



专栏：5G 架构与部署

5G 无线网络智能规划与仿真

李军

(中国移动通信集团河南有限公司, 河南 郑州 450008)

摘要: 传统基于人工经验的规划方法已不能满足 5G 网络的需求, 亟需引入基于大数据分析的 5G 无线网智能规划方法。提出 5G 智能站址规划、参数规划和后评估三步闭环规划方案, 搭建完成 5G 无线网络智能规划系统, 应用于实际 5G 无线网规划仿真, 高效地支撑面向未来的 5G 无线网络组网部署, 确保资源精准投入, 为建设 5G 精品目标网络奠定基础。

关键词: 5G; 射线追踪模型; 迭代寻优; MR 定位; 后评估

中图分类号: TP393

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2020182

Intelligent planning and simulation of 5G wireless network

LI Jun

China Mobile Group Henan Co., Ltd., Zhengzhou 450008, China

Abstract: Traditional planning methods based on human experience have been limited for 5G networks. It is urgent to introduce intelligent planning methods for 5G wireless networks based on large data analysis. A three-step closed-loop planning scheme of 5G intelligent station location planning, parameter planning and post-evaluation was proposed. A 5G wireless network intelligent planning system was built and applied to the actual 5G wireless network planning and simulation, which effectively supports the future 5G wireless networking deployment, ensures the precise investment of resources, and lays the foundation for the construction of 5G high-quality target network.

Key words: 5G, ray tracing model, iterative optimization, MR location, post-evaluation

1 引言

当前, 全球范围内 5G 商用进程正在加速推进。5G 网络在频谱、空中接口和网络架构上实现了革命性改变, 以满足未来 eMBB、uRLLC 和 mMTC 典型应用场景的业务需求^[1]。5G 新标准、新技术和新业务需求给 5G 无线网络规划带来诸多挑战, 其中主要包括 Massive MIMO^[2]大规模阵

列天线对三维覆盖规划仿真带来的挑战, 灵活的空口设计对网络参数规划的挑战, 2G/4G、NB-IoT 和 5G 叠加式演进对规划资源灵活应用的挑战等。传统的基于人工经验规划方法针对 5G 网络已不能满足需求, 亟需引入基于大数据分析的 5G 无线网智能规划方法, 用以提升 5G 规划效率, 确保资源精准投入, 为建设未来 5G 精品网络奠定基础。

本文基于现有的大数据软硬件平台, 完成 5G



三维仿真建模用于站址精准规划、智能化参数迭代寻优和后评估及方案自动输出，实现高效支撑 5G 无线网规划的工作目标。

2 5G 无线网络智能规划

5G 无线网络智能规划包括站址规划、参数规划和后评估三步闭环流程。

2.1 站址规划

与 3G、4G 网络相比，5G 网络结构更加复杂，新技术新功能不断涌现。随着 Massive MIMO 大规模天线阵列波束成形技术的广泛应用，多径信道建模和三维（3D）信道建模重要性凸显。传统的二维平面信道建模方式难以保证 5G 网络规划的准确性。针对 5G 网络仿真规划，目前业界主要使用高精度 3D 电子地图和基于射线追踪传播模型进行仿真^[3]。但通用射线追踪模型中参数繁多，针对多样化业务场景适配性较低，难以实现 5G 多业务场景高精度的仿真能力。本文通过引入基于实际城市环境的穿透损耗模型校正和基于现网射线追踪模型参数校正算法，实现精准适配实际场景的规划仿真能力。

2.1.1 基于实际城市环境的穿透损耗模型校准

在 5G 网络建设初期，用户数量未成规模，5G MR（measurement report，测量报告）量化分析不能反映实际覆盖情况。相比之下，4G 网络规模相对完善，4G 用户 MR 数据分析覆盖具有代表性。由于 4G 和 5G 工作频段相近，例如中国移动 4G/5G 无线网络都工作在 2.6 GHz 频段，无线电波穿透特性类似。本文借鉴 4G 网络 MR 数据等效量化分析 5G 无线网络的穿透损耗特性。通过采用 2.6 GHz LTE 室内外用户 MR 定位算法，针对目标城市城区海量室内外用户服务电平差值计算，直接获取城市典型穿透损耗模型及典型数值。算法的关键模块如下所述。

- 模块 1：呼叫位置定位。集合 OTT 定位、室分定位、WCCL 定位、特征匹配定位等

业界当前 4 种主流的定位算法，根据数据来源输入满足的条件分别按顺序自动降级，进行混合定位运算，分别计算每种定位方法对应的置信度，最终选择较高置信度的定位结果。4 类定位技术主要方法分类及原理见表 1。

表 1 4 种主流定位方法及原理

无线主流定位算法	基本原理
OTT 定位	部分安卓系统下的 App 应用会上报 gps 经纬度
室分定位	根据用户占用的 cell ID 确定是否为室分小区
WCCL 定位	基于 cell ID 和信号强度加权的拓扑质心几何定位技术
特征匹配定位	基于特征库模型的信号指纹匹配技术

- 模块 2：用户环境特征分析。在无线网络中，用户占用室分、宏基站小区会呈现不同的移动性特征，例如用户呼叫特征包括室分用户稳定出现在固定时段（商业区 8 h 工作时间、居民区主要在晚忙时）、室分用户长时间多次呼叫不做切换，手机上报 TA 宏基站远远大于室分等；切换特征主要包括室分切换关系较少且特别固定，设置用户 MR 上报主小区和 6 个邻区时，室分用户上报概率不足 6 个邻区等；基于上述差异化，引入呼叫特征、切换特征、电平特征、邻区特征、运动特征等多维特征构建室内外呼叫环境的特征模型^[4]，结合网络无线环境特征、用户行为特征和用户地理位置多维信息进行融合，进行室内外呼叫识别区分，并估算呼叫过程中的用户移动速度。
- 模块 3：地图匹配和校正。基于用户呼叫行为特征和环境分析结果，结合电子地图的地理信息对定位结果进行进一步校正，如将室内的呼叫匹配到附近的建筑物上，将道路上呼叫匹配到附近的道路场景等。

通过上述 3 个关键模块处理, 获得城市区域 2.6 GHz LTE 全量室内外用户典型电平差值, 作为下阶段 5G 传播模型校准通用参数的数据输入。某城市 CBD 区域依据 3 个关键模块处理输出的室内外 MR 采样点电平分布如图 1 所示, 可以看出 2.6 GHz 室内外平均电平差值约在 17 dB。

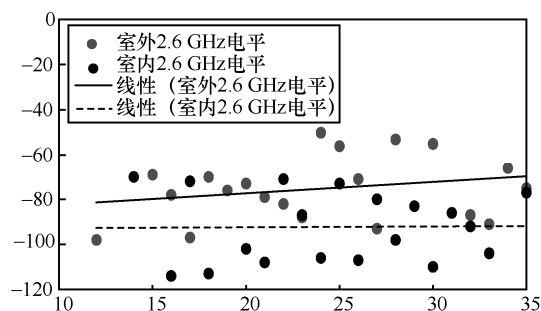


图1 某城市 CBD 区域室内外 2.6 GHz LTE MR 采样点电平分布

2.1.2 基于现网的射线追踪模型参数校准

建立传播模型是开展 5G 站点选择和效果仿真的必要步骤, 并且需依据现网差异化场景进行模型参数矫正。在传播模型校正中, 首先建立普适性的 5G 射线追踪模型, 然后需要基于实际城市的环境进行模型参数校准, 各相关参数设置说明见表 2。

本文射线追踪模型参数的校正以校正距离项系数 $C2$ 为例进行说明, 在校正前各参数取值设置见表 3。

通过选取 A 站、B 站、C 站 3 个测试站点为

表 2 射线追踪模型参数说明

参数	说明	
通用参数	BuildingStrategy	建筑物处理策略
	PenetrationModel	穿透模型策略
	TxHeightCorrect	发射机高度修正策略
	RadiusofNearArea/m	近点计算半径
多径参数	ReflectionNumber	最大反射次数
	DiffractionNumber	最大绕射次数
相关参数	C1	常数项校正因子
	C2	距离项校正因子
	C3	发射机高度项校正因子
	C4	Deygout 校正因子
	C_Ant	天线增益校正因子
	ϵ	确定性模型校正因子

例进行说明, 在设定其他参数恒定不变的前提下, 校正后的射线追踪模型 $C2$ 参数见表 4, 其中 A 站属于密集商业区、B 站属于密集居民区, C 站属于一般新建城区。

基于 A 站点的校准效果验证如图 2 所示, 仿真结果和实际道路测试数据趋势基本吻合, 5G 边缘同步信号块 (SSB) 5% 采样点覆盖电平 RSRP 误差 1 dB, 平均覆盖电平 RSRP 误差小于 1 dB, 不失一般性, 射线追踪传播模型要求使用校正后的参数得出的覆盖预测电平与实测电平标准误差小于 10 dB, 由此可见仿真可信度可以满足规划要求。

表 3 校正前射线追踪模型各参数取值

校正因子	含义	是否校正	LOS	NLOS	备注
C1	常数修正因子	N	12.0	0.00	LOS 场景考虑 12 dB 植被损耗
C2	距离修正因子	Y	13.5	16.5	
C3	高度修正因子	N	-0.72	-0.72	
C4	垂直衍射修正因子	N	0.3	0.3	
C_Ant	天线修正因子	N	0.5	0.5	
ϵ	多径修正因子	N	0.5	0.5	



表 4 3 个站点校正后 C2 参数

站点	参数	含义	是否校正	LOS		NLOS	
				校正前	校正后	校正前	校正后
A 站	C2	距离修正因子	Y	13.5	13.7	16.5	17.8
B 站	C2	距离修正因子	Y	13.5	13.6	16.5	16.7
C 站	C2	距离修正因子	Y	13.5	16	16.5	19.8

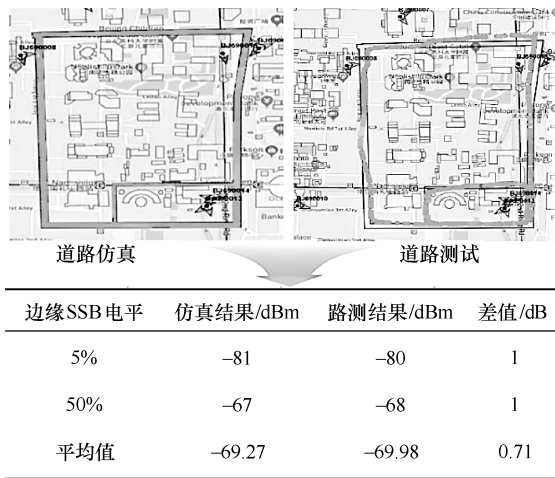


图 2 基于道路测试和仿真的校验结果对比

2.1.3 基于更加精准的射线追踪模型规划仿真效果

通过引入基于实际城市环境的穿透损耗模型校正和基于现网射线追踪模型参数校正算法，本方案的射线追踪模型较传统模型精度更高，基于某城市试验网验证结果见表 5。

表 5 某城市试验网射线追踪模型验证结果

对比模型	平均值/dB	波动偏差/dB	标准误差/dB
射线追踪	0.77	6.18	6.23
Volcano 模型 ^[5]	1.04	6.84	6.92
SPM 标准传播模型	5.22	7.4	—

采用上述更加精准的射线追踪模型，基于下面 3 个条件设定。

- 无线射频特性：射频发射单元为 64T64R、带宽 100 Mbit/s、功率 200 W、SSB 水平 8 波束。
- 设定城市规划覆盖目标为：高穿损城区仿真指标 $RSRP \geq -88$ dBm, $SINR \geq -3$ 的概

率大于 95%；低穿损城区仿真 $RSRP \geq -91$ dBm, $SINR \geq -3$ 的概率大于 95%。

- 确定可选站址库：基于现网全部存量物理宏基站址选择性使用，同时允许最小化新增站址策略。
- NSA 组网下^[6]，要求 4G 锚点仿真连续覆盖率超过 95%；

某城市基于射线追踪模型的站址仿真结果如图 3 所示。



图 3 某城市基于射线追踪模型的站址仿真结果

2.2 参数规划

5G 关键参数规划主要包括射频 RF 参数组和波束成形 BF 参数组。其中 RF 参数组主要包括天面挂高、方位角、下倾角等，BF 参数包括 MIMO 天线波束成形权值组合。本文提出了一种初始自动匹配和后期迭代寻优组合策略，实现 5G 关键参数的智能规划。其中初始自动匹配引入了空间维度和时间维度的关联算法，后期迭代寻优则使用了基于实际业务的参数组合（“RF+BF”）的随机梯度算法^[7]，确保整体目标最优。

2.2.1 空间维度和时间维度关联算法

在 5G 网络中引入了 Massive MIMO 多天线阵

列波束成形关键技术,网络规划中需要考虑波束立体覆盖仿真。Massive MIMO 基于大规模阵列天线波束成形,主要通过水平和垂直动态扫描形成 3D 波束覆盖。在遵循 3GPP 灵活空口协议条件下^[8],主流的华为、中兴等主设备厂商的 64T64R 设备均通过在 4×8 波束矩阵灵活时分扫描实现了包含 8 种水平波束、4 种垂直波束、19 种下倾角、95 种方位角的能力。另外考虑到权值策略,即 5G 多通道天线通过可量化的能量激励来改变波束方向图,这个可量化值即权值,权值在实现上可通过幅度和相位的方式表达,5G 支持人工或者自适应的权值调整,以获取期望的波束宽度、指向和零点位置。最终在工程实现上共计达到上万种天线模式组合;表 6 列出现网常用的 17 种典型 5G 波束管理方案,分别匹配应用于不同的业务场景。

表 6 基于场景 5G 典型的波束管理方案

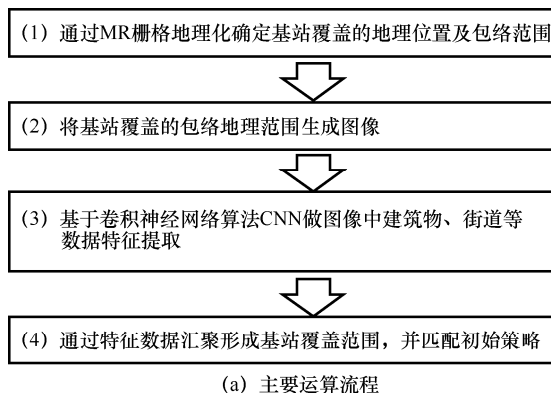
覆盖场景 ID	水平 3 dB 波宽	垂直 3 dB 波宽	覆盖场景
默认配置	105°	6°	默认场景
SCENARIO_1	110°	6°	广场场景
SCENARIO_2	90°	6°	干扰场景
SCENARIO_3	65°	6°	干扰场景
SCENARIO_4	45°	6°	楼宇场景
SCENARIO_5	25°	6°	楼宇场景
SCENARIO_6	110°	12°	中层覆盖广场场景
SCENARIO_7	90°	12°	中层覆盖干扰场景
SCENARIO_8	65°	12°	中层覆盖干扰场景
SCENARIO_9	45°	12°	中层楼宇场景
SCENARIO_10	25°	12°	中层楼宇场景
SCENARIO_11	15°	12°	中层楼宇场景
SCENARIO_12	110°	25°	“广场+高层”楼宇场景
SCENARIO_13	65°	25°	高层覆盖干扰场景
SCENARIO_14	45°	25°	高层楼宇场景
SCENARIO_15	25°	25°	高层楼宇场景
SCENARIO_16	15°	25°	高层楼宇场景

5G 波束成形权值的设置与具体的物理场景具有强相关性。考虑到现网复杂的覆盖场景组合

与批量化参数设置需求,通过引入空间维度和时间维度关联算法,实现场景自动化识别,关联无线参数自动化适配,提高规划效率。

(1) 空间维度判断法

首先,依据基站经纬度和基站级 MR 经纬度形成基站在 3D 高精度电子地图上的基本覆盖包络;其次,通过调用基于卷积神经网络的图像自动识别算法^[9],识别并输出覆盖包络内的建筑物密度、建筑物高度、街道宽度等城市场景化数据;最后,按照城市场景化数据归类,匹配推荐初始无线参数组,主要运算流程和单站结果举例如图 4 所示。



(b) 单站结果举例

图 4 基于实际地理环境的初始参数组匹配

基于上述空间场景自动判别算法,选取某城市 100 个站点进行验证,其中 71 个站点算法判断与客观覆盖场景相符,准确率可维持在 70%以上。

(2) 时间维度判断法

时间维度算法主要是用来确定宏基站所覆盖的场景,用于确定初始权值选择。主要原理是通



过引入宏基站用户级 4G/5G MR 采样点的运动轨迹，分析其随着时间推移的规律，包含室外移动、室内 24 h MR 波动等，最终形成时间维度 MR 采样点的分布情况。主要步骤包括：

- 针对宏基站下用户级 4G/5G MR 栅格化实现 MR 地理化；
- 根据宏基站下 MR 在 24 h 内的室内外用户属性、用户室内停留时间特征、用户移动速度（MR 携带）等特征，预测服务基站所覆盖的场景是多楼宇场景还是多道路场景。

基于时间维度判断覆盖场景的方法之一，基于时间维度的初始参数组匹配如图 5 所示，基于 P 点随时间的运动轨迹，结合电子地图确定宏基站覆盖下的建筑物分布情况，给出匹配推荐的初始无线参数组。

针对某省会核心城区内环区域，使用空间维度和时间维度关联算法，自动识别 14.5 万栋楼宇。其中中层和高层建筑占比 8.7%，针对 5G 连续覆盖区，自动输出场景化 5G Massive MIMO 广播权值，即天线的水平波宽与垂直波宽组合的设置策略。基于场景自动识别的权值策略见表 7。

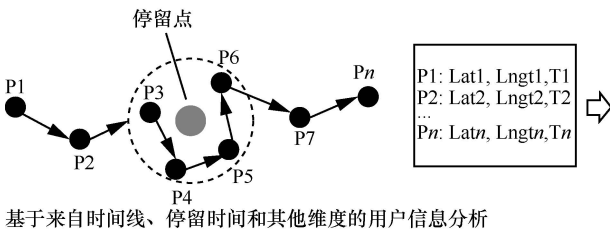


图 5 基于时间维度的初始参数组匹配

表 7 基于场景自动识别的权值策略

扇区天线模式	寻优前	占比	寻优后	占比
H105V6（广场场景）	459	100%	411	89.54%
H45V6（道路场景）	0	0	3	0.66%
H110V12（居民区商务区）	0	0	33	7.19%
H90V12（高层楼宇）	0	0	12	2.61%
总计	459	100%	459	100%

2.2.2 基于实际业务参数组合（“RF+BF”）随机梯度算法

鉴于 5G 复杂的三维覆盖和灵活的权值设置能力，选取基于随机梯度算法的迭代寻优结果，确定最佳参数的策略相对合理。首先，基于初始值获取各小区当前模式（pattern）配置及波束话务分布情况；其次，基于特定目标分析 pattern 与波束话务分布的匹配情况输出建议；最后，通过迭代优化、收敛至增益目标值，确定最优权值配置。参数迭代寻优的过程如图 6 所示。

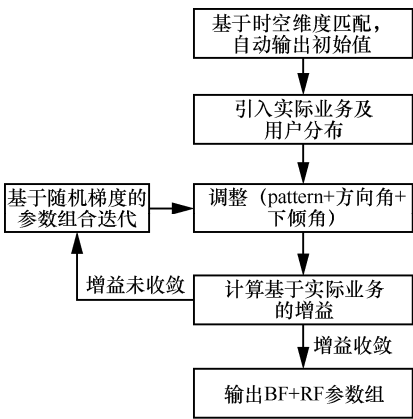


图 6 迭代寻优策略



图 5 基于时间维度的初始参数组匹配

关键步骤如下。

(1) 初始 Pattern 选择

依据“基于时空维度匹配的典型特征的场景自动识别算法”形成初始最佳参数组选择, 此时未考虑业务引入。

(2) 数据迭代

1) 话务分布分析

鉴于中国移动在 2.6 GHz 频段上统一使用 160 Mbit/s 大带宽 4G/5G 双模有源天线 AAU 设备, 可同步开通 5G 和 4G Massive MIMO; 因此可借助 2.6 GHz LTE 用户 MR、波束级吞吐量测量及 NI(噪声/干扰)测量, 获取 4G Massive MIMO 及周边存量 8T8R 小区用户分布^[10], 此时可认为共 AAU 的 4G Massive MIMO 和 5G NR 网络覆盖和用户基本一致。

2) 遍历权值, 组合计算吞吐量增益

权值迭代中正负增益计算如图 7 所示, 遍历每组 Massive MIMO 权值和下倾角组合, 计算权值和下倾角发生变化后, Massive MIMO 和 8T 小区覆盖变化的程度, 结合 2.6 GHz 路损、优化参数、天线配置文件和 4G MR 地理化栅格定位技术, 从而算出 Massive MIMO 小区参数变化带来的“潜在用户”和“丢失用户”。根据潜在用户和丢失用户统计结果, 估算出每组权值和下倾角组合带来的吞吐量增益。

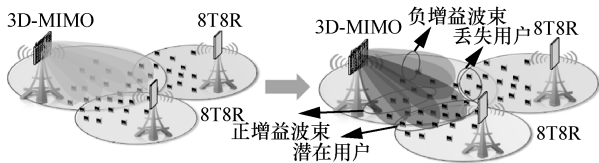


图 7 权值迭代中正负增益计算

3) 权值调整和增益评估

根据潜在用户和丢失用户统计结果, 估算出每组权值和下倾角组合带来的吞吐量增益。进一步结合 4G/5G 区域覆盖变化的情况, 确定最终方位角和权值优化的建议值。

(2) 迭代算法

采用“Pattern+方向角+下倾角”组合的随机梯度算法确保结果最优。基于随机梯度的 BF/RF 迭代寻优主要是基于路损、优化参数、天线文件、4G MR 定位等数据, 估算参数迭代后的整体吞吐率增益, 直至正向收敛, 其调整优先级的步骤包括: 覆盖场景匹配-调整数字下倾角-调整数字方位角-调整机械下倾角-调整机械方位角。具体的迭代模型如图 8 所示, 具体的应用效果可参照第 3 节。

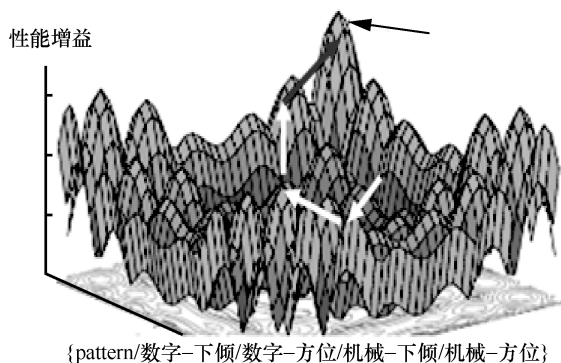


图 8 基于随机梯度的迭代寻优模型

2.3 后评估

精准的 MR 定位仍是 5G 低本高效支撑网络规划落地方案后评估的最优方法之一。首先通过地理化 MR 显示 5G 规划中弱覆盖、过覆盖、重叠覆盖等问题^[11], 其次进行问题簇汇聚, 最后实现规划后评估问题和解决方案的自动输出。鉴于当前业界并无成熟的针对 5G Massive MIMO 3D 化 MR 定位方法, 本文提出了一种基于地理算法和神经网络算法相结合实现 5G MR 定位的方法。

2.3.1 高精度 5G MR 定位

5G 地理化 MR 定位采用了地理算法和神经网络算法的组合, 经过现网实际测试验证, 该方法下的 5G MR 定位精准度能够达到 91.26%, 基本追平当前业界已成熟的 4G MR 定位精度, 且得益于神经网络算法, 该精度将随着 5G 业务规模上量而更加精准。

(1) 地理算法: 基于邻域的采样点训练

5G MR 数据包含业务采样点的电平、质量、



相邻小区场强等重要的网络信息。传统的 MR 数据是基于小区统计获得，参考时间提前量（timing advance, TA）字段和到达角（angle of arrival, AOA）仅能模糊定位 MR 采样点的坐标位置^[12]；通过引入基于邻域的采样点的训练算法可明显提升 MR 定位精准度。利用业务电平在连续空间和连续时间上的渐变特性，根据一部分已知的业务采样点（测试数据），可以纠正一些模糊的业务采样点（MR 数据），进一步提升定位精度。

1) 基于 MR TA 的模糊定位，提取 MR 数据，首先根据 MR 所归属的小区定位基本坐标，其次根据 MR 中 TA 字段和方向角字段模糊定位 MR 采样点坐标。基于 AOA 和 TA 模糊定位示意图如图 9 所示。

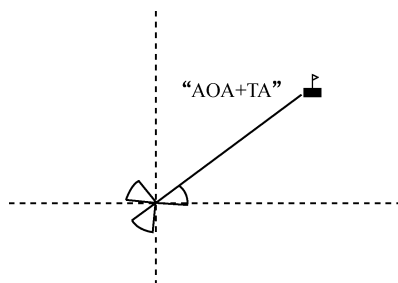


图 9 基于 AOA 和 TA 模糊定位示意图

2) 将 MR TA 模糊定位与测试采样点合并。

3) 引入基于邻域的 MR 采样点训练算法。基于邻域的 5G MR 采样点训练如图 10 所示，考虑到业务电平在地理位置和连续时间上的渐变特征，不失一般性，可以假设时间或空间连续的 MR 电平参数大概率是平滑的、非突变的，进而应用已知的测试采样点的相关参数和时间特征去训练时间和电平上相互邻近的 MR 采样点相关参数，对已经预测出来的突变坐标数据进行纠正。

(2) BP 神经网络训练算法^[7]

考虑到 5G Massive MIMO 的 3D 化和波束移动等特性，引入 BP 神经网络训练算法，借助现网实际业务进行训练，提升无线 Massive MIMO 特性下的 MR 定位精度。BP 神经网络训练算法示意图如图 11 所示，依据之前步骤获得的 MR 定

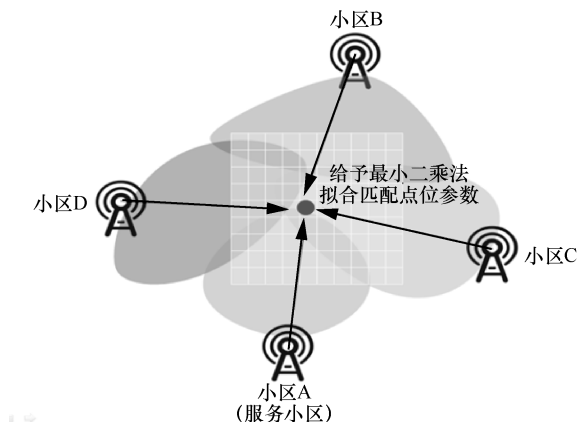
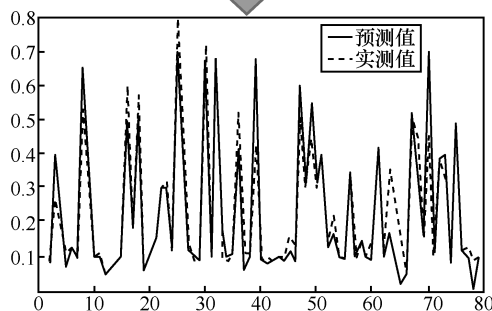
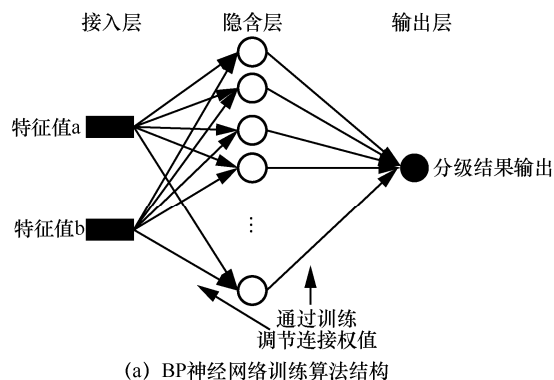


图 10 基于邻域的 5G MR 采样点训练



(b) 训练调优后的预测误差与实测值吻合度较高

图 11 BP 神经网络训练算法示意图

位坐标，生成栅格汇聚结果。利用 BP (back propagation) 多层前馈神经网络算法中误差逆传播训练的特征，通过反向传播不断调整 MR 定位算法的权值和阈值，达到最小化连续栅格误差平方和的目标。

2.3.2 问题栅格汇聚与方案自动输出

基于准确的地理化 MR 显示 5G 无覆盖、弱覆盖、过覆盖、重叠覆盖等问题后，引入问题簇的汇

聚算法, 实现后评估问题及解决方案自动输出。其中, 问题栅格汇聚采用了 K -均值聚类算法^[13], 问题栅格簇自动输出解决方案则采用基于站间距和栅格的四象限聚合原则。基于 K -均值的问题区域聚类如图 12 所示, K -均值是一个反复迭代的过程, 算法分为如下步骤。

(1) 选取数据空间中的 K 个对象作为初始中心, 每个对象代表一个聚类中心。

(2) 对于样本中的数据对象, 根据它们与这些聚类中心的欧氏距离, 按距离最近的准则将它们分到离它们最近的聚类中心所对应的类。

(3) 更新聚类中心: 将每个类别中所有对象所对应的均值作为该类别的聚类中心, 计算目标函数的值。

(4) 判断聚类中心和目标函数的值是否发生改变, 若不变, 则输出结果, 若改变, 则返回。

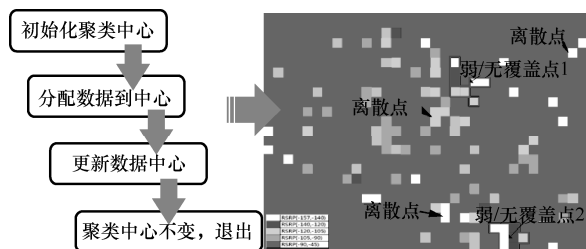


图 12 基于 K -均值的问题区域聚类

完成问题栅格汇聚类后, 通过问题栅格聚合度和站间距构建坐标系, 基于站间距和栅格的四象限聚合原则精准输出解决方案, 如图 13 所示。

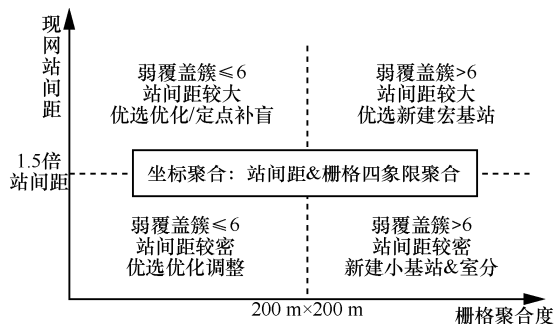


图 13 基于站间距与栅格四象限聚合原则

在某省会网格 14 区域网络规划后评估中, 采用问题栅格汇聚和基于站间距和栅格四象限聚合原则, 共输出 7 处区域需要补充小微基站, 14 处可通过天馈调整尝试优化。解决方案自动输出如图 14 所示。



图 14 解决方案自动输出

3 5G 无线网络智能规划与仿真效果

在 5G 无线网络规划中, 通过搭建 5G 无线网络智能规划系统, 执行站址规划、参数规划和后评估, 最后自动输出解决方案, 开展面向一线生产需求的 5G 无线网规划仿真, 实施效果显著。

(1) 实例 1: 基于射线追踪模型的站址选择及三维覆盖预测呈现

基于校正后的射线追踪模型, 初选现网存量 4G 宏基站址并结合三维电子地图进行仿真预测, 可清晰呈现仿真区域内的室外道路、街道广场、低层室内、高层室内等场景的 3D 化预测电平信息, 统计水平维度和垂直维度的弱电平分布比例, 确定是否进行增加、减少基站规划的循环仿真, 直至满足规划目标为止。某省会城市的市政府区域 5G 三维覆盖仿真如图 15 所示。

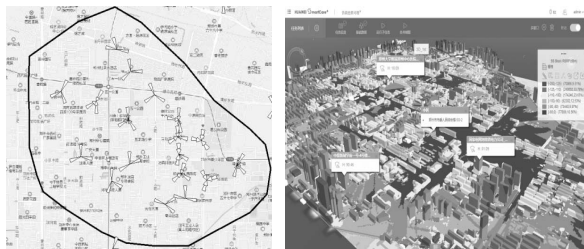
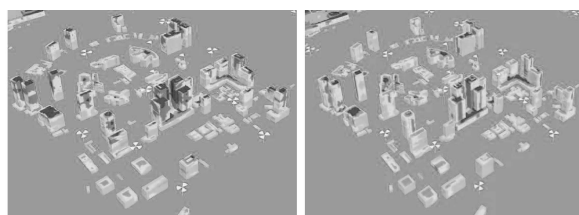


图 15 基于射线追踪模型的站址选择及 5G 三维覆盖仿真呈现

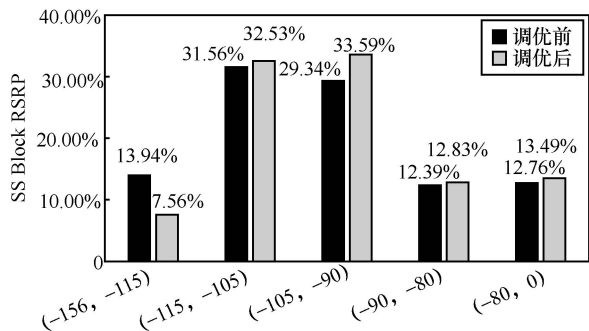


(2) 实例 2: 场景化 pattern 寻优效果对比

区域 pattern 寻优对比如图 16 所示, 覆盖区域内共有 5G NR (new radio) 小区 53 个, 通过基于随机梯度算法的寻优计算后, 输出参数优化小区 22 个, 其中 16 个小区 pattern 优化为 S6, 5 个小区优化为 pattern S12, 1 个小区优化为 pattern S15。优化后平均 SSB 覆盖电平 RSRP 从 -100.03 dBm 提升至 -98.67 dBm, SSB RSRP 低于 -115 dBm 的比例由 13.94% 降低至 7.56%。调整优化后, 5G 弱覆盖采样点减少 6.4%。



(a) pattern 寻优仿真效果对比



(b) pattern 寻优实际效果对比

图 16 区域 pattern 寻优对比

(3) 实例 3: 基于 5G MR 的问题点自动输出

选取某省会 2019 年 8 月 12 日-18 日 5G 网络数据, 发现目前 5G 用户区域主要集中在经三路附近、北三环中州大道交叉口西侧区域、龙子湖区域。依据栅格化问题显示与汇聚, 在 5G 覆盖试验区域自动输出增加 16 个宏基站和 2 个小微基站的解决方案。在实际方案落地执行后, 弱覆盖栅格减少 86.54%。

4 结束语

面向 5G 新技术演进带来的诸多挑战, 5G 无

线网络智能规划已成共识。本文通过引入大数据分析手段赋能 5G 规划, 实现精准选址、自动参数调优和后评估, 打造面向未来 5G 精品网络能力的规划优化手段和方法, 旨在高效支撑面向未来的市场竞争和 5G 发展带来的挑战。

参考文献:

- [1] 小火车, 好多鱼. 大话 5G[M]. 北京: 电子工业出版社, 2016.
XIAO H C, HAO D Y. The Myth of 5G [M]. Beijing: Publishing House of electronics industry, 2016.
- [2] 埃里克达尔曼, 斯特凡·巴克浮, 约翰·舍尔德. 5G NR 标准: 下一代无线通信技术[M]. 朱怀松, 王剑, 刘阳, 译. 北京: 机械工业出版社, 2019.
ERIK D, STEFAN P, JOHAN S. 5G NR: the next generation wireless access technology[M]. Translated by ZHU H S, WANG J, LIU Y. Beijing: China Machine Press, 2019.
- [3] 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.
- [4] 蒋远, 汤利民. TD-LTE 原理与网络规划设计[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2012.
JIANG Y, TANG L M. TD-LTE principle, network planning and design [M]. Beijing: Posts & Telecom Press, 2012.
- [5] 岳胜, 于佳, 苏蕾, 等. 5G 无线网络规划与设计[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2019.
YUE S, YU J, SU L, et al. Network planning for 5G wireless system[M]. Beijing: Posts & Telecom Press, 2019.
- [6] 朱颖, 杨思远, 朱浩, 等. 5G 独立组网与非独立组网部署方案分析[J]. 移动通信, 2019, 43(1): 40-45.
ZHU Y, YANG S Y, ZHU H, et al. Analysis on deployment schemes for 5G standalone and non-standalone mode[J]. Mobile Communications, 2019, 43(1): 40-45.
- [7] 简祯富, 许嘉裕. 大数据分析与数据挖掘[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
JIAN Z F, XU J Y. Big data analysis and data mining[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016.
- [8] 3GPP. NR; Physical layer-general description: TS38.201[S]. 2017.
- [9] 王强, 张小溪, 韩一红. 基于神经网络的图像识别[J]. 电子设计工程, 2012, 20(9): 187-189.
WANG Q, ZHANG X X, HAN Y H. Image recognition based on artificial neural network[J]. Electronic Design Engineering,

- 2012, 20(9): 187-189.
- [10] 刘乐厅, 许鹏. 大数据分析在 4G 无线网络优化中的应用[J]. 信息通信, 2018(9): 239-243.
- LIU L T, XU P. Application of big data analysis in 4G wireless network optimization[J]. Information & Communications, 2018, (9): 239-243.
- [11] 李军. LTE 无线网络覆盖优化与增强实践指南[M]. 北京: 机械工业出版社, 2017.
- LI J. LTE wireless network coverage optimization and enhancement practice guide[M]. Beijing: China Machine Press, 2017.
- [12] 王映民, 孙韶辉. TD-LTE 技术原理与技术设计[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2010.
- WANG Y M, SUN S H. TD-LTE technology principle and design[M]. Beijing: Posts & Telecom Press, 2010.
- [13] 王旭东. 大数据分析在移动通信网络优化中的应用[J]. 通讯世界, 2019, 26(2): 37-38.
- WANG X D. Application of big data analysis in mobile communication network optimization[J]. Telecom World, 2019, 26(2): 37-38.

[作者简介]



李军 (1971-), 男, 博士, 中国移动通信集团河南有限公司教授级高级工程师, 主要研究方向为移动通信网络规划和优化。