



基于粒子群优化算法的 5G 波束权值寻优方法

王建斌^{1,2}, 王恒钧², 吴松², 王贞凯²

(1. 浙江大学, 浙江 杭州 310027;

2. 中国电信股份有限公司浙江分公司, 浙江 杭州 310005)

摘要: 为解决高层建筑室内 5G 信号覆盖不足、优化难度大的问题, 提出基于粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法的 5G 波束权值寻优方法。通过采集终端数据将网络解耦成多个子网切片, 对单小区权值库进行规划和仿真, 构建多小区权值组变量以及适应度函数。最后, 采用 PSO 算法求解多小区波束权值组局部最优值。测试结果表明, 平均参考信号接收功率 (reference signal receiving power, RSRP) 提升 8.7%, 平均信干噪比 (signal to interference plus noise ratio, SINR) 提升 17.5%, 下行速率提升 27.3%。所提方法在 5G 天线波束权值寻优上具有低成本、高效率、智能化的优势, 可以改善高层室内用户的感知。

关键词: 高层建筑; 网络解耦; 粒子群优化算法; 权值寻优

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2023146

5G beamforming weight optimization method based on particle swarm optimization algorithm

WANG Jianbin^{1,2}, WANG Hengjun,² WU Song², WANG Zhenkai²

1. Zhejiang University, Hangzhou 310027, China

2. Zhejiang Branch of China Telecom Co., Ltd., Hangzhou 310005, China

Abstract: In order to solve the problems of insufficient indoor 5G signal coverage and difficulty in optimization of high-rise buildings, the 5G beamforming weight optimization method based on particle swarm optimization (PSO) algorithm was proposed. Decoupling and reducing the network dimension into multiple subnet slices by collecting the data reported by the terminal, and the single cell weight database was planned and simulated to create the multi-cells weights group and fitness function. Finally, the PSO algorithm was adopted to obtain the local optimal weight group of the multi-cells. The test results show that the reference signal receiving power (RSRP) is improved by 8.7%, the signal to interference plus noise ratio (SINR) is improved by 17.5%, the downlink throughput is promoted by 27.3% together. The proposed method has the advantages of low cost, high efficiency and intelligence, and can significantly improve the user perception in high-rise buildings.

Key words: high-rise building, network decoupling, particle swarm optimization algorithm, weight optimization

收稿日期: 2023-03-06; 修回日期: 2023-07-06

通信作者: 吴松, wus17@chinatelecom.cn

基金项目: 浙江省自然科学基金资助项目 (No.LZ23D060003)

Foundation Item: The Natural Science Foundation of Zhejiang Province (No.LZ23D060003)



0 引言

随着移动通信网络的快速发展,用户对网络的业务需求无处不在,数据业务量急剧增长,促进了5G网络的发展和商业化进程^[1-2]。相较于2G/3G/4G网络,5G网络具有更高的数据速率、更短的响应时间、更低的时延和更高的信道容量^[3],所能提供的业务应用能力将更加丰富,可以满足不同场景的差异化需求^[4-5]。3GPP 5G规范自Release15(Rel-15)开始引入大规模天线阵列和多输入多输出(massive multiple-input multiple-output, mMIMO)标准^[6-9],用户波束动态成形,增益提升。对于同步信号等控制信息,与4G的宽波束发送不同,5G基站可采用同步信息块参考信号(synchronization signal block-reference signal, SSB-RS)窄波束,按序轮流发射,有效提升了覆盖增益。5G波束权值通常指SSB或信道状态信息(channel state information, CSI)波束在天线每个阵元中的幅度和相位参数,主要包括四元组参数——方位角(azimuth)、下倾角(downtilt)、水平波宽(horizontal beam width, BeamWidthH)和垂直波宽(vertical beam width, BeamWidthV),用于控制天线的波形图,实现波束成形。3GPP在TR 38.804协议中引入了波束管理技术^[10],5G波束权值优化主要调整上述四元组参数中的一个或多个,从而改变单个或多个5G天线的辐射方向、增益和覆盖范围。

目前,在5G波束权值优化上,现网常用的方法有基于路测模式的波束权值优化^[11-12],该方法通过路测采集测试终端的数据,对前台终端数据进行解码处理和覆盖分析,制定相关小区的波束权值配置优化方案,然后根据方案在后台进行参数修改,实现优化。该方法基于实测数据,可以较准确地反映实际网络情况,有一定的可靠性,RSRP通常可提升3~5 dB, SINR通常可提升2~3 dB。缺点是需要大规模测试,数据采集和处理周期长、成本高,主要为道路区域局部优化和性

能提升,难以实现对室内的深度覆盖进行测试评估,在新建网络或网络快速变化的场景应用中有明显局限性。现网常用的方法还有基于大数据平台测量报告(measure report, MR)数据采集分析的波束权值优化^[13-15],该方法使用数据采集平台在5G基站侧周期性采集用户设备(user equipment, UE)的MR指标数据,进行数据处理和覆盖分析,然后制定波束权值优化方案并实施。相对于基于路测模式的方法,该方法具有更全面、更快速和更准确的优点,但也存在平台成本高,数据预处理和清洗、数据采集和分析需要针对不同场景进行功能定制和算法开发,很难实现平台化智能调整等局限性。在理论研究方面,文献[16]介绍了一种波束优化方法,即根据用户到达方向(direction of arrival, DOA)分布统计来确定用户集中方向,然后采用现场天馈机械角调整或后台波束权值优化,使天线对准用户集中位置,以适应不同场景对水平/垂直覆盖的要求,提升用户感知。该文献所述的DOA数据的采集,通常需要基站采集UE的MR数据以及解析探测参考信号(sounding reference signal, SRS)^[17-18],获取UE的CSI(信道状态信息),从而获取DOA等数据。该文献在网络优化上只简单介绍了现场天馈调整或后台波束权值修改两种方式,没有给出判定用户DOA主要集中方向的方法以及如何实现邻区波束权值协同优化,也没有给出用户感知提升的量化指标。文献[19]介绍了一种基于5G SSB 1+X(X=3)波束技术的优化方案,通过5G波束扫描和空域维度的技术原理,以及灵活配置波束个数和宽度,实现了覆盖、干扰、资源开销和设备能耗的平衡,验证了和现有7波束覆盖效果的差异,实验表明“1+X”波束可以提升垂直覆盖率30%。不足的是,文献[19]只探讨了“1+X”波束技术的应用,没有提及SSB波束权值的规划配置以及与其他技术的协同优化。此外,文献[19]简单提到利用AI训练权值确保SSB自动权值优化取得稳定

增益,但没有说明训练样本的获取过程,是否采取基于 MR 的数据采集等方式,在 SSB 和 CSI 波束仿真映射上,只简单提到采用蚁群优化算法,没有更多细节描述。文献[20]主要探讨将蚁群优化算法应用在天线波束权值优化上,采用了一种基于蚁群优化算法的天线权值优化模型,通过设置适当的目标函数和约束条件,实现了天线波束权值的优化,在实验中得到一定的效果提升,可以提高无线通信系统的性能和覆盖范围。然而,文献[20]主要规划了 16 种覆盖模型,没有提及单小区权值库规划与仿真,以及多小区如何协同优化等内容。其次,蚁群优化算法参数设置比较复杂,参数配置依赖于工程师的经验和多次试错,设置不当会造成算法能力减弱,迭代收敛速度比较慢,容易陷入局部最优或停滞状态,对于高维或非线性问题,搜索效率比较低,不利于发挥算法的探索能力^[21-22]。

基于以上分析,目前多种方法存在成本高、算法复杂、效率低等局限性,亟须找到一种新的基于 MR 大数据分析的波束权值智能优化算法,以提高优化质量和效率。在群体决策智能优化算法中,粒子群优化算法^[23-24]最早由 Kennedy 和 Eberhart 在 1995 年提出,并通过实验证明了其在优化问题上的有效性。Clerc 等^[25]在 2002 年进一步探讨了粒子群优化算法的收敛性和稳定性,并提出了一些改进措施。Bratton 等^[26]在 2007 年提出了粒子群优化算法的标准化实现,使得该算法在工程实践中更易于使用,该算法已经得到了广泛应用^[27-28]。相对于蚁群优化算法,粒子群优化算法具有收敛速度快、算法简单、鲁棒性强、适用范围广和可并行计算等优点^[29-31]。因此粒子群优化算法在 5G 大规模波束权值迭代寻优中具有潜在优势。因此,本文提出将粒子群优化算法运用到 5G 波束权值寻优中:首先,通过用户 MR 数据采集和分析,对用户分布画像二维建模后,将网络解耦成多个独立并行的子网切片(小区域

块)。再对单个小区波束权值库进行规划和覆盖仿真,得到权值增益表(用于权值寻优)。然后,针对并行的任意一个子网切片的多小区波束权值库进行组合,构建多个目标优化函数。根据权值增益表和粒子群优化算法对 SSB 波束权值训练,得到多个小区波束权值组合的局部最优解。最后,通过覆盖仿真,将 CSI 和 SSB 波束的权值进行联动优化。实验表明,使用粒子群优化算法优化 5G 波束权值,可以显著提升高层室内用户的业务感知。

1 实施过程

本节首先介绍了 MR 数据采集与处理,将复杂网络解耦成多个独立分布的子网切片;其次,对单小区波束权值库进行规划以及权值增益仿真,得到权值增益表,通过单小区权值库构建多小区权值组;然后,构建多个目标优化函数;接着,运用粒子群优化算法进行寻优,获得 SSB 权值组合局部最优解;最后,通过覆盖仿真,将 CSI 和 SSB 波束的权值进行联动优化。

1.1 数据采集与处理

梳理目标待优化区域一定范围内的 5G 小区清单,配置周期性测试任务和 MR 数据采集,得到服务小区和邻区的小区识别码 CellID、RSRP 以及 DOA 等信息。某建筑物内 MR 数据采集示意图如图 1 所示,其中,一个 MR 数据样本点包含一个服务小区和多个邻区的 DOA 信息。

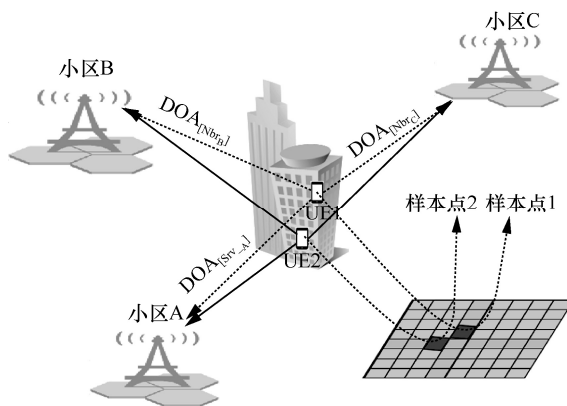


图 1 某建筑物内 MR 数据采集示意图



表 1 MR 数据样本

样本点	CellSrv	RSRP _{Srv} /dB	服务小区/邻区 DOA _[HDOA, VDOA]	CellNbr	RSRP _{Nbr} /dB
1	Srv _A	-84.3	(-10,8)、(-3,4)、(20,13)	Nbr _{B,C}	-87.6、-89.4
2	Srv _A	-86.4	(9,-24)、(14,-6)、(4,-2)	Nbr _{C,D}	-88.7、-91.4
3	Srv _B	-91.1	(6,-23)、(3,-13)、(5,-9)	Nbr _{D,E}	-95.8、-96.5
...	...	...	...	...	...
<i>T</i>	Srv _{<i>T</i>}	-104.8	(33,12)、(53,6)、(21,3)	Nbr _{V,S}	-108.1、-109.3

预置 3 个门限条件, 保证 MR 数据样本点中的服务小区的 RSRP (用 $RSRP_{Srv}$ 表示) 值大于服务小区覆盖 RSRP 门限 (-110 dBm), 邻区的 RSRP (用 $RSRP_{Nbr}$ 表示) 值大于邻区重叠覆盖 RSRP 门限 (-110 dBm), 同时, 服务小区 (用 $Cell_{Srv}$ 表示) 与邻区 (用 $Cell_{Nbr}$ 表示) 的绝对值 $Abs|RSRP_{Srv} - RSRP_{Nbr}|$ 小于或等于 RSRP 差值门限 (6 dB)。MR 数据样本见表 1, 数据过滤后样本点共有 T 个。

根据表 1 中的数据计算出服务小区与邻区的粘合度值, 例如, A 小区相对于 B 小区的粘合度为 R_{BA} , B 小区相对于 A 小区的粘合度为 R_{AB} , AB 小区的均值粘合度为 $(R_{BA} + R_{AB})/2$, 邻区粘合度的计算方法如下:

$$\text{粘合度} = \frac{\text{同时满足3个门限条件的样本点数}}{\text{满足服务小区覆盖RSRP门限的样本点数}} \quad (1)$$

通过邻区熔断门限剔除粘合度低的邻区对以实现解耦, 将网络解耦成多个独立的子网切片, 每个子网切片被视为一个独立的网络, 波束调整互不影响。例如, 通过将邻区熔断门限设置成 0.2, 一个由 24 个小区组成的网络被解耦成两个独立的子网切片, 5G 网络解耦示意图如图 2 所示。

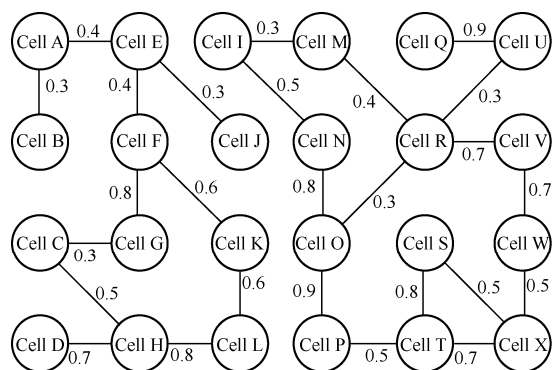


图 2 5G 网络解耦示意图

1.2 单小区权值库规划与仿真

以 64 发 64 收 (64T64R) 有源天线单元 (active antenna unit, AAU) 为例, 其支持的方位角有效范围为 $[-50^\circ, 50^\circ]$, 通常调整步长为 5° , 有 21 种; 下倾角有效范围为 $[-9^\circ, 15^\circ]$, 调整步长最小为 1° , 有 25 种; 水平波宽有效范围为 $[10^\circ, 65^\circ]$, 常规配置有 10° 、 30° 、 45° 、 65° 这 4 种; 为避免垂直波束间干扰, 垂直波宽通常固定为 6° , 有 1 种。按照上述规则, 每个子波束权值数有 $21 \times 25 \times 4 \times 1 = 2100$ 个。以中国电信的 2.5 ms 双周期 7 个下行 3 个上行 (7 downlink 3 uplink, 7D3U) 帧结构为例, 最大可配置 7 波束, 单个小区波束权值数 $S = 1.801 \times 10^{23} \approx 2100^7$ 个。对于多小区, 权值组随小区个数呈指数级增加, 这是一个极大的组合数量。现有机器学习硬件很难在短时间完成收敛, 因此, 需要对单小区权值库进行优化。

基于高层垂直场景, 对单小区 SSB 广播波束设计 “L+H” (low+high) 双层网络覆盖模式, 其中, “L” 代表第一层网络中有 L 个子波束, 各子波束间下倾角大小规划一致, 主要覆盖底层建筑物和道路区域, 为保证原有覆盖持平, 可以根据 “L” 层波束减少比例, 增强功率为 3~6 dB; “H” 代表第二层网络中有 H 个子波束, 方位角大小规划一致, 叠在一起, 主要覆盖中高层区域, 由于建筑物宽度通常较窄且固定 “H” 层网络波束的水平波宽统一规划为 30° 。为避免子波束间重叠覆盖和干扰, 垂直波束间下倾角间隔不低于 6° 。7 波束场景可规划 “4+3” 的双层网络覆盖模式, SSB “4+3” 垂直覆盖模型如图 3 所示。

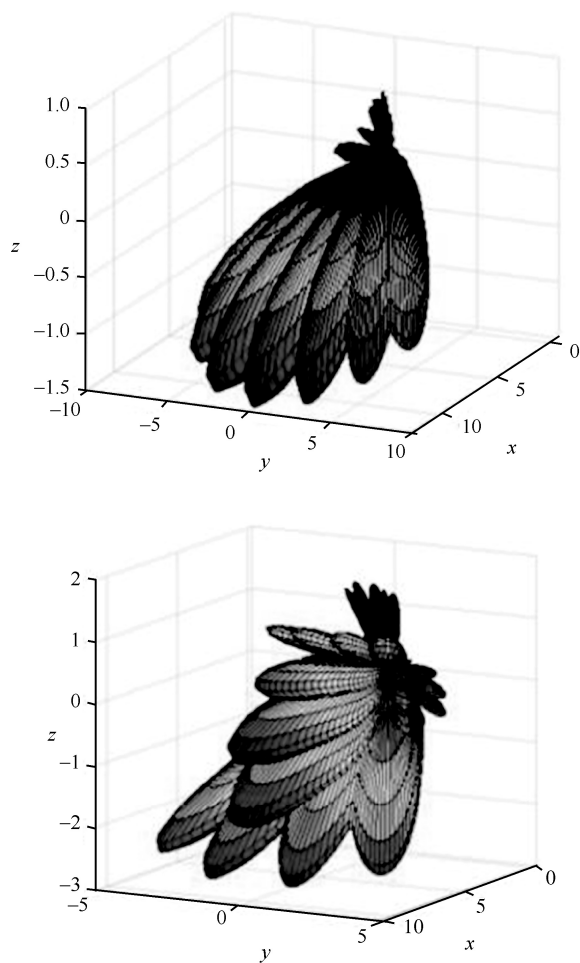


图3 SSB “4+3”垂直覆盖模型

图3中, x 、 y 、 z 轴分别代表多个波束叠加后垂直于天线法向位置的覆盖距离、水平波束宽度以及垂直波束宽度。单小区权值库规划原则见表2, “L”层由子波束0、1、2、3组成, 为保持和水平7波束覆盖持平, “L层”波束发射功率增强3 dB, “H”层则由波束4、5、6组成, 发射功率不变。通过计算机程序进行遍历, 该模式下单小区波束权值库数 S 从初始的 1.801×10^{23} 个降低至 4.048×10^7 个, 权值库数有极大的优化。

单小区波束权值库见表3, 规划后的单小区波束权值信息, 波束权值包含四维数组: 方位角、下倾角、水平波宽和垂直波宽。单小区波束权值用变量 W_s 表示。

按照基站常规3扇区规划原则, 单个小区的水平波束覆盖宽度在 120° 以内, 由于天线最大下倾角通常低于 15° , 如果垂直波宽为 6° (半个垂直波宽为 3°), 垂直波束在上/下边缘的宽度通常低于 40° 。因此, 在5G天线面板法线方向水平 $\pm 60^\circ$ (水平方向总宽度 120°)、垂直 $\pm 30^\circ$ (垂直方向总宽度 60°) 范围内, 根据空间粒度 $1^\circ \times 1^\circ$ (HDOA $\times$ VDOA), 将立体空间划分成 $M=7\,200$ 个

表2 单小区权值库规划原则

对比项	方位角	下倾角	水平波宽	垂直波宽
子波束 0/1/2/3	$[-50^\circ, 50^\circ]$	$[-9^\circ, 15^\circ]$	$[10^\circ, 30^\circ, 45^\circ]$	6°
子波束 4/5/6	$[-50^\circ, 50^\circ]$	$[-9^\circ, 15^\circ]$	30°	6°
调整步长	5°	1°	$10^\circ, 30^\circ, 45^\circ$	6°
权值库数 S	64 260	210	3	1

表3 单小区波束权值库

SSB 权值库	方位角、下倾角、水平波宽、垂直波宽
W_{init}	$(-30, -20, -10, 0, 10, 20, 30)$ 、 $(3, 3, 3, 3, 3, 3, 3)$ 、 $(16, 10, 10, 10, 10, 10, 16)$ 、 $(6, 6, 6, 6, 6, 6, 6)$
W_1	$(0, 10, 20, 30, 0, 0, 0)$ 、 $(-3, 3, 9, 15)$ 、 $(10, 10, 10, 10, 30, 30, 30)$ 、 $(6, 6, 6, 6, 6, 6, 6)$
W_2	$(0, 10, 20, 35, 0, 0, 0)$ 、 $(-3, 3, 9, 15)$ 、 $(10, 10, 10, 10, 30, 30, 30)$ 、 $(6, 6, 6, 6, 6, 6, 6)$
W_3	$(0, 10, 20, 40, 0, 0, 0)$ 、 $(-3, 3, 9, 15)$ 、 $(10, 10, 10, 10, 30, 30, 30)$ 、 $(6, 6, 6, 6, 6, 6, 6)$
...	...
W_s	$(-50, -5, 5, 50, 50, 50, 50)$ 、 $(-9, -3, 3, 9)$ 、 $(45, 45, 45, 45, 30, 30, 30)$ 、 $(6, 6, 6, 6, 6, 6, 6)$



更细粒度的全局栅格。然后,根据射线追踪传播模型对单小区波束权值库逐个进行 RSRP 覆盖仿真^[32-33],共仿真出 $S+1$ (“1”代表初始权值 W_{Init}) 个权值分别在 $M=7\,200$ 个空间栅格粒度 ($1^\circ \times 1^\circ$) 上的 RSRP 值。在 $7\,200$ 个更细粒度的空间栅格上,以初始权值 W_{Init} 仿真出的 M 个栅格上的 RSRP 值为基准,将其他 S 个权值仿真出来的 RSRP 值分别和 RSRP 基准值逐栅格做差,得到 S 个权值分别在 M 个栅格上的权值增益(单位为 dB),不同权值在同一栅格上可能会表现为正增益或负增益,基准值相对自身的增益为零。单小区权值仿真增益的计算方法可以被推广到其他同类型天线,在空间传播损耗基本稳定的前提下,不同站高、下倾角以及方位角的天线在同一个栅格方向的 RSRP 仿真值虽然不同,但是同一个栅格位置的权值增益是相同的。每个权值增益分别对应 60 行、120 列数据,共 7 200 个栅格,某个权值的仿真增益见表 4。

1.3 多目标适应度函数

针对一个子网切片区域内有 n 个小区,多小区权值组使用变量 W_{g_j} 表示。

$$W_{\text{g}_j} = (W_{s1}, W_{s2}, W_{s3}, W_{s4}, W_{s5}, \dots, W_{sn}) \quad (2)$$

其中,变量 W_{g_j} 代表 n 个小区组成的波束权值组, j 为多小区权值组变量, $j \in S^n$, S 是单小区权值库数, S^n 为 n 个小区的波束权值组数; W_{sn} 代表第 n 个

小区的全部权值组。将目标优化区域内的小区波束权值进行初始化,针对任意一个子网切片的平均 $\text{RSRP}_{-W_{\text{g}_{\text{Init}}}}$ 值,以及平均 $\text{SINR}_{-W_{\text{g}_{\text{Init}}}}$ 线性值,基于解耦后的多个目标子网切片创建多目标适应度函数。 $\text{SINR}_{-W_{\text{g}_{\text{Init}}}}$ 需要采用拟合计算,即用 RSRP_{Srv} 除以所有 RSRP_{Nbr} 与白噪声 Noise 的和,再对 N 个数据样本点累加后求平均,相关表达式如下:

$$\text{RSRP}_{-W_{\text{g}_{\text{Init}}}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{RSRP}_{\text{Srv}})_i \quad (3)$$

$$\text{SINR}_{-W_{\text{g}_{\text{Init}}}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{\text{RSRP}_{\text{Srv}}}{\sum_{\text{Nbr}=1}^{\text{Num}} \text{RSRP}_{\text{Nbr}} + \text{Noise}} \right)_i \quad (4)$$

其中, RSRP_{Srv} 和 RSRP_{Nbr} 表示多小区权值组为基准默认值 $W_{\text{g}_{\text{Init}}}$ 时样本点 i 中服务小区和邻区的 RSRP, Num 代表邻区个数, Noise 是白噪声, N 为该子网切片中 n 个小区采集的 MR 数据样本数 ($N \in T$)。根据 3GPP TS38.214 协议^[34], SINR 值需要做范围限制,即设置一个最大值和最小值,保证 $\text{SINR} \in [-20, 40]$; Noise 功率为 $-174 + 10 \times \lg(30 \times 1\,000) = -129$ dBm,考虑 UE 接收机噪声系数,设置白噪声功率为 -125 dBm^[35]。当权值组变量从初始值 $W_{\text{g}_{\text{Init}}}$ 迭代到 W_{g_j} 时,网络覆盖模型将会发生变化,因此,单个样本点中服务小区和邻区对应的 DOA 所映射栅格的 RSRP 也要变化。对于一个 MR 数据样本点,UE 会在服务小区和邻

表 4 某个权值的仿真增益

	RSRP 权值增益/dB						
	水平-60°	水平-59°	水平-58°	...	水平 58°	水平 59°	水平 60°
垂直-30°	-13.35	-11.23	-8.82	...	-2.51	-2.73	-2.95
垂直-29°	-13.29	-10.17	-14.87	...	-2.52	-2.74	-2.95
垂直-28°	-8.24	-4.29	-13.19	...	-2.79	-3.01	-3.23
垂直-27°	-6.95	-5.04	-3.47	...	-3.35	-3.57	-3.79
...	...	...	...	...	...	...	...
垂直 27°	-62.83	-56.04	-55.59	...	-55.51	-55.73	-55.94
垂直 28°	-41.13	-39.78	-45.41	...	-37.99	-38.21	-38.43
垂直 29°	-42.33	-40.08	-40.82	...	-34.14	-34.36	-34.58
垂直 30°	-43.02	-42.16	-43.85	...	-34.52	-34.74	-34.96

区的 DOA 中选择 RSRP 最大的栅格位置作为新的服务小区, 每个 DOA 对应栅格更新后的 RSRP 由初始权值对应 RSRP 基准值加上对应权值的增益。

$$\text{RSRP}_{-\text{Wg}_j} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{RSRP}_{\text{NewSrv}})_i \quad (5)$$

$$\text{SINR}_{-\text{Wg}_j} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{\text{RSRP}_{\text{NewSrv}}}{\sum_{\text{NewNbr}=1}^{\text{Num}} \text{RSRP}_{\text{NewNbr}} + \text{Noise}} \right)_i \quad (6)$$

其中, $\text{RSRP}_{\text{NewSrv}}$ 和 $\text{RSRP}_{\text{NewNbr}}$ 为多小区权值组更新为 Wg_j 时样本点 i 中服务小区和邻区的 RSRP, $\text{SINR}_{-\text{Wg}_j}$ 计算方法和式 (4) 类似。

1.4 粒子群优化算法权值寻优

粒子群优化算法参数初始化, 假设种群粒子有 m 个, 粒子 p 在第 d 次迭代的权值组位置变量记为 $[\text{Wg}_j]_p^d$, 粒子 p 在第 d 次迭代的移动速度变量记为 V_p^d 。

$$V_p^d = UV_p^{d-1} + c_1 r_1 ([\text{Wg}_{\text{pbest}}]_p^d - [\text{Wg}_j]_p^d) + (c_2 r_2 ([\text{Wg}_{\text{gbest}}]_p^d - [\text{Wg}_j]_p^d)) \quad (7)$$

其中, UV_p^{d-1} 为第 $d-1$ 次迭代的速度惯性; $c_1 r_1 ([\text{Wg}_{\text{pbest}}]_p^d - [\text{Wg}_j]_p^d)$ 为粒子个体认知部分; $c_2 r_2 ([\text{Wg}_{\text{gbest}}]_p^d - [\text{Wg}_j]_p^d)$ 为粒子的社会认知部分; $[\text{Wg}_j]_p^d$ 为粒子 p 在第 d 次迭代后所对应的权值组位置。

粒子 p 在第 $d+1$ 次迭代后的权值组位置 $[\text{Wg}_j]_p^{d+1}$ 为:

$$[\text{Wg}_j]_p^{d+1} = [\text{Wg}_j]_p^d + V_p^d \times t \quad (8)$$

其中, t 为迭代时间, 一般取 1。

粒子 p 在第 1 次迭代时权值组位置变量为初始基准值 $[\text{Wg}_{\text{init}}]_p^1$, 样本对应的覆盖函数为 $f([\text{Wg}_j]_p^1)$; 第 d 次迭代时权值组位置变量更新为 $[\text{Wg}_j]_p^d$ 时, 样本对应的覆盖函数为 $f([\text{Wg}_j]_p^d)$, 这是一个包含 RSRP、SINR 的二维函数, 是个绝对量化值, 无法直接评估优劣。结合式 (5) ~

式 (6), 覆盖函数 $f([\text{Wg}_j]_p^d)$ 为:

$$f([\text{Wg}_j]_p^d) = \left[\text{RSRP}_{[\text{Wg}_j]_p^d}, \text{SINR}_{[\text{Wg}_j]_p^d} \right] \quad (9)$$

权值寻优时如果只考虑 RSRP 覆盖维度增益最大, 会导致重叠覆盖恶化, 从而造成 SINR 恶化, 在波束权值寻优时需要同时考虑 RSRP 和 SINR (加入正则化项) 保证总体向正增益方向搜索。如果将粒子 p 第 d 次迭代相对于第 1 次的覆盖函数增益率定义为目标适应度函数 $\tau f([\text{Wg}_j]_p^d)$, 由于 RSRP 和 SINR 的度量不一致, 需要将覆盖函数中的 RSRP 和 SINR 分别和初始值做差后, 再和初始值相除 (归一化处理), 最后将 RSRP 和 SINR 的增益率相加, 构建目标适应度优化函数 $\tau f([\text{Wg}_j]_p^d)$ 。

$$\tau f([\text{Wg}_j]_p^d) = l_1 \frac{\text{RSRP}_{[\text{Wg}_j]_p^d} - \text{RSRP}_{[\text{Wg}_{\text{init}}]_p^1}}{\text{RSRP}_{[\text{Wg}_{\text{init}}]_p^1}} + l_2 \frac{\text{SINR}_{[\text{Wg}_j]_p^d} - \text{SINR}_{[\text{Wg}_{\text{init}}]_p^1}}{\text{SINR}_{[\text{Wg}_{\text{init}}]_p^1}} \quad (10)$$

其中, l_1 、 l_2 为学习因子, 用于调节粒子群权值组寻优中 RSRP 和 SINR 的学习权重。对于个体用户来说, RSRP 代表 SSB 波束的覆盖强度, 是决定用户能否接入网络的前提; SINR 体现了信道质量, 在一定程度上反映了重叠覆盖程度。因此, RSRP 和 SINR 在对用户速率的影响上都至关重要, 为了全面深入研究 RSRP 和 SINR 不同权重对用户速率的影响, RSRP 的学习权重 l_1 取值从 0.9 到 0.1 等梯度遍历 (梯度为 0.1), SINR 学习权重 l_2 则取反, 取值从 0.1 到 0.9 等梯度遍历, 找到最佳权重组合进行对比 (本实验 l_1 取 0.6、 l_2 取 0.4 效果最好), 粒子群优化算法各参数含义见表 5。

粒子群优化算法在多小区波束权值组的寻优包括如下几个步骤。

步骤 1 粒子群初始化。初始化种群粒子数, 随机化波束权值组位置和移动速度。

步骤 2 适应值评估。根据适应度函数评价



表 5 粒子群优化算法各参数含义

参数	描述
m	粒子群个数, 1.5 倍权值库数
c_1	粒子个体学习因子 (加速因子), 通常为 2
c_2	(0,1)的随机数
r_1	粒子的社会学习因子 (加速因子), 通常为 2
r_2	(0,1)的随机数
U	速度的惯性权重, 一般取 0.9 (取 0.9~1.2 比较合适)
l_1	RSRP 的学习权重, l_1 取值范围为 0.1~0.9, 等梯度 0.1 遍历 ($l_1+l_2=1$)
l_2	SINR 的学习权重, l_2 取值范围为 0.1~0.9, 等梯度 0.1 遍历 ($l_1+l_2=1$)
V_p^d	第 d 次迭代时粒子 p 的移动速度
$[Wg_j]_p^d$	第 d 次迭代时粒子 p 所在的权值组位置
$f([Wg_j]_p^d)$	第 d 次迭代时粒子 p 的适应度函数值
$[Wg_{pbest}]_p^d$	第 d 次迭代时粒子 p 经过的最好权值组位置
$[Wg_{gbest}]^d$	第 d 次迭代时所有粒子经过的最好权值组位置

每个粒子的适应值。

步骤 3 确定个体最优权值组的位置。对于每个粒子, 将其当前权值组位置对应的适应值和其个体历史最优权值组位置对应的适应值进行比较, 如果当前的适应值更高, 则将当前权值组位置更新为个体最优权值组位置。

步骤 4 确定全局最优权值组的位置。对于每个粒子, 将其当前适应值与全局最优权值组位置对应的适应值进行比较, 如果当前的适应值更高, 则将当前粒子的权值组位置更新为全局最优权值组位置。

步骤 5 更新粒子速度。根据式(7)~式(8), 更新每个粒子的移动速度与波束权值组位置。

步骤 6 迭代。如未满足结束条件, 则返回步骤 2, 通常算法达到最大迭代次数或者最佳适应值的增量小于某个给定的阈值时算法结束。

1.5 CSI 波束联动优化

粒子群优化算法波束权值组寻优主要基于 5G SSB 波束进行优化, CSI 波束权值并没有联动优化。因此, 需要通过仿真, 建立 SSB 与 CSI 波束的映射表, 进行 SSB 波束权值优化时联动调整 CSI 波束, 以实现 SSB 和 CSI 波束的覆盖范围一致性, SSB 和 CSI 波束仿真映射关系见表 6。

2 效果评估

为验证粒子群优化算法的 5G 波束权值智能

表 6 SSB 和 CSI 波束仿真映射关系

SSB 权值库	CSI 波束 0	CSI 波束 1	CSI 波束 2	CSI 波束 3
	(方位角,下倾角,水平波宽,垂直波宽)	(方位角,下倾角,水平波宽,垂直波宽)	(方位角,下倾角,水平波宽,垂直波宽)	(方位角,下倾角,水平波宽,垂直波宽)
W_{init}	(-25,0,50,6)	(25,0,50,6)	(-25,6,50,6)	(25,6,50,6)
W_1	(0,-9,50,6)	(0,-5,50,6)	(0,-1,50,6)	(10,6,50,6)
W_2	(0,-9,50,6)	(0,-5,50,6)	(0,-1,50,6)	(15,6,50,6)
W_3	(0,-9,50,6)	(0,-5,50,6)	(0,-1,50,6)	(20,6,50,6)
...	...	...	...	...
W_s	(-30,-5,50,6)	(-10,-2,50,6)	(10,0,50,6)	(30,3,50,6)

寻优效果,选取某典型高层建筑物场景,搭建外场实验环境,将目标区域内的所有小区的天馈权值默认配置作为实验对照组(初始默认权值对应表3中的 W_{init}),该权值是新开站点的默认配置,因此,将所有小区的初始默认权值配置作为对照组。然后,分别采取第一种单终端的呼叫质量测试(call quality test, CQT) MR 测试数据,以及第二种推广至多终端 MR 数据采集模式权值寻优后,分别和对照组进行纵向效果评估。

2.1 环境配置

实验场景搭建如图4所示,某城区建筑物高209 m,共37层,最多可容纳2万人居住,具有典型立体高层楼宇特征,满足本文算法的场景需求,因此,被选择为本实验验证环境。该建筑物的1 km范围内有5G站点17个、小区44个,频点为3.5 GHz,带宽为100 MHz,平均站高约为50 m。

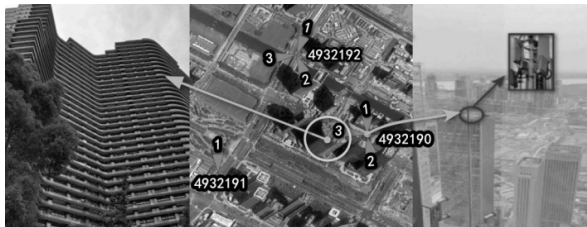


图4 实验场景搭建

2.2 测试验证

第一种单终端 CQT 模式可以基于单用户感知评估,可呈现的维度更多。该方法需要工程师手持测试终端在建筑物的不同楼层的固定位置定点测试,每2层测试一组数据,每组保持10 min,最后基于粒子群优化算法进行波束权值训练和寻优,寻优后进行复测和前后效果对比。第二种采用多终端测试模式,采集建筑物内所有在网的5G终端的MR数据信息,粒度为24 h(1天),基于粒子群优化算法迭代寻优,波束寻优调整后,再次采集相同粒度的MR数据,并进行前后效果对比。

2.2.1 单终端测试与分析

下发针对44个小区的周期性测量任务,只采

集测试终端的MR数据信息。终端在建筑物每层的相对位置固定不变,只是逐楼层变更。CQT点位于建筑物南侧电梯走廊口,UE只占用一个服务小区4932191-1以及两个邻区4932190-3、4932192-2信号,期间未发生服务小区的切换,该子网切片有3个小区。对照组共采集到有效样本点4843个,寻优后采集的有效样本点为4876个,由于单终端样本点较少,寻优前后样本点总数基本持平。此外,相比对照组,终端侧的总体指标改善明显,平均RSRP提升8.2 dB,平均SINR提升2.1 dB,平均下行感知速率提升49.6 Mbit/s (25.8%);分楼层来看,绝大部分楼层获得较好的增益,符合算法寻优原理,确保全量样本平均效果有正增益,CQT寻优前后覆盖增益对比如图5所示。

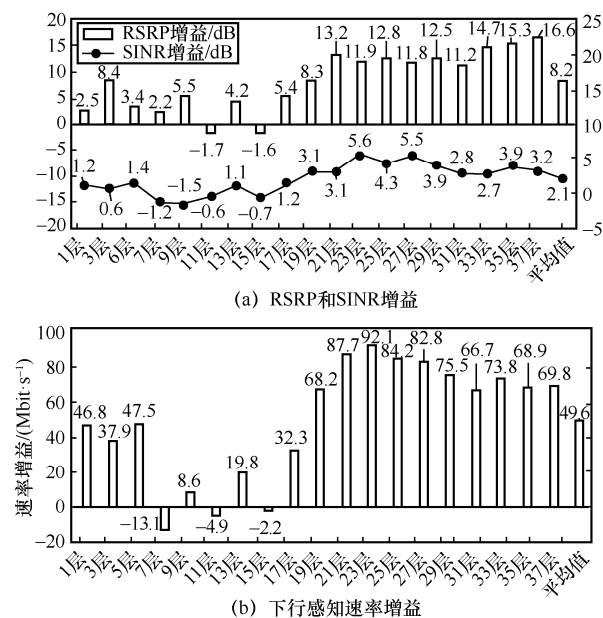


图5 CQT寻优前后覆盖增益对比

单终端 CQT 模式的优势在于:可具体到特定终端的感知指标,效果评估更全面、更精细,可量化用户速率的提升,直观反映出个体用户真实感受。不足的是,需要投入资源继续进行测试,工作量大。

2.2.2 多终端测试与分析

为进一步验证商用复杂环境下的粒子群优化



算法在多小区权值中的寻优效果,采用多终端测试模式进行验证和分析。采集全部在网终端的 MR 数据信息,通过网络解耦算法(预设熔断门限为 0.2),多终端测试网络解耦实例如图 6 所示,该区域内网络解耦成 5 个独立的子网切片,子网切片间优化方法相同。因此,本次优化算法主要在图 6 中圆形区域的子网切片实施,并进行效果展现。

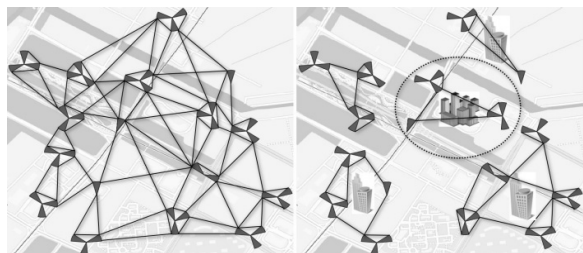


图 6 多终端测试网络解耦实例

寻优前后的小区级性能指标效果对比见表 7,多终端模式纵向测试结果表明:对照组共采集到有效样本点 118 630 个,寻优后采集的有效样本点为 146 720 个,样本点增长 28 090 个(23.7%),说明吸收了较多话务。此外,寻优后平均 RSRP 提升了 8.5 dB,平均 SINR 提升了 1.8 dB,平均下行感知速率提升了 64.7 Mbit/s(27.3%),下行调制编码方案(modulation and coding scheme, MCS)提升了 3.3(26.1%)。

本文使用粒子群优化算法求解多小区权值组局部最优解,粒子群和蚁群优化算法效果对比如图 7 所示,和蚁群优化算法相比^[20],粒子群优化算法寻优后,平均 RSRP 增益为 4.2 dB, SINR 增益为 0.6 dB,下行感知速率提升了 19.1%。针对相同权值组合数,例如,本文单小区权值库为 4.048×10^7 个,9 个小区的权值组合数为 4.048×10^{63} 个,搜索 9 个小区的局部最优权值组合,使用蚁群优化算法需

要 26.5 h,而粒子群优化算法将缩短至 3.6 h,效率提升 736.1%。实验表明,波束权值规划越精细,越有利于精准调优,粒子群优化算法在波束权值组数量极大时,采取粒子群优化算法效果更明显。

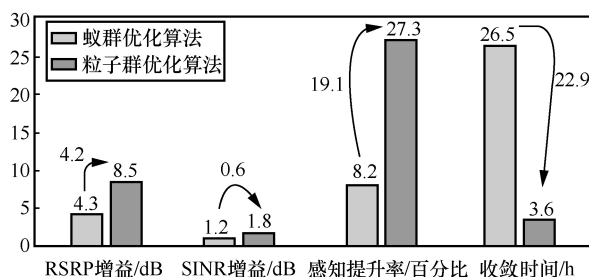


图 7 粒子群和蚁群优化算法效果对比

多终端测试模式的优势在于:无须投入资源进行人工测试,采集上述小区下的所有在网 5G 终端的 MR 数据即可。后续基于后台关键绩效指标(key performance indicator, KPI)的统计结果,进行指标评估和分析,虽然呈现的信息维度较少,但在工程应用上更强,符合商用复杂环境。

3 结束语

相对于普通道路的开放性,立体高层建筑物、中央商务办公区等高层室内场景具有隐私性强、环境复杂、用户动态分布等特点,导致测试难度大、深度覆盖难以评估,用户投诉也主要集中室内。因此,提出一种基于粒子群优化算法的 5G 波束权值寻优方法。采用粒子群优化算法迭代寻优,获得多小区权值组局部最优解,并将其下发到对应小区天线权值中。最后,完成 CSI 和 SSB 波束联动优化。相对于蚁群优化算法,粒子群优化算法具有收敛速度快、算法简单、鲁棒性强、适用范围广和可并行计算等优点,在大规模波束权值

表 7 寻优前后的小区级性能指标效果对比

方案	样本点数/个	平均 RSRP/dBm	平均 SINR/dB	下行感知速率/(Mbit·s ⁻¹)	下行 MCS
对照组	118 630	-98.1	10.3	237.1	12.6
寻优后	146 720	-89.6	12.1	301.8	15.9
增益	28 090	8.5	1.8	64.7	3.3

迭代寻优中有明显优势,可以快速落地实施,因此,提出将粒子群优化算法运用到5G波束权值寻优中,提升室内用户的感知。

参考文献:

- [1] 陈山枝. 发展5G的分析与建议[J]. 电信科学, 2016, 32(7): 1-10.
CHEN S Z. Analysis and suggestion of future 5G directions[J]. Telecommunications Science, 2016, 32(7): 1-10.
- [2] 胡铮, 袁浩, 朱新宁, 等. 面向5G需求的人群流量预测模型研究[J]. 通信学报, 2019, 40(2): 1-10.
HU Z, YUAN H, ZHU X N, et al. Research on crowd flows prediction model for 5G demand[J]. Journal on Communications, 2019, 40(2): 1-10.
- [3] ZHAO A P, REN Z Y. Wideband MIMO antenna systems based on coupled-loop antenna for 5G N77/N78/N79 applications in mobile terminals[J]. IEEE Access, 2019(7): 93761-93771.
- [4] 张平, 陶运铮, 张治. 5G若干关键技术评述[J]. 通信学报, 2016, 37(7): 15-29.
ZHANG P, TAO Y Z, ZHANG Z. Survey of several key technologies for 5G[J]. Journal on Communications, 2016, 37(7): 15-29.
- [5] 陈晓贝, 魏克军. 全球5G研究动态和标准进展[J]. 电信科学, 2015, 31(5): 10-13.
CHEN X B, WEI K J. Global research and standardization progress of 5G[J]. Telecommunications Science, 2015, 31(5): 10-13.
- [6] 李南希, 朱剑驰, 郭婧, 等. NR MIMO增强演进及标准化进展[J]. 电信科学, 2022, 38(3): 84-92.
LI N X, ZHU J C, GUO J, et al. Evolution and standardization progress for NR MIMO enhancement[J]. Telecommunications Science, 2022, 38(3): 84-92.
- [7] 童辉. 5G新空口设计: 如何从LTE拓展与创新[J]. 电信科学, 2019, 35(7): 17-26.
TONG H. 5G new radio design: why/how to extend/innovate from LTE[J]. Telecommunications Science, 2019, 35(7): 17-26.
- [8] 林泓池, 孙文彬, 郭继冲, 等. 5G先进技术研究进展[J]. 电信科学, 2018, 34(8): 34-45.
LIN H C, SUN W B, GUO J C, et al. Research progress of 5G advanced technologies[J]. Telecommunications Science, 2018, 34(8): 34-45.
- [9] 王庆扬, 谢沛荣, 熊尚坤, 等. 5G关键技术与标准综述[J]. 电信科学, 2017, 33(11): 112-122.
WANG Q Y, XIE P R, XIONG S K, et al. Key technology and standardization progress for 5G[J]. Telecommunications Science, 2017, 33(11): 112-122.
- [10] 3GPP. Technical specification group radio access network; study on new radio access technology; radio interface protocol aspects: TR 38.804 V14.0.0[S]. 2017.
- [11] 林世明, 高志斌, 高凤连, 等. 基于路测的TD-LTE网络优化分析[J]. 现代电子技术, 2015, 38(9): 12-15.
LIN S M, GAO Z B, GAO F L, et al. TD-LTE network optimization analysis based on drive test[J]. Modern Electronics Technique, 2015, 38(9): 12-15.
- [12] 梁纓, 陈恒州. 基于路测的移动通信网络优化分析与实践[J]. 电子技术与软件工程, 2014(9): 76-77.
LIANG Y, CHEN H Z. Optimization analysis and practice of mobile communication networks based on drive test[J]. Electronic Technology & Software Engineering, 2014(9): 76-77.
- [13] 何珂, 全涛, 赵晋, 等. 基于MR数据的LTE网络射频精细优化的方法研究[J]. 移动通信, 2013, 37(12): 15-19.
HE K, QUAN T, ZHAO J, et al. Research on RF refined optimization method of LTE network based on MR[J]. Mobile Communications, 2013, 37(12): 15-19.
- [14] 樊东兴. 基于MR数据的无线网络优化[J]. 中国新通信, 2014, 16(5): 47-48.
FAN D X. Wireless network optimization based on MR data[J]. China New Telecommunications, 2014, 16(5): 47-48.
- [15] 姜备. 基于LTE MR的移动网络优化研究[D]. 上海: 上海师范大学, 2016.
JIANG B. Research on mobile network optimization based on LTE MR[D]. Shanghai: Shanghai Normal University, 2016.
- [16] 周俊, 权笑, 马建辉. 5G无线优化面临的挑战及应对策略[J]. 电信科学, 2020, 36(1): 58-65.
ZHOU J, QUAN X, MA J H. Challenge and strategy of 5G radio optimization[J]. Telecommunications Science, 2020, 36(1): 58-65.
- [17] 3GPP. Technical specification group radio access network; NR; physical layer procedures for control (Release 16): TS 38.214 V16.4.0[S]. 2020.
- [18] 3GPP. Technical specification group radio access network; NR; radio resource control (RRC) protocol specification (Release 16): TS 38.331 V16.4.0[S]. 2020.
- [19] 李贝, 胡煜华, 王鑫炎, 等. 5G网络SSB 1+X波束技术应用研究[J]. 电信科学, 2022, 38(1): 150-158.
LI B, HU Y H, WANG X Y, et al. Research on SSB 1+X beam technology of 5G network[J]. Telecommunications Science, 2022, 38(1): 150-158.
- [20] 马传项. 蚁群算法在天线权值优化中的应用研究[J]. 江苏通信, 2021, 37(4): 59-64.
MA C X. Research on application of ant colony algorithm in antenna weight optimization[J]. Jiangsu Communication, 2021, 37(4): 59-64.
- [21] 马学森, 宫帅, 朱建, 等. 动态凸包引导的偏优规划蚁群算法求解TSP问题[J]. 通信学报, 2018, 39(10): 59-71.
MA X S, GONG S, ZHU J, et al. Ant colony algorithm of partially optimal programming based on dynamic convex hull guidance for solving TSP problem[J]. Journal on Communica-



- tions, 2018, 39(10): 59-71.
- [22] 张松灿, 普杰信, 司彦娜, 等. 蚁群算法在移动机器人路径规划中的应用综述[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(8): 10-19.
- ZHANG S C, PU J X, SI Y N, et al. Survey on application of ant colony algorithm in path planning of mobile robot[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(8): 10-19.
- [23] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks. Piscataway: IEEE Press, 2002: 1942-1948.
- [24] SHI Y, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer[C]//Proceedings of 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence (Cat. No.98TH8360). Piscataway: IEEE Press, 2002: 69-73.
- [25] CLERC M, KENNEDY J. The particle swarm - explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 58-73.
- [26] BRATTON D, KENNEDY J. Defining a standard for particle swarm optimization[C]//Proceedings of 2007 IEEE Swarm Intelligence Symposium. Piscataway: IEEE Press, 2007: 120-127.
- [27] 马博荣. 多目标粒子群优化算法的改进与研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2019.
- MA B R. Improvement and research of multi-objective particle swarm optimization algorithm[D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2019.
- [28] 郝少伟, 李勇军, 赵尚弘, 等. 基于改进粒子群算法的多载波 NOMA 功率分配策略[J]. 电子学报, 2020, 48(10): 2009-2016.
- HAO S W, LI Y J, ZHAO S H, et al. Multicarrier NOMA power allocation strategy based on Improved particle swarm optimization algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(10): 2009-2016.
- [29] KUMAR V, RANI R. Ant colony optimization versus particle swarm optimization: a comparative study[J]. Journal of Advanced Research in Dynamical and Control Systems, 2017, 9(14): 1292-1302.
- [30] YAN S, LIU Z, LI H, LU L. A hybrid algorithm for the quadratic assignment problem based on particle swarm optimization and ant colony optimization[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2018, 29(6): 1341-1350.
- [31] ARIFIN A Z, HANDAYANI P W, HUSNI A. Particle swarm optimization for the traveling salesman problem: a review[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1546(1): 012071.
- [32] 李军. 5G 无线网络智能规划与仿真[J]. 电信科学, 2020, 36(10): 109-119.
- LI J. Intelligent planning and simulation of 5G wireless network[J]. Telecommunications Science, 2020, 36(10): 109-119.
- [33] 孟繁丽, 薛伟, 汪况伦, 等. 5G 无线网络智能化规划体系及实现[J]. 移动通信, 2019, 43(6): 52-59.
- MENG F L, XUE W, WANG K L, et al. Intelligent planning system and implementation of 5G wireless networks[J]. Mobile Communications, 2019, 43(6): 52-59.
- [34] 3GPP. NR; physical layer procedures for data: TS 38.214[S]. 2018.
- [35] 3GPP. NR; user equipment (UE) radio transmission and reception; part 1: range 1 standalone (Release 17): TS 38.101-1 [S]. 2021.

[作者简介]



王建斌 (1977-), 男, 浙江大学博士生, 中国电信股份有限公司浙江分公司无线网络中心主任、正高级工程师, 主要从事无线网络新技术、新产品的研究以及无线网络的规划、优化等工作。



王恒钧 (1971-), 男, 中国电信股份有限公司浙江分公司云网发展部(科技创新部)总经理、高级工程师, 主要从事云网技术及规划、工程管理工作。



吴松 (1987-), 男, 中国电信股份有限公司浙江分公司高级工程师, 主要从事无线网络系统分析优化, 5G 网络规划、优化和课题研究工作。



王贞凯 (1973-), 男, 中国电信股份有限公司浙江分公司高级工程师, 主要研究方向为无线网络新技术、新产品以及无线网络的规划及工程管理等。