

基金项目：国家自然科学基金(61472200)

人工智能在能源互联网中的应用综述

肖泽青, 华昊辰, 曹军威
(清华大学信息技术研究院, 北京市 100084)

摘要: 人工智能技术具有高效解决复杂问题的突出优点。能源互联网是信息技术与能源相结合的产物, 可以为消费者提供灵活的能源共享服务。由于可再生能源具有间歇性和波动性, 对可再生能源的有效利用对能源供需信息的实时性要求越来越高, 能源的供需曲线也变得更加复杂多变, 因此人工智能技术在能源互联网中具有广泛的应用前景。人工智能技术已经被广泛地应用于能源互联网领域中的系统建模、预测、控制和优化等方面。本文对人工智能技术在能源互联网典型应用场景的研究现状进行了综述, 并对未来的发展方向进行了展望。

关键词: 能源互联网; 人工智能; 深度学习; 神经网络; 机器学习

A Review of the Application of Artificial Intelligence in Energy Internet

XIAO Zeqing, HUA Haochen, CAO Junwei

(Research Institute of Information Technology, Tsinghua University, Beijing, 100084, China)

ABSTRACT: The artificial intelligence technology has outstanding advantages in solving complex problems efficiently. Energy Internet, fusing energy with information technology, can provide consumers with flexible sharing services for energy. Due to the intermittence and volatility of power generation by renewable energy, not only effective utilization of renewable energy requires more and more real-time information of energy supply and demand, but also the mode of energy supply and demand becomes more complex and variable. Recently, artificial intelligence technology has been widely used in system modeling, prediction, control, optimization, and other aspects in the field of energy Internet. This paper makes an overview on the current research status of the artificial intelligence technology in the typical application scenarios in energy Internet. Besides, the related future development trend is also put forward.

KEY WORDS: energy Internet; artificial intelligence; deep learning; neural network; machine learning

中图分类号: TM 727; TP 18

0 引言

能源是现代社会发展的基础。全球能源危机与环境污染的双重压力, 导致能源使用行为的变革。通过开发可再生能源解决能源和环境问题已成为全球共识。各国积极启动新能源技术的研究项目, 特别是针对太阳能、风能、生物质能和其他可再生能源的研究^[1]。针对传统能源输送基础设施的重构, 近年来能源互联网 (energy Internet, EI) 的概念越来越流行^[2-5]。EI 是一个涉及先进电力电子技术、信息技术和智能管理技术的综合性互联网, 并使用大量分布式能量收集装置、新

的电网节点、分布式储能装置、各种类型的负载, 以实现双向能量流和点对点网络共享。EI 的突出优点包括开放性、健壮性和可靠性。在未来, EI 将逐步取代传统电网, 因为它可以为消费者提供灵活的能源共享。

由于可再生能源的间歇性和波动性, 传统的电网难以适应大规模接入可再生能源的需求。此外, 传统微电网 (micro grid, MG) 和分布式发电机都无法最大限度地利用可再生能源。只有实现由通信网络信息流控制的分布式 MG 的能量共享, 才能有效、经济、安全地使用可再生能源^[6]。人工智能

(artificial intelligence, AI)技术, 如深度学习^[7]、模糊逻辑^[8-9]、人工神经网络(artificial neural network, ANN)^[10-11]、支持向量机(support vector machine, SVM)^[12]和粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)^[13-14]等, 以及一些混合 AI 方法^[15]为 EI 的设计、模拟、预测^[16-19]、控制^[20-24]、优化、评估、检测^[25-27]、故障诊断和容错、需求侧管理^[28]和消费者分类^[29]等提供了强大的工具。

本文介绍人工智能技术在能源互联网中的典型应用。图 1 简约地描述了一个典型的 EI 系统。图 2 描述了本文中介绍的使用 AI 技术改进性能和更好地管理 MG 的可能领域。

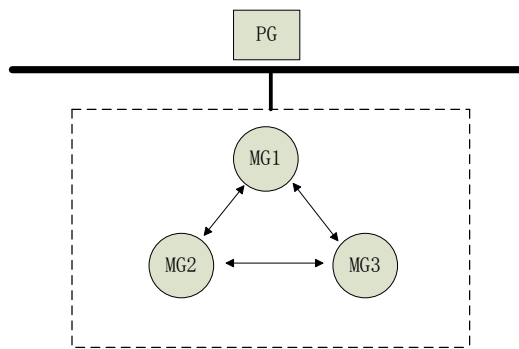


图 1 EI 简图

Fig. 1 The diagram of EI

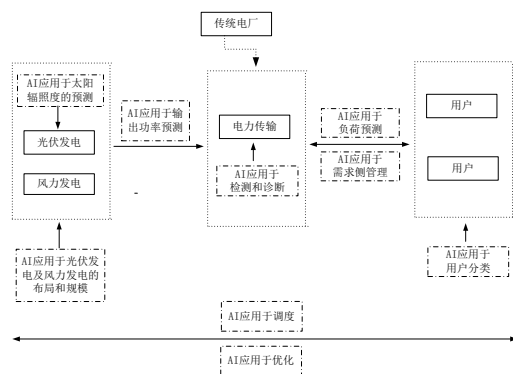


图 2 AI 在 MG 不同方面的应用

Fig. 2 Application of AI in different aspects of MG

1 人工智能在能源互联网中的应用

1.1 预测

1.1.1 负荷预测

负荷预测对电力系统制定经济、可靠、安全的运行策略起着关键的作用, 对 EI 中能源的高效管理是非常必要的。

传统上使用工程方法和统计方法进行负荷预测。工程方法的不足之处在于它的复杂性, 使其难以实际应用, 且缺乏输入信息。统计方法包括时间序列^[30-31]、相似日法^[32-34]和回归方法^[35]等。一般来说, 这些方法基本上是线性模型, 而负荷模式通常是外生变量的非线性函数^[36]。因此统计方法在负荷预测的准确性和灵活性上具有不足之处。为了获得理想的预测效果, AI 技术在负荷预测中正发挥着越来越重要的作用^[37]。

近年来包括深度学习^[16,19,38]在内的 AI 技术在负荷预测领域取得了很好的效果。随着 ANN 预测方法的发展, 深度学习技术有望通过更高层次的抽象来提高预测精度。此外模糊逻辑^[39]、遗传算法^[40-41]和 SVM^[42-43]等也广泛地应用到了负荷预测中。这些技术与深度学习的结合应用得到了很高的负荷预测精度^{[17][44]}。

1.1.2 太阳辐照度预测

太阳辐照度预测对于并网光伏电站的最优运行和功率预测具有重要意义^[45]。太阳辐照受多种气象特征的影响, 导致其结构复杂, 意味着其预测效率和准确度低^[46]。AI 技术在解决复杂问题方面的突出优点对提高太阳辐照度预测效果发挥着越来越重要的作用。

为了减少特征集中的信息冗余, 提高预测精度, 文献[46]提出了一种基于条件互信息和高斯过程回归的短时辐照预测特征选择方法, 降低了最优特征集的维度, 取得了很高的预测精度。考虑一天内连续数小时的相关性, 文献[47]采用长短时记忆网络进行训练, 获得了很好的效果。这项研究为将先进的机器学习算法应用于太阳辐射预测提供了一种新的替代方法。但该研究没有考虑由于天气预报误差而导致的太阳辐射预报误差。文献[48]使用静态网络和具有外部输入的非线性自回归模型预测太阳辐射, 与静态神经网络相比, 非线性自回归模型能够有效地预测太阳辐射。文献[49]对不同输入参数组合的 SVM、ANN 和经验太阳辐射模型的精度进行了评价, 降低了数据的维数, 提高了预测精度。为了进一步提高预测精度,

可进一步研究通过采用 K-NN、回归树和随机森林方法进行太阳辐射预测。文献[50]通过结合聚类数据和自适应神经模糊推理系统模型,实现了提前一小时的太阳辐射预测,取得了很好的效果。

1.1.3 输出功率预测

光伏电站的功率取决于太阳辐射和温度。这使得预测输出功率成为光伏科学家研究的热门话题^[45]。近期 AI 技术在光伏输出功率预测方面取得了不错的效果^[51-53]。

为了得到比单个模型预测更稳定的性能,文献[54]利用模型组合技术(径向基、传统前馈网络、自适应神经模糊推理系统和 SVM)设计出了一个稳定、有效且准确的风力涡轮发电量日前预测模型,超越了单个模型。为分析空间气候变量对模型性能的影响,文献[55]提出了一种利用 ANN 预测风力发电机的功率输出,表明功率的预测很大程度上取决于场地的特征和风向。

1.2 优化

优化光伏系统规模的传统方法有直观方法和数值方法,前者是最简单的方法,后者的缺点是需要大量的太阳辐射数据集。利用 AI 技术来优化光伏系统的规模,可以比传统方法提供更高的精度。文献[56]利用经验数据,提出了一种最优 PV-STATCOM 布局和规模的方法。针对配电网损耗最小、成本最小化和电压改善这两个目标,分别采用功率损耗指数法和自适应粒子群算法求解配电网布局和配电网规模优化两个子问题。试验结果表明,与蜂群优化算法和闪电搜索算法相比,自适应粒子群算法不仅具有更好的寻优性能,而且收敛速度更快。文献[57]开发了一种结合递归神经网络和 Ornstein-Uhlenbeck 过程的新型混合建模方法,以获得光伏板和负载的精确功率模型。但需要大量的时间和空间来获得解决方案,因此针对所考虑的能源管理问题需要设计其他算法来解决。

AI 技术在光伏系统中最大功率点的跟踪研究上取得了很高的预测精度^[58-60]。

Ascione 等人^[61]通过将遗传算法与 ANN 相结合来评估能源改造,给出了成本最优的解决方案。为了使工程师能够对建筑进行改造优化,可以考虑开发用户友好的界面。考虑到各种资源不确定性,文献[62]提出了一种新的多阶段智能能源管理系统(SEMS)架构,用于 MG 中的最优能量管理,仿真结果说明了所提出的 SEMS 在不同案例研究中的有效性。文献[63]实现并比较了粒子群优化求解器和序贯线性规划求解器,提出了一种产生非线性规划问题的能量分布模型,有效地节省了能源费用。如果将粒子群优化和序贯线性规划进行混合,有可能产生一种很有前途的求解方法。文献[64]为机组组合开发了一种自适应划分的情境学习算法,性能超过了传统 UC 算法。将潮流问题纳入安全潮流的 UC 问题中可作为进一步的研究工作。

1.3 检测与诊断

AI 技术在电力系统故障诊断方面发挥着关键作用。主要使用的 AI 技术包括:模糊逻辑模型^[65-67]、广义回归神经网络方法^[68]、多核 SVM^[69]、免疫神经网络^[70]、分布式机器学习^[71]、ANN、神经模糊和小波神经网络^[72]、隐马尔可夫模型^[73]。

计算和通信智能的应用有效地提高了智能电网的监控质量。但是,对信息技术的依赖也增加了对恶意攻击的脆弱性。AI 在攻击检测方面发挥了重要的作用。近期用于攻击检测的 AI 方法主要是深度学习技术^[25-26],取得了很好的效果。此外还有高斯混合模型^[74]、无迹卡尔曼滤波和基于加权最小二乘的状态估计算法^[75]、机器学习算法(machine learning, ML)^[76]等,仿真结果验证了优于文献中研究的其他传统方法。但文献[76]没有考虑测量噪声和学习模

型的偏差方差特性之间的关系。

文献[27]提出了一种新的深度学习框架，用于检测和分类孤岛或电网扰动，避免了分布式电源误退出电网的问题。但该方法还没有考虑更复杂的条件，比如更多的干扰和故障，也没有应用这种方法进行细致的微电网监测。文献[71]提出了一种新颖的基于特征选择的分布式ML方法来检测不同电力系统事件的动态特征，在一个具有多种能源发电方案的互联两区域MG中得到了验证。与传统方法相比，该算法的计算强度较低，显示出良好的应用前景。但在此研究中没有解决负荷的动态性、间歇性发电和故障持续时间的问题。事件的检测主要基于导致转子角度不稳定的一种类型的三相故障，并没有对其他类型的不稳定性进行更全面的分析。

1.4 需求侧管理

需求侧管理是智能电网中重要的功能之一，它允许客户对其能源消耗做出明智的决策，并帮助能源供应商减少高峰负荷需求，重塑负荷曲线。这样可以提高智能电网的可持续性，并降低整体运营成本和碳排放水平。传统能源管理系统中现有的需求侧管理策略大多采用系统特定的技术和算法。此外，现有的策略只能处理有限数量的有限类型的可控负载。

文献[28]提出了一种使用ML工具的智能充电策略，以确定何时在连接会话期间为电动汽车充电，证明了经过适当训练的深层神经网络能够显著降低充电成本，通常接近于以回顾性方式计算的最佳充电成本。但该文献没有研究车队对负载曲线的影响。文献[77]利用标准差偏置遗传算法提出了一个综合能源管理系统，达到了很好的效果。文献[78]采用人工免疫算法求解需求侧管理多目标问题，降低了运行成本和功率峰均比。但该文献没有在客户之间建立公平的满足客户需求的分配机制，也没有开发出一种可行的保护客户隐私的信息交换方法。文献[79]提出了一种基于博弈算法的分布式储能规划方法，对降低智能电网通信网络中峰均比、总成本、用户日常支付和能耗等具有较好的性能。文献[80]提出了一种基于人工免疫网络算法的分布式需求侧管理系统，使系统的

消耗都保持在给定负载限制的1%以内。为了支持智能电网的多级控制，研究人员可以尝试开发分层或复合的人工免疫系统。为了使智能电网中的家庭执行主动的需求侧管理，文献[81]开发了基于ANN的决策系统，降低了消费者的电力成本。以上研究成果提高了电力系统的质量

1.5 调度

能量调度策略可用于向消费者提供实时反馈，以鼓励更有效地使用电力。

针对建筑能源管理系统调度的在线优化，文献[38]采用深度Q学习和深度策略梯度两种方法在大型的Pecan Street数据库上得到验证，可用于向消费者提供实时反馈。文献[82]提出和声鸽群优化算法来调度智能家居中的智能家电，效果比采用元启发式技术和声搜索算法、鸽群优化算法更好。然而，用户舒适度与成本之间需要进行权衡。基于控制器决策，文献[83]提出了一种新的二进制回溯搜索算法，为分布式发电机的开关控制提供了最佳的调度方案，与二进制粒子群算法在目标函数和节能方面进行了比较，验证了该控制器的有效性，最大限度地降低了发电成本，减少了电力损耗。文献[84]将存在动态作业到达和使用时间定价方案的并行批处理机器调度问题表述为一个混合整数规划模型，提出了一种多目标差分进化算法来有效地解决该NP难大规模问题，结果表明在求解质量和分布上均优于NSGA-II和AMGA。但该模型中没有包含不相同的作业大小和机器设置时间等一些实际约束。

基于深度ML技术，文献[20]引入博弈论方法，将电力系统引入到正常的稳态或后紧急状态。文献[85]提出了基于生物地理学的学习粒子群优化算法，用于解决涉及不同等式和不等式约束的经济调度问题，例如功率平衡，禁止操作区域和斜率限制，与文献中的其他优化技术进行了比较，表明学习粒子群优化算法是一种解决经济调度问题的有前景的方法。研究者可将基于生物地理学的学习粒子群优化算法进行扩展来解决其他更复杂的经济调度问题，例如动态经济调度问题和环境经济调度问题。文献[86]应用深度递归神经网络学习方法，得到了一种近似

最优的实时调度策略。

1.6 用户分类

在智能电网中,对不同类型的用户进行分类是一项非常重要的任务,因为不同类型的用户可能会在不同的条件下被处理。此外,电力供应商可以使用消费者的类别信息来更好地预测他们的行为,这也是负载平衡的相关任务。

不同类型的 ANN 已经成功地应用于解决电力用户分类问题^[87]。然而,应用这种结构也存在某些缺点,因为性能受到网络连接的权重,初始化参数,训练样本的顺序的影响。深度学习技术的应用^[29],取得了很好的效果。多核极端学习机在分类问题上的应用^[88],也得出了相当准确的结果。

此外, AI 技术还应用在 EI 的以下方面:电压稳定性评估、电流共享和电压恢复^[6]、延长电池寿命^[9]、MG 有效减载技术^[10]、MG 概率潮流^[11]、性能仿真^[12]、变频器智能控制策略^[13]、风力发电稳定性^[15]、混合型交/直流 MG 控制^[22]、插入式电动汽车最优通用控制^[23]。

2 未来发展方向

下面对未来的研究方向提供了一些思路和建议。

(1) 在电力系统中,各方面的管理工作还存在着自动化、智能化程度偏低,即使有很多工作已经在智能化水平上有一定成果,但成果之间往往相互独立,未能充分发挥出有效的协同作用。AI 的作用之一就是,有效整合现有系统,发挥系统之间的协同效用,极大化发掘现有系统的潜在价值,实现管理优化。

(2) 信息化管理是 EI 领域的必然趋势,

但各类能源、各类角色的数据各不相同,难于统一管理,这将影响信息化的协同建设。如何有效归整各类数据,提取关键信息,建立关联关系,是 AI 在推进信息化建设征程中的重要内容。

3 结论

本文主要对 AlphaGo 出现以后 AI 技术在 EI 中的应用进行了综述。得出如下结论:

(1) AI 技术对提高 EI 的高效运行越来越重要。

(2) 新型的 AI 技术多数仍处于研究或初步应用阶段,本身还存在一定的缺点,还有很大的改进和研究空间。

(3) AI 技术需要充分利用其高效及智能的特点和优势,发展成为一个具有实时性或准实时性的智能分析工具。

4 参考文献

- [1] RIFKIN J. The third industrial revolution: how lateral power is transforming energy, the economy, and the world[M]. New York: Palgrave Macmillan, 2013: 31-46.
- [2] CAO J, HUA H, REN G. The SAGE encyclopedia of the Internet[M]. Newbury Park: Sage, 2018: 344-350.
- [3] CAO Y, QIANG L I, TAN Y, et al. A comprehensive review of Energy Internet: basic concept, operation and planning methods, and research prospects[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2018, 6(3): 1-13.
- [4] YAN M, LI X, LAI L L, et al. Energy internet in smart city review[C]// International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition. Ningbo: IEEE, 2017:188-193.
- [5] HUA H, CAO J, YANG G, et al. Voltage control for uncertain stochastic nonlinear system with application to energy Internet: non-fragile robust approach[J]. Journal of Mathematical Analysis and Applications, 2018, 463(1): 93-110.
- [6] LIU Z, LUO Y, ZHUO R, et al. Distributed reinforcement learning to coordinate current sharing and voltage restoration for islanded DC microgrid[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2017, 6(2): 364-374.
- [7] YANG G, CAO J, HUA H, et al. Deep learning based distributed optimal control for wide area energy Internet[C]//Proceedings of the 2018 IEEE International Conference on Energy Internet. Beijing: IEEE Computer Society, 2018: 292-297.

- [8] BOSE B K. Artificial intelligence techniques in smart grid and renewable energy systems—some example applications[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2017, 105(11): 2262-2273.
- [9] ISMAIL M M, BENDARY A F. Smart battery controller using ANFIS for three phase grid connected PV array system[J]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2018, in press, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.matcom.2018.04.008>.
- [10] CONTEH F, TOBARU S, LOTFY M E, et al. An effective load shedding technique for micro-grids using artificial neural network and adaptive neuro-fuzzy inference system[J]. *Aims Energy*, 2017, 5(5): 814-837.
- [11] BAGHAEI H R, MIRSALEM M, GHAREHPETIAN G B, et al. Application of RBF neural networks and unscented transformation in probabilistic power-flow of microgrids including correlated wind/PV units and plug-in hybrid electric vehicles[J]. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 2017, 72(C): 51-68.
- [12] CABRERA P, CARTA J A, GONZALEZ J, et al. Wind-driven SWRO desalination prototype with and without batteries: a performance simulation using machine learning models[J]. *Desalination*, 2017, 435(1): 77-96.
- [13] VINAYAGAM A, ALQUMSAN A A, SWARNA K S V, et al. Intelligent control strategy in the islanded network of a solar PV microgrid[J]. *Electric Power Systems Research*, 2018, 155(2018): 93-103.
- [14] HUA H, HAO C, QIN Y, et al. A class of control strategies for energy Internet considering system robustness and operation cost optimization[J]. *Energies*, 2018, 11(6): 1593.
- [15] SOLIMAN M A, HASANIEN H M, AZAZI H Z, et al. Hybrid ANFIS-GA-based control scheme for performance enhancement of a grid-connected wind generator[J]. *IET Renewable Power Generation*, 2018, 12(7): 832-843.
- [16] TIAN C, MA J, ZHANG C, et al. A deep neural network model for short-term load forecast based on long short-term memory network and convolutional neural network[J]. *Energies*, 2018, 11, 3493.
- [17] SHI H, XU M, LI R. Deep learning for household load forecasting—a novel pooling Deep RNN[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2017, 9(5): 5271-5280.
- [18] SUNDARAVELPANDIAN S, JOHAN S, PHILIPP G. Deep-learning neural-network architectures and methods: Using component-based models in building-design energy prediction[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2018, 38(2018): 81-90.
- [19] LI C, DING Z, ZHAO D, et al. Building energy consumption prediction: an extreme deep learning approach[J]. *Energies*, 2017, 10(10):1525.
- [20] TOMIN N, KURBATSKY V, NEGNEVITSKY M. The concept of the deep learning-based system "artificial dispatcher" to power system control and dispatch[J]. 2018.
- [21] QIN Y, HUA H, CAO J. Stochastic optimal control scheme for battery lifetime extension in islanded microgrid via a novel modeling approach[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, in press, DOI: 10.1109/TSG.2018.2861221.
- [22] CHETTIBI N, MELLIT A, SULLIGOI G, et al. Adaptive neural network-based control of a hybrid AC/DC microgrid[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, 9(3): 1667-1679.
- [23] OMID, RAHBARI, MAJID, et al. Optimal versatile control approach for plug-in electric vehicles to integrate renewable energy sources and smart grids[J]. *Energy*, 2017, 134.
- [24] HAO C, HUA H, QIN Y, et al. A class of optimal and robust controller design for energy routers in energy Internet[C]//*Proceedings of the IEEE International Conference Smart Energy Grid Engineering*, Oshawa, 2018: 14-19.
- [25] HE Y, 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.
- [26] NIU X, SUN J. DYNAMIC. Detection of false data injection attack in smart grid using deep learning[J]. 2018.
- [27] Kong X, Xu X, Yan Z, et al. Deep learning hybrid method for islanding detection in distributed generation[J]. *Applied Energy*, 2017, 210: 776-785.
- [28] LOPEZ K L, GAGNE C, GARDNER M A. Demand-side management using deep learning for smart charging of electric vehicles[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, in press, DOI: 10.1109/TSG.2018.2808247.
- [29] TORNAI K, OLAH A, DRENYOVSKY R, et al. Deep learning based consumer classification for smart grid[M]. *Smart Grid Inspired Future Technologies*. Springer, Cham, 2017: 132-141.
- [30] JOSHI P A, PATEL J J. Computational analysis and intelligent control of load forecasting using time series method[C]//*Proceedings of the International Conference on Intelligent Systems and Signal Processing*. Gujarat: Springer, 2018: 297-306.
- [31] KHAN M, JAVAID N, IQBAL M N, et al. Load prediction based on multivariate time series forecasting for energy consumption and behavioral

- analytics[C]//Proceedings of the Conference on Complex, Intelligent, and Software Intensive Systems. Matsue: Springer, Cham, 2018: 305-316.
- [32] 李娜. 基于相似日选取的马尔科夫短期负荷预测方法[J]. 电工技术, 2018, 2018(4): 86-88.
- LI Na. Short-term power load forecasting based on similar days and markov[J]. Electric Engineering, 2018, 2018(4): 86-88.
- [33] XIAOCONG L I, CHUNTAO L I, CONG L, et al. Short-term load forecasting based on dynamic weight similar day selection algorithm[J]. Power System Protection & Control, 2017, 45(6):1-8.
- [34] 张炆, 汪洋, 祝宇翔, 等. 基于 PAM 和 ELM 的电力短期负荷预测相似日选取算法[J]. 贵州电力技术, 2017, 20(12): 84-87.
- ZHANG Yang, WANG Yang, ZHU Yuxiang, et al. Similarity day selection algorithm for power short-term load forecasting[J]. Power Systems and Big Data, 2017, 20(12): 84-87.
- [35] YILDIZ B, BILBAO J I, SPROUL A B. A review and analysis of regression and machine learning models on commercial building electricity load forecasting[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2017, 73: 1104-1122.
- [36] SABER A Y, KHANDELWAL T. IoT based online load forecasting[C]//Proceedings of the Green Technologies Conference. IEEE, 2017: 189-194.
- [37] ZHANG W, HUA H, CAO J. Short term load forecasting based on IGSA-ELM algorithm[C]//Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Energy Internet. Beijing: IEEE Computer Society, 2017: 296-301.
- [38] 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, 2018, in press, DOI: 10.1109/TSG.2018.2834219.
- [39] JOZI A, PINTO T, PRACA I, et al. Energy consumption forecasting using neuro-fuzzy inference systems: Thales TRT building case study[C]//Proceedings of the Computational Intelligence. Honolulu: IEEE, 2018: 1-5.
- [40] 彭钟华. 基于遗传算法优化 PNN 的短期负荷预测[J]. 电气开关, 2017, 55(1): 49-51, 56.
- PENG Zhonghua. Short-term load forecasting based on PNN optimized by genetic algorithm[J]. PNN Electric Switchgear, 2017, 55(1): 49-51, 56.
- [41] KUMAR H, SAINI S. Chaotic characterization of electric load demand time series & load forecasting by using GA trained artificial neural network[C]// Proceedings of the International Conference on Signal Processing, Communication, Power and Embedded System. Paralakhemundi: IEEE, 2017: 1423-1428.
- [42] 董明亮, 刘培胜, 潘振, 等. 基于 SVM-GA 模型的城市天然气长期负荷预测[J]. 辽宁石油化工大学学报, 2017, 37(2): 31-36.
- DONG Mingliang, LIU Peisheng, PAN Zhen, et al. A forecasting model of natural gas long-term load based on SVM-GA[J]. Journal of Liaoning Shihua University, 2017, 37(2): 31-36.
- [43] HUO J, SHI T, CHANG J. Comparison of random forest and SVM for electrical short-term load forecast with different data sources[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Software Engineering and Service Science. Beijing: IEEE, 2017: 1077-1080.
- [44] 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.
- [45] YOUSSEF A, EL-TELBANY M, ZEKRY A. The role of artificial intelligence in photo-voltaic systems design and control: a review[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2017, 78: 72-79.
- [46] HUANG N, LI R, LIN L, et al. Low redundancy feature selection of short term solar irradiance prediction using conditional mutual information and gauss process regression[J]. Sustainability, 2018, 10(8): 2889.
- [47] QING X, NIU Y. Hourly day-ahead solar irradiance prediction using weather forecasts by LSTM[J]. Energy, 2018, 148(2018): 461-468.
- [48] SANSI I, BELLAJ N M. Solar radiation prediction using NARX model[M]. Advanced Applications for Artificial Neural Networks. 2018.
- [49] MEENAL R, SELVAKUMAR A I. Assessment of SVM, empirical and ANN based solar radiation prediction models with most influencing input parameters[J]. Renewable Energy, 2018, 121: 324-343.
- [50] BENMOUIZA K, CHEKNANE A. Clustered ANFIS network using fuzzy c-means, subtractive clustering, and grid partitioning for hourly solar radiation forecasting[J]. Theoretical and Applied Climatology, 2018, in press, DOI: <https://doi.org/10.1007/s00704-018-2576-4>.
- [51] KERBOUCHE K, HADDAD S, RABHI A, et al. A GRNN based algorithm for output power prediction of a PV panel[C]//Proceedings of 2017 International Conference on Artificial Intelligence in Renewable Energetic Systems. Tipaza: Springer, 2018: 291-298.
- [52] LI L L, WEN S Y, TSENG M L, et al. Photovoltaic array prediction on short-term output power method in centralized power generation

- system[J]. *Annals of Operations Research*, 2018, in press, DOI: <https://doi.org/10.1007/s10479-018-2879-y>.
- [53] ZHANG W, DANG H, SIMOES R. A new solar power output prediction based on hybrid forecast engine and decomposition model[J]. *Isa Transactions*, 2018, 81: 105-120.
- [54] NETSANET S, ZHANG J, ZHENG D, et al. An aggregative machine learning approach for output power prediction of wind turbines[C]//*Proceedings of IEEE Texas Power and Energy Conference*. Texas: IEEE, 2018: 1-6.
- [55] BILAL B O, ADJALLAH K H, SAVA A, et al. Wind turbine power output prediction model design based on artificial neural networks and climatic spatiotemporal data[C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Industrial Technology*. Lyon: IEEE, 2018.
- [56] SIRJANI R. Optimal placement and sizing of PV-STATCOM in power systems using empirical data and adaptive particle swarm optimization[J]. *Sustainability*, 2018, 10(3):727.
- [57] HUA H, QIN Y, HAO C, et al. Stochastic optimal control for energy Internet: a bottom-up energy management approach[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, in press, DOI: 10.1109/TII.2018.2867373.
- [58] FARAYOLA A M, HASAN A N, ALI A. Optimization of PV systems using data mining and regression learner MPPT techniques[J]. *Telkomnika Indonesian Journal of Electrical Engineering*, 2018, 10(3).
- [59] MEGANTORO P, WIJAYA F D, FIRMANSYAH E. Analyze and optimization of genetic algorithm implemented on maximum power point tracking technique for PV system[C]//*Proceedings of International Seminar on Application for Technology of Information and Communication*. Semarang: IEEE, 2018:79-84.
- [60] GUO L, MENG Z, SUN Y, et al. A modified cat swarm optimization based maximum power point tracking method for photovoltaic system under partially shaded condition[J]. *Energy*, 2018, 144: 501-514.
- [61] ASCIONE F, BIANCO N, STASIO C D, et al. CASA, cost-optimal analysis by multi-objective optimisation and artificial neural networks: a new framework for the robust assessment of cost-optimal energy retrofit, feasible for any building[J]. *Energy and Buildings*, 2017, 146: 200-219.
- [62] PARVIZIMOSAED M, FARMANI F, MONSEF H, et al. A multi-stage smart energy management system under multiple uncertainties: a data mining approach[J]. *Renewable Energy*, 2017, 102-A: 178-189.
- [63] RICCIETTI E, BELLAVIA S, SELLO S. Sequential linear programming and particle swarm optimization for the optimization of energy districts[J]. *Engineering Optimization*, 2018, 51(1): 84-100.
- [64] LEE H S, TEKIN C, SCHAAR M V D, et al. Adaptive contextual learning for unit commitment in microgrids with renewable energy sources[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2018, 12(4): 688-702.
- [65] ZHAO Q, SHAO S, LU L, et al. A new PV array fault diagnosis method using fuzzy C-mean clustering and fuzzy membership algorithm[J]. *Energies*, 2018, 11(1):238.
- [66] LIVERA A, THERISTIS M, MAKRIDES G, et al. On-line failure diagnosis of grid-connected photovoltaic systems based on fuzzy logic[C]//*Proceedings of the International Conference on Compatibility, Power Electronics and Power Engineering*. Doha: IEEE, 2018.
- [67] WANG M, QU Z, HE X, et al. Real time fault monitoring and diagnosis method for power grid monitoring and its application[C]//*Proceedings of 2017 IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration*. Beijing: IEEE, 2018.
- [68] WU C M, GONG H Q, YANG J H, et al. An improved FOA to optimize GRNN method for wind turbine fault diagnosis[J]. *Journal of Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, 2018, 9(1): 1-10.
- [69] ZHAO H, GAO Y, LIU H, et al. Fault diagnosis of wind turbine bearing based on stochastic subspace identification and multi-kernel support vector machine[J]. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2019, 7(2): 350-356.
- [70] Huang J C, Zhou D Y, Jing X Y, et al. Research of fault diagnosis method for a electric component based on immune neural network and Pspice[C]//*Proceedings of Guidance, Navigation and Control Conference*. IEEE, 2017:227-231.
- [71] KARIM M A, CURRIE J, LIE T T. Dynamic event detection using a distributed feature selection based machine learning approach in a self-healing microgrid[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2018, 33(5): 4706-4718.
- [72] PANIGRAHI B K, RAY P K, ROUT P K, et al. Detection and classification of faults in a microgrid using wavelet neural network[J]. *Journal of Information and Optimization Sciences*, 2017, 39(1): 327-335.
- [73] TELFORD R, GALLOWAY S, STEPHEN B, et al. Diagnosis of series DC arc faults: a machine learning approach[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2017, 13(4): 1598-1609.

- [74] FOROUTAN S A, SALMASI F R. Detection of false data injection attacks against state estimation in smart grids based on a mixture Gaussian distribution learning method[J]. IET Cyber-Physical Systems: Theory and Applications, 2018, 2(4): 161-171.
- [75] ŽIVKOVIC N, SARIC A T. Detection of false data injection attacks using unscented Kalman filter[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2018, 6(5): 847-859.
- [76] OZAY M, ESNAOLA I, VURAL F T Y, et al. Machine learning methods for attack detection in the smart grid[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2017, 27(8): 1773-1786.
- [77] MONYEI C G, ADEWUMI A O. Integration of demand side and supply side energy management resources for optimal scheduling of demand response loads – South Africa in focus[J]. Electric Power Systems Research, 2018, 158: 92-104.
- [78] LI D, SUN H, CHIU W Y, et al. Multiobjective optimization for demand side management in smart grid[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(4): 1482-1490.
- [79] WANG K, LI H, MAHARJAN S, et al. Green energy scheduling for demand side management in the smart grid[J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2018, 2(2): 596-611.
- [80] LIZONDO D, RODRIGUEZ S, WILL A, et al. An artificial immune network for distributed demand-side management in smart grids[J]. Information Sciences, 2018, 438:32-45.
- [81] SANTO K G D, SANTO S G D, MONARO R M, et al. Active demand side management for households in smart grids using optimization and artificial intelligence[J]. Measurement, 2017, 115.
- [82] KHAN, NASIR, JAVAID N, et al. Harmony pigeon inspired optimization for appliance scheduling in smart grid[C]//Proceedings of Harmony Pigeon Inspired Optimization for Appliance Scheduling in Smart Grid. 2018, in press, DOI: 10.1109/AINA. 2018.00153
- [83] ABDOLRASOL M G M, HANNAN M A, MOHAMED A, et al. An optimal scheduling controller for virtual power plant and microgrid integration using binary backtracking search algorithm[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2018, 54(3): 2834-2844.
- [84] ZHOU S, LI X, DU N, et al. A multi-objective differential evolution algorithm for parallel batch processing machine scheduling considering electricity consumption cost[J]. Computers and Operations Research, 2018, 96: 55-68.
- [85] CHEN X, XU B, DU W. An improved particle swarm optimization with biogeography-based learning strategy for economic dispatch problems[J]. 2018, in press, DOI: 10.1155/2018/7289674.
- [86] 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, 2018, in press, DOI: 10.1109/TSG.2018.285982 1.
- [87] GAJOWNICZEK K, NAFKHA R, ZABKOWSKI T. Electricity peak demand classification with artificial neural networks[C]//Proceedings of 2017 Federated Conference on Computer Science and Information Systems. Prague: IEEE, 2017: 307-315.
- [88] BISOI R, DASH P K, DAS P P. Short-term electricity price forecasting and classification in smart grids using optimized multikernel extreme learning machine[J]. Neural Computing and Applications, 2018, in press, DOI: 10.1007/s00521-018-3652-5.

收稿日期: yyyy-mm-dd

作者简介:

肖泽青(1983), 男, 博士, 助理研究员, 主要从事人工智能、智能电网、能源互联网等方面的研究工作。

华昊辰(1988), 男, 博士, 助理研究员, 主要从事控制理论及其在电力系统、智能电网和能源互联网中的应用等方面的研究工作。

曹军威(1973), 男, 博士, 研究员, 本文通信作者, 主要从事分布式计算与网络、智能电网、能源互联网等方面的研究工作。

(编辑 ***)