



AI in Network

智能自治网络案例报告

October 2019

目录

01 智能自治网络是5G时代的重要组成部分	01
5G时代的新挑战和新机遇	02
人工智能技术进入蓬勃发展的时期	04
运营商对智能自治网络的诉求逐渐凸显	05
智能自治网络相关标准进展	12
02 智能自治网络总体规划	15
智能自治网络的分层架构	16
智能自治网络的阶段划分	17
智能自治网络的案例总览	19
03 智能自治网络典型应用案例	20
人工智能在网络规划建设中的应用	21
智能规划机器人	
承载网智能流量预测	
站点自动部署	
宽带装机质量监控	
人工智能在网络维护监控中的应用	36
无线网络智慧运营分析平台	

目录

IPRAN网络告警压缩	
接入网弱光检测	
无线告警根因分析	
跨域智能告警根因分析	
基于动态阈值的网络运维异常检测	
基于基因图谱的智能告警	
人工智能在网络优化配置中的应用	59
5G智能广播参数调整	
基于射频指纹的负荷均衡	
人工智能在业务质量保障提升中的应用	65
智能承载网切片管理	
智能业务识别	
智能业务体验评估	
智能MOS评估	
人工智能在网络节能增效中的应用	75
无线网络节能	
人工智能在网络安全防护中的应用	79
高级威胁防御	
垃圾短信智能分析与优化	
敏感数据保护系统	
僵尸网络域名检测	
人工智能在网络运营服务中的应用	95
智能客服	
智能投诉处理	
批量投诉用户预警	



01 智能自治网络是5G时代的重要组成部分

随着移动通信逐步迈入5G时代，新技术和新特性层出不穷，新业务和新应用不断涌现。传统的电信网络运行管理模式已经不足以支撑不断增长的网络演进、业务发展、用户体验和运营分析要求，也难以有效提升网络运营效率和控制运营成本。业界已经认识到5G时代需要一个高度智能的自动化网络，并逐步向智能自治网络演进。智能自治是移动通信创新商业模式的重要使能者，也将成为后5G时代移动通信网络的核心要素。将人工智能技术引入移动网络将是5G和后5G时代网络设计、部署、运营、保障、优化的必然要求。

为了最终真正实现智能自治网络，需要整个行业形成对智能自治网络的统一认识和理解，不断明晰智能自治网络的概念，明确智能自治网络的各个发展阶段及其目标，共同孵化智能自治网络案例。人工智能技术与通信网络的融合发展，将给通信网络注入新的技术活力，开启前所未有的可能性，从而促进GSMA “Intelligent Connectivity（智联万物）” 愿景的真正实现，连接所有人、所有物到一个更美好的未来。

◆ 5G时代的新挑战和新机遇

当前，5G网络的部署正在全球各地火热开展。与4G网络相比，5G网络在传输速率、传输时延、连接规模等关键性能指标上有了质的飞跃，从而可以支撑更加丰富的业务场景和应用，但同时也给移动运营商带来了CAPEX和OPEX不断攀升的挑战。

越来越复杂的网络需要运维模式的革新

在很长一段时间内，5G网络将长期与存量的2G/3G/4G网络并存，这将为5G网络的运营和维护带来前所未有的挑战。为了支撑eMBB、mMTC、URLLC 三种典型业务场景并保证良好的网络性能，诸如Massive MIMO、灵活空口等复杂性较高的新技术在5G中被引入，以满足峰值速率、频谱效率、低时延、高可靠性、连接密度等更苛刻的技术指标。基于虚拟化和云化理念重新构筑的5G核心网在带来资源调度灵活性的同时也增加了网元和接口的多样化，提出了网络统一调度管理的要求，传统网络运维模式存在的问题更加凸显。

业务创新不断加速，对网络智能化程度要求越来越高

虽然4G时代移动流量使用呈指数级增长，但每比特流量单价却不断降低。进入到5G时代，仅依靠传统数据业务将很难带来收入上的新增长，主要业务创新将与其他行业的数字化转型息息相关，这将需要移动运营商在商业模式上变革，并大幅增强网络灵活性以满足用户和业务运营需求。

在5G时代，人与人通信的单一模式将逐渐演化为人与人、人与物、物与物的全场景通信模式，

业务场景将会更加复杂。许多新的业务场景提出了对SLA的差异化需求，带来了与其配套的网络运营的复杂性。

依托5G网络能力和丰富的业务发展，业务体验也将随之呈现出多元化、个性化发展态势，比如沉浸式体验、实时交互、情感和意图精准感知、所想及所得等，网络对于体验的支撑保障，将颠覆传统模式，迎来全新挑战。

引入人工智能技术能够有效应对相关挑战，带来新的机遇

5G网络有大量可利用的数据，包括传输层数据（信道、频谱、用户链路）和网络层数据（各种信令、管理数据），此外，还有各种类型的应用层数据。运营商可以基于这些数据，引入人工智能技术来应对5G网络挑战。引入人工智能技术，实现大数据分析及自适应策略决策，能够进一步优化自动化方案，帮助不断理解和预测用户和网络的需求，实现更好的资源编排和调度，从而逐渐实现完全的智能自治网络。智能自治网络有助于降低网络建设和运营成本，响应用户和业务的需求，创新商业模式，为运营商带来巨大的新机遇。

5G的网络规划设计上需要能够快速简洁地体现运营商意图；业务开通上需要减少人为配置错误，快速上线业务；网络运营运维上，需要突破依靠专家经验为主的传统运营运维模式的局限。自动化网络运营能力，将成为5G时代除eMBB、mMTC、uRLLC之外不可缺少的第四维，成为5G业务创新和发展最重要的推动力量之一。

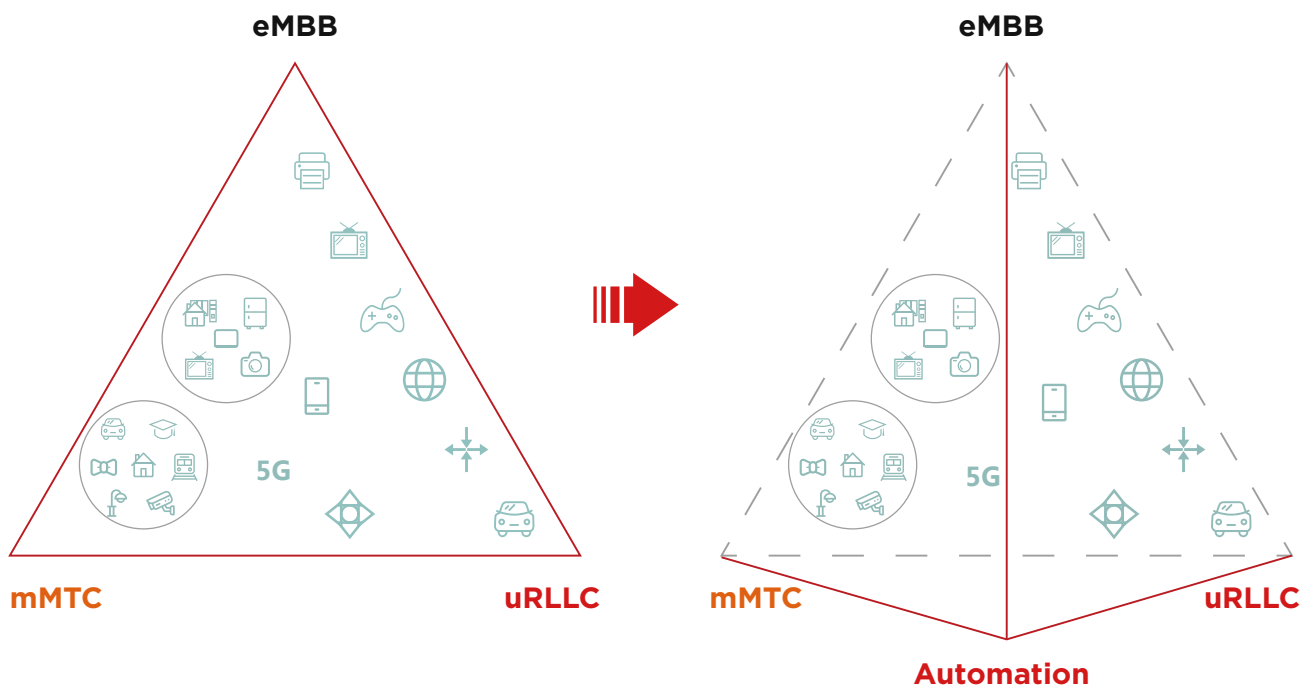


图 1 网络自动化成为5G网络的第四维

◆ 人工智能技术进入蓬勃发展的时期

人工智能是研究、开发用于模拟、延伸和扩展人的智能的理论、方法、技术及应用系统的一门技术科学。自1956年诞生以来，人工智能理论和技术日益成熟，应用领域也不断扩大。人工智能的研究目的是促使智能机器会听（语音识别、机器翻译等）、会看（图像识别、文字识别等）、会说（语音合成、人机对话等）、会思考（人机对弈、定理证明等）、会学习（机器学习、知识表示等）、会行动（机器人、自动驾驶汽车等）。

人工智能的发展历程就像人类对未知的探索一样，经历了曲曲折折和起起伏伏，到目前为止大致可以划分为以下6个阶段：

一、起步发展期：1956年—20世纪60年代初。人工智能概念提出后，相继取得了一批令人瞩目的研究成果，如机器定理证明、跳棋程序等，掀起了人工智能发展的第一个高潮。

二、反思发展期：20世纪60年代—70年代初。人工智能发展初期的突破性进展大大提升了人们对人工智能的期望，人们开始尝试更具挑战性的任务，并提出了一些不切实际的研发目标。然而，接二连三的失败和预期目标的落空，使人工智能的发展走入低谷。

三、应用发展期：20世纪70年代初—80年代中。20世纪70年代出现的专家系统模拟人类专家的知识和经验解决特定领域的问题，实现了人工智能从理论研究走向实际应用、从一般推理策略探讨转向运用专门知识的重大突破。专家系统在医疗、化学、地质等领域取得成功，推动人工智能走入应用发展的新高潮。

四、低迷发展期：20世纪80年代中—90年代中。随着人工智能的应用规模不断扩大，专家系统存在的应用领域狭窄、缺乏常识性知识、知识获取困难、推理方法单一、缺乏分布式功能、难以与现有数据库兼容等问题逐渐暴露出来。

五、稳步发展期：20世纪90年代中—2010年。由于网络技术特别是互联网技术的发展，加速了人工智能的创新研究，促使人工智能技术进一步走向实用化。1997年国际商业机器公司（简称IBM）深蓝超级计算机战胜了国际象棋世界冠军卡斯帕罗夫，2008年IBM提出“智慧地球”的概念。以上都是这一时期的标志性事件。

六、蓬勃发展期：2011年至今。随着大数据、云计算、互联网、物联网等信息技术的发展，泛在感知数据和图形处理器等计算平台推动了以深度神经网络为代表的人工智能技术的飞速发展，大幅跨越了科学与应用之间的“技术鸿沟”，诸如图像分类、语音识别、知识问答、人机对弈、无人

驾驶等人工智能技术实现了从“不能用、不好用”到“可以用、超过人类”的技术突破，迎来爆发式增长的新高潮。当AlphaGo Zero通过自主学习，从一张白纸起步，在几天的时间内，学习成长为一个能够以100比0完胜那个击败李世石、柯洁等顶尖人类棋手的AlphaGo时，自我进化自我完善的通用人工智能似乎也不再是遥不可及的梦想了。

凡是能够提供大量训练数据的领域，应用人工智能技术基本上都出现了丰硕的成果。移动网络每天产生的海量数据，是将人工智能技术应用到移动网络中的基础，人工智能在解决高计算量数据分析、跨领域特性挖掘、动态策略生成等方面，具备天然优势，人工智能技术将逐步把听、看、说、思考、学习和行动的能力带入到移动网络中，分层分级实现智能自治网络。

◆ 运营商对智能自治网络的诉求逐渐凸显

目前全球领先运营商都将人工智能列为重点战略之一。国内运营商方面，中国移动发布统一AI研发云平台，致力于网络、市场、服务、安全、管理5大领域的规模化AI应用；中国电信发布《中国电信人工智能发展白皮书1.0》，明确从“随选网络”向“随愿网络”的智能化转型；中国联通打造智能、敏捷、集约、开放的网络，构建统一网络AI能力平台，研发网络规划、设计、建设、维护和优化模型，支撑网络运营业务。AT&T、Vodafone等国际运营商也积极布局智能自治网络的工作。

中国移动人工智能规划

中国移动已发布自主研发的九天人工智能平台，是中国移动5G+AICDE计划的重要组成部分。该平台汇集了中国移动内外部的优秀AI能力，支撑各领域AI研发，同时平台对接集中化大数据平台，该平台面向全公司提供丰富、高质量、有标注的人工智能共享训练数据库，支撑多域海量数据的集中化管理，实现全集团算力、数据和能力共享。未来中国移动将积极构建AI生态体系，对内服务网络、市场、服务、安全、管理等领域，对外赋能各大垂直行业，带动AI产业发展，致力于成为AI应用先行者和AI产业赋能者。

聚焦网络、安全、管理、服务和市场五大领域，做大应用规模



图 2 中国移动人工智能应用领域规划

中国电信网络人工智能发展战略及布局

为了顺应智能化时代发展的世界大趋势，中国电信于 2016 年正式发布转型升级战略（即转型 3.0）和 CTNet2025 网络架构重构计划，通过网络智能化、业务生态化、运营智慧化，拓展综合智能信息服务，助力网络强国，服务社会民生。

网络重构与5G网络的试点工作稳步推进过程中，传统的人工运维方式无法满足未来网络运营的需求，中国电信于2017年初，携手华为等合作伙伴，在ETSI推动成立了网络人工智能行业规范工作组ENI，共同推进AI在运营商网络中的应用场景、需求、系统架构等方面的研究和标准制定。

随着网络人工智能相关研究及实践工作的开展，中国电信于2019上海MWC期间，发布了《中国电信人工智能发展白皮书1.0》，明确将以战略转型 3.0 为方向，以 CTNet2025为基础，深度嵌入 AI 技术能力，对内对外提供 AI 通用能力平台、应用和解决方案。初期以云网融合为切入，为公众及政企用户提供快速开通、定制化、自动化、多层面的智能业务，未来逐步向智慧化、端到端的 DICT 解决方案和服务扩展。中国电信人工智能发展总体布局如下图所示。



图 3 中国电信人工智能发展总体布局图

从中国电信的网络实践看，“随愿网络”可以看作是“随选网络”的进阶，即从目前按需、自助、弹性的网络服务向自动化闭环、意愿驱动的网络组织演变，是CTNet2025从1.0迈向2.0的基本特征之一。

中国电信随愿网络的构建遵循中国电信人工智能发展的总体布局，主要由随愿网络智慧大脑、随愿网络编排管控层、随愿网络智能基础设施以及 AI 终端四部分组成。其中随愿网络智慧大脑包括总体布局中的大数据湖、AI 赋能平台及其基础上形成的各类 AI 能力，随愿网络编排管控层是在随愿网络基础设施的基础上实现智慧运营的关键通道枢纽，整体架构如下图所示：

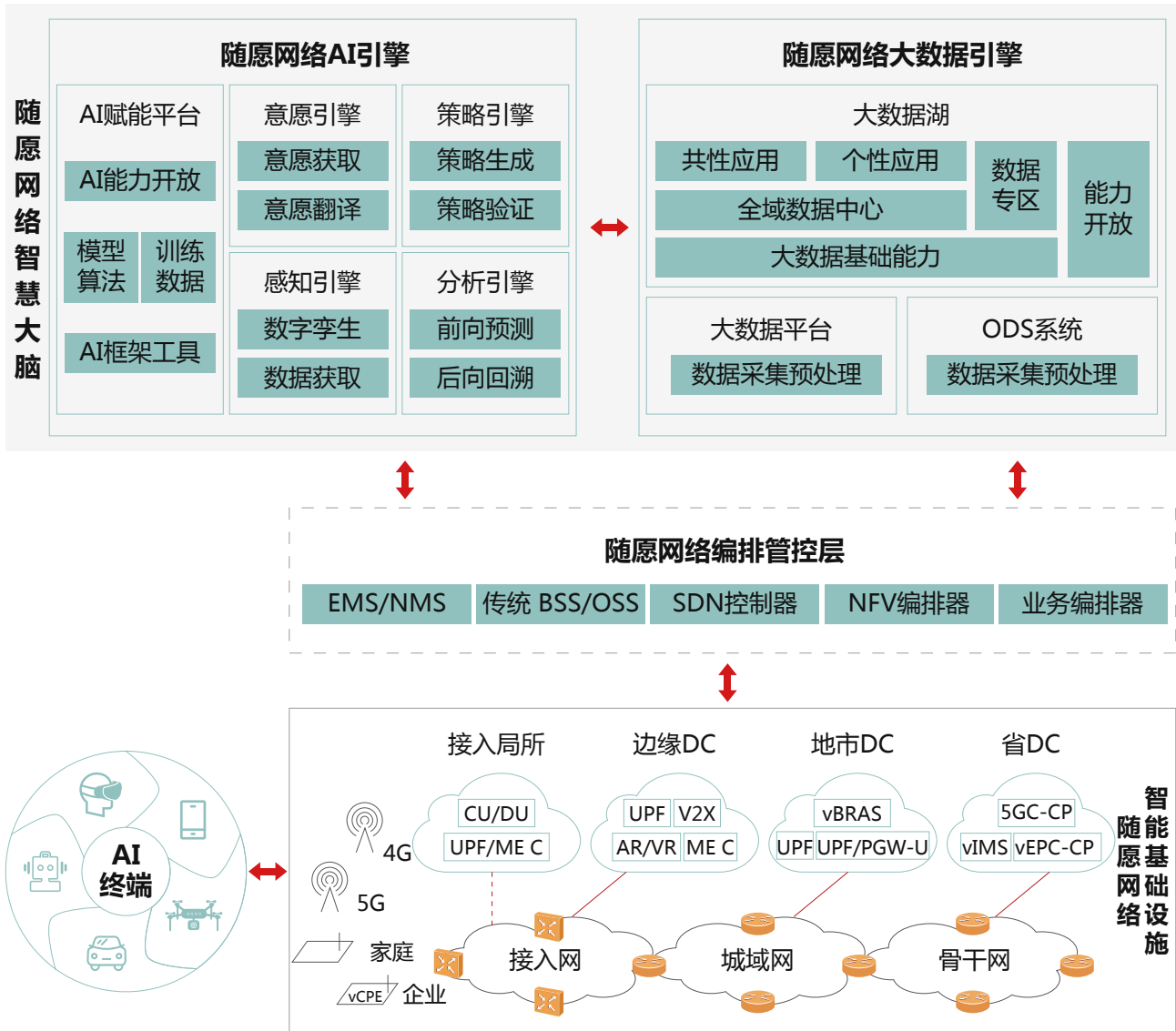


图 4 中国电信随愿网络目标架构

中国电信将自身定位于“AI 网络建设者、AI 产业驱动者、AI 技术应用者、AI 服务提供者”，通过全面引入和发展人工智能技术，加快智能化网络升级，形成智能化产业生态，提升智慧化运营水平，从电信网络和业务的切实需求与具体场景等切入点，打造全面融智的“随愿网络”，提供以客户需求为导向的“随心业务”。

中国联通网络智能化发展策略和计划

2018年，中国联通发布CUBE-Net2.0升级版CUBE-Net2.0+，提出在网络软件化与云化的基础上，引入AI，打造中国联通智能、敏捷、集约、开放的新一代智能网络CUBE-NET2.0+。

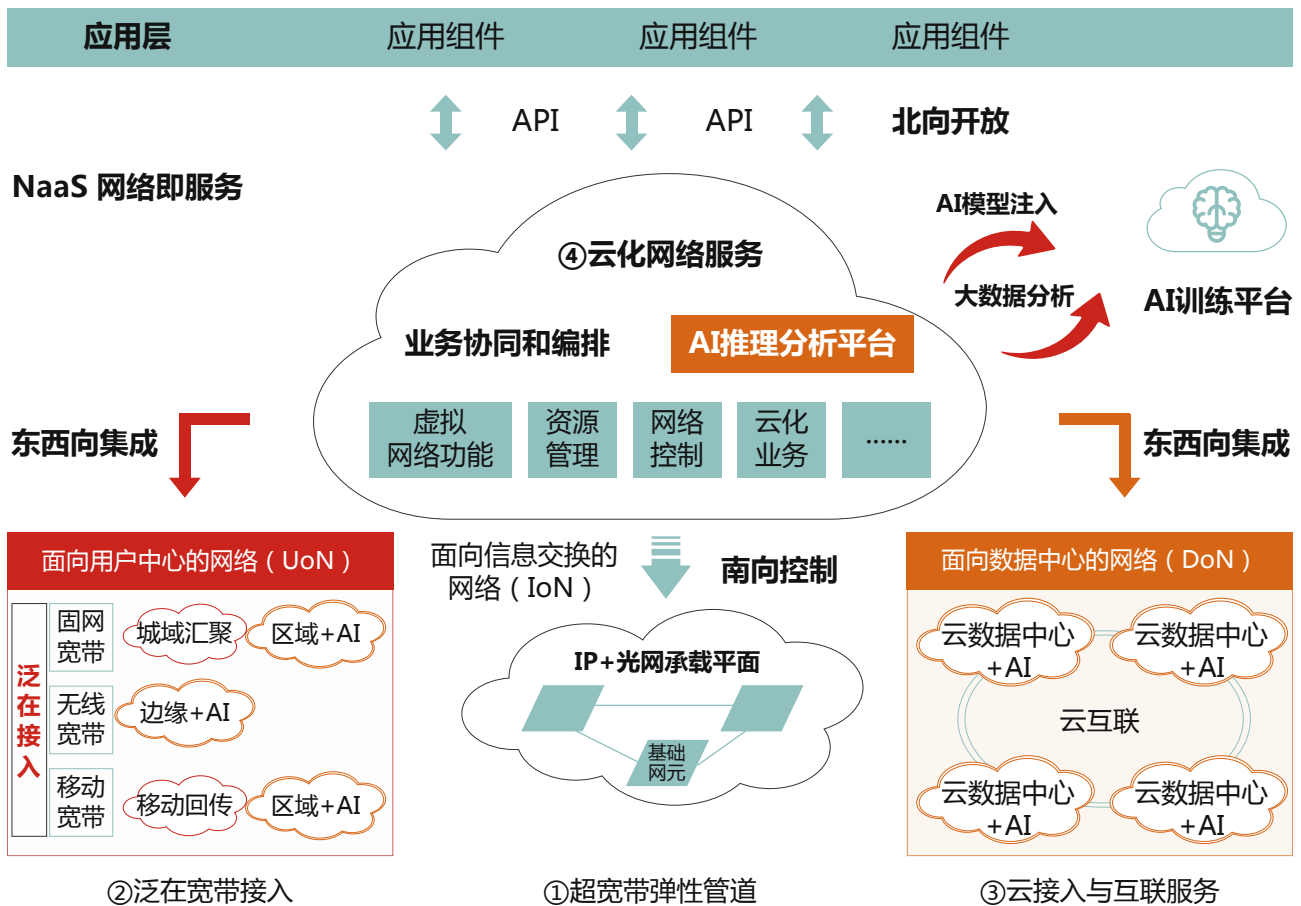


图 5 中国联通CUBE-Net2.0+网络架构

中国联通网络AI将按照“应用牵引，平台赋能，生态共赢”的发展策略，聚焦5G+AI、行业创新等网络AI应用创新，打造网络AI发展引擎的智立方CubeAI平台，构建网络AI共赢生态和开放合作体系。

2019年6月上海MWC会上，中国联通正式发布了智立方CubeAI平台。智立方CubeAI是中国联通网络AI的技术服务、产业合作和交流共享的平台。技术服务是指要支撑网络生产运营和业务创新，提供网络AI的算法、模型、服务和应用；产业合作旨在构建网络产业合作生态，发挥产业链各方优势，共同推进网络AI创新和应用；交流共享就是要面向内外部开展技术交流、开源合作、标准制定、试验验证、应用示范和经验分享。

作为智立方CubeAI的重要组成，中国联通还发布了AI模型共享与能力开放实验床。该实验床是参考Linux基金会AI开源项目Acumos的设计理念，由中国联通完全自主开发，支持模型管理、模型共享、模型微服务化部署的全栈开源网络AI平台，源代码已经发布到GitHub开源社区。后续中国联通将邀请合作伙伴参与平台的共建共享，共同推进典型网络AI的应用示范，积极开展与相关开源社区的技术合作。

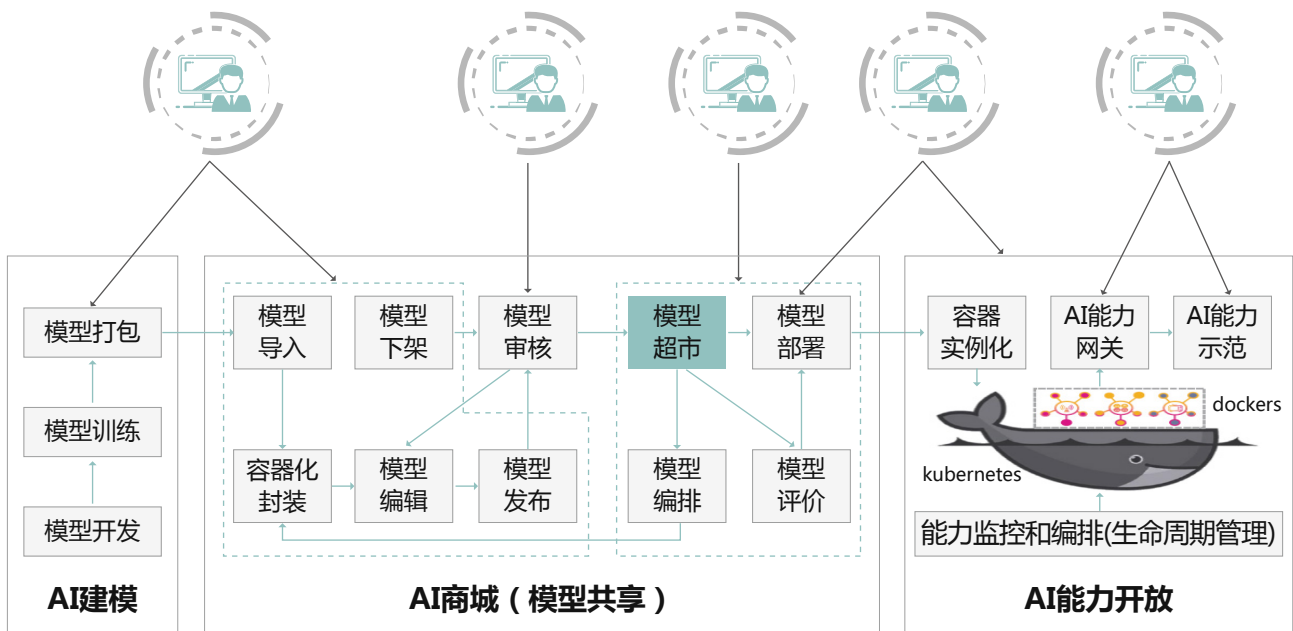


图 6 中国联通CubeAI实验床项目

中国联通发起了CubeAI合作伙伴计划并得到业内广泛支持，参与联合发起的主要单位有华为、中兴、百度等近30家业内公司，涵盖主设备厂商、AI技术提供商、芯片厂商等各方合作伙伴。

国际运营商在智能自治网络方面的实践

北美运营商AT&T认为，将AI和人类的专业知识结合在一起，并演进为人类赋能的AI，我们会比以往任何时候都能更加快速地创造一个更好的世界。AT&T认为未来的5G技术核心包括了移动技术、固定宽带技术和边缘计算，并且成千上万的小基站会大量部署；因此，运营商必须实时收集和分析海量的终端数据，与AI技术的结合可以保证5G网络持续高效及安全的高效工作。除了帮助部署网络以外，AT&T认为AI技术还可以帮助优化网络并且使网络更加安全。例如AI技术可以优化流量和网络速率，让每个用户在任何地点和时间得到最优的带宽，并且在用户相互交换数据时，保证数据的安全性。

欧洲运营商沃达丰认为AI处于数字社会战略的核心地位，为沃达丰提供了解决实际问题的全新视角。AI已经开始帮助提升沃达丰的产品及服务水平，同时也让使其获得了更加高效的商务运营。沃

达丰在短短4年期间，就建立了庞大的大数据团队，他们利用AI算法处理大量匿名化的数据集，用以提供新的商业视角，为不同的客户提供不同的服务。沃达丰目前已经在欧洲及亚洲市场部署了大量无线接入设备，他们应用AI算法帮助判定客户需要更大的容量的地点，从而帮助改善网络覆盖。此外，沃达丰还将AI技术应用于优化设备在不同小区之间的切换。这些成功的应用可以帮助沃达丰在这些地区节省约15%的网络能源消耗。

智能自治网络的驱动力

在2018年Analysis Mason所做的调查中，76家受访运营商列出了采用人工智能辅助网络自动化的主要驱动因素。如图所示，采用人工智能辅助自动化的主要原因是降低运营成本 - 几乎80%的运营商将其置于前三位的驱动因素中，其他因素依次是：

- 改善客户的体验
- 支持网络的密集化部署
- 支持端到端自动化战略

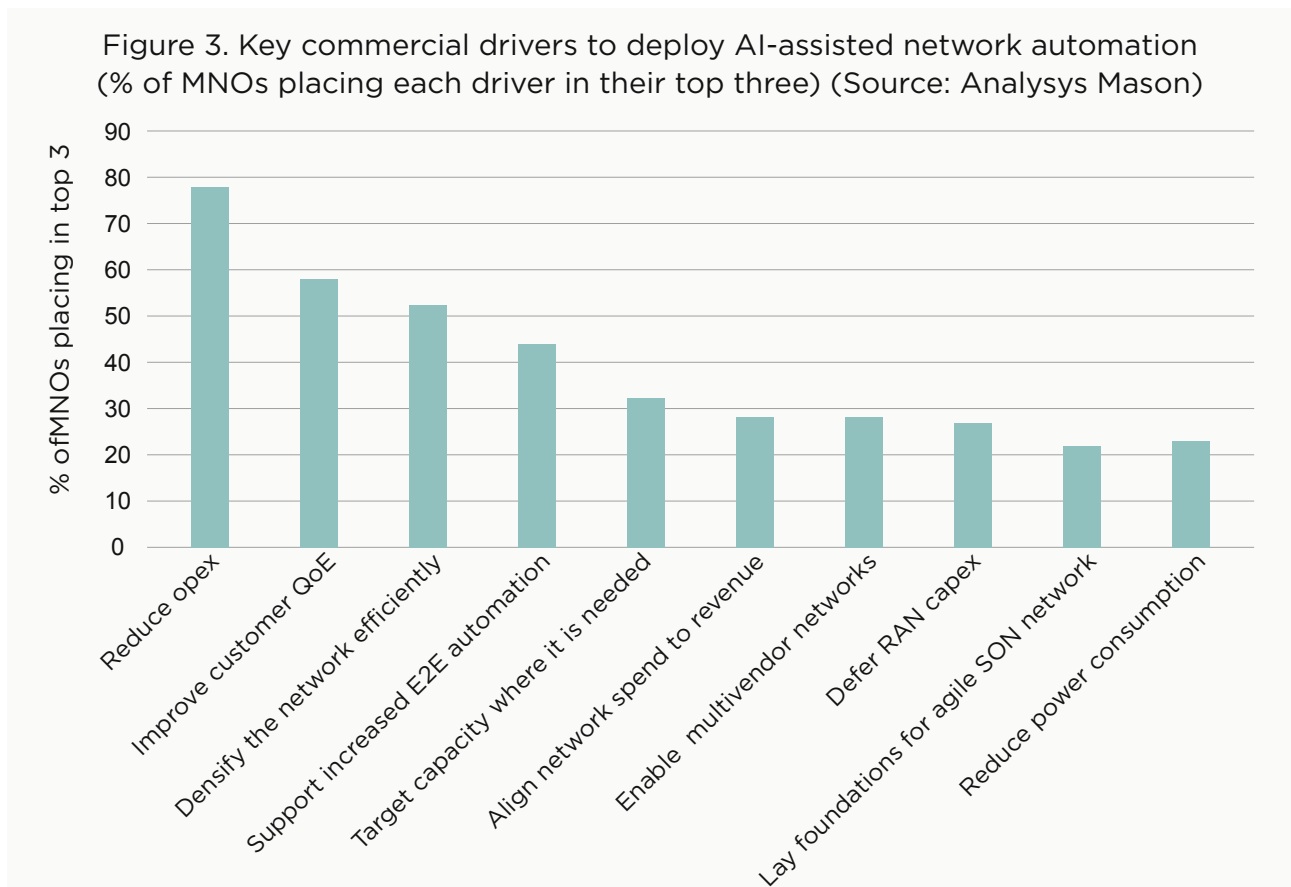


图 7 运营商采用人工智能辅助网络自动化的驱动力

智能自治网络趋势预测

随着移动运营商开始评估其商用5G战略，一些运营商已经在他们的网络流程中引入自动化能力，最常见的是在运维、规划和优化等方面。根据Analysis Mason的调查和预测，虽然当时全球56%的移动运营商在其网络中几乎没有自动化，但到2025年，近80%的运营商希望网络运营商实现40%以上自动化，三分之一的运营商预期自动化率超过80%。

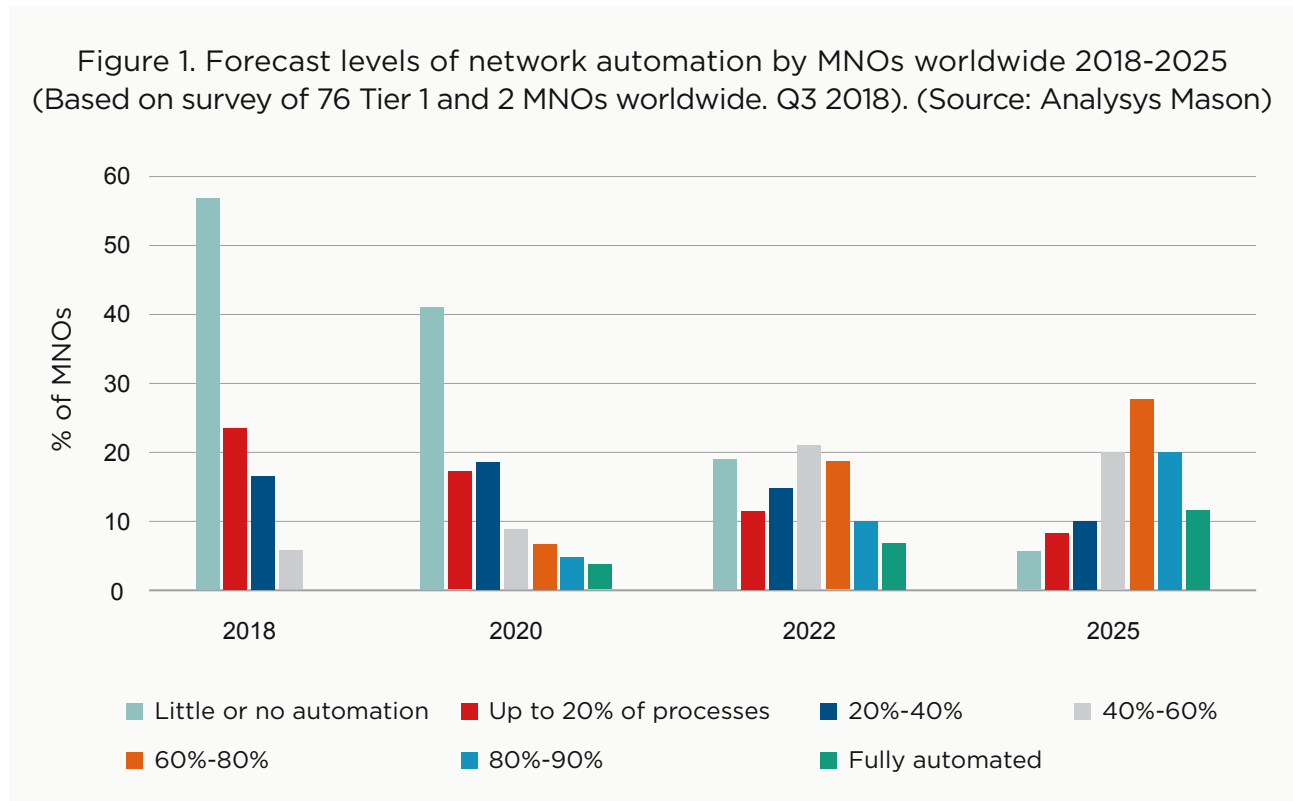


图 8 运营商网络自动化趋势预测

◆ 智能自治网络相关标准进展

作为业界热点，人工智能技术在电信领域的标准和行业方面也有很大的进展，国际标准或行业组织3GPP、ITU-T、ETSI和CCSA等都启动了人工智能在电信领域应用相关课题的研究。具体相关标准化组织或行业组织的研究项目情况如下：

3GPP

3GPP SA WG5在2018年8月份启动“WID Intent driven management service for mobile network”研究课题，目标是研究提升运维效率的移动网络通信意图驱动管理场景，并定义意图驱动管理服务化接口来实现自动化闭环的控制。意图实现复杂网络或者业务的极简控制，由系统实现

复杂网络或者业务的智能化管理。同时，3GPP SA WG5在2018年8月份还启动“New SID on Self-Organizing Networks (SON) for 5G networks”研究课题，目标是研究利用管理数据分析功能提供的场景感知和数据分析，来支持5G网络的SON，包括自配置（例如基站自建立），自优化（例如覆盖和容量优化），自治愈等。3GPP RAN WG3在2018年6月启动“RAN-centric Data Collection and Utilization SI”研究课题。目标是研究面向网络自动化与智能化的无线大数据采集与应用，包括研究不同用例所需的过程和信息交互，如：SON（e.g. ANR）、RRM增强、边缘计算，以及URLLC、LTE-V2X等。目前该项目的研究阶段已经结束，进入“SON/MDT support for NR”标准项目阶段。3GPP SA WG2在2018年1月份启动“Study of enablers for Network Automation for 5G SI”（FS_eNA）的研究课题，在2019年1月进入标准化工作。该项目目标是要利用5G核心网侧的网络数据分析功能NWDAF（Network Data Analytics Function）来提供大数据分析。该项目定义网络数据分析所需的输入和产生的输出，实现了基于大数据分析进行网络智能优化的功能。具体优化包括UE级的定制化移动性管理，例如寻呼增强和移动性模板、基于UE业务行为的连接管理等；5G QoS增强，例如基于用户QoE的非标准化QoS画像；网络负载控制，例如UPF选择、网络性能预测等。

ITU-T

ITU-T SG13在2017年11月成立了“Focus Group on Machine Learning for Future Networks including 5G (FG-ML5G) 面向5G未来网络的机器学习焦点组”。其目标是找出相关的标准化差距，以提高面向5G的机器学习的互操作性、可靠性和可模块化能力，制定用于未来网络的机器学习研究报告和标准，包括接口、架构、协议、算法和数据格式，分析机器学习应用于5G和未来网络(例如：网络自主闭环控制和管理))的适用性及影响。2019年7月，SG13批准了焦点组在2019年3月提交的“面向5G和未来网络的机器学习的统一架构”成为技术规范，其内容包括：机器学习功能公共术语和命名方法、面向5G和未来网络的机器学习逻辑架构，并研究了统一架构如何应用到特定的技术，如3GPP、MEC、边缘网络或者传输网络。焦点组目前进入第二阶段的工作（至2020年7月），将进一步研究拓展5G和未来网络中的机器学习的用例和需求、面向5G和未来的网络中机器学习应用的数据处理框架、移动网络智能分级的评估方法等内容。

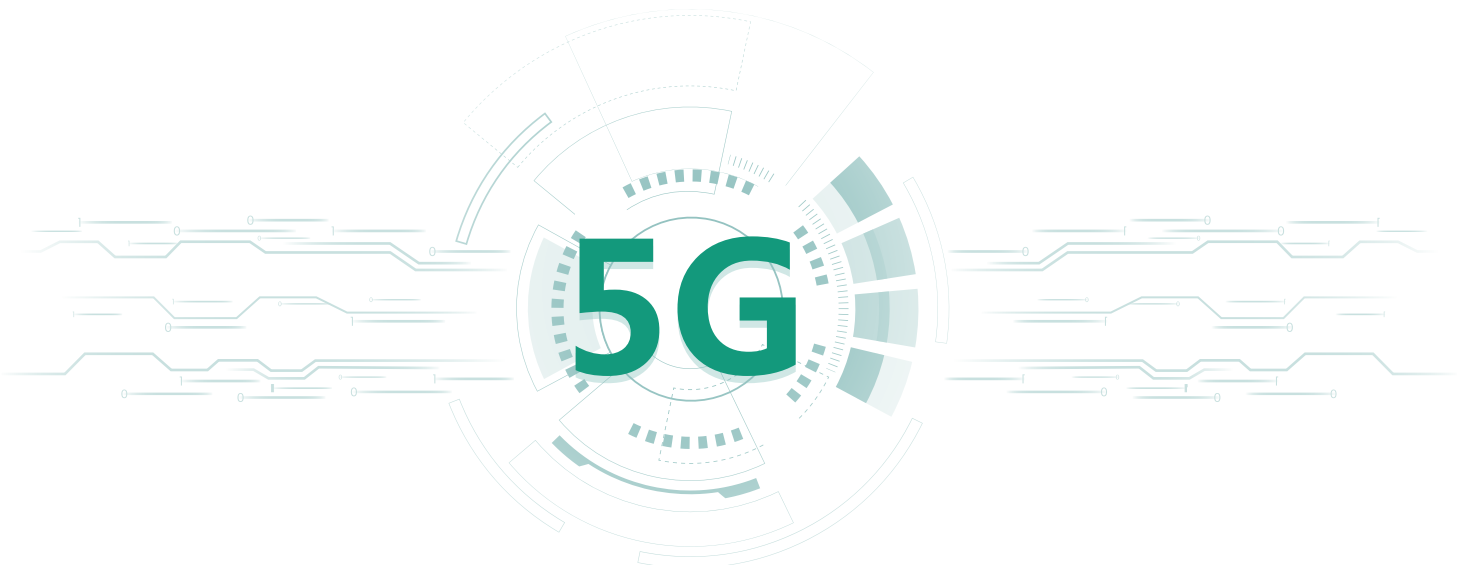
ETSI

ETSI ZSM（Zero touch Network & Service Management）在2018年1月份成立，目标是让网络或者业务运维 workflow 自动化(包括部署、配置、维护和优化等)，实现端到端 workflow Zero-touch 的愿景。在2019年6月启动关键问题、基础能力、解决方案三个研究课题，目标在于研究和探索网

络自动化面临的问题和挑战，研究分析自动化闭环操作的相关技术；定义通过自动化相关的策略和意图接口，实现端到端管理域和管理域的自闭环以及各域之间的交互和协调；定义基于典型用例的端到端自动化流程。ETSI ENI (Experiential Networked Intelligence) 在2017年2月成立，其目标是定义一个感知-适应-决策-执行控制模型的体验式感知网络管理架构，通过人工智能技术提升运营商在网络部署和操作方面的体验。其核心理念是网络感知分析，数据驱动决策，基于AI的闭环控制。相关用例、需求、架构等WI于2019年8月完成release1，并计划启动release2阶段，release2主要会关注实时网络的闭环控制。

CCSA

CCSA TC1 WG1在2017年7月启动“人工智能在电信网络演进中的应用研究”研究课题。研究内容包括：人工智能技术在电信网络维护方面的应用（e.g. 故障分析和定位、故障分析与预测），网络优化方面的应用（e.g. 网络性能数据智能采集、分析和预测）和SDN/NFV网络自管控、自适应、决策控制方面的应用（e.g. 网络智能优化）。CCSA在2019年7月召开技术管理委员会2019年第一次会议上，同意将TC1 WG1名称调整为“互联网应用总体及人工智能工作组”，并明确鼓励各TC在本TC研究范围内开展人工智能相关的标准化工作。CCSA TC3 WG1在2019年1月启动“基于人工智能的网络业务量预测及应用场景研究”课题，其目标是研究网络业务量预测在未来网络中的各种潜在应用场景，分析人工智能算法在网络业务量预测问题上的应用。CCSA TC5 WG6在2017年7月开始启动“人工智能和大数据在无线通信网络中的应用研究”的研究课题。截止2019年8月WG6 #52次会议，其研究输出已经包括以下内容：基于人工智能和大数据的无线信道建模方法；人工智能和大数据在无线信号检测和估计中的应用，资源管理中的应用，无线网络架构智能化演进中的应用，无线网络规划优化和运维等方面的应用，在数据业务推送的应用。





02 智能自治网络总体规划

5G智能自治网络需要基于云基础架构，构建AI和大数据引擎，考虑不同网络层次的特点解耦设计、微模块化实现、分层部署，同时聚焦高价值场景、按需引入AI能力、逐步推进，最终实现网络的泛在智能化。

◆ 智能自治网络的分层架构

为了逐步达成完全智能自治网络的目标，并保证不进一步增加网络的复杂性，需要在架构上保证分层实现。从部署位置来看，越上层、越集中化，数据量就越大，跨领域分析能力需求就越强，更适合对全局性的策略集中进行训练及推理。比如跨域调度、端到端编排等，通常对计算能力要求很高，需要跨领域的海量数据支撑，对实时性要求较低。部署位置越下层、越接近端侧，专项分析能力就有可能越强，实时性往往更好。下图展示了一个三层架构，包含跨域协同层、单域自治层和网元层。在不同层次闭环之间，例如跨域闭环和各单域闭环之间，需要通过开放接口（开放API、SDK等）相互协调和交换信息。

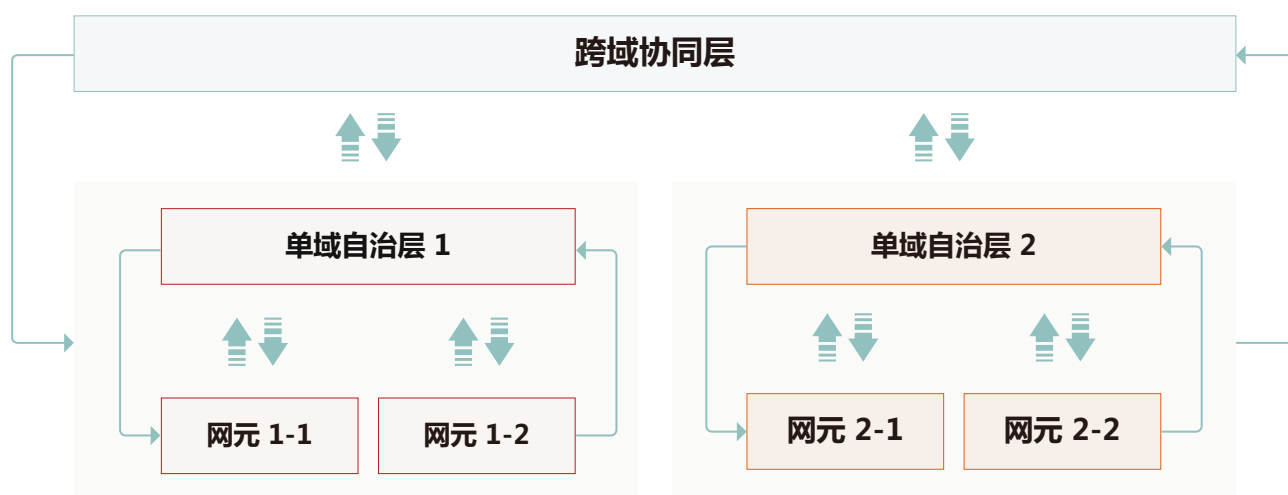


图 9 智能自治网络的三层架构

- 跨域协同层：运营商借助专家经验和全局数据，完成AI模型训练，使能跨域、整网的闭环控制，目标是将专家经验转换成模型，为客户提供更智能的服务。云化智能可结合结合网络的实际场景，对数据、场景进行标注和分类，从而训练出精确的AI模型，并可以提供AIaaS（AI as a service）的新型智能服务。
- 单域自治层：网络单域可以由能够共同完成相同工作的一组网元构成，根据场景的不同可以是核心网络、无线网络或者包含核心网和无线网的企业专网。在单域自治层，需要打造管控融合的智能引擎，实现每个网络单域内的自治和闭环，例如，面向无线接入网络、传输网络、核心

网，都需要通过此层能力实现单域内的自动化。网络智能要进行本域内的数据分析和推理，识别各种网络场景，对未发生的情况进行预测预防，对已经发生的情况进行根因分析，最终给出决策，从而实现对网络的智能控制。

- 网元层：在网元设备内部，基于嵌入式系统，构建机器学习、深度学习的框架和算法平台，提供场景化的AI模型库与结构化的数据。本地智能主要提供两个重点能力，数据提炼和模型推理。将站点产生的海量数据提炼为有用的样本数据，以及通过嵌入式的AI框架支持在CPU、DSP或AI芯片上进行实时的AI模型推理，最终在本地实现场景的自适应匹配和处理实时参数及资源的自动调优。

为确保最佳性能，为了最大程度地降低层之间的集成复杂性，分层框架需要不同层之间的简化开放接口。通过开放接口交换的信息将逐渐由繁重的数据和参数，简化为意图交换。反过来说，开放接口的简化依赖于每个域和层中的网络自治能力。因此架构上需要实现分层自治、垂直协同。

◆ 智能自治网络的阶段划分

实现完全的智能自治网络是一个长期目标，需要分步实现，从提供重复执行操作的替代方案，到执行网络环境和网络设备状态的感知和监控，根据多种因素和策略做出决策，以及有效感知最终用户体验，直到最后网络能够感知运营商和用户的意图，自我优化和演进。通信网络的复杂性决定了智能自治网络是无法一蹴而就的，应该循序渐进，分步骤推进，例如按照人工运营网络（L0）、辅助运营网络（L1）、初级智能自治网络（L2）、中级智能自治网络（L3）、高级智能自治网络（L4）、完全智能自治网络（L5）这六个阶段逐步推进。GSMA支持产业各方在阶段划分方面形成统一观点。

表 1 智能自治网络的阶段划分

阶段		关键特征	评估维度					
			执行	感知	分析	决策	意图	场景
L0	人工运营网络	全人工操作	人工	人工	人工	人工	人工	无
L1	辅助运营网络	工具辅助数据采集，人工分析决策	系统为主	人工为主	人工	人工	人工	少量场景
L2	初级智能自治网络	部分场景基于静态策略自动分析，人工决策	系统	系统为主	人工为主	人工	人工	部分场景
L3	中级智能自治网络	特定场景实现动态策略自动分析，预先设计场景系统辅助人工决策	系统	系统	系统为主	人工为主	人工	多数场景
L4	高级智能自治网络	系统实现动态策略完整闭环，预先设计场景系统自动完成意图感知和实现	系统	系统	系统	系统为主	人工为主	绝大多数场景
L5	完全智能自治网络	全部场景系统完成全部闭环，系统自动完成意图感知和实现	系统	系统	系统	系统	系统	全场景
备注说明			所有等级的决策和执行都支持人工介入，人工审核结论及执行指令具有最高权限。					

Level 0人工运营网络：系统只提供辅助监控功能，所有动态任务都必须手动执行。

Level 1辅助运营网络：系统根据现有规则执行某个子任务，以提高执行效率。比如，网络优化领域特定场景实现网络性能数据自动感知，即系统根据预先定义的规则自动采集网络覆盖性能数据（e.g., 网络覆盖和容量KPI等）。

Level 2初级智能自治网络：系统在某些外部环境下为某些单元启用闭环运营，降低对人员经验和技能的要求。比如，网络优化领域实现基于经验模型辅助分析网络问题（如覆盖、接入、切换等）；或者网络维护领域实现故障自关联和压缩，即系统在特定环境下根据设定的策略自动关联故障数据，或者网络部署领域实现基站硬件的自检测和自配置，即系统自动检测硬件设备，根据设定

的硬件配置策略自动配置硬件。

Level 3中级智能自治网络：系统可以感知实时环境变化，并在某些领域中，优化并调整自身以适应外部环境，以实现基于意图的闭环管理。比如，网络优化领域实现网络覆盖优化闭环自动化，即系统在特定的环境下自动检测网络覆盖问题，并根据检测到的网络覆盖问题自动优化调整相应网络；或者网络维护领域实现故障根因自分析，即系统在特定环境下根据设定的策略自动分析故障的根因。

Level 4高级智能自治网络：系统可以在更复杂的跨域环境中实现对服务和客户体验驱动网络的预测或主动闭环管理。这使运营商能够在客户投诉之前解决网络故障，减少服务中断和客户投诉，并最终提高客户满意度。比如，网络优化领域基于场景感知和预测实现覆盖参数动态调整，即系统基于场景感知和预测的结果，动态调整网络覆盖参数以使得覆盖最优；或者网络维护领域实现故障自预测；

Level 5完全智能自治网络：这个级别是电信网络发展的最终目标。该系统拥有跨多个服务，多个域和整个生命周期的闭环自我设计、自我实施、自我优化、自我演进，实现智能自治网络，支持对运营商和用户意图的感知和实现。

在进行智能自治网络的阶段评估时，应根据规划设计、开通部署、运维故障优化、业务运营等业务维度进行区分，并按照跨域协同层、单域自治层、网元层进行切分，形成一个多维度的立体化智能自治网络阶段评估标准。初期可以应用较低阶段的技术方案，获得成本和敏捷性优势；后期则可以发展到更高阶段，获得额外收益并解决更广泛的场景。

◆ 智能自治网络的案例总览

智能自治网络的工作流程需要直接与运营商的业务价值相关，因此运营商需要参与定义相关的工作流程，根据数字化程度、企业组织架构、人员素质等限制因素，权衡包括CAPEX和OPEX在内的总体拥有成本，评估战略相关性和潜在价值，最终确定核心的智能自治网络场景。

运营商、设备商和第三方厂商已经开始了智能自治网络的探索，包括网络流量预测、基站自动部署、故障自动定位、按需体验优化等方面的案例层出不穷。下一章将从网络的整个生命周期角度，阐述AI技术在网络的规划建设、维护监控、优化配置、业务质量保障、节能增效、安全防护和网络运营服务七个方面的典型案例。这些案例阐述了引入人工智能技术的场景描述、技术方案概述、应用效果，并尝试给出了下一步工作建议。



03 智能自治网络典型应用案例

◆ 人工智能在网络规划建设中的应用

智能规划机器人

【场景描述】

“4G改变生活，5G改变社会”的万物互联互通理念正在逐步被社会各个领域所接受，进而为社会经济、生活带来革命性的影响。

AI算法发展很快，学习对象从传统的静态数据收敛到，逐步过渡到基于动态数据的持续学习，将原先突发性、不可预期性、不可重复性的无线网络众多数据变得有章可循。

尽管人工智能在智能规划中有着非常良好的应用前景，但至今业内仍然缺乏标杆式的案例及规模性的应用，AI和通信网络的规划、建设、维护、优化等流程逐步有机组合起来，无线网络规划中AI的应用面临诸多挑战：

一是无线网络场景复杂多样、数据维度多、时变性强、信道变化随机性强，导致网络参数变动很大，传统的AI算法可能无法收敛或者效果比较差，难以准确建模，需要不断调整AI算法。

二是求解复杂度高，最优规划站点涉及MR弱覆盖、用户级别、异网竞对、聚类投诉等数据等多维度，求解非常复杂，而且在很多情况下难以求得最优解。

三是无法准确分类，无线网络存在诸多差别，难以找寻共性来准确表述。例如，在智能规划的互联网场景化问题中，通常表现出多样性和并发性，即使网优人员也难以辨别，运用人工智能的算法也许需要做大量的黑白名单标注工作。

高效的网络运营是成败的关键，网络规划需要考虑诸多的因素：

- 如何确定网络建设与资源投放的优先级？
- 话务热点在哪里？高价值用户在何处？
- 应该怎样确定网络高价值区域？
- 这个场景该用室分，新型室分，还是小站穿透覆盖？
- 如何保证VIP用户的最佳体验？
- 如何发现“流量受压抑”的区域，并释放网络潜力？

- 如何评估规划建设的效果/效能？
- 楼宇中的用户真实体验如何？

【技术方案概述】

如下图所示，AI在智能规划机器人的应用场景主要可以应用在无线网规建维优一体化智能管理的全流程中。

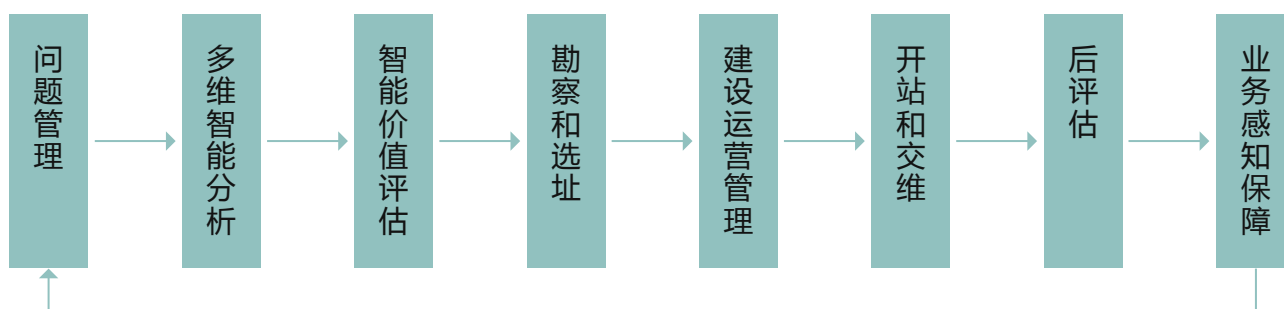


图 10 基于AI的智能规划机器人全流程

智能规划机器人需要采集的基础数据包括OMS、VMOS、DT/CQT测试数据、互联网APP数据。该解决方案通过使用指令适配、场景识别和KQI-KPI模型的匹配算法，实现无线网规建维优的4大核心能力（快速评估、敏感监控、自动优化、迭代规划）。

当前AI算法主要应用在中维智能分析和智能价值评估两个流程中。具体的算法包括基于神经网络的指纹库定位算法、基于神经网络的室内外用户区分和互联网化场景智能管理。

基于神经网络的指纹库定位

基于神经网络的指纹库定位，旨在通过引入AI这柄“利器”，依托人工智能的自学习、深度学习的能力，在海量的网优数据（MR弱覆盖+用户、竞对、投诉等数据）中抽取隐含的关联特征和规则，通过共性特征的提取总结，对未来网络演进进行预测。

具体就是利用包括DPI用户面数据、MR数据、高精度楼宇地图、CAD建筑文件、KPI性能数据、投诉数据、口碑数据、套餐数据等数据，采用机器学习与神经网络、密度聚类、回归分析等算法，将细分场景、网络价值、流量压抑分析、高价值区域定位、流量潜力挖掘等按照指纹库形式呈现出来。

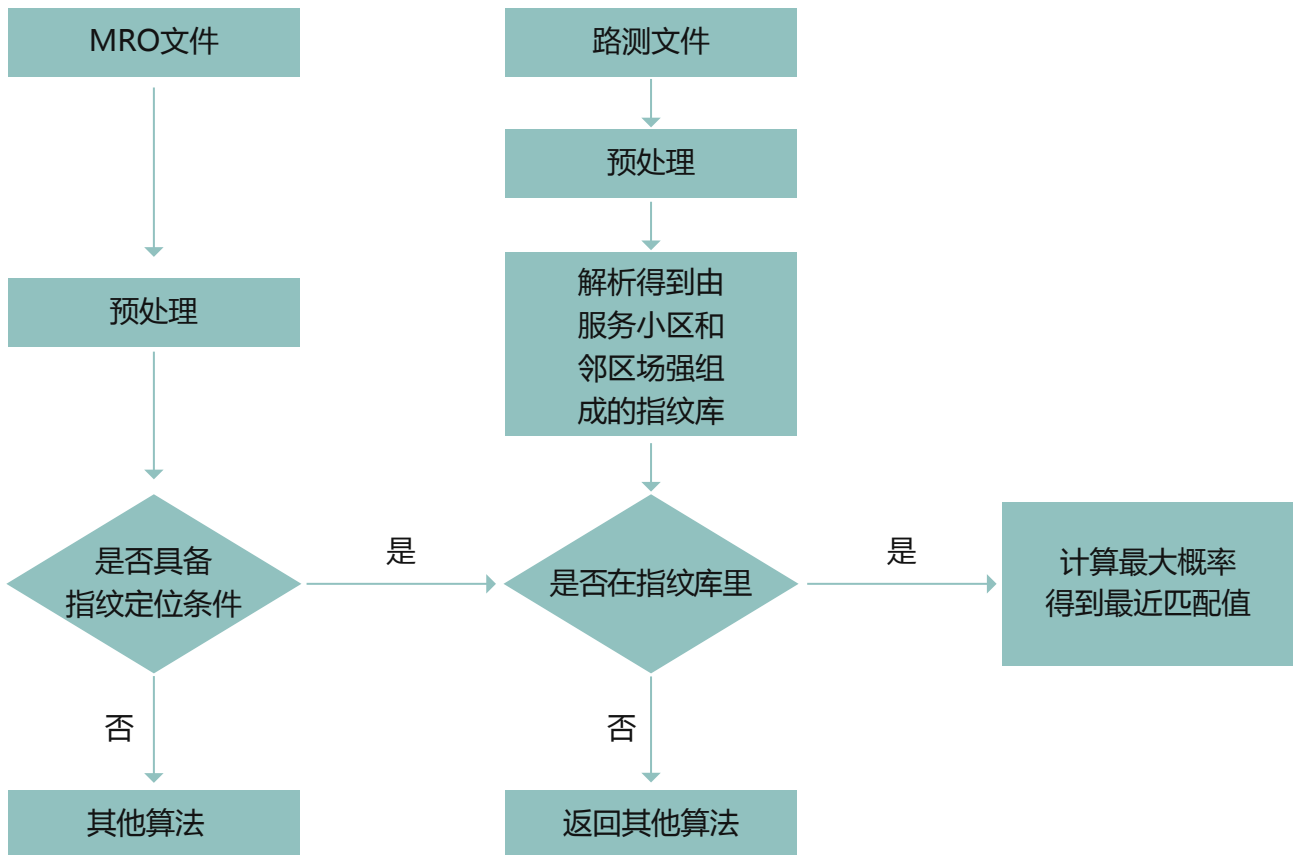


图 11 基于神经网络的指纹库算法选择流程

基于神经网络的室内外用户区分

随着MR定位技术的发展，定位精度的不断提升，同样促进了无线网规网优工作向更加精细化和智能化演进。

往往大部分用户和发生的业务位于室内，传统路测和不区分室内外的MR都无法反映室内网络质量；室内测试工作量巨大，测试范围和覆盖评估准确性都难以保证；室内外区分技术是解决LTE网络深度覆盖问题的关键技术，可快速、准确地对室外和室内楼宇的深度覆盖问题点分别进行评估，为网规网优提供更加精细化的数据依据。

基于神经网络的室内外用户区分算法原理：

- 对于服务小区为室分小区的场景，不考虑室分泄漏的情况，全部判断为室内用户。
- 对于服务小区为室外小区的场景，主要利用以下无线信号传播原理：对于位置相同或相近的室内和室外用户，主要区别在于建筑物的穿透损耗，室外用户RSRP比室内用户RSRP高10~20dB，中值为15dB左右。

- 经过深度机器学习，对相同或者相近位置上的穿透损耗进行比对，获取大量的同小区同TA室内外用户路测RSRP的数据，同时在WiFi的协助下，提高室内外用户定位的准确性。
- 加入时间和空间维度的考虑，提升定位的准确性

互联网化场景智能管理

互联网化场景智能管理就是利用互联网场景数据（商用地图POI（Point of Interest）信息）与覆盖小区数据进行自动关联分析，实现场景数据的管理，并进行场景化的网络质量的自动化管理。

互联网化场景按照覆盖容量、感知对比、社群分布、固移融合和收入指数的5个层次进行聚类。

- 层次1：覆盖容量。覆盖容量按照栅格（50*50米方格）维度，结合无线网络覆盖强度、3/4G网络协同价值、网络容量价值进行综合判断和分类。
- 层次2：感知对比。感知对比主要结合用户投诉、业务感知DPI数据、路测数据、VoLTE感知数据等对场景进行聚合分类。
- 层次3：社群分布。社群分布则根据场景定义（如商务区、住宅区等）、人口密度、网络结构数据对场景进行聚合分类。
- 层次4：固移融合。固移融合主要考虑场景点的MR覆盖率和宽带端口开通率。
- 层次5：收入指数。收入指数则是对结合场景区域内容用户规模、宽带端口开通数、互联网业务规模进行收入类分类。

【应用效果】

该智能规划机器人已经在中国联通江苏省分公司得到较好的应用实践。

在传统网络规划汇总，为提高规划的准确性，需要花费大量的时间和人工成本。以江苏联通为例，近100万栋楼宇和20万公里的公路，一方面难以开展遍历性测试，另一方面测试过程中所需投入的人员、设备和车辆巨大。而且，基于OMC统计和基于传播的最佳小区定位方式，定位精度仅为300-500米。

总体来看传统规划的劣势在于：

- 网络数据维护手工化：基础数据以表格形式存储，维护周期长，数据无法自动更新，依靠人工定期更新。

- 网络评估方法滞后：传统DT/CQT方式开展评估需要1920人天、每次上百万，存在成本高、效率低；而且收入人为因素、环境影响大，评估周期长，评估完整性差。
- MR数据手段缺乏：缺乏统一的MR数据管理平台，对厂家依赖性较大。
- 评估指标不统一：厂家之间数据标准不一样；手工统计各级汇总的方式整体缺乏统统计和平台呈现。

引入智能规划机器人之后，通过建立评估标准与建设标准统一和全流程（从需求发起到后评估的闭环自动管控）的有效管控。

效率提升

以江苏联通三个地市试点效果为例，与传统手段相比，规划精度输出从500*500米提升到50*50米。站点规划效率提升1倍，准确度达到80%以上，而且额外发现40%人工手段无法发现的问题。

表 2 智能规划机器人与传统手段效果对比

	智能规划机器人自动输出弱覆盖簇数	人工核对确认弱覆盖簇数	准确率	已知弱覆盖数（传统手段）	通过智能规划新发现的弱覆盖数	问题新发现率
A市	120	96	80%	64	32	33%
B市	79	65	82%	44	21	32%
C市	86	71	83%	28	38	57%

以某月生产为例，智能规划机器人共解决11121个问题，缩短分析时长2224个小时，相比原有的优化工作模式效率提升74%。

成本效益

以江苏联通为例，使用传统手段，当地需要为各厂家的2/3/4G网络及所有第三方服务均分别配置一名管理人员，约需要超过10名管理人员。使用智能规划机器人后，全省划分为5个区域，每区域配置一人，只需管理员5名。管理成本节约50%。

另外，每载频网优投入从约350元降低为250元，投入节约28.57%。

【下一步工作建议】

标准化方面

MR数据格式的标准对于开展智能分析和评估具有至关重要的基础作用。而往往不同厂家之间数据标准不一样，对厂家的依赖比较大。后续需要进一步加强无线MR数据格式的标准化工作。

技术发展方面

在实际工作中，我们发现定位技术，尤其是高低层区分的定位技术，是未来网络精准规划的关键。后续可以考虑通过解析第三方APP应用层中用户位置信息，与无线侧MR做关联形成OTT指纹，结合WiFi定位数据，将室内MR进一步区分出高低层来。

5G的新挑战和新需求

5G具有高频段的特性，空间损耗和穿透损耗明显增加，站点密度的增加给建设带来新的挑战，要求对站址选择更加精细化。后续需要进一步结合3D场景重建、覆盖场景物体识别和规划知识图谱等信息开展5G网络的规划、站点和天线选址选型。

承载网智能流量预测

【场景描述】

运营商普遍在经营的 unlimited 套餐，对现有网络造成一定的冲击；为应对冲击，运营商需要流量预测来指导承载网络的调整和扩容。

黄金周和春节的保障一直是运营商运维的重点工作，预测算法可以给出周末/平时，假日等不同时间段的预测，从而指导现有网络针对性的运维保障。

承载网络目前服务于无线基站，运营商希望从主动建设和运维角度出发，可以给出各区域各类业务的忙闲时预测值，为新建网络的合理组网，合理分配网络资源提供模型和依据。

【技术方案概述】

承载网流量预测解决方案通过机器学习算法学习出流量在空间和时间上的内在规律，形成未来增长趋势和日流量基线用于带宽预警、扩容预测和差异化服务保障。

方案主要分为算法探索和流量预测应用两部分，通过算法探索形成可选算法列表，再将实际的算

法进行现网流量数据训练和预测，包括增长预测和忙闲时预测两类，并且每种算法形成评估结果，方便算法的对比和优化。具体步骤如下：

1. 进行现网流量的采集；
2. 对现网的历史流量数据进行特征处理，并进行多种模型的训练；
3. 选用可选模型进行流量预测，对于每一种模型评估结果；
4. 根据目标选择合适的算法模型；
5. 新的流量数据采集完成并进行流量预测；
6. 叠加节假日等因素得出最终的流量预测结果。

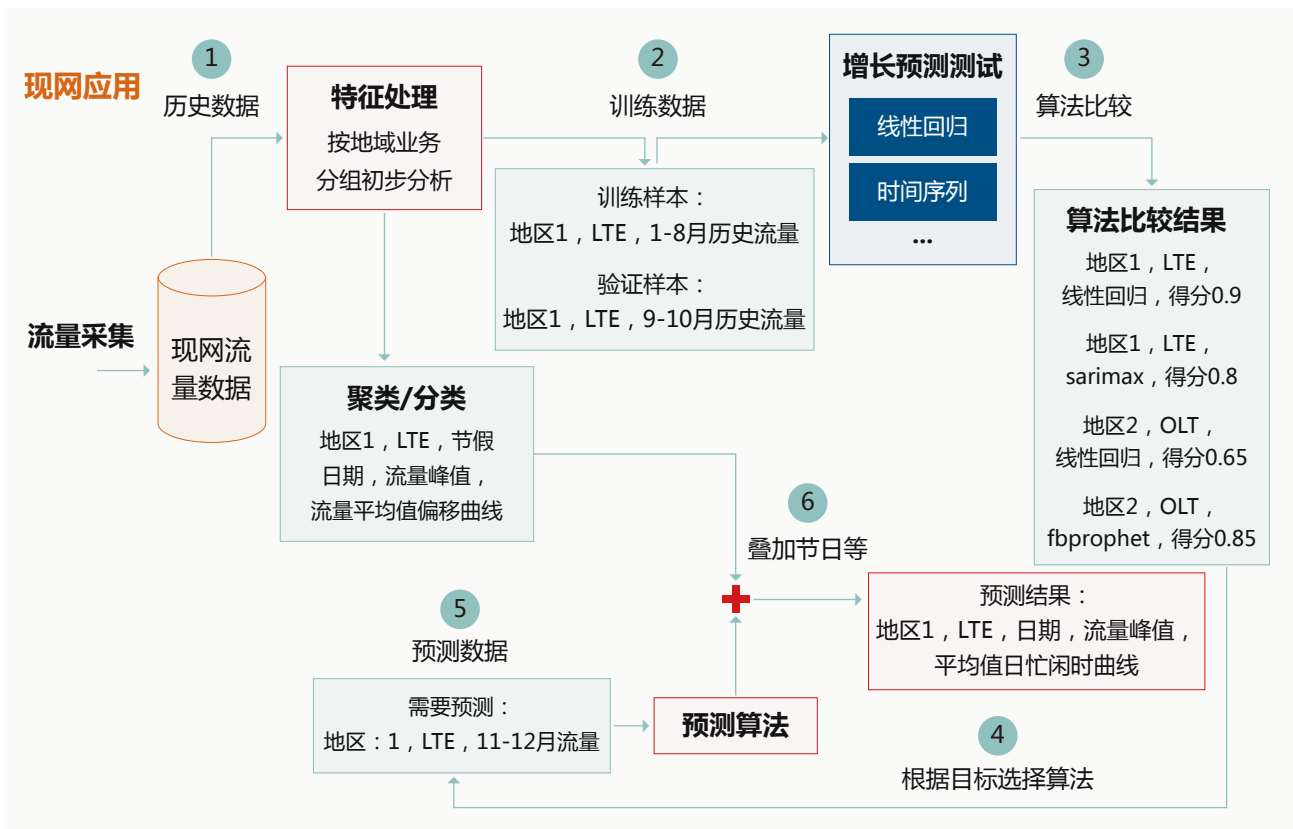


图 12 智能流量预测方案

涉及算法：流量增长预测部分可采用时间序列算法线性回归/sarima/fbprophet等进行流量增长或者节假日流量预测；忙闲时流量预测可使用K-Means/DBSCAN等算法聚类后, 使用SVM/贝叶斯网络等算法进行24小时忙闲分类预测。

涉及接口：网管和网元之间的接口（如SNMP、Netconf、Telemetry等）

涉及数据集：需要预测流量的资源（端口、链路、环网、业务等）历史流量数据

【应用效果】

经测试，预测的准确度在90%以上。相比于人为的粗犷式预测，预测可以聚焦于具体的资源，以及精细化到具体时间日期。

实际在PTN传输网络汇聚环流量带宽利用率预测的应用效果可以看出，能比较好的符合环网流量的增长趋势。

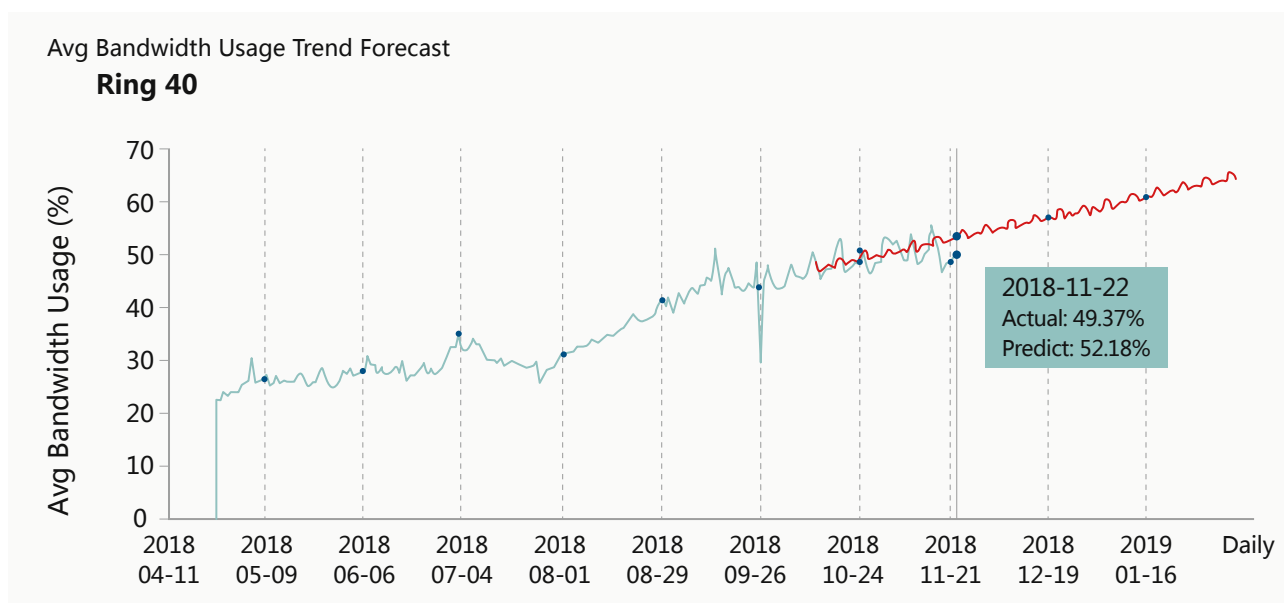


图 13 PTN传输网络汇聚环流量带宽利用率的预测效果

【下一步工作建议】

工程应用建议：预测对数据的要求高，需要保证数据的质量和数量。

标准化建议：预测应用效果的评估模型建议可以标准化。

站点自动部署

【场景描述】

基站部署场景是指现场调查后部署基站的整个 workflow，包括网络规划和设计，站点设计，配置数据准备，站点安装，现场调试和现场验收。下图展示了运营商完整的站点部署流程。

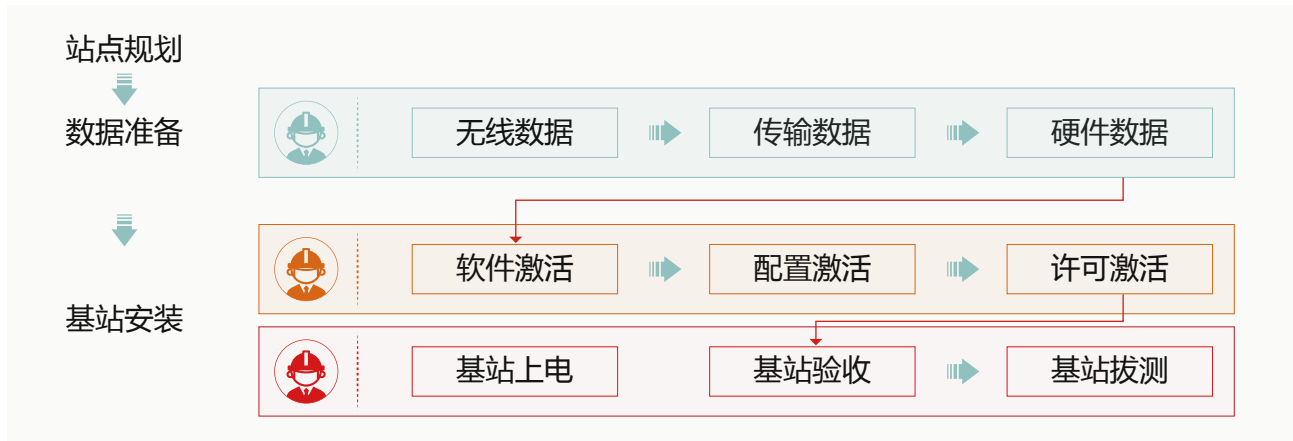


图 14 运营商基站部署 workflow

传统的无线网络基站部署，在几个方面存在着挑战。首先，存在大量参数配置（通常参数数量上千），比如：基础传输、设备和无线等配置。且在站点的设计规划阶段，需要对基站设计参数和变更的全部详细了解并掌握，才能完成正确配置。此外，站点规划和站点安装的不一致以及手动拨号测试则会导致站点访问时间过长以及频繁的站点访问问题。目前，站点部署方案大都介于使用工具辅助管理和部分自治网络之间。一些领先的平台可以达到有条件的自动部署。可以预见，站点部署过程的端到端全面自动化，将有望在不久的将来实现。

AI技术的发展和引入，对于实现全面的端到端部署自动化会带来革命性的变化。以在存量网络中部署新的基站为例，如果引入大数据分析和深度学习算法，未来可以实现真正的极简参数规划、大幅度减少部署策略开发，极大提升部署准确性，最终实现可以“智能跟随”的存量网络。存量网络中根据场景分类，很多参数实际是固定的。运营商目前的存量网络中存在大量数据，日常可以基于现网（无线、传输和硬件）特征数据，通过深度学习算法在线学习，针对不同场景（例如吸热、补盲等场景）生成部署策略和模板。

由此，针对相同场景的新增基站，不需要针对每个站再进行规划，而可以根据存量站点的参数进行匹配配置，自动生成新增站点的参数配置规划。从而实现真正的极简输入、极简参数规划。

【技术方案概述】

即使对于同一个运营商同一个项目，由于站点覆盖区域的不同特征，使用参数并不完全相同。过多的差异性，会增加运营运维的复杂度。同时，由于网络优化是持续进行的，无线网络配置参数一直在动态变化，无法长期根据固定信息做站点部署，否则会给后续优化工作带来更大的负担。基于上述的原因，在已经存在正常运维的无线网络基础上，新增站点部署，其初始配置部分参数可以基于现网的规律自动生成。

部署前，根据规划数据、基站地理位置等信息生成此次部署特征，系统将会根据基站实际特征，自动匹配最佳的现网参数配置和部署策略。应用部署策略之后，还可根据站点周边基站的关键信息检测，进行实时学习，对现有策略进行进一步优化和完善，生成邻区、功率等补充信息。由于场景化部署策略由现网自动分析获得，这大幅减少了对相似场景的策略开发。部署之后的在线学习能力，则可以对部分提前规划参数进行实时优化，降低由于工参等信息获取问题而导致的规划偏差，从而极大提升部署准确性。

整体方案流程如下：

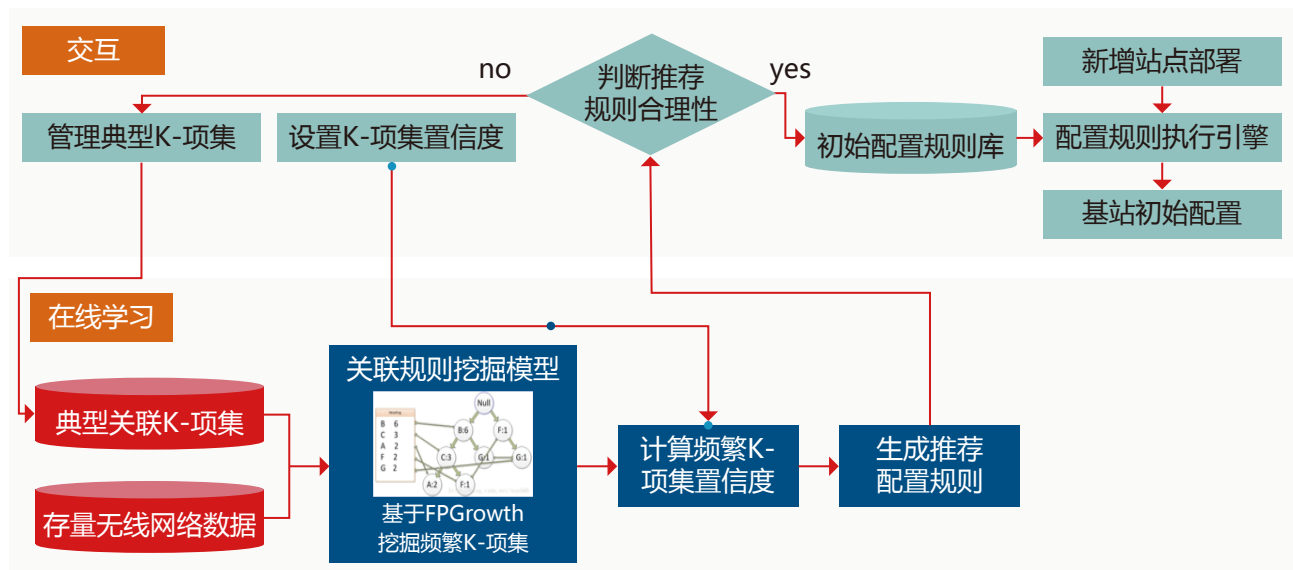


图 15 无线网络智能部署解决方案流程

整体流程说明：

1. 利用专家经验生成配置经验库，使用关联算法并设置置信门限。
2. 根据存量无线网络数据和关联项集，使用数据挖掘和分析技术，针对特定场景生成可能的配置推荐。获取频繁关联参数。
3. 根据现网数据并基于用户输入的置信门限计算配置预测的置信度，对获取的配置推荐进行验证。
4. 如果置信度超过置信门限时则自动根据关联项生成对应的最佳配置规则。
5. 人工判断推荐规则有效，则进入统一的初始配置规则库。
6. 新增站点部署时，调用既有配置规则，就可以不需要外部输入数据直接生成新增站点配置数据。

【应用效果】

针对射频模块逻辑主键类参数，基于典型频繁关联参数，目前在23个5G局点应用，经过验证生成有效推荐规则21个。整体有效性超过90%，无错误推荐生成。有效的规则，可以减少5%左右的初始规划参数。

站点自动部署对于5G时代快速建站部署具有十分重要的意义，能够大幅度提升开通效率，简化参数配置。虽然目前人工智能在自动部署中的应用还在实验室测试阶段，但是打通运营商工作流的站点自动化已经在全球多个运营商5G站点开通部署中实际应用。比如，韩国某运营商，使用站点自动部署后，将建站时间从2小时每站点降低至半小时左右；中国北京某运营商，5G新建站点效率提升2倍以上，3D MIMO新建站点效率提升3倍以上。

【下一步工作建议】

下一步需要跟运营商 workflow 和系统更好的对接，并推动北向的意图化接口标准化工作，让端到端自动部署更好地嵌入运营商的工作流。

宽带装机质量监控

【场景描述】

FTTH/FTTB接入是中国家庭宽带的主要接入方式，在实际施工过程中，如何保证宽带装机质量，目前面临几个突出问题。首先，光纤接入施工对装维人员技能要求较高，如何确保装维人员自觉按照装机工艺施工，目前还是采用事中拍照，事后抽检的方式进行，但人力投入要求非常巨大，无法全检，往往只能部分抽检，给施工质量埋下隐患。其次，PON接入光纤属于“哑资源”，其无源特性使得这部分资源难以管理，由于光纤接入的快速发展，“重建设不重维护”的历史原因，分光器端口实际占用情况与资源系统记录情况经常不一致，装维人员追求施工速度，经常将错就错，随意插占端口，导致无法按单施工，端口资源占用越来越乱。再次，为修正端口资源占用，有效利用端口资源，运营商需要定期投入巨资安排人工核查，在资源核查时，人工核查效率低，质量无法保证，缺少快速识别资源和自动比对的工具。

目前装机过程中，运营商一般都有要求将施工过程的几个关键环节拍照上传留档，目前装机图片质检主要通过人工抽检方式，如何通过AI图像技术识别提升装维规范性，管理“哑资源”，减少用人成本，提升宽带装机质量，从如下方面解决以上痛点：

- 人脸识别装机打卡

- 装机工艺质检
- 分光器端口施工识别确保按单施工
- 资源快速识别

图片质检前，通过初步预处理，过滤无效图片，和重复图片。经过初步处理，能发现装维人员上传的无效图片和虚假图片，并记录统计。

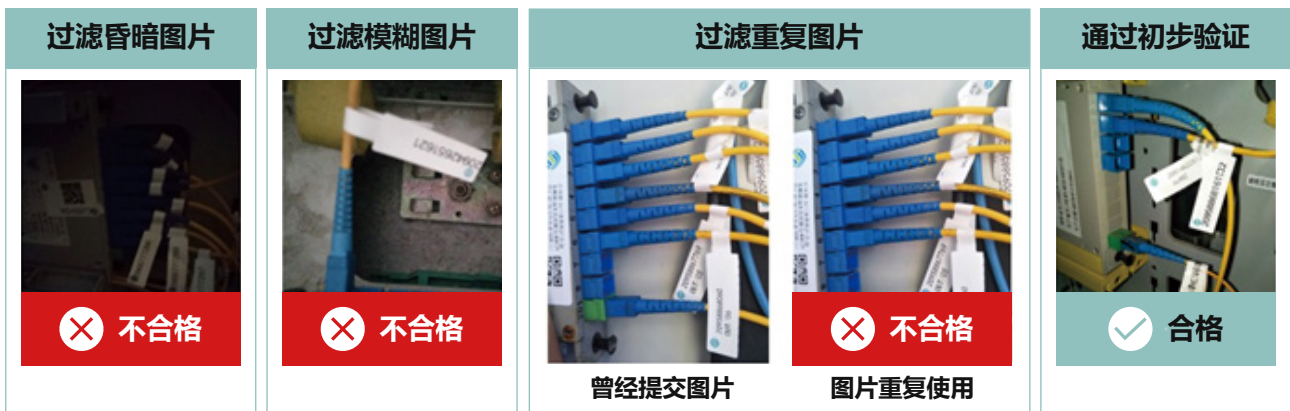


图 16 图片预处理

装机打卡主要通过人脸识别技术、物体检测技术，质检装机人员着装是否符合规范，如佩戴安全帽，身穿工作服。支持每日刷脸打卡，智能考勤。定位装机施工位置，判断装机师傅本人是否到现场。



图 17 装机打卡

基础装机工艺质检基于深度神经网络AI算法，检测图像中目标物体，装机工艺内容可以非常丰富，质检的项目如下：1、绕线是否美观；2、是否有对分光器箱体拍照；3、分光器是否有二维码贴纸；4、光猫是否有贴服务卡。



图 18 基础装机工艺质检

深度装机工艺质检选择一些复杂一些的装机工艺质检项目，质检的项目如下：1、防尘帽是否丢失；2、分光箱是否完整；3、分光器二维码是否正确；4、入户线是否固定；5、光猫绕线是否规范。



图 19 深度装机工艺质检

人工抽检过程中，最重要的要的质检环节就是施工人员是否按照工单分配的端口（属于哑资源，目前主要是无源光网络设备，网管系统是无法管理的，只能依靠施工人员自觉和抽检来保证）。如何通过AI技术识别端口序号并与工单做比较，需要引入AI图像识别技术和OCR技术，确保按单施工。

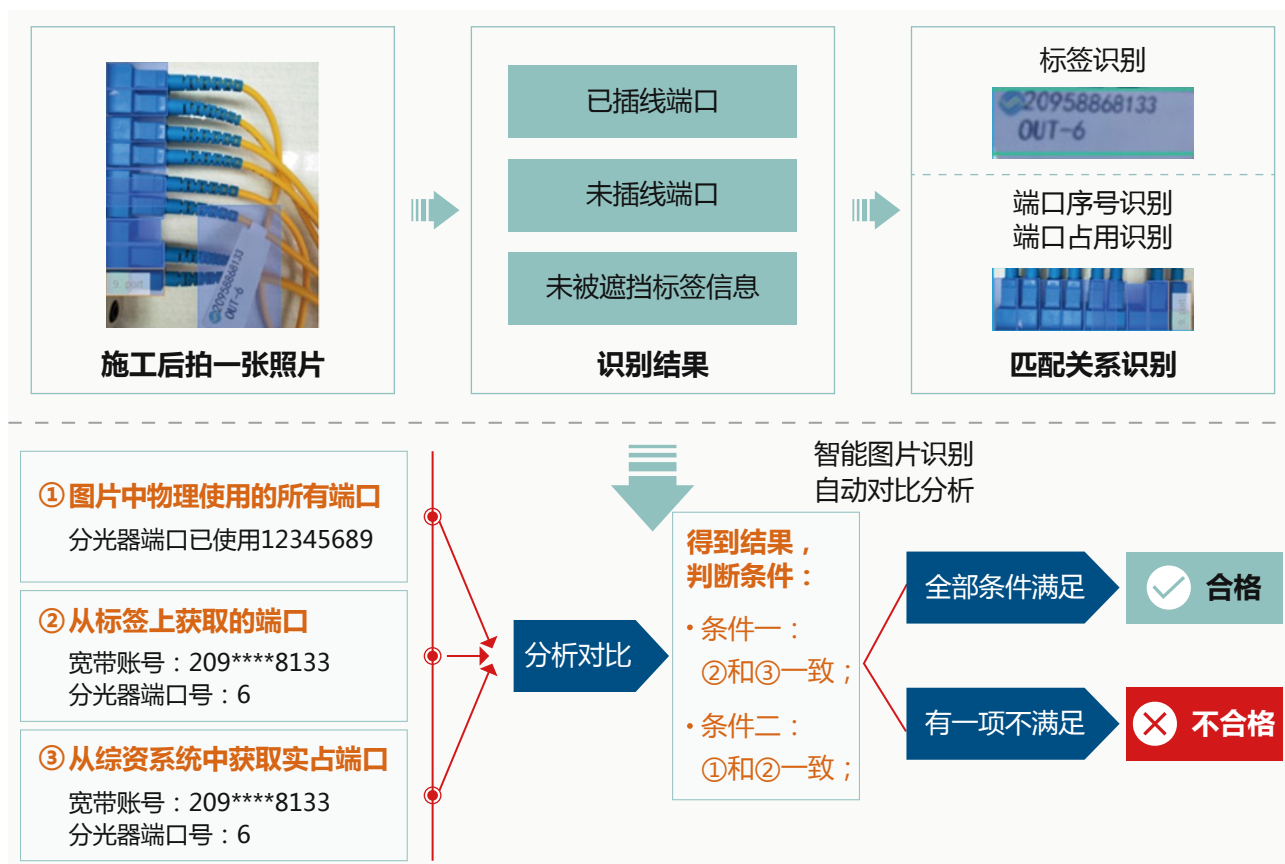


图 20 确保按单施工

对于光交接箱、ODF配线架的施工，资源的快速识别和清查也是装维面临的一大挑战。装维人员需要识别光缆段挂牌信息、ODF端口占用情况，并将识别结果与资源管理系统比对，更正资源使用状态，对于这部分工作，运营商每年都要成立专项小组，投入不菲。如果能在装机过程中，通过拍照和图像识别技术，持续不断的管理资源信息，将为运营商减少一大笔投入，资源信息管理更加准确，循序渐进的提升施工质量。

光缆段挂牌信息OCR识别。识别内容: 光缆段名称、光缆规格、光缆长度、普查时间、普查单位等5个数据信息。ODF端口占用情况识别是识别X盘X口的占用情况（一般用1表示占用，0表示未占用）。

【技术方案概述】

该应用算法需求主要是图片中人脸识别比对、设备类型识别、各种贴纸/标签识别和端口占用识别两方面，而总体来看，算法实现所需要的技术基础又可以具体分为三方面：感兴趣区域提取(ROI)、文本识别(OCR)与目标检测。

- 感兴趣区域提取：指检测和定位图片中的贴纸/标签区域，通过YOLOv3+CTPN算法实现；
- 文本识别：指将文本区域识别成具体的文本字符，通过CRNN算法实现；
- 目标检测：指检测出图片中所需要定位的多种目标，在本应用需求中指被占用和未占用的端口、线缆、设备等，通过YOLOv3-spp实现。

通过算法获取的输出数据，需要与客户信息、工单信息、资源信息做进一步比对，这些数据通过BOSS系统接口获取。将比对结果存储到关系型数据库中，供人工统计或进一步挖掘使用。

【应用效果】

对于图片质检的在宽带装机质量方面的应用，我们已经在一些省份实施使用，利用人工智能技术对装维人员工程施工结束后的拍照图片做智能识别，对设备和线缆做分类判断，审核端口占用情况，分析标签/贴纸信息。检查施工是否符合施工工艺要求，是否插对分光器下行端口，快速巡检ODF端口占用。

以国内某运营商中型省份为例，通过半年的使用，对装维质量提升有显著帮助，取得了明显的效果：

- 节省30人/月：AI图片质检应用上线半年来，平均每月质检15万比工单，每月质检的图片数量达到130万以上，相比人工检查，节约人力30人/月。
- 10%—>60%：由于AI的赋能，能针对施工图片全量检查，要求外线施工人员更严格施工和规范拍照，施工规范达标率从10%提升到60%。
- 10%—>4%：AI图片质检应用上线半年来，有效提升了施工质量，降低了二次上门的比例，二次上门率从之前的10%降低到4%。

【下一步工作建议】

目前，AI技术已经初步引用到宽带装维过程中，对装维质量提升效果明显，不仅仅是质检覆盖率的提升，也对资源管理优化有促进作用。下一步的工作主要从以下几个方面展开。

- 算法改进与辅助工具：对于ODF等复杂设备，使用率比较高时，线缆重叠交错严重，有时候人眼都难以分辨核查，对于这种场景，可以进行实体分割算法改进，如使用Mask R-CNN甚至MS R-CNN算法。还可以通过引入辅助工具，降低算法难度，如引入拍照挡板，黏贴辅助贴纸，使用拍照框等，让拍照影像更有利于机器识别。
- 数据集规范化：本应用数据集来源于施工拍照图片，目前各个运营商甚至同一个运营商的不同分公司都会使用不同的装机规范，使用不同的贴纸样式，由此获得的照片没法获得规范化的数据集，对推广装维图片质检非常不利。下一步工作可以从规范使用一致的施工材料，总结通用的施工工艺，推广统一的拍照规范方面展开。

◆ 人工智能在网络维护监控中的应用

无线网络智慧运营分析平台

【场景描述】

互联网技术的飞速发展为人民的衣食住行带来了巨大的便利。电信运营商在给个人、国家、社会提供上网服务的同时，每时每刻都在产生大量的数据。其中，有些数据是由服务器或各种其他网络设备产生的，反映了服务器或网络的某些特性，符合一定的变化规律，挖掘这些数据背后的含义对监测网络安全具有重要意义。目前无线网络中存在着如下问题和挑战：

- 不同厂商、不同小区之间的网络数据质量层次不齐。部分小区网络性能数据存在漏报、错报的情况，人工难以一一核查，对后期的网络优化造成隐患。
- 各小区人数、周边网络环境变化对网络数据的影响实时变化，工作人员难以去现场核查并做出应对措施，对未来的网络流量变化不能做到提前预警。
- 室内、室外小区网络覆盖信号差别较大。

随着无线环境、网络的结构、用户的行为以及用户的分布的不断变化，需要对网络进行不断地优化和监视，能够很好的发现在网络当中存在的一些问题，从而找出对网络质量有影响的因素，然后再通过对算法参数的调控、相关的技术手段使得网络能够达到一个最佳的运行状态，而且对于网络的增长趋势也能够有一定的了解，从而来为以后的扩容提供一定的理论依据，最终使得网络的服务质量能够有所提高。

通过对无线网络性能数据的研究，将无线性能指标历史数据分布对比、异常诊断、趋势预测、扩

容预测四个方向进行建模，且重点关注五高一地小区在这些领域的特征表现。紧密围绕智能自治网络运营战略，从实战层面加大提升运营商无线网络运营智慧化水平。

将人工智能运用到多方面的网络运营分析中，能够快速以及准确的找的网络异常点、提前判断网络趋势、给出准备的整改建议，大大提升了网络管理运营效率，提高了智能化网络管理水平，对运营商整体的无线网络优化的集中化、智能化、自动化提供了支撑。

【技术方案概述】

大数据的关键技术包括数据存储和数据挖掘，其中数据存储主要是依靠分布式数据库实现的，数据挖掘是以大数据平台的搭建实现的，分布式数据挖掘技术就成为实现无线网络优化的核心技术之一。这一平台主要特点是利用不同节点上的自动部署来完成数据处理，这样能够对新数据实时更新，确保数据的稳定性和延续性。

从运营商无线网络运营的需求分析，针对现有无线网络系统中的需求，为运营商无线网络提供了一套无线网智慧运营分析解决方案。该方案主要有以下四个方面：

- 基于4G无线综合网管已有数据及功能，以大数据分析思路对网管数据在全网集中采集汇聚过程中的各层数据问题进行分析，其中数据源主要为：指标分布，对比同一设备网管，同一个指标在某个时间点前后的网管历史指标数据；对比不同设备网管，同一个指标相同时间段内网管历史数据。异常诊断，针对无线性能数据中的关键指标的取值，对全国小区过去一周、一月的网管数据。趋势预测，同样针对无线性能数据中的关键指标的取值，全国小区未来一周、一月的网管数据。扩容预测：根据无线性能、感知和小区配置等多维网管数据。
- 建立数据完整性、合理性、稳定性等的诊断模型。梳理和对比目前异常值诊断领域的四分位差法、聚类分析、LOF等多种领先算法，最终选择一种最实用无线网络数据的算法：改进的LOF算法，实现T+1时间反馈数据波动合理性诊断结果，夯实基础数据质量。
- 在对无线性能历史数据诊断结果的基础上，对比人工智能领域实用性较高的ARIMA、小波分析、LSTM等可用于时间序列分析的预测模型，同样选用一种最佳的预测模型：LSTM+DNN/GRU，对无线性能关键指标数据进行变化预测，从而在一定程度提前获知不同小区在关键指标上的变化趋势。
- 同时结合网管实际扩容情况、投诉等外部信息建立小区的关键标签，通过数据训练，建立小区负荷预警、隐患发现等模型，探讨机器学习在问题分析中的应用模式，建立综合网管的智能预警机制。

【应用效果】

基于AI和大数据的无线网络智慧运营平台于2018年在福建电信试点运营，各功能的应用效果如下：

指标分布对比

本方案能直观展示不同网关设备在同一时期、同一网关设备在不同时期的分布差异性，针对厂商或省公司数据的异动能够有直观的展示，并且对比不同时期、不同网关设备的分布趋势，能够合理分配网络资源，提高网络利用率。

异常值诊断

结合深度学习的算法和无线网络性能数据，展示省、市、小区、性能指标的异常情况，异常指标的变动情况，异常小区的分布情况等，结合地图网格，在地图上标注具有较高异常率的省、市、小区，针对异常地区集中做出整改方案。

针对质差小区，该方案能够分析引起质差的关键指标，找到引起质差的根本原因，对症下药，及时阻断问题源头，防止网络事故进一步的扩大，维护无线网络运行的质量。

趋势预测

依据历史性能指标数据趋势，结合时序的深度学习算法，对特定性能指标、特定小区未来一周或一个月的性能指标的变化趋势，准确率高于80%。对未来网络流量的分布能够做出一个准确的预判，针对关键的性能指标进行重点的监测，对未来网络中的可能发生的事故进行及时的诊断和预防措施，降低网络事故率，提升网络连接质量。

扩容预测

该方案结合无线网络性能数据、感知数据和配置数据等，结合有监督的深度学习算法，对未来半年内的小区扩容情况进行了预测，该算法的准确率高达99%。该方案能够每天实时更新各省份、各城市的扩容小区的数量、扩容小区的分布、五高一地扩容的情况，使得管理人员能够根据预测结果，及时调整小区扩容方案，实施扩容措施，提高网络服务质量。

【下一步工作建议】

当前数据业务在移动运营商所提供的服务中占比越来越大，移动网络向混合多层网络进行转变。而这对运营商的工作提出了巨大的挑战，因为这一转变意味着要提供更快、更灵活的管理和控制机

制，提升运营效率，以创新的思维应对日益变化的市场需求。而高效地整合移动网络的各种数据资源，进而利用大数据技术进行深度关联分析成为应对这一挑战的关键。

随着对移动互联网的依赖越来越强，人们对网络服务质量的敏感程度不断增加，使得无线网络的服务质量更为运营商所关注，网络质量已经成为影响运营商发展的重要因素，对经营的好坏具有重要影响。相比于大数据和人工智能技术在移动互联网领域的广泛使用，大数据和人工智能在运营商的应用还处于初期阶段，但应用领域已经逐步拓展。通过对网络流量、终端、用户等多维度分析，不仅能够帮助提升网络优化的效率，降低投入，如果能够进一步挖掘，还能够为精细化营销，改进客户体验提供有力的数据支撑。

在试点阶段，无线网络运营分析平台可以为现网提供良好的决策支撑，但由于现网调整的严谨性以及现有设备的自动化能力还有所欠缺，平台分析的结果并不能全自动下发策略并执行。因此，未来，一方面运营分析平台还可以继续优化算法，提升预测和检测的准确率；另一方面设备改造升级过程中，逐渐为自动化运营提供硬件保障。从而进一步提升资源利用率、降低事故发生率、降低成本。在试点过程中，遇到各厂家对相同KPI的计算方式、数据格式等不统一的情况，建议对相关参数的计算方式和数据格式进行统一标准化。

在中国，5G商用牌照已经下发给运营商，全球5G商用也在飞速发展，5G网络的复杂性对运维的要求将更高，因此减少人工参与，网络对运维自动化的需求更加急迫。因此海量的数据采集、存储、应用的标准化，形成面向网络的AI核心能力，积累既懂网络又懂AI的人才，这些都是5G/未来网络面临的挑战。

IPRAN网络告警压缩

【场景描述】

IPRAN主要用于承载3G/4G移动业务，以及大客户专线业务，主要采用IP/MPLS动态协议技术。与传统网络相比，IPRAN网络使用的协议相对比较复杂，网络的逻辑连接也比较复杂；与传统网管系统相比，IPRAN网管系统接收到大量的设备告警消息，其中很多告警信息都是由根源告警信息引起的。

针对海量的告警数据，目前一般依赖于专家经验进行处理，即将专家经验总结成规则，通过规则过滤掉非关键的告警信息。这种方法的缺点表现在为了避免过滤掉重要告警，过滤规则制定的较为宽松，也即是专家的经验规则的过滤能力有限。

而在IPRAN网络的实际维护中运营商就希望将人工智能技术应用于告警压缩，形成更高效的告警处理方法。当前典型的业务场景包括以下几个：

场景1：瞬断告警

瞬断告警定义为告警的发生时间和清除时间很短，小于一定的阈值。这类告警因为生命周期比较短，对运维人员没有太大的价值，而且会导致告警量激增，从而掩盖真正需要关注的告警，增加运维人员识别难度。

场景2：频发告警

如果一定时间内发生的相同告警/事件达到一定的数据，可以认为这些告警/事件之间存在一定的相关性。通过设置告警/事件频次分析规则，当某一段事件内发生的设定告警/事件的数据超过了预先设置的阈值，则认为这些告警/事件之间存在相关性。如同一网元同一单板的单板温度过高或过低告警X分钟出现Y次，合并生成一条新告警，说明单板温度异常。

场景3：同网元内故障影响分析

指同一网元内某物理对象（单板、拓扑）上产生告警会导致该网元上其他物理对象和逻辑对象产生关联告警。

对于LTE设备，基站内单板之间以及单板和休（逻辑对象）存在关联特性，因此单板故障往往会导致小区也存在异常。比如基带板出现“光模块可用告警”时，会导致RRU产生“RRU断链告警”，而承载在该RRU上的小区也会上报“LTE小区退服告警”，即“光模块不可用告警”为根告警。

场景4：同专业网上下层业务故障影响分析

该场景体现为因为某一个故障导致大面积告警的现象，需要快速获取故障原因。服务层告警会导致客户层告警的发生，比如当光纤出现断点、光纤所在端口会报LOS告警，导致上层的隧道、伪线、业务都上报告警，此时光纤所在端口的LOS告警就是根告警。

场景5：跨专业网告警分析

传输包括光传输和微波传输，光传输节点会下挂很多微波节点，当一个链路中断会影响连路上的1个或多个站点，光传输节点断开会导致所有下游的微波BTS站点退服，中间微波某一跳断也会导致下游所有BTS退服。

场景6：综合故障诊断

故障的表现具有多样性，可能表现为告警、KPI异常或单纯业务不通，很多情况下告警并不能反映所有的故障点，所以也无法仅通过告警分析来定位故障。

比如当网络升级后，LTE业务不通，根据经验查看监控数据，进行各种诊断动作和配置检查，从而定位故障点，告警知识分析的一部分。

因此，针对IPRAN网络告警相关场景所要解决的问题就是需要做到智能识别故障并作出有效分析。

【技术方案概述】

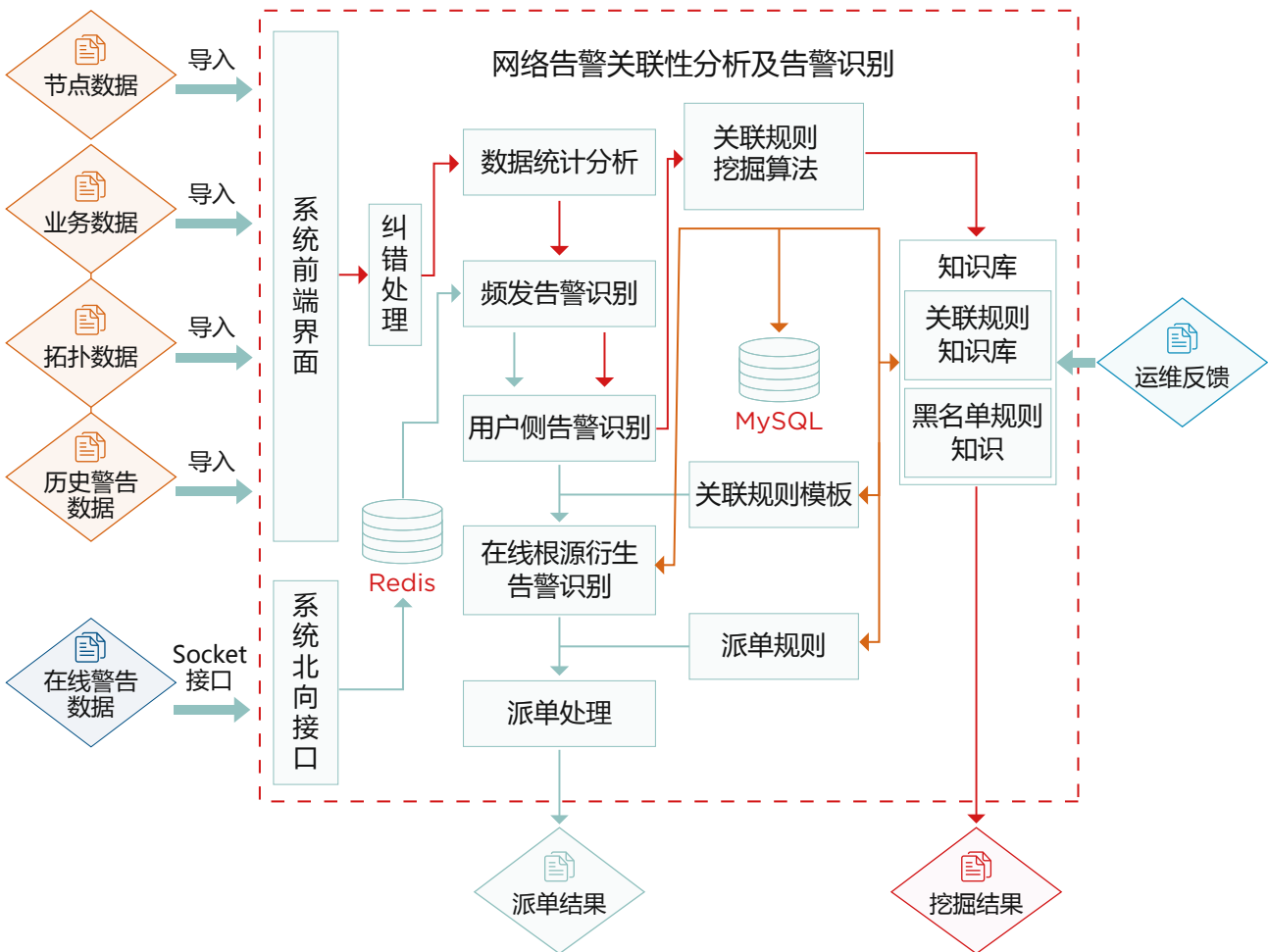


图 21 IPRAN网络告警压缩技术方案图

IPRAN网络告警压缩总体可分为4个步骤：

- 数据预处理阶段。数据预处理包括数据导入和清洗、用户端侧告警匹配、频发告警识别。输入数据为现网提取的历史告警数据、网络拓扑数据和业务数据三种，经过清洗和整合转变为可处理的数据格式。用户端侧告警匹配指根据以往运维经验去除不关心/无价值的告警。频发告警的处理

方式为对同一端口上连续10s时间内的相同告警进行压缩，仅留下频发告警的第一条告警，其他均标识为可过滤告警。

- 关联规则挖掘阶段。关联规则挖掘的核心算法为PrefixSpan时间序列模式挖掘算法。通过与Apriori、序列模式、时空模式等挖掘算法相比，该算法更适合本案例。但传统的PrefixSpan算法挖掘出来的规则不带有约束条件，导致专家也无法判断关联规则的正确性，例如规则A[光模块不可用告警-> RRU断链告警]。为解决该问题，改进了PrefixSpan算法，使得其挖掘过程存在约束条件。此时规则A改进为[光模块不可用告警-> RRU断链告警，同网元]，提升了算法规则挖掘的精确度。
- 关联规则确认与入库，其中包括已确认关联规则库和黑名单。通过多位专家确认上一步中挖掘出来的告警关联规则，将正确的存入已确认关联规则库中，以支撑下一步的告警识别工作。错误和不合理的规则自动导入黑名单，防止下次挖掘出同类规则。
- 根告警识别阶段，即给每个告警分别打上根告警、衍生告警、普通告警3种标签。根据8类不同约束条件对当前告警进行识别处理，所谓8类约束条件分别为：同一端口、同一网元、对应业务网元、同一业务ID关联、直连对端网元、直连对端端口、同环网元、对应业务ID关联。

【应用效果】

目前已经在江苏联通多个地市开展IPRAN告警压缩试点。试验表明，离线告警平均压缩率达90%以上，在线告警平均压缩率达85%以上。

表 3 试点城市的历史网络告警分析处理结果

试点地市告警处理结果	A市 (1个月)		B市 (1个月)		C市 (1个月)		D市 (2个月)	
	AI 算法	厂家 网管规则	AI 算法	厂家 网管规则	AI 算法	厂家 网管规则	AI 算法	厂家 网管规则
原始告警总量	5343709		5433432		299341		3304581	
用户侧告警过滤占比	84.10%	-	44.30%	-	42.40%	-	11.20%	-
频发告警过滤占比	10.30%		31%		54.20%		63.50%	
衍生告警过滤占比	1.10%		6.30%		1.90%		7.00%	
衍生告警占有效告警比例	19.60%		25.50%		55.80%		27.50%	
过滤总百分比	95.50%	45.1%	81.60%	21.60%	98.50%	0.30%	81.70%	13.10%

【下一步工作建议】

解决方案系统优化建议

- 采集方式优化：通过北向接口自动采集资源信息或者定期自动上传离线报表的方式，使得系统功能更加简捷化和自动化；
- 系统后期维护：为了使系统具有工程意义上的应用价值，进一步在现网试点进行系统评估验证，根据一线运维人员反馈的问题，对系统进行改进和优化；
- 告警多维度分析：基于运维中的多种数据源，包括并不限于告警，业务配置/状态、KPI指标，拓扑资源，操作日志以及故障解决历史记录，实现多维度的告警分析，使得故障压缩更加有效和实用，结果也更加精确和具有可参考性。

构建统一适用的关联规则数据库

由于厂商和地域差异性，IPRAN的告警关联规则库需要按照逐个厂商在不同城市不断开展测试验证和梳理方能逐步完善。希望运营商之间能够互相分享一些相对成熟的规则库和规则梳理经验。

跨专业告警多元化处理的扩展应用

当跨专业网络故障发生时，不同专业都会产生告警，而这些告警间具有很强关联性。可以考虑引入其他的人工智能技术，采用多种诊断技术协同的新模式，实现跨专业告警间的定位定界。

接入网弱光检测

【场景描述】

业界目前弱光检测通用方法与流程：

- 单次采集进行弱光评估，单次采集受到设备关机、繁忙等因素影响，采集率低（60%-70%），无法有效评估弱光情况；
- 弱光数据未经过分析或采取简单分析直接派单给一线维护人员处理，导致反复上站，来回测量，处理效率低；
- 针对弱光、分光比超限等问题，分析结果无法定界，引起部门间互相推诿。

弱光整治的难点：

- ODN弱光故障点定界困难。当前手段或依赖人工判断，准确率低；需要对质差链路进行逐段处理，效率低下。
- 针对多级分光的不合理组网方式无法判定。
- 数据定时策略采集导致数据量不全，进而检测效果不佳。
- 综资数据不准确影响检测。

【技术方案概述】

弱光检测流程如下：

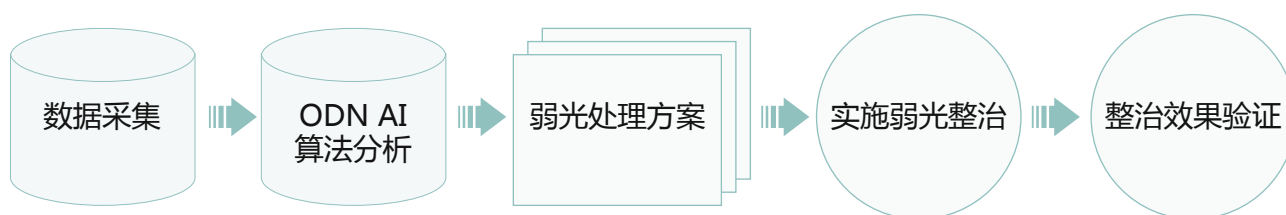


图 22 弱光检测流程

分析过程采用人工智能算法实现分析结果输出，判定弱光根本原因，指导ODN优化。具体思路是：

- 针对ODN多种的分光比及下行组网，采用无监督学习算法将繁琐、难以直接使用的光功率数据转换为可以直观查看的呈现；
- 用分类算法判定弱光点，有效提升检测成功率；

算法：采用k-means++等聚类算法；采用SVM或贝叶斯网络等监督学习算法

接口：通过FTP接口与网管及工单系统对接

数据集：主要有ONU接收发送光功率，PON口接收发送光功率，ONU与OLT之间距离。

【应用效果】

采用此方法，国内某运营商验证弱光分析准确率85%，弱光节点整治采用传统方式耗费时间60分钟每PON口，且需要反复上站；采用AI分析优化后，每PON口总工时下降至20分钟。

【下一步工作建议】

行业内完善光链路两端光模块发光功率&收光功率及光链路两端之间距离的数据库，以获得更好

的检测结果。

另外该用例中使用的方法也可以应用于更多场景，如，5G网络中的WDM PON。

无线告警根因分析

【场景描述】

随着OMC集中化以及5G建设，网络规模越来越大越来越动态，告警监控存在以下痛点：

- 大量现象告警淹没了原因告警；
- 网络庞大而复杂，告警压减和相关性分析规则制定困难；
- 各个局点的网络不同，统一的静态规则无法让告警压减最大化。

无线故障运维以小区退服和基站退服告警为高优先级，出现该类告警后运维人员需要快速处理此类问题。

导致业务退服的原因多种多样。特别是动环、传输等外部原因引发的单个或多个基站同时上报大量相同告警，此类告警由同一原因引起，但是人工进行故障位置和故障原因定位费时费力。

随着5G逐渐部署，网络结构更加复杂，跨层故障定位难，对快速定位退服根因提出更加严峻的挑战。

智能告警根因分析旨在根据现网存量告警进行自动学习分析，发现各种告警之间的关系，经过人工确认后，达到自动告警相关性分析和告警压缩归并的目的。

【技术方案概述】

基于AI的智能故障诊断基于大数据分析和人工智能，根据系统中的网络拓扑，综合所有监控数据（包括告警、事件等）和操作日志以及故障解决历史记录，输出故障特征与故障原因的系列规则。在实际网络运维中，根据故障特征自动匹配诊断规则进行诊断，自动得出故障点及相关处理建议。

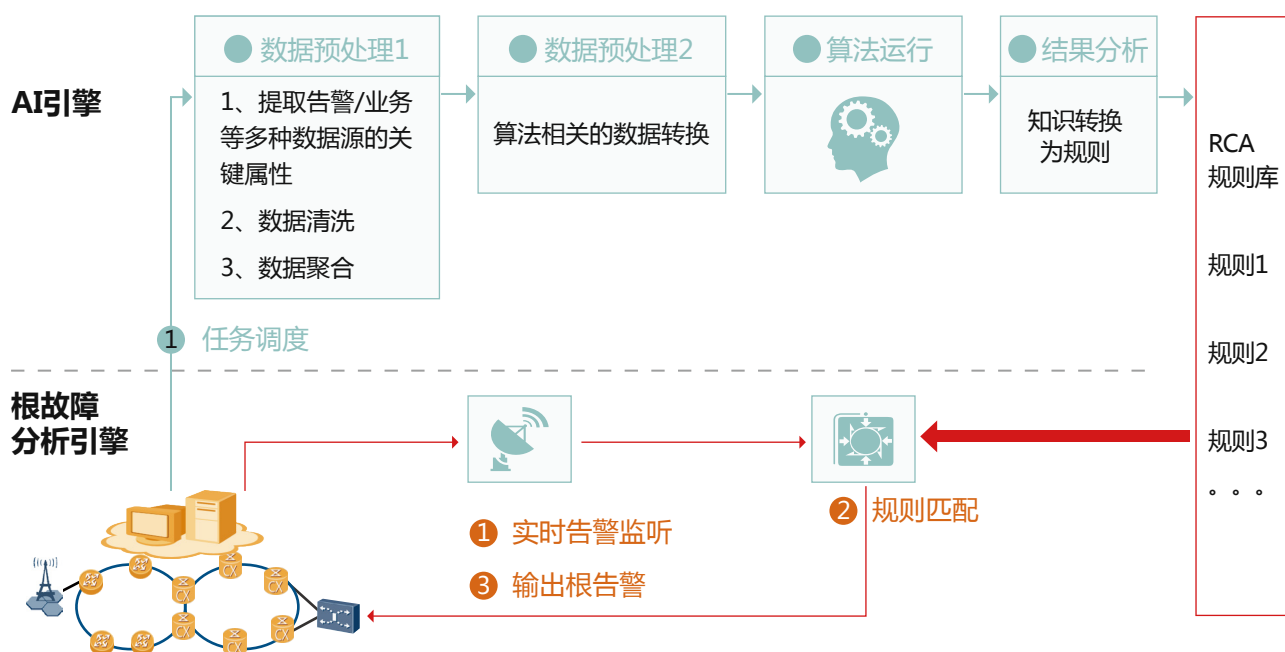


图 23 告警根因分析处理流程

第一阶段：使用AI引擎进行规则识别

任务调度：根据项目的需要进行任务调度，可以进行周期性任务调度，也可以手工触发调度。

数据预处理：将数据从数据库抽取转换为算法需要的格式

算法运行：算法运行基于输入数据，并输出运行结果

结果分析转换：将分析结果转换为业务规则

第二阶段：使用根故障分析引擎进行故障处理

实时告警监听：监听生产系统的实时告警

规则匹配：将实时告警和部署的业务规则进行匹配并识别故障根因。

输出结果：输出根告警和其他告警的关联关系，并识别故障根因。

适用算法：根因分析算法（频繁序列/项集、线性相关性算法）实现告警关联分析和根因分析；

聚类算法实现基站网络拓扑分组。

接口：告警根因分析通过FTP/RESTful等接口定时采集告警数据。

数据：告警数据；配置数据；资源数据；操作日志；运维知识库

【应用效果】

经过在中国移动和中国电信4G/5G现网试用，退服告警压减率大于45%。中国移动某局点现场管理6000多个4G站点，3天共收集退服类告警1108条，具体数据对比如下：

表 4 退服告警压缩效果

方法	告警自动分析率	告警压缩率
传统方法	0	0
使用AI	77%	45%

【下一步工作建议】

目前在多个项目试用有明显效果，方案对于5G、物联网均能适用。

跨域智能告警根因分析**【场景描述】**

随着网络技术的不断发展，网络结构日趋复杂，网络运维排障的难度随之增大。发生故障后，传统的方式通常依靠人工根据经验及预设的检验规则对告警进行逐一排查和分析，费时费力，对于复杂情况，还需多部门协同处理，定位效率低、耗时长。在5G时代新型分层解耦网络架构下，这种处理方式的瓶颈就更加突出，既有规则或将不适应新型网络，监控告警的数量也将成倍增加，网络故障管理面临极大挑战。因此，亟需引入先进的技术方法，实现故障根因的快速定位和告警收敛，从而提升运维效率、保障运行质量、降低运营成本。

【技术方案概述】

本案例引入AI算法进行告警根因分析，基本思路是不依赖人工介入，通过分析大量的历史告警信息，并结合资源数据、拓扑数据进行分析建模，实现告警RCA规则动态挖掘，从而支撑故障快速定位，逐步积累运维知识库。相关流程如下：

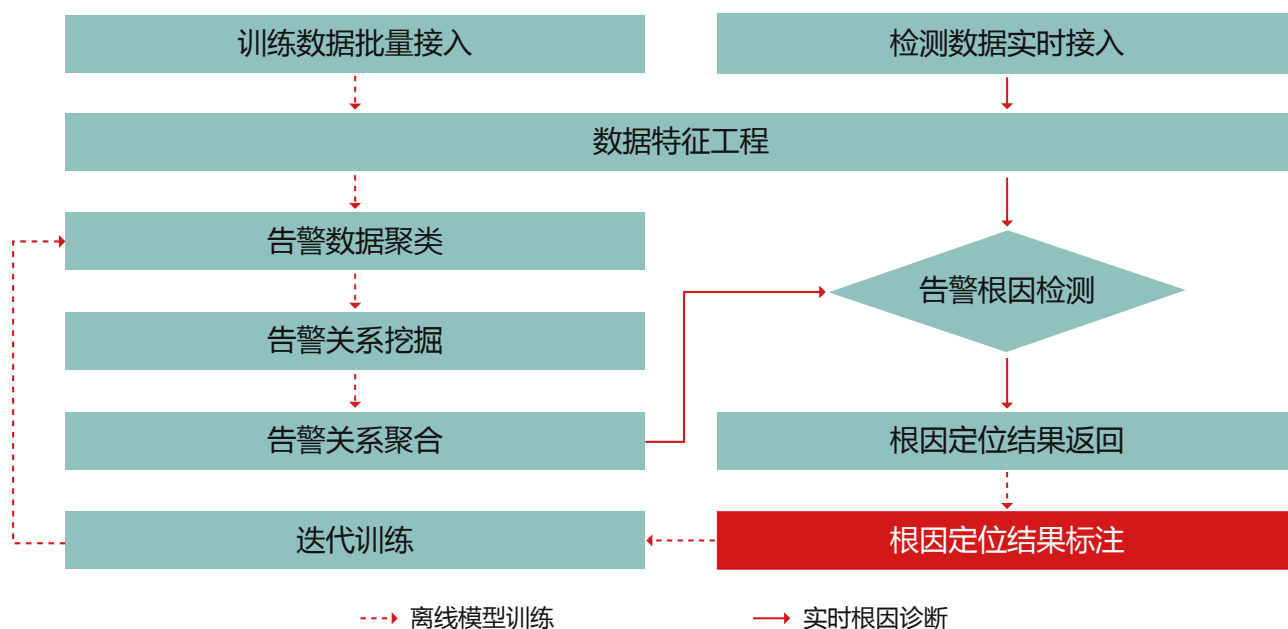


图 24 智能告警根因分析流程

数据接入

告警根因分析模型训练过程中，以文件方式批量接入数据集，主要包括两类，一类是告警数据，一类是资源、拓扑信息。前者通常包括告警明细和相关信息维表，关联后参与训练的数据集至少包括告警主体及对应告警类型、告警发生时间等。后者类型较多，可包括网络拓扑、系统部署关系、服务调用关系等，旨在通过解析和处理，构建告警主体之间的空间联系。

告警根因实时诊断流程，则基于实时告警信息，以消息、API等方式发起根因诊断请求。

数据特征工程

对于智能告警根因分析方案来讲，特征工程除了数据解析、缺失值处理等常规动作外，需重点处理：1) 过滤恢复告警和手工清除告警等不需参与训练的数据；2) 各类拓扑信息解析后，基于主键进行串接，构建告警主体间拓扑关系图，并根据是否存在连接关系进行子图划分。

告警数据聚类

告警数据聚类是告警关联关系挖掘的基础。聚类算法方面，从聚类效果、调参难度、运行速度等维度综合比较，DBSCAN, HDBSCAN, OPTICS, Birch, Agglomerative, GMM等算法中优选。

聚类维度方面，将综合考虑时间维度和空间维度；其中，时间维度指根据告警数据的首次发生时间进行聚类；空间维度指根据告警主体在拓扑关系子图划分后的空间距离大小进行聚类。

告警关系挖掘

基于聚类划分结果，进一步采用关联挖掘算法寻找告警之间的关联关系。本方案将每个聚类结果划为一个项目集，根据大量的项目集，进行二元告警数据之间的关联关系挖掘，并根据支持度和提升度等指标进行结果过滤，根据置信度进一步判断告警数据对之间的主次关系。

告警关系聚合

在关联关系挖掘得到的二元主次告警依赖表基础上，需对告警数据关系进一步聚合，生成告警关系网，以支持实时告警根因检测等场景需求。

告警根因检测

告警根因检测时，基于告警关系网，在一定的时间窗口内，从实时告警信息中诊断定位根因告警并及时干预处置。

结果标注及迭代训练

为了保障模型的定位效果，生产中，需要周期性发起增量训练任务。同时，运维人员也可根据经验和实际情况对定位的根因告警进行异常标注并反馈，系统自动将标注数据纳入下一次迭代训练。

【应用效果】

针对上述跨域智能告警根因分析方案，结合某省运营商云管平台的告警数据进行了主次告警依赖分析测试，并进行了算法的验证和调优，挖掘网络设备、主机、数据库、中间件、大数据组件、DCOS的告警潜在关系，情况如下：

- 样本接入：3个月告警数据，DCN网段表以及各类主体拓扑关系表
- 算法选型：DBSCAN，Birch，Apriori，FP-growth等
- 告警关系挖掘：在限制告警数据依赖关系置信度阈值的情况下，共计挖掘出200条关系，经专家组验证，准确率在60%以上。根据主次关系表，在实验室生成的告警关系网局部示意如下，其中圈起的四个点为可能的根因节点，可据此进行在线告警根因实时检测。



图 25 告警关系示意图

【下一步工作建议】

为了更准确进行空间维度聚类，避免不相关数据的相互干扰，建议进一步加强资源数据的标准化工作，即督促各系统进一步完善告警相关主体的网络拓扑、部署信息和调用关系等资源数据，同时，规范告警主体拓扑关系的数据接口标准，以进一步提高方案落地时对不同场景的适配性，降低定制开发改造工作量。

同时，上述方案尚未在5G场景下进行测试，后续需结合切片运维等实际数据优化和调整特征工程的处理逻辑和步骤，以期本方案能够切实支撑面向切片的跨层跨域告警分析和故障诊断等5G网络运维需求。

基于动态阈值的网络运维异常检测

【场景描述】

网络运维领域中，对时序型指标进行异常检测是发现问题的常用方法。传统的方式多以人工设定

固定阈值为主，为了尽可能提高异常检测的准确性，需要人工根据经验针对不同类型、不同实例的指标分别设置；其优点是简单、直接、操控性强，缺点是配置和维护工作量大，对人员经验依赖度高；同时，固定阈值的方式也对一个周期内某段时间出现的局部异常不敏感。随着监控对象和相关指标的指数级增长，人工设定固定阈值的弊端就更加明显，相应的告警漏报、误报和告警风暴问题也愈发突出。这种情况下，需要通过引入AI算法等智能化手段提高告警精准度，降低人工配置成本，更及时、准确和自动的发现异常问题。

【技术方案概述】

本案例对于时序指标异常检测采用动态阈值方案，基本思路是建立通用检测模型框架，针对不同的时序指标，基于大量的历史数据，调用AI预测算法进行训练，并在预测值基础上叠加阈值区间，进而得到未来一段时间内动态阈值。实时检测时，根据相应指标值是否在阈值区间来进行异常检测。同时，为了持续提高动态阈值异常检测的准确性，可增加人工标注反馈环节，自动化地根据反馈信息进行强化学习、优化模型。

应用动态阈值，时序指标异常检测流程如下：

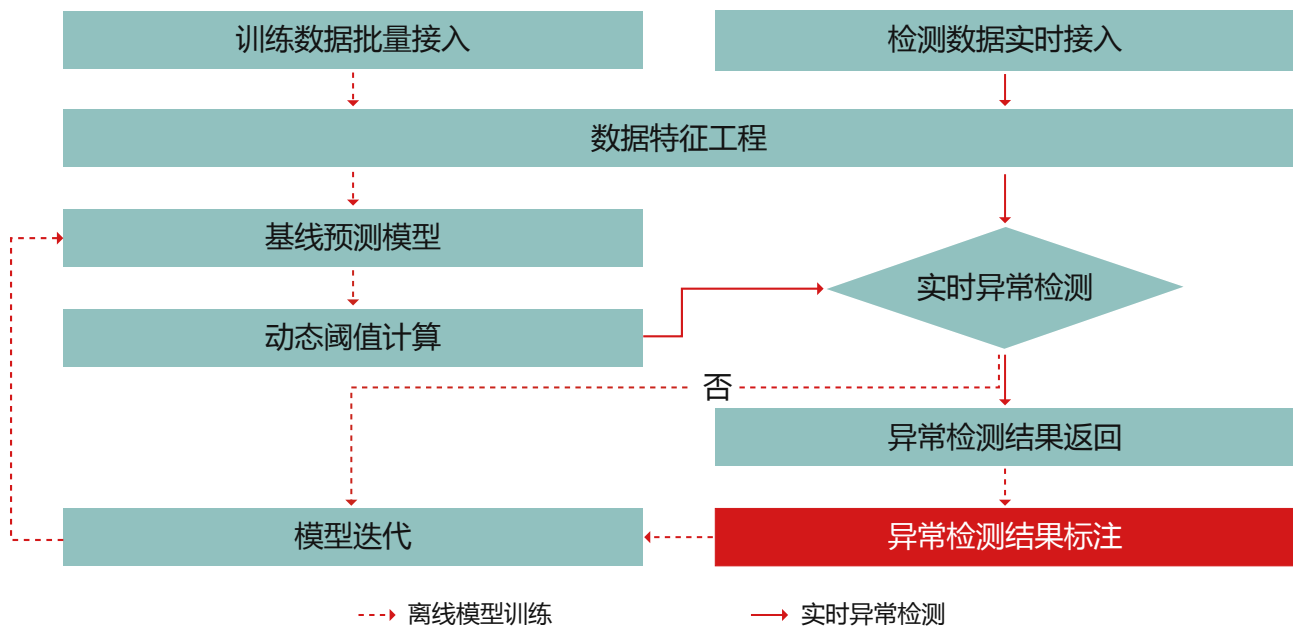


图 26 时序指标异常检测流程

数据接入

动态阈值异常检测支持分钟、小时、天、月等时间粒度的时序数据，相关数据可来源于5G 网管、综合网管、专业网管等各类监控平台，需至少包括实例ID（可由多个属性组合）、训练指标数据（如一次接入多个指标则生成多个训练任务）、指标数据时间和数据频度等字段。

模型训练流程中，以文件方式批量接入时序指标数据，实时异常检测流程中以消息、API等方式发起实时异常检测请求。

数据特征工程

数据接入后需对数据进行解析、清洗、转换和特征提取等，包括缺失值处理、异常样本剔除、数据时间对齐、正态转换、统计及对比特征分析等。

基线预测模型

预测模型训练主要用于预测指标参考基线，分为初始模型训练和迭代模型训练。初始模型训练在接收到第三方系统离线训练请求时即可发起，迭代训练任务则基于实时接入的非异常数据和用户标注数据，根据约定的训练周期定时发起训练任务，实现模型的持续优化。

算法选型方面，为了使框架更具通用性，以适应不同场景和数据集的异常检测需求，本案例不指定某一种算法，而是针对ETS、ARIMA、LSTM、FB-PROPHET、TBATS等机器学习、深度学习的预测算法，在不同数据集情况下，通过自动超参选择和效果评估，选择最优算法。

动态阈值计算

在通过预测模型得到的指标参考基线基础上，叠加一定的阈值范围，可得到不同时间点的动态阈值。对于阈值范围，可根据经验设定基线基础上的浮动百分比，也可通过拟合效果自动计算。本案例通过分析残差序列的统计特征，得到不同置信度的残差指标作为阈值范围，叠加预测基线后，即得到不同时间点、不同等级的阈值区间，从而更精准的度量过去、未来时序中的异常点。

实时异常检测

时序指标数据实时接入并进行预处理后，根据检测指标是否落在预测出的该时间点的动态阈值区间而进行智能异常判决，并将检测结果（包括异常判断结果、异常原因、拟合值、阈值上限、阈值下限等）进行返回，支持上层系统告警策略管理需要。

异常检测结果标注

运维人员可根据经验和实际情况对动态阈值异常检测方案诊断出的结果进行标注并反馈，系统自动根据修正的数据重新发起训练。

模型迭代

为了保证基线预测的准确性，每次预测的数据点数量有一定限制，这就需要周期性发起增量训练任务，迭代过程中，可定期接入增量数据，也可针对实时异常检测后非异常的样本数据自动存储并纳入下一轮迭代样本；同时，结合人工标注的结果对相应数据是否纳入训练进行调整，从而实现强化训练。

【应用效果】

针对上述动态阈值异常检测方案，基于某省运营商某类设备负载均衡转发用时的时序数据（1分钟粒度）进行了试点测试，经验证，异常查全率超过90%。示例效果如下：



图 27 动态阈值异常检测效果

如上图所示，针对某一特定实例，一天时间内发现异常10个，相比原来将阈值固定设为500ms的方式，动态阈值异常检测的方法更自动和灵活，有效降低异常漏报和误报比例。

【下一步工作建议】

由于在各类网络系统和网管平台的监控指标中，时序指标数量众多，为了更好的提高异常检测的效率，避免不必要的模型计算资源投入，建议进一步明确和规范包括5G网管在内的网络域系统运行监控KPI指标，针对其中的核心时序指标，再引入AI算法和框架开展异常检测，以达到事半功倍的效果。

另外，本方案进行的异常检测主要是基于阈值进行判断，由于网络性能、流量等指标波动性较强，实际应用中建议网管系统侧在异常检测基础上配套相应的告警策略，综合考虑单指标超过阈值的程度和连续出现的异常数量、异常程度，再决定是否需要派发告警，降低单点异常对于告警的影响，避免误告。

基于基因图谱的智能告警

【场景描述】

随着网络复杂化、业务多元化、客户规模化及终端差异化，对我们提供高质量的网络服务提出了更高的要求。由于传统的发现网络问题的三大手段（投诉、告警、性能指标）存在以下问题：

- 投诉流程耗时长，网络发生问题时无法快速到达一线维护员手上
- 无法从海量设备告警中准确判断网络症结、评估业务影响
- 性能指标预警滞后，无法精准定位用户感知问题

为创新突破场景监控，实现生产手段的“智能化”，探索研究下一代网络监控，全面提升集中监控的能力，我们探寻新的解决办法：使用基因图谱来进行智能监控。

基因图谱将控制语音或数据业务建立、监控、拆除的信令称为网络基因。该方案以网络基因为总抓手，减少中间流程，依靠大数据分析，主动发现网络隐患，在业务影响扩大之前提前启动优化措施，避免重大故障发生，提升网络运维效率及用户感知。

【技术方案概述】

由于网络基因数据呈现数据体量大、不固定性及波动性明显的特点，具有明显的量大、多样、高速、复杂大数据特征。在网络或业务发生异常时，基因结构往往在短时间内发生明显变化，尤其是标识业务失败的基因变化更加明显，称之为“基因突变”。为了实现基于网络基因的实时监控，我们对基因数据进行异常监控。

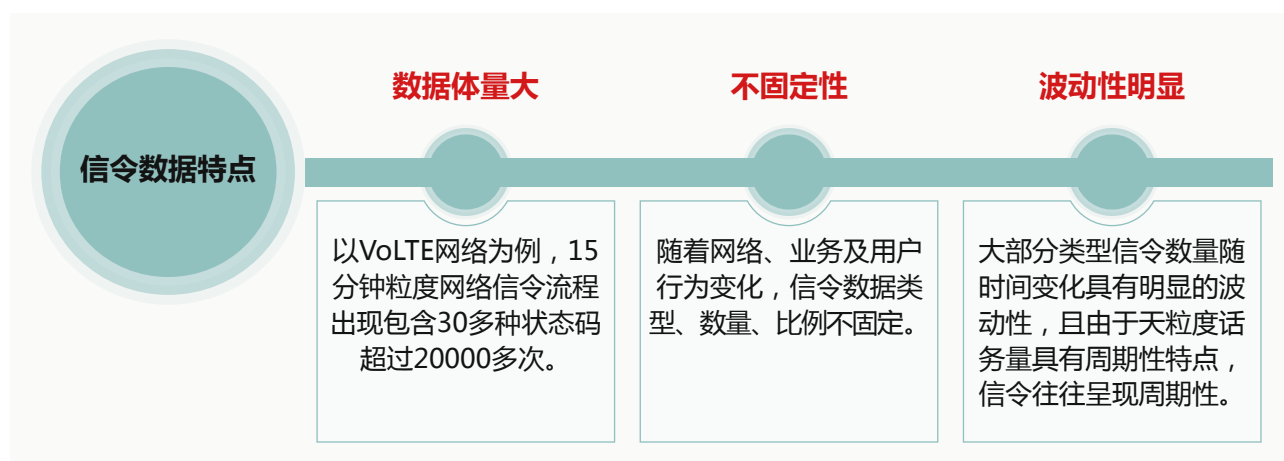


图 28 网络基因数据特点

方案依托省内性能大数据平台对全网主要基因接口采集，且根据对基因信息的特征标识（拆线码/原因值/状态码）的研究，绘制网络各个重要业务流程的基因图谱，并进行数据分析，探索发现网络问题新方法。下图为基于状态码的一个分布示意图：

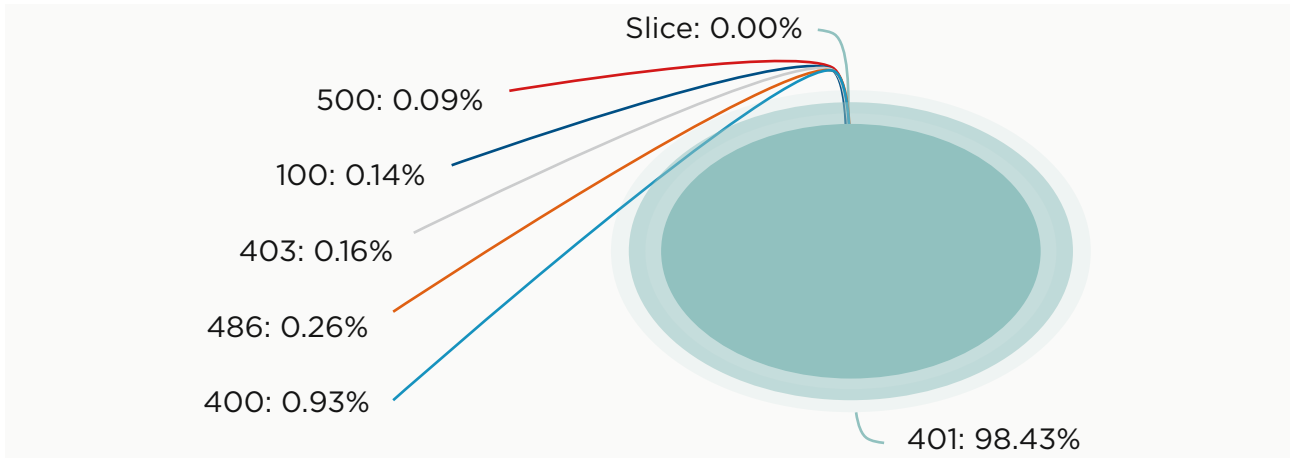


图 29 接口状态码分布示意图

下面以基因图谱的重点部分IMS状态码为例详述具体流程如下。

一、选取状态码

首先通过手工统计获得有周期性的状态码，再应用到时间序列算法中。统计至少1周数据，选取完整率在70%以上的状态码。

二、状态码数据分解

将状态码的对应数据进行应用时间序列差分，如下图所示：

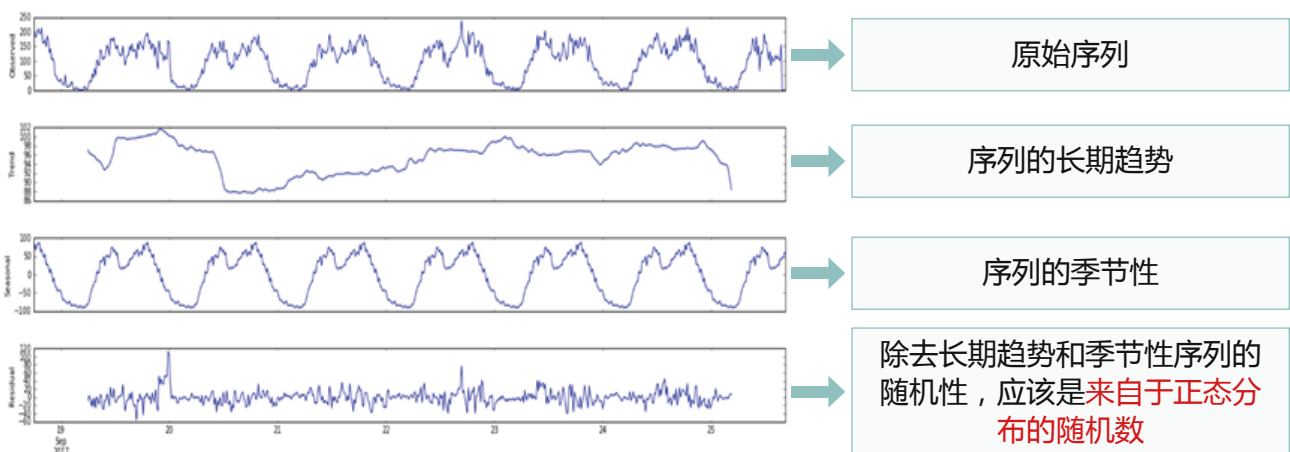


图 30 状态码对应数据差分

三、设置告警门限值

我们选择差分之后的随机序列（R序列）进行下一步工作，对R序列进行正态性验证，经过检验，R序列为平稳序列，且为正态分布，我们进行参数调试，发现 $\pm 4\sigma$ 作为告警条件问题命中率较高，问题命中率达到92%，更适合作为触发告警条件。下图为使用 $\pm 3\sigma$ 和 $\pm 4\sigma$ 的一个状态码告警参照图，分别用红线和蓝线表示边界。

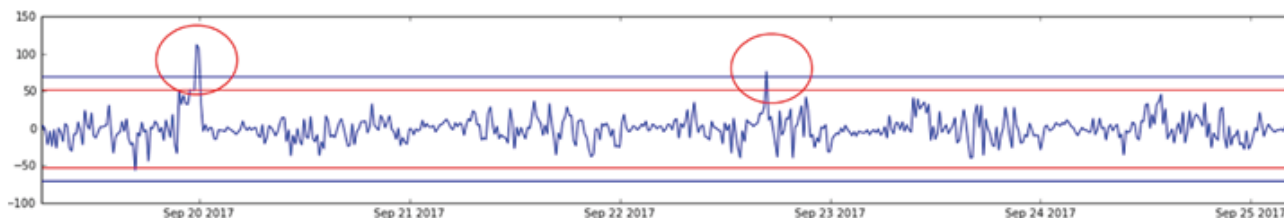


图 31 告警门限设置和异常点示例

四、根据告警数据进行基因分析和图谱绘制

在获取相关状态码的告警数据，发出告警信号之后，我们对这些告警的网络基因数据的指标分析，找出发生异常的指标。

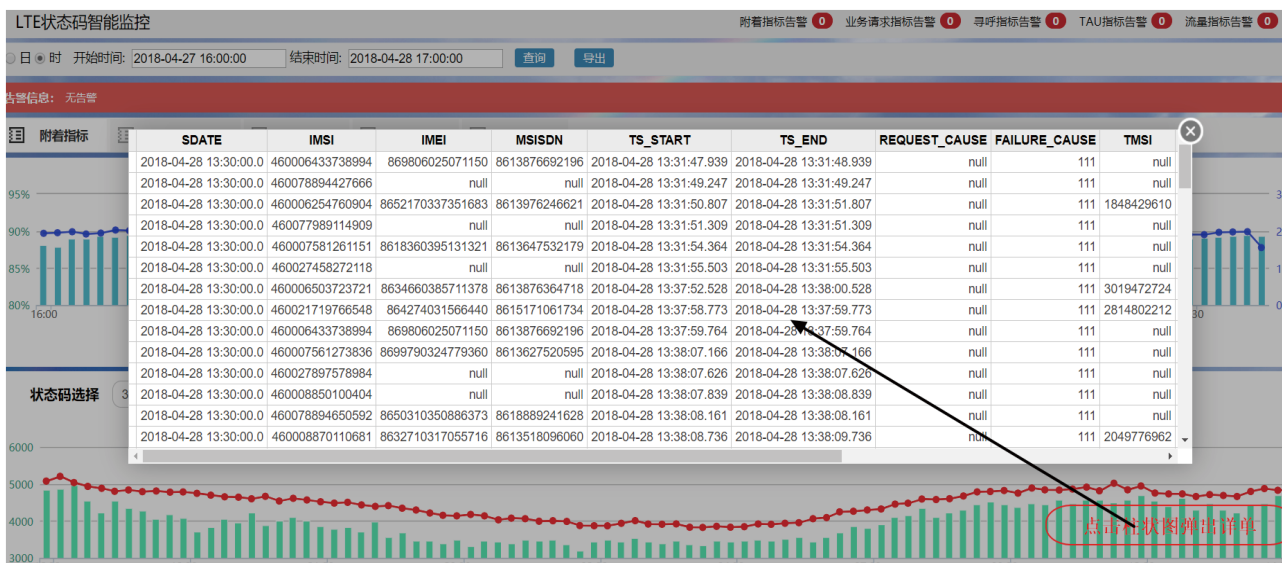


图 32 失败单查询示例

根据定义的失败原因分析结果绘制网络基因图谱如下：

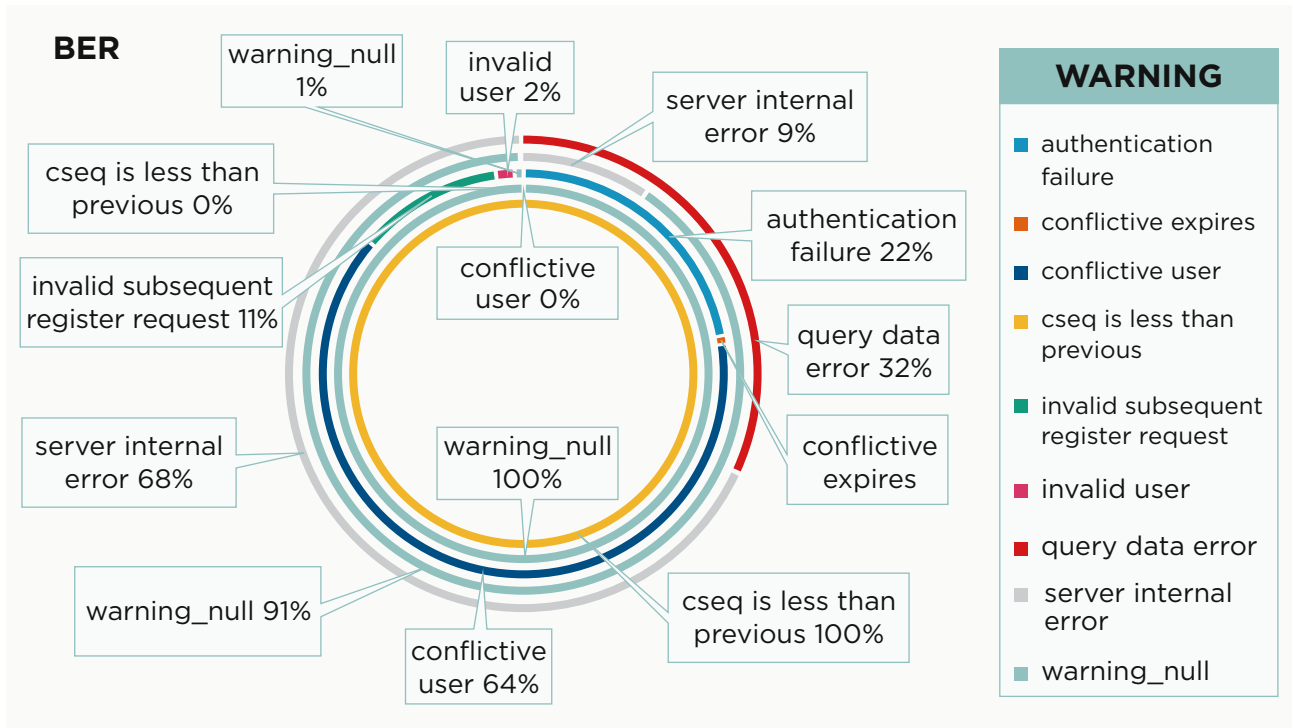


图 33 网络基因图谱示例

通过长期经验和不断发现的问题，总结出各地现网的自有规则库，实现问题自动定界定位，自动识别受影响用户，实现投诉用户一键式分析。

流程选择: 注册流程 | 接通流程 | 切换流程 | 短信流程

失败码选择: 全部 | Warning选择: 请选择 | 定界选择: 请选择 | 查询 | 导出 | 新增

状态码	WARNING	首拆点	定界	定位原因	首拆接口
400	CSeq is Less Than Previous	网络侧发起401鉴权挑战, ...	终端	终端在REGISTER消息中携带的CSeq字段数值没有递增,导致报错	查看 编辑 ...
400	Sip key parameter invalid	终端发起注册, 网络回复40...	无线	"注册消息携带的头域SIP格式的关键参数不合法。iPhone终端第一次RE...	查看 编辑 ...
400	Invalid Message	终端发起注册, S-CSCF回...	终端	"终端的REGISTER消息中携带的头域不合法: 1、Contact头域缺失或无...	查看 编辑 ...
401	warning_null	终端收到401后, 没有再发...	无线或终端	无线或终端原因导致鉴权不成功	查看 编辑 ...
403	Query sdb no user ifc data	终端发起注册, S-CSCF回...	用户数据	"用户在HSS签约IFC数据异常可能原因: 1、该用户在HSS的IFC数据未...	查看 编辑 ...
403	Invalid subsequent register...	终端发起注册, S-CSCF回...	终端	"终端发送鉴权信息异常网络侧发起401鉴权挑战, 终端没有在第二个RE...	查看 编辑 ...
403	Conflictive user	S-CSCF收到注册消息, 判...	终端	不同的两个用户同时发起注册, 而且CALLID相同(正常情况下不同用户...	查看 编辑 ...
403	Invalid User	终端发起注册, 被HSS拒绝...	用户	用户HSS开户数据异常	查看 编辑 ...
403	Roaming Restricted	外省漫游入网用户发起注册, ...	用户	用户未开通国际漫游	查看 编辑 ...
403	Terminal has used different...	终端发起注册, S-CSCF直...	终端	本次注册的鉴权算法与之前注册的鉴权算法不一致, 401后UE携带的鉴...	查看 编辑 ...

图 34 工具平台支持自动录入、修改规则，经审核后形成固化经验

【应用效果】

一、IP承载网CE替换工程案例

在进行IP承载网CE替换工程次日，收到用户投诉VoLTE呼叫概率性不通。核查VoLTE网络接通率指标下降0.04%，未达到性能指标下降预警；通过智能监测系统统计，接口状态码“480”增长15倍。经排查，问题原因为替换CE至HSTP设备单个端口异常，具体展示如下图所示。

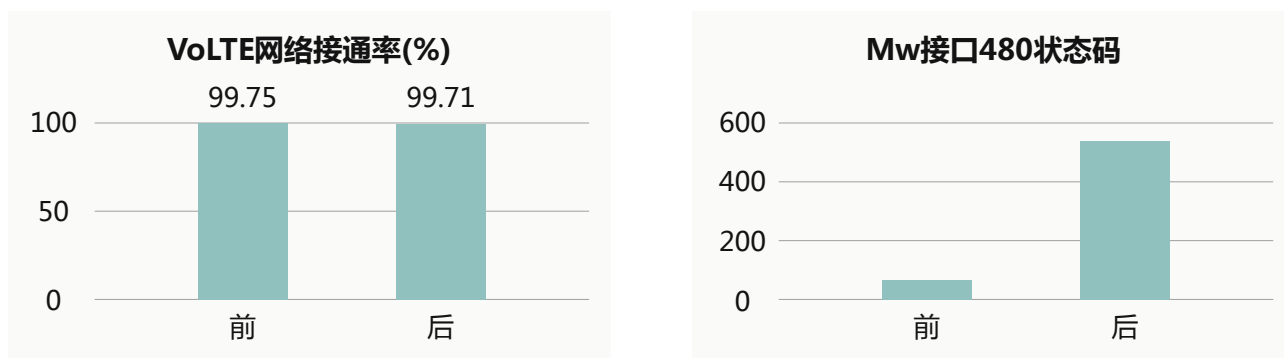


图 35 VoLTE故障前后接通率和状态码变化情况

二、设备单板故障告警案例

在某运营商现网，一台SAE GW发生单板故障告警，确认告警后手动进行单板切换，故障处理历时约10分钟，该故障业务及用户影响无法快速评估，标识VOLTE呼叫接续失败的状态码503突增，可快速分析得出SAE GW单板故障切换期间影响用户呼叫接续，如下图所示。

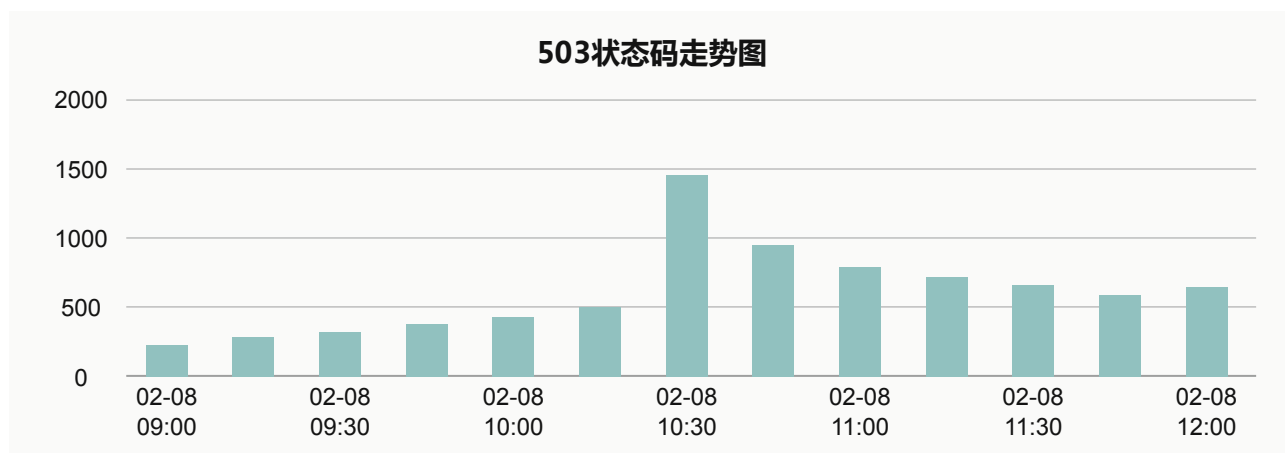


图 36 状态码走势条形图

三、PCRF升级工具bug案例

在2017年12月，某厂商PCRF升级工具BUG导致主备板同时重启，影响当时正在发起注册的用户，检测到异常状态码状态码503，实际值为1842，计算门限值为603，超出门限比例205%，如下图所示。



图 37 接通流程503状态码时间序列分解——R序列

四、2017年1月某运营商故障案例

2017年1月某日，在下午16:25分，网络发生故障导致VoLTE呼叫未接通。在故障发生五分钟后，检测出接通流程487、504状态码异常，并于16:38分下发告警短信，在16:50陆续收到用户投诉，直到在17:20分才收到性能指标VOLTE接通率下降告警短信，告警状态码如下图所示。



图 38 长时间未接通用户主动挂机487状态码告警触发

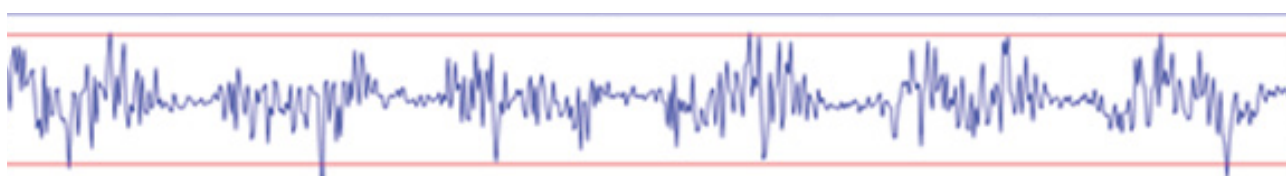


图 39 长时间未接通用户主动挂机504状态码告警触发

【下一步工作建议】

提升告警实时性

通过优化数据库性能及算法模型，提高告警功能实时性，将监控预警由15分钟粒度优化至5分钟。

完善告警规则关联

完善网络基因关联图谱，提高自动定界定位功能准确性，逐步构筑移动网络智能化的主动运维能力。

◆ 人工智能在网络优化配置中的应用

5G智能广播参数调整

【场景描述】

Massive-MIMO技术是5G关键物理层技术之一，相比传统的天线，Massive-MIMO设备具备3D赋形能力，可以灵活调整各天线阵子的权值（功率和相位），显著提高系统的波束指向准确性，将信号强度集中于特定指向区域和特定用户群，在增强用户信号的同时可以显著降低小区内干扰和邻区干扰。

Massive-MIMO设备要达到最佳覆盖情况，整网一套初始参数往往无法满足需求，需要对网络广播权值进行差异化调整。手动调整权值费时费力，特别对于5G支持广播多波束扫描而言，波束参数组合达到上万种，更增加了调整的复杂度，此外多小区之间协同调整也是一个难点。因此采用智能算法进行广播波束参数调整非常有必要。

智能广播波束参数调整应用于以下场景：

- 对于多个Massive-MIMO小区共同覆盖的热点区域，比如体育场馆，学校，CBD区域；
- Massive-MIMO小区连续组网场景。

【技术方案概述】

智能参数调整方案如下图所示：

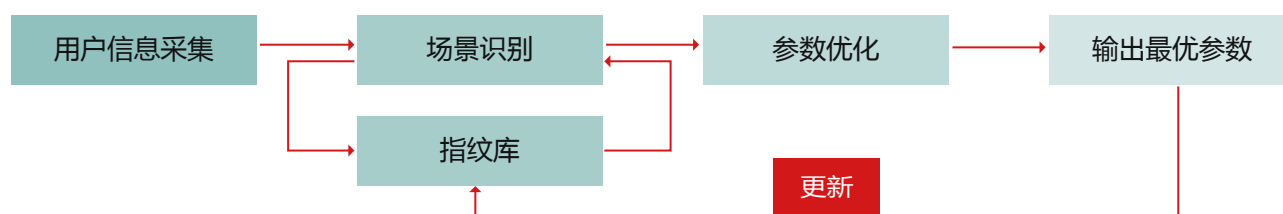


图 40 智能参数调整方案

方案包含4个主要模块：用户信息采集、场景识别、权值优化、输出最优权值模块。各模块的功能如下：

- 用户信息采集模块：主要负责UE信息数据的收集，为之后的场景识别提供数据。
- 场景识别模块：主要功能是利用MR信息，查询历史指纹库，为当前场景推荐最优参数。此模块主要作用是对场景进行分类，之后的参数优化模块以此处提供的最优参数作为初始解进行全局优化。
- 参数优化模块：主要功能是在推荐参数的基础上进行最优参数的求解，实现Massive MIMO参数的自调优。
- 输出最优权值模块：对场景识别输出的推荐最优参数和参数优化模块的输出参数进行评估比较，选择其中最优的参数作为最终的参数输出。并且将此信息传回指纹库，对指纹库进行更新和完善。

适用算法：考虑实现复杂度和开销问题，方案中场景识别模块采用KNN算法、决策树、逻辑回归

等经典机器学习算法进行场景预测和分类。方案中权值优化模块可以采用如遗传算法、粒子群算法、蚁群算法等AI算法进行参数寻优。

涉及数据集：UE周期性MR数据，UE位置信息等。

【应用效果】

在某运营商现网测试，参数优化后整体覆盖提升明显：RSRP提升5dB，SINR提升3dB。

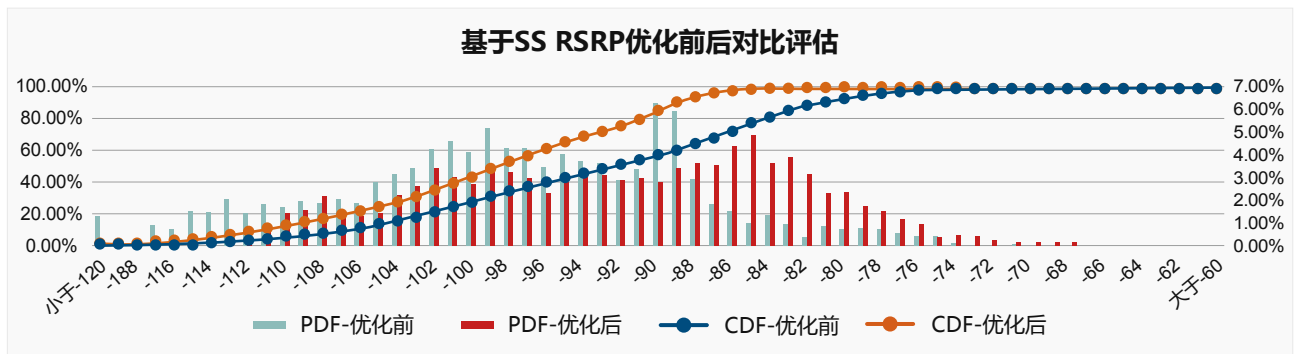


图 智能参数优化测试结果-SS RSRP

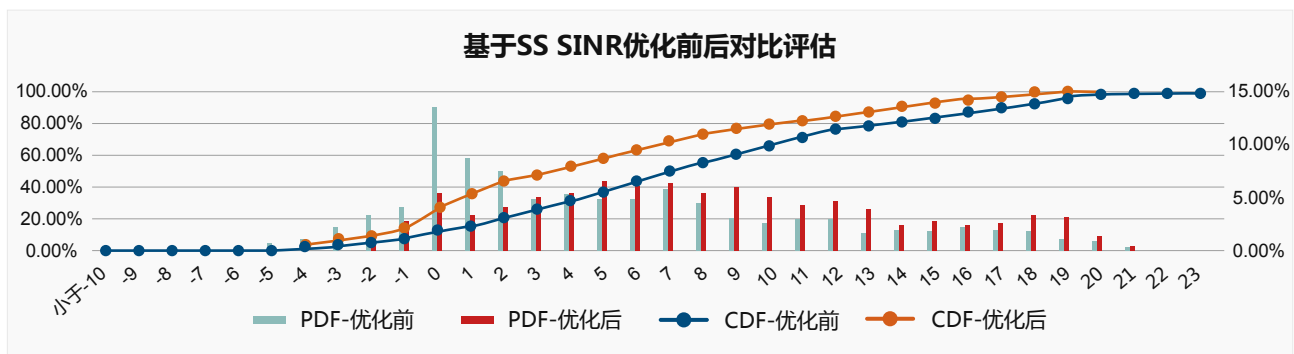


图 智能参数优化测试结果-SS SINR

【下一步工作建议】

通过运营商系统将基站站高，经纬度，实际场景信息（高楼，高铁，地铁）等数据传递到无线网管，从而可以为Massive MIMO参数优化提供输入。

基于射频指纹的负荷均衡

【场景描述】

基于射频指纹的负荷均衡适用于多频点组网下负荷较高或者不均衡的场景，比如下图所示的4载频组网场景，F1为接入载频。当网络中用户较多时，都从F1接入会导致小区1的负荷升高，F1会变

得拥塞甚至后续UE可能无法接入。此时需要将F1的用户适当地均衡到同覆盖的F2~F4载频上去，平衡各小区间的负荷，最大化的利用系统资源，提升用户体验。

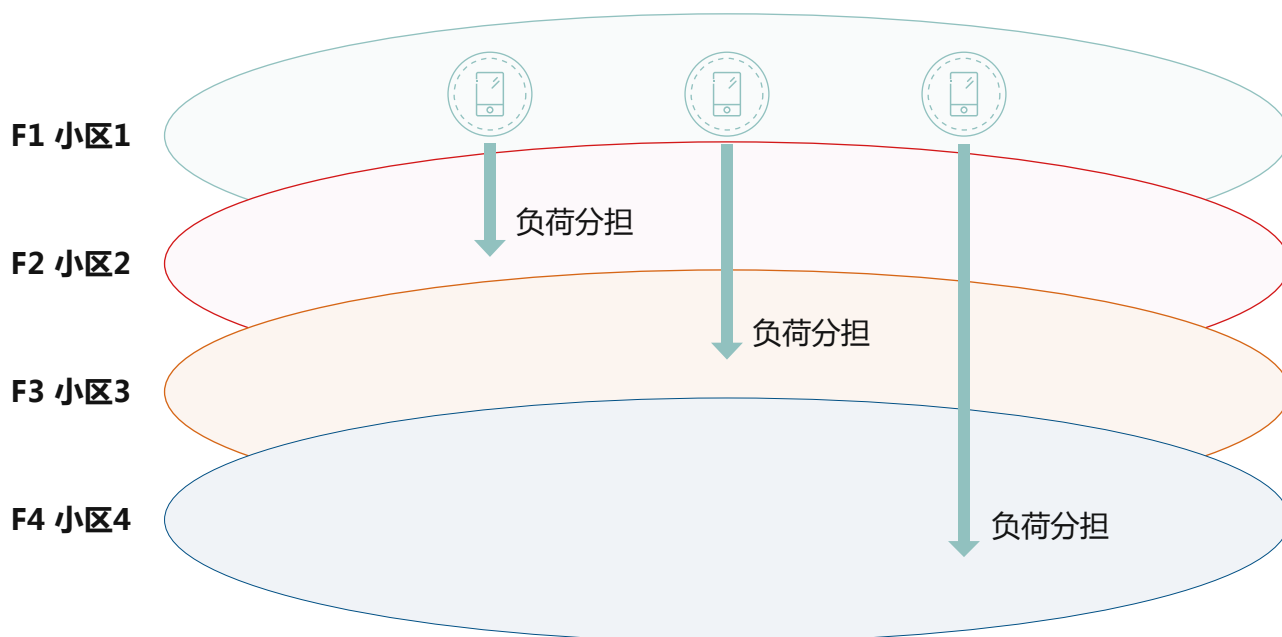


图 42 负荷均衡场景

【技术方案概述】

多频点组网场景下，基于射频指纹快速并精准地进行多频率层小区间的负荷均衡，提高资源利用率和用户体验。

基于射频指纹的均衡方案主要包含以下几点：

- 网管首先通过获取UE的测量报告和切换信息等历史数据，构建射频指纹库，得到UE和周边小区无线覆盖之间的关系。然后对指纹库信息进行有效性判决，最后将有效的射频指纹库传递给基站。
- 基站实时监测各小区的负荷情况，当发现满足小区间负荷不均衡条件时主动触发执行负荷均衡。
- 基站综合考虑小区负荷、小区特性、UE特性、UE和周边小区无线特性间的关系（射频指纹库信息）等因素，确定负荷均衡目标并执行均衡。其中，负荷均衡目标包含：执行负荷均衡的小区，均衡的目标小区，需要向每个均衡目标小区均衡的负荷量，以及具体执行均衡的UE及其目标小区间的关系。

基站在基于射频指纹执行负荷均衡的同时，对射频指纹库进行可用性评估，当发现UE切换成功率偏低时向网管发起指纹库更新请求。

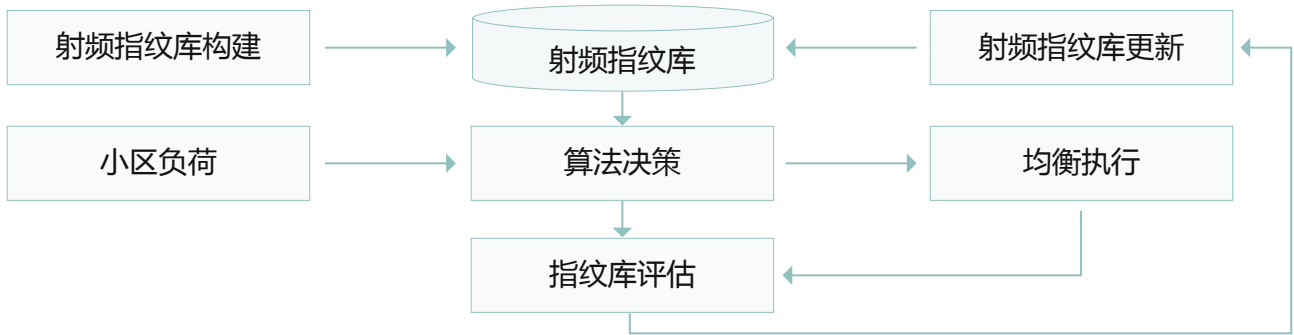


图 43 负荷均衡方案流程

算法：K-means等聚类算法

接口：涉及网管和基站之间的接口，网管传递射频指纹库，基站发起指纹库更新请求

涉及数据集：UE的测量报告（包含同频周期MR、同频事件MR、异频周期MR和异频事件MR），异频切换信息数据，小区负荷数据。

【应用效果】

由于本方案对各小区的负荷进行实时监测，主动触发均衡，对负荷均衡的调整更及时。对各小区的负荷有宏观的总体了解，并且对周边小区的覆盖有一定认知，进行均衡目标决策时，可以更合理地确定均衡的负荷比例，并精确地选择执行均衡的目标UE和目标小区，可减少不必要的均衡和测量，提高均衡效率，最终提高资源利用率和用户体验。

基于射频指纹的负荷均衡相比于传统的负荷均衡，一定程度上提高选择均衡目标UE和小区的准确度，以此来避免不必要的UE测量，且提高负荷均衡的效率，使小区间很快达到负荷平衡。

针对负载均衡方案进行了实验室测试，同时存在同频和相邻异频邻区的场景下，传统的负荷均衡和基于射频指纹的负荷均衡的对比为例进行说明。Cell1、Cell2、Cell4为F频段小区，Cell3和Cell5为D频段小区；且Cell1和Cell2为同站，和Cell3，Cell4，Cell5为异站。高负荷Cell1覆盖范围包含目标邻区Cell3，高负荷Cell1和目标邻区Cell5相邻。

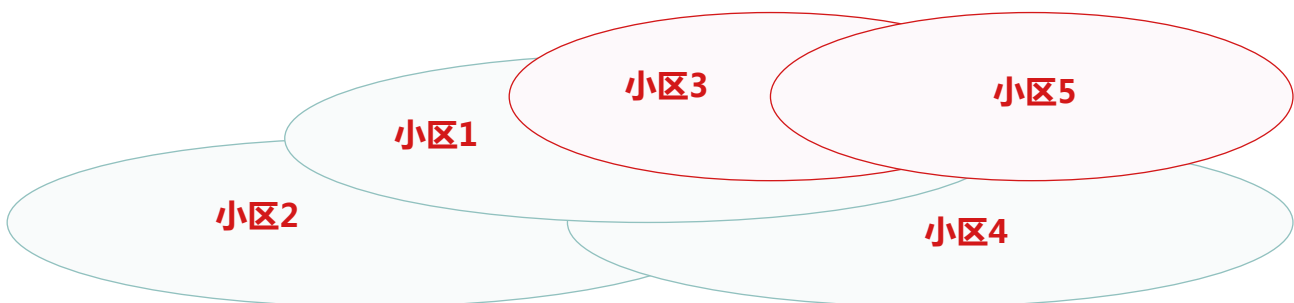


图 44 负荷均衡测试场景

测试结果如下：

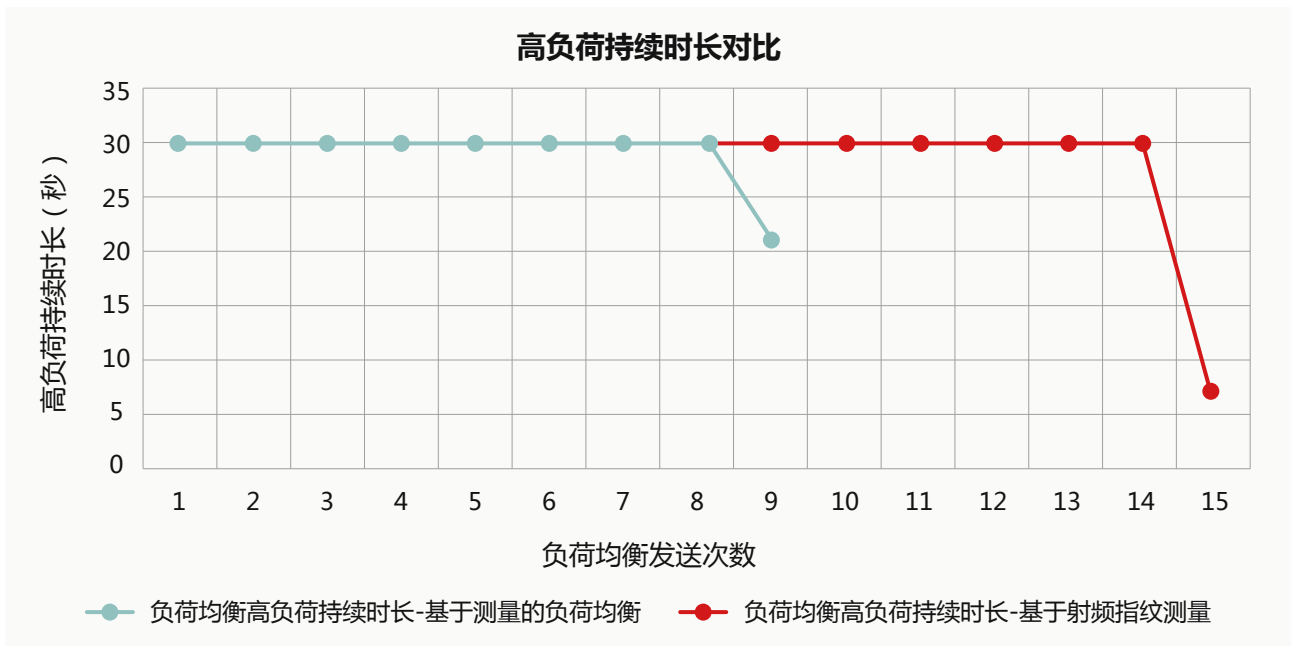


图 45 负荷均衡测试结果-高负荷持续时长对比

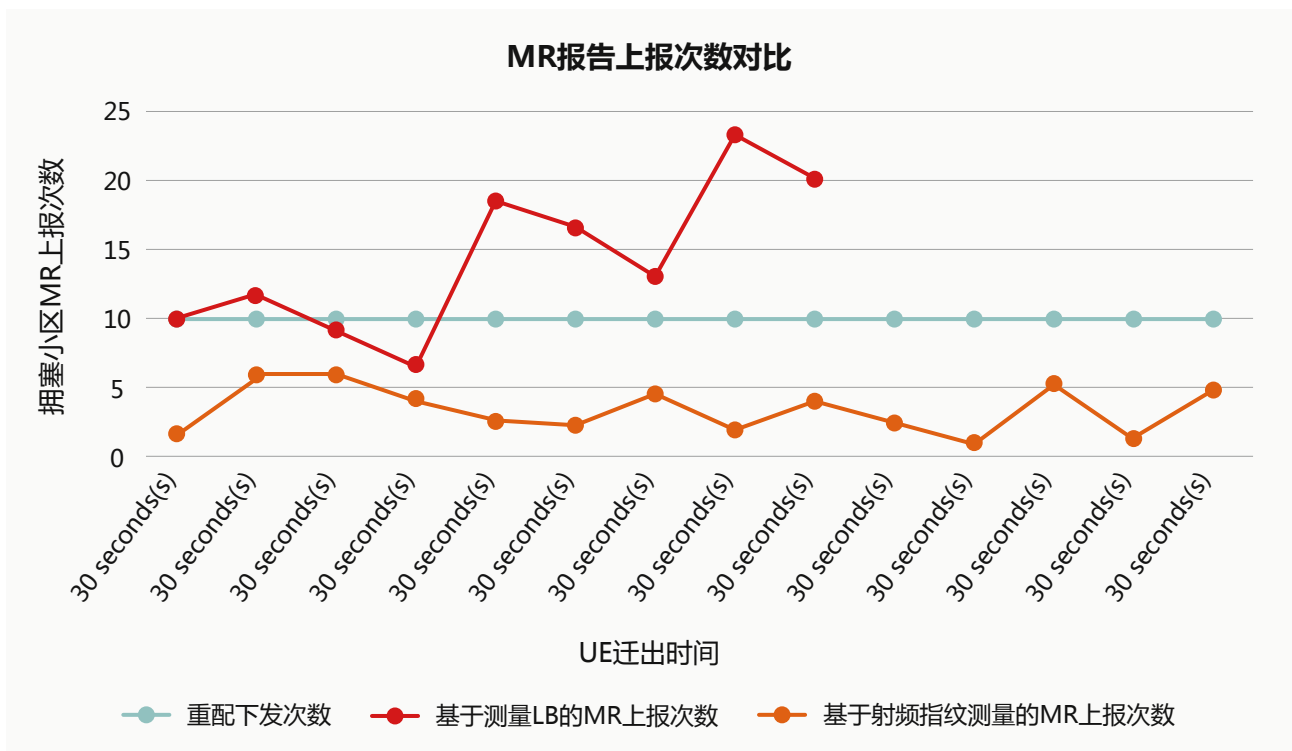


图 46 负荷均衡测试结果-MR报告上报次数对比

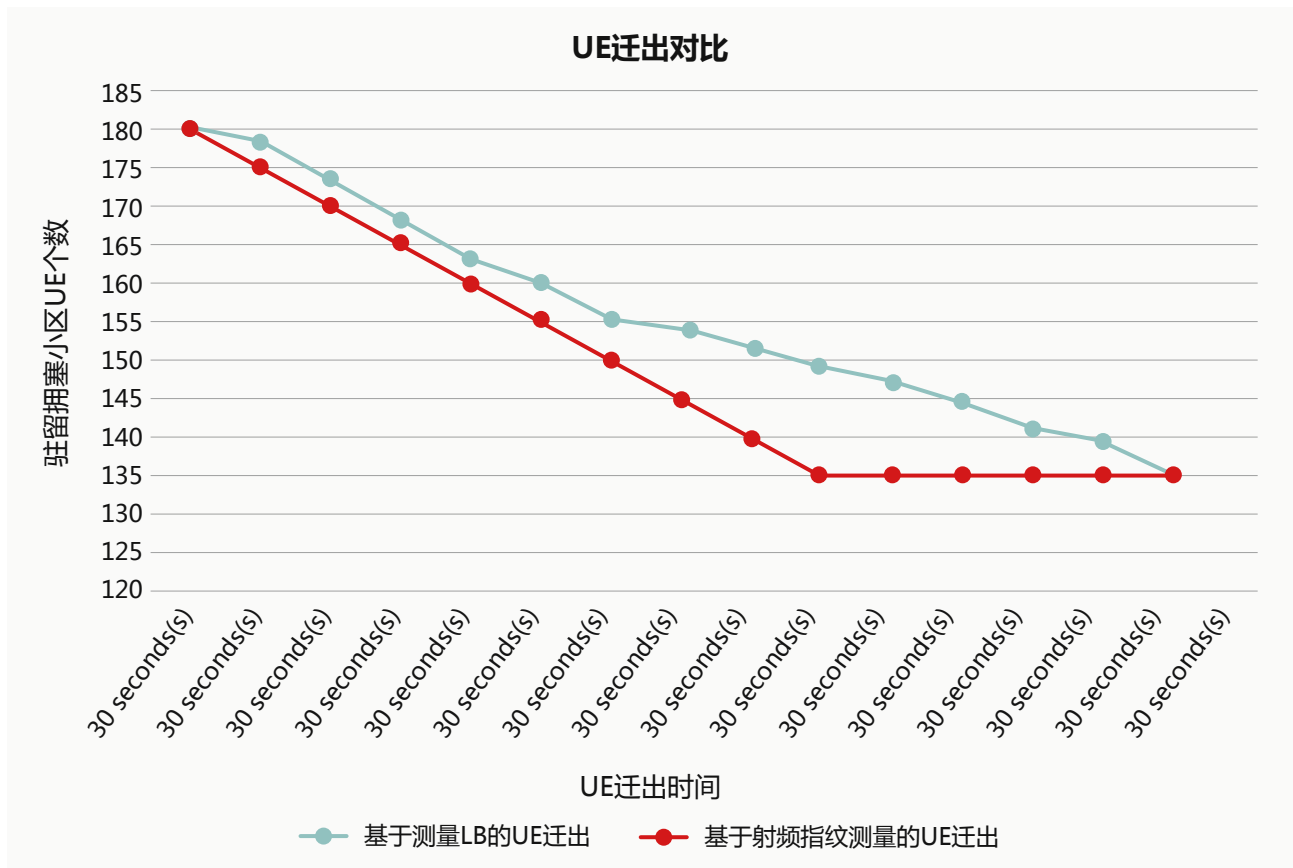


图 47 负荷均衡测试结果-UE迁出速度对比

测试结论：使用射频指纹后，只需10个负荷均衡周期即达到均衡目标，节省了5个负荷均衡周期，负荷均衡次数减少，UE迁出速度更快，负荷均衡效率得到提升。而且MR上报次数总体高于重配次数，说明所选UE执行有效测量的比例很高，测量效率也得到了提升。

【下一步工作建议】

标准化建议：该功能是和网元的均衡策略密切关联，不同厂家的策略不同，因此很难做到异厂家之间互通。但该功能可拓展到5G，并且根据5G的特点可对射频指纹库的构建和应用进行进一步的优化，如考虑波束等因素。

◆ 人工智能在业务质量保障提升中的应用

智能承载网切片管理

【场景描述】

当前电信业务已经呈现出多场景、差异化的特点，如果我们为每种业务服务建立一个专用网络，

则需要极高的成本，而网络切片可以使多个逻辑网络能够通过云和虚拟化技术共享一个共同的物理基础设施，有效节约成本。同时，这样的共享为灵活的网络服务提供了新的商业模式，在垂直行业，具有弹性资源的网络架构将根据服务需求动态变化。与传统网络相比，这种方式更加灵活可用，但灵活动态的需求也给基于人机交互的当前网络运营带来了新的挑战。

网络切片是 5G 网络的重要使能技术，是端到端的逻辑子网，涉及核心网络（控制平面和用户平面）、无线接入网和承载网，需要多领域的协同配合。不同的网络切片之间可共享资源也可以相互隔离。网络切片可以帮助用户实现想要的功能和特性、完成业务的快速部署、减少上线时间。考虑到网络资源的有限性和不同网络切片中的网络状态，运营商需要在保证服务等级协议SLA(Service level agreement)的同时，尽可能的复用物理网络资源。因此，为了高效运营，运营商需最优化网络切片的资源划分。

在承载网中，为避免流量高峰期资源紧缺，切片的分配一般以满足用户峰值要求部署，但这也造成了大多数非高峰期时段网络带宽、服务质量等专属资源的冗余和浪费。因此，精准预测流量使用状况，按需动态配置切片资源，智能化管理承载网切片成为合理分配网络资源、保障业务服务质量的关键。

以“服务用户”为出发点的切片智能化管理是当前切片自动化部署的迫切需求。

【技术方案概述】

下图说明了承载网络切片管理器（Transport Network Slice Manager, TNSM）的基本体系结构，它由三个子系统组成：

- 切片管理器，支持切片计算以及设备能力抽象和映射。它将每个设备的转发行为和资源管理的各种实现进行抽象，即将切片功能建模为数学约束，并将底层物理网络描述为抽象网络，以便TNSM可以在不区分设备类型和设备管理界面的情况下执行网络管理。它还负责切片拓扑管理，包括节点选择，物理接口选择和子接口带宽分配。
- 切片控制器，支持底层网络物理设备配置的验证和下发。它确保切片创建和调整的配置符合用户意图和切片规则，然后将配置下发到相应的设备。
- 切片分析器，监控实时端到端的信息，由流量生成设备完成，信息包括吞吐量、延迟、丢包率和子接口带宽利用率等。



图 48 智能承载网络切片管理器体系结构

下图概述了智能承载网络切片系统的功能架构。AI预测器首先使用历史流量吞吐量数据进行训练。承载网切片实例的实时流量吞吐量数据由TNSM收集，并发送给AI预测器，预测器根据训练模型和实时数据预测下几个时间段的流量吞吐量数值，并传递给智能策略生成器。智能策略生成器根据预测结果决定承载网络切片实例扩缩容策略以及带宽调整策略，并在必要时将策略下发至TNSM。最后，TNSM通过重新配置两个承载网节点的端口带宽来执行相应的扩缩容策略。

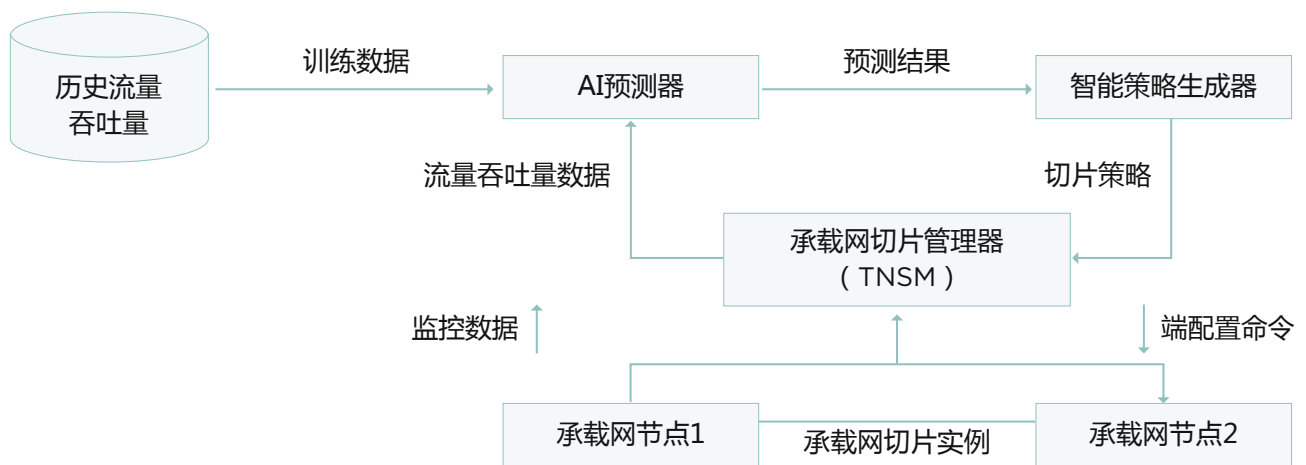


图 49 智能承载网络切片系统的功能架构

案例中使用WIDE项目 (<http://mawi.wide.ad.jp/mawi/>) 骨干网的公开数据包作为数据源，抓取了每日WIDE到上游ISP传输链路的数据。由于流量数据在一周内呈现出明显的周期性变化，因此，案例中使用“周”作为训练和测试的单位。在进行数据处理时，如果数据不完整且连续缺失超过三个时间点，则从数据集中删除该周的所有数据。完成数据清洗后，我们对数据进行归一化处理（即，均值=0，std=1），并将数据集按照8:1:1的比例分为训练集、测试集和验证集。

经验表明，使用时间序列的过去值来预测未来值的自回归方法在各种领域的实时策略调整中有着明显的优势，于是在案例中，我们对相关算法和集成模型进行了研究。算法对比时，我们尝试了一些目前最常用的方法，包括ARIMA模型，LSTM（长短期记忆）模型，GRU（门控循环单元）模型和TCN（时间卷积网络）模型，以及这些模型的集成模型。通过对比研究发现集成多种单一算法的模型，通过协同作用获得了比单一算法更高的准确度。对给定的数据集，使用本案例中的硬件平台，LSTM，GRU和TCN模型在预测方面具有相似的准确性，因此我们选用了基于GRU的集成模型。

切片创建的主要任务是在物理接口中利用可用带宽分配网络中的所有需求，且仅当满足所有需求的带宽和时延条件时，才能成功创建切片。TNSM使用贪婪算法分配路径。在启动阶段，贪婪算法根据时延要求对需求进行排序，然后为每个链路设置可用带宽和时延。从具有最短时延要求的需求开始，算法过滤其可用带宽小于该需求带宽要求的链路，然后计算最短路径。如果最短路径满足该需求的时延要求，则算法将减去该链路占用的带宽资源并更新网络容量。在成功计算所有需求之后，通过放宽时延进行路径聚合，来最大化分配FlexE子接口的带宽利用率。最后，由选定节点和FlexE子接口组成的拓扑作为切片创建的结果。

在切片调整中，有两种类型的调整要求。一个是新需求，即在先前的切片计算中不存在的需求。另一个是旧需求，即在先前的切片创建或调整策略执行中已成功分配的需求，它们的带宽将在当前策略执行中扩展、减少或保持不变。因为大多数运营商在现有服务下对任何调整都非常谨慎，所以切片调整优先在有可用带宽的情况下，对现有路径进行旧需求的扩缩。故此，切片调整算法首先检查是否可以在现有路径上完成所有旧需求调整，如果可以，则只需要针对新需求调用切片创建算法即可；否则，调整算法先确定可满足旧需求的数量，然后将不能满足的旧需求与调用切片创建算法的新需求相结合，输出满足所有旧需求和新需求的切片拓扑作为结果。

【应用效果】

在测试阶段，我们在实验室，使用Intel Xeon Gold 6148双插槽系统，配备192GB DDR4 2666内存，在批量大小为64的情况下，使用单个模型，预测延迟为0.08ms，精度为91.17%。之后我们对6个模型进行集成，6模型集成的预测延迟为0.58ms，对于多个模型的集成，精度略有提高，6个

模型的集成，实现了以下预测精度：R平方值= 0.9338; 精度= 91.75%（精度定义为1-平均预测误差率，越高越好）。

使用AI来增强和优化网络切片管理和控制操作是ENI的一个典型用例，2018年6月在ETSI ISG ENI推出了其第一个概念验证（PoC）项目。通过使用基于流量预测的智能策略，当报警率在可接受范围内，测试集的资源利用率可提高30%左右。在该智能网络切片系统的实施和部署过程中，可以通过额外增加一个资源单元，进一步降低报警率。

【下一步工作建议】

通过引入AI技术，通过更好的数据处理、算法优化，可以对网络业务量和资源需求进行更准确预测，根据预测结果实现虚拟网络/网络切片的自动化扩缩容调整，在使用优化的资源分配策略后的网络运行状况可以再次迭代到预测模型中，完成闭环反馈，进而趋近资源利用率最优，从而提升资源利用率的同时降低虚拟网络和切片网络的运营难度。

后续建议进一步在国际标准组织标准化意愿驱动的AI模块功能、承载网切片管理器功能，以及AI模块与承载网切片管理器之间的接口，包括接口类型、接口API及信息模型等。此外，还建议GSMA AI in Network工作组与其他标准化组织建立并保持联络，以便针对全球运营商在网络AI方面的实际需求，进一步完成相关标准化工作，并将标准化成果推广到更多运营商网络中。

切片是5G网络的重要技术之一，在未来网络中，使用现实网络中的大量5G数据，通过标准化规范，打通端到端切片的管理，可以大大提升网络资源的利用率，为运营商节约成本。

智能业务识别

【场景描述】

用户业务类型识别是指识别网络中具有相同五元组的TCP流或UDP流所属的相应的类别，这里的类别可以根据需求有不同的维度，例如该TCP流所承载的应用层协议，包括FTP, P2P等，也可以是对应的APP，如微信，QQ等，甚至可以是APP内的精细化动作，如微信的发红包、发图片等。目前DPI系统的用户业务类型识别主要通过规则库匹配实现。业务识别规则库的维护耗费大量人力，更新周期长达3到6个月。智能业务识别方案采用深度学习技术，进行业务数据自动点击获取、模型训练发布、及在线业务识别，可节省规则库维护的大量人力成本，并支持加密协议识别。该应用可为公司提供精准高效、范围广、迭代快的用户业务识别能力，支撑上层各类生产系统的分析应用。随着人工智能技术的不断成熟，具有足够高可靠性的“网络大脑”将对网络路径进行主动规划，其对高动态网络的优化效率将有可能超过传统网络算法，使业务识别更全、更加精准，保障用户使用体验。

【技术方案概述】

智能业务识别整体框架如下图所示，分为离线部分和在线部分，离线部分需实现APK管理、数据管理、模型训练、模型评估；在线部分输入待识别用户原始码流，输出业务类别标签。其中，模型训练数据为手机使用APP时的抓包数据，常用的算法模型包括随机森林、神经网络等，模型训练具体包括算法设计，结合训练数据不断对模型进行参数调整，经多次迭代优化直至获得一个具有较高识别准确度的模型。

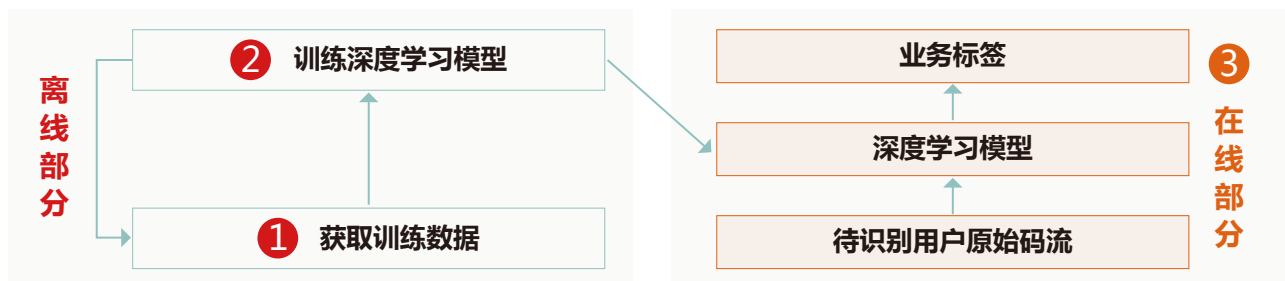


图 50 智能业务识别整体框架

【应用效果】

目前智能业务识别最新模型已识别1000余款APP，实验室识别准确率达91.4%。

2018年，智能业务识别已完成在某省现网环境试点，实测整体准确率达到81.3%，HTTPS准确率75.7%。性能方面，预计一台GPU服务器可服务全省2Tb/s流量，准确性、效率、稳定性达到现网可用水平。

此外，针对APP内的精细化动作识别，目前已完成在实验室环境下的部分APP验证，如微信APP的发红包、发图片和语言通话动作的识别，训练准确率为90%。

【下一步工作建议】

在标准化方面，与业界一起推动制定业务识别架构、统一接口等，进而通过合作或技术授权等方式，推动大规模应用；在技术方面，需对方案进一步完善，在算法优化、模型迁移等方面进行创新，逐步进行方案验证；在适用性扩展方面，该场景可进一步扩展到IoT业务识别方面。

智能业务体验评估

【场景描述】

随着移动网络的演进和用户需求的变化，传统基于语音、数据业务定义的KPI网络质量评价体系无法全面反映地真实客户体验，不能适应垂直业务快速发展的需要。运营商需要能够准确感知和评估

各类业务的服务质量，以便进行服务质量的保障。而由于不同业务的对网络质量的要求不同，业务质量评估的方法和手段也不相同。因此如果能获取业务方的真实业务体验SLA，并与网络内相关指标进行关联，基于大数据智能化手段实现用户体验SLA与网络指标的关联分析，建立不同业务场景下的客户体验感知模型。基于感知模型，运营商可通过网络指标评估用户体验SLA值，从而准确感知客户的真实体验，进而对网络资源进行合理编排和差异化管控，实现对业务的服务质量保障。

【技术方案概述】

不同业务场景下用户体验指标，及其关联的网络指标不尽相同，第三方CP是业务的owner，他们最关心业务体验，也最能准确理解和反馈业务的体验。因此可以通过从第三方收集业务的SLA体验数据，同时分析与此业务关联的相关网络指标数据，建立SLA和网络指标数据的关联模型。其中收集用户SLA体验数据可以借助5G网络中定义的面向第三方AF的开放接口，将第三方业务的service MOS收集到网络中，还可通过在第三方业务客户端内置SDK的方式来采集service MOS数据。

以视频用户体验评估为例，通过提取用户体验中的初缓、卡顿等体验指标，与网络内的SINR、RSRP、DPI数据进行关联分析，通过神经网络、随机森林、Xgboost等回归或分类算法模型建立视频访问体验数据与网络指标数据的关联模型。关联模型建立后，可基于此模型，通过在线收集网络指标数据来评估对应业务的体验信息，方案分为离线训练与在线评估两部分，见下图。

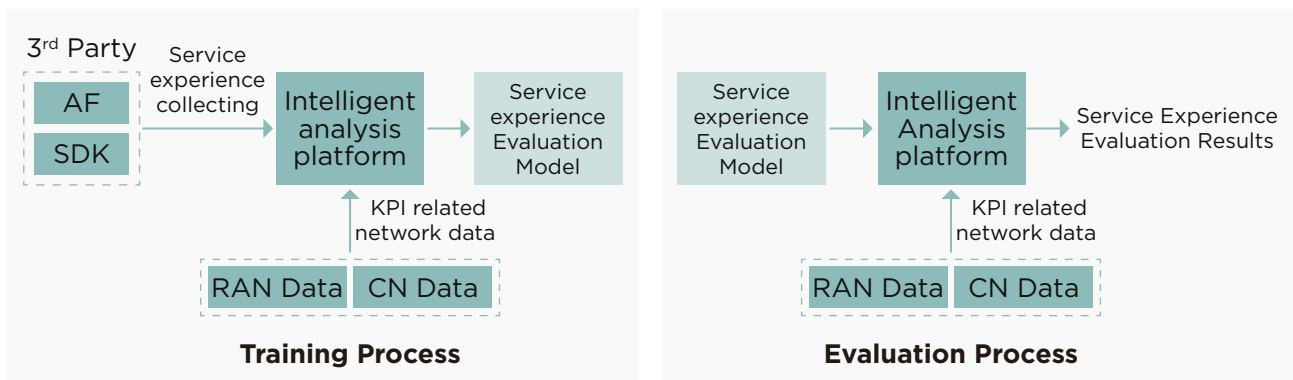


图 51 离线训练和在线评估的过程示意图

由于不同类型业务差异较大，例如视频、游戏、支付、车联网业务等，其关联模型也不尽相同，因此可以基于不同类型的业务进行分别建模和训练，相同类型的业务可进行迁移或泛化处理。

【应用效果】

该案例在某省份试点，以下是对视频APP的 13组数据进行现网验证的结果，视频质量评价准确率 > 70%，目前仍在不同场景下继续完善过程中。

表 5 视频体验模型评估准确率

号码	视频体验模型评价结果	视频实际质量指标（现在DPI提取数据获取）
号码1	100分	顺畅无卡顿
号码2	71分	卡顿1次，卡顿时长占比为36.0%
号码3	87分	卡顿16次，卡顿时长占比为21.80%
号码4	0分	卡顿304次，卡顿时长占比为100.00%
号码5	46分	卡顿1195次，卡顿时长占比为100.00%
号码6	79分	卡顿时长占比为100.00%
号码7	48分	卡顿161次，卡顿时长占比为100.00%
号码8	50分	卡顿3次，卡顿时长占比为9.6%
号码9	99分	顺畅无卡顿
号码10	100分	顺畅无卡顿
号码11	31分	卡顿2次，卡顿时长占比为100%
号码12	92分	卡顿28次，卡顿时长占比为9.7%
号码13	85分	卡顿3次，卡顿时长占比为3.9%

【下一步工作建议】

在标准化方面，推动各典型应用类型下业务体验数据和网络数据的标准化采集接口定义，在技术方案方面，与业界共同推动该方案的进一步完善，特别是基于5G网络架构借助面向第三方应用AF的开放接口，与垂直行业用户共同配合，推动该方案的落地和应用。在推广方案，可以将此模式扩展到其他行业应用类型。

智能MOS评估

【场景描述】

VoLTE话务量快速增长，语音质量感知评分对发现VoLTE质量问题、提升用户体验有重要的参考意义。目前语音质量MOS分析主要采用路测手段通过POLQA算法评估，覆盖范围有限。基于DPI系统可实现全网用户感知监测和分析，但采用无参考Emodel模型评估的MOS分与真实用户感知偏差

较大，精度不高。

本案例基于机器学习算法建立VoLTE业务用户感知和网络指标之间的关联关系，实现对语音业务质量的精准评估和异常检测，并通过DPI数据支持用户级分析优势，实现对全网用户级的全覆盖评估。

【技术方案概述】

智能MOS评估通过构建智能化评估模型，以DPI系统的VoLTE媒体面XDR数据为输入，对语音质量MOS分进行准确评估，从而实现全网全用户VoLTE感知异常检测。方案分为离线训练与在线应用两部分。

离线部分，收集现网大量拨测数据，设计提取多维RTP包头特征，并获取相应的POLQA MOS分作为训练标签。POLQA是目前业界认可的语音质量评估标准，也是路测常用的评估方法，基于有参考的声学评估可较好地反映用户感知。模型训练采用神经网络或Xgboost等机器学习算法进行回归分析，得到智能评估模型。

在线部分，基于DPI系统的VoLTE媒体流数据，生成切片XDR并构建与模型训练相同的RTP特征，如编码速率、丢包率、时延、抖动、连续丢包等，调用评估模型进行5秒切片级MOS评估。

在模型训练时，还可考虑无线侧数据作为特征，例如RSRP、RSRQ、SINR、RSSI、CQI、不同协议层的下行吞吐率，切换情况等，构建网络环境指标与用户感知之间的映射模型。

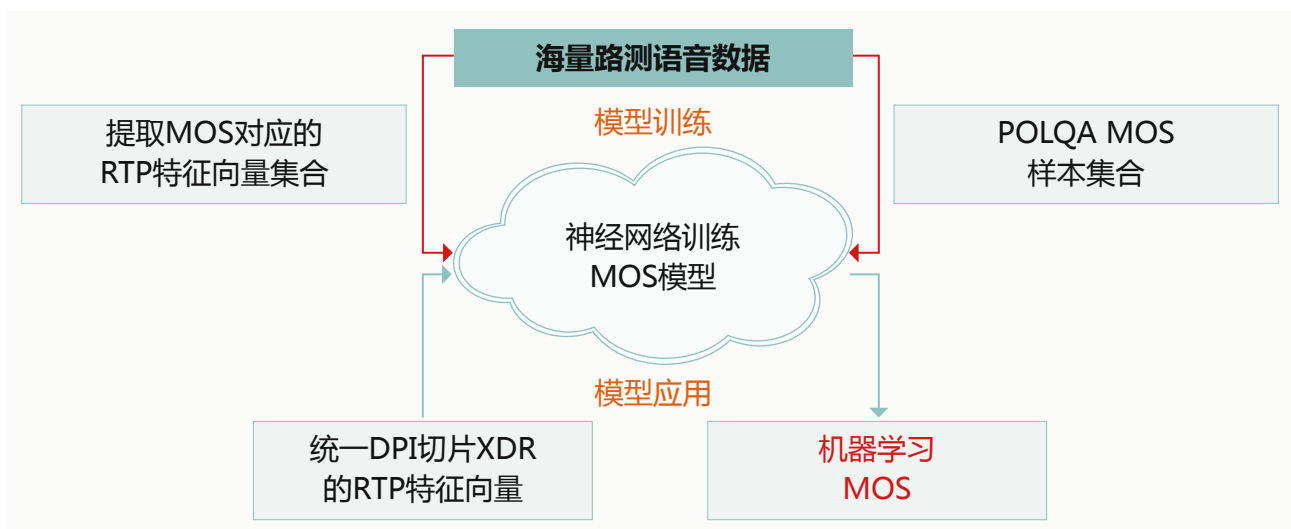


图 52 神经网络训练MOS模型

【应用效果】

8000个样本集在不同RSRP和SINR分组场景下的数据模型仿真性能如下：

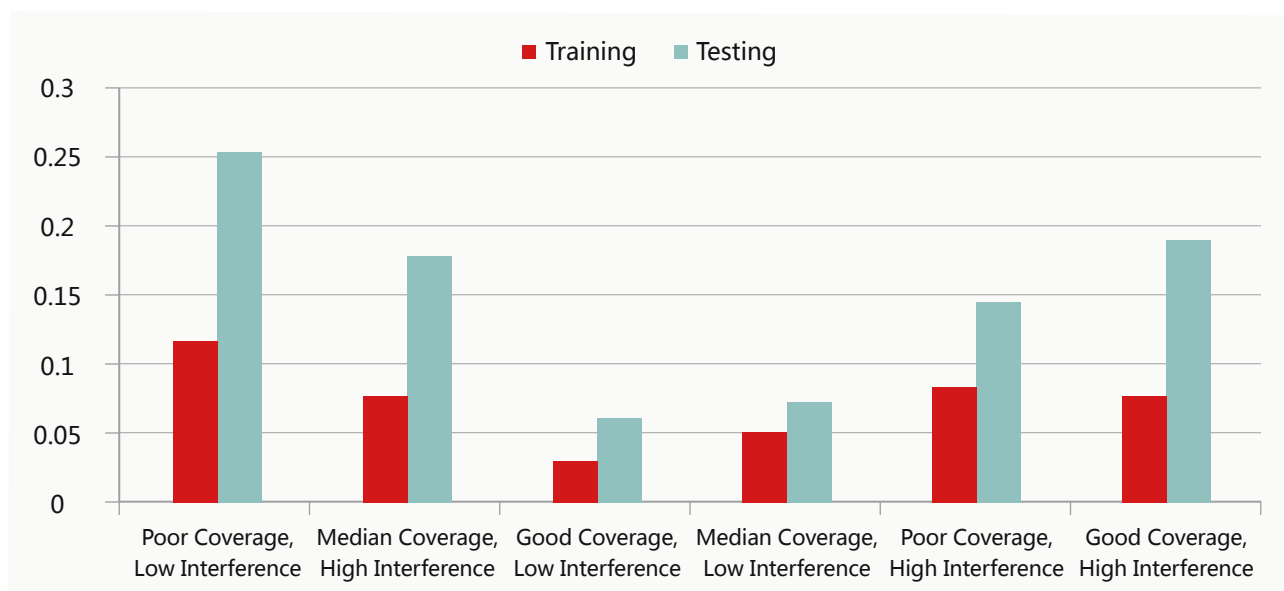


图 53 数据仿真性能

每组中的蓝色代表训练阶段POLQA MOS和机器计算得分的平均百分误差；绿色部分为测试阶段的误差。中间两组代表好点，现网分组样本较多，性能较好，误差小于10%，两端代表质差场景，样本集较少，因此误差较大，但实际效果也在25%之内；随着采集样本集的增多，两端场景组误差有降低的可能，可以进一步完善。

2018年，智能VoLTE MOS评估模型在某省试点，以相比POLQA MOS评估误差在 ± 0.25 之内为准确评估标准，整体评估精度达80%，均方差为0.3，中差点精度达70%和78%，评估精度比ITU Emodel提升40%，大幅提升VoLTE质差问题的检测效率，计划推广至全省部署应用，支撑语音业务质量分析。

【下一步工作建议】

与产业协同推动方案的完善，VoLTE媒体面的DPI接口需要制定数据标准，通过定义统一的接口标准，并将模型封装为能力API，方案可推广到全网部署应用。

模型还有进一步优化空间，重点增强模型泛化，满足模型在多种质差场景、多种编码方式下均具备较高精度。

该应用方案还可拓展的4G/5G网络类似的VOIP、流媒体视频、VoLTE 视频、AR/VR的多种多媒体业务质量评估。

◆ 人工智能在网络节能增效中的应用

无线网络节能

【场景描述】

随着运营商网络能耗的持续增长，主设备是节能的主攻方向。其中，无线站点主设备的能耗又成为重中之重。一个典型的运营商，其无线站点能耗大约占据45%左右，而其主设备无线基站的能耗又占据了50%。在无线基站能耗中，RRU（射频单元）占用了较大的比例，而在RRU中功放又占了较大的能耗比例。在实际网络中话务量在很多情况下具有明显的潮汐效应，当业务量很少时，基站仍然处于运行状态，造成了极大的能源浪费。

减少无效能耗是节能的主要方向，但面临众多挑战。网络话务量忙闲时差异大，设备持续运行，能耗并未随话务高低动态调整，造成浪费，需要构建“Zero比特，Zero瓦特”的能力。但在一个典型的网络中，场景特性差异较大，如何自动识别各种不同场景，制定匹配的节能策略，成为节能的关键。

- 商业区：用户体验要求高，但有明显的潮汐效应，夜间话务量很低
- 居民区：容量要求高，全天话务量大，话务波峰波谷不明显
- 郊区：容量要求较低，话务量低，站点稀疏，站点覆盖远

传统的节能方式，因为需要人工分析海量数据，包括公参数据，网络存量，特性适配，站点共覆盖，多频多制式网络识别等，所以往往采用人工设置统一关断参数，但因为参数无差异化，无法自动匹配不同场景，无法与个站话务强匹配。导致话务忙时，因参数设置不合理而业务受损，影响KPI，而在业务闲时，因参数设置不合理，节能效果无法最大体现。

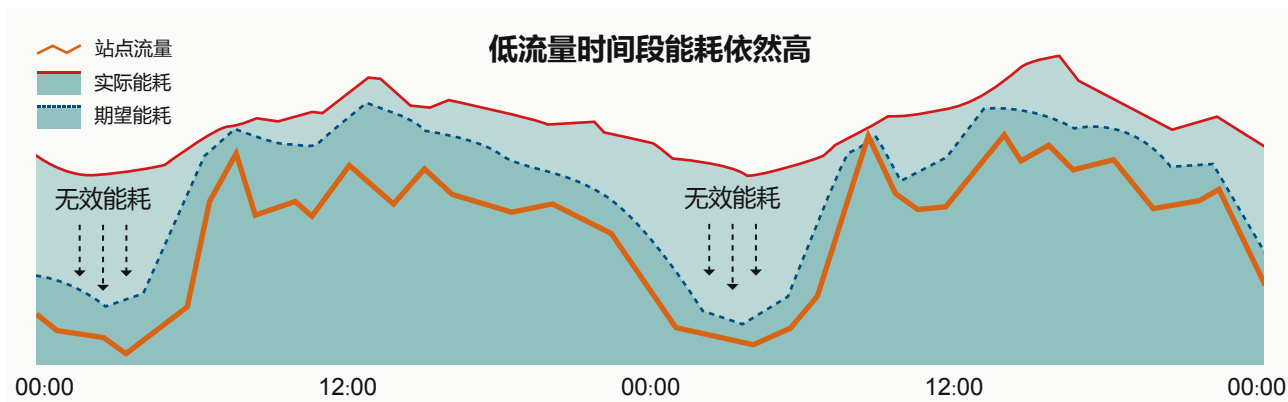


图 54 传统方式的挑战

【技术方案概述】

移动网络节能解决方案，可实现利用AI技术的智能节能，实现不同场景，不同站点，不同时间，多网协同节能。并可在保证KPI稳定的基础上，最大化网络节能效果，实现能耗与KPI的最佳平衡。

其整个方案分为评估设计，功能验证，节能实施及效果调优四个阶段。

在评估设计阶段，系统通过大数据分析，自动梳理现网主流场景，并根据业务模型和基站配置分析，进行节能场景分析，据此可以不同特性组合，网络环境及场景下的节能效果评估，自动预估节能效果并进行方案设计。

在功能验证和方案实施阶段，利用网络管理系统，可以对全场景的能耗进行自动监控和分析，提供精确的能耗报告，并根据自动节能策略和参数设计，完成开通及效果验证。实现一站一策，快速高效启动全网节能。

在效果调优阶段，根据全场景话务模型，节能效果和KPI趋势的大数据分析，系统会利用AI算法，自动依据不同的话务模型及网络变化优化门限参数，监控指标及能耗，进行自动参数调整，达到节能效果与KPI的最佳平衡。

在整个过程中，有三项关键技术起到了重要作用，小区共覆盖学习，多模协同及AI参数调优。

小区共覆盖学习

传统的共覆盖识别方法主要根据公参选择经纬度方向角完全相同的容量及覆盖小区对，对共覆盖小区辨别的准确度欠缺。智能节能系统具备共覆盖学习算法，针对容量小区用户，统计终端对异频的支持率，且主动发起异频测量，如果终端支持率和测量成功率均超过一定门限，则认为存在共覆盖关系，否则认为存在覆盖空洞。经过周期性刷新学习结果，系统自动建立站内和站间的频段共覆盖关系，可以将节能的生效场景提高20%左右。

通过分析海量测量报告信息和业务信息，智能节能系统能发现网络中的节能小区及其补偿小区，并预测业务变化趋势。当节能小区处于低业务负荷状态时，系统将把节能小区的业务迁移至其补偿小区，并将节能小区休眠。同时，通过实时监控功能，系统能够在业务尖峰到来时及时唤醒休眠的节能小区以保证网络质量。

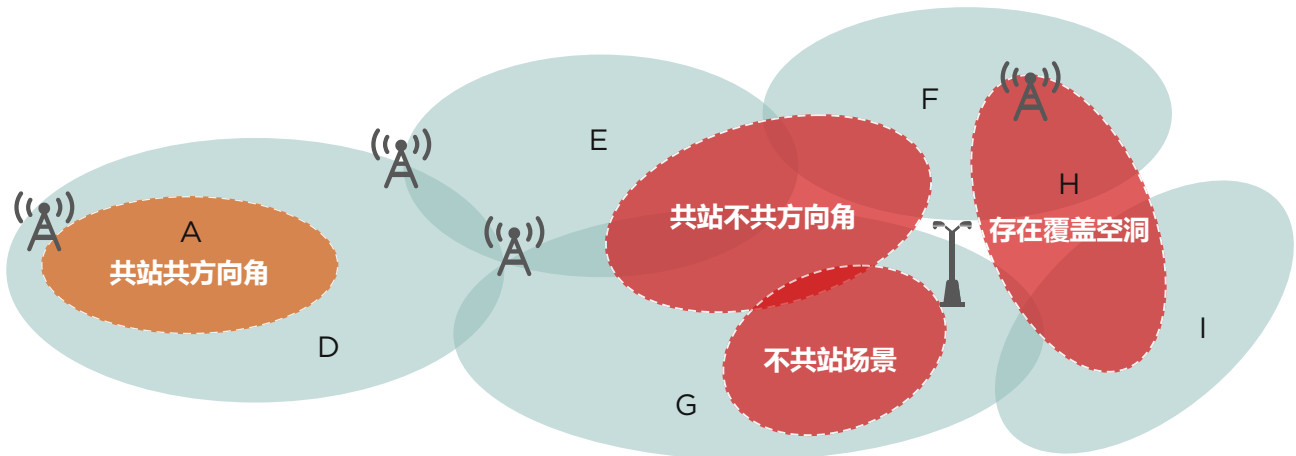


图 55 共覆盖场景

自动化多模节能策略协同

传统的节能方式采用单制式独立节能，频段内跨制式未整体关断，RRU无法整体休眠，节能收益小，节能参数手工配置，效率低，节能参数无差异化。智能节能系统采用自动化多模节能策略协同，可实现多制式多频段协同，频段内跨制式协同关断，频段间多载波关断，并可实现小区级自动化节能参数差异配置，无需人工参与。采用该技术后，可提升多模站点节能5%以上。

AI载波关断门限寻优

对于节能而言，进入关断门限越高，则节能效果越好。但传统的节能方案，由于全网场景的多样性，场景特性差异较大，无法自动识别各种不同场景，制定匹配的节能策略，故节能关断进入门限保守，节能效果受限。采用AI载波关断门限寻优技术，可以寻找负载门限与性能拐点，最大化节能。

系统会自动基于流量预测及强化学习，寻优关断门限，并在线迭代优化，在保证KPI无损的情况下，可实现关断时长增加10%以上。

通过对网络中大量小区的历史数据：诸如时间、负荷信息、邻区关系，以及其他外部因素如天气、特定事件等多维度的数据作为输入，以小区/小区簇/区域级别进行AI建模，从而预测出未来一段时间的小区/小区簇/区域负荷情况，同时结合不同的节能功能（载波关断、通道关断、符号关断等），从而确定该范围内小区中针对不同节能功能的最佳节能时间。

在预测建模中，还需要监测网络关键指标的KPI，根据KPI的变化情况对当前使用的预测模型进行反馈，以进一步迭代预测模型，最终达到节能和系统性能的最优点。

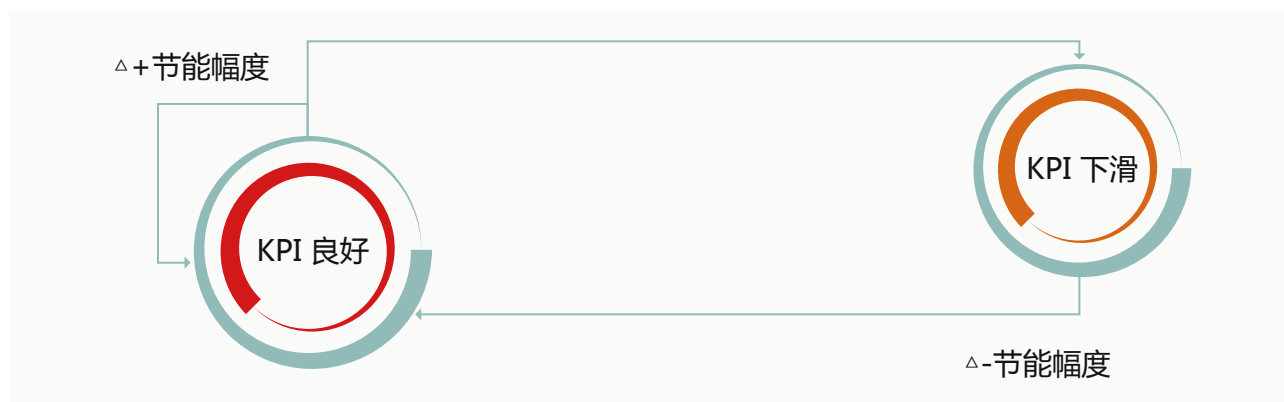


图 56 在线迭代调优

算法：基于时间序列类算法如ARIMA或者回归类算法如随机森林或者神经网络算法均可以实现对负荷的预测。

涉及数据集：主要涉及历史负荷数据、历史性能KPI数据、邻区关系及其他外部信息如天气信息、事件信息（如特殊聚会活动）等。

当AI可以精确地预测出未来一段时间的负荷变化情况时，当负荷较低时，网络侧预判该时间段可实施的节能功能，并且预估该时间段启动节能的效果，从而有效的提高了节能时间段的节能效率。通过AI方法可以准确的预测节能应用的有效时间段，从而减少人工配置中由于不合理的节能时间段配置造成的对性能KPI的影响。同时对于重点保障场景，可以通过预先设定的白名单，在该场景下不实施节能功能，以避免节能对这些场景的影响。

【应用效果】

在典型网络配置下，能够降低基站能耗10%-15%，每千站一年节约两百万千克的二氧化碳排放。智能节能已在国内15个省市进行部署应用，累计应用规模超过50万小区，系统可实现每万小区年节电40万度。

【下一步工作建议】

下一步节能门限控制可以进一步细化，不同节能功能通过AI策略确定细粒度的门限，以个性化节能门限配置，从而进一步提高节能的效率。以大规模天线系统及小基站（发射功率250mw以下）为代表的硬件系统将给5G规模部署带来巨大的能耗挑战，因此需要在系统现有网络级节能算法中需引入5G新场景。

◆ 人工智能在网络安全防护中的应用

高级威胁防御

【场景描述】

人类生活与活动已与网络深度融合，诸如APT、勒索软件等重大攻击事件越演越烈。传统安全防护检测的核心思想就是依靠攻击特征库的模式匹配完成对攻击行为的检测。而新型高级攻击，例如APT攻击，最善于使用0day漏洞和新型恶意软件。这使得依靠已知特征、已知行为模式进行检测的安防体系设备和产品在无法预知攻击特性、攻击行为模式的情况下，就无法检测此类高级攻击。再者，传统检测手段也难以应对未知威胁数量的不断激增。

研究表明全球新生的恶意软件和计算机病毒总量达到亿级，平均每天新增的恶意软件和计算机病毒达到百万级。面对如此庞大的未知威胁数量，传统检测设备将疲于应对，此外，随着移动设备、云存储和物联网的发展，威胁面更是呈指数级增长。威胁的未知性、待分析数据的海量特征与复杂度，使得仅凭安全专家的人工分析已完全无法应对。精准检测发现未知威胁并提供态势感知，提升安全响应有效性与效率，这是本案例应用的目标与效果。

此外，5G的高带宽，大规模和超低延迟功能极大地促进了万物互联，包括智能家居安防监控系统、车辆、无人机和医疗设备等各种物联网传感设备。但是，正如威胁情报报告的调查结果所强调的那样，许多当前物联网设备的安全保护滞后以及技术的复杂程度越来越高，这使得网络罪犯在成功启动物联网设备攻击方面拥有更广阔的空间。为了应对日益复杂的威胁，组织必须将所有安全元素集成到安全架构中，以便以更快的速度在更大范围内进行查找和响应；使用机器学习、AI构建未来防御策略，自动化分析和检测可能的高级威胁，缩小检测窗口并提供快速补救。将部署在分布式网络上的单点产品集成起来将有助于应对日益智能化和自动化的攻击。

【技术方案概述】

通过对流量、日志以及其它信息进行处理与分析，分离和识别寄生在网络中的异常流量行为与异常用户行为，基于AI设计流量行为模式识别模型，并结合动态分析引擎检测恶意代码，捕捉潜在的风险（例如，未知恶意代码/文件、钓鱼、潜伏的木马、异常操作行为等）。行为模型的运用还可以发现用户角色的类别以及攻击行为间的关联关系，有助于攻击事件的还原。利用AI在样本集足够大时自动挖掘潜在特征，可以突破人为设计检测特征的限制，从而识别出其中隐藏的网络攻击。

较之传统流量检测方案展现出如下特色之处：多维度语义建模结合AI技术，可挖掘更深层次的隐

藏特征；以不同粒度的数据来发现异常行为；对用户行为进行建模，侦测对业务资源的异常访问等等。

恶意代码检测

通过将样本引入安全虚拟环境，监控、分析样本的动态处理过程，发现其中隐藏的恶意代码。动态分析引擎基于硬件模拟技术，可以避免恶意软件对运行环境的探测，具有防检测、防篡改、防穿透、防干扰的特点，能够充分激发恶意样本行为。由于其从模拟硬件层直接提取原始数据且在纯净不做任何修改的虚拟机环境中运行样本，所以更能避免恶意软件对运行环境的探测，从而更可能捕获恶意行为。

在捕获恶意软件完整行为的情况下，通过AI算法对恶意行为判定模型进行持续优化，以提升检测能力并应对恶意代码逃逸。由于动态行为分析引擎的检测方法不依赖于特征码，可以支持检测出变种恶意软件，具备对未知威胁的检测能力，有效避免未知攻击的迅速扩散和企业核心信息资产损失。采用人工智能技术实现了恶意行为判断的智能化，包括：采用传统的机器学习多分类算法比如SVM、随机森林等利用海量标签样本训练，并给出恶意类别的判定，以及将样本转换为静态图像从而采用卷积神经网络CNN识别分类。通过获取海量恶意软件样本文件行为和流量行为，可以进行训练并建立了恶意行为判断模型，可以解决人工分析成本高、时间长和判定规则僵化等问题。

账户破坏

本方案可以检测黑客是否访问了网络用户的合法凭据，而不管使用的攻击方法或恶意软件是什么，这包括检测攻击，如传递哈希、传递令牌和暴力攻击。为了成功地检测帐户破坏，该技术需要识别用户接触的任何资产（包括端点和网络）的危害指标。帐户破坏的潜在指标如下：

- 不寻常的身份验证模式（例如，休眠帐户访问）
- 攻击后的横向移动
- 来自多个位置的并发登录
- 列入黑名单的帐户活动

内部威胁

内部威胁包括恶意内部人员以及疏忽内部人员，他们经常导致数据破坏、数据威胁等。通过为用户建立基线行为，解决方案可以根据多种潜在指标检测并报告基于不符合基线的异常和高风险行为。内部威胁的潜在指标包括：

- 行为偏离同伴群体
- 不寻常的系统访问（如登录时间）
- 已禁用帐户登录
- 异常文件访问和修改
- 密码活动异常
- 过多的身份验证活动
- 多个帐户锁定

以过多的身份验证活动为例，出现异常的身份验证活动背后是攻击者通过系统地组合并尝试所有的可能性以破解用户的用户名、密码等敏感信息。攻击者往往借助自动化脚本工具来发动暴力破解攻击。根据暴力破解原理，当系统存在该安全隐患时，一般是在某次登录成功前发生了较平时明显增多的登录失败。目前安全检测方案一般采用人工设定阈值方法，无法针对不同对象进行动态建模。应用AI，可以基于安全日志（包括用户名、登录是否成功、访问源IP、登录失败原因等），从而检测用户是否存在登录侵入行为。若当前某源IP的登录失败数超过设定基线且存在登录成功的记录，则上报暴力破解事件；若当前登录失败数超过设定基线但不存在登录成功的记录，则上报可疑登录失败事件。从而可及时提醒安全审计人员系统存在的登录侵入行为，方便安全审计人员溯源跟踪、采取对应安全防护措施。

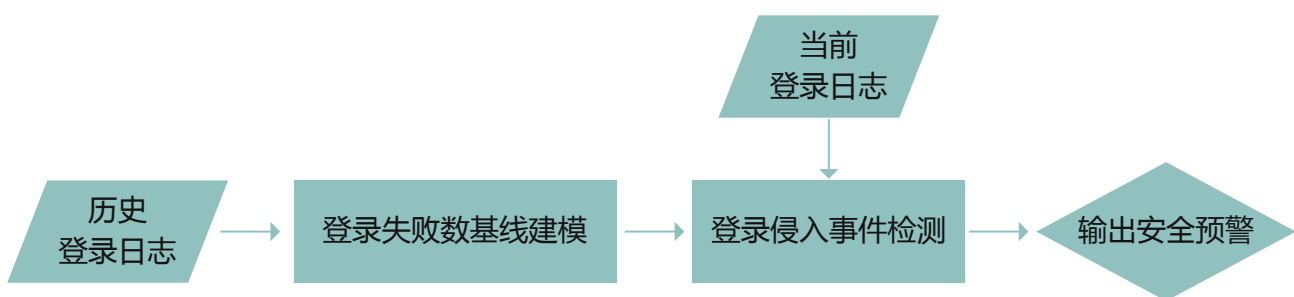


图 57 登录入侵检测流程

适用算法：各类概率分布估计算法（例如核密度概率分布估计、有参数概率密度估计）；周期检测算法以及周期时序建模算法

涉及接口：内部接口（安全日志读取接口；安全事件输出接口等）

涉及数据集：网管及网元相关安全日志

特权帐户滥用

通过检测泄露的凭证和对包含此特权数据的系统的横向移动，来识别对可访问敏感信息的特权用户的特定攻击。除了特权帐户之外，还可对敏感的高价值资产的访问进行监控，生成高优先级警报。

针对账户还可监控其他风险指标，如账户锁定、新帐户创建、帐户共享和已经休眠的账户活动。

特权帐户滥用的潜在指标包括：

- 可疑的临时账户活动
- 异常账户管理
- 不寻常的特权升级

数据泄露

监控有关数据泄漏似乎正在发生的指标，以便在损坏发生之前调查并阻止泄漏。这是自动化响应在降低团队平均响应时间方面非常有价值的地方，最终保护组织免遭数据泄露。

潜在指标包括：

- 可疑数据传输
- 异常流量模式
- 黑名单通信

【应用效果】

从2016年至今，该系统已在政府机构（包括智慧城市）、运营商、金融、能源等行业进行应用。应用期间检测到数百起重大网络安全事件。例如：2016年全球勒索软件爆发年，第一时间发现全球最新勒索软件事件及其变种，预警应用单位保障了信息安全，避免了大规模攻击后果；发现针对企业高管的定向攻击事件；发现针对电信企业地域性定向攻击事件；进行内外部追溯与态势分析，协助WannaCry大范围攻击事件的应急响应，并持续发现WannaCry最新变种；发现2019勒索病毒GandCrab5.2最新变种，极大提升了对未知威胁与高级攻击事件的预警与响应能力。

- 对于Malware的检测结果，使用不同的特征进行检测，结果最优的是最近改进的综合模型：
 - 未使用AI，漏报率：8.32%，误报率：17.48%，F1：0.1912
 - 使用AI，漏报率：2.8%，误报率：0.8%，F1：0.957

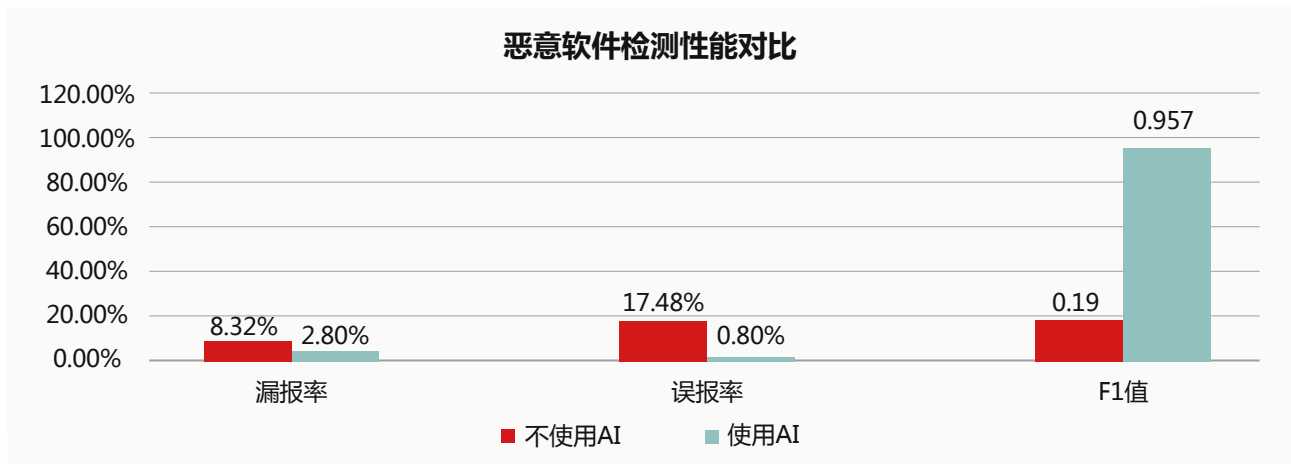


图 58 恶意软件检测效果比较

- 对于登录入侵检测

对4G现网网管安全日志进行登录行为分析，可准确检测绿盟等仿真软件尝试破解admin用户；可准确检测登录脚本程序bug造成的大量登录失败。检测率不低于90%。

【下一步工作建议】

标准化建议：需要在标准中，对安全态势感知的需求、应用场景、目标、功能等进行标准化的定义和阐述。威胁事件修复响应指示通过API与响应平台对接，包含：a.需要修复的威胁事件信息，b.与威胁事件相关的原始数据和元数据，c.修复威胁事件所必须采取的所有手动和自动操作指令。消息可以采用HTTPS等安全协议承载。

应用建议：随着互联网应用的深化发展，全球网络安全态势日益严峻，为企业运营带来挑战。与此同时，云计算、5G、IoT等技术的兴起，让网络边界变得模糊，以安全边界为核心、部署传统安全设备为手段的被动防护思想越发局限，安全防护体系建设亟需突破。安全防护体系的构建思想已经从过去的被动防御，逐步迈向主动防护和智能、自适应防护，从单纯防御走向积极对抗，从独立防护走向协同防护。也就是说，在建立了一定基本防御能力的基础上，需要增加非特征技术检测能力上的投入，并重点建设事件分析、响应能力。通过对事件的深度分析及信息情报共享，完善预测预警机制，并针对性改善安全系统。最终达到有效检测、防御新型攻击威胁之目的。

- 在时间维度上，收集更多的训练数据（天、周、甚至更长周期）提高模型的学习能力，来发现和
分析异常行为的能力
- 在检测内容维度上，基于AI的异常检测需要覆盖网络流量、终端行为、内容载荷检测三个方面

- 基于流量的异常分析机制
- 针对流量内容的静态、动态分析机制
- 基于终端行为日志的异常分析机制

此外，使用统计模型和机器学习来发现上述检测数据和行为元素之间更深层次的关系，通过关联分析来识别出隐藏的高级威胁。

将高级威胁防御应用于5G与物联网，需要有对应的威胁情报数据，以保证效果。

垃圾短信智能分析与优化

【场景描述】

由于短信具备价格低廉、可以群发、给陌生人发送等特性，所以短信一直是违规信息传播的重灾区。目前各省市公司和专业公司的业务系统中存在大量的违规和骚扰信息，影响业务的运行和用户体验。而现有的短信过滤系统，有如下不足之处：

- 自动过滤误报率高，缺乏策略进行自动提取与优化的手段；
- 缺乏对疑似信息进行智能分析的能力。

针对以上问题，本方案基于自研的垃圾短信判定算法，可以对中国移动现网的短信进行筛选、识别，为中国移动用户剔除违规短信，不但可以改善用户体验、提升运营商企业形象，也可以保障国家的信息安全。

【技术方案概述】

本方案整体系统架构如下图所示：

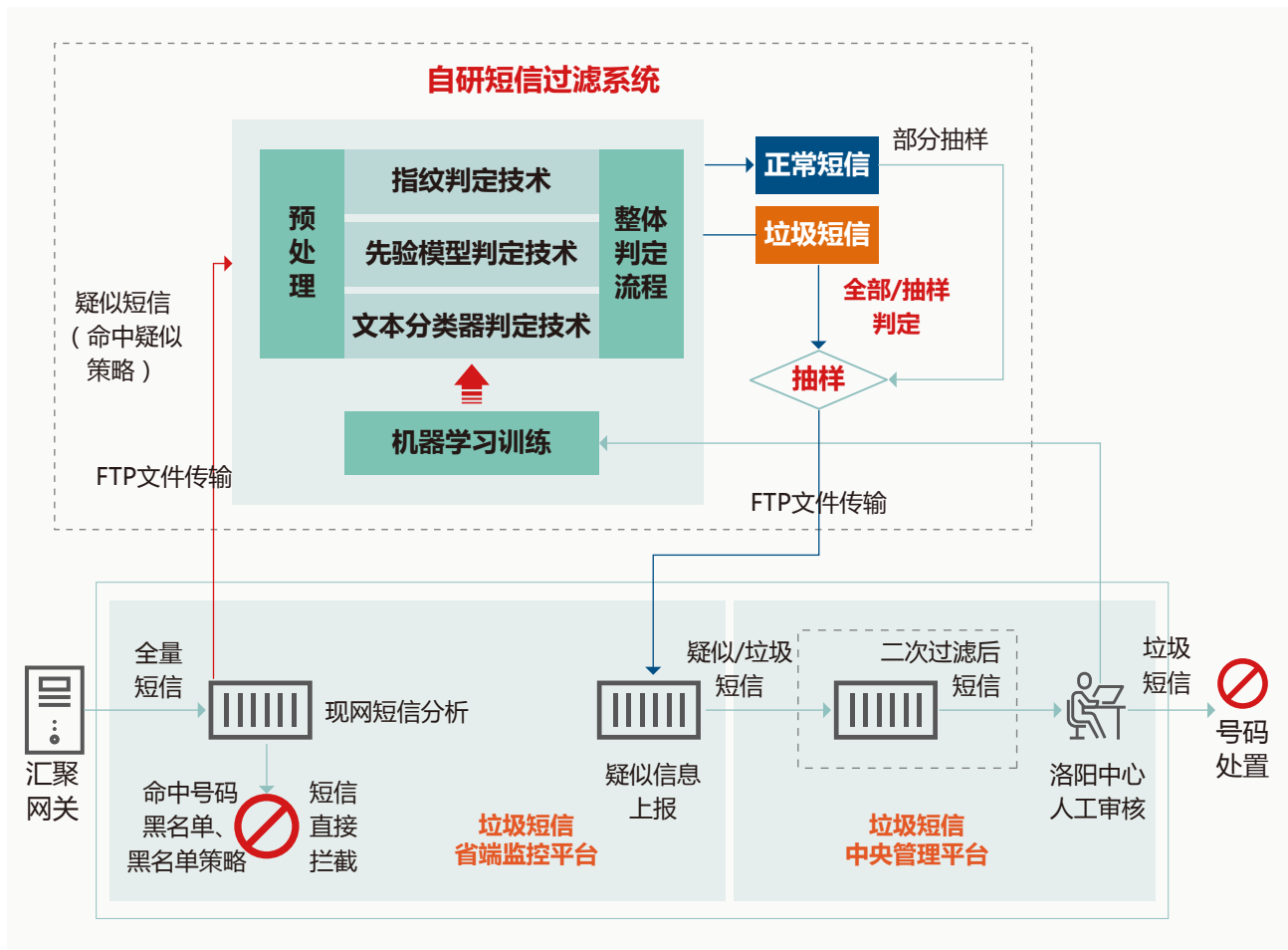


图 59 垃圾短信智能分析与优化系统整体架构

整体方案包含如下四个步骤：

- 垃圾短信省端监控平台对全量短信进行实时分析后，通过FTP方式将疑似短信传输至短信过滤系统；
- 短信过滤系统对疑似短信进行精准过滤，并将判定的违规短信以及部分抽样正常信息回注给垃圾短信省端监控平台；
- 垃圾短信中央管理平台按原流程通过原有方式，定时获取省端监控平台疑似短信，并提交洛阳中心进行审核；
- 人工审核后数据送交短信过滤系统训练模块进行训练。

其中，短信过滤系统的技术模型如下图所示：

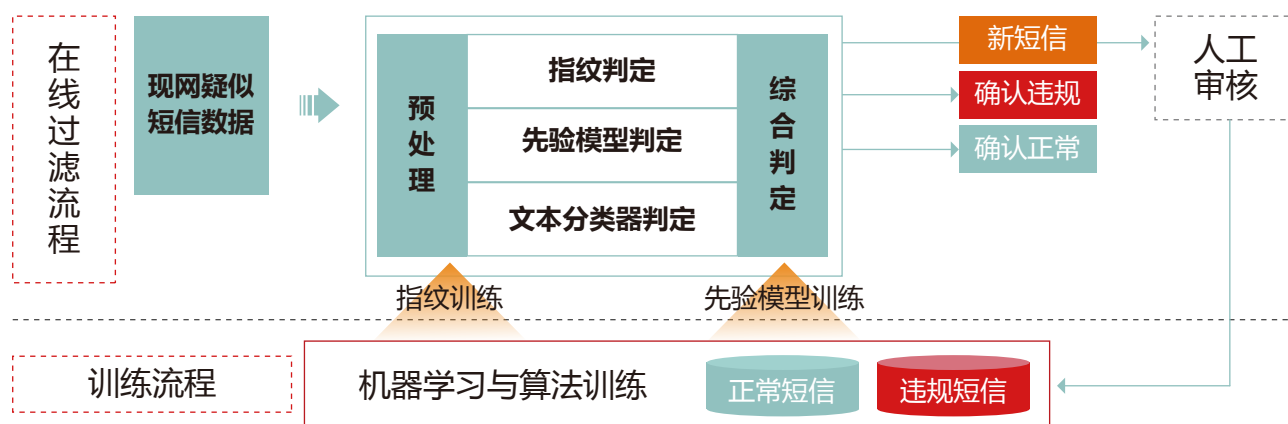


图 60 短信过滤系统技术模型

该技术模型包括两层智能模型：

- 训练流程：基于人工审核短信数据利用人工智能模型进行训练，生成黑/白指纹库、先验模型库等训练库，为在线过滤提供基础；
- 在线过滤流程：依据指纹模型、先验模型、支持向量机模型等，对现网系统中待判定的疑似垃圾信息进行精准判定；判定结果分为：确认垃圾、确认正常和未判定短信，可依据生产系统需求进行过滤。

该智能模型包含如下优势：

短信文本的预处理技术

通过对于大量人工审核类、用户投诉类短信的总结、学习，本提案不仅可提出特殊符号去除、替换、简繁体对照处理、字符乱序处理、特殊字符加扰、全角半角变形等字符处理方式，还特别针对一些专门逃避监管的涉政、违法、诈骗类短信，对采用前中后缀干扰变化、排版变化、倒序、样本部分截断等多种逃避监管的手段，采用独创方法特殊处理，再加以识别。将以往机器无法识别的内容，变成普通可处理的常规短信。

短信文本综合判定模型

本方案提出了一种融合指纹判定（Simhash）技术、自研先验模型技术、大数据聚类分析技术、支持向量机算法以及策略标记的模型，并综合三种方法的优缺点，设计并训练出短信综合判定模型，用于垃圾短信判定。此模型对于正常短信、违规短信的判定能力，远远超出项目开题所预期的基础判定水准，判定准确率、查全率均出去业内领先水平，在10：1的数据模型下，实现了非常好的判定效果（确认疑似比对于正常短信95%，违规短信65%）。整体模型如下图所述：

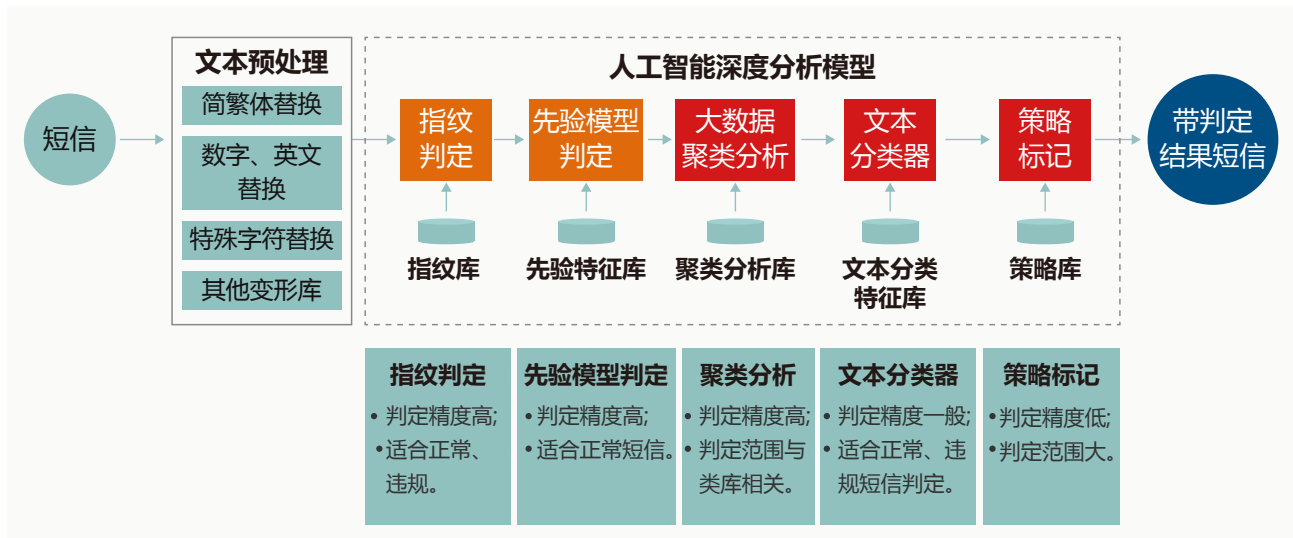


图 61 基于人工智能的垃圾短信综合判定模型

线上判定与线下训练相结合

充分利用已有人工审核结果的短信、用户投诉短信，构造指纹库、文本特征库、聚类分析库、模板库、黑号码库等特征数据库，支撑综合判定模型；并将部分判定结果进行人工抽样检查，不断优化训练、判定模型，避免模型判定准确率蜕化。

【应用效果】

本方案于2015年8月部署在在中国移动政企公司云mas平台，平均每天短信检测量在500万条，将误判率从原有的1‰降低到百万分之一以内。

本方案于2017年7月在江苏公司上线运行，截至2017年底，日均监测疑似违规短信10万条，日均判定违规短信约2万条，日均发现违规物联网卡20个，有效的为省公司、地市公司的运维服务提供帮助。

【下一步工作建议】

及时跟踪最新的违规短信样本，对算法进行优化：垃圾短信判定模型在一定时间的使用之后，随着更多违规用户掌握算法判定规律，算法判定准确率会逐步下降。因此必须不断对获取的最新违规短信样本进行训练，更新算法模型。

扩展算法应用：随着短信在物联网设备的大量应用，以及可能在5G时代的应用，因此可以对算法模型更新，以适应新的发展。例如在物联网应用中，可针对不同设备的应用场景，发现不同类型的违规信息。

敏感数据保护系统

【场景描述】

基于网络与业务数据的精细化分析，不仅可以对运营商网络质量、业务质量进行优化，提升用户体验，而且还能极大丰富移动互联网业务。但是，运营商网络数据与业务数据中包含大量的用户隐私信息，一旦泄露或遭到非法利用，将严重危害用户的隐私和信息安全，甚至严重影响国家网络关键基础设施安全。因此，在推进数据资源开放共享的同时，如何保障业务与用户敏感数据安全就成为了关键问题。

目前业内对敏感数据识别主要依赖于正则表达式、字典匹配和人工梳理的方法，前两者能力受限于正则表达式和字典的数量、质量，尤其是当正则表达式、字典不完整或者字典建立有误时，会出现精度不高、覆盖率欠佳的情况；后者在大数据情况下，人工梳理周期较长，而且对处理人员的专业素质要求较高。

立足于解决电信大数据安全需求，提供对敏感数据识别与防护服务，设计了一款数据安全智能产品系统，它基于机器学习和神经网络等人工智能算法，实现了敏感数据的精准发现；结合用户权限分析，实现了算法自适应推荐，完成了高效脱敏。

【技术方案概述】

“动静结合”数据精细保护

本系统为基于AI的敏感数据自动识别和脱敏的算法与工具，制定敏感数据分类分级原则、敏感数据自动发现抽取、脱敏算法自适应推荐三个步骤，实现数据资源在开放环境下(开发、测试、数据分析等)的精细化保护，系统的技术架构图如下图所示。



图 62 基于AI的敏感数据自动识别和脱敏系统架构

依据行业标准制定分类分级原则

为方便对数据进行统一管理及应用推广，以集团规范为标准，根据数据的内部管理和对外开放场景的特点，数据分为四大类：用户身份相关数据、用户服务内容数据、用户服务衍生数据、企业运营管理数据。按照数据敏感程度，依据预设的泄漏损失特征进行风险计算获得数据分级，分为四个级：极敏感级、敏感级、较敏感级、低敏感级。后续，正则表达式、策略集、模型等规则会根据此原则设定分类、分级标签。

动静结合抽取敏感数据

在典型的生产环境中，B（业务）、O（操作）、M（管理）三个域中每天有几百T的数据等待处理，其中包含着数以百万计的敏感数据表和字段，为了快速、准确地进行识别，需结合数据的已有标记，有区分地使用不同的敏感数据发现能力。

本项目提出结构化（数据库字段、固定格式等）和非结构化数据（短信内容、业务内容等）分别对待的“动静结合”机制，静态方式保证准确率，动态方式提高系统发现能力，二者做到“一静一动”相辅相成。在扫描数据库元数据和抽样数据时，结构化数据首先针对静态元数据分析，采用正则、中文模糊匹配、关键词等方式识别敏感数据；非结构化数据和部分元数据不能识别的内容则采用抽样方式，此类非结构化数据中大部分为短文本数据（如短信），短文本由于字数较少、表达随意等自身特点，在自然语言分析过程中会带来“数据稀疏”、“语义鸿沟”等特殊问题，本项目利用基于子语义空间敏感规则挖掘算法和卷积神经网络训练相对应的模型。如下图所示：

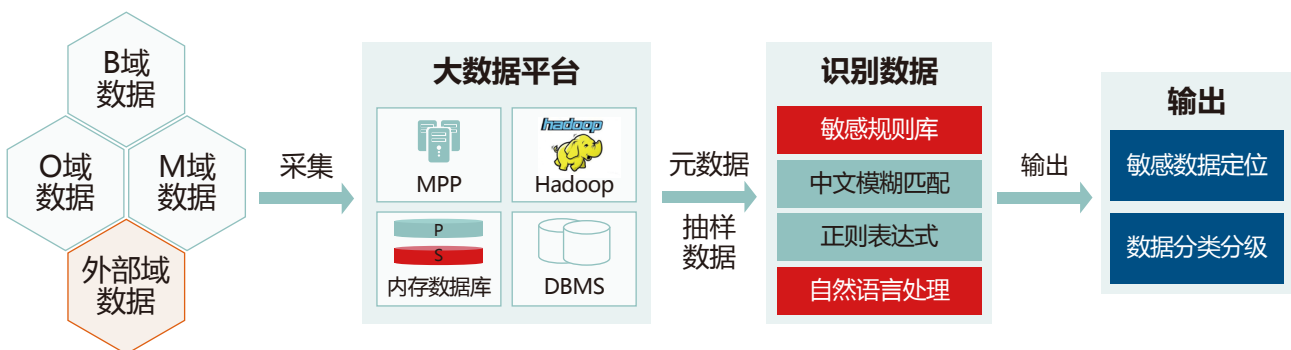


图 63 系统处理流程

脱敏算法自适应推荐

遵循脱敏有效性、可配置性、一致性和透明性四项原则，以业务场景、业务需求、适用方作为横向维度，自适应推荐脱敏算法，其中脱敏算法包括：加密、格式保留算法（FPE）、重排等可逆算法以及关系映射、偏移取整、散列、随机替换等不可逆算法，在不降低敏感数据安全等级的同时，保

留原始数据的数据格式和部分属性，确保脱敏后的数据依然可进行数据分析、挖掘、测试等应用，实现敏感隐私数据的可靠保护。如下图所示：

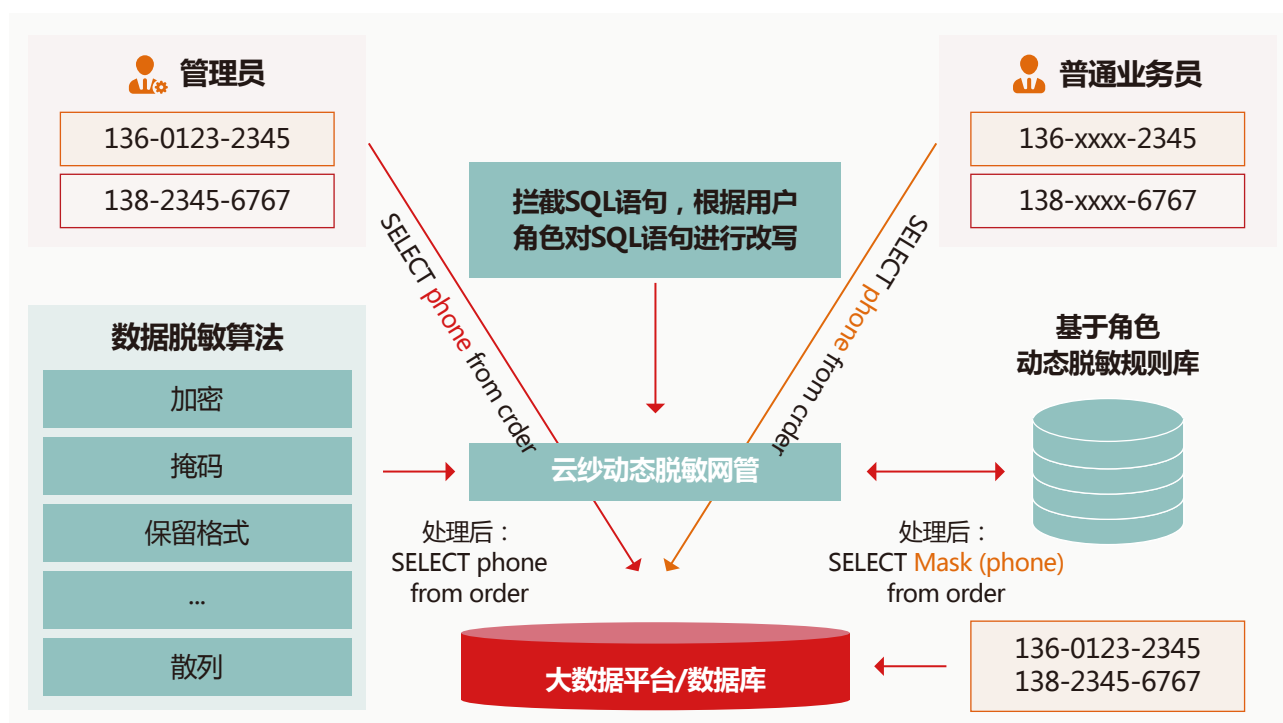


图 64 自适应脱敏算法

【应用效果】

本项目使用敏感规则库+模型的方式识别敏感数据：其中结合正则表达式和语义敏感规则共同构建敏感规则库，积累了超过30000条规则；利用卷积神经网络构建了11个识别模型。敏感数据发现能力从原来的只依靠关键词+正则能力的70%提升到96%，而且可对每日的增量数据实时训练模型，扩展能力强。

目前，系统已纳入中国移动数据安全产品，并在四省市大数据平台系统上线使用，提供了7*24小时不间断的敏感数据实时监控与脱敏服务，日均处理数据超过800T，已累计识别出10万余项涉敏数据信息，敏感数据发现周期从按月缩短到按天（24小时以内）。有效避免了大量敏感信息泄露，从而有效保护了业务数据和用户个人隐私数据，推进了数据资源开放共享。

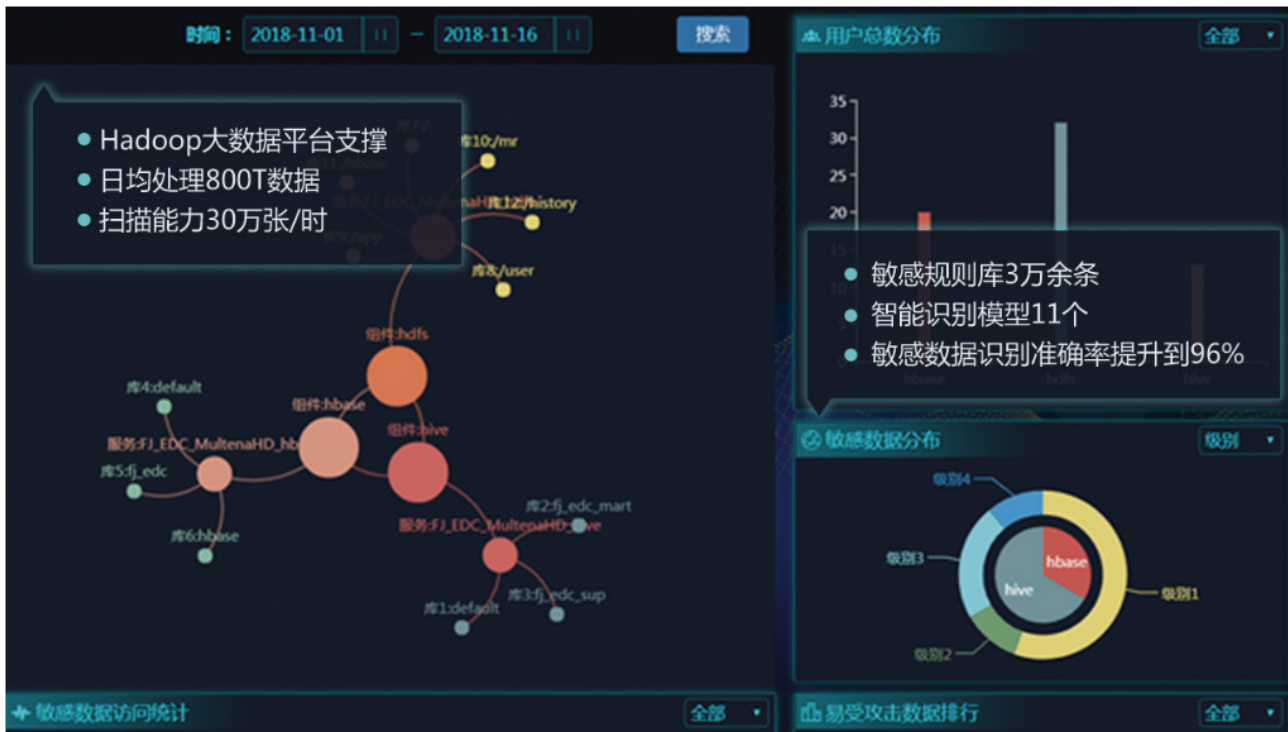


图 65 系统应用效果

【下一步工作建议】

其中电信数据分类分级原则已作为标准在集团和各省公司推广,未来系统需针对更多的数据场景、更多的部署环境要求,实现算法能力与系统功能的扩展,支撑公司内外部需求。关键技术攻关主要分为三个方面:

- 将能力与工具解耦。针对不同的应用场景和需求,将工具中包含的敏感数据发现、敏感数据的分类判定、脱敏算法推荐等能力进行解耦,更好地服务应用。
- 增强算法匹配智能化能力。目前针对复杂的脱敏场景仍然存在算法匹配能力不足的情况,下一步针对数据的关联关系进行分析,更准确匹配算法需求。
- 扩展对应用的流程贯通能力。目前敏感数据的识别主要是按单个操作环节,针对多个环节可能形成的数据安全问题考虑不足,下一步将结合数据生命周期进行研究与改进。

僵尸网络域名检测

【场景描述】

随着物联网技术的快速发展,智能终端的数量急剧增加,部分智能终端的安全防护措施较弱,极易受到攻击并被感染成为僵尸网络的受控设备,随着受控设备的增多,僵尸网络的规模不断壮大,

其带来的危害也越来越大。不法分子利用僵尸网络可发起多种非法活动，如DDoS引发恶意攻击与竞争、薅羊毛损害平台利益、刷票影响网络秩序等，以上非法活动除了会对被攻击对象产生影响，还会对全网网络质量产生影响。僵尸网络的核心是C&C（Command & Control，命令与控制）服务器，是一个中心计算机，负责对僵尸主机发送命令，以及从僵尸主机接收信息。僵尸网络恶意软件通常都会内置一套寻找C&C服务器的方法保持和C&C服务器的联络和断线重连。而采用IP地址的方式容易被发现，因此，通常C&C主控服务器都是通过注册一些随机域名来代替IP，以避免黑名单检测。DGA（Domain Generation Algorithm，域名生成算法）是最常见的一种方法，利用随机字符来生成C&C域名。本案例将人工智能技术应用于僵尸网络检测，通过对已知僵尸网络DGA域名的学习实现对未知C&C服务器域名的检测，能主动发现网络中的新型C&C服务器域名，突破了传统的只能通过逆向或黑名单匹配来检测C&C服务器域名的局限，使C&C服务器域名的检测效率大幅提升。

【技术方案描述】

基于人工智能的僵尸网络检测技术

通过引入人工智能技术并对模型进行优化，本案例最终僵尸网络C&C服务器域名检测准确率达99.38%，误报率为0.28%，漏报率为0.95%，实现了僵尸网络C&C服务器的精准检测。基于人工智能的僵尸网络C&C服务器检测工作流程如下图所示。

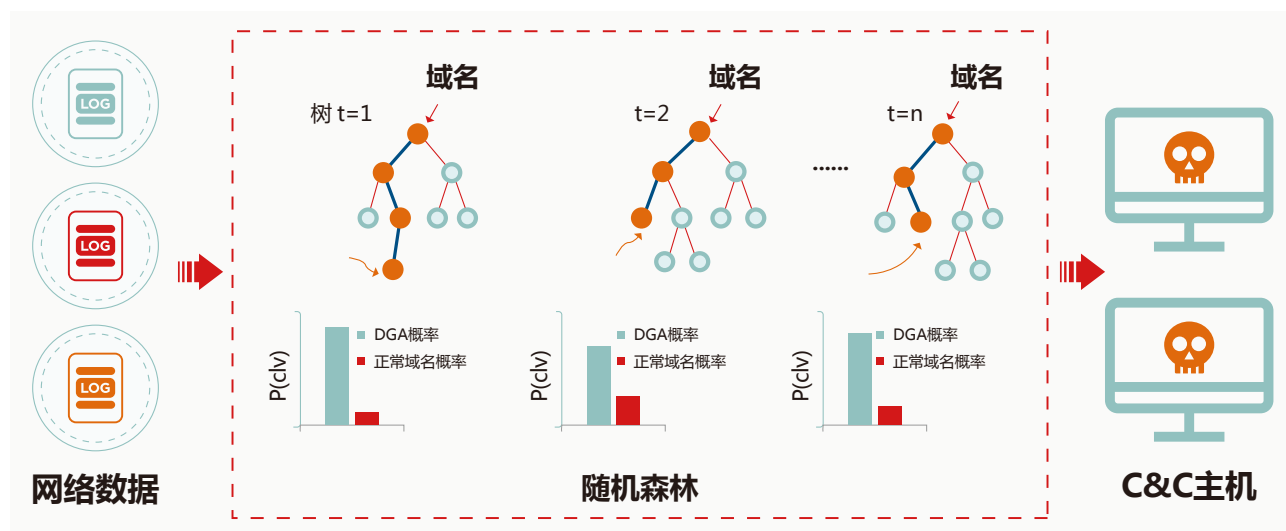


图 66 基于人工智能的僵尸网络C&C服务器检测工作流程图

本案例一方面提取域名的特征，采用有监督的机器学习算法，可实现对已存在僵尸网络域名的精确检测；另一方面，基于已发现的僵尸网络域名进行数据挖掘，采用无监督学习方法（聚类），可实现对未知僵尸网络域名的提前发现。

僵尸网络域名的特征变化多端，并且在检测方法不断升级的同时僵尸网络域名的逃避手段也在发生变化，为了达到最优的检测准确率，本案例对检测模型进行了多次调优。首先，通过对比支持向量机（SVM）、随机森林（RF）等多种机器学习算法，最终选择随机森林作为僵尸网络C&C域名检测算法。其次，基于正常域名与C&C域名的可能差异，选取域名熵、数字、字母概率（n-gram）等多个特征，建立了僵尸网络C&C域名机器学习检测模型。接着，从训练数据、特征数量、模型参数三个方面对模型进行优化（训练数据从最初178万训练数据扩充至1141万训练数据，特征数量从最初17个特征逐渐增加至71个特征，模型参数从最初30棵决策树拓展至300棵决策树），确保了人工智能算法的查准率和查全率。经过优化，系统检测准确率由88.23%提高至99.38%，误报率从13.51%降为0.28%，漏报率从10.16%降至0.95%。最后，在现网进行试点，使用机器学习模型对网络数据进行检测，发现疑似僵尸网络C&C域名，并根据僵尸网络活动特点，统计访问疑似僵尸网络C&C域名的IP数量及访问时间，实现对僵尸网络C&C域名的确认。部分C&C服务器域名与正常域名的特征向量建模对比数据如下图所示：

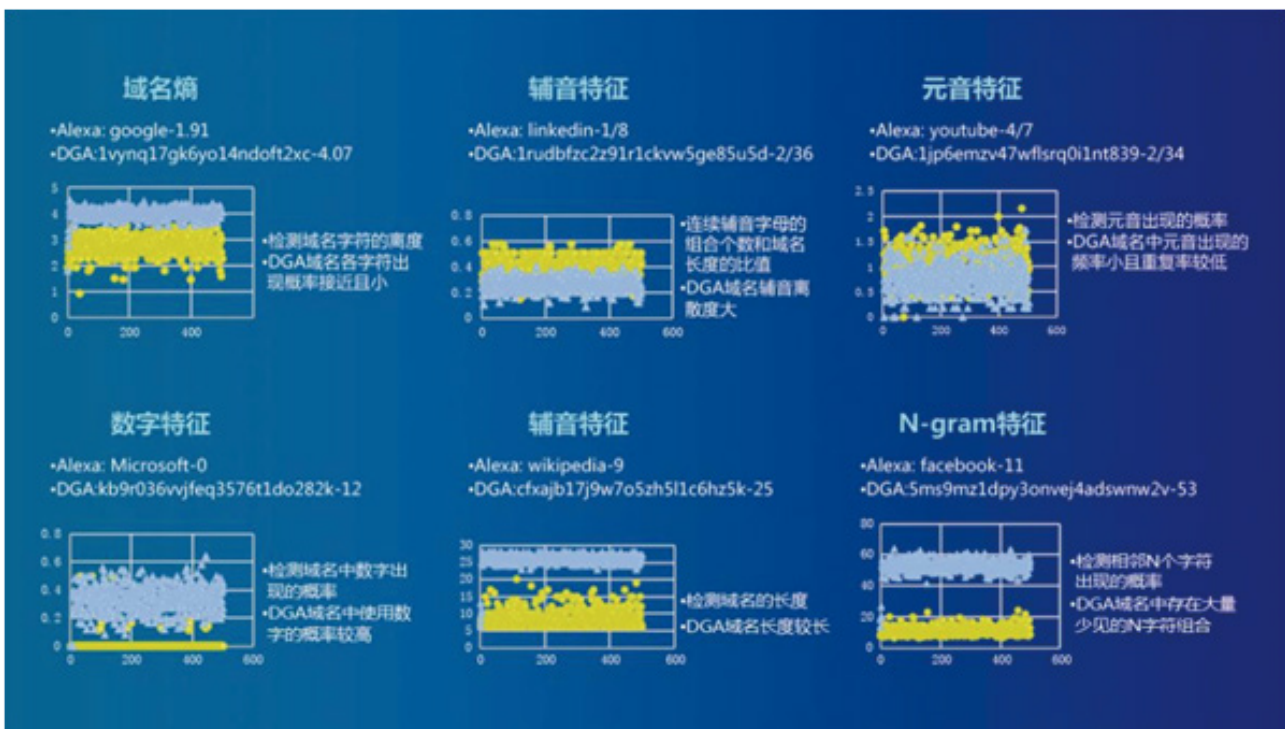


图 67 C&C服务器域名与正常域名的特征向量建模数据对比图

在实验中，还使用了深度学习神经网络如CNN，RNN和Attention机制等作为分类器模型，检测准确率均超过98%、误报率与漏报率低于1%。

在预测方面，本案例基于域名关联关系，使用已确认的僵尸网络域名，通过IP和域名距离聚类，实现了对未知僵尸网络域名的预测，解决了僵尸网络域名发现滞后的问题。在数据选取上，根据被控设备访问僵尸网络C&C服务器的活动特性，基于访问IP数对不存活的域名进行筛选。在算法选择时，先对多种聚类算法如levenshtein、kmeans等方法进行横向比较，并对同一算法在不同相似度下的聚类效果进行纵向对比，最后选择0.6相似度下的levenshtein作为聚类算法。

检测、处置一体化

本案例集数据采集、智能分析与挖掘、溯源与处置三部分为一体，构建了一套针对僵尸网络从检测到溯源处置的完整防御系统。在联动处置方面，对检测发现的僵尸网络C&C服务器域名，通过与网关等设备联动进行处置。在溯源处置方面，根据僵尸网络通信数据，溯源查找请求主机的地址，确认并预警受控设备。

【应用效果】

使用AI 算法检测实验结果可达超过98%的准确率，以及低于1%的误报率与漏报率；而不使用AI 准确率只有91%，8%的误报率。

本案例联合福建移动进行了验证和应用，每天检测发现互联网DGA域名200多个，累计发现3000+台客户主机出现访问C&C服务器的行为，并及时进行了处置，僵尸网络检测与治理效果显著。

【下一步工作建议】

优化检测算法：收集更多的训练数据来提高模型的学习能力，并通过调参、优化算法等方式增加模型分类能力。

适用性拓展：扩展联动处置设备：对发现的僵尸网络域名，也可通过DNS (Domain Name System，域名系统，是万维网上作为域名和IP地址相互映射的一个分布式数据库)进行处置，未来通过与DNS联动实现僵尸网络域名的处置。

◆ 人工智能在网络运营服务中的应用

智能客服

【场景描述】

随着电信业务的稳健增长，电信呼叫中心的规模在持续扩大，人工成本也在持续增加，为削减成本，采用自动化、智能化技术取代人工成为一种趋势。围绕电信领域客户服务中心有一系列的智能化服务场景，使得过去需要依赖大量人工完成的工作可以由机器来完成，包括智能客服、智能IVR导航、智能知识库等。智能客服、智能IVR导航。智能化服务可以很大程度上释放人力、节约人工成本，使企业客户服务24×7在线，提升用户体验、实现多渠道与用户互动。智能知识库可为企业客服中心降低知识管理成本、提高知识管理效率、支撑全渠道知识应用、提升客户服务品质、降低对培训的依赖和规范沉淀企业知识。

人工智能技术在与电信相关的垂直行业也有广泛的应用。例如运用人工智能技术，结合物联网、大数据、自动控制技术，对家庭设备、家庭环境、家庭消费实现以自然语言形式的交互和控制，创造出自然、舒适、低碳、便捷的个性化家居生活；实施该平台的电信企业可以利用存量的网络服务优势，与传统的电话、宽带业务相辅相成，提供端到端的智慧家庭解决方案，为电信企业巩固既有市场、抢占新兴市场，提供优质的产品及服务支撑。

【技术方案概述】

适用算法：对用户表述相同意思的各种不同说法的语义识别，用户语义的文本表征，问题所属领域意图分类，基于多特征融合的文本语义相似度计算；利用上下文进行指代消解、省略恢复进而实现多轮对话，与用户进行信息确认、反问或者回复交互等多轮对话管理，用户回复信息生成等算法。另外知识是做好智能客服的基石，需要将多源异构数据转化为可用知识。以知识服务为导向，采用标准化的技术手段、需要使用知识图谱等先进的知识表达方法，建立知识表示模型，用于对知识资源进行系统化梳理和使用。

接口：接口主要分三类：文本表征接口，文本分类接口和文本生成接口。文本表征接口包含基于word2vec这类词表征以及bert这类句表征，为各类后续任务提供支持；文本分类接口包含机器学习算法及各类深度学习模型，支持各种场景下的分类（意图识别匹配，分类、文本匹配等）；文本生成接口基于seq2seq模型的文本生成功能，包括文本摘要、复述、机器翻译、闲聊等。

涉及数据集：目前智能客服方向没有公开的中文多轮对话研究数据；现网使用的训练数据为通过

各种渠道收集的合法非公开训练数据。

【应用效果】

本方案在中国电信两个分支用于智能IVR系统，它被应用于呼叫中心，以提高呼叫服务的质量、减少座席人员的工作量并节省费用，是呼叫中心实现人机交互的重要门户，系统上线以来解决70%以上的用户问题，即可以帮助电信呼叫中心减少70%的人工成本。

在中国电信某分支上线的智能知识库系统，通过将智能知识库与联络中心的相关功能集成，可以实现座席人员的实时智能辅助，减少了由于业务知识更新速度加快对客服人工培训成本的提升，根据运营商透露，智能知识库系统提升了员工75%的工作效率，大大节省了成本。

在中国联通某分支上线大视频语音助手，提供强大的语音操控和下达指令能力，可帮助用户简单、便捷完成操控，同时，基于AI的用户画像和内容推荐功能，实现了内容与用户的精准匹配。基于人工智能技术的语音助手可实现用户搜索效率翻倍。

【下一步工作建议】

需要完善电信专业相关语料库，需要标准化数据格式及接口，需要制定相应模型使用规范（如基于某个基准语料的准确率，性能要求）。智能客服具备较强的扩展性，需针对5G、物联网等不同场景设计其服务形态及形式。

智能投诉处理

【场景描述】

随着互联网技术发展，电信行业业务飞速扩充，运营商支撑系统越来越复杂，规模越来越大。传统4G网络投诉处理的流程存在效率低、定界难、全部依靠人工三大难点。具体问题包括：



图 68 传统4G网络投诉处理流程

- 从投诉落单到解决故障要经过多平台分散查询用户签约数据、无线、告警、XDR信令等数据、还需预约上门测试等环节，平均处理一个故障要1-2天时间，省公司超过一半的网运人员投入其中。

- 问题定界涉及到网优、监控、集中性能多个领域专业知识、定界难度高。
- 投诉整个处理流程完全依靠人工完成，缺少整合多个专业的端到端的一键智能定界手段。

这样局部、粗放、碎片化的运维管理模式已经无法满足运营商的实际需要。急需将AI引入投诉处理的全流程中，实现AI换人，降本增效的目的。

【技术方案概述】

智能投诉处理（网络自服务机器人）将AI技术引入通信网络运营端到端全流程环节中，聚合运营商强大的服务类数据和网络类数据进行多源、多维综合分析，融合语音识别、自然语言处理、知识图谱技术、深度学习、智能推理等多种AI技术，构建了从用户意图感知、网络数据自动关联、网络故障定位、到故障解决方案等端到端的自助服务，实现了投诉等问题一键智能处理，替换传统人工环节，提升投诉处理效率和用户体验。

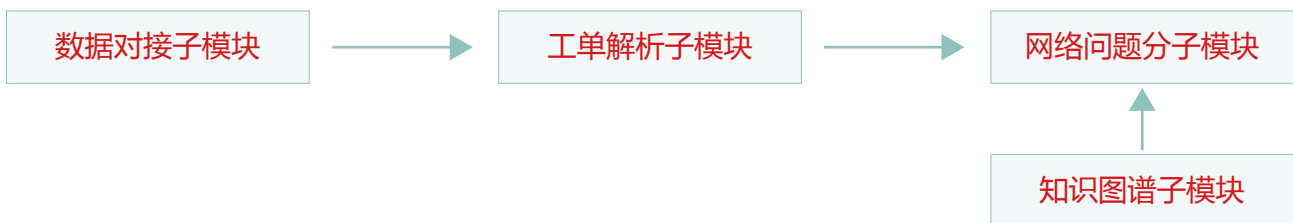


图 69 智能投诉处理子模块关系图

数据对接子模块用于工单以及用户和设备类数据对接；工单解析子模块用于投诉工单处理、投诉语音分析；网络问题分析子模块主要功能是网络故障定位、智能资源调度、用户意图挖掘；知识图谱子模块主要涉及构建网络领域知识图谱。引入AI的具体环节分别为基于AI模型的网络侧故障定位、基于知识图谱技术构建网络领域知识图谱、基于自然语言理解技术处理投诉信息、基于语音识别技术分析投诉语音、基于智能推理和深度学习完成用户意图挖掘和智能资源调度，这些构成了核心创新点。

涉及接口：主要是数据传输接口、结果反馈接口

涉及数据：投诉工单数据、XDR数据、性能数据、告警数据、网优数据

【应用效果】

智能投诉处理（网络自服务机器人）已在中国移动某省公司全网商用，定位定界准确率达到70%，投诉定位时长由1~2天缩短到15分钟，大幅度提高了投诉处理效率，大大提升了用户体验。下图展示了网络自服务机器人对两百多条工单的定位时长分布。

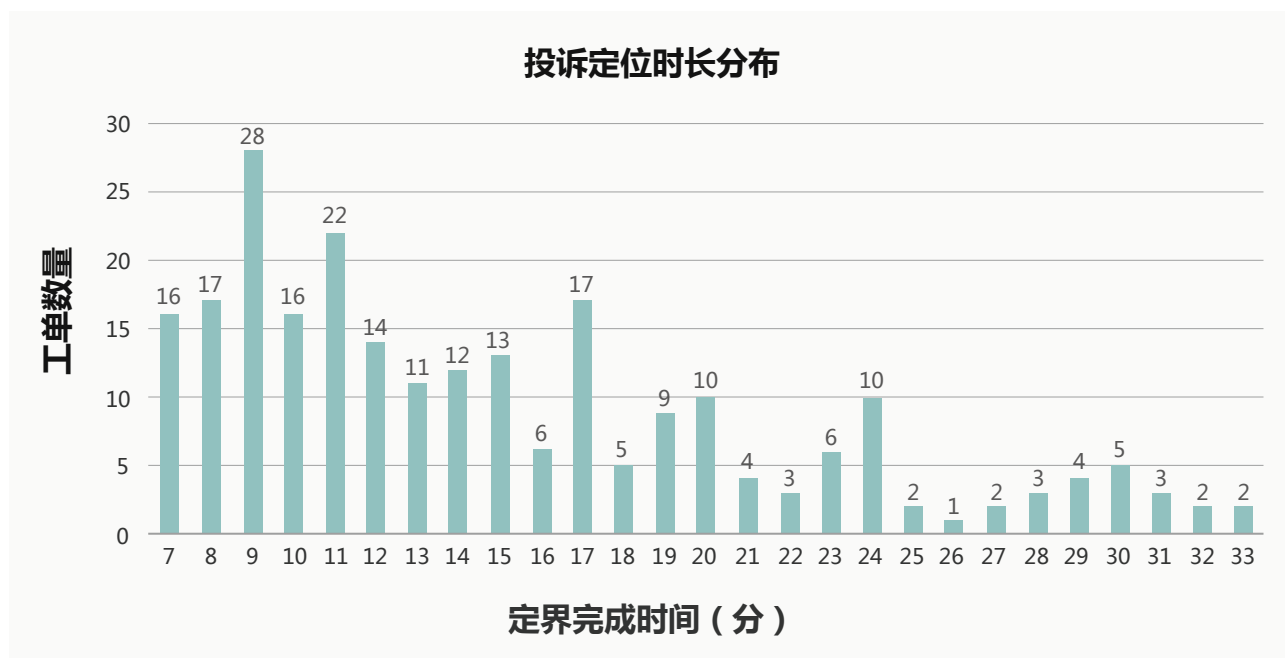


图 70 网络自服务机器人投诉定位时长情况

【下一步工作建议】

将投诉问题定位定界提升为通用网络智能化能力并持续进行优化，并扩大应用范围，持续提升行业服务水平。同时尝试将上述技术方案推广至5G建设和运营。

批量投诉用户预警

【场景描述】

在通信网络中一旦发生区域性网络问题，通常会影响到大量用户的上网、通话体验，进而引发大量用户投诉，当某个区域或某类业务投诉超过了一定阈值，客服中心将建立投诉热点问题，该问题因其影响范围大用户多，一旦发生往往影响恶劣，因此需要尽可能提高处理效率，降低影响范围。实际环境中网络运营部门往往是在接收到投诉热点问题后，才利用专家经验分析网元指标、小区指标及单个投诉用户的信令数据来排查网络问题，然而这种基于投诉信息再处理问题的方式均为后处理方式，效率低，无法在第一时间监控投诉热点问题。

为此本案例引入人工智能算法实时检测受影响的用户群体与区域，无需较多专家经验，效率高，准确性高，克服了现有方法的不足，能够第一时间发现潜在批量投诉用户、投诉区域并进行预警，先于用户投诉进行主动运维和客户关怀，提升客户体验，同时相关成果可内嵌于投诉预处理环节，进而提高投诉处理效率。

【技术方案概述】

批量投诉用户预警模型整体框架主要包含数据选择、数据预处理、特征提取、模型构建、模型训练及调优五部分，流程图如下图所示。

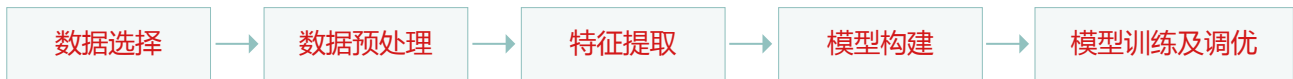


图 71 批量投诉用户预警模型构建流程图

- 数据选择。当网络中发生投诉热点问题，用户的体验往往会受到一定程度的影响，该影响通过会实时反映在用户的信令数据和业务数据流中。因此选择能够反映用户感知的数据，包括用户 XDR 数据、用户面数据等。
- 数据预处理。由于数据中存在无效值、错误值与重复值、空缺值等，需要结合网络业务逻辑与用户业务流程的专业知识对数据进行清洗。
- 特征提取。由于原始数据反映用户感知状态的程度不一致，为了能更准确、详细刻画用户感知状态，需要结合数据字段的类型、含义等因素对原始数据进行特征提取，即找出同类样本中具有不变性、不同样本间具有鉴别性、较强鲁棒性的特征，如统计特征、差分特征等。
- 模型构建。由于网络问题与信令数据的特殊性，在选择分类模型时面临着三个问题：一是为了帮助专业人员做后续相关分析，需要分类模型具有可解释性；二是原始数据含有一定量噪声，分类模型需要有较强的泛化能力；三是正负样本存在不均衡的问题，分类模型需要具有较强的鲁棒性。考虑到上述三个问题，选择合适的算法模型构建批量投诉用户预警模型。
- 模型训练及调优。使用训练集对模型进行训练，输出结果的准确性用于模型评价，通过调整模型参数等方法对模型进行调优，直至模型的准确性达到要求。

【应用效果】

该方案已经在中国某省现网部署实施，通过将批量投诉预警模型引入投诉预处理环节，实现投诉问题预处理前置，预测时间可压缩至5分钟内。相较于传统方法，能够第一时间对潜在投诉用户进行预警，提升网络服务能力，简化工作流程，实现先于投诉进行主动运维，不断提升用户满意度。

【下一步工作建议】

持续补充数据样本，不断更新、优化模型，制定统一接口，推动大规模应用。



04 总结

技术的使命是为人类服务，作为人类历史上最为重要的技术之一，移动通信促进了人与人之间的沟通，使人类的整体生产力具备了平方级数扩展的可能性，极大的丰富了人们的社会和生活。然而，由于连接数量级的大幅度增长、业务多样性的爆发式增长、网络性能和可靠性的极限性要求，网络的复杂度将会远远超过当前的网络，移动通信网络面临前所未有的挑战。

近年来，人工智能技术有了突破性的进展，随着算法的进步和算力的突破，凡是能够提供大量训练数据的领域，基本上都出现了丰硕的成果。AlphaGo和Alpha Go Zero已经可以轻松打败人类的棋手，语音识别和人脸识别的准确率已经可以达到98%以上，超过了普通人耳朵和眼睛的识别准确率，人工智能技术开始走进人们生活的方方面面，也开始走进包括通信在内的各行各业。人工智能、5G、物联网是GSMA “Intelligent Connectivity” 愿景的三个核心要件，人工智能与通信网络的融合发展，将给通信网络注入新的技术活力，开启前所未有的可能性，从而促进这个愿景的真正实现。

AI使能的智能自治网络是5G和后5G网络发展的重要趋势，将为移动网络带来根本性变革。网络将由当前以人驱动为主的被动管理模式，逐步向网络自我驱动为主的自治管理模式转变。未来，智能化网络将通过网络数据、业务数据、用户数据等多维数据感知，基于AI的智能分析，提供更加智慧灵活的网络策略，从而实现网络的高度自治，大幅提升移动网络全生命周期效率，降低端到端的运营成本。

但是，移动网络的高度自治，将会是一个逐级演进的长期进程。为了最终实现这一目标，整个行业需要形成对智能自治网络及其发展路径的统一认识和理解，按照“分层自治、垂直协同”的理念，通过各种案例的实践不断明晰智能自治网络的内涵和外延。产业各方还需要关注这些案例的实践中发现的训练数据不足、标准化接口不完善、算法待优化、模型通用性不好等关键问题，共同投入力量来解决这些问题，促进智能自治网络向更高阶段发展。

本报告汇聚了人工智能在网络规划建设、维护监控、优化配置、业务质量保障提升、节能增效、安全防护和运营服务方面的创新案例，希望能够借此分享经验，促进合作，推动产业各方逐步明确智能自治网络的目标、架构和发展阶段，聚焦技术难点和攻关重点。这些案例虽然仍处于创新的初级阶段，但都已经取得了不错的应用效果。这一个个的创新案例正在逐步成长壮大并相互连接起来，不同领域的经验和知识正在进行有效的汇聚与整合，智能自治网络的图景正在一步步清晰起来，越来越多的合作共赢机会正在一步步凸显出来。

通过产业的高度协同和合作，人工智能和通信技术这两个已经改变世界的技术，它们之间的交汇融合，必将再次重塑人类的未来。



GSMA总部

Floor 2
The Walbrook Building
25 Walbrook
London EC4N 8AF
United Kingdom

电话 : +44 (0)20 7356 0600
传真 : +44 (0)20 7356 0601