

## 基于偏好排序淘汰 NSGAI 算法的短波网络多区域重点覆盖优化方法

李新超 贺前华\* 李艳雄 朱铮宇  
(华南理工大学电子与信息学院 广州 510640)

**摘要:** 在采用偏好 NSGAI 算法求解多子区域重点覆盖的短波网络频率优化指配时, 针对算法中非支配排序耗时较多的问题, 该文提出一种偏好排序淘汰的 NSGAI 算法。在进行非支配排序前, 根据解的偏好评价排序结果淘汰一部分偏好评价较差的解, 减少参与非支配排序的解的数量从而减少求解时间, 同时降低偏好评价结果较差的个体解被选中进行交叉、变异的概率, 提高算法的求解效率和求解效果。在进行的 48 组数据测试中, 该文算法在其中 38 组决策解偏好评价结果和求解时间同时最优, 相同迭代次数时相比偏好 NSGAI 算法节省 27% 的求解时间。结果表明通过偏好排序淘汰机制的引入, 更好利用了偏好信息, 使算法用较少的时间求得更好的偏好解。

**关键词:** 短波网络; 频率指配; 多目标优化; 非支配排序; 偏好排序淘汰

**中图分类号:** TN92

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2017)08-1779-09

**DOI:** 10.11999/JEIT161172

## Multi-areas Outstanding Covering Optimization Method of HF Network Based on Preference Ranking Elimination NSGAI Algorithm

LI Xinchao HE Qianhua LI Yanxiong ZHU Zhengyu

(School of Electronic and Information Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

**Abstract:** This paper proposes a preference ranking elimination NSGAI algorithm to deal with the time-consuming issue of the preference NSGAI algorithm in optimizing HF network frequency assignment in multi-areas outstanding coverage. The proposed algorithm sorts and eliminates solutions according to their preference evaluation priori to the non-dominate sorting. By eliminating solutions with low ranking, the number of solutions participates in non-dominate sorting is reduced. The calculation time and the probability of selecting low ranking individuals for crossover or mutation are both decreased. The proposed algorithm simultaneously achieves the best performance and least calculation time in 38 of 48 sets experiments. Constrained with the same iteration number, the proposed algorithm saves 27% of computation time against the preference NSGAI algorithm. Experimental results show that by adopting preference evaluation sorting, the proposed algorithm takes less time and obtains a better solution.

**Key words:** High Frequency (HF) network; Frequency assignment; Multi-objective optimization; Non-dominate sorting; Preference ranking elimination

### 1 引言

短波通信具有通信距离远、抗毁能力强、建设成本低等优点<sup>[1]</sup>, 在军事通信、应急救援、海洋渔业等领域有着不可替代的作用<sup>[2]</sup>。短波通信频率是影响其通信质量的关键因素之一<sup>[3]</sup>, 但频率资源日趋紧张。因此针对大区域应急短波网络, 岸海短波网络等不对等短波网络进行频率优化指配具有重要意义

义<sup>[4]</sup>。不对等短波网络常态下的频率优化已有文献进行了研究<sup>[5]</sup>, 但应急短波网络、岸海短波网络等除在常态下满足区域内机动电台的随遇接入需求外, 在一个或多个区域发生突发事件时, 还需要提高网络对事发区域的可覆盖台站个数从而为区域内的多个应急机动电台提供更可靠的通信保障<sup>[6]</sup>。因此根据事发区域的保障需求, 在每个电离层变化相对稳定的时段内, 快速找到可对子区域进行重点覆盖, 且尽可能保障全网覆盖最优的频率指配方案则非常重要。目前针对该问题的研究文献较少, 问题可抽象为一个多目标组合优化问题。

针对多目标优化问题, 采用 Pareto 最优求解的相关算法求出一组 Pareto 最优解, 由决策者进行选

收稿日期: 2016-11-02; 改回日期: 2017-03-01; 网络出版: 2017-04-25

\*通信作者: 贺前华 eeqhhe@scut.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61571192), 广东省公益研究(2015A010103003)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61571192), The Public Welfare Research Project of Guangdong Province (2015A010103003)

择是目前的主流方法<sup>[7]</sup>,但相关算法求得的 Pareto 解数目较多,决策者较难选择,且有许多决策者基本不会考虑的解,对这些解的搜索降低了算法效率。因此将决策者的偏好需求加入到 Pareto 求解过程的偏好多目标算法成为研究热点<sup>[8]</sup>,按照偏好信息不同主要有:参考点,参考方向<sup>[8]</sup>等简单的偏好信息,其求解效果一般但对解的 Pareto 分布的普适性较好;角度偏好、雷达搜索<sup>[9]</sup>、光束搜索<sup>[10]</sup>等结合 Pareto 解分布情况增加了约束的偏好信息,在一些情况下更为有效,但参数设置复杂;g-dominance<sup>[11]</sup>,r-dominance<sup>[12]</sup>等通过偏好信息改变 Pareto 解的支配关系的偏好算法,实验表明该类偏好算法在通常情况下更为有效<sup>[12]</sup>,但对于一些近似水平或垂直分布的 Pareto 前端,容易造成解的丢失,影响求解性能<sup>[13]</sup>。各种偏好算法各有优缺点,需要结合问题特点进行选取<sup>[10]</sup>。

本文的多子区域重点覆盖的频率优化问题,子区域的覆盖情况通常未知,但覆盖要求和覆盖任务的重要程度通常可知且可能不同,可以将子区域覆盖任务重要程度作为偏好参考方向或子区域的覆盖要求作为偏好参考点。在目标重要程度不同时采用目标权重参考方向则更为合适<sup>[14]</sup>。文献[14]将偏好参考方向和由遗传算法(Genetic Algorithms, GA)发展而来的性能优异的多目标优化算法 NSGAI (Non-dominated Sorting Genetic Algorithms II, NSGAI)算法<sup>[9]</sup>结合,以种子解在偏好参考方向上的权重和作为评价种子解优劣的指标,增强 Pareto 求解沿偏好参考方向的搜索以求得决策者需求的解,因此本文利用子区域覆盖任务的重要程度作为偏好参考方向并结合 NSGAI 算法对多子区域重点覆盖的频率优化问题进行求解。

在 NSGAI 等算法中,采用非支配排序的拥挤距离计算机制可以使 Pareto 精英解得到保留并分布均匀合理<sup>[14]</sup>,但该过程也是算法中最耗时的环节之一<sup>[15]</sup>,影响算法的效率。围绕非支配排序产生了一些改进算法,提高了效率<sup>[16]</sup>,但提高的幅度也很有限。

本文结合短波网络多子区域重点覆盖的频率优化问题的特点和需求,在采用参考方向的偏好 NSGAI 算法求解时,针对算法中非支配排序过程耗时及偏好信息利用不足的问题,在算法进行非支配排序前,根据解的偏好评价进行排序,先淘汰一部分决策者不会考虑的偏好评价较差的解,减少参与偏好排序的解的数量,同时减少偏好评价差的解被选中遗传的概率,提高算法的求解效果和效率。

## 2 短波网络多区域多重保障问题的数学模型

### 2.1 决策变量及约束条件

本文研究的不对等短波网络由一个短波核心网络和若干机动电台构成,核心网络台站通过有线互通,短波通信在短波核心网络台站和机动电台之间进行,频率优化指配针对核心网络台站实现<sup>[5]</sup>。短波台站的有效通信区域形状通常不规则,需要将目标区域划分为小的单元格以实现计算<sup>[6]</sup>。将目标区域划分为  $H \times V$  个格,整个区域用矩阵  $C \in Z^{H \times V}$  表示。重点通信覆盖的子区域表示为  $C_p \in Z^{H \times V}$ ,  $p$  为子区域编号,共  $P$  个。如果单元格属于子区域  $p$ ,则  $C_p(h, v) = 1$ , 否则为 0,  $h, v$  对应单元格的坐标,  $1 \leq h \leq H, 1 \leq v \leq V$ 。全网覆盖可作为一个  $C_p \in Z^{H \times V}$  为全 1 的子区域。

区域内构成短波核心网络的  $I$  个固定台站表示为  $S = \{s_i | 1 \leq i \leq I\}$ 。网络的  $J$  个可用频率点表示为  $F = \{f_j | 1 \leq j \leq J\}$ , 频率点个数多于台站数,即  $J \geq I$ 。

为  $I$  个核心网络中的台站各指配一个频点构成用频方案,可能的用频方案总数  $G$ 。令  $\Omega = \{Y_g | 1 \leq g \leq G\}$  表示所有用频方案构成的空间,  $Y_g$  表示其中一个用频方案,如式(1)由  $I$  个台站和频率点的配对表示,  $\chi(i, j)$  表示台站  $s_i$  指配了频率点  $f_j$ 。

$$Y_g = \{\chi(1, j_1), \dots, \chi(i, j_i), \dots, \chi(I, j_I) | j_i \in \{1, 2, \dots, J\}\} \quad (1)$$

由于短波传输距离较远,为避免同频干扰,一个方案中一个频率点只能使用一次。若  $\chi(i, j)$  属于  $Y_g$ , 则  $x_{ij} = 1$ , 否则  $x_{ij} = 0$ 。该约束条件表示为

$$\sum_{i=1}^I x_{ij} \leq 1, \forall j \in \{1, 2, \dots, J\} \quad (2)$$

通信覆盖评估数据:台站频率点的配对  $\chi(i, j)$  在特定条件下对区域整体的覆盖用  $W_{ij} \in Z^{H \times V}$  表示,该数据通过基于 ITS (Institute for Telecommunication Sciences)模型<sup>[17]</sup>的短波通信预测软件输入相关的链路条件参数获得链路通信质量数据,再结合通信接收要求处理后获得。如果单元格  $C(h, v)$  可被覆盖,则  $W_{ij}(h, v) = 1$ , 否则为 0。  $\chi(i, j)$  对子区域  $p$  的覆盖数据  $W_{pij}$  计算如式(3)。

$$W_{pij} = C_p W_{ij} \quad (3)$$

### 2.2 目标函数

将用频方案  $Y_g$  中每个  $\chi(i, j)$  对区域  $p$  的覆盖  $W_{pij}$  叠加得到网络对区域  $p$  的覆盖  $C_p Y_g \in Z^{H \times V}$ , 设  $R = C_p Y_g(h, v)$  为  $Y_g$  对子区域  $p$  的单元格  $C_p(h, v)$  上覆盖台站数,评价用频方案  $Y_g$  的覆盖效果定义如式(4):

$$C_p Y_g = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J W_{pij} x_{ij} \quad (4)$$

定义  $\delta(h, v)$  为单元格  $C_p(h, v)$  的加权覆盖量, 通过对覆盖等级逐级累加的方式计算获得,

$$\delta(h, v) = \begin{cases} \sum_{u=1}^{\min(R, L_p)} 1/D^{L_p-u}, & R \geq 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中,  $1/D^{L_p-u}$  为覆盖等级的权重系数,  $D$  取大于 1 的常数,  $L_p$  为子目标区域  $p$  的期望达到的覆盖台站数, 单元格上覆盖个数  $R$  大于  $L_p$  的部分不参与计算, 全网覆盖的  $L_p$  通常取 1 或 2。  $\delta(h, v)$  的定义可以使接近覆盖期望的覆盖等级增量权重较大, 子区域的加权覆盖率(下文简称覆盖率)  $\phi_p(Y_g)$  如式(6)计算, 可以使满足覆盖期望面积大的用频方案的覆盖率较大。

$$\phi_p(Y_g) = \left( \sum_{h=1}^H \sum_{v=1}^V (\delta(h, v) C_p(h, v)) \right) / \left( \sum_{h=1}^H \sum_{v=1}^V C_p(h, v) \right) \quad (6)$$

对  $P$  个子区域覆盖问题, 要求寻找的最优用频方案  $Y^*$  满足式(7)。

$$\begin{aligned} & \left[ \phi_1(Y^*), \dots, \phi_p(Y^*), \dots, \phi_P(Y^*) \right] \\ & = \max \left\{ \left[ \phi_1(Y_g), \dots, \phi_p(Y_g), \dots, \phi_P(Y_g) \right] \mid Y \in \Omega \right\} \quad (7) \end{aligned}$$

### 2.3 目标函数的 Pareto 解定义

由于网络台站频率资源的限制, 多个子区域很难同时达到最优覆盖保障, 可能不存在最优解  $Y^*$ , 因此需要采用 Pareto 最优相关概念描述解的关系。

设  $Y_1, Y_2$  是任意两个用频方案, 子区域为  $P$  个时, 若同时满足以下两个条件:

- (1) 在所有子区域的覆盖结果中,  $\phi_p(Y_1) \geq \phi_p(Y_2), \forall p \in \{1, 2, \dots, P\}$ ;
- (2) 至少存一个子区域的覆盖结果,  $\phi_p(Y_1) > \phi_p(Y_2), \exists p \in \{1, 2, \dots, P\}$ ;

则称  $Y_1$  为非支配解,  $Y_2$  为支配解,  $Y_1 \succ Y_2$ , 通常认为  $Y_1$  优于  $Y_2$ 。

在一个解集中, 如果对其中一个  $Y_g$  而言不存在可以支配  $\phi_p(Y_g)$  的解, 则  $Y_g$  被称为 Pareto 最优, 所有 Pareto 最优的集合构成 Pareto 最优解集  $E$ <sup>[8]</sup>:

$$E = \{Y^* \mid \neg \exists Y \in \Omega : Y \succ Y^*\} \quad (8)$$

Pareto 最优解集  $E$  中的解对应的目标函数值组成的集合  $\Phi_{PF}$  称为 Pareto 前端<sup>[8]</sup>, 如式(9)所示。

$$\Phi_{PF} = \{\Phi(Y) = (\phi_1(Y), \phi_2(Y), \dots, \phi_P(Y)) \mid Y \in E\} \quad (9)$$

Pareto 最优解集  $E$  中每个 Pareto 解对应一个用频方案  $Y_g$ , 解的目标函数值对应子区域的覆盖率  $\phi_p(Y_g)$ 。

### 2.4 Pareto 解的偏好评价

Pareto 最优解集  $E$  中的解互不支配, 无法进行解的优劣评价, 当解的数目较多时容易造成决策者选择困难且存在太多决策者完全不可能选择的解, 使算法效率较低。通过引入决策者的偏好可以提高算法的求解效果和效率。针对通常在子区域的覆盖任务下达时其重要程度大概可知的情况, 将子区域覆盖任务的重要程度作为偏好, 可以引导算法快速求得决策者需要的解, 以两个目标为例, 设子区域覆盖任务的重要程度为  $(\lambda_1, \lambda_2)$ 。原点  $O$  和点  $(\lambda_1, \lambda_2)$  构成的射线即为偏好参考方向, Pareto 解的目标函数值即用频方案  $Y_g$  对两个子区域的覆盖率为  $(\phi_1, \phi_2)$ , 点  $(\phi_1, \phi_2)$  在偏好参考方向上的投影长度即为 Pareto 解的偏好评价值  $\varphi_\lambda$ 。其计算如式(10)所示。对于本文的问题, 投影长度大的 Pareto 解对应用频方案对子区域的覆盖越好且覆盖率的分布与任务重要程度一致性越好, 即偏好评价越好。

$$\varphi_\lambda = (\lambda_1 \phi_1 + \lambda_2 \phi_2) / \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2} \quad (10)$$

## 3 偏好排序淘汰的偏好 NSGAI 算法

### 3.1 偏好排序种群淘汰机制的引入

**3.1.1 算法的思路** 在 NSGAI 等算法中, 非支配排序时间复杂度由参与排序解的个数  $B$  和目标数  $P$  确定, 是算法中耗时最多的步骤之一[15]。文献[16]的研究表明, 一些非支配排序改进算法在特殊情况下可使该过程的时间复杂度降为  $O(PB)$ , 但通常情况下的复杂度为  $O(PB \log_2 B)$ , 仍需要大量的时间。

在偏好 NSGAI 算法中, 仅利用偏好评价作为种子解被选中进行交叉、变异的概率, 存在偏好信息利用不足的问题。在迭代解及外部档案解合并后非支配排序前, 更好地利用偏好评价信息, 将偏好评价较差的一部分解先淘汰掉, 减少参与非支配排序的解的数量可以减少求解时间, 且减少了偏好评价较差的种群解被选中的概率, 从而提高算法的求解效果和效率。

**3.1.2 淘汰剩余量及节省时间分析** 设外部档案解为  $N$  个, 种群解为  $M$  个, 其中  $M = \alpha N$ ,  $M \geq N$  即  $\alpha \geq 1$ , 目标数为  $P$ 。采用文献[13]的改进非支配排序算法的时间复杂度为  $O[P(M+N) \log_2(M+N)]$ , 将  $M$  代换, 时间复杂度为

$$O[(1+\alpha)N P \log_2(1+\alpha)N] \quad (11)$$

采用本文算法, 先将当前  $M$  个种群解与  $N$  个外部档案解合并, 再进行偏好排序淘汰。设淘汰后剩余解为  $A$  个,  $A = \beta N$ ,  $A \geq N$  即  $\beta \geq 1$ , 进行非支配排序时间复杂度为  $O(PA \log_2 A)$ , 偏好排序淘汰的

时间复杂度为  $O[((M+N)/2)\log_2(M+N)]$ ，代换  $M$  和  $A$ ，总的时间复杂度为

$$O\left[\frac{(1+\alpha)N}{2}\log_2(1+\alpha)N + \beta NP\log_2\beta N\right] \quad (12)$$

式(12)的时间复杂度小于式(11)时，本文算法即可减少求解时间，在  $P, \alpha$  已知时，求得  $\beta \leq (2P-1) \cdot (1+\alpha)/(2P)$ ，当  $P=2, N=24, M=48$  时，即  $\alpha=2$  的情况下， $1 \leq \beta \leq 2.25$ ，当  $\beta=1.5$  接近取值范围中值时既可以均衡发挥非支配排序和偏好排序淘汰的作用，此时该步骤相比偏好 NSGAI 算法节省 33% 的时间。当  $P=3$ ，其他条件相同时， $1 \leq \beta \leq 2.5$ ，当  $\beta=1.5$  时节省 41% 的时间。

### 3.2 算法的框架

本文的偏好排序淘汰 NSGAI (preference ranking elimination NSGAI, pre-NSGAI) 算法求解短波网络多子区域重点覆盖的频率优化指配时，用频方案的染色体采用整数编码，用频方案对子区域的覆盖率为对应个体解的适应度值。采用式(10)计算个体解的偏好评价价值，算法框架如图 1。

## 4 实验仿真及分析

### 4.1 实验条件及评价指标

选取以  $28^\circ\text{N}, 104^\circ\text{E}$  为中心的边长为  $6 \times 10^3 \text{ km}$  的方形区域作为短波网络的区域场景，区域划分为边长  $20 \text{ km}$  的  $9 \times 10^4$  个方格以实现算法的仿真评估。短波核心网络由 36 个  $125 \text{ W}$  的固定台站构成，可用频率点数  $J$  为 77<sup>[5]</sup>。时间背景选取 2015 年 1 月。

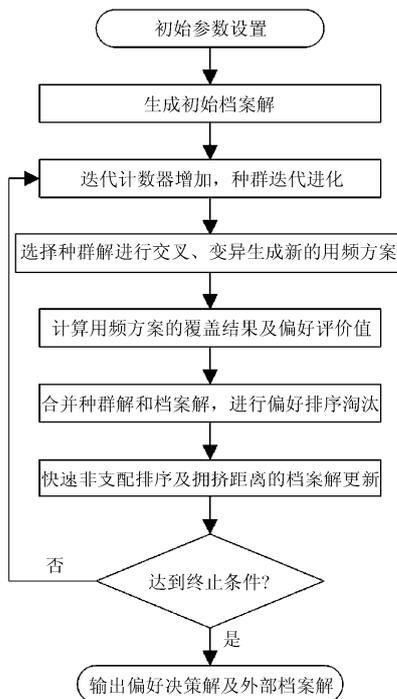


图 1 pre-NSGAI 求解多目标频率指配的算法框架

如图 2 区域中标示了两个子区域  $p_1, p_2$ ，单元格个数均为  $4.5 \times 10^3$ 。在 Matlab7.0 环境下结合 ITS 预测软件计算台站频率点配对在每个时段的覆盖预测数据  $W_{ij}, W_{pij}$ 。实验分为两种情形：第 1 种为两个目标，重点保障子区域为 1 个，即图 2 中的  $p_1$ ，同时全网覆盖最优为一个目标，子区域  $p_1$  期望的覆盖  $L_1=8$ ，全网最优的期望覆盖  $L_{all}=2$ ，目标权重  $\lambda_1=\lambda_2=0.5$ ；第 2 种为 3 个目标，子区域为两个  $p_1, p_2$ ，全网覆盖为第 3 个目标，子区域期望覆盖  $L_1=L_2=8$ ，全网期望覆盖  $L_{all}=2$ ，目标权重为  $\lambda_1=\lambda_2=0.4, \lambda_{all}=0.2$ 。

采用本文的 pre-NSGAI 算法，目标偏好加权的单目标 p-GA 算法、NSGAI 算法、目标偏好加权的 p-NSGAI<sup>[14]</sup>、g-NSGAI<sup>[15]</sup>，针对以上两种情形以 1 h 为时段进行 24 h 的覆盖优化求解。

设各组算法的  $M=48$ ，多目标算法的  $N=24$ 。本文算法在外部档案解和种群解合并后，先令  $\beta=1.5$  进行偏好排序淘汰，再进行非支配排序及拥挤距离的档案解更新。算法交叉率  $\mu=0.9$ ，变异率  $\eta=0.1$ ，最大迭代次数为 1000。对两个目标问题，当区域每个单元格覆盖台站个数达到  $L_1=8, L_{all}=2, D_1=4.5 \times 10^3, D_{all}=9 \times 10^4$ ，加权覆盖率为 (1.0002, 1.0000) 时算法终止。3 个目标对应的终止点为 (1.0002, 1.0002, 1.0000)。同时该点也是 g-NSGAI 算法的参考点，该算法参数设置参考文献[16]。

从各组算法求得的最优决策解的偏好评价价值、Pareto 前沿解的分布情况、求解时间 3 个方面对各组算法进行评价。对 NSGAI 算法从最终 Pareto 集中按照式(10)挑选一个偏好评价最优解作为决策解。对于本文的问题，每个时段真正的 Pareto 前沿解的分布是未知的，因此将描述两个 Pareto 集的  $\zeta$  测度<sup>[18]</sup>进行扩展，通过多个 Pareto 集在最终的 Pareto 前沿解集的占优比例进行 Pareto 解集分布广度评价，其子集占优越多  $\zeta$  测度越大，说明算法求得的 Pareto 前端分布广度越好。

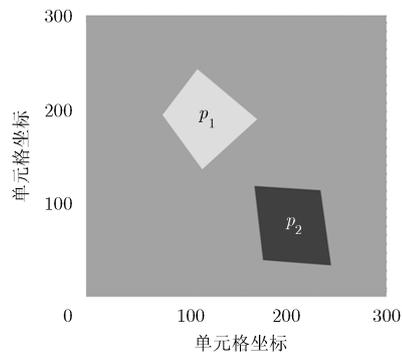


图 2 重点覆盖子区域图示

4.2 实验及结果分析

4.2.1 两个目标的实验结果 两个目标 24 个时段的覆盖优化结果分为两类情况，在短波通信条件较差的时段如 2~6 点，13~15 点，所有算法求得的解均未达到期望覆盖。在通信条件较好的时段如 1 点，7~12 点，18~24 点，部分算法求解达到期望覆盖而提前终止，其 Pareto 前端是一个解。

设未达到覆盖期望的 8 个时段为  $Q_1$  类、达到覆盖期望的 16 个时段为  $Q_2$  类，统计算法在最优决策解的偏好评价价值  $\varphi$ ，求解时间  $t$ ，Pareto 解集的  $\zeta$  测度等 3 个指标上最优的次数，记为  $\vartheta_\varphi, \vartheta_t, \vartheta_\zeta$ 。在一些时段多组算法均求得最优解，则对应的  $\vartheta_\varphi$  及  $\vartheta_t$  同时增加，统计结果如表 1 所示。

表 1 5 组算法两个目标 3 个指标的最优次数统计

	p-GA	NSGAI	p-NSGAI	g-NSGAI	pre-NSGAI	
$Q_1$	$\vartheta_\varphi$	0	0	1	1	6
	$\vartheta_t$	0	0	0	0	8
	$\vartheta_\zeta$	0	2	3	1	2
$Q_2$	$\vartheta_\varphi$	0	16	15	12	16
	$\vartheta_t$	0	1	2	1	12
	$\vartheta_\zeta$	0	16	15	12	16

从表 1 可以看出，在  $Q_1$  类的 8 个时段中，本文算法在决策解的  $\varphi$  值，求解时间上最优的次数  $\vartheta_\varphi, \vartheta_t$  为 6 和 8，在 Pareto 解集的分布广度  $\zeta$  测度上，最优为 2 次，说明本文算法增强了偏好求解能力，但同时牺牲了 Pareto 解集的分布广度。在  $Q_2$  类 16 个时段中，除 p-GA 算法外的 4 组多目标算法在多个时段上都求得最优解，但本文算法在求解时间上最优次数  $\vartheta_t$  为 12，再次说明本文算法提高了求解效率。4 组多目标算法与 p-GA 算法的结果也说明，Pareto 求解可以保留种群的多样性，避免算法陷入局部最优，提高求解效果。

图 3 为各组算法在覆盖较差的 4 点时段( $t_4$ )和覆盖较好的 10 点时段( $t_{10}$ )两个目标的 Pareto 前端分布，图中“□”标示了各组算法的 Pareto 前端合并后最终的 Pareto 前端(Pareto-front)，各组算法求得的解在 Pareto-front 中所占的比例即为扩展  $\zeta$  测度。“○”标示了各组算法的偏好决策最优解(DM-resultion)。“◇”标示了各组算法比较后最优的偏好评价解(Best-comp)。

图 3(a)中  $t_4$  时段的 Pareto 分布表明，在覆盖较差的时段，单目标 p-GA 算法求解效果不如多目标相关算法，NSGAI 算法 Pareto 前端的分布域较广，但对偏好解的求解不如 3 种偏好多目标算法。3 种偏好算法中，本文的 pre-NSGAI 算法，通过偏好淘汰，利用了更多的偏好信息，效果最好。结合表 2 的最优决策解评价价值及求解时间可以看出，本文算法求解效果和时间均优于其他算法，在同样迭代次数下，相比 p-NSGAI 算法节约了 27% 的时间。

在覆盖较好的  $t_{10}$  时段，除 p-GA 外所有算法都达到了期望覆盖，从图 3(b)难以区分算法性能，但结合表 2 的求解时间可以看出本文算法求解时间最短，效率最高。图 3 为两个时段的最优决策解的覆盖效果，从图 4(a)与图 4(b)可以看出， $t_{10}$  的时段实现了全网区域 2 个覆盖，子区域覆盖效果也优于  $t_4$  时段。

4.2.2 3 个目标的实验结果 3 个目标情形下的实验类似两个目标，由于通信条件、资源的限制，子区域重点覆盖任务要求的增加，与两个目标相比，24 个时段中，未达到期望覆盖的时段增加为 15 个，为 1~8 点，11~17 点时段。达到覆盖期望而提前终止的时段减少为 9 个，为 9~10 点，18~24 点时段。根据上述情况两类  $Q_1$  (未达到覆盖期望的 15 个时段)、 $Q_2$  (达到覆盖期望的 9 个时段) 各组算法  $\vartheta_\varphi, \vartheta_t, \vartheta_\zeta$  的统计如表 3 所示。

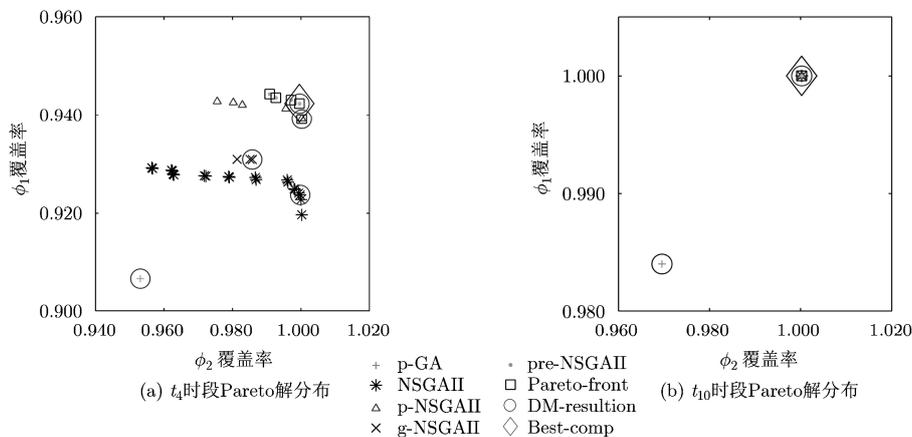


图 3 5 组算法求得两个目标较差、较优时段的 Pareto 解分布

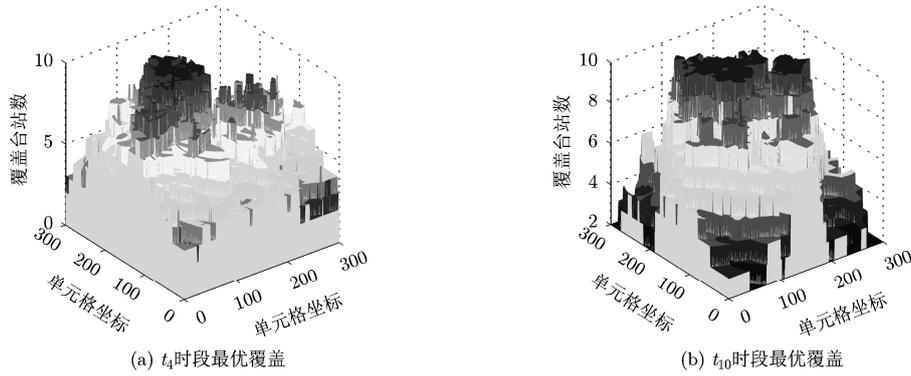


图 4 两个目标较差、较优时段的最优覆盖

表 2 5 组算法两个目标较差、较优时段的求解情况

	p-GA	NSGAI	p-NSGAI	g-NSGAI	pre-NSGAI	
$t_4$	$\phi_1$	0.9531	0.9998	1.0002	0.9858	0.9996
	$\phi_2$	0.9065	0.9237	0.9392	0.9309	0.9424
	$\varphi$	1.3146	1.3591	1.3707	1.3547	1.3726
	$\zeta$	0.0000	0.2000	0.0000	0.0000	0.8000
	$t(\times 10^3 \text{ s})$	2.9198	2.8634	2.9614	2.7818	2.1506
$t_{10}$	$\phi_1$	0.9696	1.0002	1.0002	1.0002	1.0002
	$\phi_2$	0.9840	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	$\varphi$	1.3813	1.4144	1.4144	1.4144	1.4144
	$\zeta$	0.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	$t(\times 10^3 \text{ s})$	2.9025	1.2657	1.0533	1.1508	0.6874

表 3 5 组算法 3 个目标问题 3 个指标的胜出次数统计

	p-GA	NSGAI	p-NSGAI	g-NSGAI	pre-NSGAI	
$Q_1$	$\vartheta_\varphi$	0	1	1	1	12
	$\vartheta_i$	0	0	0	0	15
	$\vartheta_\zeta$	0	4	4	2	3
$Q_2$	$\vartheta_\varphi$	0	9	8	7	9
	$\vartheta_i$	0	0	1	0	8
	$\vartheta_\zeta$	0	9	8	7	9

从表 3 的统计可以看出，算法性能的比较结果与两个目标情况基本一致，在  $Q_1$  类的 15 个时段中，本文算法的  $\vartheta_\varphi$ 、 $\vartheta_i$  分别为 12 和 15。在  $Q_2$  类的 9 个时段中，本文算法的  $\vartheta_i$  为 8，均优于其他算法。

图 5、表 4 及图 6 为各组算法求得的  $t_4$  时段和  $t_{10}$  时段求解情况。图 5 为两个时段的 Pareto 前端分布，虽然从 Pareto 前端较难区分算法性能，但可以看出多目标算法明显优于单目标算法，结合表 4，各组算法的表现与两个目标时一致。且 3 个目标时，本文算法节省的时间更多，同样迭代次数下相比 p-NSGAI 节省时间为 38.11%。从图 6(a) 与图 6(b) 两个时段的最优覆盖可以看出， $t_{10}$  时段实现了全网区域 2 个覆盖，且子区域覆盖效果优于  $t_4$  时段。比较图 6、图 4，图 6 的双峰更突出，即两个子区域都

得到了更好的覆盖。

综合两个目标和 3 个目标各 24 个时段共 48 组测试数据的求解情况，本文算法在 38 组上偏好评价价值和求解时间均最优，表明本文的 pre-NSGAI 算法通过偏好排序淘汰机制提高了算法偏好求解的效果和效率。

**4.2.3 淘汰剩余率取值实验分析** 偏好淘汰率是影响偏好排序淘汰和非支配排序机制的发挥作用的关键参数之一，为此选取上述的  $t_4$  和  $t_{10}$  时段， $\beta$  分别取 1.00, 1.25, 1.50, 1.75, 2.00, 2.25, 2.50(仅 3 个目标)进行偏好淘汰率取值实验，并与 p-NSGAI 进行比较，各取值分别运行 5 次所求得的最优覆盖的偏好评价价值及求解时间平均如图 7 所示。

从图 7(a)，图 7(b) 可以看出在覆盖较差的  $t_4$  时段，在 2 个和 3 个目标下， $\beta$  取 1.50, 1.75, 2.00 等取值范围的中间值时，本文算法在求解效果(偏好评价价值)和求解效率(求解时间)均优于 p-NSGAI 算法。在覆盖较好的  $t_{10}$  时段，各组算法都达到了终止条件，在  $\beta$  取 1.25, 1.50, 1.75, 2.00 等取值范围内的中间值时，本文算法在求解时间上优于 p-NSGAI 算法。实验结果表明， $\beta$  取  $[1.00, (2P-1)(1+\alpha)/(2P)]$  中值附近的值可以使算法更好地发挥偏好淘汰和非支配排序机制的作用，从而取得更好的求解效果。

表 4 5 组算法 3 个优化目标时较差、较优时段的求解情况

		p-GA	NSGAII	p-NSGAII	g-NSGAII	pre-NSGAII
$t_4$	$\phi_1$	0.8691	0.8291	0.8958	0.9911	0.9602
	$\phi_2$	0.6573	0.8415	0.8404	0.8380	0.8462
	$\phi_3$	0.8263	0.9057	0.8888	0.9034	0.9124
	$\varphi$	1.1289	1.3527	1.3656	1.3865	1.3908
	$\zeta$	0.0000	0.4286	0.1429	0.1429	0.2857
	$t(\times 10^3 \text{s})$		4.2332	4.1474	4.2891	4.0537
$t_{10}$	$\phi_1$	0.9582	1.0002	1.0002	1.0002	1.0002
	$\phi_2$	0.9740	1.0002	1.0002	1.0002	1.0002
	$\phi_3$	0.9859	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	$\varphi$	1.5598	1.6041	1.6041	1.6041	1.6041
	$\zeta$	0.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
	$t(\times 10^3 \text{s})$		4.0769	1.6483	1.4531	1.3785

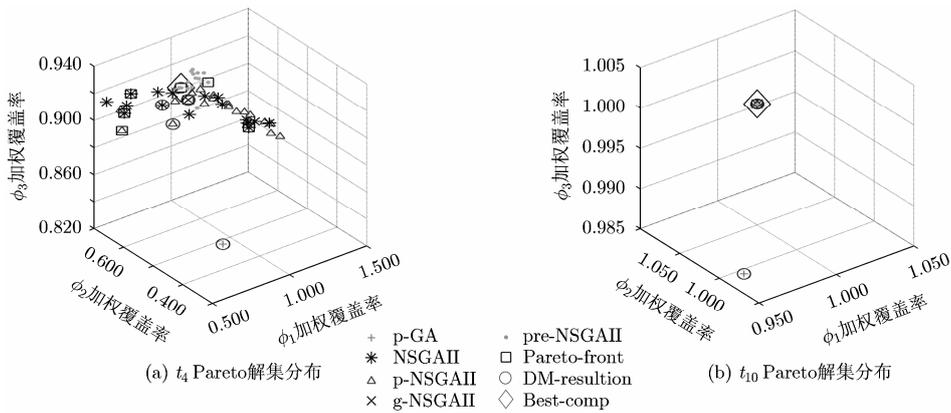


图 5 5 组算法求得的 3 个目标较差、较优时段的 Pareto 解分布

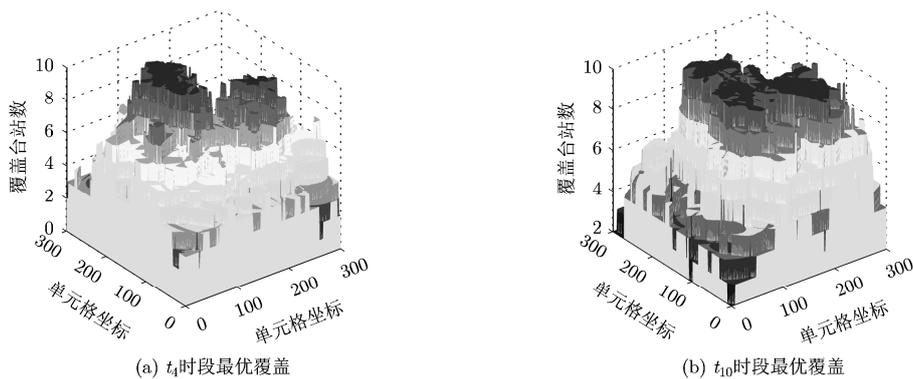


图 6 3 个目标两个子区域较差、较优时段的最优覆盖

### 5 结束语

对子区域重点覆盖保障的短波网络频率优化指配这一多目标优化问题，在采用偏好 NSGAII 算法求解时，针对算法求解中的非支配排序这一步骤耗时较多的问题，提出了偏好排序淘汰的偏好

NSGAII 算法。该算法在种群解和外部档案解合并后进行非支配排序前根据偏好评价信息进行排序淘汰，淘汰一部分偏好评价较差的解，减少参与非支配排序的解的数量，同时减少后续对偏好评价差的解区域的搜索。在两个目标和 3 个目标共 48 组测试数据中，本文算法相比 p-GA, NSGAII, p-NSGAII,

g-NSGAI 算法在 38 组上的决策解偏好评价结果和求解时间同时最优, 表明通过偏好排序淘汰机制的引入, 本文算法可以在节省求解时间的同时取得较好的求解效果。但在 Pareto 前沿解集的分布广度上,

本文算法表现一般, 说明算法在偏好方向上穿透能力增强的同时, 解集的分布广度受到了影响。将该偏好排序淘汰机制引入其他采用非支配排序的偏好多目标算法是下一步研究的方向。

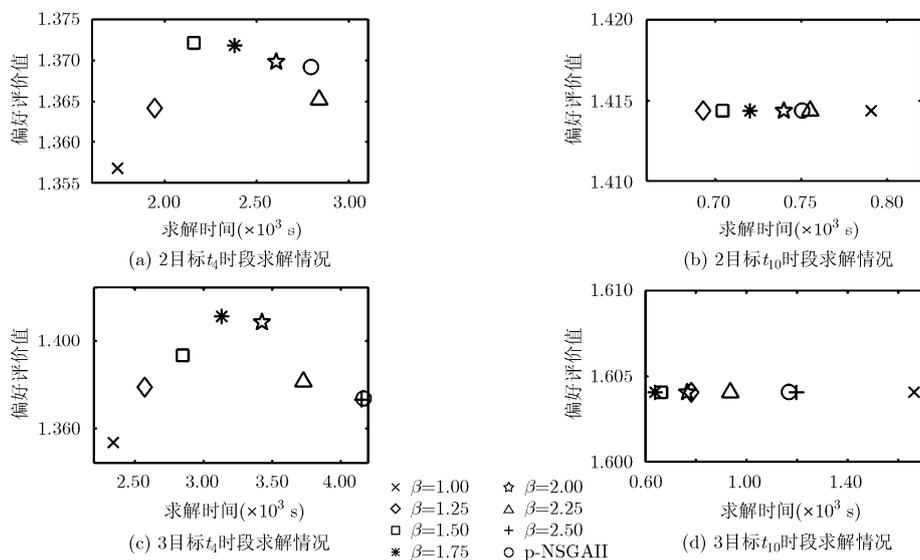


图7 淘汰剩余率取值实验情况

## 参考文献

- [1] 王俊江, 柳文, 焦培南. 基于返回散射探测和干扰监测的短波通信实时选频系统[J]. 电子学报, 2012, 40(4): 729-733. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.04.017.  
WANG Junjiang, LIU Wen, and JIAO Peinan. Real-time frequency selection system in HF communication based on backscatter sounding and interference monitoring[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2012, 40(4): 729-733. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.04.017.
- [2] BAYNAT B, PROUVEZ R, KHALIFE H, et al. Modélisation d'un mécanisme de prise de ligne dans les réseaux de communication HF[J]. *European Psychiatry*, 2015, 28(8): 42-46.
- [3] 景渊, 李栓红, 杨峰, 等. 短波IP网络中速率自适应与SR-ARQ性能分析[J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35(1): 184-190. doi: 10.3969/j.issn.1001-506X.2013.01.31.  
JING Yuan, LI Shuanhong, YANG Feng, et al. Performance analysis of rate adaptation and SR-ARQ in high frequency IP network[J]. *Systems Engineering & Electronics*, 2013, 35(1): 184-190. doi: 10.3969/j.issn.1001-506X.2013.01.31.
- [4] 朱振飞, 刘毅敏, 吴永宏, 等. 短波网动态频率管理系统的状态查询设计[J]. 电波科学学报, 2013, 28(3): 65-69. doi: 10.13443/j.cjors.2013.03.016.  
ZHU Zhenfei, LIU Yimin, WU Yonghong, et al. A method of link status inquiry for HF network dynamic frequency management[J]. *Chinese Journal of Radio Science*, 2013, 28(3): 65-69. doi: 10.13443/j.cjors.2013.03.016.
- [5] 李新超, 贺前华, 李艳雄, 等. 基于互信息扩散蚁群算法的短波频率优化指配[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2016, 44(4): 6-11. doi: 10.13245/j.hust.160402.  
LI Xinchao, HE Qianhua, LI Yanxiong, et al. HF frequency assignment based on ant colony algorithm utilizing mutual information pheromone diffusion[J]. *Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2016, 44(4): 6-11. doi: 10.13245/j.hust.160402.
- [6] 杨青彬, 余毅敏, 郭马坤, 等. 大区域网络化应急短波通信中的频率管理方法[J]. 电讯技术, 2013(4): 470-475. doi: 10.3969/j.issn.1001-893x.2013.04.019.  
YANG Qingbin, YU Yimin, GUO Makun, et al. Frequency management methods for large regional network of emergency HF communication[J]. *Telecommunication Engineering*, 2013(4): 470-475. doi: 10.3969/j.issn.1001-893x.2013.04.019.
- [7] 公茂果, 焦李成, 杨咚咚, 等. 进化多目标优化算法研究[J]. 软件学报, 2009, 20(2): 271-289. doi: 10.3724/SP.J.1001.2009.03483.  
GONG Maoguo, JIAO Licheng, YANG Dongdong, et al. Research on evolutionary multi-objective optimization algorithms[J]. *Journal of Software*, 2009, 20(2): 271-289. doi: 10.3724/SP.J.1001.2009.03483.
- [8] KHARE V, YAO X, and DEB K. Performance Scaling of Multi-objective Evolutionary Algorithms[M]. *Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, Springer Berlin Heidelberg, 2009, 20(2): 271-289.

- 2015: 376-390.
- [9] HU Jianjie, YU Guo, ZHENG Jinhua, *et al.* A preference-based multi-objective evolutionary algorithm using preference selection radius[J]. *Soft Computing*, 2016: 1-27. doi: 10.1007/s00500-016-2099-9.
- [10] 巩敦卫, 王更星, 孙晓燕. 高维多目标优化问题融入决策者偏好的集合进化优化方法[J]. *电子学报*, 2014, 42(5): 933-939. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.05.015.
- GONG Dunwei, WANG Gengxing, and SUN Xiaoyan. Set-based evolutionary optimization algorithms integrating decision-maker's preferences for many-objective optimization problems[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(5): 933-939. doi: 10.3969 /j.issn.0372-2112.2014.05.015.
- [11] MOLINA J, SANTANA L V, HERNANDEZ-DIAZ A G, *et al.* g-dominance: Reference point based dominance for multiobjective metaheuristics[J]. *European Journal of Operational Research*, 2009, 197(2): 685-692. doi: 10.1016/j.ejor.2008.07.015.
- [12] LIU Ruochen, SONG Xiaolin, FANG Lingfen, *et al.* An r-dominance-based preference multi-objective optimization for many-objective optimization[J]. *Soft Computing*, 2016: 1-22. doi: 10.1007/s00500-016-2098-x.
- [13] WANG S, ALI S, YUE T, *et al.* UPMOA: An improved search algorithm to support user-preference multi-objective optimization[C]. *IEEE 26th International Symposium on Software Reliability Engineering*, Gaithersbury, MD, USA, 2015: 393-404. doi: 10.1109/ISSRE.2015.7381833.
- [14] DEB Kalyanmoy, and KUMAR Abhishek. Interactive evolutionary multi-objective optimization and decision-making using reference direction method[C]. *Genetic and Evolutionary Computation Conference, GECCO 2007, Proceedings*, London, 2007: 788-802. doi: 10.1145/1276958.1277116.
- [15] 曾三友, 李晖, 丁立新, 等. 基于排序的非劣集合快速求解算法[J]. *计算机研究与发展*, 2004, 41(9): 1565-1571.
- ZENG Sangou LI Hui, DING Lixin, *et al.* A fast algorithm for finding non-dominated set based on sorting[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2004, 41(9): 1565-1571.
- [16] ZHANG X, TIAN Y, CHENG R, *et al.* An efficient approach to non-dominated sorting for evolutionary multi-objective optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2015, 19(2): 201-213. doi: 10.1109/TEVC.2014.2308305.
- [17] YAN Z, ZHANG L, RAHMAN T, *et al.* Prediction of the HF ionospheric channel stability based on the modified ITS model[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2013, 61(6): 3321-3333. doi: 10.1109/TAP.2013.2249571.
- [18] ZITZLER E and THIELE L. Multi-objective evolutionary algorithms: A comparative case study and the strength pareto approach[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1999, 3(4): 257-271. doi: 10.1109/4235.797969.
- 李新超: 男, 1980年生, 博士生, 研究方向为短波通信及智能优化.
- 贺前华: 男, 1965年生, 教授, 主要研究方向为音视频信号处理.
- 李艳雄: 男, 1980年生, 副教授, 主要研究方向为音视频信号处理.
- 朱铮宇: 男, 1984年生, 博士生, 研究方向为音视频信号处理.