



专题：通信与 AI 融合

基于行为画像的物联网业务保障方法

赵龙刚¹, 刘汉生¹, 王峰¹, 狄爽²

(1. 中国电信股份有限公司研究院, 北京 102209; 2. 中国电信集团有限公司, 北京 100032)

摘要：物联网终端具有客户基数大、生产厂商多、应用场景复杂的特点，在日常维护过程中存在质差标准难以统一、定位定段困难的问题。针对上述现象提出一种基于行为画像的业务保障方法。首先基于关键指标分布特征构造企业质差指纹模型，借鉴统计学习中均值漂移聚类的思想，实现质差指标体系的准确搭建。然后针对调测终端与质差终端难区分、弱覆盖终端难识别等问题，构建了单客户质差行为画像，有效保证了模型的准确性。最后在现网环境进行了试点和分析，为物联网业务保障提供借鉴和参考。

关键词：物联网；质差识别；根因分析

中图分类号：TP929.5

文献标识码：A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2021113

IoT business guarantee method based on behavioral portrait

ZHAO Longgang¹, LIU Hansheng¹, WANG Feng¹, DI Shuang²

1. Research Institute of China Telecom Co., Ltd., Beijing 102209, China

2. China Telecom Group Co., Ltd., Beijing 100032, China

Abstract: IoT terminals have the characteristics of large user base, many manufacturers and numerous scenarios. It is difficult to unify the standard of poor quality and to locate the segment in the routine maintenance process. Aiming at the above phenomenon, a business guarantee method based on behavior portrait was proposed. Firstly, based on the distribution characteristics of key indicators, a fingerprint model of enterprise quality deficit was constructed, and the idea of mean shift clustering in statistical learning was used to realize the accurate construction of quality deficit index system. Then, to solve the problem that it was difficult to distinguish between the measurement terminal and the poor quality terminal, and it was difficult to identify the weak coverage terminal, a single user poor quality behavior portrait was constructed to effectively ensure the accuracy of the model. Finally, the pilot and analysis were carried out in the current network environment to provide reference for the IoT business guarantee.

Key words: internet of things, poor quality identification, root cause analysis

收稿日期：2021-04-05；修回日期：2021-05-10

通信作者：刘汉生，liuhsh@chinatelecom.cn

基金项目：国家重点研发计划基金资助项目（No.2019YFB1802501，No.2019YFB1802504）

Foundation Items: The National Key Research and Development Program of China (No.2019YFB1802501, No.2019YFB1802504)

1 引言

随着 5G 时代的到来,物联网产业生态得到迅猛的发展,开卡终端数和客户数也迎来了快速增长^[1]。但在业务快速扩张的同时也出现了许多保障难题。一方面,与传统业务相比,物联网业务流程长、环节多,涉及终端侧、无线侧、核心网侧、物联网专网、应用平台等多个节点^[2](如图 1 所示)。当出现故障时,常常需要跨专业多部门逐级人工定段排查,不仅沟通成本较高,而且极易出现部门间推诿的情况,导致排障时间偏长。另一方面,物联网在行业应用场景繁多,包括高校、高铁、商业区和写字楼等情况。在各种复杂应用场景与客户业务行为的相互影响下,由于所处的客户群体的使用特征不同,其表现的业务特征和网络指标也会有所差异,给网络弱覆盖优化与质差识别挖掘工作带来了很大的难度。

在传统物联网优化领域,质差识别与弱覆盖挖掘主要依靠客户投诉和人工经验关联优化模式,或者基于整体网络连接成功率与设备附着成功率等指标进行评估^[3]。与移动通信网络和宽带网络不同,物联网服务对象为物而非人,终端本

身并不具备感知或反馈的能力,基于客户申诉的被动式优化手段已经难以满足产业需求,需要保障方提供更为精准的态势感知和质量评估能力^[4]。同时,基于人工经验的优化模式或基于全网整体指标的评估模型,无法适配高度多样性的终端产品形态^[5],实现覆盖全业务的质差优化较为困难。

目前,业内物联网保障仍然缺乏智能化感知方法,因此本文基于物联网业务行为特性,考虑引入人工智能和大数据技术,提出一个统一的端到端物联网质差识别及定位系统。基于该系统架构设计,介绍了智能端到端业务保障流程,主要包括指标体系搭建、客户行为画像质差分析和端到端定位定段算法研究。并通过系统落地实践验证方案的有效性,为网络智能运维提供借鉴和参考。

2 物联网业务运营的需求与挑战

物联网业务呈现流程繁、规模大、环节多的特点,故障发现与定位困难的问题日益显著,亟须对物联网客户端到端的业务质量进行更有效的质量监控及故障定界定段。结合物联网业务保障现状,经前期与省公司运维运营人员、企业客户

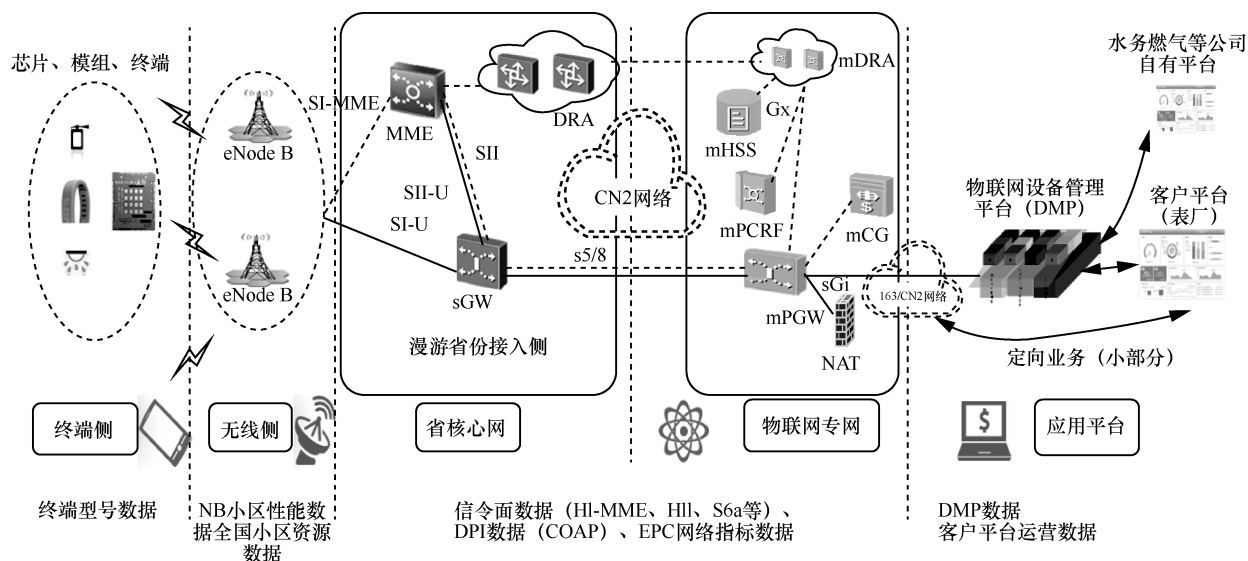


图 1 物联网端到端网络架构



沟通，总结物联网业务保障以下 4 点需要重点解决的问题。

(1) 缺乏预见性维护机制，客户满意度较低

目前，网络质差、终端故障、平台连接失败等原因会导致物联网业务上报失败，影响客户正常生产，进而遭到客户投诉与质疑。因此需要建立一种量化客户业务体验感知指标体系，尽早消除潜在隐患，提升客户满意率。

(2) 缺乏业务量化感知指标体系，难以适配业务多样性

由于目前维护方式重点关注网络类指标，但网络指标优良并不一定业务稳定，亟须对业务类指标建立感知体系。同时物联网终端设备具有场景繁、品牌多、更新快的特点，不同厂商、不同型号的业务感知指标评价方法在存在相似性的同时也存在较大的差异性，在某一型号下的成熟感知评价模型很难适配多种厂商或多个型号。因此，需要在总结通用指标的同时，针对各行业差异提炼专有指标。

(3) 缺乏智能化定位定段策略，人工运维费时费力

现阶段，客户投诉后，运维人员一般对平台侧、核心网侧、小区无线网侧、终端侧层层进行人工排查，涉及物联网公司、网络操作维护中心（network operation center, NOC）、客户维护服务中心多个部门，处理费时费力。同时由于上层质差可能导致群障质差，需要对告警按区域或企业进行合理归并，降低重复性工作，提升工作效率。

(4) 缺少闭环预警排障系统，部门间协同困难

由于物联网业务涉及部门范围广、涵盖终端多、流通环节长，且需人工质差定段，需要较高的协调沟通成本。可采用数字化手段，打通部门壁垒，在系统内实现质差识别、智能定段、工单整治全流程闭环操作^[6]。为方便运维人员准确定位相关终端，系统需要对识别的质差终端能输出关联信息（如号码、企业、位置等），能对因欠费

等原因造成的质差进行过滤。为方便运维人员准确定位相关终端，需要对与质差相关的信息进行输出。同时由于少量终端处于待调测或欠费状态，极易被误判为质差，需要准确过滤筛选，减少误告警。

3 物联网端到端业务保障方案

针对上述物联网运营过程中亟待解决的问题，构建覆盖全流程的物联网业务保障系统势在必行。其核心是打通各环节专业壁垒，建立分企业分产品量化感知指标体系，实现故障精准定位，协助运维人员快速高效地提升业务感知。物联网业务包括网络接入、服务接入、网络切换、服务切换 4 个部分，横跨客户平台侧、物联网平台侧、核心网/专网侧、无线侧和终端侧多个环节，可以采用大数据采集技术汇聚各阶段日志数据，基于业务画像及网络感知实现质差精准识别，通过历史故障因果关系完成快速定位定段。基于此在上层构造实时的客户质量监控及质差诊治应用，明确业务质差的影响因素与责任划分，并对接现有电子工单系统完成派发闭环，实现日常隐患的高效优化。具体架构如图 2 所示。

3.1 全流程感知指标体系搭建

为满足多样的、动态变化的行业客户业务需求，首先需要灵活完备的指标感知体系。物联网质差感知指标体系如图 3 所示，在已有的通用网络类指标感知指标基础之上，增添了业务类和客户感知类指标。指标体系包括网络层、业务层和客户感知层 3 层架构。其中，网络层和业务层主要提取通用指标（如无线连接成功率、寻呼拥塞率、终端在线率等），重点关注终端的接入及网络的连通，保障客户业务稳定可用；客户感知层则针对不同行业的业务特点，研究不同客户的需求差异，筛选得到客户最关注的业务指标，力争做到在客户感知质差前消除隐患，实现精准防治。

三层感知指标体系的搭建，使物联网业务保

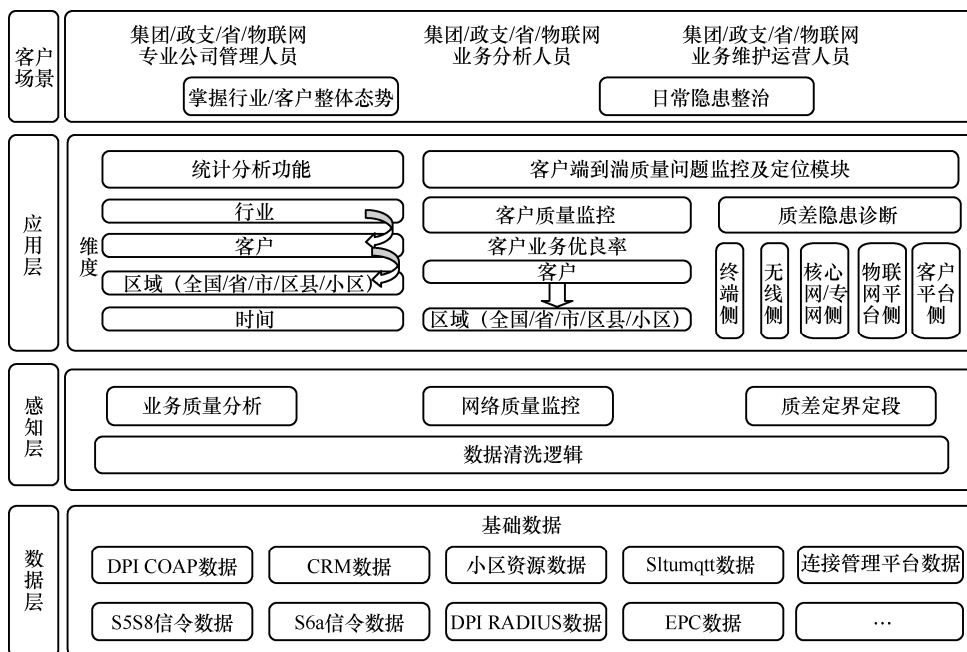


图2 物联网业务保障系统分层架构

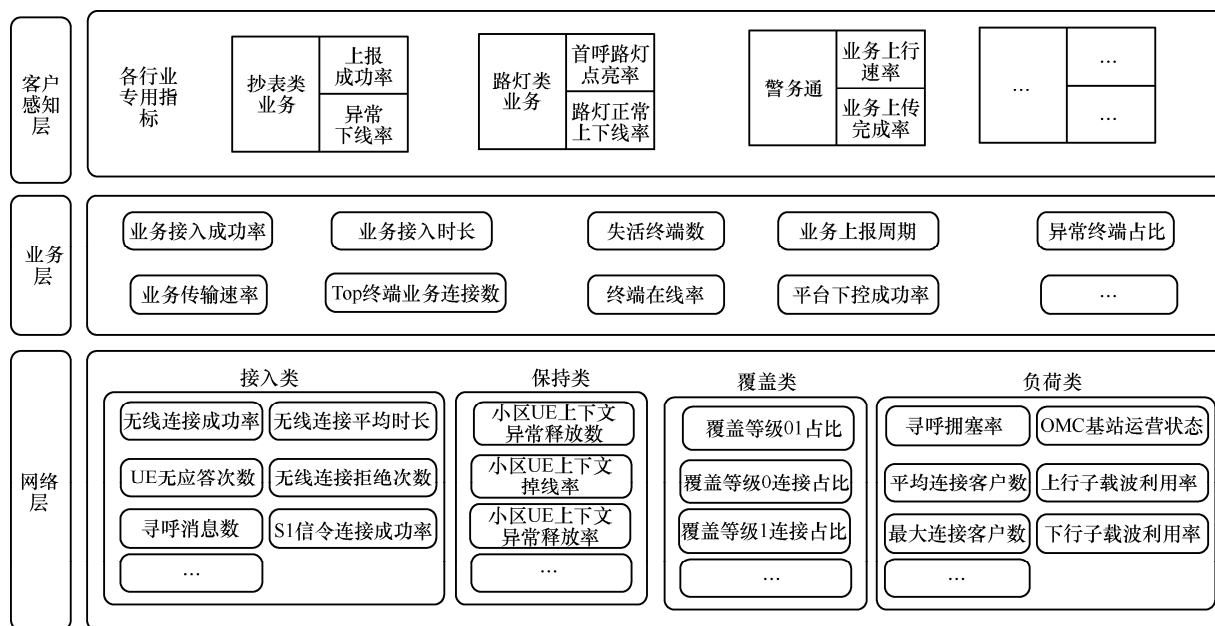


图3 物联网质差感知指标体系

障从传统的网元类指标保障升级至业务网络双提升模式。借助统一数据湖技术^[7]完成网络与业务感知全量数据采集,利用 Spark、Hadoop 等大数据处理技术实现各指标的快速计算,形成实时准确的感知研判体系。三层指标至下而上,重要程度依次增强,越往上层指标与客户体验相关性越

强。感知层保障优先级最高,触发一般需要立刻派单整治;网络层的重要性则相对较低,可以采取预警结合观察研判的方法进行防治。

3.2 基于大数据画像的业务质差识别研究

3.2.1 企业指纹库构建

上文介绍了全流程感知指标体系的搭建,指



标体系可以分为面向网络指标及面向业务和客户类指标。目前，网络指标已有成熟的感知评估体系，通过设定网络连接成功率、网络传输时延等关键绩效指标（key performance indicator, KPI），超过阈值触发告警，有效保障了网络质量。但日常运维中经常出现网络感知优良但客户申诉业务异常的情况，如异常下线、无法注册、终端失活等。与网络指标较为平稳不同，由于物联网终端的使用场景及厂商偏好设置的不同，业务行为存在相似性的同时也存在较大的差异性。如水表气表等抄表类业务，使用物联网卡重点是实现数据智能上传，因此客户对上行包是否发送成功较为关注；而路灯等寻呼类业务，重点是接收路灯开关下控指令，较高的下控成功率是保障业务平稳运行的关键。同时由于同一形态终端开发厂商不同，设定的上报周期、心跳频率等业务指标也有较大区别，需要分企业建立特征指纹库。

首先，基于已有历史终端业务数据，构建分产品分企业单客户单日特征宽表，并在此基础上结合专家经验筛选特征提取物联网终端质差特征矩阵；然后基于滑窗聚类算法寻找指标中心点，并基于密度分布情况粗粒度估算指标偏移情况^[8]，形成企业特征指纹库。具体步骤如下。

步骤 1 针对单一指标或多个相关性较强指标集合（如单日业务上报次数、单日注册次数与注册成功率），确立滑动框半径 a ，随机选取点 O 为中心点，记录滑动框中覆盖点数。

步骤 2 滑动框每次迭代均向覆盖点数会更多的方向迭代，即滑动窗口不断向覆盖点密度更大的区域移动；上述多个随机点会产生多个滑动框，取框中值最大 3 个点作为初步中心点。

步骤 3 根据上述步骤产生的多个初步中心点为中心，调节涵盖半径 r ， r 调节机制为 $\frac{X_1 - X_2}{r_1 - r_2} > \theta$ ，其中 θ 为调节因子，被用来调整范围， X 为覆盖的点数，若最终多个中心点及半

径有重叠，进行归并合并，完成初步企业质差指纹库构建。

根据物联网业务特点，企业指纹库共提取时间及统计特性、注册激活特性、平台下控特性、终端上报特性、平台响应特性、消息队列遥测传输（message queuing telemetry transport, MQTT）协议特性六大类十九维特征，基于各特征与质差终端的相关性，筛选得到显著特征，并结合上述企业质差指纹库构建方法，形成差异化的终端质差企业画像，见表 1。

3.2.2 单终端业务行为画像研究

企业指纹库搭建能在粗粒度确定各业务指标区间，能够满足大部分情况下的分企业分产品业务感知要求。但在试点过程中发现，同一终端应用在不同的业务环境中，其业务行为会发生较大差异。以抄表类水表终端为例，一般状态下其单日业务上报集中在 5 次以内，但在高校等需要频繁计费的场景下单日业务上报可能达百次以上，单纯地依靠企业画像质差识别，很容易将其误判为频繁上下线。同时，在终端安装调试时，经常会人工产生大量失败注册包，与质差业务区分较为困难。此外，终端是否在平台注册、终端网络是否覆盖良好等特性在企业维度均很难体现，需要建立面向单终端行为画像特征，进而精确描述终端行为特性。目前，结合物联网业务行为，单终端画像主要记录业务上报、平台注册、基站切换 3 个维度。

（1）单终端业务上报特性

终端上报次数与所属企业相关程度较低，与所属应用场景表现强相关。基于此规律，通过统计各终端历史平均上传频率，针对每个终端设置不同的上传上限阈值，进而识别终端异常上报。

（2）终端平台注册特性

由于目前录入终端管理系统显示为“在用”的终端中，存在实际属性为调测终端的情况。而调测终端一般尚未在平台中注册，其注册类输指标全为

表 1 物联网业务感知通用关键指标

指标类别	指标名称	指标描述
时间及统计特性	业务传输周期	客户各应用层协议传输周期
	COAP 请求次数	客户不同应用层协议业务建立次数
	COAP 成功率	客户不同应用层协议上报及下控类业务建立质量
注册激活特性	上 con 请求次数	客户上 con 包业务单日建立次数
	上 con 成功率	客户上 con 包业务质量
	上 con 成功标识	终端单日上 con 包业务, 是否有成功记录
	上 con 时延	客户上 con 包业务发送时延
平台下控特性	下控请求次数	客户下控类业务单日建立次数
	下控成功率	客户下控类业务质量
	下控成功标识	终端单日上下控类业务, 是否有成功记录
	下控时延	客户下控类业务发送时延
终端上报特性	上行 non 请求次数	终端单日上行 non 包发送次数
	上行 non 心跳周期	心跳包发送周期
	上行 non 业务周期	业务上报周期
平台响应特性	下行 non 重传次数	终端单日上行 non 包重传次数
	下行 non 平均时延	平台响应质量
MQTT 相关指标 (采用 MQTT 协议)	MQTT 业务建立成功率	客户不同应用层协议的业务建立质量
	TCP 建链成功率	物联网终端发起的 TCP 请求报文 (SYN flag) 和 TCP 建立响应报文 (Ack flag) 之间 TCP 会话能成功响应并传输完成的比例
	TCP 建立平均时延	物联网终端发起的 TCP 请求报文 (SYN flag) 和 TCP 建立响应报文 (Ack flag) 之间所经历的时长

超时或失败, 极易与质差终端混淆。为解决上述问题, 针对单个终端设计历史上行注册行为的统计指标, 只要历史行为中有一次以上的平台注册成功即认为是在用终端, 否则为待调测终端。

(3) 终端对应基站切换特性

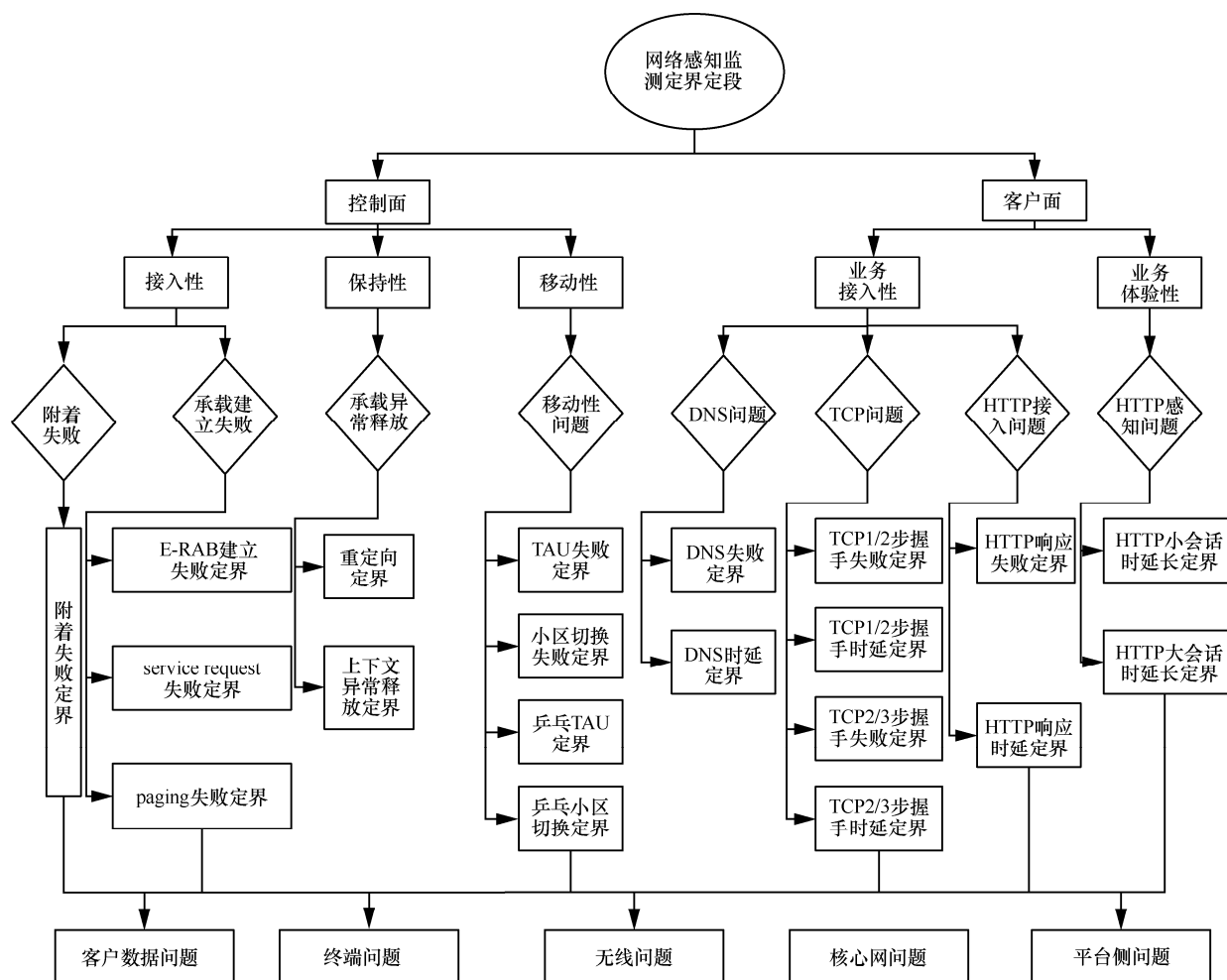
经过质差终端分析, 发现部分质差客户接入小区频繁切换, 疑似质差原因为网络弱覆盖。因此在建立单终端客户行为画像时, 通过记录其最近 3 日接入的小区, 若该终端确为质差, 对比其历史接入小区切换的频繁程度, 若频繁切换, 作为网络弱覆盖辅助依据。

3.3 端到端定位定段算法研究

在质差完成排检后, 需要及时定段定位, 联

系维护人员快速响应。物联网手工故障定段定界过程如图 4 所示, 目前物联网网络指标感知定段定界已形成体系化的手工维护方法。但由于涉及环节众多, 需要层层排查, 费时费力, 很容易发生误判。具体而言, 在当前的物联网业务中, 当收到客户报修, 例如上报投诉物联网终端无传输数据等情况时, 物联网业务平台运维人员首先会人工关联无线网侧的 KPI, 以进行无线侧排查; 随后, 运维人员再人工检测平台侧、核心网侧连接数据是否正常; 之后再派遣外勤人员等赴现场排查异常终端等问题。

在此, 由于物联网异常定位涉及终端侧、平台侧、无线小区侧、核心网侧等多个环节, 人工

图4 物联网手工故障定界定过程^[1]

审查定位费时费力。更关键的是，由于物联网系统中各个环节间耦合紧密，基于简单的相关性指标难以准确定位异常的根本原因。如果上层环节发生异常后，通常会发生群障告警，往往容易定位至浅层，难以定位根本原因^[9-10]。本文探索一种基于因果学习的物联网质差根因定位方法，主要步骤如下。

(1) 根因图构造

采集历史异常根因样本，并且结合本业务领域专家知识对相关根因进行补充；如图5(a)所示，首先构造所有异常结果与异常原因的全连通图，删除条件相互独立的相邻节点之间的连接，并根据历史根因关联及本业务领域专家知识确立

连接方向。

(2) 根节点前向溯源

如图5(b)所示，从根节点出发计算相邻节点异常指标相关程度，持续前向遍历，直至节点之间的相关程度低于阈值。

(3) 因节点后向游走

如图5(c)所示，从原因节点到根因节点进行后向游走，基于该原因节点的后向节点与该原因节点的兄弟节点之间的异常指标相关程度评估是否后退回该原因节点的父节点。

(4) 物联网异常根因判定

综合所述根节点前向游走步骤和所述因节点后向游走步骤的检测结果，以相关系数与历史转

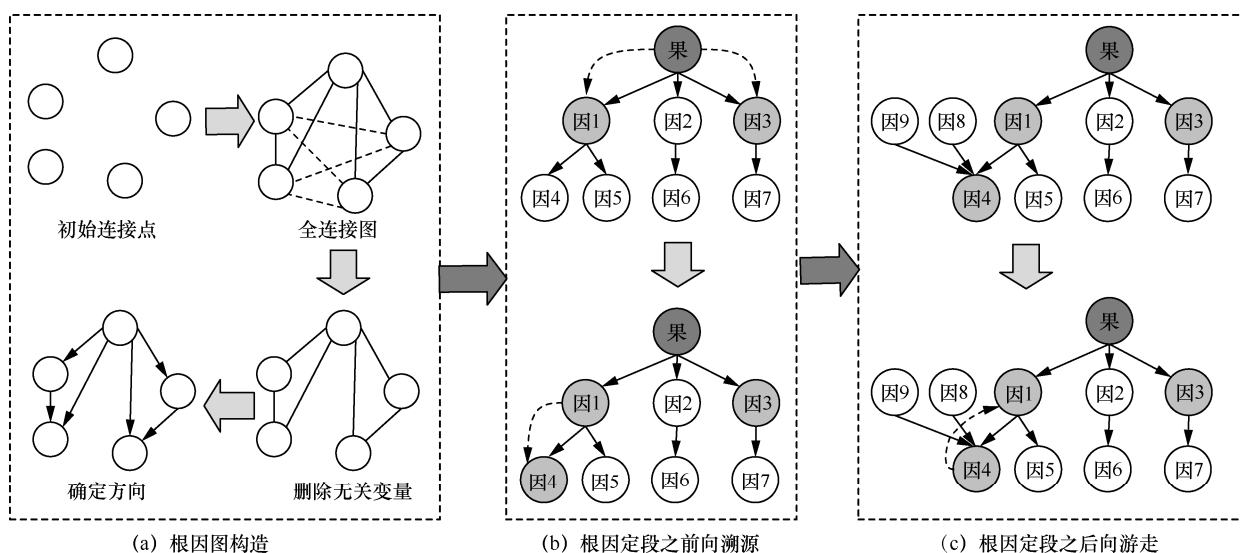


图5 定位定段流程

移概率加权, 输出导致物联网异常的最终根因判别结果。

3.4 物联网端到端业务保障能力应用实践

3.4.1 案例实践

以物联网 NB 水表在某运营商中部 A 省 B 企业为例, 介绍质差分析及界定定段相关实践过程。其月活跃 NB 终端约 10.1 万个, 安装该终端 NB 小区约 0.11 万个(只统计部署该类型终端 30 个以上小区)。

(1) 企业指纹库构建

由于网络感知指标随业务场景变化不大, 且相关定义已较为成熟, 水表及其他产品均采用统一指标及阈值进行质差识别, 具体见表 2。网络类感知指标由无线网、承载网、平台侧 3 部分组成, 当网络类指标出现轻度质差且业务感知良好时, 前期先预警观察; 若业务及客户感知出现质差波动, 则派发维护工单, 并利用相关网络指标变化情况辅助界定定段。

表2 物联网网络感知关键指标及质差区间

指标类别	指标名称	指标描述	质差区间 (在[0,100%]之内)
无线网	RRC 建立成功率	eNodeB 收到 UE 的 RRC 连接请求后为其建立 RRC 连接的成功率	<90% (在[0,100%]之内)
	NB-IoT 小区上行子载波利用率	NB-IoT 小区内上行使用的子载波资源的利用率	>30% (在[0,100%]之内)
	NB-IoT 小区 01 覆盖占比	NB-IoT 小区内等级 0 与等级 1 覆盖小区比例	<70% (在[0,100%]之内)
	NB-IoT 小区下行子载波利用率	NB-IoT 小区内下行使用的子载波资源的利用率	>30% (在[0,100%]之内)
	PRACH 信道占用率	接入信道占用率	>30% (在[0,100%]之内)
承载网	附着成功率 (排除客户原因)	去除客户原因外的 NB-IoT 小区的 EPC 附着成功率	<95% (在[0,100%]之内)
	PGW/NAT 带宽峰值利用率	PGW/NAT 上联 CE 电路总带宽峰值利用率	>50% (在[0,100%]之内)
	承载成功率	PDP 连接利用率	>50% (在[0,100%]之内)
设备管理平台	北向推送成功率	从 IoT 平台向厂商服务器推送客户上报数据等信息的成功率	<80% (在[0,100%]之内)
	北向命令下发成功率	从 IoT 平台向终端发送命令的成功率	<80% (在[0,100%]之内)



水表是典型的监测上报类业务，其以上行通信为主，下行通信为辅，因此业务感知分析时重点关注激活特性和终端上报特性类指标。由于产品规格和客户习惯的差异，不同企业的 NB 水表终端在数据特性上存在一定的差异性，但其又同时具备水表场景的业务特点。以注册激活特性指标为例，部分企业水表终端设置为常带电状态，只需上电后与平台通信注册成功一次，日常不再发送激活注册包；部分企业设置了休眠模式，水表在每次唤醒上报前均需向平台注册，同时不同企业设置的业务上报的频率及失败重传次数通常会有所区别。A 省 NB 水表各企业终端平均注册周期分布图如图 6 (a) 所示，约 69% 的客户下属水表终端平台在 1~3 天内向平台发起注册请求，但也有约 6% 的客户终端设置不休眠状态，单终端平均发送注册请求在 10 天以上；而同一企业其注册行为较为一致（如图 6 (b) 所示），因此针对业务指标需要分企业设置不同质差标准。

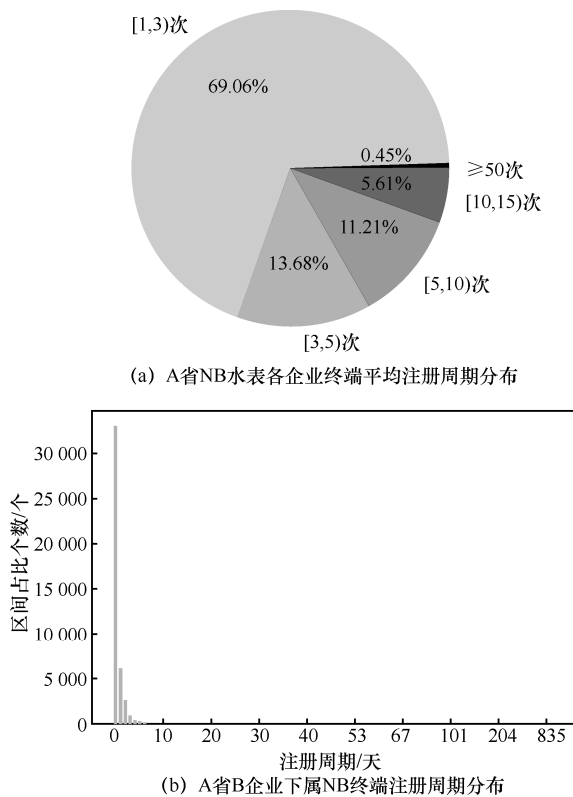


图6 NB 水表注册周期分布

按企业计算各业务指标分布后可采用聚类或统计分布方法完成质差区间选择，图 6 (b) 所示的注册周期类指标分布较为聚集，采用各种算法得到结果均能取得良好效果。但某些指标分布较为分散，且有多个正常中心点，采用距离聚类或统计分布方法就不再适用。*K-means* 质差聚类判定结果如图 7 (a) 所示，由于业务次数及业务成功率的分隔都较大，采用基于距离的聚类方法较难确定符合业务认知的质差区间。本文质差区间判定结果如图 7 (b) 所示，本文首先基于密度确定数据点的质心位置，然后通过调整中心点囊括范围确定各指标质差区间，最终取得较好的识别结果。

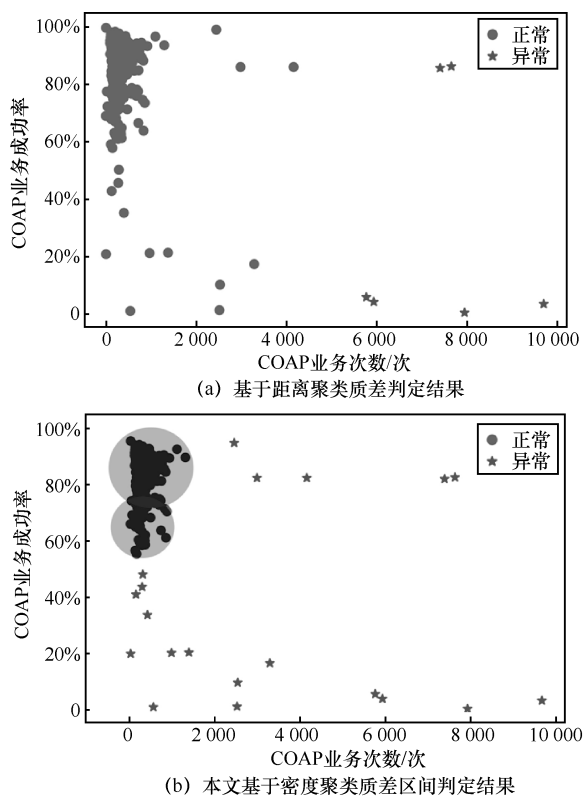


图7 A 省内 B 企业下属水表终端 COAP 通信次数与成功率质差聚类结果

(2) 单终端行为画像分析

上述步骤可以确定水表企业通用指标质差区间，但由于工作场景及环节的不同，终端历史行为存在偏差。A 省 B 企业各小区单日业务上报次数分布示意图如图 8 所示，B 企业在 A 省业务上

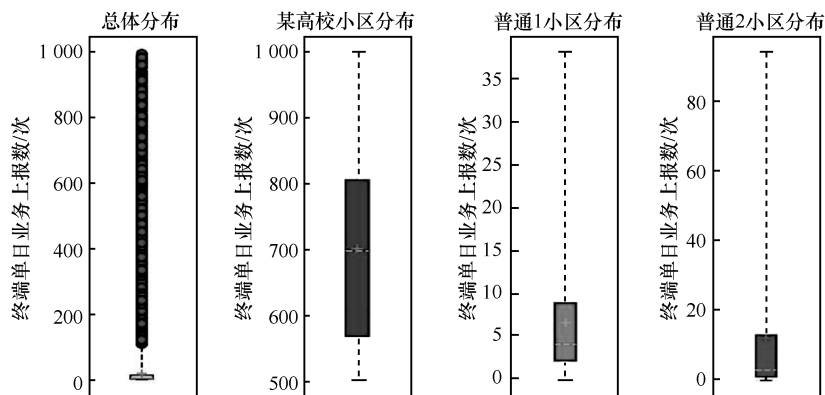


图8 A省B企业各小区单日业务上报次数分布示意图

报行为分布图，客户总体单日业务上报虽然聚集在 $[0, 20]$ ，但其受使用场景因素的影响较大，在高校等频繁计费场景下单日平均上报可能在700次左右，因此在企业指纹库基础上需要补充终端历史业务行为作为扩充，根据单一终端历史业务行为数据聚类确定质差区间。

此外，由于水表在安装过程中会进行多轮调测，调测过程中由于终端未激活等原因会产生大量的失败业务请求，拉低终端及小区业务成功率，导致系统误告警。可基于单终端行为画像记录其历史激活行为，进而区分调测终端。

基于上述步骤(1)(2)，系统对A省B企业月均自动识别质差39.4单，派发经运维人员验证后准确率达80%左右；月均识别待调测终端125.4个，有效降低了系统误报，经应用方评估已能满足业务感知监控需求。

(3) 定段定界与运维排障

结合上文图5与实例说明系统定段定界方法。当物联网某小区业务成功率出现突降发生质差现象，对应图5(b)中果节点。与该质差现象对应的直接根因有：小区RRC连接成功率低、单终端频繁业务质差、小区01覆盖占比较低，分别对应图5(b)中因1、因2、因3节点。若与质差现象的果节点直接关联的因节点也存在质差现象，则继续前向溯源，即因1前

向关联到地市本地网质差，对应图5(b)中所示因4节点。由于该地市本地网质差除关联因1小区外，还关联多个小区（对应图5(c)中因8、因9节点），一般而言，本地网质差其下游指标必会出现属地小区群障质差，因此后向回溯时，若与此相关的下游指标未出现质差情况，可基本判定根因为上一级，即定位至小区级质差。图5(c)中从因4到因1的反向箭头，将候选根因回溯定位到小区，最终派单定位为无线网小区侧排查。

目前，B企业在A省月均派发的质差工单中，定界无线网小区质差月均7.1单，定界终端侧或客户侧质差月均32.3单，暂无平台侧及专网侧质差，在质差识别准确情况下定界定段准确率达90%以上，有效明确了质差的影响等级以及责任主体，为各专业协同保障提供技术支撑。

3.4.2 工单派发

物联网业务质差识别与定界定段方法，目前通过对接电子工单系统已经在某运营商实现了流程化落地应用。业务流程如图9所示，首先基于大数据湖技术，系统统一采集汇聚各省网络类、业务日志及性能数据，实现业务集中管控；然后结合指标感知体系、质差识别及定界定段模块，实现质差快速预警与定界；最后将告警消息与定段推送至数据共享平台，实现业务告警与电

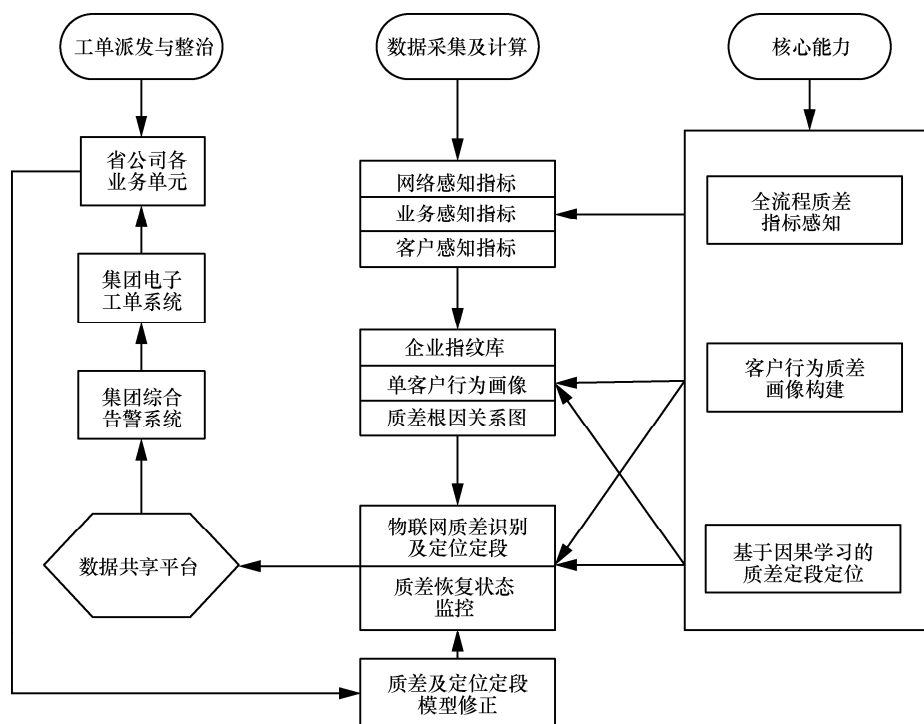


图9 物联网端到端业务保障能力业务流程

子工单系统对接，完成质差发现、故障定界与派单整治闭环构建。

4 结束语

与物联网业务的快速发展相比，目前对物联网业务的保障手段远远滞后于产业增长水平。本文聚焦于客户、业务、网络 3 层感知结果，基于大数据画像技术和因果关系分析方法，探索了一套自动化质差识别与定界定段方案。通过在实践中不断迭代验证，实现了运维模式由网元 KPI 向业务关键感知指标（key quality indicator, KQI）的转型，提升了物联网运维工作的效率和准确性。

然而，受制于标签样本规模，本文针对物联网质差的根因分析仍是初期的定界，工单派发后仍然需要运维人员结合告警及性能数据进行根因细化。后续工作还需要结合运维工程中产生的根因标签，基于机器学习方法补充相关

因果关系，力争做到精准定位。

参考文献：

- [1] 王燕. 基于客户感知与业务特征的电信网络性能监控与检测模型研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2018.
WANG Y. Research on the abnormally detection model based on user perception and service feature of telecommunication network[D]. Xi'an: Xidian University, 2018.
- [2] 耶旭立, 曾强, 刘立宇, 等. 基于信令大数据构建覆盖“端管云”物联网端到端业务保障系统[J]. 物联网学报, 2018, 2(2): 85-93.
YE X L, ZENG Q, LIU L Y, et al. Building end to end service guarantee system of IoT covering “terminal pipe and cloud” based on signaling big data[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2018, 2(2): 85-93.
- [3] 陈俊杰. 基于大数据及人工智能的物联网客户感知保障研究及实践[J]. 电信工程技术与标准化, 2021, 34(2): 72-78.
CHEN J J. Research and practice of customer perception guarantee of Internet of things based on big data and artificial intelligence[J]. Telecom Engineering Technics and Standardization, 2021, 34(2): 72-78.
- [4] 蒋念师. 面向行业 APN 的窄带物联网端到端质量管理机制的研究与实现[D]. 南京: 南京邮电大学, 2020.
JIANG N S. The research and implementation of narrowband

- Internet of Things end-to-end quality management mechanism for industry APN[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2020.
- [5] STANKOVIC J A. Research directions for the Internet of things[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2014, 1(1): 3-9.
- [6] 刘智琼, 陈娜, 刘开开, 等. 中国电信 BSS 中台架构的研究与设计[J]. 电信科学, 2021, 37(2): 135-143.
- LIU Z Q, CHEN N, LIU K K, et al. Research and design of China Telecom BSS middle platform[J]. Telecommunications Science, 2021, 37(2): 135-143.
- [7] 刘志勇, 何忠江, 刘敬龙, 等. 统一数据湖技术研究和建设方案[J]. 电信科学, 2021, 37(1): 121-128.
- LIU Z Y, HE Z J, LIU J L, et al. Technology research and construction scheme of unified data lake[J]. Telecommunications Science, 2021, 37(1): 121-128.
- [8] 卓琳, 赵厚宇, 詹思延. 异常检测方法及其应用综述[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(S1): 9-15.
- ZHUO L, ZHAO H Y, ZHAN S Y. Overview of anomaly detection methods and applications[J]. Application Research of Computers, 2020, 37(S1): 9-15.
- [9] SUN D, FUM, ZHU L M, et al. Non-intrusive anomaly detection with streaming performance metrics and logs for DevOps in public clouds: a case study in AWS[J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing, 2016, 4(2): 278-289.
- [10] MA M H, ZHANG S L, PEID, et al. Robust and rapid adaption for concept drift in software system anomaly detection[C]//

Proceedings of 2018 IEEE 29th International Symposium on Software Reliability Engineering (ISSRE). Piscataway: IEEE Press, 2018: 13-24.

[作者简介]



赵龙刚(1977—), 男, 中国电信股份有限公司研究院 AI 研发中心高级工程师, 主要研究方向为 AI 能力平台、AI 可视化建模、行业应用大数据研究等。

刘汉生(1993—), 男, 中国电信股份有限公司研究院 AI 研发中心工程师, 主要研究方向为网络智能化运维、威胁情报等。

王峰(1979—), 男, 博士, 中国电信股份公司研究院教授级高级工程师, 长期从事云计算、大数据、人工智能等新兴信息技术领域的技术研发和产品创新工作。

狄爽(1992—), 女, 现就职于中国电信集团公司云网运营部(大数据和 AI 中心)智能云网调度运营中心(ICNOC), 主要研究方向为物联网业务运营分析优化、网络运维等。