

基于常驻用户分离的室分隐性故障 Research and Practice of Hidden Failures of Indoor Distribution System Identification Based on Resident User Separation

识别研究与实践

赵伟¹,孟宁²,陈乐¹,王镇鑫¹(1. 中国联通浙江省分公司,浙江 杭州 310051;2. 中国联合网络通信集团有限公司,北京 100033)

Zhao Wei¹,Meng Ning²,Chen Le¹,Wang Zhenxin¹(1. China Unicom Zhejiang Branch, Hangzhou 310051, China; 2. China United Network Communications Group Co., Ltd., Beijing 100033, China)

摘要:

基于常驻用户分离的室分故障定位方法,在完成LTE号码回填和经纬度回填的基础上,基于室内常驻用户识别,用户楼宇位置识别,常驻用户特征聚类完成室分常驻用户分离模型。通过对室分常驻用户历史样本和网络指标的学习,建立室分隐性故障特征模型,输出高置信度的疑似室分故障清单和解决方案。完成数字化网优平台的室分健康度模块建设,并通过数字化运营系统实现工单一点看全。

关键词:

常驻用户分离;室分隐性故障;数字化运营

doi:10.12045/j.issn.1007-3043.2022.01.015

文章编号:1007-3043(2022)01-0077-05

中图分类号:TN915

文献标识码:A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Abstract:

The hidden failures of indoor distributed antenna system(DAS) locating method based on the separation of resident users, after the completion of phone number backfilling and longitude/latitude backfilling, the resident user separation of indoor DAS model are completed based on indoor resident user identification, user indoor location identification and resident user clustering feature. Through the study of historical samples and network indicators of the resident users of indoor DAS, the hidden failures feature model of indoor DAS is established, and the list of suspected failures of indoor DAS and solutions with high confidence are output. The health degree module of indoor DAS on China Unicom Zhejiang Branch digital network optimization platform are completed, and through the digital operation system, the work order can achieve all in one event management.

Keywords:

Resident user separation; Hidden failures of indoor distributed antenna system; Digital operation

引用格式:赵伟,孟宁,陈乐,等. 基于常驻用户分离的室分隐性故障识别研究与实践[J]. 邮电设计技术,2022(1):77-81.

0 引言

目前5G深度覆盖相对不足,5G VoNR尚未具备商用条件,4G网络仍为语音和数据主力承载网。统计显示,70%以上的移动数据业务和75%的语音业务发生在室内,室内覆盖及性能将直接影响运营商的客户感知体验。LTE高频段组网、空间传播损耗和穿透损耗相对增大,更不利于室内深度覆盖。现阶段室分故障

发掘缺乏规范且有效的定位方法,主要依靠现场的排查定位,较为耗时耗力。为提高室分故障定位的准确性,提升室分隐性故障的排查效率,亟需一套能高效准确对室分故障问题定界的方法,指导室内深度覆盖提升优化工作。

1 现有技术缺陷

室分站点的运行质量是移动网络整体运行质量的重要组成部分。随着LTE网络覆盖的逐渐深入,现阶段室内弱覆盖问题的主要排查分析工作是根据现

收稿日期:2021-12-31

场测试、性能、告警、投诉、Trace 信令等数据,在各自的维度有限地对网络问题进行定位和分析。

a) 测试数据基于抽样的模拟测试,局限性大,难以准确评估用户感知。

b) MR 数据、参数配置、告警及性能数据难以准确反映用户 KQI 相关指标。

c) 投诉数据仅评估用户 KQI 相关指标,难以准确定位用户问题。

d) 信令数据数据量大、解析难度高,不利于快速评估全网感知。

目前基于设备性能和业务建模的网络指标评价体系比较完善,但如何客观、准确、全面、及时地得出客户真实的网络感知体验仍然需要探索。传统意义上的网络 TOPN 异常问题和网管性能指标跟用户感知并非完全线性相关,网络性能指标好坏仅能在宏观层面推测反映大部分用户感知,既不具体也不全面;所以在实际网络运营中,仍然存在网络指标良好但用户真实感知劣化情况。

针对上述状况,目前并没有全面而准确的方法从室分角度真实反映故障问题。因此,本文基于专家经验,在总结室分巡检摸排案例的基础上,通过机器学习技术对经验建模分析,建立了一套基于 AI 的室分故障问题定位方法,用于全网的巡检排查工作。

2 基于常驻用户分离的室分隐性故障定位方法

2.1 室内常驻用户识别

a) 工作地点常驻用户识别:统计用户最近两周工作日(星期一至星期五)09:00—12:00,14:00—17:00 所驻留小区的驻留时长,如果用户在该小区平均驻留时长大于 2 h/天,则视其为该小区工作地点常驻用户。

b) 家庭地点常驻识别:统计用户最近两周的 00:00—06:00 所驻留小区驻留时长,如果用户在该小区驻留平均时长大于 2 h/天,则视其为该小区家庭地点常驻用户。家庭地、工作地常驻用户识别示意如图 1 所示。

2.2 常驻用户楼宇立体定位

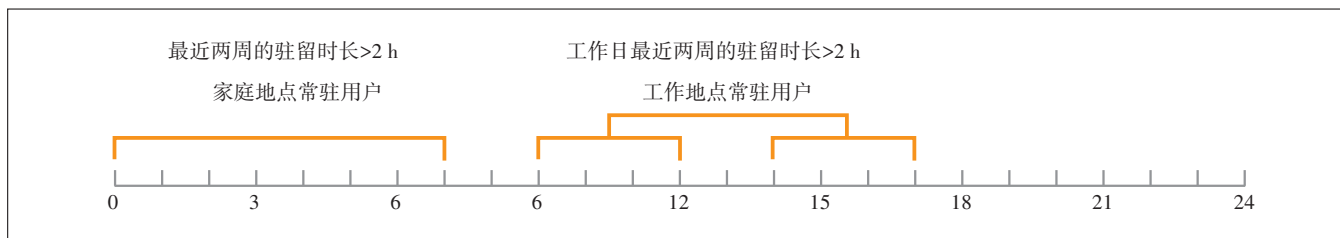


图1 家庭地、工作地常驻用户识别示意图

对常驻用户进行 OTT 定位和 Wi-Fi 信息挖掘,采用 Wi-Fi 分层技术,识别常驻用户所在的楼宇及楼层信息。

Wi-Fi 分层技术是通过挖掘出的用户经纬度信息先定位用户所在的楼宇,然后利用同一栋楼宇采集到的多个用户 Wi-Fi 网络信息(用户在同一位置点可收集到该楼宇多个 AP 的 MAC 和 RSSI 值)进行 Wi-Fi 分层,建立楼宇_楼层_Wi-Fi 信息库,根据 Wi-Fi 连接情况进行用户楼宇楼层定位。Wi-Fi 分层示意如图 2 所示。

对于定位到楼宇楼层的常驻用户,通过关联其 MRO 数据中的邻区信息,结合邻区中室外宏站的工参经纬度信息,定位其所在的楼层方位。常驻用户方位定位示意如图 3 所示。

2.3 常驻用户特征聚类

对于未能定位到楼宇楼层的常驻用户,结合已完

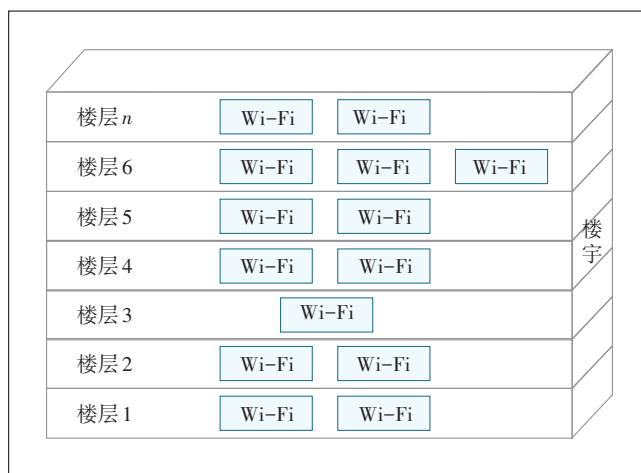


图2 Wi-Fi 分层示意图

成楼宇立体定位的常驻用户的服务小区场强特性、邻区场强特性以及服务小区场强及邻区场强的特征,通过聚类方式进行识别归类,实现立体定位。

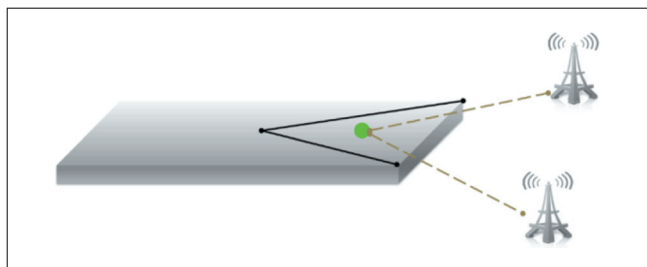


图3 常驻用户方位定位示意图

a) 常驻用户样本数据间的相似性度量。常驻用户数据集 $X = \{x_m\}$, X 中的样本特性用 d 个描述属性 A_1, A_2, \dots, A_d 来表示, 并且 d 个描述属性都是连续型属性。数据样本 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$, $x_j = (x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jd})$ 。其中, $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}$ 和 $x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jd}$ 分别是样本 x_i 和 x_j 对应 d 个描述属性 A_1, A_2, \dots, A_d 的具体取值。样本 x_i 和 x_j 之间的相似度通常用它们之间的距离 $d(x_i, x_j)$ 来表示:

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^d (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (1)$$

距离越小, 样本 x_i 和 x_j 越相似, 差异度越小; 距离越大, 样本 x_i 和 x_j 越不相似, 差异度越大。

b) 通过计算未定位常驻用户样本数据与已定位

用户之间的距离相似度, 将相似度最大的未定位常驻用户归类到已定位组, 输出数据: 楼宇—楼层—方位—用户组。

2.4 用户组指标统计

提取用户组 MRO、S1-U、S1-MME、VoLTE 中 XDR 信息及话务数据, 按用户组统计输出相关指标。

a) 以天粒度按照楼宇、楼层、方位、用户组、小区等 5 个维度, 汇聚统计流量、MR 覆盖率、MR 平均电平、MR 弱覆盖采样点数、MR 采样点、MR 弱覆盖采样点占比、2G/3G 回落次数、RRC 连接数、LTE 接通率、LTE 掉话率、LTE 切换成功率等指标。

b) 以天粒度按照楼宇、楼层、方位、用户组等 4 个维度, 汇聚统计中国移动 MR 采样点数、中国移动 MR 平均电平、中国移动 MR 覆盖率、中国联通 MR 采样点数、中国联通 MR 平均电平、中国联通 MR 覆盖率、中国电信 MR 采样点数、中国电信 MR 平均电平、中国电信 MR 覆盖率等指标。

2.5 室分隐性故障识别方法

在完成楼宇常驻用户分离的基础上, 结合省内 3D 楼宇库信息、以及基础工参信息, 完成室分隐性故障识别算法搭建。室分隐性故障识别算法示意图如图 4。

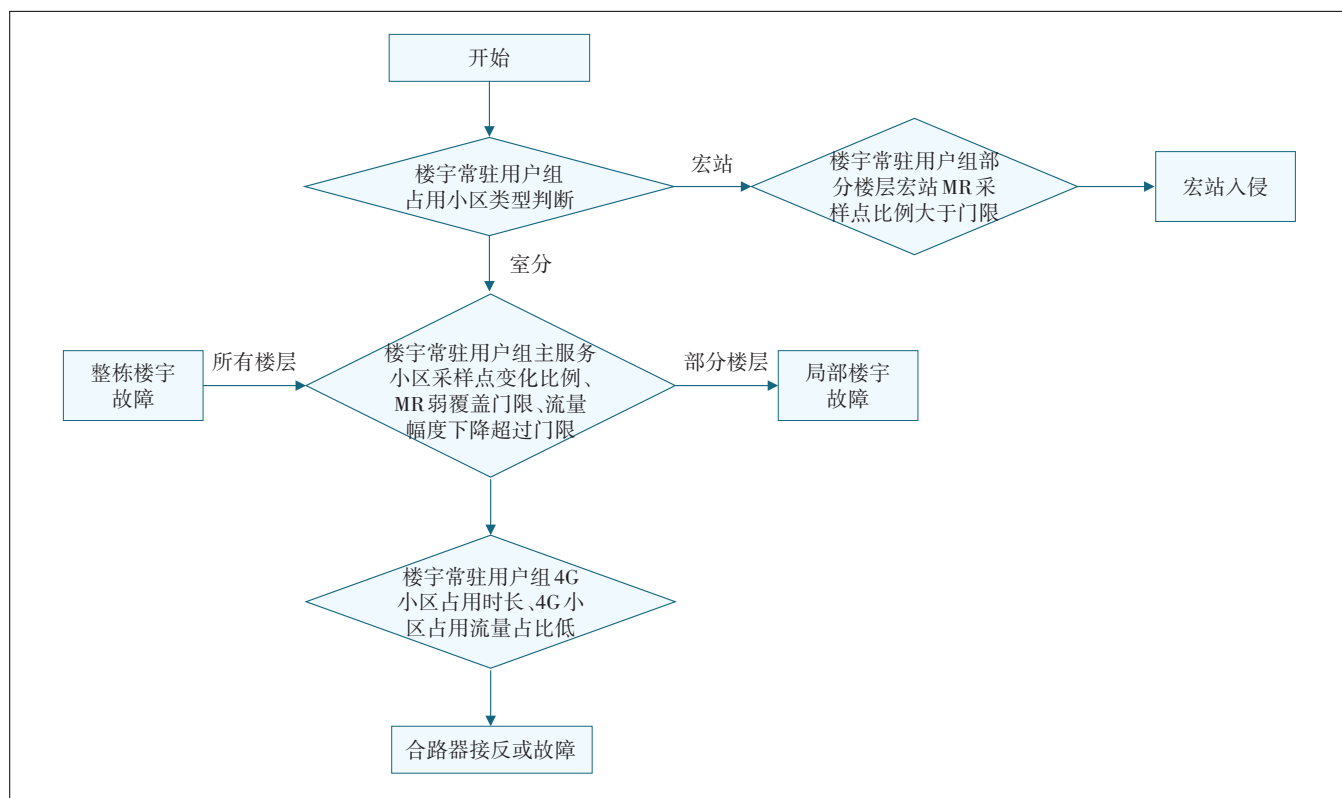


图4 室分隐性故障识别算法示意图

3 基于常驻用户分离的室内故障挖掘实践

本文提到的基于常驻用户分离的室内隐性故障挖掘算法开发了原型产品,并在某省数字化网优平台上进行了试点运用,呈现GIS效果如图5所示。双击

疑似室内隐性故障楼宇,可以下载清单,包含楼宇中心点经纬度、楼宇名称、占用小区名称、采样点数、首次故障时间、异常天数以及问题描述得到首次故障评分,并同时提供处理建议,如表1所示。

根据首次故障评分值得分,结合异常天数和专家

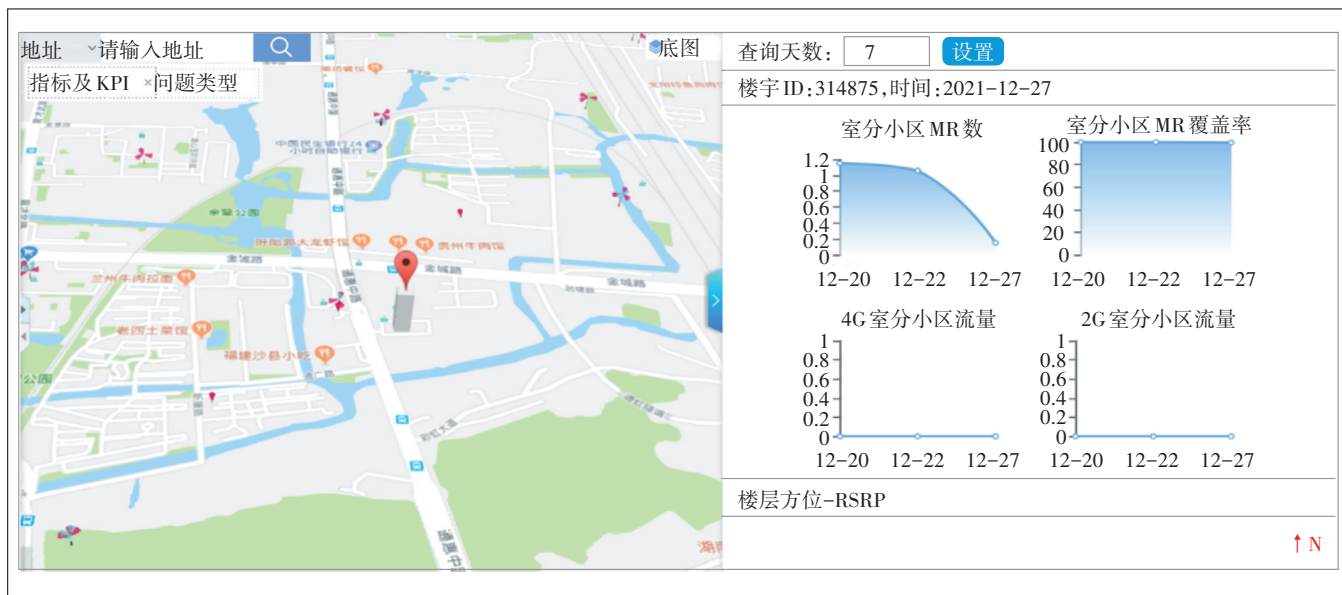


图5 室内隐性故障模块呈现效果示意图

经验,每周选取高置信度疑似室内楼宇隐性故障工单开展现场排查。截至2021年12月31日,累计派发室内健康度工单281单,结单数240单,工单闭环率85.41%,整体准确率相对传统测试方式,效率及准确性有了较大提升。

4 结束语

基于常驻用户分离的室内故障定位方法,在完成LTE全量号码回填和全量MR经纬度回填的基础上,通过识别室内常驻用户,识别用户楼宇位置,并针对常驻用户进行特征聚类。通过对历史样本和网络指标的学习,建立室内好点和差点的特征模型,通过数据自动采集和样本循环收集,对大量的样本进行迭代学习,不断完善室内故障评估模型,输出高置信度的疑似室内故障清单。基于专家经验和三维GIS信息,完成数字化网优平台的室内健康度建设,并通过数字化运营系统和集团公司完成工单系统对接,实现工单一点看全。

基于常驻用户分离的室内故障定位方法,通过自动的方式从不同系统接入数据,通过机器学习科学建

模,并且自动修正,进而得到客观真实结果,可以有效缩短网络优化问题处理工作的周期。该方法在试点中取得较好的效果,可进一步推广至多种不同的场景进行应用,提升用户感知问题的识别能力。

参考文献:

- [1] 赵伟,王勇,刘宏嘉. 基于隐马尔科夫模型的LTE室外指纹定位研究与实践[J]. 邮电设计技术, 2019(11): 20-23.
- [2] 杨文,杜霖,陈洁. 基于AI的室内故障问题定位方法研究与实践[J]. 电信工程技术与标准化, 2020, 33(2): 6-10.
- [3] 田桂宾. 结合MR数据设计方案提高TD-LTE室内故障排查效率方法的研究[J]. 电信工程技术与标准化, 2019, 32(1): 16-22.
- [4] 徐东洋. 室内分布系统故障精确定位方案及案例分析[J]. 电信技术, 2013(11): 85-88.
- [5] 马广明. 室内分布系统优化对提升通信系统KPI指标的研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2012.
- [6] 梅迪菲. 基于用户感知的室内网络质量评估体系的研究[J]. 信息通信, 2013(4): 254-256.
- [7] 何蓉. 一种基于数据分析的室内智能哑网元判断系统[J]. 信息通信, 2018(6): 282-283.
- [8] 范胜男,陈景航. 基于非告警类的LTE室内小区MR弱覆盖问题定位方法的研究[J]. 电信工程技术与标准化, 2017, 30(5): 71-

表1 室内隐性故障识别结果清单

楼宇ID	楼宇中心经度	楼宇中心纬度	ECI	小区采样点数	问题类型	首次故障时间	故障时间	问题描述	处理建议	首次故障评分
461409	120.3376	30.32287	203996969	2 139	整栋楼宇故障	2021-12-27T00:00	2021-12-27T00:00	A:室内主服小区采样点当前值为442,历史平均值为5 711,变化为-92.3%,门限为80.0%	核查该小区级别的参数和故障,如切换参数调整、小区主干故障,合路器故障等	15
461409	120.3376	30.32287	203996949	1 251	整栋楼宇故障	2021-12-27T00:00	2021-12-27T00:00	A:室内主服小区采样点当前值为616,历史平均值为6 257,变化为-90.2%,门限为80.0%	核查该小区级别的参数和故障,如切换参数调整、小区主干故障,合路器故障等	13
461409	120.3376	30.32287	203998791	995	整栋楼宇故障	2021-12-27T00:00	2021-12-27T00:00	A:室内主服小区采样点当前值为214,历史平均值为1 777,变化为-88.0%,门限为80.0%	核查该小区级别的参数和故障,如切换参数调整、小区主干故障,合路器故障等	10
461409	120.3376	30.32287	203998791	995	局部楼宇故障	2021-12-27T00:00	2021-12-27T00:00	用户组=2112031804215600101(故障高度[30],方位[其他]): A:室内主服小区采样点当前值为214,历史平均值为1 777,变化为-88.0%,门限为80.0%	局部区域无源器件故障或RRU存在故障,结合RRU粒度和用户组所在楼层初步判断某支路存在问题	10
232933	120.3837	30.3112	203619349	577	整栋楼宇故障	2021-12-27T00:00	2021-12-27T00:00	A:室内主服小区采样点当前值为577,历史平均值为6 081,变化为-90.5%,门限为80.0%	核查该小区级别的参数和故障,如切换参数调整、小区主干故障,合路器故障等	13
463670	120.138	30.30741	204283147	2 573	局部楼宇故障	2021-12-27T00:00	2021-12-27T00:00	用户组=2112031804284700201(故障高度[30],方位[其他]): C:室分小区MR_110采样点为567,采样点为1 066,室分小区MR_110覆盖率为53.2%,门限值为80.0%	局部区域无源器件故障或RRU存在故障,结合RRU粒度和用户组所在楼层初步判断某支路存在问题	22
483016	119.6936	29.78904	213928459	4 220	局部楼宇故障	2021-12-27T00:00	2021-12-27T00:00	用户组=2112031805056200101:C:室分小区MR_110采样点为1371,采样点为3 253,室分小区MR_110覆盖率为42.1%,门限值为80.0%	局部区域无源器件故障或RRU存在故障,结合RRU粒度和用户组所在楼层初步判断某支路存在问题	13
483016	119.6936	29.78904	213928459	4 220	整栋楼宇故障	2021-12-27T00:00	2021-12-27T 00:00	B:室分小区MR覆盖率当前值为42.1%,历史平均值为99.9%,变差57.7%,门限为15.0%	核查该小区级别的参数和故障,如切换参数调整、小区主干故障,合路器故障等	25
138898	120.3591	30.32007	203865681	441	整栋楼宇故障	2021-12-27T00:00	2021-12-27T 00:00	A:室内主服小区采样点当前值为459,历史平均值为6 677,变化为-93.1%,门限为80.0%	核查该小区级别的参数和故障,如切换参数调整、小区主干故障,合路器故障等	16

75.

[9] 王琳. 构建“3D”室内隐性故障监控体系[J]. 科技视界, 2018(27):29-30.

[10] 唐晓芳,周武,吴超. 一种室内分布隐性故障分析算法[J]. 信息通信, 2018(3):159-160.

[11] 彭宣,姜奇华,艾华,等. 室内分布系统故障判定方法及装置: CN108243441A[P]. 2018-07-03.

[12] 刘辉,田旭华. 室内分布系统高质差故障分析及解决方法[J]. 中国电子商务, 2014(22):87.

[13] 王天晓,林文周,陈如松. 一种室内隐性故障排查方法及装置: CN107027138A[P]. 2017-08-08.

[14] 梁金山,马宁,赵明峰. 基于多维度的LTE室分MR弱覆盖小区优化方法[J]. 移动通信, 2017, 41(5):75-78.

[15] 梁松柏,陈锋,宋海平,等. 基于高斯分布的基站天线最佳方向角定位算法[J]. 电信科学, 2018, 34(7):128-134.

[16] 陈西强. 基于移动MR数据的基站天线方位研究及其在网络优化中的应用[D]. 北京:北京邮电大学, 2014.

[17] 付威,谭展. TD-LTE室内覆盖建设解决方案研究[J]. 移动通信, 2012, 36(16):17-22.

[18] 张磊,付康,王清府. LTE多场景室内立体深度覆盖综合解决方案与研究[J]. 通信技术, 2020, 53(4):1039-1046.

作者简介:

赵伟,毕业于香港理工大学,工程师,硕士,主要研究方向为网络优化,大数据及人工智能在移动通信中运用;孟宁,毕业于北京邮电大学,工程师,硕士,主要研究方向为重点场景专项优化及数字化运营;陈乐,毕业于英国曼彻斯特大学,工程师,硕士,主要研究方向为大数据及人工智能在移动通信中运用;王镇鑫,毕业于杭州电子科技大学,工程师,主要研究方向为4G/5G网络规划优化,室分设计方案制定及优化。