

基于HV-MOPSO的海上通信平台部署多目标粒子群优化研究

张永正

武警工程大学信息工程学院, 陕西 西安

收稿日期: 2026年4月15日; 录用日期: 2026年5月13日; 发布日期: 2026年5月22日

摘要

针对目前海上通信平台部署“提高覆盖率会导致重复覆盖率随之升高、容易产生干扰”的多目标优化问题, 文章提出了一种融合超体积(HV)指标的多目标粒子群算法(HV-MOPSO)。该算法通过佳点集实现种群初始化, 结合目标空间网格划分维持解集多样性, 基于HV指标优化全局最优解选择与外部档案维护, 以最小化未覆盖率和最小化重复覆盖率为双目标构建海上通信平台部署优化模型。以WFG系列测试问题为实验对象, 与经典MOPSO算法对比, 结果表明: HV-MOPSO在多峰欺骗性问题WFG4上的HV均值达81.1845, 显著高于对比算法的78.4371, 且解集Spacing指标更优, 在保持收敛性的同时有效提升解集多样性; 将其应用于海上通信平台部署, 重复覆盖率降低46%, Spacing指标提升78%。

关键词

海上通信平台, 多目标优化, 超体积

Research on Multi-Objective Particle Swarm Optimization for Maritime Communication Platform Deployment Based on HV-MOPSO

Yongzheng Zhang

College of Information Engineering, Engineering University of the People's Armed Police Force, Xi'an Shaanxi

Received: April 15, 2026; accepted: May 13, 2026; published: May 22, 2026

Abstract

To address the multi-objective optimization problem in the current maritime communication platform

文章引用: 张永正. 基于 HV-MOPSO 的海上通信平台部署多目标粒子群优化研究[J]. 计算机科学与应用, 2026, 16(5): 71-78. DOI: 10.12677/csa.2026.165166

deployments—where “an increase in coverage rate leads to a rise in redundant coverage and is prone to interference”—a multi-objective particle swarm optimization algorithm fused with the Hypervolume (HV) indicator (HV-MOPSO) is proposed. This algorithm initializes the population using a good point set, maintains the diversity of the solution set by combining grid division in the objective space, and optimizes the selection of the global optimal solution and the maintenance of the external archive based on the HV indicator. A deployment optimization model for maritime communication platforms is constructed with two objectives: minimizing the uncovered rate and minimizing the redundant coverage rate. Experiments conducted on the WFG series of test problems and a comparison with the classic MOPSO algorithm show that: HV-MOPSO achieves an average HV value of 81.1845 on the multi-modal deceptive problem WFG4, which is significantly higher than the 78.4371 of the comparison algorithm, and its solution set exhibits a superior Spacing indicator, effectively enhancing the diversity of the solution set while maintaining convergence. When applied to the deployment of maritime communication platforms, the redundant coverage rate is reduced by 46%, and the Spacing indicator is improved by 78%.

Keywords

Maritime Communication Platform, Multi-Objective Optimization, Hypervolume

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

海上通信平台能够提供低延迟、高带宽的通信服务，填补岸基与卫星间的信号空白。其灵活部署的特性，能按需增强热点区域覆盖，是赋能智慧海洋与近海数字经济发展的关键基础设施。为充分发挥海上通信平台的作用、提高海上通信平台的覆盖效果，需要对海上通信平台的部署位置进行优化。

海上通信平台部署优化是一个既需要考虑覆盖率最优目标，又需要考虑信号干扰最低目标的多目标优化问题。近年来，遗传算法、蜂群算法、蚁群算法、免疫算法、粒子群算法等被广泛应用于多目标优化，为解决多目标海上通信平台部署优化问题提供了新的解决思路[1]。

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)通过一组粒子模仿鸟类飞向食物使粒子不断接近最优解。粒子没有质量，但是具有位置、速度和适应值：位置模拟鸟类寻找食物过程中所处位置，指的是在决策空间内的决策变量，代表了粒子不同时刻在决策空间中所处的位置；速度模拟鸟类飞向食物的趋势，对应粒子位置改变的趋势，代表了粒子在决策空间中向个体最优和全局最优移动的趋势；适应值模拟的是鸟类距离食物的远近，对应候选解的目标向量，衡量粒子在目标空间中的优劣。个体最优指的是鸟类飞过所有位置中距离食物最近的位置，代表每个粒子经过的所有位置中适应值最优的位置。全局最优指的是种群中所有鸟类飞过位置中距离食物最近的位置，也就是所有粒子经过的所有位置中适应值最优的位置。单目标粒子群优化算法是一种在解空间中搜索单一目标函数的全局最优解。多目标粒子群优化算法(Multi-Objective Particle Swarm Optimization, MOPSO)是粒子群优化算法解决多目标优化问题的延伸，目的是在存在多个相互冲突子目标的情况下，寻找总体最优的 Pareto 解集，为决策者提供一组非支配的方案集合。经典 MOPSO 算法存在以下局限性：首先，通常采用随机初始化策略，导致初始种群在决策空间中分布不均匀，难以保证种群的多样性和全局探索能力；其次，在迭代过程中，粒子容易受少数优秀个体吸引而迅速同质化，造成解集多样性严重缺失，Pareto 前沿覆盖不完整。这些局限性导致传

统 MOPSO 在求解复杂多峰优化问题时, 容易出现早熟收敛和解集退化现象, 难以同时保证收敛性和多样性。因此, 本文设计了一种采用佳点集初始化的、目标空间网格化的、超体积(Hypervolume, HV)指标进行全局最优解选择与档案维护的 MOPSO 算法(HV-MOPSO), 核心目标是最小化未覆盖率(即最大化覆盖率)和最小化重复覆盖率。

HV-MOPSO 算法求解过程包括数学建模和算法应用两部分。

2. 海上通信平台部署多目标优化建模

2.1. 场景建模

假设任务区域为面积 $L \times W$ 的二维矩形海域, 离散化为 M 个网络单元。部署 N 个海上通信平台, 每个海上通信平台的覆盖半径为 R 。

选择 N 个海上通信平台部署位置 (x_i, y_i) 作为决策变量, 其中 $i = 1, 2, \dots, N$ 。

2.2. 覆盖率计算

覆盖率定义为被至少一个海上通信平台覆盖的网格面积占总面积的比例:

$$\text{Coverage} = \frac{\sum_{m=1}^M I(\min_{i=1}^N d(P_m, B_i) \leq R)}{M} \quad (1)$$

其中: P_m 是第 m 个网络中心坐标, B_i 是第 i 个海上通信平台坐标, $d(P_m, B_i)$ 是网格 m 与海上通信平台 i 之间的欧氏距离, $I(\cdot)$ 是指示函数, 当网格中心坐标与附近基站距离小于等于海上通信平台半径时返回 1, 否则返回 0。

2.3. 重复覆盖率计算

重复覆盖率衡量有多少个海上通信平台重复部署在同一区域的浪费程度:

$$\text{Overlap} = \frac{\sum_{m=1}^M \max(0, \sum_{i=1}^N I(d(P_m, B_i) \leq R) - 1)}{M} \quad (2)$$

2.4. 多目标优化问题

针对覆盖率最大化、重复覆盖率最小的优化目标, 将问题表述为:

$$\begin{cases} \text{Find } x = (x_1, x_2, \dots, x_N) \\ \min F(B) = (f_1(B), f_2(B)) \\ f_1(B) = 1 - \text{Coverage}(B) \\ f_2(B) = \text{Overlap}(B) \\ 0 \leq x_i \leq L \\ 0 \leq y_i \leq W \\ i \in \{1, 2, \dots, N\} \end{cases} \quad (3)$$

3. HV-MOPSO 算法

经典 MOPSO 算法的优化结果受种群初始化影响大, 粒子容易陷入局部最优, 追求收敛速度, 会造成多样性缺失, 影响最终优化结果[2]。针对以上问题, HV-MOPSO 算法通过佳点集初始化种群优

化算法起点；通过 HV 指标衡量非支配解的质量优化最优粒子选择；通过网格划分的方法保持种群多样性。

3.1. 佳点集初始化

在经典 MOPSO 算法中，通常随机初始化种群，种群的多样性和均匀性难以保证，容易陷入局部最优。而佳点集初始化通过其均匀分布的特性，为种群提供有效的初始化策略，有利于种群多样性和均匀性的保持，避免算法过早收敛[3]。

设 G_s 是 S 维欧氏空间的单位立方体，如果 $r \in G_s$ ，存在点集 $P_n(k)$ 满足：

$$P_n(k) = \left\{ \left\{ \left\{ r_1^{(n)} k \right\}, \dots, \left\{ r_s^{(n)} k \right\} \right\}, 1 \leq k \leq s \right\} \quad (4)$$

且偏差满足： $\varphi(n) = C(r, \varepsilon) n^{\varepsilon-1}$ ，则称 $P_n(k)$ 为佳点集。其中 $C(r, \varepsilon)$ 是只与 r 和 ε 有关的常数， r 为最佳点， ε 为任意正数。

3.2. 基于目标空间网格划分的多样性保持策略

传统 MOPSO 算法追求收敛容易导致解集退化问题，本文设计了一种基于目标空间网格划分的多样性保持策略：通过将目标空间离散化为均匀网格，并统计每个网格内解的数量，量化解的分布稀疏程度，进而指导外部档案初始化与修剪过程，在优化过程中维持解集在目标空间的分布均匀性。

设当前解集在目标空间中点集为 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$ ，其中 $f_m = (f_{m1}, f_{m2})$ ，为第 m 个解的两个目标函数数值。将归一化后的目标空间均匀划分为若干个网格。统计落入每个网格 (i, j) 内的解的数量 c_{ij} ，则解 f_m 的网格密度 ρ_m 定义为： $\rho_m = c_{i_m j_m}$ ，即该解所在网格内的解的总数。 ρ_m 越大，表明该区域解越密集，多样性越低；反之， ρ_m 越小，则该区域解越稀疏，应优先保留以维持解集分布均匀性。

3.3. 基于 HV 指标的收敛性提高策略

为了评价和引导 MOPSO 的搜索过程，需要性能指标。HV 衡量的是解集在目标空间中被所得解集支配的，但不被参考点集支配的空间的体积。HV 值越大，意味着解集的收敛性和多样性综合表现越好。

$$HV(P, r) = \text{Volme} \left(U_{x \in P} [f_1(x), r_1] \times [f_2(x), r_2] \right) \quad (5)$$

其中， P 是当前非支配解集， $r = (r_1, r_2)$ 是参考点(通常取最差点)。

3.4. HV-MOPSO 算法流程

HV-MOPSO 算法，其核心流程包括：

初始化阶段：确定决策变量维度、种群规模、外部档案容量、最大迭代次数、PSO 参数以及网格划分数；利用佳点集方法生成初始粒子位置，并计算每个粒子的适应值，进而对初始种群进行非支配排序，构建外部档案。

迭代优化阶段：计算外部档案中每个解对 HV 指标的贡献度，更新每个粒子的速度和位置信息，更新个体最优位置，选择贡献度最大的解为领导者；将当前种群与外部档案合并，计算候选解与目标空间的距离，移除重复解，避免外部档案被相同解占据，对合并后的解集进行非支配排序，获得每个粒子的前沿解，依次将各前沿解加入外部档案。

终止与输出阶段：判断程序是否满足终止条件，达到最大迭代次数后结束程序输出最优解集。

4. 仿真实验及结果分析

4.1. 对照算法与参数设置

为了测试 HV-MOPSO 算法的有效性, 选取双目标 WFG 测试问题中的 WFG1、WFG2、WFG4、WFG9 共 4 个测试问题进行对比实验, 对比基于 Pareto 支配和拥挤度距离的经典 MOPSO, 对实验结果进行对比分析。算法参数设置如表 1 所示:

Table 1. Parameter settings of algorithms in simulation experiments

表 1. 仿真实验算法参数设置

参数	设置
决策变量维度	10
种群规模	50
外部档案容量	30
最大迭代次数	150
目标空间网格划分数	10
惯性权重	0.729
个体学习因子	1.49445
全局学习因子	1.49445
实验重复次数	30

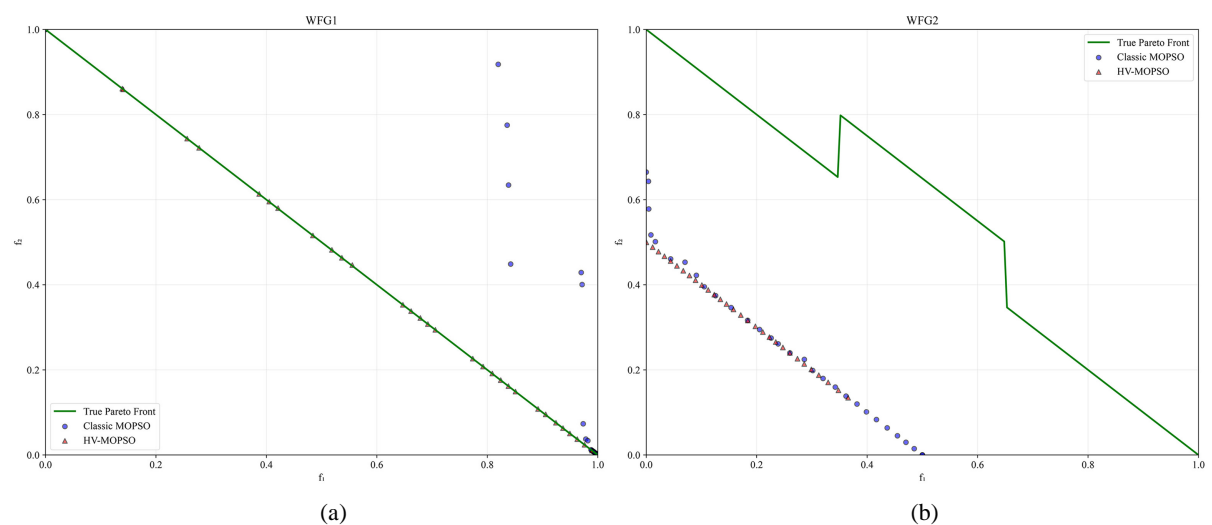
4.2. 评价指标

HV 指标值越大, 意味着解集的收敛性和多样性综合表现越好[4]。Spacing 指标通过计算解集中每个解到其最近邻解的距离的标准差, 来评估解集的分布均匀性[5]。如下式:

$$\text{Spacing}(P) = \sqrt{\frac{1}{|PF|-1} \sum_{i=1}^{|PF|} (\bar{d} - d_i)^2} \quad (6)$$

4.3. 实验结果与分析

仿真实验两种算法 Pareto 前沿对比图如图 1 所示。



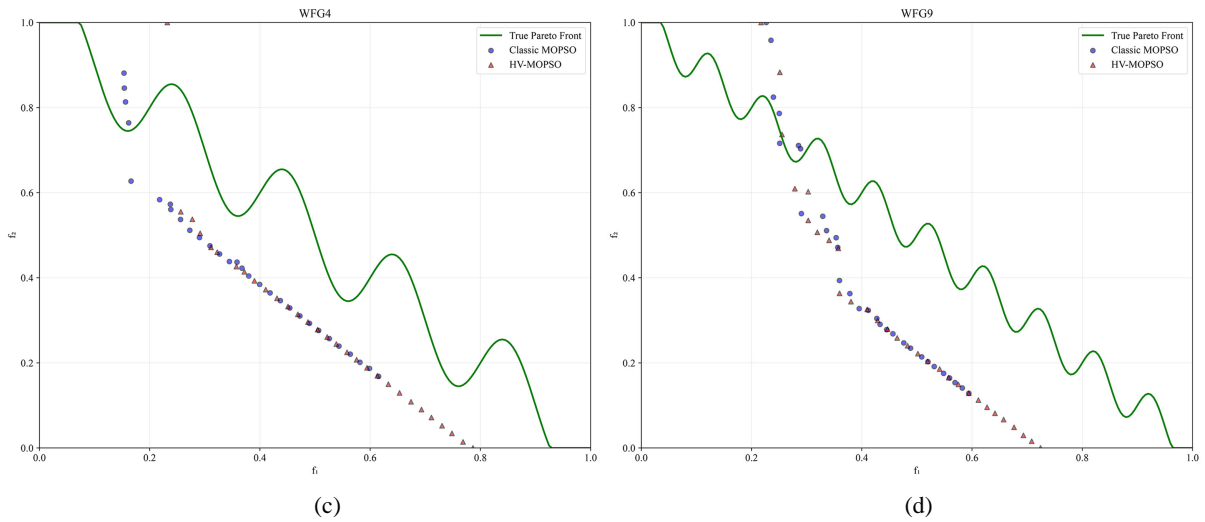


Figure 1. Comparison of Pareto fronts between two algorithms: (a) Comparison results on WFG1 test problem; (b) Comparison results on WFG2 test problem; (c) Comparison results on WFG4 test problem; (d) Comparison results on WFG9 test problem
图 1. 两种算法 Pareto 前沿对比: (a) WFG1 测试问题对比结果; (b) WFG2 测试问题对比结果; (c) WFG4 测试问题对比结果; (d) WFG9 测试问题对比结果

关于 WFG 测试问题的 HV 指标仿真实验结果如表 2 所示:

Table 2. Simulation results of HV metric on WFG test problems
表 2. 关于 WFG 测试问题的 HV 指标仿真实验结果

问题	超体积(HV)	HV-MOPSO	MOPSO
WFG1	Mean	17.9085	17.9085
	Std	0.0000	0.0000
WFG2	Mean	17.3588	17.3588
	Std	0.0000	0.0000
WFG4	Mean	81.1845	78.4371
	Std	0.0767	14.8146
WFG9	Mean	16.3739	16.3877
	Std	0.0027	0.0000

Table 3. Simulation results of diversity metrics on WFG test problems
表 3. 关于 WFG 测试问题的多样性指标仿真实验结果

测试问题	算法	Spacing 均值	Spacing 标准差
WFG1	HV-MOPSO	0.0022	0.0007
	经典 MOPSO	0	0
WFG2	HV-MOPSO	0.0018	0.0006
	经典 MOPSO	0	0
WFG4	HV-MOPSO	0.0011	0.0004
	经典 MOPSO	0.0037	0.0024
WFG9	HV-MOPSO	0.0024	0.0009
	经典 MOPSO	0	0

从实验结果可以看出：在 WFG1、WFG2 和 WFG9 上，两种算法均表现出良好的收敛性能。但在多峰且具有欺骗性的 WFG4 问题上，HV-MOPSO 算法的 HV 均值(81.1845)显著高于对比算法(78.4371)，且标准差(0.0767)远小于对比算法(14.8146)，证明 HV-MOPSO 算法在处理多峰问题上具有更稳定、更优秀的收敛能力。

如表 3 中所示，HV-MOPSO 算法在所有测试问题上的 Spacing 指标均大于 0 且保持稳定，说明其能够获得均匀性更高的 Pareto 前沿；而对比算法在 WFG1、WFG2 和 WFG9 上的 Spacing 恒为 0，表明其解集退化为单一重复点，完全丧失了多样性。

5. HV-MOPSO 算法在任务海域海上移动平台覆盖问题的应用

5.1. 参数设置

算法参数设置如表 4 所示：

Table 4. Parameter settings of simulation experiments for two algorithms in 1000×800 2D rectangular sea area
表 4. 两种算法在 1000×800 二维矩形海域仿真实验参数设置

参数	设置
海域长度	1000
海域宽度	800
网格精度	400
种群大小	50
海上通信平台数量	8
平台覆盖半径	150
外部档案容量	20
迭代次数	200
实验重复次数	30

5.2. 实验结果与分析

基于 HV-MOPSO 算法海上通信平台部署方案结果如图 2 所示：

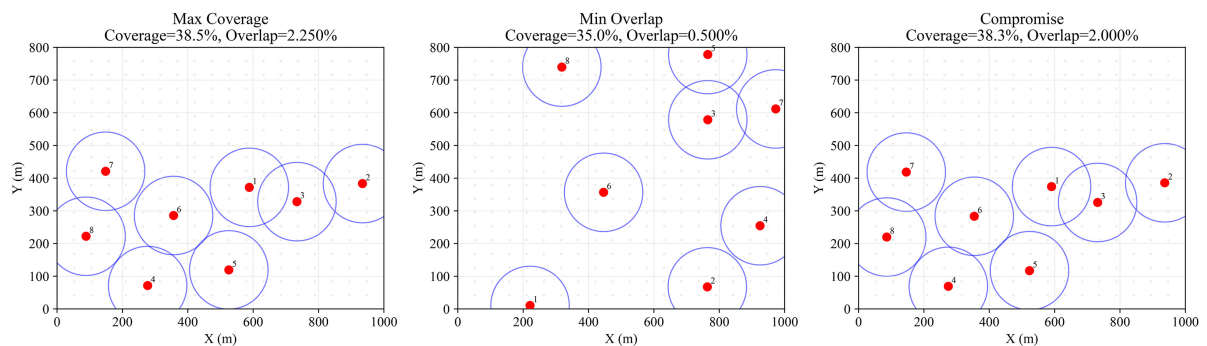


Figure 2. Deployment scheme of maritime communication platform based on HV-MOPSO algorithm

图 2. 基于 HV-MOPSO 算法海上通信平台部署方案

实验结果统计如表 5 所示：

Table 5. Performance index results of simulation experiments for two algorithms
表 5. 两种算法仿真实验性能指标结果

指标	HV-MOPSO	经典 MOPSO
HV 均值	0.7844	0.7880
HV 标准差	0.0179	0.0227
覆盖率均值	63.53%	62.33%
重复覆盖率均值	0.13%	0.24%
Spacing 均值	0.0002	0.0009
Spacing 标准差	0.0003	0.0021

在收敛性和稳定性方面，两种算法 HV 均值几乎相同，说明两种算法收敛性相同，但是 HV-MOPSO 算法标准差更小，说明 HV-MOPSO 算法相较于经典 MOPSO 算法稳定性更好。在覆盖率和重复覆盖率方面，HV-MOPSO 算法均优于经典 MOPSO 算法，说明 HV-MOPSO 算法在保持高覆盖率的同时，大幅度降低了重复覆盖率，能够实现更优的资源分配利用。在解集的多样性方面，HV-MOPSO 算法在 Spacing 均值和 Spacing 标准差方面数值更小，说明 HV-MOPSO 算法解集在目标空间分布更为均匀。

6. 结论

本文关注海上通信平台部署多目标优化问题，基于 HV-MOPSO 的海上通信平台部署问题进行建模，重点研究解决最大化覆盖率、最小化重复覆盖率的多目标粒子群优化算法。针对经典 MOPSO 算法多样性缺失的问题，将目标空间进行网格划分，在保持稳定收敛的同时，显著提升了解集的多样性；针对经典 MOPSO 算法随机初始化难以确保种群的多样性和均匀性的保持，容易出现过早收敛现象的问题，设计了佳点集初始化策略；针对经典 MOPSO 算法容易陷入局部最优问题，设计了基于 HV 指标的最优粒子选择策略。最后，通过 WFG 测试问题和栅格地图对比实验，验证了 HV-MOPSO 算法的有效性。基于当前模型，未来可从以下几个方向展开深入研究：一是引入约束处理与动态响应机制，使模型适用于更复杂的实际部署场景；二是融合遗传算法或差分进化等智能优化方法，进一步增强全局搜索性能与鲁棒性。

参考文献

- [1] 刘亚丽, 熊伟, 韩驰, 等. 基于 TOPSIS-MOPSO 的侦察星座优化设计[J]. 电讯技术, 2024, 64(6): 893-901.
- [2] 冯茜, 李擎, 全威, 等. 多目标粒子群优化算法研究综述[J]. 工程科学学报, 2021, 43(6): 745-753.
- [3] 张越, 张宁, 徐熙平, 等. 基于 GOTDBO 算法的复杂约束条件下无人机航迹规划[J]. 兵工学报, 2025, 46(8): 43-65.
- [4] 许丽婷. 多模态多目标组合优化问题的进化求解方法及其应用[D]: [硕士学位论文]. 长沙: 湖南大学, 2023.
- [5] 周梦程, 周孟然, 胡锋, 等. 基于改进的多目标徒步优化算法的微电网多目标调度优化[J/OL]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 1-16. <https://link.cnki.net/urlid/50.1155.n.20250620.1731.007>, 2026-03-25.