

边云协同智能技术在电力领域的应用

韩青¹, 高昆仑², 赵婷², 陈江琦², 杨新宇¹, 杨树森¹

(1. 西安交通大学, 陕西 西安 710049;
2. 全球能源互联网研究院有限公司, 北京 102209)

摘要: 随着电力物联网规模的不断扩大和部署在电力系统各环节的设备数量的快速增加, 海量边缘设备所产生的数据呈指数级爆炸增长。海量边缘数据的高效、快速和安全处理与分析给传统的云计算智能技术带来极大挑战, 而边云协同智能技术因节省带宽、减少时延、保护数据隐私等优点具有深度助力电力领域发展的巨大潜力。首先, 对边云协同智能的概念和研究现状进行了介绍, 阐述了边云协同智能的特征和优势, 并对其赋能电力领域进行了适用性探讨。然后, 结合电力系统的建设需求, 讨论了面向电力场景的边云协同智能关键技术, 接着针对电力领域的两个典型场景, 分别给出了基于边云协同智能技术的解决方案, 并搭建仿真实验进行效果验证。最后, 对全文进行了总结并对下一步的研究方向进行了简要的展望。

关键词: 智能电网; 电力物联网; 人工智能; 边缘计算; 边云协同智能

中图分类号: TM862

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2021.00204

Application of edge-cloud collaborative intelligence technologies in power grids

HAN Qing¹, GAO Kunlun², ZHAO Ting², CHEN Jiangqi², YANG Xinyu¹, YANG Shusen¹

1. Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China
2. Global Energy Interconnection Research Institute Co., Ltd., Beijing 102209, China

Abstract: With the continuous development of the Internet of things on electricity (IoTE) and large-scale deployment of intelligent edge devices, an explosively increasing amount of data are being generated at the network edge. The efficient, fast and secure processing and analysis of the massive edge located data brings great challenges for the traditional cloud computing-based intelligence technologies. Instead, edge-cloud collaborative intelligence (ECCI) technologies can significantly outperform the cloud computing-based intelligence in terms of the network bandwidth saving, delay reduction and privacy protection, and therefore have shown a great potential in boosting the development of power grids. To investigate the application of ECCI in power grids, the concept and research progress of ECCI were firstly introduced. The characteristics and advantages of ECCI were summarized and its applicability in the power grids were discussed. Secondly, the key technologies of ECCI applications for power grids were discussed and the solutions based on ECCI technologies for two typical scenes were proposed respectively. Finally, a brief discussion of future work was given.

Key words: smart grid, Internet of things on electricity, artificial intelligence, edge computing, edge-cloud collaborative intelligence

收稿日期: 2020-12-31; 修回日期: 2021-01-26

通信作者: 高昆仑, gkl@geiri.sgcc.com.cn

基金项目: 国家重点研发计划(No.2017YFB1010004); 国家自然科学基金资助项目(No.61772410, No.61802298, No.U1811461, No.11690011); 中央高校基本科研业务费资助项目(No.xjj2018237); 中国博士后科学基金资助项目(No.2020T130513, No.2019M663726, No.2017M623177)

Foundation Items: The National Key R&D Program of China (No.2017YFB1010004), The National Natural Science Foundation of China (No.61772410, No.61802298, No.U1811461, No.11690011), The Fundamental Research Funds for the Central Universities (No.xjj2018237), The China Postdoctoral Science Foundation (No.2020T130513, No.2019M663726, No.2017M623177)

1 引言

随着社会生产力的快速发展,各个行业的电能需求显著增加,如电动汽车的普及将导致全球电力需求增加 90%^[1]。而伴随着大数据、云计算、物联网、人工智能、边缘计算等信息技术和智能技术的发展,提升电网运行和管理的智能化水平成为迫切需求,将关系到全球工业化的发展和人民生活水平的提高。

中国电机工程学会电力信息化专业委员会在 2013 年 3 月发布《中国电力大数据发展白皮书》^[2],将 2013 年定为“中国大数据元年”,掀起了电力大数据的研究热潮。而为了适应大数据与“互联网+”融合创新应用需求,国家电网有限公司于 2015 年年初正式提出了“全球能源互联网”的发展战略,构建全球互联的坚强智能电网^[3]。在 2016 年国家能源委员会会议审议通过的《能源发展“十三五”规划》中提到的边缘计算对能源产业的发展是一个重大的机遇,国家能源局于 2017 年公布了首批“互联网+”智慧能源示范项目,并在 2018 年发布的《2018 能源工作指导意见》中明确表达对能源互联网建设项目的持续支持。2019 年,国家电网有限公司创新性地提出“三型两网、世界一流”定位与发展目标,发布《泛在电力物联网建设总体方案》,明确了继坚强智能电网后能源互联网的下一步发展目标,发展趋于成熟的边缘计算技术成为信息通信技术与操作技术的桥梁,可应对复杂电力网络运行控制、海量信息、复杂应用需求等带来的挑战^[4-5]。

现阶段,我国在电力物联网、云计算、边缘计算等方面均有了初步的探索和技术积累,可以为各种电力业务的智能化提供基本保障^[6-8],但仍存在许多亟待解决的痛点。首先,尽管物联网技术的逐步发展与应用促使大量传感器被广泛部署到电力系统的各个环节,实现电网数据的采集,但目前电网各部门的设备种类较多且相对独立,如何快速接入异构的电网设备实现数据的实时采集仍是需要解决的问题。其次,尽管对电力大数据的挖掘和分析的研究已经进行了数年,但电网数据种类多、量级大且较难统一管理,数据的标签信息较少或缺失等,导致可用于分析的数据不足。尽管以深度学习为代表的人工智能技术是实现智慧电网核心功能的“大脑”,但其高效处理数据的能力是以高计算

资源为代价的,虽然利用云端的强大计算资源可以驱动“大脑”运转,但其服务时延和网络带宽消耗均较高,因此无法满足就地处理与实时智能分析的业务需求,此外,将数据传输至云端更会给用户数据隐私带来极大的暴露风险。

电力领域应用中的不同环节,如数据聚合、数据处理、数据分析和数据决策等,往往也会产生各种各样的业务约束要求,其中,对处理时延、传输带宽和数据隐私等有着非常高要求的应用都迫切需要尽可能在靠近网络的边缘侧提供智能处理功能。显然,传统的云中心智能无法很好地满足此类业务需求,而边云协同智能技术为解决上述问题提供了一条可行的道路,即通过端、边、云之间的协同优化,实现安全、敏捷、低成本、低时延、隐私保护的大数据和人工智能服务与应用。边云协同智能技术由于具有节省带宽、减少时延、保护数据隐私等诸多优点,已经受到工业界和学术界的关注,并广泛应用于智能家居、智慧城市和工业物联网等多个领域^[9-12]。尽管如此,边云协同技术在电力领域的相关应用研究仍然处于初级阶段。本文旨在对面向电力领域的边云协同智能技术研究展开探索和讨论。

2 边云协同智能

2.1 基本概念

随着物联网、智能终端和 5G 通信技术的快速发展,万物互联的智能时代正在加速到来,智能终端和各类传感器产生的数据正在以指数级爆发增长。一种崭新的计算范例——边缘计算正在迅速普及,边缘计算由于其有望节省带宽、减少时延、保护数据隐私而受到了工业界和学术界的极大关注^[13]。同时,随着深度学习和硬件体系结构升级的突破,人工智能(AI, artificial intelligence)在计算机视觉、语音识别、自然语言处理甚至棋盘游戏等众多领域有着蓬勃的发展^[14]。考虑 AI 在功能上对于大量数据的快速分析是必不可少的,因此,强烈要求将边缘计算和 AI 结合在一起,这催生了一个新的研究领域,即边缘智能。一方面,在网络边缘生成的数据需要 AI 才能完全释放其潜力,同时边缘计算能为 AI 提供丰富的应用场景,提升 AI 的规模和效率,称为边缘赋能 AI;另一方面,可借助流行且高效的 AI 为边缘计算中的约束优化问题提供更好的解决方案,称为 AI 赋能边缘。本文旨在研究

面向电力场景的边缘智能关键技术, 因此属于边缘赋能 AI。

边缘赋能 AI 并非边缘计算和 AI 的简单组合, 它的核心价值在于实现边云协同智能, 当前, 尚不存在边云协同智能的正式定义和国际公认的定义。为了解决这个问题, 一些研究人员提出了自己的定义^[15-18]。在本文中, 将边云协同智能定义为通过端、边、云之间的协同优化, 实现敏捷、低成本、低时延的大数据和人工智能服务与应用。显然, 在广义上, 边云协同智能包含基于端、边、云实现人工智能服务的不同组合模式, 如端边协同、边云协同、边边协同和端边云协同, 还有云智能(数据全部上云, 所有智能分析和决策均在云端完成)和终端智能(数据获取、处理和智能分析均在终端设备上完成)两类极端情况。在狭义上, 边云协同智能是通过边和云两者之间的协同优化来提供高效的 AI 服务。由此可见, 广义上的边云协同智能是云智能和终端智能的自然扩展, 与其并不矛盾。在某些特殊场景下, 边云协同智能的最优协同方式可能就是云智能, 如终端和边缘设备资源十分有限而边云上行网络输入/输出(I/O, input/output)非常充裕, 或者是终端智能, 如终端设备算力强大而边云上行 I/O 极不可靠。然而在一般情况下, 边云协同智能则在所有可能的协同方式中寻找出最优的方式, 从而得到比单纯的云智能和终端智能更优的结果。

2.2 研究现状

近年来, 边云协同智能引起了工业界和学术界的广泛关注, 并取得了初步的进展。加利福尼亚大学伯克利分校电气工程与计算机科学系多位教授联名撰写的前瞻性研究报告指出边云协同智能是人工智能系统发展的九大趋势之一^[19]; 微软云通过结合其边缘计算平台 Azure IoT Edge^[20]和 Azure 机器学习平台赋能边云协同智能; 与 Azure IoT Edge 相似, Cloud IoT Edge^[21]通过利用 TensorFlow Lite 和 Edge TPU 等 Google AI 产品, 将 Google Cloud 的数据处理和机器学习扩展到数十亿边缘设备; 此外, Google 提出了联邦学习框架^[22], 旨在利用分布式的边缘和终端设备进行机器学习模型训练, 确保原始数据不上云, 降低用户隐私泄露风险; AWS IoT Greengrass^[23]使用在云中经过训练和优化的模型, 可以轻松地在设备上本地执行推理任务; 著名的 Gartner 将边云协同智能整合为一项新兴技术, 该技术将在接下来的 5~10 年内达到稳定的生产力水

平^[24]。Google、Microsoft、Intel、IBM、阿里巴巴和华为等企业纷纷提出了试点项目, 以展示边缘计算在促进 AI 繁荣发展的最后一步方面的优势。

在工业界也已经出现了多个基于边云协同概念的产品。2017 年, 工业互联网产业联盟在《工业互联网平台白皮书(2017)》中提出了工业互联网平台功能架构^[25], 初步呈现了边云协同。2018 年, 华为发布了智能边缘平台 IEF^[26], 其目标是满足客户对边缘计算资源的远程管控、数据处理、分析决策、智能化的诉求, 支持海量边缘节点安全接入、边缘应用生命周期管理, 呈现出边云协同的一体化服务理念。同年, KubeEdge 作为边云协同的开源智能边缘平台被提出, 以支持云原生边缘计算^[27]。2019 年 7 月, 云计算开源产业联盟发布的《云计算与边缘计算协同九大应用场景》白皮书^[28]认为边缘计算是云计算的延伸, 二者是相依而生、协同运作的。这些工作推动了广泛的 AI 应用, 从实时视频分析、虚拟现实到认知辅助、智能家居、智慧城市和工业物联网^[29-34], 然而在电力行业的研究仍然处于初级阶段。

2.3 特征与优势

相比于传统的云计算, 边云协同智能至少包含以下 4 个方面的特征与优势。

1) 带宽成本低。根据互联网数据中心的预测, 到 2025 年, 全球的数据总量将达到 180 ZB^[35], 而当前的网络带宽远远不能满足这样的数据传输量需求, 这将成为云计算的瓶颈, 此时 70% 以上的数据都需要在网络边缘进行处理。边云协同智能最大的优势就是将数据分析放在边缘端进行处理, 避免了海量数据的上传, 极大地节省了带宽成本。

2) 智能化水平高。边云协同智能技术通过端、边、云之间的协同优化, 高效地实现各类大数据和人工智能服务与应用。其中, 以深度学习为代表的机器学习算法是实现边云协同智能的核心支撑, 这些 AI 算法对于快速分析大量数据也是必不可少的。另外, 完善统一的边云协同智能体系架构能为 AI 算法的进一步智能化提供保障。

3) 实时性高。随着越来越多的传感器设备在网络终端部署, 每秒将产生惊人的实时数据量, 又由于终端用户和云计算中心之间往往需要经过多级网络, 若将获取的信息上传至云, 其端到端时延难以满足如虚拟现实、自动驾驶等应用的响应时间需求。边云协同智能通过将计算能力从云沉没到数据

生成源来实现低时延数据处理，保证了数据分析的实时性。

4) 隐私保护性强。随着人们对防止公共数据泄露的意识日益增强，隐私保护已成为近年来最热门的话题之一。当云计算中心向用户提供服务时，用户需要将所有数据上传至云，此时用户的敏感信息可能会被泄露，而边云协同智能保证原始数据不上云，避免了用户的隐私暴露风险，为敏感数据提供了较好的隐私保护机制。

3 适用性分析

现阶段，电力领域中各种智能应用的发展主要存在以下四大特征和需求。

1) 终端传感器泛在接入，数据呈现多元化。由于电力物联网“万物互联”的包容性与开放性，大量感知设备被广泛布置在电力系统的各个环节，除了传统电力系统的单一结构化数据，各类图片、视频、地理信息等半结构化或非结构化数据被实时灵活地获取，使得数据来源复杂多样，且这些数据的存储级别在 TB 级以上，同时还在迅猛增长。由于网络传输带宽的瓶颈，将所有数据全部上传到云服务器进行分析是不切实际的，通常也是不必要的。因此，需要能有效节省带宽的智能技术来助力电力物联网的建设。

2) 电网数据价值未能被充分挖掘。在电力系统中，海量电网用户产生的数据非常有价值，对这些数据的分析能为电网公司削峰填谷、提高电网利用率、防范窃电、节能降耗、系统规划等带来有利支撑。虽然电网公司在大数据领域已经进行了多年研究，但是研究成果有待进一步提高，尤其针对标签信息较少或缺失的电网数据，需要设计新的智能化算法以提高技术保障。此外，如何将数据的分析结果应用于调度、巡检等业务场景也是一大需求。

3) 业务模式增多，无法应对电网应用的敏捷响应。除了对用电数据的分析，基于海量、高维异构的时间序列数据、响应敏感的视频数据的分析与应用在电力领域也越来越广泛，如信息丰富的高性能视频数据在电网安防、人员培训、线路巡检等领域有很大的作用。通过视频分析技术对海量带宽时延敏感的数据进行分析处理，具有高准确度、高可靠性、低响应时延和低处理时延的要求，而现有基于云计算的数据分析技术无法满足这些需求，难以单独为实时智能化应用提供足够技术支撑。

4) 数据“孤岛”和业务“壁垒”难以消除。电网的各个部门存在独立的业务、应用和数据，部门之间面临着需要共享数据、协作进行模型训练的问题，但数据也是宝贵的资源和财富，具有高度敏感性和隐私保护问题，因此，都不愿意将自己的数据交给对方，从而导致数据的非贯通现状，即数据“孤岛”。如何打破非贯通“壁垒”，在不聚合数据到可信第三方的前提下，完成一个共同模型的训练成为未来发展的一大技术方向。

由于电力领域整体显示出基础设施密度高、感知数据体量大、数据传输带宽需求大、智能应用时延敏感、智能化有待提高、数据不贯通等场景特性和建设需求，而边云协同智能技术有着智能分析靠近数据源的优势，可实现节省带宽且快速响应，同时能防止数据隐私泄露，因此，能在很多方面助力电力领域的应用与发展。综上所述，边云协同智能的四大优势与电力发展需求刚好是对应的，电力发展需求与边云协同智能优势的对应关系如表 1 所示。

表 1 电力发展需求与边云协同智能优势的对应关系

电力发展的需求	边云协同智能的优势
海量泛在接入	低带宽成本
数据价值待有效挖掘	小样本 AI 算法
应用的敏捷响应	高实时性
打破数据“孤岛”和业务“壁垒”	数据隐私安全

4 面向电力场景的边云协同智能关键技术

边云协同智能技术能够促进电力领域智能化水平的全面发展。支撑电力领域的边云协同关键技术如图 1 所示，边云协同体系架构使得电力物联网的万物互联蓝图成为现实，边云协同核心算法弥补了电力物联网的智能化有待提升的缺陷，基于边云协同的带宽时延强约束数据分析技术为电力场景下的图片/视频类应用提供支撑，而面向海量敏感、非贯通数据的边云协同智能技术将有效满足电力用户隐私保护的需求。考虑应用的广泛性和迫切性，本文主要介绍后面两个技术。

4.1 基于边云协同的带宽时延强约束数据分析技术

在电力物联网建设中，除了采集在传统电力系统中的单一结构化数据（如用户用电量数据），还需要采集语音、图片、视频等海量非结构化数据，以实现全方位电网感知和优质服务。在输电领域，通过无人机拍摄高压输电线路的高清图片来判断

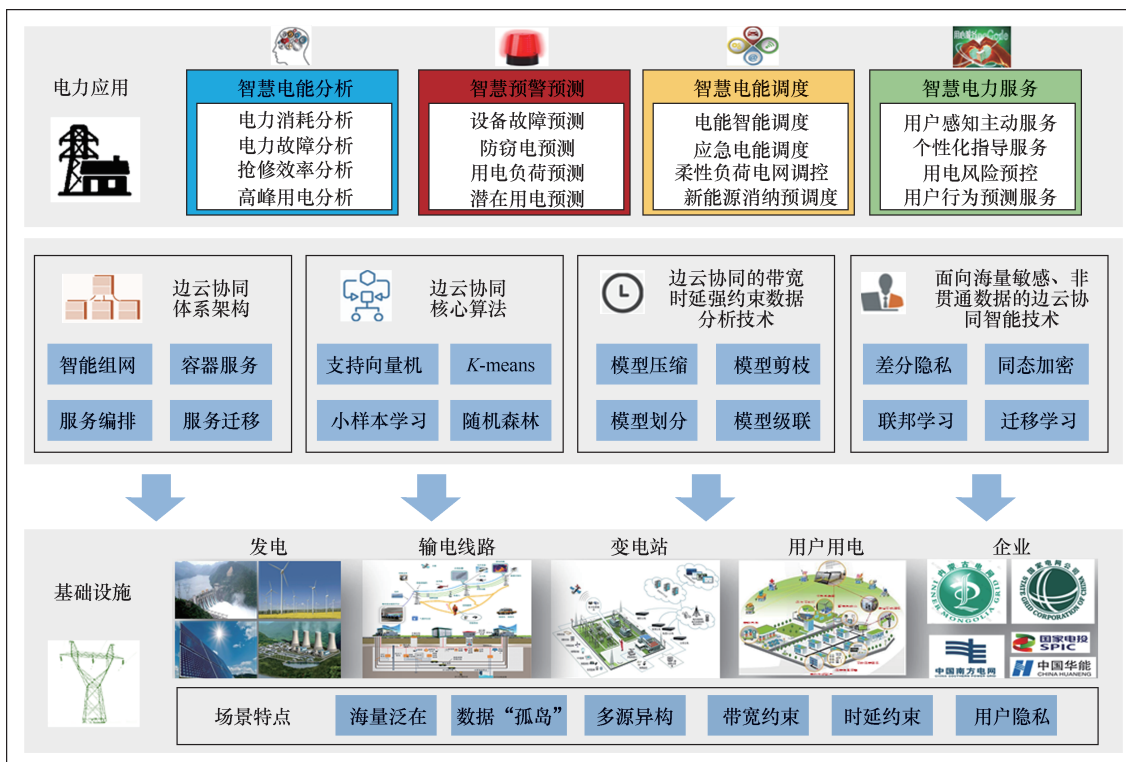


图 1 支撑电力领域的边云协同关键技术

线路的健康状态；在变电领域，通过巡检机器人拍摄变电设备（如表计、刀闸、主变等）的视频以实时监测设备运行状态；此外，在电力虚拟现实（VR, virtual reality）/增强现实（AR, augmented reality）方面，更是需要实时更新高清画质，这对网络环境要求极高。上述图片/视频类分析如果在云数据中心进行则不能保证数据处理的实时性，并且这些数据的上传对带宽要求更高。因此，这类对于带宽和时延具有非常强约束要求的图片/视频分析应用代表着边云协同智能技术在电力场景中的杀手级应用^[36]。例如，针对电力场景离线和在线的边云协同视频分析的典型应用（历史查询、异物检测、线路巡检等），边云协同智能技术能有效降低海量监控视频的网络带宽消耗和分析响应时延，针对电力场景的边云协同 AR 应用（如 AR 安防、培训和巡检），边云协同智能技术能提升用户的交互性沉浸感体验。

基于边云协同的带宽时延强约束数据分析技术主要围绕图片/视频分析中的深度学习应用展开。深度学习是最先进的人工智能技术，其典型模型有卷积神经网络（CNN, convolutional neural network）、递归神经网络（RNN, recursive neural network）、生成对抗网络（GAN, generative ad-

versarial network）和深度强化学习（DRL, deep reinforcement learning）等，但其特点是模型参数量大、计算复杂度高，这难以在资源受限的边云协同智能场景中直接部署，必须先对模型进行优化，降低其复杂性。首先，可通过对已有模型进行压缩或剪枝^[37-38]等轻量化深度学习技术处理，提升模型的协同优化空间，也可针对给定的模型和电力智能场景定制新型模型结构，提高模型的分布式协同能力。其次，通过对边云协同深度学习模型以级联的方式将其分布式地部署在电力场景中进行应用推理，即在云端利用大量的标签数据训练模型，然后以边云协同的方式部署和推理应用^[39-40]。例如，将轻量级而推理精度略低的模型（如 MobileNet）部署在电网靠近终端（数据源）的地方，将推理精度高但重量级的模型（如 ResNet）部署在中心云上，原始数据先传输在轻量级模型上进行推理，仅当推理精度低于可接受阈值之后才将数据上传到云进行二次推理。此外，可针对具体部署环境来定制化模型在端边云三层的划分，增加模型的可部署范围，丰富协同部署方案，减小带宽波动带来的影响。

4.2 面向海量敏感、非贯通数据的边云协同智能技术在电力物联网建设中，感知层通过各式各样的

感知终端实现能源互联网中“发-输-变-配-用”各环节状态的全面感知，会实时产生海量、敏感、异质数据，这些数据分布在海量电网用户和不同电网部门。对用户用电环节数据的精准分析可以更好地预测地区负荷、合理配电、改善用电服务、提升用户满意度，如基于非侵入式负载检测的用户行为分析与预测，但这很容易导致用户生活习惯、居住环境甚至身体健康状况等隐私信息的泄露；对各业务部门之间的数据进行分析首先需要将这些数据聚合到统一平台，但大多情况下，各部门并不愿意将自己的数据交给第三方，导致数据的非贯通状态；此外，不同用户、台区的用电数据也存在显著的差异，如同小区不同家庭结构用户或同城市不同台区的用电负荷曲线可能存在较大差异，气候条件和经济环境会使同一企业不同城市的用电量分布截然不同，不同业务部门拥有的数据体量、数据类型和数据分布并不对等。为了应对电力场景中这类数据的分析^[41-42]，本文也提出了相应的边云协同智能技术。

首先，基于密码协议的安全算法通常会造成更多的内存开销和通信开销，难以适用于电网中海量终端（如智能电表和各类感知设备）和边缘端资源受限的场景，而基于差分隐私理论和技术，可实现电力场景中面向海量敏感数据的边云协同轻量级隐私算法。针对边云协同机器学习在不同学习环节泄露隐私方式和泄露程度的差异问题，观察不同环节加噪、加密技术和机制提供的保护能力，以及在实现隐私保护同时产生的效用损失问题（包括模型精度损失、额外计算开销、通信开销等）。其次，为实现“孤岛”数据的贯通共享，联邦学习^[22]对此提供了一个可行的通用框架，各业务部门进行本地训练，仅将得到的本地中间量与可信第三方通信，在保证数据不出本地的前提下完成模型的共同训练。而针对海量电力用户或部门拥有数据的异质性（数据量、数据类型、数据分布等），利用联邦学习对所有用户或企业部门训练同一模型会降低模型的预测精度，不能充分体现数据的异构性，此时边云协同联邦多任务学习技术^[43]可为每个用户训练个性化模型，提升模型在不同个体上的推理能力，可有效缓解数据差异性带来的不利影响，另外，联邦迁移学习技术^[44]可进一步提高模型泛化能力。

5 应用案例分析

边云协同智能在数据产生源提供服务，因此可

以在电力各种应用场景发挥巨大的优势。本节将列举电网变电侧、用电侧的两个典型业务场景，分别介绍边云协同智能技术在各场景中的解决方案，并设计实验验证所提方案的效果，结合这些案例可以进一步表明边云协同智能技术在具有带宽时延约束和隐私保护约束的应用中的优势。

5.1 基于边云协同的变电站视频智能监控系统

随着电力系统网络的全面改造，在各变电站均设有多个摄像头对其各个角落进行监控，以便能实时掌握变电站的情况，并及时对突发情况做出反应。主要监控对象有变电站内电力设备（如主变压器、表计、刀闸等）的外观和运行状态、线路上的设备和异常情况（如绝缘子破损、导线散股、异物悬挂等）、作业人员的行为（如是否佩戴安全帽）以及变电站的周界防护（如危险区域入侵）等。因此，变电站存储了海量的视频图像信息，结合变电站日常工作要求，如何利用好这些视频图像数据成为当前变电站运维管理工作的一项重要内容，这也是变电站实现无人值守的必要自动化项目。目前，大部分解决方案基于云智能的分析制定，但是变电站监控点位多、视频传输量大，且无效视频信息多，因此，这会占用和浪费大量的网络带宽资源，而且无法真正做到实时监控和报警。为了应对上述问题，本文提出基于边云协同推理的智能视频分析方法，可实现事前布防、预判，事中现场可视、集中指挥调度，事后可回溯、取证等，满足变电站视频监控应用的实时性要求，提高无人值守变电站的自动化和智能化水平。

基于边云协同的变电站视频智能监控系统如图2所示。在边缘端进行两部分工作：1) 视频智能过滤功能，将大量无用视频信息过滤在站端；2) 变电站视频智能分析识别功能，利用检测模型对有效视频进行实时处理，该处理模式既可以是纯边缘端推理，即所有视频分析都在边缘端进行，也可以是边云协同推理（模型级联），即一部分视频处理在边缘端进行，再将处理后的中间结果发送到云端做进一步分析，最终都将分析结果（如异常情况）返回给用户端，触发预警。而在云端一般配备计算能力较强的计算单元，将执行变电站各需求任务模型的训练：AI算法的开发、训练、优化，训练完成后将模型下推到边缘端，同时对边缘侧的设备和各应用的生命周期等进行统一管理。利用边云协同技术边缘端靠近数据源的优势，可就近处理，实现快速响应，

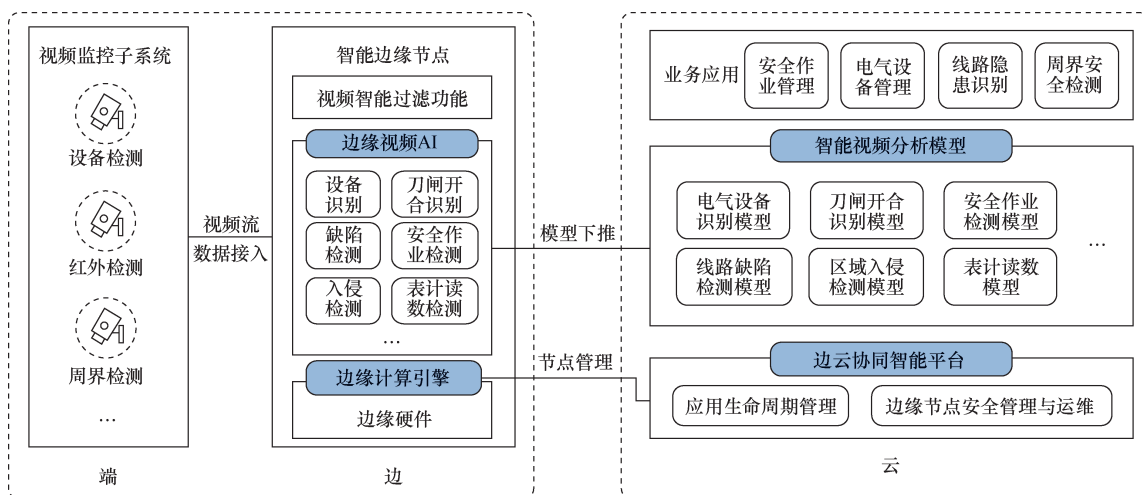


图 2 基于边云协同的变电站视频智能监控系统

同时利用云端强大的计算能力和数据汇聚能力，为边缘端的实时分析做出协同指导和适应性调整。

本文设计了仿真实验，采用基于级联 CNN 推理的边云协同智能算法^[45]进行变电站绝缘子故障检测，以满足该场景对时延、带宽和检测精度的要求。具体来说，实验使用固定时长的视频文件（无人机拍摄的一个 30 min 的变电站绝缘子监控视频流）转为实时流传输协议（RTSP, real time streaming protocol）流媒体服务作为模拟数据源，设置检测间隔为 1 s（即每 30 帧进行一次前景目标采样），然后在校园网服务器上搭建合理限制资源的虚拟机作为边缘节点，选择资源较为丰富的阿里云图形处理器（GPU, graphics processing unit）节点作为云节点。在边缘节点部署 MobileNet 模型、在云节点部署 ResNet 模型，监控视频流会首先被边缘侧轻量级深度学习模型处理，以此对数据进行筛选过滤，实现了敏捷高效的数据预分析，然后基于独创的调度算法，选择部分视频帧上传至云侧进行二次分析处理，以保证检测的准确性和系统的可靠性。边云协同智能算法对比传统云智能和边智能算法的实验结果如表 2 所示，与目标图片全上云进行检测的方案对比，边云协同方案在带宽成本上降低了不止 3/4，且平均每一帧的响应速度不超过 4 s，检测精度接近 90%；和本地处理的方案相比，不但在检测精度上提高了 20%，且在响应时间上也降低了 3/4。综上所述，边云相互合作，互为补充，在满足带宽限制和时延要求的条件下，极大地提高了相关视频分析应用的准确度和系统的可靠性。

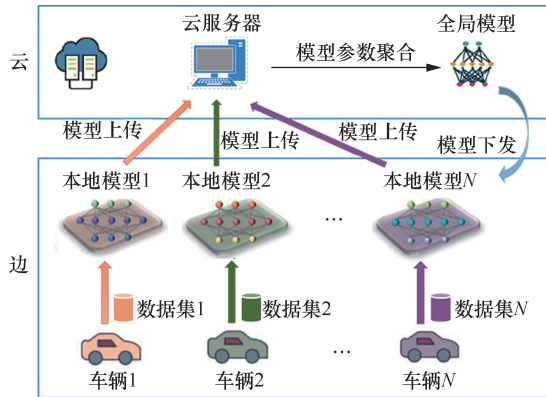
表 2 边云协同智能算法对比传统云智能和边智能算法的实验结果

方案	带宽/MB	响应时间/s	准确率
边云协同智能算法	63.21	3.73	89.2%
云智能算法	303.83	82.04	97.6%
边智能算法	0	14.81	68.7%

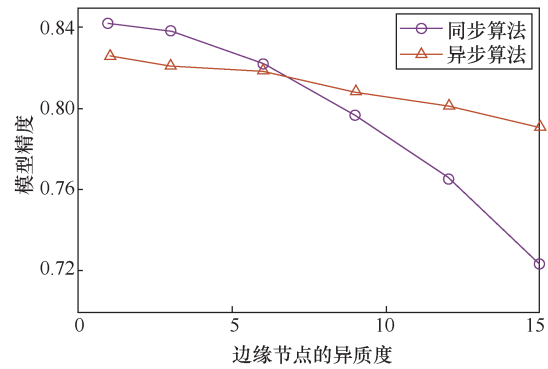
5.2 基于边云协同的电动车电池预测系统

如今，越来越多的电动汽车出现在人们的日常生活中，让绿色出行变为现实，而电动汽车正处于电力物联网新兴业务的战略前沿。国家电网有限公司将充电桩、电动汽车、电池储能设施等接入车联网平台，大力开展在线智慧充电、智慧出行、智慧能源业务。电动汽车作为能源物联网的重要支柱，及时准确对其储能电池的健康状态进行预测至关重要。目前，电动汽车常使用铅酸电池、锂电池、镍氢电池等能量密度高的电池，其健康状况与车辆动力系统紧密相关。一旦其储能电池偏离了正常工作状态，如处于亚健康状态或故障状态，就会产生严重的安全隐患。传统的电池健康状态预测系统大多利用少数参数建立特定的数学模型，难以做到准确的判断和及时的告警。因此，电动汽车在能源领域需要适应复杂的实际工作场景，并对电池健康状态进行及时准确的预测。此外，对于处于正常工作状态的电池，若能客观、全面地预测其运行性能，也对优化汽车整体性能和延长电池寿命具有十分重要的指导意义。

基于边云协同智能的电动车电池预测系统如图 3(a)所示，本系统建立在联邦学习的基础之上，



(a) 基于边云协同智能的电动车电池预测系统



(b) 边云协同智能算法的实验结果

图 3 基于边云协同智能的电动车电池预测

实现以异步的边云协同模式训练个性化神经网络模型。在边缘端，实时获取电动车电池的电气特性参数（如充/放电电压、电流、电池温度等）和环境参数（如环境温度、负载等），通过深度学习模型对电池综合性能进行实时评估，在训练模型的过程中不需要将任何有关车辆状态的原始数据上传到云端，只需要将模型参数上传到云端，而云端对各边缘端上传的模型参数或中间信息进行加权聚合，再将聚合后的全局参数分发给各边缘端以进行下一次模型训练。由于在基于联邦学习的边云协同更新中不需要上传任何关于车辆状态的原始数据，所以用户的隐私信息可以得到充分保障。同时，由于联邦学习在理论上具有媲美集中式学习的收敛速度以及在学习过程中采取模型压缩策略，所提出的预测系统能够在不降低模型精度的情况下显著地提升训练效率。

本文设计了仿真实验，采用 Learningtolearn 框架的边云协同智能算法^[46]进行电动车电池健康模型的训练。具体来说，考虑该场景中各边缘处（电动车）的计算和通信资源受限且异质，实验的系统搭建基于 Docker 容器实现边缘处和云端的模块封装，该系统由 3 台具有 8 核 CPU 和 8 GB RAM 的 mini-server 作为边缘节点、具有 2 个 20 核 CPU 和 128 GB RAM 的工作站作为云节点，设置资源预算和边缘异质度。首先，将动态边云协同学习策略（即在协作学习过程中边缘节点上的本地迭代训练分配和云上的全局聚合分配）建模为在线优化问题，优化问题的目标为最大化训练模型精度，约束条件为各边缘节点的计算资源和通信资源，学习策略为确定每个节点是否参与当前轮的学习迭代。然后，使用预算约束的多臂老虎机算法在线求解

约束优化问题，并将得到的学习策略实时用于当前参与训练的边缘节点，此时该节点拿到全局模型并基于本地的数据进行迭代训练。边云协同智能算法的实验结果如图 3(b)所示，当边缘异质度变高时，异步的边云协同算法确保了更高的效率，这是由于快的节点可以立即更新全局模型，不需要等待慢的节点。具体来说，在资源受限的情况下，异步模式的精度要比同步模式高 12%，且如果边缘节点的资源允许更长的训练时间，模型精度可达到 98%。同时，任何有关车辆状态的原始数据都保存在本地，因此，在保证模型性能的前提下充分保护了数据隐私。

6 结束语

边云协同智能作为边缘赋能 AI 的核心价值体现，是提升电网稳定运行和智能化管理的有效技术手段。本文对如何利用边云协同智能技术推动电力领域发展这一问题进行了深入讨论，首先，在深入分析当前电网建设需求的基础上，介绍了边云协同智能的概念、研究现状及优点，对边云协同智能赋能电力领域进行了适用性分析。然后，针对两类典型的电力场景提出了边云协同智能关键技术，并给出具体的边云协同解决方案，之后设计实验验证其有效性。除以上介绍，面向电力场景的边云协同智能关键技术还有待深入研究，下面从两方面进行简要展望。

1) 电力领域中的边云协同智能技术还需要有统一完善的体系架构来满足电力场景下组网的多层性和异构性、服务的弹性和多样性、智能的协同性和高效性等多方面约束和需求，并且边云协同智能系统的主要任务是高质量满足用户提交的服务

请求,根据系统动态性、弹性分配或释放计算资源,来提高资源利用率。因此,电力场景下的边云协同体系架构对支撑电网业务驱动的智能任务编排、资源驱动的弹性服务及各种协同方式下的智能训练和推理,具有重要的实际意义。

2) 以机器学习算法为代表的分布式数据分析技术是实现电力海量数据智能分析处理的核心。典型的机器学习算法包括深度学习、聚类、分类、关联性分析、小样本学习、强化学习等,其中监督学习、无监督学习等均已应用于电网系统,如无监督机器学习和小样本学习能对无标签的分布式智能电表数据进行实时分析来提高电网的效率。而核心机器学习算法的边云协同机制对支撑多层异构的电力场景下的分布式数据分析与挖掘具有重要意义。

参考文献:

- [1] 张聪,樊小毅,刘腾晓,等. 边缘计算使能智慧电网[J]. 大数据, 2019, 5(2): 64-78.
ZHANG C, FAN X Y, LIU X T, et al. Edge computing enabled smart grid[J]. Big Data Research, 2019, 5(2): 64-78.
- [2] 中国电机工程学会电力信息化专业委员会. 中国电力大数据发展白皮书[M]. 北京: 中国电力出版社, 2013: 10-15.
Informatization Committee of the CSEE. White paper of electric power big data of China[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2013: 10-15.
- [3] 王继业,郭经红,曹军威,等. 能源互联网信息通信关键技术综述[J]. 智能电网, 2015, 3(6): 473-485.
WANG J Y, GUO J H, CAO J W, et al. Review on information and communication key technologies of energy Internet[J]. Smart Grid, 2015, 3(6): 473-485.
- [4] 国家电网有限公司. 泛在电力物联网建设大纲[EB]. 2019.
State Grid Corporation of China. Construction outline of ubiquitous power Internet of things[EB]. 2019.
- [5] 张在琛. 泛在电力物联网关键支撑技术[J]. 电力工程技术, 2019, 38(6): 1.
ZHANG Z C. Key supporting technologies for ubiquitous electricity Internet of things[J]. Electric Power Engineering Technology, 2019, 38(6): 1.
- [6] 刘俊勇,潘力,何迈. 能源物联网及其关键技术[J]. 物联网学报, 2020, 4(4): 9-16.
LIU J Y, PAN L, HE M. Internet of energy things and its key technologies[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2020, 4(4): 9-16.
- [7] 龚钢军,罗安琴,陈志敏,等. 基于边缘计算的主动配电网信息物理系统[J]. 电网技术, 2018, 42(10): 3128-3135.
GONG G J, LUO A Q, CHEN Z M, et al. Cyber physical system of active distribution network based on edge computing[J]. Power System Technology, 2018, 42(10): 3128-3135.
- [8] 刘思放,邓春宇,张国宾,等. 面向居民智能用电的边缘计算协同架构研究[J]. 电力建设, 2018, 39(11): 60-68.
LIU S F, DENG C Y, ZHANG G B, et al. Research on collaborative architecture for edge computing of residential intelligent usage of electricity[J]. Electric Power Construction, 2018, 39(11): 60-68.
- [9] 吴大鹏,张普宁,王汝言. “端—边—云”协同的智慧物联网[J]. 物联网学报, 2018, 2(3): 21-28.
WU D P, ZHANG P N, WANG R Y. Smart Internet of things aided by “terminal-edge-cloud” cooperation[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2018, 2(3): 21-28.
- [10] 徐恩庆,董恩然. 探析云边协同的九大应用场景[J]. 通信世界, 2019(21): 42-43.
XU E Q, DONG E R. Analysis of nine application scenarios of cloud-edge collaboration[J]. Communications World, 2019(21): 42-43.
- [11] 徐恩庆,董恩然. 云计算与边缘计算协同发展的探索与实践[J]. 通信世界, 2019(9): 46-47.
XU E Q, DONG E R. Exploration and practice of coordinated development of cloud computing and edge computing[J]. Communications World, 2019(9): 46-47.
- [12] 张星洲,鲁思迪,施巍松. 边缘智能中的协同计算技术研究[J]. 人工智能, 2019(5): 55-67.
ZHANG X Z, LU S D, SHI W S. Research on collaborative computing technology in edge intelligence[J]. AI-View, 2019(5): 55-67.
- [13] 施巍松,张星洲,王一帆,等. 边缘计算: 现状与展望[J]. 计算机研究与发展, 2019, 56(1): 69-89.
SHI W S, ZHANG X Z, WANG Y F, et al. Edge computing: state-of-the-art and future directions[J]. Journal of Computer Research and Development, 2019, 56(1): 69-89.
- [14] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [15] IEC. Edge intelligence (white paper)[EB]. 2018.
- [16] ZHOU Z, CHEN X, LI E, et al. Edge intelligence: paving the last mile of artificial intelligence with edge computing[J]. Proceedings of the IEEE, 2019, 107(8): 1738-1762.
- [17] ZHANG X Z, WANG Y F, LU S D, et al. OpenEI: an open framework for edge intelligence[C]//Proceedings of 2019 IEEE 39th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS). Piscataway: IEEE Press, 2019: 1840-1851.
- [18] DENG S G, ZHAO H L, FANG W J, et al. Edge intelligence: the confluence of edge computing and artificial intelligence[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(8): 7457-7469.
- [19] STOICA I, SONG D, POPA R A, et al. A Berkeley view of systems challenges for AI[J]. arXiv:1712.05855, 2017.
- [20] Microsoft Azure. Azure IoT edge[EB]. 2019.
- [21] Cloud IoT edge: deliver Google AI capabilities at the edge[EB]. 2019.
- [22] KONECNY J, MCMAHAN H B, YU F X, et al. Federated learning: strategies for improving communication efficiency[J]. arXiv: 1610.05492, 2016.
- [23] Amazon Web Services. AWS IoT greengrass[EB]. 2019.
- [24] PANETTA K. 5 trends emerge in the gartner hype cycle for emerging technologies, 2018[EB]. 2018.
- [25] 工业互联网产业联盟. 工业互联网平台白皮书[EB]. 2018.
Alliance of Industrial Internet. White paper of industrial Internet platform[EB]. 2018.
- [26] 华为云. 智能边缘平台[EB]. 2019.
Huawei Cloud. Intelligent EdgeFabric[EB]. 2019.
- [27] XIONG Y, SUN Y, XING L, et al. Extend cloud to edge with KubeEdge[C]//Proceedings of 2018 IEEE/ACM Symposium on Edge Computing (SEC). Piscataway: IEEE Press, 2018: 373-377.
- [28] 边缘计算产业联盟, 工业互联网产业联盟. 边缘计算与云计算协同白皮书(2018年)[R]. 2018.

- Edge Computing Consortium, Alliance of Industrial Internet. White paper of edge computing and cloud computing (2018)[EB]. 2018.
- [29] YI S H, HAO Z J, ZHANG Q Y, et al. LAVEA: latency-aware video analytics on edge computing platform[C]//Proceedings of the Second ACM/IEEE Symposium on Edge Computing. New York: ACM Press, 2017: 1-13.
- [30] LI Y, GAO W. MUVR: supporting multi-user mobile virtual reality with resource constrained edge cloud[C]//Proceedings of 2018 IEEE/ACM Symposium on Edge Computing (SEC). Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-16.
- [31] HA K, CHEN Z, HU W L, et al. Towards wearable cognitive assistance[C]//Proceedings of 2014 Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services. New York: ACM Press, 2014: 68-81.
- [32] CAO J, XU L Y, ABDALLAH R, et al. EdgeOS_H: a home operating system for Internet of everything[C]//Proceedings of 2017 IEEE 37th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS). Piscataway: IEEE Press, 2017: 1756-1764.
- [33] 华先胜, 黄建强, 沈旭, 等. 城市大脑: 云边协同城市视觉计算[J]. 人工智能, 2019(5): 77-91.
HUA X S, HUANG J Q, SHEN X, et al. Urban brain: cloud-edge based collaborative urban visual computing[J]. AI-View, 2019(5): 77-91.
- [34] FU J S, LIU Y, CHAO H C, et al. Secure data storage and searching for industrial IoT by integrating fog computing and cloud computing[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(10): 4519-4528.
- [35] ZWOLENSKI M, WEATHERILL L. The digital universe: rich data and the increasing value of the Internet of things[J]. Australian Journal of Telecommunications and the Digital Economy, 2014, 2(3): 47.
- [36] ANANTHANARAYANAN G, BAHL P, BODÍK P, et al. Real-time video analytics: the killer app for edge computing[J]. Computer, 2017, 50(10): 58-67.
- [37] HAN S, MAO H Z, DALLY W. Deep compression: compressing deep neural network with pruning, trained quantization and Huffman coding[C]//Proceedings of 2016 International Conference on Learning Representations(ICLR). [S.l.: s.n.], 2016: 2-4.
- [38] HE Y H, ZHANG X Y, SUN J. Channel pruning for accelerating very deep neural networks[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision(ICCV). Piscataway: IEEE Press, 2017: 1389-1397.
- [39] TEERAPITTAYANON S, MCDANEL B, KUNG H T. Distributed deep neural networks over the cloud, the edge and end devices[C]//Proceedings of IEEE 37th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS). Piscataway: IEEE Press, 2017: 328-339.
- [40] LI E, ZHOU Z, CHEN X. Edge intelligence: on-demand deep learning model co-inference with device-edge synergy[C]//Proceedings of ACM SIGCOMM 2018 Workshop on Mobile Edge Communications. New York: ACM Press, 2018: 31-36.
- [41] 张佳乐, 赵彦超, 陈兵, 等. 边缘计算数据安全与隐私保护研究综述[J]. 通信学报, 2018, 39(3): 1-21.
- ZHANG J L, ZHAO Y C, CHEN B, et al. Survey on data security and privacy-preserving for the research of edge computing[J]. Journal on Communications, 2018, 39(3): 1-21.
- [42] 王丰, 文红, 陈松林, 等. 边缘计算下移动智能终端隐私数据的保护方法[J]. 网络空间安全, 2018, 9(2): 47-50.
WANG F, WEN H, CHEN S L, et al. Privacy data protection method for mobile intelligent terminal based on edge computing[J]. Cyber-space Security, 2018, 9(2): 47-50.
- [43] SMITH V, CHIANG C K, SANJABI M, et al. Federated multi-task learning[C]//Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS). [S.l.: s.n.], 2017: 4424-4434.
- [44] LIU Y, CHEN T, YANG Q. Secure federated transfer learning[J]. arXiv:1812.03337, 2018.
- [45] WANG S B, YANG S S, ZHAO C. SurveilEdge: real-time video query based on collaborative cloud-edge deep learning[C]//Proceedings of IEEE INFOCOM 2020 - IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2020: 2519-2528.
- [46] HAN Q, YANG S S, REN X B, et al. OL4EL: online learning for edge-cloud collaborative learning on heterogeneous edges with resource constraints[J]. IEEE Communications Magazine, 2020, 58(5): 49-55.

[作者简介]



韩青(1994-), 女, 西安交通大学计算机学院博士生, 主要研究方向为边缘计算、边云协同智能系统与算法。

高昆仑(1972-), 男, 全球能源互联网研究院有限公司教授级高级工程师、博士生导师, 主要研究方向为电力大数据与人工智能、网络安全。

赵婷(1981-), 女, 全球能源互联网研究院有限公司教授级高级工程师, 主要研究方向为电力大数据与人工智能、网络安全。

陈江琦(1991-), 男, 全球能源互联网研究院有限公司工程师, 主要研究方向为电力大数据与人工智能。

杨新宇(1974-), 男, 博士, 西安交通大学教授, 主要研究方向为边缘计算、人工智能、计算机网络与安全。

杨树森(1984-), 男, 博士, 西安交通大学教授, 主要研究方向为分布式网络(5G、边云协同网络)和数据科学(大数据、分布式机器学习、联邦学习)等。