

中兴通识技术 ZTE TECHNOLOGY JOURNAL

http://tech.zte.com.cn

2020年10月・第5期

专题: 网络人工智能技术



《中兴通讯技术》第8届编辑委员会成员名单

顾问 侯为贵(中兴通讯股份有限公司创始人) 钟义信(北京邮电大学教授) 陈锡生(南京邮电大学教授)
 主任 陆建华(中国科学院院士)

副主任 李自学(中兴通讯股份有限公司董事长) 糜正琨(南京邮电大学教授)

编委(按姓名拼音排序)

陈建平	上海交通大学教授
陈前斌	重庆邮电大学教授、副校长
葛建华	西安电子科技大学教授
管海兵	上海交通大学教授
郭庆	哈尔滨工业大学教授
洪波	中兴发展股份有限公司总裁
洪伟	东南大学教授
黄宇红	中国移动研究院副院长
纪越峰	北京邮电大学教授
江涛	华中科技大学教授
蒋林涛	中国信息通信研究院科技委主任
李尔平	浙江大学教授
李红滨	北京大学教授
李厚强	中国科学技术大学教授
李建东	西安电子科技大学教授
李军	清华大学教授
李乐民	中国工程院院士
李融林	华南理工大学教授
李少谦	电子科技大学教授
李自学	中兴通讯股份有限公司董事长
林晓东	中兴通讯股份有限公司副总裁
刘健	中兴通讯股份有限公司高级副总裁
刘建伟	北京航空航天大学教授
陆建华	中国科学院院士
马建国	广东工业大学教授
孟洛明	北京邮电大学教授
糜正琨	南京邮电大学教授
任品毅	西安交通大学教授
石光明	西安电子科技大学教授、副校长
孙知信	南京邮电大学教授
谈振辉	北京交通大学教授、原校长

唐雄燕	中国联通网络技术研究院首席科学家
陶小峰	北京邮电大学教授
王文博	北京邮电大学教授、副校长
王文东	北京邮电大学教授
王喜瑜	中兴通讯股份有限公司执行副总裁
王翔	中兴通讯股份有限公司高级副总裁
卫国	中国科学技术大学教授
吴春明	浙江大学教授
邬贺铨	中国工程院院士
肖甫	南京邮电大学教授
解冲锋	中国电信研究院教授级高工
徐安士	北京大学教授
徐子阳	中兴通讯股份有限公司总裁
续合元	中国信息通信研究院副总工
薛向阳	复旦大学教授
薛一波	清华大学教授
杨义先	北京邮电大学教授
杨震	南京邮电大学教授、原校长
叶茂	电子科技大学教授
易芝玲	中国移动研究院首席科学家
张宏科	北京交通大学教授
张平	中国工程院院士
张卫	复旦大学教授
张云勇	中国联通集团产品中心总经理
赵慧玲	工业和信息化部通信科技委信息通信网络专家组组长
郑纬民	中国工程院院士
钟章队	北京交通大学教授
周亮	南京邮电大学教授
朱近康	中国科学技术大学教授
祝宁华	中国科学院半导体研究所研究员

目次

中兴通讯技术 (ZTE TECHNOLOGY JOURNAL) 总第154期 第26卷 第5期 2020年10月

专题:网络人工智能技术

- 分布式深度学习系统网络通信优化技术 02
 - 新型拓扑感知的参数交换方案 09 万鑫晨, 胡水海, 张骏雪
 - 地理分布式机器学习: 16 超越局域的框架与技术 李宗航,虞红芳,汪漪
- 面向分布式 AI 的智能网卡低延迟 Fabric 技术 23 熊先奎,袁进辉,宋庆春
 - 电信运营商泛在智联网络的构建 29 解云鹏
 - 算力网络中面向业务体验的算力建模 李建飞, 曹畅, 李奥, 庞博文 34
 - 基于 AI 的运营级 IDC 节能研究 39 曾宇, 袁祥枫, 王海宁

45 超密集蜂窝网络智能干扰协调算法 秦爽,董星辰,冯钢

专家论坛

53 数据驱动的智能电信网络 程强,刘姿杉

企业视界

57 5G+工业互联网的思考与实践 赵维铎,蒋伯章

技术广角

- 61 微波光子镜频抑制混频系统及芯片技术 唐震宙,潘时龙
- 67 智能可重构多芯光纤空分复用通信与光信号处理 唐明, 霍亮

综合信息

56《中兴通讯技术》2021年专题计划

2020 年第1—6 期专题计划及策划人 1. 蜂窝车联网产业与技术 5. 网络人工智能技术 3.5G 核心网技术与挑战 电子科技大学教授 虞红芳 中国移动通信研究院首席科学家 易芝玲 工业和信息化部科技委 信息通信网络专家组组长 赵慧玲 中国移动通信研究院技术经理 潘成康 6. 工业互联网技术与应用 2. 智能化通信应用芯片技术 4. 无线网络空中计算 中国信息通信研究院副总工 续合元 中国科学院半导体研究所研究员 祝宁华 中国科学技术大学教授 卫国 中国科学院半导体研究所研究员 李明 中国科学技术大学副研究员 陈力

信息通信领域产学研合作特色期刊 第三届国家期刊奖百种重点期刊 中国科技核心期刊 工信部优秀科技期刊 十佳皖刊 中国五大文献数据库收录期刊 1995 年创刊

CONTENTS

ZTE TECHNOLOGY JOURNAL Vol. 26 No. 5 Oct. 2020

Special Topic: Network Artificial Intelligence Technology

Optimization Techniques of Network Communication in Distributed Deep Learning Systems DONG Dezun, OUYANG Shuo

New Parameter Exchange Scheme with Topology– Awareness WAN Xinchen, HU Shuihai, ZHANG Junxue

Geo-Distributed Machine Learning: Framework and Technology Exceeding LAN Speed LI Zonghang, YU Hongfang, WANG Yi

Low Latency Fabric Technology of Smart NIC for Distributed AI XIONG Xiankui, YUAN Jinhui, SONG Qingchun

- Construction on the Ubiquitous Intelligent Network of Telecom Operators XIE Yunpeng
- Computing Power Modeling for Business Experience in Computing Power Network LI Jianfei, CAO Chang, LI Ao, PANG Bowen
- Carrier Grade IDC Energy Saving Research Based on AI ZENG Yu , YUAN Xiangfeng , WANG Haining

45 Intelligent Interference Coordination Algorithm in Ultra Dense Cellular Networks QIN Shuang, DONG Xingchen, FENG Gang

Expert Forum

53 Data Empowered Intelligent Communication Networks CHENG Qiang, LIU Zishan

Enterprise View

57 Thoughts and Practice of 5G+ Industrial Internet ZHAO Weiduo, JIANG Bozhang

Technology Perspective

- 61 Microwave Photonic Image–Reject Mixing System and Circuit TANG Zhenzhou, PAN Shilong
- 67 Intelligent Reconfigurable Multicore–Fiber–Based Space Division Multiplexing Communication and Optical Signal Processing TANG Ming, HUO Liang

期刊基本参数: CN 34-1228/TN*1995*b*16*74*zh*P* ¥ 20.00*15000*12*2020-10

敬告读者

本刊享有所发表文章的版权,包括英文版、电子版、网络版和优先数字出版版权,所支付的稿酬已经包含上述各版本的费用。 未经本刊许可,不得以任何形式全文转载本刊内容;如部分引用本刊内容,须注明该内容出自本刊。



网络人工智能技术专题导读

专题策划人



虞红芳

电子科技大学教授、博士生导师、英才学院副院长,担任《IEEE Internet of Things Journal》《IEEE Network Magazine》等刊物的编委;主要从事下一代网络与分布式系统的研究工作;作为项目负责人和核心成员,承担多项国家"973"项目、"863"项目、国防预研项目、国家自然科学基金项目等;获教育部自然科学二等奖1项;发表学术论文 200 余篇,谷歌学术引用 2 600 余次;撰写专著 3 本,获授权专利 40 余项。

近年来,网络在可编程、软件化方面取得了很多进展, 为网络智能化提供了很好的基础。同时,新的人工智能模型、 算法和技术层出不穷,分布式人工智能成为主流。网络和人 工智能越来越需要对方的支撑,两者的结合将带来新的机遇 和挑战。网络和人工智能结合分为两个场景,一个是考虑网 络如何支撑 AI,即 Networking for AI;另一个是如何把 AI 用 在网络设计上,即 AI for Networking。本期专题及专家论坛的 栏目的文章从这两个方面展开讨论。

在 Networking for AI 方面,随着人工智能技术的飞速发 展,以分布式机器学习为主的分布式人工智能应用实现了爆 炸式增长,正在成为互联网支撑的又一类重要应用。同时, 计算能力的快速突破, 使得网络成为分布式机器学习的主 要系统瓶颈。因此,对规模分布式人工智能应用的网络架构 及技术进行创新,优化分布式机器学习训练性能,对中国的 人工智能发展有重大的意义。《分布式深度学习系统网络通 信优化技术》一文概述了业界在大规模分布式深度学习的通 信网络优化方面的基本技术途径,并展望其未来发展的机遇 和挑战。《新型拓扑感知的参数交换方案》和《地理分布式 机器学习:超越局域的框架与技术》这两篇文章分别探讨了 数据中心和跨广域网的分布式 AI 场景所面临的性能瓶颈和 对应的性能加速技术。《面向分布式 AI 的智能网卡低延迟 Fabric 技术》一文结合中兴通讯智能网卡的研究工作,介绍 了基于远程直接内存访问(RDMA)的低延迟通信网络以及 对应的抽象化的通信原语库设计思路和面临的挑战。算力网 络作为新型的分布式人工智能基础设施,是由运营商主导并 提出的概念,目的是把分散的计算资源整合,将网络与算力 融合后作为基础资源向用户提供服务。《电信运营商泛在智 联网络的构建》一文介绍了如何用算力网络以及 AI 能力分 发平台等核心要素,构建新一代泛在智联网络,应对"应用 本地化""内容分布化"和"计算边缘化"的态势。《算力 网络中面向业务体验的算力建模》一文研究了算力网络中算 力建模和算力资源调度问题。

在 AI for Networking 方面, 网络连接数的爆炸性增长以 及多种网络接入方式并存,使得网络高度复杂。同时,现有 网络运维自动化程度不高,很大程度上依赖于人的经验和技 能,运营成本(OPEX)逐年递增。因此,迫切需要将人工 智能技术应用到网络中,实现网络智能化。《基于 AI 的运 营级 IDC 节能研究》一文探索了将 AI 算法应用于互联网数 据中心(IDC)节能中的研究工作。通过采集 IDC 机房数据, 利用 AI 对运营商 IDC 机房进行画像。同时,借助深度学习 和控制算法,把人工调节经验和数据分析结果通过预设规则 下发到机房的控制系统中。《超密集蜂窝网络智能干扰协调 算法》一文将超密集蜂窝网络中动态干扰环境下,小基站发 送功率的动态调整问题建模为马尔科夫决策过程,并设计了 一种基于 Actor-Critic 方法的小基站功率智能控制算法。这 两篇文章为人工智能应用于网络运维提供了很好的参考。

本期专题论文来自高校、电信运营商、科研院所、设备制造商等中国网络人工智能研究优势单位的专家学者,凝聚 了他们多年的研究成果和工作经验,希望能给读者提供有益的启示和参考。在此,对各位作者的大力支持表示衷心感谢。

虞红芳 2020年9月20日

DOI: 10.12142/ZTETJ.202005001 收稿日期: 2020-09-20

分布式深度学习系统网络 通信优化技术



Optimization Techniques of Network Communication in Distributed Deep Learning Systems

董德尊 /DONG Dezun, 欧阳硕 /OUYANG Shuo

(国防科技大学,中国长沙 410073) (National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

摘要:针对分布式深度学习系统网络通信的全协议栈定制优化问题,提出了一种分布式深度学 习系统的网络通信优化技术的分类方法。从网络协议栈层次的角度,分析了通信流量调度和网 络通信执行的关键技术;自顶向下地从算法层面和网络层面分别讨论了分布式深度学习通信瓶 颈优化的几种基本技术途径,并展望其未来发展的机遇与挑战。

关键词: 分布式深度学习系统; 通信优化; 全协议栈

Abstract: Aiming at optimizing the full protocol stack of the network communication in distributed deep learning systems (DDLS), a classification method of the network communication optimization techniques in DDLS is proposed. From the perspective of the entire network protocol stack, the key techniques of communication traffic scheduling and network implementation in DDLS are analyzed. Some basic techniques of bottleneck optimization of distributed deep learning communication from algorithm level and network level are discussed, and future research opportunities and challenges are identified.

Keywords: distributed deep learning systems; communication optimization; full protocol stack

DOI: 10.12142/ZTETJ.202005002 网络出版地址: https://kns.cnki.net/kcms/ detail/34.1228.TN.20200924.1853.004.html

网络出版日期:2020-09-25 收稿日期:2020-08-08

伴随人工智能研究的第 3 次浪潮, 深度学习技术席卷了图像分类、 语音识别、自动驾驶、内容推荐等众 多应用领域。深度学习的普及促进了 深度神经网络的发展,这些网络模型 在各种各样的任务上都取得了良好的 效果。以计算机视觉为例,一些经过 精心设计的深度神经网络,例如在 ImageNet数据集上训练的 GoogLeNet 和 ResNet-50,已经在图像分类任务上 击败了人类。然而,训练高性能的网 络模型常常需要花费大量时间,短则 数小时,长则数天甚至数周。

为了减少训练时间,研究人员

通常使用高性能硬件如图形处理器 (GPU)和张量处理器(TPU)等加速 深度神经网络模型的训练。同时,在 多个节点上并行训练深度神经网络也 是行之有效的加速方法。每个节点仅 仅执行整体计算任务的一部分,所以 这种分布式训练可以大幅缩短深度神 经网络的训练时间,如图1所示。但 是,由于网络模型训练过程的迭代性, 不同的计算节点之间往往需要频繁地 进行通信以交换大量的数据,这就导 致节点间的通信成为分布式训练中的 关键瓶颈,图2描述了这种情况。随 着集群规模的扩大,节点间的通信开 销会急剧地增加。这种现象极大地削 弱了分布式训练所带来的优势,因为 很大一部分时间都花在了网络数据传 输上。当我们使用高性能硬件训练网 络模型时,通信时间占整体训练时间 的比例会进一步增加,因为这些高性 能硬件只减少计算开销而没有降低通 信开销。高昂的通信开销限制了分布 式训练的可扩展性。为此,研究者们 针对分布式训练过程中的通信行为, 展了一系列的优化工作。

1 分布式深度学习系统的基本概念 当网络模型的训练任务被部署到

ZTE TECHNOLOGY JOURNAL

多个节点上时,我们需要考虑以下几 个问题:并行化训练任务的哪一部分? 如何组织计算资源?如何协调各个计 算节点?

1.1 数据与模型并行

分布式深度学习系统面临的第一 个问题是并行化训练任务的哪一部分。 常见的两种并行模式为数据并行和模 型并行,如图3所示。

在数据并行中,首先整个数据集 被随机且均匀地分配到各个节点中, 每个节点都在本地维护一个完整的模 型副本。每个节点仅读取和处理唯一 的数据子集,并在训练期间更新本地 模型。然后,将这些本地模型参数与 其他节点同步以计算全局参数。因此, 这些全局参数利用网络分配到每个节 点上,以便开始下一次迭代。

除了数据并行,模型并行是另一 种方法。该方法将神经网络模型分割 到不同的计算节点上,每个计算节点 仅负责计算模型的某一部分,只有输 入层所在的节点才负责读取数据。当 模型太大而无法放到一台机器中时, 则需要使用模型并行。本文主要关注 常见的数据并行技术。



▲图1 计算与通信相对均衡的分布式训练



[▲]图2通信开销占比过大的分布式训练



▲图3 数据并行与模型并行

1.2 中心化与去中心化架构

分布式深度学习系统所面临的第 二个问题是以何种结构组织计算节点。 系统的架构会影响训练过程中数据的 传输方式和模型更新方式,进而影响 训练时间。常见的架构包括中心化以 及去中心化架构。

参数服务器架构是分布式深度学 习中最常见的中心化架构。参数服务 器架构通常包括若干服务器和若干工 作节点。其中服务器上存放着全局共 享的模型参数。如果有多个服务器节 点,那么模型的权重参数会被拆分到 每台机器上。每个工作节点都存储一 个模型副本(使用数据并行)或存储 模型的某一部分(使用模型并行)。 工作节点通过推送 / 拉取操作与服务 器进行通信,而任何工作节点之间都 不会产生通信行为。每次迭代中,每 个工作节点首先读取数据,然后基于 这些数据计算本地模型的梯度。随后, 节点将其本地梯度推送到参数服务器。 服务器接收所有工作节点发送的梯度 后,首先聚合这些梯度,然后更新全 局模型,最后工作节点再从服务器拉 取最新的模型权重,并使用它进行下 一次的迭代。

点对点架构是一种去中心化的架 构,其中每个节点在模型训练中都扮 演相同的角色。与参数服务器类似, 点对点中的每个节点都拥有完整的模 型副本,并首先基于小批量数据计算 本地梯度。对等体系结构使用归约和 广播等集合通信操作,而不是参数服 务器体系结构中的推送/拉取操作。 经过梯度计算后,每个对等方首先从 其他对等方接收梯度,然后对这些梯 度求平均,这就是归约步。然后,对 等方将其本地梯度广播给所有其他对 等方。节点从其他对等节点收到所有 梯度后,立即更新其本地模型,然后 执行下一个迭代。

1.3 同步与异步更新

将训练任务并行化到多个节点上 时,如何协调这些节点是一个大问题。 同步更新和异步更新是当前的两种主 流方法。

使用同步更新时,两次迭代之间 存在全局屏障。网络中的节点首先计 算局部梯度,然后将梯度与其他节点 同步。由于各种因素,每个节点都有 不同的完成时间。在一次迭代中,由 于存在全局屏障,计算较快的节点不 得不等待计算较慢的节点。全局屏障 的存在导致了"掉队者"的问题,较 快的节点需要大量的等待时间。

为了克服此限制,研究人员提出 了异步更新方案。此方案中,两次迭 代之间没有全局屏障,每个节点在从 其他节点接收到参数之后(无论这些 参数是旧参数还是新参数),都立即 开始下一次迭代。每个节点之间没有 同步屏障,因此某些节点在更新全局 模型参数时可能会使用过时的模型参 数来计算梯度。数据的陈旧性将偏差 和方差导入局部梯度和全局模型参数 中,这会导致模型收敛缓慢且没有收 敛性保证。为了应对掉队者和数据陈 旧性的问题,延迟异步更新被提出。 该方案是同步更新和异步更新的结合, 并对数据的陈旧性做了限制。

2 分布式深度学习系统网络通信 优化技术

为了有效地在多节点上训练深度 神经网络,降低训练过程中的通信开 销,业界已经提出了多种通信优化策 略。由于分布式深度学习通信优化涉 及深度神经网络、异构并行计算、分 布式系统、计算机网络等众多技术, 从芯片级到系统级有许多涉及网络通 信优化相关的技术。

本文尝试从网络协议栈层次的角 度,从通信流量调度层和网络通信执 行层的角度,对分布式深度学习系统 的网络通信优化技术进行初步分类讨 论,如图4所示。从通信流量调度层 的角度来看,可以通过降低通信发生 的频次,来降低通信数据量(梯度压 缩)以及计算通信重叠等技术优化分 布式训练的通信过程。在网络通信执 行层面,不同的参数通信架构、不同 的消息传递库以及不同的网络协议都 会对通信产生影响。网络与通信领域 的研究人员,对网络通信执行层面的 优化技术往往更为熟悉,实际上网络 底层主要采用的还是通用的网络技术。 为了追求高性能,分布式深度学习系 统的网络通信优化必然是对通信全协 议栈的定制优化和协同设计。从这个 角度来看, 定制优化和协同设计需要 深入分析分布式深度学习训练系统的 通信需求,充分利用底层网络技术的 特点,从而对分布式深度学习训练系 统的通信流量进行高效调度与优化。

2.1 降低通信发生的频次

训练深度神经网络时,整个训练 过程通常需要进行多次 epoch 和迭代。 降低通信开销的一种直接方法是减少 通信轮次,而通信轮次与批量大小和 通信周期有关。较大的批量和较长的 通信周期都可以减少数据交换次数。

2.1.1 使用大批量进行训练

批量大小控制每次迭代时读取的 数据量。在基于数据并行的分布式训 练中,批量通常指的是全局批量,即 所有节点的本地批量的总和。对于并 行化训练,节点通常在每次迭代结束 时交换数据,因此,当训练数据集的 大小固定时,增加批量会减少迭代次 数,从而减少通信轮次。梯度和参数 的形状及大小仅取决于神经网络模型 本身,因此单次迭代传递的消息大小 总是保持不变,更改批量不会改变每 专题

ZTE TECHNOLOGY JOURNAL

	降低通信轮次 大批量训练 周期性通信
通信流量调度层	梯度压缩 量化 稀疏化 低秩分解
-	计算通信重叠 无等待反向传播 张量切分
	分布式深度学习训练通信流量 ① 参数通信架构 参数服务器 基于 Allreduce
网络通信执行层	消息库 gRPC ZMQ MPI NCCL
	网络协议层 TCP/IP IPolB RDMA
	gRPC: 谷歌远程过程调用框架NCCL: 英伟达集合通信库IP: 互联网协议RDMA: 远程直接数据存取IPolB: 在 InfiniBand 网络上支持 IP 协议TCP: 传输控制协议MPI: 消息传递接□ZMQ: 零消息队列

▲图4通信优化层次

次传输的消息总量^[1]。大批量带来的 好处是更少的通信轮次。由于具有大 批量训练的优势,分布式深度学习系 统网络通信优化技术最近的工作将批 量增加到8k、32k甚至增加到64k样 本(1k表示1024个样本)。然而, 当固定 epoch 时, 与小批量相比, 实 际上直接使用具有大批量的随机梯度 下降(SGD)通常会带来泛化能力的 下降。由于梯度估计存在方差,小批 量 SGD 始终收敛到平坦的最小值,而 大批量 SGD 趋向于收敛到尖锐的最小 值——尖锐的最小值导致较差的泛化 能力。通常,神经网络模型的泛化能 力相较于训练速度来说更为重要。因 此,我们需要保证在运行相同的 epoch 下,使用大批量训练的模型具有与小 批量训练的模型相近的泛化能力。

2.1.2 周期性通信

通信轮次不仅与批量的大小有 关,还与通信周期相关。前面提到, 通信操作常常发生在每次迭代的末尾。 因此,我们可以控制训练进程,每隔 几次迭代进行通信,进而降低通信操 作发生的次数。实际上,最常用的方 法是本地 SGD^[2]。为了降低多次通信带 来的巨大开销,本地 SGD 让每个工作 节点先在本地进行若干次迭代,然后 再与参数服务器同步梯度和全局参数, 如图 5 所示。实验证明,只要周期设 置合适,本地 SGD 可以减少训练时间 的通信开销并且保证收敛性。

2.2 降低通信过程中传输的数据量

在传统的深度神经网络分布式训 练过程中,计算节点之间交换梯度和 模型参数,以进行模型聚合和本地计 算。当梯度和参数量很大时,由于交 换大量 32 位浮点变量而导致的通信瓶 颈,削弱了并行化带来的优势。

解决此问题的一个直接想法是压 缩传输的梯度,最常用的两种方法是 梯度量化和梯度稀疏化。前一种方法 使用低精度数字(即8位、4位甚至1 位)替换32位浮点数,以此来减少传 输的梯度量;而后一种方法则选择了 梯度向量中的一些重要元素来更新模 型参数,以避免不必要的传输开销。

2.2.1 梯度量化

梯度和模型参数中的每个元素 都存储在电气和电子工程师协会标准 (IEEE 754)的单精度浮点变量中。 交换大量的 32 位全精度变量经常占用 大量网络带宽。为了缓解这种通信瓶



▲图 5 传统并行 SGD 与本地 SGD 的对比

颈,研究人员尝试使用低精度浮点数 来表示训练过程中传输的梯度。

梯度量化的一般性描述为:首先 梯度在发送之前通过量化函数量化为 低精度值,然后在模型训练期间,每个 节点之间传输这些低精度值;接收节点 通过反量化函数从量化值重构原始梯 度,再聚合这些重构后的梯度向量并更 新模型参数。根据所使用的量化函数的 性质,量化操作可以分为确定性量化和 随机性量化。

确定性量化将梯度元素值映射到 某些固定的值。1 bit SGD^[3] 是确定型量 化的典型例子, 它根据梯度元素的取 值范围,将所有的梯度值量化到0和1 这两个数字。接收端在收到量化的01 序列后,会把其中的0解码成-1,把 1 解码成+1,再进行下一步的训练。 通常来说,因为确定性量化的固定量 化形式会有较多的信息丢失,随机性 量化应运而生,这种方法使得量化后 的梯度元素值仍然服从某一概率分布。 该方法引入了额外的随机性,因此量 化后的梯度一定是原始梯度的无偏估 计,并且必须具有方差约束以确保具 有像传统 SGD 一样的收敛性。典型的 随机性量化方法如量化 SGD (OSGD)^[4] 和 TernGrad^[5] 等。

2.2.2 梯度稀疏化

由于我们需要至少1位来表示梯 度向量中的每个元素,因此梯度量化 方法最多只能将数据量压缩32倍。 梯度稀疏化则没有上述压缩率的限 制,它只关注更新过程中梯度向量和 模型参数中的一些重要值,即那些值 远大于零的数字。根据选择的元素数 量,稀疏化方法可以达到非常高的数 据压缩率。稀疏化方法的核心是如何 从梯度向量中选择有效值,即如何将 稠密更新转换为稀疏更新。常见的稀 疏化方法是Top-K,它保留了梯度向 量中前 *K* 个较大的绝对值,而将其他 值设置为零。比如,基于 Top-*K* 的 Gradient Dropping 算法^[6] 在手写字符 识别和机器翻译等任务中取得了良好 的加速效果。关于梯度压缩,如何平 衡模型精度与数据压缩比率是一个严 峻的挑战。误差补偿已被证明是一种 行之有效且兼容大部分压缩算法的技 术^[7]。此外,还有研究者使用了动量 屏蔽和梯度裁剪等技术保证模型的精 度^[8]。另外,研究者还应该关注如何 降低梯度压缩技术的计算开销,以进 一步加速模型训练。

2.3 计算与通信重叠

现有的深度学习框架后端引擎以 先进先出(FIFO)的顺序执行操作。 因此,按其生成顺序发送梯度,最后 一层(输出层)的梯度先被发送,然 后处理中间层,最后处理输入层。要 完成当前迭代并尽早地开始下一次迭 代,我们需要减少计算与第一层通信 之间的延迟。

Poseidon 系统提供了一种基于 分布式训练的固有特性的无等待反向 传播调度算法^[9]:一旦反向传播计算 出某一层的梯度,后端引擎就开始传 输该层的梯度数据。但是,不同层的 参数量可能并不相同,因此具有不 同的计算和通信时间。这就意味着 Poseidon 不一定会比某些特定网络模 型上的 FIFO 调度表现更好。

P3^[10](Priority-base Parameter Propagation)通过基于优先级的调度扩 展了无等待反向传播。在P3中,靠近 输入层的梯度向量具有较高的优先级, 而靠近输出层的梯度具有较低的优先 级。在训练阶段,无论高优先级的梯 度向量在何时生成,都将优先对其进 行处理。这样就保证了其他节点能够 尽早地接收到靠近输入层的梯度,从 而能够尽早开始下一次迭代。此外, P3使用张量分割技术将各层的参数向 量分解为适当的小块,并根据其所在 的层为每个切片分配优先级,以实现 更细粒度的流水线化。高效的计算通 信重叠率可以显著地加速模型训练过 程。但是,当前大部分调度算法都是 启发式的,这就意味着调度算法并不 是最优解。因此,寻找高效的计算、 通信调度算法至关重要。目前,已经 有研究者将贝叶斯优化算法^[11]和强化 学习^[12]应用在算子调度上。

单步延迟 SGD (OD-SGD)^[13] 算 法打破了下一次迭代计算对上一次迭 代中通信过程的依赖,通过实现计算 过程与通信过程的高度重叠来提升分 布式训练性能。该算法结合了同步 SGD 和异步 SGD 两种更新算法的优势, 在保证训练精度的情况下提高分布式 训练的速度。图6展示了在同步 SGD 算法训练模式和在 OD-SGD 算法训练 模式下的性能对比。假设单次迭代的 计算开销和通信开销均为3个时间单 位,则在同步 SGD 算法训练模式下, 单次迭代训练的时间开销为5个时间 单位; 而在 OD-SGD 算法训练模式下, 单次迭代的时间开销为3个时间单位, 原来额外的2个时间单位的通信开销 被隐藏。

2.4 参数通信架构

在去中心化架构下,分布式深度 学习的训练过程符合全局规约操作的 语义:每个节点独立计算局部梯度, 然后通过全局规约运算来计算梯度总 和并将其发送给所有对等节点。显然, 上述操作可以看作一个 Allreduce运算。 因此,整个网络通信过程的性能也就 取决于 Allreduce 的性能。

在高性能计算领域,关于 Allreduce算法的研究已经非常充分了。 Allreduce 是近两年才在深度学习训练 系统中得到广泛应用的,其中很有代 专题

表性的是 Ring-Allreduce,由百度于 2017年引入应用到主流的深度学习框 架中。Ring-Allreduce由两个阶段组成: Reduce-Scatter和 Allgather。当使用p个计算节点时,每个阶段都包括p-1个计算节点时,每个阶段都包括p-1个通信步骤。每个节点都维护其本地梯度,本地梯度被平均分为p块。在Reduce-Scatter阶段,每个节点发送和 接收张量的不同块。在p-1个步骤之后,每个节点都具有了一部分块的全局结果。在Allgather阶段,每个节点 发送自己维护的部分全局结果,并从 其他节点接收其他部分全局结果。同样是p-1个步骤之后,每个节点都拥 有完整的全局结果,如图7所示。因此, Ring-Allreduce 总共需要 $2 \times (p-1)$ 个通 信步。

此外,关于参数服务器架构及通 信特征的详细分析,请参考文献[14]。

2.5 网络消息库

在去中心化架构下,目前关于 Allreduce 的实现非常多,包括 NVIDIA 的集合通信库、Facabook 的 Gloo 以及百 度的 Allreduce 等。以 NCCL 为例,它针 对 NVIDIA 的 GPU,实现了单机多卡以 及多机多卡之间的高效 GPU 通信。在 当前主流的跨平台统一分布式训练框架 Horovod^[15] 中,NCCL、Gloo 以及 MPI 都 已经得到了支持。 对于参数服务器架构来说,由 于其固有的"少对多"的通信模式, 因此在常见的实现中,底层通信模块 总是依赖于点对点的消息库,例如 TensorFlow中的gRPC,以及MXNet中 默认使用的ZMQ消息库。尽管MPI 中也实现了低延迟的点对点通信,但 是在参数服务器架构下并不能发挥出 MPI 在集合通信方面的优势。

2.6 网络协议优化

早期的分布式训练框架的通信模块 实现通常基于传输控制协议(TCP)/互 联网协议(IP),需要先将参数数据复 制到内核态的网络协议栈中,再通过网







▲图 7 Ring-Allreduce 过程

络接口发出去,这些复制操作增加了 分布式训练的通信延迟。远程直接内 存访问(RDMA)允许用户态进程直 接读取和写入远端进程的地址空间, 是传统高性能计算系统中常用的高带 宽低延迟的通信技术。在当前主流的 分布式训练框架中,RDMA原语替换 了原始的基于套接字和TCP的接口。 实验表明,使用RDMA替换传统的 TCP/IP协议可以大幅降低分布式训练 的同步开销,提升训练速度,扩大训 练规模。

3 结束语

通信开销是扩展大规模深度学习 的障碍,训练过程中高昂的通信代价 令人难以接受。本文主要从算法和网 络两个层面介绍了分布式深度学习中 的通信优化策略,其中大部分优化策 略都是正交的, 它们可以进行组合, 以进一步降低分布式深度学习训练过 程中的通信开销,加速网络模型训练。 关于神经网络模型训练,还有一个重 要的研究方向是关于性能模型以及测 量工具的探索与实现。性能模型能够 帮助我们在理论上分析各类开销,而 测量工具则允许我们找到分布式训练 中的各类瓶颈。尽管 TensorFlow^[16] 与 MXNet 都提供了相关工具,但是我 们仍然需要更高级的网络分析工具如 Horovod Timeline^[15]以及 SketchDLC^[14]等。

致谢

本文的部分研究成果和内容撰写 得到国防科技大学徐叶茂博士生的帮助, 谨致谢意!

参考文献

- YOU Y, ZHANG Z, HSIEH C, et al. Fast deep neural network training on distributed systems and cloud TPUs [J]. IEEE transactions on parallel and distributed systems, 2019, 30(11): 2449–2462. DOI:10.1109/TPDS.2019.2913833
- [2] STICH S U. Local SGD converges fast and communicates little [C]//Proceedings of International Conference on Learning Representations (ICLR). Vienna, Austria: ICLR, 2019
- [3] SEIDE F, FU H, DROPPO J, et al. 1-bit stochastic gradient descent and its application to data-parallel distributed training of speech DNNs [C]//Proceedings of Fifteenth Annual Conference of the International Speech Communication Association. Shanghai, China: Interspeech, 2014: 1058–1062
- [4] ALISTARH D, GRUBIC D, LI J, et al. QSGD: Communication-efficient SGD via gradient quantization and encoding [C]//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Red hook, NY, United States, 2017: 1707 – 1718. DOI:10.5555/3294771.3294934
- [5] WEN W, XU C, YAN F, et al. Terngrad: ternary gradients to reduce communication in distributed deep learning [C]//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Red hook, NY, United States, 2017: 1508 – 1518. DOI:10.5555/3294771.3294915
- [6] AJI A F, HEAFIELD K. Sparse communication for distributed gradient descent [C]// Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2017: 440–445. DOI:10.18663/v1/d17–1045
- [7] TANG H, YU C, LIAN X, et al. DoubleSqueeze: parallel stochastic gradient descent with double-pass error-compensated compression [C]//Proceedings of International Conference on Machine Learning. CA, USA: PMLR, 2019: 6155–6165
- [8] LIN Y, HAN S, MAO H, et al. Deep gradient compression: reducing the communication bandwidth for distributed training [C]//Proceedings of International Conference on Learning Representations (ICLR). Vancouver, BC, Canada: ICLR, 2018
- [9] ZHANG H, ZHENG Z, XU S, et al. Poseidon: an efficient communication architecture for distributed deep learning on GPU clusters [C]// Proceedings of the 2017 USENIX Conference on USENIX Annual Technical Conference (ATC). Santa Clara, CA, USA: ATC, 2017: 181 – 193
- [10] JAYARAJAN A, WEI J, GIBSON G, et al. Priority-based parameter propagation for distributed DNN training [C]//Proceedings of 2nd Conference on Systems and Machine Learning (SysML). Austin, TX, USA: ACM, 2019
- [11] PENG Y, ZHU Y, CHEN Y, et al. A gener-

ic communication scheduler for distributed DNN training acceleration [C]//Proceedings of the 27th ACM Symposium on Operating Systems Principles. USA: ACM, 2019: 16–29. DOI:10.1145/3341301.3359642

- [12] HASHEMI S H, JYOTHI S A, CAMPBELL R H. TicTac: Accelerating distributed deep learning with communication scheduling [C]//Proceedings of 2nd Conference on Systems and Machine Learning (SysML). Stanford, CA, USA: SysML, 2019
- [13] XU Y, DONG D, ZHAO Y, et al. OD-SGD: One-step delay stochastic gradient descent for distributed training [J]. ACM transactions on architecture and code optimization, preprint. DOI: 10.1145/3417607
- [14] XU Y, DONG D, XU W, et al. SketchDLC: a sketch on distributed deep learning communication via trace Capturing [J]. ACM transactions on architecture and code optimization, 2019, 16(2): 1–26. DOI: 10.1145/3312570
- [15] SERGEEV A, DEL BALSO M. Horovod: fast and easy distributed deep learning in tensorflow [EB/OL]. (2018–02–15) [2020–09–11]. https://arxiv.org/abs/1802.05799
- [16] ABADI M, BARHAM P, CHEN J, et al. Tensorflow: A system for large-scale machine learning [C]//12th USENIX Symposium on Operating Systems Design and Implementation (OSDI). Savannah, GA, USA: OSDI, 2016: 265–283







新型拓扑感知的 参数交换方案 New Parameter Exchange Scheme with Topology-Awareness

万鑫晨 /WAN Xinchen¹, 胡水海 /HU Shuihai², 张骏雪 /ZHANG Junxue²

(1. 香港科技大学,中国 香港 999077 2. 深圳致星科技有限公司,中国 深圳 518000) (1.Hong Kong University of Science and Technology, Hong Kong SAR 999077, China; 2.Clustar Technology Lo.,Ltd, Shenzhen 518000, China)

摘要: 定义了一种新型拓扑感知的参数交换方案——弹性全局规约树(RAT)。针对底层物理 拓扑及其超额认购条件,RAT建立了一种树状规约模式,该模式指定了参数聚合模式,其中每 个聚合节点负责在规约阶段聚合一个超额认购区域内的所有工作的梯度,并在广播阶段将更新 传回给工作节点。实验表明,该方法能有效地减少跨超额认购区域流量,缩短依赖链。

关键词: 分布式机器学习; 全局规约算法; 参数交换方案

Abstract: A new parameter exchange scheme with topology-awareness called resilient allreduce trees (RAT) is proposed. Aiming at the underlying physical topology and its over-subscription conditions, RAT establishes a tree-based allreduce pattern, which specifies the aggregation pattern in which each aggregator is responsible for aggregating gradients from all workers within an oversubscribed region at the reduce phase, and broadcasting the updates back to workers at the broadcast phase. Experiments show that this method can effectively reduce the cross-region traffic and shorten dependency chain.

Keywords: distributed machine learning; all-reduce algorithm; parameter exchange scheme

DOI: 10.12142/ZTETJ.202005003 网络出版地址: https://kns.cnki.net/kcms/ detail/34.1228.TN.20201009.1536.002.html

网络出版日期:2020-10-10 收稿日期:2020-08-16

近年来,深度神经网络(DNN)被 广泛应用于计算机视觉、自然语 言处理等多个应用领域。

DNN 训练任务可能需要数天或数 周的时间才能完成。为了缩短训练时 间,分布式机器学习系统被引入 DNN 训练过程。因此,大量关于分布式机 器学习(DML)系统加速训练的研究 和方法在学术界和工业界不断涌现。

由于 DML 是计算密集型任务,之 前大部分的研究主要集中在为集群计 算资源设计高效的调度策略上。然而, 随着图形处理器(GPU)算力的逐步 提升和模型尺寸的增大,我们发现整 体的训练性能瓶颈逐渐从计算部分转 移至通信部分。例如,当在 32 GPU 集 群中(如 VGG16 的大模型)训练时, 通信部分的完成时间占据训练任务总 完成时间的 90%^[1]。当前已经出现大 量利用 DML 训练的鲁棒性,在参数同 步机制^[2]和减少网络通信量^[3]等方面 来减缓 DML 通信瓶颈的研究成果,以 及利用传统数据中心网络的流调度^[4-7] 和协同流调度^[8-10]技术来进行通信优 化的研究成果。本文中,我们主要研 究 DML 中的参数交换过程。

参数交换过程由预先设置好的参 数交换方案来定义,该方案描述了每 轮迭代中的参数 / 梯度交换方式。考虑 到 DNN 通常需要经过成百上千次的迭 代训练,针对参数交换方案的研究和 优化可能会带来潜在巨大的性能提升。

常见的参数交换方案有参数服务 器(PS)和环形全局规约(Ring)等, 这些参数交换方案现均已在各主流通 用深度学习框架下成功实现并部署。 专业人士评测后表示,这些方案在常 规网络场景中为分布式机器学习任务 提供了良好的参数交换性能。然而, 在某些存在故障或不确定性事件的网 络场景下(例如超额认购网络和存在 故障的网络),PS和 Ring等方案存在 着严重的性能下降问题。事实上,在 大规模数据中心网络内部,存在诸多 类似事件发生的可能情况,例如节点 故障、突发流量淹没交换机或网卡、 网络 incast 现象等。当前常见方案均无 法适应这类网络场景,因此,设计并 实现新型参数交换方案以适应这类存 在故障和不确定性事件的数据中心网 络场景,具有重大的研究和应用价值。

1 背景介绍

1.1 数据中心网络

数据中心网络(DCN)通常采 用多层树状拓扑结构。如图1所示, 在这种拓扑中,交换机按层划分并树 状连接(通常是2层或3层结构)。 服务器在拓扑叶端与机架顶部交换机 (ToR)直接相连并对应分组。多层树 状拓扑结构为DCN的搭建和扩展带来 极大的便利性和灵活性,系统架构人 员可以通过在每层简单地增加交换机 数量和交换机与服务器之间的网络连 接,来扩展网络规模。

然而, DCN 存在若干故障和不确 定性事件,包括超额认购事件、网络 拥寒和故障问题。为了降低搭建 DCN 所需的昂贵成本^[11],研究人员引入了 超额认购的概念,即利用各源端服务 器很少同时进行大规模数据传输的特 性, 使得终端服务器流入 DCN 的最 大理论流量略大于网络最大可承载量 (通常超额认购比率在4:1和8:1 之间^[12])。通过这种方式可以有效减 少交换机和网络连接数量,从而降低 DCN 搭建成本。然而,超额认购是一 把双刃剑:一方面,它在不增加 DCN 搭建成本的前提下有效地增大了集群 规模;另一方面,它在某些情况下, 如多主机并发传输大规模流量等,会 给 DCN 带来巨大网络拥塞风险。当网 络实时总通信量超过某特定阈值时,

网络中枢部分(即核心交换机等)就 会发生网络拥塞。最坏的情况是会损 坏网络中枢部分的数据传输能力,造 成整个网络无法提供数据传输的后果。 此外,网络拥塞现象可能会在出现突 发流量淹没某些链路或网卡时,或当 低优先级流量在交换机上被持续到来 的高优先级抢占传输等情况下发生。 网络故障现象可能发生在物理层。

1.2 分布式机器学习

数据并行是分布式机器学习最常用的并行模式。如图2所示,每个工作节点负责维护自己的本地模型,并独立地基于与其他节点互不重叠的一部分数据集进行训练。训练过程以迭代的方式完成,其中每轮迭代包含两

个阶段:第一阶段是计算密集型的本 地模型训练阶段,包括前向传播生成 对小批输入的预测,反向传播导出与 预测和目标标签之间的损失相关的局 部梯度;第二阶段是通信密集型的参 数交换阶段,在该阶段中通过对所有 局部梯度取平均值来计算平均梯度, 并将结果输入到优化器中以更新全局 模型参数,更新后的参数被发回给每 个工作节点,然后工作节点使用更新 后的模型版本以开始下一轮迭代。

上述参数交换阶段通常遵循批量 同步并行(BSP)的同步模式,这是因 为它能提供最佳的机器学习模型预测 性能,保证任务的可再现特性。因此, BSP成为当前最主流的同步模式。在 该模式下,所有的工作节点在每轮迭







▲图 2 分布式机器学习工作流程

代中都需要完成全局同步,随后才能 开始新一轮的迭代。

2 现有的参数交换方案

每个任务在参数交换阶段均执 行着一套特定的参数交换方案,该方 案描述了在每轮迭代中服务器之间的 逻辑参数交换过程。在这里,我们对 DML 任务的一些常用参数交换方案进 行分类,并讨论它们各自的局限性。

2.1 PS 方案

该方案已被应用于 TensorFlow^[13]、 Caffe^[14]、MXNet^[15]等多个流行 DNN 框 架中。PS 采用了一种直接通信模式, 其中参数在工作节点和PS间直接同步。 工作节点在计算并生成局部梯度后, 将其直接推至 PS,并在 PS 完成聚合过 程后将更新的模型参数拉取回来。

尽管 PS 方案直接有效,但并不 适用于存在超额认购的网络环境。图 3(a)展示了一个 PS 流量模式的示意 图。假设工作节点和 PS 同时被放置在 每个节点上,我们观察到,跨机架的 链路相较于每条机架内的链路额外承 受约1.3倍的流量负载。对于给定集 群配置(包括机架r、w工作节点和集 群超额认购比率o),平均任务完成时 间将会有 o(w-1)/[w(1-1/r)] 倍性能下降。 这意味着对于节点数量较多的大型作 业, 跨机架链路与机架内链路的流量 不均衡问题会变得更加严重。我们在 第5章中的仿真实验也验证了这一推 论。需要注意的是,服务器在每个机 架上的摆放位置并不会缓解这一问题。 这是因为对于一个给定规模的集群, 机架间的通信不会改变,其中关键因 素是 PS 采用了直接通信模式。

2.2 Ring 方案

Ring 方案已应用于 BaiduRing^[16] 和 Horovod^[17]等。DNN 训练开始时, 每个节点两两顺次相连组成环状拓扑; 在之后的参数交换阶段,各节点保持 同一圆周方向传输梯度。Ring 方案对 应的参数交换过程可分为两个阶段: scatter-reduce 和 all-gather。以逆时针 方向进行 scatter-reduce 为例, 生成本 地梯度更新后,每个工作节点从它的 左手边接收一个梯度块, 与它的本地 梯度块进行聚合,并将聚合结果块发 送给右边的工作节点。重复上述过程 *n*-1轮后,每个工作节点中各有一个 聚合了所有工作节点本地梯度的梯度 块。在 all-gather 阶段中, n 个工作节 点简单地在每轮迭代中复制接收到的 对应位置梯度块,并重复n-1次上述 操作,从而完成整个参数交换阶段。

与 PS 相比, Ring-allreduce 在每 一跳均进行梯度聚合,因此实现了最 小化跨机架流量负载(见表1)。与 此同时,它引入了太多的节点间依赖 关系,很容易造成网络拥塞或故障。 如图 4 所示, n 个节点参与以进行环 形全局规约。我们假设,某时刻节点 1暂时不能向2发送数据,那么造成 这种现象的原因可能有很多种:例如 1和2之间的链路出现故障,或是该 条链路发生拥塞,或是链路带宽优先 分给了其他流量,或者该节点本身出 现故障等。在这种情况下, 节点2只 能通过其中一条链向节点3发送1/n 的数据,因为n-1条链在节点1处被 阻塞了。接着, 节点3只能向节点4 发送 2/n 的数据,依此类推。这种节 点依赖性会对所有下游节点产生级联 效应。当n较大时,会导致50%的网 络利用率下降。我们将这种现象称为 "链阻塞",在第5章中我们的仿真 结果也将揭示它的影响。与之相反, PS 不会遇到这个问题,因为其所使用 的直接通信模式仅引入最小的依赖性。

2.3 其他集合全局规约方案

其他集合全局规约方案,如 K-nominal tree^[18]、butterfly mixing^[19]和 recursive halving and doubling^[20],均可 以视为综合了 PS 和 Ring 的方案。这

5 1 1 5 2 6 2 6 В G ToR ToR 3 7 3 7 8 4 8 4 (a) PS 流量模式 (b) Ring 流量模式 PS:参数服务器 Ring: 环形全局规约 ToR: 机顶交换机

▲图 3 PS 和 Ring 的流量模式

▼表1各参数交换方案关于跨区域流量及依赖链长的对比

参数比较	PS	Ring	Butterfly	Halving& Doubling	K-nominal	BlueConnect	PLink	RAT
最小跨区域流量	×	\checkmark	×	×	×	\checkmark	×	\checkmark
依赖链长	2	2(w -1)	$\log_2(W)$	2log ₂ (w)	$2\log_k(w)$	2(/ +max{w,})	4	2(/ +1)

 Butterfly、Halving& Doubling、K-nominal、BlueConnect、Plink:均为方案名
 /: 超额认购层数

 PS:参数服务器
 RAT:弹性全局规约树
 Ring:环形全局规约
 w: 总工作节点数量

 w,:每个机架中的工作节点数量

新型拓扑感知的参数交换方案



▲图 4 Ring 存在"链阻塞"现象

些方案具有预先确定的参数交换模式, 然而这些模式对底层网络拓扑不可知; 因此,它们在某种程度上同样存在与 PS和Ring类似的问题,例如,跨机架 的额外通信流量和长链节点依赖关系。 我们在表1中分别列出了它们各自对 应的值,并强调了其局限性。

此外,最近的一些全局规约方 案^[21-24]是通过感知分层网络拓扑来执 行梯度聚合。然而在大规模网络环境 下,它们或多或少面临着一些问题。 BlueConnect^[21]依照网络拓扑的区域划 分,将集群的大环分解为对应多个区 域的小环。相较于传统的 Ring,它以 一种更细粒度的方式运行,并减轻了 由环中最慢的链路带来的影响。由于 它是一种基于 Ring 的变体方案,因而 也继承了 Ring 的脆弱性。当每个机 架规模增大时, BlueConnect 的运行情 况会变差。HiPS^[22]采用远程直接数据 存取技术(RDMA)传输来进行全局 规约,它特别适用于以服务器为中心 的一类网络拓扑。然而当它在 Ring 模 式下运行时,会引入额外的依赖链。 ParameterHub^[23]是一种协同设计软硬 件的参数交换方案,其核心是 PBoxes (一台配备了 10 块网卡的服务器)在 机顶交换机(ToR)中被用来减少跨机 架的通信量。然而,它引入了额外的 硬件特殊偏好(每台服务器上配置多 块用于聚合的网卡),并且不能保证 最小跨区域通信量。Plink^[24]依据网络 拓扑应用了一个2级的层次结构聚合, 然而当网络层次结构超过2时,它会 产生同样的额外跨机架流量问题。

3 新型拓扑感知的参数交换方案 设计

第2章中讨论的各方案的局限性 启发了我们定义参数交换方案的期望 属性:

 实现最小跨超额认购区域(如 机架、Pod)流量,以避免造成网络 瓶颈;

• 短依赖关系链,以更好地弹性
 应对网络拥塞和故障;

 结构简单,以减少因引入参数交 换方案而带来的必要计算和执行开销。

云星科技基于上述期望属性的定义,设计并实现了一套具备拓扑感知能力的参数交换方案——弹性全局规约树(RAT)。

3.1 RAT 的主要角色

对于一个给定的物理网络拓扑*T*, 我们以一种简单的分层结构 为 DML 任务 *J* 构建 RAT,构建的同时会考虑 到超额认购区域(如机架、Pod)。树 上每个节点扮演以下一个或多个角色:

•叶节点:负责发送它的局部梯 度或接收全局的更新参数。任务 J 中 的每个工作节点均对应 RAT 树上的一 个叶节点。

•聚合节点:对于拓扑*T*中的每 个超额认购区域,RAT引入了相应的 聚合层,从而使跨区域流量最小化。 在规约阶段,每个聚合节点负责将区 域内的所有叶节点或下层聚合节点上 的梯度更新以进行聚合,并将聚合后 的梯度更新发送到上层聚合节点或根 节点。在广播阶段,上述过程以逆方 向运行。

•根节点:负责聚合全局所有梯 度,计算全局更新,并以相反的方向 返回给下层聚合节点或叶节点。

3.2 RAT 的构建算法

RAT 将全部节点划分为不同组, 并依据拓扑结构进行分层,按层聚集 梯度。整体聚合过程如下:首先,在 规约阶段,在最底部的叶子层,RAT 算法为每个物理机架(超额认购区域) 专题

各分配一个0级聚合节点,该节点负 责聚合同一机架内的所有梯度更新; 然后,在上一层的每个超额认购区域 中,从区域内的所有0级聚合节点中 指定一个1级聚合节点,来负责聚合 区域内所有0级聚合结点的梯度更新; 之后,对更上层的拓扑节点聚合(同 样遵循相同的例程),直到所有最初 来自叶子的梯度都聚合到一个(*n*-1) 级的聚合节点中,该节点也被称为根 节点;最后,在广播阶段将以上操作 反向分层进行。

图 5 展示了一棵基于 2 机架 8 节 点的网络拓扑建立的 RAT 树,其中每 个工作节点对应一个叶节点,并且某 些工作节点被指定了不同级的聚合节 点或根节点角色, 使这棵 RAT 树能够 在指定的网络拓扑中执行高效的参数 聚合任务。需要提醒的是,在该例中 我们只是简单考虑了机架级的超额认 购场景和机架级的聚合节点。实际上, RAT 树适用于所有树形数据中心网络 拓扑场景。在这个拓扑中,我们按照 根节点指定的不同,总共可以组成8 棵不同 RAT 树。假设网络具有对称性, 且每棵 RAT 树上承载完全相同大小的 工作负载,我们将网络流量均匀地分 布在每棵 RAT 树上,以实现集群的负 载均衡。我们将在非对称网络拓扑场 景下每棵 RAT 树的流量负载非均匀分 配问题作为以后的研究工作。

3.3 RAT 的属性

表1显示了 RAT 与其他主流参数 交换方案在最小化跨区域流量和节点 依赖链长这两个参数上的对比,从而 说明了 RAT 完全满足上述的参数交换 方案的期望属性。表1中的几个参数 分别为: *1*表示超额认购层数,w表示 总工作节点数量,w,表示每个机架中 的工作节点数量。

RAT 满足全部期望属性的原因主 要有: 首先, 除了 Ring 和 BlueConnect 之外,其他所有的主流方案都不能最 小化跨超额认购区域的流量。相反, 由于 RAT 是为网络拓扑专门定制的, 因此它通过为每个超额认购区域引入 一个聚合节点,来优化整体跨区域流 量大小。其次, RAT 引入了一个长度 为2(川+1)的节点依赖链。由于数 据中心网络通常超额认购层数较少(例 如1或2),该链长通常小于除PS以 外的其他所有方案。另外, RAT采用 一种简单目规律的结构和一套容易实 施的构建树算法,简单规律的结构仅 包含3种不同角色,构建树算法依据 网络拓扑递归构建树,从而极大地简 化了计算和执行参数交换过程。

4 相关实验

在本节中,我们将 RAT 分别与两 种有代表性的参数交换方案——PS 和 Ring 进行仿真实验对比,来量化展示



▲图 5 图 3 拓扑下的 RAT 及其流量模式

RAT 在网络拥塞及故障等场景下具备的弹性适应能力。

4.1 仿真实验设置

我们在仿真中使用了两种不同的 实验装置。在超额认购场景中,我们 使用配备了2个 spine 交换机和4个 leaf 交换机的传统 spine-leaf 网络拓扑, 并将每个机架上的工作节点数量设为 变量,从而使网络超额认购比率也随 之变化(从2:1变为到32:1)。 在网络存在故障的场景中,我们在网 络容量充足(即无超额认购)的2机架、 64 台服务器且链路带宽均为 40 Gbit/s 的集群上运行机器学习任务流量。我 们通过暂停一些节点发送数据来模拟 网络中某些节点或链路发送拥塞或故 障的现象,即从某时刻开始随机洗择 k 个节点以暂停发送数据,并在每隔d时间周期性地随机改变这 k 个节点。 此外,我们通过测量每个任务的每轮 迭代完成时间(ICT)来评价该任务的 训练性能。

4.2 流量模式设置

我们在 NS3 (网络模拟器)中模 拟了 PS、Ring 和 RAT 的参数交换模式。 对于 PS, 我们将 PS 和工作节点设置 为同在每台服务器中,并通过以多对 多发送相同大小数据的形式模拟 PS 下 的参数交换过程。对于 RAT, 按照其 算法构建了n棵RAT树,其中n为集 群中总节点数量,且集群中的每个节 点恰好对应每棵 RAT 树的根节点。我 们将总通信量均匀地分布在每棵 RAT 树上以实现负载平衡。对于 Ring 的模 拟,将集群中的所有节点两两连接成 逻辑环,并仅允许每个节点与其邻居 进行通信。将单轮迭代的总网络通信 量大小设置为与 ResNet50 相同(总计 97 MB),并在3种模式下分别启动流 量发生器。需要注意的是,为了简单 起见,假设计算和通信之间是没有重 叠的。另外,当模型尺寸很小时,仿 真结果可能与实际部署后的结果不相 符,但这是极少发生的情况。因为对 于因通信过程而产生瓶颈的模型而言, 其所传输的模型尺寸都相对较大。

5 实验结果

5.1 超额认购场景

如图 6 所示,一方面, PS 在所有 不同带宽设置下的平均性能比 RAT 差 25 倍左右。这是因为它引入了大量的 跨机架通信流量,从而导致跨机架链 路成为瓶颈,影响了任务整体训练速 度。另一方面, Ring 将机架间的通信 流量最小化,因此我们期望其性能会 与 RAT 的结果大致相同。然而,从图 中我们发现 Ring 在许多带宽设置下, 相较于 RAT,存在 0.16 倍的性能下降。 我们通过分析认为, Ring 的长依赖链 可能导致在每一跳上都引入一些额外 的延迟,这些累积起来的延迟影响了 整个训练过程。

5.2 网络故障场景

我们还在网络故障的场景下模拟 实验,来体现 RAT 对网络不确定性事 件的弹性应对能力。如 5.1 所述,我 们在给定拓扑中构建一个存在故障问 题的网络,并在其上部署了一个分布 式机器学习任务。

结果如图 7 所示,与 PS 和 RAT 相比,Ring 在网络存在故障节点的情

况下出现了非常严重的性能下降(在 最坏情况下平均下降12倍),这与 我们在第2章中的分析一致:如果 在 PS 或 RAT 模式下,当存在节点出 现故障时,其他正常节点仍然可以利 用可用链路带宽继续传输数据。对于 Ring 而言,由于"链阻塞"现象,故 障节点的下游节点也全部被阻塞。此 外,我们在 Ring 模式下选取故障节 点的随机性,可能会造成某些节点始 终被阻塞的情况——因为过程中可能 不仅它本身在某些时刻出现故障被阻 塞,而且在其他时间内被其上游的某 些节点"链阻塞"。与之对应, RAT 获得了与 PS 相近的性能, 这是因为 它与 PS 具有相近的依赖长度(在本 例中链长为2)。







▲图73种方案在网络故障场景下的仿真结果

万鑫晨 等

ZTE TECHNOLOGY JOURNAL

6 结束语

本文提出了一种具有拓扑感知 能力的新型 DML 参数交换方案—— RAT。它利用数据中心网络层数较少 的性质,针对物理拓扑特征来建立全 局规约树。这些树以其分层模式来构 造参数聚合模式,即每个聚合节点在 规约阶段聚合其超额认购区域内的全 部工作节点的本地梯度,并在广播阶 段将更新后的参数或梯度广播回工作 节点。与已有的参数交换方案相比, RAT 既实现了最小化跨区域流量的目标。

参考文献

- [1] NARAYANAN D, HARLAP A, PHANISHAY– EE A, et al. PipeDream: generalized pipeline parallelism for DNN training [C]//The 27th ACM Symposium on Operating Systems Principles. Ontario, Canada: SOSP, 2019. DOI: 10.1145/3341301.3359646
- [2] HO Q, CIPAR J, CUI H, et al. More effective distributed ML via a stale synchronous parallel parameter server [C]//Conference and Work– shop on Neural Information Processing Sys– tems 2013. Nevada, United States: NIPS, 2013. DOI: 10.5555/2999611.2999748
- [3] LIN Y J, HAN S, MAO H Z, et al. Deep gradient compression: reducing the communication bandwidth for distributed training [EB/OL].[2020-09-20]. https://arxiv.org/ abs/1712.01887
- [4] BAI W, CHEN L, CHEN K, et al. Information-agnostic flow scheduling for commodity data centers[C]// NSDI 2015. OKLAND, CA, USA: ASM, 2015. DOI: 10.5555/2789770.2789802
- [5] ALIZADEH, YANG S, SHARIF M, et al. pFabric: Minimal near-optimal datacenter transport [C]//SIGCOMM 2013. Hong kong, China: ASM, 2013. DOI: 10.1145/2486001.2486031
- [6] CHEN L, CHEN K, BAI W, et al. Scheduling mix-flows in commodity datacenters with Karuna [C]//SIGCOMM 2016. Florian ó polis, Brazil: ASM, 2016. DOI: 10.1145/2934872.2934888

- [7] CHEN L, LINGUS J, CHEN K, et al. AuTo: scaling deep reinforcement learning for datacenter-scale automatic traffic optimization [C]// SIGCOMM 2018. Budapest, Hungary: ACM, 2018. DOI: 10.1145/3230543.3230551
- [8] MOSHARAF C, ION S. Efficient Coflow scheduling without prior knowledge [C]//SIG– COMM 2015. London, UK: ACM, 2015. DOI: 10.1145/2785956.2787480
- [9] ZHANG H, CHEN L, YI B, et al. CODA: toward automatically identifying and scheduling coflows in the dark [C]//SIGCOMM 2016. Florian ó polis, Brazil: ACM, 2016. DOI: 10.1145/2934872.2934880
- [10] SUSANTO H, JIN H, CHEN K. Stream: decentralized opportunistic inter-coflows scheduling for datacenter networks [C]//IEEE International Conference on Network Protocols (ICNP), 2016. Singapore, Singapore: ICNP, 2016. DOI: 10.1109/ICNP.2016.7784423
- [11] GREENBER A, HAMILTON J, A MALTZ D, et al. The cost of a cloud: research problems in data center networks [C]//SIGCOMM 2009. Barcelona, Spain: ACM, 2009. DOI: 10.1145/1496091.1496103
- [12] Oversubscription and density best practices [EB/OL]. (2015–03–12) [2020–08–10]. https:// www.cisco.com/c/en/us/solutions/collateral/ data-center-virtualization/storage-networking-solution/net_implementation_white_paper0900aecd800f592f.html
- [13] ABADI M, BARHAM P, CHEN J, et al. Tensorflow: a system for large-scale machine learning [C]//OSDI 2016. SAVANNAH, GA, USA: ACM, 2016. DOI: 10.5555/3026877.3026899
- [14] JIA Y, SHELHAMER E, DONAHUE J, et al. Caffe: convolutional architecture for fast feature embedding [EB/OL].[2020-08-10]. https:// dl.acm.org/doi/10.1145/2647868.2654889
- [15] CHEN T Q, LI M, LI Y T, et al. MXNet: a flexible and efficient machine learning library for heterogeneous distributed systems [EB/OL]. [2020-08-10].https://arxiv.org/ abs/1512.01274
- [16] ANDREW G. Bringing HPC techniques to deep learning [R]. Baidu Research, Technology Report, 2017
- [17] SERGEEV A, DEL BALSO M. Horovod: fast and easy distributed deep learning in Tensor– Flow [EB/OL]. [2020–08–10]. https://arxiv.org/ abs/1802.05799
- [18] MAI L, HONG C, COSTA P. Optimizing network performance in distributed machine learning [C]//HotCloud 2015.Santa clara, CA, USA: USENIX, 2015. DOI: 10.5555/2827719.2827721
- [19] KIM J, J DALLY W, ABTS D. Flattened butterfly: a cost-efficient topology for high-radix networks [C]//ISCA 2007. San Diego, CA, USA: ISCA, 2007. DOI: 10.1145/1273440.1250679
- [20] GOYAL P, DOLLAR P, GIRSHICK R, et al. Accurate, large minibatch SGD: Training imagenet in 1 hour [EB/OL]. [2020-08-10]. https://

arxiv.org/abs/1706.02677

- [21] CHO M, FINKLER U, KUNG D. BlueConnect: novel hierarchical all-reduce on multi-tired network for deep learning [C]//SysML 2019. Stanford, CA: SysML, 2019
- [22] GENG J, LI D, CHENG Y, et al. HiPS: hierarchical parameter synchronization in largescale distributed machine learning [C]//Proceedings of the Workshop on Network Meets AI & ML 2018. Budapest, Hungary: ACM, 2018. DOI: 10.1145/3229543.3229544
- [23] LUO L, NELSON J, CEZE L, et al. Parameter hub: a rack-scale parameter server for distributed deep neural network training [C]// SOCC 2018. Carlsbad, CA, USA: ACM, 2018. DOI: 10.1145/3267809.3267840
- [24] LUO L, WEST P, NELSON J, et al. PLink: efficient cloud-based training with topology-aware dynamic hierarchical aggregation [C]//SysML 2020. Stanford, CA, USA: SysML, 2020



地理分布式机器学习: 超越局域的框架与技术

Geo-Distributed Machine Learning: Framework and Technology Exceeding LAN Speed

李宗航 /LI Zonghang¹, 虞红芳 /YU Hongfang^{1,3}, 汪漪 /WANG Yi^{2,3}

- (1. 电子科技大学,中国 成都,611731;
 2. 南方科技大学,中国 深圳,518055;
- 3. 鹏城实验室,中国深圳,518055)
- (1. University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China;
- 2. Southern University of Science and Technology, Shenzhen 518055, China;
- 3. Peng Cheng Laboratory, Shenzhen 518055, China)

摘要:提出了一种面向地理分布式机器学习的软件框架 GeoMX,该框架从通信架构和压缩传 输机制两方面着手优化通信。对应设计了分层参数服务器(HiPS)架构和双向稀疏梯度传输 (BiSparse)技术,旨在分别减少广域传输的梯度流数量和流大小。GeoMX 在跨广域分布的数 据中心上最高可取得 4 倍于数据中心内 MXNET 的训练效率, 且几乎无精度损失。

关键词:大数据;人工智能;地理分布式机器学习;梯度稀疏化

Abstract: A software framework, called GeoMX, is proposed for geo-distributed machine learning. GeoMX improves communication efficiency in terms of architecture and compression, and accordingly hierarchical parameter server (HiPS) architecture and bi-directional sparsification (BiSparse) technology are designed to reduce the number and size of gradients transmitted via wide area network (WAN) respectively. In the experiments, GeoMX is deployed on multiple data centers distributed across WAN, while MXNET is deployed in a data center within local area network (LAN). The results show that GeoMX is up to 4 times faster than MXNET with little loss of accuracy.

Keywords: big data; artificial intelligence; geo-distributed machine learning; gradient sparsification

DOI: 10 12142/7TET.I 202005004 网络出版地址: https://kns.cnki.net/kcms/ detail/34 1228 TN 20200917 1732 002 html

网络出版日期: 2020-09-18 收稿闩期:2020-08-16

有着 5G 技术的逐步商用,激增的数据为人工智能技术提供了丰富 的数据资源,催生了人脸支付、辅助 感知等新时代智能应用的萌芽。为强 化智能应用的生命力,加速以深度学 习为代表的智能模型的训练过程,分 布式机器学习□成为业界重点关注的 关键技术。数据并行的分布式机器学 习将完整数据均匀分配给数据中心内

的多个处理节点。这些节点各自维护 一个本地模型副本以并行计算其数据 切片上的本地梯度,并递交给其他节 点计算全局梯度,随后全局梯度在所 有节点间同步,最终被用于更新各节 点的本地模型。

然而,训练所需的海量数据分散 在多个机构的数据中心内, 将这些数 据碎片汇集于一个数据中心将引入巨 额通信代价。业界对数据隐私和知识 产权的愈发重视导致碎片之间更加割 裂, 使得人工智能技术从数据碎片中 挖掘的知识具有明显的片面性。因此,

要发挥大数据的集聚和增值作用,提 供高质量的智慧化服务,就需要以数 据隐私保护为前提,在多机构间进行 高效的分布式训练,打破机构间的数 据和网络壁垒, 化解数据孤岛难题。

地理分布式机器学习^[2](GeoML) 是一种面向跨地域分布的数据中心的 分布式训练范式。与联邦学习³³类似, GeoML 将训练样本保留在中心内,并 在中心间交互模型数据,从而实现数 据的隐私保护。需要指出的是,联邦 学习将机构整体视为一个参与节点, 而 GeoML 允许机构的中心内有多个参



基金项目: 国家重点研发计划(2019YFB1802800)、 鹏城实验室大湾区未来网络试验与应用环境项目 (LZC0019)

整体形成多中心跨域互联形态。鉴于 数据在中心内的分布式存储现状以及 业界对并行加速模型训练的需求, GeoML更适用于多中心跨域互联。

1 地理分布式机器学习机遇与挑战

近年来,人工智能的全球发展热 潮势不可挡,并在智慧医疗、智慧城市、 互联网金融等关键领域创造了巨大的 社会效益。GeoML 作为一种多中心跨 域互联的分布式机器学习技术,为上 述关键领域中大型数据孤岛的融合提 供了安全且高效的解决方案,有力推 动了人工智能数据能源的整合,因而 正愈加受到业界的关注和重视。此外, 联邦学习和隐私计算等新兴领域的安 全成果(安全多方计算¹⁴、差分隐私¹⁵、 同态加密^[6]等)进一步巩固了 GeoML 的隐私保护能力,在较大程度上打消 了合作机构对数据安全的顾虑,从而 更利于 GeoML 的发展与落地。可见, GeoML 正处于具有强烈需求且前置技 术完备的时代,拥有无限的机遇和广 阔的应用前景。

然而, GeoML 同时面临着基础框 架缺乏与通信开销庞大的挑战。一方 面,业界尚缺乏适用于 GeoML 的通用 开源软件框架。虽然部分开源深度学 习框架(如 MXNET)和联邦学习框架 (如FATE)也能部署于多中心跨域互 联场景,但这些框架无法区别和适配 中心内/外差异化的集群环境,从而 会不可避免地带来高额通信开销和资 源浪费。另一方面, GeoML 拥有比联 邦学习更大的集群规模和更激烈的竞 争环境,且需要在中心之间反复交换 大量模型数据,使其面临更显著的通 信开销。

针对上述挑战,我们在第2章提 出一种 GeoML 通用软件框架, 在第3、 4章分别从通信架构和压缩传输机制 着手优化通信,提出一种分层参数服 务器(HiPS)架构减少广域传输梯度 流数量,以及一种双向稀疏梯度传输 (BiSparse)技术减少广域传输梯度流 大小。

2 地理分布式机器学习软件框架

本文中,我们基于经典深度学习 框架 MXNET^[7] 开发了地理分布式机器 学习框架 GeoMX。该框架系统架构如 图 1 所示, 包括以下部分:

(1) 数据源。数据源是指机器 学习训练所需的视频、音频、图像、 文本等数据的存储介质。根据数据实 际存放位置的不同,处理节点可以从 本地文件系统、所在数据中心的分布 式文件系统(HDFS)以及远端S3存 储中读取数据。

(2) 数据处理模块。该模块负 责加载与解析数据源中的数据,根据 训练配置进行预处理、切片和采样, 并将数据缓存到数据队列以供模型计 算使用。数据预处理包括数据清洗、 归一化、标准化、结构变换以及随机 翻转、裁剪、色彩变换等数据增广操作, 以保证数据符合格式规范,并且扩充 数据以缓解模型过拟合。数据切片是 指将存储于共享数据源的完整数据集 进行切分,其中切片由多个处理节点 分别维护。数据采样是指处理节点从 数据切片中采集小批量样本用于计算 梯度,常用采样方式包括随机采样、 顺序采样、重要性采样等。

(3)存储与日志模块。存储模 块包括内存管理模块和显存管理模块,



[▲]图1GeoMX(左)与HiPS(右)系统架构图

以分别负责内存和显存上存储空间的 分配、释放以及垃圾回收;日志模块 则为模型训练等操作提供便捷美观的 进度跟踪、关键指标记录、系统运行 状态记录等功能。

(4)模型管理模块。该模块负 责模型计算图的构建以及模型参数的 管理。模型计算图中的张量节点由模 型构建模块产生,节点间的计算关系 由模型计算、自动梯度计算和模型优 化器模块产生。模型计算图中张量的 加载、保存、格式转换等功能则由其 他模块提供。

(5)计算与通信模块。模型计 算图的计算由依赖图计算的引擎执行, 该引擎可分析张量间的依赖关系和调 度多个张量计算并行执行。多个处理 节点间模型计算图的规约和同步由 HiPS 通信模块提供,该通信模块提供 标准的 PUSH 和 PULL 原语,利用层 次化通信架构和压缩传输机制实现高 效通信。

(6)业务场景。GeoMX 可部署 于多种广域分布式机器学习场景。例 如,云边端协同的移动边缘计算场景, 微云、微数据中心和公有云组成的边 缘计算场景,多个公有云跨域互联的 场景,以及面向机构的联邦学习场景。

(7)业务应用。GeoMX 不仅支 持所有兼容梯度优化的机器学习模型, 如神经网络、梯度支持向量机(GSVM)、 梯度提升决策树(GBDT)等,还可用 于支撑大多数复杂的智能应用,如图 像、语音、视频、文本等的识别、检测、 预测和生成任务。

在 HiPS 通信模块中,本文中我 们主要关注以下技术:

(1)层次化通信架构。该架构 将中心内/外网络环境分隔为两层, 第1层在中心内实现局部聚合,第2 层在中心间实现全局聚合。这样可有 效减少中心间传输的数据量,也可降 低中心的管理成本和安全风险。

(2)混合同步技术。该技术包含 全同步模式和混合同步模式:全同步 模式即中心内和中心间都采用同步并 行,混合同步模式即中心内采用同步 并行而中心间采用异步并行。针对这 两种模式,可根据集群异构程度、对 模型质量与训练效率的需求进行选择。

(3) 压缩传输技术。该技术旨 在压缩传输模型以减少中心间实际 传输的数据量,从而降低通信开销。 GeoMX 支持的压缩方法包括半精度 量化^[8]、2bit量化^[9]、深度梯度压缩 (DGC)^[10]、DGT^[11],以及第4章提出 的 BiSparse 技术。

3 HiPS 架构及流量模型

在通信架构优化方面,我们基于 参数服务器架构^[12]提出 HiPS 架构。 以全同步模式为例,假设有图2所示 的一个中心机构和两个参与机构,各 机构中心内的物理节点通过局域网互 联,中心间通过广域网互联。

中心机构包括全局参数服务器、 主控工作节点、本地调度器和全局调 度器4个节点,其中前3个节点彼此 互联,全局参数服务器与全局调度器 互联。参与机构包括参数服务器、本 地调度器和若干工作节点。参与机构 内的所有节点彼此互联(工作节点间 除外),参数服务器与全局调度器互联。 参与机构内部节点构成中心内参数服 务器架构,参与机构的参数服务器与 中心机构的全局参数服务器和全局调 度器构成中心间参数服务器架构。

HiPS 流量模型如图 3 所示(调度 器因不参与模型数据交互而被简化), 其中各类节点功能如下:



▲图2 分层参数服务器架构

专题



▲图3分层参数服务器流量模型

(1)工作节点。该类节点位于参与机构内,负责加载、解析、清洗和预处理数据源中的数据并用于计算本地模型梯度。这些梯度由机构内的参数服务器聚合,并被用于更新本地模型。

(2) 主控工作节点。该节点是 位于中心机构的一个特殊工作节点, 负责构建模型计算图,初始化图中的 张量参数,并交付给全局参数服务器 以初始化全局模型。此外,主控工作 节点还负责集群的配置,包括设置同 步模式、压缩策略和优化算法等。

(3)参数服务器。该类节点位 于参与机构内,首先负责聚合机构内 工作节点提交的本地模型梯度,并转 发到中心机构的全局参数服务器。随 后,该类节点从全局参数服务器获取 最新模型数据,并同步到机构内的所 有工作节点。

(4) 全局参数服务器。该类节

点位于中心机构内,负责对所有参与 机构提交的局部聚合梯度执行全局聚 合。本文中,我们默认全局参数服务 器直接返回全局聚合梯度,但若主控 工作节点设置了全局参数服务器的优 化算法,全局参数服务器将用全局聚 合梯度更新全局模型,并下发最新模 型参数到参与机构。

(5)本地调度器。该节点位于 所有机构内,用于机构内节点的注册、 中止以及状态管理(节点地址、集群 规模、心跳等),也负责管理机构内 节点的动态加入和退出以及异常退出 检测。

(6)全局调度器。该节点位于 中心机构内,其作用与本地调度器类 似,负责参与机构的动态加入和退出 以及异常退出检测。

我们使用7台服务器构建计算集 群来验证上述技术,其中每台服务器 配有两张 Tesla K40M 计算卡, 服务 器之间使用千兆以太网互联。我们按 1:3:3的比例将7台服务器分为 中心机构 A、参与机构 B 和参与机构 C, 并依照图 2 部署各个机构, 其中 B 和 C 各部署 6 个工作节点。我们选择 MXNET 框架作为对照,其中中心机构 部署一个参数服务器和一个调度器, 两个参与机构各部署6个工作节点, 并且所有工作节点与参数服务器直接 通信。上述节点均部署于 Docker 容器 中。本文中,我们将两个框架部署于 1 Gbit/s 带宽网络来模拟数据中心内的 局域网环境,并使用 Wondershaper 工 具将中心机构的上下行网卡带宽限制 为155 Mbit/s 以模拟数据中心间的广 域网环境。

我们将图像分类数据集 Fashion-MNIST^[13] 均匀切分到所有工作节点 来训练 ResNet-50^[14] 模型,并配置 集群以全同步模式、无压缩模式运 行,工作节点使用标准随机梯度下 降(SGD)优化器更新模型参数。 GeoMX 与 MXNET 在局域和广域环境 下的测试精度曲线如图 4 所示。在相 同带宽条件下,GeoMX 明显提高了 MXNET 的训练效率并且不损伤收敛 精度。此外,多中心跨域互联场景下 的 GeoMX-155 Mbit/s 训练效率略优 于数据中心内的 MXNET-1 Gbit/s。

为消除模型大小对上述结论的影响,我们用参数量递增的 ResNet 系列 模型(ResNet-18/34/50/101)重复上 述实验,并在表1中给出各组实验的 单轮通信时延。实验数据再次展示了 GeoMX 趋同局域的通信效率:在所有 模型上,GeoMX-155 Mbit/s的通信时 延仅为 MXNET-1Gbit/s 的 78%~87%。

4 BiSparse 技术

为进一步降低广域通信开销,在 压缩传输方面,我们基于 DGC^[10]提出 BiSparse 技术,通过稀疏传输上下行 梯度,可以有效减少中心间传输的梯 度量。为实现通信高效且精度无损的 稀疏传输,BiSparse 不仅需要快速且 准确地从大规模梯度张量中筛选关键 梯度,并在稀疏空间中实现高效的传 输和聚合,还需要解决因丢失非关键 梯度而导致的精度损失。如图5所示, BiSparse 具体包含如下技术:

(1)梯度稀疏化技术。该技术旨 在从大规模梯度张量中筛选出少量关 键梯度,在保障模型精度几乎无损的 前提下,以减少实际传输的梯度数量。 假设某梯度张量包含N个梯度值,且 指定压缩比例为k(0<k≤100%)。 为快速确定梯度张量中绝对值最大的



▲图 4 GeoMX 与 MXNET 在不同带宽下的测试精度曲线

▼表1 GeoMX 与 MXNET 在不同模型下的单轮通信时延对比

模型 参数量 / 10 ⁶		GeoMX-1 Gbit/s 通信时延 /s	GeoMX-155 Mbit/s 通信时延 /s	MXNET-1 Gbit/s 通信时延 /s	MXNET-155 Mbit/s 通信时延 /s
ResNet-18	11.17	1.22	1.78	2.29	6.70
ResNet-34 21	21.27	13.86	29.02	33.53	131.49
ResNet-50	23.49	16.46	36.56	42.49	153.35
ResNet-101	42.46	39.45	65.34	83.11	277.44

GeoMX: 一种面向地理分布式机器学习的软件框架 MXNET: 一种深度学习库 ResNet: 残差网络



▲图 5 双向稀疏梯度传输技术流程示意图

专题

top-k 个梯度值,我们按采样率 s 从梯 度张量中随机采样 sN 个梯度值,并按 绝对值从大到小的顺序进行排序,其 中第 skN 个值 T 将被作为梯度张量中 top-k 个梯度绝对值的近似下界。因此, 梯度张量中绝对值大于 T 的梯度值将 被选为关键梯度并参与稀疏聚合。

(2)稀疏聚合与同步技术。该 技术实现在稀疏空间中对关键梯度进 行高效聚合与同步,包括映射、规约、 分发与重构。在映射阶段,参与机构 的参数服务器将稀疏梯度张量编码成 元素(索引、梯度值)的向量,其中 索引指梯度值在梯度张量中的相对偏 移。在规约阶段,中心机构的全局参 数服务器加和索引相同的梯度值,得 到聚合稀疏梯度向量。在分发阶段, 各参与机构的参数服务器从全局参数 服务器获取聚合稀疏梯度向量,并在 重构阶段转换为张量,随后该张量被 下发给工作节点完成梯度同步。

(3)残余梯度修正技术。本文中, 我们称梯度稀疏化时未选中的非关键 梯度为残余梯度。为避免丢失残余梯 度而导致精度损失,该技术缓存残余 梯度并累加到下一轮的聚合梯度中, 同时利用动量修正技术缓解因残余梯 度延迟更新引起的收敛震荡。假设当 前轮次t的聚合梯度张量为G_t,上一 轮次缓存的残余梯度速度和位置张量 为v₁和u₁,阻尼系数为m。当前速 度 vt 由衰减的历史速度和当前施加的 聚合梯度根据 $v_t = mv_{t-1} + G_t$ 得到,并 用于更新位置 $ut = u_{t-1} + v_t$, 其中 u_t 将 代表聚合梯度参与梯度稀疏化。最后, 梯度稀疏化筛选出的关键梯度对应的 速度值和位置值从张量 v, 和 u, 中置零, 随后 v_t和 u_t作为残余梯度被缓存并累 加到下一轮的聚合梯度中。

本文中,我们设置 k = 1%, s = 0.5%, m = 0.9,并在1:6~1:100的广域与局域带宽比、参与机构 B 和

C各4个工作节点下对比了GeoMX关闭/启用双向稀疏梯度传输GeoMX-BiSparse与半精度量化¹⁶GeoMX-FP16(除稀疏梯度外,梯度均以16位浮点数传输)技术的收敛精度、时间、轮数以及传输数据量。如图6所示,稀疏化和半精度量化均能有效提高训练效率,其中稀疏化所取得的效率增益最为显著。此外,稀疏化结合半精度量化GeoMX-BiSparse-FP16可进一步减少40%的获得理想模型精度(90.4%)的时间。

为了验证上述优化技术应用于广 域环境相比基础 GeoMX 应用于局域环 境的增益,我们选择 GeoMX-1 Gbit/s 作为对比。表 2 数据表明,仅采用稀 疏化技术就能取得约 20% 的训练效 率增益(由 10.6 h 降到 8.6 h)、10% 的通信效率增益(由 7.24 s 降到 6.58 s) 以及 90% 的传输数据压缩率(上下 行传输数据量分别由 93.95 MB 降到 8.15 MB 和 9.90 MB),且保证收敛精 度无损。对于两种优化技术相结合的 方案,虽然稀疏梯度损失和半精度损 失的双重影响导致了一定的收敛精度 下降(由90.8%降到90.6%),但是 对于对近 50% 的训练和通信效率增益 (由10.6h降到5.8h、由7.24s降到 3.88 s) 而言, 损失 0.2% 的模型精度 是可容忍的。为模拟带宽差异更显著 的广域和局域通信环境,我们将广域 带宽进一步限制到 100/50/10 Mbit/s。 由于广域带宽更加紧缺,每轮模型通 信需要更长的时延,致使训练效率逐 步劣化。在50 Mbit/s 广域带宽下, GeoMX-BiSparse-FP16仍能取得趋同 GeoMX-1 Gbit/s 的训练效率(10 h vs. 10.6 h)。当广域带宽持续减小时, 即使近95%的传输数据压缩率也难以 突破广域通信瓶颈,这就要求我们必 须探索更先进的通信优化技术。

5 结束语

GeoMX 是大数据与人工智能结合 的必然产物,它推动着大型数据孤岛 的融合,并反馈大数据与人工智能的 发展进程。基础软件框架的普及与优 化技术的全面覆盖将有力驱动 GeoMX



▲图6不同压缩方案与广域带宽下的测试精度曲线

ZTE TECHNOLOGY JOURNAL

▼表2 不同压缩方案与广域带宽下各维度优化效果对比

方案名称	收敛精度	收敛时间 /h	收敛轮数	单轮次	原始传输数据量 (单节点、单轮次)		压缩传输数据量 (单节点、单轮次)	
					上行 /MB	下行 /MB	上行 /MB	下行 /MB
MXNET-1 Gbit/s	90.8%	22.8	5270	15.57	93.95	93.95	/	/
GeoMX-1 Gbit/s	90.8%	10.6	5270	7.24	93.95	93.95	/	/
GeoMX-155 Mbit/s	90.8%	37.3	5270	25.45	93.95	93.95	/	/
GeoMX–155 Mbit/s FP16	90.8%	17.8	4900	13.09	93.95	93.95	46.98	46.98
GeoMX–155 Mbit/s BiSparse	90.8%	8.6	4720	6.58	93.95	93.95	8.15	9.90
GeoMX–155 Mbit/s BiSparse+FP16	90.6%	5.8	5370	3.88	93.95	93.95	4.95	6.70
GeoMX–100 Mbit/s BiSparse+FP16	90.6%	6.6	5370	4.43	93.95	93.95	4.95	6.70
GeoMX–50 Mbit/s BiSparse+FP16	90.6%	10	5370	6.40	93.95	93.95	4.95	6.70
GeoMX–10 Mbit/s BiSparse+FP16	90.6%	33.9	5370	22.73	93.95	93.95	4.95	6.70

GeoMX:一种面向地理分布式机器学习的软件框架 BiSparse: 双向稀疏梯度传输 FP: 浮点数精度

是的应用与落地,并与联邦学习和隐 私计算等交叉领域技术互补,共同构 建安全且高效的下一代人工智能技术 体系。

致谢

感谢电子科技大学信息与通信工 程学院张兆丰硕士对本文第4章技术 与实验部分的贡献。

参考文献

- DEAN J, CORRADO G, MONGA R, et al. Large scale distributed deep networks [C]//Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS 12). Lake Tahoe: Curran Associates Inc, 2012: 1223–1231
- [2] HSIEH K, HARLAP A, VIJAYKUMAR N, et al. Gaia: geo-distributed machine learning approaching LAN speeds [C]//14th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation (NSDI 17). Boston: USENIX, 2017: 629–647
- [3] YANG Q, LIU Y, CHEN T, et al. Federated machine learning: concept and applications [J]. ACM transactions on intelligent systems and technology (TIST 19). 2019, 10(2): 1–19. DOI: 10.1145/3298981
- [4] BONAWITZ K, IVANOV V, KREUTER B, et al. Practical secure aggregation for privacy-preserving machine learning [C]//ACM SIGSAC Conference on Computer and Communication Security. USA: ACM, 2017: 1175–1191. DOI: 10.1145/3133956.3133982
- [5] ABADI M, CHU A, GOODFELLOW I, et al. Deep learning with differential privacy [C]//ACM SIGSAC Conference on Computer and Com-

munication Security. USA: ACM, 2016: 308-318. DOI: 10.1145/2976749.2978318

- [6] AONO Y, HAYASHI T, WANG L, et al. Privacy-preserving deep learning via additively homomorphic encryption [J]. IEEE transactions on information forensics and security. 2017, 13(5): 1333–1345. DOI: 10.1109/TIFS.2017.2787987
- [7] CHEN T, LI M, LI Y, et al. Mxnet: a flexible and efficient machine learning library for heterogeneous distributed systems [J]. arXiv preprint arXiv: 1512.01274. 2015
- [8] NARANG S, DIAMOS G, ELSEN E, et al. Mixed precision training [EB/OL]. [2020-08-20]. https://arxiv.org/pdf/1710.03740.pdf
- [9] STROM N. Scalable distributed DNN training using commodity GPU cloud computing [EB/ OL]. [2020-08-20]. https://isca-speech.org/ archive/interspeech_2015/papers/i15_1488.pdf
- [10] LIN Y, HAN S, MAO H, et al. Deep gradient compression: reducing the communication bandwidth for distributed training [C]//6th International Conference on Learning Representations (ICLR 18). Vancouver, Canada, 2018
- [11] ZHOU H, LI Z, YU H. DGT: a communication-efficient differential gradient transmission protocol for distributed deep learning [C]//3rd Asia-Pacific Workshop on Networking (APNET 19), Beijing, China: ACM, 2019
- [12] LI M, ANDERSEN D G, PARK J W, et al. Scaling distributed machine learning with the parameter server [C]//11th USENIX Symposium on Operating Systems Design and Implementation (OSDI 14), USA: USENIX Association, 2014: 583–598. DOI: 10.1145/2640087.2644155
- [13] XIAO H, RASUL K, VOLLGRAF R. Fashion-mnist: a novel image dataset for benchmarking machine learning algorithms [J]. arXiv preprint arXiv:1708.07747
- [14] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 16). Las Vegas, USA: IEEE, 2016: 770–778. DOI: 10.1109/CVPR.2016.90





中国博士后科学基金特别资助项目等 10 余项; 已发表论文 70 余篇。



面向分布式 AI 的 智能网卡低延迟 Fabric 技术

Low Latency Fabric Technology of Smart NIC for Distributed AI

熊先奎 /XIONG Xiankui¹, 袁进辉 /YUAN Jinhui², 宋庆春 /SONG Qingchun³

(1. 中兴通讯股份有限公司,中国 深圳 518057;
 2. 北京一流科技有限公司,中国 北京 100083;
 3. 国际高性能计算和人工智能咨询委员会,美国 森尼韦尔 94085)
 (1. ZTE Corporation, Shenzhen 518057, China;
 2. Beijing Oneflow Technology Co., Ltd., Beijing 100083, China;
 3. HPC-AI Advisory Council, Sunnyvale 94085, USA)

摘要:系统阐述了在分布式人工智能计算负载中使用低延迟 Fabric 技术出现的问题,包括虚拟 化环境支撑、通信原语抽象化、网络拥塞控制等。针对这些问题,提出了使用基于可编程智能 网卡的解决思路。

关键词: 分布式人工智能; 智能网卡; 远程直接内存访问

Abstract: Some issues of using low latency fabric technology for distributed artificial intelligence workload are systematically discussed, including virtualization environment support, communication primitive abstraction, network congestion control, etc. In view of these problems, a programmable smart NIC solution is proposed.

Keywords: distributed artificial intelligence; smart NIC; remote direct memory access

2012年, AlexNet 深度神经网络获得 ImageNet 图像识别测试的历史性突 破。随后,基于深度学习的人工智能 (AI)研究和应用再度爆发^[1-2]。深度 学习使用多层卷积或循环神经网络和 反向传播算法,通过标签数据集训练 特定模型,在推理阶段提供语音识别、 图像识别等 AI 应用。算法、数据集、 算力是本轮 AI 成功腾飞的 3 个要素, 三者缺一不可。其中,以图形处理单 元(GPU)多指令多数据流(MIMD) 计算架构提供的高性能算力训练平台 成为深度学习实现工程化的基础。

在机器学习领域^[3],隐含狄利克 雷分布(LDA)主题模型对文本表征 降维后,生成聚类统计模型,以支持 互联网实现文本分类、头条推荐等。 由大规模逻辑回归(LR)生成的预测 模型所支撑的金融违约分析应用等机 器学习方法,也同样需要大规模算力 部署。

大规模机器学习本质上是一种特殊的高性能计算(HPC),因此,要 实现计算的分布式和并发性,除算力 本身外,还离不开计算范式的定制化 设计和计算通信的网络优化。

最新深度学习模型的训练需要消 耗更多的算力。鉴于深度学习模型计 算主要是稠密型计算,业界广泛采用 GPU等协处理器进行并行加速,但单 个协处理器的算力仍无法满足日益增 长的算力需求。通过高速互联技术把 更多协处理器连接起来,能够协同输 出大规模算力,可实现点对点数十至 上百吉比特的传输带宽,例如节点内 可以使用外设部件互连标准(PCIe) DOI: 10.12142/ZTETJ.202005005 网络出版地址: https://kns.cnki.net/kcms/ detail/34.1228.TN.20200923.1712.002.html

网络出版曰期:2020-09-24 收稿曰期:2020-08-15

或 NvLink 等技术。当单个节点仍无 法满足需求时,可通过高速网络实现 多节点分布式计算。此时,由于传输 带宽过低,普通以太网络(千兆网或 万兆网)会出现多节点扩展效率极低、 计算资源严重浪费的现象。因此,在 分布式深度学习训练场景中,基于远 程直接内存访问(RDMA)的网络通 信成为最佳选择。

分布式深度学习训练任务必须使 用 RDMA 技术,这是因为:(1)深 度学习训练任务普遍使用随机梯度下 降算法。每处理一小片数据就需要更 新模型参数,计算粒度很细,对网络 传输的延迟容忍度非常低。(2)深度 学习普遍使用的 GPU 加速卡,吞吐率 非常高。如果数据搬运速度跟不上计 算速度,就容易造成计算资源浪费。 (3) 在深度学习训练中,系统调度、 数据加载和预处理均需要使用 CPU 资 源,而基于传统以太网的网络传输也 需要消耗很多 CPU 计算资源,这会影 响整个系统的效率。RDMA 的内核旁 路技术可降低 CPU 利用率,提高整个 系统的效率。

因此,分布式 AI 训练平台需要 特殊的硬件设计、低延迟的通信网络、 抽象化的通信原语库和定制化的计算 范式。其中,低延迟的通信网络和通 信原语库是本文关注的重点。

1 RDMA 低延迟特性和技术背景

RDMA 技术是由无限带宽贸易协 会(IBTA)定义的面向高性能、大规 模、软件定义及易管理等的先进网络 通信技术^[4],最初被用于 InfiniBand 网 络,后来被广泛应用在以太网中。基 于融合以太网的 RDMA(RoCE)更是 被全球各大数据中心用户广泛地部署。 RDMA 已成为目前提升网络应用性能 的关键技术之一。

RDMA 技术提供了一个可以将 RDMA 硬件对外进行高效通信的抽象 层 (verbs)。用户可以利用各种方式 来调用 verbs, 以实现对于 RDMA 硬件 的调用^[5]。一般而言,虽然直接调用 verbs 可以获得最佳性能,但是仍然需 要对应用的通信接口进行修改。当然, 也可以直接使用现有的通信中间件来 调用 RDMA, 而无须对应用做任何修 改,如信息传递接口(MPI)⁶⁰、英伟 达多 GPU 通信库 (NCCL)^[7]、Internet 小型计算机系统接口(iSCSI)、基于 Fabric 的非易失性存储(NVMeoF)、 Lustre 等。 这是因为这些中间件已经 将 RDMA 通信库包含在自己的通信库 里,对应用而言是完全透明的。

在通信过程中, RDMA 可以绕开 操作系统, 直接实现不同机器内存之 间的数据传递。如图 1 所示, 与传输 控制协议(TCP)相比,RDMA不需 要从内存到操作系统、再到网卡硬件 的层层拷贝,也不需要等待 CPU 中断 来层层拷贝数据。这既降低了 CPU 在 通信上的利用率,又减少了对 CPU 中 断的消耗。将 CPU 或者 GPU 的计算 资源完全供给应用有助于应用性能的 提升。此外,随着网络速度的提升, 传统的 TCP 通信对 CPU 在通信上消耗 的资源也越来越多,这导致应用得不 到足够的 CPU 资源来运行。当数据中 心规模达到一定程度时,可能会出现 性能下降的现象,这也是为什么大规 模数据中心都最先关注 RDMA 的原因 之一。

在通信中,RDMA 是如何做到不 消耗 CPU 呢?在网络传输层,IBTA 规 范首先做了严格的定义,即将传输层 的各种操作都直接定义到了硬件实现 上,例如将应用的 message 在发送端传 输时的分割打包操作。由于应用的信 息往往都很大(最大达到 2 GB),网 络无法将一个这么大的信息直接传出 去,需要将它分割成多个小于网络最 大传输单元(MTU)的数据包,然后 给每个数据包做 Checksum 和加 header 等。所有这些操作原来都是 CPU 在做, 现在 RDMA 网卡可以直接将它们卸载 过来,无须再依赖于 CPU。同样地, 在接收端也可以将一系列反向操作以 卸载到网卡的硬件上来。此外, IBTA 还根据网络面向数据或是面向连接等 特性定义了不同的数据传输方式,如 可靠连接(RC)、不可靠连接(UC) 和不可靠数据报(UD)等。利用各 种数据传输方式的特点,应用之间可 以使用不同的 RDMA 通信方式,如 rdma_send、rdma_write、rdma_read、 rdma_atomic 等,如图 2 所示。

rdma_send 是一种双边操作,需 要在发送端和接收端都执行后处理请 求操作。当数据到达接收端时,需要 向远端服务器查询数据的终点,这时 可以使用 RC、UC 和 UD 来进行数据 传输。

rdma_write、rdma_read 和 rdma_ atomic 都是单边操作。使用 rdma_write 时,远端 CPU 在数据写入的过程中不 参与任何操作,可以使用 RC 或 UC 来 传输;使用 rdma_read 时,在从远端存 储中读取数据的过程中不需要通知远 端 CPU,可以使用 RC 来传输;rdma_



[▲]图1 RDMA 和 TCP 的比较

ZTE TECHNOLOGY JOURNAL

atomic 是 rdma_read 和 rdma_write 的组 合操作,应用可以首先从远端服务器 中读取数据、改写数据,然后再写回 远端内存,中间不需要和远端 CPU 有 任何沟通,可以使用 RC 来传输。

通过在传输层的卸载,RDMA 实 现了应用之间的高效通信,但这同时 给RDMA 网络的端到端连接带来了挑 战:如何能保障在数据传输的过程中 不会因网络问题而导致数据的丢失。 为了应对这一挑战,在InfiniBand 网络 中,采用了基于 credit 的链路层流控机 制。高性能的动态路由和拥塞控制机制 有效地控制了网络中的丢包问题。在以 太网上,显示拥塞通知(ECN)+拥塞 通知包(CNP)和基于优先级的流量控 制(PFC)等机制被用于减少网络中的 丢包,但如何将以太网的流控做到像 InfiniBand 网络那样高效和可靠,还需 要很长的路要走。

目前,基于以太网的 RDMA 主要标准为 RoCE,包括 RoCE V1 和 RoCE V2 两个版本。其中,RoCE V1 主要是面向同一个以太网子网内的 RDMA 通信,使用较少,只在早些时候的计算和存储应用中使用过;RoCE V2 实现了RDMA 协议在以太网上的跨子网通信,可以进行大规模部署和远距离传输。目前主流的 RoCE 应用都是基于 RoCE V2的,并且都是先将 InfiniBand 的完整数据包作为 RoCE 的 Payload,然后再通过用户数据报协议(UDP) header 和传统的以太网 header 对接,实现 RDMA 包在传统以太网络上的传输。

图 3 给出了 RoCE 的数据格式。 RoCE 作为一种高效的以太网通信方 式,可以应用在不同场景: (1) 在无 损(Lossless)以太网络中,需要使能 ECN、PFC 和端到端服务质量(QoS), 需要的配置虽然相对复杂,但是有助 于提升网络性能。(2)在有损(Lossy) 以太网络中,不使能 PFC,可选使能



▲图 2 RDMA 传输方式举例



▲图3基于融合以太网的远程直接内存访问数据格式

ECN, 配置简单, 但需要更先进的数据完整性控制机制^[8-9]。

RDMA 和 RoCE 技术已经被广泛 地应用于 HPC、存储、深度学习、机 器学习、数据库、大数据等应用场合 中。与此同时, RDMA 技术也为未来 技术的发展带来更加广阔的研究空间, 成为现代以数据为中心的系统架构的 核心。

2 分布式 AI 训练平台的定制化 硬件

如图 4 所示,分布式 AI 训练服务器采用定制化硬件设计。其中每个服务器节点由 2 个 XEON CPU 与 8 块GPU 模块提供主要算力。该系统被分割成两个通信域:节点内部通信和分布式节点间通信:

(1)节点内部通信。GPU 间采 用 NVlink 构成超立方体拓扑连接, 可通过 GPU Direct 共享内存技术和 NCCL 通信原语,支持模型数据和暂 存数据在 HBM 内存中进行低延迟交换 和传递。GPU 和 CPU 间、GPU 和网卡 (NIC)间可以通过 PCIe 对等网络(P2P) 通信支持数据的直接内存访问(DMA) 搬移和共享。

(2)节点间通信。AI 训练平台 由大量的 GPU 服务器节点组成的分 布式系统构成。分布式节点间通过 RDMA 低延迟 Fabric 网络连接。分布 式系统通信方式可以是 MPI、NCCL 或者远程过程调用(RPC)通信,但 一般采用效率更高的基于 RDMA 原生 Verbs 的通信原语库。

3 分布式 AI 计算范式

分布式 AI 计算范式从计算类型 上大致可分为两种类型:模型并行和 数据并行。

(1)模型并行。当模型比较大时, GPU 自带的 HBM 高带宽内存难以全 部容纳放入,这时可以把模型数据按 神经网络层次或者参数分区进行拆分, 并分布到不同的GPU上进行独立计算, 然后再统一汇聚进行迭代。

(2)数据并行。不同 GPU 分配 同样的模型参数,并将待训练的迭代 数据分批次加载到不同 GPU 进行训练。 不同批次数据训练结果以某种规则合 并迭代后完成训练。

模型并行需要拆分模型参数,因此,GPU间存在着较强的计算图依赖性,往往难以弹性伸缩;而数据并行则要好得多,更适合大规模的分布式AI训练。

在实际应用时,往往采用数据并 行+模型并行的混合模式。大型模型 参数可以先按照模型并行拆分形成独 立计算簇,再通过数据并行模型对计 算簇进行并行化扩展。

在并行化方面,分布式 AI 平台 也存在两种主流类型:参数服务器(PS) 模型和环形拓扑模型。

如图 5 所示, PS 模型是当前重要 的分布式 AI 训练平台计算范式。本质 上, PS 是一种类似于 Hadoop 分布式 文件系统的半集中计算架构,采用了 类似 Map-Reduce 的计算范式。其中, PS 服务器和控制器起到中央调度器的 作用,各个 GPU 节点充当任务对象并 负责计算各自的梯度更新。PS 服务器 负载 Broadcast 模型参数给所有任务对 象,并负责在 PS 服务器上汇聚所有梯 度更新,以完成一个批次数据的迭代。 显而易见,PS 服务器是整个系统的瓶 颈点,并且高度依赖通信网络的低延 迟和高带宽。 如图 6 所示,环形分布式计算范 式具有 GPU 节点逻辑成环的特点, 没有 PS 计算范式的聚合服务器半集 中点。每个 GPU 任务对象接收上个节 点批次计算产生的梯度数据更新,并 计算本节点的梯度再传递给下一个任 务对象节点。从调度上看,环形计算 充分利用了深度学习训练过程反向传 播(BP)链式求导从后向前过程的特 点:后级网络层先计算,逐步推到前 级网络层。因此,梯度计算和梯度传 递交替进行,这充分利用了通信带宽 和计算流水性。环形计算范式一般使 用 Reduce-Scatter 和 All-Gather MPI 通 信过程。

在分布式并行计算范式中,还同 时存在着同步通信和异步通信的差异。 传统分布式系统,例如大数据排序 (Sorting 操作),大多采用块同步并 行模型(BSP)同步通信,即在一次迭 代中设置 Barrier 以等待系统最慢的节 点完成此次计算。然而在神经网络和 机器学习中,模型参数的更新具有一 定鲁棒性,因此,可以接受延迟同步 并行计算模型(SSP)异步方式更新模 型数据。在 SSP模式下,允许计算快 的节点领先最慢的节点若干个迭代步 长,而不是仅仅等待慢节点追赶进度。



▲图 4 GPU 服务器节点通信框图











▲图 6 环形分布式计算范式

4 分布式 AI 中使用低延迟 Fabric 的一些问题

4.1 RDMA 固有问题

如前文所述, RDMA 是建立在旁路内核、通过硬件维护内存区和队列管理获取低延迟的低延迟 Fabric 技术,因此, RDMA 会不可避免地存在以下问题:

(1)硬件低级别的通信原语过 于抽象,导致现代数据中心应用软件 难以适配。一方面,低级别的通信库 和协议栈使得应用软件需要关注硬件 级别的 buffer 管理问题,因此,一般 都需要在原生 RDMA 驱动和库上进行 一层封装抽象,这导致 RDMA 性能 不能充分发挥;另一方面,在现代数 据中心云基础设施里,网络普遍通过 软件定义网络 (SDN) Overlay 网络和 vSwitch 框架实现虚拟化隔离和租户安 全, 而原生 RDMA 技术在穿越隧道和 分段网络时, 难以维持缓冲和队列管 理。因此,业内多妥协采用裸金属物 理服务器和原生网络部署以换取原生 RDMA 性能。

(2)目前,RDMA 技术缓冲资源 管理是在网卡专用集成电路(ASIC) 芯片内实现的,用户态应用旁路内核 直接操作网卡硬件。从商业角度看, CPU和NIC芯片分离、互相解耦有利 于建立生态系统,然而, 无论是在资源保护和硬件 性能可扩展性上,还是在 应用间共享资源(零拷贝 技术、fd.IO包向量处理技 术)等方面,ASIC化的网 卡都欠缺灵活性。

(3) 基于以太网
 的 RDMA 技术有 RoCE 和
 iWarp,其中比较流行的是
 RoCE(V2版本)。如前

文所述,在有损或无损以太网环境下, 由于以太网 Best-effort 问题和组网部 署特点,RoCE 网络存在着规模扩展性 问题^[10]。采用 PFC 流控技术显得过于 "粗暴",并且在 In-Cast 和拥塞环境下, 节点数目很难扩展到实用级别规模。 采用数据中心量化拥塞通知(DCQCN) 和 TIMELY(Delay)等技术方案仍不 能解决参数收敛慢、全系统调优困难 等规模扩展性问题。关于这一点,阿 里巴巴高精度拥塞控制(HPCC)算法 已给出详细论述^[11],此处不再赘述。

4.2 分布式 AI 中使用 RDMA 面临的 问题

现有深度学习框架极少直接基 于 RDMA 技术开发网络通信库,通 常都是通过 Nvidia NCCL 来间接使用 RDMA,例如 TensorFlow、PyTorch、 PaddlePaddle、MxNet 等主流深度学习 框架。这可能导致两个潜在的问题: 一方面,非 Nvidia 通用图形处理器 (GPGPU)的加速器厂商如果想要实 现分布式深度学习训练功能,就必须 自己开发类似于 Nvidia NCCL 的通信 库来使用 RDMA;另一方面,深度学 习框架与底层通信库相隔离,无法进 行一体优化^[12-13]。

对于基于 RDMA 技术实现底层网 络通信,最主要的挑战是内存管理。 RDMA 传输需要使用注册内存(锁页 内存),如果每一次网络传输都根据 传输量的实际需求当场申请并注册, 则会导致开销显著,还会增加网络传 输的延迟。如果提前申请并注册好内 存块,则可能因无法准确预知程序运 行时每次的实际传输需求而过多申请 内存,这会造成内存资源的浪费。

针对这一问题,一般有如下几个 解决方法:(1)提前申请并注册大块 内存,在实际传输时使用内存池技术, 并从已注册好的大块内存上分配需要 的内存;(2)提前申请并注册一些 固定大小的内存块,每次在进行数据 传输时,首先把需要传输的数据拷贝 到这些已注册内存块上,然后再通过 RDMA进行传输;(3)对于静态结构 的神经网络,每一次迭代网络传输量 是固定不变且可提前预知的,在系统 运行前申请并注册内存,然后重复使 用这些注册内存块。

OneFlow 软件是目前唯一一个内 部原生集成 RDMA 网络传输功能的 深度学习框架。用户既可通过 Nvidia NCCL 使用 RDMA 传输,也可直接使 用 OneFlow 基于 RDMA 自研网络通信 库去实现分布式训练。针对动态形状 和静态形状的网络传输,可分别使用 上文描述的第2、3 种技术解决方案。 动态形状的网络传输须引入一次额外 的拷贝,而静态形状的网络传输则实 现了真正的零拷贝,达到了同时兼顾 内存利用率和运行效率需求的目的。

OneFlow 软件还充分发挥了 RDMA的优点,采用Actor软件机制 实现了一个简洁的去中心化调度系统 框架。该软件先在编译阶段生成静态 计算图,然后生成包含Actor实例的分 布式环境描述信息的计划。分布式系 统最终根据计划生成Actor实例运行态 (各Actor间的生产、消费数据会被存 储在Register中),通过RDMA低延 迟网络消息传递协作来完成计算流水。 中兴通讯在智能网卡领域有较强的技术积累,相关技术已被广泛使用在5G用户面功能(UPF)下沉实现的低延迟2B业务、5G核心网L3虚拟专用网络(VPN)IPsec加解密连接、数据中心输入输出(IO)虚拟化等各种产品应用和方案中。

智能网卡实现低延迟 Fabric 的优 势包括:(1)比商用网卡更为强大的 性能和资源保证,如更大的最长前缀 匹配(LPM)精确匹配查找表和更快 的三态内容寻址存储器(TCAM)模糊 匹配资源;(2)高度灵活性和可编程 性,即根据应用需要调整数据流和资 源抽象化;(3)软硬协同一体化设计, 如可与分布式 AI 框架协同优化甚至定 制;(4)模块化,即利用已有模块实 现快速的系统集成;(5)基于现场可 编程门阵列(FPGA)实现智能网卡, 以便于未来实现批量芯片化。

基于智能网卡技术,中兴通讯做 了一些低延迟 Fabric 框架上的技术探 索,以尝试解决前文所述相关问题。 首先,将 RDMA 网卡设备原型下沉进 入 FPGA, 并基于 VirtIO 前后端技术 实现了 IO 虚拟化。将 VirtIO 后端和 vSwitch、Vxlan隧道端点(VTEP)卸 载至 FPGA 中, 以适配数据中心虚拟 化网络支持问题。其次,基于 TCP 减 负引擎(ToE),将TCP状态机下沉 进入 FPGA, 以支持低延迟用户态 TCP 协议栈(基于 FStack 原型)。此外, 通过通信原语库封装抽象和智能网卡 硬件先入先出(FIFO)桥接技术,对 底层 RDMA 通信原语进行虚拟 Socket 封装,可对应用实现近似伯克利套接 字(BSD Socket)的封装调用。

针对低延迟 Fabric 框架技术,中 兴通讯下一步的研究方向包括:

(1) 基于 P4 框架实现网卡拥塞

控制相关算法,通过增加带内网络遥测(INT)的遥测能力来减少对往返时延(RTT)和确认字符(ACK)丢失的依赖,并尝试通过控制面获取网络转发设备的Buffer水线信息,以获得更精确的调度能力;

(2)除已支持对通信原语库中的广播机制进行硬件加速外,后续将在通信原语库抽象化封装中增加实现应用层感知接口,支持可配置选项(如带宽、时延、突发、抖动、拥塞优先级等参数)提供给网卡设备层以配合控制算法实现网络规模扩展;

(3)针对有损环境和偶发 In-Cast 丢包环境,通过采用类似低密度 奇偶校验码(LDPC)、前向纠错码(FEC) 等交叉交织冗余编码算法,减少和平 滑重传所导致的网络延迟问题;

(4)针对边缘计算区块链、联 邦学习等广域分布式 AI 应用,对同态 加密等强计算需求进行加速。

6 结束语

由于受限于智能网卡FPGA资源, 低延时 Fabrie 技术的相关探索仍停留 在原型阶段,离商用化还有不小的距 离。谨以此文抛砖引玉,共同探索低 延迟 Fabrie 技术的落地。

参考文献

- [1] 王海宁 . 网络人工智能发展分析与建议 [J]. 中兴 通讯技术 , 2019, 25(2): 47-51. DOI: 10.12142/ ZTETJ.201902008
- [2] 张嗣宏, 左罗. 基于人工智能的网络智能化发展探讨 [J]. 中兴通讯技术, 2019, 25(2): 52-56. DOI: 10.12142/ZTETJ.201902009
- [3] XUE S Y, LI A, WANG J F, et al. To learn or not to learn: deep learning assisted wireless modem design [J]. ZTE communications, 2019, 17(4): 3-11. DOI: 10.12142/ ZTECOM.201904002
- [4] InfiniBand. VMware: InfiniBand and RDMA better than ethernet [EB/OL]. [2020-09-10] https://www.infinibandta.org/
- [5] Open MPI. Open source high performance computing [EB/OL]. [2020-09-10]. https:// www.open-mpi.org/
- [6] Open Fabrics Alliance. OFED for Linux [EB/OL]. [2020-09-10]. https://www.openfabrics.org/ ofed-for-linux/
- [7] NVIDIA Developer. NVIDIA NCCL [EB/OL].

[2020-09-10]. https://developer.nvidia.com/nccl

- [8] Mellanox Technologies. How to enable/disable lossy roCE accelerations [EB/OL]. (2020– 05–24)[2020–09–10] https://community. mellanox.com/s/article/How-to-Enable-Disable-Lossy-RoCE-Accelerations
- [9] Mellanox Technologies. Recommended network configuration examples for RoCE deployment [EB/OL]. (2020-09-09)[2020-09-10] https://community.mellanox.com/s/article/ recommended-network-configuration-examples-for-roce-deployment
- [10] ZHU Y B, ZHANG M, ERAN H, et al. Congestion control for large-scale RDMA deployments [EB/OL]. (2015-08-15)[2020-09-10]. http://conferences.sigcomm.org/ sigcomm/2015/pdf/papers/p523.pdf. DOI: 10.1145/2785956.2787484
- [11] LexiNexis. HPCC Systems: Introduction to HPCC [EB/OL]. (2011-05)[2020-09-10]. https://cdn.hpccsystems.com/whitepapers/ wp_introduction_HPCC.pdf
- [12] Oneflow-Inc. Ibverbs [EB/OL]. [2020-09-10]. https://github.com/Oneflow-Inc/oneflow/tree/ master/oneflow/core/comm_network/ibverbs
- [13] Oneflow-Inc. Verbs [EB/OL]. [2020-09-10]. https://github.com/tensorflow/networking/ tree/master/tensorflow_networking/verbs





宋庆春,国际高性能计 算和人工智能咨询委员 会亚太区主席、亚太区 HPC-AI 竞 费和 RDMA 编程竞赛主要负责人; 致力于 RDMA 编程技术 在亚太区的教育和推广, 拥有超过 20 年的 HPC、 存储和高性能网络经验。



电信运营商泛在 智联网络的构建

Construction on the Ubiquitous Intelligent Network of Telecom Operators

解云鹏 /XIE Yunpeng

(中国电信股份有限公司研究院,中国北京 102209) (China Telecom Research Institute, Beijing 102209, China)

摘要:引入云网接入点(POP)、新型城域网、算力网络、人工智能(AI)能力分发平台等核心要素,构建新一代泛在智联网络,可以应对"应用本地化""内容分布化"和"计算边缘化"的态势。 从端、管、云3个方面入手,实现海量设备异构互联、弹性智能化组网以及特定应用的无损保障, 从而构建更为坚实的泛在智联网络基础能力。

关键词: 泛在智联; 云网 POP; 算力网络; AI 能力分发

Abstract: In order to build a new generation of ubiquitous network and deal with the situation of application localization, content distribution and computational marginalization, the main elements including cloud network access point (POP), new metropolitan area network (MAN) network, computing power network, and artificial intelligence (Al) distribution platform are introduced. Then from the terminal-pipe-cloud prospect, the heterogeneous interconnection of massive devices, flexible and intelligent networking, and lossless protection of specific applications are proposed, so as to build the ubiquitous intelligent network with strong and flexible capacity.

Keywords: ubiquitous intelligent connection; cloud network POP; computing power network; AI capability distribution DOI: 10.12142/ZTETJ.202005006 网络出版地址: https://kns.cnki.net/kcms/ detail/34.1228.TN.20200916.1111.002.html

网络出版日期:2020-09-16 收稿日期:2020-08-28

1 泛在智联网络内涵及应用场景

道希新一代网络技术和信息技术的 不断创新和应用,通信网络正加 速向数字化、智能化转型,人工智能 (AI)技术将广泛渗入新型基础设施 建设,且获得越来越多元的应用场景 和更大规模的受众¹¹。为了应对新的 业务需求,未来的通信网络需要支持 快速创新和新的商业模式,将从端、 管、云多维度持续深化演进,形成"无 所不在、无所不含、无所不能"的泛 在智联网络。

具体来看,在端的层面,终端形 态从过去的手机、平板电脑(PAD) 和各种比较简单的物联网终端,扩大 到各种穿戴设备和无处不在的传感设 备,使得感知成为终端的重要能力, 即"泛在感知";在管的层面,网络 软件化、虚拟化和云化将改变传统刚 性网络架构,形成高弹性、广覆盖的 连接网络,即"泛在连接";在云的 层面,边缘计算和人工智能快速兴起, 大量计算任务将从云端卸载到边缘, 使得云端呈现边缘化、智能化、泛在 化的状态,即"泛在智能"^[2]。

泛在智联网络是传统通信网络与 物联网、大数据、人工智能、边缘计 算等新兴技术深度融合的产物,将催 生许多新型应用场景,例如工业互联 网、智慧交通、智慧医疗以及智慧家 庭等。预计在 5G/B5G 时代,各类新兴 应用会进入百花齐放、百家争鸣的开 放阶段,将对网络提出更为苛刻的需 求和挑战。

(1)工业互联网。工业互联网场 景主要包括智能制造、增强现实(AR)、 辅助维修、园区管理等。以智能制造 为例,由于精密的自动化操作的误差

基金项目: 国家重点研发计划"宽带通信和新型网络"重点专项(2018YFB1800100)

需要在很小的范围内,通常带宽不低于 20 Gbit/s,时延不高于 10 ms,并需 要构建提供快速连接、实时业务、安 全保障等能力的工业边缘云平台,与 部署生产智能管理平台的中心云之间 存在基于专线的协同需求。

(2)智慧交通。智慧交通包括 基于 AI 的全局自动驾驶以及交通信 号配时管理、车辆路径规划引导等智 慧交通运营,需要网络提供低时延、 大带宽能力。例如,车联网类的应 用要求车内信息娱乐类应用的带宽为 10~100 Mbit/s,时延不大于 500 ms; 交通安全驾驶类应用的带宽则小于 1 Mbit/s,时延 20~100 ms;全自动驾 驶类应用带宽要求不低于 100 Mbit/s, 时延 1~10 ms。此外,智慧交通的边 缘云与中心云需要支持云边高度协同, 实现路径动态规划等功能。

(3)智慧医疗。智慧医疗场景主 要包括远程手术、远程会诊、AI诊断, 以及通过云边协同实现胶片的云端存 储,边边协同实现不同院区的协同管 理等。智慧医疗场景对网络有着极高 的带宽和时延要求,如远程医疗所涉 及的实时高清音视频回传的带宽不小 于 200 Mbit/s,实时诊疗的时延不超过 10 ms。

(4)智慧家庭。智慧家庭场景 包括高清/虚拟现实(VR)视频点播 及直播、家庭防盗监控系统、智能照 明系统、背景音乐系统、家电控制系 统等。一方面要求异构设备(电视、 冰箱、电灯等)及异构接口(网线、 电力线、同轴电缆、无线等)统一组网, 融合承载;另一方面要求互联网视频/ 游戏类内容及能力按需下沉至边缘云, 面向特定业务提供差异化路由,保障 大视频等应用高码率无卡顿播放,时 延不超过 20 ms,以提升用户体验。

综上分析可以看出,新场景和新 业务对泛在智联网络提出了一系列新 的需求:如园区、企业、场馆等自己 的应用在本地闭环,需要网络提供泛 在接入、路径最短转发能力;运营商 高带宽内容将从中心到区域分布式部 署,需要云网高度协同,算力按需分配; 新型超低时延业务需要部署在边缘, 实现差异化承载等,"应用本地化""内 容分布化"和"计算边缘化"的态势 逐渐呈现。

2 泛在智联网络的设计思路

为适应应用本地化、内容分布化 和计算边缘化的未来发展趋势,电信 运营商需要更为创新的组网理念,引 入云网接入点(POP)、新型城域网、 算力网络、AI能力分发平台等核心要 素,构建新一代泛在智联网络架构, 满足低成本、大带宽和超低时延的应 用需求,如图1所示。

泛在智联网络总体架构自底向上 分成:泛在基础资源层、AI能力分发 层和业务应用层。其中,泛在基础资 源层基于具备智能感知能力的端侧设 备(如物联网节点、智能网关和终端)、 网络设备(如新型城域网 Spine 交换机、 Leaf 交换机)以及云池(如边缘计算池、 中心云计算池、5G 核心网池)等构建 泛在基础资源环境,基于云网 POP 将 网络资源和云资源整合成统一资源平 面,为上层提供弹性的资源供给和敏 捷连接。

AI 能力分发层基于人工智能技术,对全网资源进行统一度量及智能 感知,对动态资源占用情况进行预测; 针对上层应用及业务需求的动态最优 路径规划,以选择合适的资源组合来 匹配业务需求;通过全局资源调度与 控制,实现资源与业务的动态自适应 匹配,以及业务的快速部署和资源动 态调配。

业务应用提供层面向工业互联 网、智慧交通、智慧医疗等不同行业 应用,支持应用/业务需求的逻辑资 源切分,智能实现泛在资源的独立供 给或者组合供给¹³,支持不同应用对 资源需求的快速响应,满足不同业务 的差异化需求。

构建泛在智联网络架构包含4个 核心要素:

(1) 构建云网 POP, 具体如图 2



[▲]图1 泛在智联网络总体架构

专题



▲图 2 云网 POP 逻辑视图

所示。云网 POP 是为了便于云出口设 备和网边缘设备的一体化规划、建设 和运营,在云内网络出口区基础上纳 入城域网、骨干网、光传送网(OTN)、 5G 等各类网络边缘设备,以满足不 同客户入云和云间的业务需求。云网 POP 既是入云终结点,也是云间网络 的端点。构建云网 POP 有助于云网的 高度协同,推进云资源池网络和基础 网络的一体化建设,实现用户端到端 快速入云。

(2) 以数据中心(DC) 为核心建 设新型城域网。新型城域网将采用通用 设备组网,基于叶脊(Leaf-Spine)架 构实现固定和移动网络的融合统一承 载,以高效、动态的方式连接城域内大 量的接入节点,逐步形成城域内以DC 为核心的统一承载新平面^[4]。同时引入 灵活以太网(FlexE)、段路由(SR)、 以太网虚拟专用网(EVPN)等技术, 根据承载业务的自有特征和需求,对 端到端的网络资源(网络功能、物理硬 件及接口管道资源等)进行逻辑划分和 封装,为不同客户群提供不同等级的切 片网络,以满足不同业务对网络带宽、 时延、可靠性等网络性能的服务质量 (QoS) 需求。

(3)引入算力网络。算力网络 是为了应对算网融合发展趋势提出的, 它基于无处不在的网络连接,将动态 分布的计算资源互联,并通过网络、 存储、算力等多维度资源的统一协同 调度,使海量的应用能够按需、实时 调用不同地方的计算资源,实现连接 和算力在网络的全局优化^[5]。网络将 从提供"连接"走向提供"连接+计算", 实现算力在网络中的可管、可控、可用。

(4)建设 AI 能力分发平台。基 于智能感知预测和各种 AI 赋能功能, 如 AI 算力网络,打造灵活、高效 AI 能力资源调度及服务平台,整合多方、 异构的网络、计算、存储等资源设施, 实现一体化云网资源的新特性、新能 力的敏捷开发和部署。

AI 能力分发平台的逻辑功能如图 3 所示。其中智能感知预测功能模块 从用户需求、业务属性、网络状态等 多维度对全网资源进行统一度量及智 能感知,通过对业务所需的上下文信 息的知识抽取,获得业务关联的目标 实体、对应关系和属性值,进而建立 起业务需求模型。

AI能力编排系统全面分析来源于



▲图 3 AI 能力分发平台逻辑功能

网络、终端、系统的流量数据,基于 智能感知预测模块建立的业务需求模 型,通过深度学习和训练以及逻辑推 理,形成业务动态需求的知识库。进 而根据业务需求和动态资源分布,并 结合算力网络等 AI 新能力,为差异化 业务需求规划动态最优路径,选择调 度合适的资源,智能匹配业务需求。

3 泛在智联网络的能力提升

未来新型业务将会产生更大规模 的连接数据、更加丰富的数字化产品, 用户也需要更加极致的应用体验。为此, 需要基于泛在智联网络体系架构,进一 步从端管云全方位提升承载能力,构建 更为坚实的泛在智联网络基础能力。

3.1 端侧: 海量设备异构互联

端侧设备包括物联网(IoT)设备、 智能终端设备(包括智能可穿戴设备) 以及智能网关设备等多种形态。据互 联网数据中心(IDC)预测,到2025 年,联网的IoT设备总数将达到416亿, 这些海量设备会使用多种多样的方法 来连接和共享数据。其中,大多数设 备将使用某种形式的无线连接:如家 庭和办公室将使用Wi-Fi、Zigbee 或低 功耗蓝牙(如果移动性要求不是特别 强的话,也可以使用以太网);其他 设备使用4G(现有技术包括窄带物联 网和基于长期演进的物联网,主要针 对发送有限数据量的小型设备)、5G 或者是卫星进行通信。

泛在智联网络需要为这些海量的 端侧设备提供异构互联能力,实现边 缘异构设备的灵活接入,即插即用; 可基于业务分流规则,实现在多网中 的灵活路径传送和无缝切换;融合利 用多个网络的有线 / 无线资源传输高 清视频等大带宽业务,提高用户业务 的连续性。

异构互联的实现技术有很多种,

从协议栈角度出发大致可分为网关接 入技术、覆盖接入技术和可变长互联 网协议(IP) 接入技术这3种主要类 型。其中, 网关接入技术主要是在终 端和网络中间部署感知网关实现互联, 为异构的网络环境提供融合接入;覆 盖接入技术则从修改协议栈的角度出 发,通过协议栈适配实现端侧和管侧 的互联¹⁶;而可变长 IP 接入技术是在 感知终端内部节点身份标识号码(ID) 和网络侧设备IP地址之间建立一套变 长的、结构化的地址映射机制。网络 设备可根据任意长度的地址进行路由 表查找操作并决定数据报文的下一跳, 可以同时满足海量通信主体引起的长 地址需求及异构网络互联带来的短地 址需求^[7],并支持与现有 IPv4/ IPv6 网 络的兼容。

3.2 管侧: 弹性智能化组网

作为端和云之间的联络枢纽,网 络需要具备高弹性、广覆盖的组网能 力;而现有的封闭的、独立、刚性管 道已经无法适应发展的需要。网络本 身正从硬件为主体的架构向软件化、 虚拟化、智能化、服务化的方向发展。

为提升连接效率,同时需要减 少不必要的冗余,提供差异化的质 量保障,需要基于虚拟可扩展局域 网(VXLAN)、SR、EVPN、AI等 多种技术手段,结合传统单层网络 (Underlay)和叠加网络(Overlay)组 网模式,构建端云、云云、端端之间 的二层弹性、智能组网能力,如图4 所示。

• Underlay 网络: 通过 SR/SRv6 实现 SR 与传统多协议标签交换 (MPLS)的互操作,充分利用 SRv6 策略能力,构建端到端一跳直达、极 简跨域的网络平面,并通过在设备侧 引入轻量级的 AI 芯片支持边缘业务智 能识别、业务路径可编程以及跨域端 到端视图¹⁸,为 Overlay 网络提供大容 量、高可靠、智能化、差异化服务能 力的基础网络资源。

• Overlay 网络: 基于 VXLAN、 EVPN 等技术,提供灵活可扩展的组 网能力,满足每用户、每业务、每应 用的连接需求,同时具备业务快速开 通、按需组网、应用级监测等能力。



▲图 4 结合 Underlay 和 Overlay 的弹性组网模式


▲图 5 基于无损保障的 HPC 应用场景

3.3 云侧:特定应用的无损保障

泛在智联网络未来将承载高性能 计算(HPC)、远程医疗、机器人看 护等诸多新型智慧化应用。由于其总 信息量巨大, 需要云内网络在极短时 间内将大量的数据转换成实时的信息 以及行为,保证交互服务在后台访问 的时候能够避免丢包,减少时延并提 高吞吐量。而当前云内数据中心网络 多采用无阻塞的多级 CLOS 架构,在 上述新场景下面临着丢包、时延、吞 吐量等多方面挑战⁹⁹,由此对泛在智 联的云内网络提出了无损保障需求。

无损保障是为了解决传统网络存 在有损问题而提出的理念, 是一种可 兼顾低延迟、高吞吐的网络技术,可 满足特定应用的高吞吐、低时延和零 丢包的无损要求。在实现方面,无损 网络可基于 AI Ready 的硬件架构及 AI 智能无损算法(如 AI ECN),采用流 量控制、拥塞控制、负载均衡以及确

定性转发等多种技术综合实现,从应 用的角度保证网络的无性能损失。

以常用的 HPC 为例,在建立神经 网络和深度学习模型的训练过程中经 常需要用到 HPC, 而 HPC 的执行过程 需要跨网络实现内存数据拷贝, 网络 性能要向内存访问看齐。在传统网络 下会出现中央处理器 (CPU) 空闲等 待数据,拖累系统整体并行计算性能 的情况^[10]。因此,需要引入无损保障 技术,在满足深度学习训练等应用对 网络高吞吐量的要求的同时,保障并 行计算等应用对网络低时延的要求, 具体见图 5。

4 结束语

"运筹于 AI, 创新在边缘", 人 工智能、大数据等为运营商网络赋于 了智慧化能力,边缘计算则为运营商 网络提供了新的应用场景。电信运营 商亟待与产业伙伴一起布局未来网络

的体系架构, 推进宽带通信网络与物 联网、大数据、人工智能、边缘计算 等新兴技术的深度融合,构建更为坚 实的泛在智联网络基础能力,为"泛 在感知"提供"泛在连接"和"泛在 智能",以期给用户带来更大规模的 连接数据、更加丰富的数字化产品以 及更加极致的应用体验,助力全行业 数字化转型。

参考文献

- [1] 腾讯.人工智能白皮书:泛在智能 [R]. 2020
- [2] 万物智联, 三大"泛在化"将从视频会议开始 [EB/ OL], (2018-04-17)[2020-09-07].https://www. sohu.com/a/228496496_100113402
- [3] 雷波, 刘增义, 王旭亮, 等. 基于计算、存储、 传送资源融合化的新型网络虚拟化架构 [J]. 电 信科学, 2020, 36(7): 44-51. DOI: 10.11959/ j.issn.1000-0801.2020196
- [4] 陈运清, 雷波, 解云鹏. 面向云网一体的新型城 域网演进探讨 [J]. 中兴通讯技术, 2019, 25(2): 2-8. DOI:10.12142/ZTETJ.201902001
- [5] 中国移动研究院 . 未来 IP 网络 IDEAS 关键技术 白皮书 [R]. 2020
- [6] 潘超. 异构复杂感知环境中一种新型的融合 接入方案 [J]. 信息通信, 2013, (4): 210-212. DOI:10.3969/j.issn.1673-1131.2013.04.150
- [7] 网络 5.0 产业和技术创新联盟, 网络 5.0 技术白 皮书 [R]. 2019
- [8] 史凡. 对云网融合技术创新的相关思考 [J]. 电 信科学, 2020, 36(7): 44-51, DOI: 10.11959/ j.issn.1000–0801.2020195
- [9] 解云鹏."新基建"带来数据中心大发展的 新契机 [J]. 通信世界, 2020, 7(10): 18-19. DOI:10.13571/j.cnki.cww.2020.07.009
- [10] 华为. 面向 AI 时代的智能无损数据中心网络白 皮书 [R], 2019



解云鹏,中国电信股份 有限公司研究院高级工 程师、中国通信标准化 协会 CCSA TC614 WG2 网络 5.0 架构工作组副组 长; 主要研究领域为未 来网络、数据中心网络、 IP承载网等;近5年作 为课题负责人/骨干完成 国家级重大项目2项,

介

获得省部级奖顶5次,牵头发布标准10余项; 发表文章20余篇,参与编写并出版图书3本, 获授权发明专利7顶。

算力网络中面向业务体验的 算力建模



Computing Power Modeling for Business Experience in Computing Power Network

李建飞 /LI Jianfei, 曹畅 /CAO Chang, 李奥 /LI Ao, 庞博文 /PANG Bowen (中国联通研究院, 中国 北京 100048) (China Unicom Research Institute, Beijing 100048, China)

摘要:针对算力网络中算力量化的问题,对异构的 IT 算力资源进行归一化建模,并提出算力的 分级标准。同时阐述了为保障业务体验的算力、存储、网络等的联合服务能力,从业务角度归 纳了不同类型业务的服务能力需求,旨在形成通用的算力服务,为客户的业务体验提供基础保障。

关键词: 算力网络; 算力建模; 算力分级; 业务需求

Abstract: In order to solve the problem of computing power in the computing power network, a normalized model of heterogeneous IT computing power resources is established, and a classification standard for computing power is proposed. The joint service capabilities of computing power, storage and network to ensure business experience are discussed, and the service capability requirements of different types of business from the business perspective are introduced, aiming to form a general computing power service and provide basic guarantee for customers' business experience.

Keywords: computing power network; computing power modeling; computing power hierarchy; business requirements

DOI: 10.12142/ZTETJ.202005007 网络出版地址: https://kns.cnki.net/kcms/ detail/34.1228.TN.20200927.1351.002.html

网络出版日期:2020-09-27 收稿日期:2020-08-20

人工智能(AI)是一项引领未来的 技术。近年来,随着深度学习、 大数据、群体智能等技术在智慧医疗、 智慧教育、智能安防、智能制造、智 能巡检等领域的广泛应用,人工智能 已经成为当代社会一项通用的技术。 算法、数据和算力共同组成人工智能 的三要素。一直以来,算力以不同的 形式存在于人类发展的各个阶段,从 古代的算盘到机械式计算器、电子计 算器,再到晶体管、移动电话¹¹,算 力已经渗透到人们生活中的方方面面。 算力既是 AI 的基础,也是 AI 发 展的主要驱动力。如同驱动前两次工 业革命的煤炭和电力一样,算力也驱 动着人工智能的革命不断前行。在 20 世纪 70 年代,虽然人工神经网络模型 的理论架构已经基本成熟,却在之后 的几十年里一直没能得到认可和应用, 直到近来才得以"重见天日",其中 的根因就在于算力的限制,即当时的 算力无法有效支撑算法的运行。在算 法和数据确定的情况下,算力的增加 可以使算法获得更好的训练效果,同 时大大减少有效的训练时间。据统计 (如图 1 所示),自 2012 年以来人们 对于算力的需求增长超过 30 万倍(而 如果按照摩尔定律的速度,只有 12 倍 的增长)。

在算力网络时代,网络与算力相 融合作为基础资源提供服务。运营商 基于算力网络^[2-4],为客户提供所需算 力和确定时延的产品。网络为计算服 务的价值在于释放算力。目前,各种 已经兴起的(例如虚拟现实/增强现实) 和潜在的(例如自动驾驶)智能业务, 均对算力提出了较高的要求,但是针 对信息技术(IT)基础设施,其面向 业务所提供的算力需求并没有量化, 也没有针对算力需求的分级。本文中, 我们对异构的IT算力资源进行归一化 建模,并且提供算力的分级标准,以

基金项目:国家重点研发计划(2019YFB1802800、 2019YFB1802600)

专题



▲图1从 AlexNet 到 AlphaGo Zero 训练类算力需求增长 30 万倍

便算力提供者在设计业务套餐时进行 参考。

1 算力网络中算力的衡量与模型

算力的衡量与建模是提供算力服 务的基础。将底层异构算力资源量化 建模,能够形成业务层可理解、可快 速使用的统一量化的算力资源。

1.1 算力定义

算力是近年来业界讨论的热门话题,但对"算力是什么"这个问题一 直没有一个通用标准的定义。2018年, 诺贝尔奖获得者、经济学者 WILLIAM D. N. 在《计算过程》中对算力进行定 义:算力是设备根据内部状态的改变, 每秒可处理的信息数据量。

本文中,算力被定义为:算力是 设备或平台为完成某种业务所具备的 处理业务信息的关键核心能力。它涉 及设备或平台的计算能力,包括逻辑 运算能力、并行计算能力、神经网络 加速能力等。

1.2 算力衡量指标

根据所运行算法和涉及的数据计

算类型,算力可被分为逻辑运算能力、 并行计算能力和神经网络计算能力。

(1)逻辑运算能力。

这种计算能力是一种通用的基础 运算能力。硬件芯片代表是中央处理 器(CPU),这类芯片需要大量的空间 去放置存储单元和控制单元。相比之 下,计算单元只占据了很小的一部分。 因此,它在大规模并行计算能力上很 受限制,但可以用于逻辑控制。一般 情况下,TOPS(表示处理器每秒钟可 进行一万亿次操作)被用来衡量运算 能力。在某些情况下,能效比TOPS/W (表示在1W功耗的情况下,处理器 能进行多少次操作)也可被作为评价 处理器运算能力的一个性能指标。

(2)并行计算能力。

并行计算能力是指专门为了处理 如图形图像等数据类型统一的一种高 效计算能力,是一种比较通用的计算 能力。这种计算能力特别适合处理大 量的类型统一的数据,不仅在图形图 像处理领域大显身手,同时还适用于 科学计算、密码破解、数值分析、海 量数据处理(排序、Map-Reduce等)、 金融分析等领域。 典型的硬件芯片代表是英伟达 推崇的图形处理单元(GPU)。GPU 的构成相对简单,有数量众多的计算 单元和超长的流水线。浮点运算能力 常被作为并行计算的度量标准。单 位 TFLOPS/s 可以简单写为 T/s,意 思是一万亿次浮点指令每秒。此外, 相关单位还有 MFLOPS、GFLOPS、 PFLOPS。

(3)神经网络计算能力。

神经网络计算能力主要用于 AI 神经网络、机器学习类密集计算型业 务,是一种用来对机器学习、神经网 络等进行加速的计算能力。

近年来,厂商发布的AI类芯片 都是为加速神经网络计算而设计的, 例如华为技术有限公司的网络处理器 (NPU)、Google 公司的张量处理单 元(TPU)^[5]。另外,机器学习、神经 网络的本质是密集计算。Google 公司 工程师认为:如果人们每天用3 min 的语音搜索,但在运行时没有 TPU 加 持的语音识别人物的话,运营公司将 需要建造两倍多的数据中心。

专门做神经网络计算能力的芯片 厂商都有各自测试的 Benchmark,处 理能力也大多是配合各自研发的算法。 目前,这类能力常用的度量单位也是 浮点计算能力 FLOPS。浮点运算能力 高的计算设备能够更好地满足在同一 时间里更多用户的任务需求,可以更 有效地处理高并发任务数量的业务。

1.3 算力量化模型

算力的统一量化是算力调度和使用的基础。如前所述,算力的需求可分为3类:逻辑运算能力、并行计算能力以及神经网络加速能力。同时对不同的计算类型,不同厂商的芯片也各自不同的设计,这就涉及异构算力的统一度量^[6-7]。不同芯片所提供的算力可通过度量函数映射到统一的量纲。

针对异构算力的设备和平台,假设存 在 n 个逻辑运算芯片、m 个并行计算 芯片和 p 个神经网络加速芯片,那么 业务的算力需求如公式(1)所示:

$$C_{\rm br} = \begin{cases} \sum_{i=1}^{n} \alpha_i \cdot f(a_i) + q_1(\text{TOPS}) & \mathbb{Z} \# \mathbb{Z} \# \mathbb{Z} \# \mathbb{Z} \# \mathbb{Z} \\ \sum_{j=1}^{m} \beta_i \cdot f(b_j) + q_2(\text{FLOPS}) & \# \mathbb{Z} \# \mathbb{Z} \# \mathbb{Z} \\ \sum_{k=1}^{p} \gamma_k \cdot f(c_k) + q_3(\text{FLOPS}) & \# \mathbb{Z} \# \mathbb{Z} \# \mathbb{Z} \\ \end{cases}$$

公式(1)中, C_{br} 为总的算力需求, f(x)是映射函数, $\alpha \ \beta \ \gamma$ 为映射比例 系数, q 为冗余算力。以并行计算能力 为例, 假设有 b_1 、 b_2 、 b_3 3 种不同类型 的并行计算芯片资源, 则 $f(b_j)$ 表示第 j个并行计算芯片 b 可提供的并行计算 能力的映射函数, q_2 表示并行计算的 冗余算力。

2 算力网络中算力分级

随着 AI、5G 的兴起,各种智能业 务也应运而生,并呈现多样化趋势¹⁸。 不同的业务运行所需的算力需求的类 型和量级也不尽相同,例如非实时、非 移动的 AI 训练类业务。这类业务训练 数据庞大,神经网络算法层数复杂, 若想快速达到训练效果,需要计算能 力和存储能力都极高的运行平台或设 备。对于实时类的推理业务,一般要 求网络具有低时延,但对计算能力的 需求则可降低几个量级。将业务运行 所需的算力按照一定标准划分为多个 等级,不仅可供算力提供者在设计业 务套餐时参考使用,还可以为算力平 台设计者在设计算力网络平台时提供 算力资源选型依据。

由于智能应用对算力的诉求主要 是浮点运算能力,因此,业务所需的 浮点计算能力的大小可作为算力分级 的依据。针对目前应用的算力需求, 可将算力划分为4个等级,具体如表 1所示。 从现有业务上看,超算类应用、 大型渲染类业务对算力的需求是最高 的,可达到 P 级的算力需求,这类需 求被定位为超大型算力;大型算力主 要是 AI 训练类应用,根据算法的不同 以及训练数据的类型和大小,这类应 用所需的算力从 T 级到 P 级不等;小 型算力则主要是针对类似 AI 推理类业 务,这类业务大多部署在终端边缘, 对算力的需求稍弱,从几百 G 到 T 级 不等;此外,小于 500 GFLOPS 的算 力需求被定义为小型算力。

3 面向业务体验的算力、存储、 网络等联合服务

业务运行需要平台或设备的算力 需求保障,同时不同类型的业务还需 要诸如存储能力、网络服务等个性化 能力^[8]。

3.1 面向业务体验的联合服务能力

(1)存储能力。在算力网络中, 存储在数据处理过程中起到至关重要 的作用。随着数据处理需求的日益增 长,数据存储的重要性也显著提升。 内存与显存的数量可以作为关键指标 被用来衡量计算存储的能力,通常以 吉比特为单位。存储能力在很大程度 上会影响计算机的处理速率。

(2)网络能力。在保障业务服务质量(QoS)方面,网络性能是一个 非常重要的指标(尤其是针对一些实时性业务),这就需要灵活调度部署 网络以满足业务对时延和抖动的需求。 对于人工智能应用来说,模型的推理 时延也是衡量算力的关键指标。推理 时延越低,用户的体验越好,而较高 的时延可能会导致某些实时应用无法 达到要求。

(3)编解码能力。编解码能力 是利用设备或者程序对信号或数据流 进行变换的能力。这里的变换既包括 将信号或者数据流进行编码或提取得 到编码流的操作,也包括为了观察或 者处理而进行的其他操作。编解码器 经常用在视频会议和流媒体等涉及图 形图像处理的应用中。

编解码相应的硬件需要编码解码 的引擎配置。一般的编解码能力附着 在计算芯片上,如英伟达 GPU 芯片带 有编解码引擎(编码引擎为 NVENC, 解码引擎为 NVDEC)。

(4)每秒传输帧数(FPS)。 FPS主要用于渲染场景,属于图像领 域的定义,它是指画面每秒传输的帧 数,即动画或者视频的画面数。每秒 能够处理的帧数越多,画面就会越流 畅。在分辨率不变的情况下,GPU的 处理能力越高,FPS 就越高。

(5)吞吐量。在深度学习模型 的训练过程当中,一个关键指标就是 模型每秒能输入和输出的数据量。在 广大的 AI 应用中,图像和视频业务占 据了很高的比例,因此,在衡量吞吐 量的时候,我们可以使用 Images/s 这 个单位来衡量模型的处理速度。

设备或平台的运行业务的服务能 力涉及前文所述的算力、网络和存储,

▼表1 算力分级表

算力分类等级	算力水平	典型推理场景
超大型算力	>1 PFLOPS,P 级算力	渲染农场、超算类应用;部分大型模型训练, 如 VGGNet 模型训练
大型算力	10 TFLOPS~1 PFLOPS	多数模型训练,如 CNN、RNN 训练
中型算力	500 GFLOPS~10 TFLOPS	推理类应用,如安防、目标检测
小型算力	< 500 GFLOPS	小型计算应用场景、单条语音语义
注:	1 GFLOPS=10 ⁹ FLOPS, 1 TFLO	DPS=10 ¹² FLOPS, 1 PFLOPS=10 ¹⁵ FLOPS
CNN:卷积神经网络	各 RNN:递归神经网络	VGG: 视觉几何组

以及其他能力(如 FPS、吞吐量等)。 这些能力共同保障着用户的业务体验。

3.2 不同业务场景的服务能力需求

(1) 训练类场景。

训练业务是指通过大数据训练出 一个复杂的神经网络模型,即用大量 标记过的数据来"训练"相应的系统, 使之适应特定的功能场景。训练不仅 需要极高的计算性能,还需要处理海 量数据,同时也要具有一定的通用性, 以便完成各种各样的学习任务。目前 训练业务主要集中在云端,需要有足 够强的计算能力¹⁹⁻¹⁰¹作为保障。训练 类业务的服务能力需求如表2所示。

(2) 推理类场景。

推理类业务是指利用训练好的模型,使用新数据推理出各种结论,即 借助现有神经网络模型进行运算,利

▼表2人工智能模型训练业务相关参数

用新的输入数据一次性获得正确结论 的过程,也叫作预测或推断。虽然目 前推理过程主要在云端完成,但越来 越多的厂商正将其逐渐转移到终端^[9]。 推理对计算性能要求不高,但更注重 综合指标,如单位能耗算力、时延、 成本等。推理类业务的服务能力需求 如表3所示。

(3) 云增强现实(AR)/虚拟现实(VR)类场景。

移动 AR/VR 业务是一种云、端相 结合的方式,其本质是一种交互式在 线视频流^[11]。对于云侧拥有超强算力 和低延时的网络,更多的渲染工作首 先在云侧完成,然后再通过网络传送 给用户侧,如手机、PC、PAD、机顶 盒等终端设备。用户通过输入设备(虚 拟键盘、手柄等)对业务进行实时操作, 如图 2 所示。 另外,在高铁、地铁等高速移动 的场景下,用户侧终端设备将会在多 个基站甚至多个地域进行网络切换, 这将导致初始连接的云侧节点网络延 迟增加。根据用户的实际情况进行统 一的调度和管理,将计算能力在多个 节点之间无缝迁移,可保障流畅切换 的无感用户体验。此外,爆款的AR/ VR游戏通常会在短时间内汇聚大量用 户,其社交属性会带来地域相对密集 的特点,这就要求算力网络节点能够 快速调用计算能力、设计灵活架构、 实现弹性伸缩,以满足用户的密集需 求。云 VR/AR 业务的服务能力需求如 表4所示。

(4)视频类场景。

伴随宽带网络和移动互联技术的 不断提升,娱乐视频、通信视频、行 业视频等各大领域的视频业务迅猛发

具体算法	应用场景描述	算力需求估算/ PFLOPS(FP64)	网络需求 估算	存储需求估算	备注
VGGNet	在数据集上训练网络模型,提升检测 效果,以训练迭代一次为例	19	非实时类业务	VGG16 模型权重大小 138.37 MB; ImageNet 数据集大小 ~1 TB	VGG16 在 ImageNet 数据集为例
VGGNet	在数据集上训练网络模型,提升检测 效果,以训练迭代一次为例	6	非实时类业务	VGG16 模型权重大小 138.37 MB; COCO 数据集大小 ~20 GB	VGG16 在 COCO 数据集为例
ResNet50	在数据集上训练网络模型,提升检测 效果,以训练迭代一次为例	5	非实时类业务	ResNet50 模型权重大小 25.56 MB; ImageNet 数据集大小 ~1 TB	ResNet50 在 ImageNet 数据集为例
ResNet50	在数据集上训练网络模型,提升检测 效果,以训练迭代一次为例	2	非实时类业务	ResNet50 模型权重大小 25.56 MB; COCO 数据集大小 ~20 GB	ResNet50 在 COCO 数据集为例

COCO:微软公司开发的一个数据集 FP:浮点数精度 VGG:视觉几何组

▼表3人工智能推理预测业务相关参数

具体算法	应用场景描述	算力需求估算	网络需求估算 (时延)/ms	存储需求估算	备注
	单张图像的人脸识别任务	10 GFLOPS(FP64)	/		
CNN	单路单流对人脸图像进行识别;应用在实验室 环境	13 GFLOPS(FP64)	<60		MTCNN 人脸识别算法为例 (CNN 约占 80% 算力需求)
	单路多流对人脸图像进行识别;应用在写字楼 等场景,实现并发(300张图片并发为例)人 脸识别功能	4 TFLOPS (FP64)	<60	MTCNN 模型权重大小: 186 MB	
	多路多流对人脸图像进行识别(16 路,300 张 图像并发);应用在城市街道、闹市区	64 TFLOPS (FP64)	<200		
	对一条语音进行语音识别	2 GFLOPS(FP64)	<60	DeepSneed2 並通行运车们则借	DoopSpoopb2 冱空沉回
RNN	实现并发语音识别任务 (以 500 条语音识别为例)	1 TFLOPS (FP64)	<60	型权重大小: 216 MB	算法为例

CNN:卷积神经网络 FP:浮点数精度 MTCNN:多任务卷积神经网络 RNN:递归神经网络

展。除了传统的视频会议之外,视频 培训、视频客户服务、远程医疗、在 线直播等一系列新兴视频应用正在各 个行业迅速普及^[12]。视频类业务的服 务能力需求如表4所示。

(5)智能驾驶场景。

智能驾驶、车联网是智慧城市的 重要组成部分。在 2019 年新冠疫情出 现时,无人车送餐、无人车消杀等都 体现了智能驾驶的优势。考虑到智能 驾驶对安全要求极高的特殊性^[13],目 前每个车辆都装备有大算力的工控机, 这大大增加了无人驾驶车辆的成本。 若将车辆的计算能力释放到云侧,则 需要算力网络同时具备极低的时延和 超强的算力。此外,自动驾驶具有移动性,需要算力节点的无缝切换,以 保障自动驾驶业务的超低时延。智能 驾驶业务的服务能力需求如表4所示。

4 结束语

本文中,我们针对不同算力资源 进行统一建模,给出了算力分级的标 准,并阐述了为保障业务体验的算力、 存储、网络等的联合服务能力,同时 从业务的角度归纳了不同类型业务的 服务能力需求。算力的衡量与建模是 一个比较困难但却很重要的研究课题。 在未来,随着算力(特别是边缘算力) 的进一步扩大,算力与网络的结合将 越来越紧密。通过网络对算力进行调 度,引入合理的网络调度方法,可降 低云边端协同的智能业务对算法和算 力的需求。

参考文献

- [1] 华为技术有限公司. 泛在算力: 智能社会的基石 [R/OL]. [2020-08-07]. https://www.huawei. com/cn/public-policy/ubiquitous-computing-power
- [2] 中国联合网络通信有限公司.中国联通算力网络 白皮节 [R/OL]. [2020-08-07]. http://www.bomeimedia.com/China-unicom/index-01.1.html
- [3] 雷波,刘增义,王旭亮,等.基于云、网、边融合的边缘计算新方案:算力网络[J].电信科学, 2019,35(9):44-51
- [4] 姚惠娟, 耿亮. 面向计算网络融合的下一代网络 架构 [J]. 电信科学, 2019, 35(9): 38-43

下转第 52 页 🔶



▲图2虚拟现实系统组成及交互示意图

▼表4 云 VR/AR、视频类和智能驾驶业务的服务能力需求

业务类型	应用场景描述	算力需求估算	网络需求估算	存储需求估算	备注
云 AR/VR	PC VR、移动 VR、2D AR 动作本地闭 全景云端下载、远程办公、购物等 VR 新零售	环、40 EFLOPS(FP32)算力 需求来自视频编解码以及视频内容语义感知和环境感知	20 Mbit/s 时延 <50 ms 40 Mbit/s 时延 <20 ms	运行环境: 内存 4 GB,存储 32 GB	算力依据具体场景而定
视频类任务	4 K、8 K 点播业务 网红直播 视频会议双流	教育点播、娱乐点播等 直播业务员 实时视频业务	小型算力 <500 GFLOPS	<15 ms,200 Mbit/s <150 ms,10 Mbit/s <25 ms,20 Mbit/s	运行环境:单个流媒体 服务器(内存 16 GB, 存储空间~1 TB)
智能驾驶	环境感知 决策避障	融合多路视觉激光等数据、 推理计算 对障碍物轨迹跟踪、 风险提醒	24 TOPs/8 TFLOPS (Drive PX2) FP16	<5 ms <10 ms	运行环境: 内存 16 GB, 左腔空间 128 CB
		自车定位 根据感知等信息给出自车 6DOF 位姿		<5 ms	将临空间 128 GB





Carrier Grade IDC Energy Saving Research Based on AI

曾宇/ZENG Yu1,袁祥枫/YUAN Xiangfeng1,王海宁/WANG Haining2

(1. 中国电信AI研发中心,中国 北京 102209;
 2. 英特尔(中国)有限公司,中国 北京 100013)
 (1. China Telecom Beijing Research Institute, Beijing 102209, China;
 2. Intel China Ltd, Beijing 100013, China)

摘要:通过分析运营商互联网数据中心(IDC)机房动环、空调、机柜微环境等数据,得到机房画像,并对机房相关参数之间的映射关系进行AI建模;再利用得到的模型,以及数据间相关性,通过机房历史功耗数据,可以对机房未来功耗趋势进行预测,从而找到机房能耗优化依据。通过引入模糊控制模型,机房运维的人工控制经验可以得到固化,形成节能控制策略规则库。通过在试点省份验证,控制策略可普遍用于同类型空调的应用场景。与传统IDC节能方法比较,提出的方法可结合机房能耗特征,实现"千房千面",节能成效显著。

关键词:IDC智慧节能;IDC画像;能耗管理

Abstract: Through the analysis of the operator Internet data center (IDC) dynamic environment, air conditioning, cabinet microenvironment data, the IDC portrait is obtained, and artificial intelligence (AI) models can be derived by mapping relevant parameters of the IDC. By using the obtained model and the data correlation, the IDC power consumption trend can be predicted through the historical power consumption data of IDC. This will form the basis for energy optimization of the IDC. By introducing the fuzzy control model, the manual control experience of IDC operation and maintenance can be solidified to form the rule base of energy–saving control strategy. Through verification in pilot provinces, the control strategy can be generally used in the same type of cooling application scenarios. Compared with the traditional IDC energy–saving method, the algorithm and method proposed in this paper can combine the characteristics of the energy consumption of the IDC to achieve "tailor made" energy solutions, and the results are beyond expectation.

Keywords: AI based IDC energy saving; IDC profile; energy management

道着5G时代的来临,海量数据生成,云计算需求急速增长,与之配套的互联网数据中心(IDC)在近几年得到了迅猛发展。2010—2017年,全球数据中心数量平稳增长。从2017年开始,全球数据中心朝着大型化、集约化的方向发展,单机架功率

基金项目:国家重点研发计划项目(2019YFB1802501)

快速提升。中国数据中心发展进程 相对较晚,但规模增速整体高于全球 水平。2019年中国 IDC 的市场规模 达到1560.8亿元,同比增长率远超过 全球平均水平,但 IDC 行业供需仍有 较大的缺口。与此同时,迅速增长的 IDC 带来了巨大的能源开销,运营商 电费成本进一步加大,节能降耗已迫 在眉睫。

DOI:10.12142/ZTETJ.202005008 网络出版地址:https://kns.cnki.net/kcms/ detail/34.1228.TN.20201022.0944.002.html

网络出版日期:2020-10-22 收稿日期:2020-09-20

1 IDC 能耗概况

IDC 能耗主要集中在 3 个方面: IT 设备能耗、制冷设备能耗与其他能 耗。IT 设备包括机架上的服务器、交 换机等业务承载设备;制冷设备包括 空调室内机、室外机、水冷机组等;其 他包括办公用电、照明用电等。其 中,制冷设备的能耗约占 IDC 总能耗 的 40%,其他能耗基本可以忽略不 计。衡量机房是否节能一般用能源 使用效率(PUE)指标,即数据中心总 能耗与信息技术(IT)设备能耗的比 值^{III}来表示。为了克服现有传统节能 手段的局限性,本文提出利用数据分 析和人工智能(AI)模型的智能化运 营级IDC节能方案。通过分析IDC机 房的静态属性数据及历史数据,训练 对应的AI模型,进而提出基于AI的 机房节能策略。

主流运营商 IDC 机房按照空调 类型一般分为两类:风冷和水冷。

(1)根据制冷原理,IDC机房可分 为风冷类机房与水冷类机房。风冷 类机房多为一些早期建设的机房。 其原理为冷媒在室内机蒸发器蒸发 吸热后,送到位于室外的室外机,通 过室外机内压缩机将低温低压气体 压缩为高温高压气体,再经过冷凝器 进行散热,成为高温高压液体,循环 到室内再次吸热。水冷类机房的制 冷设备由水冷机组与室内末端空调 组成。水冷类机房通过比热容较大 的水在水冷主机与冷却塔、水冷主机 与末端空调之间进行热交换。水冷 类机房多见于集中建设的大型数据 中心。水冷机房的制冷能耗主要由 水冷主机的能耗、泵的能耗、冷却塔 的能耗与末端空调的能耗4部分 组成。

(2)根据送风IDC机房可分为下 送风类机房与其他类机房。下送风 指空调输出的冷风,通过机房架空地 板下的静压箱,经出风地板导出,为 机柜制冷。下送风的方式更符合物 理规律,可以有效避免热气流回流。 大部分IDC机房采用下送风的方式。 下送风机房也分为两种:机柜下送风 式、冷热通道封闭式。其他类机房指 除下送风类机房以外其他送风方式 的机房,比如上送风机房、背板空 调等。 目前 IDC 机房节能切入点主要 是制冷设备,节能手段通常是依据人 工经验与暖通知识,优化机房温度与 气流组织^[24]。新建机房一般引入新 型制冷技术,大大降低 PUE;但运营 商大部分已有机房存在无法进行制 冷方式调整,改造成本较高,人工难 以调节的情况。

IDC 传统的节能手段主要有:气 流组织优化(人工经验)、采用水冷空 调机组、提高机房温度、关闭空闲设 备、基于应用的策略优化(例如利用 虚拟化管理软件优化空闲业务)。

由于运营商 IDC 通常为客户提 供服务,因此传统的节能手段无法应 对多样性的客户应用场景。同时,随 着节能减排的要求逐渐纳入到运营 商各级公司考核关键绩效指标法 (KPI),传统的节能手段空间越来越 小,而且也无法匹配未来面向 5G 的 多样化业务生态对节能的需求。

基于AI及大数据的智能化节能 体系,研究重点在IDC的核心数据层 面,通过数据的分析,可以得到节能 策略所需的调整依据。数据采集来 源为动环系统数据、人工、机器人采 集数据、水冷机组系统数据等。动环 系统一般是在机房建设阶段就开发 好的监控系统,通过机房内设置的传 感器、列头柜、空调传感器,可以采集 机房温湿度、IT设备功耗、空调运行 参数、制冷功耗等信息。动环系统的 数据基本可以描述一个机房内的运 行情况,但由于早期机房建设未考虑 数字化改造需求;因此数据缺失情况 较严重,甚至未保存历史数据。此 外,由于采集逻辑原因,动环系统数 据采集粒度较大, 目各维度数据很难 在时间点上进行统一,为数据清洗与 之后的AI建模带来很大困难。因为 某些机房部分数据未记录,需要人工 或使用自动化设备补采。补采数据 一般在空间维度上比较丰富,包括: 机柜级别的出/回风温湿度、机柜电流 与机柜的出风量数据,但由于采集速 度限制,数据在时间维度上的丰富性 有所欠缺。

水冷机组的数据包括:水冷主机 的运行参数(冷凝器进出水温度、蒸 发器进出水温度、冷冻供水压力、主 机电流等)、泵的运行参数(运行频 率、电流等)、冷却塔的运行参数(运 行频率、电流等)与其他参数(如室外 温湿度、IT总负载等)。

风冷机组的数据包括:IT设备功 耗、室内空调功耗、机房室外温湿度、 机房尺寸、机房地板架空高度、机柜 数、机房列头柜功耗、机柜送风风速、 机柜进风温湿度、机柜出风风速、机 柜出风温湿度、分区空调出风口温湿 度、分区空调回风口温湿度、空调机 组总能耗等。

目前,Google、阿里、华为等主流 云服务企业已有将 AI 算法在水冷机 组端应用的成功案例^[5],但基本集中 在一些建设较好、历史数据较久、数 据维度较为齐全的 IDC 中,运营商主 要依靠厂商解决方案。水冷机房的 制冷功耗主要由水冷主机功耗、末端 精密空调功耗、冷却/冷冻泵功耗与冷 却塔功耗4部分组成。末端机房的精 密空调的功耗占总制冷功耗的 30% 左右,调控策略与风冷机房基本类 似,其他3部分可以称之为水冷机组。 水冷机组系统复杂,运行参数众多, 每一部分的功耗都受到多个参数的 影响。

对于水冷机组,可以采集水冷机 组的各运行参数历史数据进行建模, 拟合水冷机组总功耗,寻找各参数与 总功耗之间的映射关系。拟合完成 后,可通过随机游走、遗传算法等算 法,在保证输出制冷量满足末端机房 负载的前提下,寻找水冷系统运行最 专题

优参数[6-7]。

2 AI算法与机房节能的应用

2.1 机柜出风温度预测

机柜上服务器数量与发热情况 是不同的,相对应的出风地板的开度 与出风温度也是不同的。机柜发热 量对应一个最优的送风量,即一个最 优的出风地板开度。同时,冷却效率 也与送风温度相关^[8-9]。因此,为了保 证机柜的安全,并且不造成空调出风 冷量的浪费,需要寻找机柜出风温度 与出风地板开度、出风温度的映射 关系。

我们将机柜负载、机柜进风温 度、出风地板开度(风量)、机柜服务 器数量、位置等信息输入模型,拟合 该机柜的出风温度:

 $T_{out} = f(T_{floor}, H_{floor}, Q_{floor}, P, N_{server}, T_{in}, \dots), (1)$

其中, *T*_{out}为机柜出风温度, *T*_{floor}为地 板出风温度, *H*_{hoor}为地板出风湿度, *Q*_{floor}为地板出风量, *P*为机柜功率, *N*_{server}为机柜服务器数量, *T*_{in}为机柜进 风温度。如图1所示, 根据机房采集 数据及历史数据, 可以对机柜出风温 度进行预测。图1采用了随机森林模 型, 对出风温度进行预测。由图1可 以看出, 通过模型预测的机柜出风温 度,与实际的机房出风温度拟合程度 较好,平均百分比误差值(MAPE)最 好可以达到0.03%。

同时,通过该模型,可以指定理 想机柜出风温度,为每个机柜寻找一 个最优的出风地板开度,以达到整个 机房的送风效率最优化。同时,还可 以根据机架上服务器负载的变化,对 出风地板进行动态调节。测量机柜 风量,如图2所示。图2(a)中不同颜 色代表不同的风量值,风量越小越颜 色蓝,风量越大颜色越红。某试点机 房通风地板总共149块,共测量145 块通风地板出风量,通风地板风量最 小值为241.92 m³/h,风量最大值为 5 207.33 m³/h,通风地板平均送风 量为2 425.04 m³/h。

图 2(b)表示了机房出风地板的 风量分布情况,图 2(c)为机柜的底部

 必要开启的出风板,降低相应机柜对 制冷功率的需求。

2.2 机房热平衡方程

空调回风温度体现了机房内设 备的总体发热情况。由于机房内设 备负载在动态变化,气流组织也在不 停变化,空调的风扇转速也不是恒定 的,每个空调的回风温度难以通过人 工经验进行预测。

假设机柜耗电放出的热量和机 柜的电流呈线性相关,空调输出的制 冷量和空调的电流呈线性相关。机 柜耗电放出的热量和空调输出制冷 量之间的差值,造成了空调出风温度 与回风温度之间的温度差。可建立 如下热平衡方程:

$$CM\Delta t = \sum_{i=1}^{m} w_i A C_i - \sum_{j=1}^{n} u_j CAB_j$$
, (2)





▲图2 试点IDC机柜出风气流分析及节能调整方案

曾宇 等

其中, C为空气的比热容, M为空气质 量, Δt 为空调出风回风平均温度差, AC、w_i 为空调电流与其对应参数, CAB、u_i为机柜电流与其对应参数, m 为空调数量, n为机柜数量。通过机 房的历史数据, 对w_i, u_i 进行参数估 计,量化各空调对机房温度变化的影 响, 辅助空调节能调整策略的制定。 通过对机房基础数据的分析, 可以得 到机房温度和制冷功耗之间的相关 性分析, 如图 3 所示。总体上, 提高机 房温度有助于降低制冷功耗, 也进一 步验证了提高机房温度降低机房耗 能的理论依据。

2.3 机柜负载趋势预测

机房的发热量主要来自于机柜 的负载。根据数据分析,大部分机柜 负载比较稳定,在一个负载基线上小 范围周期性波动,只有少部分机柜波 动较大,如图4所示。

图4中,A、B、C、D、E、F、G、H、I代 表不同机柜,横坐标为测量时间,纵 坐标为归一化电流值。可以看出,不 同机柜的电流各不相同,但是电流时 间累积的趋势有相似度;因此可以看 出不同机柜内业务呈周期变化。

总的来看,机房整体负载也具有 日内的周期性。使用长短期记忆网 络(LSTM)、自回归移动平均模型 (ARIMA)等序列预测算法,建立机柜 负载预测模型,根据前24h的历史数 据,对未来几个小时的机柜的负载情 况进行预测,服务于未来时刻的节能 策略制定。

2.4 基于深层 Q 网络神经算法(DQN) 的空调实时控制

在空调的实时控制层面,空调既 有的比例、积分、微分(PID)温度控制 算法为保证通用性,并未对每个机房 进行针对性优化,有很大的改进空 间。基于强化学习的控制算法,可以



▲图3 机房温度与制冷功耗相关性



▲图4 机柜电流波动示例

在给定机房系统中进行训练,寻找当前状态下空调的最优调控决策。基于 DQN 的空调实时控制算法描述如图5 所示^[10-11]。

根据图5,可以看出,状态和操作 可以用强化训练模型来拟合,其中状 态包括机房内部温湿度、室外温湿 度、空调当前参数;操作包括空调开 关、风扇转速加减、水阀开度加减等。

REWARD:

$$\sum |T_i - T_{target}| + \alpha_1 N_{overheat} + \alpha_2 P_{power} + \alpha_3 A_{onloff} , \qquad (3)$$

其中,*T*_i为测温点温度,*T*_{target}为理想 温度,*N*_{overheat}为过热点数量,*P*_{power}为空 调功率(风扇转速),*A*_{onloff}为执行开关 机操作。神经网络输入为状态,神经 网络输出为操作。

3基于规则的控制算法

基于强化学习算法,可以实现对 于机房状态的最优寻找。通过基于 规则的控制算法,可以实现对于空调 设备参数的精确控制。在基于规则 的控制算法中,模糊控制算法对于人 工经验的捕捉,最为有效。模糊控制 概念最早由 Lotfi ZADEH^[15]提出,主 要包括4部分:模糊变量、隶属函数、 规则、逻辑运算,如图6所示。

对于 IDC 机房节能场景,模糊变 量是 IDC 机房的输入和输出参数,隶 属函数是捕捉数据之间相互关系的 数学表达,规则则是人工经验的集 合,最终通过逻辑运算,实现控制方 法。以下是 IDC 机房的控制规则:

(1)如果机房温度过高,则启动 空调;

(2)如果机房温度过低,则停止 空调;

(3)如果机房IT负载发热量高于 空调制冷功率,则开启空调。

考虑到严重程度,上面的规则表 达可以进行数学映射。例如图7所 示,需要操作的规则按照重要程度, 可以分为轻度(Minor)、中度(Moderate)、严重(Severe)。

通过更加细化规则构建,可以完整地表达在某种条件下,需要操作的节能策略,以及策略需要执行的频率和重要程度。同时,利用IDC历史数据,可以对机房预设的规则进行训练,从而可以预测出现相应条件下所需要的操作,预测的准确性可以和采集的数据作比较。预测所用到的训练数据,对于结果有较大影响,如图8所示。

由图 8 可以看出,图(a)是由大量 的训练数据(超过1万组)数据训练的 控制模型,可以很好地捕捉控制趋 势;图(c)是由少量的训练数据(2000 组)完成的控制模型,和实际指标偏 差较大。因此,控制模型的准确程 度,取决于是否有大样本的输入数据 作为模型训练依据。

4 机房自动化等级分类

2017成立的欧洲电信标准化协



专题



▲图8 不同训练数据对应控制模型^{□0}

会(ETSI)网络智能化(ENI)工作组发 布的白皮书中,阐述了网络管理控制 运维从人工走向自治的自动化、自优 化、自治化三步愿景^[12].

2019 年发布的电信管理论坛 (TMF)自治网络白皮书中,将网络从 人工运维到完全自治网络进一步细 分为五级,形成网络自动驾驶分级 标准^[13]。

参照网络自动驾驶分级分类,可 以对 IDC 机房进行自动化控制的等 级划分。类似地,从L0到L5,分别对 应 IDC 节能自动化程度从人工、人工 协助、半自动、有条件自动、高度自动 化、完全自动化6个等级。中国电信 在 IDC 智能化分级领域的探索,同时 写入了 ETSI ENI分级课题建议中,为 后续运营级 IDC 智能化节能的部署 提供了参考。

5 结束语

本文通过采集 IDC 机房数据、AI 建模,对运营商 IDC 机房进行画像。 同时,通过深度学习和控制算法,把 人工调节经验和数据分析结果,通过 预设规则,下发到机房的控制系统 中。通过不断的学习,AI算法对于 IDC 节能的应用将不断完善。将AI 算法应用在 IDC 机房节能,使得机房 节能手段更加智能化、精细化,节能 效果明显。同时,AI算法应用在 IDC 机房节能最大的障碍在于机房数据 质量问题,需要通过数据采集逻辑、 存储方式、加装传感器等方式,从源 头进行改善。此外,在新建IDC机房中,需要注重机房历史数据的采集与存储,为后期算法优化提供良好数据基础。

参考文献

- [1] 傅烈虎.数据中心的绿色节能与热工环境评价指标 [J].制冷与空调,2018,15(8):16-20
- [2] 陈燕树.IDC机房节能减排技术的应用研究 [J].
 中国设备工程, 2018, 14:76-77
 [3] 吴亚奇.数据中心机房节能方法研究 [D]. 苏州科
- [3] 美亚奇·数据中心附属力能力法研究 [D]. 办州科技大学, 2019
- [4] 曹灿峰,张忠斌,黄虎.数据中心机房空调节能现 状与展望[C]//江苏暖通空调制冷学术年会.连云 港,中国, 2013
- [5] Machine learning applications for data center optimization [EB/OL]. [2020–09–20]. https://ai. google/research/pubs/pub42542
- [6] 欧长凯.遗传算法在中央空调水系统能耗优化中的应用研究 [D]. 华中科技大学, 2013年
- [7] 马强. 混合遗传模拟退火算法在中央空调水系统 优化中的应用研究 [D]. 浙江大学, 2012
- [8] 陈实,路建岭,麦粤帮,等.下送风通信机柜进风速 度对其出风温度的影响 [J]. 洁净与空调技术, 2012(2):29-32
- [9] 张剑麟,路建岭,麦粤帮.下送风通信机柜发热量 改变对其出风温度的影响 [J]. 洁净与空调技术, 2011(3):17-20
- [10] 丁志梁,潘毅群,谢建彤,等.强化学习算法在空 调系统运行优化中的应用研究 [J]. 建筑节能, 2020,48(7):14-20
- [11] 王尉同,潘毅群,黄治钟.基于强化学习的空调 系统运行优化[C]//上海市制冷学会2017年学 术年会论文集.上海,中国,2017
- [12] Improved operator experience through Experiential Networked Intelligence (ENI) [R]. ETSI, 2017
- [13] TM forum whitepaper of autonomous networks: empowering digital transformation for the telecoms industry. (2019–05–20) [2020–09–22]. https://www. tmforum. org/ wp-content/uploads/2019/05/22553-Autonomous-Networks-whitepaper.pdf
- [14] ENI-0011v009(3) ETSI ISG ENI 2019 [EB/ OL]. [2020-09-22]. https://docbox.etsi.org/ ISG/ENI/05-CONTRIBUTIONS/2019//ENI(19) 011_055r1_ENI-0011v012.zip
- [15] ZADEH A L, TANAKA K, FU K S, et al. Fuzzy sets and their applications to cognitive and decision processes [M]. New York: Academic Press, 1975
- [16] ZENG Y, GREEN J R, SUN S B, et al. Tun-

able pulse amplitude and position modulation technique for reliable optical wireless communication channels [J]. Journal of communications academy publishers, 2007, 2(2): 22–28. DOI: 10.4304/jcm.2.2.22–28





超密集蜂窝网络 智能干扰协调算法

Intelligent Interference Coordination Algorithm in Ultra Dense Cellular Networks

秦爽/QIN Shuang¹, 董星辰/DONG Xingchen², 冯钢/FENG Gang¹

(1. 电子科技大学,中国 成都 611731; 2. 南京船舶雷达研究所,中国 南京 211153) (1. University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China; 2. Nanjing Marine Radar Institute, Nanjing 211153, China)

摘要:提出了一种面向超密集蜂窝网智能干扰协调的动态功率控制算法。从网络动态决策的 角度出发,在动态干扰环境下,将超密集蜂窝网络中的小基站发送功率的动态调整问题建模为 一个马尔科夫决策过程。在此基础上,设计了一种基于Actor-Critic(AC)方法的小基站功率 智能控制算法,并通过仿真实验验证了所提算法的性能。仿真结果显示,与传统的干扰协调算 法相比,所提出的智能功率控制算法能有效降低网络中基站间的干扰,提升网络传输性能。

关键词:超密集蜂窝网络;干扰协调;功率控制;强化学习;AC算法

Abstract: An intelligent power control algorithm for interference coordination in ultra dense cellular networks (UDN) is proposed. By considering the impact of dynamical interference between different base stations, the problem of dynamical power control for small base stations in UDN is modeled as a Markov decision process (MDP). Then, an intelligent power control algorithm based on Actor-Critic (AC) method is designed, and the performance of the proposed algorithm by using simulation experiments is validated. The numerical results show that, comparing with the traditional interference coordination algorithms, the proposed intelligent power control algorithm can reduce the inter-cell interference and improve transmission performance in UDN.

Keywords: UDN; interference coordination; power control; reinforcement learning; AC algorithm

近年来,随着智能移动终端的快速发展和普及,移动通信业务呈现出了爆炸式增长。有研究发现¹¹,在移动通信网中,存在大量的业务热点区域,特别是以住宅、商场、办公楼等为代表的室内热点区域,集中了超过70%的数据业务和50%的语音业务。因此,为了提升热点区域的网络覆盖并增加网络容量,研究者提出了在已有宏基站(MBS)的覆盖范围内,通过部署大量低功耗、低成本的小基站(SBS),形成重叠异构覆盖

的超密集蜂窝网络(UDN),来解决移动网络中热点区域弱覆盖的相关问题^[2]。

在 UDN 中, SBS 部署密集,站点 之间距离很近,一个小基站会同时受 到来自 MBS 和周围其他 SBS 的干扰。 网络中干扰问题十分严重,且干扰环 境也很复杂,严重影响了网络用户获 得的传输服务质量。因此,如何通过 有效的干扰协调,降低网络中不同接 入站点之间的干扰,提升网络传输性 能是 UDN 网络需要解决的一个重要 问题[3]。

近年来,集中化无线接入网(C-RAN)技术作为一种移动接入网的新型组网和部署方式,引起了研究者的 广泛关注^[4]。在C-RAN网络架构下, 移动接入网络由1个中心控制的基带 处理单元(BBU)与多个分布式的射 频单元(RRH)组成,每个RRH相当 于1个SBS。利用C-RAN技术可以方 便部署即插即用的SBS,构建UDN, 实现对热点区域的密集覆盖^[5]。因 此,如何在基于C-RAN网络架构的

DOI:10.12142/ZTETJ.202005009

网络出版日期:2020-09-24

收稿日期:2020-08-14

网络出版地址:https://kns.cnki.net/kcms/detail/ 34.1228.TN.20200923.1758.004.html UDN中进行高效的干扰协调,是一个 值得深入研究的问题。

干扰协调一直是移动通信网络 领域的热点研究问题,而功率控制是 实现干扰协调的有效手段。已有很 多研究[6-7]关注了如何在UDN中,通 过优化的功率控制,来实现网络中高 效的干扰协调。但在移动网络场景 下,用户移动会使网络中的干扰情况 不断变化。在以室内热点覆盖为典 型应用场景的UDN中,复杂的室内 结构和密集部署的SBS也使得网络 中的干扰环境十分复杂。传统的静 态优化算法和博弈论等启发式算法 难以适应 UDN 中复杂多变的干扰情 况,因此,在动态网络环境下,基站需 要根据网络状态和干扰环境的变化, 动态调整自己的发送功率,从而降低 网络中的干扰,提升传输性能。近 来,基于机器学习,特别是强化学习 的人工智能算法在移动通信网络中 的应用引起了研究者的广泛关注[8-9]。 在基于强化学习的智能算法中,网络 中的智能决策者可以通过对网络环 境的观察和交互,不断改进和优化自 身的策略。这为在UDN中,通过动 态的功率控制策略实现优化的干扰 协调和管理,提供了一种有效的解决 手段。

本文主要研究在超密集覆盖蜂 窝网中,通过智能高效的动态功率控 制,实现优化的网络干扰协调。首 先,从网络动态决策的角度出发,将 UDN 网络中的动态干扰环境下,基站 发送功率的动态控制决策问题建模 为一个马尔科夫决策过程(MDP)^[89]。 进一步地,基于强化学习的思想,采 用 Actor-Critic (AC)算法^[8]对 MDP 模 型进行求解,并在此基础上,设计了 基于 AC 方法的智能功率控制算法。 最后,通过仿真实验验证了提出算法 的性能。数值结果显示:与传统的干 扰协调算法相比,本文提出的智能功 率控制算法能有效降低UDN网络中 基站间的干扰,提升网络传输性能。

1系统模型

1.1 网络模型

本研究考虑的是如图 1 所示的C-RAN 架构下的超密集蜂窝网络。如 图 1 所示,网络由 1 个宏基站(MBS)和 *M*个小站(SBS)组成,网络中有 *N*个 SBS 用户。在室内覆盖等典型的超密 集蜂窝网应用场景下,可以方便地采 用 C-RAN 架构来实现 *M* 个 SBS 的部 署,网络由 1 个中心控制的基带处理 单元(BBU)与*M*个射频单元(RRH)组 成。网络中的用户接入到 RRH,实现 无线射频信号的接入,每个 RRH可以 看作一个接入小站。BBU 为与其相 连的 RRH 提供基带处理资源,实现中 心控制的基带信号处理与无线网络 资源的分配与优化。为了提高频谱 效率,考虑所有的接入站点采用同频 部署,每个基站的可用下行传输带宽 为B,划分为K条相同带宽的正交子 信道,那么每条子信道的带宽可以表 示为b = B/K。同一时刻,任一子信道 只能分配给一个用户。

为了便于分析,考虑用户在某一时刻只能通过一个接入站点的一条 子信道接入网络,设用户n通过基站 m的子信道 k 接入网络,则在 t 时刻用 户获得的服务速率为:

$$v_{n,m}^{k}(t) = b \log_2(1 + SINR_{n,m}^{k}(t)), \quad (1)$$

其中,*SINR^k_{n,m}(t*)为用户n在基站m子 信道k上的信干噪比,可以表示为:

$$SINR_{n,m}^{k}(t) =$$

$$\frac{p_m^k(t)g_{n,m}^k(t)}{\sum_{j=1,j\neq m}^M I_j^k(t) + I_{MBS}^k(t) + N_0 b},$$
 (2)

其中, $I_{j}^{k}(t) = p_{j}^{k}(t)g_{n,j}^{k}(t)$ 和 $I_{MBS}^{k}(t) = p_{MBS}^{k}(t)g_{n,MBS}^{k}(t)分别为当前时刻其他$ SBS和MBS在子信道 k上对用户 n产



▲图1基于集中化无线接入网架构的超密集蜂窝网络

专题

生的干扰。 $g_{n,i}^{k}(t)$ 为用户 n 在基站 i 的 子信道 k 上的信道增益, 而 $p_{i}^{k}(t)$ 为基 站 i 在子信道 k 上的发送功率, 其中 $i \in \{1, 2, ..., M\} \cup MBS$ 。 N_{0} 表示噪声 功率谱密度。

1.2 理论模型

从式(2)可以看出,在密集覆盖 的蜂窝网中,用户获得的下行传输速 率受其接入站点的发送功率、信道增 益,以及其他站点产生的干扰的影 响;而其他站点对用户的干扰,又由 站点的发送功率和用户到该站点的 信道增益决定。在动态场景下,用户 移动带来信道增益的变化。因此,为 了满足用户服务需求,在本研究中, 考虑通过动态地调整基站的发送功 率,来降低网络中的干扰,提升网络 的整体传输性能。

在传统网络中,常常以最大化系 统吞吐量作为网络的优化设计目标。 但在本文考虑的UDN场景下,不同站 点间干扰情况复杂。如果单纯地以 最大化系统吞吐量为优化设计目标, 可能由于小区边缘用户的信道衰落 大,且距离干扰源更近,造成网络为 了提升系统整体吞吐量,牺牲边缘用 户的传输性能,从而为边缘用户分配 较少的发送功率,使得网络中资源分 配不公平。在本研究中,我们希望在 提升系统整体吞吐量的同时能够兼 顾网络的公平性。因此,考虑采用与 文献[9]类似的方法,以α公平作为公 平性度量,设计一个兼顾网络性能和 公平性的效用函数:

$$U(v_{t}) = \frac{1}{1 - \alpha} \sum_{n=1}^{N} (v_{n,m_{n}}^{k_{n}}(t))^{1 - \alpha}, \quad (3)$$

其中, $v_t = (v_{1,m_1}^{k_1}(t), v_{2,m_2}^{k_2}(t), ..., v_{N,m_N}^{k_N}(t))$ 为当前时刻t、网络中n个用户获得的 服务速率所组成的向量,并且有: $k_n \in \{1, 2, ..., N\}$ 和 $m_n \in (1, 2, ..., M)$ 。 $v_{nm}^{k_n}(t)$ 表示用户n接入基站m_n的子 信道k,获得的传输速率,可以由式 (1)计算得到。α为公平性参数,反应 了系统中资源分配的公平性。α取值 越大,公平性越高,反之亦然。如果 $\alpha = 0$, 对应的系统公平性最低, 从式 (3)可以看出,此时最大化效用函数 等效于最大化系统吞吐量。而当α= ∞,对应的系统公平性最高,网络中将 通过功率分配使得所有用户获得尽 可能相同的服务速率。因此,在实际 系统中,可以通过调节α的取值来进 行传输性能和公平性地优化和折中。 在本文中,为了便于分析,考虑设定 α=1来兼顾系统的传输性能和公平 性。由于 $\lim_{\alpha \to 1} x^{1-\alpha}/(1-\alpha) = \ln(x), 则$ 式(3)可以写为:

$$U(v_{t}) = \sum_{n=1}^{N} \ln \left(v_{n,m_{n}}^{k_{n}}(t) \right)_{0}$$
(4)

在动态网络场景下,需要通过不断地调整基站发送功率来降低网络中的干扰,提升网络传输性能。因此,不能简单地以某个时刻系统的最大化效用函数来优化设计网络中的功率分配,而应该以最大化系统的长期效用为目标,设计网络中的功率动态优化控制策略。由此,根据式(4)可以将一段较长时间T内,网络中的功率优化分配问题建模为:

$$\max\sum_{t \in T} U(v_t), \tag{5}$$

s.t.
$$\frac{\sum_{k=1}^{K} p_m^k(t) < P_{\max}^m}{\forall m \in \{1, \cdots, M\}},$$
(6)

 $SINR_{n,m}^{k}(t) > SINR_{\min}, \ \forall n \in \{1, \dots, N\},$ $\exists 1 \le m \le M, 1 \le k \le K \ _{\circ}$ (7)

其中,约束条件(6)表示,任一时刻, 某一基站 m 在所有子信道上的发送 功率总和不能超过该基站的最大可 用功率 P^m_{max}。而约束条件(7)表示,用 户获得的信干噪比不能低于最小接入门限SINR_{min}。

我们注意到,在问题(5)中,由于 信号与干扰加噪声比(SINR)的表达 式中包含了其他站点的干扰信号,目 标效用函数是非凸函数,并且优化目 标为效用函数在时间维度上的累积 值,难以采用传统优化方法对该问题 进行求解。因此,考虑将问题(5)对 应的密集覆盖蜂窝网中的功率动态 优化分配问题建模一个马尔可夫决 策过程,系统根据网络状态的动态变 化来周期性地调整网络中的功率分 配策略。在此基础上,采用强化学习 的方法对MDP进行求解。

2 MDP 建模

在C-RAN网络架构下,BBU可以 方便地获得各个分布式RRH的资源 使用情况以及接入用户的状态信息, 因此,考虑将所有SBS组成的网络系 统看作一个智能决策主体,将网络中 的基站发送功率的动态优化控制决 策建模为一个MDP问题,并用元组 (*S,A,P,R*)表示。其中,*S*为系统状态 空间,*A*为采取的动作空间,*P*为状态 转移概率,*R*为回报函数。MDP的各 个组成元素具体可以表示为:

(1)系统状态。 $s \in S$ 表示在当前 智能体观察到的系统状态,定义s =(SINR^{k_1}, $_{2m_2}$,...,SINR^{k_n}, $_{Nm_n}$, g^{k_1} , $_{2m_2}$, ..., g^{k_n} , $_{Nm_n}$,sSINR^{k_n}, $_{nm_n}$ 表示用户n通过基 站 m_n 的子信道 k_n 接入网络所获得的 信干噪比,可以由式(2)得到。而 g^{k_n} , 则为用户在接入信道上的信道增益。 其中, $k_n \in \{1,2,...,K\}$, $m_n \in \{1,2,...,M\}$ 。我们注意到,根据 式(2)可知, $SINR^{k_n}$,由基站的发送功 率、用户信道增益和用户受到的干扰 等因素共同决定。在每个决策周期, 用户将自己当前的信干噪比反馈给

接入的 RRH,再由 RRH 上报给 BBU。 而用户在接入信道上获得的信道增益,与用户和基站的距离以及之间是 否存在阻挡物等条件相关。在动态 网络环境下,这些条件主要受用户行 为特征的影响。虽然用户信干噪比 受用户信道增益的影响,能够在一定 程度上反映信道增益对用户获得的 服务性能的影响,但在系统状态中增 加信道增益,能够更加直接地反映用 户移动带来的网络动态特性对资源 分配策略和网络传输性能的影响。 由此,系统状态s将随网络中的基站 资源使用情况、用户行为以及网络干 扰条件的变化而变化。

(2)动作。用 $a \in A$ 表示智能体 采取的动作。定义在每个决策周期, 智能体采取的动作为决定每个 SBS 的发送功率,即 $a = \{p_1^1,...,p_m^k,...,p_M^K\}$ 。 其中, p_m^k 为基站m在子信道 k上的发 送 功 率 , 有 $k \in \{1,2,...,K\}$, $m \in \{1,2,...,M\}$ 。 p_m^k 是连续可调的,且 如果当前时刻基站m的子信道 k上没 有接入用户,则对应的 $p_m^k = 0$ 。

(3) 状态转移概率。用 $P = \{p_{s,s}^{a}|s,s' \in S, a \in A\}$ 表示状态转移概率集合。其中, $p_{s,s'}^{a}$ 为当系统处于状态s时,执行动作a后,转移到的状态s'的概率。

(4)回报函数。考虑到优化目标 为最大化系统的长期效用函数,因此 将智能体在每个决策时刻,根据当前 状态*s*采取动作*a*后取得的即时回报 表示为:

$$\begin{split} R(s,a) &= \\ \begin{cases} U(v), if all \ the \ conditions \ are \ met \\ -1, \ if \ SINR_{n,m_a}^{k_a} < SINR_{\min}, \ \forall n \in \{1,2,...,N\} \\ -1, \ if \ \sum_{k=1}^{K} p_m^k > P_{\max}, \ \forall m \in \{1,2,...,M\}, \end{split}$$

其中, U(v)可从式(4)得到。v= {v₁,v₂,...,v_N}为采取动作a后,系统中 所有用户获得的传输速率构成的向量,可由式(1)得到。式(8)中后两项为惩罚项,对应(6)和(7)的限制条件。当前决策时刻采取动作 a时,如果有用户获得的接入信干噪比低于最低门限 SINR_{min},或某个基站分配给所有子信道的功率之和超过基站的最大可用功率 P_{max},则获得的即时回报为惩罚值-1。

由此,将UDN中的功率动态优化 控制问题建模为了一个MDP,所有 SBS构成的网络系统作为一个智能决 策主体,周期性地根据观察到的网络 状态,进行基站发送功率分配的智能 决策,以最大化网络的长期累积 效用。

在 MDP 框架下,定义状态值函数 来反映当前状态下,智能体采取策略 π获得的长期回报,表示为:

$$V_{\pi}(s) = E_{\pi} \left[\sum_{i=0}^{\infty} \gamma^{i} R_{i+i} | s_{i} = s \right], \quad (9)$$

其中,γ为折扣因子,表明未来的回报 相对于长期回报的重要程度。相应 地,定义动作值函数来表示某一状态 下采取某一动作的长期回报,可以表 示为:

 $Q_{\pi}(s,a) = E_{\pi} \left[\sum_{i=0}^{\infty} \gamma^{i} R_{i+i} | s_{i} = s, a_{i} = a \right],$ (10)

其中, $E_{\pi}[x]$ 表示在策略 π 下变量x的均值。对于给定的策略 π ,观察式(9)和(10)可以得到:

$$V_{\pi}(s) = \sum_{a \in A} \pi(a|s) Q_{\pi}(s,a), \qquad (11)$$

$$Q_{\pi}(s,a) = R(s,a) + \gamma \sum_{s' \in S} p_{s,s'}^{a} V_{\pi}(s'), (12)$$

其中, $\pi(als)$ 为采用策略 π 的情况下, 系统处于状态s时采取动作a的概 率。在MDP模型下,系统决策的目标 就是找到一个最优的策略 π^* ,使得对 应的 $V_{\pi}(s)$ 和 $Q_{\pi}(s,a)$ 最优。

3问题求解

在我们定义的MDP模型中,系统 状态空间和动作空间都是连续的,且 状态转移概率 $p_{s,s'}^a$ 难以获取,因此考 虑采用 Model-free 的 AC 算法^[8]来对 MDP模型求解。AC 算法是一种将值 函数迭代和策略迭代相结合的强化 学习算法,其基本框架如图 2 所示。 AC 算法主要包括两个执行部分:一 个是 Actor,用于改进并生成当前执行 策略;一个是 Critic,用于评估策略执 行结果,指导 Actor进行策略改进。

(1)Actor $_{\circ}$

 π

在AC算法中,Actor通过不断调整策略以改进决策的回报。本文考虑采用高斯正态分布来近似策略分布,则有Actor的参数化策略可以表示为:

$$\begin{aligned} \tau_{\theta}(a|s) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi} \, \sigma_{\theta}(s)} \exp\left(-\frac{(a-\mu_{\theta}(s))^2}{2(\sigma_{\theta}(s))^2}\right) \,, \end{aligned} \tag{13}$$

其中, $\mu_{\theta}(s)$ 和 $\sigma_{\theta}(s)$ 分别为正态分布 的均值和方差。考虑采用输入为系 统状态s,输出为 $\mu_{\theta}(s)$ 和 $\sigma_{\theta}(s)$ 的神经 网络来对均值和方差进行近似拟合, 参数 θ 对应神经网络全连接层的权重 参数。由此,策略的调整就转化为参 数的更新,我们期望参数朝着最大化 MDP长期累积效用的方向更新。在 强化学习框架下,常常使用梯度下降 的方法来进行参数更新,可以得到:

$$\theta_{new} = \theta_{old} + \alpha_a \nabla_\theta \log \pi_\theta(a|s) A_\pi(s,a), (14)$$

其中, α_a 为Actor的学习速率, $A_{\pi}(s,a)$ 为优势函数。

(2)Critic_o

在AC算法中,Critic的作用是通 过估计状态值函数来对Actor策略的 改进提供指导。在考虑的MDP模型 中,由于系统状态空间是连续的,因

此同样采用输入为系统状态s、输出 为V_e(s)的神经网络来进行状态值函 数的近似拟合, ξ为神经网络全连接 层的权重参数。通过参数化的近似 后,值函数的更新也可以通过参数的 迭代更新来实现。

为了对参数ξ进行更新,时序差 分(TD)算法误差被引入:

$$\delta_t = V(s_t) - V_{\xi}(s_t), \qquad (15)$$

其中,s,为决策周期t的系统状态,且 有 $V(s_t) = R_{t+1} + \gamma V_{\varepsilon}(s_{t+1})_{\circ}$ Critic 的 目标是尽可能准确地估计值函数,因 此其优化目标应该是最小化TD误 差,可以表示为:

$$\min f(\xi) = \frac{1}{2} \cdot (\delta_t)^2, \qquad (16)$$

同样使用梯度下降法更新参数 ξ,得到:

$$\begin{aligned} \xi_{new} &= \xi_{old} + \alpha_c \nabla_{\xi} f(\xi) = \xi_{old} + \\ \alpha_c \delta_t \nabla_{\xi} V_{\xi}(s_t), \end{aligned} \tag{17}$$

其中, α ,为Critic的学习速率。

(3)基于AC算法的基站功率分 配机制。

在 AC 算法中, 往往采用公式 (13)中的 TD 误差作为 Actor 参数更 新过程中的优势函数,即令 $A_{\pi}(s_{\iota},a)$ = δ_{i} ,那么公式(12)可以改写为:

$$\theta_{new} = \theta_{old} + \alpha_a \nabla_\theta \log \pi_\theta(a_t | s_t) \delta_t, \quad (18)$$

由此,在UDN中,可以利用式 (17)和(18),通过参数的迭代更新来 优化系统中所有 SBS 基站的功率分 配策略,具体的功率控制算法流程如 算法1所示。

算法1:ACP算法 输入:N、M、K、T、 γ 、 α_a 、 α_c ; 输出:基站功率分配策略 π_{a} ;

初始化:决策周期t = 0,策略参数 $\theta =$

 θ_0 ,值函数参数 $\xi = \xi_0$,得到初始状态 $s = s_0$ Repeat: 1:动作选择:以概率 $\pi_{\theta}(a_{t}|s_{t})$ 选择动

作a,;

2:执行动作a,,系统转移到新的状态 *s*_{*i*+1},并获得即时回报*R*_{*i*+1};

3:根据公式(13),计算TD误差
$$\delta_t = R_{i+1} + \gamma V_{\epsilon}(s_{i+1}) - V_{\epsilon}(s_i);$$

4:更新 Actor 与 Critic 参数:
$$\theta \leftarrow \theta + \alpha_a \nabla_{\theta} \log \pi_{\theta}(a_i | s_i) \delta_i;$$

$$\boldsymbol{\xi} \leftarrow \boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{\alpha}_{c} \boldsymbol{\delta}_{t} \nabla_{\boldsymbol{\xi}} V_{\boldsymbol{\xi}}(\boldsymbol{s}_{t});$$

$$5:t = t + 1;$$

End until: t > T;

6:输出功率分配策略 π_{μ} 。 α_a:Actor的学习速率 α_{c} :Critic的学习速率 α_t :智能体在时刻t采取的动作 ν·折扣因子 ACP:基于AC的基站功率控制

K:子信道数量 M:SBS数量 N:SBS用户数 T: 周期 TD:时序差分 V:值函数

4 数值结果分析

在本节中,将通过 仿真实验验证提出的智 能功率控制算法 ACP 的 性能。

4.1 仿真设置

考虑采用如图1所 示的密集覆盖蜂窝网络 覆盖场景,网络中包含1 个MBS和20个SBS。在 仿真中,考虑模拟室内 覆盖的典型应用场景, 所有的SBS位于一栋建 筑物内。为了模拟楼层 天花板和墙体对无线信 号的阻挡,仿真中采用 二层住宅楼的建筑结 构,而在每一层采用图3中的双线建 筑模型[10]。如图3所示,每层包含两 排房间,每排5个套房,中间走廊宽度 5m,每个套房的尺寸为10m×5m× 5m。每个套房内部结构如图4所示, 分为多个房间,用墙体隔开。

考虑到网络中存在一定数量的 MBS用户和SBS用户,所有SBS用 户位于建筑物内,以平均1 m/s的速 度随机移动: 而MBS 用户以平均速





▲图3 双线建筑模型







度 5 m/s 在建筑物外, MBS 的覆盖范 围内随机移动。移动过程中, 用户随 机选定移动方向, 当遇到阻碍或到达 边界时重新选定移动方向。仿真中 具体参数设置如表 1 所示, 同时参考 文献[11], 无线信道路损模型如表 2 所 示。在表 2 中, d为用户到基站的直 线距离, d_{in} 为基站到用户的水平距 离。设 L_{av} = 20 dB 为建筑外墙穿透 损耗, L_{iw} = 5 dB 为室内穿墙损耗。 n_{w} 为用户和基站之间间隔的楼层数。 同时, 设置 AC 算法中学习速率 α_{a} = α_{c} = 0.01, 折扣因子 γ = 0.2。本节所 有的数值结果都是 50 次独立随机仿 真结果的平均值。

在仿真中,选取平均功率分配和 软频率复用两种典型的算法作为对 比,验证提出的基于AC的基站功率 控制(ACP)的性能。两种对比算法

▼表1 仿真参数列表

的基本思路如下:

(1)平均功率分配(EDP):每个 基站将可用功率平均分配给所有接 入用户。

(2)软频率复用(SFR):将基站的 可用频带分为主载波和副载波两部 分。主载波服务于边缘用户,副载波 服务于非边缘接入用户,根据接入边 缘用户的数量确定主副载波所占比 例。主副载波具有不同的最大发送 功率门限,仿真中限制副载波的最大 发送功率门限为主载波一半。

4.2 数值结果

图 5 给出了 ACP 算法的收敛情况。如图 5 所示,智能算法具有明显的收敛特性。在仿真初期,智能算法处于探索阶段。由于经验不足,智能体获得的收益较低,系统性能较差。随着训练次数的增加,算法通过对用

仿真参数	仿真值
 噪声功率 <i>N_o</i> (dBm/Hz)	-173
SBS 最大发送功率/dBm	20
MBS最大发送功率/dBm	40
系统带宽 B/MHz	10
决策周期/ s	1
SBS 数量 M	20
SBS用户数N	50
MBS用户数	30
子信道数量K	100
用户最小接收信干噪比(SINR _{min} (dB))	-10

MBS:宏基站 SBS:小基站 SINR:信号与干扰加噪声比

▼表2 路损模型

场景	路径损耗/dB				
MBS与室外UE	PL = 15.3 + 37.6lgd				
MBS与室内UE	<i>PL</i> = 15.3 + 37.6lg	$d + L_{ow}$			
SBS与室内UE	$rac{1}{PL}$ = 38.46 + 20lgd + 0.7d _{in} + 18.3n _w ^{(n_w+2)(n_w+1) ⋅ 0.46} + qL _{iw}				
SBS与室外UE	$PL = \max \{15.3 + 37.6 \lg d, \\ 38.46 + 20 \lg d + 0.7 d_{in} + 18.3 n_w^{(a_w + 2)(a_w + 1) - 0.46} + qL_{iw} + L_{ow} \}$				
MBS:宏基站 SBS:小基站 SINR:信号与干扰加躁声比 d _n :基站到用户的水平距离 L _{ow} :建筑外墙穿透损耗	L _w :室内穿墙损耗 n _w :用户和基站之间间隔的楼层数 d:用户到基站的直线距离 MBS:宏基站 PL:路径损耗	q:用户和 SBS 之间的室内墙壁的 数量 SBS:小基站 UE:用户设备			

到更好的功率分配策略,智能体获得 的收益增加,系统性能提升,并最终 收敛。从图中可以看到,算法大概在 迭代训练5000次后达到收敛。

户行为与传输环境的探索,逐渐学习

图 6 比较了 3 种不同算法下,网 络中所有 SBS 用户获得的服务速率 的概率分布函数。从图中可以看出, 与另外两种算法相比,运行ACP算法 的 SBS 用户能够获得更高的服务速 率,系统的整体吞吐量也会更高。这 是因为在ACP算法中,系统能够通过 感知到的网络状态和用户信道条件 的动态变化特征,智能地调整基站的 发送功率,从而降低网络中干扰,提 升用户获得的服务速率。而SFR算 法中,采用设置门限的方式,降低了 非边缘用户的发送功率,从而降低了 网络中的干扰,特别是网络边缘用户 受到的干扰:因此,用户能够获得比 EDP算法更高的服务速率。

在本文考虑的仿真场景中,采用 智能算法的SBS和传统的MBS共存, 且相互干扰。图7比较了不同算法 下,网络中不同类型用户获得的平均 服务速率。如图7所示,采用ACP智 能功率分配算法的所有 SBS 用户的 平均传输速率明显优于 EDP 和 SFR 算法。同时,虽然MBS没有采用智能 功率分配算法,但运行ACP算法的 SBS可以根据网络中干扰条件的动态 变化,调整自身的发送功率,从而降 低对MBS用户的干扰。所以ACP算 法下,MBS用户获得传输速率依然高 于其他两种算法。由此,在ACP算法 下,网络中所有用户的平均传输速率 同样优于EDP和SFR算法。

图 8 为所有 SBS 用户平均服务速 率随网络中基站数量的变化情况。 考虑到实际系统中,由于管理权限、 部署先后顺序等,在有些情况下可能 无法在所有的 SBS上采用统一的智 专题

超密集蜂窝网络智能干扰协调算法 ZTE TECHNOLOGY JOURNAL





▲图7 用户平均服务速率

MBS:宏基站

ACP:基于AC的基站功率控制

能功率控制算法,网络中智能SBS和 传统 SBS 共存。在仿真中,为了验证 智能基站和传统基站混合部署情况 下网络中的传输性能,增加了一种称 为Mix算法的混合功率控制方案。在 Mix 算法下,一半的SBS采用智能的 ACP 算法,一半的 SBS 采用 EDP 算 法。从图8可以看到,当基站数量较 少时,随着SBS数量的增加,4种算法 下用户获得的平均服务速率增大;但 随着基站数量增加,网络中干扰逐渐 增大,导致在基站数量较多时,用户 获得的平均服务速率反而下降。不

UE

SBS:小基站

SFR:软频率复用

EDP:平均功率分配

UE:用户设备

论是在哪种情况下,ACP算法获得的 用户平均服务速率总是优于其他3种 算法。而 Mix 算法的性能优于 EDP 和SFR算法,说明智能和非智能SBS 混合部署情况下,网络中的传输性能 依然优于完全不使用智能功率分配 算法的情况。值得注意的是,SFR算 法和EDP算法的性能曲线随着基站 数量的增加发生了交叉。这是因为, 在基站数量较少时,小区间干扰较 低,而SFR限制了非边缘用户发送功 率,这会导致用户获得的服务速率较 低。随着基站数量的增加,小区间干

扰变得严重,EDP算法没有任何干扰 协调机制,这导致用户的服务速率受 到较大影响;而SFR算法限制了非边 缘用户的发送功率,降低了网络中的 干扰。

EDP:平均功率分配

SFR:软版率复用

5 结束语

ACP:基于AC的基站功率控制

SBS:小基站

▲图8 用户平均服务速率 vs.基站数量

本文研究了超密集蜂窝网中的 智能干扰协调问题。考虑到移动网 络的动态特征,将基站的动态功率控 制建模为一个马尔科夫决策过程,并 采用强化学习的方法,利用AC算法

中兴通讯技术 51 2020年10月 第26卷第5期 Oct. 2020 Vol. 26 No. 5

超密集蜂窝网络智能干扰协调算法 ZTE TECHNOLOGY JOURNAL

对其进行求解。在此基础上,设计了 一个基于 AC 的基站功率动态智能控 制算法。仿真实验结果证明, 该算法 能够有效降低超密集蜂窝网络中基站 间的相互干扰,提升网络传输性能。

参考文献

- [1] CHANDRASEKHAR V, ANDREWS J, GATHER-ER A. Femtocell networks: a survey [EB/OL]. [2020-09-10]. https://arxiv.org/abs/0803.0952
- [2] SHAFI M, MOLISCH A F, SMITH P J, et al. 5G: a tutorial overview of standards, trials, challenges deployment and practice [J] IEEE journal on selected areas in communications, 2017, 35(6): 1201-1221. DOI:10.1109/ isac.2017.2692307
- [3] LIU J Y, SHENG M, LIU L, et al. Interference management in ultra-dense networks: challenges and approaches [J]. IEEE network, 2017, 31(6): 70-77. DOI:10.1109/ mnet.2017.1700052
- [4] WU J, ZHANG Z F, HONG Y, et al. Cloud radio access network (C-RAN): a primer [J]. IEEE network, 2015, 29(1): 35-41. DOI:10.1109/

mnet.2015.7018201

- [5] PAN C H, ELKASHLAN M, WANG J Z, et al. User-centric C-RAN architecture for ultra-dense 5G networks: challenges and methodologies [EB/OL].[2020-09-10], https:// arxiv.org/abs/1710.00790
- [6] ZHENG J C, WU Y, ZHANG N, et al. Optimal power control in ultra-dense small cell networks: a game-theoretic approach [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2017, 16(7); 4139-4150, DOI:10.1109/ twc.2016.2646346
- [7] YANG C G, LI J D, NI Q, et al. Interference-aware energy efficiency maximization in 5G ultra-dense networks [J]. IEEE transactions on communications, 2017, 65(2): 728-739. DOI:10.1109/tcomm.2016.2638906
- [8] GRONDMAN I, BUSONIU L, LOPES G A D, et al. A survey of actor-critic reinforcement learning: standard and natural policy gradients [J]. IEEE transactions on systems, man, and cybernetics, part C (applications and reviews), 2012, 42(6): 1291-1307. DOI:10.1109/ tsmcc.2012.2218595
- [9] GHADIMI E, CALABRESE F D, PETERS G, et al. A reinforcement learning approach to power control and rate adaptation in cellular networks [EB/OL]. [2020-09-10]. https://arxiv.org/ abs/1611 06497
- [10] E-UTRA. Small cell enhancements for E-UTRA and E- UTRAN physical layer aspects: TR37.840[S]. 3GPP, 2003
- [11] 3GPP. Further advancements for E-UTRA physical layer aspects: TR 36.814 V9.2.0 [S]. 3GPP, 2017



← 上接第 38 页

- [5] JOUPPI N P, YOUNG C, PATIL N, et al. In-datacenter performance analysis of a tensor processing unit [C]//The 44th Annual International Symposium on Computer Architecture. Toronto, Canada: ISCA, 2017
- [6] GAMATIE A, DEVIC G, SASSATELLI G, et al. Towards energy-efficient heterogeneous multicore architectures for edge computing [J]. IEEE access, 2019, 7: 49474-49491. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2910932
- [7] 肖汉,李彩林,李琦,等. CPU+GPU 异构并行的 矩阵转置算法研究 [J]. 东北师大学报 (自然科学 版), 2019, 51(4): 70-77
- [8] Gentsch P. Al business: framework and maturity model [M]. 2019
- [9] WANG L, GUO S, HUANG W L, et al. Places205-VGGNet models for scene recognition [J]. Computer science, 2015
- [10] GIRSHICK R. Fast R-CNN [J]. Computer science, 2015. DOI: 10.1109/ICCV.2015.169
- [11] 中国信息通信研究院,国家广播电视总局广播 电视科学研究院,中国新闻出版传媒集团有限公 司,等. 云游戏产业发展白皮书 [R/OL]. (2019-12)[2020-08-07]. http://www.199it.com/archives/988193.html
- [12] 华为技术有限公司.5G应用立场白皮书 [R/ OL]. [2020-08-07]. http://www.lddoc.cn/ p-12956741.html
- [13] 唐洁,刘少山.面向无人驾驶的边缘高精地图服 务 [J]. 中兴通讯技术, 2019, 25(3): 58-67+81. DOI: 10.12142/ZTETJ.201903009

作 者 简 介 **李建飞**,中国联通研究 院高级工程师;主要从 事算力网络、AI 算法应 用以及智能边缘计算的 研究;发表论文多篇, 获授权专利 10 余项。 **曹畅**,中国联通博士后、 高级工程师,中国联通 网络技术研究院未来网 络研究部高级专家、智 能云网技术研究室主任, 第七届中国通信学会信 息通信网络技术委员会 委员,中国通信标准化 协会网络5.0技术标准 推进委员会架构组副组 长,SDN/NFV 产业联盟 SDN 集成与互通测试 组副组长,边缘计算网络基础设施联合工作组 (ECNI)技术规范组组长;主要从事 IP 网络

宽带通信、SDN/NFV、新一代网络编排技术的

研究;发表论文20余篇,获授权专利10余项。



李奥,中国联通研究院 助理工程师; 主要从事 人工智能在网络边缘应 用的研究。



庞博文,中国联通研究 院网络技术研究部助理 工程师; 主要从事数据 分析、数据挖掘、网络 人工智能等方面的研究。



数据驱动的智能电信网络

Data Empowered Intelligent Communication Networks

程强 /CHENG Qiang, 刘姿杉 /LIU Zishan

(中国信息通信研究院,中国 北京 100191) (China Academy of Information and Communication Technology, Beijing 100191, China) DOI: 10.12142/ZTETJ.202005010 网络出版地址: https://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20200924.1646.002.html 网络出版日期: 2020-09-24 收稿日期: 2020-08-10

摘要:高质量的电信数据集是开展各类机器学习应用的前提。分析了电信数据所具备的特性及面向机器学习应用的要求,总结了数据驱动的 电信网络智能化算法与应用。电信网络拥有丰富的数据和计算资源,具有应用人工智能技术的巨大空间和潜力。利用人工智能技术赋能电信 网络,有望实现网络智能部署、运维自治、智能管理和优化。

关键词:数据驱动;网络智能化;人工智能;机器学习

Abstract: High-quality network data sets are the prerequisite for developing the machine learning applications. The characteristics of the network data and the requirements for applying in the machine learning application are analyzed in the paper, and then the data-driven intelligent network methods and use cases are summarized. The communication networks have a plenty of data and computing resources, and thus have a huge potential for applying the artificial intelligence (AI) technology to develop the intelligent network. The application of the AI technology to empower the communication networks is expected to realize intelligent network deployment, autonomous operation and maintenance, and intelligent management and optimization.

Keywords: data driven; intelligent network; artificial intelligence; machine learning

长统的网络运维与优化往往是基于 人工经验与建模的方法来进行 的,因此在当前复杂异构的网络中存 在越来越多的局限性和低效性¹¹¹,例 如:网络参数众多,难以获得精确的 网络模型;计算复杂度较高,很多优 化问题属于非确定性多项式难(NPhard)问题;缺乏对网络参数的实时 获取与适应;难以获得多方统一和全 局最优解。利用人工智能技术与机器 学习算法,可以为网络提出基于数据 驱动的实时感知、预测和管控能力, 实现网络的自治运维、自主决策、智 能优化、精准市场推广与服务创新等。

高质量的电信数据是实现网络智 能化应用的前提。与传统大数据相比, 高质量的电信数据有很多特殊性^[2], 对实时处理、统一管理、隐私保护和 质量保证有很高要求。

1 面向智能应用的电信网络数据

1.1 电信网络数据来源

电信网络中的数据可以从多个数 据源来获得,根据电信数据的时空特 点,可以将其分为实体数据和时序数 据;根据数据的域级可以将其分为网 络级数据、链路级数据和设备/用户 级数据。

(1)网络级数据。

网络级实体数据包括站点基础信 息(站点的归属、类型和配置、部署 方式、布局信息等)、有源/无源的 物理资源信息(物理设备类型、物理 设备板卡信息等)、网元配置信息(小 区参数、无线站点工参配置信息、核 心网网络配置数据等)、网络拓扑数 据(实体、逻辑和业务拓扑数据等), 以及供应商信息数据和网络知识库数 据。网络级数据还包括网络级时序数 据(网络状态数据例如网络资源利用 率等)、网络性能数据(关键性能指标、 服务质量、资源利用率和其他业务指 标数据)、网络质量数据(丢包、抖动、 时延和吞吐量数据等)、故障类数据(网 络告警、事件和日志等)、运营类数 据(信令、话务量等数据)。

网络级数据一般通过互联网公司 越过运营商(OTT)或网络运营商的 服务器进行收集。OTT 服务器收集的 数据包含大量的文字、用户个人资料、 系统日志、流量内容和其他业务指标 数据等。由运营商进行收集的典型的 电信数据集有呼叫详细记录(CDR) 数据、用户平面流量(UPT)数据和 控制平面流量(CPT)数据等。CDR 是电信网络中被研究最多的数据集, 最初主要记录用户的语音和本文从而 进行计费。CDR 数据集主要包括用户标识、服务事件发生的时间、地点以及持续时间,还可能包括流量类型和大小等。CDR 数据集结构性和可用性较高,但往往只提供连接中的终端信息,仅通过 CDR 数据集难以实现对用户行为的全面精准分析。UPT 数据通常包含互联网协议(IP)会话的开始、结束时间、设备/用户的标识符、服务类型、上下行流量以及位置信息等。CPT 数据通常在网络的控制面进行收集,数据字段通常包括用户标识符、时间类型、基站身份标识号(ID)和时间戳等。

(2)链路级数据。

网络链路数据包括在无线侧通 过导频信号或追踪技术进行收集的链 路测量数据,例如信号参考接收功率 (RSRP)、参考信号接收质量(RSRO)、 路径损失、信道状态信息、资源块(RB) 承载量等、传输/接收状况、光纤传 输的链路状态(如光信噪比、光纤中 断事件信息等)。在无线网络中,无 线测量报告(RMR)是常见的链路级 数据,它是基于无线电测量所生成的 用户终端(UE)侧报告,用来指导无 线网络的接入操作和性能评测。数据 字段通常包括用户 ID、宽带信道质量 指示、服务 RSRP、RSRP, 有时也包 含用户吞吐量、终端和所服务的网元 设备的精确位置等信息。

(3) 用户/设备级数据。

用户/业务类实体数据包括用户 基础信息(终端类型、终端配置信息、 网络标识、用户设置、个人信息等)、 应用类数据(社交偏好、健康状况等)。 时序类数据包括系统log(软硬件故障 和事件信息)、用户状态数据(移动 轨迹、速度、温度等)、应用数据(应 用流量、会话、使用情况等和应用质 量数据等)。除了传统用户相关数据外, 还包括来自智能网联汽车的车辆状态 信息、道路感知数据和社交数据等, 物联网中射频识别(RFID)数据、传 感数据,以及来自智能电网、智慧家庭、 智慧医疗、工业互联网等各类应用与 设备的数据等。

1.2 电信网络数据特点

(1) 5V 特性。

电信数据具备一般大数据的5V 特性^[3]: 大量(Volume)、价值(Value)、 多元(Variety)、高速(Velocity)和 真实(Veracity)。大量是指近年来随 着 5G、移动互联网和物联网等相关技 术的发展, 电信网络中的数据量正在 呈爆炸式增长, 据预测, 2021年中国 的移动数据流量每个月达到9.3 EBs^[4]; 多元是指电信网络异构的网络结构和 网络设备、多样化和个性化互联网应 用, 使得电信网络数据的来源、类型、 结构等呈现多样化;价值是指来自亿 万级网络设备和终端的电信数据呈现 出低价值密度的特性,同时这些电信 数据中包含很多冗余的、低精度和噪 声数据; 高速是指电信网络数据的生 成和传输具有高速性,对电信数据的 获取和处理需要迅速及时;真实是指 对电信大数据的分析和处理可以反映 真实世界的用户行为和网络状况等。

(2)多维。

目前几乎所有的网络设备和移动 终端都具备了记录位置信息和时间的 能力,并嵌入越来越多的传感器,例 如加速度计、指南针、温度计、陀螺 仪和环境光传感器等,可以提供多维 度的数据。这些多维度的电信数据可 以用来实现多种数据分析应用,包括 描述类、预测类和指令类应用等。

(3)多边。

电信网络大数据可能来自于多个 数据采集点,由 OTT 服务器提供的终 端应用所产生的数据可能无法被运营 商所采集,不同类型的电信网络数据 因此被不同的数据拥有方所获取。

(4) 多粒度。

由于不同传感技术精度的不同、 应用信息粒度和采集时间颗粒的不同 等原因,电信大数据的属性呈现多种 颗粒度。

(5)个性化。

电信数据中包含大量与用户个人 信息相关的数据,例如身份、位置信 息和轨迹等,这使得在电信大数据分 析和人工智能应用的过程中必须高度 重视用户隐私问题。

1.3 电信网络智能化应用数据要求

电信数据在智能化应用中的一般 流程包括数据获取、数据预处理(数 据清洗、数据脱敏、数据聚合等)、 数据存储、数据处理(数据标注、训练、 推理等)和数据销毁等,在其应用的 全生命周期内需要实现以下关键要求, 来支撑高质量机器学习应用的开展。

(1) 实时处理。

为保证智能电信网络的实时感知 与推理对低时延传输的要求,随着 5G 网络的发展部署,在网络超高密度的 连接下,对来自海量设备的数据包进 行实时、无损、均衡的采集、传输、 存储、去冗余、压缩和标注等是需要 解决的技术难点。

(2)规范统一。

不同电信网络智能化应用对于数 据的需求在数据类型、实时性、范围 和颗粒度等方面各不相同。随着电信 网络架构区域扁平化,机器学习应用 过程需要支持对数据的分布式处理^[5], 还需要针对电信网络数据类型、特征、 格式和颗粒度的多样性来进行统一的 数据表示、数据融合、数据预处理、 数据存储和数据应用。

(3) 隐私保护。

电信网络数据包含了丰富的用户 个人信息。为了保证数据安全和个人隐 私,在电信网络智能化应用开展过程中 一方面要确保电信数据智能化应用全 生命周期内的个人信息保护,目前常用 的技术包括数据扰动、差分隐私、同态 加密、联邦学习等;另一方面要考虑隐 私保护技术的开销以及对数据可用性 和机器学习应用性能的影响。

(4) 质量保证。

高质量数据集是保证机器学习在 电信网络中应用性能的关键,现阶段 电信行业仍缺乏公开高质量的标注数 据集。与此同时,通信系统的数据往 往具有一定的稀疏性,在遍历性上有 所欠缺,在进行机器学习应用前需要 对数据集进行质量检验等。电信数据 集的质量保证需要包括准确性(标注 正确率高于一定阈值, 脏数据比率定 于一定阈值等)、完整性(数据字段 或属性缺失比率低于一定阈值、数据 遍历网络)、一致性(网络特定上下 文数据应符合一定的逻辑关系,不同 网络层域的数据之间满足映射关系上 的一致性)、时效性(数据的获取满 足机器学习应用对于数据实时性的需 求)等维度。

2 数据驱动的网络智能化算法与 应用

根据应用的类型,智能电信网络 的应用包括感知类、预测类与决策类 应用。

2.1 感知类应用

利用标注电信数据集来对网络操 作行为模式和属性进行分类,对电信 网络和用户的性能和行为进行回归、 分类、归因和规则匹配等,可以用来 解决电信网络中难以统一建模和以往 依赖于人工经验的运维问题¹⁰,适用 的方法和应用主要包括:

(1) 监督学习。

监督学习是指,由标注好的训练

数据集中学到或建立一个模式(函数/ 学习模型),并依此模式推测新的实 例(网络参数、用户特征等)。在电 信网络中适用的模型和算法包括贝叶 斯理论、决策树、随机森林、K-近邻、 支持向量机、回归分析和(深度)神 经网络等^[7]。在物理层,监督学习可 以用来实现无线频谱管理、功率控制、 调制格式识别、传输性能检测等,在 网络层可以实现故障检测与分类、故 障根因分析、智能路由、负载均衡等, 在应用层可以实现流量分类、用户关 系链发现、经营分析、精准营销和实 时营销、个性化推荐等。

(2) 序列模式挖掘。

序列模式挖掘是指,用于在包 含时间或序列的电信数据集中发现频 繁发生的有序时间或子序列模式。序 列模式挖掘与关联规则挖掘之间的区 别在于前者需要序列间的先后顺序, 后者不关注事物之间的先后顺序。典 型的算法包括 Apriori 算法、Agrawal 和 Srikant 提出的广义序列模式概 念(GPS)、等价类发现序列模式 (SPADE)、PrefixSpan 以及在此基础 上进行改进的 CloSpan 算法等,可以 用来进行网络资源利用率预测、用户 行为分析、客服生命周期管理、Web 访问预测等。

(3)聚类。

聚类是指,不需要标注,直接根 据对象之间相似性来进行分组。典型 的算法包括*K*均值、凝聚层次聚类和 DBSCAN等,可以用来进行流量分类、 用户内容推荐、移动性管理、异常检 测和攻击防御等多类应用。

(4)知识图谱。

知识图谱用于描述电信网络中的 各种概念、术语及其相互关系,可以 用来进行电信网络的专家知识与运维 经验的数字化。

2.2 预测类应用

预测类分析主要利用现有电信数 据集来对未来的行为和趋势进行预测, 是电信网络实现网络自适应调整与优 化的基础,主要的算法和应用包括:

(1) 时间序列分析算法。

时间序列分析算法是指,利用前 期数值与后期数值的相关关系,建立 包含前期数值和后期数值的回归方程, 从而达到预测的目的。该算法包括自 回归(AR)模型、移动平均(MA)模型、 自回归移动平均(ARMA)模型和差 分自回归移动平均(ARIMA)模型等。 在电信网络中,可以用来实现网络长 时流量预测、设备热迁移、异常检测、 入侵检测等。

(2)回归算法。

回归算法用来确立目标特征之间 关系函数,从而对连续值进行预测。 电信网络中服务质量(QoS)参数、流 量、网络资源利用率、无线路径损耗 等数值往往是连续的,适合采用回归 算法来进行预测分析。

(3)分类算法。

分类算法是指,将电信数据集合 中出现的列项分配到目标类别的过程。 典型的算法包括朴素贝叶斯、贝叶斯 网络、*K*最近邻(*K*-NN)、支持向量 机(SVM)、决策树和随机森林等, 适用的应用包括关键性能指标(KPI) 预测、故障检测、传感器成簇、流量 分类、负载均衡、智能缓存、智能路 由等。

(4) 随机建模算法。

电信网络应用较多的随机模型包 括动态贝叶斯网络、马尔科夫模型、 卡尔曼滤波器和扩展卡尔曼滤波器等, 这些模型一般用于系统状态随时间转 移的概率建模,例如马尔科夫模型中 在给定当前信息的情况下,将来的状 态则与过去的状态无关。通过收集一 定数量和时间序列上的用户信息,来 对随机模型进行参数估计,可以实现 对未来用户和网络行为进行预测。

(5) 深度学习算法。

随着网络计算能力的提升以及训 练样本的增加,深度学习算法得到了 越来越多的重视, 文献 [8] 对深度学习 算法在无线网络中的应用进行了总结, 常用的模型包括循环神经网络(RNN)、 长短期记忆网络(LSTM)等,可以实 现信号检验、异常检测、移动性预测、 KPI 预测等应用。

2.3 决策类应用

预测类分析利用电信数据集对网 络状态进行分析,在特定目标下输出 对网络最优的控制决策,从而实现网 络的自适应调整与优化控制,主要的 算法和应用包括:

(1) (深度)强化学习。

(深度)强化学习用来解决智能 体在与环境交互的过程中通过学习策 略以达到回报最大化或实现特定目标, 环境中包含未知的变量或状态信息等。 在电信网络中, (深度)强化学习可 以在对网络参与无法完全已知的情况 下实现基站智能节能、多信道动态接 入、功率分配、智能缓存等应用。

(2) 博弈论。

在存在多用户的电信网络中,博

弈论可以针对具有竞争或合作性质的 个体,研究它们的优化策略,在电信 网络中已经出现了相关应用,例如多 用户的频谱感知、多用户合作的内容 分发等。

3 结束语

基于 AI 技术的电信网络智能化 已经成为目前通信行业的研究热点, 其核心为数据驱动的网络感知、预测、 推断和决策能力的提升。在网络智能 化的实现过程中, 高质量的电信数据 是进行机器学习应用的先决条件。通 过对电信数据进行实时处理、规范统 一、隐私保护和质量保证,有望在电 信网络中实现智能运维、智能网络优 化、智能网络控制优化、用户个性化 服务与创新等内生智能能力。

参考文献

- [1] 尤肖虎, 张川, 谈晓思, 等. 基于 AI 的 5G 技 术——研究方向与范例 [J]. 中国科学:信息科 学, 2018, 48(12): 1589-1602. DOI: 10.1360/ N112018-00174
- [2] CHENG X, FANG L, YANG L. Mobile big data based network intelligence [J]. IEEE Internet of Things journal, 2018, 5(6): 4365-4379. DOI: 10.1109/JIOT.2018.2864093
- [3] CHENG X, FANG L, YANG L, et al. Mobile big Ddata: the fuel for data-driven wireless [J]. IEEE Internet of Things journal, 2017, 4(5): 1489-1516. DOI: 10.1109/JIOT.2017.2714189
- [4] CISCO. VNI Complete Forecast Highlight 预测 报告 [EB/OL]. [2020-09-12].https://www.cisco.com/c/dam/m/en_us/solutions/service-pro-

vider/vni-forecast-highlights/pdf/China_2021_ Forecast Highlights.pdf

- [5] PARK J, SAMARAKOON S, BENNIS M, et al. Wireless network intelligence at the edge [J]. Proceedings of the IEEE, 2019, 107(11): 2204-2239. DOI: 10.1109/JPROC.2019.2941458
- [6] WANG T, WANG S, ZHOU Z H. Machine learning for 5G and beyond: from model-based to data-driven mobile wireless networks [J]. China communications, 2019, 16(1): 165-175
- [7] SUN Y, PENG M, ZHOU Y, et al. Application of machine learning in wireless networks: key techniques and open issues [J]. IEEE communications surveys & tutorials 2019, 21(4): 3072-3108. DOI: 10.1109/ COMST.2019.2924243
- [8] MAO Q, HU F, HAO Q. Deep learning for intelligent wireless networks: a comprehensive survey [J]. IEEE communications surveys & tutorials, 2018, 20(4); 2595-2621, DOI: 10.1109/ COMST.2018.2846401



刘姿杉,中国信息通信 研究院技术与标准研究 所工程师; 主要从事电 信人工智能、先进计算 等技术和标准化研究。

《中兴通讯技术》2021年专题计划

期次	专题名称	策划人
1	视频技术和用户体验评测	华中科技大学教授 江涛 中兴通讯股份有限公司副总裁 陆平
2	6G 愿景及技术挑战	中国工程院院士 张平 北京邮电大学教授 张建华
3	边缘计算与算力网络	工信部通信科技委信息通信网络专家组组长 赵慧玲
4	高铁智能通信技术与应用	北京交通大学教授 艾渤
5	低轨卫星通信技术与应用	哈尔滨工业大学教授 郭庆
6	触觉通信技术	南京邮电大学教授 周亮

赵维铎 等

5G+ 工业互联网的思考与实践

Thoughts and Practice of 5G+ Industrial Internet

赵维铎 /ZHAO Weiduo¹ 蒋伯章 /JIANG Bozhang²

(1. 中兴通讯股份有限公司,中国 深圳 518057;
 2. 中国电信杭州分公司,中国 杭州 321000)
 (1. ZTE Corporation, Shenzhen 518057, China;
 2. China Telecom Hangzhou Branch, Hangzhou 321000, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202005011 网络出版地址: https://kns.cnki.net/kcms/ detail/34.1228.TN.20201011.1524.002.html

> 网络出版⊟期:2020-10-12 收稿⊟期:2020-08-16

摘要: 虽然当前 5G+ 工业互联网仍存在一些问题和挑战,但是 5G 技术本身也在不断地发展 和完善中。5G+ 工业互联网正在从点状示范应用逐步向面状应用和系统应用发展。这一过程 需要产业生态圈内各类企业协同合作,共同发现产业需求、创新应用和交付项目,探索并践 行商业模式,以实现 5G+ 工业互联网的良性发展。

关键词:工业互联网;5G;智能制造

Abstract: Although the current 5G + industrial Internet is still facing some issues and challenges, 5G technology is constantly developing and improving. 5G + industrial Internet is gradually developing from point demonstration application to area and system application. This process requires the cooperation of all kinds of enterprises in the industrial ecosystem to jointly discover the industrial demand, innovative application and delivery projects, explore and practice the business model, so as to realize the healthy development of 5G + industrial Internet.

Keywords: industrial Internet; 5G; intelligent manufacturing

业制造是中国经济发展和参与 大国竞争的基石,也是振兴实 体经济的重要抓手。工业互联网则是 实现工业全系统、全产业链、全价值 链连接和支撑工业智能化发展的关键 基础设施,是新一代信息技术与制造 业深度融合所形成的新兴业态和应用 模式,是互联网从消费领域向生产领 域、从虚拟经济向实体经济拓展的核 心载体¹¹。

工业互联网作为关键基础设施、 全新工业生态和新型应用模式,其精 髓及优势在于规模化的资源调度与共 享。如图1所示,通过人、机、物的 全面互联,和全要素、全产业链、全 价值链的全面连接,工业互联网正在 不断改变传统的制造模式、生产组织 方式和产业形态,推动传统产业加快 转型升级,加速新兴产业发展壮大。

▲图1工业互联网整体示意图

在 5G 为工业互联数据流动提供 重要无线网络保障的同时,工业互联 网为 5G 提供了广阔的应用场景。目 前,5G +工业互联网主要应用在工业 设计、工业制造、质检、运维、控制、 营销展示等关键环节中,并形成了工 业三维图像、移动视觉、远程运维与 远程操控、无人巡检、数据采集等系 列化的典型应用场景。未来,5G将逐 步向工厂现场控制层面延伸。

1 工业网络面临的问题和挑战

当前,工业网络仍面临诸多问题, 这主要体现在以下3个方面:(1)不 够开放和友好,这是由传统工业厂家 的格局和市场来决定的。大多数的工 业协议都是封闭化的结构设计,拥有 严格控制的对外接口。(2)不够弹性 和灵活,扩展和调整的难度比较大。 (3)不适应业务发展的需要,部署和 运维的成本比较高。由于工业网络涉 及到有线和各类无线,加之在现场都 有应用,所以它难以融合新技术的变 革,对现有技术和架构产生了很大的 阻碍影响。

在无线网络方面,现有工业无线 网络尚存在以下几个方面的挑战:(1) 可靠性和稳定性。工业场合对可靠性 和稳定性的要求比较高,而无线传输 的可靠性、稳定性与有线的方式相比 还不具备突出优势。(2)刷新速度。 工业系统对刷新速度要求比较高,而 无线通信较难实现高速刷新,同时难 以实现大量终端的同时在线连接。(3) 网络安全。无线网络被入侵和干扰的 风险较高,网络安全得不到保障。(4) 传感器无线供电。虽然无线网络缩短 了通信的线路,但是仍解决不了供电 线的问题。对传感器进行无线供电目 前仍是一个无法产业化的问题。(5) 无线工业领域协议及标准。有线领域 的标准协议历经几十年才被逐渐规范, 在无线工业领域,这些协议又被重新 定义一遍。(6)电磁辐射和干扰。由 于很多无线网络会产生电磁辐射,在 面向特殊行业(石油、井工矿等)时, 必须考虑防爆和隔爆的特殊要求。

25G在工业领域应用特点和优势

除了人们熟知的3个特点之外, 5G在工业领域^[2]的几个比较重要特征 包括:

(1)网络切片。网络切片是5G

网络不同于其他网络的一个重要的特征,也就是说,一张物理网络可以虚拟出不同的子网络,以满足工业领域不同业务的应用场景要求。整个5G网络还支持端到端的编排管理,可以根据不同的业务要求进行弹性扩张或者收缩。

(2) 在工业领域的超可靠低时 延通信(URLLC)。目前,R16标准 已经被冻结,URLLC标准在原有的增 强移动宽带(eMBB)的基础上,时延 得到了进一步降低。

如图 2 所示,在 eMBB 场景下跨 核心网网元时,整个端到端时延在理 想情况下为 20 ms 左右。即使是单向的 控制指令,从云端发到终端,时延也 需要 6 ms 左右。在 URLLC 标准出来之 后,整个端到端时延可以达到 5 ms。 如果单向地从云端向终端发射指令, 时延可以小于 1 ms。URLLC 奠定了 5G 在工业领域应用的地位。

(3)除了低时延之外,5G还有 一个更重要的特点:时延抖动和确定 性^[3]。与其他消费领域应用不同,工 业领域应用要求不仅时延要低,还要 保证时延的确定性,即同样一个指令, 这次1ms送达,下次还要1ms送达, 而不是这次1ms送达,下次20ms才 送达。这是因为时延抖动和不确定性 将对工业领域的生产造成很大影响, 甚至可能会造成灾难性的事故。通过 5G面向传输隧道时间标签技术和控制 技术,可以把时延抖动控制到微秒级, 以保证报文次序的收发,这对工业现 场网络是非常重要的。

如图 3 所示, 在网络建设模式方 面,5G面向企业内网的建设大概有3 种模式:(1)纯粹的专网模式。这 种模式的好处是企业的数据是完全自 由的, 与外界是不发生关系的, 安全 性也是最高的,但是目前中国还没有 专用的5G频段。(2)企业自建核心 网,基站与公网共享模式。在这种网 络的布局架构下,终端的登记、注册 以及数据流都是在企业内网。目前, 中兴通讯在宝武湛江钢铁完成的中国 首家 5G 核心网就是这种模式的的典型 案例。(3)核心网用户面功能(UPF) 下沉模式。这也是现在90%以上的企 业都采用的建网模式,也就是说核心 网和基站都是与运营商共享的。共享 时,企业在终端登记时要到公网去, 但是它的数据流不会到公网去,而是 在企业内网。这种模式也是目前业界 通过运营商网络来建设的主流模式。

35G+工业互联网规模商用思考

如图 4 所示,5G 在工业互联网的 规模商用将经过 3 个主要阶段:

(1) 在短期内, 要完成 5G 网络

[▲]图 2 5G 时延对比示意图

的规模化建设。但是现在面临的问题 是建了网络之后谁来用?怎么样去吸 引工业企业来使用 5G 网络?这时就需 要利用有特色的业务引导这些企业来 使用 5G 网络。

(2) 在中期,要逐步取代车间 现有的有线或无线 IP 网络。这是因为 5G 本身就是一个高速可靠又能够适应 工业应用需求的无线网络。

(3) 在远期, 要在这个网络的 基础之上寻求一些突破, 比如替代现 在的现场总线、促进改变一些工控现 场的产品形态等。这就好比之前在4G 出现时我们并没有想到微信、抖音和 移动支付像今天这么流行一样, 在中 远期希望通过5G技术, 来产生更多 工业领域的"抖音""微信"或者"移 动支付"。

4 中兴通讯对 5G+ 工业互联网的 实践探索

在5G+工业互联网应用场景方面,

▲图 4 5G+工业互联网阶段发展

▲图 3 5G 建网模式

5G+工业互联网的思考与实践

赵维铎 等

ZTE TECHNOLOGY JOURNAL

▲图 5 5G+工业互联网主要应用

经过近两年的探索,中兴通讯已经探 索出很多的5G+工业应用。如图5所示, 这些应用总体上可分为6大类。

在 5G+ 工业互联网领域,中兴通 讯已经与运营商及其他合作伙伴联合 打造了几十个5G示范或商用项目。 比如:(1)在南京滨江制造基地,中 兴通讯中标 2020 年首批中国发展和改 革委员会新基建工程,规划了16大类 40种应用场景。目前该工程第一阶段 已经完成了10个场景的应用,包括机 器视觉、远程 AR 指导、云化自动导 引运输车(AGV)、小站数字孪生以 及园区巡检、无人巡逻及清扫等。(2) 在鞍山钢铁,中兴通讯建设中国首个 4.9 GHz 企业专网, 在钢铁行业进行带 钢的表面检测、电机的监测以及皮带 通廊的监视和监测等。(3)在湛江宝 武,中兴通讯已经归纳了30余种应用 场景,目前这些场景正在逐步实施落 地,同时湛江宝武也是中国第一个企 业自建 5G 核心网的典型案例。

通过前期 5G 在工业领域的实践 应用,我们发现目前仍有一些问题亟 待完善。首先,在技术层面,5G 在 eMBB 阶段下的时延及抖动无法满足 涉及现场控制方面的要求,需要将来 URLLC标准落地验证;其次,在容量 和带宽方面,对于集中部署或运行的 机器视觉及云化 AGV 等应用,以5G 上行为主,5G 的带宽及容量仍面临挑 战;再者,在终端的多样性上,由于 5G 的模组、芯片、产业链仍处于发展 阶段,后续随着5G 在消费领域及垂直 行业领域的整体推进,终端的多样性 将会进一步满足工业领域的要求;最 后,在商业模式层面,运营商、通信 设备商及工业企业都一直在积极探索 新的商业模式。我们建议通过分析问 题,找到不同企业的刚需,挖掘5G 新 业务,来促进商业模式的逐步明晰。

5 结束语

当前 5G+工业互联网已经从单点 局部的特色业务逐步转变为集成化、 系统化的应用。5G本身是一张网,这 张网可以承载不同的业务,如基于 5G 的车间管理和仓储物流;但同时 5G 不 仅仅是一张网,5G 如果想发挥它的价 值,就需要与运营商、工业方案提供商、 工业现场的自动化装备提供商等一起 合作。发挥 5G 优势,使之真正服务于 工业企业,从而促进中国制造业的转 型升级。

参考文献

- [1] 工业互联网产业联盟.工业互联网体系架构 2.0 [EB/OL]. (2019-02)[2020-09-16]. http://www. miit.gov.cn/n973401/n5993937/n5993968/ c7886657/content.html
- [2] 陆平,李建华,赵维铎.5G 在垂直行业中的应用 [J]. 中兴通讯技术, 2019, 25(1): 67-74. DOI: 10.12142/ZTETJ.201901011
- [3] 赵福川,刘爱华,周华东.5G确定性网络的应用 和传送技术 [J]. 中兴通讯技术, 2019, 25(5):62-67. DOI: 10.12142/ZTETJ.201905010

微波光子镜频抑制混频系统及 芯片技术

Microwave Photonic Image-Reject Mixing System and Circuit

摘要:设计了基于光边带幅相调控的低杂散微波光子镜频抑制混频系统,实现了应用于微波光子 镜频抑制混频的硅基光子集成芯片。通过实验初步论证了硅基光子集成技术在微波光子混频中的 应用。

关键词:微波光子学;微波混频变换;硅基光子学;模拟光链路

Abstract: Based on the amplitude and phase manipulations of optical sidebands, a low spurious microwave photonic image-reject mixer is proposed. In addition, a silicon integrated circuit for microwave photonics mixing circuit is introduced. The feasibility of the silicon photonics technology in the microwave photonic mixing is preliminarily demonstrated by experiments.

Keywords: microwave photonics; microwave frequency conversion; silicon photonics; analog photonic link

唐震宙 /TANG Zhenzhou 潘时龙 /PAN Shilong

(南京航空航天大学雷达成像与微波光子技术教 育部重点实验室,中国南京210016) (Key Laboratory of Radar Imaging and Microwave Photonics, Ministry of Education, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202005012 网络出版地址: http://kns.cnki.net/kcms/ detail/34.1228.TN.20200410.1349.009.html

网络出版⊟期:2020-04-10 收稿⊟期:2020-02-19

这过近百年的发展,基于电子技术 1. 的微波混频器已成为目前雷达、 通信、传感、卫星等微波系统中最基 础、最重要的器件之一。以图1所示 的无线通信系统为例,在下行发射链 路中,携带通信业务的中频(IF)信 号利用混频器与本振(LO)混频,实 现频率的上转换,从而将待发射的数 据频谱搬移至目标的工作频段,以保 证有效的电磁辐射。对于上行接收链 路,天线接收的高频射频(RF)信号 通过混频器与LO混频,实现频率的 下转换,将高频率处的频谱分量重新 搬移至 IF,从而可以使用固定频率的 IF 滤波器实现信号滤波,提高无线通 信系统的灵敏度,并降低后端处理器

▲图1基于微波混频器的通信系统一般架构

的处理难度。显然,混频器在通信系 统中发挥着不可替代的作用,而混频 器的各项指标(如工作带宽、混频动 态范围、镜频抑制能力等)也将影响 整个无线通信系统的性能。 传统微波混频通常在电域通过二 极管等非线性器件实现。一个普遍的 不足是混频器输出端除了有用的混频 分量外,还会存在许多不需要的混频 杂散(包括 LO/RF 泄漏、LO/RF 谐波

基金项目:国家自然科学基金(61527820)、中央 高校基本科研业务费专顶资金项目

等)。这些无用的混频杂散将混频器 带宽限制在较窄的频率范围内(通常 小于一个倍频程),而且也影响了混 频器的动态范围。这也是目前大部分 微波系统仍须采用多级窄带变频、多 级窄带滤波来保证系统具有足够灵敏 度、动态范围和杂散抑制的原因。伴 随着下一代无线通信、物联网和卫星 通信等系统的迅猛发展,传统微波混 频器在这些方面的问题将更加严峻。

为解决以上问题,20世纪70年 代末微波光子混频器的概念被提出^[1]。 微波光子技术具有瞬时带宽大、传输 损耗低、响应平坦、非线性操控灵活 和抗电磁干扰等无法比拟的优点^[2]; 因此微波光子混频器能显著提升瞬时 带宽、工作频率范围、端口隔离度等。 此外,借助光域丰富的频谱资源,利 用波分复用技术可以实现基于单个混 频器的多通道并行混频,从而进一步 降低混波系统的复杂度^[3]。

经过 40 多年的发展,尽管微波光 子混频技术取得了较为显著的进展,已 经有多个基于微波光子混频的应用报 道,例如,葡萄牙阿威罗大学利用微波 光子混频器实现卫星转发器中的多通 道变频⁽⁴⁾,澳大利亚研究机构利用微波 光子多通道混频实现飞机预警⁽⁵⁾,意大 利国家网络实验室利用微波光子混频 技术实现多频段雷达收发信机⁽⁶⁾,南京 航空航天大学利用微波光子混频技术 实现微波光子雷达系统中的去斜接收⁽⁷⁾ 等,但是大多数微波光子混频器只实现 了最普通的单端混频功能。单端混频器 虽然结构简单、实现方便,但是缺点也 很明显:

(1)与电混频器类似,电光调制 和光电探测的非线性效应将无差别地 产生许多无用的光边带分量。由于缺乏 对这些无用边带的有效调控,所以在传 统微波光子单端混频器的输出端通常 包含许多杂散分量,这降低了工作带宽 也为后续的信号处理增加了难度。

(2)光电探测只能实现幅度探测。相位信息经光电探测后将被丢失,因此与相位密切相关且在微波系统中更为实用的正交混频器和镜频抑制混频器等往往很难实现,这在某种程度上限制了微波光子混频器在复杂射频系统中的应用。

本文中,我们在传统微波光子混 频技术的基础上,引入对光边带的幅 相调控以实现低杂散的宽带微波光子 镜频抑制混频^{18]}。一方面,通过采用 复杂电光调制及光滤波等光边带幅度 操控手段,在光域消除由于电光调制 产生的无用光边带,从而消除混频杂 散,提高混频器的工作带宽;另一方 面采用光子六端口接收机对光边带引 入宽带且精准的 90°光移相,进而实 现正交混频及镜频抑制混频。

1 基于光边带幅相调控的低杂散 微波光子镜频抑制混频器

1.1 混频原理

图 2 给出了本文中我们提出的基 于光边带幅相调控的低杂散微波光子 镜频抑制混频器示意图。激光器生成 的光载波通过光分束器分成两路,并 分别输入一个光边带选择器。光边带 选择器主要实现两个功能:其一是电 光调制,将 RF 及 LO 信号分别调制到 光载波上;其二是光边带的幅度调控, 抑制其他边带,只选出 RF 及 LO 调制 产生的一个一阶光边带。该边带选择 器可以通过基于双平行调制器的载波 抑制单边带调制或者普通电光调制器 辅以光滤波实现。假设光载波频率为 C,RF 和 LO 信号的频率分别为 RF 和 LO,则上下两路边带选择器得到的一 阶边带可以表示为:

$$E_{\rm S} \propto J_1(\beta_{\rm RF}) \exp\left[j(\omega_{\rm C} + \omega_{\rm RF})t\right]$$

$$E_{\rm L} \propto J_1(\beta_{\rm LO}) \exp\left[j(\omega_{\rm C} + \omega_{\rm LO})t\right]_{\circ}$$
(1)

式(1)中, $E_{\rm S}$, $E_{\rm L}$ 分别为本振光与信号 光的电场, $J_1(\beta_{\rm RF})$ 和 $J_1(\beta_{\rm LO})$ 分别为 RF 和 LO 调制的一阶贝瑟尔系数, $\beta_{\rm RF}$ 和 $\beta_{\rm LO}$ 分别为 RF 和 LO 的调制指数。

上下两路选出的一阶光边带作为 信号光和本振光送入基于 90 光混波器 的光子六端口接收机^[9],光子六端口接收机 的六端口接收机^[9],光子六端口接收机 的作用是将输入的信号光和本振光进 行耦合,并且在两者之间引入 90°、 180°和 270°的光相位差;因此,光 子六端口接收机的4路输出光信号为:

▲图 2 基于光子六端口接收机的低杂散微波光子镜频抑制混频器结构图

$$\begin{bmatrix} I_{1} \\ I_{2} \\ Q_{1} \\ Q_{2} \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} J_{1}(\beta_{RF}) \exp\left[j(\omega_{C} + \omega_{RF})t\right] + \\ J_{1}(\beta_{LO}) \exp\left[j(\omega_{C} + \omega_{LO})t\right] \\ J_{1}(\beta_{RF}) \exp\left[j(\omega_{C} + \omega_{LO})t\right] \\ J_{1}(\beta_{LO}) \exp\left[j(\omega_{C} + \omega_{LO})t\right] \\ J_{1}(\beta_{RF}) \exp\left[j(\omega_{C} + \omega_{LO})t\right] \\ J_{1}(\beta_{RF}) \exp\left[j(\omega_{C} + \omega_{RF})t\right] - \\ J_{1}(\beta_{RF}) \exp\left[j(\omega_{C} + \omega_{LO})t\right] \\ J_{1}(\beta_{RF}) \exp\left[j(\omega_{C} + \omega_{LO})t\right] \\ \end{bmatrix}$$
(2)

式(2)中, I_1 和 I_2 分别为同相的两路 输出光信号, Q_1 和 Q_2 分别为正交的两 路输出光信号。

经过光电探测后得到的4路光电 流为:

 $i_{I_{1}} \propto +J_{1}(\beta_{\rm RF})J_{1}(\beta_{\rm LO})\cos(\omega_{\rm RF}-\omega_{\rm LO})t$ $i_{I_{2}} \propto -J_{1}(\beta_{\rm RF})J_{1}(\beta_{\rm LO})\cos(\omega_{\rm RF}-\omega_{\rm LO})t$ $i_{Q_{1}} \propto +J_{1}(\beta_{\rm RF})J_{1}(\beta_{\rm LO})\sin(\omega_{\rm RF}-\omega_{\rm LO})t$ $i_{Q_{0}} \propto -J_{1}(\beta_{\rm RF})J_{1}(\beta_{\rm LO})\sin(\omega_{\rm RF}-\omega_{\rm LO})t$ (3)

式(3)中,*i*₁₁、*i*₁₂、*i*、*i*₆₂分别为*I*₁、 *I*₂、*Q*₁、*Q*₂输出光信号经光电探测得 到的光电流。

从公式(3)可以看出,经过光 电探测后的4路输出信号中均包含频 率为 $\omega_{\text{BF}} - \omega_{10}$ 的 IF 分量,所以取任 意一路输出均可实现最普通的微波光 子单端混频。其次,因为1,和L(或 Q_1 和 Q_2)之间具有180°的光相位差, 所以这两路对应得到的 IF 信号相位 相反;因此,取这两路输出进行平衡 探测即可实现双平衡混频。此外,由 于 I_1 (或 I_2)和 Q_1 (或 Q_2)之间具有 90°(或 270°)的光相位差,所以 这两条支路输出的 IF 信号相互正交。 若取这两路混频输出即可实现正交混 频。进一步地,如图2所示,若将两 路正交信号通过低频 90° 微波电桥进 行正交耦合即可实现镜频抑制混频。

综上所述,由于使用光边带选择 器进行光边带幅度调控,无用的光边 带(包括光载波、1阶 RF 边带、1阶 LO 边带及其他高阶边带)在光电探测 前均被有效去除;因此在混频器的输出信号中只包含有用的IF信号,RF 泄露、LO泄露及高阶混频杂散均被有 效抑制。其次,采用光子六端口接收 机进行光边带相位调控,可以对目标 边带引入精准的光相位调控,从而实 现正交混频和镜频抑制混频。值得说 明的是,基于90°光混波器的光子六 端口接收机具有更小的幅度不平衡度、 更小的相位不平衡度和更大的端口隔 离度。尤其是相位不平衡度,相比于 传统的90°微波电桥(约±10°)降 低了5倍左右,因此可以保证在足够 大的带宽内实现足够高的镜频抑制比。

1.2 混频结果

我们搭建了基于图 3 的微波光 子混频系统。激光器输出一个波长为 1 552.5 nm、功率 18 dBm 的单频连续 波光信号。该光载波通过一个 50:50 光分束器分成两路后,分别送入一个 边带选择器。在本实验中,边带选择 器通过马赫 - 曾德尔调制器(MZM) 和光滤波器实现。其中,MZM(Fujitsu FTM7937)的带宽为 40 GHz,半波电 压小于 4 V;光滤波器分别通过可编 程光滤波器(Finisar 4000s)和可调光 滤波器(Yenista XTM-50)实现。RF 和 LO 信号通过矢量信号源(Agilent E8267D)产生。上下两路均选出 +1 阶光边带信号,并且将选出的+1阶边 带作为信号光及本振光输入光子六端 口接收机。将光子六端口接收机由一 个商用90°光混波器(Kylia COH28) 实现。六端口接收机的*I*路和*Q*路分 别送入光电探测器(PD)进行光电转 换。PD的带宽为30 GHz,响应度为 0.85 A/W。PD输出的正交 IF 信号通过 90°微波电桥(Krytar 3017360K)进 行正交耦合,最终实现镜频抑制混频。

实验首先论证了光子六端口接收 机的性能。图3(a)和图3(b)分别 给出了本实验所用90°光混波器的幅 度和相位不平衡度。从图中可以看出, 在6THz的频率范围内幅度不平衡度低 于1dB,相位不平衡度低于2。由于宽 带微波信号经电光调制转换到光域后 通常表现为窄带的光谱分量,所以通过 选择合适的光载波可以进一步降低端 口的幅度和相位不平衡度,进一步证明 了光子六端口接收机宽带、低幅度不平 衡度和低相位不平衡度的优势。

图 4 (a)和图 4 (b)给出了上 下两路光边带选择器得到的 +1 阶 RF 边带和 +1 阶 LO 边带。其中 RF 信号 频率为 16 GHz,功率为 5 dBm; LO 信号频率为 13.71 GHz,功率同样为 5 dBm。从图中可以看出,边带选择器 具有较好的边带选择效果,光载波及 其他无用的边带均处于噪声以下,抑

▲图 3 光子六端口接收机幅度和相位不平衡度

制比超过 40 dB。此外, 对比图 4 (a) 和图4(b)可以看出下路得到的光信 号频谱更加纯净,这是由于下路使用 的可调谐光滤波器(Yenista XTM-50) 比上路使用的可编程光滤器 (Finisar 4000s)通带选择性更好,前者的滤波 响应边沿为 500 dB/nm, 后者的滤波响 应边沿小于 200 dB/nm。滤波器的性能 会影响光边带幅度选择的优劣,影响 对无用边带的有效抑制,从而影响整 个混频系统的杂散抑制效果。

图 5 (a) 给出了 I_1 和 Q_1 输出支路 经光电探测得到的 IF 信号波形。从图 中可以看出,两路输出信号相互正交, 且 I₁路的信号超前 90°,这证明实现 了正交混频。当使用微波电桥将这两路 信号进行正交耦合时,得到的波形及频 谱如图6中的实线所示。为了验证镜频 抑制效果,将加载的 RF 信号频率改为 镜像信号的频率,即11.42 GHz。在该 情况下, I₁和 Q₁输出支路经光电探测 得到的波形如图5(b)所示。尽管两 路信号依然保持正交,但此时1,路信 号滞后 90°。当这两路 IF 信号经过同 一个微波电桥进行正交耦合时,得到的 波形及频谱如图 6 中的虚线所示。从图 中可以看出,波形幅度较小,功率约为 75 dBm, 说明该镜频抑制混频器的镜频 抑制比为 60 dB。

为了进一步论证该混频器的可调 谐性,我们对 RF 信号及 LO 信号的频 率进行了调节。图7给出了LO信号 频率固定为16 GHz, RF 信号频率在 17~33 GHz 范围内调谐时得到的 IF 信 号频谱图。从图中可以看出,该混频器 可以实现宽带范围内的频率变换,并且 在后端未使用任何电滤波器的情况下, 混频杂散抑制了约 40 dB, 说明实现了 低杂散的宽带微波光子镜频抑制混频。

2 微波光子混频芯片

尽管如图3所示的微波光子混

▲图6镜频抑制混频器效果对比

频器能够实现宽带、低杂散和高镜频 抑制比的镜频抑制混频, 但是和大部 分的微波光子系统类似,该系统仍然 是基于分立元器件搭建,具有较大的 成本、体积和功耗,无法与目前高度 集成的电混频器相比拟;因此,微波 光子混频器的小型化和集成化是未来 的发展趋势。目前有部分文献报道, 例如美国麻省大学报道了基于磷化铟 (InP)基的微波光子混频集成芯片^[10], 比利时安特卫普航空公司基于硅上

三五族的光子集成技术将锁模激光器、 调制器、探测器等集成到硅基芯片上, 实现卫星系统中的多频段变频[11]。

2 34

2.1 硅基光子集成的六端口接收机

本文中,我们在上述工作的基础 上,实现了硅基光子集成的六端口接 收机^[12]。该硅基光子六端口接收机的 版图和芯片照片如图8(a)和图8(b) 所示。该芯片采用了比利时微电子研 究中心(IMEC)的iSiPP25G有源工艺

平台。该光子六端口接收机由两个垂 直光栅耦合器、一个24多模干涉器和 两对平衡探测器(BPD)组成,芯片面 积仅 0.21 mm²(0.3 mm × 0.7 mm)。其中, 垂直光栅耦合器用来将信号光和本振 光从光纤耦合进芯片,其1dB工作带 宽约 20 nm, 并且在 1 550 nm 处的单端 耦合损耗约 6.5 dB。24 多模干涉器用 来实现 90°光混波器的功能,其三维 结构如图8(c)所示。为了降低相位 和幅度误差,多模干涉区采用了脊型 波导结构,刻蚀深度为70 nm,多模干 涉区宽度为13.7 m,长度为115.5 m, 脊波导两侧的波导宽度为3m。图8 (d)给出了信号光与本振光在多模干 涉器中的模场分布。从图中看出,信 号光和本振光在多模干涉器中可以有 效分开并在输出端口进行耦合。通过 仿真可知, 该24 多模干涉器的相位不 平衡度在整个C波段波长范围内小于 5。BPD 通过将两个单端锗硅 PD 级联, 并将其中一个 PD 进行反接实现。根据 BPD 的工作原理,光电转换得到的光 电流将在片上实现相减,因此可以有 效减小共模噪声,提高系统的信噪比。

单个锗硅 PD 测得的响应度为 0.5 A/W, 3 dB 带宽超过 40 GHz。

2.2 实验结果

将光子六端口接收机应用于图 3 所示的微波光子混频系统,以验证该 六端口接收机的混频性能。图 9 (a) 给出了本振频率为 10 GHz, RF 频率 为 10.01 GHz 时六端口接收机的输出信 号频谱。从图中可以看出,*I* 路和 *Q* 路 得到的 10 MHz IF 功率几乎相同,说 明该集成光子六端口接收机具有较小 的幅度不平衡度。图 9 (b)给出了此 起时,得到的 IF 信号频谱和波形如图 9(c)所示。为验证镜频抑制效果, 实验中把 RF 信号频率切换成镜像频 率,即9.99 GHz。在该情况下,片上 六端口接收机输出的 IF 信号频谱如图 9(d)所示,对应的波形如图9(e) 所示。从波形可以看出两路输出信号 仍然相互正交,但此时 *I* 路超前 *Q* 路 90°。当使用同一个微波电桥进行正 交耦合时得到的频谱和波形如图9(f) 所示。此时波形的幅度几乎为0 mV, 功率低于 110 dBm,这说明实现了镜频 抑制混频,目镜频抑制比大于 40 dB。

[▲]图8 硅基光子六端口接收机结构

▲图9 硅基光子六端口接收机的混频性能

由于该光子六端口接收机具有大 于 40 GHz 的工作带宽,所以只需采用 大于 40 GHz 的电光调制器即可实现 40 GHz带宽的微波光子镜频抑制混频。 此外,尽管本文中我们仅展示了硅基光 子六端口集成芯片,但是高速电光调制 器(例如大于 50 GHz 的微环调制器和 电吸收调制器)和光滤波器(微环滤波 器或波导光栅等)均可在硅基平台上实 现;所以,集成度更高的微波光子镜频 抑制混频芯片也将成为可能。

3 结束语

本文中,我们针对传统微波光子 混频器杂散大和无法实现复杂混频功 能的难点,提出了基于光边带幅相调 控的低杂散微波光子混频方法。一方 面通过光边带幅度操控在光域消除对 混频没有贡献的无用光边带分量,抑 制混频杂散;另一方面通过基于光子 六端口接收机的光边带相位调控方法 引入精准的光相位差,进而实现微波 光子正交混频和镜频抑制混频。最后 提出并实现了用于微波光子混频的硅 基集成光子六端口接收机芯片,展示 了硅基光子集成技术在高性能微波光

子混频芯片方面的应用。

参考文献

- KOLNER B H, DOLFI D W. Intermodulation distortion and compression in an integrat– ed electrooptic modulator[J]. Applied optics, 1987, 26(17): 3676–3680. DOI: 10.1364/ ao.26.003676
- [2] YAO J P. Microwave photonics [J]. Journal of lightwave technology, 2009, 27(3): 314–335. DOI:10.1109/jlt.2008.2009551
- [3] TANG Z Z, LI Y F, YAO J P, et al. Photonics-based microwave frequency mixing: methodology and applications [J]. Laser & photonics reviews, 2020, 14(1): 1800350. DOI: 10.1002/lpor.201800350
- [4] DUARTE V C, PRATA J G, RIBEIRO C F, et al. Modular coherent photonic-aided payload receiver for communications satellites [J]. Nature communications, 2019, 10(1): 1–9. DOI: 10.1038/s41467-019-10077-4
- [5] MANKA M E. Microwave photonics for electronic warfare applications [C]//2008 International Topical Meeting on Microwave Photonics jointly held with the 2008 Asia–Pacific Microwave Photonics Conference, Gold Coast, Australia: IEEE. 2008: 275–278. DOI: 10.1109/ mwp.2008.4666690
- [6] SCOTTI F, LAGHEZZA F, GHELFI P, et al. Multi-band software-defined coherent radar based on a single photonic transceiver [J]. IEEE transactions on microwave theory and techniques, 2015, 63(2): 546–552. DOI: 10.1109/ tmtt.2014.2386877
- [7] ZHANG F Z, GAO B D, PAN S L. Photonics-based MIMO radar with high-resolution and fast detection capability [J]. Optics express, 2018, 26(13): 17529–17540. DOI: 10.1364/oe.26.017529
- [8] TANG Z Z, PAN S L. A reconfigurable photonic microwave mixer using a 90° optical hybrid [J]. IEEE transactions on microwave theory and techniques, 2016, 64(9): 3017–3025. DOI: 10.1109/tmtt.2016.2594278

- [9] KOELPIN A, VINCI G, LAEMMLE B, et al. The six–port in modern society [J]. IEEE microwave magazine, 2010, 11(7): 35–43. DOI: 10.1109/ mmm.2010.938584
- [10] JIN S L, XU L T, ROSBOROUGH V, et al. RF frequency mixer photonic integrated circuit [J]. IEEE photonics technology letters, 2016, 28(16): 1771–1773. DOI: 10.1109/ lpt.2016.2570520
- [11] VAN GASSE K, WANG Z, UVIN S, et al. Kaband to L-band frequency down-conversion based on III-V-on-silicon photonic integrated circuits [J]. CEAS space journal, 2017, 9(4): 531–541. DOI: 10.1007/s12567-017-0179-z
- [12] ZHANG J, VERBIST J, MOENECLAEY B, et al. Compact low-power-consumption 28-Gbaud QPSK/16-QAM integrated silicon photonic/electronic coherent receiver [J]. IEEE photonics journal, 2016, 8(1): 1-10. DOI: 10.1109/jphot.2015.2505609

唐明 等

智能可重构多芯光纤空分复用 通信与光信号处理

Intelligent Reconfigurable Multicore–Fiber–Based Space Division Multiplexing Communication and Optical Signal Processing

摘要:基于自研高性能多芯光纤(MCF)及器件,结合可编程拉锥处理技术,提出并实现级联式和并联式无限冲激响应微波光子滤波器(IIR-MPF),Q值分别达到143和136。基于MCF和长周期光栅(LPG)在波长和空间两个维度分别实现可重构的有限冲激响应微波光子滤波器(FIR-MPF),完成了3种两抽头滤波器的切换。此外,将MCF-LPG和定向弯曲系统应用于空分复用相干光传输系统中,实现可重构的芯间信号切换。实验结果表明该方案具有高达39dB的切换消光比,传输总容量达1.344Tbit/s。

关键词:空分复用; 多芯光纤 (MCF); 光开关; 光信号处理

Abstract: Based on self-developed high-performance multicore fiber (MCF) and devices and combined with programmable tapering technique, cascaded and parallel infinite impulse response microwave photonic filters (IIR-MPFs) are proposed, with Q values of 143 and 136, respectively. Based on the MCF and long-period gratings (LPG), the reconfigurable finite impulse response microwave photon filter (FIR-MPF) is implemented in two dimensions of wavelength and space respectively, and three different two-tap filters are realized. In addition, MCF-LPG and a directional bending system are used in a space division multiplexing coherent transmission system to realize reconfigurable inter-core signal switching. The experimental results show that the scheme has a switching extinction ratio of up to 39 dB and the total transmission capacity is 1.344 Tbit/s.

Keywords: space division multiplexing; MCF; optical switch; optical signal processing

唐明 /TANG Ming 霍亮 /HUO Liang

(华中科技大学,中国 武汉 430074) (Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202005013 网络出版地址: http://kns.cnki.net/kcms/ detail/34.1228.TN.20200410.1549.013.html

网络出版日期:2020-04-10 收稿日期:2020-02-20

这着光纤通信系统的不断发展, 人们对通信容量需求的不断增 长,以多芯光纤(MCF)为代表的空 分复用(SDM)传输技术,在长距离 相干传输网络和短距离光接入网中都 得到了广泛应用,大大提升了系统的 传输容量^[1-2]。然而,随着 SDM 传输 系统的不断发展,人们对 SDM 网络提 出了更高的要求。为了能够灵活实现 各种不同的网络拓扑结构,提供更加 丰富而又个性化的网络服务,SDM 技 术需要能够实现智能可重构的空间信 道间的信号耦合和切换,从而在此基 础上实现智能可重构的光通信与信号 处理功能。以MCF 为例,为了实现 在 MCF 芯间的信号耦合和切换,支持 空间维度上的单播、多播和组播等网 络功能,现有的解决方案一般可以归 纳为 3 类。第 1 类为空间耦合方案, 如 2014 年,NELSON L.E.等设计了 复杂的空间光学透镜组,利用微机械 空间振镜,实现了7芯光纤间的芯间 路由功能^[3]。与之类似,在 2015年, FONTAINE N. K.等提出了一种基于液 晶振镜的 MCF 芯间信号交换系统,也 是通过复杂的衍射光学系统实现不同 芯间的信号切换^[4]。第2类为片上集 成方案,如在 2015年,DING Y.等通 过在片上构建7×7马赫 - 曾德尔干涉 仪(MZI)矩阵实现了硅基光子集成 化的7芯光纤芯间功率交换,这种方 案虽然集成度高,但其控制系统和耦 合系统都极为复杂,同时成本更高^[5]。 第3类为全光纤方案,如在 2015年, FERNANDES G. M.等提出通过压电陶

基金项目:国家自然科学基金优青项目(617221 08)、国家自然科学基金重点项目(61331010、61 931010)、国家重点研发计划项目课题(2018YFB 1801205)

瓷在 MCF 中引入弯曲声场,利用光纤 声光效应形成的动态光栅来实现芯间 信号耦合^[6]。在2016年, ALMEIDA T.等 在4芯光纤中刻写长周期光栅(LPG), 实现了芯间光功率耦合,并搭建了 200 Gbit/s 的单波长传输系统, 证明 了芯间信号交换的可行性^[7]: 但是所 刻 LPG 的带宽较窄, 仅能实现单波长 芯间信号耦合和交换,没有充分利用 MCF 大带宽的传输特性。相较于前两 类方案,全光纤方案更易实现高效耦 合,并且成本较低;因此,结合 MCF 在未来 SDM 网络中的需求,我们研究 了全光纤型智能可重构的芯间信号耦 合与切换方案,并在此基础上探索了 可重构的光子信号处理应用和大容量 的通信应用。

1 MCF 及其扇入扇出器件

随着相干光通信系统的发展,单 模光纤物理信道容量的终极限制因素 主要来自于光纤损耗与非线性效应, 特别是长距离光纤传输带来的非线性 畸变限制了入纤功率的提升。为了突 破单模光纤非线性香农极限带来的容 量紧缩难题,我们需要探索并开发光 纤物理信道的空间维度,研究 SDM 光信息处理技术与传输系统。因此, 我们开展了基于 MCF 的 SDM 技术的 理论和实验研究,在 MCF 相关的基 础理论、制备工艺、参数测试与优化、 关键器件与模块等方面取得了一系列 突破。

1.1 MCF 设计与制备

通过在 MCF 光学性能优化、芯间 串扰的波长相关性分析、性能测试方 法以及制备工艺等方面详尽的理论与 技术研究^[8-9],我们在中国首次成功制 备低损耗7芯光纤并具备规模化生产 条件。7芯光纤典型光学测试特性结 果如表1所示,从中可以看出我们拉 制的7芯光纤具备较好的芯间串扰抑 制和优良的光学性质,是替代传统单 模光纤的理想传输介质。

1.2 MCF 扇入扇出器件设计与制备

MCF 扇入扇出器件是实现 SDM 通信系统高效传输的关键模块, 也是 制约中国开展 SDM 光传输研究的瓶 颈。为了打破其他国家科研机构的技 术垄断,我们提出采用光纤拉锥、腐 蚀等微加工技术并结合光纤束冷接工 艺来制备 MCF 扇入扇出器件。该方法 有别于其他国家研究机构采用的熔融 拉锥耦合法和透镜聚焦法。经过深入 研究与长期摸索,我们首次在中国成 功研制出普通单模光纤与7芯光纤适 配的低损耗扇入扇出模块,其典型性 能参数如表2所示。每个端口插入损 耗在1dB 左右, 为系统级传输应用铺 平了道路。在此基础上,我们还提出 基于微孔加工的工艺优化方法, 使扇 入扇出器件性能得到优化,为其端口 扩容奠定了基础。同时,为进一步提 升 MCF 扇入扇出器件的插入损耗、可

▼表17芯光纤典型光学特性参数

纤芯 编号	1 310 nm 下的损耗 / (dB/km)	1 550 nm 下的损耗 / (dB/km)	1 550 nm 下的色散 / (ps/(nm・km))	1 550 nm 下的 模场直径 / µm	截止 波长 / nm	1 550 nm 下的 偏振模色散 / (ps/km ^{1/2})	1 550 nm 下的 弯曲损耗 (dB/turn@R=5 mm)
1	0.331	0.207	18.26	9.59	1204	0.135	0.049
2	0.335	0.213	18.12	9.57	1249	0.196	0.063
3	0.325	0.222	18.12	9.75	1263	0.208	0.056
4	0.329	0.185	18.10	9.78	1185	0.132	0.053
5	0.328	0.208	18.31	9.60	1236	0.168	0.062
6	0.301	0.243	18.02	9.71	1187	0.186	0.059
7	0.287	0.188	18.68	9.62	1301	0.188	0.061

▼表27芯光纤扇入扇出器件典型性能参数

纤芯编号	插入损耗 /dB	回波损耗 /dB	串扰 /dB
1	0.4	60.12	-50.65
2	0.9	53.45	-49.82
3	1.1	56.96	-51.29
4	0.6	54.87	-49.36
5	0.7	56.36	-50.72
6	0.5	52.17	-51.25
7	1.2	57.32	-49.68

重复性等重要性能,我们还提出了基于自组装拉锥法制备7芯光纤扇入扇 出器件新型制备工艺。为保证光纤在 拉锥前后均可以匹配单模光纤模场, GAN L.等设计了新型沟道辅助型 – 弱 纤芯光纤(TA-VCF)^[10],其低折射率 沟道用于抑制光纤间串扰并同时提升 TA-VCF光纤宏弯损耗性能。

2 基于 MCF 的无限冲激响应微 波光子滤波器(IIR-MPF)

目前基于 SDM 光纤的微波光子信 号处理的研究,已经实现了利用在同 质 MCF 中刻写光纤光栅来构造有限冲 激响应微波光子滤波器(FIR-MPF)^[11], 但是一般而言,FIR滤波器的Q值较小, 而 IIR-MPF 则有较高的Q值。本文中, 我们基于 MCF 和可编程拉锥技术构造 出级联式和并联式的 IIR-MPF 结构, 实现了较高的Q值,并且同时使之具 有可调谐性与可重构性。IIR-MPF 的 原理为:电光调制器(EOM)先将射 频(RF)信号调制到光载波上,然后 该信号经过耦合器构成的环路结构将
产生具有相同时间延迟差 T 的多个抽头,即构成一个多抽头的滤波器结构, 光信号最终将被光电探测器转换为 RF 信号^[12]。

本方案基于 MCF 的可编程拉锥技 术以及 MCF 扇入扇出设备来实现环路 结构^[13]。我们洗择了以电弧放电方法 为基础的可编程商用保偏光纤熔接机 (Fujikura FSM-100P+) 作为制作平台 来对 MCF 进行拉锥处理。首先,我们 将熔接机的 V 形槽进行初始化对准, 以避免侧向应力对光纤锥区的影响; 然后, 剥去 MCF 的涂覆层, 用两个夹 具分别将 MCF 夹紧固定, 防止拉锥时 产生相对位移;接着,我们使用计算 机程序控制熔接机开始电弧放电预热 MCF, 并将 MCF 从加热区域以一定加 速度从一侧拉出,同时从另一侧匀速 送料,完成线性拉锥。经过拉锥后, MCF 各纤芯中的信号光将会不同程度 地耦合到其他纤芯中,在不同纤芯中 形成不同的功率分布。我们可以选择 合适的输入、输出纤芯构成环路,降 低系统整体的损耗。

2.1 系统结构

实验装置图如图1所示。图1(a) 中,扇入设备的纤芯1为信号光的输 入纤芯,纤芯2为输出纤芯。扇入、 扇出设备的纤芯3与纤芯4分别两两 连接,构成环路结构,其中两端的纤 芯3构成第1个环路, 两端的纤芯4 构成第2个环路。信号光从扇入设备 的纤芯1输入后,经MCF拉锥区域时 将同时耦合到扇出设备的纤芯1和纤 芯3中,而纤芯3又经过掺饵光纤放 大器(EDFA)与扇入设备的纤芯3相 连,从而形成第1个IIR-MPF。而扇 出设备的纤芯1作为第1个 IIR-MPF 的输出纤芯,又和纤芯2相连,相当 于扇出设备的纤芯2作为第2个IIR-MPF的输入纤芯,即完成2个IIR-MPF 的级联结构。第2个 IIR-MPF 则 是由纤芯4构成的环路形成的,最终 由扇入设备的纤芯2作为输出纤芯。 图1(b)中,扇入、扇出设备的纤芯 1分别是信号光的输入纤芯和输出纤 芯。两个 IIR-MPF 的环路结构分别由 扇入、扇出设备的纤芯3和纤芯5来 构成,它们共享同样的输入和输出,因此,两个IIR-MPF是并联结构。

2.2 实验结果

图 2 和图 3 分别展示了级联式和 并联式 IIR-MPF 的幅频响应曲线。由 图中可以看出,无论是级联式还是并 联式 IIR-MPF,理论仿真得到的幅频 响应曲线和实际测量所得曲线基本一 致,且Q值分别达到了143和136。 同时通过改变环路延时T的大小以及 每一路功率的大小可以完成 MPF 的调 谐与重构,因此这两种结构均具有可 调谐性与可重构性。理论上,利用更 多的纤芯构成 IIR-MPF 可以获得更高 的Q值。

3 基于 MCF 的有限冲激响应微 波光子滤波器(FIR-MPF)

在上一节内容的基础上,为了拓 宽光信号处理的可重构性和灵活性, 我们希望将波长维度和空间维度同时 引入光信号处理之中,能在两个维度 分别实现相应的信号处理功能,因此,









▲图 2 级联式无限冲激响应微波光子滤波器的幅频响应曲线



我们提出将 LPG 和 MCF 结合在一起, 利用 LPG 的 波长选择性和 MCF 的 SDM 特性分别在波长维度和空间维度 实现可重构的 FIR-MPF^[14]。FIR-MPF 的原理为:电光调制器先将射频信号 调制到光载波上,然后该光信号经过 $1 \times N$ 耦合器分成 N 路,且两路之间具 有相同时间延迟差 T,即构成一个 N抽头的滤波器结构,再经过一个 $N \times 1$ 耦合器将 N 路信号叠加在一起,最终 经过光电探测器转换为 RF 信号^[15]。

利用 MCF-LPG 能够实现信道间 的功率耦合和切换,从而完成基于 MCF 的 FIR-MPF 重构功能。其原理如 下:当工作波长处于 LPG 的谐振波段 时,功率耦合将发生在纤芯模和包层 模之间。MCF 不同纤芯中的 LPG 可以 将其各自的纤芯模与共享包层模式耦

合,此时,一个纤芯中的功率可以通 过包层模式转移到另一个纤芯。而当 温度、应力等外界物理量发生改变时, 光栅局部区域的折射率和光栅周期会 发生改变,光栅的光谱会发生漂移。 当 MCF-LPG 发生定向弯曲时,不同 位置的外层纤芯将承受来自不同方向 和曲率半径上的切向应力,造成不同 芯中的LPG 实际弯曲半径并不相同, 受到的切向应力大小与方向角和芯间 距有关。在 MCF-LPG 发生定向弯曲 的情况下,不同纤芯的透射谱会产生 大小不同或者方向不同的漂移, 原本 交叠的谐振波段会发生错位^[16],而光 谱的交叠程度和耦合系数的变化会影 响芯间耦合功率的大小^[17]。通过定向 弯曲 MCF-LPG,我们可以控制芯间 耦合通道的传输损耗。进一步地,通

过精确控制弯曲方向和弯曲半径,使 MCF-LPG 在平直和定向弯曲的两种状 态进行切换,可实现在不同纤芯中定 向的功率分配并控制芯间耦合功率, 进而实现可重构的芯间信号切换。

3.1 系统结构

实验装置图如图4所示。图4 (a)中,阵列波导光栅(AWG)输出 通道的CH22(1559.95 nm)、CH37 (1547.72 nm)和CH52(1535.82 nm) 分别与扇入设备的纤芯1、4和3相连。 扇出设备的纤芯3、4和5作为输出纤 芯,这3路输出光信号经过2个光耦合 器(OC)合并为一路被光电探测器接收。 图4(b)中,CH45(1541.35 nm)作 为纤芯1的谐振波长,输入到纤芯1 中,然后扇出设备的纤芯2、3和5作





▲图 4 两种基于 MCF-LPG 的有限冲激响应微波光子滤波器实验装置图

为输出纤芯。对 MCF-LPG 进行定向弯曲后,便可实现不同输出信道的切换。 两个实验中都用到了矢量网络分析仪 (VNA)来分析 MPF 的幅频响应曲线。

3.2 实验结果

图 5 展示了不同工作波长和输入 纤芯下的 FIR-MPF 的幅频响应曲线。 图 6 展示了 MCF-LPG 不同弯曲曲率 和方向下的 FIR-MPF 的幅频响应曲 线。由图5和图6可以看出,调整工 作波长和改变定向弯曲 MCF-LPG 的 曲率与方向,都实现了基于 MCF 的 可重构的两抽头 MPF, 分别得到了3 条不同的幅频响应曲线,因此通过实 验证明了3个纤芯之间可以实现定向 芯间信号切换,从而达到空间信道分 配的目标。此外,我们希望通过使用 MCF 中更多的纤芯并提高调谐机制的 可靠性来获得可重构的多抽头滤波器。 MCF 固有的信道并行特性使其具有紧 凑性、大带宽、功耗低等优势。我们 相信这种方法为微波光子系统及网络 中的可重构光子信号处理提供了一种 新的解决方案,因其具有低成本和高





效率的特点。

4 基于 MCF 的可重构空分信道 交换通信系统

在前述方案的基础之上,我们还 尝试将 MCF-LPG 和定向弯曲系统运 用于大容量通信系统,在 SDM 相干传 输系统中实现了可重构芯间信号切换, 消光比高达 39 dB, 传输总容量达到 1.344 Tbit/s^[18]。

4.1 系统结构

为了测试可重构芯间信号切换的 传输性能,我们搭建了大容量 SDM 相 干传输系统,系统结构如图 7 所示。 将 6 个线宽低于 100 kHz 的窄线宽激

光器(LD)作为光源,其波长分别为 1 553.33 nm 1 552.52 nm 1 551.72 nm 1 550.92 nm、1 550.12 nm 和 1 549.32 nm (CH30到CH35, 信道间隔为 100 GHz)。使用一个阵列波导光栅 将6个波长信道同时送入双偏振同相

正交(IQ)调制器中,调制信号为离 线产生的正交频分复用(OFDM)信号, 长度为 2¹⁵-1 的随机比特序列 (PRBS) 映射入100个16 QAM 子载波, 逆傅 里叶变换(IFFT)的点数为128,循 环前缀为10%。通过IFFT之后的信号



▲图 6 多芯光纤长周期光栅不同弯曲曲率和方向下的有限冲激响应微波光子滤波器的幅频响应 曲线

实部和虚部再经过采样率为 28 GSam/s 的任意波形发生器(AWG)进行数模 转换,经过微波放大器放大后驱动双 偏振 IO 调制器,单波长比特速率则为 28 GSam/s×4×2=224 Gbit/s, 6个波长 信道的系统总速率为 1.344 Tbit/s。调制 信号经过 EDFA 放大之后,通过扇入设 备输入 MCF 的纤芯 6 中。经过 MCF-LPG 后, 在输出端由扇出设备输出的信 号和放大自发辐射(ASE)噪声源耦合 用于调节接收端光信噪比。阵列波导光 栅将不同波长的光信号解调输出,通过 可调光衰减器衰减至-12 dBm 的接收 光功率后输入相干光接收机。最终,信 号由采样率为 80 GSam/s 的数字采样示 波器接收并进行离线处理。为了提高相 干传输系统的传输性能,在数字域采用 了恒幅度零自相关序列(CAZAC)预 编码用于降低峰均比(PAPR),提升 接收机灵敏度,增强抗色散性能并实现 子载波间的信噪比均衡^[19],同时也采 用了预失真技术降低微波放大器等器 件衰落的影响^[20]。 实验所用 MCF-LPG 的光栅周期

芯间切换 (弯曲)



▲图7 可重构芯间信号切换测试系统装置图

为 505 µm。我们分别在其保持平直和 弯曲方向角为 30°、弯曲半径为 15 cm 两种状态下,测量得到纤芯5、6和7 的透射谱。结果表明,3个不同芯的谐 振波长发生了不同程度的漂移:纤芯5 的 LPG 主谐振波长由 1 528.6 nm 红移 至1542.7 nm, 纤芯6的LPG 主谐振 波长由1547 nm 蓝移至1542.4 nm, 纤 芯7的LPG主谐振波长由1543.4 nm 蓝移至1533.6 nm。同时,所有的谐振 波长消光比均有 3~7 dB 的降低,说明 纤芯模与包层模之间的耦合变弱。对 于从纤芯6输入、纤芯5和7输出的 芯间耦合信道,我们分别在 MCF-LPG 平直和定向弯曲的 情况下测量了其传 输谱。结果表明,在 MCF-LPG 保持平 直时,在整个C波段内,从纤芯6输 入的光信号都能够高效地耦合至纤芯 5 和 7。在纤芯 6 到纤芯 7 的 1 548.3 nm 处存在最低耦合损耗为11.3 dB。而当 MCF-LPG 发生弯曲方向角为 30°、弯 曲半径为15 cm 的定向弯曲时,由于 波长漂移和耦合系数减小,芯间耦合 信道的传输损耗大大升高,纤芯6输 入的光信号几乎不再耦合至其他纤芯。 在 MCF-LPG 平直和定向弯曲两种状态 下,最大切换消光比为 39 dB,相应的 空间信道从纤芯6切换至纤芯7,波长 为1556.6 nm。

4.2 实验结果

在 MCF-LPG 保持平直和定向弯 曲状态下,我们分别测量了6个波长 信道的误码率曲线,如图8所示。当 MCF-LPG 保持平直状态时,从纤芯 6 输入的光信号被切换至纤芯5和7, 此时芯间切换处于开通状态。当 MCF-LPG 发生弯曲方向角为 30°、弯曲半 径为 15 cm 的定向弯曲时,只有纤芯 6 输出的光功率能够达到接收机的灵敏 度要求,而纤芯5和7输出的信号已 经被完全淹没在噪声中,此时芯间切 换处于关断状态。与光背靠背(OB2B) 传输结果相比,所有芯间切换的波长 信道达到7%的前向纠错码门限的光 信噪比差异仅为1dB左右。实验结果

证明,当 MCF-LPG 保持平直状态时, MCF 不同纤芯中的 LPG 可以将其各自 的纤芯模与共享包层模式耦合,一个 纤芯中的信号功率可以通过包层模式



转移到其他多个纤芯,光信号可以在 C波段实现多个芯间的信号切换。当 MCF-LPG 发生定向弯曲时,由于谐振 波长的漂移和耦合系数的减小, 芯间 耦合信道的传输损耗大大升高,芯间 切换被关断,光信号几乎无耦合地在 输入纤芯中继续传播,因此,MCF-LPG 在这两种状态下可以有效地实现 芯间信号切换,同时不会降低 SDM 相干传输系统的信号质量,并与现有 波分复用系统完全兼容。我们相信, 这样一种全光纤型智能可重构的芯间 信号耦合与切换方案,能够给未来 SDM 通信网络提供更加灵活的网络配 置功能。

5 结束语

面对 MCF 在未来 SDM 网络中更 加丰富和灵活的网络配置需求,我们 研究全光纤型智能可重构的芯间信号 耦合与切换方案,并在此基础上探索 可重构的光子信号处理应用和大容量 的通信应用。在光子信号处理应用方 面,我们提出基于 MCF 和可编程拉 锥技术实现的级联和并联式的 IIR-MPF, Q值分别达到143和136。同时, 我们也提出基于 MCF-LPG 在波长和 空间两个维度分别实现了可重构 FIR-MPF,完成了3种两抽头滤波器的切换。 此外,在大容量通信应用方面,我们 将 MCF-LPG 和定向弯曲系统应用于 SDM 相干光传输系统中,实现了可重 构的芯间信号切换。实验结果表明该 方案具有高达 39 dB 的切换消光比, 传输总容量达 1.344 Tbit/s。

参考文献

[1] SOMA D, WAKAYAMA Y, BEPPU S, et al. 10.16-Peta-B/s dense SDM/WDM transmission over 6-mode 19-core fiber across the C+ L band [J]. Journal of lightwave technology, 2018, 36(6); 1362-1368, DOI: 10,1109/ JI T 2018 2799380

- [2] FENG Z H, XU L, WU Q, et al. Ultra-high capacity WDM-SDM optical access network with self-homodyne detection downstream and 32 QAM-FBMC upstream [J]. Optics express, 2017, 25(6): 5951, DOI: 10.1364/OE.25.005951
- [3] NELSON L E, FEUER M D, ABEDIN K, et al. Spatial superchannel routing in a two-span ROADM system for space division multiplexing [J]. Journal of lightwave technology, 2014, 32(4): 783-789. DOI: 10.1109/ JLT.2013.2283912
- [4] FONTAINE N K, HARAMATY T, RYF R, et al. Heterogeneous space-division multiplexing and joint wavelength switching demonstration [C]//Optical Fiber Communication Conference. Optical Society of America, 2015: Th5C. 5. DOI: 10.1364/OFC.2015.Th5C.5
- [5] DING Y H, KAMCHEVSKA V, DALGAARD K, et al. Reconfigurable SDM switching using novel silicon photonic integrated circuit [J]. Scientific reports, 2016, 6(1): 39058. DOI: 10.1038/ srep39058
- [6] FERNANDES G M, MUGA N J, ROCHA A M. et al. Switching in multicore fibers using flexural acoustic waves [J]. Optics express, 2015, 23(20): 26313. DOI: 10.1364/oe.23.026313
- [7] ALMEIDA T, SHAHPARI A, ROCHA A, et al. Experimental demonstration of selective core coupling in multicore fibers of a 200 Gb/s DP-16 QAM signal [C]//Proc. Optical Fiber Communication Conf. (OFC). 2016. DOI: 10.1364/ OEC 2016 Tu3l 4
- [8] LI B, FU S, TANG M, et al. Role of wavelength dependent sensitivity in affecting the crosstalk mitigation of homogeneous multicore fiber: an analytical estimation approach [J]. Optics express, 2014, 22(12): 14127-14134. DOI: 10.1364/OE.22.014127
- [9] ZHAO Z, TANG M, FU S, et al. All-solid multicore fiber-based multipath Mach-Zehnder interferometer for temperature sensing [J]. Applied physics B: lasers & optics, 2013, 112(4): 491-497. DOI: 10.1007/s00340-013-5634-8
- [10] GAN L. ZHOU J. SHEN L. et al. Ultra-low crosstalk fused taper type fan-in/fan-out devices for multicore fibers [C]//Optical Fiber Communication Conference, Optical Society of America, 2019: Th3D. 3. DOI: 10.1364/ OFC.2019.Th3D.3
- [11] GASULLA I, BARRERA D, HERVAS J, et al. Spatial division multiplexed microwave signal processing by selective grating inscription in homogeneous multicore fibers [J]. Scientific reports, 2017, 7: 41727. DOI: 10.1038/ srep41727
- [12] JIN Y B, FENG X H, LI F, et al. Gigahertz single source IIR microwave photonic filter based on coherence managed multi-longitudinal-mode fiber laser [J]. Optics express, 2015, 23(4): 4277. DOI: 10.1364/OE.23.004277
- [13] HUO L, GAN L, SHEN L, et al. IIR microwave photonic filters based on homogeneous multicore fibers [J]. Journal of lightwave technology, 2018, 36(19); 4298-4304, DOI: 10.1109/ JLT.2018.2830399

- [14] HUO L, GAN L, SHEN L, et al. Reconfigurable microwave photonic filter based on long period gratings inscribed in multicore fibers [J]. IEEE photonics journal, 2019, 11(1): 1-8. DOI: 10.1109/JPHOT.2018.2890735
- [15] YAO J. Microwave photonics [J]. Journal of lightwave technology, 2009, 27(3): 314-335. DOI: 10.1109/JLT.2008.2009551
- [16] ZHANG H, WU Z, SHUM P P, et al. Fiber Bragg gratings in heterogeneous multicore fiber for directional bending sensing [.]] Journal of optics, 2016, 18(8): 085705. DOI: 10 1088/2040-8978/18/8/085705
- [17] SAFFARI P, ALLSOP T, ADEBAYO A, et al. Long period grating in multicore optical fiber: an ultra-sensitive vector bending sensor for low curvatures [J]. Optics letters, 2014, 39(12): 3508. DOI: 10.1364/OL.39.003508
- [18] HUO L, WANG R, TANG M, et al. Reconfigurable inter-core signal switching within multicore fibers based on long-period gratings [J]. Journal of lightwave technology, 2019, 37(24): 6025-6032 DOI: 10 1109/JI T 2019 2945178
- [19] FENG Z H, WU Q, TANG M, et al. Dispersion-tolerant DDO-OFDM system and simplified adaptive modulation scheme using CAZAC precoding [J]. Journal of lightwave technology, 2016, 34(11): 2743-2751. DOI: 10.1109/JLT.2016.2547443
- [20] GAO Y, YU J, XIAO J, et al. Direct-detection optical OFDM transmission system with pre-emphasis technique [J]. Journal of lightwave technology, 2011, 29(14): 2138-2145. DOI: 10.1109/JLT.2011.2154299



授、博士生导师; 主要研 究方向为高速光纤通信系 统;先后主持国家自然科 学基金优青项目、国家自 然科学基金重点顶目、国 家"863"计划主题项目 以及重点研发计划课题 等;发表论文80余篇(近 5 年 60 篇), Google

Scholar 引用超过 2 500 次, H 指数为 24。



霍亮, 华中科技大学在 读博士研究生;研究方向 为基于空分复用技术的微 波光子信号处理与应用。

《中兴通讯技术》杂志(双月刊)投稿须知

一、杂志定位

《中兴通讯技术》杂志为通信技术类学术期刊。通过介绍、探讨通信热点技术,以展现通信技术最新发展动态,并促进产 学研合作,发掘和培养优秀人才,为振兴民族通信产业做贡献。

二、稿件基本要求

1. 投稿约定

(1)作者需登录《中兴通讯技术》投稿平台:tech.zte.com.cn/submission,并上传稿件。第一次投稿需完成新用户注册。

(2)编辑部将按照审稿流程聘请专家审稿,并根据审稿意见,公平、公正地录用稿件。审稿过程需要1个月左右。

2. 内容和格式要求

(1)稿件须具有创新性、学术性、规范性和可读性。

(2)稿件需采用 WORD 文档格式。

(3)稿件篇幅一般不超过6000字(包括文、图),内容包括:中、英文题名,作者姓名及汉语拼音,作者中、英文单位, 中文摘要、关键词(3~8个),英文摘要、关键词,正文,参考文献,作者简介。

(4) 中文题名一般不超过 20 个汉字,中、英文题名含义应一致。

(5)摘要尽量写成报道性摘要,包括研究的目的、方法、结果/结论,以150~200字为宜。摘要应具有独立性和自明性。 中英文摘要应一致。

(6) 文稿中的量和单位应符合国家标准。外文字母的正斜体、大小写等须写清楚,上下角的字母、数据和符号的位置皆应 明显区别。

(7)图、表力求少而精(以8幅为上限),应随文出现,切忌与文字重复。图、表应保持自明性,图中缩略词和英文均要 在图中加中文解释。表应采用三线表,表中缩略词和英文均要在表内加中文解释。

(8)所有文献必须在正文中引用,文献序号按其在文中出现的先后次序编排。常用参考文献的书写格式为:

•期刊 [序号] 作者.题名 [J]. 刊名, 出版年, 卷号 (期号): 引文页码. 数字对象唯一标识符

·书籍[序号]作者.书名[M].出版地:出版者,出版年:引文页码.数字对象唯一标识符

·论文集中析出文献 [序号]作者.题名 [C]//论文集编者.论文集名 (会议名).出版地:出版者,出版年 (开会年):引文页码.数字对象唯一标识符

·学位论文[序号]作者.题名[D].学位授予单位所在城市名:学位授予单位,授予年份.数字对象唯一标识符

・专利 [序号] 专利所有者. 专利题名: 专利号 [P]. 出版日期. 数字对象唯一标识符

·国际、国家标准 [序号]标准名称:标准编号 [S].出版地:出版者,出版年.数字对象唯一标识符

(9)作者超过3人时,可以感谢形式在文中提及。作者简介包括:姓名、工作单位、职务或职称、学历、毕业于何校、现 从事的工作、专业特长、科研成果、已发表的论文数量等。

(10)提供正面、免冠、彩色标准照片一张,最好采用 JPG 格式(文件大小超过 100 kB)。

(11) 应标注出研究课题的资助基金或资助项目名称及编号。

(12)提供联系方式,如:通讯地址、电话(含手机)、Email等。

3. 其他事项

(1)请勿一稿多投。凡在2个月(自来稿之日算起)以内未接到录用通知者,可致电编辑部询问。

(2)为了促进信息传播,加强学术交流,在论文发表后,本刊享有文章的转摘权(包括英文版、电子版、网络版)。作者获得的稿费包括转摘酬金。如作者不同意转摘,请在投稿时说明。

(3)编辑部地址:安徽省合肥市金寨路 329 号凯旋大厦 1201 室,邮政编码: 230061。

(4) 联系电话: 0551-65533356, 联系邮箱: magazine@zte.com.cn。

(5)本刊只接受在线投稿,欢迎访问本刊投稿平台: tech.zte.com.cn/submission。



办刊宗旨:

以人为本, 荟萃通信技术领域精英 迎接挑战, 把握世界通信技术动态 立即行动, 求解通信发展疑难课题 励精图治, 促进民族信息产业崛起

双月刊 1995 年创刊 总第 154 期 2020 年 10 月 第 26 卷 第 5 期

主管: 安徽出版集团有限责任公司

主办:时代出版传媒股份有限公司 深圳航天广宇工业有限公司

出版:安徽科学技术出版社

编辑、发行:中兴通讯技术杂志社

总编辑:王喜瑜
主编:蒋贤骏
执行主编:黄新明
责任编辑:徐烨
编辑:杨广西、卢丹、朱莉、任溪溪
设计排版:徐莹
发行:王萍萍
外联:卢丹
编务:王坤

《中兴通讯技术》编辑部 地址: 合肥市金寨路 329 号凯旋大厦 1201 室 邮编: 230061 网址: tech.zte.com.cn 投稿平台: tech.zte.com.cn/submission 电子信箱: magazine@zte.com.cn 电话: (0551)65533356 传真:(0551)65850139 发行范围:公开发行 印刷:合肥添彩包装有限公司 出版日期:2020年10月25日 中国标准连续出版物号: <u>ISSN 1009-6868</u> CN 34-1228/TN 定价:每册 20.00元