



电力系统自动化

Automation of Electric Power Systems

ISSN 1000-1026, CN 32-1180/TP

《电力系统自动化》网络首发论文

题目：新一代人工智能技术在电力系统调度运行中的应用评述
作者：赵晋泉，夏雪，徐春雷，胡伟，尚学伟
收稿日期：2020-07-20
网络首发日期：2020-09-29
引用格式：赵晋泉，夏雪，徐春雷，胡伟，尚学伟. 新一代人工智能技术在电力系统调度运行中的应用评述[J/OL]. 电力系统自动化.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1180.TP.20200928.1401.002.html>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

新一代人工智能技术在电力系统调度运行中的应用评述

赵晋泉¹, 夏雪¹, 徐春雷², 胡伟², 尚学伟³

(1. 河海大学能源与电气学院, 江苏省南京市 210098; 2. 国网江苏省电力有限公司, 江苏省南京市 210024;

3. 北京科东电力控制系统有限责任公司, 北京市 110179)

摘要: 以深度学习、强化学习为代表的新一代人工智能技术及其应用是当前电力系统领域的研究热点。人工智能技术具有不依赖物理机理, 计算速度快, 辨别效率高等优点。但其固有的可解释性差、稳定性弱等缺点也制约了其在电力系统一些场景的应用。文中梳理了新一代人工智能技术在电力系统负荷和新能源预测、故障诊断、在线稳定性评估、频率和电压优化控制和电网运行方式制定等调度运行场景中的应用, 并对其进行了分析和评述。总结了现有研究中存在的问题, 指出了人工智能技术的应用应当以问题为导向, 以场景为基础, 以应用为目的。最后, 对未来人工智能技术在电力系统调度运行中的应用作出了展望。

关键词: 人工智能; 电力系统运行; 深度学习; 强化学习; 场景适配

0 引言

近年来, AlphaGo、人脸支付、无人驾驶、智能音箱等人工智能(artificial intelligence, AI)技术的优越表现把以深度学习为代表的新一代人工智能(new generation artificial intelligence, NGAI)推上了新的浪潮, 备受各行各业的关注。人工智能之所以能再次兴起, 硬件算力、数据积累和算法性能等科学发展的内在突破是基础条件^[1], 来自政府和产业界的外在支持也起到了很大的推动作用。2016年开始, 各国纷纷出台相关政策, 希望抓住此次人工智能爆发的机遇。中国先后出台了《中国制造 2025》《新一代人工智能发展规划》《人工智能标准化白皮书》等多项人工智能及其相关产业发展政策, 并已将新一代人工智能确立为国家战略^[2-4], 加快了人工智能产业化和应用落地。

在这些背景下, 人工智能在电力行业中应用的研究也再次成为研究热点。高比例新能源接入, 电力电子化渗透, 远距离大容量输电等成为当前电网的重要特征, 因此电力系统中很多问题多数情况下难以建立精确的数学模型, 或者难以单纯用数学模型来描述^[5]。与此同时, 外部量测系统与通信技术的快速发展带来了海量多源数据的累积, 使得电力

系统发展成为一个具有多源信息交互的高维时变非线性电力信息物理系统(cyber power physical system, CPPS)^[6-7]。当前电网的这些特点都与新一代人工智能紧密契合, 为新一代人工智能在电力系统问题中的应用提供了广阔舞台。

但是, 并非所有的应用都是完全成功的。清华大学张钹院士曾在其报告《走向真正的人工智能》中指出, 成功的应用需要合适的场景。所谓合适的场景, 是指满足以下 5 个条件的场景: ① 真实样本充足易获取; ② 具备一定的容错性; ③ 目标任务单一; ④ 边界确定的封闭环境; ⑤ 任务静态, 信息完备且确定。电力系统领域中不同场景具有不同特点, 不同问题的解决有不同需求, 不是所有问题都满足上述 5 个基本条件。换言之, 一些问题自身的特点与人工智能方法的特性并不是完全适配, 因此, 不加以区别的应用会带来许多问题。合适的场景是成功的应用的基础, 将因地制宜思想融入人工智能在电力系统中的应用中可以很好地从问题本身特点出发, 得到适配问题本身的应用方式, 从而将人工智能技术优势最大化凸显。

本文从新一代人工智能技术的特点出发, 梳理了人工智能在电力系统调度运行中应用场景, 给出了不同类场景的特点; 分析和评述了现有研究工作及其存在的问题; 结合人工智能的发展趋势, 对未来其在电力系统中的应用作出了分析与展望。

1 新一代人工智能技术特点

2006 年 Hinton 团队提出了深度信念网络^[8-9], 使

收稿日期: 2020-07-20; 修回日期: 2020-09-21。

国家重点研发计划资助项目(2017YFB0902600); 国家电网公司科技项目(SGJS0000DKJS1700840)。

得神经网络以深度学习之名再次崛起,引领了新一轮人工智能热。新一轮人工智能技术以深度学习(deep learning, DL)、强化学习(reinforcement learning, RL)、迁移学习(transfer learning, TL)等为代表,接下来简要介绍这3类方法的特点。

1.1 深度学习

DL的概念源于人工神经网络的研究,含多隐含层的感知器就是一种典型深度学习结构^[10]。

传统的浅层神经网络局限性在于样本有限、模型在复杂问题中泛化能力差。深层网络可以完成复杂函数的逼近,且可以通过逐层学习算法获取输入数据的主要驱动特征,具有特征自提取的能力。同时,DL还可以凭借无标签的数据进行学习,无需依赖监督信息的指导^[11]。在电力系统中的很多问题中,对大量数据的标记往往耗时耗力甚至是不可行的,在这种情况下,无监督学习可以自动抽取高层特征,突破了样本难以标记的问题。深度信念网络(deep belief net, DBN)^[9]、堆叠自编码器(stacked auto-encoder, SAE)^[12]、深度卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)^[13]等皆为典型的无监督深度学习模型。

该类方法的主要特点是:①样本数据需求规模大,深度学习模型复杂度高,需要有足够的数据来支撑模型的训练;②需要有高效的计算环境与数据存储能力来支撑训练过程中的大量数据计算;③作为黑箱模型,数学理论支撑不足,在参数确定上缺乏理论指导,可解释性差;④模型复杂,参数众多,训练速度较慢。

1.2 强化学习

DL因其强大的特征表示与挖掘能力,侧重于对事物的感知和表达,而RL的基本思想则是通过智能体与环境交互获得奖励,从而学习到完成目标的最佳策略,因此RL方法更加侧重于学习解决问题的策略^[14]。

区别于有监督学习和无监督学习,RL并不需要出现正确的输入/输出对,也不需要标签数据指导。它更专注于在线规划,需要在探索未知领域和利用现有知识之间找到平衡,其学习过程是智能体不断的和环境进行交互,不断进行试错的反复练习。而且在RL学习中,时间是重要的,因为RL的反馈具有延时性,并不是即刻生成的。

因此,RL适用于解决序贯决策问题,即需要连续做出决策从而达到最终目的的问题。但是,随着应用场景日趋复杂,“维度灾”的出现使得RL可行的探索变得困难。为解决这个问题,谷歌的DeepMind团队创新性地具有感知能力的DL与

其相结合得到DRL,利用DL来自动学习大规模输入数据的抽象表征,并以此表征为依据进行自我激励的RL,从而优化解决问题的策略^[14]。

1.3 迁移学习

人工智能在电力系统中应用的研究中,经常会遇到以下几种情形:①随着时间推移原先样本数据不可用;②仅有极少量有标签样本,不足以完成网络的训练;③经过长时间训练好的网络因为放到其他地区同一问题不再适用。这些问题的存在是因为无论是深度学习还是强化学习都具有领域垂直性,即这个领域越垂直、越细越效果好。有时候训练一个模型的代价还是比较大的。因此需要有相似问题间模型通用性的研究。

TL是一种运用已存有的知识对不同但相关领域问题进行求解的机器学习方法^[15]。迁移已有的知识来解决新的问题,源任务与目标任务之间越相似,迁移就越容易,迁移效果也越好。

TL需要与其他机器学习方法结合使用,可以一定程度上解决机器学习方法依赖于数据的生成机制不随环境改变这一基本假设,也为小样本场景提供了解决方法^[15]。

2 新一代人工智能在电力系统中应用分析

下面介绍新一代人工智能技术在电力系统调度运行各类场景中的应用,并总结各类场景特点。

2.1 人工智能在电力系统调度预测方面的应用

电力系统负荷预测与新能源预测一直以来都是人工智能在电力系统中应用的热门场景。

2.1.1 负荷预测

电力负荷预测在电网调度运行中具有十分重要的作用。负荷与日期、政策、天气等多种影响因素相关,难以建立精确的数学模型。新一代人工智能技术中的深度学习类方法作为强感知型算法,以其卓越的特征挖掘与映射能力,能充分解决大规模负荷数据中存在的非线性问题。卷积神经网络^[16-17]、深度信念网络^[18-19]、长短期记忆网络^[20-21]、堆叠自编码器^[22-23]、深度递归神经网络^[24-25]等算法都在负荷预测领域中应用广泛。其中,长短期记忆网络具有特殊的记忆结构,能较好地学习时序数据中含有的相关性特征,从而更好地理解负荷变化的不确定性^[20]。卷积神经网络则因其池化、卷积等操作有效地降低了网络复杂度,减少了训练参数的数目^[13]。深度递归网络的输出与网络的历史状态强相关,将其应用于负荷预测时能很好地关联历史数据。上述方法都在一定程度上提高负荷预测的准确度。

人工智能算法在负荷预测中的应用大致可分为

特征集构建、映射模型训练、测试集验证三个部分。尽管采用人工智能进行负荷预测性能较好,但也存在一些问题,例如容易出现过拟合。因此,从时间尺度和空间尺度上都需要足够量的数据,大数据采集和存储技术的发展为负荷样本的建立提供了重要的基础。

2.1.2 新能源预测

当前电力系统的典型特征之一是高比例新能源的接入,这一特征的存在使得电力系统不确定性与波动性增强,影响了电网的调度运行和安全稳定。开展不同能源预测的研究可以一定程度上减小不确定性,从而更好地支撑电力系统的规划与运行。而提高间歇性可再生能源发电功率预测精度的关键是构建具有强大数据处理能力和特征提取能力的预测模型^[5]。深度学习的引入改进了传统浅层预测模型处理数据的能力。新能源预测问题与负荷预测问题本质上存在共性,长短期记忆网络^[26-27]的记忆能力、深度信念网络^[28-29]与卷积神经网络^[30-31]的特征提取能力、堆叠自编码器^[32]的强鲁棒性对提高新能源预测的准确性均表现出良好的效果。此外,迁移学习^[33]概念的引入也为不同风场预测模型的训练节约了大量时间。

2.1.3 电价预测

为了保证新一轮电改的顺利进行,对电力市场的相关研究也日渐兴起。而对电价进行准确的预测在市场化推进中至关重要^[5]。深度学习可以从样本数据中挖掘出历史电价、社会因素等内外在因素与电价间的关联关系,预测精度较高。文献^[34]采用堆叠降噪自编码器进行在线小时前电价预测和日前小时电价预测。文献^[35]结合长短期记忆网络的时间记忆特性,将风能和负荷的比值作为电价预测输入参数,极大地提高了对电力市场时间序列电价的预测精度。

预测类问题作为人工智能在电力系统最早应用场景之一,从早期的BP神经网络、支持向量机到新一代的深度学习算法都有广泛的应用。可以总结这类问题的特点:①历史数据量大;②具备一定的容错性;③机理模型尚不明确;④任务要求单一。这类问题与人工智能方法自身特点是较为契合的,满足了深度学习模型训练所需的大量数据,同时,这类问题的无明确物理机理也使得深度学习的“黑箱”特性得到较大的包容度。

2.2 人工智能在电力系统故障诊断方面的应用

电力系统的故障诊断从诊断级别上可分为器件级、设备级和系统级^[36]。深度学习方法在处理故障诊断问题中具有以下优势。

1)无需人工参与特征提取,可直接通过训练原始底层数据得到故障特征。

2)区别于传统时频分析等手段对时序性的高要求,深度学习可以适应不同周期的数据。

3)可以有效处理高维非线性数据。

深度信念网络在故障诊断中常常被用作分类器^[37-38]和特征提取与识别^[39]。卷积神经网络可提取输入数据的局部特征,并逐层组合抽象生成高层特征。与深度信念网络类似,卷积神经网络也被应用于故障的特征提取^[40]和分类识别^[41]。现有基于卷积神经网络的故障诊断研究远少于基于深度信念网络的故障诊断研究,卷积神经网络较多用于实现视觉理解、图像特征提取等,很少用于实现基于信号的特征提取与识别^[36]。不同于这2类方法,基于堆叠自编码器的故障诊断研究多着眼于滤波降噪^[42]和特征提取^[43-44]2个方面。堆叠自编码器的训练需要少量的样本数据,再加上适当的分类识别技术即可实现较高性能的故障诊断效果,充分展现了其强大的特征提取能力以及该方法的鲁棒性^[34]。递归神经网络较前3类算法最大的不同之处在于其自身的记忆能力,即网络的输出不仅取决于当前的输入,还与网络内部过去状态有关。因此,递归神经网络适用于设备实时状态监测与故障诊断^[45-46]。

故障诊断类问题由于设备及网络结构复杂,模型构建困难,获取完备的诊断知识日趋困难。深度学习类方法通过寻求可量测的特征向量来判断设备或网络处于何种状态,进而实现故障检测、诊断与识别可以很好地应对模型构建困难的问题。但仍存在以下几个问题。

1)可解释性差。故障诊断不同于预测问题,其容错性差,深度学习的方法只能作为参考。

2)实际样本的不均衡性。电网实际故障发生概率低,造成有效的实际样本过少会使训练的模型有偏差。因此,针对样本不均衡性的研究十分重要。

3)特征选取完备与否无法衡量。特征是决定诊断效果的关键,而黑箱模型中知识是否挖掘完全目前无法衡量。

由于存在以上问题,目前基于深度学习的故障诊断在工程实际中更适合作为业务人员的辅助判断手段。

2.3 人工智能在电力系统稳定评估中的应用

随着电网结构日益复杂,电力系统稳定分析的难度进一步提高。物理系统复杂化和信息系统多源化对电力系统稳定分析的准确性和时效性提出了更高要求^[6]。因此,人工智能在该领域的应用也逐渐成为热点。

电力系统暂态稳定评估的关键在于特征量的选取,堆叠自编码器^[48-49]、深度信念网络^[50-51]、深度卷积网络^[52-53]都被应用于暂态稳定评估的特征提取中。深度学习具有较强的特征挖掘能力,但由于其需要大量可信和均衡的训练样本数据往往会导致不太理想的控制特性。强化学习方法只需对当前控制效果的评价信息做出反应,具有更高的控制实时性和鲁棒性,然而其在信息感知和获取方面能力比较弱,尤其前期学习过程中会耗费极大时间。因此在实际应用中,通常是先借助深度学习挖掘特征的优势,很好地完成前期的电网环境分析工作,然后将这些有价值的信息作为强化学习的输入量,以提高强化学习的决策正确性和效率。文献[54]则是以利用深度卷积网络提取的电网运行特征为基础,采用双重Q学习和竞争Q学习模型计算Q值,从而构建切机策略。

但是新一代人工智能在电力系统稳定评估问题中仍存在以下几个问题。

1)样本集的生成。现有的研究中样本来源主要是软件仿真,这是由于实际电力系统发生暂态失稳故障的概率极低。但仿真数据与实际电网间的差异性始终是存在的,因此在针对实际案例进行分析时,仿真结果常常与实际结果相去甚远。研究如何提高仿真数据与实际数据间的相似性十分重要。此外,必须提高样本的均衡性,即需要提高不同类型失稳故障样本的比例,并尽可能排除样本集生成中人为主观的因素。

2)维度灾难。表征电力系统状态的数据包括了每个点每个时刻的数据,因而维度极高。目前常用主成分分析等特征提取方法实现降维。但目前的研究多以标准测试系统为研究对象,其所提取特征在实际电网中的适用性还有待考证。

3)输入完备性。输入参数集的构建是基于数据驱动方法的关键,而目前的输入参数提取依然存在主观性和不完全性的问题^[6]。如何保证输入参数选取的完备性是亟需解决的重要问题。

4)应用场景容错性低。数据驱动方法结果的不可解释性使得其应用中始终存在着稳定判别结果错误的可能性。但是电网调度运行安全稳定的管理规程要求不能接受这样的误判概率存在。

2.4 人工智能在电力系统优化控制方面的应用

电网的安全稳定运行离不开自动发电控制、无功电压控制等。当前的电力系统为一个地域分布广泛且包含大量特性各异的设备和控制系统,因此传统的完全集中式的求解可能遇到信息不全、通信瓶颈或计算速度等问题^[47],因此很多学者以数据驱动

取代物理仿真,借助深度学习算法和强化学习算法获取最佳决策。

2.4.1 无功电压控制

无功电压控制主要是采用发电机励磁调节、有载调压变压器分接头和并联补偿电容器组的投切来实现电压合格和无功平衡的目的,而控制策略是决定其控制性能的关键因素^[55]。

目前,大部分研究均采用强化学习方法获取无功控制策略。文献[56]基于Q学习理论,提出了一种地区电网无功电压优化控制方法,在动作策略与电网状态的交互中不断学习,从而得到最佳控制策略。但由于强化学习方法在学习前期不具备深度学习方法所具有的对环境的感知能力,因此该方法在应对大规模系统决策时效率极低。文献[57]采用深度卷积网络提取关键特征以弥补强化学习前期学习能力弱的问题,用深度神经网络直接拟合系统已知状态到离散无功调节设备的投切动作的函数映射,并用深度强化学习算法对模型进行训练。文献[58]利用先无监督后有监督的方式训练深度置信网络架构,学习系统特征与无功优化策略之间的映射关系,从而获取最佳控制策略。文献[59-60]通过学习离线仿真和历史数据获取电网环境与优化策略间的映射关系。

但是总的来说,人工智能技术用于无功电压控制由于选用的特征有限,实际电网相较于测试系统更为复杂,维度更高,控制所需的设备可用性数据基本无规律可循,难以获得好的实际应用效果。

2.4.2 自动发电控制

电网自动发电控制是一个分级决策的过程,目的是实现全系统内发电出力和负荷功率相匹配,可被视作马尔科夫决策过程^[61]。大部分强化学习算法都是建立在马尔科夫模型基础上从而发现最优策略^[47],因此许多学者就强化学习在自动发电控制领域的应用做了广泛的研究。文献[62]采用了Q学习算法对负荷频率控制进行了研究,实现了快速自动地在线优化控制系统的输出。文献[63]采用一种全新的分散式多智能体强化学习算法,同时充分利用了历史优化任务的有效知识,有效地解决复杂大电网的AGC功率动态分布问题。文献[64]则是将深度神经网络的预测机制作为强化学习的动作选择机制,提升算法对系统的认知能力,使算法具有更强的鲁棒性。

当区域以及机组数量少时,强化学习方法可以得到很好的应用,然而,在很多实际情况中,状态维度和动作维度过高,使得智能体在巨大的状态空间或动作空间下,很难或无法获取全局最优解,会导致

“维数灾”和收敛较慢的问题。目前尚较少见到实际的工程应用案例。

2.5 人工智能在电网运行方式制定方面的应用

电网运行方式制定是保证电网调度安全稳定运行的重要环节。通常的做法是运行专家利用典型的运行方式,对电网进行建模与安全稳定分析,依据少量的仿真样本寻找描述和影响电网安全的关键特征,并结合专家经验离线制定运行规则,包括编制电网断面及其极限传输容量。然而,这一方式依赖专家经验、时效性差;无法适应复杂多变的在线电网运行方式,存在安全隐患;运行规则过于保守、经济性差。随着可再生能源的大规模并网,电网运行方式的复杂性和波动性不断攀升,采用人工智能技术在线发现精细运行规则变得非常迫切。清华大学孙宏斌团队和广东电网合作建立了“模型—数据混合驱动的电网安全特征选择和知识发现平台”^[65-66],通过定义电网安全特征和知识,综合运用机理模型和人工智能两类方法,降低数据驱动算法的泛化误差,通过并行计算提升模型驱动算法的计算速度,获得了较好的实际应用效果。应该说,这是人工智能技术在调度运行领域一个较好的应用场景,其具有较好的容错性,而且机理模型与数据驱动人工智能混合应用也是值得推荐的方式。

3 人工智能应用于电力系统调度的探讨

本文对人工智能在电力系统调度运行各场景中的应用有如下观点。

1)当前人工智能技术仍处在发展阶段,只是一种有感知能力的人工智能,距离强人工智能,即具备理解能力的人工智能,还有待进一步发展。目前的人工智能针对数据完备、规则确定以及目标明确的问题,能够发挥强大的记忆、搜索和运算能力。但是,在数据不全、规则不确定、目标不明确的场景中,包括电力系统暂态稳定评估、电压无功控制、自动发电控制、电网故障判别等领域,人工智能方法所得到的结果有时不尽人意。在电力系统中,只有同时满足易获取大量真实样本,边界确定的封闭环境,场景静态,任务垂直单一,拥有完全且确定的信息且具有一定的容错性这几个条件的场景,人工智能方法才能完美适用。

2)没有最好的方法只有最适合的场景。人工智能发展至今,算法层出不穷,新一代的人工智能算法优势明显,深度学习具备自选择特征的能力,但对工程师调参技术过分依赖,需要大量数据,且训练的模型往往泛化能力差。浅层网络在一些小样本的场景中应用时结果并不一定比深层网络差,因此应该

针对场景的特点寻找最适合的方法。

3)对于人工智能技术应用而言,电力系统调度场景可分为三种不同类型:完全适配,部分适配和目前不适配。基于因地制宜思想可以对不同类型问题中人工智能技术的应用作出指导。在完全适配的场景中,人工智能方法可以作为解决问题的重要基础。在部分适配的问题中,人工智能方法应当与机理模型结合使用,将专业知识和经验进行数学化表示和封装,形成知识模块,嵌入机器学习方法,指导机器学习^[67-68]。把人工智能用在它擅长的部分:记忆、搜索、运算等,而针对其存在的可解释性差、过拟合、欠拟合等问题,可以通过将机理知识作为约束等来解决^[69-70]。例如在电力系统稳定评估的场景中,人工智能方法的时效性明显优于传统的机理方法,但通过数据的映射关系得到的评估结果受到输入参数的影响极大,因此输入量的完备性十分重要。机理知识在输入参数的选择中起到重要的指导作用。由于人工智能技术目前仍在发展中,因此更为准确的说法是针对目前不适配的问题,人工智能方法的应用只能作为探索,不具有工程意义,在实际应用中依然应当以人为主以AI为辅。

4)未来电力系统中人工智能技术的应用研究应致力于解决两个问题:一是机理知识如何更好地与数据融合驱动。机理方法的优势在于原理明确、可解释强,但其繁复不灵活,且模型构建过程中也存在很多近似的处理手段,并不能完整精确地反映问题本身;数据驱动方法的优点在于速度快,易于处理复杂映射问题,便于多方面考虑非线性因素,但其也存在可解释性差、依赖数据质量等问题。二者的有机结合意味着可以取长补短,以机理知识为基础,以挖掘样本数据得到的经验为指导,从而更好更快更准确地解决问题。这也是未来人工智能方法在电力系统中应用的必由之径。二是人工智能模型的通用性。人工智能方法往往需要使用大量数据训练模型,这个过程耗时较长。与此同时,电网又在迅速发展,每一次环境、网络等变化都意味着模型需要重新训练,因此研究如何找到新旧问题间的共同特性,将已训练好的模型知识迁移至新模型中,从而更好地指导新模型的训练具有十分重要的意义。

5)未来新一代人工智能在电力系统调度运行中的应用将会不断拓展。笔者认为,至少在以下3个方面将有好的前景:①调度员调控行为特征辨识(画像)与个性化互动。基于新一代调度自动化平台开展调控人员行为采集、建模与画像,并与实时电网运行状态评估形成呼应,从而个性化增强人机互动能力,提高电网运行安全性。②面向负荷调控和需

求响应调度的电力用户行为画像。负荷侧数据样本丰富、真实、易于获取,场景容错性较高,任务单一,适合大数据和人工智能技术应用。负荷侧不确定性的挖掘和利用必将提高电网调度运行的经济性。③基于调度员培训仿真器的数字电网封闭环境下的复杂电网运行精细化规则获取。真实电网处于开放和变化的环境中,且对调度控制决策错误容忍度低。但是由调度员培训仿真器构建的虚拟镜像的数字电网运行场景中,电网攻防演化的模拟和优化决策可以基于类似 Alpha Zero 的人工智能技术实现,结合电网精细化建模和仿真技术,一定可以提高调控人员对于交直流复杂电网安全稳定特征的认识,获取更为精细化的调度运行规则。

4 结语

随着大数据、物联网、云计算等技术的发展,人工智能与电力系统调度运行的联系愈加紧密。本文介绍了新一代人工智能方法及其特点,对人工智能在电力系统负荷、新能源和电价预测、设备和系统故障诊断、在线稳定性评估、有功无功优化控制和电网运行方式制定等调度运行场景中的应用进行了综述,梳理和分析了人工智能在电力系统调度部分应用场景中存在的不足,指出未来应致力于解决机理知识与数据融合驱动和人工智能模型的通用性2个问题。新一代人工智能技术未来将会在电力系统调度员行为特征画像与个性化互动、电力用户行为画像和复杂电网运行精细化规则获取等方面获得好的应用前景。

参考文献

- [1] 韩祯祥,文福拴.电力系统中专家系统的应用综述[J].电力系统自动化,1993,17(3):51-56.
HAN Zhenxiang, WEN Fushuan. The Survey of the Application of Expert System to Power System[J]. Automation of Electric Power Systems, 1993, 17(3): 51-56.
- [2] 中华人民共和国国务院.新一代人工智能发展规划[EB/OL]. [2020-05-21].http://www.gov.cn/zhengce/content/201707/20/content_5211996.htm.
State Council of the PRC. Development plan of new generation artificial intelligence[EB/OL]. [2020-05-21]. http://www.gov.cn/zhengce/content/201707/20/content_5211996.htm.
- [3] 中华人民共和国国务院.中国制造2025[R].2015.
State Council of the PRC. Made in China 2025[R]. 2015.
- [4] 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].2018.
China Institute of Electronic Technology Standardization. The white paper of artificial intelligence standardization(2018 Edition)[R]. 2018.
- [5] 杨挺,赵黎媛,王成山.人工智能在电力系统及综合能源系统中的应用综述[J].电力系统自动化,2019,43(1):2-14.
YANG Ting, ZHAO Liyuan, WANG Chengshan. Review on application of artificial intelligence in power system and integrated energy system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 2-14.
- [6] 汤奕,崔晗,李峰,等.人工智能在电力系统暂态问题中的应用综述[J].中国电机工程学报,2019,39(1):2-13.
TANG Yi, CUI Han, LI Feng, et al. Review on artificial intelligence in power system transient stability analysis[J]. Proceedings of CSEE, 2019, 39(1): 2-13.
- [7] 赵俊华,文福拴,薛禹胜,等.电力CPS的架构及其实现技术与挑战[J].电力系统自动化,2010,34(16):1-7.
ZHAO Junhua, WEN Fushuan, XUE Yusheng, et al. Cyber physical power systems: architecture, implementation techniques and challenges[J]. Automation of Electric Power Systems, 2010, 34(16): 1-7.
- [8] HINTON G, Salakhutdinov R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313(5786): 504-507.
- [9] HINTON G, OSINDERO S, THE Y. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. Neural Computation, 2006, 18(7): 1527-1554.
- [10] 孙志军,薛磊,许阳明,等.深度学习研究综述[J].计算机应用研究,2012,29(8):2806-2810.
SUN Zhijun, XUE Lei, XU Yangming, et al. Overview of deep learning[J]. Application Research of Computers, 2012, 29(8): 2806-2810.
- [11] ERHAN D, BENGIO Y, COURVILLE A, et al. Why does unsupervised pre-training help deep learning? [J]. Journal of Machine Learning Research, 2010, 11: 625-660.
- [12] 袁非牛,章琳,史劲亭,等.自编码神经网络理论及应用综述[J].计算机学报,2019,42(1):203-230.
YUAN Feiniu, ZHANG Lin, SHI Jinting, et al. Theories and application of auto-encoder neural network: a literature survey[J]. Chinese Journal of Computer, 2019, 42(1): 203-230.
- [13] 周飞燕,金林鹏,董军.卷积神经网络研究综述[J].计算机学报,2017,40(6):1229-1251.
ZHOU Feiyan, JIN Linpeng, DONG Jun. Review of convolution neural network[J]. Chinese Journal of Computer, 2017, 40(6): 1229-1251.
- [14] 刘全,翟建伟,章宗长,等.深度强化学习综述[J].计算机学报,2018,41(1):1-27.
LIU Quan, ZHAO Jianwei, ZHANG Zongzhang, et al. A survey on deep reinforcement learning[J]. Chinese Journal of Computer, 2018, 41(1): 1-27.
- [15] 庄福振,罗平,何清,等.迁移学习研究进展[J].软件学报,2015,26(1):26-39.
ZHUANG Fuzhen, LUO Ping, HE Qing, et al. Survey on Transfer Learning Research[J]. Journal of Software, 2015, 26(1): 26-39.
- [16] 庞昊,高金峰,杜耀恒.基于时间卷积网络分位数回归的短期负荷概率密度预测方法[J].电网技术,2020,44(4):1343-1349.
PANG Hao, GAO Jinfeng, DU Yaoheng. A short-term load probability density prediction based on quantile regression of

- time convolution network [J]. Power System Technology, 2020, 44(4): 1343-1349.
- [17] 赵兵,王增平,纪维佳,等.基于注意力机制的CNN-GRU短期电力负荷预测方法[J].电网技术,2019,43(12):4370-4376.
ZHAO Bing, WANG Zengping, JI Weijia, et al. A short-term power load forecasting method based on attention mechanism of CNN-GRU [J]. Power System Technology, 2019, 43(12): 4370-4376.
- [18] 梁智,孙国强,李虎成,等.基于VMD与PSO优化深度信念网络的短期负荷预测[J].电网技术,2018,42(2):598-606.
LIANG Zhi, SUN Guoqiang, LI Hucheng, et al. Short-term load forecasting based on VMD and PSO optimized deep belief network [J]. Power System Technology, 2018, 42(2): 598-606.
- [19] 孔祥玉,郑锋,鄂志君,等.基于深度信念网络的短期负荷预测方法[J].电力系统自动化,2018,42(5):133-139.
KONG Xiangyu, ZHENG Feng, E Zhijun, et al. Short-term Load Forecasting Based on Deep Belief Network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(5): 133-139.
- [20] 张宇帆,艾芊,林琳,等.基于深度长短期记忆网络的区域级超短期负荷预测方法[J].电网技术,2019,43(6):1884-1892.
ZHANG Yufan, AI Qian, LIN Lin, et al. A very short-term load forecasting method based on deep LSTM RNN at zone level [J]. Power System Technology, 2019, 43(6): 1884-1892.
- [21] 陈振宇,刘金波,李晨,等.基于LSTM与XGBoost组合模型的超短期电力负荷预测[J].电网技术,2020,44(2):614-620.
CHEN Zhenyu, LIU Jinbo, LI Chen, et al. Ultra short-term power load forecasting based on combined LSTM-XGBoost Model [J]. Power System Technology, 2020, 44(2): 614-620.
- [22] 吴润泽,包正睿,宋雪莹,等.基于深度学习的电网短期负荷预测方法研究[J].现代电力,2018,35(2):43-48.
WU Runze, BAO Zhengrui, SONG Xueying, et al. research on short-term load forecasting method of power grid based on deep learning [J]. Modern Electric Power, 2018, 35(2): 43-48.
- [23] 龚钢军,安晓楠,陈志敏,等.基于SAE-ELM的电动汽车充电站负荷预测模型[J].现代电力,2019,36(6):9-15.
GONG Gangjun, AN Xiaonan, CHEN Zhimin, et al. Model of load forecasting of electric vehicle charging station based on SAE-ELM [J]. Modern Electric Power, 2019, 36(6): 9-15.
- [24] SHI H, XU M, MA Q, et al. A whole system assessment of novel deep learning approach on short-term load forecasting [J]. Energy Procedia, 2017, 142: 2791-2796.
- [25] SHI H, XU M, LI R. Deep learning household load forecasting—a novel pooling deep RNN [J]. IEEE Transaction on Smart Grid, 2017, 9(5): 5271-5280.
- [26] 曹有为,闫双红,刘海涛,等.基于降噪时序深度学习网络的风电功率短期预测方法[J].电力系统及其自动化学报,2020,32(1):145-150.
CAO Youwei, YAN Shuanghong, LIU Haitao, et al. Short-term wind power forecasting method based on noise-reduction time-series deep learning network [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2020, 32(1): 145-150.
- [27] 郎伟明,麻向津,周博文,等.基于LSTM和非参数核密度估计的风电功率概率区间预测[J].智慧电力,2020,48(2):31-37.
LANG Weiming, MA Xiangjin, ZHOU Bowen, et al. Wind power probabilistic intervals prediction based on LSTM and nonparametric kernel density estimation [J]. Smart Power, 2020, 48(2): 31-37.
- [28] 赵亮,刘友波,余莉娜,等.基于深度信念网络的光伏电站短期发电量预测[J].电力系统保护与控制,2019,47(18):11-19.
ZHAO Liang, LIU Youbo, YU Lina, et al. Short-term power generation forecast of PV power station based on deep belief network [J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(18): 11-19.
- [29] 唐振浩,孟庆煜,曹生现,等.基于小波深度置信网络的风电爬坡预测方法[J].太阳能学报,2019,40(11):3213-3220.
TANG Zhenhao, MENG Qingyu, CAO Shengxian, et al. Wind power ramp prediction algorithm based on wavelet deep belief network [J]. Acta Energiæ solaris sinica, 2019, 40(11): 3213-3220.
- [30] 殷豪,欧祖宏,陈德,等.基于二次模式分解和级联式深度学习的超短期风电功率预测[J].电网技术,2020,44(2):445-453.
YIN Hao, OU Zuhong, CHEN De, et al. Ultra-short-term wind power prediction based on two-layer mode decomposition and cascaded deep learning [J]. Power System Technology, 2020, 44(2): 445-453.
- [31] 王晨,寇鹏.基于卷积神经网络和简单循环单元集成模型的风电场多风机风速预测[J].电工技术学报,2020,35(13):2723-2735.
WANG Chen, KOU Peng. Wind Speed forecasts of multiple wind turbines in a wind farm based on integration model built by convolutional neural network and simple recurrent unit [J]. Transaction of China Electrotechnical Society, 2020, 35(13): 2723-2735.
- [32] 闫炯程,李常刚,刘玉田.基于SDAE特征提取的含风电电网可用输电能力计算[J].电力系统自动化,2019,43(1):32-39.
YAN Jiongcheng, LI Changgang, LIU Yutian. Available transfer capability calculation in power system with wind power based on SDAE feature extraction [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 32-39.
- [33] 韩伟,苗世洪,李力行,等.基于多视角迁移学习的风场内机群划分及等值风场参数综合优化[J].中国电机工程学报,2020,40(15):4866-4880.
HAN Ji, MIAO Shihong, LI Lixing, et al. Wind turbines clustering in wind farm based on multi-view transfer learning and synthetic optimization of parameters in equivalent wind farm [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(15): 4866-4880.
- [34] WANG Long, ZHANG Zijun, CHEN Jieqiu. Short-term electricity price forecasting with stacked denoising autoencoders [J]. IEEE Transaction on Power Systems, 2017, 32(4): 2673-2681.
- [35] 姚子麟,张亮,邹斌,等.含有高比例风电的电力市场电价预测[J].电力系统自动化,2020,44(12):49-55.
YAO Zilin, ZHANG Liang, ZOU Bin, et al. Electricity price prediction for electricity market with high proportion of wind power [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(12): 49-55.
- [36] 任浩,屈剑锋,柴毅,等.深度学习在故障诊断领域中的研究现

- 状与挑战[J]. 控制与决策, 2017, 32(8): 1345-1358.
- REN Hao, QU Jianfeng, CHAI Yi, et al. Deep learning for fault diagnosis: the state of the art and challenge [J]. Control and Decision, 2017, 32(8): 1345-1358.
- [37] 石鑫, 朱永利, 萨初日拉, 等. 基于深度信念网络的电力变压器故障分类建模[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(1): 71-76.
- SHI Xin, ZHU Yongli, SA Churila, et al. Power transformer fault classifying model based on deep belief network [J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(1): 71-76.
- [38] 代杰杰, 宋辉, 杨伟, 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 analysis of insulating oil for power transformer fault diagnosis based on ReLU-DBN [J]. Power System Technology, 2018, 42(2): 658-664.
- [39] 刘仲民, 翟玉晓, 张鑫, 等. 基于 DBN-IFCM 的变压器故障诊断方法[J/OL]. 高电压技术: 1-8 [2020-04-08]. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20200310011>.
- LIU Zhongmin, ZHAI Yuxiao, ZHANG Xin, et al. Transformer Fault Diagnosis Method Based on DBN-IFCM [J]. High Voltage Engineering: 1-8 [2020-4-08]. <https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20200310011>.
- [40] 林刚, 王波, 彭辉, 等. 基于强泛化卷积神经网络的输电线路图像覆冰厚度辨识[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(11): 3393-3401.
- LIN Gang, WANG Bo, PENG Hui, et al. Identification of icing thickness of transmission line based on strongly generalized convolutional neural network [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(11): 3393-3401.
- [41] 魏东, 龚庆武, 来文青, 等. 基于卷积神经网络的输电线路区内外故障判断及故障选相方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(增刊1): 21-28.
- WEI Dong, GONG Qingwu, LAI Wenqing, et al. Research on internal and external fault diagnosis and fault-selection of transmission line based on convolutional neural network [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(Supplement 1): 21-28.
- [42] YANG Zhixin, Xiaobo Wang, Jian-hua Zhong. Representational learning for fault diagnosis of wind turbine equipment: a multi-layered extreme learning machines Approach [J]. Energies, 2016, 9060379.
- [43] 孙文珺, 邵思羽, 严如强. 基于稀疏自动编码深度神经网络的感应电动机故障诊断[J]. 机械工程学报, 2016, 52(9): 65-71.
- SUN Wenjun, SHAO Siyu, YAN Ruqiang. Induction motor fault diagnosis based on deep neural network of sparse auto-encoder [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(9): 65-71.
- [44] 丛伟, 胡亮亮, 孙世军, 等. 基于改进深度降噪自编码网络的电网气象防灾方法[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(2): 42-50.
- CONG Wei, HU Liangliang, SUN Shijun, et al. Meteorological disaster prevention method for power grid based on improved stacked denoising auto-encoder network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(2): 42-50.
- [45] TALEBI N, ALI SADR NIA M, DARABI A. Robust fault detection of wind energy conversion systems based on dynamic neural networks [J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2014, 7: 1-13.
- [46] LIN F, SUN I, YANG K, ET AL. Recurrent fuzzy neural cerebellar model articulation network fault-tolerant control of six-phase permanent magnet synchronous motor position servo drive [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2016, 24(1): 153-167.
- [47] 余涛, 周斌, 甄卫国. 强化学习理论在电力系统中的应用及展望[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(14): 122-128.
- YU Tao, ZHOU Bin, ZHEN Weiguo. Application and development of reinforcement learning theory in power systems [J]. Power System Protection and Control, 2009, 37(14): 122-128.
- [48] 王怀远, 陈启凡. 基于代价敏感堆叠变分自动编码器的暂态稳定评估方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(7): 2213-2220.
- WANG Huaiyuan, CHEN Qifan. A Transient stability assessment method based on cost-sensitive stacked variational auto-encoder [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(7): 2213-2220.
- [49] 王怀远, 陈启凡. 基于堆叠变分自动编码器的电力系统暂态稳定评估方法[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(12): 134-139.
- WANG Huaiyuan, CHEN Qifan. Transient stability assessment method of electric power systems based on stacked variational auto-encoder [J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(12): 134-139.
- [50] 李宝琴, 吴俊勇, 邵美阳, 等. 基于集成深度置信网络的精细化电力系统暂态稳定评估[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(6): 17-28.
- LI Baoqin, WU Junyong, SHAO Meiyang, et al. Refined transient stability evaluation for power system based on ensemble deep belief network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(6): 17-28.
- [51] 邵美阳, 吴俊勇, 李宝琴, 等. 基于两阶段集成深度置信网络的电力系统暂态稳定评估[J]. 电网技术, 2020, 44(5): 1776-1787.
- SHAO Meiyang, WU Junyong, LI Baoqin, et al. Transient stability assessment of power system based on two-stage ensemble deep belief network [J]. Power System Technology, 2020, 44(5): 1776-1787.
- [52] 高昆仑, 杨帅, 刘思言, 等. 基于一维卷积神经网络的电力系统暂态稳定评估[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(12): 18-26.
- GAO Kunlun, YANG Shuai, LIU Siyan, et al. Transient stability assessment for power system based on one-dimensional convolutional neural network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(12): 18-26.
- [53] 杨维全, 朱元振, 刘玉田. 基于卷积神经网络的暂态电压稳定快速评估[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(22): 46-52.
- YANG Weiquan, ZHU Yuanzhen, LIU Yutian. Fast assessment of transient voltage stability based on convolutional neural network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(22): 46-52.
- [54] 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.
- 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.
- [55] 余涛,周斌.电力系统电压/无功控制策略研究综述[J].继电器,2008,36(6):79-85.
YU Tao, ZHOU Bin. A survey on voltage/reactive power control strategy for power systems[J]. Relay, 2008, 36(6): 79-85.
- [56] 刁浩然,杨明,陈芳,等.基于强化学习理论的地区电网无功电压优化控制方法[J].电工技术学报,2015,30(12):408-414.
DIAO Haoran, YANG Ming, CHEN Fang, et al. Reactive power and voltage optimization control approach of the regional power grid based on reinforcement learning theory [J]. Transaction of China Electrotechnical Society, 2015, 30(12): 408-414.
- [57] 李琦,乔颖,张宇精.配电网持续无功优化的深度强化学习方法[J].电网技术,2020,44(4):1473-1480.
LI Qi, QIAO Ying, ZHANG Yujing. Continuous reactive power optimization of distribution network using deep reinforcement learning [J]. Power System Technology, 2020, 44(4): 1473-1480.
- [58] 邵美阳,吴俊勇,石琛,等.基于数据驱动和深度置信网络的配电网无功优化[J].电网技术,2019,43(6):1874-1885.
SHAO Meiyang, WU Junyong, SHI Chen, et al. Reactive power optimization of distribution network based on data driven and deep belief network [J]. Power System Technology, 2019, 43(6): 1874-1885.
- [59] DUAN Jiajun, SHI Di, DIAO Ruisheng, et al. Deep-reinforcement- learning-based autonomous voltage control for power grid operations [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(1): 814-817.
- [60] DIAO Ruisheng, WANG Zhiwei, SHI Di, et al. Autonomous voltage control for grid operation using deep reinforcement learning [C]//IEEE PES General Meeting 2019, August 4-8, 2019, Atlanta, USA: 1-5.
- [61] YIN L, YU T, ZHOU L, et al. Artificial emotional reinforcement learning for automatic generation control of large-scale interconnected power grids [J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2017, 11(9): 2305-2313.
- [62] IMTHIAS AHAMED T P, NAGENDRA RAO P S, SASTRY P S. A reinforcement learning approach to automatic generation control [J]. Electric Power Systems Research, 2002, 63(1): 9-26.
- [63] 张孝顺,李清,余涛,等.基于协同一致性迁移Q学习算法的虚拟发电部落AGC功率动态分配[J].中国电机工程学报,2017,37(5):1455-1467.
ZHANG Xiaoshun, LI Qing, YU Tao, et al. Collaborative consensus transfer q-learning based dynamic generation dispatch of automatic generation control with virtual generation tribe [J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(5): 1455-1467.
- [64] 殷林飞,余涛.基于深度Q学习的强鲁棒性智能发电控制器设计[J].电力自动化设备,2018,38(5):12-19.
YIN Linfei, YU Tao. Design of strong robust smart generation controller based on deep Q learning [J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(5): 12-19.
- [65] 孙宏斌,黄天恩,郭庆来,等.面向调度决策的智能机器调度员研制与应用[J].电网技术,2020,44(1):1-8.
SUN Hongbin, HUANG Tianen, GUO Qinglai, et al. Automatic operator for decision-making in dispatch: research and applications [J]. Power System Technology, 2020, 44(1): 1-8.
- [66] 黄天恩,郭庆来,孙宏斌,等.模型-数据混合驱动的电网友全特征选择和知识发现:关键技术与工程应用[J].电力系统自动化,2019,43(1):95-101.
HUANG Tianen, GUO Qinglai, SUN Hongbin, et al. Hybrid model and data driven concepts for power system security feature selection and knowledge discovery: Key technologies and engineering application [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 46-52.
- [67] 尚宇炜,马钊,彭晨阳,等.内嵌专业知识和经验的机器学习方法探索(一):引导学习的提出与理论基础[J].中国电机工程学报,2017,37(19):5560-5571.
SHAN Yuwei, MA Zhao, PENG Chenyang, et al. Study of a novel machine learning method embedding expertise: part I proposals and fundamentals of guiding learning [J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(19): 5560-5571.
- [68] 尚宇炜,马钊,彭晨阳,等.内嵌专业知识和经验的机器学习方法探索(二):引导学习的应用与实践[J].中国电机工程学报,2017,37(20):5852-5861.
SHAN Yuwei, MA Zhao, PENG Chenyang, et al. Study of a novel machine learning method embedding expertise: part II applications and practices of guiding learning [J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(20): 5852-5861.
- [69] 尚宇炜,郭剑波,吴文传,等.数据-知识融合的机器学习(1):模型分析[J].中国电机工程学报,2019,39(15):4406-4416.
SHAN Yuwei, GUO Jianbo, WU Wenchuan, et al. Machine learning methods embedded with domain knowledge: part I model analysis [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(15): 4406-4416.
- [70] 尚宇炜,郭剑波,吴文传,等.数据-知识融合的机器学习(2):泛化风险[J].中国电机工程学报,2019,39(16):4641-4649.
SHAN Yuwei, GUO Jianbo, WU Wenchuan, et al. Machine learning methods embedded with domain knowledge: part II generalization risk [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(16): 4641-4649.

赵晋泉(1972—),男,通信作者,博士,教授,博士生导师,主要研究方向:电力系统优化运行、电压稳定分析与控制、电力市场。E-mail:zhaojinquan@hhu.edu.cn

夏雪(1995—),女,硕士研究生,主要研究方向:电力数据分析、人工智能在电力系统中的应用。E-mail:xx382880230@qq.com

徐春雷(1978—),男,硕士,高级工程师,主要研究方向:电力系统调度自动化、电网运行与管理。

(编辑 代长振)

Review on New Generation Artificial Intelligence in Power System Operation

ZHAO Jinquan¹, XIA Xue¹, XU Chunlei², HU Wei², SHANG Xuewei³

(1. College of Energy and Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China;

2. State Grid Jiangsu Power Company, Nanjing 210024, China;

3. Beijing Kedong Electrical Control System Co., Ltd., Beijing 110179, China)

Abstract: The new generation of artificial intelligence technologies such as the deep learning and reinforcement learning and their applications on power grid operation are current research hotspots in the field of power systems. Artificial intelligence technology has the advantages of not relying on physical mechanism, fast calculation speed and high discrimination efficiency. However, its inherent shortcomings such as poor interpretability and weak stability also restrict its application in some power system operation scenarios. This article analyzes and reviews the applications of the new generation of artificial intelligence in different types of dispatching operation scenarios such as load and renewable energy forecasting, fault Diagnosis, real time stability assessment, optimal frequency/voltage control and operation mode planning. It summarizes the problems in the existing researches, and points out that those applications of artificial intelligence technology in the power system should be combined with the idea of adapting to local conditions, problem-oriented, scenario-based, and application-oriented. Finally, prospects for some future applications of artificial intelligence technology in power systems are given.

This work is supported by National Key R&D Program of China (No. 2017YFB0902600) and State Grid Corporation of China (No. SGJS0000DKJS1700840).

Key words: artificial intelligence; power system operation; reinforcement learning; deep learning; scene adaptation

