换和复杂的混沌行为, 特别适用于需要快速变化的高敏感性的应用场景。

设 x 为自变量且满足 $\forall x \in [0, 1]$, λ_B 为控制参数, 则 n 阶 Bernoulli 式 $z_k(x): [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ 的定义式为:

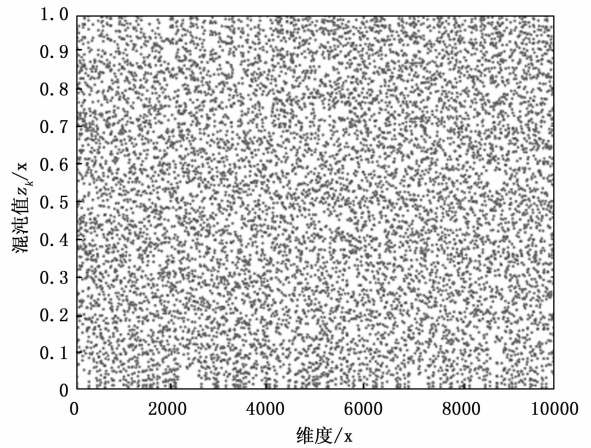
$$z_{k+1} = \begin{cases} \frac{z_k}{1-\lambda_B}, & z_k \in (0, 1-\lambda_B) \\ \frac{(z_k-1+\lambda_B)}{\lambda_B}, & z_k \in (1-\lambda_B, 1) \end{cases} \quad (14)$$

当控制参数 λ_B 取 $(0.4 \sim 1)$ 时, Bernoulli 映射进入混沌状态。如图 3 (a), 图 3 (b) 所示是当控制参数 λ_B 取 0.479 时 Bernoulli 映射生成序列的散点图和频数分布直方图, 可以看出此时 Bernoulli 映射进入混沌状态。

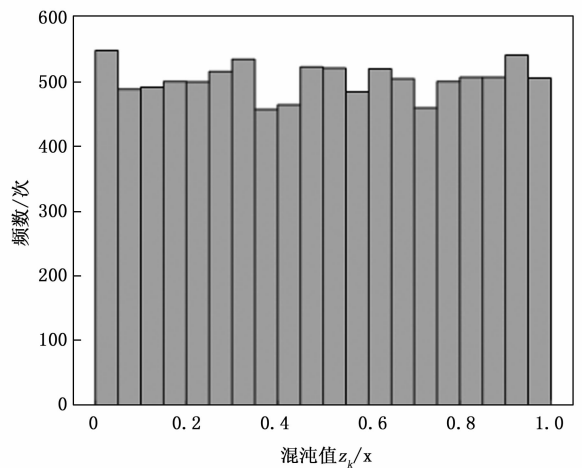
而传统的混沌映射如 Logistics 映射和常用的混沌映射如 Chebushev 映射在进入混沌状态时, 所生成的序列有向限定范围边界聚集的趋势。如图 4 (a), 图 4 (b) 所示是 Logistics 映射与 Chebushev 映射生成序列映射到 $[0, 1]$ 空间后的散点图。

由图 4 (a), 图 4 (b) 可看出此二者映射在进入混沌状态时生成序列中, 前者会向限定范围上界聚集, 后者则呈现上下界均出现聚集的状态。如图 5 所示是此三者映射生成序列的分布在直方图对比。

由图 5 可看出, Bernoulli 映射生成序列相比传统混沌映射没有向限定范围边界聚集的趋势, 能够使序列达



(a) 伯努利映射生成序列散点图



(b) 伯努利映射生成序列分布直方图

图 3 伯努利映射相关图

到更好的混沌效果, 因此本文采用 Bernoulli 映射进行 PSO 种群的初始化。

2.3 基于种群分离度的非线性动态自适应惯性权重设计

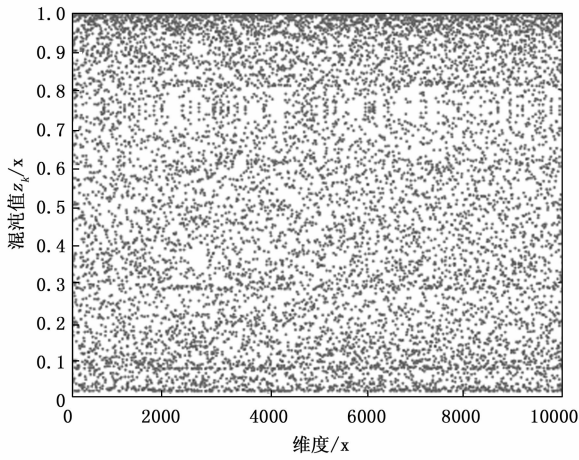
PSO 算法中惯性权重 ω 使粒子保持运动惯性, 使粒子有扩展搜索空间的趋势, 有能力探索新的区域, 是调整粒子全局搜索能力和局部搜索能力的重要参数。

标准 PSO 中采用线性递减惯性权重, 在迭代初期利用较大的 ω 使粒子迅速收敛到极值点; 在迭代后期利用较小的 ω 使粒子在极值点附近进行精细搜索。线性递减惯性权重的迭代公式为:

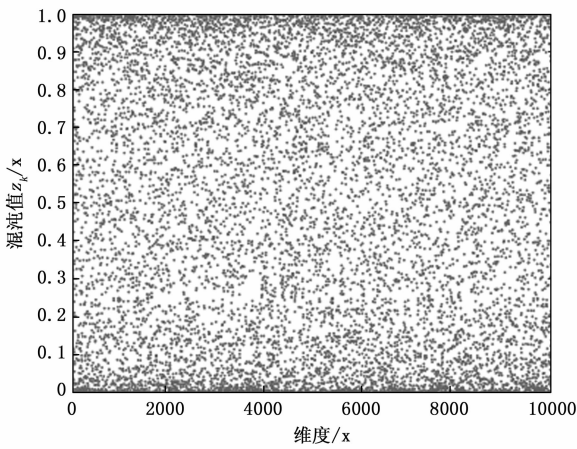
$$\omega(t) = W_{\max} - (W_{\max} - W_{\min}) \cdot \frac{t}{T} \quad (15)$$

式中, W_{\max} , W_{\min} 为惯性权重 ω 设置的上下限, T 为最大迭代次数, t 为当前迭代次数。

为提高粒子种群在迭代初期的全局搜索能力和迭代后期的局部搜索能力, 对惯性权重 ω 的主流改进措施是增强 ω 在迭代初期后期的振荡变化程度, 以余弦递减惯性权重为例, 其迭代公式为:



(a) Logistics 映射生成序列散点图



(b) 切比雪夫映射生成序列散点图

图 4 其它映射生成序列散点图

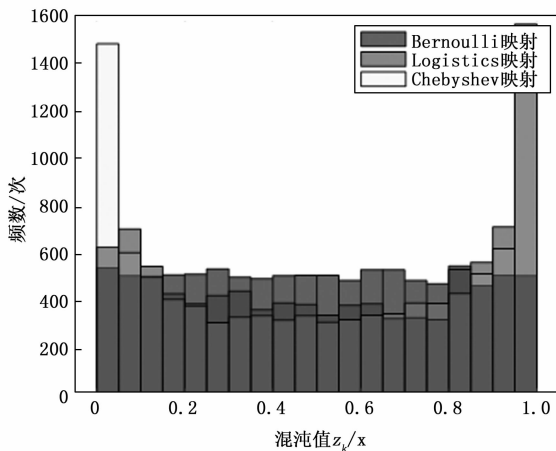


图 5 3 种序列分布直方图对比

$$\omega(t) = W_{\min} - \frac{(W_{\max} - W_{\min})}{2} \cdot \left[1 + \cos\left(\frac{(t-1)\pi}{T-1}\right) \right] \quad (16)$$

此两类方法的一个明显缺陷就是 ω 的迭代更新没有与种群在迭代中的状态进行强关联。为将种群整体适

应度值的变化融入进惯性权重 ω 的设计中, 本文设计了一种基于种群分离度和激活函数的自适应惯性权重。

种群分离度 $d(t)$ 的定义为第 t 代种群与 $t-1$ 代种群的适应度值的方差之比:

$$d(t) = \begin{cases} 1, t = 1 \\ \frac{\text{varfit}(t)}{\text{varfit}(t-1)}, t > 1 \end{cases} \quad (17)$$

式中, $\text{varfit}(t)$ 表示第 t 代种群适应度值的方差, 而种群分离度 $d(t)$ 的振动剧烈程度会随着种群适应度值的相应变化而变化。而要将这种变化体现在惯性权重 ω 的变化中就需要激活函数来做传导介质。

Tanh 函数因其在分类任务中的出色表现常被用来做神经网络的激活函数^[18-19], Tanh 函数的定义为:

$$T(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (18)$$

Tanh 函数是完全可微分的, 其值域范围限制在 $[-1, 1]$, 对称中心在原点, 在自变量 x 超出 $[-5, 5]$ 范围后, 函数值几乎没有变化^[20]。这使得 Tanh 函数能够更好的平滑调整种群分离度的变化幅度并将其传导给惯性权重, 进而使得种群在开发和探索之间实现更灵活的平衡。相比之下, 其他激活函数比如 Sigmoid 函数的输出范围限制在 $[0, 1]$, 可能导致惯性权重调整不够充分。且 Tanh 函数在输入接近零时梯度较大, 在输入值较大时趋于平缓, 从而能够适应种群分离度的动态变化。图 6 所示是将 Tanh 函数值域映射到 $[0, 1]$ 空间后与 Sigmoid 激活函数的曲线对比。

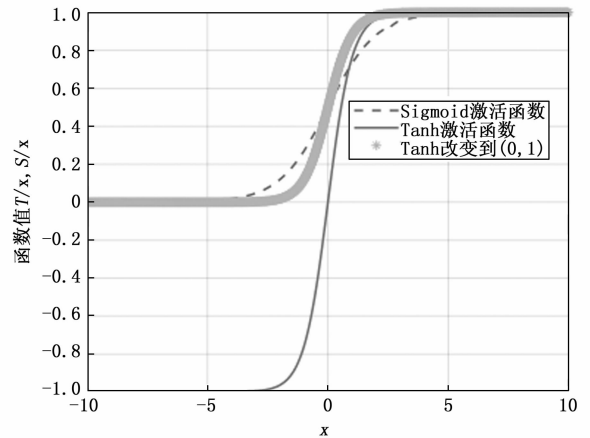


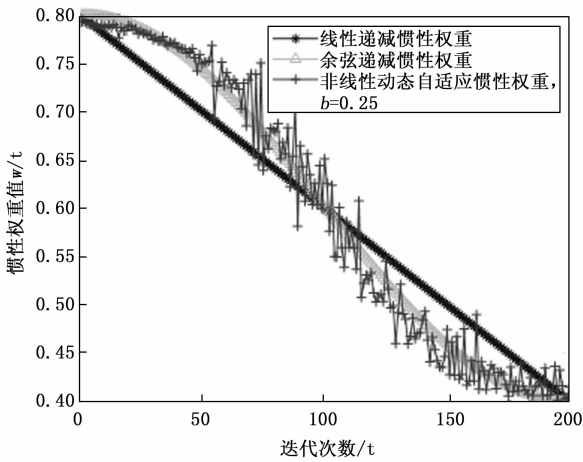
图 6 Tanh 与 Sigmoid 函数曲线对比

由图 6 可以看出 Tanh 函数在保持光滑的条件下, 拥有比常用作激活函数的 Sigmoid 更高的变化率, 能够更好的传递种群分离度的变化状态给惯性权重。将种群分离度 $d(t)$ 与 Tanh 函数相结合就可得到非线性动态自适应惯性权重的定义:

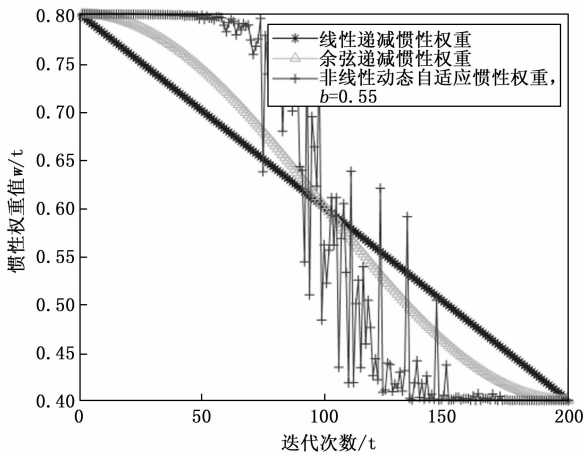
$$\omega(t) = W_{\max} + (W_{\min} - W_{\max}) \times \left[\frac{e^{10 \cdot b(2 \cdot t/d(t) \cdot T-1)} - e^{-10 \cdot b(2 \cdot t/d(t) \cdot T-1)}}{e^{10 \cdot b(2 \cdot t/d(t) \cdot T-1)} + e^{-10 \cdot b(2 \cdot t/d(t) \cdot T-1)}} \right] \quad (19)$$

式中, 参数 b 为阻尼因子, 一般取值为 $(0 \sim 1)$ 。如图 8 所示是当阻尼因子取 0.25 和 0.55 时, 线性递减惯性权重, 余弦递减惯性权重和本文设计的惯性权重以 1.2 节中建立的半圆形布阵下功率分配优化问题模型为目标优化函数在迭代中的变化。

参数 $d(t)$ 反映了种群在进化过程中的离散度变化。从图 7 (a) 和图 7 (b) 可看出, 在进化初期种群的多样性较好, 相邻两代种群的进化离散度相差不大, 因此 $d(t)$ 的波动范围较小, 这使得整个惯性权重能够相对平稳的递减; 当进入迭代中后期时, 种群呈现出较强的趋同性, 此时 $d(t)$ 会对种群的分离程度非常敏感, 其振动幅度增大, 这种变化通过激活函数的传导使得整个惯性权重振动幅度增大, 从而增强粒子的局部搜索能力。从上述两图中不同阻尼因子对应的 ω 进化曲线还可看出, 针对不同的优化目标函数, 可以通过调节阻尼因子 b 的大小来调整额所使用的 ω 的变化陡峭程度。



(a) $b=0.25$ 时 3 种惯性权重对比



(b) $b=0.55$ 时 3 种惯性权重对比

图 7 惯性权重对比

2.4 基于柯西扰动的速度及位置更新策略

标准 PSO 算法在迭代中后期粒子聚集程度加剧, 表现出强烈的趋同性, 易陷入早熟收敛状态。为使粒子

在进入早熟收敛后仍具有较强的更新能力, 本文利用柯西分布函数构造扰动项加入粒子的速度及位置更新策略中, 进一步保持粒子种群的多样性, 增强粒子跳出局部最优的能力。首先定义粒子进入早熟收敛的判断方式:

$$\Delta^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{f_i - f_{avg}}{f_{mi}} \right)^2 \quad (20)$$

$$f_{mi} = \max(1, |f_i - f_{avg}|) \quad (21)$$

式 (22) 中, N 表示粒子总数, f_i 表示当前迭代中第 i 个粒子的适应度值, f_{avg} 表示当前迭代中整个种群的平均适应度值。 Δ^2 的大小反映了粒子种群的整体收敛状态, Δ^2 越小, 粒子的趋同性越强, 聚集程度越高, 种群越趋于收敛。经过多次仿真实验, 本文将 Δ^2 的阈值设置为 0.1。在每次迭代的最后判断 Δ^2 与此阈值的大小, 当 Δ^2 小于此阈值时, 则认定种群陷入早熟收敛。

高斯分布函数和柯西分布函数均常被用在扰动策略中。图 8 所示是标准柯西与标准高斯的分布函数对比。

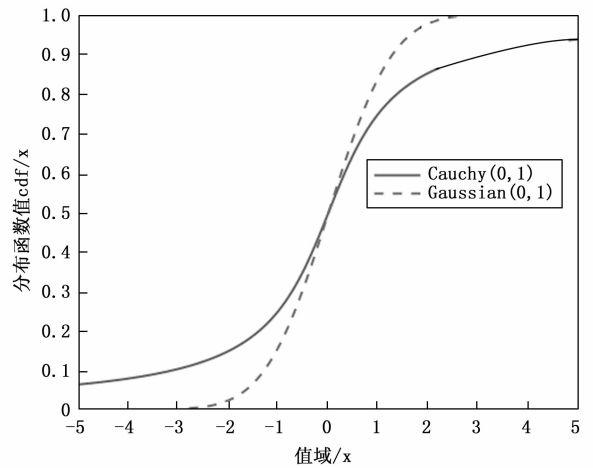


图 8 标准柯西和标准高斯的分布函数对比

由图 8 可看出在均值和方差取值相同时柯西分布拥有比高斯分布更广的取值范围, 因此本文选择柯西分布函数作为扰动项。

速度扰动策略如下:

$$v_{id}(t+1) = \omega(t) \cdot v_{id}(t) + c_1 r_1(t) [p_{id}(t) - x_{id}(t) + \text{rand} \cdot \text{Cauchy}(0, \sqrt{p_{id}(t)})] + c_2 r_2(t) [p_{gd}(t) - x_{id}(t)] \quad (22)$$

其中: $\text{Cauchy}(0, \sqrt{p_{id}(t)})$ 表示均值为 0, 方差为 $p_{id}(t)$, 即第 t 次迭代中此粒子的最优值的随机柯西分布函数值。

位置扰动策略步骤如下:

1) 判断种群陷入早熟收敛后, 将整个种群适应度值按降序排列, 种群本身按照相应顺序排列;

2) 对排名在前 20% 的粒子位置施加柯西扰动;

$$x_i = x_i \cdot (1 + 0.3 \times \text{Cauchy}(0, \sqrt{g_{best}})) \quad (23)$$

式中, $Cauchy(0, \sqrt{g_{best}})$ 表示均值为 0, 方差为当前迭代种群的全局最优值的随机柯西分布函数值。

3) 对更新后的粒子位置进行边界条件处理, 保证粒子为不超越边界。

2.5 改进 PSO 优化算法流程

改进后 PSO 算法流程如图 9 所示。

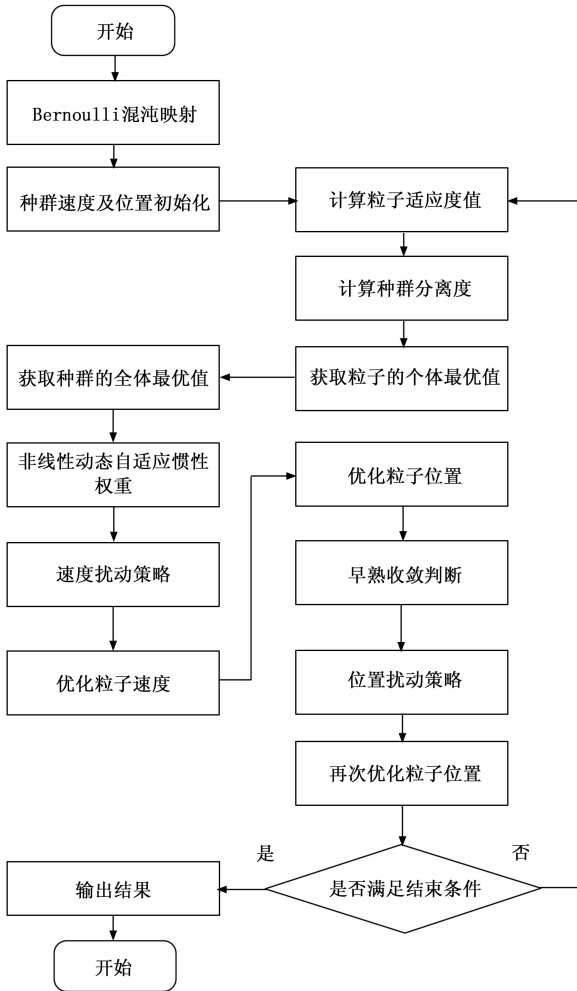


图 9 改进 PSO 算法流程图

综合以上, 改进 PSO 优化算法流程如下:

- 1) 根据所研究的问题确定粒子的维度及种群数量, 利用 Bernoulli 混沌映射进行种群速度及位置的初始化。
- 2) 计算每个粒子的适应度值, 进而计算出当前迭代中的种群分离度。
- 3) 计算出粒子的个体最优值 p_{best} 和种群的全体最优值 g_{best} 。
- 4) 通过式 (19) 计算出当前迭代中每个粒子的非线性动态自适应惯性权重值。
- 5) 通过式 (22) 对种群中每个粒子施加速度扰动。
- 6) 更新粒子的速度及位置。
- 7) 对完成初步更新的种群进行早熟收敛判断。

8) 通过位置扰动策略再次更新粒子位置。

9) 检验算法是否满足终止条件, 若满足则停止迭代并输出粒子的全局最优位置; 若不满足则转到 2), 继续进行迭代。

3 半圆形布阵功率分配仿真实验

根据前文建立的三维合成数学模型, 设置如下仿真条件。发射节点数为 10, 布置在 xOy 面, 即高程为 0 m 的地面中半径为 2 000 m 的半圆形上, 所有阵元处于 y 轴正半轴。各布阵阵元位置记为 $L_i(x_i, y_i, z_i), i = 1, 2, \dots, N$ 。各布阵节点呈等圆心角布置, 即相邻两节点相对于 xOy 面原点 $O(0, 0, 0)$ 的角度差为 18° , 距离差为 694.595 m。布阵位置如图 10 所示。

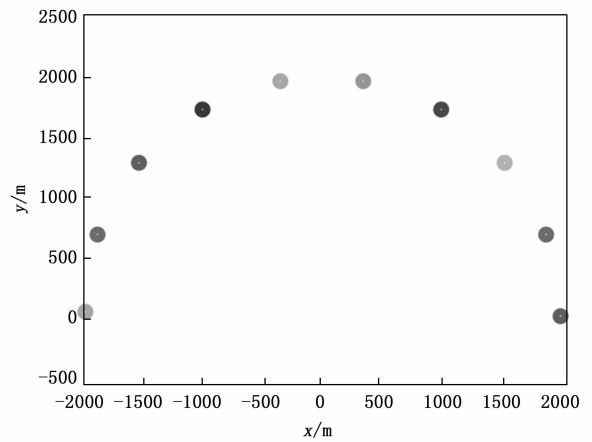


图 10 半圆形布阵示意图

设置发射信号的频率为 100 Mhz, 发射天线增益为 2.5 dB。设置所有阵元发射的总功率为 $P_{sum} = 10$ kW, 当各阵元分配功率 P_i 均等于 1 kW, 即不对各阵元发射功率进行优化时, 所得到的合成区域场强分布如图 11 所示。

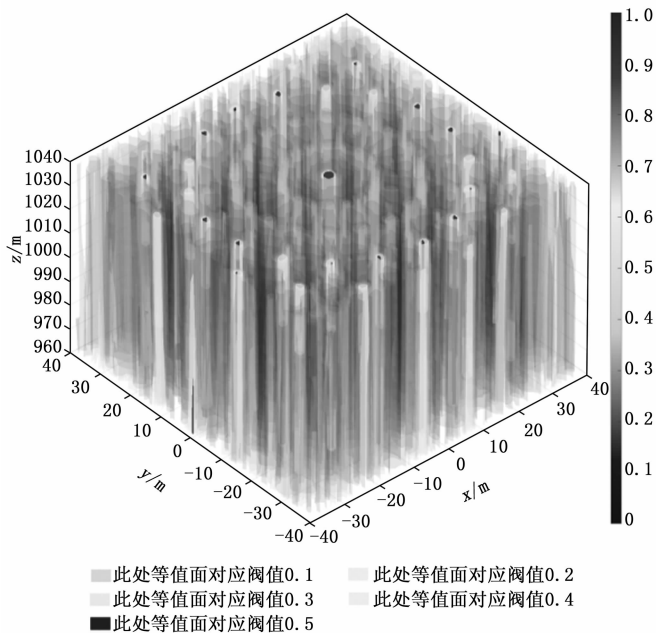
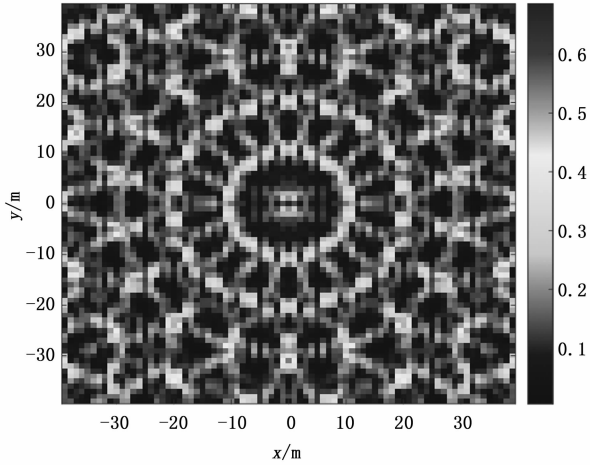
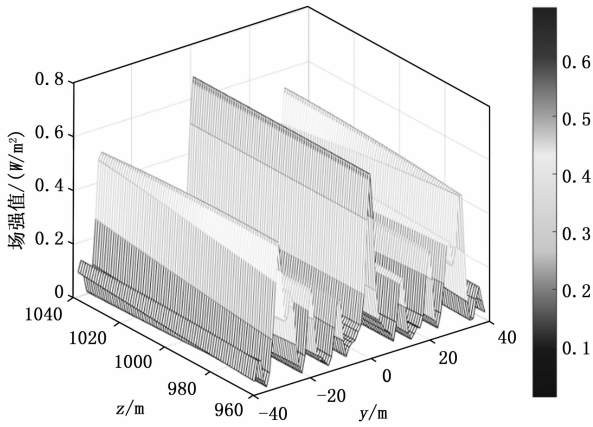


图 11 优化前合成区域场强分布图

此时通过模型计算得到 C 点场强为 0.686 W/m^2 。图 11 得到的三维等值面图所选的等值面阈值为 $0.1 \sim 0.5$ 。观察图 11 可知此时在合成区域内得到的较高能量的近似圆柱状能量栅格以及较低能量的杂散无规律状能量栅格。能量最高处集中在在以 z 轴为中心的柱状区域内；优化前高程 $1\ 000 \text{ m}$ 处 xOy 面场强能量俯视图如图 12 (a) 所示，优化前 yOz 面场强分布如图 12 (b) 所示。



(a) 优化前 xOy 面场强俯视图



(b) 优化前 yOz 面场强分布图

图 12 优化前相关示意图

观察图 12 (a) 可知，场强分布在 xOy 面内呈现近似圆形的能量栅格，圆形栅格边缘处能量较高，栅格内能量较低，只有目标合成点处在栅格内呈现能量集中状态；观察 12 (b) 可知，在 yOz 面场强呈现竖条纹状能量分布，能量最高的条纹出现在 x 轴中心处。此外综合观察图 11 和图 12 可知，靠近合成区域限定范围边缘处即 x, y, z 三维均为 39 m 立方体范围内边缘处也出现了能量集中的圆柱状栅格，但其场强值明显低于中心合成点处场强值。

采用本文提出的改进 PSO 算法对半圆形布阵的各阵元功率进行优化，算法参数设置如下。种群数量 $N_p = 1\ 000$ ，迭代次数 $T = 200$ 。学习率 $c_1 = c_2 = 1.5$ ，速度

参数最大最小值为 $V_{\max} = 3, V_{\min} = -3$ 。惯性权重 $W_{\max} = 0.8, W_{\min} = 0.4$ 。同时设置约束条件，单个阵元功率最大值为 $X_{\max} = 6 \text{ kW}, X_{\min} = 150 \text{ W}$ 。所有阵元总功率上限为 $P_{\text{sum}} = 10 \text{ kW}$ 。激活函数阻尼因子 $b = 0.2$ ，惩罚系数 $a_{fa} = -2$ 。Bernoulli 映射控制参量 $\lambda_B = 0.479$ 。判断种群进入早熟收敛后进行位置更新的粒子为按照适应度值降序排列后的前 20% 粒子。

同时采用同样参数设置的标准粒子群以及交叉概率 $P_c = 0.8$ ，变异概率 $P_m = 0.1$ 的标准遗传算法进行对比试验，3 种算法的目标函数适应度进化曲线如图 13 所示。

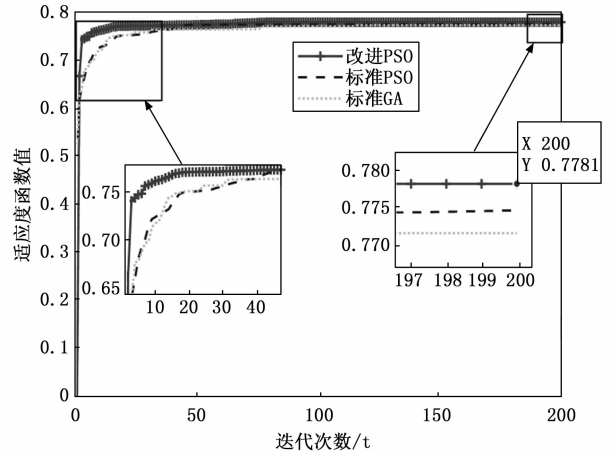


图 13 3 种算法在功率分配优化函数上的进化曲线对比

由图 13 可知改进 PSO 算法在收敛速度上要明显优于标准 PSO 算法和标准遗传算法，其在迭代 10 次以内粒子就达到最优解附近。同时基于种群分离度的非线性动态自适应惯性权重设计使粒子种群在迭代后期拥有更强的局部搜索能力，其寻找到的目标函数值相比传统算法也更大。改进 PSO 算法中的早熟收敛判断策略对部分适应度值排名靠前的粒子进行柯西扰动，提高了算法跳出局部最优的能力。优化后的合成区域场强分布如图 14 所示。

优化后目标中心点合成场强为 0.778 W/m^2 ，相比优化前提高超过 13%。经优化后各方向角所在阵元分配功率值如表 1 所示。

表 1 各阵元分配功率

阵元编号	方位角/(°)	分配功率/W
L_1	0	151.069
L_2	20	491.598
L_3	40	962.187
L_4	60	1 402.223
L_5	80	1 684.351
L_6	100	1 580.295
L_7	120	1 857.713
L_8	140	1 106.104
L_9	160	596.52
L_{10}	180	167.827

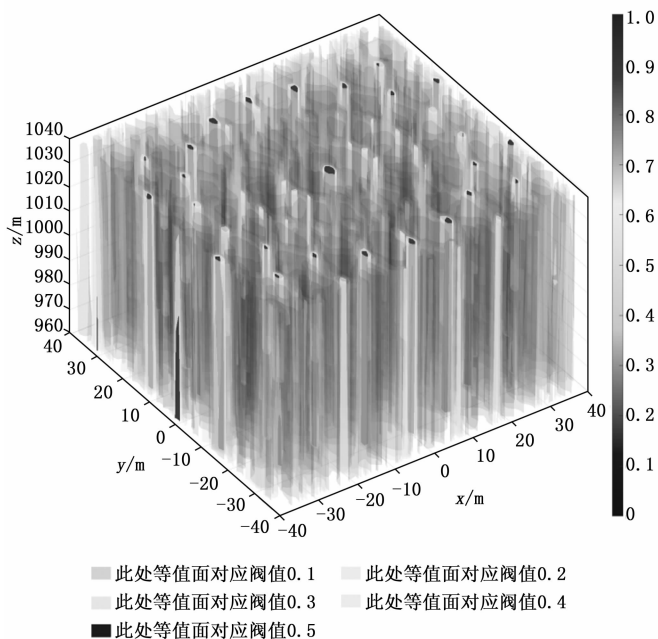


图 14 优化后合成区域场强分布图

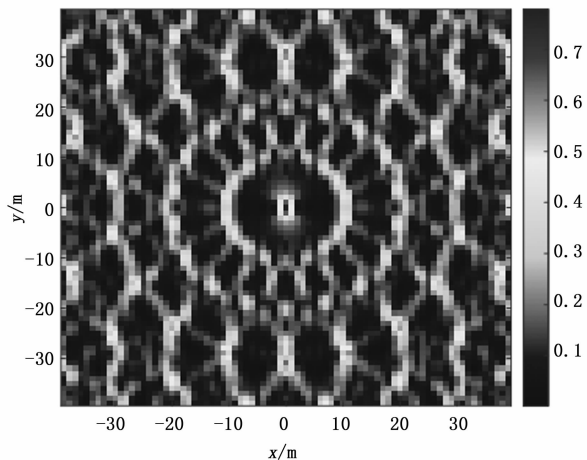
观察表 1 可知, 经优化后更靠近 y 轴的 3 到 8 号阵元分配的功率值较高, 更靠近 x 轴的 1, 4, 9, 10 号阵元分配的功率值较低。在三维等值面图中也是更靠近 y 轴的能量栅格能量聚集程度相比靠近 x 轴的能量栅格更高。由此可见在平面半圆形等圆心角布阵情况下, 靠近 y 轴的阵元对目标点合成场强影响更大。

观察图 14 三维等值面图可知, 优化后整个合成区域内场强更为集中在目标中心点所在圆柱状能量栅格, 其余位置的能量相比优化前更为稀疏。如图 15 (a)、15 (b) 所示为优化后 xOy 面场强俯视图及 yOz 面场强分布图。

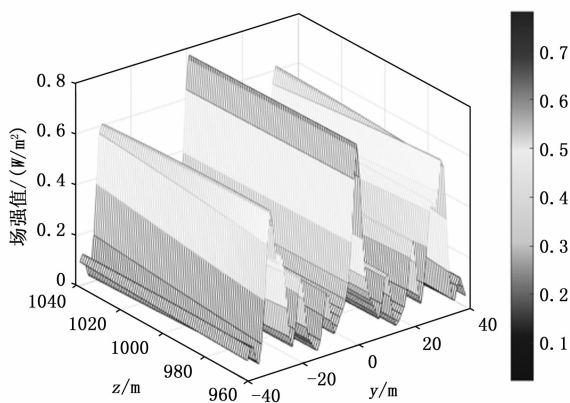
观察图 15 (a) 可知高程 1 000 m xOy 处面的场强能量更多的集中在目标合成点, 外围分散的能量更少; 观察图 15 (b) 可知 yOz 面场强呈现的竖条纹状能量栅格, 其能量相比优化前更多的集中在条纹中心处, 整体条纹宽度更窄。

4 结束语

针对提高分布式布阵阵列信号合成效果的方法, 本文首先将分布式阵列发射信号在三维空间合成的过程抽象成数学模型, 同时建立半圆形布阵情况下各阵元功率分配优化问题的模型。针对此多维度非线性规划问题, 本文提出了一种改进的 PSO 算法; 利用 Bernoulli 映射进行初始化增强种群的多样性和随机性; 利用基于种群分离度的非线性动态自适应惯性权重和基于柯西分布的扰动策略来增强粒子跳出局部最优的能力。实验结果表明, 本文提出的改进 PSO 算法拥有比标准 PSO、标准



(a) 优化后 xOy 面场强俯视图



(b) 优化后 yOz 面场强分布图

图 15 优化后相关示意图

遗传算法更快的收敛速度和更好的寻优效果。经优化后目标中心点场强提升超过 13%。整个合成区域场强相比优化前更加集中在目标中心点附近。在未来对分布式信号合成工作的研究中, 应考虑针对动态目标合成点的情况, 以增强模型的适应性。

参考文献:

- [1] 邓朝平, 侯德亭, 周东方, 等. 密集布阵高功率微波空间功率合成 [J]. 强激光与粒子束, 2013, 25 (2): 436 - 441.
- [2] LIU W, ZHOU H, LUO X. Combined efficiency analysis of spatial power combining [C] //IEEE 11th International Conference on Signal Processing, Beijing: IEEE, 2012: 333 - 337.
- [3] 赵国庆. 雷达对抗原理 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2012.
- [4] 刘兴华, 王国玉, 徐振海, 等. 分布式孔径相参合成原理、发展与技术实现综述 [J]. 雷达学报, 2023, 12 (6): 1229 - 1248.

[5] 陈秋菊, 章根龙, 等. 稀疏点源波束干涉合成建模与特征提取算法 [J]. 探测与控制学报, 2015, 36 (5): 35-39.

[6] 姚述福, 储飞黄, 瞿洋, 等. 影响空间功率合成效率的因素分析 [J]. 火力指挥与控制, 2015, 40 (11): 77-79.

[7] 徐刚, 徐勇, 施美友, 等. 随机相位误差对空间功率合成效率的影响 [J]. 强激光与粒子束, 2013, 25 (11): 2914-2918.

[8] 陈秋菊, 姜秋喜, 曾芳玲, 等. 稀疏阵列相干信号功率合成栅基仿真技术 [J]. 现代雷达, 2015, 37 (11): 97-91.

[9] VERMA H K, PAL S. Modified sigmoid function based gray scale image contrast enhancement using particle swarm optimization [J]. Journal of the Institution of Engineers (India): Series B, 2016, 97 (2): 243-251.

[10] 高波, 彭程, 路文梅, 等. 基于改进粒子群算法的电网系统无功电压控制 [J]. 计算机仿真, 2022, 39 (9): 96-90.

[11] LIANG J. J, QIN A K, SUGANTHAN P N, et al. Comprehensive learning particle swarm optimizer for global optimization of multi-modal function [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2006, 10 (3): 281-295.

[12] ZHAN Z H, ZHANG J, LI Y, et al. Adaptive particle swarm optimization [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2009, 39 (6): 1362-1381.

(上接第 105 页)

[4] 王阳, 曾庆军, 戴晓强, 等. 基于多电机协同推进的遥控水下航行器姿态控制研究 [J]. 中国舰船研究, 2022, 17 (6): 223-235, 251.

[5] 张玉超, 蒋沅, 代冀阳. 三阶多机器人协同编队动态避障控制 [J]. 系统仿真学报, 2022, 34 (8): 1762-1774.

[6] 陈刚, 顾爱博, 王良模, 等. 驾驶机器人纵横向操纵协调控制方法 [J]. 机械工程学报, 2021, 57 (11): 165-176.

[7] 付云起, 林沂, 武博, 等. 基于里德堡原子的无线电技术 [J]. 电波科学学报, 2022, 37 (2): 279-287.

[8] 高文逸, 龚晓峰, 雒瑞森. 基于数据分析技术的无线电监测与管理系统设计 [J]. 现代电子技术, 2021, 44 (20): 12-16.

[9] 窦子铮, 姚铮, 陆明泉. 无线电区域定位系统的分布式空间基准自主建立技术 [J]. 电子学报, 2022, 50 (4): 841-848.

[10] 韩淑梅. 数字广播电视系统中的软件无线电技术研究 [J]. 电视技术, 2022, 46 (7): 200-202.

[11] 温亨聪, 杨海涛, 张辉辉. 多频无线电坑透技术在煤矿地质构造探测中的应用 [J]. 煤炭技术, 2021, 40 (7): 71-74.

[12] 张海燕, 胡宏亮, 王钰, 等. FAST 无线电干扰智能

[13] LIANG B, ZHAO Y, LI Y. A hybrid particle swarm optimization with crisscross learning strategy [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2021 (105): 104418.

[14] 卫伟, 赵弘. 基于粒子群算法的瞬变电磁检测小车结构优化 [J]. 石油机械, 2024, 52 (3): 117-125.

[15] LEI Z, JI T, XIE C, et al. Power quality disturbance identification using improved particle swarm optimizer and support vector machine [C] // 2018 IEEE Innovative Smart Grid Technologies-Asia, ISGT Asia, 2018: 681-686.

[16] 赵国杰, 文华, 刘成浩. 基于混沌映射算法的电力物联网和加密通信认证方法 [J]. 电子设计工程, 2024, 32 (2): 143-146.

[17] ALKHONAINI M A, GEMEAY E, ZEKI MAHMOOD F M, et al. A new encryption algorithm for image data based on two-way chaotic maps and iterative cellular automata [J]. Scientific Reports, 2024 (14): 16701.

[18] 王晨, 王明江, 陈嵩. 一种基于激活函数的 CNN 车载毫米波雷达目标检测方法 [J]. 信号处理, 2023, 39 (1): 116-127.

[19] 顾晓峰, 管其东, 虞致国. 面向存算一体架构中 Tanh 激活函数的绝对值电路设计 [J]. 电子与信息学报, 2023: 1-9.

[20] 蒋昂波, 王维维. ReLU 激活函数优化研究 [J]. 传感器与微系统, 2018, 37 (2): 50-52.

监测技术 [J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2022, 62 (11): 1780-1788.

[13] 吴倩, 翟冬, 董世建, 等. 基于电机双闭环策略的矿用巡检机器人控制技术 [J]. 煤炭技术, 2023, 42 (3): 253-255.

[14] 孟磊, 吴芝亮, 王轶强. POMDP 模型在多机器人环境探测中的应用研究 [J]. 机械科学与技术, 2022, 41 (2): 178-185.

[15] 杨静, 罗永要, 彭崇, 等. 多泥沙电站高水头低出力水轮机水力设计策略 [J]. 大电机技术, 2022 (1): 56-63.

[16] 唐志祺, 李钰, 包怿杰, 等. 基于模型设计方法的机器人柔性运动控制算法的实现 [J]. 华东理工大学学报: 自然科学版, 2021, 47 (5): 609-618.

[17] 葛育晓, 赵荣珍. 基于改进积分滑模控制多电机协同控制研究 [J]. 振动与冲击, 2021, 40 (22): 138-143+208.

[18] 王红梅, 陈冬. 多传感器数据融合下机器人路径分段规划仿真 [J]. 计算机仿真, 2021, 38 (10): 349-352+418.

[19] 陈南凯, 王耀南, 贾林. 基于改进生物激励神经网络算法的多移动机器人协同变电站巡检作业 [J]. 控制与决策, 2022, 37 (6): 1453-1459.