

无线网络智能化的探索和应用

Exploration and Application of Wireless Network Intelligence

毕强, 吴彦涛, 张冠楠(中国联通吉林分公司, 吉林 长春 130000)

Bi Qiang, Wu Yantao, Zhang Guannan(China Unicom Jilin Branch, Changchun 130000, China)

摘要:

随着5G网络的完善和5G流量的快速增长,如何满足网络连接的多样化需求,提升客户感知保障能力,成为网络运营智能化的关键点。介绍了某省联通在无线网络智能化、潜在贬损用户识别与感知提升方面所做的探索与实践,通过整合XDR话单和专业网管等多源数据,引入熵权法、分层二元评分法等科学算法模型,结合用户体验回访结果不断迭代优化算法,实现了对潜在贬损用户的有效识别,同时在感知驱动网络问题闭环解决方面也取得了较好的效果。

关键词:

无线智能化; 大数据; 贬损用户识别

doi: 10.12045/j.issn.1007-3043.2024.05.003

文章编号: 1007-3043(2024)05-0014-05

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Abstract:

With the improvement of the 5G network and rapid growth of 5G traffic, how to meet diversified network connection requirements and improve customer experience assurance capabilities becomes the key to intelligent network operation. It introduces the exploration and practice of China Unicom in wireless network intelligence, potential derogatory user identification and perception improvement in a certain province. By integrating multi-source data such as XDR and professional NMS data, introducing scientific algorithm models such as entropy weight method, stratified binary scoring method, and continuously optimizing algorithms based on user experience survey results, it can effectively identify potential derogatory users and achieve good results in perception-driven closed-loop resolution of network problems.

Keywords:

Wireless intelligence; Big data; Derogatory user identification

引用格式: 毕强, 吴彦涛, 张冠楠. 无线网络智能化的探索和应用[J]. 邮电设计技术, 2024(5): 14-18.

1 无线网络智能化背景

随着中国电信和中国联通(下称“电联”)4G共建共享的深入和5G网络的日益完善,现网3G/4G/5G多网共存,受多频段/多站型组合、电联一张网整合、多厂家协同等影响,移动网络优化与客户感知保障难度日益增加。同时,网络智能化已经成为电信运营商网络发展的战略目标,三大运营商均面向2025年L4目标,积极研发和应用AI/网络大模型、内生智能等前沿技术,移动网络自动化与智能化成为运营商数字化转型

的关键。

充分挖掘现有多源数据,引入算法模型,结合现网不断迭代的优化算法,识别潜在贬损用户,达到以客户感知驱动建、维、优问题闭环解决,不仅是运营商优先要提升的能力,也是目前移动网络客户感知提升的迫切需求。

2 潜在贬损模型助力客户感知提升

2.1 贬损模型原理

当用户感知体验变差时,会增加投诉和贬低运营商网络的情况。如何提前识别用户感知体验差成为迫切需要解决的问题。以用户感知为中心的网络优

收稿日期: 2024-03-06

化核心是通过精准的用户感知画像, 区分出潜在贬损用户, 以潜在贬损用户为抓手, 完成问题汇聚识别并开展问题整治, 主动提升网络质量和用户满意度(见图1)。

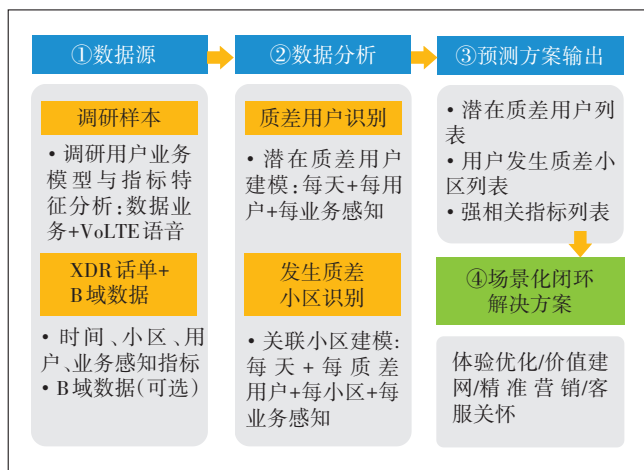


图1 潜在投诉和贬损用户模型

为更好地衡量同一个业务内不同指标之间的权重, 采用业界比较科学的熵权法进行权重划分。根据信息论中信息熵的定义, 一组数据的信息熵可由式(1)来表示:

$$E_j = \log_2 \left(\frac{1}{n} \right) \times \sum_{i=1}^n \left[-p_{ij} \times \log_2(p_{ij}) \right] \quad (1)$$

其中, $p_{ij} = \frac{Y_{ij}}{\sum_{i=1}^n Y_{ij}}$, $\lim_{p_{ij} \rightarrow 0} p_{ij} \log_2(p_{ij}) = 0$, p_{ij} 表示一个

标准化后的指标值, 此处 i 代表一个指标, j 表示一个用户。

通过信息熵计算某项业务内各指标的权重: $W_i = \frac{1 - E_i}{k - \sum E_i}$ ($i = 1, 2, \dots, k$)。

一般业务特征主要包括使用时长、使用次数、流量等。考虑到语音、网页、视频等不同用户业务模型的差异, 只有时间是相对能把各业务统一起来的量纲。为了综合量化出用网体验, 采取了以时间为基础的一用户一权重的设计。不同业务权重按照其使用时长来统计, 某用户的某业务权重为其该项业务的总使用时长除以该用户各项业务的总时长, 即:

$$W_i = T_i / \sum_{i=1}^n T_i \quad (2)$$

其中, W_i 为第 i 项业务的权重, T_i 为第 i 项业务的使用时长。

为保证评估模型的健壮性与准确性, 需对采集到的数据进行清洗, 过滤掉取值异常、非人为操作产生的后台业务数据等无效或异常数据。每小时使用各项业务的时长之和大于 $X \text{ min}$ 的时段 (X 初步取值为 10) 算作有效小时, 如果不足 $X \text{ min}$, 则该用户相应时段不纳入评价。

实际模型训练过程中, 因用户行为的波动随机性极高, 导致每天筛选出的质差用户重合率极低。为克服业务模型的随机波动性, 可采用加长评估周期的方式。结合数据处理能力以及优化动作的执行反馈周期, 建议以月为周期来评估质差贬损用户, 同时为清洗掉非常驻用户和漫游用户, 将每月使用天数在评估周期内天数的 $Y\%$ 以上的本省用户纳入评估(见图2)。

综合得分方面, 单业务的小时级得分为业务内各项指标的熵权法加权平均。之后采用小时级得分取平均的方式获得单业务总分。最后结合该用户的业务时长权重计算评估周期内的总分, 低于 7 分的用户为质差贬损用户。建议通过 2 个相邻评估周期的用户重叠率来校准模型的准确性, 模型中的打分区间、打分函数、过滤条件等参数, 均可作为自动迭代的对象。

识别出潜在质差贬损用户之后, 还需进一步研究解决方案, 提升用户感知。其中无线侧问题是网络的最重要一环, 因此还需要知道质差用户常驻在哪些质差小区。

本文在质差贬损用户识别过程中, 形成了用户(Who)、时间(When, 小时粒度)、位置(Where, 小区)、业务(What) 4 个维度的数据表。根据这“4W”信息, 可进行小时级的质差根因定位, 获取无线侧的常驻质差小区。还可以与性能数据等 O 域数据相结合, 定位出无线侧的根因。各个区域的潜在质差贬损用户数可作为满意度提升的整体抓手, 其中质差贬损用户常驻小区, 可作为无线侧网络质量提升的抓手。经常访问的质差 host, 可作为互联网出口缓存优化的指导。长期超套而导致的质差用户, 可作为针对性营销和关怀的清单。下一步对质差用户进行回访, 并通过 AI 大数据自主学习和修正贬损模型。

2.2 贬损用户的各项指标

目前基于大数据技术统计用户业务级指标对用户进行感知画像, 网页(Web)、视频(Streaming)、即时通信(IM)这 3 类业务是用户使用最频繁的数据业务, VoLTE 业务已成为主流语音业务。该四大业务基本可涵盖客户的主要需求, 因此对用户感知的评估可以

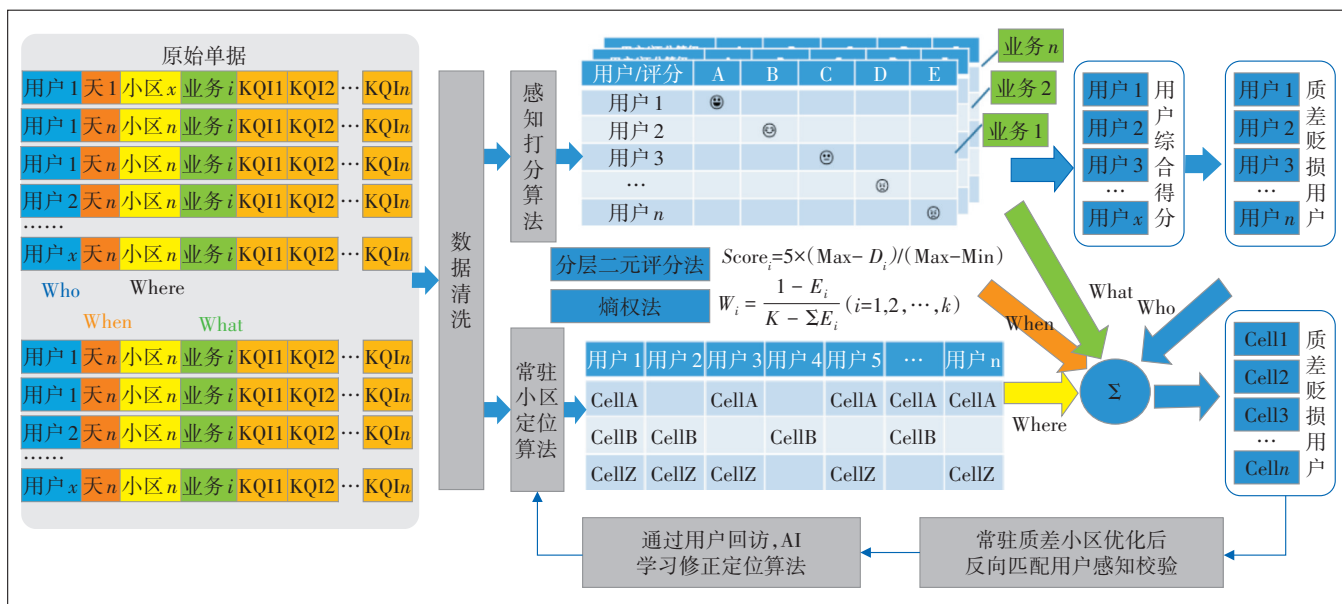


图2 质差贬损用户筛选整体流程

以这四大业务为基础展开。

语音业务借鉴以往的优化经验以接通、掉线、MOS、eSRVCC等指标建立评估体系;数据业务、网页、视频业务为速率敏感型,主要以速率指标为主;IM为时延敏感型,主要以时延指标为主。

结合运营商客户网络质量满意度调研褒贬用户的样本分析,以及现场测试验证,发现页面显示时长、页面响应成功率、语音MOS、视频初缓时延、视频播放成功率等指标与用户感知的相关性较大,确定为评估体系的选用指标。

为客观描述用户对各项业务的满意度,针对感知类指标采用人因工程法研究人体感知极限能力与业务体验指标之间的关系(例如用户瞳孔变化),确定指标的上下限。

根据华为mLab的实验结果,语音MOS值低于2时满意度显著降低,高于3时满意度可维持在较好的水

平(见图3)。对于网页访问业务,当网页显示时延低于2.5 s时,用户几乎不会察觉,高于9 s时,用户放弃的意愿非常强烈(见图4)。

评估用户的体验需要一个相对长的周期,但是KQI指标一般是线性或接近线性的,周期过长会导致一些引起用户不满的因素在统计中被淹没。为克服这一问题,实践过程中采用了小时级打分制。整个评

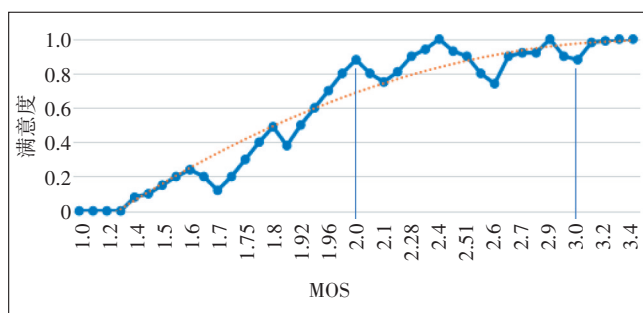


图3 语音感知满意度曲线

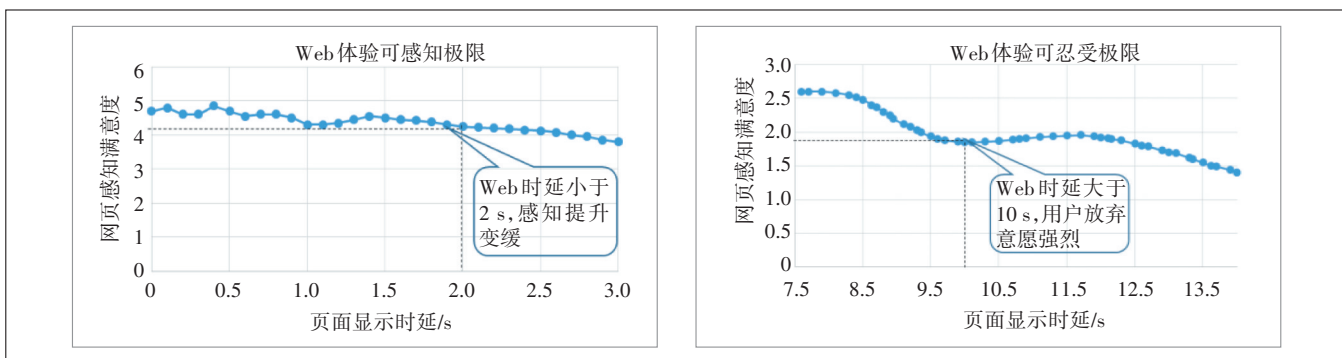


图4 Web网页体验曲线

估周期,相当于对用户感知指标的一个考试,每个小时的打分相当于考试中一道题的得分。通过每个小时的打分,拉开感知好坏的差距,并在评估周期内汇总,形成用户的总得分。

为更科学地拉开用户满意度的用户差异,采用分层二元评分法,将用户的业务感知情况划分成极速、流畅、一般、卡顿、无法使用5个等级。每个等级独立采取二元打分制,清晰地判断是否满足。同时根据边际效益递减规律,让用户饥饿状态分差拉大,饱满状态分差缩小。按式(3)将各二元打分的得分映射为5分制(见表1)。

表1 整体打分原则

用户感知情况		笑脸等级	等级名称	等级说明	二进制位	十进制表示	线性打分		
不可用		😞	E	无法使用	0X10000	16	0		
可用	经常卡顿	😓	D	卡顿	0X1000	8	2.67		
	不经常卡顿	偶尔卡顿	😐	C	一般	0X100	4	4	
		流畅	正常	😄	B	流畅	0X10	2	4.67
			畅快	😁	A	极速	0X1	1	5

$$Score_i = 5 \times (\text{Max} - D_i) / (\text{Max} - \text{Min}) \quad (3)$$

其中, D_i 为第 i 种用户感知情况的十进制表示。

2.3 基于贬损用户对质差小区的识别

对于贬损用户采用质差比的方式进行识别,主要算法如下:针对数据业务,将单用户小时粒度各项指标与各指标质差阈值进行比较,当满足阈值条件时记为质差小时,当优于质差阈值则不计为质差小时,将所有的质差小时相加,最后求该用户各项指标总的质差小时和占发生业务的小时数的比例。

语音业务按照MOS指标单据统计,求质差MOS次数占全部语音次数的比例,根据不同的比例梯度进行打分。在7天周期内,有4天出现过业务质差,且综合质差占比得分达到一定积分,识别为质差用户。数据业务按照各业务量确订单用户每天各业务TOP3自忙时的指标值,业务子项指标得分为:当子项指标差于阈值时得到质差小时数 N ,当优于阈值时,不统计为质差小时,求质差小时数占忙时业务小时数的比例,根据比例的不同梯度得到不同的子项指标得分。

连续统计7天所有用户的自忙时,并统计各业务质差自忙时数和业务自忙时次数,各业务子项指标质差比例=业务质差自忙时数/业务自忙时数,质差比例

得分如表2所示。

表2 质差比例得分

质差小时比例	$0.2 < X \leq 0.3$	$0.3 < X \leq 0.4$	$0.4 < X \leq 0.5$	$0.5 < X \leq 0.6$	$0.6 < X \leq 0.7$	$0.7 < X \leq 0.8$	$0.8 < X \leq 0.9$	$0.9 < X \leq 1$
得分	1	2	3	4	5	6	7	8

业务子项指标得分=

$$\frac{\sum_{i=1}^7 i(\text{质差忙时数})}{\sum_{i=1}^7 i(\text{忙时数})} + \frac{\sum_{i=1}^7 i(\text{MOS质差数})}{\sum_{i=1}^7 i(\text{语音次数})} \quad (4)$$

其中, i 为天数,共7天。

$$\text{各业务总体得分} = \sum (\text{子项指标得分} \times W), W=1 \quad (5)$$

$$\text{用户总体积分} = \sum_{i=1}^4 i(\text{各业务得分} \times W) \quad (6)$$

其中, $W=1, i=1, 2, 3, 4$ 。

当用户出现质差天数大于等于4时,同时积分大于等于30分时,识别为质差用户,各个筛选条件均可灵活修改。

为做好质差小区解决优先级的排序,采取小区级业务质差评价与质差用户常驻小区识别相结合的方式,驱动规、建、维、优提升小区级网元质量,改善用户感知(见图5)。在质差用户常驻小区识别过程中,结合语音、数据、网页、IM等业务实际用户体验回访,以及小区级不同业务质差占比统计分析,不断进行AI训练,自动修正贬损模型算法。

3 结束语

3.1 优化效果

经过2023年整年的潜在贬损者质差优化,潜在贬损用户累计减少1.48万户,降幅为61.02%,移网质量类投诉率得到显著改善。以客户感知体验为主的潜在贬损用户识别与问题的闭环解决,增强了主动保障用户感知的运营能力,改善了用户口碑。

3.2 下一步研究方向

后续研究可在业务质差的精准感知与识别基础上,进一步尝试基于大数据和AI技术,结合专家经验与AI学习能力等,实现规则的自动生成、优化与迭代,调优策略的动态生成与闭环控制,确保用户的优质体验。远期进一步从AI大模型辅助规则生成到系统自主独立演进,实现规则的全自动升级迭代,并且紧跟用户业务行为的变化,同步自主适应调整,全过程无需人工干预,最终实现自主分析、自主配置、自主修复

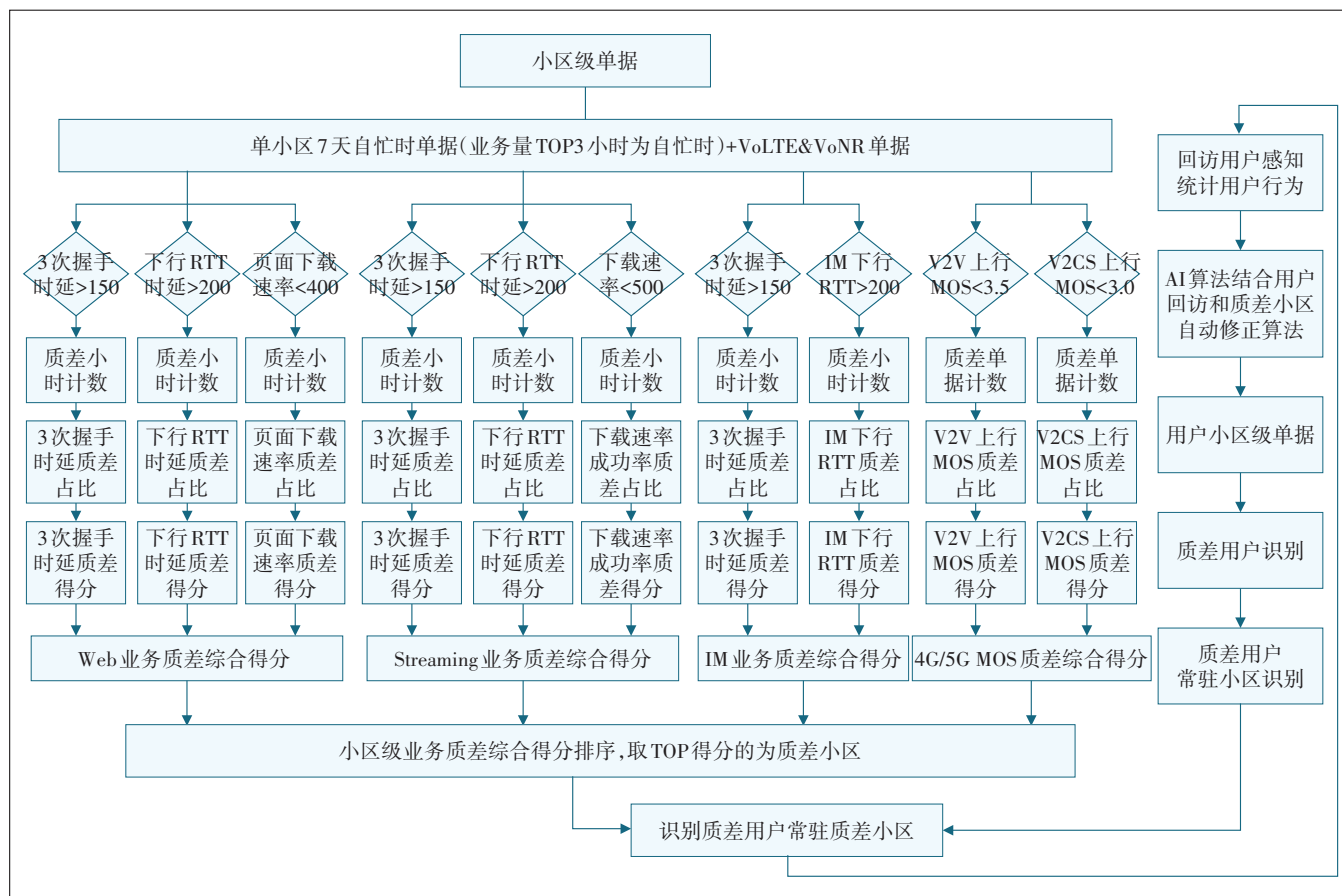


图5 业务质差的判断与质差用户常驻质差小区的识别

与自主优化。

参考文献:

[1] 王永. 科技管理视角下5G技术创新与应用[J]. 科技创新与应用, 2024, 14(8): 16-19.
 [2] 陈宏. 5G通信网络中大数据智能化技术的应用探究[J]. 数字技术与应用, 2023, 41(9): 19-21.
 [3] 张灿, 熊莉君, 王晴, 等. 面向科技创新的大数据知识服务模式研究[J]. 图书馆学刊, 2024, 46(2): 55-59, 65.
 [4] 高立霜, 王海洋, 马玥, 等. 构建运营商数字化转型能力体系[J]. 中国电信业, 2022(10): 19-21.
 [5] 程新洲, 贾玉玮, 成晨. 数据驱动的网络智能运营体系思考[J]. 信息通信技术与政策, 2021, 47(6): 68-73.
 [6] 王磊, 王西点, 程楠. 基于大数据技术的智能化无线网络优化体系[J]. 电信科学, 2015, 31(12): 161-165.
 [7] 张平, 崔琪楣, 侯延昭, 等. 移动大数据时代: 无线网络的挑战与机遇[J]. 科学通报, 2015, 60(Z1): 433-438.
 [8] 李治国. 面向5G的移动网络用户感知大数据分析体系研究[J]. 移动通信, 2016, 40(22): 31-35.
 [9] 3GPP. 5G; NR; NR and NG-RAN overall description; Stage-2; 3GPP TS 38.300[S/OL]. [2023-10-08]. ftp://ftp.3gpp.org/Specs/.
 [10] 陈云柯, 葛裴. 大数据技术在5G通信网络中的应用[J]. 科技资

讯, 2023, 21(18): 25-28.

[11] 宋寒业. 5G手机市场占有率近50%[N]. 中华工商时报, 2023-07-21(6).
 [12] 王成洁, 吴鹏, 马捷, 等. 电力共享杆塔与5G基站布点匹配模型构建及测算[J]. 全球能源互联网, 2023, 6(3): 297-307.
 [13] 江溶. 人工智能时代文化消费促成新业态生成研究[D]. 济南: 山东师范大学, 2023.
 [14] 傅文军, 胡曼宁, 吴海明, 等. 5G专网在新一代数字能源的创新实践[J]. 中国仪器仪表, 2023(3): 50-54.
 [15] 罗锐, 黄鹂声, 张振宇, 等. 5G网络环境下的网络视频质量分析[J]. 兰州交通大学学报, 2022, 41(6): 54-61.
 [16] 武东东. 探讨5G通信网络中大数据智能化的应用[J]. 智慧中国, 2022(12): 72-73.
 [17] 陈昕雨, 凌纪伟. 大数据助力5G时代[J]. 人民周刊, 2017(16): 46-47.

作者简介:

毕强, 毕业于长春邮电学院, 正高级工程师, 硕士, 主要从事通信行业网络技术研究、网络优化、电联共建共享技术研究和管理工作; 吴彦涛, 毕业于长春邮电学院, 高级工程师, 学士, 主要从事通信行业无线网络优化、网络运营和演进等技术管理工作; 张冠楠, 毕业于北京大学, 正高级工程师, 学士, 主要从事通信行业无线网络优化、网络规划等技术支撑工作。