第 50 卷 第 1 期：19-29 高电压技术 Vol.50, No.1: 19-29
2024 年 1 月 31 日 High Voltage Engineering January 31, 2024
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20232144

人工智能在新型电力系统智能传感、通信与数据处理领域应用

杨　挺[1]，耿毅男[1]，郭经红[2]，梁　云[2]，王成山[1]
（1. 天津大学电气自动化与信息工程学院，天津 300072;
2. 国网智能电网研究院有限公司电力传感技术研究所，北京 102211）

摘　要：新型电力系统以清洁能源为主体，借助海量数据和计算技术实现电源与负荷间的动态平衡，其核心特征是系统的可观、可测、可控。人工智能作为重要技术支撑，能够在能量流和信息流深度融合的基础上，提升电网智能感知水平，优化通信网资源利用和系统数据处理能力。该文主要介绍了新型电力系统的形态、特征和机理，强调了在新形势下的电网数字化转型迫切需求，并对人工智能技术在电力传感、电力通信和电力大数据处理领域的研究现状和应用情况进行梳理分析，探究其促进新型电力系统各环节电气量、状态量、环境量的全面感知、即时通信与数据分析，有力支撑电力高级应用。最后对人工智能技术在新型电力系统建设中面临的挑战进行了总结和技术发展展望。

关键词：人工智能；新型电力系统；机器学习；智能传感；电力通信；数据增强

Applications of Artificial Intelligence in Sensing, Communication, and Data Processing in the New Power System

YANG Ting[1], GENG Yinan[1], GUO Jinghong[2], LIANG Yun[2], WANG Chengshan[1]
(1. School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;
2. State Grid Smart Grid Research Institute Co., Ltd., Electric Power Sensing Technology Research Institute, Beijing 102211, China)

Abstract: The new power system is mainly based on clean energy and utilizes massive data and computing technology to balance power sources and loads dynamically. Its core feature is the system's observability, measurability, and controllability. Artificial intelligence, as an important technological support, can enhance the intelligent perception level of the power grid and optimize the utilization of communication network resources and system data processing capabilities based on deep integration of energy flow and information flow. We mainly introduce the form, characteristics, and mechanism of the new power system, emphasizes the urgent need for digital transformation of the power grid in the new situation, and analyze the research status and application of artificial intelligence technology in the fields of power sensing, power communication, and power big data processing. Moreover, we explore its promotion of comprehensive perception, instant communication, and data analysis of electrical quantity, state quantity, and environmental quantity in each link of the new power system, powerfully supporting advanced applications of electricity. Finally, a summary and outlook on the challenges faced by artificial intelligence technology in constructing new power systems are presented.

Key words: artificial intelligence; new power system; machine learning; intelligent sensing; power communication; data augmentation

0　引言

随着新型电力系统建设的全面推进，以风电、光伏为代表的高比例清洁能源并网和高比例电力电子设备的使用，电力系统在供给侧和需求侧都呈现前所未有的“双随机性”。清洁能源易受到天气、区域和市场政策等外部因素的影响，其大规模的应用为电网运行带来了不确定性[1]。高比例电力电子设备的接入，导致发电机转子提供的旋转机械惯量以及频率阻尼作用逐渐降低，形成低惯量电网，极易

基金资助项目：国家重点研发计划(2022YFB2403800)；国家自然科学基金(62371338；61971305)；天津市自然科学基金重点项目(21JCZDJC00640)。
Project supported by National Key R&D Program of China (2022YFB2403800), National Natural Science Foundation of China (62371338, 61971305), Tianjin Natural Science Foundation Key Project (21JCZDJC00640).

造成电网频率波动而引发连锁故障[2-3]。为保障电网在“双高”、“双随机”复杂环境下的稳定运行，亟需提升其全景状态感知、数据可靠传输和信息分析处理能力，实现系统内各环节电气量、状态量和环境量的实时测量和快速分析。国家电网发布《数字化转型发展战略纲要》,南方电网也提出“透明电网”的概念，冀以大数据为抓手，融合智能传感器、电力通信网和数据中心，建设集成数据感知、传输和处理的一体化架构，赋能电网数字化。

然而，传统技术体系已然难以完全满足电网的数字化转型需要。具体分析为：在数据感知层面，为实现系统运行状态的全面可观，需要海量精准量测数据，这对传感器的采集速度、精度和数据处理能力提出了更高的要求，也直接反映到传感器本体的软硬件设计。在数据传输层面，多参量传感器量测数据需要高效互动，才能实现“源网荷储”的协同，并对数据传输通信网的承载能力和安全性提出更高要求，以承载海量数据的冲击和新兴电力业务的传输需求[4-5]。在数据处理层面，海量电力大数据是新型电力系统多类型高级应用的“中台”，但也存在数据质量不高、数据内在关联性和价值挖掘不足的问题，限制了各种高级应用的发展[6]。

人工智能(artificial intelligence, AI)作为当前发展最为迅猛的科学技术之一，在应对高维、时变、非线性优化问题上具有良好的学习和处理能力，早在 20 世纪 80 年代便已用于解决电力领域难题[7-8]。随着新一代人工智能技术的崛起，其在能源领域效率提升方面产生的巨大推力得到普遍认可。在故障线路识别[9]、电网可靠性评估[10]、智慧用能碳减排[11]以及电力信息物理系统安全[12]等方面，人工智能技术发挥了重要作用。各国政府相继出台了多项国家级战略规划推动人工智能的发展[13]。在此背景下，为建设可观、可测、可控的新型电力系统，实现碳达峰、碳中和“30·60”目标，将新一代人工智能技术与传统分析方法相结合，促进传感器智能化发展，提高通信网资源利用效率和电力大数据信息处理能力，成为当前新型电力系统研究的热点和关键技术。

本文正是探究新一代人工智能技术与新型电力系统应用需求的融合，聚焦智能感知与传感技术、通信网络规划与管理技术、数据质量提升与关联挖掘技术，形成集数据感知、传输和处理于一体的优化方案。最后，梳理未来研究发展方向，期望能够给予本领域专家学者有益的参考和启迪。

1 人工智能在电力传感中的应用

新型电力系统的核心特征之一是源荷随机性，为了提高可控性需要加强电网的全景感知与智慧管控，基础是能够准确、可靠地获取各类量测数据，感知设备与系统的运行状态[14]。传感器是系统参量感知和状态量测的基础元器件，通常包括电气量传感器、状态量传感器、环境量传感器和行为量传感器等，通过单一传感或多种传感器的协同配合实现多维参量的准确量测[15]。

随着电网建设的快速推进，在发电、输电、变电、配电和用电的各个环节亟需新型感知量测技术和传感装置，以获得近设备侧的电力大数据支持。具体特征如下：

1）较低功耗，满足长时间部署运行需要。

2）具备算力，实现数据简单分析和处理。

3）高可靠性，适应强磁等复杂工况。

4）自我校正，实现测量误差的自发现和纠偏。

为满足上述新需求，在人工智能技术与设备制造工艺突飞猛进的大背景下，机器学习和边缘智能等先进技术逐步应用到传感器的设计和工作运行中，显著提升了传感器本体的智能化，增强了传感器的灵敏度和准确性，提高了传感器的采集效率。

1.1 面向广域量测的传感器本体智能化设计

依托于半导体集成技术和信息处理技术的进步，智能传感器应运而生。图 1 给出由传统单一传感元件到智能传感器的发展演进历程。与传统传感器不同，智能传感器由于集成了算法执行单元、通信单元和用户控制单元，具备了信息采集和数据同步处理能力，能够自我校正量测误差，显著提升了对电力系统运行多参量的精准感知能力[16]。

除对传感器本体功能扩展外，通过引入机器学习的神经网络模型构建思想，利用逆向数据迭代设

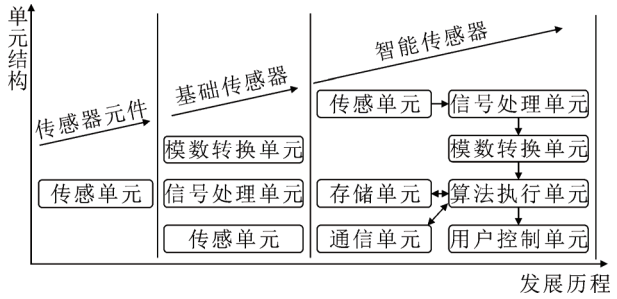


图 1 智能化传感器发展历程

Fig.1 Development history of intelligent sensor

计方法可实现对传感器软硬件的优化设计和隐性系统缺陷辨识。图 2 给出了具体的设计流程。与传统基于全器件物理建模的设计思路不同，新方法基于数据驱动实现设计参数的自适应优化，并通过机器学习和统计信息分析生产批次间的可靠性差异，形成影响传感器性能的伪随机因素集合，在设计期内就可逆向修改设计方案确定最佳传感器结构和布局[17]。

1.2　提升量测精度的智能传感器误差校正方法

受传感器测量精度、被测对象非线性特性、复杂电-磁环境等多元不确定因素的影响，传感器必然存在测量误差，即测量值与被测量属性实际值之间的偏差。误差的产生是不可避免的[18]，比如关口互感器会因基波动态、谐波干扰以及环境温度、电磁场等因素影响电能计量的准确性，进而影响配用电系统需求响应。因此需要高效的智能传感器误差校正方法以提升量测精度。

但从误差产生机理分析可知，传感器量测误差形成原因多样，校正补偿难度大，通常存在欠补偿和过补偿的问题。针对智能传感器的误差校正难题，传统方法通常采用硬件改进方式，如文献[19]在信号调理阶段，增加偏置模块实现电流传感器响应的线性化。文献[20]则使用双电流传感器组成差分电路，提高应对外界环境干扰的补偿。硬件校正方法通常简单有效，改进思路也较为直观易懂，适用于批量化加工。但受限于传感器本体设计与制造工艺，硬件校正方法存在场景适应性弱、精度提升存在上限的特点，如在电流毫安/微安级量测时，难以满足误差补偿要求。

与基于硬件改进的传感器误差校正方法不同，基于机器学习的软件校正技术具有参数动态可调、环境灵活适应等优点，可以有效预测和纠正环境干扰造成的测量误差。如文献[21]针对新一代隧道磁电阻(tunneling magneto resistance, TMR)电流传感器高灵敏度所带来的温漂和地磁干扰难题，采用改进深度信念网络(deep belief network, DBN)构建温度场、地磁场、原始电流值 3 输入向量与校准电流值的映射网络模型，实现误差校正。文献[22]针对风速误差，采用双向长短期记忆网络模型分辨出风场测量数据中的可预测成分并进行自适应修正。虽然软件校正技术能够有效弥补硬件补偿灵活性差的缺陷，但其效果严重依赖于前期数据样本训练结果，存在弱泛化性的问题，针对硬件层面的设计缺陷问题效果有限，亦不适用于极端环境和低时延场景[23]。

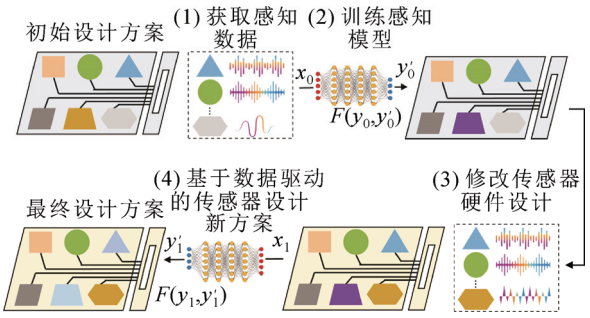


图 2　基于机器学习逆向数据迭代的智能传感器软硬件优化设计流程

Fig.2　Design flow of intelligent sensor based on machine learning reverse data iteration

将传感器与基于人工智能的软件误差校正技术和硬件补偿电路相结合，是今后高精度传感器设计和准确量测的重要研究方向。

1.3　面向多应用需求的量测数据高效采集方法

随着电网调控运行对状态感知数据密度的提升和测量点位的增加，如用电数据由单日计量到每 15 min 一个计量点，甚至是每 5 min 一个计量点，以满足电力现货交易，电能质量数据由 0.5 精度等级的每周波 30 次采样到 0.1 精度等级的每周波 240 次采样以满足谐波干扰监测和治理，亟需更高效率的量测数据采样方法。

传统方法通常采用自适应采集策略提升采样效率，如基于密度函数的自适应采样频度调整策略等[24]。但是上述方法都是以牺牲全域采样点位为代价，不可避免地会丢失局部特征信息。与之相比，基于压缩感知技术的采集方法有更优秀的采样性能，更适用于电力系统高密度全景感知。文献[25-26]提出了基于压缩感知技术的微网谐波压缩采样技术，通过统一稀疏基变换，实现了电能质量的谐波稀疏化，打破了遵循 Nyquist 采样定理的高频采样限制。低频不失真采样为简化计量装置、降低功耗开辟了全新的技术路径，随后文献[27]在此基础上进一步构建了电能质量信号的盲源分离模型，为定位谐波源及谐波治理提供了有效方法。

此外，将边缘智能技术引入传感采集过程，实现边缘侧数据采集和融合预处理，实现近设备侧智能感知，将显著提升量测数据的采集效率和处理决策速度。文献[28]针对宽频暂态电压激励下电压互感器量测特性不稳定的难题，建立了融合边缘计算单元的新型宽频电压感知架构，并给出了基于逆向数学模型的系统电压边缘计算方法。

1.4 新型“感存算”一体化传感器的设计与实现

在传统的感知计算系统中，传感模块和计算模块通常采用不同的封装技术，彼此间具有物理隔离[29-30]，限制了智能传感器功耗和延时的根本性提升。面向智能电网多环境量和状态量持续感知背景下高度复杂的量测数据识别、分类和判断需求，将传统以传感和计算为中心的硬件架构转变为以数据为中心的一体化架构，是未来传感器设计及应用的重要发展方向[31-32]。区别于业务导向下的传感器设计思路，作为各种智能算法和高级应用的数据源头，采用基于模数混合处理技术的“感存算”一体化融合架构，直接输出原始模拟信号到计算单元，可以有效降低数据转换和访存瓶颈的限制，提升整体性能。文献[33]提出了“传感+存算”一体的混合信号集成电路芯片设计方案，有效解决智能感知系统的功耗、延时和算力问题。进一步地，探索软硬件联合优化方案，设计融合深度学习神经网络和片上传输、计算、存储一体化的新型传感器，如多模调控忆阻器设计，实现超低功耗下的数据持续采集分析和任务实时分发处理，将引领智能传感器步入新的发展方向，尤其是在智能输变电、智能网联和智能用电等多类场景实现技术突破。

2 人工智能在电力通信中的应用

数字化是新型电力系统发展的重要路径，在一次设备和网架的基础上，依托先进通信技术实现信息流和能量流的深度融合。电力通信网是量测数据和状态信息在边端装置和数据中心双向流动的载体，是新型电力系统的中枢神经，其实时性、可靠性和安全性是实现源网荷储一体化的基础，能够促进社会各方参与到电力生产、传输和分配等全环节，提升用能效率。本章从电力通信网规划设计、资源分配、安全防护和运维消缺 4 个方面对现有研究成果进行分析总结，梳理利用人工智能技术解决上述问题的思路。

2.1 考虑多维度测算的电力-通信耦合网络规划方法

随着清洁能源的大规模并网，为保证系统安全稳定运行，需要对全网运行状态实时感知，并将分布式源-荷量测信息即时上送，以满足精准控制需求。因此，电力通信网在原有骨干通信网和接入通信网的基础上，进一步与延伸至设备侧末端的传感网混合形成“全时全域”电力通信耦合网络，贯穿发电、输电、变电、配电和用电的全环节。其规划建设也变得愈加复杂，图 3 梳理了电力-通信耦合网规划设计时需考虑的诸多因素。

传统通信网规划方法一般采用加权评分制来分析包括通信技术参数、全寿命周期成本和业务利润率等因素，或搭建小型仿真模型测试设计方案效果。文献[34]提出了基于层次分析法的通信网规划模型，并针对新兴业务的带宽和时延需要进一步细化二级指标，通过规划匹配度的量化加权评分找出最优规划方案。文献[35]面向具体规划场景搭建 3 维电力无线专网覆盖模型，实现单一场景下“楼宇级”规划方案的可视化分析。但上述研究涉及影响因素和约束条件相对较少，随着电力-通信耦合网络向“源-荷”末端延伸，规划设计时所需考虑的变量增加，传统加权评分会互相干扰，甚至陷入混乱，并且随着规划范围的扩展，仿真模型的构建也将变得更加复杂。

人工智能技术可以在电力通信网业务预测的基础上，结合现有网络资源使用情况、业务运行数据、设备信息和未来网络发展需求等因素，测算并调整电力通信网络的规划方案，包括网络规模、网元建设方案、配置需求、业务优化等。当面临多目标优化、需要综合评估时，机器学习方法能够有效降低测算维度，改进规划方案。将机器学习用于网络结构智能分析和优化，不仅可以实现对复杂网络结构、环网密度、光缆质量、设备折旧率、端口空余度和空口资源占用率等多个要素的综合评测，而且对于非技术性因素，如运维可行性和管理便捷性，都可抽象得出量化表述特征，实时计算全局最优方案，减少人工规划中的隐性风险，包括老化折旧率

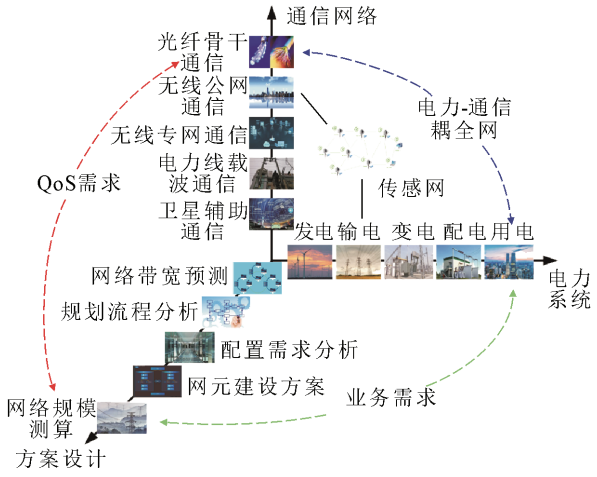


图 3 新型电力系统通信网规划需考虑因素

Fig.3 Factors considered in the planning of new power system communication network

预测偏差、故障预响应机制不当和成本效益经济型评估不足带来的运行维护难题[36]。面向分布式电源、储能和可控负荷的接入与通信需求，文献[37]引入随机森林算法构建评估模型，对无线网规划覆盖范围和传输性能进行定量评价。文献[38]提出了面向电力物联网新兴业务的通信网络架构，基于软件定义技术屏蔽网络的物理层差异，推进电力通信网容量、带宽和时延的统一规划。

2.2　面向多场景需求的电力通信网络资源智能分配方法

通过先进网络规划技术形成的优质网架需要借助灵活合理的通信资源分配方法才能最大程度提升电力通信网络的承载能力。早期网络资源分配方案多采用先期计算-策略下放-稳定运行的方式，随着相关业务类型的多元化、通信服务质量(quality of service, QoS)需求的多样化，静态资源分配方法已经难以满足高动态的电力多业务信息交互需要。当电网调控运行方式改变时，由于业务的接入/退出和终端的自组网，从底层网络拓扑结构到上层承载流量都发生改变。为满足电力系统从网络接入层到骨干层的通信性能需求，需要引入电力通信网络资源的全局动态分配策略，灵活选择通信方式，自适应调整带宽容量、时延等级和频谱划分。但是，鉴于构建动态资源分配模型的复杂性，其求解过程存在诸多难题，诸如矩阵奇异性和模型非线性等问题，全局最优解的计算是十分困难的[39]。为解决上述问题，通常采用模型分层求解的方法，即将一个复杂问题分解为多个子问题。如针对多终端并发多业务通信需求，文献[40]提出了基于效用函数的宽带电力线载波通信(high-speed power line communication, HPLC)跨层资源分配新方法，分别采用次优化算法分析用户调度、子载波分配和功率分配等问题，以求得全局通信资源分配问题的解，但层间信息的增加使自由度也随之增加，所求解也并非全局最优解，难以进一步提升通信性能。

考虑到模型分层求解的局限性，目前已有部分学者利用深度强化学习的强辨识能力，研究不同业务需求动态申请的最优网络资源预留与灵活调配方法，根据通信网络的实时负载自动调整带宽资源分配。如针对功率受限场景下的用户分组及子载波间功率分配问题，文献[41]提出了基于量化信道状态(channel state information, CSI)的最大发射功率限定深度强化学习求解方法，相较于传统正交多址接入技术，能够更大限度提升系统速率。类似思路也在文献[42]中被讨论，工作流程如图 4 所示，首先通过监视器读取不同场景下的业务需求，然后将发射功率、QoS 需求、队列状态、信道状态等状态信息发给控制器，利用强化学习与环境交互，不断修正深度学习神经网络的模型参数，并采用迁移学习提升算法收敛速度，最后将指令下发到中心机房(computer room, DC)，实现全局通信资源的动态分配。文献[43]进一步提出了一种基于 Q 学习的长期演进技术升级版(long term evolution advanced, LTE-A)网络资源分配算法以满足分布式端到端速

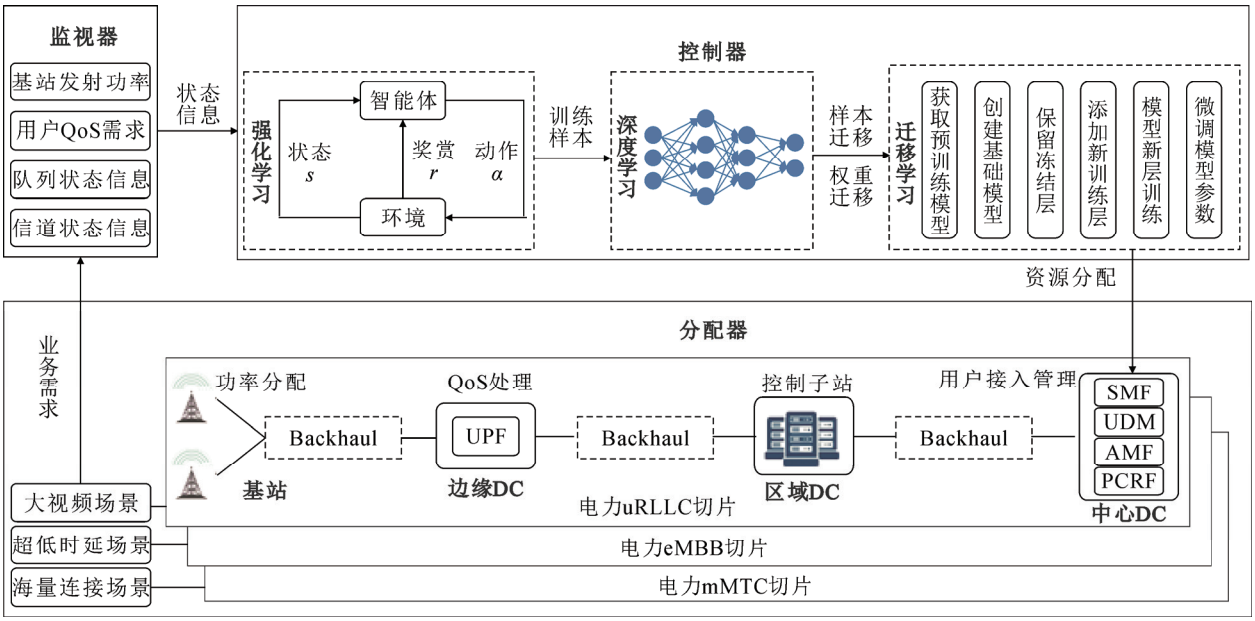


图 4　基于深度强化学习的通信资源分配流程

Fig.4　Communication resource allocation process based on deep reinforcement learning

率需求，并且类似思路已经应用于 5G 动态切片和资源调度中，经验证能够有效降低时延并提高传输速率[44]。

2.3 基于异常流量辨识技术的电力通信网安全防护

随着电网数字化、智能化程度的提高，呈现出信息-物理紧耦合特征，其安全问题同时来自信息侧与物理侧。新型电力系统涌现的海量物联网终端可能被利用来进行泛洪攻击。国外多起攻击事件明确警示了对电力通信网络入侵检测和安全防御的重要性，如何准确快速辨识电力通信网络异常流量是发现系统异常、实现安全态势感知的关键技术。早期入侵检测方法通常以阈值检测为主，通过设置上下限区间识别网络攻击时附带的并发数据包，但其检测准确率与阈值并非线性相关，难以在准确率和误报率之间取得平衡。众多学者对此展开研究，并提出了基于流量行为特征的网络攻击检测方法，如文献[45]分析异常行为时间点的细粒度行为特征参数，统计数据包包头信息进行异常检测，在一定程度上降低了入侵检测误报率。

当前，面对不断涌现的新攻击模式，传统入侵检测方法难以动态辨识未知攻击和组合攻击，无法满足电力通信网络安全防护和智能化发展需要。部分学者通过引入人工智能技术提升异常流量的分辨能力，如文献[46-47]分别采用改进最小闭包球向量机和高斯伯努利受限玻尔兹曼机，将入侵检测抽象成多分类问题并动态匹配最优参数，实时检测虚假数据攻击。另一方面，为解决现有攻击检测方法无法应对未知攻击和组合攻击的难题，文献[48]摒弃对单个数据报文的检测，对变电站网络流时-频域特征谱解析，获得攻击行为在时域中的隐藏特征，并据此提出了基于人工蜂群优化算法的变电站通信网异常流量检测新方法，具有更高的检测效率，以及更低的误判和漏检率。此外，还有部分学者应用监督学习、半监督学习、集成学习和多核学习等机器学习方法进行智能电网的网络攻击检测，并取得一定成效[49]。除了从防御者角度考虑智能电网信息安全，还有部分学者从攻击者角度展开相关研究，探究最大限度导致系统损害的攻击策略，如采用 Q 学习方法或攻防博弈理论进行推演，提前发现系统脆弱环节并采取必要预防措施[50-51]，冀以将主动安全部署和被动攻击检测相结合，提升电力通信网的安全防护水平。

2.4 电力通信网的运行维护及故障诊断

当前，电力通信网仍处于高速发展阶段，设备数量、业务类型和用户需求日益增加，运维管理工作也变得愈加繁重复杂。国内电力通信网运维管理信息化方案始于 21 世纪初，多采用运维人员远程管理接口的形式上门服务，进行常规运行维护和故障诊断。由于管理低效，且故障诊断和消缺效果严重依赖于运维人员经验，显然无法满足数字化智能化电网对电力通信高可靠的需求，亟需寻找运行维护及故障诊断的补充手段[52]。

人工智能技术本身即是高级模式辨识，因此天然适用于电力通信网的骨干路由器、交换机、基站、终端和光缆等通信设备的运行维护和故障诊断[53-54]。除了贝叶斯网络、模糊逻辑推理、关联规则等传统故障诊断方法外，文献[55]提出一种栈式相关性稀疏自编码神经网络模型构建方法，用于路由器间连接故障的自诊断，其识别准确率显著优于传统方法。文献[56]则采用 3 维卷积神经网络定位配电物联网异动源位置，实现对电力通信中断故障、通信数据异常引起的保护误动和拒动进行精确分类及定位。此外，通过引入深度学习等技术，能够更加准确地评估电力通信设备运行态势，精准定位故障位置及根源，实现故障的快速诊断[57-58]。

3 人工智能在电力数据处理中的应用分析

海量电力大数据是系统运行状态感知，数据驱动型高级应用的基础。通过智能感知和可靠通信实现电力大数据从设备侧的有效获取和传输汇聚。充分利用人工智能技术在数据处理领域的优势，保障数据的“质”和“量”，深入挖掘数据间的关联信息，对发现电力系统运行规律，实现电网数字化、信息化、智能化发展具有重要意义。本章从数据质量提升、小样本数据增强和数据关联挖掘 3 个方面对现有研究成果进行分析总结，具体包括：异常点剔除和缺失值重构算法、基于生成对抗网络的数据集扩充方法和基于知识图谱的结构化表达方法。

3.1 基于异常点剔除和重构的电力大数据质量提升方法

由于复杂的运行环境和多变的运行状态，电力数据通常会存在缺失、高噪、异常等质量问题，其质量提升方案主要包括电力数据异常点剔除和缺失值重构 2 方面。传统异常点剔除方法多根据数据分布特性进行分析，具体包括统计量分析法、小波奇

异点检测法、四分位算法等，场景针对性较强[59]。如统计量分析法可以根据数据有效范围剔除异常点，但面对缺乏统计规律的分散性数据通常处理效果较差；小波奇异点检测法可以从非平稳信号中辨识出可能的异常数据，但其识别效果依赖于小波函数的选取，多数情况下仍需要进行二次辨识；四分位算法通用性较好，但随着异常数据占比提高，其识别准确率会迅速下降[60]。当面对由于传感器故障、机组故障和通信故障等原因产生的大量堆积型异常数据时，上述方法通常难以取得令人满意的效果。区别于统计量分析算法，机器学习算法能够更好地识别量测数据间难以显式分析的特征，恢复缺失数据。为了处理分散-堆积混合型异常数据，文献[61]在四分位法的基础上进一步采用聚类算法对异常数据进行二次剔除以实现更精准的数据清洗。文献[62]则提出了一种将密度聚类和时间循环神经网络相结合的变电站设备异常数据清洗方法，利用快速密度峰值聚类算法和自组织神经网络的双重判断识别设备异常数据，利用长短期记忆网络预测并替换“噪点数据”时刻值，为后续分析决策提供高质量数据支撑。

当数据异常值比重较高时，大量异常值的剔除将破坏原始数据的完整性、连贯性和数据序列内在关联关系，因此需要重构缺失值。缺失数据重构方法多基于统计学特性和物理特性，通过构建数学模型来修补缺失位。但在对电参量和运行状态参量的全景细粒度观测时，诸多微观传感测量数据尚未完全明晰其物理机理，也难以用简洁的数学模型去拟合，如高次/超高次谐波的产生机理和谐波源定位等场景。部分学者尝试使用机器学习算法进行复杂数据序列的高精度修复并取得一系列成果，如：文献[63]考虑电能质量数据的时-频域特征和，提出了一种基于模糊自组织神经网络的数据修复算法；文献[64]利用自适应神经网络模糊推理系统模型对风电功率丢失数据进行修复；文献[65]分析了同步相量测量单元(phasor measurement unit, PMU)数据的采集、传输、转换各环节数据缺失的原因，根据真实性约束和上下文相似性约束提出了基于改进生成对抗网络的 PMU 数据重构方法；文献[66-67]则针对用电计量数据，提出了基于核范数和低秩张量补全的用电数据质量提升方法，并通过负荷预测验证了数据质量修复对提升电力高级应用效果的必要性。但采用上述方案修复数据时，实际效果依赖于训练样本，其本质依旧是对缺失数据的拟合，难以体现实际数据中的微小变化量，忽略了系统状态改变的真实反应。另一方面，人工智能算法还存在过拟合问题，由于参数设置不当误将扰动作为数据真实变化趋势，导致重构偏差，这些问题目前尚缺乏根本性解决方法，还有待进一步地深入研究。

3.2　基于生成对抗网络的电力小样本数据增强方法

在诸多电力应用场景中，虽然前端传感器能够大范围部署，电力通信网也延伸至设备侧，但在高级应用时仍可能面临数据样本不足的问题，具体原因包括采样困难、前期量测缺失、分布不平衡、异常标注等，导致可用电力数据仍属于小样本集，不具备大数据分析的条件。然而，部分新一代人工智能技术对标注数据量依赖度较高，诸多算法在小样本环境下的应用受到制约。为解决数据不均衡以及数据量过小所引起模型训练效果差的问题，已有相关学者研究数据增强技术，如通过调整训练数据的类间分布来提升数据集的样本多样性[68-69]。

常用的数据增强方法包括对样本进行几何变化、样本配对技术等，但是上述方法都是对原数据进行连续化处理来拟合真实样本的分布，新增的数据仍在已知样本围成的闭区域内，对模型训练效果提升有限。传统基于卷积神经网络的数据修复算法针对具有少量缺失点位的样本集具有较好效果。但面对由于传感器短时故障或电力通信网络堵塞造成的连续数据缺失问题，由于无法通过现有数据提取数据时序特征，修复效果普遍不佳。针对该问题，以生成对抗网络为代表的深度学习算法逐渐被应用于数据增强领域[70]。生成对抗网络通过生成网络和判别网络对抗训练来探明数据空间的类别边界，生成更加符合真实数据分布的样本[71]。例如，文献[72-73]分别利用深度卷积生成对抗网络模型和边界平衡生成式对抗网络模型生成局部放电信号的短时傅里叶变换频谱，实现变压器局部放电数据的增强。文献[74]则提出了一种结合 Wasserstein 生成对抗网络模型和深度长短期记忆模型的负荷生成方法，新数据集经验证能显著增强多能源混合场景下负荷间的时序和关联特性。文献[75]进一步通过自适应学习因子和差分进化策略增强风电功率预测模型的小样本训练数据集，均取得较好效果。

3.3　基于知识图谱的电力大数据关联挖掘方法

在改善数据缺失、样本不足等问题后，各类电力大数据与高级应用如何强关联使用成为数据内涵

层面的难题。电力大数据由于来自不同的采集传输系统，呈现出信息多源性、时间离散性和数据异构性的特点，难以满足电力系统跨业务、跨应用和跨角色的营-配-调一体化协同管控需要[76]。

电力知识图谱可以通过结构化的方式展现数据间的关联特性，结合自然语言处理技术，有效挖掘数据特征并建立联系，实现电力数据的深层次利用[77-78]。构建蕴含“实体-关系-实体”三元组的电力知识图谱，如图 5 所示，对突破信息交互壁垒、实现多源数据贯通具有重要意义，为故障判断和智能问答等高级应用提供技术支撑[79]。文献[80]从电网调度规则、故障预案以及专家经验中进行知识抽取并构建知识图谱，对故障设备的定位和诊断有一定的帮助。此外，在调度自动化系统[81]、嵌入式储能系统[82]以及电力设备检修[83]等领域也有应用知识图谱的研究和探索。但考虑到多源异构数据格式、结构和质量上的固有差异，在知识抽取、实体识别、概念映射和图谱扩展等方面还存在诸多难题，知识图谱技术在电力领域的应用成果还相对有限。随着电网域与社会服务域的融合，跨域信息交互将更加频繁，通过电力知识图谱实现数据的标准化管理，是未来人工智能技术在电力领域的重要发展方向之一。

4 总结与展望

新型电力系统在海量数据的基础上能够发现并利用电网深层复杂运行规律，实现清洁能源的高效消纳、电网安全稳定运行。而人工智能技术的快速发展，为其可观性、可测性和可控性的进一步提升带来巨大机遇。因此，本文梳理了人工智能技术在新型电力系统传感、通信和数据处理 3 个方面的最新研究和应用进展。通过较为全面的分析可知，当前国内外相关学者在该领域已经开展了大量探索并取得了卓有成效的成绩。但当前研究成果仍有待持续完善提升，在以下几个层面尚需深入思考：

1）在智能传感方面，感存算一体化是传感器重要的发展趋势，但当前器件的感知和处理协同性能依然孱弱，片上集成运行机器学习算法仍存在瓶颈，仅适用于低数据量级的简单任务。如何增强感存算一体化传感器集成度，提升软硬件协同工作效率，是其未来应用领域拓宽的关键。

2）在电力通信方面，由于新兴业务的扩展，通信网在承载能力和资源分配上面临巨大挑战。传统方案多针对带宽容量和传输时延等通信技术指标进行优化，缺乏业务相关性、管理可行性等非通信技术因素的思考。因此，未来通信网络优化方案需将多主体业务差异性等影响因素纳入考量，以全时全域电力通信为研究对象，得到全局优化。

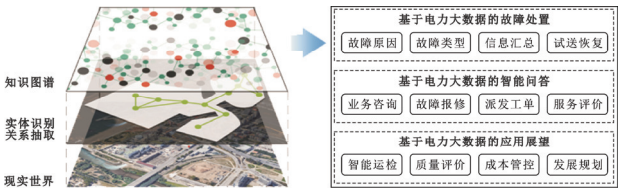


图 5 电力知识图构建过程及应用

Fig.5 Generation process and application of power knowledge graph

3）在电力数据处理方面，得益于机器学习和知识图谱等技术的引入，电力数据质量差、关联关系不明晰等问题在一定程度上得到了改善，但对先期完整数据样本要求较高，且存在重构偏差。如何进一步提升电力数据质量，并在此基础上实现语义层级的数据解析，将是未来电力数据处理领域的重要发展方向。

参考文献 References

[1] XIE H N, JIANG M H, ZHANG D D, et al. IntelliSense technology in the new power systems[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2023, 177: 113229.

[2] ZHOU X, WANG K D, LI S Y, et al. An ultra-compact lightweight electromagnetic generator enhanced with Halbach magnet array and printed triphase windings[J]. Applied Energy, 2024, 353: 122075.

[3] HU P F, LI Y J, YU Y X, et al. Inertia estimation of renewable-energy-dominated power system[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2023, 183: 113481.

[4] CHEN Z Y, AMANI A M, YU X H, et al. Control and optimisation of power grids using smart meter data: a review[J]. Sensors, 2023, 23(4): 2118.

[5] CHAFII M, BARIAH L, MUHAIDAT S, et al. Twelve scientific challenges for 6G: rethinking the foundations of communications theory[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2023, 25(2): 868-904.

[6] LIAO H L, MICHALENKO E, VEGUNTA S C. Review of big data analytics for smart electrical energy systems[J]. Energies, 2023, 16(8): 3581.

[7] 薛禹胜，刘 觉，岑文辉. 专家系统在电力系统中的应用——特点，现状和展望[J]. 电力系统自动化，1989(2)：10-19.
XUE Yusheng, LIU Jue, CEN Wenhui. Expert systems in power systems-features, current status and prospects[J]. Automation of Electric Power System, 1989(2): 10-19.

[8] 韩祯祥，文福拴. 人工智能及其在电力系统中的应用—从专家系统到人工神经元网络[J]. 电力系统自动化，1991(3)：5-15.
HAN Zhenxiang, WEN Fushuan, Artificial intelligence and its applications to power systems——from expert systems to artificial neural networks[J]. Automation Electric of Power System, 1931(3): 5-15.

[9] MACHLEV R, HEISTRENE L, PERL M, et al. Explainable artificial intelligence (XAI) techniques for energy and power systems: review, challenges and opportunities[J]. Energy and AI, 2022, 9: 100169.

[10] MOHAMMADI E, ALIZADEH M, ASGARIMOGHADDAM M, et al. A review on application of artificial intelligence techniques in microgrids[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Industrial Electronics, 2022, 3(4): 878-890.

[11] HAI T, ALSHARIF S, DHAHAD H A, et al. The evolutionary artificial intelligence-based algorithm to find the minimum GHG emission via the integrated energy system using the MSW as fuel in a waste heat recovery plant[J]. Sustainable Energy Technologies and Assessments, 2022, 53: 102531.

[12] ABDULLAHI M, BAASHAR Y, ALHUSSIAN H, et al. Detecting cybersecurity attacks in internet of things using artificial intelligence methods: a systematic literature review[J]. Electronics, 2022, 11(2): 198.

[13] 中华人民共和国国务院. 国务院关于印发新一代人工智能发展规划的通知[J]. 中华人民共和国国务院公报，2017(22)：7-21.
State Council of the People's Republic of China. Circular of the State Council on printing and distributing the development plan of the new generation of artificial intelligence[J]. Gazette of the State Council of the People's Republic of China, 2017(22): 7-21.

[14] 李立涅. 透明电网赋能新型电力系统建设[J]. 中国电力企业管理，2022(1)：14-17.
LI Licheng. Construction of new power system with transparent power grid[J]. China Power Enterprise Management, 2022(1): 14-17.

[15] 郭经红，梁　云，陈　川，等. 电力智能传感技术挑战及应用展望[J]. 电力信息与通信技术，2020，18(4)：15-24.
GOU Jinghong, LIANG Yun, CHEN Chuan, et al. Challenge and application prospect of power intelligent sensor technology[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2020, 18(4): 15-24.

[16] ALONSO M, AMARIS H, ALCALA D, et al. Smart sensors for smart grid reliability[J]. Sensors, 2020, 20(8): 2187.

[17] BALLARD Z, BROWN C, MADNI A M, et al. Machine learning and computation-enabled intelligent sensor design[J]. Nature Machine Intelligence, 2021, 3(7): 556-565.

[18] MOFFAT R J. Describing the uncertainties in experimental results[J]. Experimental Thermal and Fluid Science, 1988, 1(1): 3-17.

[19] DOSSEL O. Principles of sensor error correction[C]//Proceedings. VLSI and Computer Peripherals. Hamburg, West Germany: IEEE, 1989.

[20] MUȘUROI C, OPROIU M, VOLMER M, et al. High sensitivity differential giant magnetoresistance (GMR) based sensor for non-contacting DC/AC current measurement[J]. Sensors, 2020, 20(1): 323.

[21] 杨　挺，张卓凡，刘亚闯，等. 基于改进深度信念网络的 TMR 电流传感器温漂与地磁场校正方法[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版)，2021，54(8)：875-880.
YANG Ting, ZHANG Zhuofan, LIU Yachang, et al. Correction method for temperature drift and geomagnetic field of TMR current sensor based on improved deep belief network[J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology), 2021, 54(8): 875-880.

[22] LIU H, YANG R, DUAN Z. Wind speed forecasting using a new multi-factor fusion and multi-resolution ensemble model with real-time decomposition and adaptive error correction[J]. Energy Conversion and Management, 2020, 217: 112995.

[23] RU X, GU N, SHANG H, et al. MEMS inertial sensor calibration technology: current status and future trends[J]. Micromachines, 2022, 13(6): 879.

[24] LUO W H, SYCARA K. Adaptive sampling and online learning in multi-robot sensor coverage with mixture of Gaussian processes[C]//Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Brisbane, Australia: IEEE, 2018.

[25] 杨　挺，徐明玉，袁　博. 基于压缩感知的微网谐波分析方法[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版)，2016，49(5)：480-484.
YANG Ting, XU Mingyu, YUAN Bo. Harmonic analysis method in microgrid based on compressed sensing[J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology), 2016, 49(5): 480-484.

[26] 杨　挺，杨风霞，叶芷杉，等. 基于动态采样压缩感知的超谐波监测方法[J]. 中国电机工程学报，2023，43(16)：6278-6287.
YANG Ting, YANG Fengxia, YE Zhishan, et al. A new measurement method for supraharmonics based on dynamic sampling and compressed sensing[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(16): 6278-6287.

[27] 杨　挺，尚　昆，袁　博，等. 基于压缩感知的盲源信号分离检测方法[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版)，2016，49(11)：1138-1143.
YANG Ting, SHANG Kun, YUAN Bo, et al. Blind signal separation detection method based on compressed sensing[J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology), 2016, 49(11): 1138-1143.

[28] 司马文霞，胡广富，杨　鸣，等. 融合边缘计算的互感器宽频电压测量方法[J]. 高电压技术，2022，48(5)：1644-1652.
SIMA Wenxia, HU Guangfu, YANG Ming, et al. Wideband voltage measurement method of instrument transformer using edge computing[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(5): 1644-1652.

[29] ZHOU F C, CHAI Y. Near-sensor and in-sensor computing[J]. Nature Electronics, 2020, 3(11): 664-671.

[30] ZHOU F C, ZHOU Z, CHEN J W, et al. Optoelectronic resistive random access memory for neuromorphic vision sensors[J]. Nature Nanotechnology, 2019, 14(8): 776-782.

[31] KAUTZ W H. Cellular logic-in-memory arrays[J]. IEEE Transactions on Computers, 1969, C-18(8): 719-727.

[32] WAN T Q, SHAO B J, MA S J, et al. In-sensor computing: materials, devices, and integration technologies[J]. Advanced Materials, 2023, 35(37): 2203830.

[33] 乔　飞，司　帅. 面向智能持续感知的“传感-计算”共融架构和芯片设计[J]. 微纳电子与智能制造，2020，2(4)：14-33.
QIAO Fei, SI Shuai. Integration architecture and chips of "sensing with computing" for intelligent continuous perception[J]. Micro/Nano Electronics and Intelligent Manufacturing, 2020, 2(4): 14-33.

[34] 吴　庆，王云棣，曾令康，等. 基于层次分析法的“十四五”终端通信接入网通信技术规划[J]. 中国电力，2022，55(5)：174-181.
WU Qing, WANG Yundi, ZENG Lingkang, et al. Communication technology planning for power terminal communication access networks in the "14th five-year plan" based on analytic hierarchy process[J]. Electric Power, 2022, 55(5): 174-181.

[35] 陆勇达. 电力无线专网覆盖分析的三维可视化系统设计与实现[D]. 北京：北京邮电大学，2021.
LU Yongda. Design and implementation of three dimensional visualization system for coverage analysis of power wireless private network[D]. Beijing, China: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2021.

[36] 陈　熙. 能源互联网背景下人工智能在电力通信网中的应用探析[J]. 电力信息与通信技术，2021，19(9)：45-50.
CHEN Xi. Application of artificial intelligence in power communication network under the background of energy internet[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2021, 19(9): 45-50.

[37] 肖振锋，伍晓平，徐志强，等. 基于机器学习的无线网络规划覆盖性能定量评价[J]. 中南大学学报(自然科学版)，2021，52(10)：3505-3512.
XIAO Zhenfeng, WU Xiaoping, XU Zhiqiang, et al. A quantitative evaluation scheme of coverage performance in planning wireless network based on machine learning[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2021, 52(10): 3505-3512.

[38] 刘　林，祁　兵，李　彬，等. 面向电力物联网新业务的电力通信网需求及发展趋势[J]. 电网技术，2020，44(8)：3114-3128.
LIU Lin, QI Bing, LI Bin, et al. Requirements and developing trends of electric power communication network for new services in electric internet of things[J]. Power System Technology, 2020, 44(8):

3114-3128.

[39] YANG H H, YE Y H, CHU X L, et al. Resource and power allocation in SWIPT-enabled device-to-device communications based on a non-linear energy harvesting model[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(11): 10813-10825.

[40] 杨 挺，何子阳，孙兆帅，等. 面向并发多业务的宽带电力线载波通信跨层资源分配算法研究[J]. 电网技术，2021，45(8)：3257-3267.
YANG Ting, HE Ziyang, SUN Zhaoshuai, et al. Research on cross-layer resource allocation algorithm for concurrent multi-service in broadband power line carrier communication[J]. Power System Technology, 2021, 45(8): 3257-3267.

[41] 王晓峰. 物理层安全约束下的 NOMA 系统资源分配算法研究[D]. 西安：西安电子科技大学，2020.
WANG Xiaofeng. Research on resource allocation algorithm for NOMA system restricted by physical layer security[D]. Xi'an, China: Xidian University, 2020.

[42] 陈前斌，管令进，李子煜，等. 基于深度强化学习的异构云无线接入网自适应无线资源分配算法[J]. 电子与信息学报，2020，42(6)：1468-1477.
CHEN Qianbin, GUAN Lingjin, LI Ziyu, et al. Deep reinforcement learning-based adaptive wireless resource allocation algorithm for heterogeneous cloud wireless access network[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2020, 42(6): 1468-1477.

[43] KUMAR N, SWAIN S N, SIVA RAM MURTHY C. A novel distributed Q-learning based resource reservation framework for facilitating D2D content access requests in LTE-A networks[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2018, 15(2): 718-731.

[44] ZHONG L J, JI X, WANG Z X. A Q-learning driven energy-aware multipath transmission solution for 5G media services[J]. IEEE Transactions on Broadcasting, 2022, 68(2): 559-571.

[45] 周颖杰，焦程波，陈慧楠，等. 基于流量行为特征的 DoS&DDoS 攻击检测与异常流识别[J]. 计算机应用，2013，33(10)：2838-2841.
ZHOU Yingjie, JIAO Chengbo, CHEN Huinan, et al. Traffic behavior feature based DoS&DDoS attack detection and abnormal flow identification for backbone networks[J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(10): 2838-2841.

[46] 王宇飞，赵 婷，李韶瑜，等. 采用改进最小闭包球向量机的电力信息网络入侵检测方法[J]. 电网技术，2013，37(9)：2675-2680.
WANG Yufei, ZHAO Ting, LI Shaoyu, et al. An intrusion detection method for electric power information network based on improved minimum enclosing ball vector machine[J]. Power System Technology, 2013, 37(9): 2675-2680.

[47] HE Y B, MENDIS G J, WEI J. Real-time detection of false data injection attacks in smart grid: a deep learning-based intelligent mechanism[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(5): 2505-2516.

[48] YANG T, HOU Y C, LIU Y C, et al. WPD-ResNeSt: substation station level network anomaly traffic detection based on deep transfer learning[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2021, Early access.

[49] OZAY M, ESNAOLA I, YARMAN VURAL F T, et al. Machine learning methods for attack detection in the smart grid[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2016, 27(8): 1773-1786.

[50] YAN J, HE H B, ZHONG X N, et al. Q-learning-based vulnerability analysis of smart grid against sequential topology attacks[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2017, 12(1): 200-210.

[51] NI Z, PAUL S. A multistage game in smart grid security: a reinforcement learning solution[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2019, 30(9): 2684-2695.

[52] 林 雪. 电力通信网中故障驱动的业务重构机制研究[D]. 北京：北京邮电大学，2020.
LIN Xue. Research on fault-dirven services reconfiguration of electric power communication network[D]. Beijing, China: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2020.

[53] 詹惠瑜，刘科研，盛万兴，等. 有源配电网故障诊断与定位方法综述及展望[J]. 高电压技术，2023，49(2)：660-671.
ZHAN Huiyu, LIU Keyan, SHENG Wanxing, et al. Review and prospects of fault diagnosis and location method in active distribution network[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(2): 660-671.

[54] 谢 炀，杨 鑫，黄亚飞，等. 基于凝聚层次聚类的接地网定向支路减维腐蚀诊断优化方法[J/OL]. 高电压技术，2023：1-9 [2023-12-15]. https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20230650.
XIE Yang, YANG Xin, HUANG Yafei, et al. Optimization method for dimensional reduction corrosion diagnosis of directional branch of grounding grid based on condensation hierarchical clustering[J/OL]. High Voltage Engineering, 2023: 1-9[2023-12-15]. https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20230650.

[55] 聂晓音，谢 刚，李 洋，等. 基于栈式相关性稀疏自编码的电力通信网故障诊断[J]. 电力系统保护与控制，2019，47(19)：158-163.
NIE Xiaoyin, XIE Gang, LI Yang, et al. Fault diagnosis of power communication network based on stacked relational sparse autoencoder[J]. Power system Protection and Control, 2019, 47(19): 158-163.

[56] 殷浩然，苗世洪，韩 佶，等. 基于三维卷积神经网络的配电物联网异常辨识方法[J]. 电力系统自动化，2022，46(1)：42-50.
YIN Haoran, MIAO Shihong, HAN Ji, et al. Anomaly identification method for distribution internet of things based on three-dimensional convolutional neural network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(1): 42-50.

[57] LIN M, HONG J, CHEN M, et al. A method based on improved cuckoo search for on-site operation and maintenance work order distribution in power communication network[C]// The 8th International Conference on Computer Engineering and Networks (CENet2018). Cham, Germany: Springer, 2020: 635-645.

[58] WANG B W, WANG L C, HAN L, et al. Design and application of communication network in the maintenance of transmission cable[C]//Proceedings of 2021 2nd International Seminar on Artificial Intelligence. Shanghai, China: IEEE, 2021.

[59] 武佳卉，邵振国，杨少华，等. 数据清洗在新能源功率预测中的研究综述和展望[J]. 电气技术，2020，21(11)：1-6.
WU Jiahui, SHAO Zhenguo, YANG Shaohua, et al. Review and prospect of data cleaning in renewable energy power prediction[J]. Electrical Engineering, 2020, 21(11): 1-6.

[60] 杨 茂，张书天，王天硕，等. 基于 IKLIEP-四分位模型的风电场异常数据识别算法[J]. 高电压技术，2023，49(7)：2952-2960.
YANG Mao, ZHANG Shutian, WANG Tianshuo, et al. Identification algorithm of wind farm abnormal data based on IKLIEP-quartile model[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(7): 2952-2960.

[61] CHENG J K, MAI X D, WANG S N. Research on abnormal data mining algorithm based on ICA[J]. Cluster Computing, 2019, 22(2): 3613-3619.

[62] 孟令雯，张锐锋，李鑫卓，等. 基于机器学习的变电站设备异常状态数据清洗[J]. 电力系统及其自动化学报，2021，33(12)：79-86.
MENG Lingwen, ZHANG Ruifeng, LI Xinzhuo, et al. Cleaning abnormal status data of substation equipment based on machine learning[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2021, 33(12): 79-86.

[63] 杨 挺，何周泽，赵东艳，等. 基于 FSOM 神经网络的电能质量数据缺失修复算法[J]. 电网技术，2020，44(5)：1941-1949.
YANG Ting, HE Zhouze, ZHAO Dongyan, et al. Power quality data loss repair algorithm based on FSOM neural network[J]. Power System Technology, 2020, 44(5): 1941-1949.

[64] 朱倩雯，叶 林，赵永宁，等. 风电场输出功率异常数据识别与重构方法研究[J]. 电力系统保护与控制，2015，43(3)：38-45.
ZHU Qianwen, YE Lin, ZHAO Yongning, et al. Methods for elimination and reconstruction of abnormal power data in wind farms[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(3): 38-45.

[65] 王守相，陈海文，潘志新，等. 采用改进生成式对抗网络的电力系

统量测缺失数据重建方法[J]. 中国电机工程学报，2019，39(1)：56-64.
WANG Shouxiang, CHEN Haiwen, PAN Zhixin, et al. A reconstruction method for missing data in power system measurement using an improved generative adversarial network[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(1): 56-64.

[66] 杨　挺，孙兆帅，季　浩，等. 基于矩阵范数优化理论的用电数据质量提升算法[J]. 中国电机工程学报，2022，42(10)：3501-3511.
YANG Ting, SUN Zhaoshuai, JI Hao, et al. Electricity consumption data quality improvement algorithm based on matrix norm optimization theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(10): 3501-3511.

[67] 杨　挺，叶芷杉，徐嘉成，等. 基于低秩张量补全的非侵入式负荷监测缺失数据修复方法[J/OL]. 电网技术，2023：1-11[2023-12-04]. https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2023.0178.
YANG Ting, YE Zhishan, XU Jiacheng, et al. A non-intrusive load monitoring missing data recovery method based on low-rank tensor completion[J/OL]. Power System Technology, 2023: 1-11[2023-12-04]. https: //doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2023.0178.

[68] 张一珂，张鹏远，颜永红. 基于对抗训练策略的语言模型数据增强技术[J]. 自动化学报，2018，44(5)：891-900.
ZHANG Yike, ZHANG Pengyuan, YAN Yonghong. Data augmentation for language models via adversarial training[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(5): 891-900.

[69] 肖　雄，肖宇雄，张勇军，等. 基于二维灰度图的数据增强方法在电机轴承故障诊断的应用研究[J]. 中国电机工程学报，2021，41(2)：738-748.
XIAO Xiong, XIAO Yuxiong, ZHANG Yongjun, et al. Research on the application of the data augmentation method based on 2D gray pixel images in the fault diagnosis of motor bearing[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(2): 738-748.

[70] 周远翔，林孟龙，陈健宁，等. 基于自注意力生成对抗网络的电力设备在线监测缺失数据填补[J]. 高电压技术，2023，49(5)：1795-1809.
ZHOU Yuanxiang, LIN Menglong, CHEN Jianning, et al. Missing data imputation for online monitoring of power equipment based on self-attention generative adversarial networks[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(5): 1795-1809.

[71] 米　阳，卢长坤，申　杰，等. 基于条件生成对抗网络的风电功率极端场景生成[J]. 高电压技术，2023，49(6)：2253-2263.
MI Yang, LU Changkun, SHEN Jie, et al. Wind power extreme scenario generation based on conditional generative adversarial network[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(6): 2253-2263.

[72] ARDILA-REY J A, ORTIZ J E, CREIXELL W, et al. Artificial generation of partial discharge sources through an algorithm based on deep convolutional generative adversarial networks[J]. IEEE Access, 2020, 8: 24561-24575.

[73] 朱永利，张　翼，蔡炜豪，等. 基于辅助分类-边界平衡生成式对抗网络的局部放电数据增强与多源放电识别[J]. 中国电机工程学报，2021，41(14)：5044-5053.
ZHU Yongli, ZHANG Yi, CAI Weihao, et al. Data augmentation and pattern recognition for multi-sources partial discharge based on boundary equilibrium generative adversarial network with auxiliary classifier[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(14): 5044-5053.

[74] 朱　庆，郑红娟，唐子逸，等. 基于生成对抗网络的综合能源负荷场景生成方法[J]. 电力建设，2021，42(12)：1-8.
ZHU Qing, ZHENG Hongjuan, TANG Ziyi, et al. Load scenario generation of integrated energy system using generative adversarial networks[J]. Electric Power Construction, 2021, 42(12): 1-8.

[75] LI L L, ZHAO X, TSENG M L, et al. Short-term wind power forecasting based on support vector machine with improved dragonfly algorithm[J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 242: 118447.

[76] 杨　挺，覃小兵，冯相为，等. 计及用户充电行为与隐私保护的联邦学习电动汽车短期充电负荷预测[J/OL]. 高电压技术，2023：1-8 [2023-12-15]. https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20230765.
YANG Ting, QIN Xiaobing, FENG Xiangwei, et al. Federated learning electric vehicle short-term charging load prediction accounting for user charging behavior and privacy protection[J/OL]. High Voltage Engineering, 2023: 1-8[2023-12-15]. https: //doi. org/10.13336/j. 1003-6520. hve. 20230765.

[77] 束嘉伟，杨　挺，耿毅男，等. 面向电力知识图谱构建的重叠实体关系联合抽取方法[J/OL]. 高电压技术，2023：1-11[2023-12-04]. https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20230772.
SHU Jiawei, YANG Ting, GENG Yinan, et al. A joint extraction method for overlapping entity relationships in the construction of electric power knowledge graph[J/OL]. High Voltage Engineering, 2023: 1-11[2023-12-04]. https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve. 20230772.

[78] 张　骥，张红梅，邵　华，等. 基于全景数字仿真的变电站一键顺控测试技术[J]. 高电压技术，2023，49(增刊 1)：128-134.
ZHANG Ji, ZHANG Hongmei, SHAO Hua, et al. One click sequential control testing technology for substations based on panoramic digital simulation[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(Supplement 1): 128-134.

[79] 吕梦平，段　斌，蒋海辉，等. 基于知识图谱技术的风电数据管理与应用研究[J]. 电力系统保护与控制，2021，49(6)：167-173.
LÜ Mengping, DUAN Bin, JIANG Haihui, et al. Research on management and application of wind power data based on knowledge graph technology[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(6): 167-173.

[80] 王骏东，杨　军，裴洋舟，等. 基于知识图谱的配电网故障辅助决策研究[J]. 电网技术，2021，45(6)：2101-2112.
WANG Jundong, YANG Jun, PEI Yangzhou, et al. Distribution network fault assistant decision-making based on knowledge graph[J]. Power System Technology, 2021, 45(6): 2101-2112.

[81] 李新鹏，徐建航，郭子明，等. 调度自动化系统知识图谱的构建与应用[J]. 中国电力，2019，52(2)：70-77，157.
LI Xinpeng, XU Jianhang, GUO Ziming, et al. Construction and application of knowledge graph of power dispatching automation system[J]. Electric Power, 2019, 52(2): 70-77, 157.

[82] ONG L, KARMAKAR G, ATHERTON J, et al. Embedding energy storage systems into a dynamic knowledge graph[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2022, 61(24): 8390-8398.

[83] 刘梓权，王慧芳. 基于知识图谱技术的电力设备缺陷记录检索方法[J]. 电力系统自动化，2018，42(14)：158-164.
LIU Ziquan, WANG Huifang. Retrieval method for defect records of power equipment based on knowledge graph technology[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(14): 158-164.



杨　挺(通信作者)
1979—，男，博士，教授，博导
主要从事人工智能与智能配用电、电力大数据、电力信息物理系统的研究
E-mail:yangting@tju.edu.cn

YANG Ting
Ph.D., Professor
Corresponding author

收稿日期　2023-12-04　修回日期　2023-12-18　　编辑　程子丰