



控制与决策

Control and Decision

ISSN 1001-0920, CN 21-1124/TP

《控制与决策》网络首发论文

题目: 数据驱动的综合能源系统运行优化方法研究综述
作者: 陈龙, 韩中洋, 赵珺, 王伟
DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.0725
收稿日期: 2020-06-09
网络首发日期: 2020-09-03
引用格式: 陈龙, 韩中洋, 赵珺, 王伟. 数据驱动的综合能源系统运行优化方法研究综述[J/OL]. 控制与决策. <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0725>



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。

数据驱动的综合能源系统运行优化方法研究综述

陈龙^{1,2}, 韩中洋^{1,2}, 赵珺^{1,2†}, 王伟^{1,2}

(1. 大连理工大学 控制科学与工程学院, 辽宁 大连 116024;

2. 大连理工大学 工业装备智能控制与优化教育部重点实验室, 辽宁 大连 116024)

摘要: 构建清洁、低碳、安全、高效和可持续的现代能源体系被列为我国国家能源发展战略. 综合能源系统(Integrated Energy System, IES)包含了多类能源的产生、传输、转换、存储以及分配等过程, 其综合管控与协同优化是在系统工艺与装备相对完备的情况下提升能源效率、降低成本、保护环境的关键技术, 可为我国构建低碳可持续发展的能源运行模式, 特别是工业园区的能源管控提供技术基础. 随着大数据与机器学习技术的发展, 一系列数据驱动的方法在IES相关研究中相继出现, 其研究重点涵盖了IES的建模、评估以及动态调度等内容. 本文综述了数据驱动方法应用于以上几个方面的国内外研究现状, 详细分析了当前研究中亟需解决的科学问题与技术挑战, 在此基础上探讨了数据驱动的IES运行优化研究的未来发展方向.

关键词: 综合能源系统; 数据驱动; 建模; 评估; 运行优化; 机器学习

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.0725

A Review of the Research of Data-Driven Methods on Operational Optimization of Integrated Energy Systems

CHEN Long^{1,2}, HAN Zhongyang^{1,2}, ZHAO Jun^{1,2†}, WANG Wei^{1,2}

(1. School of Control Science and Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China; 2. Key Laboratory of Intelligent Control and Optimization for Industrial Equipment (Dalian University of Technology), Ministry of Education, Dalian 116024, China)

Abstract: Building a clean, low-carbon, safe, efficient and sustainable energy system has been listed as one of the national energy development strategies in China. The Integrated Energy Systems (IES) integrates the processes of multiple energy generation, transmission, conversion, storage and distribution. The collaborative management and optimization for multi-energy resources is the key technology to raise energy efficiency, reduce costs and protect environments under a certain configuration of technologies and equipment, which provides the basis for forming a low-carbon sustainable energy operation mode, especially for the industrial parks. With the development of the big data and machine learning technologies, a series of data-driven methods occurred in the field of the research on IES, covering the modeling, assessment and operational optimization of the IES, etc. The studies and issues of these aforementioned aspects are reviewed in detail, and the ongoing scientific problems and technical challenges that need to be further investigated are also presented. In addition, the future research directions of the data-driven methods for the IES operational optimization are discussed.

Keywords: Integrated energy systems; Data driven; Modeling; Assessment; Operational optimization; Machine learning

0 引言

能源系统是人类社会的重要基础设施, 可为社会生产生活提供如电能、热能、燃气等多种重要资源. 针对大型产业园区而言, 传统能源系统中的电网、供热网和燃气网等通常分属不同的主体进行管理, 缺乏统一规划而导致其总体能源使用效率不高, 与用能主体内业务交互能力弱, 多种能流之间缺

乏有效协同等问题. 随着我国能源紧缺形势加剧和自然环境恶化, 迫切需要对多类能源进行统一运行管控以提升其绿色化和高效化. 以多种能源转换设备(如热电联产(Combined Heat and Power, CHP)、电制氢、热泵(Heat Pump, HP)等)为枢纽的综合能源系统(Integrated Energy System, IES)通常是在园区或区域内通过整合电能、天然气、热能以及可再生能源

收稿日期: 2020-06-09; 修回日期: 2020-08-14.

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFA0700300).

[†]通讯作者. E-mail: zhaoj@dlut.edu.cn.

等多类能源,运用信息技术和控制技术,来实现不同能源子系统间的协调规划和优化运行的一体化的系统^[1].

IES已成为当前国际能源领域重要的战略研究方向.早在2007年,美国提出重点发展冷热电三联供等技术,将IES研究设定为国家能源战略^[2].德国的标志性项目是2008年启动的E-Energy,该项目旨在建立以新型通信技术和系统为基础的高效能源系统,以先进的调控手段来应对众多的分布式电源与复杂多变的终端负荷,以提高能源系统运行的经济性^[2].2015年4月,“创新英国”机构在伯明翰发起“能源系统弹射器”(Energy Systems Catapult)计划,每年投入3千万英镑,用于支持英国的企业重点研究和开发IES^[3].美国国家可再生能源实验室于2013年成立了“能源系统集成”研究组,将可再生能源融入IES,通过开发能源系统优化运行解决方案来实现低能耗的目标^[4].此外,2020年5月,欧盟发布了2030年IES研发路线图,其建设目标之一是通过先进的控制和调节手段确保IES在波动性、约束和不确定性不断增加情况下的最佳运行^[5].我国于2016年发布了《能源生产和消费革命战略(2016-2030)》,制定全面建设“互联网+”智慧能源的行动计划,以促进多种类型能流网络互联互通和多种能源形态协同转化^[6].从上述国内外IES研究趋势可以看出,对于一个结构要素相对稳定的IES来说,其运行优化是IES研究的核心,即通过实时调控系统可控变量来达到能源综合利用效率和系统运行效率最大化等目标;同时在系统的优化调度过程中,从安全性、经济性、能效性以及环保性等角度实时评估系统运行状态对最优调度方案的生成起到指导作用.而完成上述IES运行优化与评估的前提则是对能源系统建立精准的数学模型.因此,可将IES运行优化研究归纳为包括系统建模、评估和运行优化等在内的研究内容.

表1 各能源介质网络动力学规律

能源网络	理论基础	状态变量	
		节点	线路/管道
电网	基尔霍夫定律 欧姆定律	电压幅值、电压相角、 注入功率等	有功功率、 无功功率
天然气网络	流体力学定律	注入流量、压力等	管道流量
供热网络	流体力学定律 热力学定律	注入流量、压力、 供水温度、回水温度等	管道流量

然而,IES通常集成了电力系统、供热系统以及天然气系统等多个能源子系统,各子系统间通过能

源转换设备(如CHP机组等)相互耦合,并且其能源负荷节点分别由电力线路和供热/供气管道等相连从而形成复杂的能源网络(如图1所示),进而对其建模、评估与运行优化的研究提出了巨大挑战^[7].机理分析是传统的IES研究方法,各个能源子系统/网络通常在相应物理规律的约束下平稳运行,表1给出了各能源网络的理论基础及其节点和线路/管道对应的状态变量^[8].上述物理规律构成了IES研究的基础^[8-9],随着IES应用规模的逐渐增大,涉及的能源设备数量急剧增多,其结构变得异常复杂,并且模型假设等因素会造成建模精度的下降,因此单纯的机理分析方法已难以应对多能耦合系统的运行分析要求.

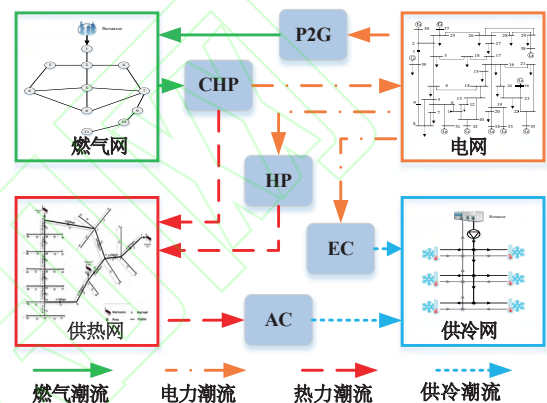


图1 IES的一个典型结构图

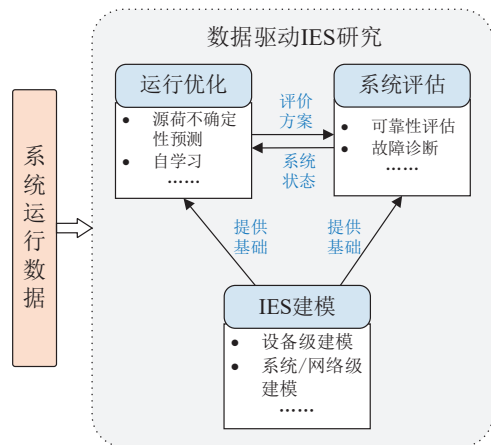


图2 数据驱动的IES研究内容关系图

随着物联网、大数据等信息技术的飞速发展,越来越多的测量装备接入能源系统,如广域量测系统(Wide Area Measurement System, WAMS)、数据采集(Supervisory Control and Data Acquisition, SCADA)系统等量测技术,积累了体量庞大的反映能源系统运行状态的在线或离线数据资源.因此,数据驱动的机器学习方法被越来越广泛地应用于IES相关研究中,其基本思想指利用上述数据资源,实现多能源系统的预报、评价、调度、决策和优化等

各种期望功能. 此类方法无需关注系统的具体机理信息, 基于数据可有效挖掘出变量间的复杂关联关系^[10], 主要包括有监督学习, 如线性回归^[11], 深度学习(Deep Learning, DL)^[12], 迁移学习(Transfer Learning, TL)^[13]等; 无监督学习, 如聚类^[11], 主元分析(Principal Component Analysis, PCA)^[11]等; 以及强化学习(Reinforcement Learning, RL)^[14]等. 图2展示了数据驱动方法在IES研究中的关系^{[10][15]}, 数据驱动方法在系统建模方面, 主要从设备级和系统/网络级建模等角度进行研究; 在评估方面, 主要从可靠性评估和故障诊断等角度进行研究; 在运行优化方面, 现有文献主要研究了基于源荷不确定性预测和基于自学习的运行优化.

1 数据驱动的IES建模

借助于SCADA和WAMS系统, 可采集各能源设备(如燃气轮机、锅炉、电转气(Power to Gas, P2G)设备、CHP等)的实时运行数据以及能源网络节点变量(如节点能量需求、节点电压或压力、支路功率或流量以及供热网络节点供水温度和回水温度等)的数据^[16-17]. 因此, 基于数据的机器学习方法, 如线性回归^[11]、支持向量机(Support Vector Machines, SVMs)^[18]、人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANNs)^[19]、高斯过程(Gaussian Processes, GPs)模型^[20]等, 已应用于IES系统变量的建模中^[21-22]. 在上述数据驱动建模方法的研究中, 根据建模对象的不同, 可分为设备级建模和系统/网络级建模; 另外, 根据建模过程中是否采用了机理信息, 可分为数据驱动的方法和数据/机理协同驱动的方法.

1.1 设备级建模

能源转换设备通常包含众多设备变量, 且变量之间存在复杂的非线性关系, 精确的机理模型通常难以准确描述实际系统的运行情况. 因此, 数据驱动方法被应用于设备变量的建模中, 如ANNs模型被用于废物发电厂设备(如锅炉, 汽轮机)^[23]及CHP机组^[24]的建模过程中. 针对含有冷、氢等能源介质的IES建模问题, 文[25]基于实时运行数据建立了SVM模型来描述蒸汽轮机背压与冷凝器相关变量之间的非线性关系, 用以提高冷凝器的建模精度. 文[26]针对电站蒸汽锅炉的运行监控问题, 基于锅炉历史运行数据, 通过基于信息论的排序方法对过程状态与锅炉效率相关性最强的变量进行排序, 从而对蒸汽锅炉性能进行辨识. 文[27]分别采用ANNs模型和线性回归方法来对CHP机组变量进行拟合, 从

而预测CHP的电产出. 此外, 文[24]采用ANNs模型来建立CHP机组中燃气轮机、蒸汽轮机等不同设备变量间的关系模型.

以上建模方法大多专注于能源设备的稳态运行过程, 而能源转换设备涉及多种类型能源, 不同能源介质响应速度的差异会造成能源设备的多时间尺度动态过程特性, 例如受扰动时电力系统的响应为毫秒级, 而热网系统的响应则为分钟级或小时级. 因此, 有学者基于数据的建模方法来描述其动态过程行为^[28]. 文[28]针对微型燃气轮机的多时间尺度动态特性建模问题, 将机电系统看作快速的准线性过程, 而热力子系统则被视为一个缓慢的高度非线性过程, 并采用基于粒子群优化的径向基ANNs模型来拟合模型的非线性部分. 文[29]针对工业燃气轮机暂态特性的建模问题, 通过采集单轴重型燃气轮机启动过程的运行数据, 采用ANNs模型来模拟设备启动状态的暂态过程. 然而, 目前针对能源设备的多时间尺度暂态过程的数据驱动建模研究仍然较少, 未成体系. 此外, 在能源设备的实际运行过程中, 其变量或固有参数的值可能会随运行时间的增加而发生变化, 但现有部分数据驱动方法并未将其考虑在内, 从而可能造成建模精度降低, 因此在未来研究中应考虑设备的时变特性.

1.2 网络/系统级建模

由电力线路和燃气/供热管网组成的多能流网络的建模是实现系统级IES优化运行的基础, 其网络中各节点变量(如电网节点的电压幅值、热网节点的注入流量等)的数据可通过WAMS和SCADA系统实时采集, 从而催生了数据驱动的网络化系统建模方法. 如文[30]针对电-热-气耦合的IES建模问题, 通过采集多能流网络中各节点的数据, 提出采用信息熵方法来量化可再生能源的不确定性因素以给出IES模型的概率型描述. 文[31]考虑区域热网建模中的水力模型的复杂性, 采用线性回归方法来对其进行简化.

此外, 针对电网潮流计算问题, DL^[32]、线性回归^[33]、SVMs^[34]等机器学习方法相继出现. 文[32]提出了一种基于模型的深度学习方法, 采用深度神经网络(Deep Neural Network, DNN)对潮流方程进行逼近, 并根据物理潮流方程对其进行训练, 以提高其学习能力. 文[35]通过累积量与Gram-Charlier扩展理论相结合的方法来给出电网线路的潮流概率分布估计. 文[36]基于采集的电流和电压等数据, 提出一种线性完全最小二乘法(Linear Total Least-Squares, LTLS)来近似估计电力潮流中的雅克比矩阵, 同时提出一种

分布式计算方法以提高计算效率. 文[37]设计了一种基于贝叶斯线性回归的偏最小二乘算法来解决电力系统潮流计算中的数据共线性问题. 文[38]考虑可再生能源的不确定性因素, 提出了一种基于图模型的配电网拓扑序的辨识方法, 通过采用量测数据来对配电网拓扑序进行辨识. 此外, 文[39]考虑量测数据中的噪声, 通过将电力潮流线性化问题转化为回归模型进行求解.

综上, 数据驱动方法在电力系统潮流计算方面研究成果较为丰富, 而在多能耦合的IES能流计算问题上应用仍然较少. 如文[40]针对电-热耦合系统的潮流计算问题, 提出了一种基于数据的电-热互联IES潮流线性化方法, 但此方法中电网和热网的线性回归模型为分别建立的, 并未对其能源耦合部分进行建模. 此外, 由于IES网络分布较广, 其不同能流(如电力潮流、热力潮流等)的多时间尺度特性会更加明显, 因此, 如何通过基于数据的方法对多能流网络的多时间尺度动态特性进行建模是未来值得研究的问题.

1.3 数据与机理协同驱动的建模

相比于机理建模方法, 数据驱动方法无需关注系统内在物理规律, 建模过程简单, 且计算成本较机理建模方法低. 然而此类方法在建模时需要大量训练数据, 对数据的质量要求较高, 并且所建通常为黑箱模型, 导致其可解释性较弱. 另一方面, IES中的设备运行状态或关键参数的取值(如运行效率等)往往随着时间的增加而发生改变, 现有数据模型往往缺乏对此变化的感知能力, 从而造成建模精度的下降.

鉴于机理建模和数据驱动方法在建模精度、计算效率以及模型可解释性等方面均存在各自的特点, 机理-数据融合的IES建模方法也逐渐被研究人员所关注. 文[41]将上述混合建模方法分为串联^[42]、并联^[43]以及嵌入融合^[44]三种方式, 如图3所示. 在串联方式中, 机理模型部分可为数据模型筛选关键特征, 以减少数据模型的输入特征的维数, 而数据模型同时修正机理模型的结果, 该方式可提高模型的精度和计算效率^[41]; 在并联方式中, 通过对机理模型和数据模型的输出结果进行加权组合得到最终结果, 以提升模型预测结果的可靠性, 该方式的建模精度和灵活性较高, 但计算效率较低; 在嵌入融合方式中, 以数据模型替代机理模型中较复杂的模块或修正机理模型的参数, 该方式提升了模型的计算效率和灵活性, 但精度较低^[45]. 文[41]采用串联方式对光伏系统输出功率进行建模, 首先通过光伏系统的机理建

模分析得出关键天气因素, 进而基于多种机器学习方法(如ANNs、SVMs等)建立输入因素与输出功率间的非线性模型. 文[28]针对微型燃气轮机的多时间尺度动态特性建模问题, 采用机理建模方法来建立机电子系统的准线性过程模型, 而针对非线性的热力子系统则采用基于粒子群优化的径向基ANNs模型来拟合其非线性关系, 从而给出其嵌入式结构模型. 文[31]采用嵌入融合方式建立了区域供热网络模型, 采用ANNs模型表示网络中的质量流量循环, 并通过求解连续性方程和能量方程来建立质量流量和温度模型, 避免了针对动量方程的耗时迭代求解过程, 在保持较高计算精度的前提下提高了求解速度. 目前数据驱动方法多应用于单一类型能源系统, 对于含多时间尺度动态特性的多能耦合系统的建模问题应用较少.

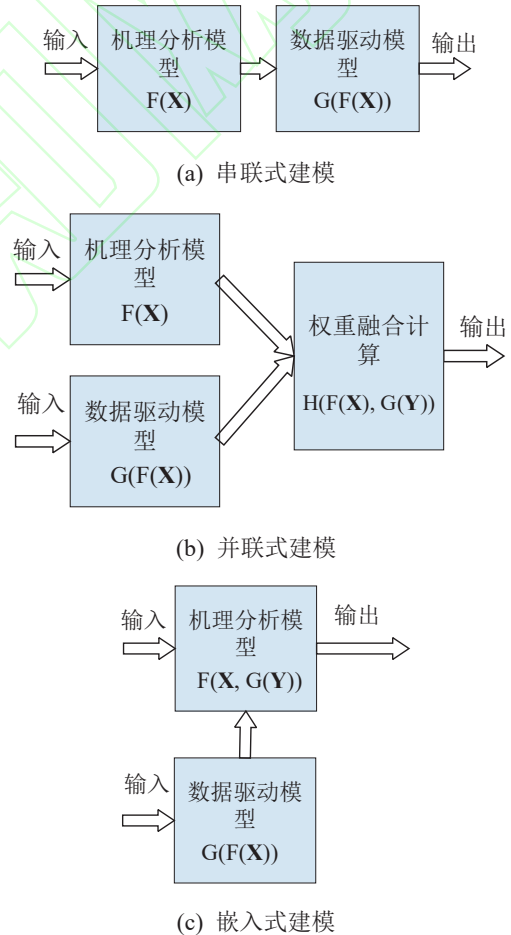


图3 数据-机理协同驱动建模的三种方式^[41]

2 数据驱动的IES评估

IES评估可为多能流系统的实时运行状态提供量化评价, 以指导系统最优运行方案的生成. 当前的评估研究主要从经济性、安全性、能效性、环保性等方面展开^[46-47]. 机理分析方法为当前主流的IES评估手段, 而数据驱动方法则被主要应用于安全性评

估, 主要包括IES的可靠性评估以及故障诊断等, 因此本节针对以上两个方面进行综述。

2.1 可靠性评估

IES的可靠性评估可以衡量系统在受到扰动或系统故障时能源供应中断的风险水平, 其基本思路可归纳为^[48]: 首先考虑能源系统或设备运行状态、外部环境变化等因素来建立可靠性评估模型; 其次通过蒙特卡洛(Monte Carlo, MC)模拟或解析法获得系统在短期内可能的运行状态, 在此基础上针对可能的系统状态进行多能流分析与优化; 最后计算能源系统供能可靠性指标, 以量化能源系统的可靠性。然而, MC模拟方法中的多次采样操作会造成耗时的问題, 并且解析法对于规模较大的系统同样存在由计算量过大导致的耗时严重的问题^[48]。因此, 可采用机器学习方法对其中的变量关系模型进行建模, 以提高其计算效率。例如, SVMs被用于构建系统性能评估的经验模型, 以提高基于MC模拟的可靠性评估效率^[49-50]。文[51]和[52]采用MC模拟和SVM相结合的方法来进行系统的可靠性评估, 以兼顾计算过程的效率和精度。针对发输电系统可靠性评估问题, 文[53]和[54]分别采用ANNs、SVM与MC模拟相结合的计算方法。为提高可靠性评估的计算效率, 文[55]和[56]采用决策树模型和Hamming聚类方法来对系统变量的离散状态进行建模。上述数据驱动方法大多针对电网的可靠性评估问题进行了研究, 而在多能耦合的IES中的应用较少。未来可针对IES多能耦合及多时间尺度动态特性进行IES的可靠性评估。

2.2 故障诊断

在能源系统发生故障时其中各种电气量和开关量等信息会相应发生变化, 而这些变化会反应在系统运行数据中, 包含故障信息的数据主要来源于WAMS和SCADA系统。目前, 基于以上数据, 通常采用机器学习方法, 如ANNs^[57]、混合高斯模型^[58]、贝叶斯网络^[59]等, 来建立故障状态与系统其他变量之间的关系模型以识别特定的故障。文[57]提出了一种基于径向基ANNs和模糊区间的大规模电网故障诊断方法。文[58]提出一种混合高斯回归模型和无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)相结合的故障识别方法, 对暖通空调(Heating, Ventilation and Air-conditioning, HVAC)系统的非线性特征进行建模。文[60]建立了一种基于数据的黑箱故障诊断框架用于HVAC系统的故障诊断问题, 此框架集成了包括SVMs、偏最小二乘方法等在内的多种机

器学习方法。文[61]考虑天气状况的影响, 采用基于多隐马尔可夫模型(Multi-Hidden Markov Model, MHMM)的方法对电网的电能质量扰动进行预测。此外, 文[62]基于风电功率数据提出了一种考虑工况波动的相似性度量算法, 并结合概率和模糊理论来评估风电机组的健康状态。虽然数据驱动的故障诊断方法可获得较高的故障识别准确率, 但对训练样本的质量要求较高, 且容错率偏低。

DL模型通常是具有多个隐藏层的ANNs网络, 通过非线性变换来组合低层特征, 形成抽象的、易于区分的高层表达, 以发现数据的分布式特征表示。通过识别故障的高层次特征来提高故障诊断准确率成为解决此类问题的有益尝试, 因此, DL模型也被广泛应用于IES的故障诊断。如文[63]针对空气源热泵(Air Source Heat Pump, ASHP)的初期渐变故障诊断问题, 提出采用带有优化卷积核(一维卷积核)的卷积ANNs模型来识别ASHP的特定故障。文[64]采用DL方法从废气温度的测量数据中学习分层特征, 用于识别燃气轮机燃烧室异常状态。针对微电网故障诊断问题, 文[65]设计了一种基于小波变换和深度ANNs的智能故障检测方法, 该方法通过提取数据深度特征来获得更高的故障分类精度并可检测故障位置。此外, 文[66]针对电力系统的线路跳闸故障诊断问题, 采用长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)网络捕获来自输配电过程中多源数据的时间特性以提高故障分类精度。文[67]提出了一种基于深度卷积ANNs的新型全闭环故障诊断方法, 用于IES中电能质量扰动的分类问题。虽然DL方法可提取关键的故障特征, 并获得较高的识别精度, 但却难以给出其特征变量的真实物理解释, 导致其模型的可信性和可解释性偏低。

综上, 由于IES中故障的发生为小概率事件, 并且在实际应用中常常无法得到有效的故障样本, 导致故障数据在整体监控数据中属于小样本集。上述样本类别的不均衡问题对建立有效的数据驱动故障诊断模型提出了巨大挑战。当前, 有少数学者对上述零样本/小样本的故障诊断问题进行了研究。如文[68]针对工业故障诊断问题, 考虑无故障样本的情况, 提出了一种基于特征转移的故障描述方法, 通过一种人为界定的故障描述来学习故障类别。然而, 针对此类问题的研究目前尚处于探索阶段, 无法大规模应用。

3 数据驱动的IES运行优化

IES的运行优化是指在系统运行过程中以运行成本最小化、降低污染物排放等为目标,综合考虑热、冷、电、气等多种能源介质的物理特性,对多种能源进行统一调配和管理,通过多能互补来实现能源的高效利用.运行优化对保障IES的安全与高效运行有着重要作用,但鉴于存在多能耦合关系导致的复杂约束条件以及可再生能源出力不确定性等因素,传统数学规划方法难以获得高精度解.而机器学习方法可借助于系统运行数据来辅助制定最优的系统运行决策方案.在当前的研究中,数据驱动的源荷端不确定性预测可为调度方案的制定提供指导;其次,RL方法作为强大的人工智能决策方法,被大量应用于IES运行优化研究中.因此,本节从以上两方面展开文献综述.

1) 基于源荷不确定性预测的运行优化

IES的源荷不确定性给系统的运行优化工作带来诸多困难,通过预测可再生能源和用能负荷的变化趋势可辅助制定系统最佳运行策略.图4给出了基于数据驱动预测的运行优化基本流程图,通过给出针对源荷端不确定变量的预测结果来建立IES的优化调度模型^[69-70].如文[71]采用ANNs集成模型来预测光伏和风力发电量以及电负荷量,以此为基础结合模糊专家系统制定针对电池的最优调度策略.文[72]针对可再生微电网的优化调度,分别采用ANNs和现象学模型预测电能消耗量以及风速和太阳辐射量,并基于预测结果在每个决策步骤求解混合整数优化问题.针对可控负荷的运行优化问题,文[73]考虑需求侧响应,基于ANNs和遗传算法实现了区域级别的日前能源管理.可见,针对源荷端不确定性变量的准确预测对于最优化调度方案的生成至关重要,而数据驱动的预测模型目前主要由两种方式来构建,包括时间预测模型和多因素模型.以下将综述上述两种模型.

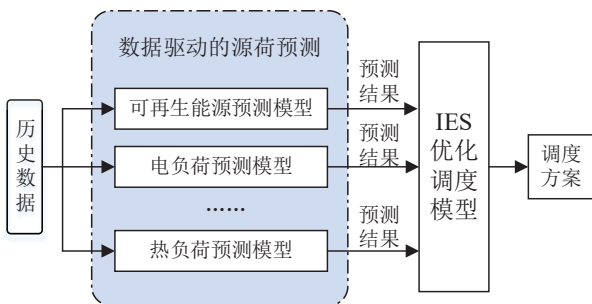


图4 基于预测的运行优化流程图

A. 时间序列预测

在IES运行过程中,被采集的源荷端不确定变量的数据通常为时间序列,那么可采用自回归的方式通过寻找变量自身历史数据中的变化规律来预测变量的未来变化趋势.针对光伏系统输出功率预测问题,可采用深度LSTM模型来挖掘时间序列中隐含特征以提高预测精度^[74-75].另外,针对原始序列首先进行小波变换将其分解为多个频率序列,再采用深度卷积ANNs对每一序列进行建模^[76].针对风电机组的输出功率预测问题,文[77]考虑风能的间歇性影响,通过挖掘风机功率时间序列的不同混沌特性,并针对每一种混沌特性来建立不同的机器学习模型.在风机输出功率预测问题中,其风速变量是其中的关键因素之一,因此大量学者基于风速数据来研究风速预测问题^[78].如文[79]结合经验小波变换和递归神经网络,提出了一种基于混合式DL的风速预测模型.文[80]提出了一种权值共享LSTM(Shared Weight LSTM, SWLSTM)模型,并将其与GP模型进行组合给出了风速预测结果的概率表达式.文[81]通过探究风速时间序列的非平稳性特征,采用小波变换、深度信念网络和脊分位数回归相结合的方法建立了风速预测模型.以上时间序列预测模型能够很好地描述数据本身的非线性关系,固然其预测精度通常能够满足应用需求,然而此类模型的可解释性偏低,限制了在实际工程中的应用.

B. 多因素预测

多因素预测不同于时间序列预测中寻找变量自身变化规律的方式,而是通过建立其他系统变量与被预测变量之间的数学模型来对变量进行预测.针对风电机组的预测问题,文[82]以风速、风向和预测功率为特征变量,建立了在不同风向条件下风速-风电功率预测误差的联合概率密度分布模型.文[83]基于ANNs和机理分析方法分别建立了两种不同的短期风电功率预测模型.文[84]考虑水库储水和电价引起的不确定性因素,提出了一种基于多时间尺度的水电站功率预测模型.文[85]分别提出了基于倾斜法和单调样条回归法的两种非参数方法来对风电机组功率曲线进行建模.文[86]将多任务学习机制引入DNNs模型来预测风机输出功率的急剧变化趋势(急剧上升和急剧下降).此外,ANNs和SVMs模型通常被用于光伏系统的输出功率预测^[87-88].文[42]通过分析关键天气因素,提出了一种基于数据的光伏发电量预测方法.文[89]通过互信息和交互增益准则过滤无效输入特征后,以此作为ANNs模型的输入变量来预测光伏发电功率.此类模型相较于时间序列

预测提高了其可解释性,但由于所建仍为黑箱模型,其可解释性要低于机理模型。

综上,上述方法均为在对能源介质预测的基础上建立优化调度模型,然而数据驱动预测模型的建立依赖于大量与系统运行相关的历史数据。由于模型准确度等原因,预测结果不可避免会带来误差,这种误差可能会对优化过程带来不利影响。

2) 基于自学习的运行优化

自学习是能源系统运行优化的一个重要研究方向,此方法可利用大量训练数据使得模型获得自主学习最优策略的能力。而RL属于机器学习中的一个重要的研究领域,与有监督和无监督学习相比,此方法基于定义的状态(state)来执行动作(action),通过在动态环境中“自主”地学习动作策略来达到预期收益最大化的目的。由于RL方法中无需考虑优化过程的复杂约束条件,其在含可再生能源的智能微电网调度方面的应用较为广泛。如文[90]提出了一种进化自适应动态规划架构,实现了包含备用电池储能和热发电的智能微电网动态能源管理。文[91]提出了一种分布式迭代自适应动态规划算法,用于解决IES中多电池最优协同控制问题。文[92]针对居民楼的能源负荷调度问题,考虑消费者舒适度、随机可再生能源和电价等因素,提出采用RL方法来解决负荷削减问题。文[93]针对微电网中电池储能系统的调度问题,提出了一种基于RL的解决方案,采用MC树搜索法进行策略搜索,并将领域知识表示为调度规则。文[94]提出了一种基于RL的在线最优控制方法用于解决交直流微电网中含光伏系统和柴油发电机的混合储能系统的控制问题。

此外,DL与RL相结合的方法同样被广泛应用于智能微电网优化调度中。如文[95]通过结合自适应动态规划和深度递归ANNs来获得电网的近似最优调度策略。文[96]针对建筑能源系统的最优调度问题,提出了包括深度Q-学习和深度策略梯度的两种学习策略。文[97]将DL模型与无模型RL方法相结合来解决多微电网的能源管理问题。文[98]面向智能电网系统,提出了一种基于实时激励的需求响应算法,在此算法中为解决电力负荷的不确定性,采用DL方法预测电价和能源需求,同时采用RL方法获得最优激励策略。此外,文[99]针对风力发电场调度问题,基于深度强化学习(Deep Reinforcement Learning, DRL)模型,并通过预测风力发电量和电价,来制定最优的储能系统充放电计划和储备采购策略。

综上,RL方法大多被应用于智能微电网的优化

调度中,在多能耦合的IES中应用尚处于探索阶段。如文[100]针对热-电耦合IES中的能源转换过程优化问题,采用DRL方法来建立多层决策过程模型,并将动态的能源转换问题表达为离散状态的马尔科夫决策过程,最终给出最优的风电转换率。鉴于传统优化算法对大规模IES高维优化问题的求解速度普遍较慢,文[101]提出基于TL的Q学习算法来优化多能源系统运行过程,以提升计算性能。然而由于现有RL方法中通常采用相对简单的函数近似器,无法处理复杂任务,因此大多数此类方法被用于具有简单状态转移过程的优化场景,如电储能过程等,对IES中具有缓慢变化特征的气热耦合动态过程优化研究较少。

4 结论与展望

本文详细综述了数据驱动的机器学习方法在IES建模、评估以及运行优化问题中的应用现状。IES的准确建模是其评估和运行优化研究的重要基础,机理建模方法存在模型精度较低、模型容易失配等问题,而数据驱动方法为解决上述问题提供了新的发展方向。目前数据驱动的智能电网相关研究较为成熟,而IES研究中需关注多能流系统中的多时间尺度动态特性,如何通过数据来辨识电、热、气等能源介质的不同时间尺度动态过程间的相互影响关系是目前亟需解决的难题。此外,相比于智能电网,IES评估体系的建立需更多考虑能源转换设备的影响,而系统运行数据为建立合理的综合评估体系提供了支撑。

虽然数据驱动的IES相关研究目前已取得了大量成果,然而依旧存在以下几个问题: 1)在IES建模方面,数据驱动模型多应用于系统局部建模中,数据模型无法完全替代机理模型;且模型的训练需要大量的训练数据,但目前的数据模型难以获得理想的泛化能力,模型对于新数据的适应性总是难以满足实际需求。2)由于数据模型无需关注系统的机理信息,所建多为黑箱模型,其预测准确度通常很高,但可解释性偏低,限制了此类方法的大规模应用。3)机器学习方法在IES研究中仅处于“计算智能”的阶段,也即仅能通过海量历史数据挖掘系统隐含规律,对于多能耦合以及结构复杂的IES运行优化问题,亟需研究具备自我感知系统状态和自主决策能力的数驱动方法。尽管数据驱动方法在IES研究中存在诸多限制和瓶颈,其未来的应用潜力仍是相当巨大的。针对以上问题,本文将从以下几个方面来探讨IES的未来几种可能研究方向。

在IES建模方面,机理-数据协同驱动的方法为未来IES建模提供了一种很好的研究方向,可通过机理分析来弥补数据模型可解释性差的缺点,并通过数据模型的高精度来反向弥补机理模型的复杂度高精度差的缺点.并且对于IES的多时间尺度动态特性建模问题,目前多采用差分计算的方法来进行近似计算,而此类方法较为耗时,对网格的划分要求较高.粒度计算方法是数据以数据段为单位对数据进行处理,可有效描述不同时间尺度的数据间的相互关联关系^[102].因此,采用粒度计算方法来对IES多时间尺度问题进行建模也是未来可能的研究方向.

在IES评估方面,随着IES海量数据的产生,云计算、机器学习等方法可为系统的评估准确建模提供基础.基于海量历史数据研究各类能源间的耦合关联对IES整体评估指标体系的制定有着重要意义,从而全面和准确地提高量化IES的评估水平.

IES研究需由现阶段计算智能向自主感知方向发展,RL、DL等机器学习方法为突破IES的自主学习、自主行为等关键技术提供了很好的研究基础.因此,研发具有类人行为能力的IES智能感知和自我决策系统将是IES研究的未来重要研究方向.此外,TL方法是数据驱动IES研究的另一未来研究方向,其基本思路为在不同但相似的领域和任务之间进行知识的迁移,以达到借助源域知识来辅助目标域中任务达成的目的.目前,数据驱动方法在电力系统中研究较为广泛,而在多能耦合的IES尚在探索中.如何借助迁移学习方法的优点将电力系统中的研究方法迁移到IES的研究中,是值得探索的新课题.

参考文献(References)

- [1] Wang Y L, Wang X H, Yu H Y, et al. Optimal design of integrated energy system considering economics, autonomy and carbon emissions [J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 225: 563-578.
- [2] 贾宏杰,王丹,徐宪东,等.区域综合能源系统若干问题研究[J].电力系统自动化,2015,39(7):198-207. (Jia H J, Wang D, Xu X D, et al. Research on some key problems related to integrated energy systems [J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39: 198-207.)
- [3] 综合能源系统:寻路能源变革,2020-06-01, https://www.sohu.com/a/280568506_100035875.
- [4] 《实验室建设》美国国家可再生能源实验室,2020-06-01, https://www.sohu.com/a/213277539_632263.
- [5] 先进能源科技战略情报研究中心.欧盟发布到2030年综合能源系统研发路线图,2020-06-01, <http://guangfu.bjx.com.cn/news/20200522/1074861.shtml>.
- [6] 国家发展改革委.国家发展改革委能源局关于印发《能源生产和消费革命战略(2016-2030)》的通知,2019-12-30, <http://www.china-nengyuan.com/news/107560.html>.
- [7] 孙宏斌,潘昭光,郭庆来.多能流能量管理研究:挑战与展望[J].电力系统自动化,2016,40(15):1-8,16. (Sun H, Pan S, Guo Q. Energy management for multi-energy flow: challenges and prospects [J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(15):1-8,16.)
- [8] 杨经纬,张宁,王毅,等.面向可再生能源消纳的多能源系统:述评与展望[J].电力系统自动化,2018,42(4):1-15. (Yang J W, Zhang N, Wang Y, et al. Review and prospect of multiple energy systems towards renewable energy accommodation [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42: 1-15.)
- [9] Liu H, Geng Z, Gu Y, et al. A regional integrated energy system with a coal-fired CHP plant, screw turbine and solar thermal utilization: Scenarios for China [J]. Energy Conversion and Management, 2020, 212: 112812.
- [10] 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 T, Zhao L Y, Wang C S. Review on application of artificial intelligence in power system and integrated energy system [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43: 2-14.)
- [11] Bishop C M. Pattern Recognition and Machine Learning (Information Science and Statistics) [M]. Springer-Verlag New York, Inc. 2006.
- [12] Lecun Y, Bengio Y and Hinton G. Deep learning [J]. Nature, 2015, 521(7553):436.
- [13] Pan S J, Yang Q. A survey on transfer learning [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2010, 22(10): 1345-1359.
- [14] Yang J J, Yang M, Wang M X, et al. A deep reinforcement learning method for managing wind farm uncertainties through energy storage system control and external reserve purchasing [J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2020, 119: 105928.
- [15] 程乐峰,余涛,张孝顺,等.机器学习在能源与电力系统领域的应用和展望[J].电力系统自动化,2019,43(1):15-31. (Cheng L, Yu T, Zhang X, et al. Machine learning for energy and electric power systems: state of the art and prospects [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1):15-31.)
- [16] Marino C A, Marufuzzaman M. A microgrid energy management system based on chance-constrained stochastic optimization and big data analytics [J]. Computers and Industrial Engineering, 2020, 143: 106392.
- [17] Zhou S, He D, Zhang, Z, et al. A data-driven scheduling

- approach for hydrogen penetrated energy system using LSTM network [J], *Sustainability*, 2019, 11(23): 6784.
- [18] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory [M], Springer, 1995.
- [19] He C, Ma M, Wang P. Extract interpretability-accuracy balanced rules from artificial neural networks: A review [J], *Neurocomputing*, 2020, 387: 346-358.
- [20] Rasmussen C, Williams C. Gaussian processes for machine learning [M]. MIT Press, 2006.
- [21] Liu J, Shi D, Li G, et al. Data-driven and association rule mining-based fault diagnosis and action mechanism analysis for building chillers [J], *Energy and Buildings*, 2020, 216: UNSP 109957.
- [22] Yang Y P, Li X E, Yang Z P, et al. The application of cyber physical system for thermal power plants: Data-driven modeling [J]. *Energies*, 2018, 11: 690.
- [23] Nikpey H, Assadi M, Breuhaus P. Development of an optimized artificial neural network model for combined heat and power micro gas turbines [J]. *Applied Energy*, 2012, 108:137-148.
- [24] Rossi F, Velázquez D. A methodology for energy savings verification in industry with application for a CHP (combined heat and power) plant [J]. *Energy*, 2015, 89: 528-544.
- [25] Li X, Wang N, Wang L, et al. A data-driven model for the air-cooling condenser of thermal power plants based on data reconciliation and support vector regression [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2018, 129: 1496-1507.
- [26] Nikula R P, Ruusunen M, Leivisk K. Data-driven framework for boiler performance monitoring [J]. *Applied Energy*, 2016, 183:1374-1388.
- [27] ToušM, Pavlas M, Putna O, et al. Combined heat and power production planning in a waste-to-energy plant on a short-term basis [J]. *Energy*, 2015, 90: 137-147.
- [28] Xu X, Li K, Jia H, et al. Data-driven dynamic modeling of coupled thermal and electric outputs of microturbines [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, 9(2):1387-1396.
- [29] Asgari H, Venturini M, Chen X Q, et al. Modeling and simulation of the transient behavior of an industrial power plant gas turbine [J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2014, 136(6):061601.1-061601.10.
- [30] Fu X, Sun H, Guo Q, et al. Uncertainty analysis of an integrated energy system based on information theory [J]. *Energy*, 2017, 122: 649-662.
- [31] Guelpa E, Verda V. Compact physical model for simulation of thermal networks [J]. *Energy*, 2019, 175: 998-1008.
- [32] Yang Y, Yang Z, Yu J, et al. Fast calculation of probabilistic power flow: a model-based deep learning approach [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2020, 11(3): 2235-2244.
- [33] Chen Y C, Dominguez-Garcia A D, Sauer P W. Measurement-based estimation of linear sensitivity distribution factors and applications[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2014, 29(3):1372-1382.
- [34] Yu J, Weng Y, Rajagopal R. Robust mapping rule estimation for power flow analysis in distribution grids [J]. *IEEE 2017 North American Power Symposium (NAPS)*, 2017:1-6.
- [35] Zhang P, Lee S T. Probabilistic load flow computation using the method of combined cumulants and Gram-Charlier expansion [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2004, 19(1): 676-682.
- [36] Chen Y C, Wang J, Domínguez-García A D, et al. Measurement-based estimation of the power flow Jacobian matrix [J], *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2016, 7(5):2507-2515.
- [37] Liu Y, Zhang N, Wang Y, et al. Data-driven power flow linearization: A regression approach [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2019, 10(3):2569-2580.
- [38] Weng Y, Liao Y, Rajagopal R. Distributed energy resources topology identification via graphical modeling [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2017, 32(4):2682-2694.
- [39] Liu Y, Wang Y, Zhang N, et al. A Data-driven approach to linearize power flow equations considering measurement noise[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2020, 11(3): 2576-2587.
- [40] 卫志农, 仲磊磊, 薛溟枫, 等. 基于数据驱动的电-热互联综合能源系统线性化潮流计算[J]. *电力自动化设备*, 2019, 39(8): 31-37.
(Wei Z N, Zhong L L, Xue M F, et al. Linearization flow calculation for integrated electricity-heat energy system based on data-driven. *Electric Power Automation Equipment*, 2019, 39: 31-37.)
- [41] Wang Q, Li F, Tang Y, et al. Integrating model-driven and data-driven methods for power system frequency stability assessment and control. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2019, 34: 4557-4568.
- [42] Wang J X, Zhong H W, Lai X W, et al. Exploring key weather factors from analytical modeling toward improved solar power forecasting. *IEEE Transactions Smart Grid*, 2019, 10: 1417-1427.
- [43] Zhang H W, Li Q, Sun Z N, et al. Combining data-driven and model-driven methods for robust facial landmark detection. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2018, 13: 2409-2422.
- [44] Zhao L X, Shao L L, Zhang C L. Steady-state hybrid modeling of economized screw water chillers using polynomial neural network compressor model. *International Journal of Refrigeration*, 2010, 33: 729-738.
- [45] Chu F, Wang F, Wang X, and Zhang S. A hybrid artificial neural network — Mechanistic model for centrifugal compressor, *Neural Computing and Applications*, 2014, 24(6): 1259-1268.
- [46] 陈柏森, 廖清芬, 刘涤尘, 等. 区域综合能源系统的综合评估指标与方法[J]. *电力系统自动化*, 2018,

- 42(4):174-182.
(Chen B, Liao Q, Liu D, et al. Comprehensive evaluation indices and methods for regional integrated energy system, *Automation of Electric Power Systems*, 2018, 42(4):174-182.)
- [47] 周欢, 黄龙琼, 伍人剑, 等. 基于绿色经济综合能源系统价值评价方法[J]. *电力系统自动化*, 2020, 44(2):36-43.
(Zhou H, Huang L, Wu R, et al. Value assessment method of integrated energy system based on green exergy economy, *Automation of Electric Power Systems*, 2020, 44(2):36-43.)
- [48] 李更丰, 黄玉雄, 别朝红, 等. 综合能源系统运行可靠性评估综述及展望[J]. *电力自动化设备*, 2019, 39(8): 12-21.
(Li G, Huang Y, Bie C, et al. Review and prospect of operational reliability evaluation of integrated energy system, *Electric Power Automation Equipment* [J], 2019, 39(8): 12-21.)
- [49] Rocco C M, Moreno J A. Fast Monte Carlo reliability evaluation using support vector machine [J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2002, 76(3):237-243.
- [50] Li H, Lv Z, Yue Z. Support vector machine for structural reliability analysis [J]. *Applied Mathematics and Mechanics*, 2006, 27(10): 1295-1303.
- [51] Moreno J A. System reliability evaluation using monte carlo and support vector machine [C], *Annual Reliability and Maintainability Symposium*. Tampa, USA: IEEE, 2003: 482-486.
- [52] Pan Q, Dias D. An efficient reliability method combining adaptive support vector machine and Monte Carlo simulation [J]. *Structural Safety*, 2017, 67: 85-95.
- [53] Pindoriya N M, Jirutitijaroen P, Srinivasan D, et al. Composite reliability evaluation using Monte Carlo simulation and least squares support vector classifier [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2011, 26(4): 2483-2490.
- [54] 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, 315.
(Tang Y, Cui H, Li F, et al. Review on artificial intelligence in power system transient stability analysis [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2019, 39(1): 2-13, 315.)
- [55] Muselli M. Empirical models based on machine learning techniques for determining approximate reliability expressions [J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2004, 83(3): 301-309.
- [56] Muselli M. Approximate multi-state reliability expressions using a new machine learning technique [J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2005, 89(3): 261-270.
- [57] Xiong G J, Shi D Y, Chen J F, et al. Divisional fault diagnosis of large-scale power systems based on radial basis function neural network and fuzzy integral [J]. *Electric Power Systems Research*, 2013, 105: 9-19.
- [58] Karami M, Wang L. Fault detection and diagnosis for nonlinear systems: A new adaptive Gaussian mixture modeling approach [J]. *Energy and Buildings*, 2018, 166: 477-488.
- [59] 孙明蔚, 童晓阳, 刘新宇, 等. 运用时序贝叶斯知识库的电网故障诊断方法[J]. *电网技术*, 2014, 38(3): 715-722.
(Sun M, Tong X, Liu X, Zhen W, Wang X. A Power System Fault Diagnosis Method Using Temporal Bayesian Knowledge Bases [J], *Power System Technology*, 2014, 38(3): 715-722.)
- [60] Namburu S M, Azam M S, Luo J, et al. Data-driven modeling, fault diagnosis and optimal sensor selection for HVAC chillers [J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2007, 4(3): 469-473.
- [61] Xiao F, Ai Q. Data-driven multi-hidden Markov model-based power quality disturbance prediction that incorporates weather conditions [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2019, 34(1): 402-412.
- [62] 马然, 栗文义, 齐咏生. 基于风功率数据的风电机组性能预测与健康状态评估[J]. *可再生能源*, 2019, 37(8):1252-1259.
(Ma R, Li W, Qi Y. Performance degradation prognostic and health assessment using wind power data for wind turbine generation unit [J], *Renewable Energy Resources*, 2019, 37(8):1252-1259.)
- [63] Sun Z, Jin H, Gu J, et al. Gradual fault early stage diagnosis for air source heat pump system using deep learning techniques [J]. *International Journal of Refrigeration*, 2019, 107: 63-72.
- [64] Yan W, Yu L. On accurate and reliable anomaly detection for gas turbine combustors: A deep learning approach [J]. *arXiv preprint arXiv:1908.09238*, 2019.
- [65] James J Q, Hou Y, Lam A Y S, et al. Intelligent fault detection scheme for microgrids with wavelet-based deep neural networks [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2017, 10(2): 1694-1703.
- [66] Zhang S, Wang Y, Liu M, et al. Data-based line trip fault prediction in power systems using LSTM networks and SVM [J]. *IEEE Access*, 2017, 6: 7675-7686.
- [67] Wang S, Chen H. A novel deep learning method for the classification of power quality disturbances using deep convolutional neural network [J]. *Applied Energy*, 2019, 235: 1126-1140.
- [68] Feng L, Zhao C. Fault description based attribute transfer for zero-sample industrial fault diagnosis [J], *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, DOI: 10.1109/TII.2020.2988208.
- [69] Reynolds J, Ahmad M W, Rezgui Y, et al. Operational supply and demand optimisation of a multi-vector district energy system using artificial neural networks and a genetic algorithm [J]. *Applied Energy*, 2019, 235: 699-713.
- [70] Gong H F, Chen Z S, Zhu Q X, et al. A Monte Carlo and PSO based virtual sample generation method for

- enhancing the energy prediction and energy optimization on small data problem: An empirical study of petrochemical industries. *Applied Energy*, 2017, 197: 405-415.
- [71] Chaouachi A, Kamel R M, Andoulsi R, et al. Multiobjective intelligent energy management for a microgrid [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2013, 60(4):1688-1699.
- [72] Palma-Behnke R, Benavides C, Lanás F, et al. A microgrid energy management system based on the rolling horizon strategy [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2013, 4(2): 996-1006.
- [73] Kampelis, Nikos, et al. Development of demand response energy management optimization at building and district levels using genetic algorithm and artificial neural network modelling power predictions [J]. *Energies*, 2018, 11(11): 3012.
- [74] Abdel-Nasser M, Mahmoud K. Accurate photovoltaic power forecasting models using deep LSTM-RNN [J]. *Neural Computing and Applications*, 2019, 31: 2727-2740.
- [75] Zheng J, Zhang H, Dai Y, et al. Time series prediction for output of multi-region solar power plants [J]. *Applied Energy*, 2020, 257: 114001.
- [76] Wang H, Yi H, Peng J, et al. Deterministic and probabilistic forecasting of photovoltaic power based on deep convolutional neural network [J]. *Energy Conversion and Management*, 2017, 153: 409-422.
- [77] Ouyang T, Huang H, He Y, et al. Chaotic wind power time series prediction via switching data-driven modes [J]. *Renewable Energy*, 2020, 145: 270-281.
- [78] Cai H, Jia X, Feng J, et al. Gaussian process regression for numerical wind speed prediction enhancement [J]. *Renewable Energy*, 2020, 146: 2112-2123.
- [79] Liu H, Mi X W, Li Y F. Wind speed forecasting method based on deep learning strategy using empirical wavelet transform, long short term memory neural network and Elman neural network [J]. *Energy Conversion and Management*, 2018, 156: 498-514.
- [80] Zhang Z, Ye L, Qin H, et al. Wind speed prediction method using shared weight long short-term memory network and Gaussian process regression [J]. *Applied Energy*, 2019, 247:270-284.
- [81] Wang H Z, Wang G B, Li G Q, et al. Deep belief network based deterministic and probabilistic wind speed forecasting approach[J]. *Applied Energy*, 2016, 182:80-93.
- [82] 余沅, 董存, 王铮, 等. 考虑山东近海不同风能天气特征的风电功率区间预测模型[J], *电网技术*, 2020, 44(4): 1238-1247.
(Yu F, Dong C, Wang Z, et al. Wind Power Interval Forecasting Model Considering Different Wind Energy Weather Characteristics in Shandong Offshore Areas [J], *Power System Technology*, 2020, 44(4): 1238-1247.)
- [83] Peng H, Liu F, Yang X. A hybrid strategy of short term wind power prediction [J]. *Renewable Energy*, 2013, 50: 590-595.
- [84] Chen J, Zhong P A. A multi-time-scale power prediction model of hydropower station considering multiple uncertainties [J]. *Science of the Total Environment*, 2019, 677: 612-625.
- [85] Mehrjoo M, Jozani M J, Pawlak M. Wind turbine power curve modeling for reliable power prediction using monotonic regression [J], *Renewable Energy*, 2020, 147: 214-222.
- [86] Dorado-Moreno M, Navarin N, Gutiérrez P A, et al. Multi-task learning for the prediction of wind power ramp events with deep neural networks [J], *Neural Networks*, 2020, 123: 401-411.
- [87] Dong N, Chang J F, Wu A G. A novel convolutional neural network framework based solar irradiance prediction method [J], *Electrical Power and Energy Systems*, 2020, 114: 105411.
- [88] Li L L, Wen S Y, Tseng M L, et al. Renewable energy prediction: A novel short-term prediction model of photovoltaic output power [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2019, 228: 359-375.
- [89] Abedinia O, Amjadi N, Ghadimi N. Solar energy forecasting based on hybrid neural network and improved metaheuristic algorithm [J]. *Computational Intelligence*, 2018, 34(1):241-260.
- [90] Venayagamoorthy G K, Sharma R K, Gautam P K, et al. Dynamic energy management system for a smart microgrid [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2016, 27(8): 1643-1656.
- [91] Wei Q, Liu D, Shi G, et al. Multibattery optimal coordination control for home energy management systems via distributed iterative adaptive dynamic programming [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, 62(7): 4203-4214.
- [92] Remani T, Jasmin E A, Ahamed T P I. Residential load scheduling with renewable generation in the smart grid: A reinforcement learning approach [J]. *IEEE Systems Journal*, 2019, 13(3):3283-3294.
- [93] Shang Y, Wu W, Guo J, et al. Stochastic dispatch of energy storage in microgrids: An augmented reinforcement learning approach [J], *Applied Energy*, 2020, 261: 114423.
- [94] Duan J, Yi Z, Shi D, et al. Reinforcement-learning-based optimal control for hybrid energy storage systems in hybrid AC/DC microgrids [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 15(9): 5355-5364.
- [95] Zeng P, Li H, He H, 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.
- [96] Mocanu E, Mocanu D C, Nguyen P H, et al. On-line building energy optimization using deep reinforcement learning [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2019, 10(4): 3698-3708.

- [97] Du Y, Li F. Intelligent multi-microgrid energy management based on deep neural network and model-free reinforcement learning [J], IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(2): 1066-1076.
- [98] Lu R, Hong S H. Incentive-based demand response for smart grid with reinforcement learning and deep neural network [J], Applied Energy, 2019, 236: 937-949.
- [99] Yang J J, Yang M, Wang M X, et al. A deep reinforcement learning method for managing wind farm uncertainties through energy storage system control and external reserve purchasing [J], Electrical Power and Energy Systems, 2020, 119: 105928.
- [100] Zhang B, Hu W, Cao D, et al. Deep reinforcement learning-based approach for optimizing energy conversion in integrated electrical and heating system with renewable energy [J], Energy Conversion and Management, 2019, 202: 112199.
- [101] 瞿凯平, 张孝顺, 余涛, 等. 基于知识迁移Q学习算法的多能源系统联合优化调度[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(15): 18-25.
- (Qu K P, Zhang X S, Yu T, et al. Knowledge transfer based Q-learning algorithm for optimal dispatch of multi-energy system [J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(15): 18-25.)
- [102] Pedrycz W. Granular computing for data analytics: a manifesto of human-centric computing [J], IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2018, 5(6): 1025-1034.

作者简介

陈龙 (1988—), 男, 准聘副教授, 博士研究生学历, 从事流程工业生产计划与优化调度和机器学习等研究, E-mail: chenlong@dlut.edu.cn;

韩中洋 (1987—), 男, 副教授, 博士研究生学历, 从事流程工业生产计划与优化调度和工业智能系统等研究, E-mail: hanzhongyang@dlut.edu.cn;

赵珺 (1981—), 男, 教授, 博士研究生学历, 从事流程工业生产计划与优化调度, 计算机集成制造, 智能优化, 机器学习和知识自动化等研究, E-mail: zhaoj@dlut.edu.cn;

王伟 (1955—), 男, 教授, 博士研究生学历, 从事复杂系统建模、控制与优化, 流程工业生产计划与优化调度, 知识自动化等研究, E-mail: wangwei@dlut.edu.cn.