

# 基于AI的家庭宽带用户光链路断纤及投诉预测技术

## AI-Driven Technologies for Predicting Optical Link Fiber Breakage and User Complaints in Home Broadband Networks

李 洁,徐佳琪,刘湘龙(中国联合网络通信集团有限公司,北京 100048)

Li Jie, Xu Jiaqi, Liu Xianglong (China United Network Communications Group Co., Ltd., Beijing 100048, China)

### 摘要:

针对PON线路及家庭网络故障率高、运维响应滞后等问题,提出一种AI赋能的智能光网络运维方案。通过融合多源数据(性能、告警、用户行为),构建断纤投诉预测模型,采用密度聚类(DBSCAN)过滤无效告警,基于累积分布函数(CDF)量化用户活跃度,并利用随机森林(RF)算法实现区域自适应风险评估。方案部署后,用户投诉率压降19%,断纤工单准确率达80%,推动故障处理从“被动响应”向“主动预防”转型,显著提升运维效率与用户满意度,为光接入网智能化升级提供实践参考。

### 关键词:

PON网络;AI赋能;智能光网络运维;断纤预测;用户投诉预测;密度聚类算法;随机森林算法  
doi:10.12045/j.issn.1007-3043.2025.08.004  
文章编号:1007-3043(2025)08-0014-05  
中图分类号:TN913  
文献标识码:A  
开放科学(资源服务)标识码(OSID):



### Abstract:

To address high failure rates in PON lines and home networks, as well as lagging maintenance response, it proposes an AI-powered intelligent optical network operation solution. By integrating multi-source data (performance metrics, alarms, and user behavior), a fiber interruption complaint prediction model is constructed. The solution employs DBSCAN clustering to filter invalid alarms, quantifies user activity levels through cumulative distribution functions (CDF), and implements region-adaptive risk assessment using random forest (RF) algorithms. Post-deployment results show a 19% reduction in user complaints and 80% accuracy in fiber interruption work orders, transforming fault handling from passive response to proactive prevention, which significantly improves operational efficiency and user satisfaction, providing practical insights for intelligent upgrades in optical access networks.

### Keywords:

PON network; AI-driven; Intelligent optical network operation and maintenance; Fiber interruption prediction; User complaint prediction; Density clustering algorithm (DBSCAN); Random forest algorithm

引用格式:李洁,徐佳琪,刘湘龙. 基于AI的家庭宽带用户光链路断纤及投诉预测技术[J]. 邮电设计技术, 2025(8): 14-18.

## 1 研究背景与挑战

“十四五”发展规划明确千兆宽带成为国家“新基建”战略性基础设施。随着超高清视频、VR等新业务的普及,光纤接入、千兆用户比例的大幅提升,制约宽

带用户体验的不再是传统的接入带宽,更关键的是家庭宽带接入业务整体的网络质量。据统计,家庭宽带接入70%以上用户投诉的故障与接入无源光网络(Passive Optical Network, PON)<sup>[1]</sup>线路和家庭网络有关,其中约80%的故障需要装维人员上门解决,家庭宽带光接入网络的故障管理<sup>[2]</sup>和体验管理面临巨大的挑战与机会。近年来,人工智能(Artificial Intelligence,

收稿日期:2025-06-20

AI)技术的快速发展为通信网络运维领域带来了革命性突破。深度学习、知识图谱、自然语言处理等技术的成熟,使得海量网络数据的实时分析、故障模式的智能识别以及对用户行为的精准预测成为可能。

## 2 AI赋能路径与可行性分析

当前光接入网络运维<sup>[3]</sup>面临误码丢包处理低效,故障定位精度不足,维护响应滞后等核心挑战,导致用户投诉激增与故障修复周期延长。针对上述问题,本研究提出一种面向光链路中断<sup>[4]</sup>场景的AI智能治理方案,旨在实现网络质差的精准识别与主动干预。通过融合网络性能数据<sup>[5]</sup>(流量、光功率、误码率)、告警日志及用户历史报障记录,构建多维度特征体系(如频繁掉线、速率劣化、光功率异常),并结合用户活跃特征、高投诉倾向特征,训练用户断纤投诉预测模型。该方案可实时采集网络动态数据,解析用户行为模式(如设备启停、重启操作),优化风险评估模型参数。在预测阶段,系统自动加载新增数据并输出业务感知风险评级,驱动主动运维决策。基于根因分析结果,对高风险用户实施预修复(如远程参数调优、光路

校准)或快速上门维修,从而将故障处理由“被动响应”升级为“感知预判—智能诊断—闭环优化”的全流程自动化,显著缩短故障处理时间,提升用户满意度。

## 3 断纤识别及投诉预测系统设计与应用

### 3.1 系统架构与数据融合机制

本系统以大数据分析<sup>[6]</sup>与AI建模为核心技术手段,深入挖掘网络运行指标与用户感知体验之间的内在关联。通过对用户投诉、故障告警、业务质量、资源配置等多维度数据的融合与关联分析,构建具备预测与判断能力的AI模型,结合专家经验知识库,精准识别网络质差,提前预测潜在投诉风险,并实现故障的自动定位与快速闭环处理,从而全面提升网络运维的智能化水平与服务质量。整体方案架构如图1所示。

a) 系统集成层。打通资源系统、PON网管<sup>[7]</sup>、业务感知分析单板(Service Awareness and analysis Card, SA)、认证、授权和计费(Authentication, Authorization, Accounting, AAA)<sup>[8]</sup>系统及智能网关管控系统,构建统一的数据采集与控制通道;将资源系统、PON网管等系统的数据推送到数据处理层,一般推送到安全文件

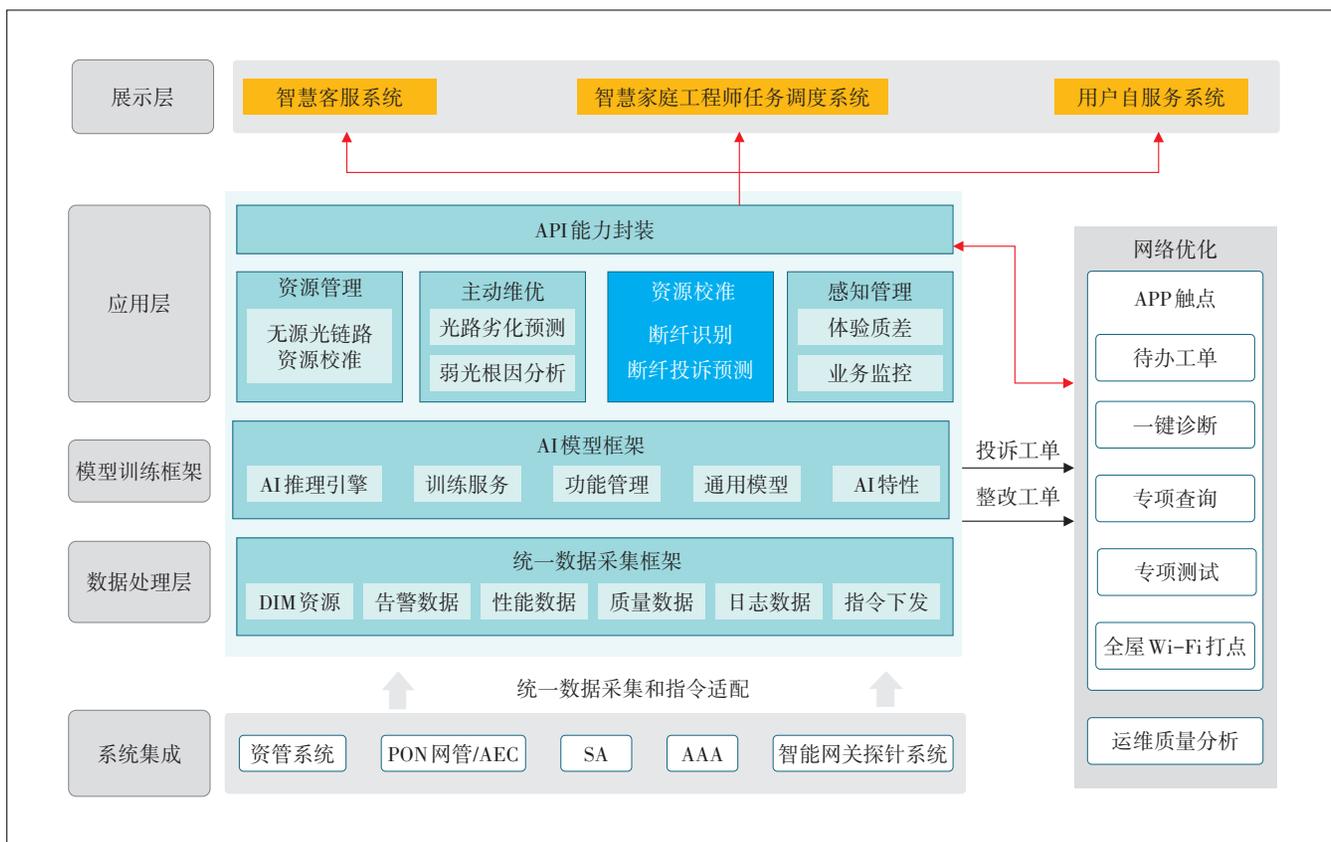


图1 整体方案架构

传输协议(Secure File Transfer Protocol,SFTP)服务器。

b) 数据处理层。对接多源异构数据,如数据信息模型(Data Information Model,DIM)资源、告警数据、性能数据、用户画像等,并进行标准化处理和存储。DIM资源一般包括关联的宽带用户基本信息,光猫地址信息;告警数据分为实时告警和历史告警数据。断纤识别与投诉预测需要每小时维度告警信息,汇入AI模型,对断纤场景<sup>[9]</sup>做出预测,并提出预防及整改建议;性能数据一般使用每15 min 维度采集数据;日志数据主要包括AAA 日志数据、DHCP(Dynamic Host Configuration Protocol) 日志数据、DNS(Domain Name Server) 日志数据和 ODN(Optical Distribution Network)<sup>[10]</sup> 日志数据等,其目的是根据业务需要,实时或从历史日志中获取必要信息;质量数据是除上述数据之外的其他数据。

c) AI模型训练<sup>[11]</sup>框架(见图2)。本预测框架适用于大规模网络系统、云平台、运维平台中的智能预测、故障定位、性能分析等任务。框架包括AI推理引擎、本地代理、重训练模块等核心组件,支撑质量预测、投诉预测、故障诊断等多种智能分析模型。本框架强调“数据—模型—反馈”闭环机制,推理过程中生成的数据通过反馈机制(如用户反馈、样本标注)输入到重训练模块,实现模型的迭代优化与自学习,保障系统预测结果的时效性与准确性。

d) 应用层。提供资源管理、主动优化、资源效能、

感知管理等核心能力,开放API实现系统级集成。针对资源校准场景提供断纤识别与投诉预测能力,可供外部系统调用。

e) 展示层。通过智慧客服系统、家庭工程师调度系统、用户自服务系统等进行多端呈现,实现可视化运维与服务协同。

### 3.2 断纤识别及投诉预测流程设计

光链路断纤投诉预测模型通过自动采集告警日志、性能数据,识别宽带光猫的上网活跃特征,主动行为(关电、重启光猫)特征,以历史报障工单为标签,训练风险评估模型。在推理任务执行阶段,可根据性能、告警数据特征,判断每个用户的业务感知情况,预测断纤情况下用户报障风险。整体流程如图3所示。

### 3.3 断纤识别及投诉预测算法设计

断纤识别及投诉预测算法设计主要包括如下几个部分。

a) 通过采用无监督的密度聚类算法<sup>[12]</sup>(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise,DBSCAN)识别用户定时重启、开关用户光网络终端(Optical Network Terminal,ONT)产生的无效单个ONT的光信号丢失<sup>[13]</sup>(Loss of Signal for individual ONT,LOSi)告警,实现告警过滤。图4为某个ONT历史一个月的开、关机时间分布图,横坐标为时间,纵坐标为次数,每次告警在图中打点,可以看出该用户每天早上10:00开ONT,23:00关ONT,这2个时间段产生的

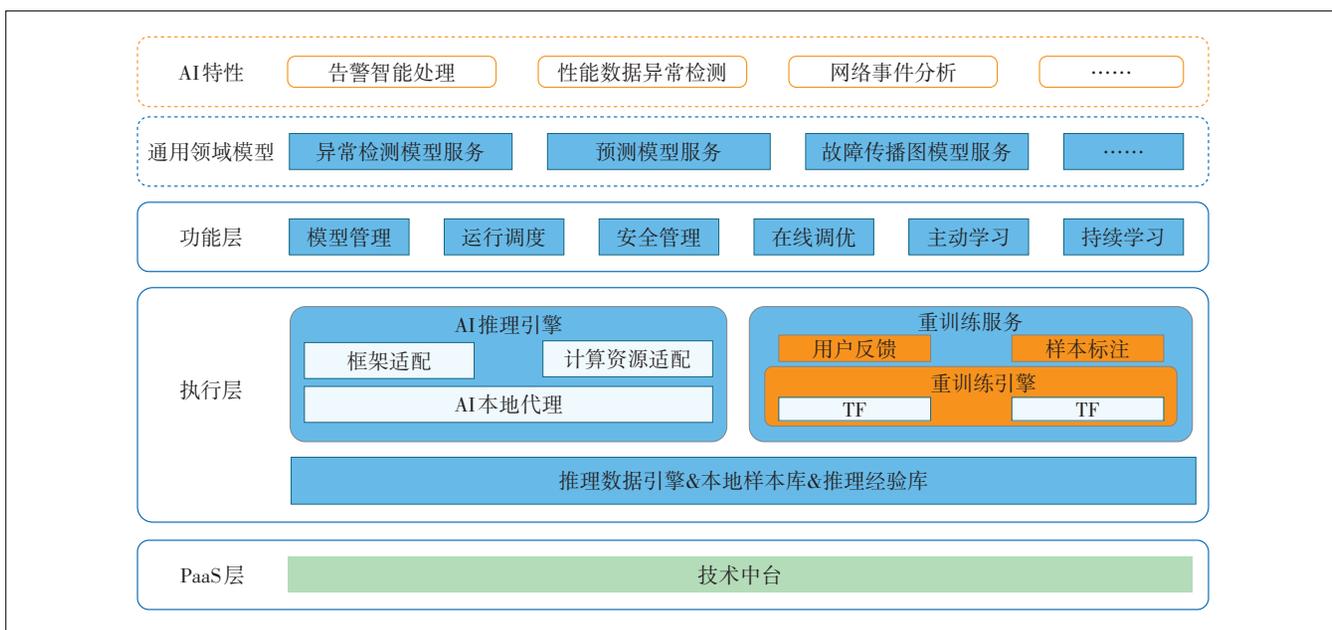


图2 AI模型训练框架

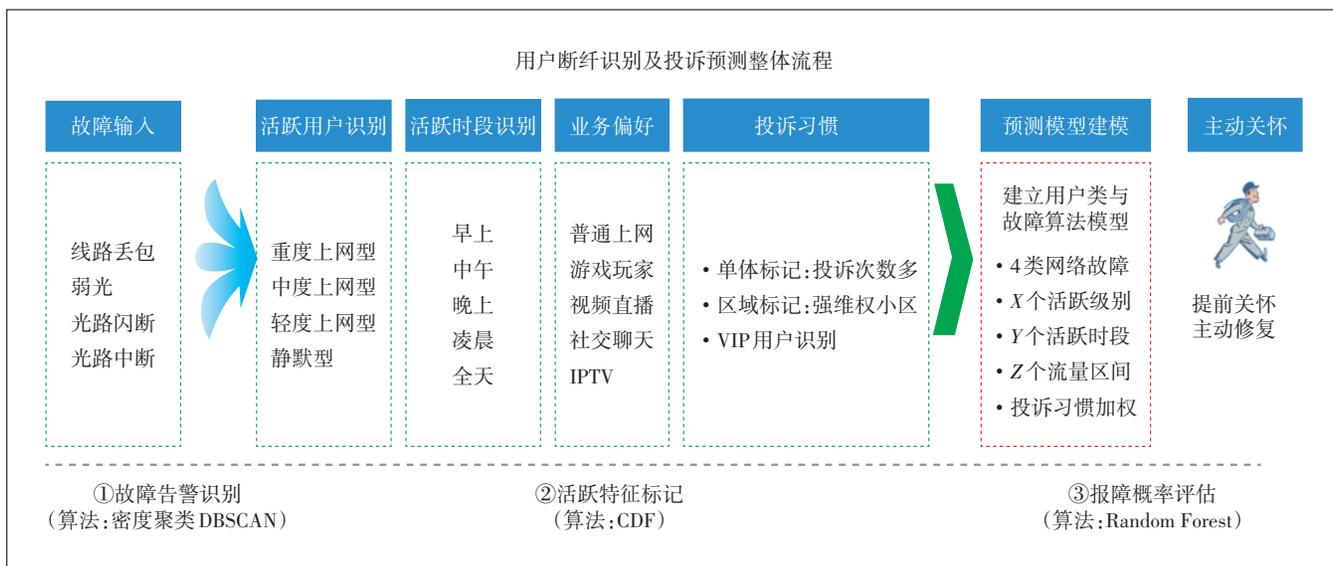


图3 用户断纤识别及投诉预测整体流程

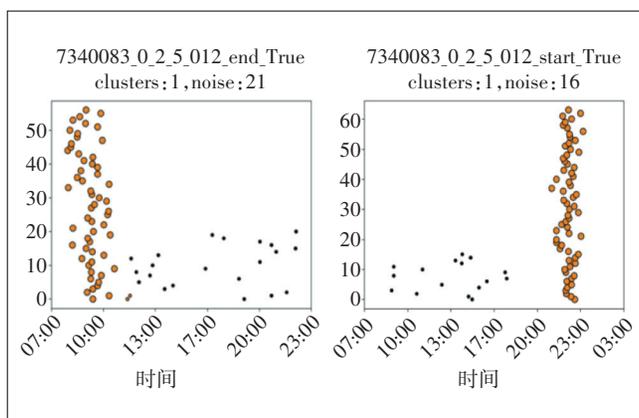


图4 某个ONT历史一个月的开、关机时间分布

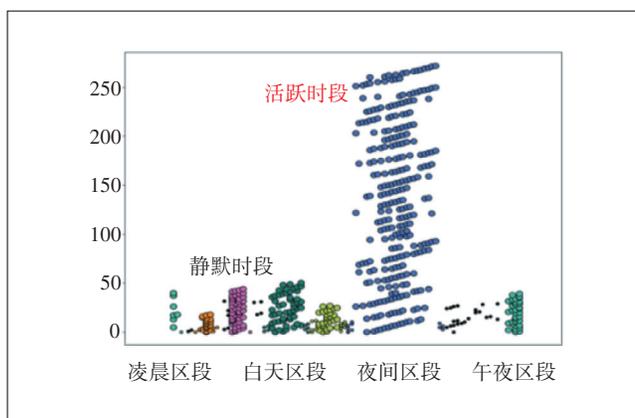


图5 某用户7天的活跃时间段分布

LOSi告警是用户主动操作导致的,应该被过滤掉。

b) 通过累积分布函数<sup>[14]</sup>(Cumulative Distribution Function, CDF)识别用户上网活跃特征,以15 min间隔采集每用户的流量数据,每用户7天可以采到672个样本点,通过CDF来判断该用户的活跃情况。图5为某用户7天的活跃时间段分布。

c) 通过随机森林<sup>[15]</sup>(Random Forest, RF)算法建立报障风险评估模型,基于历史数据自动分析用户报障与网络异常(告警、丢包等)的关系,完成特征工程构建,确定特征阈值。并利用模型对单用户数据实时分析,输出投诉高风险用户(见图6)。在模型预测阶段,由于每个地区用户网络使用习惯、故障忍耐程度不同,具体阈值在不同地区有差异,需持续进行模型训练更新。

### 3.4 方案验证与应用效果分析

在某地(市)的部署实践中,该方案通过断纤投诉模型将预测结果转化为工单,精准赋能一线生产。某年上半年,系统累计派发断纤投诉工单超12 000单,通过对网络质量问题的提前研判与处置,显著提升运维效率。数据显示,对比当年6月与上一年12月的投诉数据,投诉量下降了19%,用户网络体验得到有效改善。同时,断纤工单80%的高派单准确率,保障了运维资源的精准投放,充分验证了模型预测驱动的工单派发机制在提升网络运维主动性与实效性方面的显著价值。该方案通过流程设计优化、算法实施以及对一线赋能,取得了以下成效:实现服务能力的前移,有效拦截用户投诉,减少无效派单和后端工单,支撑运营提质降本;通过主动识别并整改网络性能问题,降低客服和运营中心工作负担,节约运营支出;同时显著减少宽带用户投诉,全面提升用户网络体验和

编号	网络使用程度	下行误码情况	上行误码情况	前一周告警情况	近期网速下降情况	ONU接收弱光情况	是否投诉
1	不频繁使用网络	无误码	轻微误码	闪断类告警	轻微下降	有	否
2	频繁使用网络	无误码	严重误码	闪断类告警	明显下降	有	否
3	频繁使用网络	无误码	轻微误码	闪断类告警	明显下降	有	否
4	不频繁使用网络	无误码	严重误码	闪断类告警	明显下降	有	否
5	使用程度不固定	无误码	轻微误码	闪断类告警	明显下降	有	否
6	不频繁使用网络	轻微误码	轻微误码	闪断类告警	轻微下降	无	否
7	频繁使用网络	轻微误码	轻微误码	质差类告警	轻微下降	无	否
8	频繁使用网络	轻微误码	轻微误码	闪断类告警	轻微下降	有	否
9	频繁使用网络	轻微误码	严重误码	质差类告警	轻微下降	有	是
10	不频繁使用网络	严重误码	无误码	闪断类告警	无变化	无	是
11	使用程度不固定	严重误码	无误码	长时间中断告警	无变化	有	是
12	使用程度不固定	无误码	轻微误码	长时间中断告警	无变化	无	是
13	不频繁使用网络	轻微误码	轻微误码	质差类告警	明显下降	有	是
14	使用程度不固定	轻微误码	严重误码	质差类告警	明显下降	有	是
15	频繁使用网络	轻微误码	轻微误码	闪断类告警	轻微下降	无	是
16	使用程度不固定	无误码	轻微误码	长时间中断告警	无变化	有	是
17	不频繁使用网络	无误码	严重误码	质差类告警	轻微下降	有	是

图6 基于随机森林算法输出投诉高风险用户

满意度。

#### 4 总结与展望

家庭宽带服务仍然处于高速发展时期,家庭宽带接入业务整体的网络质量好坏影响宽带用户的使用体验。国内10亿的光接入端口的运行维护和5亿+宽带用户的上网体验与接入网运维质量息息相关。以AI赋能运维领域为切入点解决接入PON线路和家庭网络故障多、时间长、用户满意度低、运维成本高等问题仍具有十分重要的现实意义。

#### 参考文献:

[1] 张鹏,阎阔. FTTx PON 技术与应用[M]. 北京:人民邮电出版社, 2010.  
 [2] 沈成彬,蒋铭,王波. 无源光网络的运行、维护与管理[J]. 中兴通讯技术,2014(5):17-22.  
 [3] 杜喆,沈成彬,蒋铭,等. 基于PON技术光接入网的运行、管理和维护[J]. 电信科学,2010,26(8):24-29.  
 [4] 李之君. 基于PON技术宽带接入网的故障诊断和维护[J]. 数字通信世界,2022(7):73-75.  
 [5] 伍德雁,陈胜华. 基于SNMP的网络性能数据分类和定义方法研究[J]. 福建电脑,2013,29(8):63-65.  
 [6] 王宏志. 大数据分析原理与实践[M]. 北京:机械工业出版社,

2023.  
 [7] 郎为民,郭东生. EPON/GPON从原理到实践[M]. 北京:人民邮电出版社,2010.  
 [8] 郭琳. 网络安全部署[M]. 北京:清华大学出版社,2018.  
 [9] 谢军. 基于PON技术宽带接入网的故障诊断和维护[J]. 中国新通信,2019,21(2):63.  
 [10] 李春生,李琳莹. FTTx ODN 技术与应用[M]. 北京:北京邮电大学出版社,2016.  
 [11] 杨青. 大语言模型:原理与工程实践[M]. 北京:电子工业出版社, 2024.  
 [12] 吕飞翔,王淦汀,袁琪. 机器学习原理及应用[M]. 北京:机械工业出版社,2021.  
 [13] 余辰东. PON突发式长发光ONU的防护与检测[J]. 光通信研究, 2017(1):23-26.  
 [14] 陈仲堂,靖新,赵德平. 概率论与数理统计[M]. 北京:北京邮电大学出版社,2021.  
 [15] 左飞,补彬. 机器学习原理与实践[M]. 北京:清华大学出版社, 2021.

#### 作者简介:

李洁,毕业于交通大学,高级工程师,主要从事接入网运营与研发管理相关工作;徐佳琪,毕业于北京邮电大学,中级工程师,主要从事接入网维护管理相关工作;刘湘龙,毕业于北京邮电大学,硕士,主要从事接入网技术研究相关工作。