



SoftCOM AI, 自动驾驶电信网络解决方案

赵冰, 刘志民, 袁益明, 韩涛
(华为技术有限公司, 广东 深圳 518129)

摘要: 当前 AI 已经上升为各国科技转型升级的核心战略, 在万物互联的大背景下, 各行各业都掀起了 AI 的研究热潮。电信行业也不例外, 正值运营商网络面临数字化转型的挑战, 通过 AI 技术来实现电信网络的自动驾驶已经逐步成为业界的共识。介绍了华为实现自动驾驶的 SoftCOM AI 解决方案以及其部署方法、价值和案例。

关键词: AI; 电信网络; 自动驾驶

中图分类号: TP18

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2019080

SoftCOM AI, autonomous driving telecom network solution

ZHAO Bing, LIU Zhimin, YUAN Yiming, HAN Tao
Huawei Technology Co., Ltd., Shenzhen 518129, China

Abstract: At present, AI has risen to become the core strategy for the transformation and upgrading of science and technology in various countries. Under the background of the internet of everything, all walks of life have set off a research boom of AI. The telecom industry is no exception. As the carrier network faces the challenge of digital transformation, the automatic driving of the telecommunication network through AI technology has gradually become the consensus of the industry. Huawei's SoftCOM AI solution for autopilot and its deployment methods, values and cases were introduced.

Key words: AI, telecom network, autonomous driving

1 引言

当前, 随着流量的不断增长和资费的逐步下调, 运营商的单比特收入低于单比特的成本, 同时在快速发展的互联网巨头的跨界冲击下, 电信运营商面临着网络结构性的问题, 主要表现在: OPEX 是 CAPEX 的 3 倍以上; 网络的复杂度使网

络管理超过人的能力; 70% 的故障是人为因素, 如图 1 所示。而随着下一代 5G 网络&物联网的到来, 基站的数量和终端的连接数会呈现爆发式的增长, 这给电信网络的运维带来更大的挑战。面对这些问题, 仅依靠压缩费用或者提升人员技能已经不能解决, 要用构架性的创新寻找解决方案。综合来看, 主要存在以下 3 方面的问题。

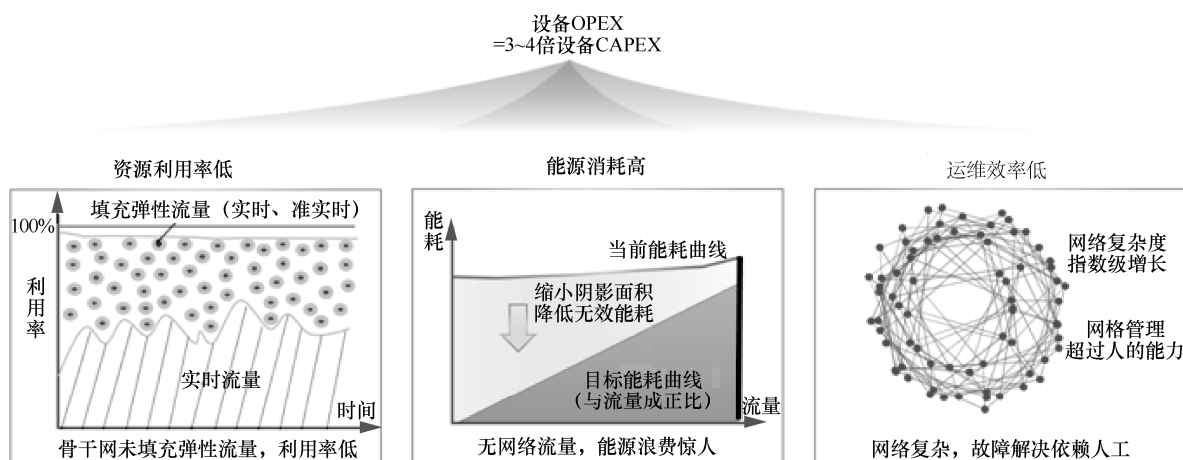


图1 OPEX 与 CAPEX 对比

1.1 资源利用率低

资源效率低的问题在运营商网络中普遍存在，如 IP 骨干网利用率接近 70%，而非热点 DC 之间的网络利用率不到 30%。

拿某公司 WAN 为例，2017 年流程 IT 专线费用为 1.8 亿美元，而根据实际统计，线路平均利用率只有 20%~30%，见表 1。原因之一是流量的峰值均值比较大，为确保忙时应用需求，不得不按峰值租用带宽以保障业务。

表 1 某公司带宽利用率

线路名	带宽/ (Gbit·s ⁻¹)	利用率
lfg-sia00	5	13%
sia-lfg01	5	13%
dgg-lfg00	2.5	14%
dgg-nkg01	10	17%
nkg-wuh01	10	18%
hgh-sha03	10	19%
dgg-pek01	10	25%
hgh-sha00	2.5	25%
hgh-sha01	10	25%

对比当前主流的 OTT 云供应商，其建设的 WAN 利用率极高，微软采用 SWAN 削峰填谷将带宽利用率提升到 90%；谷歌采用 B4 将带宽利用率提升到 95%，如图 2 所示。

运营商的骨干网利用率与 OTT 相比差距很

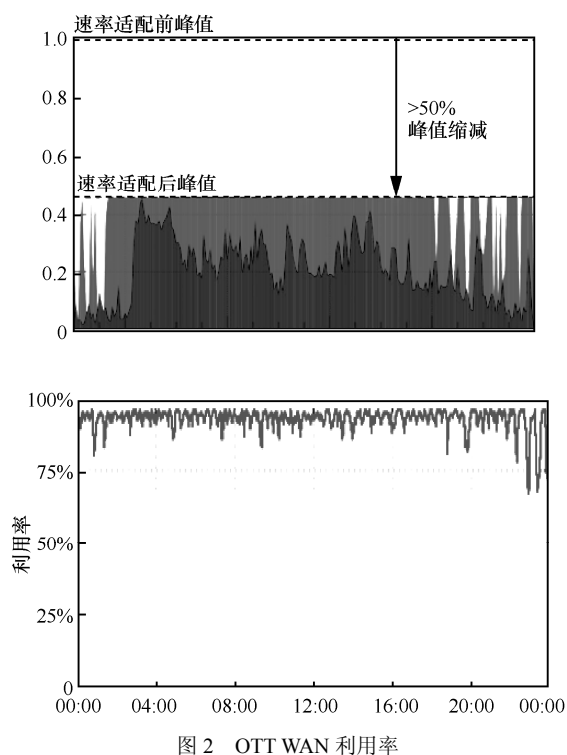


图2 OTT WAN 利用率

大，不仅造成了资源的浪费，同时也使运营商面临着 OTT 的强有力竞争，很多流量都被吸收到了 OTT 云间的网络连接，自 2016 年起，跨大西洋光缆的流量 OTT 已经超过运营商。

1.2 运维效率低

相比高速发展的网络，很多运营商的运维水平还处在初级阶段，往往依靠人工手动进行维护，而根据统计，70%的故障都是人为配置错误或操

作不当导致的。2017年11月6日,北美第二大互联网服务供应商 Comcast 的一个手工配置错误,导致美国全境业务大面积断服达 90 min; 2017年2月28日,北美最大公有云服务供应商 Amazon 的某工程师输入了一个错误的指令,导致大量的服务器被删除,损失惨重。

除了人员技能导致的错误,在电信网络运维领域,运营商还面临一个普遍问题:故障发生后会引起大量告警,但定位定界困难,生成了大量无效派单。

虽然目前的集中故障处理系统能过滤大量单网元告警,并采用自动化派单。但系统仍缺乏端到端管理视角、有效跨域关联告警手段和智能化工单派单管理系统,仍然有约 65%的重复和无效工单。

以日本某运营商为例:总告警量与实际价值工单差别巨大,99.96%告警都是无效告警,依然需要人工辨别,造成了运维效率低下,如图3所示。

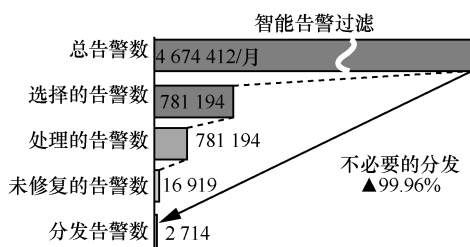


图3 某运营商网络 99.96%为无效告警

从运营业务来看,当前运维依靠人工、效率低下的场景还很多,如无线接入网的故障发生频率很高,根据某省移动局点工单统计,电力中断、光纤中断、硬件故障是无线接入网的三大首要故障。故障发生频繁,影响面大,系统重复派单现象严重。其网管中心认为,电力中断、光纤中断等无线接入网故障派单是最大痛点,需要优先解决效率低下的问题,如图4所示。

1.3 能源消耗高

电信运营商市场历来是固定成本很高的资本

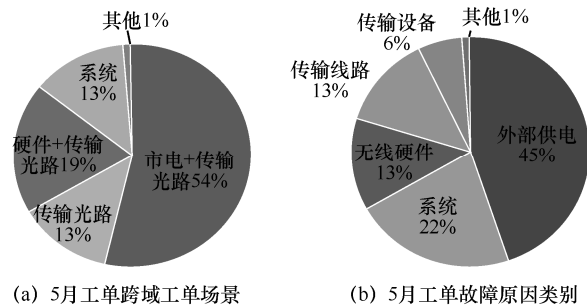


图4 某运营商5月工单场景和原因类别

密集型产业,各种硬件设备种类繁多、错综复杂。从电费的支出来看,过去3年中国移动都维持在300亿元左右,拥有最少基站数的中国联通电费支出也在200亿元上下,如图5所示(数据来自运营商年报)。

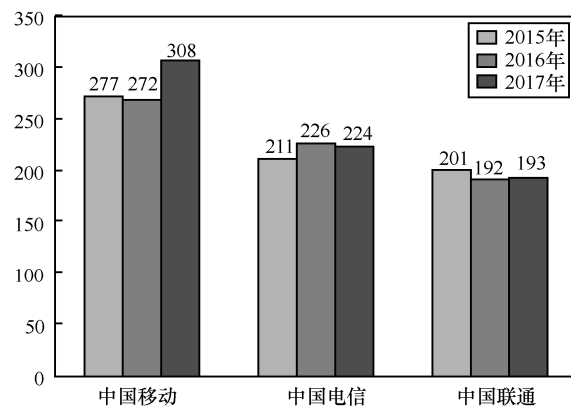


图5 2015—2017年三大运营商电费支出(单位:亿元)

而基站站点能耗一直是支出的大头,其费用(电费)约占网络运营总费用的16%。经过统计发现,网络话务量存在明显的潮汐效应,忙时闲时能达到4倍的差距,流量分布在时间和空间是不均衡的,10%的站点产生50%的流量,50%的站点产生5%的流量,但是大部分基站设备即使流量很少也始终保持运行状态(所有资源24h开放),能耗并没有随业务量动态调整,造成严重浪费。

传统宏基站能耗构成中基站主设备占50%,射频单元能耗占主设备能耗的80%,而PA(功放)能耗占射频单元能耗的79%,如图6所示。

因此对于主设备而言,如何有效降低载波功放模块的能耗成为基站降低能耗的首要考虑。

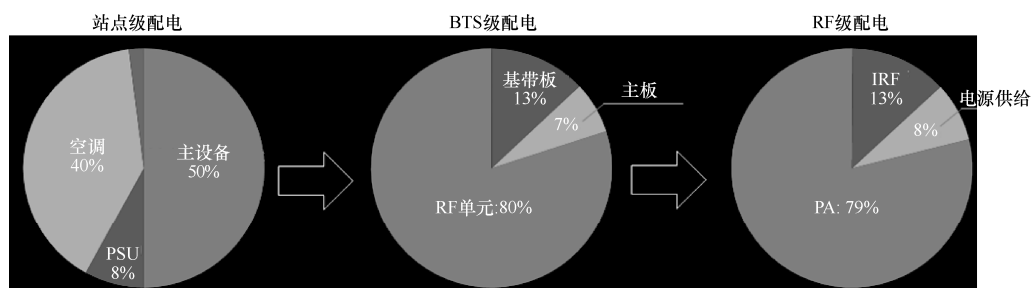


图6 传统宏基站能耗占比

当然，对此研发也曾出过解决方案，在2015年就推出了基于业务量的多载波关断功能，设想在业务量较低时自动关闭部分载波来达到节能的目的，但从这几年网络的实际应用来看，真正使用的运营商并不多，也没有真正解决运营商能耗高的问题，究其原因，主要有两点：一是对小区流量无法实现精准预测；二是载波关断对其他小区的影响无法评估，客户担心会引起KPI下降，所以不愿使用这个特性。

追根溯源，是系统缺乏对每个小区无线资源利用率的精准预测，并根据这个预测来控制载波的关断，同时监控KPI/KQI的变化，根据调整策略部署后KPI/KQI的变化动态调整关断参数，保证业务指标不下降。

2 引入AI，电信行业趋势所向

以上提到的关键问题，依靠传统的方式根本无法解决。随着AI算法理论的逐步成熟以及运算能力的极大提升，基于大数据的导入，AI可替代很多传统的人工重复劳动，同时由于算力远远超过人脑，可以解决很多复杂度更高的问题。

全球知名市场研究公司Tractica/Ovum对30个领域近300个真实的AI使用场景进行的研究表明，电信领域在AI技术方面尤为积极，并且是目前最大的AI细分市场。根据Tractica/Ovum预测，到2025年，全球电信业对人工智能软件、硬件和服务的投资将达到367亿美元。其中，电信业AI软件市场将以48.8%的年复合增长率从2016年的

3.157亿美元增至2025年的113亿美元。预计至2025年，电信运营商主要将AI用于网络运营监控和管理，这方面的支出将占到电信业AI支出的61%，如图7所示。

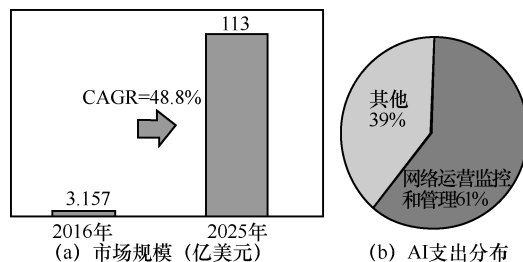


图7 2016—2025年电信行业AI市场规模及AI支出分布

3 华为SoftCOM AI通信智能解决方案

3.1 用架构性创新解决结构性问题

回顾华为网络架构的发展路径，如图8所示，在ALL IP阶段提出了Single战略；云计算崛起后，2012年进入ALL Cloud阶段，基于SDN/NFV/Cloud技术的网络架构重构提出了SoftCOM，实现以数据中心为中心的电信网络。网络架构重构面临三大挑战：网络架构动态变化带来的网络和服务的复杂性；网元分层解耦后的故障定位等运维带来的复杂性；网络资源实时调整带来的网络运行复杂性。而AI在处理复杂问题上的能力远超人脑，有望解决SoftCOM网络云化面临的这些挑战。将人工智能引入电信网络，提出全面智能化(All Intelligence)，SoftCOM AI由此诞生，目的是实现网络架构层面的自治网络以及商业模式层面的服务2.0。

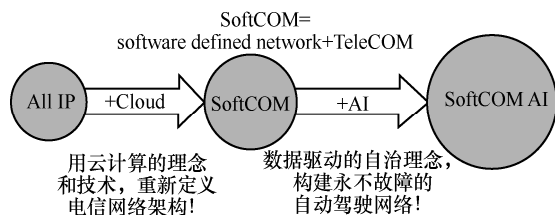


图8 华为架构发展路径

引入人工智能的自治网络，意在构建网络领域的“工业4.0”，实现网络的“自动驾驶”。工业4.0有3个特征，即敏捷的设备、智能的控制和智慧的分析系统，实现生产的自动化，这对于电信业来说同样适用。在电信网络中，下层是网络设备，上层是控制层，在整个网络的控制和运维方面，端到端引入人工智能技术，构建分段自治功能，每一段的自治通过上层运营系统实现端到端的自治能力，进而实现整网自治。自治网络带来的最大变化是运维人员不在整个业务流程里，是一个自动化的系统，称为“网络自动驾驶模式”，实现整个网络的自优、自愈、自动化。

华为推出SoftCOM AI构架，在SoftCOM全云化网络架构的基础上，引入以机器学习为核心的AI技术，在现有网络之外构建独立的AI训练平台用于训练数据，输出业务模型；同时在无线网络、固定网络、数据中心、核心网中构建智能管控中心，训练平台输出的模型导入各域管控中心，网络调用这些业务模型控制网络的行为，同

时网络行为的结果数据会再次被收集用于平台训练、优化模型，从而实现闭环控制。整个架构的引入，会使网络从自动化业务部署和动作执行，走向智能化的故障自愈、网络自我优化，最终走向网络自治，如图9所示。

在规划、部署、运行、维护、优化和经营的端到端过程中，把下层设备和云基础设施、中间层的网络管理和控制以及上层全流程的系统的每一个环节中都引入人工智能技术，使能网络达到系统最优。与此同时，华为也构建了一个面向运营商的AI训练平台，将网络设备运行的状态数据接入平台来训练AI模型，并针对模型进行持续更新和优化，使网络系统的自动化程度不断提高。

SoftCOM+AI 战略涵盖整个运营商网络，包括无线、固网、核心网和数据中心这些网络领域，应用到规划部署、网络运行、维护优化、网络经营等运营商网络生产运营的各个方面，在业务上涵盖IPTV、语音、数据上网等。

3.2 SoftCOM 通信智能解决方案

SoftCOM 通信智能解决方案由数据湖、训练平台、应用模型市场和推理框架四大部分组成。推理框架中的推理模块从设备管控平台采集训练数据，交给数据湖做预处理，或者直接交给训练平台做数据训练（训练平台支持基于原始训练数据做训练，而不需要经过数据湖处理），训练平台

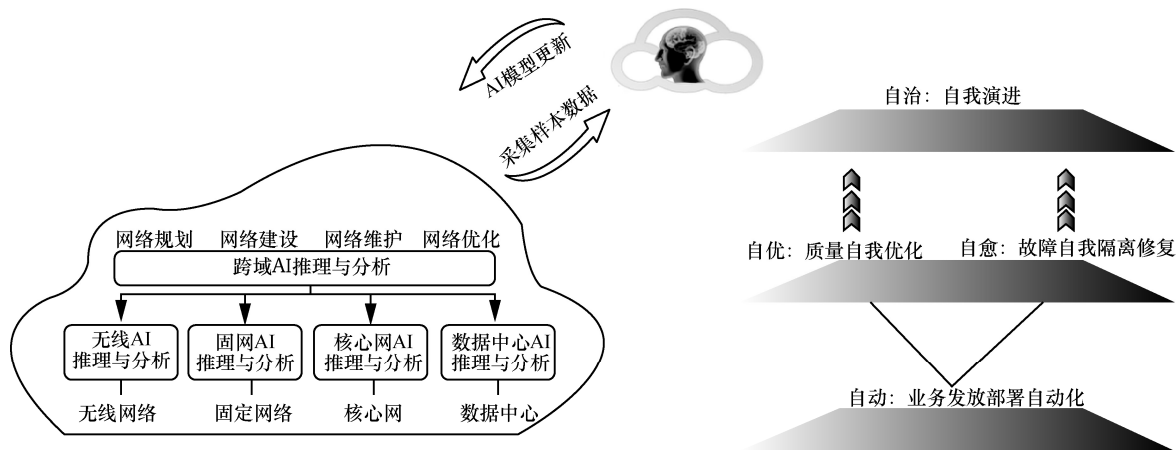


图9 SoftCOM AI 架构示意图



完成训练之后，将模型发布到应用模型市场，由应用模型市场推送到推理模块。推理框架结合实时网络数据，调用业务模型进行推理分析，并将推理结果下发到管控平台或各网元执行推理结果，控制网络行为。网络行为的结果数据会再次被收集用于平台训练、优化模型，从而实现闭环控制，如图 10 所示。

接下来对数据湖、训练平台、应用模型市场和推理框架进行详细介绍。

3.2.1 数据湖

痛点 1：电信行业数据难获取、质量低。

数据获取难，电信领域数据范围大，涉及面广，获取耗费大量时间；数据治理难，电信领域专业性强，数据难理解，难建模；数据质量差，数据存在缺失、异常、重复等问题，难以应用；数据安全风险高，数据平台与数据自身存在安全漏洞，发生安全事件影响大。

SoftCOM 通信智能数据湖提供丰富的主题&训练数据集服务；准确适配各种模型训练需求，结合领域专家经验知识和现网反馈，提供数据治理服务；提供数据目录管理、元数据管理、数据安全和用户权限管理等数据资产管理功能。

AI 有效数据多：聚焦运营商关注的四大 AI 热点方向，积累电信网络千万级标注样本数据。网络数据覆盖全面：当前涵盖网络特征属性 3 万

多个。通过运营商签约授权、华为历史故障库、实验室生成等正规渠道，获取包括接入网/承载网/核心网/数据中心的全域主要网元的脱敏数据。标注样本数据丰富：当前标注样本 4 000 多万条，关键特征约 2 500 个。华为专业团队对样本做时序、故障根因、网络状态等专业标注，形成高价值样本集。

电信数据治理快：依托一站式 ETL 和“数据+网络”可视化，支撑高效数据治理和应用开发。数据属性易理解：集成华为全业务领域的数据字典，降低用户处理华为电信设备数据的领域知识门槛。数据关系易理解：通过数据到电信网络的映射（主题域+数字网络地图），使体验/网络/状态/拓扑等数据关联成网，实现数据可视、关系可视，加速用户对数据关系和网络业务场景理解 and 应用。数据治理工具效率高：支持多种主流文件的导入和 ELT 自动化处理能力，一站式完成清洗/转换/治理。

电信数据质量好：构建分域分层的电信数据质量管理能力，提供质量标准统一的数据资产。体系化的数据质量标准：基于最专业的领域专家经验和行业标准，形成按数据源和主题域分别定义的数据质量度量指标、数据模型质量约束、数据质量治理规则、数据质量稽核规则。电信数据质量监控评估工具：提供数据质量管理的工具化

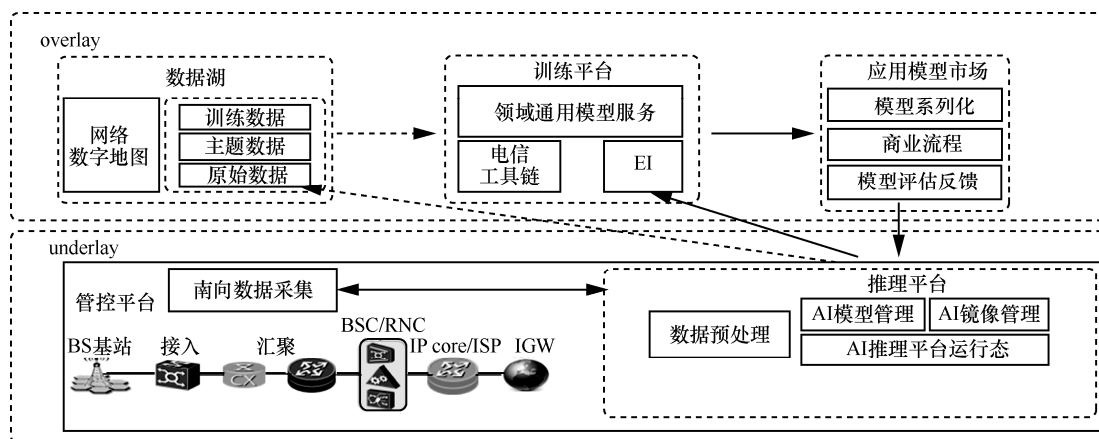


图 10 SoftCOM AI 流程部件

能力，保障数据质量要求的高质量落地。专业的数据治理团队：对数据进行标准化的清洗、转换、去噪等，保障数据高质量，使用者只需关注应用开发。

数据安全省心：通过数据全生命周期可管理、可审计、可回溯及细粒度权限控制，保障数据的安全治理和合规使用。数据全生命周期监控：提供数据生命周期的系统化安全日志，实现数据的可管理、可审计、可溯源。数据存储安全：对数据按照分类分级存储，并采用数据加密/块存储桶隔离等方式保障数据不被非授权使用。数据使用安全：支持细粒度权限管控、数据库表级权限控制，并实现单用户单资源的可视、可搜和可使用。

3.2.2 训练平台

痛点 2：通信领域 AI 应用开发门槛高、效率低、效果不可控。

业务知识缺乏：算法科学家需要花大量的时间了解业务场景，电信领域 AI 积累少，可借鉴经验少；算法开发效率低：AI 算法多，选择范围广，试错成本高。在线开发工具无智能提示、无断点调试等，代码开发效率低；模型训练周期长：模

型训练依赖大量并且昂贵的计算资源。超参优化周期长，单次训练耗时高；模型可复制性差：模型对数据的依赖比较大，往往很难在不同的局点之间复制交付，实际应用效果不可控。

SoftCOM 通信智能训练平台，实现一站式高效模型训练，集成电信领域的特征处理、辅助快速识别等关键特征，内置电信领域 AI 典型算法，如异常检测、根因分析、优化控制、业务预测等，支持模型快速验证，如图 11 所示。

嵌入通信经验，领域模型服务：提供流量预测、KPI 异常检测、智能控制、告警关联模型服务，将电信经验固化为服务，用户输入数据即可获得模型；向导式模型开发过程：从数据准备到特征提取、模型训练，提供电信领域模板，提升训练效率；电信知识图谱：将通信经验转化为工具辅助专家决策。

高效工具，联邦学习：模型训练分布化，多点联合训练，应对电信行业小数据量、数据缺失场景；增强数据处理能力：提供字段编辑、样本评估、智能修复、脚本修复等增强数据处理能力，数据分布可视化；一站式开发、上线、部署环境：

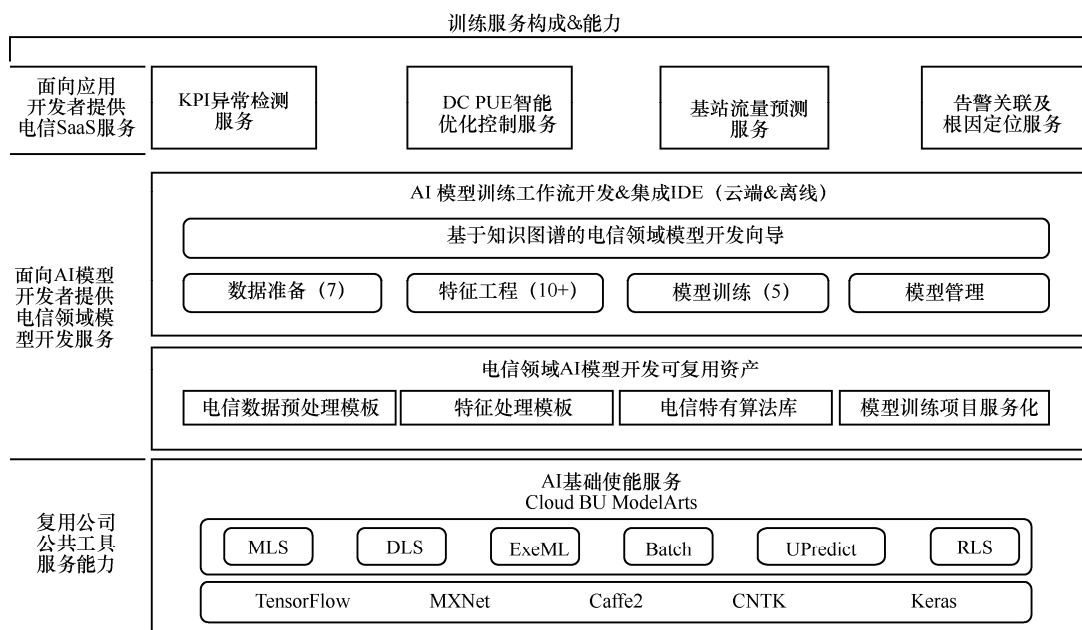


图 11 训练平台架构



从数据准备到特征提取、模型训练，再到上线销售，提供端到端开发部署环境。

开放协同，线上线下协同：提供线下 IDE 开发环境，和云上平台协同开发；团队协同：同一开发团队成员经验共享、协同工作；支持多种机器学习算法框架和算法移植：支持所有主流算法框架 TensorFlow、MXNet、Caffe2、SparkML 等；并提供工具帮助将其他平台的开发算法快速移植到华为平台上。

3.2.3 推理框架

痛点 3：推理应用开发周期长，模型效果难评估。

典型 AI 推理应用包括：数据采集、预处理、模型执行、推理结果下发及评估。开发人员需要开发各个组件或服务，开发周期很长，组件对接复杂；上线后服务运维压力大。

推理框架主要功能和价值如图 12 所示。

推理框架支持以下四大功能。

应用管理：支持应用模型的浏览与订购、自动更新和安装部署、灰度发布（指在黑与白之间，能够平滑过渡的发布方式。在其上可以进行 A/B testing，即让一部分用户继续用产品特性 A，另一部分用户开始用产品特性 B，如果用户对 B 没有什么反对意见，那么逐步扩大范围，把所有用户都迁移到 B 上。灰度发布可以保证整体系统的稳定，在初始灰度时就可以发现、调整问题，以保证其影响度）。支持多个模型的融合编排、调度。

数据采集及处理：支持跨网络的数据传输，从各种网管系统、业务系统上采集网元拓扑、告警、KPI 等原始数据。支持以实时流或者批量数据的方式接入，对原始数据进行清洗转换。

推理执行及监控：支持深度学习 TensorFlow、机器学习 MLlib、Python/Java 的 AI 模型运行框架。支持多模型的推理执行、定时调度，并对外提供 API。

推理评估：支持用户手动或自动评估推理结果；支持推理可视化，查询历史推理并输出统计报表。

推理框架的关键价值如下。

应用模型敏捷上线：一键式订购、自动化部署、实时监控、自动弹性扩容、流控、故障自愈，简化 AI Case 运维管理；升级简单，和业务系统解耦，应用/模型可各自独立升级，灰度发布；推理方式灵活，支持单次、批量、实时、异步、流式及定时推理。

在线模型优化：提供在线增量学习自优化能力，使用在线数据进行增量学习，使模型精度等度量指标达到最优；集成电信运营商领域的最佳实践和专家知识，与 AI 的增强学习相结合，提供电信领域运维支撑和体验。

智能反馈评估：模型推理结果实时可视化展示，协助用户快速完成推理结果反馈，生成高价值数据；基于推理反馈，周期性自动统计计算模

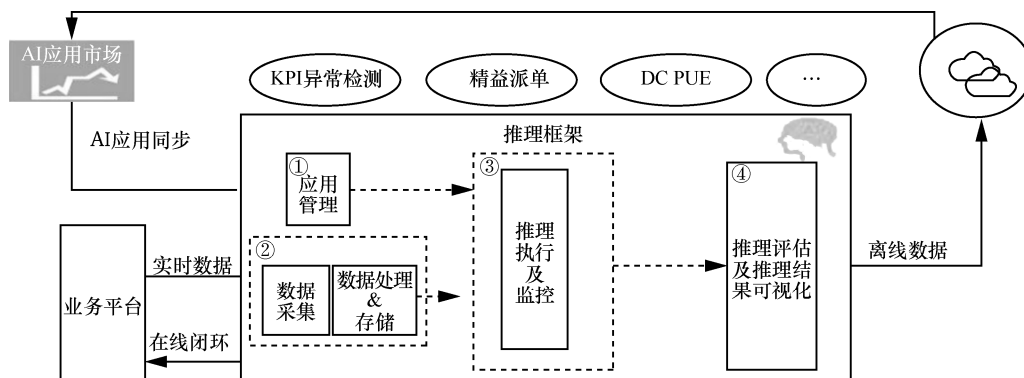


图 12 推理框架主要功能和价值

型性能,形成推理评估数据集,用于进一步优化模型。

3.2.4 应用模型市场

应用模型市场是 SoftCOM 智能通信服务的线上交易市场。用户可通过应用模型市场对已上架的 AI 服务进行查看、试用、订购、部署和意见反馈。其特性主要如下。

应用上架: 允许开发人员或运营人员上架 AI 服务,校验通过后,可将服务上架到服务目录中,供消费者订购。相对应地,也有服务下架的功能。

应用校验: 对上架到应用市场中的模型进行审核与校验,确保达到平台的准入要求,如完整性、安全性等。

应用管理: 统一管理 AI 应用&模型&服务,一站式采购华为 SoftCOM AI 服务、模型和应用。可线上浏览、试用和购买。

快速在线部署应用: 支持远程自动化部署、本地部署、云端管控。

应用模型持续优化更新: 呈现实时执行效果(自动评估),应用流程持续优化,升级经局点验证后全球推送,如图 13 所示。

3.3 应用及价值

SoftCOM AI 的典型应用可以总结为“三个倍增”和“一个提升”——“三个倍增”是运维效

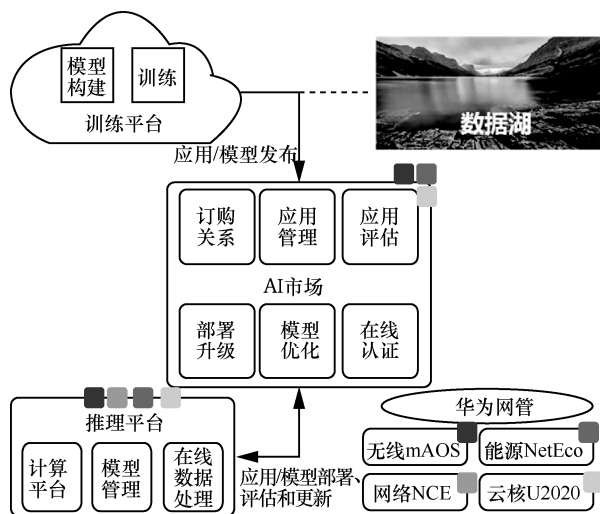


图 13 AI 市场模块流程

率倍增、能源效率倍增、资源效率倍增,“一个提升”是用户体验提升,如图 14 所示。

(1) 资源效率倍增

准确预测长周期流量规律,实现站点、管线、机房等设施的最佳利用;根据用户、终端、业务分布,实现空口频谱最大程度利用;通过对弹性流量削峰填谷,将骨干网利用率提升至 95%。

(2) 能源效率倍增

准确预测业务流量,根据话务量关闭空闲载波,使设备做到深度休眠快速启动,在保证客户体验的前提下,实现设备比特决定瓦特能耗管理。在 DC 中调整 CPU 主频从而降低能耗。将站点配

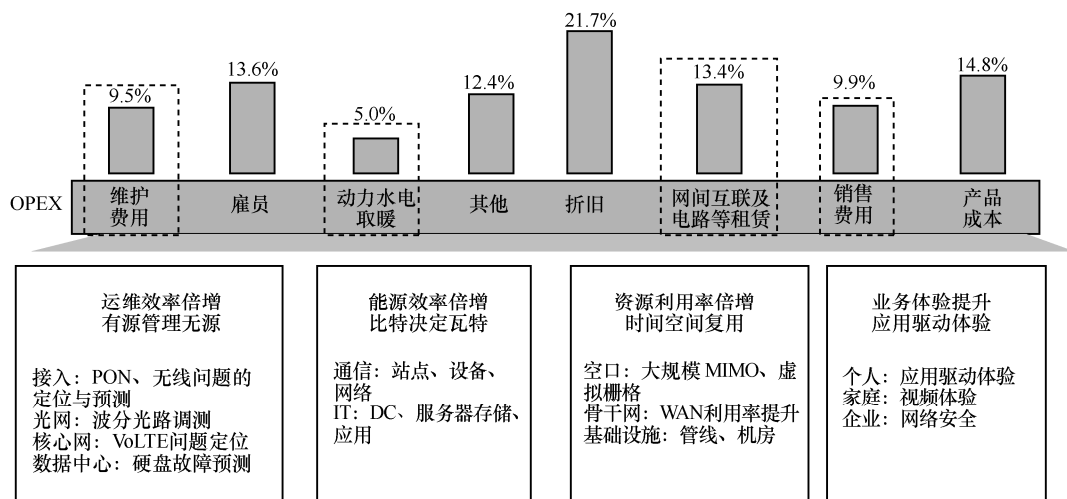


图 14 应用价值



套设施收编到设备柜，实现站点能效比最大化。

(3) 运维效率倍增

需要大量人工的故障分析定位转为自优自愈。如“设备收编站点，有源管理无源”使线缆、连接器、动力环境问题大量减少；网络负荷分担变抢修为基于状态的计划性维护，将开环转为闭环设备以闭环实现非物理故障恢复自动化。

(4) 业务体验提升

网络设计、规划、配置自动生成，业务上线时间可以缩短为原来的 1/10；个人用户引入终端和应用数据，结合网络的自动闭环，实现用户最佳体验；企业用户分钟级构建云网协同多地域全球网络，全网路由自动转发和学习，实现用户无感知的调度和路由；家庭用户端云协同解决家宽品质，将体验提升与问题处理延伸到家庭网络。

4 案例与分析

SoftCOM AI 已经开始在网络中实际商用。下面是两个具体的应用案例，一个是运维效率提升的 PON 故障定位；另一个是能源效率提升的基站智能节能。

4.1 PON 光模块和光链路故障定位及预测

作为用于解决“最后一公里”的宽带解决方案，PON 技术在此前“光进铜退”的风潮下已经在全球广泛部署。但在享受技术带来的助益的同时，PON 无源器件的故障定位困难并缺乏远程定位的有效手段，导致了相当大的运维成本压力。

根据某运营商的统计，2016 年 7—12 月共收到 2.5 万条用户投诉，光链路和 OLT/ONT 光模块（光电转换模块）故障占比 34%。其中皮纤设备因为城镇改造、鼠类咬断、雨雪天气等原因造成的故障占比超过 20%，户外各种接头（冷结子、水晶头等）故障超过 6%。由于无源器件无法发出任何信息，这一段设备如果发生故障将很难准确定位。

由于光纤线路都埋在管道中无法检测，按照现

有流程，一旦家庭宽带用户投诉故障就只能带着专业测试仪器（OTDR）上门到 ONT 上检测整个链路来判断故障原因。而运营商上门成本高昂，欧洲平均为 175 欧元，在中国亦达到 50 元，某运营商 2017 年一年的上门费用就达到了 1 亿元之多。

借助于网管系统（U2000、uTraffic 等）从 ONT/OLT 光模块获取历史数据，包括模块类型、模块电压、模块电流、模块温度、光层告警、光层统计、发送功率、接收功率、光距等，从这些数据中抽取特征、打上标签进行 AI 训练。AI 训练出来的模型可以用于实时数据的推理，得出故障种类和故障定界两方面信息，以此来实现故障的精准定位及预测。通过 SoftCOM AI 方案提供远程定位手段，可将远程定位率从 30%提升到 80%。

4.2 基站智能节能

有统计显示，基站站点能耗费用（电费）占到网络运营成本的 16%之多，为优化成本结构和促进社会效益，针对基站站点的节能减排已成为运营商的一大努力目标。

分解开看，在传统宏基站能耗中，基站主设备占 50%，射频单元能耗占主设备能耗的 80%，功放（PA）能耗又占到射频单元能耗的 79%——随着分布式基站成为主流建站方式，基站主设备能耗占比将继续提高。与此同时，网络话务量往往存在明显的潮汐效应，忙时与闲时能达到 4 倍的差距，但大部分基站设备却始终保持持续运行状态（所有资源 24 h 开放），能耗并没有随话务量动态调整，造成了相当大的浪费。因此对于主设备而言，如何通过基站载波睡眠的方式降低能耗就成了基站节能的主要考虑方向。

通俗地讲，基站智能节能就是降低或关闭搭载载波的功放模块，功放模块是个硬件实体，用于将调制好的载波信号加大功率发送出去。载波睡眠所针对的是一个扇区有 2 个载波（2 个小区）及以上覆盖的场景，将容量小区的功放模块关闭，仅保留覆盖小区以满足基本覆盖。基站载波关断

特性不是新鲜事,但目前这个特性的使用率却不高,原因是传统的“一刀切”方式严重依赖于定时关断等人工设置的统一默认值,经常会影响到用户的通话和上网体验。

如何将这么好的特性真正用起来?如果可以预测基站小区的无线资源利用率,就可以对每个小区睡眠时间做出个性化的精准设置,解决基站节能特性“不敢用”的问题。但做到预测并非易事,首先需要得到成千上万个小区的历史数据,比如时间、邻区关系、事件、无线资源利用率等特征值,再把这些特征值与无线资源利用率的映射关系找出来;同时,还要监控 KPI/KQI 的变化,根据调整策略部署后 KPI/KQI 的变化动态调整关断参数。显然,靠人工将影响预测的不确定因素与无线资源利用率关联起来非常困难,在实践中基本无法实施。

通过 AI 训练平台时空计算模块中的神经网络算法,将各种影响因素的历史时空特征数据和无线资源利用率之间的映射关系找出来,确定权重矩阵和偏置矩阵,从而得到无线资源利用率预测模型。在预测模型建设完成之后就可部署到系统中,根据无线资源利用率预测结果设置睡眠门限参数,计算满足小区睡眠门限的时间段。

从当前在某实验局的效果来看,基于 AI 的基站智能关断可帮助运营商在覆盖范围不变、KPI/KQI 不受影响的情况下,节省 15%~25%的基站电力消耗。

5 结束语

SoftCOM AI 使能的网络智能化构架创新已

经开始改变整个网络,但是实现网络自动、自治仍然任重而道远,需要整个行业的协作和投入。SoftCOM AI 的目标是打造一个全面开放的解决方案,希望更多有志于此的同事加入进来,共同努力实现网络智能化。

[作者简介]



赵冰(1973-),男,华为技术有限公司资深专家,主要研究方向为电信网络 AI、SDN/NFV、核心网等。



刘志民(1982-),男,华为技术有限公司高级营销经理,主要研究方向为电信领域人工智能的应用、产业发展等。



袁益明(1980-),女,华为技术有限公司技术工程师,主要研究方向为电信网络 AI、SDN/NFV、云服务等。



韩涛(1977-),男,华为技术有限公司工程师,主要研究方向为 NFV、SDN、人工智能在电信领域的应用等。