

2018年6月 第6期

准印证号：粤内登字B第13111号

中兴通讯技术

Z T E T E C H N O L O G I E S

简讯

内部资料 免费交流

08

专题：人工智能应用

人工智能带来通信行业变革

02

VIP访谈

ice集团的经营之道：
精益、聚焦

06

视点

人工智能平台助力算法
研发和应用部署



扫码体验移动阅读

第22卷 第6期 总第357期

中兴通讯技术(简讯)
ZHONG XING TONG XUN JI SHU (JIAN XUN)
月刊(1996年创刊)
中兴通讯股份有限公司主办

《中兴通讯技术(简讯)》顾问委员会

主任: 王翔
副主任: 朱永兴 张万春 俞义方
顾问: 陈坚 崔丽 方建良
杨家斌

《中兴通讯技术(简讯)》编辑委员会

主任: 王翔
副主任: 黄新明
编委: 柏钢 崔良军 韩钢
黄新明 衡云军 刘守文
孙继若 王翔 叶策
张振朝

《中兴通讯技术(简讯)》编辑部

总编: 王翔
常务副总编: 黄新明
编辑部主任: 刘杨
执行主编: 方丽
编辑: 杨扬
发行: 王萍萍

编辑: 《中兴通讯技术(简讯)》编辑部
出版、发行: 中兴通讯技术杂志社
发行范围: 国内业务相关单位
印数: 20000本
地址: 深圳市科技南路55号
邮编: 518057
编辑部电话: 0755-26775211
发行部电话: 0551-65533356
传真: 0755-26775217
网址: <http://www.zte.com.cn>

设计: 深圳愿景天下文化传播有限公司
印刷: 深圳市彩美印刷有限公司
出版日期: 2018年6月25日



尤琰

中兴通讯系统产品MKT及方案部总经理

人工智能全面赋能网络智能化

5G时代即将到来,万物互联,业务将更加多样化。世界经济论坛指出,2025年,智能设备连接数量会增加4倍,达到270亿,移动网络的蜂窝数量将增加6倍,达到22亿,网络出现故障的机率也将增加25倍,给网络的运营带来巨大的挑战。

软件化、虚拟化和云化在赋予网络更多弹性的同时,也带来了新的挑战。网络功能微服务化使资源调度和编排更加精细,网元分层解耦使控制更加动态敏捷,但任何事情都有两面性,灵活必然会带来管理对象增多,出现故障的机率也会增加。面对虚拟化的、纷繁复杂的细粒度网络功能,运维管理、业务配置以及调整变得异常复杂,传统依靠人工的粗放式管理已无法适应,需要非常精确的自动化体系来支撑。除此之外,个人客户、行业客户、企业客户对业务有不同的服务诉求,网络需要快速响应且能很好地保障客户体验。因此,采用人工智能技术实现网络智能化成为必然趋势。

人工智能具有强劲的生命力,经过几十年的发展,已经达到了商用的阶段。近些年来,中兴通讯在人工智能领域持续投入,通过基于AI的波束赋形、移动负载均衡、承载网流量预测和路径优化、网络切片以及智能运维等应用的探索,形成了uSmartNet系列解决方案,包括移动网络、有线网络和IoT网络的端到端智能化,提供从网络规划、部署、优化、运维到运营的全过程管理,明确了网络智能化将按五个级别分阶段、分步骤实施,逐步减少人工干预,最终实现无人化,完成从人治网络向自治网络转变。

中兴通讯致力于建设更加开放的网络智能化平台,支持不同厂家的系统对接,支持跨领域的业务合作,在保护数据安全的前提下,希望与更多的合作伙伴一起参与运营商的业务运营,实现5G网络的价值最大化。

尤琰

CONTENTS 目次

中兴通讯技术（简讯）2018年第6期

VIP访谈

02 ice集团的经营之道：精益、聚焦 /刘杨

视点

06 人工智能平台助力算法研发和应用部署 /韩炳涛

专题：人工智能应用

08 人工智能带来通信行业变革 /张嗣宏

11 NLP技术加速电信服务智能化 /杜新凯

14 全网路径优化技术及创新 /张天祥，陆钱春，李锋

18 多标签分类路径计算技术 /王超，陆钱春，李锋

20 基于流量预测的实时流量调优架构及应用 /唐春

24 人工智能在宽带用户感知领域的应用和实践 /刘国，贾廷尧，孙鸣

28 人工智能在网络故障根因分析中的应用 /杨洋，刘军杰

解决方案

30 云化边缘数据中心，推动网络重构与电信业务转型 /刘晔波

成功故事

32 MPT JO：激活缅甸宽带市场 /李韬竹

5G专栏

35 NOMA，满足5G三大应用场景需求的NR关键技术 /王跃，袁志锋

02



14



AI 智能

20



32





ice集团董事长Stan Miller

ice集团的经营之道： 精益、聚焦

采编 刘杨

ice集团是一家聚焦于无线数据通信服务的国际化公司。除在挪威、瑞典和丹麦提供高速移动宽带服务以外，该集团还在巴西、印尼和菲律宾开展业务。在同《中兴通讯技术（简讯）》的访谈中，ice集团董事长Stan Miller先生分享了他的经营理念和公司未来的目标。

“我们应当向着精益和聚焦的方向发展。我们聚焦于商业创新。”

ice集团有哪些竞争优势？

我认为首先要说的是，我们不会把其他运营商视为竞争对手。我们使用较低频率，在挪威的LTE网络还使用了较高频率。我们建设以数据为中心的网络。ice更加聚焦B2B这样的合作关系而非B2C的关系。我们大多数客户都有自己的品牌。我们正在努力建立与竞争对手完全不同的业务。我们只聚焦数据。

ice运营的市场可以分为两类。第一类是诸如挪威、丹麦和瑞典的发达市场，其特点是地广人稀，且拥有基础设施。ice的不同之处在于，我们覆盖整个大陆地区。第二类是不具备完善基础设施的发展中市场。这里土地面积广阔，且人口众多，目前我们聚焦的国家包括印尼、菲律宾和巴西。我们在这些国家覆盖了其他运营商尚未触及的地区。例如，在印尼，大家都在争夺雅加达的市场，但是我们会深入到雅加达以外的地区。这是我们的特色。我们建设补充性网络。

ice正在部署一种与众不同的商业模式，它不同于传统运营商的预付费和后付费模式。我们允许客户选择数据速率和数据量，并且提前支付服务费用。费用包含所有内容（包括语音、短信和数据）。

您在通信领域有多年的经验。您为ice集团带来了什么样的运营理念？

我认为有一些方面非常重要。有些人要比通信公司和运营商更擅长创新。因此，与这些公司合作非常重要，而无需重复建设普通运营商已经拥有的基础设施。我们认为，ice应当向着精益和聚焦的方向发展。我们聚焦于商业创新。为此，我们与中兴通讯这样的公司合作。

第二，所有电信运营商都认为应该从最终用户那里获取利润。我们的思路是，我们能从最终客户那里免费得到什么，以及我们以此如何从其他人那里赚到钱。这与普通电信运营商的思路大有不同。普通电信运营商考虑到ARPU时，通常想到的是他们自己的客户。当我们审视ARPU时，我们不仅考虑这部分，还会考虑我们是否能从其他地方盈利。

据我所知，全世界仍有30多亿人无法使用数据或移动通信网络。例如，仅在印尼就有6.7万所学校仍然没有网络连接。从物流的角度看，将书籍运输到这些学校都代价高昂。如果我们能覆盖到这些学校，将会降低物流成本，我们也能因此赚钱，而不是向学生收取费用。这对我们来说非常重要。想想脸书和谷歌这类公司，他们

一直在尝试使用无人机、气球和卫星，在目前仍然没有覆盖到的地区实现网络覆盖。可以想象，通过合作我们可以提供基础设施，并从中赚到钱。我们投入很大精力审视这类商业模式。

应用对ice集团的战略有多重要？

对我们来说至关重要。但这并不是说，我们要自己去创造应用。我们需要与优秀的应用设计者合作，分享我们的商业思维。在当今世界，我们必须学会合作，而不是重新发明车轮。

“我们不能沦为‘哑巴管道’，但是成为‘智能管道’将会是一项非常好的生意。”

您如何开发诸如IoT的新型增长市场？

说到IoT，我们首先需要的是连接。这也是为什么我们的网络要实现全区域覆盖。如果没有连接，人们将无法在瑞典使用自动驾驶汽车。为了实现IoT，不但需要室外覆盖，还需要室内覆盖，这样你的冰箱才能做点什么。这正是我们存在的意义。与其他电信公司相比，ice能够更经济地提供覆盖。我们雇佣很少的员工，并且有像中兴通讯这样可靠的合作伙伴来完成这项工作。ice负责这项业务的商业部分。

过去，人们认为电信运营商需要提供各种服务，包括音乐，即我们不能沦为“哑管道”。而我认为，我们不能沦为“哑巴管道”，但是成为“智能管道”将会是一项非常好的生意。看看卫星运营商，他们不提供音乐、机顶盒和电影服务，只拥有卫星，并且签署长达15~20年的合同。他们的EBITDA利润率大约为80%，利润可观。同样地，所有人都能使用我们的网络，我们是网络的所有者和运营者。我提到“运营者”，实际上我们把“运营”外包给中兴通讯这样的公司，因为他们能比我们更快、更好地做好这件事。而我们专注于设定商业战略。

贵公司聚焦哪些垂直行业？

这取决于所在的国家和发展阶段。例如，在瑞



典，我们向林业产业提供网络，实现高度的自动化。林业向瑞典贡献10%的GDP，所有的林业设备都运营在我们的网络上。我们不开发应用，仅提供网络。还有巴西的咖啡种植园，种植园主希望进入咖啡交易市场。甚至连挪威的石油业都需要通信服务。因此，我们希望在许多细分领域展开合作。比如军用和警用领域，我们姑且称之为蓝光服务（救护车）。他们需要高度的安全性，并且需要合作伙伴。我们并不直接提供这些技术，而是与能够提供这类技术的组织合作，例如，英国BAE系统公司。他们能够从我们这里获



取得（网络）容量，提供蓝光服务。我们希望与行业中受到信任的人们建立合作关系。比如自动驾驶汽车方面，最好是与沃尔沃合作，并向其提供网络，而不是考虑如何制造自动驾驶汽车。

“我希望我们能够成为单位数据（每兆字节）成本最低的制造商。”

您未来五年的规划是什么？

在五年内，我们希望我们的网络能覆盖全世界的十

亿人口。拿其中的10%来说，也就是一亿人口，我们希望每个月从这一亿人口中每人赚10美元。我们希望能有50%的利润率。我们并不是从这些用户中赚取10美元，而是从使用我们的网络为他们提供服务的人赚取10美元。

ice的优势是我们没有历史包袱。我们无需建立旧的传统业务，或传统电信系统。如果算上印尼、菲律宾和巴西，我们已经覆盖了五亿人口。我们需要做更多，以达到十亿。并且，我希望我们能够成为单位数据（每兆字节）成本最低的制造商。

我希望系统是完全自助的，这样顾客就能实现完全自助服务。从我们的角度来看，这点非常重要。我们希望成为最友好的公司。通信公司通常并不对用户友好而著称，因此，我们希望用户操作起来尽可能简单和透明。

在斯堪的纳维亚和其他新兴市场运营时，您如何驱动集团内部的协同效应？

此刻，我们还没进入创造协同效应的阶段。很明显，挪威、印尼、菲律宾和巴西的发展阶段不同。挪威和瑞典已经成为我们的测试实验室。我们刚入股了巴西移动运营商，并且我们在印尼和菲律宾的业务也正在向LTE过渡。最终所有业务将会有相同的生态圈。我们的想法是，需要有一个中心，来管理所有网络上的技术，并且需要有一个操作系统。当然，不同的国家使用不同的语言，但是必须统一管理。从这方面来说，我们与中兴通讯的合作非常重要，我们希望与合作伙伴携手实现全球范围的增长。

您如何评价中兴通讯这一合作伙伴？

我与中兴通讯的关系可以追溯到十多年以前，当时我还在KPN工作。中兴通讯是一家优秀的合作伙伴，他们从不违背他们的承诺。多年来，我们已经和中兴通讯建立了长期稳定的合作关系。我认为他们十分可靠、值得信赖，总是能够聚焦并帮助我们找到解决方案。我认为，我无法找到比中兴通讯更优秀的合作伙伴了。我还向很多我担任董事的其他公司推荐中兴通讯。

ZTE中兴



韩炳涛

中兴通讯AI平台首席架构师

人工智能平台 助力算法研发和应用部署

近

近年来人工智能技术取得了突破性进展，以深度学习为代表的一系列新算法在计算机视觉、语音识别与合成、自然语言处理等领域取得了重大进步，达到了可应用水平。然而，在一个生产系统中应用人工智能技术并非易事，从算法的研发到应用的部署，需要解决大量的技术问题。中兴通讯研发了人工智能平台uSmartInsight，通过提供人工智能核心算法、共享数据和计算资源、标准化应用运行环境等手段，降低研发和部署人工智能系统的难度，提升研发效率，降低应用的运行成本，推动人工智能技术在各业务领域的快速落地。

人工智能的开发和应用过程

人工智能过程分为数据准备、模型开发和模型应用三个阶段（见图1）。

- 数据准备：根据选定的任务，收集并处理与这个任务相关的数据。
- 模型开发：包括选择训练样本、特征挖掘和选择、使用算法对模型进行训练、使用测试数据对模型的表现进行评估，经过不断优化，最终得到一个满足需求的模型。
- 模型应用：根据生产系统环境的不同，模型可以部署到云端、一体机或终端设备上。由于运行环境和硬件不同，需要对模型进行特定的性能优化，从而降低系统的延迟，减少对资源的需求，降低系统的运行成本。在模型的开发过程中，高质量的训练数据极其重要。

收集、清洗、标注、预处理数据会花费很大的时间和精力，这部分工作由大数据平台完成。

模型创建

针对一个具体任务，有两种建模的途径：

- 基于模板创建模型：基于一个能够完成类似任务的模型，在其基础上进行一些改动，并重新训练这个改动之后的模型；
- 创建新模型：从无到有创建一个全新的模型。

基于模板创建模型

uSmartInsight提供了大量的模型模板，每个模板适合执行一个特定任务，如图片分类、图片中的物体识别和物体分割等。用户可以选择一个与需求最接近的模板创建模型，然后利用可视化编辑界面，以鼠标拖拽等方式对模型进行必要的修改，快速地建立新的模型。这种图形化的工具不需要用户编程，屏蔽了算法的复杂性，降低了门槛，适合大多数初中级用户使用。

创建新模型

很多情况下，用户的需求具有很强的定制性，在模板库中并不能找到一个合适的模板，这就需要从头开始建立全新模型。

与基于模板创建模型的方法不同，全新建立模型需要对模型进行大量的修改、调试工作。这种情况下，无法采用可

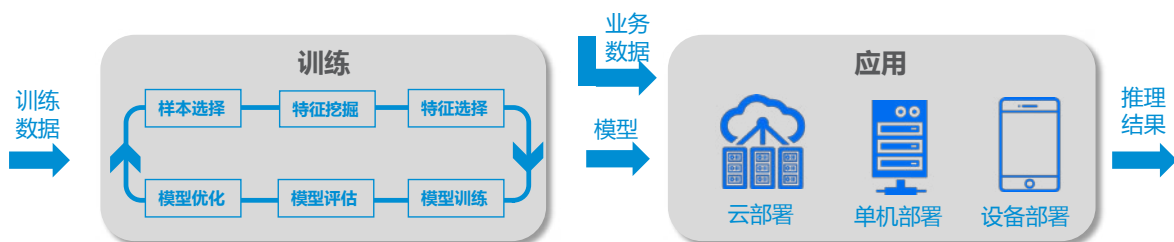


图1 人工智能模型的开发和应用过程

可视化建模工具进行模型创建，比如要从头开始创建一个有数百层深度的学习模型，是不可能用鼠标拖拽方式去完成的。针对这种情况，平台提供了直接编程的方式来建立模型，用户可能通过编写代码来完成模型的创建，这样效率就得到了很大的提高。用户在完成编程和调试之后，平台可以自动将程序转换为可视化模型，并且可以保存为新的模板，以供后续使用。

当用户进行模型的编程时，需要一个集成开发环境，以便更加方便地进行代码编写、调试。为此，uSmartInsight提供了GPU容器服务以及多种开发环境的镜像，以支持不同用户的需求，如TensorFlow、Caffe、Torch、MXNet等不同编程框架。用户还可以上传自定义的镜像，以满足定制化的特殊要求。

模型训练

当完成建模之后，需要使用训练数据对模型进行训练。对于深度学习模型来说，这是个非常耗时的工作，往往会持续数日甚至数周。利用多个节点进行分布式并行训练是一个非常有效的训练加速手段。为此，uSmartInsight提供自动分布式训练算法，用户只需要指定期望的计算节点数量，平台会根据计算图特征、系统计算资源拓扑特征、计算硬件特征等，找到最优的分布式计算方案，并自动完成对模型的改写。对多个主流模型的训练测试表明，uSmartInsight的自动分布式算法可以在多机多卡训练时达到92%以上的并行加速比，执行效率甚至好于手工编写的代码。

即使有了强大的分布式并行训练算法，训练仍然是一个非常耗时的工作。为了进一步提升模型的训练效率，uSmartInsight还提供了另外一种加速手段：迁移学习，利用迁移学习方法，可以在基于一个在其他任务上预先训练好的模型，经过少量的调优训练，使其可以应用于当前的任务。

深度学习训练是非线性优化过程，训练过程中会遇到各种意外情况。为了解决这个问题，uSmartInsight提供了版本化训练的功能，用户可以回退到之前任意一个迭代，调整适当的训练参数后重新进行训练。这样就可以避免训练过程崩溃所造成的时间上的浪费，也可以通过反复回退训练挖掘出更好的训练参数，使模型更加有效。除此之外，uSmartInsight还提供了训练参数自动搜索功能，利用平台自身庞大的计算力，自动帮助用户搜索更好的训练参数，从而进一步提高效率。

模型部署

当用户完成模型的训练并通过评估测试后，就可以开始模型的部署和应用。首先需要考虑的是模型的运行环境，例如模型部署在云侧还是端侧。uSmartInsight提供了云侧服务管理功能，用户可以一键式将训练好的模型发布为在线服务，并且允许应用程序通过REST接口来访问AI服务。此外，uSmartInsight还会保证服务的可用性、负载均衡、故障隔离和弹性伸缩。

如果将模型部署于端侧，则需要另一种流程。uSmartInsight提供了模型运行时环境，以及对应的模型编译器。用户可以通过模型编译器，将训练好的模型编译为可以在终端上运行的二进制文件，从而实现模型在端上的运行。uSmartInsight在模型编译器中提供了优化功能，包括对模型进行压缩、剪枝，以及面向特定加速硬件的优化。经过优化后的模型，执行效率会取得数倍的提升。

通过上述工作，uSmartInsight使得人工智能技术的研发和应用难度大大降低了，能够支撑各个领域的AI技术应用。未来，uSmartInsight还将进一步优化，提供针对特定行业的具体场景的解决方案，成为一个行业AI应用赋能平台。

ZTE中兴

人工智能带来通信行业变革



张嗣宏
中兴通讯
AI方案总工

随

随着计算力的进步、算法的演进，以及移动互联网发展带来的海量数据积累，AI（人工智能）技术在历经六十载沉浮之后焕发出新的活力，并逐渐走出实验室，在行业上得到越来越多的应用。当前，AI在图像、语音、文本处理等领域的应用日趋成熟，对生产效率和商业价值的提升能力正被越来越多的行业所重视，语音识别、计算机视觉、自然语言处理等AI基础技术也越来越多地被相关领域产品所集成。同时，在信息通信、工业制造、安防、金融、自动驾驶、医疗健康等众多领域的垂直行业应用方向上，AI也正在带来生态和商业模式的全新变革。

在电信领域，随着ICT产业链和架构融合的逐步深入、网络云化重构转型的加快以及更多新制式和技术的演进，电信运营商在网络运营方面将面临更大的压力和挑战，尤其是在如何有效降低运营成本、提升网络运维效率及便捷性、提升业务和资源编排精准性等方面，以人工方式为主的模式已不足以支撑未来网络对高效运营的需求，电信运营商面临着越来越大的压力。使用AI来重构通信网络，通过网络智能化来提升运维效率，保证用户体验，完成智能化的升级和转型，成为运营商的必然选择。

网络智能化演进目标

智能化网络是未来网络的发展趋势。在演进到5G网络

的过程中，网络的复杂程度会越来越高，如果还维持目前的运维方式，OPEX将居高不下，网络运维必须走向自动化和智能化。通过引入AI，对网络数据、业务数据、用户数据等多维数据感知，并基于大数据、大算力和大算法三大基础能力，实现高度自治网络，网络运营的模式也将由当前以人驱动为主的人治模式，逐步向网络自我驱动为主的自治模式转变。同时，人工智能技术在电信领域的应用是一个长期的系统性工程，需要结合网络现状、云化转型进度、5G及IoT等新技术引入进程，以及运营商网络演进策略等，分阶段逐步推进。未来网络智能化演进的目标可以朝着四个方向努力：网络自治、预见未来、随需而动、智慧运营（见图1）。



图1 网络智能化演进目标

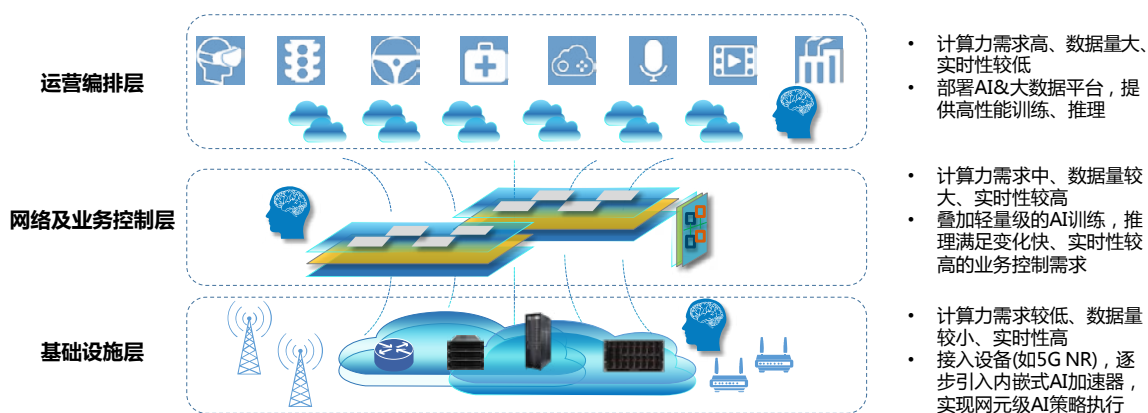


图2 人工智能对未来网络架构各层级的影响

● 网络自治

通过引入人工智能，通信网络可以从当前的人治模式向自治模式演进，基于AI的智能网络，将实现最小化的人工干预，基于全方位信息感知、分析、决策，实现完全自动化的闭环自治。比如通过覆盖自优化、参数自配置、根因定位及故障自愈等功能的实现，运营商可以提升运维效率，减少运维人力，极大地降低网络运营运维所需的成本。

● 预见未来

通过历史数据分析、实时状态检测等综合分析手段，基于AI的智能网络可以对网络状态、业务状态、用户状态等具备前瞻性的分析和预测能力，使网络可以随时以最佳的状态匹配未来的发展需求，比如容量预测、故障预测、负荷趋势预测等，从而帮助运营商保障业务质量，提升用户体验，实现前瞻式运营运维。

● 按需而动

基于AI的智能网络，能实时洞察用户意图，快速进行业务部署；能对多维度的需求，生成动态策略，并进行相应的资源调度和保障，随时为需求提供最佳网络匹配，实现智能网络切片、智能Massive MIMO波束赋形、智能移动负载均衡等功能，帮助运营商提升投资回报率，最优化网络资源利用率，打造精品网络。

● 智慧运营

运营商可以通过引入AI实现全方位网络智能化，在电

信网络和业务运营的各个层面和阶段，实现智能泛在化，全方位提升运营价值，比如通过业务全生命周期智能管理、自驱式运营等，实现全方位运营智能化。

网络智能化重构网络架构

未来可以在网络的不同层面引入AI实现网络的重构。如图2所示，网络的几大层面，基础设施层、网络及业务控制层和运营编排层，都可以根据业务发展的需要，逐步引入人工智能。

总体而言，对不同层级，越上层，越集中化，跨领域分析能力越强，通常对计算能力要求也越高，需要的数据量也越丰富，更适合对全局性的策略集中进行训练及推理；越下层、越接近端侧的，专项分析能力越强，实时性更好，一般适合引入AI的推理能力，或具备准实时的轻量级AI训练能力。具体到每一层，可以实现的AI功能和需要的资源不尽相同，需要根据每一层的特点引入合适的AI能力。

基础设施层，比如5G NR之类的接入设备，可以逐步引入内嵌式AI加速器，实现网元级AI策略执行。本层主要实现的是AI推理能力，对计算力需求比较低，需要处理的数据量也较小。另外这一层级的AI能力更靠近数据，减少了数据访问和处理的时间，从而可以提供实时性的AI处理能力。

网络及业务控制层汇集了多维度的融合智能管控，实现对传统网络和SDN/NFV云化网络的统一管控，主要包含传统的EMS、虚拟化的EMS及VNFM、SDN控制器等。对于该层面的人工智能使能策略，可以叠加轻量级的AI训练和推理，满足变化快、实时性较高的业务控制需求。相对于基础设施层而言，本层的AI能力计算力需求中、数据量较大、实时性较高。

运营编排层主要功能包括业务和资源的设计、调度及管理，如全局业务编排（编排、激活、生命周期管理等）、全局资源编排（NFV资源编排、SDN资源编排等），以及运营支撑相关的组件，同时也包括专用的数据集中管理平台，如大数据系统。对于该层面的人工智能使能策略，可以部署AI&大数据平台，提供高性能训练、推理能力。相对于基础设施层和网络及业务控制层，本层的计算力需求最高，可以访问的数据量最大，但实时性也相对较低。

网络智能化演进路线

通信网络的智能化演进不可能一蹴而就，需要根据算法的成熟度、数据的丰富程度、场景的难易程度等方面综合考虑，由点及面，逐步探索，最终实现全方位、全生命周期的智能化运营运维。对运营商而言，可以通过三阶段的演进路线来完成网络的智能化升级。

- 智能化1.0阶段，当前阶段，运营商可以在部分功能中引入人工智能进行能力的增强，实现人力的解放和成本的降低，比如告警根因分析、移动负载均衡和5G切换等场景。预计在2018年底左右，AI在网络中的综合利用率可以达到10%。
- 智能化2.0阶段，预计在2020年左右，随着5G和IoT的规模部署，AI在网络中的综合利用率可以达到30%。通过AI在网络中的广泛应用，运营商除了可以实现成本进一步优化，可以在网络性能提升、资源利用率提升、投资回报率提升等方面，利用AI打造高价值网络。
- 网络智能化3.0阶段，这个是网络智能化的终极目标，AI在网络中的综合利用率为80%~100%。在网络智能化1.0、2.0的基础上，通过AI在网络中的全面应用，运营商可实现全方位智能化的网络运维和运营，实现真正意义上的网络自治。

5G网络智能化典型应用场景

● 智能网络切片

未来5G需要支持的业务场景多样化，为了能够最大程度地满足业务需要和最大化提升资源利用率，对基于切片的云化网络管理显得极为关键。通过引入敏捷、自动化、自优、自治和自愈等多种智能化管理方式，对切片相关的数据进行全景化的分析，这些数据包括：切片用户数据、切片服务签约数据、切片业务数据、切片QoS数据等，并且实时对用户体验相关的数据进行分析，从而对切片内部资源进行自动调整，满足SLA（service-level agreement）问题，解决切片间的资源竞争，提升用户体验。

● Massive MIMO波束赋形

5G的大规模天线技术，可以有效提升网络覆盖、降低干扰、增强系统性能，其在Pre-5G LTE系统中已经得到了很好的验证。波束赋形技术可以用来进行频谱的选择，减少网络在高负荷区域的性能瓶颈。基于用户分布和小区间干扰等信息对AI模型进行训练，可以帮助MIMO系统自适应的调整天线权值，从而提高频谱的利用率和增加用户数。

● 智能移动负载均衡

由于网络应用和服务的快速增长，资源需求也随之快速增长，在5G时代，网络向着更加复杂多样的异构化方向发展，不同小区之间资源使用不均衡的状况会越发明显，移动性负载均衡技术在提高无线资源利用效率、保障用户移动性体验方面的作用日益凸显。5G基于AI技术预测的MLB，可以利用射频指纹库，协同负荷预测算法，通过提前预测，使得负荷均衡策略启动更及时，通过持续预测，有效防止突发性高负荷死灰复燃，通过精选切换用户和目标小区，使得负荷快速降低并达到均衡状态。

网络的智能化演进已经成为各方共识，国内外主流运营商都已经把人工智能作为重点战略之一，积极引入AI能力探索网络智能化的模式；ETSI、ITU-T等标准开源组织也在积极探索AI在通信领域的架构和应用。网络智能化当前仍处于起步阶段，未来5—10年将是运营商网络智能化转型的关键时期。运营商可以根据技术的成熟度，应用场景的迫切程度等分阶段推进网络智能化，从当前的工具和静态专家经验辅助演进到AI的自主学习和决策，从单个网元的智能逐步扩展到全网智能，真正实现网络智能化变革。 ZTE中兴

NLP技术加速电信服务智能化



杜新凯
中兴通讯
自然语言处理总工



人工智能技术的持续发展和进步，给电信行业带来了深远的影响。以客户服务中心为例，规模庞大的人工座席团队通过电话、电子邮件、网站、即时通讯（如微信）等各种渠道为客户提供服务。统计表明，目前人力成本已经占据了电信客户服务中心总成本的80%以上，成为客户服务中心的无法承受的重担，采用人工智能技术取代人工已经成为一个必然趋势。客户服务过程中语言交互是核心，使得人工智能中的NLP（Natural Language Processing）技术成为实现电信客服智能化、自动化的关键。

NLP技术的发展趋势

NLP研究的是如何让计算机能够像人类一样理解自然语言。人工智能领域著名的图灵测试本质上就是检验计算机是否具备自然语言理解的能力。微软创始人比尔盖茨曾经说过，“自然语言处理是人工智能皇冠上的明珠”；微软全球执行副总裁沈向洋博士在2017年中国计算机大会上更是直言“懂语言者得天下”，强调人工智能今后的突破在自然语言理解。

近年来，NLP技术呈现出以下四点技术发展趋势：

- 语义表示从符号表示到分布表示：基于分布式低维稠密向量的方式对词语、句子、段落和篇章进行表示，替代简单的文本符号表示，成为主流的方向。
- 学习模式从浅层学习到深度学习：传统的方法通过分词、词性标注、命名实体识别、语法分析、句法分析等若干道工序对文本进行处理，每道工序的偏差都会逐级放大。发展趋势是基于端到端的深度学习的方法，针对特定任务训练深度神经网络的模型，直接预测生成最终结果。
- 语言知识从人工构建到自动构建：以知识图谱为例，在知识图谱构建过程中目前仍然需要较多的人工参与，费时费力，而且效果也不好。知识图谱的半自动化构建和全自动化构建已经成为科研和工业的重点发力方向。
- 文本的理解与推理，从浅层分析向深度理解迈进：随着高质量的通用知识图谱和行业知识图谱的建设，使得机器对于上下文和背景知识的理解成为可能，进而实现对文本的深度理解。

基于NLP的电信智能化客服场景

伴随NLP技术的不断演进，围绕电信领域客户服务中心（又称联络中心、呼叫中心），可以产生一系列的智能

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，具体来讲，包括智能客服、智能IVR导航、智能知识库和智能外呼四个典型场景。

智能客服

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，再加上劳动力人口持续减少，使得采用自动化、智能化技术取代人工成为必然趋势。根据咨询公司Gartner的预测，2020年，智能机器人座席能满足40%的客服市场需求，届时仅中国就将达到1000万的智能机器人座席。

由机器人虚拟座席、人工座席和工单可以形成三位一体的交互模式，如图1所示。终端用户的信息，无论是来自PC端还是移动端，无论是微信还是专用APP，无论是电话还是网络渠道，统一由智能机器人座席进行预先处理；机器人无法解决的问题转到一线座席解决；一线座席无法解决的问题再通过工单流转的方式由二线座席或者专业人员来解决。

智能机器人座席的核心技术就是自然语言处理，包

括：对用户表述相同意思的各种不同说法的语义识别，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、省略回复进而实现多轮对话等。

理想情况下，机器人应该能解决80%以上的用户问题，也就是可以帮助电信呼叫中心减少80%的人工成本。

智能IVR导航

IVR导航（Interactive Voice Response），即交互式语音应答系统，它被应用于呼叫中心，以提高呼叫服务的质量、减轻座席人员的工作强度并节省费用，是呼叫中心实现人机交互的重要门户，在传统的IVR系统中，用户与系统交互的方式是通过电话的键盘。通常，用户在进入IVR系统后，会听到相关的语音提示选单，根据自己的需要按下键盘上相关的按键。系统通过DTMF信号传送用户的按键，同时也将用户的请求传送给系统，从而触发相关的语音信息。然而，电信行业服务种类繁多，传统的电话仅能通过DTMF信号，传送有限的几个数字及符号按键。这使得用户与系统的交互界面受到很大的限制，同时也使得IVR系统的信息查询范围变得狭窄，用户在实际使用时会感到反应

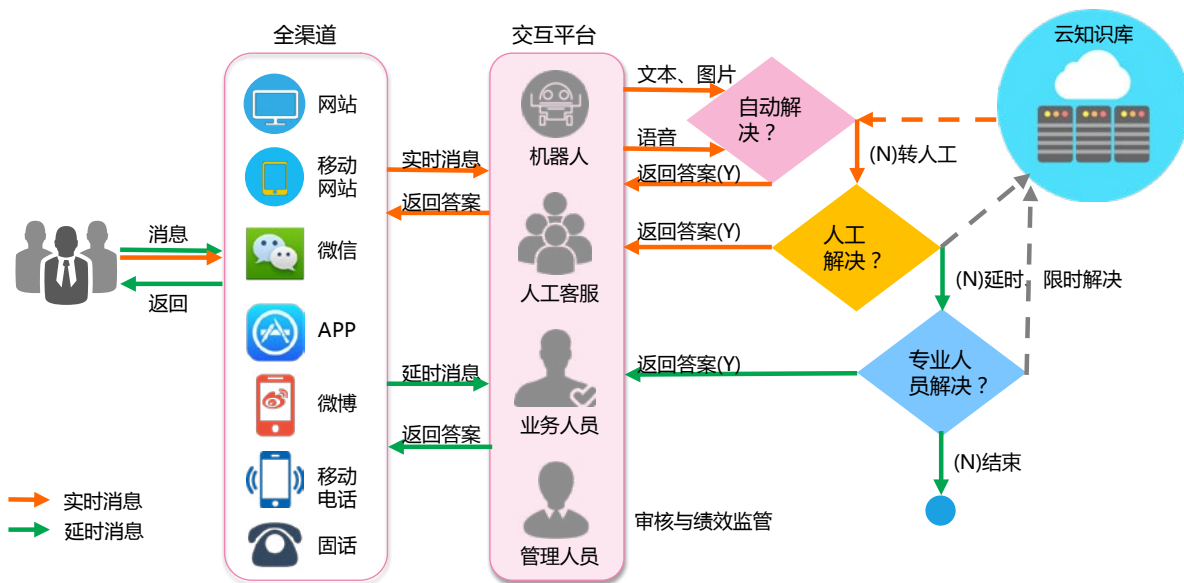


图1 智能客服系统三位一体交互模式



速度慢，要通过复杂的按键过程才能接触达到解决问题的环节，用户体验很差。

智能IVR导航解决方案，结合语音识别技术和自然语言理解技术，颠覆呼叫中心行业的传统模式，不再需要繁杂的数字菜单，只要用户通过语音，使用最自然的语音来表达需求，后端的智能机器人在识别语音的同时深度理解语义，并即时做出反馈。

智能知识库

知识库是企业数据、经验等知识的管理系统，电信业务的复杂性使得电信行业的知识库普遍面临以下两个难题：

- 对知识库使用者来讲，从海量的知识中搜索自己想要的内容，面临搜得慢、搜不到或者搜不准等困难。
- 对维护者来讲，面临知识的构建和维护过程繁琐，要为内部知识库、座席知识库、机器人知识库等多个渠道同时维护等困难。

智能知识库解决方案基于NLP技术，实现知识库的敏捷构建和知识全生命周期的智能维护。方案从非结构化的文本中自动抽取可能的知识，将知识进行简单、扁平化的表示，批量导入知识库，自动进行查重和相似知识点的推荐。针对每个知识点，通过复述的方式自动生成可能的相似问法，同时根据知识的特点，有选择地构建知识图谱，满足知识复杂计算和推理的需要。通过将智能知识库与联络中心的相关功能集成，还可以实现座席人员的实时智能辅助。

智能外呼

当前电信行业存在大量的电话外呼业务，比如座席人员通过电话主动呼叫目标客户进行套餐、流量等增值服务的销售，以及座席人员通过电话主动呼叫目标客户进行服务满意度回访等。这些电话外呼业务具备以下特点：

- 需要大量人工座席，成本高；
- 话术固定，并且比较简单。

这些特点使得利用机器人进行智能外呼成为可能。

智能外呼解决方案基于语音识别、自然语言处理和语音合成技术，由智能机器人对目标客户发起主动呼叫，电话接通后，智能机器人根据被叫客户的特点，选择相应的话术进行销售或者回访，对用户的回答进行实时的意图识别、语义分析和情感分析，并相应的进行话术调整，交互的过程还可以根据用户画像的数据使用不同的声音，让交互的过程更加亲切、自然，提升客户的用户体验和满意度。

当前电信客服是人力密集、频次高、数据积累多的场景，采用自然语言处理技术提升服务的智能化、自动化水平成为必然趋势。通过将NLP技术与实际的应用场景结合，在算法上一方面将传统的机器学习方法和深度学习方法进行有效融合，另一方面持续构建基于源源不断产生的数据进行自学习的能力，可以加速电信客服的智能化，从而帮助电信运营商降低服务成本，提升服务效率，提升客户满意度。 **ZTE中兴**

全网路径优化技术创新



张天祥
中兴通讯
控制器专家



陆钱春
中兴通讯
控制器专家



李锋
中兴通讯
控制器专家

现

阶段控制器业务部署模式中，将业务直接部署到控制器计算出的某一条或者几条最优路径上，往往会导致网络负载极度不均，部分节点或链路出现资源告急，严重时出现拥塞，甚至导致整个网络瘫痪。在5G万物互联时代，如果不采取有效措施，井喷式的流量增长将会加剧网络负载不均。因此，进行网络流量分析及实时优化具有重要的战略意义，进行全网路径优化势在必行。

SDN技术为全网路径优化提供了契机

传统的分布式网络无法实现全网优化，而SDN控制器作为集中路径计算单元，拥有网络全局资源信息，包括全网拓扑、链路带宽、流量等，其可以调整全网范围内的业务传输路径，为实现全网优化提供了一个契机。

业务路径规划是SDN控制器的一个重要功能模块，所有业务的部署都依赖于路径的计算。现阶段，路径计算领域的研究较为成熟，基本满足了各种网络业务请求下的路径计算要求，当有新业务请求时，能够迅速计算

得到一条或多条合适的路径。

在已有算路算法的支持下，我们需要解决流量调优问题，其目的是通过自动检测网络的流量变化，并针对全局进行业务的路径计算和路径优化，以建立一个更高效的网络管道布局，目标是在优先满足高优先级的业务需求传输条件下，使网络带宽资源使用尽量达到最优，且网络处于负载均衡状态，此时整个网络具有较优的接纳能力，以便于响应下一批新增业务请求。

在SDN控制器中引入全网优化技术，可以充分发挥控制器全网资源获取的优势，第一时间触发全网优化，自动调整业务部署方式，改善网络运行状态，给用户带来更好的网络业务服务。

全网路径优化需求

在SDN控制器控制的网络环境中，带宽资源仍然是非常紧俏的资源，要减少网络中子网之间的网络拥塞，保持健康的网络状态是SDN控制器要重点实现的功能之一。在SDN网络中仍然会出现网络流量负载不均衡问题，即网络中部分线路带宽利用率过高，而其余网络资



源利用率过低进而引起部分子网络拥塞，导致无法添加新的业务需求。

为了解决上述问题，中兴通讯提出了智能全网路径优化方案，主要包括全网流量均衡技术、拥塞控制与预防技术、资源碎片利用技术、大规模并发与恢复技术。

流量负载均衡

为了合理规划新增网络的路径布局，解决网络负载不均，对可能出现的拥塞提前控制和预防，在做网络路径布局时就将网络流量负载均衡作为一项衡量指标，对路径进行全局分配优化，使得整网负载处于合理范围内。负载均衡能够在保证业务正常运行的前提下，使网络质量处于优良状态；同时也可以节约成本，尽可能实现资源的最大化利用。

拥塞控制与预防

针对存量网络，有两种优化方式：

- 对于运行良好的网络，则保持已有业务运行，对新增业务本着负载均衡原则进行优化部署；
- 对于已经出现局部拥塞的网络，则进行业务路径调整，同时促进网络均衡，并且对网络的调整需要基于业务调整数量最少的前提。

资源碎片利用

针对存量网络，在保持当前网络部署状态下，当出现流量过大而导致无法实施部署的情况下，可以通过资源负荷分担的方式，利用剩余碎片资源承载更多业务，实现资源最大化利用。

并发与恢复

当网络局部发生故障，例如断链时，那么该段链路承载的所有业务都将中断，此时备用路径将失去备份，与此同时，需要对该链路上所有受影响业务重新计算，选择若干条主路径作为备选路径集，防止网络再次发生异常。在重新算路时，要从时效性和网络负

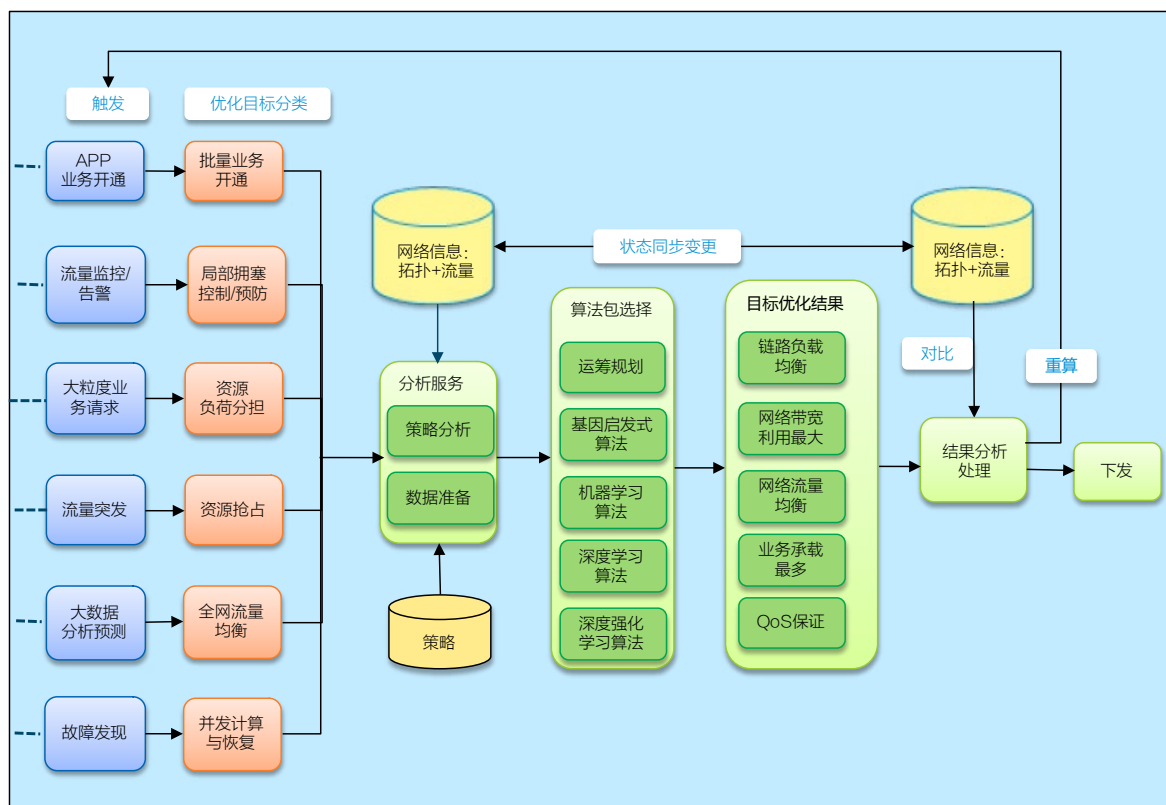


图1 全网路径优化方案

载均衡两方面综合考虑。得到新备用路径集后，受影响业务也可以进行路径切换。

中兴通讯全网路径优化方案概述

中兴通讯提出的全网路径优化方案以改进的自适应遗传算法为核心，与运筹规划理论相结合，为SDN控制器实现全网资源、流量优化提供强有力的支撑。该方案可有效解决大规模网络场景下的约束问题，实现网络的全局优化，且该方案算法模块灵活多变，可实现对影响业务传输性能以及网络性能参数的同时多目标约束，如跳数、延时、链路利用率等。该方案流程表示如图1所示。

首先由不同触发条件触发全网路径优化。触发条件包含批量业务开通、流量告警监控、大粒度业务请

求、流量突发、大数据分析预测结果、故障发现。由这些触发条件触发不同的全网优化目标，包含批量业务开通优化、局部拥塞控制解决优化、资源负荷分担优化、资源抢占、全网流量均衡、链路故障后并发路由计算与恢复。

当智能流量控制引擎接收到路径优化请求后，会进入分析服务模块，对优化策略进一步解析。同时，根据解析结果适配不同的算法或者算法组合，最终获取目标优化结果。得到优化结果之后，再进一步对路径优化结果进行分析处理，判断当前网络状态是否发生改变，如果已经发生改变，那么按策略进一步处理或重算。

中兴通讯全网路径优化核心算法选择

全网路径优化采用的核心算法是运筹规划与自适应

表1 全网路径优化-负载均衡策略结果

原始网络下的最高 链路利用率	运行收敛时间 （ 小于 ）	优化后最大 链路利用率	调整业务个数
56.32%	10s	41.11%	374
77.66%	10s	53.59%	592
72.49%	10s	43.20%	444
78.65%	10s	44.91%	463
75.63%	10s	48.14%	504
77.43%	10s	44.39%	462
62.41%	10s	42.57%	340
76.18%	10s	44.76%	421
91.76%	10s	49.61%	440
72.66%	10s	45.14%	484
原始网络下的最高 链路利用率	运行收敛时间 （ 小于 ）	优化后最大 链路利用率	调整业务个数
56.32%	10s	44.70%	123
77.66%	10s	52.07%	245
72.49%	10s	46.09%	219
78.65%	10s	47.92%	187
75.63%	10s	49.30%	273
77.43%	10s	45.43%	231
62.41%	10s	44.41%	110
76.18%	10s	45.80%	227
91.76%	10s	55.05%	187
72.66%	10s	48.42%	214

遗传算法组合。遗传算法是一类借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的随机搜索算法，能够在复杂空间中进行全局优化搜索，并且具有较强的鲁棒性。在处理传统搜索方法难于解决的复杂和非线性问题上，它可以广泛应用于多目标优化、组合优化、机器学习、自适应控制、规划设计和人工生命等领域。

中兴通讯全网路径优化结果展示

表1是全网路径优化部分场景下执行负载均衡优化的结果展示。该优化的具体拓扑环境是：500节点、网格状双向链路。主要是在以下两种策略下的优化：

- 策略一：全网带宽利用率均衡；
- 策略二：全网带宽利用率&隧道调整数量均衡。

从表1可以看出在该策略下，优化收敛速度为秒级。同时，能够降低存量网络现有带宽利用率。对于策略二，当执行带宽利用率&隧道调整数量均衡策略时，虽然带宽利用率调整没有策略一对于带宽利用率调整下降的多，但是对应的业务调整数量降低了很多。

在通信领域，5G时代井喷式的流量增长给传统网络带来了巨大的挑战，面对此挑战，SDN技术提供了行之有效的解决手段。SDN控制器拥有着得天独厚的可全网布局优势，有理由相信经过中兴通讯以及业界的共同努力，SDN控制器在实现全网资源优化的道路上将更上一个台阶，为即将到来的5G时代做好准备。



多标签分类路径计算技术



王超
中兴通讯
控制器专家



陆钱春
中兴通讯
控制器专家



李锋
中兴通讯
控制器专家

5

G技术作为下一代网络的技术标准，主要用于满足高速发展的移动互联网和物联网业务的需求，它需要具备低成本、低能耗、安全可靠等特点，网络传输速率和网络服务质量相比4G技术要提高10到100倍。传统的路径计算技术无法提供这种全新的用户体验和优质的服务，一系列的重大变革和技术创新应运而生，中兴通讯适时推出多标签分类路径计算技术。

多标签路径计算系统架构

中兴通讯多标签分类路径计算技术的系统架构如图1所示。

业务特征集合划分

在大规模网络环境下，可以将网络划分为多个子网，每个子网中，将输入的业务特征集合划分为训练样本特征集合和测试样本特征集合。训练样本的业务特征采用传统的路径计算方法得到业务路径作为分类的类标签，采用有监督的分类方式对训练样本集合业务特征进行多标签分类的模型训练。测试阶段，对测试样本进行分类测试，分类的结果就是为每组业务特征分配到的业务路径。

数据预处理

数据预处理是指对业务特征数据的解析、清洗、规

约等操作。数据的解析包括输入特征数据的格式解析和转换，保证数据能够被系统有效识别；数据的清洗主要是去除数据集中的噪声数据，防止对系统和算法的干扰，保证业务特征数据的有效性；数据的规约是在特定条件下，对数据进行有效的精简，降低系统负荷。

特征提取

业务特征集合中包含了很多的特征项，特征提取是从特征项中提取出有效的鉴别特征，从而能够将不同的业务种类识别出来，业务特征的鉴别能力强弱决定了业务特征项的优先级。

特征聚类

在有效的业务鉴别特征项中，业务的特征值是一组离散的数值集合。使用特征聚类算法对离散的数值集合进行聚类分析，进而得到离散数值集合的聚类中心点。寻找到聚类中心点的意义在于，分布在聚类中心点的近邻样本点可以由聚类中心点来表示，这样可以将同类业务聚合，异类业务分开，提高业务特征的分类识别率。

构造决策树分类器

经过特征提取和特征聚类后，业务的特征集合可以用来构造随机森林。随机森林是一组决策树分类器的集合，它会选取分类效果最好的一组业务特征作为树的根节点，根节点外的其他业务特征集合作为树的子节点和叶子节点。

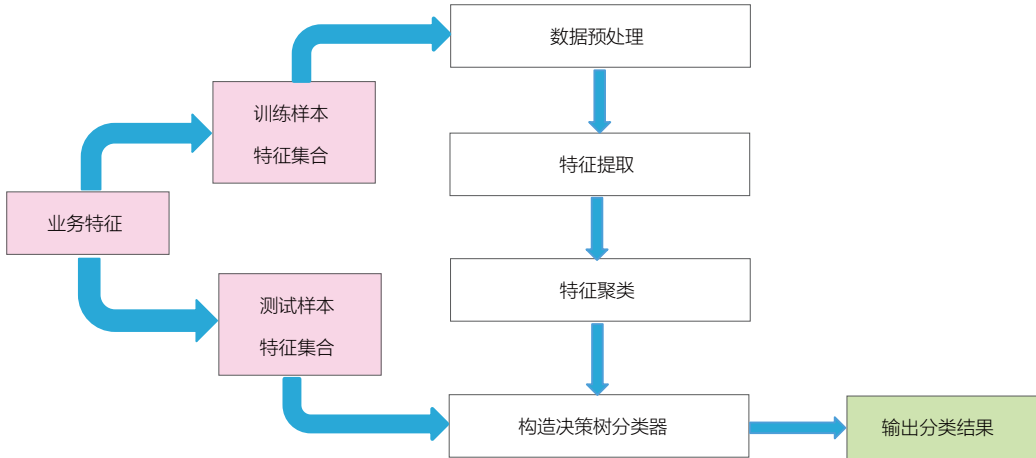


图1 多标签分类路径计算架构图

点，子节点的分裂值就是特征集中的每个特征值，这样就形成了一棵决策树。

输出分类结果

使用测试样本对决策树分类器进行分类测试，可以直接得到分类结果，分类结果就是当前业务特征所对应的业务路径。

中兴通讯多标签分类路径计算技术的优势

改进的路径计算方法与机器学习算法结合

传统的路径计算方法如启发式算法在网络路径计算方法取得了很好的效果，但是在网络规模扩大到一定程度后，就会遭遇收敛慢、无法得到最优解，甚至无法得到解等一系列问题。在这种情况下，需要对传统的路径计算方法进行改进。

中兴通讯多标签分类路径计算技术将改进的路径计算方法与机器学习算法结合，有效解决了大规模网络环境下的路径计算问题，充分发挥了路径计算方法与机器学习算法各自的优势。

采用成熟流行的分布式、并行化技术和平台，提升计算能力

5G网络下，业务种类的多样化，传输速率的高速化，对网络的承载能力提出了更高的要求 and 标准。在这种背景

下，网络中业务路径的计算量和传输的数据量都呈现指数级的增长。为了应对数据量和计算量的激增，各大公司相继推出Hadoop、Spark等主流的大数据处理技术和系统平台，为大数据分析、机器学习算法提供了很好的支持，实现分布式计算、并行化计算。此外，GPU的并行计算能力也有着非常优越的表现，这些技术都为多标签分类路径计算技术提供了卓越的技术支持和提升了算法本身的计算能力。

有效解决传统路径计算算法的性能瓶颈

传统路径计算算法在网络达到一定规模后，会因为算法本身以及机器性能等制约因素，出现严重的性能瓶颈。中兴通讯多标签分类路径计算技术通过机器学习算法而无需进行网络规模的全量计算，从而有效解决了传统路径计算算法在性能方面的瓶颈，由此，可以更快速精确地计算大网络规模的路径。

中兴通讯多标签分类路径计算技术相比于传统的网络路径计算技术，能够在大规模或超大网络规模环境下，快速精确地计算网络路径，为运营商开通、部署、调整业务提供指导和规划建议，对已有业务进行优化，实现负载均衡，网络的优化调整。同时，也将不断完善、创新、快速响应变化，全方位满足运营商客户的需求，打造一个全新的智能化的5G未来网络和AI+时代。 ZTE中兴

基于流量预测的实时流量调优架构及应用



唐春
中兴通讯
承载网架构师

随

随着网络流量的激增，以及NFV/SDN/5G等新技术的发展，网络规模迅速扩张，网络拓扑结构和业务类型异常复杂，对网络带宽的规划维护提出了更高的要求。传统带宽配置主要依赖人工经验，难以满足要求，主要存在以下问题：

- 配置方式繁琐易出错，运营维护工作量大。现有方式采用固定的配置，难以满足灵活的带宽要求；为了保障重要服务，网络管理员需要人工进行流量调度，难以实现实时流量优化；人工方式运维成本高，对管理员经验要求高，还存在操作失当而导致网络流量阻塞的风险。
- 灵活性差，无法根据流量本身的时间特征、空间特征、业务特征实时调整。为了保障业务质量，运营商往往按经验峰值加上冗余进行配置，在业务低谷时，造成带宽资源的浪费，而在演唱会等热点事件发生时，又可能因为资源不足而导致网络阻塞。
- 缺乏流量预测手段。现有系统无法预先感知流量的发展趋势，无法对可能造成的阻塞情况进行预警，往往在故障发生后才应急响应，造成扩容的被动。

因此，网络运营商正在寻求更加高效和灵活的方法，以实现带宽资源自动化分析与优化。本文提出一种基于流

量预测的实时流量调优方法，可以满足运营商的需求。

系统架构

整个系统包括采集、存储、分析、策略生成几个部分，形成一个闭环，同时，系统支持适配各种第三方设备和接口（见图1）。

- 数据采集：通过探针、网管采集被管网元的流量和质量KPI，同时，系统支持接收第三方的数据；
- 分析平台：分析平台是本系统的核心模块，包括数据存储平台、AI算法库、建模数据和流量建模应用。

大数据存储分析平台：用于弹性存储和分析由数据源采集到的数据。系统使用HDFS存储分布式文件，GBase作为分布式数据库，并使用Spark分布式计算框架作为底层平台，在平台上封装了数据治理、用户资源管理等通用功能。

AI平台算法库：用于给上层机器学习应用提供算法支撑。AI算法支持多种组件，包括基于python的轻量级机器学习组件，基于深度神经网络的Tensorflow，以及AI可视化建模工具等。

建模数据：用于机器学习的建模分析，包括存储在大

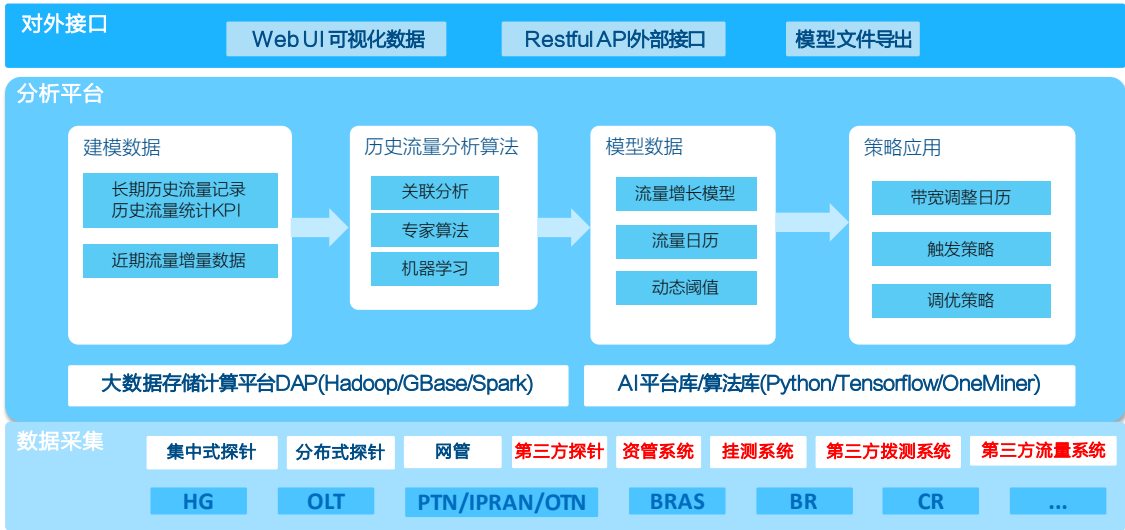


图1 系统架构图

数据平台上的历史观察数据和实时流量数据。

流量建模应用：主要针对历史流量数据进行学习，生成流量和日历的模型数据，并生成带宽优化策略；能够根据当前实时流量KPI数据，进行策略的推送。

- 对外接口：将分析平台生成的带宽调整策略，推送给外部管理节点进行策略的执行，同时，系统提供Restful接口，供外部组件访问。

系统工作流程

系统使用机器学习对性能数据进行统计分析，挖掘有用的信息；通过历史数据，分析热点事件的规律；通过日常数据，建立忙闲时带宽基线模型，即“带宽日历”。依据这些信息，预设置自动化带宽调整策略，自动进行带宽的调整和分配，从而达到提高整体带宽利用率的目的，降低网络阻塞的风险。整个系统的工作流程如图2所示。

性能数据超限监控

系统通过日常的数据分析，得到流量模型，建立动态的流量门限；BigDNA实时检测性能数据，判断流量是否超限，触发策略执行。

针对即时流量分析，系统采用流式处理方式，采集15秒粒度的流量数据，进行实时学习，再进行汇总分析。

长期历史性能数据采集

通过历史数据的分析，获取热点规律，为带宽调整日历生成提供数据支撑。

针对流量增长趋势分析，系统使用离线学习，采用批处理方式，对过去3—5年的流量历史数据进行训练，获取流量特征；采用先进的机器学习方式，针对不同的流量特征挖掘采用不同的算法。

流量增长趋势，采用回归类监督学习方法，如线性回归、时间序列、RNN等；对于流量特征、带宽日历，采用k-means聚类等非监督学习方式，将相似的流量曲线聚集成一类，挖掘出其中的规律，再通过分类算法（如SVM），根据特征进行分类，从而预测出某个时间的流量曲线。

流量每天的规律，系统使用无监督聚类来进行挖掘，目标是保证分成一类的数据尽可能相似，而不是同一类的数据尽可能相异；在流量预测中将每小时的流量连线视为一条曲线，使用聚类算法k-means来将相似的曲线分为一组，挖掘其中的日期规律，如节假日、春节、平时等，不同地区对假日的曲线高度类似，从而可以根据特征预测曲线形式得到带宽日历。聚类后，对已有数据都可以标记相应的类型，如3月1日的曲线类型是1，5月1日的曲线类型是2；然后对日期进行特征提取，如5月1日特征为节假日，3月1日特征为平时，得到日期特征->曲线类型的训练数据，使用分类算法对这些数据进行训练，可以得到日期特征->曲线类型的模

型，使用此模型，即可预测未来某个日期的曲线类型。

“带宽调整日历”生成

系统对历史数据进行机器学习，生成带宽调整日历。系统根据长期的带宽数据，获取带宽日历规律，考虑的因素包括节假日、区域位置、热点事件等，从而预测流量在一天内的变化情况，并根据流量的变化，形成调整策略，预先调整带宽。

“触发策略”生成

系统根据获取的流量特征，分析流量规律，制定带宽调整策略。

带宽调优

系统检测性能数据，触发策略后，根据相应的规律进行调整，以保证业务质量；针对实时的性能数据，进行带宽实时超限调整，针对热点事件的检测，进行带宽日历的预调整。

效果评估

系统根据策略进行参数调整后，持续采集数据，判断是

否达到目标，进行进一步微调。

系统应用场景

系统能够对全网设备的性能数据进行实时采集分析，并根据预设的调整门限，实时计算出需要调整的设备及其带宽；同时，系统能够根据历史数据规律，预测出未来时间的带宽信息，时间粒度可以精确到15分钟。系统可以应用于多个场景，如数据中心、IP骨干网、传送网等。

● SPTN流量调优

SPTN控制器向BIGDNA下发需要调优的资源对象，BIGDNA根据伪线和隧道的实时流量数据，分析计算出最优调整方案，并通过调整伪线、隧道、端口的CIR/PIR来达到流量的最优化。

● IDC流量调优

SDNO（软件定义网络编排器）通过WAN控制器获取资源对象的带宽信息，通过网管获取历史性能数据信息；NTE通过NETFLOW采集流信息，并接收SDNO下发的规则来汇聚流数据。SDNO根据获取的数据，进行两个端口的流量负荷比对比，决策是否调整；当触发流量调整策略后，系

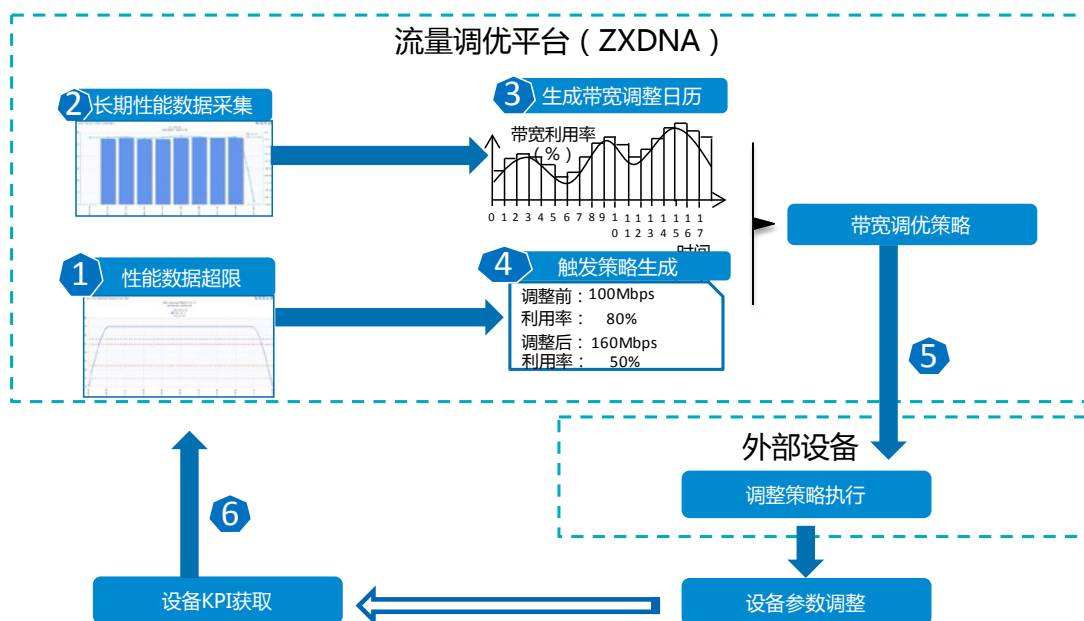


图2 系统工作流程



统通过调整流的路由来达到流量的最优化。

● IP+光流量调优

系统通过H控制器，采集VTELINK资源进行实时流量性能数据，并从H控制器获取采集对象的带宽属性信息，然后通过分析获得流量规律，生成带宽实时调整策略；根据检测性能数据和门限值对比，触发策略，进行流量的调优。

系统应用案例

此系统已经在多个项目中部署使用，达到了预期效果。

IP+光流量的调优应用

在IP+光网络应用场景中，系统通过BIGDNA产品的大数据处理能力和流量精准预测能力，根据现网实际的流量，快速调整VTELINK的带宽，既能够及时处理网络拥塞问题，又能灵活调配网络资源，达到提升资源利用率的目的。

系统BIGDNA，通过Restconf接口，进行IP+光网络数据的性能告警数据的订阅，以及策略的推送。通过与CO（单域控制器）的交互，实现网络拥塞、故障、性能劣化的快速处理；通过与HCO（多域控制器）、编排器之间的交互，实现网络性能数据的预测及网络路径的优化。

PTN网络带宽检测应用

系统实时检测PTN的流量数据，针对获取的异常流量数据，能够及时分析，获取流量异常的原因，并提供优化建议。例如，当PTN网络出现链路故障后，此链路的流量

会分配到保护链路，对保护链路造成流量冲击；流量调优系统，能够实时采集到相关的流量变化信息，根据流量规律模型，对保护链路的影响进行评估，包括Qos、时延、抖动等指标；并能够根据流量趋势模型，进行流量的走势预测，及时给出告警，并提供优化建议。

客户收益

新技术日新月异，运维技术在竞争中越来越关键，“零接触”自动化网络是未来的必然趋势，如何利用人工智能提供优质服务，是运营商能够脱颖而出的关键因素。此系统的部署，可以为运营商带来以下好处：

- 解决人工经验不准问题：系统通过分析网络带宽利用率，以及流量在时间和空间上的分布情况，形成全网的流量模型，从而更好地进行流程监控；
- 提升用户体验，降低运营成本和投资：系统通过机器学习，挖掘网络的资源瓶颈，获取最佳的带宽配置方案，以提升带宽的利用率；
- 实现带宽的自动调整：通过对历史流量趋势进行机器学习，建立流量增长模型，通过策略配置，实现带宽资源的预警和自动扩容。

未来网络运营，必将打破传统方式，由被动防御走向主动优化，由静态配置走向动态调整。本文提出了一种利用人工智能来实现流量优化的方法，希望能为人工智能在运维领域的其他方面的应用提供一些启发。

ZTE中兴

人工智能在宽带用户感知领域的应用和实践



刘国
中兴通讯
固网宽带用户感知系统
规划工程师



贾廷尧
中兴通讯
固网宽带用户感知系统
研发总工



孙鸣
中兴通讯
固网宽带用户感知系统
架构师

据

统计，截至2017年7月，全国三家基础运营商的固定互联网宽带接入用户总数达3.22亿户，其中光纤接入用户达2.61亿户，50Mbps及以上固定宽带接入用户占比近55%。一方面用户和流量还在持续增加，一方面用户的投诉也在逐年增长，而运营商现有的以网络为中心的传统宽带网络运维体系消耗成本高，投入产出比低，对于用户体验不可视、不可管、不可控，处于被动式面对用户的状态。因此，急需新的突破性技术和系统来支持主动分析、管理用户感知，最终实现先于用户发现问题、先于用户解决问题的目标，在以用户体验为根本的激烈市场竞争中保持领先。

中兴通讯固网宽带客户感知管理BIGDNA-CEM（Customer Experience Management）系统是基于大数据和人工智能技术，帮助运营商更好地了解、管理和保障用户体验，助力运营体系“从网络看用户”向“从用户看网络”转变。

BIGDNA-CEM宽带用户全业务指标和感知体系

BIGDNA-CEM系统支持用户的Web浏览、视频、即时通讯(IM)、游戏、邮箱和上传下载大文件这六个互联网业务的感知管理和预测。

BIGDNA-CEM系统自下而上采用4层金字塔指标体系构建用户感知评估模型：

- 关键性能指标KPI（Key Performance Indication）；
- 关键质量指标KQI（Key Quality Indicators）；
- 用户对某类业务的感知QoE（Quality of Experience）；
- 用户总体归一化感知CEI（Consumer Experience Indicator），综合了用户各类业务的总体感知。

评估和预测用户业务体验感知的重点和难点之一就是Web浏览类业务，BIGDNA-CEM系统在海量的用户业务行为数据的基础上，基于大数据，通过人工智能技术有效地实现了对用户Web浏览业务的感知评估。

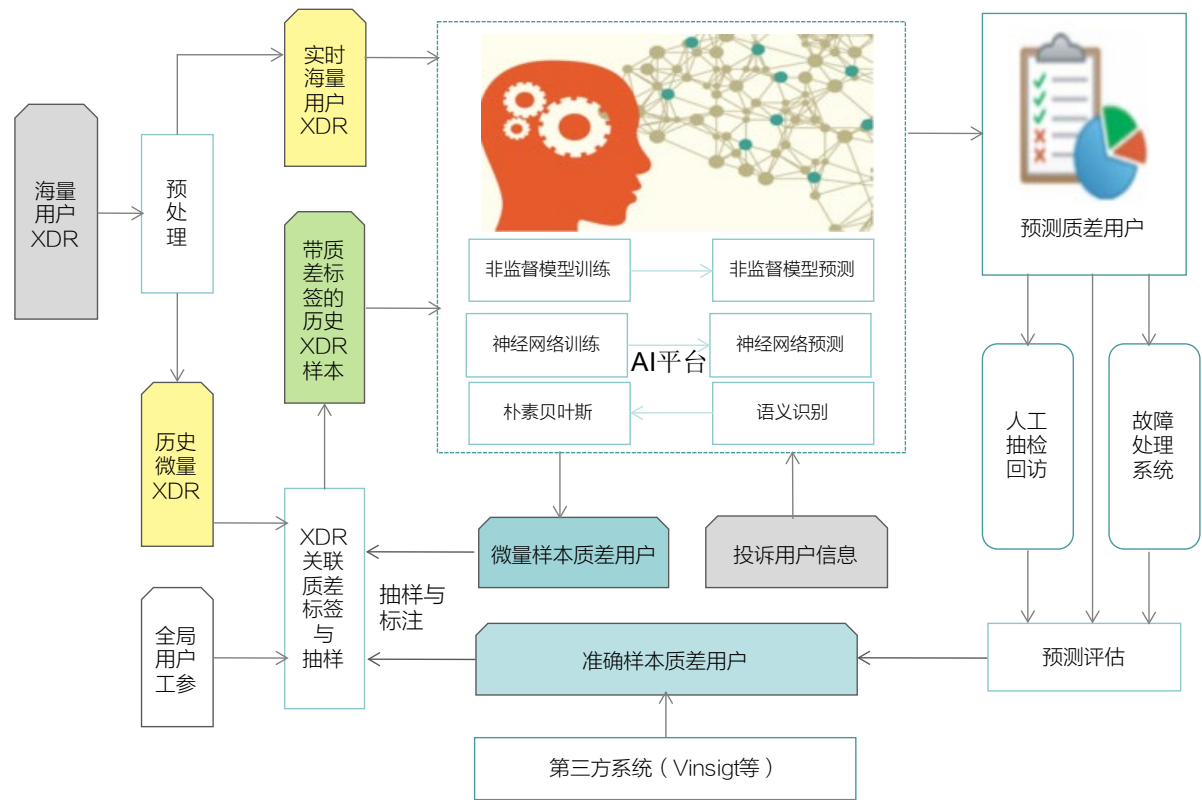


图1 BIGDNA-CEM基于人工智能的系统结构

基于人工智能的Web浏览业务感知模型的选型

主流的人工智能机器学习和深度学习分为监督式学习、非监督式学习和半监督式学习。

一般情况下，监督学习要求样本和数据中的分类比例大致相同，但感知差（质差）用户总体上占比不高，属于典型的数据分布不平衡状态，样本获取途径单一，有效样本少之又少，原因有以下两点：

- 由于数据量庞大，无法通过人工方式从海量的用户互联网业务XDR中提取学习样本；
- 运营商的客服系统中存在客户投诉信息，虽然从这些信息中可以提取少量样本，但由于受用户个体耐受能力、生活习惯等多种主观因素影响，最终反映到运营商客户投诉系统中会天然地缺失部分质差用户的样本信息，从而导致有效样本更加稀缺。

由于上述原因，基于大量有效样本的监督式学习相关AI模型不适用于用户感知评估。

传统的非监督机器学习如聚类，不能处理用户感知这类复杂分类问题，主要原因是影响用户感知的指标和因素多，关系错综复杂，隐含关系多，而传统的非监督学习对这类复杂分类问题，特别是目标对象包含信息复杂时，无法表达且缺乏泛化能力。采用基于神经元节点组成多级分层网络的深度学习可以解决这一问题，这种方法能更好地适应多因素、高随机性、不确定性和非线性性的用户感知预测。

据业界实践，完全的非监督学习的实施难度大且失败风险高，成功案例屈指可数，存在无法有效验证预测效果、结果不收敛等问题。考虑到BIGDNA-CEM系统仅能获得到少量的准确样本，因此采用半监督的深度信念网络实现用户感知的分析。

BIGDNA-CEM基于人工智能的系统结构如图1所示。

基于人工智能的Web浏览业务感知模型的训练

基于人工智能的用户投诉信息样本本质差分类

用户质差样本主要来源于运营商的客户投诉系统。客户投诉系统中记录了大量的用户投诉信息，这些投诉信息涉及方方面面的问题，如设备故障业务不可用、业务质差，甚至存在大量模糊或者错误的投诉信息。以前，主要依靠人工来分析、识别、标注出有效的投诉记录作为人工智能学习样本，耗费大量人力，而且识别准确性不高。

BIGDNA-CEM系统采用人工智能技术，基于词频型朴素贝叶斯的自然语言分类器进行训练和预测，对这些用户投诉信息进行学习、过滤、识别、分类，结果分为：

- 感知差，存在严重质差。由于业务使用出现严重障碍，导致用户投诉。
- 感知一般，存在质差。由于业务使用逐渐劣化所导致的用户投诉。
- 非感知质差，非业务使用感受原因导致的其他投诉。比如，上网比较慢、观看视频卡顿、下载速度很慢等这类投诉表面上属于质差类投诉，但如果是由于应用侧问题，比如某网站服务器瘫痪导致的用户上不了网就属于非质差类投诉。

对于质差用户的投诉信息，进一步提取质差发生时间、质差发生时使用的业务种类等特征。这些质差用户和质差特征将与XDR关联生成后续的样本（如图1）。

基于词频型朴素贝叶斯的自然语言分类器的预测精度取决于样本的数量和分布。通过分析不同地域不同运营商的用户投诉信息，结合故障的分布情况，得出与质差有关（包括内容源障碍、家庭网络障碍、用户终端障碍）的用户投诉占比约为10%~26%，因此，BIGDNA-CEM系统首先按照质差10%的分布率从客户投诉系统提取、制作和标签原始投诉样本集，即采用人工方式识别和标注质差类用户样本和非质差类用户样本，然后将样本导入贝叶斯算法模型，进行训练学习并生成模型。经过验证的模型就可以用于后续的推理应用。

深度信念网络模型的数据预处理

- 纵向切面

提取特征数据，降低数据维度，实现数据的纵向切面。探针生成的用户XDR数据有56个维度，通过聚类分析和业务特征建模，BIGDNA-CEM系统从用户XDR提取的信息包括：5个网络KPI层指标：丢包、抖动、传输时延、建链时延和带宽；3个业务应用层KQI层指标：页面响应成功率，页面显示成功率，页面下载速率。

这样，就得到了模型的输入：

$X = \{ N1, N2, N3, N4, N5, A1, A2, A3 \}$

N_i ：网络KPI层特征

A_i ：应用层特征

- 横向切面

根据XDR业务特点，过滤数据，实现数据的横向切面。用户上网流量产生的XDR存在两个特点：用户在使用过程中，不同的互联网业务，需要访问不同网站，因而产生的XDR话单规则纷繁复杂，规律性不强，存在大量的离群点；网络流量中存在着大量非用户主动触发的流量，比如手机上App的后台定期握手和同步信息流量，是用户非主动行为导致的，这部分流量占到用户行为XDR话单的60%，这些“垃圾”XDR会严重影响BIGDNA-CEM对用户感知的正确评价。

BIGDNA-CEM系统采用相似性分析，从全网用户的海量XDR数据中寻找出高度一致性的可疑XDR，然后给这些XDR打上噪音标签，定期启动PCA降维学习，生成垃圾流量分析模型；一方面生成数据预处理数据过滤条件实现数据的横向切片；一方面分析垃圾流量对用户感知的影响度。

- 准备训练样本

从上述过滤后的XDR数据流中，生成两类训练样本：原始XDR作为训练样本，供深度信念网络模型自下而上的训练；供深度信念网络模型自上而下、全局微调的少量带用户质差标签样本，标签按用户感知类别分为优、良、差三种。

两类样本数据的比例为100:1。

- 数据归一化

采用最大最小值对样本中的各维度指标进行归一化处理。

深度信念网络的AI模型的训练

将两类训练样本之一的原始XDR样本输入AI模



型，先开始自下而上训练，构建深度信念网络模型。第一层是输入层X，由于提取了8个参数作为模型的输入，所以对应的输入层结点数为8；第二层和第三层分别是Web网页浏览感知的简单和复杂混合特征。为了提高深度信念网络的分辨性能，根据反复实验对比，每个隐含层结点数采用35；L层是感知QoE分类结果（感知定性输出）和对应的置信度分布 $P(L|X)$ 。感知评价分为优(E)、良(G)、差(F)三个等级，因此对应的输出层L结点数为3。最终深度信念网络模型结构为8—35—35—3。

BIGDNA-CEM系统分为两个阶段对Web浏览业务感知分类模型进行训练：

- 采用受限波尔兹曼机（RBM）预训练两相邻层的参数；
- 采用BP训练方法对全部参数进行微调，将预先生成的少量包含用户质差分类标签样本输入AI模型，并通过网络反向传播，采用梯度向下算法微调相关参数。

经过以上两个步骤，BIGDNA-CEM系统完成了Web浏览业务感知“分类器”AI模型的训练，分类结果可直接用于定性描述Web浏览业务感知用户等级（优、良、差）。

基于人工智能的Web浏览业务感知预测

Web浏览业务感知定性预测

按照深度信念网络模型的训练数据预处理步骤，将海量XDR按不同时间周期导入AI模型，完成每个XDR对应的用户感知（优、良、差）的自动智能分类。

Web浏览业务感知质量预测

BIGDNA-CEM系统在支持对用户感知定性基础上，还支持对WEB浏览业务感知的定量分析，给出用户具体的感知得分，便于在同类别用户间的感知对比，以及用户感知变化趋势分析。

中兴通讯BIGDNA-CEM系统已经应用于国内多家运营商，帮助运营商实现从传统的以网络为主的模式向以客户为中心的模式转型，对用户行为进行前瞻分析，支撑网络规划、网络建设以及市场营销。未来随着SDN技术和网络技术的发展，BIGDNA-CEM系统将充分发挥用户的质差分析、定位、决策能力，提前预测设备、网络故障，及时通知和触发控制系统，通过控制系统对网络设备实施调整，从而使整个网络形成智能闭环，实现网络智能化、自动化。 ZTE中兴

人工智能在网络故障根因分析中的应用



杨洋
中兴通讯
OSS产品规划经理



刘军杰
中兴通讯
OSS产品规划经理

网络运维面临的挑战



通信网络诞生起，网络故障的根因分析一直是困扰运营商和运维服务提供商的疑难问题。通信网络由不同厂家、不同设备类型构成，现网一旦出现故障，不同网络层级、模块、厂家、设备类型的大量故障告警就会出现，造成大量突发故障的假象。传统采取人工的方式进行处理，消耗了大量的资源，运维成本居高不下。

随着5G时代的来临，ICT产业全面融合，SDN/NFV、云和大数据等新技术的出现和发展，使得运营商面临来自各方面的严峻挑战，运营商对网络的维护要求也越来越高，各种高度集成的设备所产生的大量实时信息需要被分析，现有的网管系统已经无法满足要求。

基于人工智能的网络故障根因分析

中兴通讯以人工智能技术为助力，运维数据为基础，大数据AI平台为支撑，配合相应的通信业务模型和网络拓扑结构，实现故障的精准定位和溯源。基于人工智能的网络故障根因分析方案能够对告警信息进行实时采集、转换和集中监控，并对关键信息进行分析处理，支持对告警信息进行过滤、筛选、匹配、分类等预处理，并通过算法进行告警溯源，建立根源告警和衍生告警之间的关系，从而过

滤掉冗余告警，实现对网络故障的快速诊断。

方案集成了其他类型的运维数据，如拓扑资源、性能数据、运维日志等，并辅以侦测命令，使得故障溯源更加全面、立体和精确。下面结合网络的实际业务场景，来说明如何将最新的AI技术运用到电信网络的运维和故障溯源中去。

● 场景一：大量瞬断告警

瞬断告警是指告警的发生时间和清除时间短、小于一定阈值的告警。这类告警的生命周期很短，对于运维人员来说，没有太大的参考价值，大量瞬断告警还会使得真正需要关注的告警淹没其中，造成运维人员识别问题更加困难。

● 场景二：频发告警

如果一定时间内发生的特定告警和特定事件达到一定的数目，可以认为这些告警和事件之间存在一定的相关性。通过设置告警和事件的频次分析规则，确立告警和事件之间的相关性。如：同一网元同一单板的温度过高或过低所产生的告警X分钟出现Y次，则合并生成一条新告警，说明单板温度异常。

● 场景三：同网元内故障影响

同网元内故障是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。例如，对于LTE设备，基站内单板之间以及单板和小区（逻辑对象）之间存在关联特性，因此，单板故障往往会导致小区也存在异常。

● 场景四：同专业网上下层业务故障影响

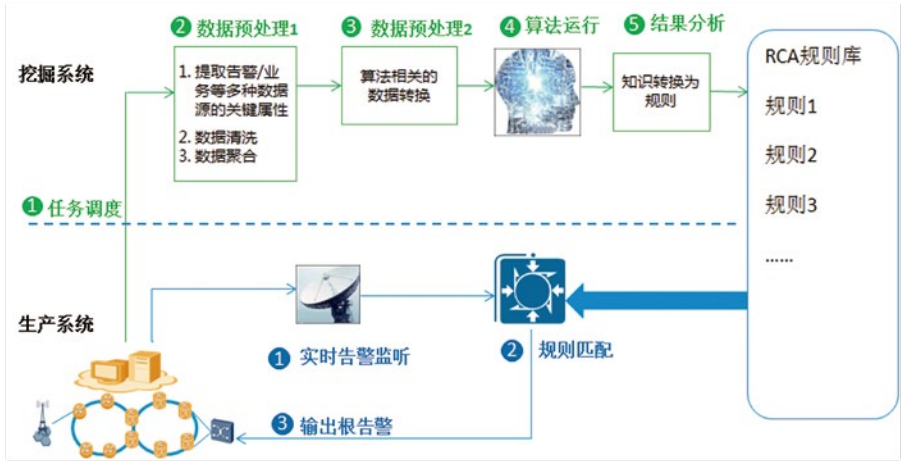


图1 基于人工智能的根因分析过程原理图

同专业网上下层业务故障影响体现为某一个根因告警导致了大面积的现象告警，需要快速获取导致故障的根因告警。对传输而言，业务的层次是从下到上。典型的场景为，服务层告警会导致客户层告警的发生，比如光纤断纤，光纤所在端口会报LOS告警，导致上面的TMS、隧道、伪线、业务都出现告警，这种情况下，光纤所在端口的LOS告警就是根告警。

● 场景五：跨专业网故障

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这条链路所有的后续站点的BTS退服，光传输节点断，所有下游的微波BTS站点都会退服，中间微波某一跳断会导致下游所有BTS退服。

针对上述几个典型场景，中兴通讯提出基于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、业务上下游关系等，综合所有监控数据（包括告警、性能）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，并进行诊断分析，自动得出故障点及相关处理建议。

如图1所示，该方案由两个阶段构成：

- 第一阶段：基于历史的运维数据，通过AI引擎进行规则分析模型的智能化自动化识别。
- 第二阶段：基于识别出的根因规则，使用根故障分析引擎进行故障溯源。

在第一个阶段中，针对具体的场景，可以提取不同类型的规则。相对而言，通过人工积累的根故障分析模型较

少，不足以支撑根故障分析。通过AI引擎可以进行自动化的分析模型识别，作为根故障分析引擎的输入，从而减少对人工经验积累的依赖。

把第一个阶段建立好的根故障分析模型，应用到第二个阶段中。根故障模型定义了满足一定拓扑关系和时间窗口的条件下，具有根因关系的告警码关系。在分析引擎中，基于生产环境中的实时告警，进行实时或准实时的分析，将满足根故障分析模型条件的数据按照规则进行匹配，建立关系，并找出根源故障，实现网络溯源。

相比传统的故障溯源，人工智能的方法有如下几个优势：

● 多数据源

综合运用多种数据源，包括并不限于告警、性能、拓扑资源以及日志，并支持侦测命令。使得故障溯源更加有效和实用，溯源结果更加精确。

● 智能化

AI赋予的智能化能力，能够忽略网络架构、设备、厂家等的差异，快速地抽取故障关联规则。举例来说，在新一代网络架构NFV为中心的网络中，新的ICT架构导致了新的网络故障类型，在某NFV试点项目中，通过人工智能平台识别出46条规则，其中，28条是有效规则，新增规则14条，体现了方案智能化的能力。

人工智能在故障根因分析和定位过程中的应用，是全面自动化运维的第一步，也是关键的一步。可以预见，电信运维领域在不远的将来，全面实现智能化、自动化运维，形成整体的闭环，大大提升运维效率。 ZTE中兴

云化边缘数据中心， 推动网络重构与电信业务转型



刘晔波
中兴通讯
电信云及核心网产品规划工程师

电

信运营商正面临从传统网络向SDN/NFV为代表的新型网络变革的挑战和机遇。随着虚拟化技术的推广，数据中心将成为未来电信网络的核心载体。由于电信各种业务的特点和覆盖范围不一，统一的数据中心无法满足需求，需要根据其上部署的业务和覆盖范围进行分级，以满足成本和业务的需要。SDN/NFV网络以分布式、多层次数据中心架构为基础，目前逐渐成为各大运营商的网络演进共识。

边缘数据中心成运营商关注重点

边缘数据中心主要覆盖本地网层面，满足本地业务接入，缩短业务响应时间，关注低时延和用户体验提升。随着5G的演进，将计算能力下沉到边缘节点成为趋势，快速利用边缘节点的本地内容和实时信息，网络业务、服务及应用可以更快地分发和下载，从而有效缓解移动核心网的压力，改善电信服务环境，让用户享有更高质量的网络体验。

5G时代，大量的业务将部署在边缘数据中心。数量众多、接近用户的属地化边缘数据中心对于提升运营商的竞争力有举足轻重的作用，是电信运营商的核心优势和重要资产，边缘数据中心的建设，自然而然成为运营商的关注重点。

边缘数据中心的特点

边缘业务具有低时延、高带宽、属地化的特点，因此

用于承载这些业务的边缘数据中心有如下特点：

- 虚拟机的性能要求较高
边缘数据中心贴近用户，在其上部署的业务为了确保用户的体验，要求实现业务的虚拟机/容器有高性能。
- 运维工作量巨大
根据覆盖范围以及部署业务的特点，边缘数据中心的数量十分巨大，必然带来大量的运营维护工作。
- 物理条件可能受限
运营商拥有大量属地传统通信机房，考虑到成本和利旧因素，大量的边缘数据中心将部署于这些传统机房。这些机房在面积、承重、供电容量、能效等关键指标上与数据中心有很大的差距，需要进行改造。部分机房条件相对较差、改建难度较高，因此对于这部分边缘数据中心的部署存在物理上的限制。

边缘数据中心解决方案

为了解决上述边缘数据中心的痛点，中兴通讯推出了边缘数据中心解决方案（见图1）。通过超融合、硬件加速等技术来提升虚拟机的可靠性和性能，统一集中式的运维带来运维工作量的大幅下降，专用的集成硬件的使用则突破物理条件的制约，使得边缘数据中心的部署更加便捷。

计算/存储/网络高度集成和硬件加速

中兴通讯边缘数据中心解决方案引入超融合技术，将计算和存储融合在同一物理平台，在保证存储可靠性的基础

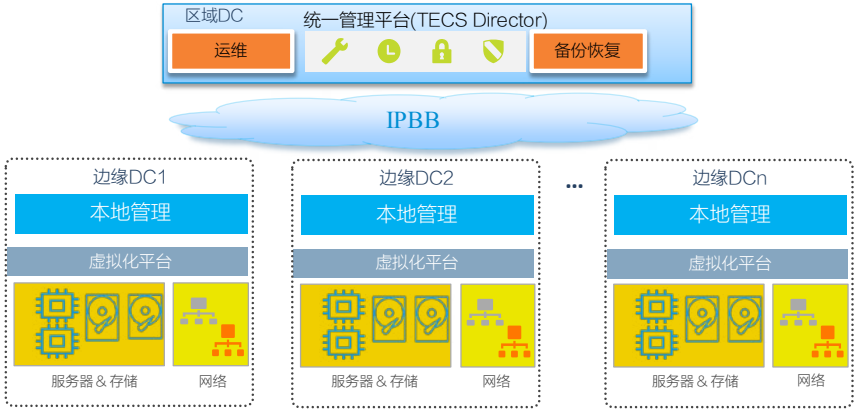


图1 边缘数据中心解决方案架构

上，同时提升存储的访问性能，满足边缘数据中心对于I/O的高性能要求。这种方式基于现有的硬件模块，能够实现快速扩展，并且实现不同模块之间的兼容，将扩展过程变得十分简单。虚拟化和超融合基础架构为边缘DC的改造提供高效、简洁、可靠、低成本的解决方案。

边缘数据中心上业务多样，通用硬件对于特定的业务需求处理性能低下，甚至无法满足业务需求，需要考虑专有硬件加速。有需要计算密集的，如5G CU PDCP空口加解密处理、MEC定位算法；有需要流量转发的，如5G UPF/xGW、MEC本地分流等业务；有高性能视频相关的，如MEC AR/VR、视频直播等业务。

中兴通讯支持完整的加速硬件方案，能够获得更高的服务器资源利用性价比，满足边缘数据中心的要求。例如中兴通讯推出的低时延、高转发能力、高性价比的智能网卡解决方案，把软件vSwitch需要占用大量物理服务器CPU的数据面功能卸载到智能网卡硬件上实现，卸载之后释放出来的CPU资源可用于部署业务应用。

集中式运维和本地运维两级管理体系

运维管理系统采用集中运维管理和本地管理两级管理体系，可充分利用集中的管理进行远程操作，减少维护工作量，降低成本，同时提供本地运维，方便对单站点进行维护，满足客户的不同需求。

TECS Director作为中兴通讯多数据中心的云管理平台，核心目标是简化云数据中心的管理和操作。TECS

Director 通过连接部署在不同数据中心同构或异构的云环境，将资源统一纳管、统一监控、统一运维。集中式的备份和恢复系统，可以统一对区域内所有的边缘数据中心进行数据的备份恢复，在提升数据中心可靠性的同时，也降低了建设成本。

边缘数据中心由于其上业务的多样性，随着应用场景的不同，规模和需求也不一致，因此部署方式也要因地制宜。中兴通讯提供分布式OpenStack部署（接入站点拉远场景）、标准OpenStack/PaaS部署、简化OpenStack/PaaS平台部署、虚拟化管理系统等方案，客户可根据需求选择合适的平台。

专用集成硬件

当部分边缘数据中心由于受到空间、电力、空调、承重等因素的影响，使用通用硬件存在限制而无法部署时，中兴通讯提供专用集成硬件，匹配现网电信机房条件，实现最小化对机房改造的需求。集成硬件在尺寸、重量、功耗与性能、扩展性之间的平衡，与边缘计算环境约束的匹配，提供电信级可靠性。

边缘计算、雾计算等新兴业务的兴起，5G演进下各类传统业务的重构和转型使得承载这些业务的边缘数据中心成为越来越火热的话题。中兴通讯的边缘数据中心解决方案，满足各类边缘数据中心的部署场景，使云建设更好地为业务服务，推动电信业的转型和网络重构，助运营商拥抱5G新时代。





MPT JO：激活缅甸宽带市场



李韬竹

中兴通讯

固网产品方案经理

沉睡中苏醒的缅甸通信市场

缅

甸是东盟国家中的人口大国，截止2017年底拥有约5700万人口，其中大约1/3的人口年龄集中在15~24岁之间，人口结构年轻。2013年缅甸推出新《电信法》，确立了引入私营企业、提高竞争水平的改革方

案，随后引进了Ooredoo和Telenor两家外国运营商，投资数十亿美元开发缅甸的电信市场，再加上国有背景的MPT JO和2017年新成立的Mytel合资运营商，形成了目前缅甸四大电信运营商（同时可以经营无线和有线宽带业务）鼎立的竞争格局。

经过短短四五年的发展，目前缅甸已有5400万移动用户，无线用户渗透率跃至95%，移动通信爆发速度惊人。

有线宽带市场即将爆发

跟周边其他国家的通信发展轨迹类似,无线网络建设也是缅甸各大运营商最先开始踏足的竞争领域,从2G、3G到目前的4G,无线站点总数增长了10倍以上,截至2017年底已经达到2万多。手机已经成为缅甸人日常生活中的必需品,Facebook和Youtube也是年轻人最喜欢的互联网应用。但随着无线用户增长进入瓶颈期,面对有线宽带用户渗透率超低的现状,以及用户逐渐形成的“流量消费”习惯,各大运营商都迫切需要规划新的“爆款业务”,于是纷纷在2017年加快了有线宽带(FBB)业务的布局,力图通过“固移融合”新套餐增强品牌吸引力。

MPT JO是缅甸第一大通信运营商,由国有邮电局和日本KDDI财团合资组建,是缅甸唯一一家同时拥有铜线和光纤资源的运营商。2017年,MPT JO更新了FBB业务套餐,分别面向政企用户和家庭用户提供1Mbps~100Mbps的高速宽带接入,覆盖缅甸四大旅游酒店聚集区和七成以上的人口区域,也是目前有线业务覆盖最广的运营商。

与此同时,另外两家外资运营商Ooredoo和Telenor也不示弱,利用现网无线承载网的光纤资源,2017年推出“固网宽带业务”运营,Telenor更是特别推出“零年费、零初装费”的宽带促销套餐、“核心区域七天内安装”等创新服务,吸引了许多本地有线宽带尝鲜的新用户。而最后进入缅甸市场的Mytel合资运营商,凭借其投资方Viettel在越南成熟的“GPON+IPTV”运营经验,制定了覆盖全国重点Township的“无线有线同步推



进”2018年发展战略,来势汹汹。

“光铜协同” 奋者先

MPT原是隶属于缅甸MCIT部委的国有运营商,2014年引入战略合作方日本KSGM(KDDI Sumitomo Global Myanmar),以对抗进入缅甸市场的国际运营商Ooredoo和Telenor。

KSGM承诺,从2014年7月开始,15年内投入20亿美元加强MPT的网络运营。

2014—2017年,MPT JO进行了大规模的网络改造,前后共进行了多期3G和4G无线网络扩容,截止目前仍是缅甸第一大运营商。

与此同时,MPT JO拥有全国90%以上的固话用户,规模达近60万。随着用户宽带上网需求的增多,早在2014年,MPT JO就率先启动了第一期PSTN改造项目(16万户),重点改造仰光、曼德勒等大城市区域的原有固话价值用户网络,利用旧入户铜线资源,将汇聚接入站点替换为支持“光铜一体”的MSAN设备,为后续发展DSL和FTTx提供发展平台。由于铺设光纤的价格高,MPT JO计划针对不同的用户群,差异化定价满足不同应用场景需求。现阶段DSL主要面向低速带宽(小于10M)需求的原有家庭用户等,而FTTx面向酒店、商业及高层新建楼宇用户等需求场景。

携手中兴通讯,完成艰巨的现网改造和快速割接

经过多轮技术研讨,MPT JO于2015年启动部署PSTN改造工程,最终选用了MSAN(光铜一体多业务接入平台)作为接入网改造平台,同一个平台可同时支持配置POTS、DSL、P2P、GPON等业务,满足不同的用户场景需求。另外,对于城市部分核心价值用户,铜线可下沉至1公里范围内,利用VDSL2技术进一步提升宽带体验。

按照规划,整体改造工程分为四期实施,总规模近60万户,其中涉及复杂的外线改造和固网语音割接等工作。从流程上看,由于不同区域的路由差异明显,PSTN改造成MSAN平台后,需要每个局点进行详细工勘(空间、供电、铜线质量、上联、MDF/DC容量)、路由优



化、新增/调整DC位置等工作，对整个项目的执行和管理都提出了很高的要求。特别是，涉及本地已运行多年的固话业务割接，机房里话音线缆庞杂，需要先逐一进行摸号排序。要实现准确无误的批量割接难度着实不小，更别说调整路由进行的征地、架杆、挖沟、埋缆等工程，缅甸长达5个月的雨季，也给改造工程带来不小的麻烦。

经过严格的甄选，MPT JO决定通过Turnkey全包的形式由中兴通讯完成缅甸北区的整个PSTN改造工程。在此之前，中兴通讯刚刚协助MPT JO完成了Inle Lake、Ngapali、Ngwe Saung等三个著名旅游酒店区的FTTH Turnkey部署。MPT JO成为当地首个固定宽带接入的运营商，酒店签约率在90%以上，预计2年内就可以收回全部投资。

选择中兴通讯，除了它技术领先，是全球份额遥遥领先的TOP级供应商外，主要还源于从一个个合作项目中建立起的长期信赖关系。中兴通讯自1999年进入缅甸市场，已在当地耕耘了近20年，在缅甸多地建立了7个办事处，团队成员突破600人，并建立了缅甸当地的客户服务中心、培训中心、自有物流仓库和备件基地。

针对PSTN改造工程，中兴通讯协助MPT JO制定了详细的分阶段部署计划，共同讨论突发状况调整方案，一个个站点沟通确认HLD/LLD方案，一切努力都是为了减少网络改造过程中可能引起的用户投诉。

针对工程中话音割接工作量大的难点，中兴通讯定制开发了一套自动摸号工具和便携式铜线质量检测工具，大大提升了割接效率，降低割接风险，以减少用户投诉。

在双方共同合作下，工程效率大大提高，第一期北区改造工程比原计划提前了近半个月完成。

有线宽带市场潜力巨大

网络改造的同时，MPT JO也时刻关注着行业发展动态和竞争环境，在未来GPON/XG-PON演进、智能网络管理、IPTV内容合作等方面进行持续可行性规划，在铜线和光纤技术上同时发展。

相较于移动网络市场的成熟，尽管更多的参与者已经关注到了有线宽带市场的机遇，但目前的缅甸有线宽带市场只是刚刚启动，许多方面还需要进一步推进和发展。

- “固移套餐”深度融合需要加强。不论是用户套餐层面，还是网络层面的融合，“固移融合”对于成熟的移动运营商来说，都需要提前规划和准备，才能最大程度上利用自身优势，增强用户吸引力。
- 用户不限量宽带消费习惯的培育。固定宽带最大的优势在于高带宽不限流量，目前缅甸的相关视频内容和应用还较缺乏，消费习惯还在逐步建立中。
- 精细化运营，有效控制成本。一般来说，有线宽带项目实施周期更长，涉及的人力维护管理的成本也不小。运营商在建网期间就要关注如何减少人工操作，实现智能管理和维护，并考虑如何减少光缆铺设（含路权获取）成本等。

缅甸民众已深切感受到通信技术给生活带来的巨大变化。随着缅甸加强与周边国家和西方世界的互动，各行各业、百废待兴，缅甸迎接着来自世界的投资涌入。缅甸固网宽带在MPT JO的引领下，也将进入一个新时代。

ZTE中兴

NOMA，满足5G三大应用场景需求的NR关键技术



王跃
中兴通讯
TDD&5G产品高级方案经理



袁志锋
中兴通讯
技术预研资深专家

5

G大连接物联网海量机器通信需要支持单位平方公里内的百万个连接，需要低成本、低信令开销、低时延、低功耗，传统4G OMA（正交多址接入）技术无法满足这些要求。NOMA（非正交多址接入）作为5G NR空口的核心关键技术，有望解决上述问题，满足未来海量大连接mMTC应用场景超低成本、超低功耗、海量小包的需求，同时满足eMBB、uRLLC应用场景下小数据包随机突发情况下真正的免调度和短时延、低功耗要求。

中兴通讯作为3GPP RAN1在NOMA技术方向上5G NR研究专题项目的牵头人，2017年3月正式成功立项NOMA项目。NOMA项目针对小数据包业务的通用解决方案，用于5G 物联网海量机器通信mMTC、小数据包eMBB、低时延uRLLC、V2V等多种应用场景，需要在非正交多址发送方案（发送）、非正交多址接入的接收机设计（接收）、非正交多址接入的流程、链路级与系统级仿真评估和分析方法几个层次进行研究，并输出成果。

NOMA设计目标

ITU定义的5G NR KPI中针对NOMA设计最重要也是最密切相关的指标包括：mMTC海量机器通信终端的连接密

度达到100万终端/平方公里；uRLLC超低时延应用中达到1ms时延。而针对差异巨大的垂直行业应用，如自动驾驶、商业零售、能源管理、银行金融保险、健康医疗、工业制造、公共交通与安全、运输与物流等行业，要求的KPI指标不同，技术指标更为复杂。

首先分析一下各应用场景下面临的主要挑战：

- mMTC海量机器通信是NOMA技术最重要的应用场景，面对的问题是海量的低成本+低功耗机器通信终端设备伴随不定时突发的上行小数据包发送，而传统的基于交互式确认模式的正交发送方案在空口信令交互时延和空口信令开销方面效率都比较低。
- 针对非连续突发小包业务的eMBB应用场景，面对的问题是小区边缘用户偏高的发射功率会引发显著的站间干扰，小区边缘用户基于传统接入方案的非激活状态终端在信令开销和高功率消耗上不可避免，导致整体上小区边缘的频谱效率相对较低。
- 针对超低时延超高可靠性uRLLC应用场景，业务特性为主要针对周期性或者事件触发的相对小数据包的流量业务，基于现有交互式确认方案在RTT时延和空口信令开销上都是低效的。
- 针对V2V应用场景，面临的主要问题是资源池随机共享带来冲突问题、受限的车辆密度和较低的频谱效率，

以及基于感知带来的高延时、低可靠性和较低的频谱效率。

NOMA技术的主要设计目标就是解决上述问题。针对NOMA技术，有众多厂家和运营商提出了解决方案，中兴通讯提案的MUSA（Multi-User Shared Access）是NOMA多种解决方案中最优秀的一种，是真正可以做到纯随机、免调度、高过载的方案，且接收机复杂度低、可实现性强。中兴通讯MUSA方案采用复数三元短序列作为扩频码，这种序列码简单、运算极简化，且低相关性属性非常明显。这种复数三元短序列扩频码资源数量远远大于其他厂家和运营商提出的方案，具有海量用户接入过程中的高冲突支持能力，最终实现远远优于ITU定义的100万连接/平方公里的KPI指标。NOMA技术将通过降低5G NR空口信令开销、降低终端功耗、增加海量终端连接数、提升频谱效率、降低空口时延、提升可靠性等技术手段，同时支持mMTC海量机器通信、超低时延的uRLLC，并灵活地适配支持非连续突发小包业务的eMBB多种应用场景，全面提升5G网络的资源和能耗使用效率。

NOMA关键技术

NOMA方案的基本要求首先是需要有-164dBm深度覆盖、低于160kbps低速率小包条件下的mMTC、eMBB小包业务、uRLLC、V2V多应用场景的适应性，其次需要有低相关性大容量的多址接入签名码资源池，第三需要有真正的免调度和海量用户高冲突支持能力，以及低复杂度的先进接收机设计。

关键点1：低相关性大容量多址接入签名码资源池

中兴通讯MUSA选择复数三元短序列扩频码作为多址接入编码方案。扩展长度为4的复数三元短序列扩频码无论在码资源池总数，还是在相关性系数低于0.8的码资源数量上都远远高于PN实域长码和稀疏码，真实应用场景中每一个低相关系数的码字就对应一个非正交多址接入状态下的终端使用的码字，以避免相同小区中大量终端随机甚至同时接入网络时刻可能发生的冲突。中兴通讯复数三元短序列扩频码具有真正的免调度、低相关性、大容量的优势，实现mMTC场景下所需的海量用户高冲突支持能力。这种复数三元短序列扩频码的运算不需要使用乘法只需要使用加法，能够最大程度地简化5G NR基站侧先进接收机MMSE SIC的算法实现和硬件设计。该扩频码方案还支持窄带（频域较少的RB子信道），通过简单的两级扩展支持增强覆盖，并很容易与MIMO技术集成，从而获得空间分集自由度带来的增益。

关键点2：终端发射端实现真正的免调度one-shot发送

终端在接入5G NR站点时从MUSA非正交多址接入签名码资源池中选择一个码字进行扩展。终端发射端可以在随机接入过程中做到真正的免调度one-shot发送，这样终端可以使用开环功控选择合适的功率一次性上传数据，无需与基站进行多次交互，从而降低了终端的功耗。中兴通讯拥有的专利技术保证在相同小区用户中出现使用相同扩频码的概率尽量低，在低概率发生的多址接入签名码字冲突情况下，可以通过计时器设置实现终



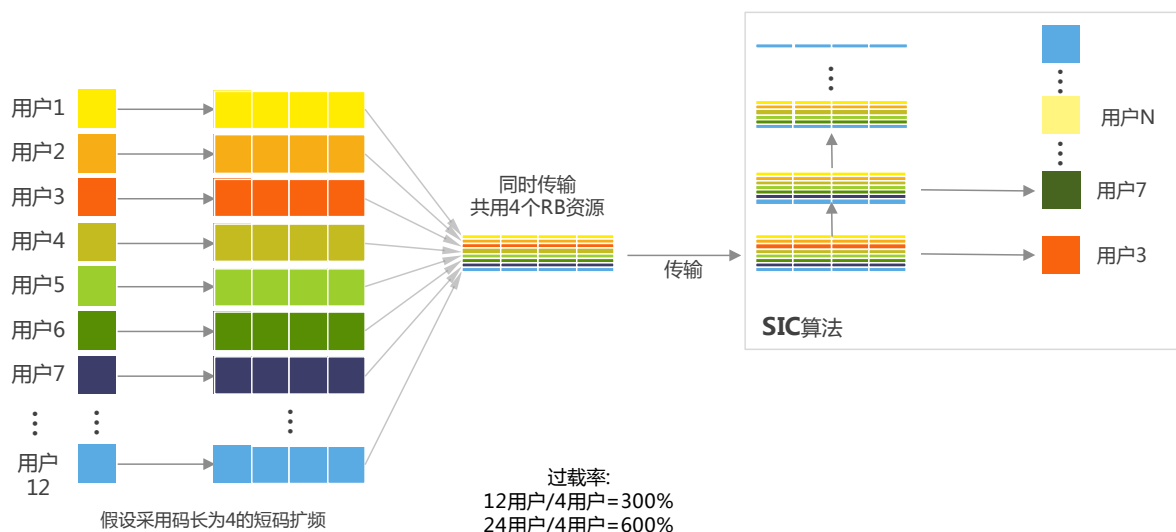


图1 MMSE-SIC接收机工作原理

端数据的重传。

5G NR基站侧接收机可以真正快速地实现多用户的盲检。算法先进、实现简单的低复杂度MMSE SIC接收机通过遍历预定义的复数三元短序列扩频码资源池，锁定能量最高的用户，从而实现多用户接入过程中串行顺序的用户盲检。

关键点3：算法和实现简单的MMSE-SIC接收机

如图1中MMSE-SIC接收机工作原理的样例，假设4个用户在4个RB子信道频域中发送，而MUSA复数三元短序列扩频码采用扩展码长为4。假想在海量机器通信物联网mMTC应用场景中，单个小区中有12个终端的原始数据同时突发上传，经过码长为4的复域扩展码字扩展之后，共享空口频域上的4个RB资源同时发到空中，基站侧SIC接收机通过遍历复数三元短序列扩频码资源池首先锁定和解码能量最高的用户，然后从多用户混合信号中去除这个解码出来的能量最高用户的干扰数据和能量，SIC接收机周而复始地依次锁定和解码相对能量最高的用户，直至完成最后一个用户全部锁定和解码。由于复数三元短序列扩频码的运算过程不用乘法只用加法，这将简化基站侧先进接收机MMSE SIC的算法实现和硬件设计，实现接收机设计成本和性能的最佳平衡。

小结

在中国工业与信息产业部MIIT牵头的国测第一阶段测试中，中兴通讯MUSA测试中12个用户同时接入基站，达到300%过载率的容量支持能力。而在2017年Q2—Q3国测第二阶段测试中，中兴通讯MUSA测试中24个用户同时接入基站，做到了真正免调度条件下600%的过载率。在国测二阶段eMBB/uRLLC/mMTC混合场景测试场景中，eMBB达到小区多用户吞吐率15Gbps，高于ITU定义的10Gbps，mMTC远超每平方公里100万连接的要求，uRLLC时延0.42ms，也远好于ITU要求的1ms。

在5G NR空口的标准化过程中，NOMA（非正交多址接入）技术通过低相关性大容量多址接入签名码资源池的设计，在终端侧实现真正免调度的one-shot发送，基站接收机实现算法简单、运算效率高的盲检过程，突破满足未来mMTC海量大连接应用场景低成本、低功耗、海量接入的需求外延，并同时满足eMBB、uRLLC应用场景下小数据包随机突发情况下真正的免调度、短时延、低功耗要求。NOMA技术在5G NR空口带来的降低接入信令开销、功耗和时延，高过载率海量大连接支持能力，以及针对小数据包传送的多应用场景适应性等多个方面优势，将帮助运营商带来更好的运营收益。

ZTE中兴



Leading 5G Innovations