

爱家光网在家庭网络服务场景的应用与创新

王珂, 胡文仓, 苏泽敏, 吕颖韬, 朱铖凯, 杨宇晗, 张满, 魏凯, 苏畅,
张星成, 王浩州, 王林辉, 白翠琴

(中移(杭州)信息技术有限公司, 浙江 杭州 310000)

摘要: 基于老龄化的社会发展趋势、网络稳定的家庭网络需求、网络使用门槛高的网络服务痛点, 研发爱家光网业务在家庭网络服务场景的新应用, 包含利用设备边缘算力的非接触式人体行为感知技术、基于AI算法的家庭网络质量感知优化技术、智能对话型家庭网络服务垂类应用, 整合一体化的家庭网络综合解决方案, 通过超3 000万全光组网设备的长连接, 向用户提供室内泛在感知服务、网络保障服务和智能应用服务, 助力业务发展。

关键词: 全光组网; 室内活动感知; 家庭网络保障; 智能应用

中图分类号: TP393.0

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2025243

Application and innovation of fiber to the room in home network service scenarios

WANG Ke, HU Wencang, SU Zemin, LYU Yingtao, ZHU Chengkai, YANG Yuhan, ZHANG Man,
WEI Kai, SU Chang, ZHANG Xingcheng, WANG Haozhou, WANG Linhui, BAI Cuiqin

China Mobile (Hangzhou) Information Technology Co., Ltd., Hangzhou 310000, China

Abstract: Based on social aging trends, the demand for stable home networks, and the challenges of high barriers to network usage, a new application for the home optical network service in household network scenarios was developed, including contactless human behavior sensing utilizing edge computing capabilities, AI algorithm-based perception and optimization of home network quality, and a vertical smart dialogue application for home network services. These were integrated into a comprehensive home network solution that leverages long-term connections from over 30 million all-optical networking devices to provide users with pervasive indoor sensing, network assurance, and intelligent application services, thereby supporting business development.

Keywords: fiber to the room, indoor activity recognition, home network quality, intelligent application

0 引言

为贯彻落实国家“网络强国”战略部署, 响应工业和信息化部提出的开展“万兆光网”试点, 实现光纤到房间与光网络与人工智能融合等技术的部署应用, 加大推动千兆光网建设力度, 持续推动“双千兆”网络、数据中心等基础设施建设

部署, 构建下一代新型信息服务体系。依托千兆光网, 中国移动推出爱家光网业务, 落实“全千兆+云生活”家庭市场战略, 构建下一代家庭领域的新型连接基础设施, 为智慧家庭高质量发展筑牢“护城河”。

爱家光网业务的主要服务包含家庭全光组网

收稿日期: 2025-08-05; 修回日期: 2025-09-22

通信作者: 王珂, wangke@cmhi.chinamobile.com

(FTTR)服务和线上网络服务,截至2024年12月,爱家光网用户突破千万,为进一步增强业务竞争力,亟须拓展新的家庭网络服务场景,打造差异化竞争优势。

家庭网络服务的新场景可以从以下3个方面洞察。

1) 社会需求层面。全球人口结构正经历深刻变革,人口老龄化趋势加剧,从而使室内感知技术受到广泛关注。世界卫生组织(WHO)数据显示,截至2050年全球60岁以上人口预计达到21亿,占总人口比例将攀升至22%。这一趋势对智慧养老体系提出严峻挑战,其中室内活动感知技术因其在跌倒监测、日常行为模式分析及紧急事件预警等方面的关键作用,已成为学术界与产业界共同关注的核心课题。《“十四五”国家老龄事业发展和养老服务体系规划》^[1]明确指出,需加速推进人工智能、物联网等新一代信息技术在居家安全监测领域的创新应用。而摄像头等传统室内感知技术可能会泄露隐私,同时传统室内感知技术对平台侧的计算要求高。

2) 网络服务层面。内部调研结果显示,对家庭Wi-Fi的核心诉求集中在稳定性、覆盖范围和速度等方面,同时由于网络问题定位难、优化难等问题,对网络质量保障提出了更高要求。

3) 使用门槛层面。现有网络管理工具常涉及大量通信、网络的专业术语,理解门槛高,不利于普通用户直接操作。

基于上述需求,本文围绕爱家光网在家庭网络服务场景的应用与创新,提供一体化的家庭网络综合解决方案。

1 研究目标

本文聚焦于爱家光网在家庭网络服务场景中的应用与创新,致力于提供一体化的家庭网络综合解决方案。具体而言,本文研发了基于设备边缘算力的非接触式人体行为感知技术、基于AI算法的家庭网络质量感知与优化技术,以及智能对话型家庭网络服务垂类应用,从而为用户提供室内泛在感知服务、网络质量保障服务及智能应用(AI网络管家)服务。

1.1 室内泛在感知系统

室内泛在感知系统是一种基于Wi-Fi感知技术

的非接触式人体行为异常检测系统,能够在家庭异常情况发生时实现自动告警,如图1所示。与常见的摄像头监控方案相比,该系统不需要依赖视觉信息,从而有效保护用户隐私。



图1 室内泛在感知系统

室内泛在感知系统采用“轻量化硬件改造+低算法依赖性”的技术路径,充分利用全光组网设备的边缘算力,整合终端计算资源与平台分析引擎,实现感知实时、定位精度高及室内覆盖范围广等多维性能指标的协同优化。

1.2 家庭网络质量保障服务

良好的网络质量是室内泛在感知系统稳定运行的基础。为此,该系统提供了面向用户的网络质量优化保障服务,如图2所示,具备家庭网络劣化感知能力,并可根据检测结果主动优化网络。



图2 专属网络质量保障服务

室内泛在感知系统构建了基于规则库与专项AI模型的检测机制,实现家庭网络劣化感知能力,实时监测和分析家庭网络运行状态,识别网络质差现象。检测到的质差问题将被划分为2类:可由系统后台自动优化的基础性问题,以及需工程师介入处理的复杂问题,从而实现分层、精准的网络维护策略。

1.3 智能应用(AI网络管家)服务

本文展示了室内泛在感知系统的智能应用——AI网络管家服务。作为网络垂类应用，AI网络管家向用户提供包括智能问答、专属网络保障等功能的特色服务，集成了网络技能库、网络知识库、提示词管理三大核心能力，支持用户进行家庭网络管控与常见问题答疑。用户也可通过该功能对室内泛在感知系统进行管理 with 状态查看。

2 室内感知技术理论研究现状

传统室内感知技术在实际部署中面临三重核心矛盾：首先，隐私保护与感知精度的矛盾突出，基于计算机视觉的监控系统虽可实现95%以上的行为识别准确率，但一项针对中国台湾地区的用户调查研究发现^[2]，68%的参与者表示室内摄像头监控系统可能会泄露视觉隐私或行为隐私，隐私担忧是阻碍安装家庭监控系统的主要因素。其次，物理环境与覆盖能力的矛盾显著，摄像头与红外传感器等传统方案受限于室内墙壁阻隔、家具遮挡等问题，单设备有效覆盖范围通常不足。最后，设备购置与成本控制的矛盾凸显，传统室内感知需要用户采购摄像头、传感器、智能穿戴设备等，额外的费用支出降低了用户的采纳率。

近年来，非侵入式感知技术正从实验室研究加速走向产业化，其在智能健康监护、智能家居与安防、工业与商业应用等领域的价值日益凸显，有望成为万物互联时代的核心基础设施之一。当前，非侵入式感知技术主要沿新型组网架构探索和无线信号感知优化路径发展。

FTTR 技术通过全光布线构建分布式接入点，为高密度感知提供了新型基础设施。中国信息通信研究院在《中国宽带发展白皮书（2023年）》中指出，我国 FTTR 等新业务从试点部署迈向规模化发展，截至 2023 年 9 月底用户规模已超过 800 万户，其具备三大优势：端到端时延<1 ms 的确定性网络；单房间无线接入点（AP）覆盖密度提升至2~3个；通感存算一体FTTR边缘算力可达4 TOPS。

在无线信号感知优化方面，基于 Wi-Fi 的信道状态信息（CSI, channel state information）感知方法通过解析物理层信号特征实现行为识别，其研究可分为3个阶段。其中，单设备感知阶段提取 CSI 幅频特征，实现基础动作分类^[3]，但受限于 5 MHz

采样率，时间分辨率不足。多输入多输出（MIMO）增强阶段引入 MIMO 天线阵列，通过空分复用提升空间分辨率，但额外增加了硬件成本。联邦学习阶段采用分布式学习框架缓解数据异构性问题，但其通信效率与实时性约束是亟待解决的瓶颈。

然而，现有研究尚未有效融合 FTTR 的架构优势与 CSI 感知能力^[4-7]，主要存在以下技术缺口。

1) 计算资源利用率低下：AP 侧原始 CSI 处理占用 80% 以上 CPU 资源，难以支持实时分析。

2) 系统级优化缺失：缺乏从主动识别并解决家庭网络劣化问题到利用 Wi-Fi 信号（CSI 数据）实现非侵入式感知，最后通过自然语言交互（智能问答）降低用户网络管理门槛，提供自助式服务的全链路端到端优化框架。

3 系统架构

本文方案系统架构从“端、云、用”可细分为 4 层：感知层、边缘层、平台层和业务层，如图 3 所示。



图3 系统架构

最底层是感知层，通过集成 CSI 插件和用户网络埋点插件的 FTTR 设备，协同终端设备，采集用户活动的原始数据和 FTTR 设备网络运行数据。

第二层是边缘层，利用 FTTR 设备的边缘算力，在本地进行原始活动数据和 FTTR 设备网络运行数据的预处理，包括滤波降噪、阈值判断、异常检测等，并通过实时上报、周期上报 2 种方式给平

台同步数据。

第三层是平台层，平台通过消息处理队列、MySQL 等组件接收数据上报和持久化存储，同时建立数据分析模块，对数据进行批处理分析、模型训练，根据数据分析结果向用户发起服务通知，同时基于存储的数据，向用户提供基于大模型的网络问答能力。

最上层是业务层，负责面向用户提供功能交互界面，实现网络管理、活动监测等服务。

4 技术方案

4.1 感知层

4.1.1 活动信息采集

FTTR 设备通过集成 CSI 插件，协同接收 Wi-Fi 的对端设备，采集因室内活动而变动的 CSI。其核心在于利用 CSI 技术解析信号传播路径，构建空间波束图谱，为上层提供原始感知数据。物理链路如图 4 所示。



图4 物理链路

CSI 是利用 Wi-Fi 芯片可以提取到的用于感知的数据。CSI 描述了在特定频率上，无线电信号从发射端到接收端所经历的信号传播过程，即 CSI 反映了发射信号 Tx 到接收信号 Rx 在频域上的映射关系。

$$Rx = H \cdot Tx + n \quad (1)$$

其中， H 是 CSI 的复数矩阵， n 是传播噪声。

CSI 基于正交频分复用 (OFDM) 多载波信道传输空口数据，具体实现为将通信信道分为若干正交子信道，将高速数据信号转换成并行的低速子数据流，调制到在每个子信道上进行传输。相对于 OFDM 信道频率的 CSI 响应行为可描述为

$$(f, t) = e^{-j2\pi\Delta f t} \sum_{k=1}^R \alpha_k(f, t) e^{-j2\pi f \tau_k(t)} \quad (2)$$

其中， R 为路径个数， $\alpha_k(f, t)$ 为第 k 条链路的衰减和初始相位， $e^{-j2\pi f \tau_k(t)}$ 为第 k 条路径的相位偏移， f

为载波频率， $e^{-j2\pi\Delta f t}$ 是接收端与发射端之间载频差所造成的相位偏移。

基于 FTTR-CSI 实现室内泛在感知系统的优势在于，采用 FTTR 设备可形成分布式信号发射节点，实现全屋无死角覆盖；而且家中可连接 Wi-Fi 的智能设备均能作为感知设备，具有高普适性。

4.1.2 网络质量数据采集

FTTR 设备通过简单网络管理协议 (SNMP)、NetFlow、sFlow 等协议收集网络设备数据，包括但不限于 CPU、内存、温度等运行参数，集成各个下挂设备的网络运行数据，如 Wi-Fi 覆盖率、上下层传输速率、网络丢包率重传率、带宽利用率等性能指标，获取温度、湿度、电磁干扰等外部环境信息，记录用户流量、业务类型、访问频率等应用层数据，进行规整之后上报到上层。

采用基于规则和基于算法相结合的方式进行网络质差检测的优势在于能够提升检测的准确性、效率与适应性，可以利用规则覆盖常见场景，使用算法捕捉边缘案例；规则提供快速响应和可解释性、算法提供深度分析；通过规则和算法的协同，网络质差检测可实现从“被动响应”到“主动预防”的转变，为用户提供更优质的网络体验。

4.2 边缘层

边缘层作为“数据预处理中枢”，承担实时数据处理与特征提取任务，平衡终端算力与云端延迟矛盾。该层利用 FTTR 设备的算力，对采集到的 CSI 数据和网络运行数据进行降噪、压缩、标准化、特征提取等预处理，并结构化成平台层可直接存储分析的数据集。FTTR 设备通过 HTTP 长连接与平台保持通信，处理后的数据将通过实时上报、周期上报 2 种方式同步至平台进行分析。利用设备边缘算力进行计算如图 5 所示。



图5 利用设备边缘算力进行计算

数据集包含活动数据集、活动强度数据集以及网络质量数据集 3 种。

1) 活动数据集：定义是否有室内活动，包含无活动、有活动 2 个状态。

2) 活动强度数据集：定义室内活动的强度，用数值表示。

3) 网络质量数据集：定义家庭内网络质量情况，包括 FTTR 设备当前运行的 CPU 使用率、RAM 使用率，以及该 FTTR 设备下挂设备的 Wi-Fi 覆盖率等。

设备内部预处理的关键技术包括以下内容。

1) 噪声抑制：采用滤波算法对原始 CSI 数据流和网络运行数据流进行平滑处理，消除高频噪声干扰；并根据环境信噪比动态调整滤波器系数。

2) 数据清洗：删除异常值，填补缺失数据。

3) 数据压缩：通过主成分分析（PCA）提取 CSI 矩阵和网络质量矩阵的关键特征维度，压缩原始数据。

4) 格式标准化：将不同设备输出的 CSI 数据、网络运行数据统一转换成 JSON 格式，包含时间戳、子载波索引、幅度/相位值等关键字段。

5) 时域特征：计算信号均方根值（RMS）、峰值因子等统计量，反映活动强度变化。

6) 频域特征：通过快速傅里叶变换（FFT）获取多普勒频移，识别肢体运动速度。

7) 空域特征：构建到达角（AoA）谱图，定位活动发生位置。

8) 量化计算：建立动作幅度与 CSI 变化的数学映射关系，将 CSI 上报数据进行量化转换为活动强

度和动作幅度等数学意义上的数据，并实现跌倒、行走、静止等行为实时分类。

9) 网络质差判断：通过网络质量的关键性能指标，结合网络拓扑结构、设备状态、环境因素等多维度数据，实现网络质量优、良、差的标准，进行网络质量分级，提炼网络质量影响因子。

4.3 平台层

平台层作为“智慧大脑”，负责全局数据融合、模型训练与决策生成。该层分别汇聚基于端侧预处理后的 CSI 数据流和网络运行数据流，对数据进行分析处理后，向用户提供网络劣化提醒、网络质量分析报告、活动异常提醒、活动统计报告、智能建议和 AI 问答等服务。平台处理层的架构如图 6 所示。

4.3.1 数据接入

数据接入层接收来自终端设备的数据流，具备请求认证、数据校验、流量控制和时钟校准等能力，关键技术包括如下内容。

协议解析器：解析 JSON 数据包（含时间戳、设备 ID、特征向量）。

设备指纹认证：基于 RSA-2048 双向认证，防止非法设备接入。

流量整形：令牌桶算法控制最大并发连接数。

数据融合：多源异构数据整合，融合 CSI 数据、设备位置信息及环境传感器数据。

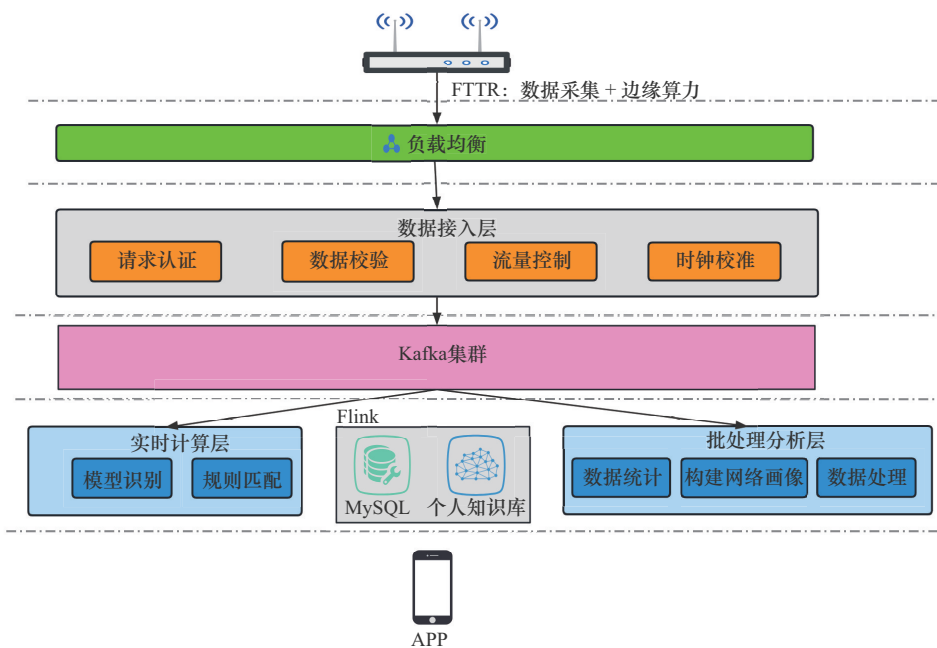


图6 平台处理层的架构

时空对齐：采用动态时间规整（DTW）算法校准不同设备时钟偏差。

4.3.2 感知数据实时计算

实时计算层执行低时延活动分类与异常检测，以及进行网络劣化感知，生成实时告警事件流。

实时计算层通过深度分析引擎进行计算，关键技术如下。

1) 实时数据处理：采用 Kafka+Apache Flink 技术，实现 CSI 数据流和网络运行数据流毫秒级处理。

2) 窗口机制：配置 5 s 滑动窗口（滑动步长为 1 s），平衡实时性与计算效率。

3) 容错设计：启用检查点机制，确保故障恢复时数据一致性。

4) 构建行为模式识别模型：根据提取的特征进行多任务学习，同时识别行为类别与动作强度系数；应用 CSI 波形变形、频谱扰动、空间旋转等增强技术；设计加权焦点损失函数解决类别不平衡问题；开发在线学习模块，支持增量式模式更新，采用弹性全中巩固（EWC）算法缓解灾难性遗忘，保证模型拥有持续学习机制。

5) 构建网络使用场景识别模型：分析网络流量，进行网络应用场景分类，并根据分类结果针对性实施差异化策略，如带宽分配、服务质量（QoS）保障、安全上网控制等。

6) 建立告警规则引擎：梳理整合所有异常行为活动，构建异常活动行为分析规则库和网络质量检测规则库，根据异常严重程度配置相应的告警策略。活动信息分析库和网络质量规则库如表 1 和表 2 所示。

7) 生成实时告警流：通过行为识别模型识别输出行为模式和活动强度数据，通过网络劣化感知模型输出网络质量检测结果和网络波动数据，并将数据分别输入到相应的规则引擎进行规则匹配，若有匹配上的规则则触发告警提醒。

规则 ID	触发条件示例	触发提醒
N001	下挂设备弱覆盖>60%	标记为“提醒A”
N002	CPU使用率>50%	标记为“提醒B”
⋮	⋮	⋮

4.3.3 批处理分析

批处理分析层提供家庭活动、网络质量和网络知识的大数据分析处理能力。

通过统计长期累计的活动数据，批处理分析层能够构建用户家庭活动画像，从而生成多个时间维度的活动报告，支撑智能提醒服务。

网络质量层面，批处理分析层分析设备、网络质量的历史数据，洞悉家庭网络情况，综合提供网络质量提升服务。

网络知识方面，通过自建技能库、知识库，结合大模型提供用户智能对话服务。

关键技术如下。

1) 时序数据库：InfluxDB 存储特征数据，支持快速范围查询。

2) 聚合计算引擎：Spark SQL 实现多维度统计（区域活跃度、作息规律性等）。

3) 行为模式建模：识别高频行为模式，构建个体行为指纹库；开发 CSI 模式挖掘算法，挖掘行为间的关联规则。

4) 图计算引擎：使用 GraphX 构建家庭活动关系图。

5) 网络模式建模：识别家庭网络高频使用场景，构建家庭网络画像，优先保障家庭网络质量。

4.3.3.1 室内感知数据处理

室内感知数据处理聚焦于对终端设备上报的感知存在性及活动强度数据的多维度解析，旨在通过分布式计算框架与机器学习模型，实现从原始数据到高阶行为洞察的转化。处理流程涵盖数据预处理与数据增强、基础统计分析和时序行为分析、行为模式挖掘、睡眠质量评估模型和睡眠规律预测模

表 1 活动信息分析库

规则 ID	触发条件示例	输出动作
R001	X min 内强度为中或高的次数比例超过 $Y\%$	标记为“离家陌生人入侵提醒”
R002	连续 X min 无明显活动，无明显活动定义为强度为“低”或 0	标记为“老人长时间无活动提醒”
⋮	⋮	⋮

型, 具体任务如下。

1) 数据预处理与数据增强: 首先剔除设备异常状态导致的无效数据, 例如设备断开链接时的上报值、过滤明显异常数据, 以及活动强度与活动存在状态不一致的上报值。其次进行数据增强, 基于滑动窗口 (如 60 s 窗口) 生成衍生特征, 包括连续活动时间 (连续 X 秒有活动)、强度变化率 (相邻 2 s 强度差值绝对值)。

2) 基础统计分析和时序行为分析: 通过基础统计分析量化全局活动特征, 包括存在率统计, 按时间 (小时/星期) 统计存在性占比, 输出时序活跃度热力图; 强度分布分析, 计算强度值的分布直方图、峰度、偏度, 识别强度集中区间。时段对比分析, 对比工作日与周末、白天与夜晚的强度均值差异。

对时序行为进行分析, 挖掘活动行为的时间规律与事件特征, 包括周期性检测: 使用 FFT 分析强度序列的主周期 (如每日早高峰、每周活跃峰值)。事件片段提取: 定义“高强度持续事件” (如强度 $> 80\%$ 且持续 > 30 s), 统计事件频次及时段分布。

3) 行为模式挖掘: 识别用户个体或群体的典型行为模式, 通过个性化标签, 支撑后续提供个性化服务, 使用的技术如下。聚类分析: 对用户每日活动曲线 (24 h 强度序列) 进行 K-means 聚类, 划分晨间活跃型、夜间活跃型等群体。行为画像构建: 基于聚类与序列结果, 定义用户标签 (如健身爱好者、居家办公族), 支撑个性化服务推荐。

4) 睡眠质量评估模型: 该模型旨在量化用户的睡眠健康水平, 通过分析夜间活动数据识别睡眠阶段、觉醒事件及潜在干扰因素, 为改善建议提供依据。通过无监督异常检测定位觉醒事件, 采用孤立森林算法快速识别异常觉醒时段 (如频繁短暂觉醒), 采用基于 Z-score 的检测强度突变, 通过有监督睡眠阶段分类, 采用 1 维卷积神经网络+长短期记忆 (1D-CNN + LSTM) 混合网络, 实现睡眠过程分布的划分, CNN 提取局部强度模式, LSTM 捕捉长时序依赖, 输出浅睡、深睡、快速眼动睡眠、觉醒 4 种分类概率。最后通过标准化睡眠质量评估模型计算睡眠得分。具体计算式如下: 睡眠得分 = $w_1 \times$ 睡眠时长得分 + $w_2 \times$ 深睡比例得分 + $w_3 \times$ 入睡时间得分 + $w_4 \times$ 夜间觉醒次数得分。其中, w_1 、 w_2 、 w_3 、

w_4 分别为各参数的权重。各参数得分通过无量纲标准化处理后得到, 范围为 0~100。

5) 睡眠规律预测模型: 该模型通过分析历史数据, 预测用户未来入睡/起床时间及睡眠周期波动, 支撑个性化作息建议。采用时间序列预测模型, 分解趋势项 (如长假导致的作息延迟)、周期项 (每周模式)、节假日效应, 输出未来 3 天的入睡时间区间 (如 23:15 \pm 15 min) 及置信区间。

4.3.3.2 网络质量数据处理

为保障全流程的网络使用, 本文建设基于“规则库+AI 模型”家庭网络劣化感知能力, 将网络问题归为可以自动优化的基础问题和需要工程师上门的复杂问题 2 类场景, 根据检测结果提供主动优化或专家上门服务。

基于 AI 模型的智能检测基于有监督的深度学习算法, 建设 36 条组网设备、家庭网络相关特征工程, 采集 1 357 万条家庭网络现网的样本数据, 用作训练数据。

1) 网络实时评价算法, 实时评估网络质量通过随机森林分类和支持向量机 (SVM) 回归算法模型, 挖掘组网终端设备运行数据 (CPU 使用率、内存占用、在线时长等) 与网络实时性能 (时延、丢包率等) 指标之间的关系。

①随机森林算法: 作为一种集成学习技术, 通过构建多个决策树来增强模型的稳定性和准确性, 适用于处理高维度数据, 能够有效地从复杂的特征交互中提取有价值的信息。在分析设备和网络性能时, 随机森林不仅能识别关键的影响因素, 还能通过特征重要性分析揭示模型决策中最重要的因素。此外, 随机森林对异常值和缺失数据具有很好的鲁棒性, 使其能够适应真实世界中常见的不完美数据集。

②SVM 回归算法: 用于处理非线性关系, 通过核函数, SVM 能够将复杂的网络数据映射到高维空间, 并在此空间中寻找最优的线性解决方案。SVM 对异常点的强大鲁棒性保证了即便在数据中存在噪声, 也能稳定地预测网络时延、丢包率和抖动等关键性能指标。其最大间隔原则和正则化参数 C 的调整, 提高了模型的泛化能力, 减少了数据波动对预测结果的影响。SVM 的参数调节灵活性, 结合交叉验证和网格搜索技术, 使其能够针对不同的网络环境进行优化。

综合以上2种算法，构建的网络实时评价算法计算模型，能够深入挖掘组网终端设备运行数据（CPU、内存、在线时长等）和网络实时性能指标（时延、丢包率等）之间的联系和规律。

目前通过实时评价算法，获得特征工程重要度排名如图7所示。特征工程按重要度排序前6位分别是ram（内存占用率）、cpu（CPU使用率）、up_time（设备在线时长）、Ipv6Status（设备IPv4/IPv6双栈状态）、txRate_rt（实时发送速率）、rxRate_rt（实时接收速率），从特征工程重要度排序中说明设备运行状态、当前网络流量以及协议兼容性对网络性能影响最大。

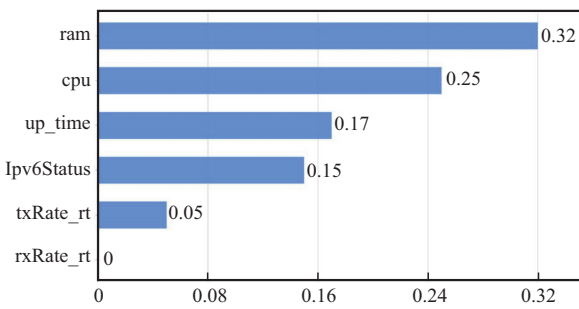


图7 网络质量重要性排序

模型准确率可以达到90%多，如图8所示。

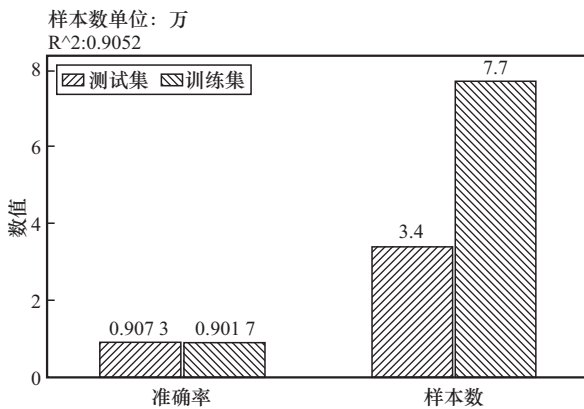


图8 模型准确率

2) 网络劣化预测算法，预测未来的网络劣化风险。通过LSTM网络时间序列预测算法构建网络劣化预测模型，分析历史数据中的时间序列特征，预测T+4h的网络性能的变化趋势。

采用LSTM网络进行时间序列预测。在分析组网终端设备的历史数据时，LSTM网络可以有效地利用过去的性能指标，如CPU使用率、内存消耗以及在线时长等，预测未来可能出现的网络性能变

化情况。通过捕捉这些复杂的时间序列模式，系统能够及早检测到性能瓶颈和潜在故障风险，从而实现对网络作出主动和精确的优化决策。这不仅提高了网络的稳定性与可靠性，还能有效减少因网络问题而导致的用户投诉，提升用户体验。

网络劣化预测算法流程如图9所示。

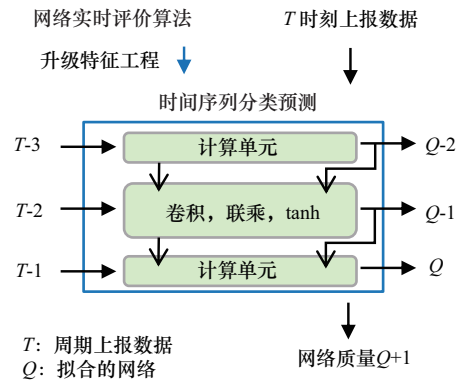


图9 网络劣化预测算法流程

通过分析LSTM模型的预测结果，识别网络性能可能出现的劣化趋势。若发现网络存在较大概率的性能瓶颈或故障风险，则触发预警机制，及时发现潜在的性能瓶颈、故障风险。

3) 智能调优策略生成，实现远程自动调优排障。基于模型的分析结果，自动生成重启、信道优化、调整加密方式等调优策略。

通过解析组网终端设备上上报的埋点数据，由网络劣化预测算法预测组网终端设备运行数据和网络性能指标的变化趋势，提前感知网络劣化情况并发出预警。通过网络实时评价算法，识别出网络中的瓶颈，故障或异常行为，提供针对性的优化建议（如CPU/内存清除、场景加速、更换/修复网线、调整摆放位置、信道优化），帮助改进网络性能，提升网络服务能力。

4.3.3.3 智能对话数据处理

基于九天大模型，通过结合用户活动行为标签、家庭网络质量标签以及设备基础信息、设备操作引导、网络安全与健康活动引导，部署向量数据库，搭建业务知识库和技能库，利用用户画像与语义检索增强（RAG），精确匹配用户提问背景，提供定制化回答。

同时，根据用户活动统计分析和设备网络质量报告，大模型智能推荐技能操作接口，便于用户功能快速定位；与此同时，系统还会不断地通过用户

反馈和问卷调查的方式，持续优化模型策略，最终形成“数据驱动-模型理解-用户响应”的闭环系统。知识类内容流程示意如图 10 所示。

4.3.4 服务接口

接口层对外提供标准化应用程序接口（API）与可视化界面。关键技术如下。

1) RESTful API：“移动爱家”APP 客户端和平台之间的通信接口，通过现网服务监测，接口可用率达到 99%。

2) WebSocket 推送：实时传输提醒和告警事件，经实验室测试，事件推送的平均延迟 < 200 ms。

3) 数据安全：将 CSI 上报的相关数据和平台统计分析数据进行脱敏存储，在网络请求中进行加密传输，防止数据泄露和篡改。

4) 权限控制：在服务接口调用过程中，进行严格的权限控制，用户只能访问获取隶属于自己家庭内的感知设备上报的数据和统计数据。

5) 弹性扩缩容：基于请求并发量的变化，服务实现自动扩缩容。

4.4 业务层

业务层作为“用户交互窗口”，提供可视化界面与场景化服务，承担着数据价值挖掘与服务创新的核心功能，实现用户价值的转化，并支持与其他智能家居系统集成。

本文系统围绕着用户家庭异常活动告警的守护需求、家庭网络保障的使用需求和低门槛操作的服务需求，依托“移动爱家”APP，能够向移动全家 Wi-Fi 用户提供线上服务，通过轻量化、用户友好的服务模块，融合大数据处理、AI 推理与实时交互能力，聚焦功能价值，提升用户体验，为用户提供有效的室内活动感知。

4.4.1 基于 Wi-Fi 的室内感知服务

基于数据采集、端侧计算和平台分析，基于 Wi-Fi 的室内感知服务包括活动统计日报、睡眠分析及建议、异常活动告警等功能。

1) 活动统计日报

活动统计日报提供每日的活动全景视图，适用于家庭健康监护、办公效率分析等场景。

APP 支持展示近 24 h 每小时活动情况，以及近 7 日每日的活动情况，并标记高频活跃时段，如“14:00-16:00 活跃度达 85%”。活动统计分析如图 11 所示。

2) 睡眠分析及建议

通过识别用户长期作息规律，本文系统向用户提供健康改善建议，适用于老年人看护、亚健康人群管理等场景。通过大模型生成相应的健康知识库，向用户提供专项建议。

睡眠量化评估：睡眠得分是综合评估用户睡眠质量的重要指标，通过将多个睡眠参数进行加权计算得出。

睡眠状态分布：将睡眠过程划分为清醒、深度睡眠、浅度睡眠 3 种状态。深度睡眠和浅度睡眠状态分布能够直观反映用户在不同睡眠阶段的时间占比，对于评估睡眠质量具有重要意义。基于 CSI 数据，通过分析用户在睡眠过程中的身体微动等特征，对用户的睡眠状态进行实时监测和分类，从而得到深度睡眠和浅度睡眠状态的分布情况。

睡眠规律性分析：通过长期监测用户的睡眠数据，分析用户的入睡时间和起床时间的规律性，评估其生物节律的稳定性。具体方法是计算用户在一段时间内（如一周、一个月）入睡时间和起床时间的标准差，标准差越小，说明用户的睡眠规律性越好。此外，还通过分析用户的睡眠时长变化情况，判断是否存在睡眠时长过短或过长的问题，进一步评估用户的睡眠规律性。

睡眠建议：根据用户的睡眠得分、深度睡眠和浅度睡眠状态分布以及睡眠规律性分析结果，为用户提供个性化的睡眠指导性建议。例如，如果用户深度睡眠比例较低，建议其在睡前进行放松活动，如泡热水澡、听轻音乐等，以帮助身体放松，更快进入深度

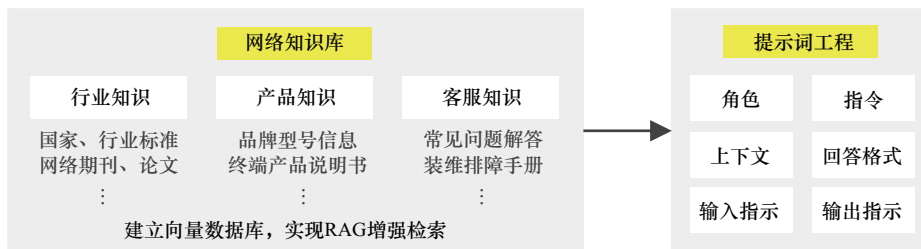


图 10 知识类内容流程示意



图 11 活动统计分析

睡眠;若用户睡眠规律性较差,建议其尽量保持固定的入睡和起床时间,建立良好的睡眠习惯,具体如图12所示。

3) 异常活动告警

异常活动告警能够实时识别闯入、长时间静止等风险事件,并根据预先设置的响应方式进行告警,保障用户安全,适用于独居老人监护、家庭安防等场景。对于长时间不活动的预警,主要监测CSI感知数据的稳定性,如果设备在一段时间内活动强度突然从强变弱并以稳定维持在极低的水平,则可以判断用户处于长时间不活动状态。对于离家闯入的预警,重点监测离家状态下是否有持续、明显的活动,具体如图13所示。通过对2种行为模式的识别,为用户提供监测预警服务。

4.4.2 基于规则和基于算法的网络质量保障

为保障全流程的网络使用,本文基于“规则库

+AI模型”家庭网络劣化感知能力,将网络问题归为可以自动优化的基础问题和需要工程师上门的复杂问题2类场景,根据检测结果提供主动优化或专家上门服务。

其中,本文系统围绕互联网侧<—>上联网元(网关)<—>智能组网设备<—>下挂终端的链路链路,从智能组网设备的角度,区分出6类质差场景的22个常见规则。

1) 老旧组网终端:包括无线代际规格低(Wi-Fi 5及其下)、有线或无线速率低等规则。

2) 设备运行质差:包括CPU/内存占用超限、超长时间运行、频繁重启、下挂终端超负荷、2.4 G下挂大流量终端等规则。

3) Wi-Fi弱覆盖/强干扰:包括2.4 G Wi-Fi强干扰、5G Wi-Fi强干扰、下挂信号设备强度低等规则。



图 12 睡眠规律分析及建议



图 13 异常活动告警

4) 网络设置问题：包括 IPv6 配置异常、地址解析协议表（ARP 表）异常、密码安全性低、密码长时间未修改、加密算法不合理等规则。

5) 下挂设备连接质差：包括设备网络连接质量差、掉线次数多、设备网络时延高、上下行速率低等规则。

6) 上联网元连接质差：包括 FTTR 上联光功率不达标、上行端口非千兆 LAN 口、质差连接介质等规则。

除了基于规则的基础检测，本文系统升级了基于 AI 模型的智能检测，识别并预测 $T+4\text{ h}$ 的网络劣化风险，归因到组网终端质差问题，下发设备设置优化指令或通过多触点提醒用户优化网络，并向装维专家提供专业排障建议，实现家庭组网终端设备的自动巡检、智能排障，无感提升用户家庭网络使用体验，同时依托省专协同的装维工单派发能力，

在装维工单直派环节赋能排障建议，节约装维人力。

4.4.3 智能问答的 AI 网络管家功能

为了降低服务使用门槛，基于九天大模型，本文展示提供包括智能问答、专属网络保障等功能的 AI 网络管家服务。用户通过问答形式，即可体验室内感知的功能。

本文系统打造网络垂类应用 AI 网络管家，重点研发网络技能库、网络知识库、提示词管理 3 个核心能力，向用户提供智能问答服务，支持管控家庭网络、答疑网络问题。

网络技能库主要处理用户的指令类意图。在应用服务过程中，如果用户发起提问，如“想了解最近的家庭活动情况”，系统将按照技能编排，调用“查询家庭活动列表”等接口，返回数据进行展示。

网络知识库主要处理用户的问答类意图。如果

用户发起提问,如“我想了解一下移动 FTTR 的产品特点”,系统将检索向量知识库,查询 FTTR 的产品信息,返回知识碎片,在完成提示词加工和大模型行处理后,向用户返回答案。

5 应用与成效

目前移动爱家业务已落地全国 31 个省,服务 1 724 万用户,年收入超 18 亿元。本文系统在遮挡场景下的室内活动检测准确率达到了 93.2%,质差网络的检测准确率达到 90.1%,通过长连接 1 560 万台光网关、1 599 万台光路由设备,使超 3 000 万台全光组网设备均能体验网络保障服务、绑定“移动爱家”APP 体验 AI 网络管家服务,而感知系统搭载 10 万台 FTTR 设备提供“家庭健康报告”“睡眠优化建议”等功能,击中用户隐私看护需求。目前 APP 服务月活用户已超 500 万,经统计,3 万用户评价分数达到 4.8 分(满分 5 分),得到用户的一致好评。

本文系统所述技术作为爱家光网的核心能力,通过打造高品质网络服务,带动移动全家 Wi-Fi 业务木本化转型,同时也助力经济社会发展。

6 结束语

本文阐述了爱家光网在家庭网络服务场景的应用与创新,包含基于全光组网的室内泛在感知系统、网络保障系统和智能应用服务。

室内泛在感知系统通过基于光纤到房间架构的非侵入式 CSI 数据采集和轻量化数据处理分析,实现系统在遮挡场景下的室内活动监测,向用户提供室内活动的准确感知、异常告警的智能交互服务。与传统的摄像头感知方式相比,本文系统的数据隐私泄露风险大大降低,有效保护了用户的隐私安全。此外,本文系统利用端侧边缘算力和平台侧批处理能力,降低了系统的实现难度和计算成本,具有较高的实用性和可推广性,促成了室内感知技术的普惠应用。

网络保障系统通过基于规则+基于 AI 的质差网络检测和优化流程,保障家庭网络和室内感知系统的稳定性、可用性,提供了高质量网络服务。

智能问答应用通过结合九天大模型,降低了用户的家庭网络理解、使用成本,通过轻量化、用户友好的服务模块,融合大数据处理、AI 推理与实时交互能力,聚焦功能价值,提升用户体验。

未来,随着 FTTR 技术的进一步普及和相关算法的不断优化,本文系统也将继续探索提高平台的感知精度和实时性,例如融合毫米波雷达提升行为轨迹识别能力、网络自优自愈能力等,以适应不同环境和用户需求,提供更精准的活动行为识别、网络保障、智能问答能力,从而在智能家居、健康监护、安全防范等场景中得到更加广泛的应用。

参考文献:

- [1] 国务院. 国务院关于印发“十四五”国家老龄事业发展和养老服务体系规划的通知[J]. 中华人民共和国国务院公报, 2022(7): 13-29. The State Council. Circular of the state council on printing and issuing the plan for the development of national undertakings for the aged and elderly care service system during the 14th Five-Year Plan period[J]. Gazette of the State Council of the People's Republic of China, 2022 (7): 13-29.
- [2] WANG C Y, LIN F S. Exploring older adults' willingness to install home surveillance systems in systems in taiwan: factors and privacy concerns[J]. Healthcare, 2023, 11(11): 1616.
- [3] 李晟洁, 李翔, 张越, 等. 基于 Wi-Fi 信道状态信息的行走识别与行走参数估计[J]. 软件学报, 2021, 32(10): 3122-3138. LI S J, LI X, ZHANG Y, et al. Walking recognition and parameters estimation based on Wi-Fi channel state information[J]. Journal of Software, 2021, 32(10): 3122-3138.
- [4] 阴庚雷, 丁文超, 张俊宝. 基于时间卷积网络的 CSI 动作识别[J]. 中原工学院学报, 2020, 31(5): 59-65. YIN G L, DING W C, ZHANG J B. Temporal Convolutional Network based activity recognition using CSI[J]. Journal of Zhongyuan University of Technology, 2020, 31(5): 59-65.
- [5] ZHANG Y. High-precision indoor localization using 16-channel MIMO Wi-Fi system[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2021, 20(7): 2456-2470.
- [6] HUANG C, CHEN G J, TANG J C, et al. Machine-learning-empowered passive beamforming and routing design for multi-RIS-assisted multi-hop networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(24): 25673-25684.
- [7] 龙智丰, 张靖. 基于频率响应的 FTTR WLAN 室内无线定位算法研究[J]. 物联网学报, 2023, 21(3): 456-463. LONG Z F, ZHANG J. Research on FTTR WLAN indoor wireless positioning algorithm based on frequency response[J]. Journal of the Internet of Things, 2023, 21(3): 456-463.

[作者简介]



王珂(1996-),女,安徽六安人,中移(杭州)信息技术有限公司高级工程师,主要研究方向为家庭网络服务、家庭组网设备功能研发。



胡文仓 (1996-), 男, 安徽六安人, 中移(杭州)信息技术有限公司高级工程师, 主要研究方向为全光组网应用与服务、算力网络。



魏凯 (1983-), 男, 安徽亳州人, 中移(杭州)信息技术有限公司高级工程师, 主要研究方向为智能组网、全网组网、算力网络。



苏泽敏 (1993-), 男, 江西上饶人, 中移(杭州)信息技术有限公司高级工程师, 主要研究方向为智能化软件测试、测试自动化工具体系构建。



苏畅 (1988-), 男, 山西太原人, 中移(杭州)信息技术有限公司高级工程师, 主要研究方向为智能硬件及芯片、短距网络等。



吕颖韬 (1991-), 女, 浙江金华人, 中移(杭州)信息技术有限公司高级工程师, 主要研究方向为网络质量评估算法、智能对话处理以及感知应用开发维护。



张星成 (1988-), 男, 山东淄博人, 中移(杭州)信息技术有限公司高级工程师, 主要研究方向为智能软件工程与质量创新。



朱铖凯 (1995-), 男, 浙江湖州人, 中移(杭州)信息技术有限公司高级工程师, 主要研究方向为通信感知一体化、深度学习与模式识别、新型短距网络、全光接入网。



王浩州 (1989-), 男, 辽宁沈阳人, 中移(杭州)信息技术有限公司高级工程师, 主要研究方向为全光组网、智能网络应用、算力网络。



杨宇晗 (1998-), 女, 四川成都人, 中移(杭州)信息技术有限公司高级工程师, 主要研究方向为智能组网应用、家庭网络质量评估与优化技术、家庭网络AI智能体服务。



王林辉 (1995-), 男, 重庆人, 中移(杭州)信息技术有限公司高级工程师, 主要研究方向为高性能企业架构设计、网络质量关键技术。



张满 (1982-), 男, 湖北黄冈人, 中移(杭州)信息技术有限公司高级工程师, 主要研究方向为短距连接、算力网络。



白翠琴 (1984-), 女, 浙江杭州人, 中移(杭州)信息技术有限公司高级工程师, 主要研究方向为软件质量体系与效能提升。