

电力物联网边缘智能：概念、架构、技术及应用

仝杰¹, 齐子豪^{1*}, 蒲天骄¹, 宋睿¹, 张鋆¹, 谈元鹏¹, 王晓飞²

(1. 中国电力科学研究院有限公司, 北京市 海淀区 100192;

2. 天津大学计算机科学与技术学院, 天津市 南开区 300072)

Edge Intelligence to Power Internet of Things: Concept, Architecture, Technology and Application

TONG Jie¹, QI Zihao^{1*}, PU Tianjiao¹, SONG Rui¹, ZHANG Jun¹, TAN Yuanpeng¹, WANG Xiaofei²

(1. China Electric Power Research Institute, Haidian District, Beijing 100192, China;

2. School of Computer Science and Technology, Tianjin University, Nankai District, Tianjin 300072, China)

ABSTRACT: In recent years, with the large-scale deployment of sensors, acquisition devices, and perception terminals, as well as the integration of new technologies such as Artificial Intelligence, 5G, and BeiDou, there are many intelligent applications in Power Internet of Things (PIoT), such as intelligent inspection, online monitoring, and demand response. These applications have generated massive amounts of sensory data. Uploading the data to cloud servers consumes a significant amount of communication bandwidth, placing immense pressure on network channels and cloud resources. Moreover, the data process cannot meet the real-time requirements of these applications. To address these issues, the concept of edge intelligence to PIoT has emerged. By combining edge computing with artificial intelligence, edge intelligence to PIoT uses AI algorithms to perform preprocessing, local computation, and inference near the data source. This approach reduces the communication bandwidth, and decreases transmission latency and power consumption. Edge Intelligence to PIoT provides an effective solution to the above problems. This article first explains the concept and evolution of edge intelligence to PIoT. Then, the architecture of edge intelligence in smart grid IoT is proposed, and the hardware and software foundations of edge intelligence to PIoT are analyzed from three levels: edge-side AI chips, edge computing operating systems, and edge computing frameworks. Next, key technologies in edge intelligence to PIoT are discussed from five aspects: cloud-edge collaboration, model compression, model acceleration, swarm intelligence, and federated learning. Furthermore, application scenarios for edge intelligence to PIoT are explored in the five aspects of

“generation, transmission, transformation, distribution, and utilization”. Finally, the opportunities and challenges of edge intelligence to PIoT are analyzed.

KEY WORDS: power internet of things; edge intelligence; edge computing; artificial intelligence; model compression; cloud-edge collaboration

摘要: 近年来,随着传感器、采集装置、感知终端的规模化部署,以及人工智能、5G、北斗等新技术的融合应用,智能巡检、在线监测、需求响应等电力物联网应用产生海量感知数据,数据上传至云端服务器会占用大量通信带宽,为网络通道和云端资源带来巨大压力,处理分析的实时性与时效性也不满足应用要求。为解决上述问题,考虑将边缘计算和人工智能赋予电力物联网,电力物联网边缘智能技术应运而生。电力物联网边缘智能通过在边缘侧嵌入人工智能算法,在靠近数据产生源处对数据进行预处理、本地计算、推理研判,从而减少上传到云端的通信带宽需求,降低传输时延和传输功耗,为上述问题的解决提供一种有效技术路径。首先,阐释电力物联网边缘智能的概念与演进,提出电力物联网边缘智能体系架构;其次,从边缘侧芯片、边缘计算操作系统、边缘计算框架 3 个层次分析电力物联网边缘智能软硬件基础,同时从云边协同、模型压缩、模型加速、群体智能、联邦学习 5 个方面讨论电力物联网边缘智能关键技术;然后,从“发输变配用”5 个环节探讨电力物联网边缘智能应用场景;最后,分析电力物联网边缘智能应用的机遇和挑战。

关键词: 电力物联网; 边缘智能; 边缘计算; 人工智能; 模型压缩; 云边协同

0 引言

电力物联网^[1-6]作为物联网在电力领域的具体实践,通过构建连接全社会用户、各环节设备的智慧物联体系,实现对电网、设备、用户状态信息的

动态采集、实时感知和智能分析^[7-9],在电力领域有着广阔的发展前景。近年来,随着传感器、采集装置、感知终端的规模化部署,以及人工智能、5G、北斗等新技术的融合应用,智能巡检、在线监测、需求响应等应用产生海量感知数据(PB级),感知数据上传至云端进行处理和分析,占用大量通信带宽,产生严重传输时延,为网络通道和云端资源均带来巨大压力,无法满足电力物联网“全面感知,高效协同”的要求^[10]。因此,如何对海量数据进行实时有效地分析处理成为当前面临的核心挑战^[11]。

为解决上述问题,考虑将边缘计算^[12-16]和人工智能^[17-19]赋予电力物联网,电力物联网边缘智能技术应运而生。电力物联网边缘智能通过在边缘侧嵌入智能算法,同时在靠近数据产生源处对数据进行预处理、本地计算、推理研判,减少数据上传到云端的通信带宽需求,降低传输时延和功耗^[20]。由于数据在边缘侧进行就地处理而无需全部上传至云端,为上述问题的解决提供一种有效的技术路径。

目前已有学者就电力物联网边缘智能开展研究。文献[21]尝试将边缘智能运用到输电线路巡检中,通过在边缘终端设备上搭载人工智能模型实现对输电线路异常目标的快速检测和故障识别;文献[22]利用边缘智能技术对电动汽车充放电进行有序管理,执行身份认证、数据收集、优化决策等任务;文献[23]针对低压配电网台区拓扑结构混乱、更新不及时的问题,利用边缘智能技术实现配电网台区拓扑的自动识别。电力物联网边缘智能应用已呈燎原之势,但其内涵和外延暂无准确定义,技术框架并未明晰,计算范式和应用模式尚未形成体系。

因此,本文尝试对电力物联网边缘智能的概念、架构、技术和应用进行系统性梳理和总结。1节阐述电力物联网边缘智能基本概念;2节提出电力物联网边缘智能的体系架构和技术架构;3节从边缘侧芯片、操作系统及计算框架3个角度讨论电力物联网边缘智能软硬件基础;4节从模型压缩、模型加速、云边协同、群体智能5个方面阐释电力物联网边缘智能关键技术;进一步的,5节从电力系统“发输变配用”5个场景论述电力物联网边缘智能应用现状;最后,6节提出电力物联网边缘智能面临的机遇和挑战,以期对电力及其他相关行业开展边缘智能研究提供参考。

1 电力物联网边缘智能基本概念

1.1 边缘智能的定义与发展

边缘智能^[24-27]自提出以来,受到学术界和工业界广泛关注。文献[28-29]将边缘智能定义为能够在边缘侧执行人工智能算法的能力。文献[30]将上述定义进行拓展,提出人工智能模型的执行载体不再局限于边缘侧,而是云端侧、边缘侧和终端侧协同配合,并根据模型训练和推理场所的差异,将边缘智能划分为6个等级,即从云边协同推理(等级1)到训练推理均在终端进行(等级6)。文献[31]将上述定义进一步规范,即面向边缘的人工智能优化(AI for Edge)和边缘侧的人工智能应用(AI on Edge)。其中,AI for Edge关注利用人工智能方法解决边缘节点部署、计算卸载迁移方案设计等优化问题,AI on Edge则侧重于在边缘侧部署人工智能模型来解决数据处理与分析等实际问题。文献[32]将上述概念进一步细化为5类,分别从边缘上的人工智能应用(AI Application on Edge)、边缘中的人工智能推理(AI Inference in Edge)、基于人工智能的边缘计算架构(Edge Computing for AI)、边缘侧的人工智能训练(AI Train at Edge)、基于人工智能的边缘计算优化(AI for Optimizing Edge)对边缘智能概念进行阐述,边缘智能的模式分类如图1所示。

尽管目前对边缘智能没有统一的定义,但可从“边缘”和“智能”两个角度对边缘智能进行解释:1)边缘智能即边缘侧的就地计算:相较于只进行数据接入和存储转发的传统边缘网关,边缘智能中的终端设备还可进行数据处理、智能分析和任务决策;2)边缘智能即在边缘侧执行人工智能算法,人工智能算法的执行场所从集中的云端侧下沉到边缘侧,在靠近数据产生源的边缘处进行人工智能模型的训练和推理。

1.2 电力物联网边缘智能概念

电力物联网边缘智能指在边缘智能基础上,利用无人机、智能摄像头、智能电表等边缘智能终端,对电力物联网中各种电力设备进行全方位、深层次、多角度地感知和监测,通过在边缘智能终端设备上内嵌人工智能算法,对采集到的就地数据进行分析 and 决策,快速完成电力物联网中如输电线路巡检、变压器状态监测等实际任务。电力物联网边缘智能示意图如图2所示。

目前已有研究尝试对电力物联网边缘智能进行讨论分析。文献[11]尝试将边缘智能与电力视觉

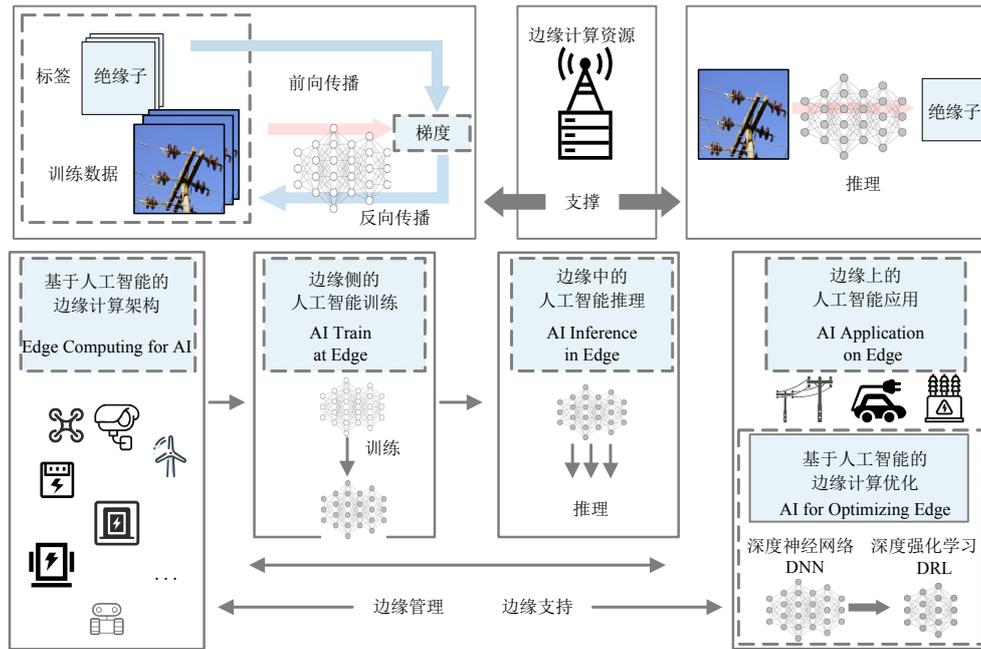


图 1 边缘智能的模式分类
Fig. 1 Mode classification of edge intelligence

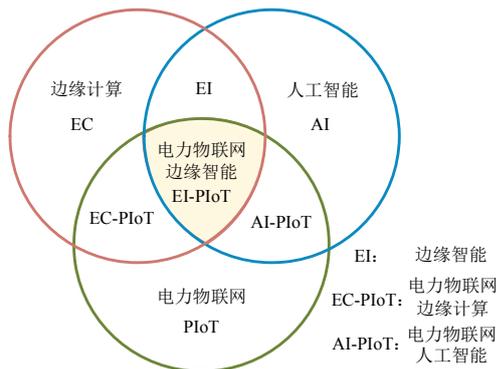


图 2 电力物联网边缘智能概念
Fig. 2 Concept of edge intelligence to power internet of things

领域进行融合，从电力视觉的角度总结边缘智能在电力物联网的结构框架和典型应用场景。文献[20]则从运行控制的角度讨论边缘计算在电力系统运行控制中的应用，从电力系统广域智能发电控制、变电站站域仿真分析与控制保护和负荷建模及调节能力评估 3 方面讨论边缘计算在电力系统中的应用场景。文献[17]系统讨论深度学习在电力系统中的图像数据和时空数据的应用场景。电力物联网边缘智能相关文献的总结如表 1 所示。本文在上述研究的基础上对电力物联网边缘智能的体系与技术架构、关键技术、设备组成和应用场景进行总结拓展和梳理。

2 电力物联网边缘智能架构

考虑到电力物联网边缘智能技术作为当前研

究的重点技术，充分讨论和深入研究其架构对未来边缘智能研究的拓展、落地具有重要指导意义。本节在文献[1,10]的基础上，提出电力物联网边缘智能的体系架构和技术架构。

2.1 电力物联网边缘智能体系架构

电力物联网边缘智能体系架构从低到高依次为物理层、感知层、网络层、边缘层、平台层和应用层，具体架构图如图 3 所示。

物理层(端侧)：包含电力物联网中各种设备，包括电源侧、电网侧、负荷侧和储能侧中需监测的电力终端设备，如发电机、变压器和输电线路等。这些设备是电力物联网边缘智能重要组成。

感知层(端侧)：负责对物理层的终端设备进行信息采集和状态监控，通过无人机、机器人、摄像头等多维感知设备对物理层设备状态进行采集感知。并将感知数据上传至边缘层设备上智能分析和任务决策，这些感知数据是实现电力物联网边缘智能的重要基础和保障。

边缘层(边侧)：负责对计算任务进行就地计算，实现智能分析和任务决策，是电力物联网边缘智能最核心的部分。边缘层的物理实体由具有人工智能算力的边缘服务器、智能电表、智能终端等边缘智能设备构成。边缘智能设备内部部署了边缘侧人工智能芯片，由边缘计算操作系统和边缘计算框架对边缘智能设备进行协调管理。在边缘智能设备上可运行规模较小的人工智能模型，这些模型具有一

表1 电力物联网边缘智能定义与概念相关文献

Table 1 Summary of related surveys of edge intelligence to power internet of things

视角	文献	主要贡献
电力物联网的定义和内涵	[1]	探讨智能电力物联网基本概念和建设目标 阐述智能电力物联网的功能架构、技术体系和生态圈建设模式
	[2]	提出泛在电力物联网智能感知中的关键技术和发展思路 总结泛在物联网的应用场景
	[10]	总结泛在电力物联网价值体现、发展形态 提出当前泛在电力物联网的技术挑战
	[30]	从人工智能模型训练和推理角度提出边缘智能的六层定义 分析和讨论边缘智能提出的背景,原因,框架和关键技术
边缘智能的定义与分类	[31]	提出边缘智能架构路线,从AI on Edge和AI for Edge角度来阐释边缘智能的含义 分别讨论AI on Edge和AI for Edge中的关键技术和重点挑战
	[32]	从Application on edge, AI inference in edge, Edge computing for AI AI train at edge, AI for Optimizing Edge5方面来对边缘智能进行分析
	[11]	阐述电力视觉边缘智能基本概念和结构框架 讨论电力视觉边缘智能中的关键技术和应用场景
边缘智能在电力领域运用	[17]	从图像数据和时空数据两方面讨论深度学习在电力系统中的应用场景
	[20]	从运行控制的角度讨论边缘计算在电力系统中应用 总结边缘计算在电力系统中的应用范式和发展方向
	[103]	分析边缘计算在配电网中的应用架构,数据中心架构 讨论边缘计算在配电网中的典型应用场景
	[123]	讨论边缘计算在电力需求响应中的应用展望 设计了自动需求响应边缘计算节点的分层架构模型

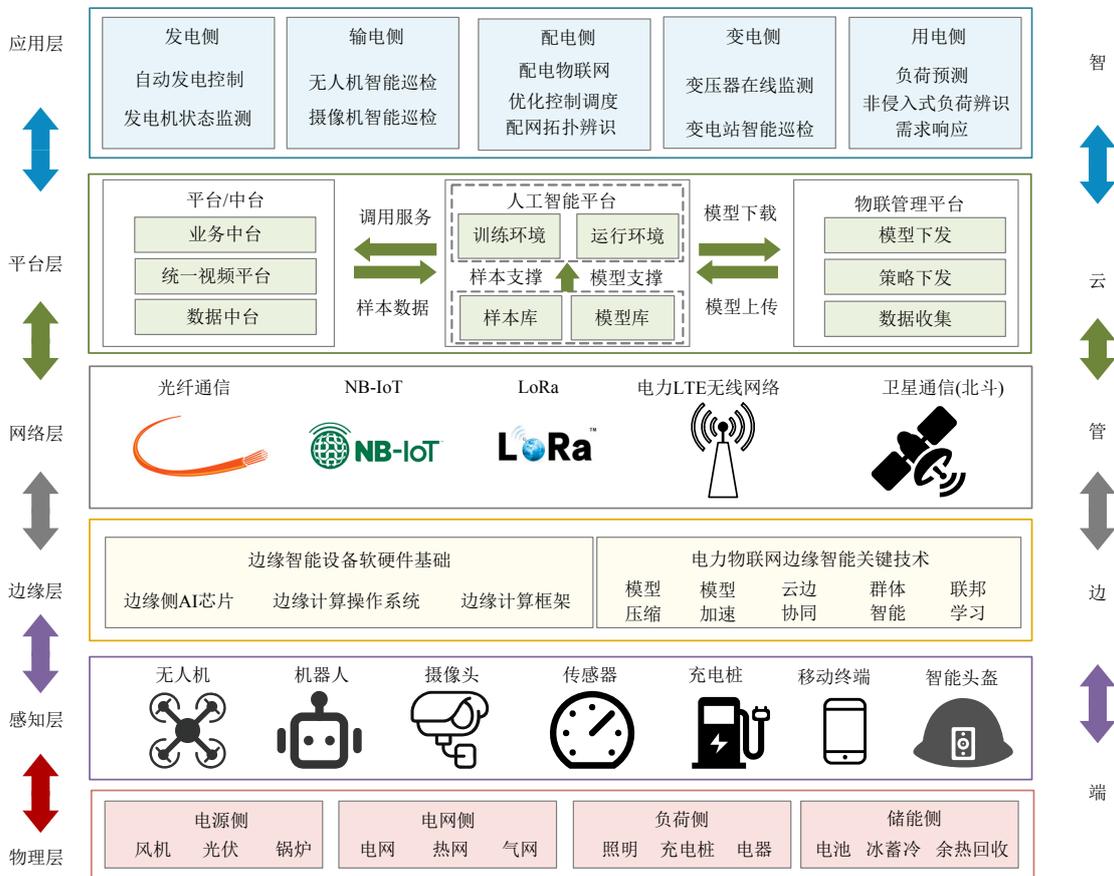


图3 电力物联网边缘智能体系架构

Fig. 3 Architecture of edge intelligence to power internet of things

定的智能处理和模型推理能力。对于无法独自完成的计算任务，则将部分计算任务通过网络层卸载至平台层进行处理。

网络层(管侧)：负责将边缘层的边缘智能设备无法独自完成的计算任务传输至平台层。网络层的传输模式可分为两类：有线传输和无线传输。有线传输的典型代表为光纤通信，无线传输包括 NB-IoT、LoRa、电力 LTE 无线网络卫星通信等。如何提供高可靠低时延的数据传输服务，是网络层研究的关键问题之一。

平台层(云侧)：负责处理边缘层未能全部完成的计算任务。平台层核心部分由人工智能平台、样本库和模型库构成。样本库存储和管理各专业、各类型样本资源；模型库存储和管理各专业、各类型外采或自研通用和专用模型。人工智能平台提供模型训练和推理服务。

应用层(智侧)：包括电力物联网中的如自动发电控制、无人机智能巡检、变压器在线监测等实际

应用场景。本文将从“发输配变用”5 方面介绍电力物联网边缘智能的应用场景。应用场景将在 5 节进行详细讨论。

2.2 电力物联网边缘智能技术架构

本节对体系架构中的边缘层内容进行进一步解构和拓展，并提出电力物联网边缘智能的技术架构。电力物联网边缘智能技术架构如图 4 所示。其中，电力物联网边缘智能设备软硬件基础和关键技术组成了技术架构的核心部分。前者着重讨论在电力物联网背景下边缘智能设备中重要的组成部分，而后者着重讨论边缘智能中的核心技术。两者共同支撑电力物联网边缘智能完成应用层的各种工作。其中电力物联网边缘智能设备软硬件基础着重讨论边缘侧人工智能芯片^[33-34]、边缘计算操作系统^[35-36]、边缘计算框架^[37]3 部分。电力物联网边缘智能重点关注模型压缩、模型加速、云边协同、群体智能和联邦学习五项关键技术。

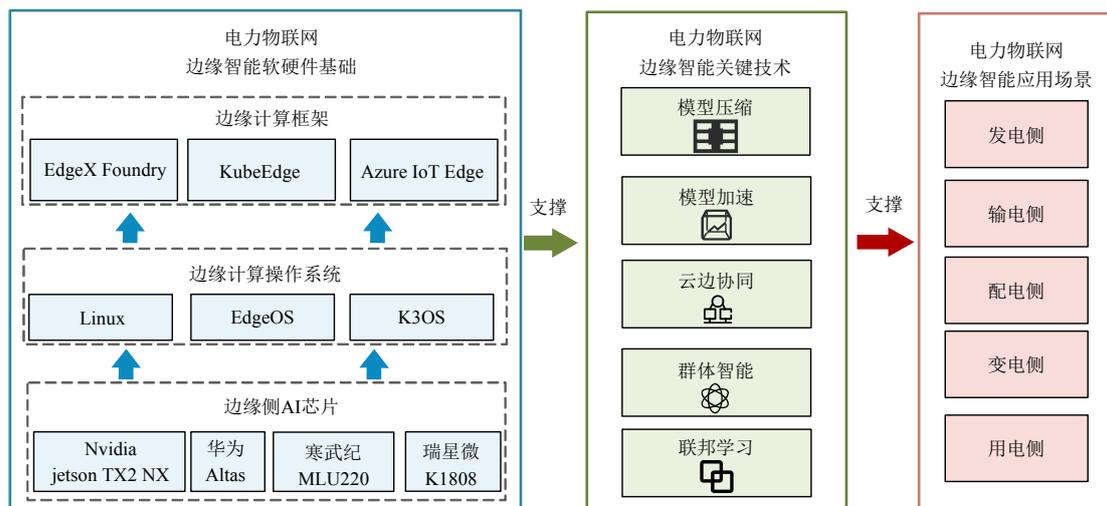


图 4 电力物联网边缘智能技术架构

Fig. 4 Technical architecture of edge intelligence to power internet of things

3 电力物联网边缘智能软硬件基础

边缘智能设备是实现电力物联网边缘智能的实际执行场所，因此对边缘智能设备中软硬件基础讨论具有重要意义。本节着重从边缘侧人工智能芯片、边缘计算操作系统和边缘计算框架 3 部分对电力物联网边缘智能软硬件基础进行讨论。

3.1 边缘侧人工智能芯片

随着人工智能不断发展，人工智能模型的网络结构和规模迅速增长，模型训练和推理的成本不断升高。传统基于中央处理器(central processing unit,

CPU)的训练方式效率低下，因此有学者尝试利用人工智能芯片来加速模型的训练和推理。由于在电力物联网边缘侧计算资源有限，为人工智能芯片的算力性能功耗比(能耗比)提出了极高的要求，以期在最低的功耗下获得最高的算力^[33]。

目前已有相关公司企业开展人工智能芯片的研发工作。如英伟达公司推出 Jetson TX2 NX 芯片，采用图像处理器(graphics processing unit, GPU)架构，算力理论峰值为 1.33 TFLOPS。国内如华为海思公司推出昇腾 310(Ascend)人工智能芯片，该芯片已用于输电线路巡检场景中，在边缘侧实时监测

输电线路,极大提高运维效率。当前国内外主流人工智能芯片性能参数对比如表2所示。

表2 AI芯片参数对比

Table 2 Parameter comparison of AI chips

人工智能芯片	技术架构	理论算力 峰值/TOPS	能耗比/ (TOPS/W)
英伟达 Jetson Nano	GPU	0.472 (TFLOPS)	0.0944 (TFLOPS/W)
英伟达 Jetson TX2 NX	GPU	1.330 (TFLOPS)	0.1773 (TFLOPS/W)
华为海思昇腾 310	Da Vinci NPU	16	2
寒武纪 MLU220	MLU	16	1.060
智芯猎鹰 SCAL101A	NPU	2	8
智芯猎鹰 SCA2004T	NPU	4	1.330
比特大陆 BM1684	TPU	17.600	0.880
地平线旭日 X3M	BPU	5	-
瑞芯微 RK1808	SoC 集成 NPU	4	-

尽管目前边缘侧人工智能芯片已有诸多研究,但针对电力场景下定制化人工智能芯片的研究仍相对较少。如何设计特定场景的人工智能芯片以适应复杂电力场景,是将来重点研究方向。

3.2 边缘计算操作系统

边缘计算操作系统负责沟通电力边缘智能设备和上层各种复杂的电力应用场景,负责完成复杂的计算任务的部署、调度和迁移等操作,从而保证任务的可靠性和资源的最大程度利用^[16]。目前大部分边缘计算操作系统仍采用 Linux 内核,目前也有相关学者和企业去研究特定场景下的边缘计算操作系统。文献[35]针对于智能家居场景提出 EdgeOS_H 定制化边缘计算操作系统。通过将 EdgeOS_H 部署在家庭边缘网关中,从而实现智能家居的实时连接沟通。针对车联网场景中特定化数据分析等任务,OpenVDAP 提出 EdgeOS_V 的车联网操作系统,专门处理车联网任务弹性管理,数据隐私保护等服务^[36]。然而目前边缘计算操作系统仍仅对于特定场景,基于电力系统场景的边缘计算操作系统的研究仍相对较少。

3.3 边缘计算框架

边缘计算框架通过将边缘计算部署在个人计算机网关,路由器,交换机等边缘设备上^[37],为边缘侧设备提供资源管理,安全校验,设备接入等基础功能^[38],以简化边缘计算的部署过程。因此对边缘计算框架的研究对于电力物联网边缘智能落地具有重要意义。下文简要介绍一些常见的边缘计算框架,为实际部署边缘计算提供参考。

EdgeX Foundry 是由 Linux 基金会开发,专门为物联网边缘计算研发的开源框架,该框架具有极高的兼容性,可部署在网关,路由器等边缘节点上。文献[21]在 EdgeX Foundry 框架的基础上于输电线路边缘侧完成边缘计算部署,执行资源管理和模型训练推理,实现输电线路高效异常检测;KubeEdge 是华为公司基于 Kubernetes 设计研发的一个边缘计算框架^[39]。KubeEdge 可以在云端对边缘节点设备进行统一管理,实现云端和边缘的数据同步^[37]。除上述介绍的边缘计算平台外,还有 Linux 基金会创建的 Akraino Edge Stack、微软公司推出的 Azure IoT Edge、阿里巴巴公司推出的 Link IoT Edge、亚马逊公司推出的 AWS Greengrass, ONF 推出的 CORD 等框架可实现在电力物联网中进行边缘计算的部署。

4 电力物联网边缘智能关键技术

本节着重讨论电力物联网边缘智能中所涉及的关键技术:模型压缩、模型加速、云边协同、群体智能和联邦学习。这些技术为实现电力物联网边缘智能提供重要基础和保障。

4.1 模型压缩技术

随着人工智能技术快速发展,人工智能模型的性能和规模均成指数级上升,然而存储成本和计算成本也相应上升。如何在资源有限的边缘智能设备上部署复杂人工智能模型成为当前亟需解决的问题^[40]。模型压缩是指对在保证模型精度情况下对模型进行精简以得到轻量化网络模型^[41],轻量化网络模型具有更少的参数和更简单的网络结构,相应的,计算和存储开销也随之降低,更适合部署到资源有限的电力边缘智能设备上^[40]。模型压缩可细分为剪枝^[42]、模型量化^[43]、知识蒸馏^[44]等技术。

剪枝^[42]是模型压缩中的核心技术之一。通过裁剪神经网络模型中冗余的网络结构和参数来降低网络复杂度,提高网络的泛化能力。如图5所示,从粒度由细到粗可将剪枝分为:权重剪枝^[45],神经元剪枝^[46],通道剪枝^[47-48]和中间隐层剪枝^[49]。不同剪枝示意图如图5所示。

模型量化^[43]是指在尽可能保证模型准确度的情况下,用更少比特位来存储模型中的参数,从而压缩模型规模,减少模型的存储空间。图6为用2比特的整型数量化32比特的浮点数的过程示意图。

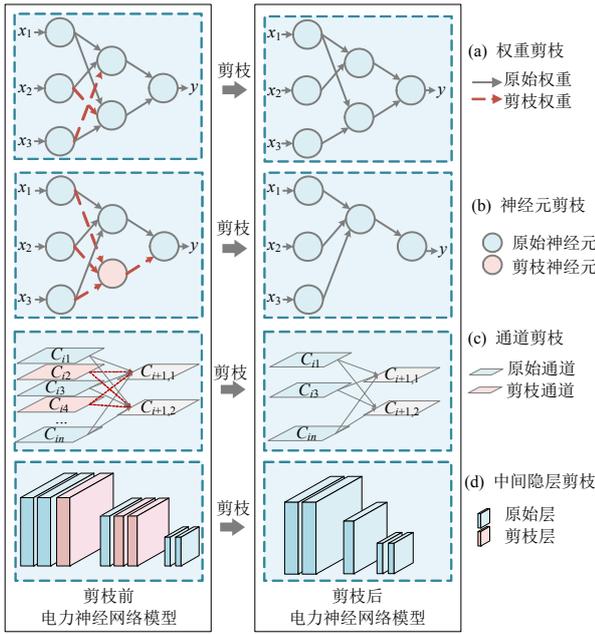


图 5 剪枝示意图

Fig. 5 Illustration of pruning

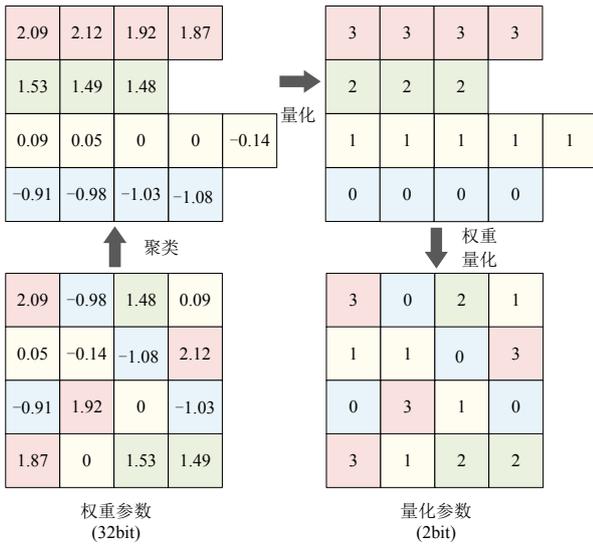


图 6 模型量化示意图

Fig. 6 Illustration of model quantization

知识蒸馏^[44]也是模型压缩的重要手段之一，与剪枝和量化的模型压缩思路不同，知识蒸馏尝试将一个神经网络中的知识“浓缩”到另一个神经网络中，以实现缩小模型规模。在该过程中前者称为教师网络，后者为学生网络，神经网络中的知识则体现在神经网络的参数中。知识蒸馏首先训练一个规模较大的教师网络并达到较高的准确率。接着构建一个轻量化的学生网络来拟合教师网络，让学生网络尽可能得到和教师网络相似的映射输出，从而实现模型的压缩。知识蒸馏的示意图如图 7 所示。

除了上述介绍的经典压缩方法以外，还有低秩

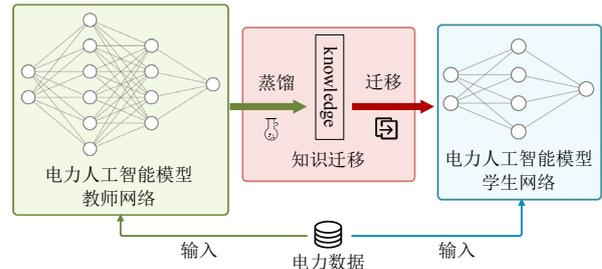


图 7 知识蒸馏示意图

Fig. 7 Illustration of Knowledge Distillation

分解^[50]、加法网络^[51]等其他压缩方法。模型压缩作为电力物联网边缘智能关键技术之一，在无人机智能巡检、非侵入式负荷辨识、变压器故障辨识等计算资源有限的电力场景中发挥着重要作用，通常无法部署大规模人工智能模型，因此通过模型压缩技术，在尽可能在保证准确率的情况下降低深度学习模型的规模，实现在资源有限的边缘设备上部署人工智能模型，进一步推进电力物联网的智能化和数字化水平。

4.2 模型加速技术

尽管模型压缩技术在一定程度上缓解边缘智能设备算力资源有限的问题，但为进一步提升电力边缘智能设备的算力资源利用效率，需要尽可能加速人工智能模型的训练和推理速度，减少不必要的算力浪费。除在 3 节电力物联网边缘智能软硬件基础中介绍的利用人工智能芯片、GPU 等硬件设备实现模型加速的方式外，还有其他重要一系列重要的模型加速技术^[52]，主要包模型分割^[53]、模型早退^[54]、计算共享^[55]等方法。

模型分割^[53]是指将在本地训练的神经网络模型分割成多份并分配给其他计算设备(如其他边缘智能设备、云端服务器等)，通过多台计算设备加速模型的训练速度，同时缓解本地算力资源不足的问题。然而目前模型分割的难点在于如何选择合适的分割点，以及如何同步不同计算设备模型训练的计算结果；模型早退^[54]也是一种广泛运用的加速模型训练的重要策略。首先设置训练准确率阈值，当模型的训练已经达到设定的阈值时，便提前结束训练而不必完成所有的训练轮数，从而节省大量的训练时间和计算资源，从而实现模型的训练加速；计算共享^[55]则是指当电力边缘节点具有时空相关性时^[56]，部分模型的计算是重复冗余的，因此部分的计算结果可以相互分享，将其他节点的计算结果缓存到本地，进而减少不必要的资源浪费，加速模型训练速度。

除上述介绍的重要加速方法外,更重要的是结合实际情况,设计符合当前计算资源能力的人工智能算法训练框架^[56],以最大限度的利用边缘智能设备的计算能力。

4.3 云边协同技术

目前电力边缘智能设备计算资源有限,计算能力相对较弱,对于复杂计算任务,在当前阶段仍需要与电力物联网云平台中的高性能服务器协同配合,通过云边协同的方式执行模型的训练推理任务^[57]。云边协同技术是电力物联网边缘智能中的核心技术^[58],也是其他如模型压缩、联邦学习等技术的基础。根据模型训练场所,计算任务执行场所不同,可将云边协同技术可分为3种模式^[20],3种云边协同模式对比如表3所示。

表3 云边协同技术模式

模式	模型训练场所	任务执行场所
计算-训练导向	云端侧	边缘侧
云导向	云端侧	云端侧、边缘侧
边缘导向	云端侧、边缘侧	边缘侧

目前云边协同技术已广泛运用于电力物联网的多个应用场景中,随着技术的发展和设备计算能力的提升,未来模型训练和推理场所逐渐迁移至边缘侧乃至终端侧。如何合理地进行资源分配和任务卸载是云边协同需要重点关注的问题。

4.4 群体智能技术

群体智能是在某种基于互联网的组织结构下,被激励进行计算任务的大量独立个体共同作用所产生的超越个体智能局限性的智能形态^[59-60]。在群体智能中每一个边缘侧均视为一个分布式人工智能体,多个智能体之间会相互合作、竞争、通信,同时结合云边协同技术与云端服务器共同进行学习和训练,以解决实时动态环境下的任务调度、资源分配、行为协调以及冲突消解等协同问题^[61]。针对于电力系统领域,有学者尝试将群体智能应用在电力系统领域协同调度领域,通过将每一个电力边缘侧设备视为一个智能体^[62],每个智能体之间相互交流和博弈,在电力系统源荷随机波动的情况下实时给出优化调度策略。云边协同和群体智能示意图如图8所示。

4.5 联邦学习技术

随着电力物联网智能化程度不断提高,电力用户隐私泄露的风险也大大提升,如何在电力物联网信息化、智能化水平不断提高的同时保护用户的隐

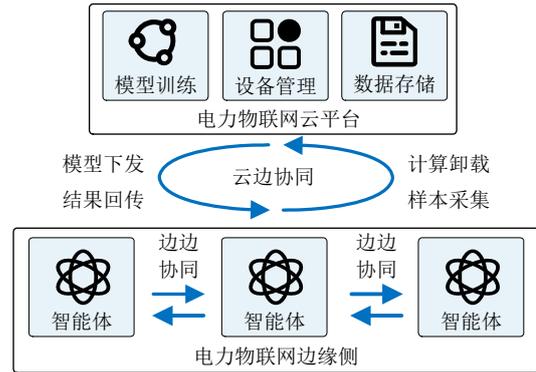


图8 云边协同和群体智能示意图
Fig. 8 Illustration of cloud-edge collaboration and collective intelligence

私,成为当前亟需解决的问题。联邦学习^[63-66]旨在解决人工智能模型训练过程隐私泄露的问题,相比于传统集中式的训练方式,联邦学习中所有训练均是在本地设备上进行。用户数据不会上传到云端侧,而只会将训练后的模型参数加密后进行上传。云端接收到所有模型参数后,进行统一聚合,并将聚合后的参数再下发到本地。联邦学习相比于传统集中式学习方式,更加注重用户的隐私。联邦学习流程如图9所示。

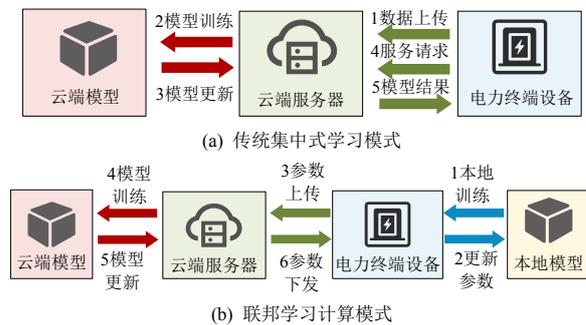


图9 联邦学习示意图
Fig. 9 Illustration of federated learning

值得注意的是,上述介绍的技术仅是电力物联网边缘智能中核心关键技术。除上述技术外,还有其他技术在电力物联网边缘智能中发挥着重要作用。如利用网络结构搜索^[67]进行人工智能模型的定制化设计;利用区块链^[68]技术实现去边缘智能节点去中心化和数据安全传输;利用 GoSGD^[69]、GossipGrad^[70]等异步算法实现完成不同边缘智能节点模型的分布式人工智能模型联合训练等。这些技术是电力物联网边缘智能的坚实基础,保证了电力物联网边缘智能的稳步推进。

5 电力物联网边缘智能应用现状

电力物联网边缘智能在部分场景已得到广泛研究与运用,但大部分场景仍处于起步阶段,本节

将从发电侧、输电侧、配电侧、变电侧和用电侧 5 个方面梳理电力物联网边缘智能在中的应用，讨论和总结边缘智能在电力物联网中可能的应用场

景，以期对未来研究提供参考。电力物联网边缘智能在不同电力场景下应用的相关技术以及起到的关键作用总结如表 4 所示。

表 4 电力物联网边缘智能应用场景
Table 4 Application scenario of edge intelligence to power internet of things

视角	应用 场景	参考 文献	应用技术					电力物联网边缘智能重要作用
			模型压缩	模型加速	云边协同	群体智能	联邦学习	
发电侧	自动发电控制	[71-73]	—	—	√	√	—	解决海量计算需求
	发电机组状态监测	[74-75]	—	√	√	—	—	利用多智能体协同策略实现区域最优协同控制
								数据进行快速分析和处理，缩短传输时延
输电侧	无人机/视频智能巡检	[79-87]	√	√	√	—	—	对发电机组进行实时监控
变电侧	变压器在线监测	[88-93]	√	√	√	—	—	快速对输电线路进行检测，缩短传输时延
	变电站远程智能巡视	[94-96]	√	√	√	—	—	减小模型规模，缓解设备资源压力
								对变压器状态进行实时监控检测
配电侧	配电物联网优化调度控制	[98-104]	—	—	√	√	√	对变压器故障进行快速诊断和及时预警
	配网拓扑辨识	[105-106]	—	√	√	√	√	对变电设备进行视频实时监控
		[107-109]	—	—	√	√	—	对变电设备执行缺陷辨识与状态识别
								缓解配电数据对通信信道和主站存储系统压力
用电侧	负荷预测	[117-118]	√	√	√	—	—	实现就地轻量级数据处理
	非侵入式负荷辨识	[120-122]	—	√	√	—	—	实现配电网优化控制调度
	需求响应	[123-124]	—	√	√	—	—	解决配电网分布式源荷不确定性问题
	电动汽车有序充电	[22]、[103]	—	√	√	√	√	对复杂配电网进行拓扑辨识

5.1 边缘智能在发电侧的应用

发电侧是电力系统中的重要环节和重要基础，然而发电机组老化等问题极大地降低发电效率。因此可考虑在发电机组旁部署边缘智能设备，收集发电机组状态信息，以对发电机组的状态进行实时监控和分析，从而快速准确发现发电机组的故障；此外，可通过边缘智能设备收集各个地区的电力数据，实现自动发电控制，制定最优发电决策并实现区域最优协同控制，以达到发电效益最大化。因此，本文尝试从自动发电控制和发电机组状态监测两方面讨论电力物联网边缘智能发电侧应用。

5.1.1 自动发电控制

自动发电控制是电网调度的关键环节。自动发电控制示意图如图 10 所示。当前电网调度中心对自动发电控制多采用传统的集中式的控制策略，然而随着可再生能源与柔性负荷的大量接入，带来了

强随机扰动问题，同时也产生了海量数据计算需求，传统控制策略难以满足当前电网的频率控制要求^[71]。因此，可考虑将电力物联网边缘智能与发电侧结合，将传统的中心式调度策略转换成分布式多智能体协同策略，从而实现区域的最优协同控制。文献[71]通过边缘智能设备搜集发电机组状态信息，利用权重双 Q-时延更新算法进行分布式多区域互联电网的协同控制，实现了高效稳定的自动发电控制。文献[72]提出一种基于虚拟狼群策略的分层分布式控制方法来实现自动发电控制，利用边缘智能快速计算能力，不同智能体直接相互博弈并收敛达到纳什均衡，实现了区域最优协同控制。文献[73]研究边缘智能在电厂自动发电控制考核过程中应用的可能性，通过将主站的自动控制发电部分调节计算任务下沉到靠近发电机组附近的边缘智能终端设备上，来缓解主站的计算和存储压力，同时也

缓解网络传输压力。在自动发电控制的过程中，边缘智能在数据收集、博弈计算起到关键作用。

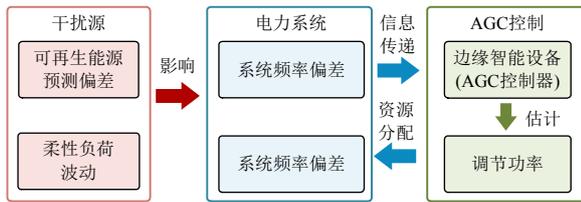


图 10 自动发电控制示意图

Fig. 10 Illustration of automatic power generation control

5.1.2 发电机组状态监测

边缘智能除另一个潜在研究方向为发电机组的状态监测。目前研究大多基于云计算实现对发电机组的状态监测。文献[74]研究基于云平台的节能减排实时监控系...

发电机组的实时监控，并上传至云平台处理，实现对发电机组的状态监测。文献[75]采用无人机对发电机组进行监控，并将监控图像上传至云平台，实现对发电机组的实时监控。然而上述基于云计算进行状态监测的计算模式，给电力传输网络带来巨大压力的同时产生严重传输时延，无法满足电力物联网对实时性的要求。因此可尝试在边缘侧部署边缘智能设备以缩小传输时延，缓解网络传输压力，实现对发电机组的实时监控。

5.2 边缘智能在输电侧的应用

输电线路智能巡检是目前边缘智能较为成熟运用场景之一，得到学术界和工业界的广泛关注。智能巡检主要可分为两大类，基于无人机的智能巡检和基于摄像头的智能巡检。输电线路智能巡检框架图如图 11 所示。

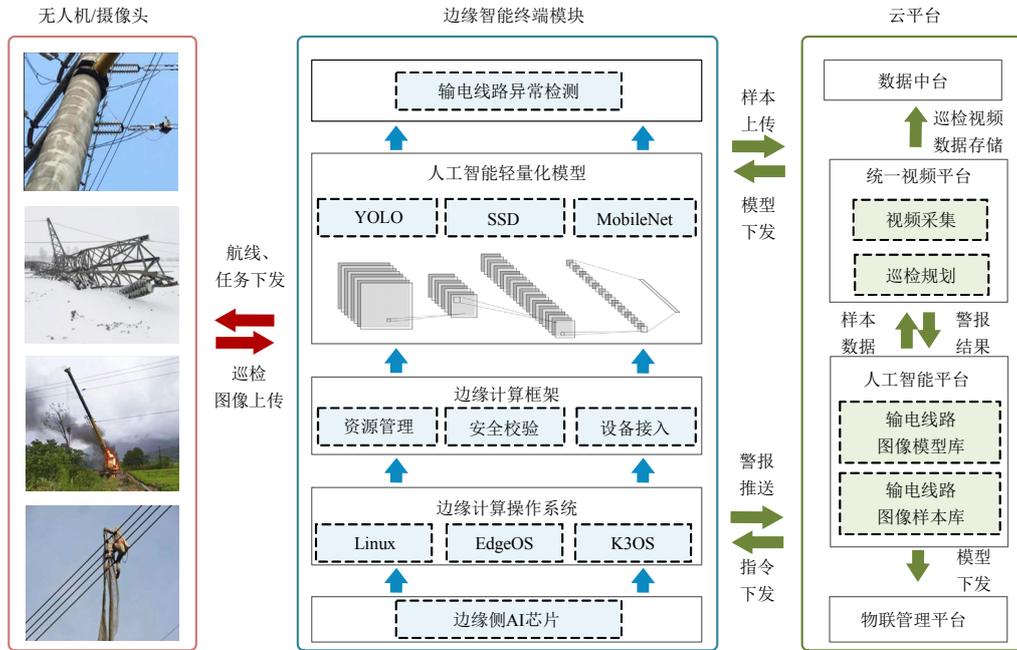


图 11 输电线路智能巡检框架图

Fig. 11 Framework of intelligent inspection for power transmission lines

5.2.1 基于无人机的输电线路智能巡检

传统的巡检方式需人工去发现输电线路的问题。这种巡检方式效率低下，并且在巡检的过程中极可能发生意外事故。更为有效且安全的巡检方式为利用无人机来执行输电线路的巡检任务。首先通过无人机拍摄输电线路的图像，上传至边缘智能终端模块中，利用人工智能模型对输电线路图像进行故障诊断，并将诊断结果上传至云平台。无人机巡检的问题属于计算机视觉领域的目标检测问题，目前目标检测常见算法包括 R-CNN 系列算法[76]、YOLO 系列算法[77]和 SSD 系列算法[78]等。

基于无人机的智能巡检已有较多工作和研究[79]。其中，研究重点为输电线路的绝缘子、金具、杆塔、导地线等[80]。文献[81]利用无人机来对输电线路中的绝缘子的缺陷检测。无人机上搭载边缘智能设备，并部署 YOLO v2 模型来进行缺陷检测。并运用数据增强技术来阻止模型的过拟合现象。文献[82]采用级联卷积神经网络综合进行输电线路中的绝缘子目标检测和缺陷检测。文献[83]为了解决无人机拍摄图像低信噪比的问题，搭建基于 Faster R-CNN 网络提高图像的信噪比并对图像中的绝缘子区域进行切割，最后利用 U-net 对绝缘子的缺陷

进行检测。

除对绝缘子的检测外，也有研究尝试对输电线路的其他器件进行缺陷监测。文献[84]利用 Faster R-CNN 模型对输电线路中的耐张线夹进行缺陷检测。文献[85]首先利用锐化滤波器对图像进行锐化，之后利用 YOLO v3 模型对输电线路中的防鸟刺部件区域进行识别并截取，并利用 ResNet152 模型对识别的区域进行故障诊断。文献[86]利用 SSD 算法定位并切割存在缺陷螺栓的区域，并搭建 YOLO v3 模型进行缺陷检测。

5.2.2 基于摄像头的输电线路智能巡检

除基于无人机的智能巡检外，基于摄像头的智能巡检也得到了广泛的研究^[21]。摄像头对输电线路进行监控并拍照，并将采集到图像回传到边缘智能终端设备上。通过在边缘智能终端设备上部署目标检测模型实现对输电线路的缺陷检测。文献[21]提出基于边缘智能的输电线路异常检测模型。通过摄像头拍摄的图像，该模型利用改进型 MobileNet v3 提取输电线路异常目标特征，利用 YOLO v3 进一步进行目标异常检测。并采用剪枝以实现模型的轻量化压缩。文献[87]采用适应性特征融合方法搭建

一个轻量级神经网络，适合在计算资源有限的计算终端上进行部署，从而实现对输电线路的异常目标的检测。由于摄像头没有无人机灵活，覆盖区域较窄，适用范围有限，目前研究更多采用基于无人机的智能巡检。

尽管输电线路的巡检问题已经得到较好解决，但是上述大部分研究执行识别诊断等任务仍然是在边缘服务器或者云服务器上。无人机或摄像头更多承担数据采集的工作，导致这样巡检效率较低，时延较大。更有效率的方式在无人机等终端上部署边缘智能设备并执行故障诊断。随着技术的发展，终端级边缘智能的输电线路巡检是未来工作研究的方向与重点。

5.3 边缘智能在变电侧的应用

边缘智能在变电侧潜在应用场景主要包含变压器在线监测和变电站智能巡检两个部分。通过在变压器周围部署边缘智能终端设备，实现对变压器的实时监控和快速故障诊断。此外，可利用智能传感设备在变电站巡检，实现对变电站的实时监控。电力物联网边缘智能在变电侧应用场景架构图如图 12 所示。

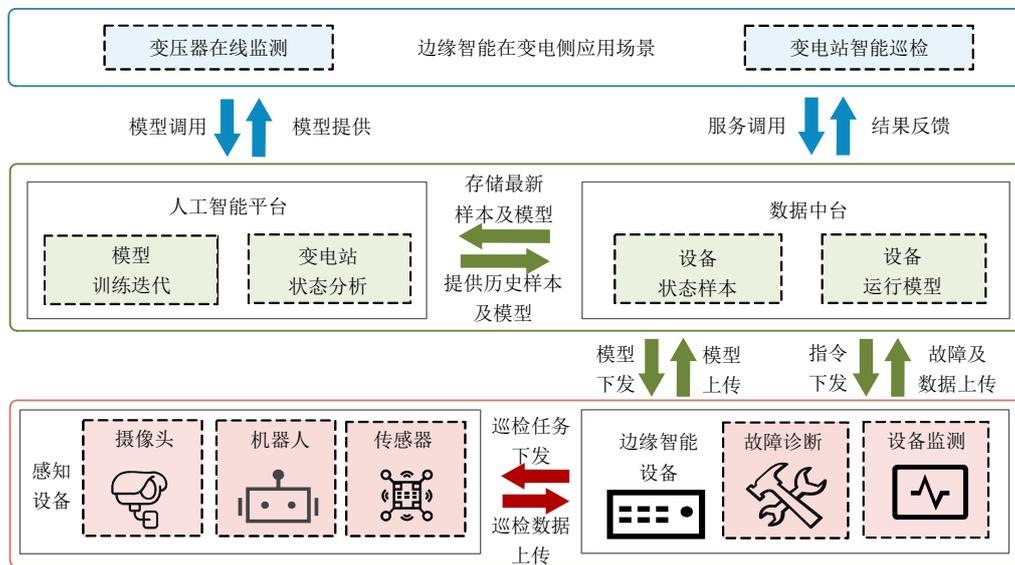


图 12 边缘智能在变电侧应用场景

Fig. 12 Application scenarios of edge intelligence at substation side

5.3.1 变压器在线监测和故障诊断

变压器作为电力系统中电压转换和能量传输的核心枢纽设备，其安全稳定运行对电力系统至关重要^[88]。一旦发生故障可能会引发电网大规模停电事故^[89]，对电力系统稳定运行造成严重威胁。因此开展变压器在线检测和故障诊断研究具有重要意义^[90]。

目前已有大量关于变压器在线检测和故障诊断的相关研究。文献[91]提出一种基于 Mel 频谱滤波与卷积神经网络结合可听声辨识方法对变压器中的有载分接开关进行故障辨识方法。文献[92]提出基于二值粒子群优化的多核学习 SVM 分类方法进行变压器故障诊断。文献[93]提出一种基于压缩观测与判别字典学习的变压器声纹识别方法为变

压器的声纹识别提供一种新的思路。然而,上述工作的执行场所多位于云端侧的服务器上。和发电机组的状态监测一样,基于云平台的方式难以实时快速给予反馈,进而增大了电力通信网络的传输压力,此外部分电力数据并不适合上传至云平台上。因此可考虑在变压器的边缘建立边缘智能设备,传感器采集到的信息直接传入至边缘智能设备,实现就地快速诊断,从而缩小诊断时间,同时保证了电力数据的隐私性。

5.3.2 变电站远程智能巡检

电力物联网边缘智能在变电侧另一个潜在的应用场景为变电站远程巡检。利用智能机器人、智能头盔、或智能摄像头等终端设备对变电站进行巡检^[94-96],将结果上传至变电站附近的边缘智能设备,边缘智能设备负责给终端设备下发巡检任务,并对上传的巡检任务进行分析和处理,并将结果上传至云平台,从而实现设备缺陷识别、设备状态识别、视频实时监控等业务需求。然而,由于模型训练数据集不足、搭建成本较高等问题,当前变电站远程智能巡视研究仍较少,如何去解决这些问题是未来的重点研究内容。

5.4 边缘智能在配电侧的应用

随着配电物联网的不断发展,大量的配电设备、电气量传感器、状态量传感器接入到电网,这些设备产生海量的配用电数据,如何采集、传输、保存和分析这些数据成为配网的重大挑战之一。为解决上述问题,可考虑将电力物联网边缘智能与配电网相结合^[97],从而实现对配网数据的高效管理。本节从配电物联网、优化控制调度和拓扑辨识3方面讨论将电力物联网边缘智能在配电网的潜在应用场景。

5.4.1 配电物联网

由于数以百万计的配电设备的接入,大量的配电数据的采集、传输、存储、计算给配电物联网带来巨大压力^[98-101]。因此,可考虑将边缘智能技术与配电物联网结合^[102],利用边缘智能的强大数据处理能力缓解上述问题,配电物联网框架图如图13所示。

文献[103]提出利用边缘计算来缓解海量配用电数据对通信信道和主站存储的压力,并在终端侧部署边缘计算平台,实现就地数据梳理。文献[104]利用边缘计算来解决配电台区设备管理困难、通信薄弱业务更新迁移依赖厂家等问题。台区智能融合

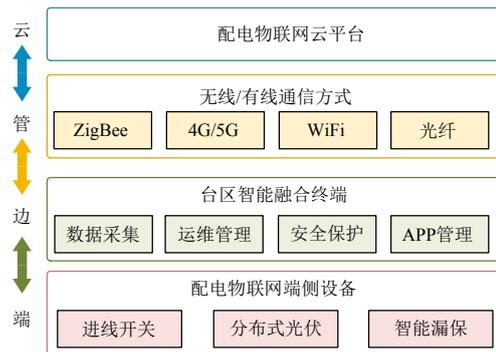


图13 配电物联网框架图

Fig. 13 Framework of distribution internet of things

终端作为配电物联网实现边缘智能的核心设备,是实现配电侧边缘智能主要载体和具体场所,为优化控制调度、拓扑辨识等具体应用提供数据支撑和操作执行能力。

5.4.2 配网优化调度

随着新型电力系统的不断构建,新能源的比重进一步加大,大量的分布式电源的接入配电网,配电网的源荷不确定性增强,网络结构也随之复杂化,如何对快速准确低对复杂的配电网进行优化控制调度成为当前亟需解决的问题。因此,将电力物联网边缘智能与配电网相结合,尝试在配电网引入边缘智能设备,将每一个配电终端视为智能体,智能体之间相互博弈,使整个系统实现均衡,进而实现配网的优化控制调度。

文献[105]采用分布式-云边协同式的调度模式,在边缘侧搭建需求侧灵活性资源调度优化模型,在配电网云端搭建出清优化模型。通过引入边缘侧和云端侧的合作式博弈,使整个系统达到纳什均衡,在保证系统稳定运行的同时解决了配电网调度优化问题。文献[106]针对配电网多利益协同优化问题,提出一种考虑需求响应和边缘计算的配电网分布式优化调度方法。将配电网能量管理系统作为云计算节点,同时将智能配电终端作为边缘计算节点,通过云边协同配合来实现配电网的分布式优化调度。为了自适应分布式电源和负荷的不确定性,文献[62]提出一种基于多智能体深度强化学习的优化调度策略,利用通信神经网络为架构来搭建多智能体马尔可夫决策过程,以此来解决配电网优化调度中的分布式源荷不确定性问题。

5.4.3 配网拓扑辨识

配网拓扑辨识是电力物联网边缘智能在配电网中另一个潜在运用场景。随着电力设备的不断增加,配电网馈线的开关操作日益频繁,网络结构愈加复

杂多样。传统的基于数学计算的拓扑辨识方法^[107]难以对日益复杂的网络结构。因此，可考虑利用电力物联网边缘智能进行拓扑辨识。文献[23]针对低压配电网台区拓扑结构混乱、更新不及时的问题，提出一种基于智能终端特征信号的配电网台区拓扑识别方法。在配变智能终端处对开关处检测结果进行边缘计算，从而得到台区开关的各级连接关系，进而得到台区的拓扑结构。文献[108]利用卷积神经网络来挖掘量测信息和拓扑结果之间的关系。并且在卷积神经网络中的隐藏层中加入注意力机制来增加模型的鲁棒性。文献[109]提出一种基于图卷积网络的微电网拓扑辨识方法。将微电网拓扑抽象成图，由微电网拓扑的节点中抽取出线图的节点特征，通过训练图卷积网络得到微电网拓扑辨识模型。

5.5 边缘智能在用电侧的应用

随着新一代智能电表^[110-112]的不断发展，利用智能电表可以实现对电力信息的自动收集，存储、分析和传输等任务^[113]，甚至可具备实现人工智能模型训练和推理的条件，给电力物联网边缘智能在用电侧的推进提供有力保障^[114]。

5.5.1 负荷预测

智能电表可以采集大量的用户侧数据，从而

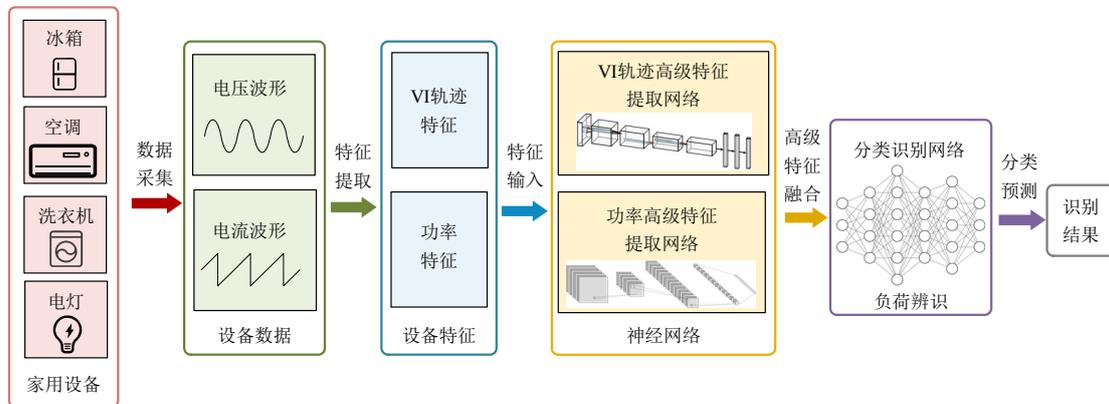


图 15 负荷辨识流程图

Fig. 15 Load identification process diagram

文献[120]尝试在智能电表上搭载了多层感知机，利用离散小波变换来提取用户负载信号的能量特征，并对用户负载特征进行分析和识别；文献[121]提出一种基于特征融合与深度学习的非侵入式负荷辨识算法，作者首先从家用设备的高频数据中提取出设备的 V-I 特征和功率特征，融合特征后送入分类网络来实现负荷辨识。该方法在嵌入式设备中测试的运算速度为毫秒级。文献[122]提出一种基于序列到序列和 Attention 机制的非侵入式负荷辨识模型。通过将输入的有功时间序列利用词嵌入

为训练人工智能模型提供了条件，因此利用边缘智能进行用户侧短期负荷预测^[115-116]成可能，负荷预测流程图如图 14 所示。文献[117]考虑用户用电模式的差异性，以用户的负荷数据作为样本进行聚类分析，基于不同的用户群建立不同类型的聚类预测模型。将各个用户群的负荷值集成得到全局预测值。文献[118]则通过智能电表得到充电汽车的充电负荷，通过搭建 CNN-Attention-LSTM 神经网络模型，利用充电负荷和集总智能电表功率作为数据输入进行模型训练，实现家庭充电负荷的预测。

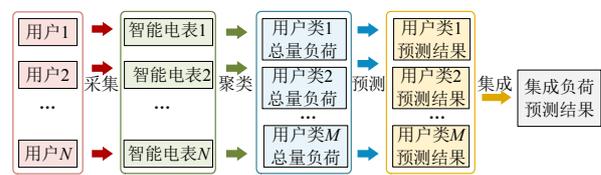


图 14 负荷预测流程图

Fig. 14 Load forecasting process diagram

5.5.2 非侵入式负荷辨识

除了对用户侧负荷进行预测，还有学者尝试利用电力物联网边缘智能进行非侵入式负荷辨识^[119]，负荷辨识流程图如图 15 所示。

映射到多维向量，并利用基于 LSTM 的编码器进行特征提取。引入 Attention 机制并得到最终的负荷辨识结果。

5.5.3 电网需求响应

随着售电侧放开、智能用电业务的推广，用户侧大量终端设备接入电网，如何快速对电网的电力需求进行响应成为当前需要研究的重点。需求响应架构图如图 16 所示。文献[123]设计自动需求响应边缘计算节点的分层架构模型，将部分需求响应计算任务下沉到边缘节点上，尝试在边缘计算节点上

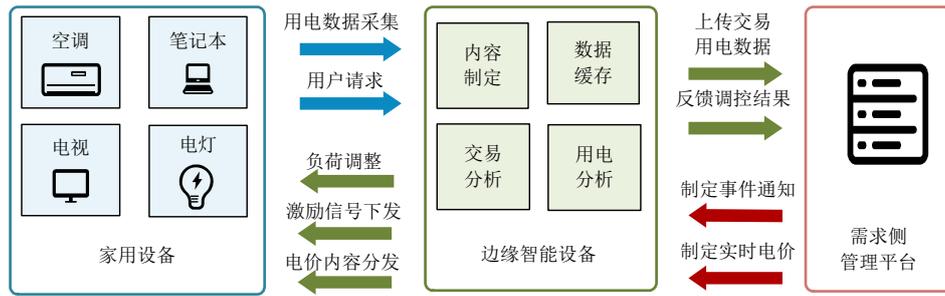


图 16 需求响应架构图

Fig. 16 Demand response architecture diagram

部署人工智能算法,使得需求响应业务可以更加平滑地展开。文献[124]基于对用户用电行为的聚类分析,采用行为矫正的混合粒子群优化算法来对需求响应的模型进行求解,比传统集中式响应算法拥有更好的性能。

5.5.4 电动汽车有序充电

电动汽车的有序充电是边缘智能在用电侧的典型运用,示意图如图 17 所示。边缘智能节点设备从充电桩中收集充电数据,实现对充电功率的实时监测。通过汇总整理将数据上传到物联网云平台中,云平台利用上传数据进行模型训练并且给出最有效的充电策略,并且将充电策略下发到边缘智能

节点中。除电网到车辆(Grid2Vehicle, G2V)单项充电方式外,也有学者尝试去研究车辆到电网(Vehicle2Grid, V2G)这样的双向充电方式。文献[22]尝试将边缘智能运用在 V2G 双向充电的管理中。通过提出一个新的充电管理方法,从而使得在满足电网要求的同时,也使得电动汽车持有者的利润达到最大。而在这个过程中,边缘智能设备承担认证、数据收集、优化决策等负荷预测等工作。随着储能技术的不断发展,未来电网可能出现车辆到车辆,车辆到电网,电网到车辆多方位,多层次的充电方案,如何利用边缘智能在这种场景中进行电力的规划和调度应是未来的研究方向。

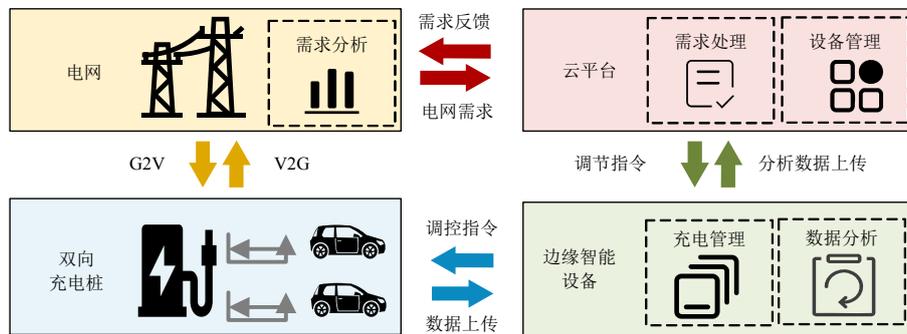


图 17 电动汽车有序充电框架图

Fig. 17 Framework diagram for coordinated charging of electric vehicles

6 结语

电力物联网边缘智能通过在边缘设备上部署人工智能模型,从而能够快速,高效地完成电力物联网中的时间敏感任务。本文详细介绍电力物联网边缘智能基本概念和发展历程,研究讨论电力物联网边缘智能的基础框架和体系架构;从人工智能芯片、边缘计算操作系统、边缘计算框架 3 个层次阐述电力物联网边缘智能设备软硬件基础;并从云边协同、模型压缩、模型加速、群体智能,联邦学习等方面重点分析探讨电力物联网关键技术;最后从“发输配电用”5 个角度讨论电力物联网边缘智能的应用场景。

尽管电力物联网边缘智能已经取得较为瞩目的成果,但目前研究仍处于起步阶段,仍有大量问题与挑战亟待解决,并衍生除新的研究方向:

1) 数据样本问题。电力物联网边缘智能作为数据驱动技术之一,需要有大量的训练数据进行支撑。然而,目前电力领域可用的公开数据集仍较为缺乏,稀疏样本为电力边缘人工智能模型的训练带来巨大挑战,严重阻碍边缘智能的有效推进。如何获得足够的模型训练样本是当前需重点解决的核心问题之一。目前潜在的研究方向为搭建深度学习网络,构建变分自编码器、生成对抗网络等样本生成网络模型以生成数据样本。

2) 成本效率问题。在边缘智能设备上搭载复杂的人工智能模型对设备的计算和存储能力提出了较高要求。然而由于电力物联网场景复杂,为更好进行人工智能模型的训练和推理,边缘智能设备需要搭载人工智能芯片。上述因素提高了边缘智能设备部署成本,因此如何在成本可控的情况下大规模推广和部署边缘智能设备是电力物联网边缘智能能否落地应用的关键。因此,电力物联网边缘智能的推进不是简单的模型训练问题,而是模型性能(准确率、推理速度等)、部署成本(计算资源、计算功耗等)和算力需求等因素的多方博弈问题。而目前研究多关注模型性能,而少有多方综合考察,因此如何设计合理的评价函数来进行综合考征是未来重要研究方向。

3) 云边协同问题。目前电力物联网多采用云边协同架构。边缘智能设备部署在边缘侧,大量的计算和数据处理均在靠近数据源的边缘智能设备甚至是在云端设备中进行。相比于传统集中式的云计算架构,云边协同的部署方式大大减小传输带宽和时延。然而,若将设备的部署场景从边缘侧进一步下沉到终端侧,形成云-边-端计算范式,则可进一步提升计算效率和计算速度。因此,终端级边缘智能是未来发展的重要方向。

4) 定制适配问题。电力物联网涉及各种不同类型的电力设备,如发电机组、变压器、配电柜、充电桩、智能电能表等,这些设备的特性、工作环境和工况均存在较大的差异。由于电力物联网场景的多样性和复杂性,通用边缘智能服务往往无法释放出最大性能水平。因此,定制电力物联网专属边缘智能服务成为潜在的解决方案。针对不同的电力场景定制人工智能模型,研发专用人工智能芯片、操作系统和边缘计算框架,以加速模型推理速度,实现更高的资源利用率。

5) 隐私安全问题。电力物联网边缘智能是以电力数据为基础的技术,需要收集大量电力设备的实际数据来进行模型的训练和推理。然而,目前有相当多电力数据是敏感隐私的,如何在侵害电力用户隐私的情况下实现边缘智能数据收集是当前需重点关注的问题。因此,未来针对电力物联网复杂的应用场景,可结合联邦学习、区块链等新兴技术,设计电力物联网边缘智能隐私保护和传输协议,以保证在不损害用户隐私的情况下实现边缘智能技术的持续推进。

参考文献

- [1] 张晓华, 刘道伟, 李柏青, 等. 智能电力物联网功能架构体系设计及创新模式探讨[J]. 电网技术, 2022, 46(5): 1633-1640.
ZHANG Xiaohua, LIU Daowei, LI Baiqing, et al. Discussion on the functional architecture system design and innovation mode of intelligent power internet of things[J]. Power System Technology, 2022, 46(5): 1633-1640(in Chinese).
- [2] 周峰, 周晖, 刁赢龙. 泛在电力物联网智能感知关键技术发展思路[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(1): 70-82.
ZHOU Feng, ZHOU Hui, DIAO Yinglong. Development of intelligent perception key technology in the ubiquitous internet of things in electricity[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(1): 70-82(in Chinese).
- [3] 谢可, 王剑锋, 金尧, 等. 电力物联网关键技术研究综述[J]. 电力信息与通信技术, 2022, 20(1): 1-12.
XIE Ke, WANG Jianfeng, JIN Yao, et al. Review of key technologies for power internet of things[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2022, 20(1): 1-12(in Chinese).
- [4] 何奉禄, 陈佳琦, 李钦豪, 等. 智能电网中的物联网技术应用与发展[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(3): 58-69.
HE Fenglu, CHEN Jiaqi, LI Qin hao, et al. Application and development of internet of things in smart grid [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(3): 58-69(in Chinese).
- [5] 陈皓勇, 李志豪, 陈锦彬, 等. 电力物联网: 数据科学视角及商业模式[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(22): 33-40.
CHEN Haoyong, LI Zhihao, CHEN Jinbin, et al. Power internet of things: data science perspective and business models[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(22): 33-40(in Chinese).
- [6] 周振宇, 王翌, 廖海君, 等. 电力物联网 5G 云-边-端协同框架与资源调度方法[J]. 电网技术, 2022, 46(5): 1641-1651.
ZHOU Zhenyu, WANG Zhao, LIAO Haijun, et al. 5G cloud-edge-end collaboration framework and resource scheduling method in power internet of things[J]. Power System Technology, 2022, 46(5): 1641-1651(in Chinese).
- [7] 赵鹏, 蒲天骄, 王新迎, 等. 面向能源互联网数字孪生的电力物联网关键技术及展望[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(2): 447-457.
ZHAO Peng, PU Tianjiao, WANG Xinying, et al. Key technologies and perspectives of power internet of things

- facing with digital twins of the energy internet [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(2): 447-457(in Chinese).
- [8] 陈连福, 钟海旺, 谭振飞, 等. 基于云模型综合相似度的电力物联网关键技术综合评价[J/OL]. 上海交通大学学报, 2023[2023-09-06]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1466.u.20230228.1415.006.html>. CHEN Lianfu, ZHONG Haiwang, TAN Zhenfei, et al. Comprehensive evaluation of key technologies in power internet of things based on comprehensive similarity of cloud model[J/OL]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2023[2023-09-06]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1466.u.20230228.1415.006.html>(in Chinese).
- [9] 齐波, 冀茂, 郑玉平, 等. 电力物联网技术在输变电设备状态评估中的应用现状与发展展望[J]. 高电压技术, 2022, 48(8): 3012-3031. QI Bo, JI Mao, ZHENG Yuping, et al. Application status and development prospect of power internet of things technology in condition assessment of power transmission and transformation equipment[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(8): 3012-3031(in Chinese).
- [10] 李钦豪, 张勇军, 陈佳琦, 等. 泛在电力物联网发展形态与挑战[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(1): 13-22. LI Qin hao, ZHANG Yongjun, CHEN Jiaqi, et al. Development patterns and challenges of ubiquitous power internet of things[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(1): 13-22(in Chinese).
- [11] 马富齐, 王波, 董旭柱, 等. 电力视觉边缘智能: 边缘计算驱动下的电力深度视觉加速技术[J]. 电网技术, 2020, 44(6): 2020-2029. MA Fuqi, WANG Bo, DONG Xuzhu, et al. Power vision edge intelligence: power depth vision acceleration technology driven by edge computing[J]. Power System Technology, 2020, 44(6): 2020-2029(in Chinese).
- [12] SHI Weisong, CAO Jie, ZHANG Quan, et al. Edge computing: vision and challenges[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2016, 3(5): 637-646.
- [13] CHEN Jiasi, RAN Xukan. Deep learning with edge computing: a review[J]. Proceedings of the IEEE, 2019, 107(8): 1655-1674.
- [14] LIU Di, KONG Hao, LUO Xiangzhong, et al. Bringing AI to edge: from deep learning's perspective [J]. Neurocomputing, 2022, 485: 297-320.
- [15] DUAN Sijing, WANG Dan, REN Ju, et al. Distributed artificial intelligence empowered by end-edge-cloud computing: a survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2023, 25(1): 591-624.
- [16] 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 Weisong, ZHANG Xingzhou, WANG Yifan, et al. Edge computing: state-of-the-art and future directions [J]. Journal of Computer Research and Development, 2019, 56(1): 69-89(in Chinese).
- [17] 张宇航, 邱才明, 杨帆, 等. 深度学习在电网图像数据及时空数据中的应用综述[J]. 电网技术, 2019, 43(6): 1865-1873. ZHANG Yuhang, QIU R, YANG Fan, et al. Overview of application of deep learning with image data and spatio-temporal data of power grid[J]. Power System Technology, 2019, 43(6): 1865-1873(in Chinese).
- [18] 韩笑, 郭剑波, 蒲天骄, 等. 电力人工智能技术理论基础与发展展望(一): 假设分析与应用范式[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(8): 2877-2890. HAN Xiao, GUO Jianbo, PU Tianjiao, et al. Theoretical foundation and directions of electric power artificial intelligence(I): hypothesis analysis and application paradigm[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(8): 2877-2890(in Chinese).
- [19] 韩富佳, 王晓辉, 乔骥, 等. 基于人工智能技术的新型电力系统负荷预测研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(22): 8569-8591. HAN Fujia, WANG Xiaohui, QIAO Ji, et al. Review on artificial intelligence based load forecasting research for the new-type power system[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(22): 8569-8591(in Chinese).
- [20] 白昱阳, 黄彦浩, 陈思远, 等. 云边智能: 电力系统运行控制的边缘计算方法及其应用现状与展望[J]. 自动化学报, 2020, 46(3): 397-410. BAI Yuyang, HUANG Yanhao, CHEN Siyuan, et al. Cloud-edge intelligence: status quo and future prospective of edge computing approaches and applications in power system operation and control [J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(3): 397-410(in Chinese).
- [21] 张鋆, 王继业, 宋睿, 等. 基于边缘智能的输电线路异常目标高效检测方法研究[J]. 电网技术, 2022, 46(5): 1652-1661. ZHANG Jun, WANG Jiye, SONG Rui, et al. Research on efficient detection technology of transmission line abnormal target based on edge intelligence[J]. Power System Technology, 2022, 46(5): 1652-1661(in Chinese).
- [22] CHAMOLA V, SANCHETI A, CHAKRAVARTY S, et al. An IoT and edge computing based framework for charge scheduling and EV selection in V2G systems [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020,

- 69(10): 10569-10580.
- [23] 王日宁, 武一, 魏浩铭, 等. 基于智能终端特征信号的配电网台区拓扑识别方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(6): 83-89.
- WANG Rining, WU Yi, WEI Haoming, et al. Topology identification method for a distribution network area based on the characteristic signal of a smart terminal unit [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(6): 83-89(in Chinese).
- [24] 陈永东, 刘友波, 沈晓东, 等. 面向城市能源系统分布式资源的边缘智能技术综述[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(17): 142-152.
- CHEN Yongdong, LIU Youbo, SHEN Xiaodong, et al. Review of edge intelligence technology for distributed energy resources in urban energy systems[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(17): 142-152(in Chinese).
- [25] SHEN Shihao, REN Yuanming, JU Yanli, et al. EdgeMatrix: a resource-redefined scheduling framework for SLA-guaranteed multi-tier edge-cloud computing systems[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2023, 41(3): 820-834.
- [26] LIU Zhicheng, SONG Jinduo, QIU Chao, et al. Hastening stream offloading of inference via multi-exit DNNs in mobile edge computing[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2024, 23(1): 535-548.
- [27] REN Xiaoxu, QIU Chao, WANG Xiaofei, et al. AI-bazaar: a cloud-edge computing power trading framework for ubiquitous AI services[J]. IEEE Transactions on Cloud Computing, 2023, 11(3): 2337-2348.
- [28] XU Dianlei, TONG Li, YONG Li, et al. Edge intelligence: Empowering intelligence to the edge of network[J]. Proceedings of the IEEE, 2021, 109(11): 1778-1837.
- [29] ZHANG Xingzhou, WANG Yifan, LU Sidi, et al. OpenEI: an open framework for edge intelligence[C]// Proceedings of the IEEE 39th International Conference on Distributed Computing Systems. Dallas, TX, USA: IEEE, 2019: 1840-1851.
- [30] ZHOU Zhi, CHEN Xu, LI En, et al. Edge intelligence: paving the last mile of artificial intelligence with edge computing[J]. Proceedings of the IEEE, 2019, 107(8): 1738-1762.
- [31] DENG Shuiguang, ZHAO Hailiang, FANG Weijia, et al. Edge intelligence: the confluence of edge computing and artificial intelligence[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(8): 7457-7469.
- [32] WANG Xiaofei, HAN Yiwen, LEUNG V C M, et al. Edge AI: convergence of edge computing and artificial intelligence[M]. Singapore: Springer, 2020.
- [33] 尹首一, 郭珩, 魏少军. 人工智能芯片发展的现状及趋势[J]. 科技导报, 2018, 36(17): 45-51.
- YIN Shouyi, GUO Heng, WEI Shaojun, et al. Present situation and future trend of artificial intelligence chips[J]. Science & Technology Review, 2018, 36(17): 45-51(in Chinese).
- [34] 韩栋, 周聖元, 支天, 等. 智能芯片的评述和展望[J]. 计算机研究与发展, 2019, 56(1): 7-22.
- HAN Dong, ZHOU Shengyuan, ZHI Tian, et al. A survey of artificial intelligence chip[J]. Journal of Computer Research and Development, 2019, 56(1): 7-22(in Chinese).
- [35] CAO Jie, XU Lanyu, ABDALLAH R, et al. EdgeOS_H: a home operating system for internet of everything[C]// Proceedings of the IEEE 37th International Conference on Distributed Computing Systems. Atlanta, GA, USA: IEEE, 2017: 1756-1764.
- [36] ZHANG Qingyang, WANG Yifan, ZHANG Xingzhou, et al. OpenVDAP: an open vehicular data analytics platform for CAVs[C]// Proceedings of 2018 IEEE 38th International Conference on Distributed Computing Systems. Vienna, Austria: IEEE, 2018: 1310-1320.
- [37] 顾笛儿, 卢华, 谢人超, 等. 边缘计算开源平台综述[J]. 网络与信息安全学报, 2021, 7(2): 22-34.
- GU Dier, LU Hua, XIE Renchao, et al. Survey on open source edge computing platforms[J]. Chinese Journal of Network and Information Security, 2021, 7(2): 22-34(in Chinese).
- [38] 黄倩, 黄蓉, 王友祥, 等. 开源边缘计算平台研究分析[J]. 邮电设计技术, 2021(10): 88-92.
- HUANG Qian, HUANG Rong, WANG Youxiang, et al. Research and analysis of open source edge computing platform[J]. Designing Techniques of Posts and Telecommunications, 2021(10): 88-92(in Chinese).
- [39] XIONG Ying, SUN Yulin, XING Li, et al. Extend cloud to edge with KubeEdge[C]// Proceedings of 2018 IEEE/ACM Symposium on Edge Computing. Seattle, WA, USA: IEEE, 2018: 373-377.
- [40] 雷杰, 高鑫, 宋杰, 等. 深度网络模型压缩综述[J]. 软件学报, 2018, 29(2): 251-266.
- LEI Jie, GAO Xin, SONG Jie, et al. Survey of deep neural network model compression[J]. Journal of Software, 2018, 29(2): 251-266(in Chinese).

- [41] 李江昀, 赵义凯, 薛卓尔, 等. 深度神经网络模型压缩综述[J]. 工程科学学报, 2019, 41(10): 1229-1239.
LI Jianguyun, ZHAO Yikai, XUE Zhuoer, et al. A survey of model compression for deep neural networks [J]. Chinese Journal of Engineering, 2019, 41(10): 1229-1239(in Chinese).
- [42] SETIONO R, LIU Huan. Neural-network feature selector [J]. IEEE transactions on neural networks, 1997, 8(3): 654-662.
- [43] COURBARIAUX M, BENGIO Y, DAVID J P. BinaryConnect: training deep neural networks with binary weights during propagations[C]//Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems. Montreal: MIT Press, 2015: 3123-3131.
- [44] HINTON G, VINYALS O, DEAN J. Distilling the knowledge in a neural network [J/OL]. 2015[2022-07-12]. <https://arxiv.org/abs/1503.02531>.
- [45] LE CUN Y, DENKER J S, SOLLAS A. Optimal brain damage[M]//TOURETZKY D S. Advances in Neural Information Processing Systems. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 1990.
- [46] ANWAR S, HWANG K, SUNG W. Structured pruning of deep convolutional neural networks[J]. ACM Journal on Emerging Technologies in Computing Systems, 2017, 13(3): 32.
- [47] HE, Yihui, ZHANG Xiangyu, Sun JianJian Sun. Channel pruning for accelerating very deep neural networks[C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. Venice, Italy: IEEE, 2017: 1389-1397.
- [48] HE Yang, KANG Guoliang, DONG Xuanyi, et al. Soft filter pruning for accelerating deep convolutional neural networks[C]//Proceedings of the 27th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Stockholm: AAAI Press, 2018: 2234-2240.
- [49] ELKERDAWY S, ELHOUSHI M, SINGH A, et al. One-shot layer-wise accuracy approximation for layer pruning[C]//Proceedings of 2020 IEEE International Conference on Image Processing. Abu Dhabi: IEEE, 2020: 2940-2944.
- [50] YU Xiyu, LIU Tongliang, WANG Xinchao, et al. On compressing deep models by low rank and sparse decomposition[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, HI, USA: IEEE, 2017: 7370-7379.
- [51] CHEN Hanting, WANG Yunhe, XU Chunjing, et al. AdderNet: do we really need multiplications in deep learning?[C]//Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle, WA, USA: IEEE, 2020: 1468-1477.
- [52] 高晗, 田育龙, 许封元, 等. 深度学习模型压缩与加速综述[J]. 软件学报. 2021. 32(01): 68-92.
GAO Han, TIAN Yulong, XU Fengyuan, et al. Survey of deep learning model compression and acceleration [J]. Journal of Software, 2021, 32(1): 68-92.
- [53] KANG Yiping, HAUSWALD J, GAO Cao, et al. Neurosurgeon: collaborative intelligence between the cloud and mobile edge[J]. ACM SIGPLAN Notices, 2017, 52(4): 615-629.
- [54] TEERAPITTAYANON S, MCDANEL B, KUNG H T. BranchyNet: fast inference via early exiting from deep neural networks[C]//Proceedings of the 23rd International Conference on Pattern Recognition. Cancun, Mexico: IEEE, 2016.
- [55] DROLIA U, GUO K, TAN Jiaqi, et al. Cachier: edge-caching for recognition applications[C]//Proceedings of 2017 IEEE 37th International Conference on Distributed Computing Systems. Atlanta, GA, USA: IEEE, 2017.
- [56] LANE N D, BHATTACHARYA S, GEORGIEV P, et al. DeepX: a software accelerator for low-power deep learning inference on mobile devices[C]//Proceedings of 2016 15th ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks. Vienna, Austria: IEEE, 2016.
- [57] 陈建洪, 黄运豪, 林静怀, 等. 基于云边协同的变电站倒闸操作平台设计与实现[J]. 电网技术, 2023, 47(2): 833-841.
CHEN Jianhong, HUANG Yunhao, LIN Jinghuai, et al. Design and implementation of substation switching operation platform based on cloud-edge cooperation [J]. Power System Technology, 2023, 47(2): 833-841(in Chinese).
- [58] 孙毅, 陈恺, 左强, 等. 考虑 5G 通信负荷协同优化的云边计算网络能量管理模型[J/OL]. 中国电机工程学报, 2023[2023-05-25]. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.221697>.
SUN Yi, CHEN Kai, ZUO Qiang, et al. Energy management model of cloud-edge computing network considering the coordinated optimization of 5G communication load[J/OL]. Proceedings of the CSEE, 2023[2023-05-25]. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.221697>(in Chinese).
- [59] 赵健, 张鑫祺, 李佳明, 等. 群体智能 2.0 研究综述[J].

- 计算机工程, 2019, 45(12): 1-7.
- ZHAO Jian, ZHANG Xinti, LI Jiaming, et al. Research review of crowd intelligence 2.0[J]. Computer Engineering, 2019, 45(12): 1-7(in Chinese).
- [60] LI Wei, WU Wenjun, WANG Huaimin, et al. Crowd intelligence in AI 2.0 era[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2017, 18(1): 15-43.
- [61] 殷昌盛, 杨若鹏, 朱巍, 等. 多智能体分层强化学习综述[J]. 智能系统学报, 2020, 15(4): 646-655.
- YIN Changsheng, YANG Ruopeng, ZHU Wei, et al. A survey on multi-agent hierarchical reinforcement learning [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2020, 15(4): 646-655(in Chinese).
- [62] 张津源, 蒲天骄, 李焯, 等. 基于多智能体深度强化学习的分布式电源优化调度策略[J]. 电网技术, 2022, 46(9): 3496-3503.
- ZHANG Jinyuan, PU Tianjiao, LI Ye, et al. Multi-agent deep reinforcement learning based optimal dispatch of distributed generators[J]. Power System Technology, 2022, 46(9): 3496-3503(in Chinese).
- [63] MCMAHAN B, MOORE E, RAMAGE D, et al. Communication-efficient learning of deep networks from decentralized data[C]//Proceedings of the 20th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics. Fort Lauderdale: PMLR, 2017: 1273-1282.
- [64] WANG Xiaofei, ZHAO Yunfeng, QIU Chao, et al. InFEDGE: a blockchain-based incentive mechanism in hierarchical federated learning for end-edge-cloud communications[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2022, 40(12): 3325-3342.
- [65] WANG Xiaofei, LI Ruibin, WANG Chenyang, et al. Attention-weighted federated deep reinforcement learning for device-to-device assisted heterogeneous collaborative edge caching[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(1): 154-169.
- [66] WANG Xiaofei, WANG Chenyang, LI Xiuhua, et al. Federated deep reinforcement learning for internet of things with decentralized cooperative edge caching [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(10): 9441-9455.
- [67] TAN Mingxing, CHEN Bo, PANG Ruoming, et al. MnasNet: platform-aware neural architecture search for mobile[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach, CA, USA: IEEE, 2019: 2820-2828.
- [68] XU Jinliang, WANG Shangguang, BHARAT B K, et al. A blockchain-enabled trustless crowd-intelligence ecosystem on mobile edge computing[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(6): 3538-3547.
- [69] BLOT M, PICARD D, CORD M, et al. Gossip training for deep learning[J/OL]. Ithaca, New York: Cornell University, 2016[2016-11-29]. <https://arxiv.org/abs/1611.09726>.
- [70] DAILY J, VISHNU A, SIEGEL C, et al. GossipGraD: scalable deep learning using gossip communication based asynchronous gradient descent[J/OL]. Ithaca, New York: Cornell University, 2018[2018-03-15]. <https://arxiv.org/abs/1803.05880>.
- [71] 李彦营, 席磊, 郭宜果, 等. 基于权重双 Q-时延更新学习算法的自动发电控制[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(15): 5459-5470.
- LI Yanying, XI Lei, GUO Yiguo, et al. Automatic generation control based on the weighted double Q-delayed update learning algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(15): 5459-5470(in Chinese).
- [72] 席磊, 柳浪, 黄悦华, 等. 基于虚拟狼群策略的分层分布式自动发电控制[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(16): 65-72.
- XI Lei, LIU Lang, HUANG Yuehua, et al. Hierarchical and distributed control method for automatic generation control based on virtual wolf pack strategy[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(16): 65-72(in Chinese).
- [73] 卢伟辉, 和识之, 王皓怀, 等. 边缘计算在电厂自动发电控制考核中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报, 2021, 33(9): 32-39.
- LU Weihui, HE Shizhi, WANG Haohuai, et al. Application of edge computing in the assessment on automatic generation control in power plant [J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2021, 33(9): 32-39(in Chinese).
- [74] 郑中原, 赵鹏, 姜玲, 等. 基于云平台的发电机组节能减排实时监控[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(7): 148-154.
- ZHENG Zhongyuan, ZHAO Peng, JIANG Ling, et al. A real-time monitoring and control system for energy saving and emission reduction of generator set based on cloud platform[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(7): 148-154(in Chinese).
- [75] LEE Y, LEE Y, KIM H, et al. A solar power generation facility state monitoring system using drone aerial photographing[C]//2019 21st International conference on advanced communication technology(ICACT). Pyeong

- Chang, Korea: IEEE, 2019: 1128-1134.
- [76] CHO K, VAN MERRIËNBOER B, GULCEHRE C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation[C]//Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Doha: ACL, 2014.
- [77] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, NV, USA: IEEE: 2016: 779-788.
- [78] LIU Wei, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]//Proceedings of the 14th European Conference on Computer Vision. Amsterdam: Springer, 2016: 21-37.
- [79] 刘志颖, 缪希仁, 陈静, 等. 电力架空线路巡检可见光图像智能处理研究综述[J]. 电网技术, 2020, 44(3): 1057-1069.
- LIU Zhiying, MIAO Xiren, CHEN Jing, et al. Review of visible image intelligent processing for transmission line inspection[J]. Power System Technology, 2020, 44(3): 1057-1069(in Chinese).
- [80] 邵瑰玮, 刘壮, 付晶, 等. 架空输电线路无人机巡检技术研究进展[J]. 高电压技术, 2020, 46(1): 14-22.
- SHAO Guiwei, LIU Zhuang, FU Jing, et al. Research progress in unmanned aerial vehicle inspection technology on overhead transmission lines[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(1): 14-22(in Chinese).
- [81] SADYKOVA D, PERNEBAYEVA D, BAGHERI M, et al. IN-YOLO: real-time detection of outdoor high voltage insulators using UAV imaging[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2020, 35(3): 1599-1601.
- [82] TAO Xian, ZHANG Dapeng, WANG Zihao, et al. Detection of power line insulator defects using aerial images analyzed with convolutional neural networks [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2020, 50(4): 1486-1498.
- [83] LING Zenan, ZHANG Dongxia, QIU R C, et al. An accurate and real-time method of self-blast glass insulator location based on faster R-CNN and U-net with aerial images[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2019, 5(4): 474-482.
- [84] NORDENG I E, HASAN A, OLSEN D, et al. DEBC detection with deep learning[C]//Proceedings of the 20th Scandinavian Conference on Image Analysis. Tromsø: Springer, 2017: 248-259.
- [85] 缪希仁, 林志成, 江灏, 等. 基于深度卷积神经网络的输电线路防鸟刺部件识别与故障检测[J]. 电网技术, 2021, 45(1): 126-133.
- MIAO Xiren, LIN Zhicheng, JIANG Hao, et al. Fault detection of power tower anti-bird spurs based on deep convolutional neural network[J]. Power System Technology, 2021, 45(1): 126-133(in Chinese).
- [86] 张姝, 王昊天, 董骁翀, 等. 基于深度学习的输电线路螺栓检测技术[J]. 电网技术, 2021, 45(7): 2821-2828.
- ZHANG Shu, WANG Haotian, DONG Xiaochong, et al. Bolt detection technology of transmission lines based on deep learning[J]. Power System Technology, 2021, 45(7): 2821-2828(in Chinese).
- [87] ZHANG Jun, WANG Jiye, ZHANG Shuhua. An ultra-lightweight and ultra-fast abnormal target identification network for transmission line[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(20): 23325-23334.
- [88] 邓芳明, 温开云, 何怡刚, 等. 基于 RFID 传感标签及 QPSO-RVM 的变压器绕组故障在线诊断技术[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(24): 7183-7193.
- DENG Fangming, WEN Kaiyun, HE Yigang, et al. On-line fault diagnosis for transformer windings based on RFID sensor tags and QPSO-RVM[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(24): 7183-7193(in Chinese).
- [89] 郑含博. 电力变压器状态评估及故障诊断方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2012.
- ZHENG Hanbo. Study on condition assessment and fault diagnosis approaches for power transformers [D]. Chongqing: Chongqing University, 2012(in Chinese).
- [90] 林凡勤, 李明明, 郭红. 变压器故障诊断技术综述[J]. 计算机与现代化, 2022(3): 116-126.
- LIN Fanqin, LI Mingming, GUO Hong. Review on fault diagnosis technology of transformer[J]. Computer and Modernization, 2022(3): 116-126(in Chinese).
- [91] 韩帅, 高飞, 王博闻, 等. 基于 Mel 频谱滤波和 CNN 的有载分接开关可听声辨识方法[J]. 电网技术, 2021, 45(9): 3609-3617.
- HAN Shuai, GAO Fei, WANG Bowen, et al. Audible sound identification of on load tap changer based on Mel spectrum filtering and CNN[J]. Power System Technology, 2021, 45(9): 3609-3617(in Chinese).
- [92] 尹玉娟, 王媚, 张金江, 等. 一种自主核优化的二值粒子群优化 - 多核学习支持向量机变压器故障诊断方法[J]. 电网技术, 2012, 36(7): 249-254.
- YIN Yujuan, WANG Mei, ZHANG Jinjiang, et al. An autonomic kernel optimization method to diagnose transformer faults by multi-kernel learning support vector classifier based on binary particle swarm optimization [J].

- Power System Technology, 2012, 36(7): 249-254(in Chinese).
- [93] 周东旭, 王丰华, 党晓婧, 等. 基于压缩观测与判别字典学习的干式变压器声纹识别[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(19): 6380-6389.
ZHOU Dongxu, WANG Fenghua, DANG Xiaojing, et al. Dry type transformer voiceprint recognition based on compressed observation and discrimination dictionary learning[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(19): 6380-6389(in Chinese).
- [94] 周立辉, 张永生, 孙勇, 等. 智能变电站巡检机器人研制及应用[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(19): 85-88, 96.
ZHOU Lihui, ZHANG Yongsheng, SUN Yong, et al. Development and application of equipment inspection robot for smart substations[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(19): 85-88, 96(in Chinese).
- [95] 张炜, 梁俊斌, 覃剑. 基于多智能体的变电站机器人巡检远程集控系统[J]. 电力信息与通信技术, 2020, 18(12): 9-16.
ZHANG Wei, LIANG Junbin, QIN Jian. A remote centralized control system of substation robot inspection based on MAS[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2020, 18(12): 9-16(in Chinese).
- [96] 王锋, 王彦彪, 张乐桢, 等. 基于智能头盔的变电站移动巡检系统设计[J]. 电力信息与通信技术, 2022, 20(4): 48-55.
WANG Feng, WANG Yanbiao, ZHANG Lezhen, et al. Design of the mobile inspection system based on the intelligent helmet for substation[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2022, 20(4): 48-55(in Chinese).
- [97] 严康, 陆艺丹, 于宗超, 等. 配电网用户侧异构电力物联设备运行安全管控分析[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(8): 53-61.
YAN Kang, LU Yidan, YU Zongchao, et al. Analysis on operation security management and control for user-side heterogeneous power internet-of things devices in distribution network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(8): 53-61(in Chinese).
- [98] 张冀川, 陈蕾, 张明宇, 等. 配电物联网智能终端的概念及应用[J]. 高电压技术, 2019, 45(6): 1729-1736.
ZHANG Jichuan, CHEN Lei, ZHANG Mingyu, et al. Conception and application of smart terminal for distribution internet of things[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(6): 1729-1736(in Chinese).
- [99] 郑俊杰, 岑伯维, 蔡泽祥, 等. 基于 EdgeCloudSim 的配电边缘计算终端建模与性能分析[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(23): 51-58.
ZHENG Junjie, CEN Bowei, CAI Zexiang, et al. EdgeCloudSim-based modeling and performance analysis of edge computing terminals in distribution network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(23): 51-58(in Chinese).
- [100] 陈元祥, 蔡泽祥, 岑伯维, 等. 考虑任务耦合的配电网边缘计算终端部署与任务分配方法[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(22): 32-40.
CHEN Yuanju, CAI Zexiang, CEN Bowei, et al. Deployment and task allocation method of edge computing terminals in distribution network considering task coupling[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(22): 32-40(in Chinese).
- [101] 习伟, 李鹏, 李鹏, 等. 基于深度强化学习的分布式电源就地自适应电压控制方法[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(22): 25-31.
XI Wei, LI Peng, LI Peng, et al. Adaptive local voltage control method for distributed generator based on deep reinforcement learning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(22): 25-31(in Chinese).
- [102] 岑伯维, 胡春潮, 蔡泽祥, 等. 配电物联网台区边缘计算终端微服务的文件锁数据同步机制[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(13): 195-203.
CEN Bowei, HU Chunchao, CAI Zexiang, et al. File lock based data synchronization mechanism for microservice of edge computing terminal in power distribution internet of things station area[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(13): 195-203(in Chinese).
- [103] 孙浩洋, 张冀川, 王鹏, 等. 面向配电物联网的边缘计算技术[J]. 电网技术, 2019, 43(12): 4314-4321.
SUN Haoyang, ZHANG Jichuan, WANG Peng, et al. Edge computation technology based on distribution internet of things[J]. Power System Technology, 2019, 43(12): 4314-4321(in Chinese).
- [104] 刘日亮, 刘海涛, 夏圣峰, 等. 物联网技术在配电台区中的应用与思考[J]. 高电压技术, 2019, 45(6): 1707-1714.
LIU Riliang, LIU Haitao, XIA Shengfeng, et al. Internet of things technology application and prospects in distribution transformer service area management [J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(6): 1707-1714(in Chinese).
- [105] 肖帆, 艾欣, 祁琪. 基于边云协同的产消者群合作式

- 博弈优化调度方法[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(16): 142-150.
- XIAO Fan, AI Xin, QI Qi. Cooperative game optimal scheduling method of prosumer cluster based on edge-cloud collaboration[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(16): 142-150(in Chinese).
- [106] 彭跃辉, 韩建沛, 刘念. 考虑需求响应和边缘计算的配电网分布式优化调度[J]. 华北电力大学学报, 2020, 47(4): 19-28.
- PENG Yuehui, HAN Jianpei, LIU Nian. Distributed optimal scheduling of distribution network considering demand response and edge computing[J]. Journal of North China Electric Power University, 2020, 47(4): 19-28(in Chinese).
- [107] 郭帅文, 燕跃豪, 蒋建东, 等. 基于邻接矩阵的网络拓扑辨识算法[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(12): 50-56.
- GUO Shuaiwen, YAN Yuehao, JIANG Jiandong, et al. Network topology identification algorithm based on adjacency matrix[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(12): 50-56(in Chinese).
- [108] 杨秀, 蒋家富, 刘方, 等. 基于注意力机制和卷积神经网络的配电网拓扑辨识[J]. 电网技术, 2022, 46(5): 1672-1682.
- YANG Xiu, JIANG Jiafu, LIU Fang, et al. Distribution network topology identification based on attention mechanism and convolutional neural network[J]. Power System Technology, 2022, 46(5): 1672-1682(in Chinese).
- [109] 孙伟, 朱世睿, 杨建平, 等. 基于图卷积网络的微电网拓扑辨识[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(5): 71-77.
- SUN Wei, ZHU Shirui, YANG Jianping, et al. Topology identification of microgrid based on graph convolutional network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(5): 71-77(in Chinese).
- [110] AL-TURJMAN F, ABUJUBBEH M. IoT-enabled smart grid via SM: an overview[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 96: 579-590.
- [111] 侯兴哲, 刘型志, 郑可, 等. 泛在电力物联网环境下新一代智能电能表技术展望[J]. 电测与仪表, 2020, 57(9): 128-131.
- HOU Xingzhe, LIU Xingzhi, ZHENG Ke, et al. Technical prospect of a new generation smart meter in the ubiquitous power internet of things environment [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(9): 128-131(in Chinese).
- [112] 彭楚宁, 罗冉冉, 王晓东. 新一代智能电能表支撑泛在电力物联网技术研究[J]. 电测与仪表, 2019, 56(15): 137-142.
- PENG Chuning, LUO Ranran, WANG Xiaodong, et al. Research on a new generation of smart meter- technology supports ubiquitous power internet of things[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(15): 137-142(in Chinese).
- [113] 郑应俊, 杨艺宁, 舒一飞, 等. 基于边缘计算的低压用户窃电检测[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(11): 111-120.
- ZHENG Yingjun, YANG Yining, SHU Yifei, et al. Electricity theft detection for low-voltage users based on edge computing[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(11): 111-120(in Chinese).
- [114] 黄瑞, 肖宇, 曾伟杰, 等. 基于嵌入式系统的智能电能表研究展望[J]. 电测与仪表, 2022, 59(8): 20-29.
- HUANG Rui, XIAO Yu, ZENG Weijie, et al. Progress and prospect of smart electricity meters based on embedded system[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022, 59(8): 20-29(in Chinese).
- [115] WANG Jinsong, CHEN Xuhui, ZHANG Fan, et al. Building load forecasting using deep neural network with efficient feature fusion[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2021, 9(1): 160-169.
- [116] WANG Jinsong, ZHANG Fan, LIU Huanan, et al. Interruptible load scheduling model based on an improved chicken swarm optimization algorithm [J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2021, 7(2): 232-240.
- [117] 杨德昌, 赵肖余, 何绍文, 等. 面向海量用户用电数据的集成负荷预测[J]. 电网技术, 2018, 42(9): 2923-2929.
- YANG Dechang, ZHAO Xiaoyu, HE Shaowen, et al. Aggregated load forecasting based on massive household smart meter data[J]. Power System Technology, 2018, 42(9): 2923-2929(in Chinese).
- [118] 周润, 向月, 王杨, 等. 基于智能电表集总数据的家庭电动汽车充电行为非侵入式辨识与负荷预测[J]. 电网技术, 2022, 46(5): 1897-1906.
- ZHOU Run, XIANG Yue, WANG Yang, et al. Non-intrusive identification and load forecasting of household electric vehicle charging behavior based on smart meter data[J]. Power System Technology, 2022, 46(5): 1897-1906(in Chinese).
- [119] 蔡田田, 杨英杰, 陈波, 等. 配电网边缘计算轻量化负荷分解[J/OL]. 电力系统及其自动化学报, 2023[2023-05-25].

<https://doi.org/10.19635/j.cnki.csu-epsa.001187>.

CAI Tiantian, YANG Yingjie, CHEN Bo, et al. Lightweight load decomposition using edge-computing in distribution networks [J/OL]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2023[2023-05-25]. <https://doi.org/10.19635/j.cnki.csu-epsa.001187>(in Chinese).

- [120] SIROJAN T, PHUNG T, AMBIKAI RAJAH E. Intelligent edge analytics for load identification in smart meters[C]//Proceedings of 2017 IEEE Innovative Smart Grid Technologies-Asia. Auckland, New Zealand: IEEE, 2017: 1-5.
- [121] 王守相, 郭陆阳, 陈海文, 等. 基于特征融合与深度学习的非侵入式负荷辨识算法[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(9): 103-110.
WANG Shouxiang, GUO Luyang, CHEN Haiwen, et al. Non-intrusive load identification algorithm based on feature fusion and deep learning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(9): 103-110(in Chinese).
- [122] 王轲, 钟海旺, 余南鹏, 等. 基于 seq2seq 和 Attention 机制的居民用户非侵入式负荷分解[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(1): 75-83.
WANG Ke, ZHONG Haiwang, YU Nanpeng, et al. Nonintrusive load monitoring based on sequence-to-sequence model with attention mechanism [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(1): 75-83(in Chinese).
- [123] 李彬, 贾滨诚, 曹望璋, 等. 边缘计算在电力需求响应业务中的应用展望[J]. 电网技术, 2018, 42(1): 79-87.
LI Bin, JIA Bincheng, CAO Wangzhang, et al. Application prospect of edge computing in power demand response business[J]. Power System

Technology, 2018, 42(1): 79-87(in Chinese).

- [124] 陆俊, 朱炎平, 彭文昊, 等. 计及用电行为聚类的智能小区互动化需求响应方法[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(17): 113-120.
LU Jun, ZHU Yanping, PENG Wenhao, et al. Interactive demand response method of smart community considering clustering of electricity consumption behavior[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(17): 113-120(in Chinese).



全杰

在线出版日期: 2023-12-18。

收稿日期: 2023-06-08。

作者简介:

全杰(1983), 男, 教授级高级工程师, 主要研究方向为电力人工智能、电力物联网等, tongjiel@epri.sgcc.com.cn;

*通信作者: 齐子豪(1999), 男, 硕士, 主要研究方向为电力人工智能、边缘计算等, qizihao2021@163.com;

蒲天骄(1970), 男, 教授级高级工程师, 主要研究方向为电力系统优化运行、电力人工智能等, tjpu@epri.sgcc.com.cn;

宋睿(1991), 男, 博士, 工程师, 主要研究方向为电力边缘智能、智能芯片设计等, songrui@epri.sgcc.com.cn;

张鋆(1991), 男, 博士研究生, 主要研究方向为电力边缘智能技术, zhangjun8@hnu.edu.cn。

(编辑 乔宝榆, 李新洁)