深度学习在泛在电力物联网中的应用与挑战

谢小瑜[1],周俊煌[2],张勇军[1]
(1. 华南理工大学 电力学院 智慧能源工程技术研究中心,广东 广州 510641;
2. 广州市奔流电力科技有限公司,广东 广州 510700)

摘要:泛在电力物联网是智能电网发展的高级应用形态,对电网的数据处理能力和计算能力提出了更高的要求。近年来,深度学习技术取得了突破性的进展,为泛在电力物联网的实现与发展提供了强大的支撑。基于此,总结了现有深度学习模型的主要组成及技术特点;从泛在电力物联网应用的技术需求出发,综述了深度学习在数据处理、边缘计算以及态势感知方面的技术特点与应用场合;基于泛在电力物联网应用的典型场景,深入分析了深度学习在泛在电力物联网中的具体应用,为泛在电力物联网的建设与研究提供参考。

关键词:深度学习;泛在电力物联网;态势感知;边缘计算;数据处理;智能电网
中图分类号:TP 391.44;TN 929.5;TM 76　　**文献标志码:**A　　DOI:10.16081/j.epae.202002008

0 引言

随着社会经济的不断发展,电网规模持续增大,电网的内生属性正逐渐朝着智慧化与清洁化转型,其根本功能从传统的单一供配电逐渐发展为能源与信息的交互平台。新一代人工智能AI(Artificial Intelligence)技术的兴起,引导了以能源革命与数字革命相融合为特点的第四次工业革命。在这一背景下,为了发挥海量数据对电网运行的作用,改善能源结构,并提高能源的综合利用效率,国家电网公司在2019年年初首次提出"泛在电力物联网UPIoT(Ubiquitous Power Internet of Things)"的概念,通过现代化、信息化、数字化的手段融合智能电网和互联网,实现电网能量流、信息流与业务流的互联互通,构建更加优质、稳定、智能的电力服务体系[1-2]。

UPIoT所强调的"泛在物联",即任何时间、任何地点、任何人、任何物之间的信息广泛连接、实时交互,要求现代电网具有通信能力及数据共享功能。"泛在物联"是电网的"神经网络",以实现电力系统内各环节的信息采集、归纳、流通及处理。基于此,电网应与"云、大、物、移、智"等现代信息通信技术相结合,发挥其平台优势,提高电网的可靠性及开放性[3]。

随着UPIoT建设的深入,数据的价值开始被广泛关注。电网运行不可避免地会面临处理和挖掘海量的运行状态信息数据的问题,这对信息的处理和运算能力提出了挑战[4-5]。深度学习DL(Deep Learning)因具有高效的数据处理能力、学习效率和性能,逐渐成为支撑UPIoT建设的核心技术。此外,由于太阳能、风能等清洁能源大规模接入电网,电网的运行与控制呈现高复杂性与不确定性,电力数据也表现出规模性、随机性、多样性等特点。而相比于传统的基于规则的方法,深度学习受噪声干扰小,针对海量数据,其可以准确地提取输入数据的特征,输出结果较为稳定,能充分发掘数据之间的关联性,在电力领域已经有了突破性的进展[6]。

基于此,总结梳理深度学习在UPIoT中的研究现状与发展趋势,并对其未来在电力发展建设中的应用前景进行展望,是本文的立意所在。首先,总结了深度学习的理论思想、模型结构、技术特点;其次,梳理了在电力大数据背景下基于深度学习技术的数据处理方法、边缘计算、态势感知技术的应用场景及方法;然后,从可再生能源发电功率智能预测、源-网-荷-储协调优化调度、低压配用电网络拓扑关系识别、负荷辨识与预测、设备监控状态评估及故障预警这5个深度学习在UPIoT中应用的关键领域进行总结分析,并对深度学习在UPIoT应用中的挑战进行了延伸;最后,总结全文并展望深度学习技术在UPIoT中的应用前景。

1 深度学习理论

作为直接推动机器学习发展的核心技术,深度学习已成为各界研究的焦点。深度学习源于且发展于传统机器学习,其本质是含有多个隐藏层的神经网络,通过非线性变换应用于多层网络的隐藏层节点中,对低层特征进行组合以形成高层次的抽象特征,从而实现数据特征的表达。在图像识别、自然语言处理等领域,深度学习已有了较为成熟的应用,其应用框架包括Keras、TensorFlow、Caffe、Theano等[7]。深度学习的网络结构因网络层数、权重共享性以及边的特点的不同而有所不同。典型的深度神经网络DNN(Deep Neural Network)结构如图1所示。

收稿日期:2019-10-18;**修回日期:**2019-12-11
基金项目:国家自然科学基金资助项目(51777077)
Project supported by the National Natural Science Foundation of China(51777077)

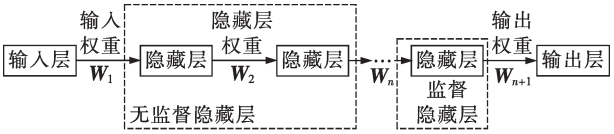

图1 典型的深度神经网络结构

Fig.1 Structure of typical DNN

深度学习的提出与发展解决了传统神经网络易出现收敛到局部最小值的问题[8]。深度学习的主要特点可以归纳如下：①海量的样本数据；②含多隐藏层的网络结构；③出色的目标数据特征提取能力。其深度的产生主要受到以下2个方面的影响：①由于通信、测量技术等的发展所导致的数据大规模积累，人工难以直观地找到其中的特征规律；②在大数据时代，由于大规模计算集群和图形处理器（GPU）等并行、异构计算的兴起带来的运算能力提升，使得机器对数据的处理能力有了极大的飞跃。

按照监督学习和无监督学习，深度学习的分类如图2所示。

其中，目前广泛采用的深度学习模型主要包括栈式自编码器SAE（Stacked Auto-Encoder）[9]、深度信念网络DBN（Deep Belief Network）[10]、循环神经网络RNN（Recurrent Neural Network）[11]、卷积神经网络CNN（Convolutional Neural Network）[12]、扩张残留网络DRN（Dilated Residual Network）[13]等，各模型的特点和应用场合如表1所示。

2 深度学习应用于UPIoT的技术体现

从“坚强智能电网”到UPIoT这2个概念间的转换，电力的关注点实现了向传感层数据价值挖掘的转移。UPIoT区别于传统智能电网的特点在于：基于海量先进的传感器和采集器等获取系统的信息，以促进全系统各环节的灵活互动。

根据国家电网公司的《泛在电力物联网建设大纲》，UPIoT包含感知层、网络层、平台层、应用层4层结构[2]。感知层的多类型传感器及智能物联网IoT（Internet of Things）终端实现了对系统的最大化感知以及信息的传播与收集；网络层对感知层收集到的信息数据进行传输及共享，充分提高挖掘数据的内在价值，提高数据的利用率；平台层则实现对网络层传输的信息进行存储、筛选、清洗、挖掘，为应用层提供坚实的数据基础；应用层利用平台层的数据信息，实现UPIoT的应用开发，改善能源结构，提升社会能源的综合利用效率[14]。

表1 几种深度学习模型的特点和应用场合

Table 1 Characteristics and applications of several deep learning models

模型	优势	劣势	应用场合
SAE	强感知力	受限于反馈机制	电力设备故障诊断、图像语音识别
DBN	迁移学习特性	学习深度有时有限	电力系统暂态稳定评估
RNN	能实现复杂非线性映射	梯度弥散现象	电力大数据融合与检测
CNN	强泛化能力	GPU、样本要求高	电力设备图像识别
DRN	知识表达能力强	模型验证复杂	短期电力负荷预测、优化分类

深度学习是解决UPIoT大规模数据处理、数据知识的挖掘和促进全系统透明感知优化运行的关键技术。聚焦深度学习在UPIoT应用的具体技术体现，主要在于数据处理、边缘计算和态势感知技术方面，实现了电力用户、电力企业、设备终端之间的互联互通，产生共享数据，力求发挥电网的平台功能和共享功能，以创造更高的服务价值。其中数据处理技术主要应用于网络层与平台层，边缘计算主要应用于感知层，态势感知技术主要应用于平台层与应用层。UPIoT的具体层次架构如图3所示。

2.1 数据处理

现阶段，电力数据之间存在相互关联、相互影响的复杂关系。对于电力数据的处理，不仅要考虑其“4V”（规模性（Volume）、多样性（Variety）、实效性

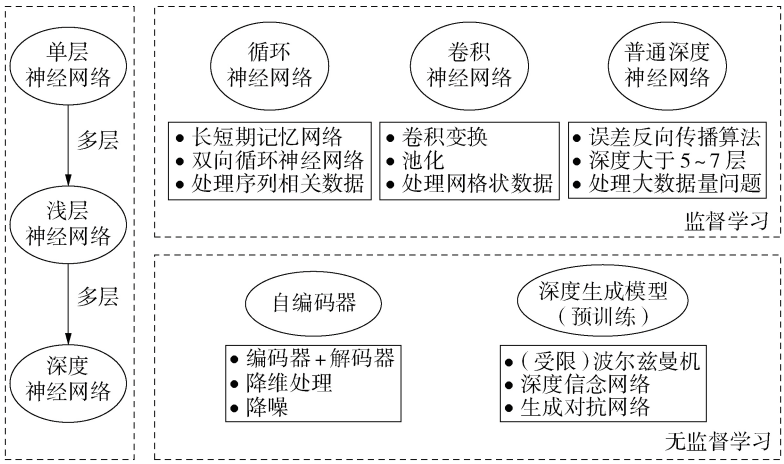

图2 深度学习的分类

Fig.2 Classification of deep learning

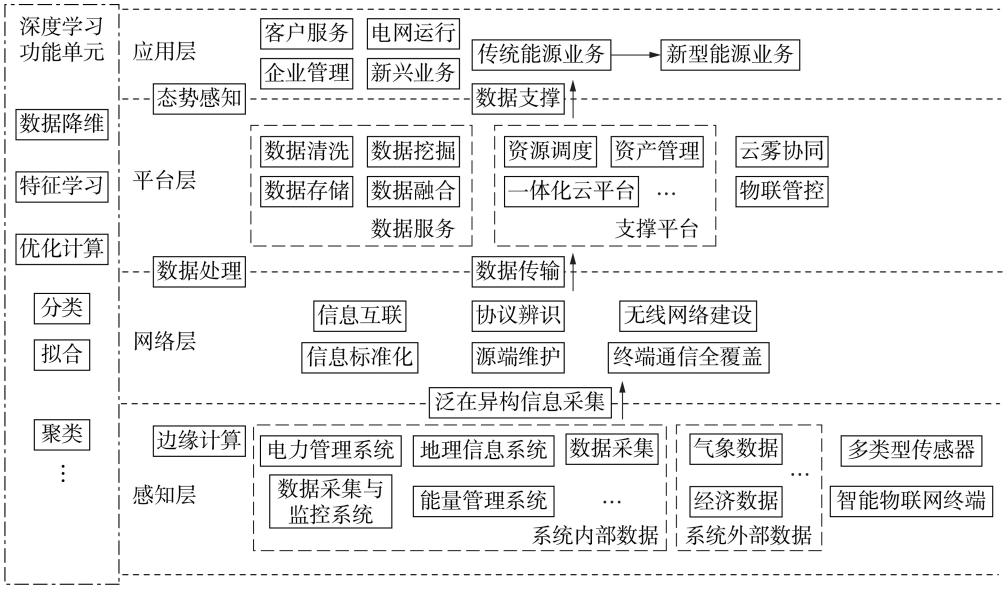

图3　UPIoT的层次架构

Fig.3　Hierarchical structure of UPIoT

(Velocity)、价值密度(Value)[15])特性，还需要考虑数据的有效性(Volatility)、模糊性(Vague)、粘性(Viscosity)以及邻近性(Vicinity)等。传统的机器学习对特征工程寻找困难，难以处理过于复杂的数据结构，而深度学习算法得益于其在数据量巨大的情况下的优秀处理能力以及快速性，受到了越来越多的关注[16]。文献[17]针对电力大数据所具有的量大、价值密度低的特点，利用栈式稀疏自编码器SSAE(Stacked Sparse Auto-Encoder)对数据进行无监督学习，提取高维稀疏特征，并引入主成分分析法PCA(Principal Component Analysis)对特征进行压缩降维，缓解了传统神经网络易陷入局部最小的问题，同时结合迁移学习，将源领域内有价值的知识迁移到目标领域中，实现了对电力数据的挖掘。文献[18]提出多模态数据表示的深度学习方法，采用交叉模态特征学习的深度自编码器结构，以单模态作为输入，通过深度自编码器结构捕获2个模态之间的“中层”特征表示，实现对数据的学习。

然而，随着数据量的增多，数据缺失、数据异常(或称孤立点)和噪声数据等问题经常出现。如何对低质量的数据进行处理，如何对给定数据的质量进行评估，以及如何改善低质量的数据，这些问题目前在电力系统应用中尚未得到足够的重视。

对低质量数据进行数据清理或改进数据采集的方法与途径是现阶段改善数据质量的主要方法之一[19-20]。改进数据采集的方法与途径无疑可以从根本上改善所采集数据的质量，但受限于UPIoT对移动终端深化应用的特点、成本以及行业技术条件等因素，难以实现。相较而言，对低质量的数据进行数据清理从而生成高质量数据的方法更为简单、易行。文献[21]提出基于SSAE的数据清洗方法，解决了输变电设备状态监测数据的繁琐清洗过程以及信息丢失问题，过滤了干扰数据，并重构了缺失信息。同时，作为近年来复杂分布上无监督学习最具前景的深度学习模型之一，生成对抗网络GAN(Generative Adversarial Network)由于其生成高质量模拟数据的能力受到了普遍的重视，文献[22]提出了基于直方图的GAN模型，将生成的数据和原始数据映射到直方图中，帮助GAN生成高质量数据。

总体而言，深度学习在数据处理中的应用目前主要集中在视频图像、音频等数据方面，对电力行业运行监控数据的处理则缺少针对性与适应性。电力行业影响着国民生产安全，存在着一定的数据获取与处理的壁垒。随着UPIoT建设深入，在注重信息数据安全性的同时，提高深度学习算法在电力数据处理方面的应用具有重要的意义。

2.2　边缘计算

基于“云、管、边、端”4个部分的配电物联网架构是UPIoT建设的核心[23]。现阶段的能源转型引导了面向用户侧的各种新兴能源服务的发展，传统的电力系统通信方法难以满足复杂能源接入后的数据需求，而边缘计算由于具有高实时性、快速响应及隐私保护的显著特点，成为UPIoT感知层的核心技术。

边缘计算利用网络、计算、存储和其他资源构建开放平台，以便在靠近终端或数据源的一侧提供服务[24]。不同于传统云计算将数据传输至云端或中央进行决策处理，边缘计算强调终端侧即用户侧，将部分处理程序迁移至数据收集点附近，避免了传统方法的高延迟、低带宽及受限于网络条件的弊端，同时边缘计算对数据的本地处理也提高了对用户数据的

隐私保护能力。

UPIoT作为未来预期接入设备最多的网络，边缘计算在其中有着巨大的应用前景。例如，在综合能源管理方面，边缘计算可实现区域性的分布式电源及储能设备的调度与管控，提升新能源并网的消纳能力，促进绿色能源转型；在智能化精准运检方面，边缘计算可以关联海量的电表及设备终端，实现信息在端口侧的及时处理，从而提升故障抢修效率，提高用户体验。

典型的深度学习模型非常适用于边缘计算环境。它具有多隐藏层结构，可以通过每个网络层快速缩小中间数据的大小，找到足够的特征。因此，可以将深度学习模型的部分学习层卸载到边缘端口处，进而实现计算任务从集中式云端到物联网设备附近的边缘的转移，有效减少终端传输的数据量，同时在极大程度上缓解数据传输过程中的隐私保护问题。文献[25]提出了基于物联网的深度学习系统，自动从捕获的数据中提取特征，并最终准确估计未来的负载值，为复杂天气下智能电网传感器的部署提供指导意见。文献[26]将深度学习引入边缘计算环境，提出了不同深度学习模型下的弹性模型及优化调度模型，以利用有限的网络带宽和边缘节点的服务能力来最大化深度学习任务的数量，提高了深度学习的性能，同时减少了网络流量。文献[27]将深度强化学习技术和联合学习框架与移动边缘系统相结合，以优化移动边缘计算、缓存和通信；设计了“边缘人工智能”框架，智能地利用设备和边缘节点之间的协作来交换学习参数，以便更好地训练和推断模型，从而进行动态系统级优化和应用程序级增强，同时减少不必要的系统通信负载。

2.3 态势感知

态势感知即在特定的时间和空间下，对环境中能够引起系统态势变化的各元素或对象的获取、理解以及对未来状态的预测[28]。其概念最早于20世纪80年代由美国空军提出，随后逐渐应用于网络层面，即“网络态势感知CSA（Cyberspace Situation Awareness）”，用以对影响网络环境的安全因素进行决策与行动。随着UPIoT概念的兴起、云平台的构建，态势感知在当代电网中有了新的应用形态，依托于大数据技术，实现用户行为分析、漏洞挖掘、电网运行状态评估等。态势感知的关键在于对电网运行实时状态特征数据的获取，通过采集电网中的发电数据、负荷数据、设备参数、网络拓扑等数据信息，分析、评估与预测电网的运行轨迹。

在UPIoT背景下，整个电力系统从系统层到设备层的各运行状态特征数据全面透明，构建基于海量特征数据的实时态势感知建模与评估系统是实现电网态势感知的关键所在。然而，随着可再生能源大规模接入，全系统的运行状态复杂度与变量维度呈规模化增长，对数据的学习、挖掘与态势感知计算提出了更大的挑战。深度学习的自学习和自适应性强，非线性处理能力好，有良好的容错率和稳健性，具有行之有效的手段以实现多变量多维度的数据挖掘，充分利用电网量测中的原始数据，以进行多指标的电网状态估计。目前深度学习在军事[29]、网络安全[30]等方面的态势感知中均有应用，而在电力系统态势感知方面的应用较少。文献[31]提出了基于DBN伪量测建模的配电网状态估计方法，解决了配电网存在的实时量测不足、量测冗余度低的问题，实时感知配电网的运行状态。

综上所述，现阶段深度学习在UPIoT态势感知中的应用尚浅，未能充分发挥其多元数据处理特性以应对多种可再生能源、储能及电动汽车接入所带来的冲击与不确定性。同时，需建立健全的知识库与评价体系，从网络全局出发，实现电网的全方位、全过程的感知。

3 深度学习在UPIoT中的应用场景分析

将泛在物联技术引入电力系统中，可以实现从电能生产、传输到消费环节的系统状态全感知，提升信息资源共享、能源互联互通，最终构建现代电网的新形态[32]。深度学习在UPIoT的优化运行、感知预测、评估一体化等方面有着独特的优势，本节就深度学习在UPIoT中的具体应用情况，从电源侧、电网侧、负荷侧、设备侧进行了分析综述。

3.1 可再生能源发电功率智能预测

根据《全球可再生能源现状报告2019（REN21’s 2019）》，2018年全球可再生能源新增装机容量为181 GW，连续4年超过化石能源和核能新增装机容量之和，全球累计装机达到2 378 GW[33]，在可预见的未来，高比例可再生能源接入电力系统将成为重要趋势。然而，风电、光伏等清洁能源受其所处的地理位置、环境天气条件等因素的影响严重。而天气参数本身具有高度的随机性，以风电、光伏为代表的可再生能源本质上也具有高度的不确定性，其高比例接入电网势必会对电网的安全稳定运行产生影响[34]。同时，光伏及风电的间歇性出力是不可调度的。基于此，实现可再生能源出力的高效精准预测，实现电力系统供需平衡，保持电网的稳定性，是加强新能源消纳的核心。

基于深度学习的发电功率预测将已知的历史数据信息作为输入，以真实的发电量作为标签，通过构建合适的网络模型进行训练预测。由于其对输入的数据质量要求较高，因此往往需要对所得的数据进行预处理。文献[35]提出了一种基于频域分解和深度学习相结合的短期光伏功率预测方法，通过Mal-

lat小波分解算法提取数据的低频、高频分量，然后采用长短期记忆LSTM（Long Short Term Memory）网络分别进行预测，相较于单纯的LSTM算法，所提方法的精度更高。文献[36-37]对光伏、风电功率变量进行相关程度评估，基于此对数据进行筛选，降低了数据的大小以及复杂程度。

同时，合理的网络结构也对预测精度有至关重要的影响。文献[38]比较了基于CNN、基于LSTM以及基于CNN-LSTM混合模型的3种光伏功率预测方法，结果表明三者中基于混合模型的预测方法的预测效果最好，而LSTM的训练时间最短，同时输入时序数据的序列长短对预测精度也有一定的影响。文献[39]考虑到风功率预测中输入数据的波动性和不确定性，提出了基于传统门控循环单元GRU（Gated Recurrent Unit）神经网络和CNN相融合的风电功率预测方法。文献[40]提出了基于深度学习分位数回归模型的风电功率概率密度预测方法，采用Adam随机梯度下降法在不同分位数条件下对LSTM网络的输入、遗忘、记忆、输出参数进行估计，实验结果表明所提方法能得到较为精确的点预测结果。文献[41]提出了一种基于SAE和多层去噪自编码器SDAE（Stacked Denoising Auto-Encoder）的深度神经网络结构进行超短期和短期的风速预测，与传统的浅层结构相比，SAE、SDAE等深度学习结构具有很好的泛化能力和性能。

发电功率预测可根据预测范围分为超短期、短期、中期以及长期预测[42]，预测的时间跨度从未来的几分钟到几个月不等。其中，中短期功率预测可以有效缓解实际发电和预期发电之间的偏差，进行实时平衡操作，是发电功率预测关注的主要问题，现阶段深度学习在其中也有了较多且较为成熟的应用。而长期发电功率预测主要用于年度发电计划的制定以及发电厂的规划选址定容等，中期发电功率预测主要用于检修计划，目前对二者预测的精度要求不高，这是由长时间尺度下的高度不确定性与随机性所造成的，需要数据的长期、多维度的积累，这也限制了深度学习在其中的应用，未来需要不断地提高输入数据的质量，同时对深度学习的网络结构以及算法等进行改进，以满足实际精度的需求。

3.2　源-网-荷-储协调优化调度

随着电动汽车、分布式电源、储能、清洁能源等大规模并网，电网从源-荷协调调度发展到源-网-荷-储的多元协调，其调度规模呈指数增长。而传统的基于优化模型的调度方法难以适应如今极大的计算量以及实时性要求。并且针对新能源出力的明显波动性，传统确定性的调度方法大多采用旋转备用电源的方式来解决。因此，为了适应目前的调度需求，电网调度模式也实现了从传统的模型驱动到如今的基于数据驱动模式[43]的转变。智能优化调度充分利用UPIoT平台的大数据、通信以及人工智能等技术，保证电网的安全、稳定、高效、经济运行，提高新能源的消纳能力。

现阶段，针对多种分布式资源的并网，如风电、光伏、储能及电动汽车等，相关研究考虑算法的可行性及鲁棒性，不断地对其进行优化，从而进行协同优化调度。文献[44]提出了深度自适应动态规划DADP（Deep Adaptive Dynamic Programming）算法，依托自适应动态规划ADP（Adaptive Dynamic Programming）算法，将其中的2个神经网络替换为深度神经网络，以满足孤岛配电网的高品质频率稳定控制的要求。文献[45]提出了一种基于端到端的多智能体深度学习结构，实现微电网提前调度时间序列的预测，以减小包括风电、光伏、分布式电源等代理服务的能量损失及运行成本；同时设计了基于CNN的市场价格预测、风/光发电预测及负荷预测方法。文献[46]提出了一种基于深度学习算法的分布式能源管理方法，最大限度地利用可再生能源，降低输电损耗，在能量路由器ER（Energy Router）的广泛接入下，只需相邻ER的局部信息交换，即可实现全局优化的目的。

现阶段，随着电力市场的发展，市场可以自发地实现发电侧及负荷侧的平衡。与传统的基于市场的调节方法相比，基于深度学习的经济调度方法可以实现对大量辅助信息基础的充分分析与处理，易于找寻数据之间的关联，充分考虑清洁能源的时序性和离散性，以最经济的手段保证系统的安全运行，实现源-网-荷-储的协调调度。文献[47]针对实时经济发电REG（Real-time Economic Generation）调度控制框架提出了松弛深度学习RDL（Relaxed Deep Learning），即在深度神经网络框架中引入松弛算子，实现对发电机组组合、经济调度、自动发电控制以及发电指令调度，所提方法在调节次数及准确性方面有了极大的提升，然而在预训练过程中耗时较长。文献[48]针对微电网的实时经济运行问题，考虑储能、潮流约束、负载、以及可再生能源发电和实时电价的不确定性，采用基于最优函数值逼近和RNN的方法，得到接近最优的实时调度策略。

考虑到新能源接入后电网运行过程中负荷出力的不确定性，以及新能源并网所引发的电网振荡问题等，基于物理模型的建模仿真方法容易导致维数灾难问题，受限于计算资源，在复杂的电力物联网环境下建模困难，无法全面地考虑多种因素。基于深度学习的电网风险调度以数据驱动的方法对UPIoT的运行环境信息进行分析，并能够根据不同的运行方式和运行状态迅速给出控制方案，改善了传统模型在复杂环境下适应性差的问题，从而实现了电力

系统的安全稳定控制。文献[49]针对现阶段电力系统运行下的高度随机性与不确定性，采用数据驱动方法，提出了一种基于深度学习的安全特征提取框架，利用基于目标损耗函数的深度自编码网络提取重要特征，有效降低了对稳定工作点和不稳定工作点的分类难度。但目前关于深度学习在电网紧急控制方面的文献仍然较少，亟待进一步的研究。

综上，UPIoT的构建使得各清洁能源消纳问题愈发严峻，深度学习可以充分挖掘数据，满足了计算性能及实时性的要求，但其应用需要大量的数据进行支撑，在UPIoT建设的初级阶段，还未出现统一规划的数据采集管理方式。同时，UPIoT及信息物理社会系统CPSS（Cyber-Physical-Social System）的调度规划也需考虑对网络、计算、存储资源等的统一调控，在考虑电网安全可靠运行的同时，需要保证对通信等各项资源利用率的最大化，同时减少耗能及运行成本。

3.3 低压配用电网络拓扑关系识别

UPIoT的建设强调用户端的数据，与电网端实现有机互联，作为用户数据采集感知的前端，配电网建设有必要融入物联网技术，以提升对用户需求的反应速度和响应能力。智能电表等终端是UPIoT建设的基础。迄今，国家电网公司已接入智能电能表等各类终端5.4×10^8台，日采集数据量超过60 TByte；车联网接入充电桩超过28万个，电商平台注册用户数达2.25亿[2]。

现阶段，配电网呈现运行方式多变、潮流不确定的趋势[50]。UPIoT中的配电网数据呈现数据量大、数据质量较低、收集难度大、缺乏数据标签等特点，需要有效的手段过滤无效数据以及标注。其中，正确识别配电系统的拓扑关系以及实时监控配电网络的运行状态，对配电网络的分析管理至关重要。

然而，目前低压配电网的拓扑结构情况复杂，房屋改建、扩建及私拉电线等情况使得对拓扑结构的阐释难以明确，配电网中量测仪表配置少，单纯依赖拓扑生成器生产拓扑结构与实际存在极大的偏差。现阶段，有关低压配用电网拓扑识别的研究主要集中在转移潮流法、信息图法、残差法、集合论法以及人工神经网络法等。但这些方法均存在不足，如转移潮流法的计算过程复杂，计算数据量大，计算时间较长，对于现阶段低数据质量的低压配电网而言，其误差难以估计；人工神经网络法难以适应网络拓扑变换频繁的情况，鲁棒性差。随着UPIoT的推进，高级量测体系AMI（Advanced Meter Infrastructure）在配电网中的配置也越来越多，这为配电网络拓扑关系的校验和修正提供了有效的数据信息。同时其他辅助系统，如地理信息系统GIS（Geographic Information System）也实现了电量信息更有效的采集、分析[51]。

目前已有的对配电网低压拓扑辨识方法的改进仅在数据获取侧，在对所得数据处理方面还没有突破性的研究，仅采用传统的电压法、电流法等进行拓扑辨识。随着低压用户数量的不断增长，实际的数据采集中往往存在采样的同时性以及坏／错数据等问题，极大地影响了拓扑识别的准确率。得益于深度学习对不确定性的强大包容能力及海量数据的处理能力，在深度学习中引入不确定因素，在神经元间分配随机过程传递函数或随机权重，并结合历史数据信息及未来态势预测技术，深度学习在处理低压拓扑数据方面有着优越的应用前景。深度学习能够通过基于获取的海量终端电表电能量数据，具备自适应甄别和修正坏数据的能力，突破传统拓扑识别严格要求电能量数据准确同时获取的瓶颈，具备更为广泛的实际工程应用价值。然而，受限于现阶段智能电表的普及率以及电能量数据的价值挖掘，基于深度学习在低压配电／用电网络拓扑关系识别的应用仍然较少，且大多仍处于理论研究阶段。随着UPIoT建设的深入，智能电表必将在配用电网络进一步普及应用，深度学习将为未来低压配用电网络的关系识别提供更为高效智能的数据处理与挖掘的技术手段，与传统低压配用电网络关系识别方法的融合应用将成为未来研究的重点与发展方向。

3.4 负荷预测与辨识

精准的电力负荷预测对电网的经济、安全、可靠运行具有重要的意义，它可以指导各发电企业合理安排生产调度计划，帮助用电企业提高用电质量、经济性，提高能源效率水平。现阶段，负荷预测的主要方法分为传统方法（如时间序列法、趋势外推法、回归分析法等）和机器学习方法。由于近年来高比例可再生能源、电动汽车及需求侧响应等新型负荷广泛接入电网，上述方法无法满足UPIoT中高随机性及动态变化特性的需求，因此，具备高效智能的算法和学习模式的深度学习方法在负荷预测领域逐渐获得了关注与应用。

现有深度学习在负荷预测方面的应用方法主要集中在CNN、DBN、LSTM等模型，其抗噪声能力强，容易学习线性和非线性关系，可以实现多元预测、多步甚至多变量预测，时间尺度大多为短期负荷预测。文献[52]针对短期电力负荷预测需求，提出了基于自适应噪声的完全集合经验模态分解-样本熵和DBN相结合的预测模型，克服了单一DBN模型分解效率低且噪声难以完全消除的问题，能够更为有效地实现负荷序列的分解，但DBN模型无法体现振荡信号前后时刻的时序关联。文献[53]将RNN和CNN这2种经典的深度神经网络模型应用于商业建筑中的日前多步负荷预测，并将其性能与Seasonal

ARIMAX模型进行比较，实验结果表明，直接多步方式下的门控CNN模型具有较高的准确性与鲁棒性。文献[54]提出了基于点预测及概率密度预测的深度前馈网络方法，并对现有负荷预测方法进行了总结与比较。文献[55]提出了基于经验模式分解和堆栈式LSTM网络的住宅负荷功率预测方法，可以提取影响能源消耗的多个变量之间的特征，并且对时间序列成分中不规则趋势的时间信息进行建模，但所提方法在确定最优超参数部分耗时较长，需要不断尝试并调整。

负荷辨识与监测在住宅用电管理中占据重要的研究地位，旨在全面感知居民用电负荷，对用户用电行为进行精准预测，实现电器运行状态的自主辨识及使用能耗管理，以制定个性化干预策略，指导用户更加合理地用电。而作为UPIoT支撑侧的核心技术，智能电表的应用与普及为居民负荷特征分析与辨识提供了可能，其可以有效地进行数据信息采集，同时借助大数据资源共享及分析挖掘平台，引导用户多元化、合理用电[56]。

现有负荷辨识方法主要分为侵入式及非侵入式2种，前者需要在每个住宅终端安装智能传感器设备，以实现信息流的传输，这种方法可以监测用户电器能耗的全部信息，但智能终端的安装及维护费用昂贵，缺乏经济性；后者仅读取每个住宅用户的电源读数，通过一系列的算法学习，提取家庭中每个用电设备的能耗特征，以实现负荷的辨识，该方法免除了智能传感器的维护费用，但其辨识精度依赖于所提算法的可靠性。目前，深度学习在居民用电负荷方面的应用主要集中在非侵入式负荷的监测与辨识部分。文献[57]通过CNN提取电器的V–I轨迹特征，有效避免了过拟合现象的发生。文献[58]考虑电器信号间的时间关联特性，充分利用时间尺度信息，提出了基于门控循环单元网络方法，所提方法对电器设备功率的识别精度超过91%，但对用户电器的相关信息依赖性较高，需要预先设定用户住宅电器的种类。文献[59]基于深度神经网络方法，提取时间特性模型，以实现负荷的实时分解，同时提出了基于时间特性的生成训练数据方法，以弥补训练数据缺失及质量低的问题，但所生成的数据不能完全反映实际电器的工作状态，训练准确率较低。

虽然基于深度学习的负荷预测与辨识方法在一定程度上能够辨识分析负荷的成分组成与电器设备等的用电状态，但在进行准确负荷辨识的前提是要求所有的电器已知，而在有新增或替换电器以及未知电器的情况下，其还无法做到直接训练模型并得出结论，亟待在进一步的研究中得到解决。

3.5　设备健康状态评估和故障预警

现有设备健康状态评估和故障预警大多依赖于专业人员的经验进行评估，受主观因素影响较大，且没有明确的规章，易出现模型固化问题。随着大数据挖掘、视频图像识别、智能传感器等技术在UPIoT的应用及发展，设备的实时监测与在线运维成为了可能。

目前，电网内设备状态评估主要集中在一次设备（如变压器、电力开关、电线电缆等）、二次设备（如继电器、继电保护装置、电力自动化设备等）处，涉及发、输、变、配电各个环节，其主要监测方法有基于电气设备数据采集与训练的故障诊断方法以及基于视频图像识别的设备健康状态监测方法2类。

基于电气设备数据采集与训练的故障诊断方法通过采集如变压器油中溶解气体分析DGA（Dissolved Gas Analysis）成分含量等数据，进行处理分析，以实现设备运行情况的判断。文献[60]提出了基于修正线性单元改进的深度信念网络ReLU-DBN（Rectified Linear Units Deep Belief Network）的变压器故障诊断方法，用以分析变压器DGA与故障类型之间的关联，实验结果表明，相较于BP神经网络、支持向量机（SVM）等方法，所提方法的诊断准确率有了较大的提升。文献[61]利用DBN实现针对物理拓扑及用户用电信息流动路径的诊断模型，用以诊断低压集抄系统的故障。文献[62]针对线路跳闸故障检测与诊断问题，应用3个带权重的LSTM子网络对故障电气量数据进行时间特征的提取与融合，解决了传统神经网络易于陷入局部最小的问题，同时克服了故障异常数据少的情况。

基于视频图像识别的设备健康状态监测方法主要通过输电线路固定摄像头在线监测、输电线路移动摄像头巡检、变电站机器人巡检等对设备的图像信息进行采集，然后利用计算机视觉技术等对图像进行处理、识别，以实现设备状态的评估。其应用主要集中在变压器漏油检测、断路器开关位置判断、杆塔倾斜破损检测以及线路和绝缘子串破损、污秽、覆冰等故障检测等方面。文献[63]对无人机巡线所得图片信息进行检测，采用嵌入式CNN分类器减轻背景噪声，实现对微小目标的检测与识别，鲁棒性高。文献[64]提出了一种基于深度学习的电力系统关键电力设备图像识别方法，所提方法的抽象程度更高，所获取的特征子集辨识能力强。文献[65]提出了一种基于区域的全卷积网络R-FCN（Region-based Fully Convolutional Network）的输电线路航拍巡检图像目标检测方法，自动识别所获得图像中的故障，所提模型可以实现多种类型的故障检测，并具有较高的精度。文献[66]提出了一种基于深度学习的电力物联网设备运行环境监控及环境异常检测算法，基于多流CNN的远程监控图像人员检测方法和基于深度CNN的火烟检测方法分别在电力设备运行环境监控

图像的人员识别和火烟检测中取得了良好的效果，为图像异常检测提供了参考。

总体而言，深度学习在视频图像识别与处理领域及数据分析领域具有广泛的应用前景，得益于此，在UPIoT中部署多类型摄像头及其他智能传感器以实现对电气设备信息的采集，深度学习可以高效率、高精度地识别电气设备状态，从而做到实时监控。然而，在实际应用中，智能终端所采集的图像数据存在缺失、图像模糊、对比度低等问题，需要预先通过算法进行预处理。此外，电力行业的壁垒性使得深度学习的训练样本缺少标注，有效训练样本不足，远达不到深度学习的训练需求。改进电气设备数据采集的方式/方法、改进数据集的原始分布、采用半监督学习等方法，可以有效地改善上述问题。

4 深度学习在UPIoT中的挑战与展望

UPIoT力求实现能源系统的信息物理社会融合，然而现阶段UPIoT的建设还处于初级阶段。同时，深度学习在其中的应用未来也需要克服一系列的技术难题。本节从算法层面、数据层面和应用层面3个方面，提出深度学习在UPIoT中应用的技术挑战。

（1）算法层面。近年来，机器学习在电力系统的优化调度、运行监控、稳定控制等方面得到了广泛的关注与示范性应用，并取得了较为满意的效果。虽然目前深度学习是电力系统中应用最为广泛成熟的新兴机器学习算法之一，但其受大数据驱动明显，易引发一系列数据隐私和所有权问题，同时“黑箱”模型难以解释，易出现过拟合问题等，使得深度学习在UPIoT中的深度融合应用受到了一定的阻碍。而其他机器学习可以有效地缓解这一系列问题，如强化学习在解决最优策略选取的问题方面取得了较好的成绩；迁移学习就数据样本缺乏及数据质量差的问题，将源领域中已经学习的知识和数据迁移到目标领域中，以实现更好的学习效果。因此，将深度学习与其他机器学习相结合，如将深度学习与强化学习[67-68]或迁移学习[62]融合应用，实现不同算法之间的优势互补，这将是未来研究的重点。

（2）数据层面。深度学习对复杂非线性关系的处理学习能力可以有效地弥补传统方法只依靠数学模型的构建求解所带来的弊端，具有良好的应用价值。但其对数据的依赖程度较高，需要以海量、高质量的数据作为样本支撑进行训练。然而，由于电力行业的特殊性，数据无法实现有效的共享以及管理。同时，电力数据此前未得到足够的重视，缺乏系统的采集手段与硬件支撑，电力系统实时、精准、有效的运行信息获取效果不佳。虽然现有方法可以对数据缺失、噪声数据、异常数据等情况进行筛查，但对数据量少以及高质量的数据信息采集等问题尚未有完善的理论体系与实践支撑，还需进一步深入研究高效的数据处理与挖掘方法，完善部署电力系统运行的通信架构与监测装备。因此，需制定规范化的数据采集方式与统一的数据共享平台，以支撑UPIoT大数据的安全高效利用。

（3）应用层面。在智能用电的大背景之下，互联网+、物联网、高效能芯片等信息物理融合技术使得信息能量的互联互通成为了可能。深度学习可以为削峰填谷、优化调度、节能降耗、低压精准运维等方面带来新的技术支撑。然而其应用受模型泛化能力的影响，往往不具有普适性，如将其应用于住宅负荷辨识中时，需要已知所有家用电器才可以实现辨别。此外，如何经济、高效地实现智能传感器的合理应用，如何使现有的通信规划与电网规划相一致，如何实现前端与后端之间的相互协调联动等，这些问题都需要在UPIoT建设与研究中得到关注和完善。

5 结论

UPIoT是智能电网的高级应用与延伸，是电网实现智能化、数字化转型的关键。智能传感器的大规模接入、通信安全性的提升以及数据处理、边缘计算与态势感知等技术的发展，使得UPIoT对能源网（包括电网）的数据信息采集、传输、存储、处理质量与效率得到了提升。深度学习技术的突破为UPIoT的发展带来了颠覆性的影响，加强深度学习在其中的广泛应用成为行业发展的必然趋势。需要注意的是，深度学习算法受其模型泛化能力及数据的限制，在实际应用中还需要结合生产实际的需求，有针对性地进行研究与改进。

参考文献：

[1] 陈皓勇，陈永波，王晓娟，等．基于LPWAN的泛在电力物联网[J]．电力系统保护与控制，2019，47(8)：1-8.
CHEN Haoyong，CHEN Yongbo，WANG Xiaojuan，et al. Ubiquitous power internet of things based on LPWAN[J]. Power System Protection and Control，2019，47(8)：1-8.

[2] 国家电网有限公司．全面部署泛在电力物联网建设[EB/OL]．(2019-04-16)[2019-10-17]．http://h5ip.cn/ozIF.

[3] 鞠平，周孝信，陈维江，等．“智能电网+”研究综述[J]．电力自动化设备，2018，38(5)：2-11.
JU Ping，ZHOU Xiaoxin，CHEN Weijiang，et al. “Smart Grid Plus” research overview[J]. Electric Power Automation Equipment，2018，38(5)：2-11.

[4] 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 Qinhao，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.

[5] 杨挺，翟峰，赵英杰，等．泛在电力物联网释义与研究展望[J]．电力系统自动化，2019，43(13)：9-20，53.
YANG Ting，ZHAI Feng，ZHAO Yingjie，et al. Explanation and prospect of ubiquitous electric power internet of things[J].

Automation of Electric Power Systems,2019,43(13):9-20,53.

[6] 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 Caiming, 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.

[7] 中国电子技术标准化研究院. 人工智能标准化白皮书(2018版)[R]. 北京:中国电子技术标准化研究院,2018.

[8] HINTON G E,OSINDERO S,TEH Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. Neural Computation,2006,18(7):1527-1554.

[9] 屈相帅,段斌,尹桥宣,等. 基于稀疏自动编码器深度神经网络的电能质量扰动分类方法[J]. 电力自动化设备,2019,39(5):157-162.
QU Xiangshuai, DUAN Bin, YIN Qiaoxuan, et al. Classification method of power quality disturbances based on deep neural network of sparse auto-encoder[J]. Electric Power Automation Equipment,2019,39(5):157-162.

[10] HINTON G. Deep belief networks[J]. Scholarpedia,2009,4(5):5947.

[11] ZHENG C,WANG S R,LIU Y L,et al. A novel RNN based load modelling method with measurement data in active distribution system[J]. Electric Power Systems Research,2019,166:112-124.

[12] LECUN Y,BOTTOU L,BENGIO Y,et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE,1998,86(11):2278-2324.

[13] XIA M,LIU W N,WANG K,et al. Non-intrusive load disaggregation based on deep dilated residual network[J]. Electric Power Systems Research,2019,170:277-285.

[14] 王毅,陈启鑫,张宁,等. 5G通信与泛在电力物联网的融合:应用分析与研究展望[J]. 电网技术,2019,43(5):1575-1585.
WANG Yi, CHEN Qixin, ZHANG Ning, et al. Fusion of the 5G communication and the ubiquitous electric internet of things: application analysis and research prospects[J]. Power System Technology,2019,43(5):1575-1585.

[15] 孙丰杰,王承民,谢宁. 面向智能电网大数据关联规则挖掘的频繁模式网络模型[J]. 电力自动化设备,2018,38(5):110-116.
SUN Fengjie,WANG Chengmin,XIE Ning. Frequent pattern network model for association rule mining of big data in smart grid[J]. Electric Power Automation Equipment,2018,38(5):110-116.

[16] 马世龙,乌尼日其其格,李小平. 大数据与深度学习综述[J]. 智能系统学报,2016,11(6):728-742.
MA Shilong,WUNIRI Qiqige,LI Xiaoping. Deep learning with big data:state of the art and development[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems,2016,11(6):728-742.

[17] 曹军威,袁仲达,明阳阳,等. 能源互联网大数据分析技术综述[J]. 南方电网技术,2015,9(11):1-12.
CAO Junwei, YUAN Zhongda, MING Yangyang, et al. Survey of big data analysis technology for energy internet[J]. Southern Power System Technology,2015,9(11):1-12.

[18] 冯方向. 基于深度学习的跨模态检索研究[D]. 北京:北京邮电大学,2015.
FENG Fangxiang. Deep learning for cross-modal retrieval [D]. Beijing:Beijing University of Posts and Telecom,2015.

[19] MADNICK S E,WANG R Y,LEE Y W,et al. Overview and framework for data and information quality research[J]. Journal of Data and Information Quality,2009,1(1):1-22.

[20] TAYI G K,BALLOU D P. Examining data quality[J]. Communications of the ACM,1998,41(2):54-57.

[21] 代杰杰,宋辉,杨祎,等. 基于栈式降噪自编码器的输变电设备状态数据清洗方法[J]. 电力系统自动化,2017,41(12):224-230.
DAI Jiejie,SONG Hui,YANG Yi,et al. Cleaning method for status data of power transmission and transformation equipment based on stacked denoising autoencoders[J]. Automation of Electric Power Systems,2017,41(12):224-230.

[22] LI W,DING W,SADASIVAM R,et al. His-GAN:a histogram-based GAN model to improve data generation quality[J]. Neural Networks,2019,119:31-45.

[23] 吕军,栾文鹏,刘日亮,等. 基于全面感知和软件定义的配电物联网体系架构[J]. 电网技术,2018,42(10):3108-3115.
LÜ Jun, LUAN Wenpeng, LIU Riliang, et al. Architecture of distribution internet of things based on widespread sensing & software defined technology[J]. Power System Technology, 2018,42(10):3108-3115.

[24] 孔令军,王锐,张南,等. 边缘计算下的AI检测与识别算法综述[J]. 无线电通信技术,2019,45(5):453-462.
KONG Lingjun,WANG Rui,ZHANG Nan,et al. Survey on AI detection and recognition algorithms based on edge computing [J]. Radio Communications Technology,2019,45(5):453-462.

[25] LI L Z,OTA K,DONG M X. When weather matters:IoT-based electrical load forecasting for smart grid[J]. IEEE Communications Magazine,2017,55(10):46-51.

[26] LI H,OTA K,DONG M X. Learning IoT in edge:deep learning for the internet of things with edge computing [J]. IEEE Network,2018,32(1):96-101.

[27] WANG X F,HAN Y W,WANG C Y,et al. In-edge AI:intelligentizing mobile edge computing,caching and communication by federated learning[J]. IEEE Network,2019,33(5):156-165.

[28] 许鹏,孙毅,石墨,等. 负荷态势感知:概念、架构及关键技术[J]. 中国电机工程学报,2018,38(10):2918-2926,3142.
XU Peng,SUN Yi,SHI Mo,et al. Load situation awareness: concept,framework and key technologies[J]. Proceedings of the CSEE,2018,38(10):2918-2926,3142.

[29] 高晓阳,王刚. 基于深度学习的空天防御态势感知方法[J]. 火力与指挥控制,2018,43(8):8-12.
GAO Xiaoyang,WANG Gang. Aerospace defense situation awareness based on deep learning[J]. Fire Control & Command Control,2018,43(8):8-12.

[30] 周长建,司震宇,邢金阁,等. 基于Deep Learning网络态势感知建模方法研究[J]. 东北农业大学学报,2013,44(5):144-149.
ZHOU Changjian,SI Zhenyu,XING Jinge,et al. Study on cyberspace situation awareness modeling method based on Deep Learning[J]. Journal of Northeast Agricultural University,2013,44(5):144-149.

[31] 孙国强,钱嫱,陈亮,等. 基于深度信念网络伪量测建模的配电网状态估计[J]. 电力自动化设备,2018,38(12):94-99.
SUN Guoqiang,QIAN Qiang,CHEN Liang,et al. State estimation of distribution system based on pesudo measurement modeling using deep belief network[J]. Electric Power Automation Equipment,2018,38(12):94-99.

[32] 张宁,杨经纬,王毅,等. 面向泛在电力物联网的5G通信:技术原理与典型应用[J]. 中国电机工程学报,2019,39(14):4015-4025.
ZHANG Ning,YANG Jingwei,WANG Yi,et al. 5G communication for the ubiquitous internet of things in electricity:technical principles and typical applications[J]. Proceedings of the CSEE,2019,39(14):4015-4025.

[33] PILLOT B,MUSELLI M,POGGI P,et al. Historical trends in global energy policy and renewable power system issues in Sub-Saharan Africa:the case of solar PV[J]. Energy Policy,

2019,127:113-124.

[34] WANG H Z,LEI Z X,ZHANG X,et al. A review of deep learning for renewable energy forecasting[J]. Energy Conversion and Management,2019,198:111-799.

[35] 张倩,马愿,李国丽,等. 频域分解和深度学习算法在短期负荷及光伏功率预测中的应用[J]. 中国电机工程学报,2019,39(8):2221-2230.
ZHANG Qian,MA Yuan,LI Guoli,et al. Applications of frequency domain decomposition and deep learning algorithms in short-term load and photovoltaic power forecasting[J]. Proceedings of the CSEE,2019,39(8):2221-2230.

[36] ZENG J W,QIAO W. Short-term solar power prediction using an RBF neural network[C]//2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting. San Diego,CA,USA:IEEE,2011:1-6.

[37] 朱乔木,李弘毅,王子琪,等. 基于长短期记忆网络的风电场发电功率超短期预测[J]. 电网技术,2017,41(12):3797-3802.
ZHU Qiaomu,LI Hongyi,WANG Ziqi,et al. Short-term wind power forecasting based on LSTM[J]. Power System Technology,2017,41(12):3797-3802.

[38] WANG K J,QI X X,LIU H D. A comparison of day-ahead photovoltaic power forecasting models based on deep learning neural network[J]. Applied Energy,2019,251:113-315.

[39] 牛哲文,余泽远,李波,等. 基于深度门控循环单元神经网络的短期风功率预测模型[J]. 电力自动化设备,2018,38(5):36-42.
NIU Zhewen,YU Zeyuan,LI Bo,et al. Short-term wind power forecasting model based on deep gated recurrent unit neural network[J]. Electric Power Automation Equipment,2018,38(5):36-42.

[40] 李彬,彭曙蓉,彭君哲,等. 基于深度学习分位数回归模型的风电功率概率密度预测[J]. 电力自动化设备,2018,38(9):15-20.
LI Bin,PENG Shurong,PENG Junzhe,et al. Wind power probability density forecasting based on deep learning quantile regression model[J]. Electric Power Automation Equipment,2018,38(9):15-20.

[41] KHODAYAR M,KAYNAK O,KHODAYAR M E. Rough deep neural architecture for short-term wind speed forecasting[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics,2017,13(6):2770-2779.

[42] WAN C,ZHAO J,SONG Y H,et al. Photovoltaic and solar power forecasting for smart grid energy management[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems,2015,1(4):38-46.

[43] 王德文. 基于云计算的电力数据中心基础架构及其关键技术[J]. 电力系统自动化,2012,36(11):67-71,107.
WANG Dewen. Basic framework and key technology for a new generation of data center in electric power corporation based on cloud computation[J]. Automation of Electric Power Systems,2012,36(11):67-71,107.

[44] 殷林飞,余涛,张泽宇,等. 基于深度自适应动态规划的孤岛主动配电网发电控制与优化一体化算法[J]. 控制理论与应用,2018,35(2):169-183.
YIN Linfei,YU Tao,ZHANG Zeyu,et al. Deep adaptive dynamic programming based integration algorithm for generation control and optimization of islanded active distribution network[J]. Control Theory & Applications,2018,35(2):169-183.

[45] AFRASIABI M,MOHAMMADI M,RASTEGAR M,et al. Multi-agent microgrid energy management based on deep learning forecaster[J]. Energy,2019,186:115-873.

[46] YANG G,CAO J W,HUA H C,et al. Deep learning-based distributed optimal control for wide area energy internet[C]//2018 IEEE International Conference on Energy Internet (ICEI). Beijing,China:IEEE,2018:292-297.

[47] YIN L F,YU T,ZHANG X S,et al. Relaxed deep learning for real-time economic generation dispatch and control with unified time scale[J]. Energy,2018,149:11-23.

[48] ZENG P,LI H P,HE H B,et al. Dynamic energy management of a microgrid using approximate dynamic programming and deep recurrent neural network learning[J]. IEEE Transactions on Smart Grid,2019,10(4):4435-4445.

[49] SUN M Y,KONSTANTELOS I,STRBAC G. A deep learning-based feature extraction framework for system security assessment[J]. IEEE Transactions on Smart Grid,2019,10(5):5007-5020.

[50] LIU Z H,YANG J H,ZHANG Y J,et al. Multi-objective coordinated planning of active-reactive power resources for decentralized droop-controlled islanded microgrids based on probabilistic load flow[J]. IEEE Access,2018,6:40267-40280.

[51] 闫卫国,王高猛,林济铿,等. 基于AMI量测信息的低压配电网拓扑校验方法[J]. 中国电力,2019,52(2):125-133.
YAN Weiguo,WANG Gaomeng,LIN Jikeng,et al. Method for LV distribution network topology verification based on AMI metering data[J]. Electric Power,2019,52(2):125-133.

[52] 岳有军,刘英翰,赵辉,等. 基于CEEMDAN-SE和DBN的短期电力负荷预测[J/OL]. 电测与仪表. (2019-09-06)[2019-09-25]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.201909-05.1700.004.html.

[53] CAI M M,PIPATTANASOMPORN M,RAHMAN S. Day-ahead building-level load forecasts using deep learning vs. traditional time-series techniques[J]. Applied Energy,2019,236:1078-1088.

[54] GUO Z F,ZHOU K L,ZHANG X L,et al. A deep learning model for short-term power load and probability density forecasting[J]. Energy,2018,160:1186-1200.

[55] 刘建华,李锦程,杨龙月,等. 基于EMD-SLSTM的家庭短期负荷预测[J]. 电力系统保护与控制,2019,47(6):40-47.
LIU Jianhua,LI Jincheng,YANG Longyue,et al. Short-term household load forecasting based on EMD-SLSTM[J]. Power System Protection and Control,2019,47(6):40-47.

[56] 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. Research on a new generation of smart meter-technology supports ubiquitous power internet of things[J]. Electrical Measurement & Instrumentation,2019,56(15):137-142.

[57] 周任飞,汤鹏飞,刘三丰,等. 基于卷积神经网络的非侵入式负荷识别研究[J]. 信息技术与网络安全,2019(8):64-68.
ZHOU Renfei,TANG Pengfei,LIU Sanfeng,et al. Research of non-intrusive load identification based on convolutional neural network[J]. Information Technology and Network Security,2019(8):64-68.

[58] 任文龙,许刚. 基于深度序列翻译模型的非侵入式负荷分解方法[J]. 电网技术,2020,44(1):27-37.
REN Wenlong,XU Gang. Non-intrusive load decomposition method based on deep sequence translation model[J]. Power System Technology,2020,44(1):27-37.

[59] 何恒靖,王灏,肖勇,等. 基于Bi-LSTM算法的非侵入式负荷监测模型[J]. 南方电网技术,2019,13(2):20-26.
HE Hengjing,WANG Hao,XIAO Yong,et al. Non-intrusive load monitoring model based on Bi-LSTM algorithm[J]. Southern Power System Technology,2019,13(2):20-26.

[60] 代杰杰,宋辉,杨祎,等. 基于油中气体分析的变压器故障诊断ReLU-DBN方法[J]. 电网技术,2018,42(2):658-664.
DAI Jiejie,SONG Hui,YANG Yi,et al. Dissolved gas analy-

sis of insulating oil for power transformer fault diagnosis based on ReLU-DBN[J]. Power System Technology,2018,42(2):658-664.

[61] 罗步升,林志超,何小龙. 基于拓扑解析与深度学习融合的低压集抄系统故障诊断方法[J]. 电测与仪表,2019,56(20):145-152.
LUO Busheng,LIN Zhichao,HE Xiaolong. Fault diagnosis method for low-voltage centralized meter reading system based on topology analysis and deep learning[J]. Electrical Measurement & Instrumentation,2019,56(20):145-152.

[62] 王毅星. 基于深度学习和迁移学习的电力数据挖掘技术研究[D]. 杭州:浙江大学,2019.
WANG Yixing. Power data mining technology based on deep learning and transfer learning[D]. Hangzhou:Zhejiang University,2019.

[63] PAN C F,CAO X B,WU D P. Power line detection via background noise removal[C]//2016 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP). Washington DC,USA:IEEE,2016:871-875.

[64] 李军锋,王钦若,李敏. 结合深度学习和随机森林的电力设备图像识别[J]. 高电压技术,2017,43(11):3705-3711.
LI Junfeng,WANG Qinruo,LI Min. Electric equipment image recognition based on deep learning and random forest[J]. High Voltage Engineering,2017,43(11):3705-3711.

[65] 刘思言,王博,高昆仑,等. 基于R-FCN的航拍巡检图像目标检测方法[J]. 电力系统自动化,2019,43(13):162-172.
LIU Siyan,WANG Bo,GAO Kunlun,et al. Object detection method for aerial inspection image based on region-based fully convolutional network[J]. Automation of Electric Power Systems,2019,43(13):162-172.

[66] HOU R,PAN M M,ZHAO Y H,et al. Image anomaly detection for IoT equipment based on deep learning[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation,2019,64:102-599.

[67] 孙毅,刘迪,李彬,等. 深度强化学习在需求响应中的应用[J]. 电力系统自动化,2019,43(5):183-191.
SUN Yi,LIU Di,LI Bin,et al. Application of deep reinforcement learning in demand response[J]. Automation of Electric Power Systems,2019,43(5):183-191.

[68] 刘威,张东霞,王新迎,等. 基于深度强化学习的电网紧急控制策略研究[J]. 中国电机工程学报,2018,38(1):109-119,347.
LIU Wei,ZHANG Dongxia,WANG Xinying,et al. A decision making strategy for generating unit tripping under emergency circumstances based on deep reinforcement learning[J]. Proceedings of the CSEE,2018,38(1):109-119,347.

作者简介:

谢小瑜

谢小瑜(1996—),女,江苏淮安人,硕士研究生,主要研究方向为人工智能技术在电力系统中的应用(**E-mail**:1943294998@qq.com);

周俊煌(1993—),男,广东梅州人,硕士,主要研究方向为人工智能技术在电力系统中的应用(**E-mail**:272757783@qq.com);

张勇军(1973—),男,广东河源人,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为智能电网与能源互联网的规划、运行与控制等(**E-mail**:zhangjun@scut.edu.cn)。

(编辑　陆丹)

Application and challenge of deep learning in Ubiquitous Power Internet of Things

XIE Xiaoyu[1],ZHOU Junhuang[2],ZHANG Yongjun[1]

(1. School of Electric Power,South China University of Technology,Guangzhou 510641,China;
2. Guangzhou Power Electrical Technology Co.,Ltd.,Guangzhou 510700,China)

Abstract:UPIoT(Ubiquitous Power Internet of Things) is an advanced application form of smart grid development,which requires higher data processing and computing ability of the power grid. In recent years,the deep learning technology has made a breakthrough,providing a strong support for the realization and development of UPIoT. Based on this,the main components and technical characteristics of the existing deep learning models are summarized. Based on the technical requirements of UPIoT application,the technical characteristics and application scenarios of deep learning in data processing,edge calculation and situation awareness are reviewed. Based on the typical application scenarios of UPIoT,the specific application of deep learning in UPIoT is deeply analyzed,providing reference for the construction and research of UPIoT.

Key words:deep learning;UPIoT;situation awareness;edge calculation;data processing;smart grid