

· 研究进展 ·

DOI:10.16262/j.cnki.1000-8217.20250414.002

# 多能互补新范式下的储能系统多尺度智能设计与调控\*

李蓝宇<sup>1,2</sup> 钟雪群<sup>1</sup> 郑英哲<sup>1</sup> 王笑楠<sup>1\*\*</sup>

1. 清华大学 化学工程系, 北京 100084

2. 北京化工大学 化学工程学院, 北京 100029

**[摘要]** 储能涉及多尺度、多系统,由人工智能、系统优化等智能技术辅助的储能系统智能设计与调控是多能互补新范式下储能研究的前沿领域。本文从储能材料与设备层面的研发、设备和系统层面的运营管理及优化调控等方面综述储能系统智能设计与调控的研究进展。该领域的关键科学问题包括储能材料的通用化智能设计、储能系统的多尺度智能耦合与放大问题和不同类型储能技术在能源系统中的智能集成与调控机制研究。基于目前储能系统智能设计和调控的研究进展与挑战,提议从建立统一的储能数据平台和标准以及构建跨尺度、跨系统的储能智能设计平台或软件两方面进一步加速储能领域的智能化发展,推动多能互补新范式下大规模储能系统的开发与落地,助力“双碳”目标的实现。

**[关键词]** 储能;多能互补;人工智能;设计与调控

## 1 多能互补新范式下的储能系统

社会的发展与能源的使用息息相关,随着城市化和生活水平的提升,全球能源需求持续增长。根据《英国石油公司(British Petroleum)世界能源展望2024》报告分析,全球能源需求持续增长,近年年均增长率约为1%<sup>[1]</sup>。尽管各国努力推动能源转型,2023年化石燃料在全球一次能源(Primary Energy, PE)结构中的占比仍达81%<sup>[2]</sup>。除2020年由新冠疫情引发的下降之外,全球碳排放量也在逐年增加。2019至2023年期间,与能源相关的二氧化碳总排放量增加了约9亿吨。如果没有自2019年以来太阳能光伏、风能、核能、热泵和电动汽车等关键清洁能源技术的加速部署,碳排放量的增长将是当前的三倍<sup>[3]</sup>。面对碳排放增长与气候变化等全球性问

题,《巴黎协定》签署后已有逾20个国家承诺碳减排与碳中和。2020年9月20日,中国国家主席习近平在第75届联合国大会宣布中国的“双碳”目标,力争在2030年前实现碳达峰,2060年前实现碳中和。在保持经济发展的情况下能源需求难以减少,而碳中和目标迫在眉睫。因此,发展清洁、低碳、经济的可再生能源就是实现“双碳”目标的关键。

在可再生能源技术进步、成本下降与政策激励的多重推动下,可再生能源近年来得到了大范围的推广应用。目前,欧盟已在新能源使用上取得重大进展。据2023年数据统计,可再生能源消费占欧盟国家总能源消费的24.5%<sup>[4]</sup>,预计在2050年能达到总能源消费的55%~75%<sup>[5]</sup>。2024年上半年,可再生能源发电量已达欧盟总发电量的50%。在政策推动下,中国太阳能和风能在2023年的新增装机容

收稿日期:2023-05-19;修回日期:2025-03-03

\* 本文根据国家自然科学基金委员会第311期“双清论坛”讨论的内容整理。

\*\* 通信作者,Email: wangxiaonan@tsinghua.edu.cn

本文受到国家自然科学基金项目(42341204)、碳中和与能源智联(CNEST)项目、国家科技部项目(2023YFE0204600)和清华大学自主科研计划的资助。

**引用格式:**李蓝宇,钟雪群,郑英哲,等.多能互补新范式下的储能系统多尺度智能设计与调控.中国科学基金,2025,39(2):360-372.  
Li LY, Zhong XQ, Zheng YZ, et al. Intelligent multi-scale design and management of energy storage systems in the new paradigm of multi-energy complementarity. Bulletin of National Natural Science Foundation of China, 2025, 39(2): 360-372. (in Chinese)

量约占全球的 66%，总装机容量目前相当于欧洲和北美的总和<sup>[2]</sup>。2024 年，中国可再生能源发电量达到 3.46 万亿千瓦时，同比增加 19%，约占年总发电量的 35%<sup>[6]</sup>。

在能源系统中，供需平衡对能源利用至关重要<sup>[7]</sup>。大规模应用可再生能源的一个关键挑战是风、光等可再生能源天然的波动性和不确定性。为解决这一问题，多能互补策略与储能系统的大规模应用已成为能源领域的重要趋势。多能互补是指因地制宜、统筹开发、互补利用传统能源和新能源，合理利用化石燃料(如煤、石油、天然气)与核能，并不断提高新能源和可再生能源的比重(如水电、太阳能、风能、海洋能、生物质能、地热能 and 氢能等)，同时合理配置储能，统筹各类能源规划、设计、建设、运营，以满足终端用户电、热、冷、气等多种用能需求。多能互补系统有助于提高能源效率，降低碳排放，提高能源安全性和可靠性，有力支持可再生能源的广泛应用。

其中，储能技术(特别是电池技术)使得电能可以在充足时进行储存并在需要时使用，是未来多能互补能源系统的调度中枢。它的研发与大规模应用为管理可再生能源的波动性、实现多能互补策略以及能源的跨时空供需匹配提供重要保障。多能互补新范式有别于传统集中式产能的火电厂，多在用户侧生产和存储能源，包含多种产能方式以及电、热、冷、气等多种用能需求并具有分布式产能的特点，相较于传统能源系统调控更为复杂。补贴、税收优惠、对碳排放的限制和定价等政策以及可再生能源的波动性也大大提升多能互补系统生产运营决策的难度。因此，多能互补系统的复杂性也使多能互补新范式下的储能系统智能设计与调控更具挑战性。

随着计算机与网络技术的发展，智能电网、物联网(Internet of Things, IoT)、人工智能(Artificial Intelligence, AI)和机器学习等技术的发展为能源需求和供给的预测、复杂多能互补系统中的储能智能调控、更有效的多能互补策略的制定提供可能，可以大幅提高能源系统管理和调度的效率和准确性。此外，面对多样的能源生产方式与用能特征，综合开发利用多元的储能技术可以更有效地提升能源系统的安全性与稳定性。换言之，在 AI 工具高速发展的当下，人工智能和机器学习等技术的应用有望在设计方面进一步加速新型储能技术的研发，促进多元高效储能系统的实现，通过逆向设计实现对应用场

景有针对性的开发与储能性能提升；在调控方面通过各类算法更高效地实现储能设备与复杂多能互补能源系统的各设备协调互动，实现更大的经济与环境效益。

## 2 储能技术及应用

目前，各类储能技术的技术成熟度不一，但相关研究基本处于上升期。现存储能技术多样，主要可根据其功能、响应时间、储能期限等进行分类。其中，根据能量存储的形式进行分类最为常见，大致可分为机械储能、电磁储能、电化学储能、热储能和化学储能(图 1)<sup>[8, 9]</sup>。

其中应用最广泛的是抽水储能(Pumped Hydroelectric Storage, PHS)，其优势是技术成熟，能储存较大能量，循环效率在 70%~85%，且使用寿命高达 40 年以上。但 PHS 通常规模庞大、建设周期长且受地理条件限制，常见于大规模储能<sup>[9, 10]</sup>。压缩空气储能(Compressed Air Energy Storage, CAES)的储能量仅次于 PHS。其使用需要大量气体的支持，且地下储存空间一般选择地下岩洞或废弃矿井，存在选址受限和循环性差的缺点<sup>[11]</sup>。飞轮储能是新型储能技术(Flywheel Energy Storage, FES)，具有能量密度高、响应时间快、效率高、寿命长等优势<sup>[12]</sup>。但 FES 通常尺寸和质量较大，需要在近乎真空的环境中旋转导致维护成本高，而且储能时间短(通常是几分钟到几十分钟)，高速旋转存在一定安全隐患，因此也限制了其应用范围。

双电层电容(Double Layer Capacitor, DLC)超级电容器构建于纳米材料，将能量储存于介电材料的静电场，高电极表面积使其具有更强的储存能力、功率、循环稳定性，广泛应用于电子产品和电池当中<sup>[11, 13]</sup>。电磁储能系统(Superconducting Magnetic Energy Storage, SMES)将电能储存于磁场<sup>[11]</sup>。DLC 和 SMES 存在造价昂贵且电损耗较高，仅适用于短期储能的缺点，长期储能的应用还有待挖掘。

电化学储能技术成熟，目前已广泛用于大型储电、运输设备和中小型电器等。电化学储能蓄电池可分为铅酸蓄电池(Lead Acid Battery, LA)、镍镉蓄电池(NiCd)、锂离子电池(Lithium-ion Battery)、金属-空气电池(Metal Air Battery)、钠硫电池(Sodium-sulphur Battery)和氯化镍/钠电池等<sup>[12]</sup>。电化学储能的储能效率高、循环周期短和维修成本低三大特点使其应用具有很强的灵活性<sup>[10]</sup>，不仅能实现大规模使用，也能用于日常多种场景。液流电

池是燃料电池与蓄电池的结合体,体积庞大,适合固定式的大规模储能情景。

热储能可分为显热储能、潜热储能和热化学储能。显热储能效率取决于传热梯度,大宗储能需大量介质。固体-液相潜热储能具有安全性高、操作简单、速度快、体积小、能量密度高等的优点,应用相对广泛<sup>[14]</sup>。热化学储能(Thermo-chemical Storage, TCS)供需时间持续可控,适用于大规模应用和可再生能源存储。

氢能和合成气储能效率仅次于 PHS 和锂离子电池,不受限于季节和地理条件<sup>[12]</sup>。但氢储能的装置涉及高压装置和压力储罐等设备,成本高昂,电能转化效率仅达 40%~50%<sup>[15]</sup>,且出于安全性考虑,目前难以用于大部分日常储能场景。

上述可见各储能技术都具有独特的适应性,目前发展出的多样化储能技术为各类储能应用场景提供了多种选择。未来的分布式多能互补能源格局对储能系统提出了降低新能源使用的波动性和不确定性、提高能源利用率、适应多种场景要求的短期、中期、长期储能、大规模储能等需求。截至 2023 年底的数据表明,新型储能方式中 90%以上为电化学储能<sup>[16]</sup>。根据《BP 世界能源展望 2023》预测,风光可再生能源装机量将在 2050 年达到 20 225 GW<sup>[17]</sup>。随着各类可再生能源装机量的提升,能源系统对储能系统的要求将达到新的高度。可再生能源比例增

加、大范围电动汽车与智能用电器入网、多能互补都会带来更复杂不定的产能与负荷模式,储能系统是能源系统中实现资源整合调度和智能高效调控的核心。虽然储能系统的有效利用可以克服能源使用的时空问题<sup>[8, 13]</sup>,对可再生能源的推广有正向作用,但目前仍未开发出各相适应的储能技术<sup>[18]</sup>。在未来多能互补场景下,需要通过多种储能方式协调和更多新型储能技术加入才能有效解决目前常见的单一储能技术应用局限性的问题。

储能系统的研究涉及多尺度、多系统,包括研发过程中材料尺度的储能材料开发、器件层面的储能设备设计、运营过程中储能设备自身的管理以及储能系统在能源系统的集成与调度。储能系统作为能源系统的中枢,连接各种供能与用能设备,其设计需考虑与整体系统的适配性、环境友好性、经济性、技术性。如何利用当前的大数据和智能技术辅助加速各尺度的研发并把他们联系起来,与能源系统的其他设备协调并实现安全、高效、低碳的运行变得越来越关键。人工智能具有越来越强大的数据处理与挖掘能力。在多目标优化的考量下,利用大数据和智能技术,可以实现全生命周期辅助储能设计选型、储能技术研发、储能设备在综合能源系统中的智能优化调控与智慧能源管理。人工智能也成为了多能互补新范式下储能系统设计、优化和运行的有力工具。

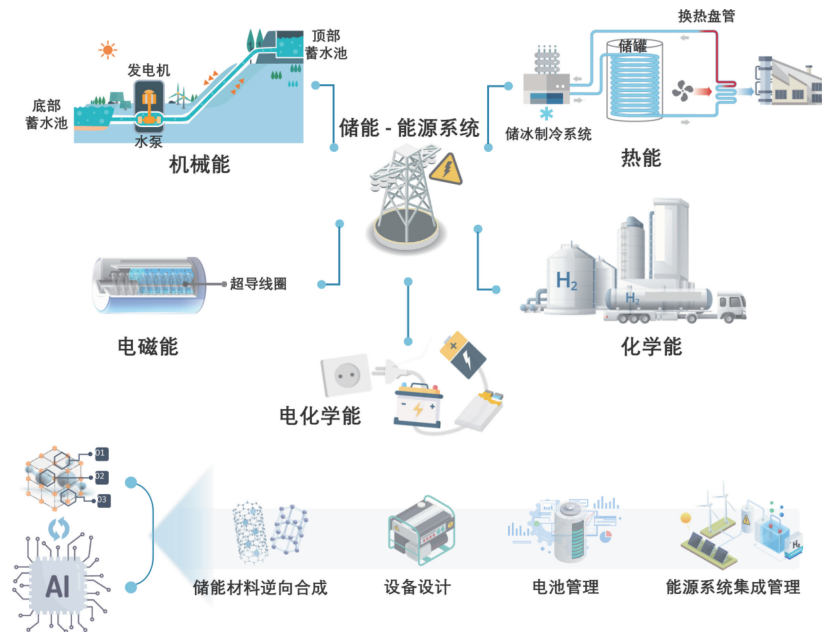


图 1 储能技术类别与储能系统的多尺度智能设计与调控

Fig. 1 Multi Scale Intelligent Design and Regulation of Energy Storage Technology Categories and Energy Storage Systems

### 3 储能系统智能设计与调控研究进展

近年来,机器学习等智能技术在储能材料研发、服役工况原位表征以及多能互补系统中的智能调控等方向的应用逐渐成为研究前沿。伴随大量利用智能化工具进行电池材料和性能研究的工作,目前已有研究人员对相关领域发展进行综述。例如,Liu 等<sup>[19]</sup>总结了与电池材料设计和开发相关的机器学习方法;Liu 等<sup>[20]</sup>对大量关于 AI 辅助电池材料发现以及电池状态监测的研究工作进行了全面综述;Lv 等<sup>[21]</sup>基于利用计算化学和人工智能辅助新型电厂研发的前期工作,提出了可充电锂离子电池的人工智能研究框架(图 2A)。本节将总结智能技术在储能材料的逆向设计、储能设备研发、储能管理系统、多能互补储能系统中的前沿应用,从微观到宏观概述智慧储能多个尺度中的研究进展。

#### 3.1 储能材料的逆向设计

早在 2019 年,欧盟就启动了《电池 2030+》的长期研究计划,旨在开发可以适配各应用场景的超

高性能、智能化可持续电池。该计划提出了电池界面基因组(Battery Interface Genome, BIG)—材料加速平台(Material Acceleration Platform, MAP),利用人工智能技术,大幅减少电池材料的开发周期。另外,延长单体电池和电池系统的寿命和安全性也是其中的关键课题,一般通过嵌入新型传感器检测与控制电池工况或使用自愈材料来提高电池容量和电池性能来实现。

当前储能材料研发的主流范式是传统实验试错的模式。而人工智能的引入将高效辅助储能材料的逆向设计,目前已在电化学储能、电容器、氢气储能的材料开发中都显示出巨大潜力。

电化学储能作为最主要的新型储能方式,与其相关的研究工作数量也占储能研究的很大比重,一般以电池的阳极、阴极或电解质为切入点来提高电池性能。以锂电池为例,其以能量密度高的特点,在便携式电化学储能方向具有巨大潜力,在近年的研究中备受关注且应用广泛。在锂电池研发中,亟待解决的问题主要包括循环效率、能量密度、功率密度

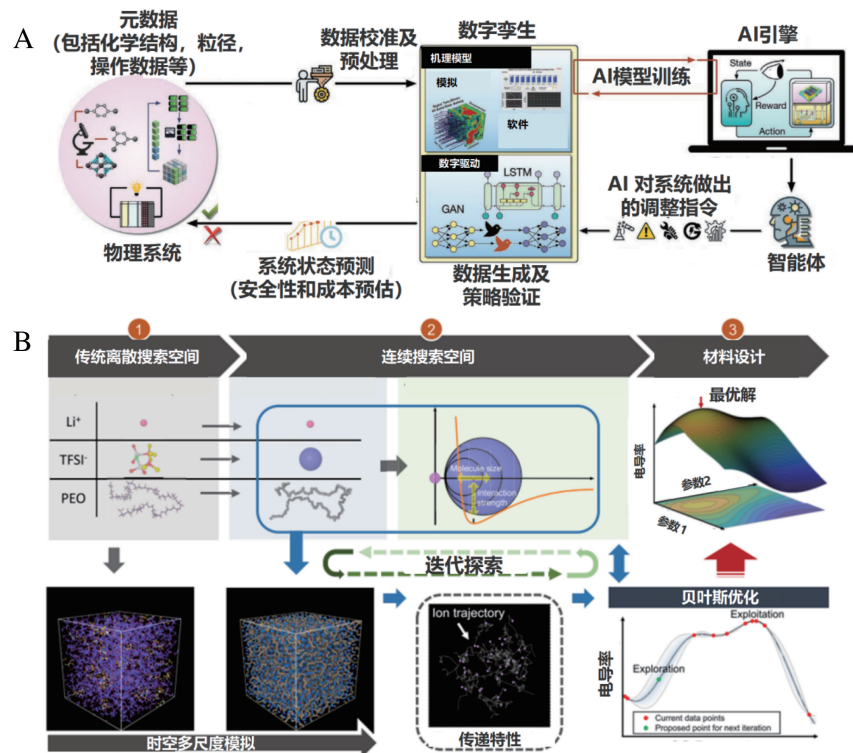


图 2 储能材料逆向设计。A: 基于人工智能的电池系统的材料设计、发现、属性预测和管理闭环框架<sup>[21]</sup>;

B: 粗粒度分子动力学—贝叶斯优化(CGMD-BO)框架助力电池材料研发<sup>[22]</sup>

Fig. 2 Reverse Design of Energy Storage Materials. A: A Closed-loop Framework for Material Design, Discovery, Attribute Prediction, and Management of Battery Systems Based on Artificial Intelligence<sup>[21]</sup>;

B: Coarse Grained Molecular Dynamics Bayesian Optimization (CGMD-BO) Framework Helps in the Development of Battery Materials<sup>[22]</sup>

和安全性等<sup>[21]</sup>。在正极材料研发上,原子掺杂是一种主流的稳定锂电的策略。针对这一问题,Liu等<sup>[23]</sup>结合密度泛函等第一性原理模型与机器学习方法,开发了高通量自动反应筛选系统来评估各种可能的反应和条件下的Li|LLZOM界面的热力学稳定性。该研究结果表明氧化物 $M_xO_y$ 的形成是主导界面反应的关键特征,而金属氧化键M-O的强度将决定LLZOM的界面稳定性。基于此该团队预测了18个未知LLZOM系统,为后续提高电池稳定性实验的掺杂物的选择提供方向。在锂离子电池阴极材料研发上,使用富镍阴极可以储存更多的能量,但是在镍含量高的情况下容易诱发有害的副反应,在循环中会遭受降解损坏电池。为筛选和设计电化学性能优异的阴极材料, Kim等<sup>[24]</sup>人开发了基于机器学习的代理模型。该模型可以用于预测含有不同掺杂物的富镍阴极的平均电压和体积变化。进一步地,该模型还可以用于选择特定材料。为验证结果准确性,该团队通过训练好的模型从1617种材料中筛选出了101种无钴化合物,预测结果中包括常见的掺杂剂,与实践经验相符。该方法大幅度降低了实验所需探索时间和实验次数,有助于解决资源匮乏、环境影响、价格高昂等问题,减少实验的成本。在电解质研发中,为了解决现存固体聚合物电解质(Solid Polymer Electrolyte, SPE)离子电导率低的问题, Wang等<sup>[22]</sup>将粗粒度分子动力学(Coarse Grained Molecular Dynamics, CGMD)与机器学习结合,开发一种基于贝叶斯优化(Bayesian Optimization, BO)算法的SPE设计方法。固态电池与锂离子电池的主要差异在电解质。锂离子电池的电解质通常是以凝胶体、聚合物等形式存在的液态,而固态电池的电解质为玻璃、陶瓷或其他材料形式的固态,后者相较能量密度更高,质量更轻,是近年研究的热点。Wang团队提出的方法能在分子水平上描述电导率和材料特性关系,为改进锂电池构建提供指导(图2B)。

另外一类大量利用人工智能促进材料开发工作的储能是超级电容器。超级电容器以其生命周期长、高循环效率、高能量密度等特性在电车和电池系统中都占据一席之地<sup>[25]</sup>。其中,基于碳基材料的电容器电极在表面积、孔隙率、导电性、价格、易得性方面都极具优势,同时也具有环境友好的特点,在近年得到广泛的关注和应用。然而,低能量密度的问题一直制约着超级电容器的大范围使用。如何增大碳基电极材料的比表面积以增大电容是研究中的重要

突破点。Zhou等<sup>[26]</sup>通过各种机器学习方法对大量的实验数据进行综合分析,建立了碳电极结构特征(如微孔和中孔的尺寸)与能量和功率密度的定量关联模型,辅助碳基电极材料的设计与制备,提升超级电容器性能。

此外,人工智能在储氢材料<sup>[27]</sup>特性预测和设计中也应用。高质量密度晶体材料的开发是储氢技术的重要挑战,一般选用具有高热稳定性、成本低、反应可逆和具备高容量密度的金属氢化物<sup>[28]</sup>、化学吸附存储<sup>[29]</sup>和复合氢化物<sup>[30]</sup>作为储氢介质。其中,金属氢化物由于其本身性能原因,在实际应用中存在解吸温度高、压力低和反应动力学缓慢的问题,据此其研究主要集中于材料性能的提升<sup>[27]</sup>。Lee等<sup>[27]</sup>结合生成对抗网络(Generative adversarial network, GAN)模型逆向设计方法和密度泛函理论(Density Functional Theory, DFT)计算,有效预测了二维晶体结构。Lee团队利用该方法发现了氢化镁的未知二维结构,并验证该材料经过锂修饰平均氢分子吸附能由0.05 eV上升至0.105 eV。机器学习方法的引入有效的避免了新型氢化材料发现过程中大量试错和经验依赖,并降低了实验验证范围和第一性原理建模耗时。针对具有巨大组合空间和局部结构无序的高熵合金(High-entropy Alloys, HEA)氢化物, Witman等<sup>[31]</sup>基于梯度提升树模型筛选HEA空间内稳定氢化物,并对新型氢化物进行合成和表征,最终得出氢化物的热力学连续调节空间,可为后续金属氢化物材料选择提供参考。

另外值得一提的是,结合DFT和实验的数据驱动聚合物合成材料基因组计划以及聚合物基因组计划也相继诞生。该计划的一大应用方向是通过量子计算、实验数据、机器学习快速发现与设计有潜力的储能导电聚合物<sup>[32]</sup>。

综上,目前人工智能辅助新型储能材料研发的工作集中于电池,在超级电容器和氢能储能等新型储能技术的材料特性预测、材料设计与逆合成等方面均有较好的应用。而在这些领域的智能研发探索也将拓展迁移到其他储能技术关键材料的研发和新兴储能技术的突破,加速多元储能技术的实现。

### 3.2 储能设备研发

在设备研发和装配层面,各类储能技术的传递与反应交叉、电化学反应耦合、多场驱动、多子传递、耦合理论等是目前重要的研究问题。结合表征、计算、大数据、人工智能、机器学习等方法可以进行多场驱动、多子传递与电化学反应协同优化,辅助跨尺

度物质传输过程建模。

在设备研发方面, Xiao 等<sup>[33]</sup>用机理模型和长短期记忆网络(Long Short-Term Memory Network, LSTM)对多通道的热储存进行建模和交叉验证,检验了机器学习模型在储热设计和操作的适用性。进一步地, He 等<sup>[34]</sup>讨论和比较了利用人工智能对各种应用的热储能系统进行性能预测、优化设计、控制 and 操作,发现基于人工智能的预测模型,如人工神经网络和支持向量机,可以迅速且准确地估计热能存储(Thermal Energy Storage, TES)的性能和 TES 材料的特性,并总结了基于人工智能的 TES 性能建模和完全基于人工智能的 TES 设计和控制的一般策略。基于人工智能的优化算法,如遗传算法、粒子群优化和教学的优化,能够优化 TES 系统的设计和运行,以达到提高系统效率、节约成本、提高可再生能源利用率和减少环境影响等目标。在设备装配方面, Yang 等<sup>[35]</sup>则验证了利用机器学习方法指导 3D 打印,定向设计应用于储能设备的具有定制性能的碳晶块的可行性。

除研发与应用外,退役储能设备的回收是实现闭环生命周期管理和绿色循环经济的重要途径之一,对碳中和以及应对与能源转型相关的环境和资源挑战至关重要。伴随着大范围锂离子电池的应用,退役电动汽车锂离子电池组(EV-LIB)对环境造成的危害将日益突显<sup>[36]</sup>。一方面,设备的拆解被认为是储能大规模回收的一个关键瓶颈。Meng 等<sup>[36]</sup>回顾了人工智能方法在促进 EV-LIB 智能拆解、实现可持续回收中的应用,指出未来人工智能在辅助电池回收中具有巨大潜力。另一方面,也可以在储能设备设计时就设备的退役与回收利用纳入考量,通过储能的全生命周期建模与管理、人工智能、优化等量化与智能技术的组合实现绿色可持续的储能研发设计。

### 3.3 储能(电池)管理

电池管理系统(Battery Management System, BMS)可以保障电池使用的安全性、延长电池寿命、减少费用、保障供电质量。其中,荷电状态(State of Charge, SOC)、健康状态(State of Health, SOH)的预测是电池管理系统的关键。SOC 不能直接测量,只能通过电池的电压、电流、温度等参数预测,且与运行条件和电池老化情况相关。SOC 的准确预测与电池寿命和能源系统的调度都直接相关,利用 AI 测试电池性能是实现工况下电池原位监测和管理的重要方法。电池快充与应用密切相关,充放电

过程涉及的热、压力和副反应都需要通过电池管理系统来有效平衡和控制,否则可能会导致效率下降、快速老化和安全等问题。

最早的充电控制主要基于启发式规则的策略,例如常见的恒流恒压充电(Constant Current and Constant Voltage, CCCV)、阶梯降电流充电(Multi-Stage Constant Current, MSCC)等。但是这些经验法则并不能有效地开发最优的充电模式,加强电池的安全性和耐用度。因此,基于模型的策略应运而生,常用的模型包括电化学模型和等效电路模型,且可以结合卡尔曼滤波对系统的状态进行最优估计与控制<sup>[37]</sup>。这种方法的准确性依赖于模型的选择,电池模型的选择对 BMS 的有效发挥有重要意义,然而,目前最常见的等效电路模型过于简化,限制了 BMS 的有效发挥。而在这项工作中调参是一件很复杂又耗费算力的工作,使用更精准的模型反而又会增加运算成本,因此需要权衡模型精确度和计算成本。Pang 等<sup>[38]</sup>建立了用于预测电池使用过程中能量衰减的锂离子电池退化模型,通过充放电时电流和电压变化特性预估电池健康状况作为算法的数据输入预测电池寿命。Yan 等<sup>[39]</sup>提出一种数据驱动的深度强化学习的方法,考虑在电池循环老化成本、发电成本和替换成本作用下的电池储能系统总运营成本及电力系统支持。

近期的研究也在积极探索基于机器学习和强化学习的控制策略,这类人工智能方法不需要模型,并且可以快速给出响应。如图 3 所示, Attia 等<sup>[40]</sup>利用机器学习和贝叶斯优化开发了一个闭环的电池测试系统,预测实验结果并结合实验设计来减少测试的组数,将测试时间减少了 98%。Tran 等<sup>[41]</sup>提出了一个云电池管理系统,利用机器学习模拟不同温度工况下的电池运营情况,  $R^2$  准确率 0.99。Cui 等<sup>[42]</sup>综述了基于神经网络的 SOC 预测方法。另外,研究人员也在探究基于混合模型的方法。例如, Li 等人<sup>[43]</sup>发现利用极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)模型混合卡尔曼滤波算法预测超级电容器的容量和寿命比其他机器学习算法更快,且可以实时预测电池健康状态。

此外,大多数基于机器学习的 SOH 估算方法都假设训练和测试数据服从均匀分布,而实际操作中不同工况下得到的数据及分布存在差异。Ma 等<sup>[44]</sup>采用了迁移学习、深度神经网络和长短期记忆网络的混合模型提出了基于多健康指标融合的估算方法。另外, Jeong 等<sup>[45]</sup>提出可以通过元学习的方法

法预测电池 SOC,以减少训练所需的数据量,并且与一般的机器学习和迁移学习不同,元学习不需要预训练数据集和目标电池之间具有相似性,还可以减少调参的步数。

### 3.4 储能与能源系统

综合能源系统为可再生能源的利用提供了良好的解决方案,过去十年一直是热门研究方向,但也仍存在机遇与挑战<sup>[46]</sup>。实际应用中,能源系统的设计与储能选型设计需要考虑技术特征、应用场景、经济性、环境影响等因素。

在能源系统中,储能设计选型过去一般依靠专家经验,但越来越多的储能应用项目也提供了大量数据,为数据驱动的系统设计提供可能。数据驱动的储能系统设计能直接利用现有的储能数据库,有针对性地设计储能系统,预测系统性能、降低开发成本,同时不需要对复杂机理进行分析,为能源系统的

预测与设计提供决策支持。

如图 4A 所示,Li 等<sup>[18]</sup>采用机器学习方法,以储能系统性能和使用环境作为输入建立模型,量化储能技术的适应性,以经济性、环境和技术为优化目标,开发了一种以数据驱动的储能系统选择优化框架,为储能系统的选择提供依据。Ong 等<sup>[47]</sup>也基于相关工作进一步以知识图谱为基础开发了能源网络中的储能技术选型与设计平台。

分布式电网的引入使得储能系统的部署成为保障电力系统可靠性的重要一环。通过现有数据对综合能源系统进行部署不仅能够提高储能系统的性能,还能为电力市场提供能源调节服务。Wang 等<sup>[48]</sup>提出了两种数据驱动的自动发电控制(Automatic Generation Control, AGC)模型,前者基于历史数据分析用于储能系统在日前(Day-ahead)市场,后者基于 AGC 实时信号预测未来几个

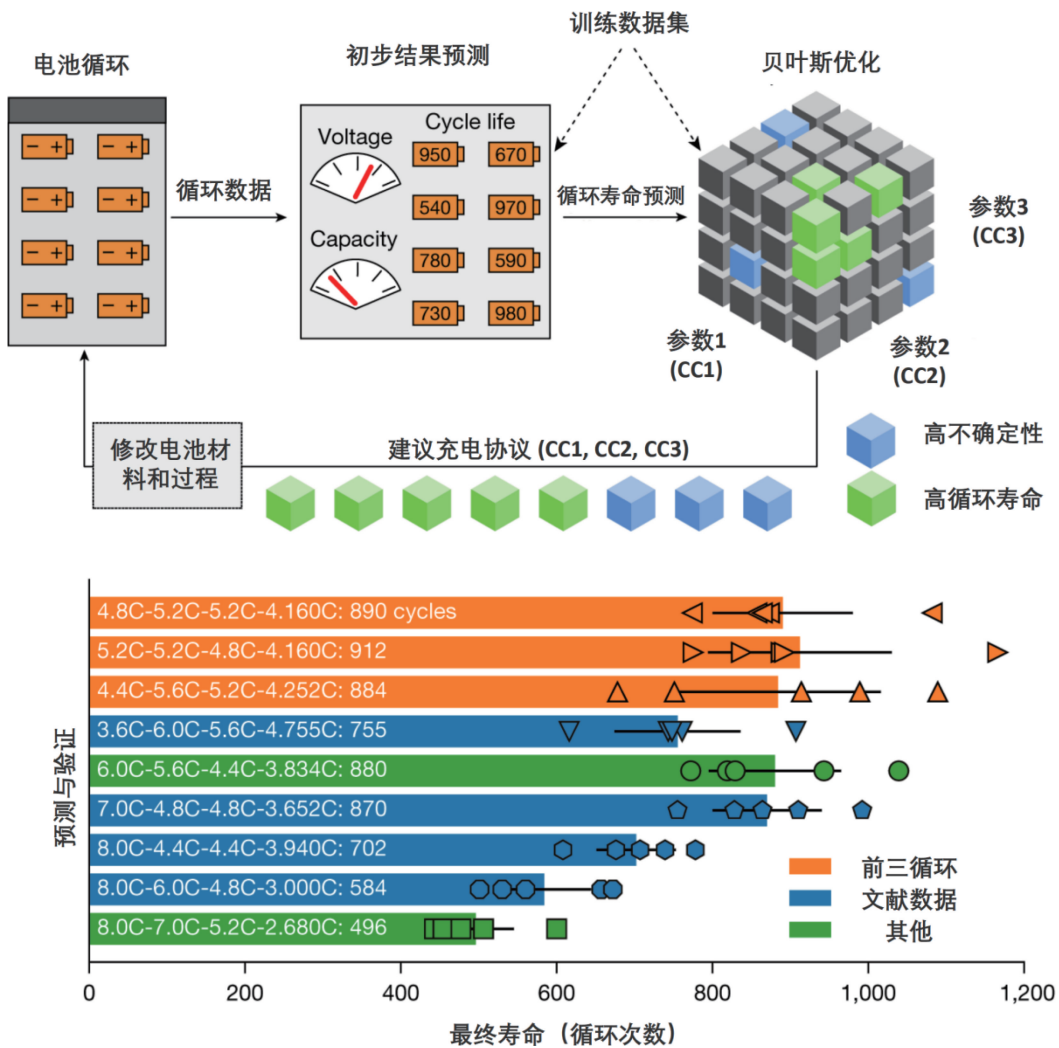


图 3 基于机器学习的电池快充策略的闭环优化<sup>[40]</sup>

Fig. 3 Closed-loop Optimization of Battery Fast Charging Strategy Based on Machine Learning<sup>[40]</sup>

小时的信息,反映电力系统的运行状态。此外,数据驱动的无模型自适应控制 (Model-free Adaptive Control, MFAC)能避免复杂的数学建模过程,解决了专业知识不全面导致的模型不确定性问题<sup>[49]</sup>。现存许多数据驱动的分布式电网模型仅适用于特定场景,为了解决该问题,Pravin 等<sup>[50]</sup>提出采用强化学习确定可再生能源系统的最佳调度,该框架的无

模型性也使其能用于任何相关调度问题。超大型储能系统 (Supercapacitor Energy Storage System, SESS)的建设及高效利用对可再生能源的应用具有重要意义,然而考虑到电荷状态(SOC)的控制及保护,各电池组都需要电源转化器系统 (Power Conversion System, PCS),PCS 并联控制将引出严重的循环电流和并网控制问题<sup>[51]</sup>。Li 等<sup>[52]</sup>将数据

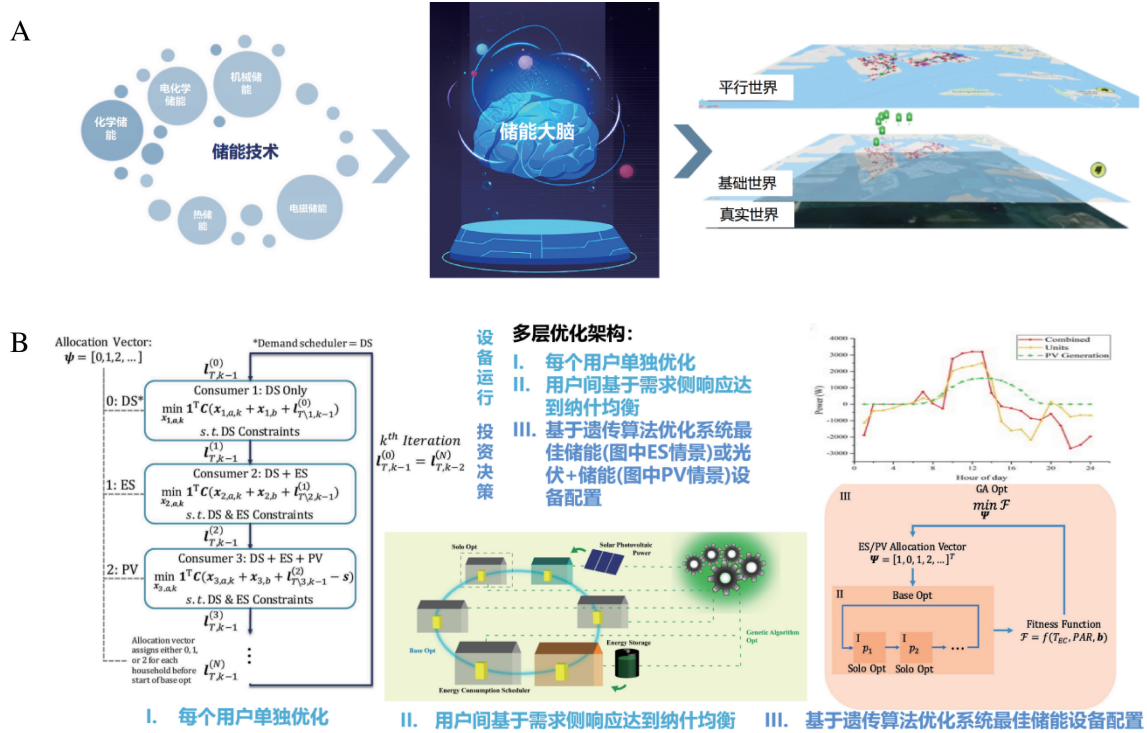


图 4 能源系统中储能的多尺度智慧设计与调控(A: 能源系统中的储能系统选型设计与布局<sup>[18]</sup>; B: 基于博弈论的储能设计与能源系统多层运营优化<sup>[54]</sup>; C: 多能互补能源—化工耦合发展预测优化与布局<sup>[63]</sup>)

Fig. 4 Multi Scale Intelligent Design and Regulation of Energy Storage in Energy Systems

(A: Selection, Design, and Layout of Energy Storage Systems<sup>[18]</sup>; B: Game Theory Based Energy Storage Design and Multi-level Operation Optimization of Energy Systems<sup>[54]</sup>; C: Multi Energy Complementary Energy Chemical Coupling Development Prediction Optimization and Layout<sup>[63]</sup>)

驱动的无模型自适应控制(Data-driven Model Free Adaptive Control, DMFAC)应用于超大型储能系统的PCS并行控制,解决了数据量大、线性过程复杂的问题从而实现PCS的数据驱动控制。

与设备层面的管理一样,储能可在可再生能源系统中从基于规则的调控方式发展到了基于模型预测以及基于人工智能的调控。综合能源系统涉及多种能源的综合利用,分层控制是简化复杂系统的重要方法,基于博弈论的调控<sup>[52]</sup>方法也日趋成熟并被广泛应用。Li等<sup>[53]</sup>基于TRNSYS平台,通过分层控制简化综合能源系统,模拟了系统的关键参数最终确定典型多能源系统运行的策略。如图4B所示,Lim等<sup>[54]</sup>基于博弈论和多层运营优化进行了储能设计与能源系统调度的优化决策。Li等<sup>[55]</sup>采用非合作博弈模型并引入滚动时域优化(Receding Horizon Optimization, RHO)设计优化微电网,最终提高系统安全性、透明性和整体效益。为了验证综合能源系统的理论最大化原则,刘晨等<sup>[56]</sup>采用博弈论构建合作与非合作博弈模型研究由热电联产机组、光伏和电网组成的综合能源系统,最终验证仅在合作模型下可达到利润最大化。

利用深度学习实现需求、产能和价格的时间序列预测也有广泛研究。准确的实时用能需求与可再生能源发电预测是储能实现有效精准调度,保障能源系统持续性与安全的基本要求。Liu等<sup>[57]</sup>采用LSTM进行风电功率区间预测,利用马尔可夫链对能量管理系统进行建模,并利用强化学习的方法根据预测的产能、负载、价格、SOC去控制储能的充放电,实现经济收益和运行稳定性最优。另外,可再生能源的不稳定性使其必须以分布式电源和储能系统进入微电网后再进入主电网实现能源综合利用。为了保证新能源的高效利用,微电网的运行和调度优化十分重要。陈亚琼等<sup>[58]</sup>采用人工智能控制策略建模求解,实现微电网的自动化调度。Lee等<sup>[59]</sup>利用联合强化学习的方法实现了家庭侧能源管理系统和服务商侧的全局优化。该方法收敛速度快,也有降低能耗和考虑更多参与者的优势。为了灵活配合用户需求, Ma等<sup>[60]</sup>人基于强化学习提出了一种奖励性的高效自动控制和管理系统,可以找到最优的激励机制,并利用区块链辅助交易与机制的实现。另外, Li等<sup>[61]</sup>也提出了基于强化学习的大规模实时电动汽车调度方法。多能互补能源系统中的随机优化问题和新能源引入的不确定性是其应用中需解决的问题。Zhou等<sup>[62]</sup>基于PLSAC(Prioritized

Experience Replay Long Short-term Memory Soft Actor Critic)算法改进了深度强化学习方法实现多能互补系统的最优化调度。该模型以成本最低为优化目标,约束条件包括储能极限、储能系统充放电功率、温控消耗功率、风力涡轮功率等,实现有效的能量分配,促进可再生能源的有效利用和普及。

在工业和乃至更广泛的应用中,储能技术也将助力攻克可再生能源波动性所带来的挑战,实现稳定、连续、安全的生产。其中,氢气储能技术备受关注且极具发展潜力。开展可再生能源制氢利用,把多余的可再生能源电力转化为氢能并存储,是一种被广泛认可的促进可再生能源主动参与电网调峰、提升新能源利用效率的化学储能方式。通过氢电耦合,可基本满足社会各行业不同形式的能源需求。如图4C所示, Li等<sup>[63, 64]</sup>以氨和甲醇作为跨空间能源载体,通过跨省份长途运输实现了可再生能源在电网外的等价输送,利用动态优化预测了碳中和目标下的能源—化工部门协同转型路径和产能布局。也有研究利用人工智能技术对混合可再生能源—氢能系统(HRES-H<sub>2</sub>)与电网进行整合和优化,提高电力系统的弹性、可靠性和稳定性<sup>[65]</sup>。

#### 4 储能系统智能设计与调控的机遇与挑战

储能系统的大规模应用已成为未来以可再生能源为主导的分布式能源系统不可或缺的一部分。近年来,人工智能与大数据的发展为储能材料与设备的设计以及储能系统的运营管理和优化调控提供了新的解决方案。然而,当前储能大规模利用仍以抽水储能为主,而电化学储能等新型储能技术的发展尚需深化。对于储能技术的多样性及其在各类应用场景中的适配性,也有待进一步研究和开发。

在此背景下,与储能系统智能设计与调控相关的关键科学和技术问题可总结为:

(1) 储能材料的通用化智能设计:储能材料的性能不仅受到原子级别的化学成分和结构的影响,也受到微观和宏观尺度上的形貌、尺寸、构型等因素的影响。因此,智能设计的范围应覆盖从纳米尺度的原子排布到毫米尺度的电极结构。对于每一尺度,都需要建立相应的设计模型,通过优化模型的参数,实现性能的最优。如何利用人工智能辅助进行多尺度材料设计、实现基于物性的材料筛选与优化、开发结合实验与理论的设计策略,实现面向应用的综合性能优化和绿色可持续的材料设计有待探讨。什么是最高效、通用的储能材料智能化研发流程和

框架,以通过机器学习等人工智能算法进行模型的训练和优化,通过人工智能技术进行储能材料的预测和筛选,甚至达成人工智能—计算机模拟—实验高效融合,实现对储能材料的高效设计和优化是一个关键的科学问题。

(2) 储能系统的多尺度智能耦合与放大问题:如何构建跨尺度、高精度的“机理+数据”模型将从材料层面到系统层面各个尺度的问题进行有效地耦合,以及如何利用人工智能技术在保证系统性能的同时将其从小规模实验室层面扩展到大规模工业应用层面。这涉及材料—设备尺度的耦合(电池材料的设计和制备以及设备的组装)、设备—储能系统尺度的耦合(将储能设备集成到更大的储能系统中,主要涉及设备的并联、串联等问题,如何最优地进行设备的组合以提高整个系统的性能)以及储能系统—能源网络尺度的耦合(储能系统集成到更大的能源系统或者电网中时,需要考虑储能系统与其他能源设备的交互,以及储能系统在应对电网负荷波动、提供备用容量等方面的能力)。上述各级别耦合问题都会带来相应的放大问题。如何通过机器学习进行精准建模与预测、利用优化算法寻找最优配置、运用大规模系统优化理论等方法策略解决上述多尺度问题,仍有较大研究空间。

(3) 不同类型储能技术在能源系统中的智能集成与调控机制研究:如何利用数据和模型,以实现不同类型的储能技术在能源系统中的有效集成和优化调控。不同储能技术(如锂离子电池、超级电容器、氢能存储等)各自具有特定的性能参数(如能量密度、功率密度、寿命、效率等),使得它们适用于不同的应用场景。在一个能源系统中,可能同时存在多种储能技术。如何利用智能技术在给定的需求和约束下,有效地协调多种储能技术,实现多元储能技术协同优化,并在复杂的能源网络中设计和实施有效的调控策略,使得储能系统能够协同其他组件维持和优化能源网络的运行是一个重要的研究课题。此外,储能系统的调控需要同时考虑短期的动态响应和长期的系统健康,同时根据未来的需求预测和系统约束,设计和运行储能系统,以实现高效、经济、环保的能源供应。基于此,如何利用人工智能与优化算法研究不同储能技术的短期与长期的储能调控策略和面向未来的储能系统动态设计布局与运行也是储能技术在能源系统中的智能集成与调控机制研究的重要方向。

解决这些问题的关键在于数据和模型。(1)在

数据方面,需要通过文献、数据库、实时数据采集等多种方式以及不同机构的合作收集优质的基础数据。然而,不同机构的数字化建设能力和程度不一,数据收集的质量也不同,这可能导致大量的数据无法被有效利用。因此,我们需要通过跨机构、跨部门的合作,建立统一的储能数据平台和标准,以提高数据质量和利用效率。(2)在模型方面,建立各个精度下的材料—电池—系统的跨尺度模型在过程放大、系统集成与智能调控中具有重要的作用。对于不同储能技术和体系,其机理大不相同,但结合“机理+数据”的智能研究范式对于各类储能来说是通用的,基本框架也相通。目前国际上还缺乏跨尺度、跨系统的储能智能设计软件。为加快新型储能的发展和储能技术的应用,可以开发储能智能研发设计平台,集成最新的机理模型和人工智能方法,发展出通用的建模框架。这将实现模块化、定制化的建模与应用,让模型能更好地满足从研发到电池管理、调控等各类需求。同时,通过软件平台的迭代更新,可以实现数字孪生和实时仿真优化,为储能系统的规模化和产业化提供强有力的支持。

人工智能和大数据为储能系统的智能设计和调控提供了空前的机遇,同时目前也存在一系列研究空白与挑战。通过积极的智能化探索和建设,有望推动储能系统的大规模应用,为以可再生能源为主导的分布式能源系统提供关键的技术支撑,助力我国“双碳”目标的实现和全球能源转型的进程。

## 参 考 文 献

- [1] British Petroleum. Energy Outlook. (2024-07-24)/[2025-02-28]. <https://www.bp.com/en/global/corporate/energy-economics/energy-outlook.html>.
- [2] Energy Institute. Statistical review of world energy. [2025-02-28]. <https://www.energyinst.org/statistical-review/home>.
- [3] International Energy Agency. CO<sub>2</sub> Emissions in 2023. (2024-03-01)/[2025-02-28]. <https://www.iea.org/reports/co2-emissions-in-2023>.
- [4] Djunisic S. Renewables made up 24.5% of EU energy use in 2023-Eurostat. (2024-12-19)/[2025-02-28]. <https://renewablesnow.com/news/renewables-made-up-24-5-percent-of-eu-energy-use-in-2023-eurostat-1268389/>.
- [5] Scarlat N, Dallemand JF, Monforti-Ferrario F, et al. Renewable energy policy framework and bioenergy contribution in the European Union-An overview from National Renewable Energy Action Plans and Progress Reports. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2015, 51: 969—985.

- [6] 国家能源局. 2024年可再生能源并网运行情况. (2025-02-06)/[2025-02-28]. <http://www.chinapower.com.cn/sj/ndsj/20250206/276129.html>.
- [7] Wang XN, Teichgraber H, Palazoglu A, et al. An economic receding horizon optimization approach for energy management in the chlor-alkali process with hybrid renewable energy generation. *Journal of Process Control*, 2014, 24(8): 1318—1327.
- [8] Luo X, Wang JH, Dooner M, et al. Overview of current development in electrical energy storage technologies and the application potential in power system operation. *Applied Energy*, 2015, 137: 511—536.
- [9] Evans A, Strezov V, Evans TJ. Assessment of utility energy storage options for increased renewable energy penetration. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2012, 16(6): 4141—4147.
- [10] Lachuriya A, Kulkarni RD. Stationary electrical energy storage technology for global energy sustainability: A review// 2017 International Conference on Nascent Technologies in Engineering (ICNTE). Vashi, India: IEEE, 2017: 1—6.
- [11] Rahman MM, Khan I, Alameh K. The role of energy storage technologies for sustainability in developing countries. *Renewable Energy and Sustainability*. Amsterdam: Elsevier, 2022: 347—376.
- [12] International Electrotechnical Commission. Electrical Energy Storage. (2022-10-10)/[2025-02-28]. <https://www.iec.ch/basecamp/electrical-energy-storage>.
- [13] Chen HS, Cong TN, Yang W, et al. Progress in electrical energy storage system: A critical review. *Progress in Natural Science*, 2009, 19(3): 291—312.
- [14] Regin AF, Solanki SC, Saini JS. Heat transfer characteristics of thermal energy storage system using PCM capsules: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2008, 12(9): 2438—2458.
- [15] 霍现旭, 王靖, 蒋菱, 等. 氢储能系统关键技术及应用综述. *储能科学与技术*, 2016, 5(2): 197—203.  
Huo XX, Wang J, Jiang L, et al. Review on key technologies and applications of hydrogen energy storage system. *Energy Storage Science and Technology*, 2016, 5(2): 197—203. (in Chinese)
- [16] 夏梦晨. 焦点访谈 | 我国能源含“绿”量不断提升 新型储能“蓄”势待发. (2024-11-10)/[03/25/2025]. <https://cn.chinadaily.com.cn/a/202411/10/WS673005b1a310b59111da2955.html>.
- [17] British Petroleum. Modern bioenergy. (2024-07-10)/[2025-02-28]. <https://www.bp.com/en/global/corporate/energy-economics/energy-outlook/renewable-energy.html>.
- [18] Li LY, Zhou TX, Li JL, et al. A machine learning-based decision support framework for energy storage selection. *Chemical Engineering Research and Design*, 2022, 181: 412—422.
- [19] Liu Y, Guo BR, Zou XX, et al. Machine learning assisted materials design and discovery for rechargeable batteries. *Energy Storage Materials*, 2020, 31: 434—450.
- [20] Liu KL, Wei ZB, Zhang CH, et al. Towards long lifetime battery: AI-based manufacturing and management. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2022, 9(7): 1139—1165.
- [21] Lv CD, Zhou X, Zhong LX, et al. Machine learning: an advanced platform for materials development and state prediction in lithium-ion batteries. *Advanced Materials*, 2022, 34(25): e2101474.
- [22] Wang YM, Xie T, France-Lanord A, et al. Toward designing highly conductive polymer electrolytes by machine learning assisted coarse-grained molecular dynamics. *Chemistry of Materials*, 2020, 32(10): 4144—4151.
- [23] Liu B, Yang J, Yang HL, et al. Rationalizing the interphase stability of Li<sup>+</sup>-doped-Li<sub>7</sub>La<sub>3</sub>Zr<sub>2</sub>O<sub>12</sub> via automated reaction screening and machine learning. *Journal of Materials Chemistry A*, 2019, 7(34): 19961—19969.
- [24] Kim M, Kang S, Park HG, et al. Maximizing the energy density and stability of Ni-rich layered cathode materials with multivalent dopants via machine learning. *Chemical Engineering Journal*, 2023, 452: 139254.
- [25] Luo ZY, Yang XY, Wang YX, et al. A survey of artificial intelligence techniques applied in energy storage materials R&D. *Frontiers in Energy Research*, 2020, 8: 116.
- [26] Zhou MS, Gallegos A, Liu K, et al. Insights from machine learning of carbon electrodes for electric double layer capacitors. *Carbon*, 2020, 157: 147—152.
- [27] Lee J, Sung D, Chung YK, et al. Unveiling two-dimensional magnesium hydride as a hydrogen storage material via a generative adversarial network. *Nanoscale Advances*, 2022, 4(10): 2332—2338.
- [28] Sakintuna B, Lamari-Darkrim F, Hirscher M. Metal hydride materials for solid hydrogen storage: a review. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2007, 32(9): 1121—1140.
- [29] Zhu QL, Xu Q. Liquid organic and inorganic chemical hydrides for high-capacity hydrogen storage. *Energy & Environmental Science*, 2015, 8(2): 478—512.
- [30] Orimo SI, Nakamori Y, Eliseo JR, et al. Complex hydrides for hydrogen storage. *Chemical Reviews*, 2007, 107(10): 4111—4132.
- [31] Witman M, Ek G, Ling SL, et al. Data-driven discovery and synthesis of high entropy alloy hydrides with targeted thermodynamic stability. *Chemistry of Materials*, 2021, 33(11): 4067—4076.
- [32] Feng QK, Zhong SL, Pei JY, et al. Recent progress and future prospects on all-organic polymer dielectrics for energy storage capacitors. *Chemical Reviews*, 2022, 122(3): 3820—3878.

- [33] Xiao T, Liu ZG, Lu L, et al. LSTM-BP neural network analysis on solid-liquid phase change in a multi-channel thermal storage tank. *Engineering Analysis with Boundary Elements*, 2023, 146: 226—240.
- [34] He ZY, Guo WM, Zhang P. Performance prediction, optimal design and operational control of thermal energy storage using artificial intelligence methods. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2022, 156: 111977.
- [35] Yang H, Fang L, Yuan ZW, et al. Machine learning guided 3D printing of carbon microlattices with customized performance for supercapacitive energy storage. *Carbon*, 2023, 201: 408—414.
- [36] Meng K, Xu GY, Peng XH, et al. Intelligent disassembly of electric-vehicle batteries: a forward-looking overview. *Resources, Conservation and Recycling*, 2022, 182: 106207.
- [37] Wei ZB, Quan ZY, Wu JD, et al. Deep deterministic policy gradient-DRL enabled multiphysics-constrained fast charging of lithium-ion battery. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 69(3): 2588—2598.
- [38] Pang B, Chen L, Dong ZM. Data-driven degradation modeling and SOH prediction of Li-ion batteries. *Energies*, 2022, 15(15): 5580.
- [39] Yan ZM, Xu Y, Wang Y, et al. Deep reinforcement learning-based optimal data-driven control of battery energy storage for power system frequency support. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 2020, 14(25): 6071—6078.
- [40] Attia PM, Grover A, Jin N, et al. Closed-loop optimization of fast-charging protocols for batteries with machine learning. *Nature*, 2020, 578(7795): 397—402.
- [41] Tran MK, Panchal S, Chauhan V, et al. Python-based scikit-learn machine learning models for thermal and electrical performance prediction of high-capacity lithium-ion battery. *International Journal of Energy Research*, 2022, 46(2): 786—794.
- [42] Cui ZH, Wang LC, Li Q, et al. A comprehensive review on the state of charge estimation for lithium-ion battery based on neural network. *International Journal of Energy Research*, 2022, 46(5): 5423—5440.
- [43] Li DZ, Li S, Zhang SB, et al. Aging state prediction for supercapacitors based on heuristic Kalman filter optimization extreme learning machine. *Energy*, 2022, 250: 123773.
- [44] Ma Y, Shan C, Gao JW, et al. Multiple health indicators fusion-based health prognostic for lithium-ion battery using transfer learning and hybrid deep learning method. *Reliability Engineering & System Safety*, 2023, 229: 108818.
- [45] Jeong D, Bae S. Estimating battery state-of-charge with a few target training data by meta-learning. *Journal of Power Sources*, 2023, 553: 232238.
- [46] Li LY, Wang XN. Design and operation of hybrid renewable energy systems: current status and future perspectives. *Current Opinion in Chemical Engineering*, 2021, 31: 100669.
- [47] Ong L, Karmakar G, Atherton J, et al. Embedding energy storage systems into a dynamic knowledge graph. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2022, 61(24): 8390—8398.
- [48] Wang Y, Wan C, Zhou Z, et al. Improving deployment availability of energy storage with data-driven AGC signal models. *IEEE Transactions on Power Systems*, 33(4): 4207—4217.
- [49] Roman RC, Radac MB, Precup RE. Multi-input-multi-output system experimental validation of model-free control and virtual reference feedback tuning techniques. *IET Control Theory & Applications*, 2016, 10(12): 1395—1403.
- [50] Pravin P, Luo ZY, Li LY, et al. Learning-based scheduling of industrial hybrid renewable energy systems. *Computers & Chemical Engineering*, 2022, 159: 107665.
- [51] Li HQ, Iijima Y, Kawakami N. Development of power conditioning system (PCS) for battery energy storage systems. 2013 IEEE ECCE Asia Downunder.
- [52] Li XJ, Jia XC, Yan SJ, et al. Data-driven Model-free Adaptive Control of High Power Converters in Super-large-scale Energy Storage Station. 2019 Chinese Control Conference (CCC).
- [53] Li J, Xu W, Zhang XY, et al. Control method of multi-energy system based on layered control architecture. *Energy and Buildings*, 2022, 261: 111963.
- [54] Lim KZ, Lim KH, Wee XB, et al. Optimal allocation of energy storage and solar photovoltaic systems with residential demand scheduling. *Applied Energy*, 2020, 269: 115116.
- [55] Li YN, Yang WT, He P, et al. Design and management of a distributed hybrid energy system through smart contract and blockchain. *Applied Energy*, 2019, 248: 390—405.
- [56] 刘晨, 龙浩, 张文栋, 黄蒙. 综合能源系统多能互补优化方法研究. *重庆理工大学学报(自然科学)*, 2022, 36(7): 264—271.
- Liu C, Long H, Zhang WD, et al. Research on multi-energy complementary optimization method of integrated energy system. *Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science)*, 2022, 36(7): 264—271. (in Chinese)
- [57] Liu F, Liu QY, Tao Q, et al. Deep reinforcement learning based energy storage management strategy considering prediction intervals of wind power. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2023, 145: 108608.
- [58] 陈亚琼, 马潇予, 曾小凤, 等. 基于人工智能控制策略的微电网自动调度优化方案. *电器工业*, 2022(9): 50—54.
- Chen YQ, Ma XY, Zeng XF, et al. Optimization scheme for automatic scheduling of microgrids based on artificial intelligence control strategy. *China Electrical Equipment Industry*, 2022(9): 50—54. (in Chinese)
- [59] Lee S, Choi DH. Federated reinforcement learning for energy management of multiple smart homes with distributed energy resources. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, 18(1): 488—497.

- [60] Ma R, Yi ZH, Xiang YM, et al. A blockchain-enabled demand management and control framework driven by deep reinforcement learning. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 70(1): 430–440.
- [61] Li H, Li GJ, Lie TT, et al. Constrained large-scale real-time EV scheduling based on recurrent deep reinforcement learning. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2023, 144: 108603.
- [62] Zhou YT, Ma ZJ, Zhang JH, et al. Data-driven stochastic energy management of multi energy system using deep reinforcement learning. *Energy*, 2022, 261: 125187.
- [63] Li YN, Lan S, Ryberg M, et al. A quantitative roadmap for China towards carbon neutrality in 2060 using methanol and ammonia as energy carriers. *iScience*, 2021, 24(6): 102513.
- [64] Li YN, Li LY, Zhang C, et al. Sector coupling leading to low-carbon production of power and chemicals in China. *Sustain Energy Fuels*, 2023, 7(9): 2130–45.
- [65] Dreher A, Bexten T, Sieker T, et al. AI agents envisioning the future: Forecast-based operation of renewable energy storage systems using hydrogen with Deep Reinforcement Learning. *Energy Conversion and Management*, 2022, 258: 115401.

## Intelligent Multi-Scale Design and Management of Energy Storage Systems in the New Paradigm of Multi-Energy Complementarity

Lanyu Li<sup>1,2</sup>    Xue Qun Chong<sup>1</sup>    Yingzhe Zheng<sup>1</sup>    Xiaonan Wang<sup>1\*</sup>

1. *Department of Chemical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China*

2. *College of Chemical Engineering, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China*

**Abstract** Energy storage involves multi-scales and multi-systems. Intelligent design and control of energy storage systems assisted by artificial intelligence and system optimization are frontier fields of energy storage research in the new paradigm of multi-energy complementation. This review summarizes the research progress in intelligent design and control of energy storage systems from the perspectives of research and development at the material and device level, and operation management and optimization control at the device and system level. The key scientific questions in this field include the generalized intelligent design of energy storage materials, the multi-scale intelligent coupling and amplification issues of energy storage systems, and the intelligent integration and control mechanism research of different types of energy storage technologies in energy systems. Based on the current research progress and challenges in intelligent design and control of energy storage systems, it is proposed to further accelerate the intelligent development of the energy storage field from two aspects: establishing a unified energy storage data platform and standards, and building a cross-scale, cross-system energy storage intelligent design platform or software. This would promote the development and implementation of large-scale energy storage systems under the new paradigm of multi-energy complementation, and contribute to the realization of dual-carbon goals.

**Keywords** energy storage; multi-energy complementation; artificial intelligence; design and operation

**王笑楠** 清华大学化工系长聘副教授、博士生导师、国家高层次青年人才计划入选者、新加坡国立大学荣誉副教授。从事 AI 驱动的化工新材料与过程设计的研究，任“新一代人工智能”国家科技重大专项项目负责人、首席科学家。

**李蓝宇** 博士，清华大学经济管理学院助理研究员，清华大学水木学者。主要从事储能与可再生能源系统的设计与优化、生命周期分析、碳中和目标下的储能布局预测等研究。

(责任编辑 陈鹤 张强)

\* Corresponding Author, Email: wangxiaonan@tsinghua.edu.cn