

DOI:10.3969/j.issn.2097-0706.2026.03.001

新型电力系统建模、控制与源荷预测研究进展

Research progress on modeling, control, and source-load prediction of new-type power systems

丁新宇^a, 周庆才^{b*}, 迟耀丹^{a,b}, 张尧^b, 王俊喜^b, 王超^{a,b}, 贾红丹^b, 林国雄^a
DING Xinyu^a, ZHOU Qingcai^{b*}, CHI Yaodan^{a,b}, ZHANG Yao^b, WANG Junxi^b,
WANG Chao^{a,b}, JIA Hongdan^b, LIN Guoxiong^a

(吉林建筑大学 a. 电气与计算机学院; b. 寒地建筑综合节能教育部重点实验室, 长春 130118)
(a. School of Electrical and Computer Engineering; b. Key Laboratory of Comprehensive Energy Saving of Buildings in Cold Regions, Ministry of Education, Jilin Jianzhu University, Changchun 130118, China)

摘要: 当前, 全球能源结构正经历深刻转型, 以风能、太阳能为代表的可再生能源凭借其清洁性和可持续性, 日益成为电力供应的关键组成部分。但这类能源固有的间歇性和波动性对电力系统的频率、电压及整体稳定性带来严峻挑战, 威胁供电的安全性与可靠性。为有效应对上述挑战, 电力系统亟须引入先进的技术与方法, 以保障其运行的可靠性与效率。系统分析了仿真技术、频率调节策略以及人工智能在新型电力系统中的作用。深入剖析了混合仿真从传统串行到高效并行及智能化的发展路径, 探讨了虚拟同步发电机与多类型储能应对惯量下降和频率调控中的关键作用, 并全面评估了人工智能在新能源发电预测、负荷预测及智能微电网调度中的最新进展与潜力。最后指出, 应充分发挥储能技术和人工智能的支撑作用, 构建更加灵活的市场机制和资源配置体系, 为新型电力系统的稳定运行奠定基础。

关键词: 新型电力系统; 可再生能源; 电力系统仿真; 调频; 发电预测; 能源管理系统; 人工智能; 储能; 智能微电网调度

中图分类号: TK 01: TM 734 文献标志码: A 文章编号: 2097-0706(2026)03-0001-14

Abstract: Currently, the global energy structure is undergoing a profound transformation. Renewable energy sources represented by wind and solar power are increasingly becoming key components of power supply due to their cleanliness and sustainability. However, the inherent intermittency and volatility of these energy resources pose significant challenges to the frequency, voltage, and overall stability of power systems, threatening the security and reliability of power supply. To address these challenges effectively, it is crucial to integrate advanced technologies and methods to ensure reliable and efficient operation of power systems. The roles of simulation technologies, frequency regulation strategies, and artificial intelligence in new-type power systems are systematically analyzed. The evolution of hybrid simulation, from traditional serial methods to high-performance parallel and intelligent approaches, is analyzed in depth. The key roles of virtual synchronous generators and multi-type energy storage in mitigating inertia reduction and frequency regulation are examined. Additionally, recent advances and potential of artificial intelligence in renewable energy power generation prediction, load prediction, and smart microgrid scheduling are comprehensively evaluated. It is emphasized that the supporting roles of energy storage technologies and artificial intelligence should be fully leveraged, and more flexible market mechanisms and resource allocation systems should be established, thereby laying a foundation for the stable operation of new-type power systems.

Keywords: new-type power system; renewable energy; power system simulation; frequency regulation; power generation regulation; energy management system; artificial intelligence; energy storage; smart microgrid scheduling

0 引言

随着化石能源的日趋枯竭和传统能源导致的环境污染问题日益严重, 各国正加速推动清洁能源发展。中国同样面临低碳经济转型和能源可持续

基金项目: 吉林省科学技术厅基金项目(20240304183SF)
Jilin Provincial Science and Technology Department Fund Project(20240304183SF)

利用的双重压力,可再生能源的开发利用已成为必然选择。风能和太阳能因其清洁、高效和可持续性,被视为构建新型电力系统的重要支柱^[1-2]。同时,全球气候变化应对需求日益迫切,可再生能源在各国能源战略中的地位不断提升^[3]。

高比例新能源接入后,因其与传统机组在惯性、控制方式和出力特性上存在差异,电力系统的稳定运行面临挑战。新能源出力的波动性加剧了电压和频率的不稳定,系统惯量下降加剧了频率不稳定^[4-5]。新能源对调峰机组负荷波动的影响增加了电网运行成本。随着新能源比例的上升,系统运行优化和并网规划需进行变革^[6],并借助储能^[7]、人工智能等技术^[8]的发展为高效稳定的电网运行提供支撑。

本文探讨大规模新能源接入电网所带来的技术难题和应对策略,重点分析高比例新能源渗透对电力系统仿真、调频及调度的影响并提出相应的解决方案。特别讨论储能技术在提升可再生能源消纳方面的作用,并分析人工智能在电力系统中的应用潜力,旨在为新型电力系统的发展提供支持。

1 电力系统仿真与建模技术的挑战与创新

新型电力系统呈现高比例新能源接入与高比例电力电子装备应用的显著特征,系统复杂性显著增加,传统仿真技术已难以满足需求^[9]。文献[10]探讨了高比例新能源和电力电子设备接入对仿真分析的挑战。在新型电力系统中,发电侧、负荷侧和储能侧的划分基于“源-荷-储”框架,综合考虑各部分的功能特性、动态行为、仿真需求及系统交互。发电侧聚焦新能源和传统电源的出力特性与灵活性调节;负荷侧关注电力电子负荷和分布式发电的非线性及逆向潮流问题;储能侧关注快速充放电特性及其对电磁暂态的影响。研究表明,该问题主要呈现3个阶段性特征:在电源侧,随着新能源高占比,电力系统需具备更强的灵活性和应急响应能力;在负荷侧,电力电子负荷和分布式发电的增多要求电网需要具备更强的调节能力,以应对非线性负荷、电磁暂态变化和逆向电流问题;在储能侧,各类储能设备的不同充放电特性和快速响应行为,对电力系统的电磁暂态仿真提出了更高要求。新型电力系统各发展阶段特征如图1所示。

随着电力电子装置的广泛应用,相互独立的电力系统电磁暂态仿真和机电暂态仿真工具已不能满足电力电子化交直流电网对仿真性能的需求。作为研究大规模交直流电网的有效手段之一,电磁-机电暂态混合仿真受到学术界和工程界越来越



图1 新型电力系统各发展阶段特征

Fig. 1 Characteristics of different development stages of new-type power systems

多的关注^[11-12]。传统的电磁暂态仿真与机电暂态仿真各自具有特定的适用范围,很难兼顾仿真的精确性和效率。然而,电磁机电混合仿真能够克服单一仿真的局限性,在保证仿真精度的同时提高仿真速度^[13]。

电磁-机电暂态混合建模与仿真的主要思路是将系统分为电磁暂态和机电暂态两个子系统,根据系统仿真精度要求分别进行仿真。当对一部分网络进行仿真时,另一部分网络需要进行等值处理。在子系统的交界处,通过特定的接口程序连接进行数据交换。混合仿真原理如图2所示(图中: I 为诺顿等效电流源; Y 为诺顿等效电导(或电纳); E 为戴维南等效电压源; RLC 为戴维南等效阻抗,包括电阻、电感和电容)。

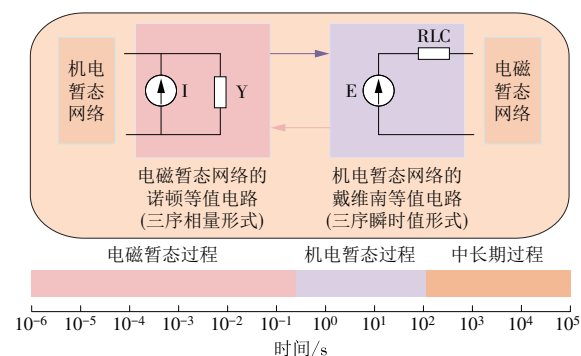


图2 电磁-机电混合仿真原理

Fig. 2 Principle of electromagnetic-electromechanical hybrid simulation

当前,机电-电磁混合仿真平台的设计正在从传统串行计算方式逐步迈向高效的并行计算框架。早期研究中,何祥祥等^[14]运用仿真软件E-Tran Plus作为接口,结合电力系统计算机辅助设计(Power Systems Computer Aided Design, PSCAD)软件与电力系统仿真器(Power System Simulator for Engineering, PSS/E)等工具实现交直流系统的串行仿真,适用于大规模系统的整体性能评估。随后,综合负荷控制中心(Comprehensive Load Control Center, CLCC)多馈点直流电网的研究也采用类似架构验证了多源新能源接入下的系统稳定性^[15]。随着系统规模和模型复杂度的提升,串行接口逐渐暴露出计算瓶颈问题。为此,文献[16]提出了基于先进数字电力系

统仿真器(Advanced Digital Power System Simulator, ADPSS)平台的分群解耦并行接口方案,有效缓解边界节点带来的计算负担,显著提升了仿真效率。并行计算在实时仿真平台(Real-Time Laboratory, RT-LAB)和Simulink平台中得到了进一步应用,如高频等值阻抗接口^[17]和Dq-120相量提取机制^[18],这些技术也在配电网宽频交互及多时间尺度暂态分析中展现出优势。尤其值得注意的是,文献[19]借助实时数字仿真(Real-Time Digital Simulator, RTDS)与并行计算平台,通过三序电流注入和自校正技术,构建了全序量并行实时仿真平台,拓展了混合仿真系统对不对称故障的响应能力。传统混合仿真建模方法见表1。

表1 传统混合仿真建模方法

Table 1 Conventional hybrid simulation modeling methods

电磁模型工具	机电模型工具	接口方式	运算方式	主要用途
PSCAD	PSS/E	E-Tran Plus	串行计算	交直流系统动态特性分析,适合大规模交直流系统仿真
PSCAD	PSSE	E-Tran Plus	串行计算	CLCC多馈点直流电网动态特性,新能源多点接入稳定性验证
ADPSS(EMT)	ADPSS(EMT分组)	分群解耦+并行接口	并行计算	大规模电力系统动态仿真,解决大量边界节点带来的计算瓶颈
RT-LAB	RT-LAB	高频等值阻抗接口	并行计算	大规模并网变流器与电网宽频交互仿真,提升精度
Simulink	Simulink	诺顿/戴维南接口+Dq-120相量提取	并行交互仿真	配电网多时间尺度暂态分析,提高接口处相量提取稳定性
RTDS	并行计算机	三序功率初始自校正计算方法	并行实时仿真	交直流系统不对称故障实时仿真,全序量交互,扩展SMRT平台功能

从建模角度看,当前机电-电磁混合仿真正在不断推进模型构建的智能化、并行化与精细化。文献[20]提出的分群解耦分网方法,不仅引入多层仿真架构,还通过网络解耦元件提升了仿真效率与并行能力,尤其适用于大规模直流电网场景。陈绪江等^[21]提出的基于潮流数据与指定方案自动定义接口的混合仿真系统,实现了电磁模型的自动初始化,显著提升了大规模交直流电网仿真效率。在超高压交直流系统仿真方面,ADPSS平台所支持的机电-电磁并行仿真架构,可真实反映系统动态过程^[22],提升对暂态过程的捕捉能力。面向实际应用,文献[23]构建了多端直流(Multi-Terminal Direct Current, MTDC)系统的混合仿真模型,在分析故障特性与系统稳定性方面展现出高精度和高效率。进一步地,频率相关网络等值(Frequency Dependent Network Equivalent, FDNE)模型结合矢量拟合技术提高了复杂电网的建模精度^[24],高压直流数模双混合仿真平台和模块化多电平换流器(Modular Multilevel Converter, MMC)-MTDC模型则通过移频建模和统一底层算法交互,实现仿真过程中的一致

性与快速性,为解决未来电力系统的多维协同仿真难题提供了新思路^[25-26]。创新仿真建模方法见表2。

为适应新能源与多能源系统的融合趋势,混合仿真技术采用智能算法进行建模。文献[27]提出了一种基于差分进化算法的优化框架,能够智能调整电力系统配置,显著提升设计和仿真效率,减少能耗和响应时间,在处理大规模系统时展现了出色的性能。文献[28]基于长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)网络提出了新的评估方法,有效处理了电力电子设备的非线性特性,提高了风电系统的评估精度。文献[29]利用无监督学习和机电-电磁混合仿真,自动提取交直流系统故障的动态特征,实现了系统故障分析的智能化。

上述两类混合仿真改进体现了电磁-机电混合仿真技术在新型电力系统中的适应性。而智能方法为新能源系统的运行优化提供了新方向。在技术选择时需根据具体应用场景权衡:传统方法可用于常规并网验证,优化方法适合大规模实时仿真,智能方法则更契合新能源电力系统的多维挑战与

表 2 创新仿真建模方法
Table 2 Innovative simulation modeling methods

仿真改进方式	优点	应用场景
提出一种多层机电-电磁混合仿真并行仿真方法	不仅保证了仿真精度,而且通过网络解耦元件大大降低了仿真的计算时间消耗	大规模直流电网
根据潮流数据和指定分网方案自动定义接口	实现了直流输电电磁模型的自动初始化,提高了混合仿真初始化的效率和精度	大规模交直流电网
基于 ADPSS 平台的交直流系统混合仿真模型,支持电磁与机电电子系统的并行仿真与数据交互	可真实反映交直流系统的运行状态,提高对快速暂态过程的仿真能力	超高压交直流输电系统
在实际电网中建立 MTDC 混合仿真模型,支持分析不同故障下的 MTDC 稳定性	可准确描述 MTDC 系统的动态特性,仿真效率高于传统模型	多端直流电网
提出了基于 FDNE 改进的混合仿真方法,结合矢量拟合技术提高仿真精度	提高了仿真精度和计算效率,适用于复杂电网的实时仿真	电力系统大规模实时仿真
提出 HVDC 混合仿真平台	实现一、二次系统的闭环仿真,提高了准确性与时效性	交直流电网交互
移频相量建模方法(希尔伯特变换)	电磁-机电子系统同一底层算法交互简单,提高了仿真速度	交直流电网交互

未来发展需求。

2 电力系统频率调节的挑战与应对策略

如图 3 所示,大规模新能源的接入使传统同步发电机逐步被替代,导致电力系统惯量下降。惯量

是电力系统抵抗频率扰动的重要特性,低惯量会使系统在频率扰动下难以快速恢复稳定,新能源出力的波动性进一步加剧了频率调节的难度。因此,在惯量不足条件下实现系统快速调频,是当前亟待解决的核心问题。

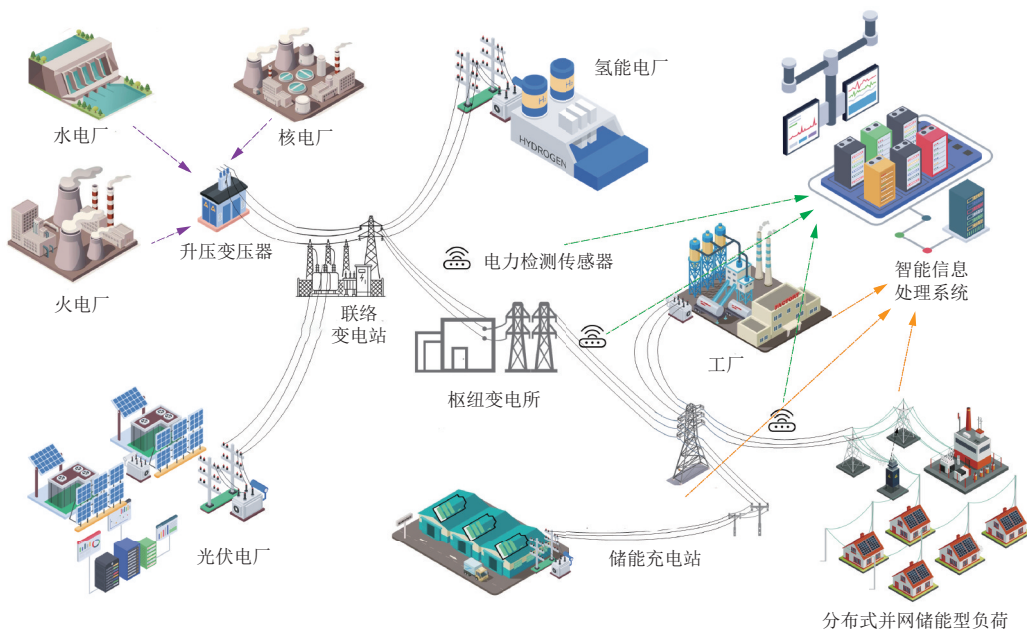


图 3 新型电力系统示意

Fig. 3 Schematic diagram of a new-type power system

为应对惯量不足的问题,学界将目光投向虚拟同步发电机(Virtual Synchronous Generator, VSG)并展开了深入研究。VSG技术的核心是通过先进的电力电子变流器和控制算法,使新能源机组或储能设备能够模拟传统同步发电机的惯量响应及一次和二次调频特性^[30-34]。VSG通过模拟同步发电机的转子运动方程实现频率调节,其核心动态模型为

$$J \frac{d\omega}{dt} = P_m - P_e - D(\omega - \omega_g), \quad (1)$$

式中: J 为虚拟惯量; D 为阻尼系数; P_m 、 P_e 分别为机

械输入功率和电磁输出功率; ω 、 ω_g 分别为VSG和电网的角频率。

为实现一次调频,VSG采用下垂控制

$$P_e = P_r + K_p(\omega_g - \omega), \quad (2)$$

式中: K_p 为下垂系数; P_r 为额定功率。

为优化惯量和阻尼的动态调整,可引入模糊逻辑控制,动态调整 J 和 D

$$\begin{cases} J(t) = J_0 + \Delta J(f_e, \Delta f) \\ D(t) = D_0 + \Delta D(f_e, \Delta f) \end{cases}, \quad (3)$$

式中: $\Delta J, \Delta D$ 分别为 J, D 的增量; J_0, D_0 分别为 J, D 的初始值; f, f_g 分别为VSG和电网频率。 ΔJ 和 ΔD 基于频率偏差 $f_e = f - f_g$ 和变化率 $\Delta f = df/dt$ 通过模糊规则计算。

这一技术实现了从依赖物理旋转质量的被动响应,到基于电力电子控制的主动频率调节策略的根本性转变。伴随着VSG技术的广泛应用,系统惯量评估方法也随之发展演进。针对早期简化评估模型难以准确反映新能源主导系统中复杂的惯量分布特性问题,当前研究更加注重评估的精细化与准确性。文献[35]提出了在线评估方法,能够实时量化系统中多种设备(包括传统同步机、VSG及储能参与调频的风电场等)的等效惯量贡献,为系统运行提供了更准确的惯量监测手段。在此基础上,文献[36]突破了传统评估的局限性,通过考虑频率响应的时空分布特性以及不同节点的频率响应约束,建立了更为精确的新能源机组惯量需求评估框架。这些评估方法的进步不仅提高了系统惯量管理的精确性,也为VSG等新型调频资源的优化配置和运行控制提供了重要理论支撑。在寻求惯量支撑的同时,研究者还探索了负荷侧资源的调频潜力。部分学者通过研究电解铝负荷在电网频率调节中的作用,指出电解铝负荷不仅在频率扰动初期能够快速响应调节,减缓频率下降,二次调频时也能通过调节功率输出,协同电网进行频率恢复^[37-39]。

在新型电力系统中,单一资源的调节能力有限且成本高昂,研究重心转向源网荷储协同的频率调节策略,通过多种资源的互补优化,提升系统整体稳定性和经济性^[40]。其中储能技术发挥着支撑作用,储能-电厂联合调频成为一种有效策略。早期研究主要集中在火电机组与单一储能系统的协同调频上,Hong等^[41]提出结合数字电液调节系统与锅炉-汽机协调控制,可使机组在3 s内快速响应、15 s内调节75%以上负荷。Huang等^[42]通过引入汽包锅炉分布参数模型,将调频功率误差由38.74%降至2.16%。然而,单一储能系统在能量密度、功率输出或循环寿命方面往往存在限制,难以覆盖调频需求的全时域特性,无法权衡“快速响应”与“能量支撑”。为了克服这一局限性,研究焦点转向混合储能系统(Hybrid Energy Storage System, HESS)参与一次调频控制策略。Yang等^[43]构建了一种超导磁储能与电池的协同结构,可以在4.67 ms内完成调频响应;也有研究将压缩空气与超级电容联合,实现输出平滑与功率灵活调节^[44]。混合储能不仅拓展了储能技术的适用场景,也使系统在多时间尺度上

具备更强的频率调节能力。在此基础上,具备更强的时序互补能力的飞轮-锂电池混合储能系统成为当前研究的关键方向。文献[45]提出飞轮储能与锂电池的组合能分别在秒级和分钟级时间尺度上实现互补调频,显著减轻火电机组的调频压力。飞轮储能通过快速响应提供短时高功率支持,其能量和功率输出为

$$\begin{cases} E_f = \frac{1}{2} J_f \omega_f^2 \\ P_f = J_f \omega_f \frac{d\omega_f}{dt} \end{cases} \quad (4)$$

式中: E_f 为飞轮动能; J_f 为转动惯量; ω_f 为角速度; P_f 为飞轮输出功率。

锂电池提供持续的能量支持,其功率和荷电状态(State of Charge, SOC)为

$$\begin{cases} P_b = V_b I_b \\ S_{oc}(t) = S_{oc,0} - \frac{1}{Q} \int I_b(t) dt \end{cases} \quad (5)$$

式中: P_b 为电池输出功率; V_b, I_b 分别为电池的电压和电流; $S_{oc}(t)$ 为 t 时刻的SOC; $S_{oc,0}$ 为初始SOC; Q 为电池容量。

HESS通过优化功率分配来实现协同调频,目标为最小化频率偏差,约束条件为飞轮和电池的功率上下限。

$$\begin{cases} P_{total} = P_f + P_b, \min \int |f(t) - f_g| dt \\ \text{s.t. } P_{f,\min} \leq P_f \leq P_{f,\max}, P_{b,\min} \leq P_b \leq P_{b,\max} \end{cases} \quad (6)$$

式中: P_{total} 为飞轮和电池输出功率的总和。

最新研究进一步验证了这种协同作用的优势,文献[46]提出的火电-飞轮-锂电池混合系统使频率波动降低52.07%;文献[47]开发的混合飞轮储能阵列(Hybrid Flywheel Energy Storage Arrays, H-FESA)在24 h内高效响应调频需求187次。这些成果凸显了飞轮储能在快速响应方面的独特价值及其与电厂联合运行的显著效益。随着研究的深入,协同调频的应用场景进一步拓宽至新能源领域,其中电池储能系统(Battery Energy Storage System, BESS)以其快速响应能力在电网调频中展现出广阔前景,但其非一次能源属性带来了容量与持久性约束。文献[48-49]探讨了BESS与电厂联合调频策略,证实其能提升电网稳定性,优化调频性能。为实现源网荷储协同调频,可采用基于博弈论的优化框架,优化目标为最小化总成本并满足功率需求。

$$\begin{cases} \min \sum_{i \in \{S, G, L, E\}} C_i(P_i, f_s) \\ \text{s.t. } \sum P_i = P_{dem} \end{cases} \quad (7)$$

式中: C_i 为源S(风电、火电等)、网G、荷L、储E

(BESS 等)的成本函数; P_i 为输出功率; f_s 为系统频率; P_{dem} 为需求功率。

该框架通过协调各类资源功率输出,提升系统频率响应效率和稳定性。文献[48]研究了 BESS 与风电、火电联合调频的多元协同效应,指出能减轻各能源调频负担,提高系统频率响应效率;文献[49]表明 BESS 可快速响应电网频率变化,提高频率调节能力并降低传统火电机组调频压力。此外,文献[50]提出风电场与 BESS 联合调频的自适应合成惯性(Synthetic Inertia, SI)控制方案,可依频率偏差和变化率动态调整 BESS 控制参数,在低风速和负载扰动时,比传统 SI 控制方案调节更迅速稳定,能减少频率波动,加速频率恢复,凸显了源网荷储

的协同运行优势。

3 人工智能在新能源系统中的应用

近年来,人工智能技术在各个领域的广泛应用,尤其是在机器学习和深度学习方面的突破,使新能源领域迎来了新的发展机遇。特别是在发电优化、能源需求预测等方面展现了巨大潜力。如图 4 所示,人工智能在新能源领域的应用主要包括 3 个阶段:首先,通过物联网设备等手段进行数据采集;其次,开展特征工程,对采集到的数据进行预处理和特征提取;最后,基于提取的特征进行模型训练与超参数优化,以实现新型电力系统“发—输—配—变—用”过程的精准预测与智能决策支持。

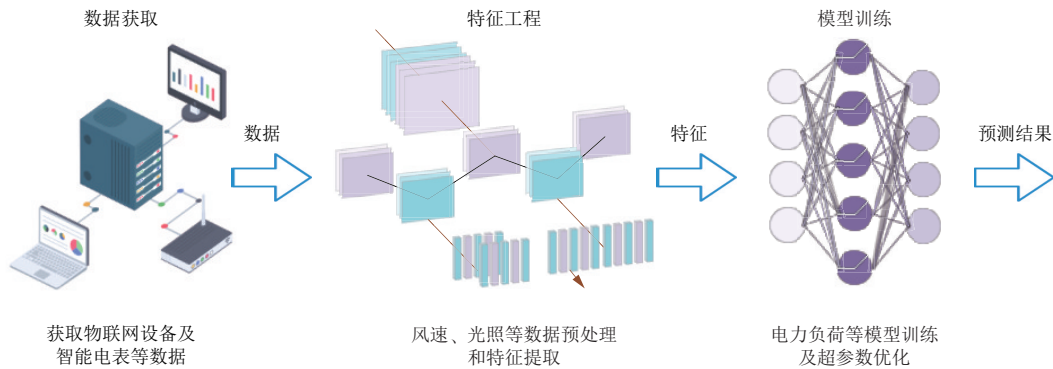


图 4 新型电力系统数智化应用

Fig. 4 Digital and intelligent applications of new-type power systems

3.1 新能源发电预测

3.1.1 传统预测模型

作为电网安全稳定运行和经济调度的基石,新能源发电预测的核心挑战在于有效处理风电、光伏等高波动性、非平稳、非线性功率数据。早期研究主要依赖于传统的物理模型以及统计学方法。物理模型是风光预测领域的基础性框架,利用大气预报和数值天气预报(Numerical Weather Prediction, NWP)系统获取的物理参数,如风速、太阳辐照度、环境温度、湿度、气压、云量以及风向等,结合风力发电机组的功率曲线或光伏电池的特性方程,来推演并预测风力或光伏的输出功率^[51-53]。统计学方法,如线性回归、自回归(Autoregressive, AR)^[54]、自回归移动平均(Autoregressive Moving Average, ARMA)^[55]等时间序列模型,通过分析可再生能源电厂的历史运行数据与 NWP 数据间的映射关系进行预测。然而,物理模型高度依赖 NWP 精度且难以精准描述复杂的非线性物理过程,传统统计方法在处理高波动性、强非线性和非平稳性方面存在不足。

针对传统方法在处理非线性和时间依赖性方面的固有缺陷,深度学习模型,特别是循环神经网络

(Recurrent Neural Network, RNN)及其改进结构,如 LSTM 网络和门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)被引入,以有效学习风光功率序列中的复杂时序特征和非线性模式。GRU 是由 RNN 发展而来,相比于 RNN,更能够有效处理因为数据的时间序列过长而带来的梯度消失或梯度爆炸问题。相较于 LSTM 网络,GRU 将遗忘门和输入门合并为更新门,简化结构并提升了计算效率,其核心计算公式为

$$z_t = \sigma(W_z x_t + U_z h_{t-1}), \quad (8)$$

$$r_t = \sigma(W_r x_t + U_r h_{t-1}), \quad (9)$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(W_h x_t + r_t \cdot U_h h_{t-1}), \quad (10)$$

$$h_t = (1 - z_t) \cdot \tilde{h}_t + z_t \cdot h_{t-1}, \quad (11)$$

式中: z_t , r_t 分别为更新门和重置门; \tilde{h}_t 为候选隐藏状态; h_t 为隐藏状态; σ 为 sigmoid; \tanh 为双曲正切函数; GRU 通过简化门控结构提升了计算效率,并通过权值系数 W_z 和 U_z 决定隐藏态 h_{t-1} 与输入信息 x_t 的学习程度。

这些模型凭借其强大的特征学习能力和对长期依赖关系的建模优势,能够直接从原始功率数据和相关气象信息中提取深层次特征,在多项研究中

展现出优于传统方法的预测性能。然而,单一的深度学习模型在面对极端复杂气象条件、高噪声数据或需要精细捕捉多尺度特征时,其预测精度仍有进一步提升的空间。为了克服这些局限,研究者提出了多种优化算法、分解技术以及集成学习等方法,以提升预测精度和模型鲁棒性。

3.1.2 结合人工智能的预测模型

分解技术和优化算法在新能源发电预测中发挥了关键作用。分解技术通过将非平稳数据拆分为若干个相对平稳、特性单一的模态分量或子序列,从而提升模型对高波动序列的处理能力。在已有研究中,多种分解方法被广泛应用,包括改进完全集成经验模态分解(Improved Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise, ICEEMDAN)^[56]、变分模态分解(Variable Mode Decomposition, VMD)^[57-58]、基于信息熵的集成经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition based on Information Entropy, eEEMD)^[59]等方法。例如,文献[59]采用 eEEMD 分解海上风电数据,结合 LSTM 实现了超短期预测的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)为 0.024 44;文献[60]利用 VMD 分解复杂地形风速数据,显著提高了长期预测精度。这些分解技术增强了模型对复杂气象条件的适应性,但普遍存在计算成本高、参数依赖强及

最优模态数难以确定等问题,限制了其在高波动性场景下的实用性与泛化能力。

随着全球新能源行业的发展,预测模型的复杂性日益增加,模型内部海量参数的有效调优成为一项关键挑战。智能优化算法被引入以调整模型的超参数,并取代了传统的人工调参方法,从而提升预测精度。部分学者采用了鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)^[57]、引力搜索算法(Gravitational Search Algorithm, GSA)^[58]、粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法^[61]、梯度提升决策树(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT)算法^[62]、量子粒子群优化(Quantum Particle Swarm Optimization, QPSO)算法^[60]等。深度学习结合启发式优化算法,弥补了单一算法在复杂非线性数据中的不足。例如,文献[57]结合 WOA 和麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)优化 VMD-LSTM,实现了中长期风速预测的平均绝对百分比误差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)低至 1.492%;文献[58]通过 GSA 优化 VMD 模型的本征模态分量数 K 和惩罚系数 α ,显著提升了短期风电预测精度, R^2 突破 0.973。多算法协同优化增强了模型鲁棒性,但优化过程的收敛速度和计算效率仍需提高,尤其在实时场景下。分解技术及融合算法在新能源发电预测中的应用见表 3。

表 3 分解技术及融合算法在新能源发电预测中的应用

Table 3 Applications of decomposition techniques and fusion algorithms in renewable energy power generation prediction

预测模型及方法	应用场景	模型优势	模型局限
ICEEMDAN-MFE-LSTM-Informer	复杂地形日前风电预测(24~48 h)	模块化设计便于针对特定问题调整	依赖 NWP 质量,缺乏绝对误差数据
WOA-VMD-SSA-LSTM	中长期风电规划	高精度,适于非平稳序列	计算复杂度高,参数优化依赖
GSA-VMD-BiLSTM-MHSA	复杂地形短期风电预测	特征选择高效,时间与特征建模能力强	计算复杂度高, MHSA 训练时间长
PSO-CNN-LSTM, PCA, K-Means-GMM	短期风电功率预测	主成分分析用于特征变换; K-Means 优化 GMM 初始参数实现聚类,提高预测准确性	计算复杂度高, CA, K-Means-GMM 和 PSO-CNN-LSTM 的组合增加计算负担
GBDT-LightGBM-RF, PSO	多特征负荷预测	权重优化,集成效果好	机器学习模型的选择可能偏向于主观偏好
eEEMD-LSTM	海上超短期预测	高精度,模态优化,差异化训练,时间序列建模能力强	eEEMD 的熵阈值和 LSTM 训练规则需人工调整
VMD-QPSO-LSTM	短期风电功率预测	参数优化高效,适于复杂波动环境	算法复杂度对成本有要求, VMD 模态数需要人工调整
FCM-WOA-LSSVM-NPKDE ^[63]	短期光伏功率预测	采用 FCM 对 NWP 功率数据聚类,增强对复杂环境的适应性	若数据缺失或噪声大,聚类 and 预测精度可能下降。
CNN-LSTM without max pooling layer ^[64]	短期光伏功率预测	剔除最大池化层避免特征丢失	训练复杂度高,数据质量依赖

注: MFE 为多尺度模糊熵; BiLSTM 为双向长短期记忆; MHSA 为多头自注意力机制; CNN 为卷积神经网络; PCA 为主成分分析; GMM 为高斯混合模型; LightGBM 为轻量梯度提升机; PF 为随机森林; FCM 为模糊 C 均值聚类; LSSVM 为最小二乘支持向量机; NPKDE 为非参数核密度估计。

在进一步提升预测模型性能的过程中,特别是在应对复杂输入和多源信息融合的挑战中,注意力机制、特征融合技术以及集成学习发挥了越来越重

要的作用。集成学习通过融合多模型优势,在长期预测任务中表现突出。文献[65]通过结合 CNN-BiLSTM 与 RF 实现的综合预测模型,均方误差

(Mean Square Error, MSE)达到0.0216(最小),准确性最高,充分体现了多模型融合的优越性。为全面捕捉新能源发电的复杂动态,研究者提出特征融合技术,如CNN通过时空特征联合建模增强了短期至超短期预测的稳定性^[66],注意力机制则聚焦关键特征,显著提升了深度学习模型在新能源发电预测中的特征选择能力,尤其在超短期风电预测场景中, Ma等^[67]结合序列到序列-自编码器(Sequence-to-Sequence-Autoencoder, Seq2Seq-AE)与注意力机

制,在短期风电调度中实现了高精度误差修正,并有效捕捉了时间依赖性。此外,文献[68]采用NWP引导的注意力机制,与其他最先进模型相比,平均MAE和RMSE分别提高了14.8%和11.6%。这些方法在新能源发电尤其是风电预测与调度中具有广阔的应用前景与发展潜力,为构建更加高效、智能的能源预测系统提供了理论基础与实践路径。注意力机制和集成学习在新能源发电预测中的应用见表4。

表4 注意力机制和集成学习在新能源发电预测中的应用

Table 4 Applications of attention mechanisms and ensemble learning in renewable energy power generation prediction

预测模型及方法	应用场景	模型优势	模型局限
TPE-PSO-BiGRU, Conv1D, 注意力机制 ^[69]	短期风电功率预测	双重特征优化,鲁棒性好	VMD, TPE-PSO优化和BiGRU训练需高算力,应用成本高
VMD-SSA-CBiLSTM-RF	复杂地形长期预测	鲁棒性高,长期预测精准	数据依赖性强
TL, VMD-CNN-LSTM	短期光伏预测,适用于数据稀缺或欠发达地区	通过分解数据来减少非平稳性;使用迁移学习,数据稀缺适应性强	在高度波动的数据集中,算法的预测性能仍需改进
Seq2Seq-AE, 注意力机制	短期风电调度	高精度误差修正,捕捉时间依赖性	高算力需求,未区分正负误差
Seq2LPP, NWP引导注意力, Patch特征	超短期风电预测(1~4 h)	NWP引导的注意力机制,模型显著提升LPPs预测精度	依赖高质量NWP

注:TPE为树结构Parzen估计器;BiGRU为双向门控循环单元;CBiLSTM为卷积双向长短期记忆网络;TL为迁移学习;Seq2LPP为序列到序列模型应用于局部峰值点预测。

3.2 能源管理系统优化

能源管理系统利用新能源预测数据,通过优化调度、储能管理和多能源协同,提升效率和经济效益。人工智能技术(如强化学习、神经网络、多目标优化)在负荷预测与智能微电网调度中表现突出。

3.2.1 负荷预测

负荷预测在能源管理中扮演着至关重要的角色,旨在通过准确预测电力需求,为能源管理系统的优化调度提供支持^[70]。近年来,随着人工智能和深度学习技术的发展,数据驱动的方法逐渐成为负荷预测的主流。传统的统计学方法,如最小二乘法和时间序列分析,虽然被广泛使用,但其对于大规模、多维数据的处理能力较为有限。陆继翔等^[71]提出了一种结合CNN与LSTM的混合模型,成功提升了负荷预测精度。此方法能够提取负荷数据的空间和时间特征,但在处理大规模数据时仍存在一定局限。随着深度学习技术的进步,更多先进的模型被引入负荷预测中。曾囿钧团队^[72]提出了结合小波变换和BiGRU的模型,能够更好地捕捉负荷数据的非线性和时变特性,提高了在复杂气候变化下的预测精度。此外,吴小涛等^[73]通过将鹈鹕优化算法(Pelican Optimization Algorithm, POA)与BiLSTM网络结合,提出了一种优化模型参数的策略,进一步提升了负荷预测的精度,尤其在复杂环境下表现突出。李佳兴^[74]则提出了一种改进的CNN-LSTM-

Transformer模型,将Transformer机制与CNN-LSTM结构相结合,显著增强了负荷预测的全局特征提取能力,提高了在不同区域和气候条件下的预测表现。

值得注意的是,深度学习和优化算法在负荷预测中展现了巨大的潜力,这些方法在计算复杂度和数据需求方面仍面临挑战。因此,未来的研究将聚焦于提升这些模型的实时性和可扩展性,以便在能源管理系统中得到更广泛的应用。

3.2.2 智能微电网调度

智能微电网调度是新型电力系统中的重要模块,旨在通过优化分布式能源(如风能、太阳能)与BESS的利用效率,增强新能源消纳能力,在传统电网出现故障时成为可靠的电力来源。近年来,强化学习、深度学习和多智能体系等人工智能技术,已经成为微电网调度中的核心技术。

强化学习方法在微电网调度中逐渐占据了重要地位。例如, Ma等^[75]提出了基于莱维飞行策略的鸟群算法(Levy Flight Strategy-based Bird Swarm Algorithm, LF-BSA),通过多目标优化显著降低了运行成本并提升了电网的调度效率。该研究应用多目标优化算法,有效解决了系统稳定性与经济性之间的权衡问题,尤其是在考虑可再生能源与负荷波动的场景中。类似地, Shen等^[76]利用非支配排序遗传算法II(Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm

II, NSGA-II)优化微电网调度,虽然计算复杂度较高,但有效优化了系统的经济性和运行成本。此外, Haseeb 团队^[77]通过引入多目标灰狼优化(Multi-Objective Grey Wolf Optimization, MOGWO)算法优化微电网中的储能系统和分布式能源,进一步提高了系统的稳定性与能源的利用效率。

深度学习在微电网调度领域的应用也日益广泛,尤其在降低成本与提高系统稳定性等方面表现突出。Wanjala 等^[78]利用 PSO 算法对智能电网的成本进行了优化,充分考虑了可再生能源的调度与消费者需求,显著降低了运行成本并增强了微电网的稳定性,尤其是在电网与可再生能源交互的过程中展现了明显的优势。Khan 等^[79]提出了一种基于 PSO 算法的微电网能源管理系统,通过优化电池存储系统的充放电过程,减少了电动汽车充电费用并提高了能源利用效率。该方法不仅克服了传统控制方法的局限性,也为微电网的成本控制提供了新的解决思路。这些方法为微电网中储能与可再生能源的调度提供了理论基础和实践支持,尤其在应对负荷波动和能源存储的调度方面具有显著优势。

除了上述多目标算法及智能算法,多智能体系统和深度强化学习(Deep Reinforcement Learning, DRL)方法在微电网调度中也取得了显著进展。例如, Uribe 团队^[80]提出的基于 LSTM 的能源管理系统,通过内部点法优化策略,有效减少了对传统柴油发电机的依赖,提高了可再生能源的利用率;Ye 等^[81]采用了多智能体深度强化学习(Multi-Agent Deep Reinforcement Learning, MADRL)技术,针对混合可再生能源系统的优化问题,提出了基于多智能体软演员-评论家(Multi-Agent Soft Actor-Critic, MASAC)算法、多智能体深度确定性策略梯度(Multi-Agent Deep Deterministic Policy Gradient, MADDPG)算法和多智能体优势演员-评论家(Multi-Agent Advantage Actor-Critic, MAA2C)算法的调度优化方法。该研究不仅提升了系统的电压稳定性,还通过多智能体协作的方式,优化了微电网中可再生能源与储能系统的配置位置和规模;Hajialigol 等^[82]提出的基于 DRL 的能源管理系统为建筑群体中的能源调度提供了新的思路,通过使用太阳能光伏和太阳能集热器,成功减少了高峰期的能源需求,与传统的基于规则的控制方法相比,具有更高的调度性能。

通过人工智能技术的应用,微电网调度能够更加高效地应对多变的负荷需求和复杂的电力来源。这些研究表明,深度学习、强化学习及多智能体系统不仅能优化微电网调度的精度,还能显著提高其

稳定性。然而,尽管这些方法能提供较高的调度精度,它们在计算复杂度和实时性方面仍然面临挑战,因此优化算法的实时性和轻量化可作为未来的研究重点之一。

4 展望

随着新能源占比的迅速增长,新型电力系统面临一系列的挑战,包括系统建模复杂度上升、频率稳定性减弱以及人工智能的合理应用。当前,电力行业在应对这些挑战的道路上已取得了显著进展,为未来的发展奠定了坚实基础。

(1)在系统建模与仿真方面,混合模型、高精度算法与并行计算技术的融合已实现了大规模电力系统的实时仿真,为系统分析与规划提供了重要支撑。

(2)在频率调节与灵活性优化方面,储能技术已在频率响应和削峰填谷中发挥关键作用,通过源网荷储协同调节策略提升了系统局部灵活性。

(3)人工智能在新能源发电预测、优化调度等领域展现出强大潜力。通过结合物理知识和迁移学习等方法,初步缓解了数据稀缺和模型泛化问题。

面对未来更复杂、更实时化的新型电力系统,当前的方法在应对极端工况、实现新型系统整体的实时交互以及解决人工智能模型可解释性不足等方面,仍存在诸多亟须攻克的难题。

(1)电力系统仿真与建模是理解和优化其运行的基础,虽然现有研究已实现大规模实时仿真,但仅局限于单一或有限时间尺度的电磁与机电动态分析,难以全面捕捉综合能源系统多能协同的复杂特性。未来可开发基于物理与数据双驱动的数字孪生模型,融合高分辨率多模态数据与物理规律,构建多尺度模型,以突破单一尺度与领域限制,洞察复杂系统行为。

(2)现有研究多聚焦 VSG 本体功能验证,缺乏在源-网-荷-储一体化协同调频框架下与传统同步发电机、异构储能系统等多元资源的深度协同机制研究,限制了其在大规模系统中的协同调节潜力;同时,当前大多研究强调技术可行性,较少考虑调频辅助服务的市场机制与经济性问题。

(3)当前人工智能模型面临可解释性不足和开放场景泛化能力有限的挑战,限制了其在复杂新能源环境中的可靠性。未来可开发基于因果推理的“可解释性人工智能”框架,通过因果图或结构方程模型,明确新能源场景中关键变量的因果关系,提升模型决策透明度和可信度;同时,人工智能模型

对未见过的数据或新场景的泛化能力不足,可引入联邦学习或元学习技术,通过共享模型参数而非原始数据,结合高分辨率的NWP数据,实现模型在不同气候、能源结构和负载特性下的动态适配。

5 结束语

随着高比例新能源在电力系统中的渗透,本文从电力系统建模与仿真、频率调节优化、储能技术创新和人工智能应用等方面,系统性地分析了当前技术面临的挑战与应对策略。通过深入探讨不同技术的理论基础和实际应用,揭示了可再生能源消纳过程中的瓶颈问题及解决路径。

未来,电力系统需要在精细化建模、源网荷储协同和智能化调控方面取得突破,特别是在新型电力系统中应充分发挥储能技术和人工智能的支撑作用。此外,需构建更加灵活的市场机制和资源配置体系,为新型电力系统稳定运行奠定基础。通过技术进步与市场协同,推动电力系统实现高效、稳定、低碳运转,助力“双碳”目标实现。

参考文献:

- [1]崔鼎,王丽娟,陈可焯,等. 新能源的发展对我国电力行业的促进作用及启示[J]. 中国水运, 2023(12): 43-45.
CUI Ding, WANG Lijuan, CHEN Kexuan, et al. The promotion of new energy to China's electric power industry and its enlightenment [J]. China Water Transport, 2023 (12): 43-45.
- [2]张华钦,刘伟,王慧,等. 基于深度强化学习的风电场功率多变量综合优化控制[J]. 综合智慧能源, 2025, 47(1): 18-25.
ZHANG Huaqin, LIU Wei, WANG Hui, et al. Multivariable integrated power control optimization of wind farms based on deep reinforcement learning [J]. Integrated Intelligent Energy, 2025, 47(1): 18-25.
- [3]刘钰. 浅析当前我国新能源发展现状及面临的挑战[J]. 中国电力教育, 2014(24): 117-119.
LIU Yu. Analysis on the current situation and challenges of new energy development in China [J]. China Electric Power Education, 2014(24): 117-119.
- [4]刘涛,李伟华,汤熠. 综合智慧能源系统典型构架网络安全防护研究[J]. 综合智慧能源, 2024, 46(5): 81-90.
LIU Tao, LI Weihua, TANG Yi. Security protection of typical networks for integrated smart energy systems [J]. Integrated Intelligent Energy, 2024, 46(5): 81-90.
- [5]张冬冬,单琳珂,刘天皓. 人工智能技术在风力与光伏发电数据挖掘及功率预测中的应用综述[J]. 综合智慧能源, 2025, 47(3): 32-46.
ZHANG Dongdong, SHAN Linke, LIU Tianhao. Review on the application of artificial intelligence in data mining and wind and photovoltaic power forecasting [J]. Integrated Intelligent Energy, 2025, 47(3): 32-46.
- [6]石文辉,屈姬贤,罗魁,等. 高比例新能源并网与运行发展研究[J]. 中国工程科学, 2022, 24(6): 52-63.
SHI Wenhui, QU Jixian, LUO Kui, et al. Grid-integration and operation of high proportioned new energy [J]. Strategic Study of CAE, 2022, 24(6): 52-63.
- [7]黎淑娟,李爱魁,黄际元,等. 储能在高占比可再生能源系统中的应用及关键技术[J]. 供用电, 2020, 37(2): 3-7.
LI Shujuan, LI Aikui, HUANG Jiyuan, et al. The application and key technologies of energy storage in high-proportion renewable energy systems [J]. Distribution & Utilization, 2020, 37(2): 3-7.
- [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]刘刚. 电磁暂态快速仿真方法研究与自主化软件开发[D]. 北京: 华北电力大学, 2023.
LIU Gang. Research on fast simulation method of electromagnetic transient and independent software development [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2023.
- [10]董雪涛,冯长有,朱子民,等. 新型电力系统仿真工具研究初探[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(10): 53-63.
DONG Xuetao, FENG Changyou, ZHU Zimin, et al. Preliminary study on simulation tool for new power system [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46 (10): 53-63.
- [11]杨洋,肖湘宁,王昊,等. 电力系统数字混合仿真技术综述及展望[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(3): 203-210, 223.
YANG Yang, XIAO Xiangning, WANG Hao, et al. Review and prospect of power system digital hybrid simulation technology [J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(3): 203-210, 223.
- [12]柳勇军,梁旭,闵勇,等. 电力系统机电暂态和电磁暂态混合仿真程序设计和实现[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(12): 53-57.
LIU Yongjun, LIANG Xu, MIN Yong, et al. Design and realization of program for power system electromechanical transient and electromagnetic transient hybrid simulation [J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30 (12): 53-57.
- [13]边晓燕,杨云轶,黄阮明,等. 基于机电-电磁混合仿真的交直流混联受端电网连锁故障筛选指标及搜索策略[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(17): 6614-6628.
BIAN Xiaoyan, YANG Yunyi, HUANG Ruanming, et al. Screening indices and search strategy for AC-DC hybrid

- receiving-end power grid cascading failures based on hybrid electromechanical-electromagnetic simulation [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(17): 6614-6628.
- [14]何祥祥,杨秀,崔勇.基于E-Tran Plus的机电-电磁混合仿真[J].水电能源科学,2020,38(1):169-172.
HE Xiangxiang, YANG Xiu, CUI Yong. Electromechanical-electromagnetic hybrid simulation based on E-Tran Plus [J]. Water Resources and Power, 2020, 38(1): 169-172.
- [15]FENG Y Y, GUO Q, XIONG X J, et al. Research on electromagnetic electromechanical hybrid simulation of multi fed DC power grid with CLCC converter station [C]// The 9th International Conference on Power and Renewable Energy. IEEE, 2024: 678-684.
- [16]XU D C, ZHANG X, MU Q, et al. Research on electromechanical electromagnetic hybrid simulation algorithm for large scale power system based on boundary nodes grouping and decoupling [C]// International Conference on Power System Technology. IEEE, 2018: 2271-2277.
- [17]张能,孙建军,程成,等.基于高频等值阻抗的机电-电磁暂态混合仿真接口模型[J].电测与仪表,2020,57(14):1-6.
ZHANG Neng, SUN Jianjun, CHENG Cheng, et al. An interface model of electromechanical-electromagnetic transient hybrid simulation based on high frequency equivalent impedance [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(14): 1-6.
- [18]奚鑫泽,李胜男,徐志.基于等值模型的配电网机电-电磁混合仿真接口[J].电力系统保护与控制,2021,49(1):81-90.
XI Xinze, LI Shengnan, XU Zhi. Electromechanical-electromagnetic hybrid simulation interface of distribution network based on equivalent model [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(1): 81-90.
- [19]欧开健,张树卿,童陆园,等.基于并行计算机/RTDS的混合实时仿真不对称故障接口交互与实现[J].电工技术学报,2016,31(2):178-185.
OU Kaijian, ZHANG Shuqing, TONG Luyuan, et al. Interface method and implementation for asymmetric fault simulation on parallel computer/RTDS-based hybrid simulator [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(2): 178-185.
- [20]穆清,程昱,王春明,等.基于分群解耦的电力系统机电电磁混合仿真的分网技术[J].现代电力,2021,38(4):355-361.
MU Qing, CHENG Yu, WANG Chunming, et al. Power system tearing technology for EMT-TS hybrid simulation based on group decoupled interface division [J]. Modern Electric Power, 2021, 38(4): 355-361.
- [21]陈绪江,张星,田芳,等.含大量电磁直流模型的机电-电磁暂态混合仿真技术研究[J].电网技术,2020,44(4):1203-1210.
CHEN Xujiang, ZHANG Xing, TIAN Fang, et al. Electromechanical-electromagnetic hybrid simulation technology with large number of electromagnetic HVDC models [J]. Power System Technology, 2020, 44(4): 1203-1210.
- [22]LI J J, CUI C S, SHAO B Z, et al. Research on electromechanical-electromagnetic hybrid simulation of UHV AC/DC transmission system [C]// 2nd International Conference on Information Systems and Computer Aided Education. IEEE, 2019: 60-63.
- [23]HAN Z, GU K, ZHEN H, et al. Stability analysis of multi-terminal direct current in an actual power grid based on electromechanical-electromagnetic hybrid simulation [C]// PES 16th Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference. IEEE, 2024: 1-5.
- [24]田春波.基于频率相关网络等值的电磁机电实时混合仿真研究[D].济南:山东大学,2021.
TIAN Chunbo. Research on electromagnetic and electromechanical real time hybrid simulation based on frequency dependent network equivalent [D]. Jinan: Shandong University, 2021.
- [25]胡伟,李君,姚其新,等.高压直流输电机电电磁-数模双混合仿真平台[J].电力系统及其自动化学报,2018,30(10):91-96.
HU Wei, LI Jun, YAO Qixin, et al. Electromechanical-electromagnetic and digital-analog hybrid simulation platform for HVDC transmission [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2018, 30(10): 91-96.
- [26]唐亚南,叶华,裴玮,等.MMC-MTDC系统的电磁-机电暂态建模与实时仿真分析[J].电力自动化设备,2019,39(11):99-106.
TANG Yanan, YE Hua, PEI Wei, et al. Electromagnetic-electromechanical transient modeling and real-time simulation analysis of MMC-MTDC system [J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(11): 99-106.
- [27]HU Z X, DU Y. Research on design optimization and simulation of electrical automation system assisted by artificial intelligence [C]// Proceedings of 2024 IEEE 6th International Conference on Civil Aviation Safety and Information Technology (ICCSIT). IEEE, 2024: 298-303.
- [28]LI S L, QIN W P, ZHU Z L, et al. Transient stability assessment of power systems containing wind power based on hybrid simulation and deep learning [C]// Proceedings of 2023 International Conference on Power System Technology (PowerCon). IEEE, 2023: 1-5.
- [29]王之伟,黄俊辉,孙文涛,等.含嵌入式直流的受端电

- 网动态响应智能分析方法[J]. 电力工程技术, 2024, 43(1): 77-85, 99.
- WANG Zhiwei, HUANG Junhui, SUN Wentao, et al. Intelligent analysis method for dynamic response of receiving system with embedded HVDC[J]. Electric Power Engineering Technology, 2024, 43(1): 77-85, 99.
- [30]ZHANG G F, CHENG S S, LI P, et al. Coordinated control strategy of primary and secondary frequency responses of wind farm based on virtual synchronous generator technology [J]. Energy Reports, 2025, 13: 6514-6524.
- [31]丁乐言, 柯松, 杨军, 等. 基于自适应控制参数整定的虚拟同步发电机控制策略[J]. 综合智慧能源, 2024, 46(3): 35-44.
- DING Leyan, KE Song, YANG Jun, et al. Control strategy of virtual synchronous generators based on adaptive control parameter setting[J]. Integrated Intelligent Energy, 2024, 46(3): 35-44.
- [32]NASERKHANI A M, ZAIMI S, MIRZAEI R, et al. Microgrid stability and damping improvement using virtual synchronous generator [C]// 10th International Conference on Control, Instrumentation and Automation. IEEE, 2024: 1-6.
- [33]秦晓辉, 苏丽宁, 迟永宁, 等. 大电网中虚拟同步发电机惯量支撑与一次调频功能定位辨析[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(9): 36-43.
- QIN Xiaohui, SU Lining, CHI Yongning, et al. Functional orientation discrimination of inertia support and primary frequency regulation of virtual synchronous generator in large power grid [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(9): 36-43.
- [34]XU X N, FAN Z Q, TAO L, et al. Secondary frequency modulation strategy based on grid-forming virtual synchronous generator using interference compensation LADRC in microgrid [J]. Electric Power Systems Research, 2025, 247:111859.
- [35]LIU M Y, CHEN J R, MILANO F. On-line inertia estimation for synchronous and non-synchronous devices [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(3): 2693-2701.
- [36]马宁嘉, 谢小荣, 李浩志, 等. 计及频率动态分布性的新能源机组惯量需求分析[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(9): 3500-3508.
- MA Ningjia, XIE Xiaorong, LI Haozhi, et al. Inertial requirements for renewable energy units considering the space-time distribution characteristics of frequency [J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(9): 3500-3508.
- [37]苏慧玲, 杨世海, 段梅梅, 等. 电解铝负荷响应下的源网荷协同频率二次控制[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2023, 28(6): 46-56.
- SU Huiling, YANG Shihai, DUAN Meimei, et al. Sources-grid-load cooperative secondary frequency control under aluminum smelter loads response[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2023, 28(6): 46-56.
- [38]YUE X Y, LIAO S Y, XU J, et al. Collaborative optimization of renewable energy power systems integrating electrolytic aluminum load regulation and thermal power deep peak shaving [J]. Applied Energy, 2024, 373: 123869.
- [39]LI L F, CHEN Y X, ZHU X C, et al. Electrolytic aluminum load participating in power grid frequency modulation method based on active adjustable capacity coordination [C]// 3rd Asia Energy and Electrical Engineering Symposium. IEEE, 2021: 552-557.
- [40]童宇轩, 李灿, 杨长山. 新型电力系统“源-网-荷-储”多元灵活性提升方法与路径[J]. 电工电气, 2024(9): 20-26.
- TONG Yuxuan, LI Can, YANG Changshan. Methods and paths of multi-flexibility improvement of new power system "source-grid-load-storage" [J]. Electrotechnics Electric, 2024(9): 20-26.
- [41]HONG X W. Research on the primary frequency regulation of the large capacity thermal power units [J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 608-609:915-919.
- [42]HUANG Y H, XU F, HAO L, et al. Online determination method of steam drum boiler model and parameters for primary frequency regulation analysis[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2023:1-13.
- [43]YANG R H, JIN J X, ZHOU Q, et al. Non-droop-control-based cascaded superconducting magnetic energy storage/battery hybrid energy storage system[J]. Journal of Energy Storage, 2022, 54:105309.
- [44]MARTINEZ M, MOLINA M G, FRACK P F, et al. Dynamic modeling, simulation and control of hybrid energy storage system based on compressed air and supercapacitors [J]. IEEE Latin America Transactions, 2013, 11(1): 466-472.
- [45]HAN X, LIU Z W. Research on frequency modulation capacity configuration and control strategy of multiple energy storage auxiliary thermal power unit[J]. Journal of Energy Storage, 2023, 73:109186.
- [46]LUO H R, CHEN Y, ZHANG M, et al. Coordinated control method of thermal power-hybrid energy storage system [C]// 3rd International Conference on Electronic Technology, Communication and Information. IEEE, 2023: 47-53.
- [47]DONG L Z, XU D W, QIU M, et al. Research on the primary frequency regulation control method of hybrid flywheel array collaborative new energy power station [C]//

- PES 16th Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference. IEEE, 2024: 1-5.
- [48] CHEN S L, FANG X M, ZHANG M N, et al. Frequency modulation strategy based on hierarchical coordinated control of wind power, thermal power and energy storage [C]// 6th International Electrical and Energy Conference. IEEE, 2023: 2878-2883.
- [49] LI X P, CHEN Y, ZHANG H, et al. Research on Frequency modulation control strategy of battery energy storage assisted thermal power unit based on SOC partition [C]// 6th Asia Conference on Energy and Electrical Engineering. IEEE, 2023: 323-327.
- [50] GU Y C, ZHUANG K, ZHANG J M, et al. Adaptive control strategy for primary frequency regulation of BESS in wind farm [C]// 9th Asia Conference on Power and Electrical Engineering. IEEE, 2024: 623-629.
- [51] ZHAO J, GUO Z H, et al. An improved multi-step forecasting model based on WRF ensembles and creative fuzzy systems for wind speed [J]. Applied Energy, 2016, 162: 808-826.
- [52] WU B H, SONG M X, CHEN K, et al. Wind power prediction system for wind farm based on auto regressive statistical model and physical model [J]. Journal of Renewable and Sustainable Energy, 2014, 6(1): 4861063.
- [53] CHENG W Y Y, LIU Y B, BOURGEOIS A J, et al. Short-term wind forecast of a data assimilation/weather forecasting system with wind turbine anemometer measurement assimilation [J]. Renewable Energy, 2017, 107: 340-351.
- [54] LYDIA M, KUMAR S S, SELVAKUMAR I A, et al. Linear and non-linear autoregressive models for short-term wind speed forecasting [J]. Energy Conversion and Management, 2016, 112: 115-124.
- [55] ERDEM E, SHI J. ARMA based approaches for forecasting the tuple of wind speed and direction [J]. Applied Energy, 2011, 88(4): 1405-1414.
- [56] XU M, LU Z X, QIAO Y, et al. Study on the adaptability of day-ahead wind power forecast system for on-site use [C]// Power & Energy Society General Meeting. IEEE, 2013: 1-5.
- [57] 胡锐, 乔加飞, 李永华, 等. 基于 WOA-VMD-SSA-LSTM 的中长期风电预测 [J]. 太阳能学报, 2024, 45(9): 549-556.
- HU Rui, QIAO Jiafei, LI Yonghua, et al. Medium and long term wind power forecast based on WOA-VMD-SSA-LSTM [J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2024, 45(9): 549-556.
- [58] GAO Z J, GAO Z H, CAO S Y, et al. A GSA-VMD-BiLSTM-MHSA model for short-term wind power prediction [C]// 4th International Conference on Energy Engineering and Power Systems. IEEE, 2024: 261-266.
- [59] HUANG J T, ZHANG W N, QIN J, et al. Ultra-short-term wind power prediction based on eEEMD-LSTM [J]. Energies, 2024, 17(1): 251.
- [60] XIN P Q, WANG H T, WANG H B. Short-term wind power forecasting based on VMD-QPSO-LSTM [C]// 4th International Conference on Power, Electronics and Computer Applications. IEEE, 2024: 474-478.
- [61] ZHOU H, LI H, LIU L Y, et al. Efficient wind power forecasting based on data reconstruction and the PSO-CNN-LSTM hybrid model [C]// PES 16th Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference. IEEE, 2024: 1-5.
- [62] XIAN Q Y, FENG S J, YANG Y J, et al. Construction of wind farm load combination forecasting model based on GBDT, LightGBM and RF [C]// 6th International Conference on Power, Intelligent Computing and Systems. IEEE, 2024: 1305-1310.
- [63] GU B, SHEN H Q, LEI X H, et al. Forecasting and uncertainty analysis of day-ahead photovoltaic power using a novel forecasting method [J]. Applied Energy, 2021, 299: 117291.
- [64] JAINI S N B, LEE D, HENG C W. CNN-LSTM neural network-based short-term PV power generation forecaster [C]// International Conference on Artificial Intelligence in Engineering and Technology. IEEE, 2024: 693-696.
- [65] MA X, HE S L. Study of short-term wind power forecasting using VMD denoising and SSA-optimized CBiLSTM-RF model [C]// 4th International Conference on Data Science and Computer Application. IEEE, 2024: 203-210.
- [66] WANG X H, LI Z, ZHANG T, et al. Photovoltaic power prediction considering VMD-CNN-LSTM and migration learning frameworks for poor data areas [C]// 4th International Conference on Power, Electronics and Computer Applications. IEEE, 2024: 509-514.
- [67] MA H Y, YANG M, HAN Z F, et al. A forecast error correction method based on Seq2Seq and auto encoder for short-term wind power forecast enhancement [C]// IAS Industrial and Commercial Power System Asia. IEEE, 2024: 380-385.
- [68] ZHU N Y, WANG Y, YUAN K, et al. Enhancing wind power forecasting at local peak points: A novel Seq2LPP model [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2025, 21(4): 3286-3295.
- [69] LI Y L, SHAO Y, GUAN X. Combining TPE-PSO and BiGRU for high-precision short-term wind power forecasting [C]// 6th International Conference on Energy Systems and Electrical Power. IEEE, 2024: 81-84.
- [70] 张异殊, 李宜伦, 姚志远, 等. 基于 VMD-GWO-SVR 的短期电力负荷预测方法 [J]. 东北电力技术, 2024, 45(7):

- 27-31.
ZHANG Yishu, LI Yilun, YAO Zhiyuan, et al. Short-term power load forecasting method based on VMD-GWO-SVR [J]. Northeast Electric Power Technology, 2024, 45 (7): 27-31.
- [71] 陆继翔, 张琪培, 杨志宏, 等. 基于 CNN-LSTM 混合神经网络模型的短期负荷预测方法[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(8): 131-137.
LU Jixiang, ZHANG Qipei, YANG Zhihong, et al. Short-term load forecasting method based on CNN-LSTM hybrid neural network model [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(8): 131-137.
- [72] 曾囿钧, 肖先勇, 徐方维. 基于小波变换与 BiGRU-NN 模型的短期负荷预测方法[J]. 电测与仪表, 2023, 60 (6): 103-109.
ZENG Youjun, XIAO Xianyong, XU Fangwei. Short-term load forecasting method based on wavelet transform and BiGRU-NN model [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(6): 103-109.
- [73] 吴小涛, 袁晓辉, 毛玉鑫, 等. 基于鸱鹌优化 CNN-BiLSTM 的电力负荷预测[J]. 水电能源科学, 2024, 42 (8): 209-212.
WU Xiaotao, YUAN Xiaohui, MAO Yuxin, et al. Power load prediction based on pelican optimized CNN-BiLSTM [J]. Water Resources and Power, 2024, 42(8): 209-212.
- [74] 李佳兴. 基于并行 CNN-LSTM 时空特征提取及强化的短期电力负荷预测研究[D]. 南昌: 南昌大学, 2023.
LI Jiaying. Research on short-term power load forecasting based on parallel CNN-LSTM for the extraction and enhancement of spatiotemporal features [D]. Nanchang: Nanchang University, 2023.
- [75] MA X Y, MU Y F, ZHANG Y, et al. Multi-objective microgrid optimal dispatching based on improved bird swarm algorithm [J]. Global Energy Interconnection, 2022, 5(2): 154-167.
- [76] SHEN G, ZHUANG J, YU J C, et al. Micro grid scheduling optimization model based on multi-objective genetic algorithm [C]// International Conference on Intelligent Transportation, Big Data & Smart City. IEEE, 2016: 513-516.
- [77] HASEEB M, KA ZMI S A A, MALIK M M, et al. Multi objective based framework for energy management of smart micro-grid[J]. IEEE Access, 2020, 8: 220302-220319.
- [78] WANJALA J M, LANGA H M, WALINGO T. Cost minimization in a smart grid using particle swarm optimization algorithm [C]// International Conference on Electrical, Computer and Energy Technologies. IEEE, 2024: 1-8.
- [79] KHAN A M, BAGHERI M. Minimizing grid dependency and EV charging costs with PSO-based microgrid energy management [C]// East-West Design & Test Symposium. IEEE, 2024: 1-5.
- [80] URIBE D, RAMÍREZ V, POLANCO L, et al. Long-short term memory applied to energy management systems in microgrids [C]// 10th International Conference on Soft Computing & Machine Intelligence. IEEE, 2023: 222-226.
- [81] YE M K P, KHORTSRIWONG N, DEANSEEKEAW A, et al. Optimal design and sizing of microgrid with hybrid renewable energy sources using multi-agent deep reinforcement learning techniques [C]// International Conference on Power, Energy and Innovations. IEEE, 2024: 151-156.
- [82] HAJIALIGOL P, PAPADOPOULOS P, KYPRIANOU I, et al. Deep reinforcement learning based energy management system for controlling storage systems in a cluster of buildings: Cypriot use case [C]// 3rd International Conference on Energy Transition in the Mediterranean Area. IEEE, 2024: 1-5.

(本文责编: 刘芳)

收稿日期: 2025-06-18; 修回日期: 2025-08-11
上网日期: 2025-09-30; 附录网址: www.iieneg.cn

作者简介:

丁新宇(2001), 男, 硕士生, 从事微电网优化与运行等方面的研究, 117526719@qq.com;

周庆才*(1973), 男, 教授, 博士, 从事清洁能源获取、多能互补及优化计算等方面的研究, zhouqingcai@jlu.edu.cn;

迟耀丹(1974), 女, 教授, 博士, 从事建筑智能节能技术、新能源与并网技术等方面的研究, chiyadandan@jlu.edu.cn;

张尧(1993), 男, 助理研究员, 博士, 从事新能源与并网技术等方面的研究, zhangyao@jlu.edu.cn;

王俊喜(1996), 男, 助理研究员, 博士, 从事无线传感网与计算机视觉等方面的研究, wangjunxi@jlu.edu.cn;

王超(1981), 女, 教授, 博士, 从事氧化物半导体薄膜材料生长与性能等方面的研究, wangchao@jlu.edu.cn;

贾红丹(1995), 女, 讲师, 硕士, 从事综合能源系统优化调度方面的研究, 771553364@qq.com;

林国雄(2000), 男, 硕士生, 从事微电网优化与运行等方面的研究, 1619139893@qq.com。

*为通信作者。