

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210807

# 一种具有自学能力的用户感知人工智能测量方法

王丽莉

(中国移动通信集团海南有限公司 海口 571250)

**摘要:** 用户感知分析体系对运营商网络运维各环节均有重要的支撑作用,是提升网络竞争力的重要保障,但网络及业务的变化,对感知分析带来了新的挑战。本文分析了现网主流的感知分析体系原理,指出其在效果、成本等方面的劣势,进而提出一种两阶段的用户感知测量和分析框架,第一阶段通过对大量业务模型的学习建立一套通用的单项业务感知质量的量化评估模型;第二阶段构造出一种准无监督的机器学习模型,使得该满意度评估方法具备自学习的能力能够适应网络的动态变化,同时可以将网络短板定位到具体小区和具体业务,大大提高了方法的实用性和可用性。现网分析表明,该方法的查全率、查准率远高于传统方法,实践中基于本方法的满意度修复准确度、修复资源投入双优于传统方法。最后对该体系在能力、效能、运营等方面的演进前景进行了展望。

**关键词:** 人工智能;感知分析;满意度

**中图分类号:** TN98    **文献标识码:** A    **国家标准学科分类代码:** 510.4030

## An AI measurement method of user perception with self-learning ability

Wang Lili

(China Mobile Group Hainan Co., Ltd., Haikou 571250, China)

**Abstract:** User Perception Analyzation System (UPAS) plays important supportive role in maintaining every step of network operation and maintenance for communication carrier. However, the consistently changing of network and its relevant businesses bring forth great challenge to the perception analyzation. Based on the UPAS theory, this research first investigated its possible drawbacks on benefit and cost, and proposes a two-stage user perception measurement and analysis framework. In the first stage, a general quantitative evaluation model is constructed for evaluating single service quality. In the second stage, a quasi-unsupervised machine learning model is constructed, so that the satisfaction evaluation method has the ability of self-learning to adapt to the dynamic changes of the network. It can reduce the shortcomings of the network to specific cells and specific services that can greatly improves the practicability and usability of the method. The analysis from the existing network shows that the recall rate and precision rate of this method are much higher than those of the traditional method. Finally, the future evolution of the system in capacity, efficiency and operation are viewed.

**Keywords:** artificial intelligence; perception analyzation; satisfaction grade

## 0 引 言

用户感知分析体系是通信运营商评估分析用户体验的手段,高效精准的用户感知分析对“规建维优营”各环节均有重要的支撑赋能作用。在规划建设环节,可以运用感知分析结果指导网络的建设与扩容,提升资源投入产出比;在维护优化环节,通过对质差感知事件在网络拓扑中聚类,可以有效挖掘网络端到端各环节存在的潜在隐患及性能堵点,开展预防性维护及质量优化工作;在运营服务环节,基于各类业务感知分析数据构建的用户综合体验打分可以识

别低满用户,开展满意度修复、挽留潜在离网用户。

鉴于其重要价值,各主流运营商、设备商、网管厂家均投入大量资源进行研发,产生了以中国移动集中性能管理体系为代表的经典实践<sup>[1]</sup>。但是在进入移动互联网时代后,各类应用百花齐放、云管端台组网日趋复杂,传统模式在新环境下暴露出业务适应面窄、运行成本高、效果下降等系列问题<sup>[2-4]</sup>。而随着运营商网络、业务系统相关大数据的持续积累,人工智能(artificial intelligence, AI)技术的不断突破,基于 AI 的用户感知分析体系正在萌发<sup>[5]</sup>,但仅基于有监督学习的方法对现网数据进行学习,存在模型适应性

差,无法随动态网络改变而改变的问题,在实践中往往还要求能进一步指出问题的小区(位置)和具体的短板业务,以利网络优化人员开展更有针对性的提升工作。

本文首先对主流的传统感知分析体系进行梳理,指出其存在的固有缺陷;之后根据近年来现网的实践,提出一种基于 AI 的新型感知分析体系,重点论述其体系框架与系统架构;随之给出基于该体系的典型应用、4/5G 低满用户挖掘方法,以佐证该体系的先进性;最后对该体系后续在系统能力、现网应用的演进方向进行展望。

### 1 传统感知分析体系的问题

#### 1.1 基于 KPI 的感知分析体系

通信网感知领域的关键性能指标(key performance indicator, KPI)概念由电信管理论坛 TMF 提出,其思路是通过定义一组基于网络及网元运行情况的指标来描述用户业务感知<sup>[6]</sup>。在现网部署中,KPI 指标通常由操作管理中心(operation management center, OMC)收集网元生成的各类基础计数器汇总计算得到。基于 KPI 的感知分析体系也即通过挖掘 KPI 的劣化原因实现对感知质差的分析,通常采用的方法有失败原因值聚类、多项 KPI 关联分析等。以 4/5G 业务为例,主流的 KPI 如表 1 所示。

表 1 4/5G 业务的 KPI

业务	KPI 指标类型			
数据业务	附着成功率	位置更新成功率	切换成功率	PDN 连接建立成功率
语音业务	接通率	掉话率	注册成功率	eSRVCC 切换成功率

KPI 感知体系存在以下两方面问题。一是其更偏向网络流程质量分析,更适合端到端均由运营商城内网元承载的业务评估。如 4/5G 的 KPI,通过接通率、掉话率、eSRVCC 切换成功率基本可描述用户语音业务感知,但是数据业务 KPI 仅能描述用户数据连接的质量,无法表征用户浏览网元、视频、游戏等业务体验。其原因在于数据业务运营商网络只提供管道,网元无法低成本统计内容侧指标。二是难以实现端到端感知指标分析。例如因为网元侧打点只能统计端到端中的分段时延、媒体质量,且网元间统计值无法合并,4/5G 语音 KPI 难以实现接续时延、MOS 的分析。问题根源在于基于 KPI 的端到端分析往往需要同厂家组网以实现多网元关联,在现网条件下不具备条件。

#### 1.2 基于 KQI 的感知分析体系

关键质量指标(key quality indicator, KQI)概念也是由 TMF 提出,相比 KPI 其更强调面向具体用户业务过程感知的指标体系构建,以期直接表征感知<sup>[7]</sup>。在实际落地中,KQI 指标通常采用在网络中外置深度报文检测(deep packet inspection, DPI)进行业务建模与分析,部署多层级

探针进行业务模拟拨测等方式生成。基于 KQI 的感知分析体系由两阶段构成,先在 KQI 层面进行质差挖掘,再由 KQI 向 KPI 的映射实现质差问题的分析及根因定界定位。仍以 4/5G 业务为例,主流的 KQI 如表 2 所示。

表 2 4/5G 业务的 KQI

业务	KQI 指标类型				
浏览业务	页面响应成功率	页面显示成功率	首页加载时延	首屏加载时延	下载速率
视频业务	播放成功率	xKB 启动时延	播放卡顿时长	播放卡顿占比	下载速率
语音业务	接通率	掉话率	eSRVCC 切换成功率	接续时延	MOS 值

KQI 感知体系存在以下 3 方面问题。1)业务建模复杂、部署成本高。不同类型业务需要的 KQI 不同,不同服务提供商实现同类业务的技术细节不同,同一服务提供商的业务实现框架及协议也在持续演进,同一服务商的业务地址受其内容调度策略影响快速变化;以上 4 方面原因共同导致需要长期投入大量资源进行 KQI 模型跟踪刷新,成本极高。2)难以对加密流量建模。随着 HTTPS 和服务提供商私有协议的持续部署,无法精确识别的流量占比已到达 30%,使用流量特征提取方式建模的准确率低、无法满足 KQI 需求。3)暂无较理想的 KQI 间 KPI 映射方法。TMF 给出了建议映射方法如图 1 所示,但是存在不能聚合不同量纲、不同意义的指标等缺陷<sup>[8]</sup>。相关学者提出的 K2K 等算法,适用于 KPI 构造 KQI,难以反向建模。在实际部署中,KQI 向 KPI 的映射多数基于专家经验给出相关性,无法较好实现 KQI 劣化时的精准问题定位,导致 KQI 感知体系缺乏解决问题的闭环能力。

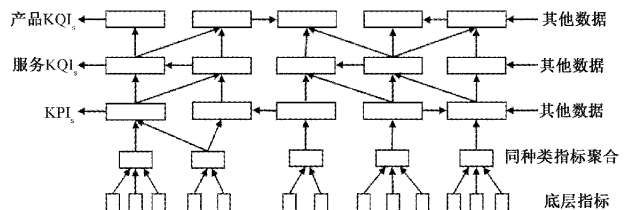


图 1 关键指标层次图

## 2 基于 AI 的感知分析体系

### 2.1 感知分析体系设计思路

感知分析体系的设计需要考虑两个关键组成部分,用户感知评估和感知评估结果向网络映射,分别用于描述用户感知情况和对感知质差进行根因分析定界定位。因此体系的质量可以从用户感知评估准确度、评估结果向网络映射有效性、体系部署运行成本 3 方面进行评价。对传统感知分析体系进行分析,可以发现 KPI 感知体系的基本思路是由网络指标对感知体验进行反向拟合,在评估结果分析、部

署运行成本上的优势是以感知评估准确度低为代价的,其整体思路是不适应用户应用繁多的现网环境的。根据现网实践,KQI 感知体系在用户感知评估准确度上表现较好,评估结果向网络映射难、部署运行成本高的根本原因在于运营商无法掌握多数域外业务,无法实现高效的应用层建模。综上,用偏网络底层的 KPI 指标向感知拟合、用偏上层应用层的 KQI 指标直接描述感知均无法实现感知评价体系准确度、有效性、成本的平衡,新的设计思路是寻找一个介于上层应用层 KQI 和底层网络 KPI 间的指标集用于拟合用户感知。

指标集由传输层/IP 层相关性指标、基于用户信令行为构建的用户事件两部分组成。传输层/IP 层性能指标做为管道指标虽然无法直接表征用户感知,但有两方面优势,1)协议相对稳定、不易受上层应用影响,建模成本低、精度高;2)任何应用层感知劣化均会在传输层/IP 层体现,只是不同用户、不同应用劣化阈值不同。用户事件基于一组关联信令建模,准确性极高,可以还原感知劣化时的网络质差行为。此两项指标集的建模均不依赖应用,有很好的网络质差分析有效性和较低的部署运行成本。

在感知评估准确度上,指标集向感知的反向拟合本质是寻找两者间的关联模式,这是基于深度学习的 AI 类算法擅长的领域。AI 算法包括符号主义、连接主义、行为主义、统计主义等流派,连接主义的领军者 Hinton 于 2006 年提出的深度学习是近年来占主导地位的算法<sup>[9]</sup>。虽然深度学习算法存在可解释性差的问题,但是对于感知评估而言,只要算法能较准确给出指标集与感知间的关系模型即可<sup>[10]</sup>。感知评估训练集可采用投诉、实际测试等多种来源数据,具备良好的准确性。

## 2.2 感知分析体系实现

### 1) 感知分析体系实现

AI 感知分析体系框架主要面向难以进行精准业务层建模的域外业务。对域内业务建议整体采用 KPI 感知体系,仅在媒体面感知部分如平均意见得分(mean opinion score, MOS)、单通、断续、卡顿等采用 AI 感知进行补充<sup>[11]</sup>。AI 感知分析框架如图 2 所示。框架包括训练模块、推理模块。为平衡成本与效果,训练针对同业务大类进行。训练输入为由 DPI/探针等数据源构建的传输层/IP 性能指标、用户级 KPI、简化建模 KQI 和由信令构建的用户级事件。用户级 KPI、简化建模 KQI 的引入可以复用传统分析体系积累的关键知识资产、提升模型整体准确度。数据的标注采用用户主观评级感知、来源为投诉、现网测试中的高质量样本。推理结果需要与全量投诉等多源感知数据进行对比以评估模型质量,AI 模型具备跟踪用户感知变化进行演化的能力。

### 2) 感知分析体系实现

感知分析系统包括数据接入层、核心平台层、应用层,整体架构如图 3 所示。在数据接入层,主要通过 DPI 探针、

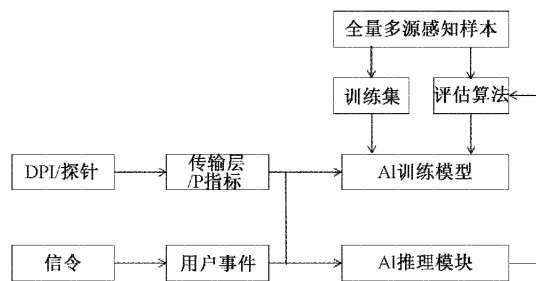


图 2 AI 感知分析体系框架

拨测系统提供网络侧数据,对接数据共享平台实现与其他 B/O 域系统的数据共享,获取网络拓扑、用户画像等关键信息。在核心平台层,需要在传统大数据平台的基础上增加 AI 模块、数据分析模块、数据治理模块,用于支持从新业务感知探索性分析到构建模型的完整流程。AI 模块包括 AI 模型编译器、AI 软件框架两部分,给系统提供算力调用、算法训练与推理能力<sup>[12]</sup>。数据分析模块面向感知分析工程师,提供对新业务的数据挖掘能力,并具备日常分析作业的低代码编排功能,以支撑轻量级应用快速开发。数据治理模块包括元数据管理、数据安全、数据质量管理等功能,用于提升数据质量与可用性,保障数据转化为价值。应用层基于核心平台层提供的各项原子能力及汇聚数据,部署各类可视化应用,并具备与故障中心、质量/性能中心对接能力,从而融入生产流程。

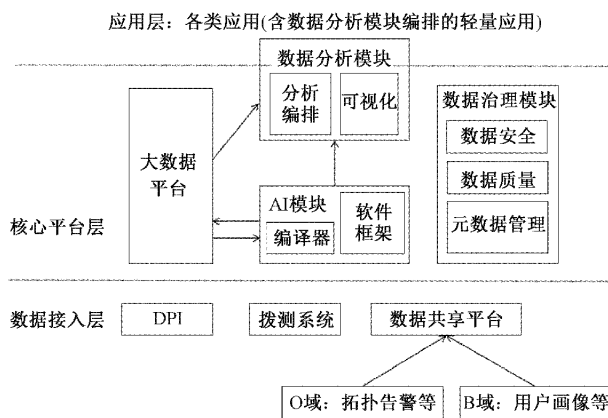


图 3 AI 感知分析系统架构

### 3) 感知分析体系实现

挖掘潜在低满用户是运营商满意度工作的重点之一。网络满意度和业务体验高度相关,4/5G 用户使用的业务类型繁多、场景复杂,低满用户挖掘的难点在于如何准确评估单项业务感知,如何根据各项业务感知评估用户整体体验质量(quality of experience, QoE)。基于 AI 感知分析体系及系统能力,构建一个两阶段挖掘方法可以较好的解决该问题。第一阶段基于 AI 感知分析体系对浏览、视频、游戏、语音等关键业务进行单业务感知评估;第二阶段以单业务感知评估为输入,用满意度测评结果进行标注,复用 AI 感知分析体系的系统和模型,即可构建用户满意度分值预

测模型,实现低满用户的挖掘。方法框架如图 4。该方法以 AI 感知体系为基础,对网络满意度采用层次化分阶段建模,在降低了复杂度的同时、具备清晰的逻辑架构和业务含义。具备对低满用户进行根因定位能力,从而支撑满意度评估到网络优化的闭环。

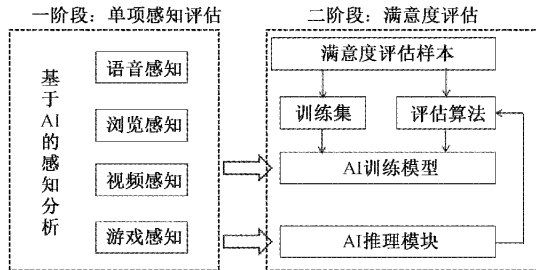


图 4 基于 AI 感知分析的两阶段挖掘法

第一阶段的单项业务感知质量的量化评估,ITU-T 已经发布了一些相关的标准<sup>[13]</sup>,但与网络 KPI 之间的关系无法用一个显示函数表达出来不利于进行相关的数值分析<sup>[14-17]</sup>。以数据吞吐率 KPI 到 KQI 的映射为例,根据 WFL 定律,有:

$$MOS = k \cdot \ln(r) + C \quad (1)$$

不同业务的  $k$  和  $C$  取值不同,与业务要求的最小保证速率  $R_0$  和网络能提供的最大速率  $R_{MAX}$  有关,如图 5 所示。

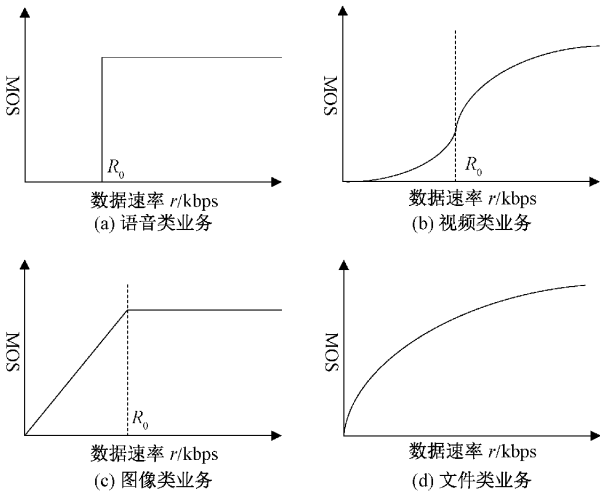


图 5 客户感知与数据速率

利用 RANSAC 算法对式(1)中的系数  $k$  和  $C$  做大数据拟合其结果如表 3 所示。可以看出,除语音业务外,其他业务的均方根误差(RMSE)均小于 0.5。

表 3 各类业务拟合得到的  $k$  和  $C$  值

业务	$k$	$C$	RMSE
语音业务	0.463 7	1.911 00	1.013 0
视频业务	0.850 2	-1.118 00	0.352 1
图像业务	0.833 0	-0.690 50	0.450 4
文件业务	0.705 9	-0.042 86	0.289 8

第二阶段的用户整体满意度(QoE)评估需要将单个小区下发生的全量业务的单项感知评估结果做综合,一方面可以过滤掉单个用户的单次业务行为的偶然性,另一方面可以将低满分析具体化到小区和业务维度,为后续优化提供更有针对性的帮助。在具体实现中,本文建立了一种无监督的机器学习模型(如图 4 所示)解决了传统基于 AI 建立感知分析系统的局限性——系统在异地部署时需要重新训练,网络改变后系统需要重新学习等实际应用问题。AI 推理模块采用 GBDT 迭代决策树算法基于 KPI/KQI 的静态质差门限值推理得到理论 QoE 值,该值用于采用 AdaBoost&LightGBM 自适应提升树算法的 AI 训练模块做有监督学习,从而构造出一套具有自学习能力的满意度评估系统。当网络经过调整或业务模型发生改变,AI 训练模块的计算值与 AI 推理模块的计算值就会存在显著的统计差异,系统会启动自学习过程,对模型进行再训练。

### 2.3 应用成效

#### 1)4/5G 低满用户画像

对某地区长时间采集到的低满意度用户数据进行分析,可以发现满意度低的用户有这些特征:大部分为 4G 用户及 4G 终端(80%);年龄在 25~35 岁(36%);入网时间小于 2 年(51%);ARPU 在 50~100 元(34%);华为(23%)、苹果(22%)终端。低满用户总体画像如图 6 所示。



图 6 低满用户总体画像

如图 7 所示,可以看到该地区的用户主要关注互联网业务,而互联网业务中体验最差的则是家庭宽带业务。因此,当前正在建设千兆城市,全力提升家庭宽带用户感知。

#### 2)算法性能分析

在某地的网络做中随机抽取 100 个小区进行了为期一周的效果检验,取小区级的 QoE 中值与该小区下 30 个用户的问卷调查得分的中值做对比,结果如图 8 所示。

如误差区间取  $[-1, 1]$ ,有 80% 的预测点落在调查的误差范围之内。若两份数据服从方差相同的正态分布,采用 T 检验来检验两份数据是否存在明显差异,P 值为 2.2%,属于非小概率事件,没有理由拒绝原假设<sup>[18]</sup>,也就是说采用该方法计算的 QoE 值能够在一定程度上体现出

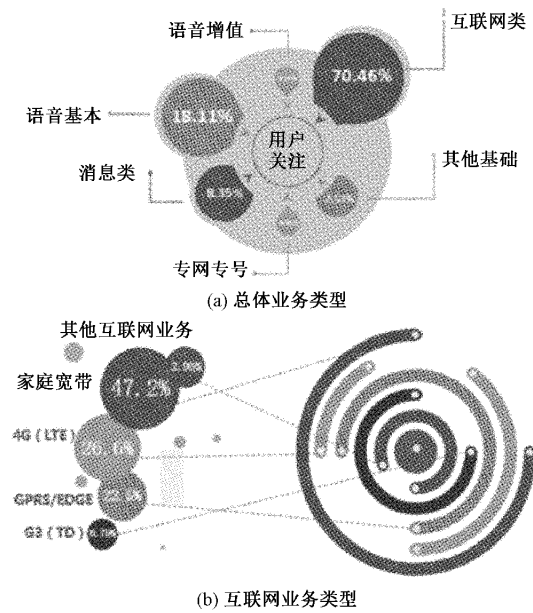


图7 低满用户关注的业务类型

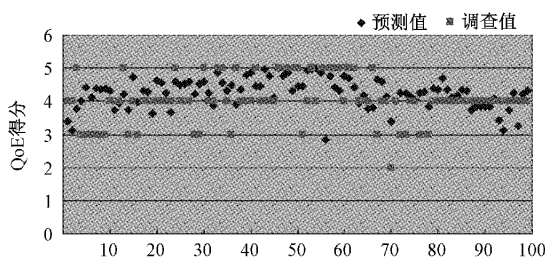


图8 预测值与问卷调查值分布云图

客户感知的实际情况。

在某地区采用本方法、传统基于 KPI/KQI 静态质差门限的低满用户挖掘方法进行比照部署。通过对挖掘结果与真实低满用户比较查全率、查准率的方式进行算法成效评估。最终现网实测数据如表 4,可见本方法的查全率、查准率远高于传统方法。基于本方法的满意度修复准确度、修复资源投入双优于传统方法。

表4 两种低满用户挖掘方法效果对比 %

指标	基于 KPI/KQI 的静态质差门限法	基于 AI 感知分析的两阶段挖掘法
查全率	15	65
查准率	15	60

### 3 结 论

本文提出的具有自学习能力的用户感知人工智能测量方法解决了当前实践中遇到的传统 AI 测量方法存在的局限性,新方法基于一整套通用的单业务感知模型能够动态网络变化,可以自适应调整模型参数,解决了传统方法新系

统需要重新学习和老系统性能下降的问题。现网应用表明,本方法的查全率、查准率远高于传统方法,由于低满意度用户所在位置(小区)和具体业务更明确,优化工作用于修复满意度的响应时间和资源投入双优于传统方法。

随着 AI 向由知识和数据双驱动的第三代范式发展<sup>[19]</sup>,该体系除运用以深度学习为核心的算法外,还需沉淀网络运维、用户感知各领域的知识,形成“用户感知-优化经验-网络拓扑”等多源知识图谱,提升感知质差的定界定位能力。同时,该体系能与目前快速发展的网络智能化进行融合<sup>[5]</sup>,作为感知中枢与执行层智能网元、决策层网络编排等协同,从而具备从感知分析到感知保障的闭环能力。同时与业务、服务相结合,形成“市场-网络-服务”的闭环,更好支撑“建优维营”体系的建立。

### 参考文献

- [1] 李永强,张瑞. 面向用户感知的集中化性能管理模式探索与实践[J]. 移动通信, 2016, 40(14):34-37.
- [2] 董智纯,张扬,周小翠,等. 集中性能管理平台运维研究与探讨[J]. 信息通信, 2017(7):242-243.
- [3] 朱骏. 移动话务网管系统中性能数据采集的设计实现[D]. 北京:北京邮电大学, 2007.
- [4] 柴薪. 上海市移动通信用户感知度测评项目质量管理及评估方法研究[D]. 南京:南京邮电大学, 2018.
- [5] 欧阳晔,王立磊,杨爱东,等. 通信人工智能的下一个十年[J]. 电信科学, 2021, 37(3):1-36.
- [6] 林闯,胡杰,孔祥震. 用户体验质量(QoE)的模型与评价方法综述[J]. 计算机学报, 2012, 35(1):1-15.
- [7] 赵飞龙,梅杓春,余轮. 移动通信网的 QoE 测量及其量化方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2010, 24(3):230-236.
- [8] 倪萍,廖建新,王纯,等. 一种 KPI 映射到 KQI 的通用算法[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(10):2503-2506.
- [9] 中国人工智能产业发展联盟. 人工智能产业知识产权白皮书[R]. 学术与知识产权工作组: 2020.
- [10] SEPPAENEN J, VARELA M, SGORA A. An autonomous QoE-driven network management framework[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2014, 25(3):565-577.
- [11] 钟其柱. 基于机器学习分析 VoLTE 视频通话质量的研究及应用[J]. 电信科学, 2020, 36(3):156-165.
- [12] 中国信息通信研究院. 人工智能发展白皮书-技术架构篇[R]. 机器人技术与应用: 2018.
- [13] ITU T S S. Terms and definitions related to quality of service and network performance including dependability[J]. Recommendation E, 1994, 800.
- [14] SU Z, XU Q, QI Q. Big data in mobile social networks: A QoE-oriented framework [J]. IEEE

- network, 2016, 30(1): 52-57.
- [15] 邹保平. 基于用户感知度模型的新型客户业务型态应用[J]. 国外电子测量技术, 2018, 37(4):118-123.
- [16] 吴玉峰, 李建, 阮雅端, 等. 基于 BP 神经网络 QoS 到 QoE 映射模型[J]. 电子测量技术, 2016(1):84-87.
- [17] 张大陆, 张起强, 胡治国, 等. IP 网络中视频流 QoE 评价模型[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(3): 83-87.
- [18] 盛骤, 谢式千. 概率论与数理统计(第二版)[M]. 北京: 高等教育出版社, 2009.
- [19] 张钹, 朱军, 苏航. 迈向第三代人工智能[J]. 中国科学:信息科学, 2020, 50(9): 1281-1302.

#### 作者简介

王丽莉, 高级工程师, 主要研究方向为移动通信、人工智能、大数据和数据中心建设等。

E-mail:wanglili@hi.chinamobile.com