

3-15-2024

Planning Modeling and Optimization Algorithm for 5G Indoor Distribution System

Shaoda Zeng

School of Mathematics and Statistics, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510520, China,
zsdluck0723@163.com

Hailin Liu

School of Mathematics and Statistics, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510520, China,
hlliu@gdut.edu.cn

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact xfzxb@126.com.

Planning Modeling and Optimization Algorithm for 5G Indoor Distribution System

Abstract

Abstract: Most of the new services in 5G mobile communication technologies, including smart homes, smart factories, and virtual reality, take place in indoor scenes. Therefore, how to quickly plan and build a 5G indoor distribution system with low construction cost and low power loss is of great significance for telecom operators. This paper establishes a mathematical planning model of a 5G indoor distribution system, which is closer to the actual scenario. The model aims to minimize the deployment cost and the maximum output signal power deviation between antennas, and the constraint is to meet the expected output signal power of each antenna, which is a constrained multi-objective optimization problem of mixed variables. Based on the Huffman coding idea, this paper proposes a coding strategy suitable for the structure of an indoor distribution system and uses the coding strategy to design an effective algorithm to solve the model under the framework of the MOEA/D-CM2M algorithm. The strategy can provide multiple planning schemes through a single operation. Computer simulation shows that the established model and the proposed algorithm are effective, and the cost is reduced by 8.90% and 20.09% compared with the original design of two real cases.

Keywords

5G, indoor distribution system, multi-objective optimization, antenna power, deployment cost

Recommended Citation

Zeng Shaoda, Liu Hailin. Planning Modeling and Optimization Algorithm for 5G Indoor Distribution System[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(3): 659-672.

5G 室内分布系统规划建模及优化算法

曾少达, 刘海林*

(广东工业大学 数学与统计学院, 广东 广州 510520)

摘要: 由于 5G 移动通信技术中的多数新业务包括时代智慧家庭、智能工厂、虚拟现实等等都发生在室内场景, 因此如何快速规划建设成本低且功率损耗少的 5G 网络室内分布系统, 对电信运营商来说具有重要的意义。建立了更贴近实际场景下的 5G 室内分布系统规划数学模型, 该模型以最小化部署成本和天线间最大输出信号功率偏差为目标, 以满足每个天线的期望输出信号功率为约束, 是一个带约束的混合变量多目标优化问题。基于哈夫曼编码思想, 提出了适合室内分布系统结构的编码策略, 利用该编码策略在 MOEA/D-CM2M 算法框架下设计出求解该模型的有效算法, 并且能够通过一次运行提供多个规划方案。计算机仿真表明建立的模型与提出的算法十分有效, 比两个真实案例的原设计分别节省了 8.90% 和 20.09% 的成本。

关键词: 5G; 室内分布系统; 多目标优化; 天线功率; 部署成本

中图分类号: TP391.9; TN92 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2024)03-0659-14

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.23-0241

引用格式: 曾少达, 刘海林. 5G 室内分布系统规划建模及优化算法[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(3): 659-672.

Reference format: Zeng Shaoda, Liu Hailin. Planning Modeling and Optimization Algorithm for 5G Indoor Distribution System[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(3): 659-672.

Planning Modeling and Optimization Algorithm for 5G Indoor Distribution System

Zeng Shaoda, Liu Hailin*

(School of Mathematics and Statistics, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510520, China)

Abstract: Most of the new services in 5G mobile communication technologies, including smart homes, smart factories, and virtual reality, take place in indoor scenes. Therefore, how to quickly plan and build a 5G indoor distribution system with low construction cost and low power loss is of great significance for telecom operators. This paper establishes a mathematical planning model of a 5G indoor distribution system, which is closer to the actual scenario. The model aims to minimize the deployment cost and the maximum output signal power deviation between antennas, and the constraint is to meet the expected output signal power of each antenna, which is a constrained multi-objective optimization problem of mixed variables. Based on the Huffman coding idea, this paper proposes a coding strategy suitable for the structure of an indoor distribution system and uses the coding strategy to design an effective algorithm to solve the model under the framework of the MOEA/D-CM2M algorithm. The strategy can provide multiple planning schemes through a single operation. Computer simulation shows that the established model and the proposed algorithm are effective, and the cost is reduced by 8.90% and 20.09% compared with the original design of two real cases.

Keywords: 5G; indoor distribution system; multi-objective optimization; antenna power; deployment cost

收稿日期: 2023-03-02 修回日期: 2023-04-17

基金项目: 国家自然科学基金(62172110); 广东省自然科学基金(2022A1515010130, 2023A1515011793)

第一作者: 曾少达(1999-), 男, 硕士生, 研究方向为智能计算, 应用通信。E-mail: zsdluck0723@163.com

通讯作者: 刘海林(1963-), 男, 教授, 博士, 研究方向为智能计算、机器学习和无线网络规划与优化。E-mail: hlliu@gdut.edu.cn

0 引言

在到来的 5G 时代，70% 的 5G 新业务将会发生在室内场景中。另外有 80% 的高价值客户也会在室内场景中工作^[1]。这使得室内通信需求急剧增加，在室内环境下通信信号的高用户连接密度^[2]和用户的高通信服务质量需求都要求运营商提供更好的室内移动通信服务。因此如何低成本快速部署高质量的室内 5G 信号成为了运营商关注的重点^[2]。而室内分布系统规划的难度随着 5G 通信频段的增高而变得越加困难，高传输损耗和高频信号的穿透能力下降^[3]以及 5G MIMO 技术的应用都使得运营商需要在室内部署更多的分布式天线^[4-5]、优化天线的部署位置或者使用高增益的天线^[6]以满足用户的通信需求。同时错层部署 5G MIMO、单路增流等快速部署 5G 信号方案^[7]的提出，说明室内分布式天线系统的可扩展性^[8]也对室分规划设计方案提出了更严格的要求。针对这些新的挑战，本文建立了更加适用的 5G 室分规划模型并提出新的室分结构编码解码策略来提高 5G 室分规划部署效率以及通信服务质量。

在确定天线选址位置^[9-10]、天线类型^[11]和数量^[12]后，室分规划方案要在满足每个天线期望输出信号功率的同时提高通信服务质量并降低室内分布系统的部署成本。这显然是一个约束多目标离散优化问题，大部分研究中的优化目标有楼层功率偏差、总电缆长度、器件成本和日常供电成本等。并且为了简化模型大多数研究中将约束条件也当作一个优化目标，最后采用加权法将多目标降维至单目标^[13]。加权法的权重系数无法客观给出，且约束转为优化目标的方式使得求解结果不一定严格满足约束条件。因此更好的选择是使用约束多目标进化算法进行求解^[14]，并且因为室分规划问题属于离散优化问题，也更适合使用进化算法快速求解。在以往的室分规划模型中都假设室分器件均部署在弱电井中，这使得模型的建立变得容易但会导致大量的电缆浪费，并且需要

人工二次规划器件部署位置。因此，5G 室分规划需要更加贴近实际场景的约束多目标优化模型。并且与之前的研究中采用的遗传算法^[15]、蚁群算法^[16]、差分算法^[17]、粒子群优化算法和异步粒子群优化算法^[18]等单目标进化算法不同。采用约束多目标进化算法^[19]，才能更好的求解问题提供多个满足约束条件的室分规划方案给运营商选择。

在进化算法中，尤其是在进化规划中个体的编码策略会影响算法最终的求解效果^[20]，因此许多学者对室分结构的编码进行了研究。而室内分布系统可以视为以信源基站为根节点，天线为叶结点的树结构。在此基础上，研究人员提出了二进制编码^[21]、基于索引的编码^[22]和 Prufer 编码^[23]。在对比实验中^[24]，二进制编码的算法求解效果优于基于索引的编码。这是因为二进制编码更加贴合室分规划的设计原则，固定将相邻天线接至同一个室分器件下。但也因为这样二进制的编码空间并不能完全覆盖所有的室分规划设计方案。而 Prufer 编码虽然没有这个缺陷，但由于 Prufer 编码最初是为了编码任意树结构。因此某些 Prufer 编码在其解码后的室分规划方案是非合法的。这些编码方式的缺陷使得算法的求解能力还有着进一步改善的空间。因此我们需要一个更适合室分结构的编码方式，以此提高约束多目标进化算法的求解效果。

由于在 5G 室分部署中对室分规划提出了更高的要求，而以往的室分模型^[25]、编码策略和求解算法无法满足新的需求。因此为了获得满足天线期望输出信号功率要求且部署成本较低的设计方案。本文建立了更贴近实际规划场景下的 5G 室分规划约束多目标模型。在模型的求解算法中选择了处理离散变量优化效果更好的约束多目标进化算法。针对室分规划结构本文也提出了新的编码解码策略，以此提高进化算法的求解效果。在后续的计算机仿真实验中表明，本文提出的编码解码策略能在两个真实室分规划场景中帮助运营商分别节省 8.90% 和 20.09% 的成本。本文的主要贡

献如下:

(1) 提出了室分器件可以部署在楼层天花板中任意位置的新优化场景。在该场景下, 减少了电缆的重复部署, 节约了人工二次规划室分器件部署位置的成本, 从而提高了算法求解结果的可用性。

(2) 提出了室分规划设计问题的约束多目标模型。以最小化部署成本和天线间输出功率最大偏差为优化目标。以天线的输出功率需满足期望的上下限范围作为约束条件, 以确保求解结果能够满足室分设计的天线输出功率要求。

(3) 提出了针对室分规划的编码解码策略, 提高了进化算法的求解效果。

(4) 比较了本文的编码方法与其他几种针对室分规划问题的编码方法的优劣。

1 5G室内分布系统规划建模

本文的新优化场景中会将室分器件部署在楼层中任意位置, 以此来节约电缆成本以及人工二次规划室分器件部署位置的时间成本。因此原有的室分模型就不再适用, 本文将基于以下假设, 建立新的5G室内分布式天线系统规划约束多目标模型。

假设1: 器件可部署在楼层天花板中任意位置。放置在天线旁边的器件与天线之间的电缆距离可以忽略不计。

假设2: 在规划时, 天线在建筑楼层的位置信息已知。即获得了天线所在楼层的信息以及天线与弱井之间的电缆路径。

5G室分模型的决策变量实质上是5G室分结构的表达, 可以分为器件类型变量、电缆类型变量, 以及标识器件、天线之间是否连接的变量。其中前两个变量能够通过器件、电缆设备索引, 用索引直接表示。但针对标识是否连接的变量, 本文则是通过第二节中编码解码策略, 将原本规模较大的变量用较少的变量予以表示。

1.1 成本模型

室分规划的部署成本是运营商关注的重点之一, 其主要由室分器件成本和电缆成本构成。器件成本可以通过器件单价和器件数量来计算。电缆成本则要根据电缆型号和使用的电缆长度计算获得。总部署成本由器件成本以及电缆成本两部分相加求得, 计算公式为

$$T = \sum_{i=1}^{|S|} S_i^{\text{num}} \times S_i^{\text{price}} + C_{\text{total}}^{\text{cost}} \quad (1)$$

式中: S_i^{num} 为使用每种器件的数量; S_i^{price} 为每种器件的单价; S 集合包含所有要使用的器件类型; $|S|$ 为可选器件类型的总数; $C_{\text{total}}^{\text{cost}}$ 为电缆总成本, 计算公式为

$$\begin{aligned} C_{\text{total}}^{\text{cost}} = & \sum_{i=1}^{NS} \sum_{j \in D_i^{\text{next}}} [G_{D_i^{\text{floor}}} (D_i^{\text{locate}}, D_j^{\text{locate}}) + \\ & |D_i^{\text{floor}} - D_j^{\text{floor}}| \times h + F_{i,j}] \times C_{\text{cost/m}}^{D_j^{\text{cable}}} + \\ & \sum_{i=1}^N \sum_{j=M_{i-1}+1}^{M_i} G_i (D_j^{\text{locate}}, A_j^{\text{locate}}) \times \\ & C_{\text{cost/m}}^{A_j^{\text{cable}}} + \left[|D_{D^{\text{up}}=\emptyset}^{\text{floor}} - Sf| \times h + G_{D^{\text{up}}=\emptyset} (1, D_{D^{\text{up}}=\emptyset}^{\text{locate}}) \right] \times \\ & C_{\text{cost/m}}^{D^{\text{cable}}} \end{aligned} \quad (2)$$

式中: NS 为一个室分规划设计方案中使用所有器件的总数; N 为建筑物的楼层数; h 为建筑层高; D_i^{next} 为第 i 个器件的下级器件集合; D_i^{floor} 为第 i 个器件所在的楼层; $F_{i,j}$ 为两个器件不在同一层时所产生的层内距离, 计算公式见式(3); D_i^{locate} 为第 i 个器件在第 D_i^{floor} 层中的具体位置; D_i^{cable} 为第 i 个器件的下级天线集合; D_i^{cable} 为第 i 个器件与上级器件连接时使用的电缆型号; NA_i 为第 i 层中的部署的天线数量; A_j^{locate} 为从第 j 个天线在楼层内的位置; A_j^{cable} 为从第 j 个天线与直连器件所使用的电缆型号; Sf 为信源基站所在的弱电井楼层; $C_{\text{cost/m}}^i$ 为第 i 种型号电缆的每米单价; $D^{\text{up}}=\emptyset$ 为与信源基站直接连接的第一个器件。因为在标记每个器件的上级节点时, 只标记器件节点。因此, 与信源基站直接连接的器件节点不具有上级节点, 并将

此器件节点视为树结构中的根节点。 $G_k(x_1, x_2)$ 为第 k 层中从点 x_1 到点 x_2 的布线距离长度。其中器件 D_i , D_i^{cable} , D_i^a , D_i^{next} , A_j^{cable} 为决策变量。

$$F_{i,j} = \text{sgn}(D_i^{\text{floor}} - D_j^{\text{floor}}) \times [G_{D_i^{\text{floor}}}(1, D_j^{\text{locate}}) + G_{D_i^{\text{floor}}}(1, D_i^{\text{locate}}) - G_{D_i^{\text{floor}}}(D_i^{\text{locate}}, D_j^{\text{locate}})] \quad (3)$$

式(2)被分为三部分。第一部分是器件之间的电缆距离带来的成本，也就是式(2)中的第一行。使用 $|D_i^{\text{floor}} - D_j^{\text{floor}}| \times h$ 计算两个器件的层间距离。 $G_{D_i^{\text{floor}}}(D_i^{\text{locate}}, D_j^{\text{locate}})$ 计算了当两个器件在同一楼层的层内距离。但如果两个器件不在同一楼层时，这样的计算是错误的，为此引入了式(3)。当式(3)中 $\text{sgn}(D_i^{\text{floor}} - D_j^{\text{floor}})$ 计算值为0时，式(3)整体为0，不起任何作用。而当式(3)中 $\text{sgn}(D_i^{\text{floor}} - D_j^{\text{floor}})$ 计算值为1，此时器件层间电缆距离为器件到各自楼层弱电井的距离之和，即 $G_{D_i^{\text{floor}}}(1, D_j^{\text{locate}}) + G_{D_i^{\text{floor}}}(1, D_i^{\text{locate}})$ 。并且减去之前的错误计算 $G_{D_i^{\text{floor}}}(D_i^{\text{locate}}, D_j^{\text{locate}})$ 。第二部分计算器件到其直连天线的层内电缆距离之和为 $G_i(D_j^{\text{locate}}, A_j^{\text{locate}})$ ，由于确保天线与其直连的器件在同层，因此这部分的计算中不必考虑层间距离。其中 M_i 的计算方式见式(4)，表示的是从第1层到第 i 层的天线总数。第三部分计算从信源基站到第一个器件的电缆成本。由信源基站到其连接的第一个器件的层间电缆距离 $|D_{D^{\text{up}}=\emptyset}^{\text{floor}} - S_f| \times h$ ，以及该器件到其楼层弱电井的层内电缆距离两部分组成。所有距离还要乘以各自对应电缆型号的单价才能得到电缆成本。

从第1层到第 i 层的天线总数为

$$M_i = \sum_{k=0}^i NA_k \quad (4)$$

式中： $NA_0 = 0$ 。

某个器件直接连接的下级器件和天线的重合路径为

$$PD_i = \left(\bigcap_{j=1}^{|D_i^a|} PA_{D_i^a(j)} \right) \cap \left(\bigcap_{j=1}^{|D_i^{\text{next}}|} PD_{D_i^{\text{next}}(j)} \right) \quad (5)$$

式中： PA_i 为第 i 个天线到层弱电井的路径。

将重合路径的末端赋给该器件，作为该器件

在层内的部署位置：

$$D_i^{\text{locate}} = PD_i(\text{end}) \quad (6)$$

1.2 传输损耗模型

传输损耗建模类似于部署成本的建模，模型完整表达了从信源基站到第 j 个天线的传输损耗计算：

$$L_j = \sum_{i \in AS_j (D_{AS_j}^{\text{up}} \neq \emptyset)} \{ D_{D_i^{\text{up}}}^{\text{loss}}(i) + [G_{D_i^{\text{floor}}}(D_{D_i^{\text{up}}}^{\text{locate}}, D_i^{\text{locate}}) + |D_{D_i^{\text{up}}}^{\text{floor}} - D_i^{\text{floor}}| \times h + F_{D_i^{\text{up}}, i}] \times C_{\text{loss/m}}^{\text{cable}} \} + G_{D_{j \in D^a}^{\text{floor}}}(D_j^{\text{locate}}, A_j^{\text{locate}}) \times C_{\text{cost/m}}^{\text{cable}} + (|D_{D^{\text{up}}=\emptyset}^{\text{floor}} - S_f| \times h + G_{D_{D^{\text{up}}=\emptyset}^{\text{floor}}}(1, D_{D^{\text{up}}=\emptyset}^{\text{locate}})) \times C_{\text{cost/m}}^{\text{cable}} \quad (7)$$

式中： AS_j 为信号从信源基站传递到第 j 个天线所经过的器件集合； $|AS_j|$ 为器件集合的总数； $AS_j(D_{AS_j}^{\text{up}} \neq \emptyset)$ 为 AS_j 集合中不包含与信源基站直连器件的补集； $C_{\text{loss/m}}$ 为每米电缆的损耗； $D_i^{\text{loss}}(j)$ 为从第 i 个器件连接到第 j 个器件的器件插入衰减。

式(7)也分为三部分。第一部分是连接器件间电缆的损耗，这部分的计算与式(2)的第一部分相似，遍历对象从所有器件转变为了信源基站到第 j 个天线经过的器件集合 AS_j 。并将电缆距离乘以的对象从电缆每米单价换成了电缆每米损耗，增加了插入损耗。第二部分是第 j 个天线与其直连上级器件间的传输损耗。第三部分是从信源基站到第一个器件的传输损耗，与式(2)的第三部分计算方式相似。

1.3 室分规划模型

在室分系统的设计中，设计者不仅要考虑成本问题，还要注意实际场景中各个天线的信号强度。这就要求设计人员在设计时，要满足不同天线期望的功率要求。每个天线的实际功率，越接近期望功率越好。由于5G室分在单路4G室分基础上扩建时将增加一路天馈系统。每个天线点新增天线的输出信号功率不能与该点位原天线的输

出信号功率偏差太大^[26]。

因此, 在满足天线功率偏差在一定范围内的约束条件下, 建立了最小化部署成本、天线间输出信号功率最大偏差为目标的约束多目标模型。

$$\begin{aligned} \min L^* &= \max_{j=1:\sum_{i=1}^N NA_i} L_j - \min_{j=1:\sum_{i=1}^N NA_i} L_j \\ \min T &= \sum_{i \in \{S\}} S_i^{\text{num}} \times S_i^{\text{price}} + C_{\text{total}}^{\text{cost}} \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \text{s.t. } P - L_j - Pr_j^{\text{up}} &\leq 0, \quad j=1, 2, \dots, M_N \\ Pr_j^{\text{low}} - P + L_j &\leq 0, \quad j=1, 2, \dots, M_N \end{aligned}$$

式中: Pr_j^{up} 为第 j 个天线所允许的天线输出信号功率的上限; Pr_j^{low} 为第 j 个天线所允许的天线输出功率的下限; P 为信源基站的输出信号功率; M_N 为天线总数。

式(8)的第一个优化目标是天线间输出信号功率最大偏差 L^* , 该优化目标是为了提高室分系统的通信性能。第二个优化目标是室分系统的部署成本 T 。两个约束是为了保证天线输出信号功率能满足室分设计人员对天线输出信号功率的上下限要求。

2 编码解码策略

建立5G室分规划约束多目标模型后, 能更加清楚地知道其优化变量属于离散变量, 更适合用进化算法进行求解。因此需要更适合室分结构的编码策略来提高进化算法的求解性能。而在之前的室内分布系统规划中, 采用的编码有着编码空间不完整或者容易产生局部非法解的缺陷。在此基础上运用进化算法求解的结果还有着提高的空间。而在之前编码方式的构造动机中不难发现, 研究人员借鉴了进化算法中固有的编码或是采用了现有的树编码, 而忽略了室分结构本身就与一般的树结构不同。对于5G室分模型而言, 该编码就是模型的决策变量。

2.1 编码构成

本文提出的编码在模仿室分结构规划人员的

设计流程的基础上进一步借鉴了哈夫曼编码的核心思想。在哈夫曼编码构造二叉树的过程中, 每次选择组合的节点是基于出现频次而决定的。而在室分系统设计时, 设计人员会先选择使用的室分器件, 再决定该室分器件连接的天线或者是其他待组合的室分器件, 并决定每个连接之间使用的电缆型号。因此可以让每个待选节点有一个权重, 从而决定优先选择哪些节点。

因此本文提出了第一种编码方式, 即权重编码, 该编码由天线权重、室分器件索引、电缆型号标识组成。图1给出了图中所示的室分结构对应的权重编码。通过对5G室分结构的总结, 能够获得关于器件数量与天线数量关系式:

$$M_N = \sum_{i=1}^{NS} S_i^{\text{num}} \times (S_i^{\text{out}} - 1) + 1 \quad (9)$$

式中: S_i^{out} 为第 i 个器件的输出端口数量。

为了保证编码中记录的器件组合后不会出现端口空缺或者天线无法接入的情况, 需要保证式(9)的成立。通过对式(9)的分析可知, 在每次都选择只有2个输出端口的室分器件时, 使用的器件数量最多。因此, 设式(9)中的 S_i^{out} 均为2。求得的器件的最大数量计算为 $M_N - 1$ 。在使用器件数量最多的情况下, 此时, 电缆分段最多, 需记录的电缆类型最多, 需记录的最大电缆类型码长为 $2M_N - 1$ 。

为了方便地拆分编码的三部分, 权重编码的总编码长度被设置为 $4M_N$ 。第1个编码到第 M_N 个编码是每个天线的权重。编码的第二部分是器件编码。编码的第三部分是电缆类型编码。第 k 个编码位置对应的天线或器件连接到其父节点的电缆类型, 由第 $k + M_N$ 个编码的电缆类型索引标识。未使用的编码位置用0填充以固定编码长度。

权重编码能够表示任意的室分规划结构, 也不会局部产生非法解。但权重编码存在多编码对应一个室分结构的缺点。而权重的本质是决定节点组合顺序, 而相同组合顺序却不只有一组权重对应。

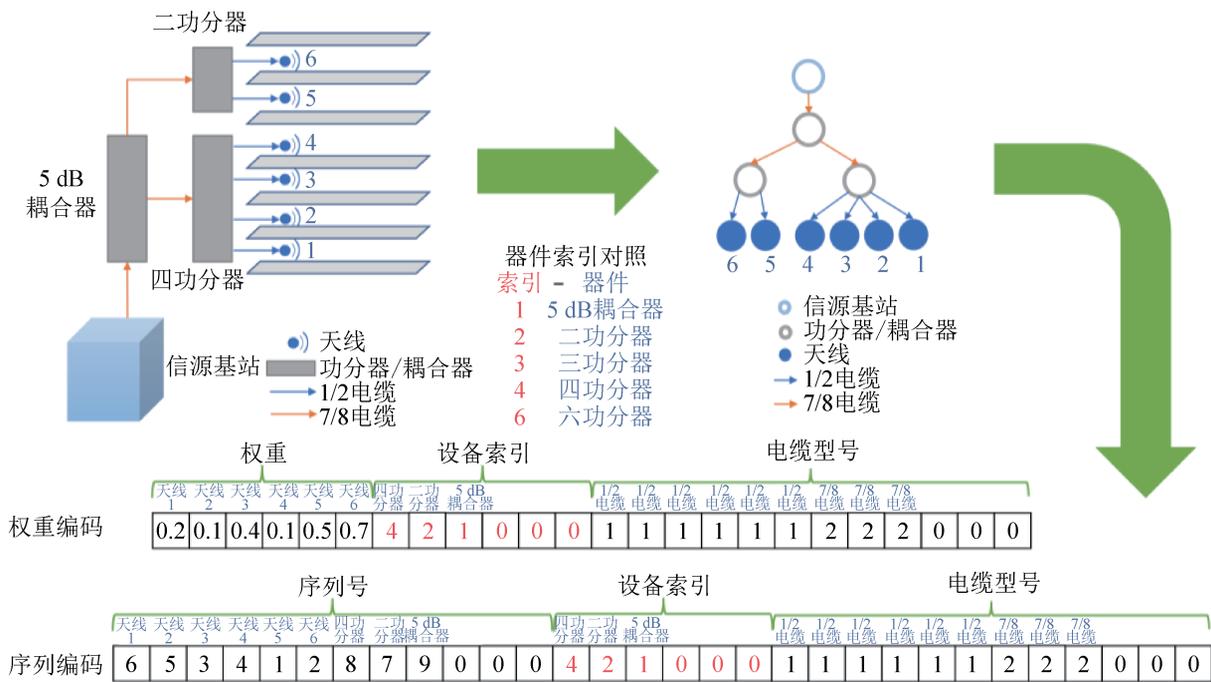


图1 室内分布系统规划方案的树结构表示以及对应的两种编码

Fig. 1 Tree structure representation of indoor distribution system planning system and corresponding two codes

因此本文提出了第二种编码方式，即序列编码，放弃使用权重，改用具有唯一性的序号来决定节点的组合顺序。

在序列编码中，本文直接给出一个唯一的序列号来决定天线被选择的顺序。而此时器件节点的使用顺序无法使用下级节点的权重相加决定，因此需要给与器件一个序列号。从而序列编码的编码长度为 $5M_N$ 。编码中第一个编码到第 M_N 个编码的是每个天线的序列号。第 M_N+1 个编码到第 $2M_N$ 个编码是器件的序列号。第 $2M_N+1$ 个编码到第 $3M_N$ 个编码是器件索引编码。编码的其余部分是电缆类型编码。值得注意的是，天线和器件的序列号是一起排序的。所以每个序列号都是唯一的。

2.2 解码原则

权重编码解码生成室分结构的过程如图2所示，每次按照红色编码构造红框内的结构。其解码原则按照顺序使用设备索引编码、电缆型号编码，优先选择小权值的节点进行组合。新生成的

节点，其节点权值为下属所有节点权值的和。

序列编码的解码规则是先使用序列号较小的节点。将序列编码转换为室分结构时，按照以下步骤进行解码。

step 1: 将序列编码解析为天线序列号集、器件序列号集、器件索引集和电缆型号编码，并初始化设备索引表。2个序号集按照升序重新排序，同时更新器件索引集顺序。

step 2: 根据器件序列号集中序列号最小的设备，其对应的索引号获取器件信息。选择天线序列号集中序号最小的天线或节点。根据当前使用的设备和选择的天线或节点，更新树状拓扑。

step 3: 删除天线序列号集中选中的天线，将本轮使用器件视为伪天线节点添加到天线序列号集。在器件序列号集中删除本轮使用的器件。在电缆型号编码中删除此轮使用的电缆型号编码。如果器件序列号集不为空，则执行step 2，否则结束迭代，输出室分结构。

序列编码解码生成室分结构的伪代码算法如算法1所示。



图2 权重编解码过程
Fig. 2 Weighted encoding and decoding process

算法 1: 序列编解码算法

Input: 序列编码 X ; 总天线数量 N ; 每个室分器件的输出端口数 S_{out}

Output: 室分结构 T

1. 初始化天线序号集合 $Aset=X(1:N)$
2. 初始化器件序号集合 $Dset=X(N+1:2N)$
3. 初始化器件索引集合 $Dindex=X(2N+1:3N)$
4. 初始化电缆型号集合 $Cset=X(3N+1:5N)$
5. 初始化室分器件输出端口数集合 S_{out}
6. 将 $Aset$ 按照升序重新排列
7. 删去 $Dindex$ 中 $Dindex=0$ 的部分
8. 删去 $Dset$ 中 $Dset=0$ 的部分
9. 按 $Dset$ 升序重排 $Dset$ 和 $SPset$
10. 令 $k=1$
11. while (len($Dindex$)不等于 0)
12. 根据 $Dset(1)$ 的器件信息, 在 $Aset$ 中选择其前 $S_{out}(Dindex(1))$ 个节点, 初始化 $Node(k)$ 的下级节点信息、直连天线信息、器件部署位置, 并更新 $Node(k)$ 的下级 $Node$ 节点的上级信息
13. 在 $Aset$ 中删除其前 $S_{out}(Dindex(1))$ 个序号

14. 在 $Aset$ 中按序加入 $Dindex(1)$
15. 删除 $Cset$ 中前 $S_{out}(Dindex(1))$ 个电缆型号索引号
16. 删除 $Dindex$ 中第 1 个序号和 $Dset$ 中第 1 个器件索引号
17. $k=k+1$
18. end while
19. $T=Node$

图 1 中的序列编解码过程如图 3 所示。值得注意的是序列编解码过程中将耦合器下序号最小的节点连接到耦合端。序号较大的节点连接到另一个直通端接口。以此明确端口的连接归属。

3 约束多目标进化算法

MOEA/D-M2M(multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition-macro and micro)^[27]是在 MOEA/D 的基础上进一步发展而来的进化算法, 引入了划分种群的思想。通过设置中心向量, 将种群划分为几个子种群, 并且交叉变异操作在子种群内进行。而 MOEA/D-CM2M(MOEA/D-M2M by constraint)^[28]是 MOEA/D-M2M 针对约束

多目标优化问题提出的改进算法，该算法分别设置可行域和不可行域的分布权值。通过动态调整权值，让种群从不可行域向可行域逐渐靠近时，从而保证种群在可行域上的良好分布。基于序列编码的 MOEA/D-CM2M 算法如算法 2 所示。该算法通过二元锦标赛生成交配池的方式和通过非支

配排序选择生成新种群的方式，如文献[29]所述。相较于常见的基于 CDP(constrain domination principle)原则的 NSGA-II，MOEA/D-CM2M 能保证种群保持较好的分布，从而提供多种方案给运营商选择。且经过实验验证，MOEA/D-CM2M 更适合本问题的求解。



图3 序列编码解码过程
Fig. 3 Sequence encoding and decoding process

算法 2: 基于序列编码的 MOEA/D-CM2M 算法

Input: 序列编码 X ; 总天线数量 N ; 每个室分器件的输出端口数 S_{out} ; 迭代数 G

Output: 种群 P

1. 初始化 n_1 个可行域权重和 n_2 个不可行域权重种群 P
2. 初始化 $P = 100 \times 3n$ 的零矩阵
3. 根据式(7)随机初始化 $P(:, 2n+1:3n)$ 的器件组合方式
4. 采用邻近初始化/随机初始化 $P(:, 1:2n)$ 的序号
5. 根据式(1)~(8)计算个体适应度 Y
6. 基于中心向量将 $n_1 + n_2$ 个权重划分到 $P_i (i =$

$1, 2, \dots, K)$ 子空间中。根据 Y 将种群 P 划分成 K 个子种群。如果第 P_k 个子种群没有足够数量的个体，从种群 P 随机选择个体加入子种群 P_k

7. for $i=1:G$
8. $P^{new} = \emptyset$
9. for $k=1:K$
10. 通过二元锦标赛从 P_k 中选择生成 $MatingPool$
11. 基于 $MatingPool(:, 1:2n)$ 使用顺序交叉和轻微变异产生 $P_k^{new}(:, 1:2n)$
12. 基于 $MatingPool(:, 2n+1:3n)$ 使用均匀交叉和变异算子产生 $P_k^{new}(:, 2n+1:3n)$
13. 基于 $MatingPool(:, 3n+1:5n)$ 使用均匀交叉

- 和变异算子产生 P_k^{new} ($3n+1:5n$)
14. $P^{\text{new}} \leftarrow P^{\text{new}} \cup P_k^{\text{new}}$
 15. end for
 16. 根据式(1)~(6)计算个体适应度 Y_{new}
 17. $P' \leftarrow P \cup (\bigcup_{k=1}^K P_k^{\text{new}})$
 18. 基于 P' 重新分配子种群 P_i
 19. 根据 CDP 原则筛选种群 P_k , 种群数不足时, 从 P' 中随机选择个体补入
 20. $P \leftarrow \bigcup_{k=1}^K P_k$
 21. end for

4 实验和结果分析

本文一共进行了4组实验, 所有室分器件类型、损耗和价格信息见表1。

表1 室分器件参数表

器件类型	器件索引号	损耗/dB	价格/元
5 dB 耦合器	1.1	5/1.8	18.88
6 dB 耦合器	1.2	6/1.5	18.88
7 dB 耦合器	1.3	7/1.2	18.88
10 dB 耦合器	1.4	10/0.5	18.88
15 dB 耦合器	1.5	15/0.3	18.88
20 dB 耦合器	1.6	20/0.2	18.88
25 dB 耦合器	1.7	25/0.2	18.88
30 dB 耦合器	1.8	30/0.2	18.88
二功分器	2	3.5	20
三功分器	3	3.5	30
四功分器	4	3.5	40
六功分器	6	3.5	60
1/2 电缆/m	1	0.1	7.11
7/8 电缆/m	2	0.062 5	14.53

第1组实验比较了在层间室分规划问题场景中不同编码和种群初始化策略在NSGA-II下的求解性能。该问题将楼层弱电井视为伪天线, 只需设计从信源到楼层弱电井的室分结构。且不对电缆型号进行优化, 使用的电缆单价为2元/m, 损耗为0.05 dB/m。对比的编码策略包括二进制编码

(BC)、Prufer 编码(PC)、随机初始化种群的序列编码(RSC)、相邻初始化种群的序列编码(ASC)、随机初始化种群的权重编码(RWC)、相邻初始化种群的权重编码(AWC)。可使用的设备不包括六功分器, 其余可使用的设备见室分器件参数表1。本文将每层期望输出功率的上限设置为3 dBm, 下限设置为-3 dBm。源输出信号功率为15.2 dBm。种群规模为100, 最大迭代代数为1000代, 变异算子的变异概率均为0.5。每个编码的求解实验都重复50次。

第2组实验是在NSGA-II和MOEA/D-CM2M框架下对本文提出的编码方法进行比较。实验场景仍然是层间室分规划问题。2种编码方法仍分别采用不同的种群初始化策略进行了实验。MOEA/D-CM2M的不可行域权重数为80个, 可行域权重数为20个, 子种群数为9个, 最大迭代代数为1000代, 每隔40代更新一次权重。其他实验参数均按第一组设置。

第3组实验是对交叉算子和变异算子求解效果的讨论, 实验场景与第2组实验相同, 为层间室分规划问题。在MOEA/D-CM2M算法框架下, 第1轮实验中每个编码部分均只能只用交叉算子, 第2轮实验中每个编码部分均只能只用变异算子。MOEA/D-CM2M算法的参数设置参照实验2。

第4组实验是真实的室分规划问题。场景中使用的设备模型完全遵循表1中列出的设备模型。本组实验的算法参数参照实验2设置, 仅改动MOEA/D-CM2M算法的迭代次数为2000代。

4.1 编码对比实验

图4比较了这6种不同的编码策略, 其求解的最终种群一起进行非支配排序下各自保留的非支配个体数量。这样的对比实验重复了50次, 将每个编码最终保留的非支配个体数取平均作为对比指标。

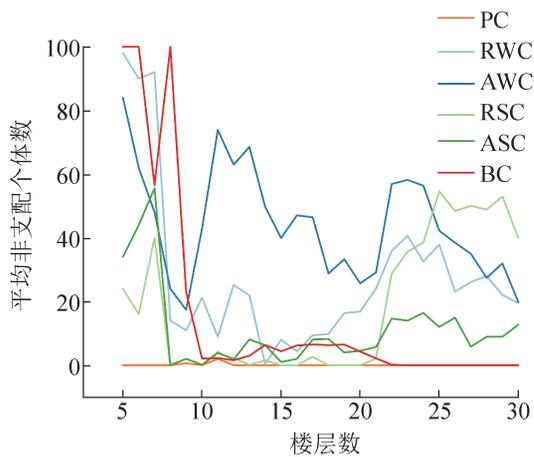


图4 编码对比实验图
Fig. 4 Coding comparison experiment

可以发现，本文提出的编码方式随着问题规模扩大后取得了明显得优势，Prufer编码和二进制编码的求解结果均被支配。这表明本文提出的编码解码策略是有效的，且在大规模问题中优于原有的编码。而5G室分规划的问题规模较大，因此新编码更适合求解5G室分规划。考虑到求解算法对编码性能的影响。为了进一步验证2种新编码的性质，本文在MOEA/D-CM2M算法框架下应用本文提出的新编码策略进行求解，并与NSGA-II解决方案进行比较。

4.2 NSGA-II和MOEA/D-CM2M对比实验

本文将NSGA-II和MOEA/D-CM2M的求解结果与实验1中一样处理，如图5所示。

可以发现，在楼层数大于20层的实验中，NSGA-II算法下AWC保留的非支配个体数量仍然较高，而MOEA/D-CM2M & ASC保留的非支配个体数量明显多于NSGA-II & ASC。这说明对于序列编码，MOEA/D-CM2M算法的求解能力优于NSGA-II，而对于权重编码则相反。这是由于2种编码的不同特性造成的结果。MOEA/D-CM2M算法中划分可行域和不可行域的思想能最大限度地利用序列编码的唯一性来增强种群的分布性，防止序列编码的求解过程中陷入局部解。权重编码由于存在多编码对应一个室分规划方案的缺陷，

其种群在进化过程中从一个局部跳到另一个局部的难度远大于序列编码。而划分子种群，在子种群内部进行交叉变异的做法，会使得这种难度进一步增大。从而导致MOEA/D-CM2M算法框架下权重编码的求解效果反而更差了。

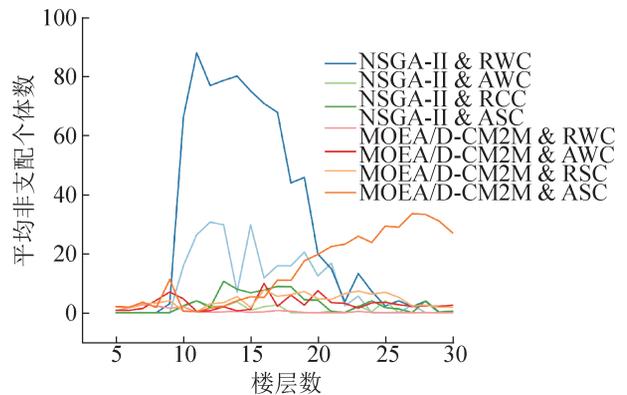


图5 约束多目标进化算法对比实验
Fig. 5 Comparison experiments of constrained multi-objective evolutionary algorithms

4.3 遗传算子对比实验

在第3组实验中，对比了在MOEA/D-CM2M算法下仅使用交叉算子、变异算子以及同时使用交叉算子和变异算子，这3种不同设置下的求解结果。与实验1相同，对比的指标是50次实验中平均保留的非支配个体数。如图6所示，使用不同线条颜色区分不同初始化策略下的编码方式。用圆形图案表示同时使用交叉算子和变异算子。用方形图案表示仅使用交叉算子。用三角形图案表示仅使用变异算子。

在图6中，实验中楼层数小于10时，大部分仅使用变异算子的算法保留的平均非支配个体数最多。这说明变异算子在小规模问题上，对算法的求解有着重要作用。但可以发现无论是权重编码还是序列编码在随机初始化或是邻近初始化策略下，同时使用交叉算子和变异算子的算法，在变量规模较大的实验中有着明显优势。这说明对于MOEA/D-CM2M算法而言，所使用的交叉算子以及变异算子是合理有效的。

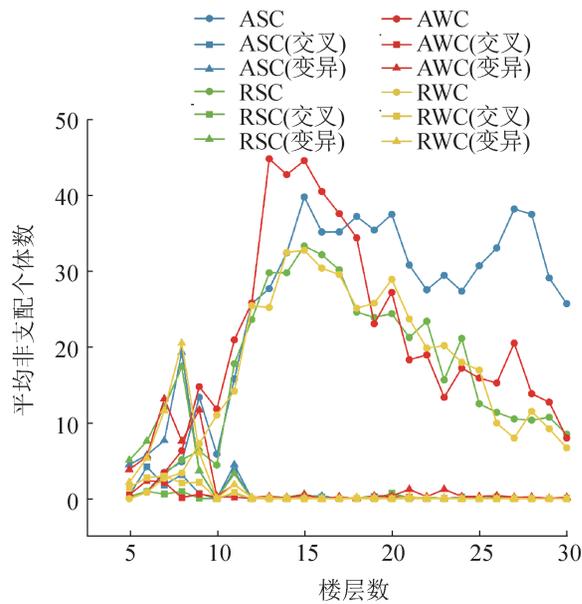


图6 遗传算子对比结果

Fig. 6 Genetic operator comparison results

4.4 两组真实室分规划问题的对比实验

在第4组实验中, 基于新编码的MOEA/D-CM2M算法在2个实际问题中得到了测试。这2个真实的室分规划设计问题分别来自Robinsons cyber sigma和IKEA philippines, 本文从中选取了部分室分规划设计问题来测试算法求解的有效性。在该问题中, 优化场景为新优化场景, 即室分器件部署可以部署在楼层天花板中的任意位置, 而不再是部署在弱电井中。

第1个测试问题(6-29)的参数为6层29个天线, 实际设计成本为10 380.74元, 天线间最大功率偏差(p.d.)为6.98 dB。除了第1层4个天线, 其他楼层均部署有5个天线。第2个测试问题(1-19)的参数为1层19个天线, 实际设计成本为8 401.94元, 天线间最大功率偏差为4.46 dB。同时本文将算法求解结果中小于原设计成本且天线功率偏差最大不超过6 dB的解, 定义为具有竞争力的室分规划设计方案(c.d.s.)。并且统计了每个算法求解结果中c.d.s.的个数。

在表2和3中, 加粗的数据表示最优。从表中可以看出, ASC的解决方案是最好的。2种编码在随机初始化策略下的求解结果都不如在邻域初

始化策略下的求解结果好。AWC在测试问题6-29中表现较差, 只能提供很少有竞争力的设计解决方案, 这是因为该问题规模较大, 而权重编码的多对一编码特性容易陷入局部最优解。而相较之下序列编码则不存在这样的问题, 所以它在2个测试问题上都表现出了很好的解决能力。

表2 6-29测试问题实验结果

Table 2 Experimental results of 6-29 test problem				
指标	AWC	ASC	RWC	RSC
mean cost	8 088.09	7 639.41	7 836.57	7 440.95
mean p.d.	12.29	8.34	14.33	9.07
mean con.	2.65	0.47	3.55	0.63
min cost	7 284.26	6 710.34	6 755.47	6 691.44
min p.d.	3.59	1.63	4.36	1.90
min con.	0	0	0	0
median cost	7 823.54	7 321.63	7 602.01	7 041.63
median p.d.	10.41	8.10	12.55	8.66
median con.	1.11	0	2.10	0
mean c.d.s.	1.34	10.92	0.30	4.22
median c.d.s.	0	8.00	0	2.50

表3 1-19测试问题实验结果

Table 3 Experimental results of 1-19 test problem				
指标	AWC	ASC	RWC	RSC
mean cost	7 098.15	7 182.63	9 235.29	8 057.39
mean p.d.	8.18	7.61	12.01	14.66
mean con.	0.92	0.51	2.07	3.67
min cost	6 470.30	5 915.88	6 912.85	5 410.64
min p.d.	2.93	2.29	3.60	2.23
min con.	0	0	0	0
median cost	6 876.39	6 834.73	8 894.91	7 456.02
median p.d.	7.20	7.00	11.60	12.38
median con.	0	0	1.50	2.14
mean c.d.s.	13.88	13.22	0	0.70
median c.d.s.	10.00	11.00	0	0

在图7和8中, 本文给出了与原始设计和4种编码策略求解结果中违反约束度为0的方案的对比如。图7~8中红色五角星的图案标记为运营商在实际部署中采用的方案, 三角形图案标记为使用权重编码的求解结果, 圆形图案为使用序列编码的求解结果, 用浅色和深色区分邻近初始化策略和随机初始化策略, 且图7~8中展示的求解结果均满足约束条件。在对比图中, 越靠近左下角的个体, 其表示的设计方案部署成本更低且天线间最大输出信号功率偏差更小。

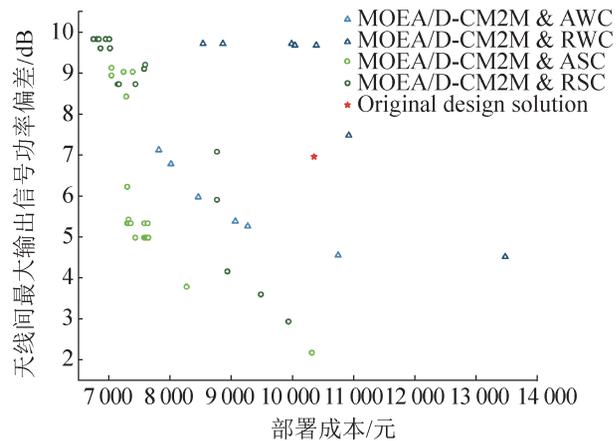


图7 6-29求解结果对比

Fig. 7 Comparison of 6-29 solution results

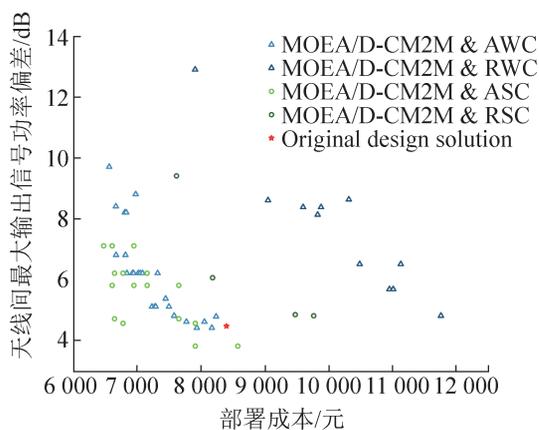


图8 1-19求解结果对比

Fig. 8 Comparison of 1-19 solution results

由图7~8可以发现,在测试问题6-29中,序列编码总体上优于权重编码,并且除RWC之外的其他编码都能求解得到一些比原方案更好的设计方案。但是在测试问题1-19中,随机初始化策略下的编码方案都不能提供比原始编码更好的设计方案,这可能是在该场景下,变量规模增大使得求解难度上升导致的。这说明邻近初始化策略可以为解决该场景下的优化设计问题提供更大的帮助,尤其是在变量规模较大的问题场景中。而在这2组实验中,MOEA/D-CM2M & ASC的大部分求解结果都为非支配个体。因此,在第4组实验中,可以得出如下结论:相邻初始化策略对于该优化问题是有效的,且基于权重编码改进的序列编码能够提升算法的求解性能。

5 结论

本文在5G室分规划变量规模扩大且设计要求更加严格的背景下,提出了更适用的优化场景,并针对该场景建立了5G室分规划约束多目标模型,以最小化部署成本和天线间输出信号功率偏差为目标,以天线输出信号功率满足期望输出功率范围为约束。并针对该离散优化问题,提出了更适合室分规划的编码解码策略。所提出的权重编码和序列编码在基于NSGA-II算法的编码对比实验中,求解效果好于原有的二进制编码和Prüfer编码。在规模较大的5G室分规划问题中,基于权重编码改进的序列编码在MOEA/D-CM2M算法下显示出了更好的求解效果。在遗传算子的对比实验中,同时使用交叉算子和变异算子的算法在不同编码以及初始化策略下都能取得较好的求解效果。而在2个真实室分规划问题的对比实验中MOEA/D-CM2M & ASC也能给出更具有竞争力的5G室分规划设计方案。与原设计方案相比,算法求解的设计方案能保证在满足天线期望输出信号功率的条件下控制天线间输出信号功率最大偏差不超过6 dB的同时节省部署成本。

未来研究将尝试在启发式算法中为树结构直接设计交叉和变异算子,而不是将树结构进行编码。同时也会更多地与真实的室分规划设计解决方案进行比较,这将有助于更好地研究室分规划算法。

参考文献:

- [1] Liu Haitao, Liu Yang. Test Results for 5G Indoor Pico Base Station[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2020, 719(1): 012043.
- [2] 谢涵. 4G/5G室分系统协同互补共建模式分析[J]. 电视技术, 2022, 46(11): 156-160.
Xie Han. Analysis of the Collaborative and Complementary Co Construction Mode of 4G/5G Indoor Distribution System[J]. Video Engineering, 2022, 46(11): 156-160.
- [3] Ahmed Al-Saman, Marshed Mohamed, Michael Cheffena. Radio Propagation Measurements in the Indoor Stairwell Environment at 3.5 and 28 GHz for 5G

- Wireless Networks[J]. International Journal of Antennas and Propagation, 2020, 2020: 6634050.
- [4] Yu Lisu, Wu Jingxian, Zhou Andong, et al. Massively Distributed Antenna Systems with Nonideal Optical Fiber Fronthauls: A Promising Technology for 6G Wireless Communication Systems[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2020, 15(4): 43-51.
- [5] Hadil Hesham, Yasmine Ayman, Mohamed Ashour. Investigating Antenna Positioning, Beam Width and Direction in Indoor DAS Systems to Meet Coverage[C]//2019 International Conference on Innovative Trends in Computer Engineering (ITCE). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 304-309.
- [6] Muhammad Usman Sheikh, Fayeze Ghavimi, Kalle Ruttik, et al. Analysis of Indoor Solutions for Provision of Indoor Coverage at 3.5 GHz and 28 GHz for 5G System[C]//2019 26th International Conference on Telecommunications (ICT). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 340-345.
- [7] 赵承祖, 唐青, 许伟东. 基于错层的5G室分MIMO双流方案研究[J]. 电信工程技术与标准化, 2022, 35(9): 74-80.
Zhao Chengzu, Tang Qing, Xu Weidong. Research on Scheme of 5G Indoor System MIMO Based on Staggered Layer[J]. Telecom Engineering Technics and Standardization, 2022, 35(9): 74-80.
- [8] Alade T, Ahmed Q Z. Performance Comparison of Small Cell and Distributed Antenna Systems for In-building Mobile Communications[C]//2019 IEEE 89th Vehicular Technology Conference (VTC2019-Spring). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 1-6.
- [9] Zhang Yue, Dai Lin. On the Optimal Placement of Base Station Antennas for Distributed Antenna Systems[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(12): 2878-2882.
- [10] Mohamed Ashour, Mohamed Ibrahim, Salah Elhoshy, et al. A Fast Ray Tracing Algorithm for Network Planning Based on Relative Coverage Computations[C]//2016 International Conference on Selected Topics in Mobile & Wireless Networking (MoWNeT). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 1-6.
- [11] Zhu Pengcheng, Sheng Zheng, Bao Jialong, et al. Antenna Selection for Full-duplex Distributed Massive MIMO Via the Elite Preservation Genetic Algorithm[J]. IEEE Communications Letters, 2022, 26(4): 922-926.
- [12] Guo Jun, Walk P, Jafarkhani H. Optimal Deployments of UAVs with Directional Antennas for a Power-efficient Coverage[J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(8): 5159-5174.
- [13] Ramy Atawia, Mohamed Ashour, Tallal El Shabrawy, et al. Indoor Distributed Antenna System Planning with Optimized Antenna Power Using Genetic Algorithm[C]//2013 IEEE 78th Vehicular Technology Conference (VTC Fall). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2013: 1-6.
- [14] Khawla AlShanqiti, Kin Poon, Siddhartha Shakya, et al. A Multi-objective Design of In-building Distributed Antenna System Using Evolutionary Algorithms[C]//Artificial Intelligence XXXVI. Cham: Springer International Publishing, 2019: 253-266.
- [15] Siddhartha Shakya, Kin Poon, Anis Ouali. A GA Based Network Optimization Tool for Passive In-building Distributed Antenna Systems[C]//Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2018: 1371-1378.
- [16] Pu Xumin, Li Xiaotong, Tang Hong, et al. Optimal Transmit Antenna Placement for Short-range Indoor 3D MIMO Channels[C]//2018 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 1-6.
- [17] 孙灿, 周新宇, 王明文. 一种融合邻域搜索的多策略差分进化算法[J]. 系统仿真学报, 2020, 32(6): 1071-1084.
Sun Can, Zhou Xinyu, Wang Mingwen. A Multi-strategy Differential Evolution Algorithm Combined with Neighborhood Search[J]. Journal of System Simulation, 2020, 32(6): 1071-1084.
- [18] Chiang J S, Chou Yukai, Hsu W M, et al. PSO and APSO for Optimal Antenna Locations in Indoor Environment [C]//2014 International Conference on Intelligent Green Building and Smart Grid (IGBSG). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2014: 1-4.
- [19] 田红军, 汪镭, 吴启迪. 基于多目标进化算法混合框架的MOEA/D算法[J]. 系统仿真学报, 2020, 32(2): 201-216.
Tian Hongjun, Wang Lei, Wu Qidi. MOEA/D Algorithm Based on the Hybrid Framework for Multi-objective Evolutionary Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2020, 32(2): 201-216.
- [20] Léo Françoise Dal Piccol Sotto, Paul Kaufmann, Timothy Atkinson, et al. Graph Representations in Genetic Programming[J]. Genetic Programming and Evolvable Machines, 2021, 22(4): 607-636.
- [21] Siddhartha Shakya, Kin Poon, Khawla AlShanqiti, et al. Investigating Binary EAs for Passive In-Building Distributed Antenna Systems[C]//2021 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2021: 2101-2108.
- [22] Siddhartha Shakya, Kin Poon, Khawla AlShanqiti, et al. An Application of GA and EDA for Passive In-building

- Distributed Antenna Systems[C]//Proceedings of the 2020 Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2020: 287-288.
- [23] Dina Y Atia, Dymitr Ruta, Kin Poon, et al. Cost Effective, Scalable Design of Indoor Distributed Antenna Systems Based on Particle Swarm Optimization and Pruner Strings[C]//2016 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 4159-4166.
- [24] Poon K F, Shakya S, Shanqiti K M A, et al. Designing Passive Indoor Distributed Antenna System with Practical Constraints Using Binary Encoding[C]//2019 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 278-282.
- [25] David Adjashvili, Sandro Bosio, Li Yuan, et al. Exact and Approximation Algorithms for Optimal Equipment Selection in Deploying In-building Distributed Antenna Systems[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2015, 14(4): 702-713.
- [26] 杨诚. 5G网络室分性能与建设策略[J]. 数字通信世界, 2022(11): 174-176.
Yang Cheng. Performance and Construction Strategy of 5G Compartment[J]. Digital Communication World, 2022 (11): 174-176.
- [27] Liu Hailin, Gu Fangqing, Zhang Qingfu. Decomposition of a Multiobjective Optimization Problem into a Number of Simple Multiobjective Subproblems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2014, 18(3): 450-455.
- [28] Peng Chaoda, Liu Hailin, Gu Fangqing. An Evolutionary Algorithm with Directed Weights for Constrained Multiobjective Optimization[J]. Applied Soft Computing, 2017, 60: 613-622.
- [29] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.