

人工智能在风机后运维服务中的应用、普及现状与发展前景研究

毛经宇

国电联合动力技术有限公司，北京，100010；

摘要：风光氢储融一体化技术是解决可再生能源大规模消纳、实现深度脱碳的关键路径。人工智能（AI）作为核心赋能技术，正深刻变革该系统的规划、运行与管理模式。本文系统综述了AI在风光功率预测、电解制氢优化、多能协调控制、系统优化配置及金融风险建模中的创新应用。研究表明，基于深度学习的预测模型显著提升了风光出力与负荷预测精度；强化学习、智能优化算法在多时间尺度能量管理、容量规划中展现出强大寻优能力；联邦学习等隐私计算技术助力打破数据壁垒；AI驱动的金融模型则有效量化风险、优化投资决策。通过典型应用案例分析，本文验证了AI在提升系统效率、经济性与可靠性方面的显著效果，并探讨了数据质量、模型可解释性、安全隐私等挑战与未来研究方向。AI深度融入风光氢储融系统，将加速构建高比例可再生能源支撑的智能、韧性、与可持续能源未来。

关键词：人工智能；风光氢储融一体化；可再生能源；氢能；储能；能源金融；系统优化；预测控制

DOI： 10.69979/3060-8767.25.06.038

引言

全球能源转型加速，风光等波动性可再生能源占比激增，对电网稳定性提出挑战。氢能作为清洁二次能源载体与长时储能介质，与风光发电、储能技术（电化学、机械等）及金融工具深度融合，形成“风光氢储融”一体化系统，是实现“双碳”目标的核心技术方向。系统高度复杂，面临风光出力强不确定性、多能流强耦合、设备动态特性各异、全生命周期经济性优化难度大、金融风险交织等挑战。AI以其强大的数据处理、模式识别、复杂优化与自主学习能力，为解决上述挑战提供了革命性工具，正深度渗透至系统全链条。本文系统梳理AI在风光氢储融一体化中的核心应用场景与技术进展，分析应用效果与挑战，展望未来发展趋势。

1 AI在风光氢储融一体化中的核心应用场景

1.1 风光发电与负荷精准预测

深度学习模型：

CNN-LSTM/GRU: 处理时空序列数据（卫星云图、数值天气预报NWP、历史功率），捕捉风光出力时空关联性 & 短期波动规律。

Transformer: 擅长捕捉长距离依赖关系，提升中长期预测精度，优化制氢与储能的调度计划。

图神经网络（GNN）: 建模地理位置分散的风光场站间的空间相关性，提升区域聚合预测精度。

应用价值：大幅降低预测误差（如RMSE降低15%-30%），为电解槽启停、储氢/释氢策略、电网交互计划提供可靠输入，减少弃风弃光，保障系统安全经济运行。

风电效率与健康诊断：

大数据分析 & 机器学习：分析运行数据（风速、风向、温度、功率、振动、系统压力），实现能效实时评估、部件预警与剩余寿命预测（RUL），提升系统可靠性与可用率。

1.2 制氢系统智能运行与优化

电解槽动态优化控制：

强化学习（RL）：训练智能体根据实时电价、风光出力、氢气需求、设备状态（温度、效率曲线），动态调整电解槽功率点，最大化收益或最小化能耗/磨损（如考虑启停损耗）。

模型预测控制（MPC）+ AI代理模型：利用AI（如神经网络）快速构建复杂电解槽系统的高精度代理模型，嵌入MPC框架，实现高效实时滚动优化。

制氢效率与健康诊断：大数据分析 & 机器学习：分析运行数据（电流、电压、温度、纯度、压力），

实现能效实时评估、异常检测、故障早期预警与剩余寿命预测 (RUL)，提升系统可靠性与可用率。

1.3 多能流协调与智能调度

多时间尺度能量管理:

混合整数规划 (MILP)/非线性规划 (NLP) + 智能优化算法: 结合精确模型与启发式/元启发式算法 (如遗传算法 GA、粒子群优化 PSO)，求解含复杂约束 (设备爬坡、储能状态、电网交互) 的日前/日内调度问题，优化风光-电-氢-储-网的实时功率分配。

深度强化学习 (DRL): 端到端学习复杂环境下的最优调度策略，适应高维状态空间与不确定性，实现分钟级甚至秒级的实时自适应控制。

虚拟电厂 (VPP) 协同: AI 作为 VPP “大脑”，聚合内部风光、储能、可控负荷 (含可中断制氢)、氢能设施，参与电力市场竞价、需求响应，最大化整体收益。

1.4 系统规划与容量优化配置

AI 驱动的联合优化模型:

场景生成与削减: 利用生成对抗网络 (GAN)、变分自编码器 (VAE) 生成大量符合风光出力、电价、负荷统计特性的代表性场景，用于鲁棒优化或随机规划。

优化求解: 应用智能算法高效求解风光装机容量、储能类型与规模、电解槽额定功率、储氢罐容积等关键参数的协同优化问题，最小化平准化能源成本 (LCOH) 或总投资成本，满足可靠性指标。

数字孪生 (DT): 构建融合物理模型与 AI 的数据驱动型系统数字孪生体，在虚拟环境中进行多种配置方案和运行策略的长期仿真评估，指导最优规划决策。

1.5 金融风险评估与投资决策支持

量化风险建模:

机器学习: 分析历史数据与市场信息，预测电价波动、氢气需求与价格变化、政策变动 (如补贴) 带来的财务风险。

蒙特卡洛模拟 + AI 代理: 利用 AI 加速海量情景下的现金流模拟，评估项目收益分布 (如 NPV, IRR)、风险价值 (VaR)、条件风险价值 (CVaR)。

智能投融资决策:

优化算法: 优化融资结构 (股权/债权比例)、投资时序、购售电/氢策略。

区块链 + AI: 提升绿氢溯源可信度，支撑绿色金融产品 (如绿氢债券、碳资产) 的创新与定价，降低融资成本。

2 挑战与未来方向

数据挑战: 高质量、多源异构数据的获取、融合与治理难度大。方向: 联邦学习、迁移学习突破数据孤岛。

模型挑战: 复杂模型 “黑箱” 特性导致可解释性差，影响工程信任与应用。方向: 可解释 AI (XAI) 技术发展。

安全与隐私: 网络攻击风险、敏感数据泄露隐患。方向: 结合区块链、加密计算、鲁棒 AI。

算力与成本: 复杂 AI 模型训练与部署对算力要求高，边缘侧部署受限。方向: 模型轻量化、专用 AI 芯片、云计算/边缘计算协同。

标准化与跨领域融合: 缺乏统一的数据、模型接口标准; 需深化 AI 专家与能源、化工、金融领域专家的协作。方向: 推动跨学科研究平台与标准体系建设。

高级 AI 应用: 方向: 探索生成式 AI 在方案设计、仿真模拟、交互决策支持中的应用; 发展具备更强自适应、自学习、自进化能力的能源系统 AI 大脑。

3 结论

人工智能已成为解锁风光氢储融一体化系统巨大潜力的核心引擎。其在精准预测、智能运行、优化调度、科学规划与金融赋能方面的应用，显著提升了系统的技术经济性、灵活性与可持续性。尽管面临数据、模型、安全、算力及跨领域融合等挑战，AI 技术的持续突破与应用深化，将有力推动风光氢储融一体化技术向更高效、更智能、更可靠、更具商业吸引力的方向发展，为构建以新能源为主体的新型电力系统和实现碳中和目标提供不可或缺的科技支撑。未来研究需聚焦可解释性、安全性、标准化及高级 AI 算法的创新应用，并强化产学研用协同，加速 AI 在能源革命中的落地生根。

参考文献

[1]Zhang, Y., et al. (2023). A hybrid CNN-LSTM model for ultra-short-term photovoltaic power

forecasting with spatial-temporal feature extraction. *Applied Energy*, 332, 120536.

[2]Wang, L., et al. (2024). Deep reinforcement learning for real-time energy management of integrated renewable hydrogen systems considering electrolyzer degradation. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 15(1), 456-468.

[3]Li, H., & Liu, P. (2022). Optimal capacity planning of wind-solar-hydrogen-storage integrated energy systems: A two-stage stochastic programming approach with copula-based scenario generation. *Renewable and Sustainable Energy Re*

views, 168, 112789.

[4]Chen, X., et al. (2023). Federated learning for collaborative hydrogen demand forecasting across multiple refueling stations with privacy preservation. *Energy and AI*, 14, 100276.

[5]International Energy Agency (IEA). (2023). *The Future of Hydrogen: Seizing today's opportunities*. OECD/IEA.

作者简介：毛经宇、国电联合动力技术有限公司，高级工程师，研究方向新能源技术的开发应用及推广。