

数据-模型混合驱动的数据中心综合能源系统优化调度综述

范宏¹, 徐涛¹, 贾庆山²

(1. 上海电力大学电气工程学院, 上海 200090; 2. 清华大学自动化系智能与网络化系统研究中心, 北京 100084)

摘要: 为了实现数据中心的节能和减排, 将数据中心融入综合能源系统进行协同优化是实现这一目标的有效途径。首先阐述了数据-模型混合驱动策略的原理, 并分别对模型驱动和数据驱动在综合能源系统中的应用情况进行综述。然后, 详细介绍了数据中心的负荷预测模型以及数据-模型混合驱动在数据中心综合能源系统中的应用现状, 在此基础上, 提出了一种基于数据-模型混合驱动的数据中心综合能源系统调度策略框架。最后, 对目前研究存在的问题进行了讨论, 并对未来的发展方向做出展望, 为该领域的研究人员提供参考。

关键词: 数据中心; 综合能源系统; 数据-模型混合驱动; 优化调度

Review of Optimization Scheduling for Integrated Energy Systems with Data Centers Based on Hybrid Data-Model Driven

FAN Hong¹, XU Tao¹, JIA Qingshan²

(1. Department of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China; 2. Intelligent and Networked System Research Center, Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: To achieve energy efficiency and emissions reduction in data centers, integrating data centers into integrated energy systems for collaborative optimization is an effective approach to achieve this goal. Firstly, the principles of a hybrid data-model driven strategy are explained, then the applications of model-driven and data-driven approaches in integrated energy systems is reviewed separately. Secondly, the load forecasting model of the data center and the current status of the application of a hybrid data-model driven method in integrated energy systems with data centers are introduced in detail. On this Basis, a framework for scheduling strategies in integrated energy systems with data centers utilizing a data-model hybrid drive is proposed. Finally, the current research issues are discussed, and an outlook on future development directions is provided, providing a reference for researchers in this field.

Key words: data center; integrated energy systems; hybrid data-model driven; optimization scheduling

0 引言

随着社会迅速发展, 人类活动带来的能源消耗与日俱增, 根据国际能源署(International Energy Agency, IEA)数据, 全球能源消耗预计到 2040 年将再翻一番^[1]。如何在确保社会经济可持续发展的同时, 实现资源节约和环境保护已成为当今世界面

临的重要挑战。综合能源系统和能源互联网作为双重驱动力正在成为各国发展的方向^[2-3]。与此同时, 随着信息技术的飞速进步, 大数据中心也在迅猛发展。近年来, 全球数据中心(data center, DC)规模和数量呈快速增长趋势。DC 由服务器、存储、网络、电源和冷却等子系统组成, 其中服务器和冷却系统的能耗占比最高^[4]。统计数据显示, 2020 年我国 DC 能耗约占全社会用电量的 2.4%^[5]。DC 因其高密度运算需求而成为“能源消耗大户”, 如何提高其能效并实现绿色低碳已成为紧迫任务。

DC 与智能电网之间的融合已经成为能源领域

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2022YFA1004600)。

Foundation item: Supported by the National Key Research and Development Program of China (2022YFA1004600).

研究的一个重要分支,随着DC的能源需求不断增长,它们在电力系统中的作用日益凸显^[6]。此外,DC与综合能源系统(integrated energy systems, IES)相融合也已成为当前研究的热点。将DC与综合能源系统进行深度融合,不仅能够有效提高DC的能源利用效率,还能通过热能回收技术实现废热的有效回收与再利用。具体而言,该技术涉及对DC内部制冷系统(如冷却塔、水泵和冷水机组)以及外部冷却装置(如吸收式制冷机组)所产生的废热进行捕获、转换和分配。这一过程旨在将原本被废弃的热能转化为可用资源,从而在维持DC稳定运营的同时实现能源的高效循环利用,进而达到协同减排目标。此外,引入可再生资源为DC供能也是推动绿色发展的重要途径。然而,在实际操作过程中也面临着一定的挑战和问题。确保DC稳定运行的同时实现系统高效地优化调度是当前亟待解决的关键问题。

目前,针对IES的最优化调度问题主要采用模型驱动策略^[7]。这类方法从实际工程出发,建立相应的数学模型,并通过数学技术对模型进行简化和处理,最终运用最优化算法求解问题。模型构建的方式包括混合整数规划^[8]、非线性规划^[9]、动态规划^[10]以及多时间尺度模型^[11]等多种形式。针对以上模型,求解方法包括拉格朗日松弛法、分支界定法、牛顿法以及智能算法等。然而,模型驱动方法普遍存在的局限性在于:第一,建立准确的物理模型需要大量专业知识,增加实施难度;第二,依赖大量数值计算导致计算负担大;第三,对模型和数据中的不确定性处理效果较差;第四,应对复杂大系统时效率较低。

近年来,随着机器学习的持续发展,IES实时运行数据逐渐积累,为系统的优化调度提供了宝贵资源。这种方法逐渐应用于IES的优化调度中,数据驱动方法的核心是对数据进行挖掘和分析,旨在识别并提炼数据内蕴含的潜在模式与行为特征。这种驱动方法通常使用统计学、机器学习和数据挖掘^[12]等技术。但数据驱动方法也存在一些普遍的局限性:第一,对数据质量高度依赖,受数据误差的影响大;第二,泛化能力较弱,处理新情况的效果不佳;第三,监督学习方法易受过拟合问题的影响;第四,分布式协同性较差,不利于大系统的调度优化。

数据驱动与模型驱动方法各自具备独特的优

势,但在独立应用时也存在局限性。数据-模型混合驱动策略通过结合这两种方法的优点,有效地弥补了它们各自的不足。此策略不仅提升了预测的准确性,还充分考虑了实际数据的复杂性和动态性^[13-15]。通过综合考虑能源需求和资源供给的动态变化,数据-模型混合驱动策略能够更有效地适应实际场景,实现更高效、更灵活的优化调度。

围绕算法效率和调度模型设计等关键问题,本文通过对数据-模型混合驱动原理以及其在数据中心IES优化调度中的应用进行详细梳理,旨在清晰阐述数据-模型混合驱动方法相较于单一驱动的优越之处。同时,本文提出了一个基于数据-模型混合驱动的含DC优化调度策略框架,以填补当前研究中的空白。最后,针对DC-IES优化调度的可靠性、安全性和经济性3个方面对未来的研究方向进行了展望和总结。

1 数据-模型混合驱动原理及其研究现状

1.1 数据-模型混合驱动原理

IES的优化调度要求综合考虑多种能源、不同类型的负荷以及外部环境的影响。数据-模型混合驱动方法作为一种综合利用实际数据和模型的策略,在解决这一挑战中展现出强大的潜力。在IES优化调度中,数据驱动方法通过机器学习技术分析历史数据和实时观测来发现模式、预测趋势,并优化决策。而模型驱动方法则基于物理模型和数学方程对系统行为进行建模,并通过优化方法求解最佳解。数据-模型混合驱动将这两种方法相结合,以发挥它们的优势。数据驱动方法适用于处理不确定性和复杂关系,能够捕捉系统的复杂性和实时变化;而模型驱动方法则能够基于系统的物理特性提供准确的预测和优化。

数据-模型混合驱动有3种运行模式:串联、并联和嵌入^[16],结构图如图1所示。

在串联模式中,模型驱动方法对数据驱动方法进行特征筛选,降低输入特征的维度;同时,数据驱动方法作为后续处理步骤进一步优化了模型输出。通过选择适当的模型驱动方法,在提高精度的同时实现更高的时间效率和灵活性。文献[17]采用串联架构将数据驱动模型嵌入到传统的时域仿真中,以加速暂态稳定分析。通过知识增强的数据驱动模型来近似构建电力电子元件的微分方程组,并

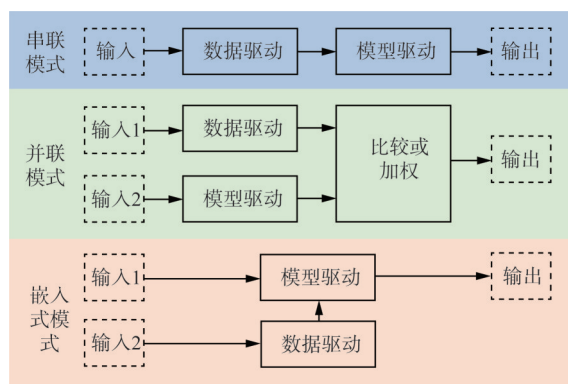


图 1 模型-数据混合驱动运行结构

Fig. 1 Structure of hybrid model-data driven operation

与物理模型并行计算，提高了仿真速度，同时保证了评估的准确性。

在并联模式中，模型驱动方法和数据驱动方法同时运行，通过对比或加权计算两种方法的输出结果，可显著提升预测的精确性。然而，这种运行模式需要同时处理两套方法的计算过程，因此在计算效率上可能会受到一定影响，导致效率相对降低。这种模式通常具有更高的精确性，因为它综合考虑了两种方法的输出信息。然而，与此同时，它可能会牺牲一些计算效率。文献[18]提出的电力系统主设备数字孪生混合模型采用了并联驱动方式，将机理模型与数据驱动模型结合，形成一个协同工作的系统。该方法通过信息编码生成密度向量，并利用这些向量优化数据驱动模型，与物理模型并联，提升了模型的预测准确性和运行效率。

在嵌入式模式中，数据驱动方法作为复杂元素或模型参数校准嵌入到模型驱动方法内部。这种集成方法加快了系统的仿真速度，并提高了模型对实际情况的适应性。虽然在某些情况下可能会牺牲一些精确性，但其增强了系统的效率和灵活性。这些不同的模式提供了多种选择，以满足不同问题和应用场景的需求。不同的模式提供多种选择，根据问题性质、性能需求和可用资源选择合适的模式来优化决策和性能。文献[19]探讨的数字孪生技术在电力系统中的应用，采用了嵌入式混合驱动模型，该模型将数据驱动技术嵌入到机理模型中形成一个多层次、多尺度的电力系统表征，通过结合机理知识与数据驱动的逻辑，实现了电力系统认知与决策的新模式，增强了系统的实时监控和智能决策能力。

在 IES 调度中，数据-模型混合驱动可以利用历

史数据进行预测，然后基于物理模型进行调整和优化，从而实现更准确的系统调度。这种方法能够克服单一方法的局限性，提高调度的精度和效率。数据-模型混合驱动方法通过发挥两种方法各自的优势，可以实现对系统行为的有效描述，并进行精确地预测和控制优化。文献[20]提出的混合模型驱动和数据驱动的智能控制方法为 IES 优化调度提供了一种新的策略，该方法通过以下步骤实现：首先，分析 IES 的结构，明确能源类型、设备间的连接和转换关系；其次，基于历史运行数据与实验数据，确定和分类状态变量；然后，对于具有明确物理模型的系统部分，直接应用模型驱动方法，对于缺乏物理模型的部分，则采用数据驱动方法和机器学习算法来构建拟合模型；接着，构建一个包含成本函数和约束条件的优化模型；最后，利用机器学习算法处理数据优化模型，并在外部条件变化时动态调整控制变量。

1.2 研究现状评述

当前，数据-模型混合驱动方法在数据中心 IES 优化调度领域的研究还处于初级阶段，存在许多值得关注的问题。

在建模方面，数据中心信息技术 (information technology, IT) 负载以及冷却系统能耗模型如表 1—2 所示。加性模型^[21]主要将服务器的能耗视为各个组件功耗的简单加和，虽然这种模型简单直观，但其局限性也很明显，忽略了各组件之间的交互作用以及能耗的非线性特性，实际上服务器的能耗可能受到多种因素的影响，包括组件之间的协作、工作环境温度、工作负载的变化等，这些复杂因素在加性模型中无法得到充分反映。其次，加性模型也未能考虑到不同配置和应用场景下的服务器能耗差异，这可能导致模型在实际应用中的精度降低。

基线负载模型^[22] (baseline-active power model, BA) 虽然在一定程度上考虑了服务器的能耗特性，但同样存在一些局限性，首先，BA 模型通常基于特定的工作负载和服务器配置进行建模，对于不同场景下的能耗变化可能无法准确预测；其次，BA 模型往往忽略了服务器的动态能耗特性，即在不同时间段和工作负载下的能耗差异；此外，BA 模型也未能充分考虑到服务器的能效优化问题，例如如何通过调整工作负载分配、优化服务器配置等方式来降低能耗。

回归模型^[23-25]在服务器能耗建模中具有较好的

预测精度,但也存在一些局限性,如回归模型的性能很大程度上依赖于所选特征的质量和数量,如果特征选择不当或数量不足可能导致模型的预测精度下降。此外,还需要大量训练数据来拟合模型参数,这对于一些缺乏历史数据的场景来说可能是一个挑战,同时回归模型也面临着过拟合和欠拟合的风险,需要在模型复杂度和泛化能力之间进行权衡。综上,现有研究对DC内部结构和特性的表示还不够精细和准确。

在算法效率方面,传统的模型驱动算法在解决IES的能源管理问题时,尤其是在面对电力和需求响应价格的不确定性时存在一系列具体的挑战。首先,由于能源价格的随机性和不可预测性,制定一

个有效的能源管理策略变得十分复杂;其次,现有的算法在处理这类问题时普遍存在算力负担大、收敛性差的问题,这与实际大规模系统的计算要求存在明显差距。

在模型设计方面,现有文献多关注经济调度最小化运行成本,而较少考虑降低碳排放等环境因素,并且缺乏对系统稳定性指标的评估^[26-28]。此外,对多时间尺度优化协调方面的关注和研究也有所欠缺。

在实际应用方面,尽管数据-模型混合驱动方法在理论上展现出提升系统预测精度和控制优化能力的优势,其在实际应用层面仍遭遇多重挑战^[29]。首先,获取充足且高质量的历史或实时数据以构建准确的数据驱动模型可能受限;其次,模型的泛化

表1 数据中心IT负载能耗建模

Tab. 1 IT load energy consumption modeling for data centers

能耗模型	变量定义	误差
加性模型	$P_{dc,IT} = P_{CPU} + P_{mem}$ $P_{dc,IT} = P_{CPU} + P_{mem} + P_{disk} + P_{NIC} + P_{I/O}$ $P_{dc,IT} = P_{CPU} + P_{mem} + P_{I/O}$	$P_{dc,IT}$ 为数据中心IT负载能耗; P_{CPU} 为CPU的能耗; P_{mem} 为内存的能耗; P_{disk} 为磁盘的能耗; P_{NIC} 为网卡的能耗; $P_{I/O}$ 为I/O设备的能耗。 9%
BA模型	$P_{dc,IT} = P_{static} + \sum_{i=1}^M P_i^{VM}$ $P_{dc,IT} = P_{server} + P_{sfan}$ $P_{server} = 1.566 \times 10^{-5} + 42.29u + 0.379T_{die} + 0.03002T_{die}^2$ $P_{sfan} = 0.0012R_{PM} - 12 \times 10^{-8}R_{PM}^2 + 28 \times 10^{-2}R_{PM}^3$	M 为活动虚拟机数量; P_i^{VM} 为虚拟机功耗; P_{static} 为服务器没有工作负载时所消耗的固定功率。 P_{server} 为服务器功耗; P_{sfan} 为散热组件功耗; u 为CPU利用率; T_{die} 为服务器温度; R_{PM} 为风扇转速。 P_{idle} 为服务器固定功耗; P_{max} 为服务器峰值功耗。 C_{CPU} 、 C_{mem} 、 C_{disk} 、 C_{NIC} 分别为CPU、内存、磁盘、网络设备的常数; $u_{CPU,t}$ 、 $u_{mem,t}$ 、 $u_{disk,t}$ 、 $u_{NIC,t}$ 分别为 t 时刻 CPU、内存、磁盘、网络设备的利用率。 $U_{CPU}(k)$ 、 $U_{mem}(k)$ 、 $U_{I/O}(k)$ 分别为第 k 个服务器的CPU、内存、I/O设备的利用率; α 、 β 、 γ 分别为CPU、内存、I/O设备利用率的权重系数; n 为一个节点上服务器的运行数量; e_{VM} 为虚拟机的功耗; P_{const} 为服务器固定功耗。 P_1 为冷水机组功耗; Q_{max} 为冷水机组最大制冷功率; n_c 为压缩机转速; $n_{c,max}$ 为压缩机最大转速; T_{SAT} 为冷水机设定温度。 P_2 为变频水泵功耗; H 为系统总压头; Q_c 为制冷功率; c_a 为流体比热容; T_a^{in} 、 T_a^{out} 分别为流体进、出温度; η_j 为水泵抽水效率; η_p 为水泵变频器电机效率。 P_3 为冷却塔功耗; $n_{k,max}$ 为第 k 台风机最大转速; $P_{k,max}$ 为第 k 台风机的最大功率; c_{air} 为空气比热容; ρ_{air} 为空气密度; ΔT_{air} 为进出风温差; λ 为流量系数; D 为风机外径。 P_4 为机房空调功耗; ε_{CRAC} 为空调热交换功率; c_w 为冷冻水比热容; T_w^{in} 、 T_w^{out} 分别为冷冻水进、出温度; $m_{w,r}$ 为冷冻水额定流量; $P_{4,r}$ 为机房空调额定功率。
简单回归模型	$P_{dc,IT} = P_{idle} + (P_{max} - P_{idle}) \cdot u$	
多元回归模型	$P_{dc,IT} = C_{CPU} \cdot u_{CPU,t} + C_{mem} \cdot u_{mem,t} + C_{disk} \cdot u_{disk,t} + C_{NIC} \cdot u_{NIC,t}$ $P_{dc,IT} = \alpha \cdot \sum_{k=1}^n U_{CPU}(k) + \beta \cdot \sum_{k=1}^n U_{mem}(k) + \gamma \cdot \sum_{k=1}^n U_{I/O}(k) + e_{VM} + P_{const}$	

表2 数据中心冷却系统能耗建模

Tab. 2 Data center cooling system energy consumption modeling

能耗模型	变量定义
冷水机组	$P_1 = \frac{Q_{max} \cdot n_c}{n_{c,max} \cdot (0.0068T_{SAT}^2 + 0.008T_{SAT} + 0.458)}$
变频水泵	$P_2 = \frac{9.81HQ_c}{1000c_a(T_a^{in} - T_a^{out})\eta_j\eta_p}$
冷却塔	$P_3 = \sum_{k=1}^N \frac{Q_c^3}{(c_{air}\rho_{air}\Delta T_{air})^3} \left(\frac{1}{\frac{\pi^2}{240}\lambda D^3 n_{k,max}} \right)^3 P_{k,max}$
机房空调	$P_4 = \frac{Q_c^3}{[\varepsilon_{CRAC}c_w(T_w^{in} - T_w^{out})]^3 m_{w,r}^3} P_{4,r}$

能力可能受限于数据的质量和多样性,导致其在未见情况下载泛化能力不足;此外,该方法对计算资源的高要求可能与资源受限的实际应用场景不匹配。尤其在需要快速响应的应用场景中实时性问题亦是一大挑战。模型的维护和更新随着系统变化而变得复杂,而技术接受度和集成速度在某些传统行业中可能较慢,这也限制了新方法的应用。文献[30]提出了一种融合传统模型驱动与数据驱动方法的策略,该策略通过利用样本数据并应用统计假设检验来设计适当的不确定性集,此方法避免了对随机变量概率分布进行过于严格的假设,从而降低了对数据量的依赖性,并增强了模型的适用性。此外,该文献中还整合了条件风险值(conditional value-at-risk, CVaR)的概念,以有效处理能源系统中的不确定性。CVaR作为一种高效的风险度量工具在能源系统优化中的应用提高了解决方案的鲁棒性,同时保持了计算过程的高效率。

成本效益分析对于确保投资回报至关重要,同时,遵守相关法规和标准也是实际应用中不可忽视的因素。因此,要实现数据模型混合驱动方法在工程案例和现场应用中的广泛采纳,必须克服上述挑战,并进行深入的实证研究和案例分析,包括开发更高效的算法、改进数据技术、增强模型泛化能力、提高计算资源可用性。除此之外,对于不同系统集成调度的协同平台建设也相对不足。现有文献对算法性能的分析还不够全面,缺乏对不同算法的适用条件和效率优劣的对比研究。

综上,当前研究与实际应用还存在明显差距。对于分布式能源系统来说,将模型驱动和数据驱动建模相结合,可以更有效地处理复杂的系统。特别是,数据驱动的建模应该与堆叠数据处理方法相结合进行研究。数据-模型混合驱动的方法则有望综合发挥这两种方法的优势,实现更为精准和高效的能源系统建模与优化。文献[29]提到了分布式能源系统的复杂性和不确定性,特别针对包含了各种电力电子器件和灵活负荷的系统。为了应对这种不断生成的未建模的动态系统,需要更多的在线持续学习或元学习,其中研究分布式能源系统的在线测量和数据收集技术是数据驱动建模的基础。

2 模型驱动及数据驱动在 IES 中的应用

在模型驱动方法方面,通过构建数学模型来模

拟和预测系统的行为,以实现对其运行状态的准确把握。文献[31]采用了基于物理原理的数学建模技术,用于预测风能和太阳能发电量,该研究证明了这种建模方式在预测可再生能源输出方面的可行性和准确性,但在处理实时变化和不确定事件时灵活较差。文献[32-34]使用仿真和算法优化来预测风能和太阳能的波动性,以提升 IES 的效率,展示了这些建模技术在有效模拟可再生能源波动和支持更高效系统运营方面的潜力,但这种方法可能在数据处理速度和实时数据分析方面存在不足。文献[27]在热电联合模型的基础上引入了储热系统负荷预测模型以提高调度准确性,但模型仍存在准确度不足的问题。

模型驱动在优化调度领域的应用已经发展得相当成熟,为能源系统的高效、稳定调度提供了强有力的支撑。文献[26]利用物理模型建立了考虑碳交易等多因素的联合调度模型。文献[35]通过增设了碳排放约束,实现了多目标优化,但模型过于理想化,未考虑大规模新能源对系统稳定性的影响,模型驱动对不确定性处理存在一定的局限性。文献[36]进一步考虑了用户参与博弈机制,提高了调度动态适应性,但机制简化程度较高,实际可操作性有待检验。此外,文献[37]建立了电解水系统物理模型,有助于提高新能源消纳能力。

数据驱动方法在预测方面多采用深度学习,文献[38]提出了一种高精度负荷预测的方法,但存在泛化能力受限的问题,主要原因是数据驱动模型对样本的依赖性。为了改善模型的泛化能力,文献[39]通过增加训练数据进行优化,通过引入更广泛的数据样本降低模型对训练集特定噪声和细节的过度拟合,从而增强模型的预测能力。文献[40-41]通过迁移学习利用已有模型和数据集可以显著提高新模型的泛化能力和适应不同环境的能力,这在数据稀缺或者特定条件下尤为重要,因为该算法能够利用相关领域的知识来加强新任务的学习效率和效果。文献[42-44]研究采用正则化技术,如L1和L2正则化以及Dropout,有助于防止模型对训练数据过度拟合,模型能在保持足够复杂度以捕获关键模式的同时,避免对特定训练数据集的过度优化。文献[45-46]使用早停法(early stopping, ES)在深度学习中防止过拟合,当验证集的性能不再提升时,即时停止训练,有助于保持模型的泛化能力。此

外,文献[47-49]考虑了集成学习方法,如随机森林和Boosting,这些方法通过结合多个模型的预测来提高整体预测的准确性和鲁棒性。文献[50]使用深度学习技术进行高维特征提取来进一步提高预测准确度。然而,目前的研究仍需关注算法效率、泛化性能以及实际工程需求等相关问题。

数据驱动不仅在预测中具有一定的优势,在决策中也能起到一定作用。文献[51]运用深度强化学习(deep reinforcement learning, DRL)来优化能源流管理,在处理高度复杂和动态的系统中非常突出,在不确定的能源市场环境中可以利用自适应学习能力,以处理多种类型的动态能源流和消费模式,使得决策框架能够有效地平衡各种能源资源,提高系统的能效和经济性。文献[52]考虑了系统的可靠性和可持续性,实现数据驱动挖掘和利用复杂能源系统内在模式的优势并且在动态和不确定环境中具备有效决策的能力。文献[53]引入的数据驱动的方法能够根据实时数据动态调整IES中的能源生产和消费,在需要实时反应和长期效益最大化的复杂系统中具有自适应能源管理的优势。文献[54]应用强化学习实现了动态经济调度,旨在解决系统中可再生能源的间歇性和用户用能需求的不确定性所带来的供需随机波动问题,将其转化为强化学习框架,并采用深度确定性策略梯度算法(deep deterministic policy gradient, DDPG)进行动态调度决策,该方法无需对不确定性进行预测或建模,能够实时响应电源和负荷的随机变化。

由上可见,无论是模型驱动还是数据驱动方法都具有各自的优势,但也存在一定的局限性。相比之下,数据-模型混合驱动方法可发挥两者的优势,既利用模型进行系统分析,又融入数据进行参数校准,可实现更精准的建模和预测,有望进一步提升IES的调度性能。

3 数据中心 IES 优化调度

3.1 数据中心

现有研究表明,IT设备占数据中心总耗电量的45%以上,而冷却系统的能耗约占38%^[55]。其中,IT设备能耗主要来自CPU、内存、储存和网络模块;冷却系统能耗主要取决于机房空调、冷却塔、冷水机组、水泵,数据中心结构模型如图2所示。

通常,可以通过评估DC的能源利用效率以IT

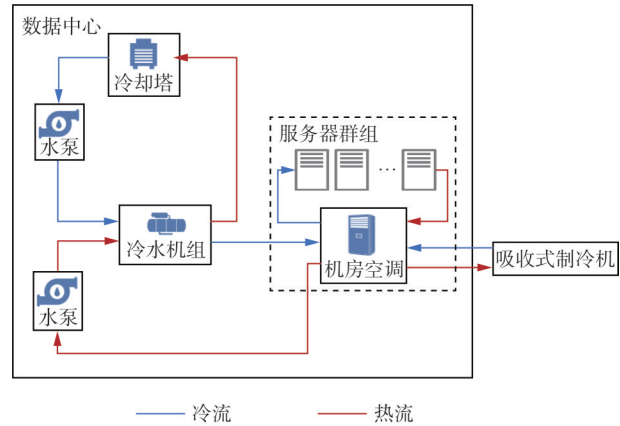


图2 数据中心示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the data center

设备的电能消耗来进行能耗计算。在IES的背景下,类似于DC的能源使用效率(power usage effectiveness, PUE)概念^[56],可以引入DC能源使用效率 δ_{PUE} ,并定义为:

$$\delta_{PUE} = \frac{E_{dc,IT} + E_{dc,ce}}{E_{dc,IT}} \quad (1)$$

式中: $E_{dc,IT}$ 为DC全年的电能消耗量; $E_{dc,ce}$ 为DC全年的冷能消耗量。在IES为DC提供制冷的情况下,DC的全年电能消耗即为DC中IT设备的电能消耗。

DC负荷可以通过神经网络进行预测^[57],典型的多层神经网络如图3所示,输入DC特征参数如表3所示。常用的网络结构包括LSTM^[58-59]、TCN^[60-61]、CNN^[62-65]等深度学习方法,通过提取时间序列的时序特征并建模时间相关性,实现对未来负荷和可再生能源的准确多步预测,为系统的经济、优化调度提供支持。

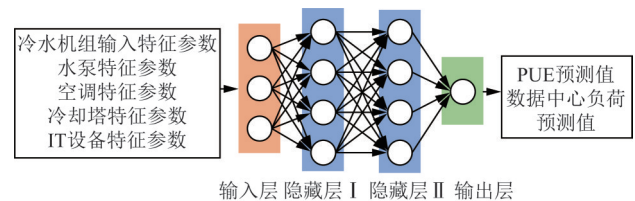


图3 多层神经网络典型架构

Fig. 3 Typical architecture of multi-layer neural network framework

3.2 基于数据-模型混合驱动的数据中心 IES 优化调度

数据中心 IES 典型物理框架如图4所示。高效的不间断电源和可持续能源系统对实现更可持续和环保的DC至关重要。

表 3 神经网络中数据中心输入特征

Tab. 3 Input features of data center in neural network

冷水机组特征参数	水泵特征参数	冷却塔特征参数	空调及 IT 设备特征参数
冷水机组数量	冷冻泵输入总有功功率		环境温度湿度
冷却水回水温度	运行冷冻水泵数		机房内部温湿度
冷却水出水温度	冷冻泵变频反馈		新进风量
冷冻水出水温度	冷冻泵输入总有功功率	冷却水出水温度	时间特征
冷冻水回水温度	运行冷却水泵数	风机变频反馈	IT 设备功率
冷水机组电流百分比	冷却泵变频反馈	输入总有功功率	服务器利用率
冷水机组输出频率	冷却泵输入总有功功率		历史负载
冷水机组输入功率			

在模型驱动方面,文献[66]深入探讨了DC中计算任务与能耗之间的相互作用,提出了一种IES调度模型,该模型综合考虑了任务转移的策略、成本最小化的目标以及用户满意度的最大化,旨在实现DC运营的经济性和环保性,并证实了所提出

模型在降低DC运营成本、减少温室气体排放方面的有效性,进而实现了DC向环境可持续性的转型。然而,该模型在系统稳定性问题上存在局限,特别是在大规模新能源接入对系统稳定性可能产生的影响方面尚未给出充分的评估和解决方案。文献[67]探讨了如何利用互联网DC时空灵活性应对高渗透风能和太阳能的不确定性,提出了日前经济调度模型,降低电力系统总成本,减轻负荷峰值,缓解电网拥塞问题。

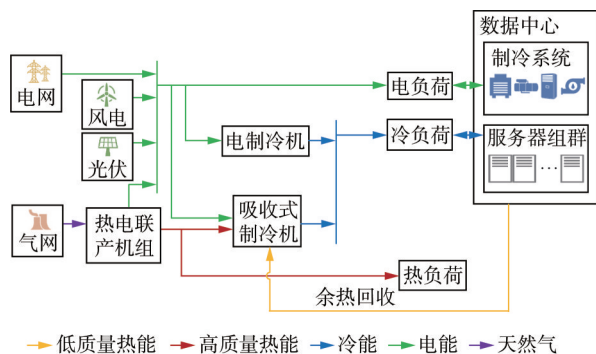


图 4 数据中心 IES 典型框架

Fig. 4 IES typical framework diagram of data center

在算法效率方面,文献[68]同通过非参数概率预测方法构建光伏发电的预测区间,解决了光伏发电的不确定性问题,并将IES建模为混合整数线性规划,通过区间优化方法获得了调度策略。但是这些模型对算法泛化能力和稳定性考虑不足。模型驱动方法虽然在离线阶段较为高效,但在处理实时变化的环境和复杂的决策任务时,可能不如数据驱动

方法灵活和迅速^[69]。

数据驱动方法直接通过大量数据进行学习,能够快速适应复杂的环境和问题。这种方法的效率很大程度上依赖于训练过程的质量和数据的量级。虽然大量的数据收集和处理可能导致初期离线训练成本增加^[70]。但其在线决策时间却有着显著优势,尤其是在提高实时决策效率方面,数据驱动方法通过从大量数据中学习得到的模型,在决策时能够迅速处理新的输入。在考虑算法的总体效率时,需要平衡离线训练和在线决策两个阶段。数据驱动方法在离线训练阶段的高成本可以通过其在线应用阶段的高效性和快速响应能力来弥补,特别是需要实时决策支持的情况。

在实际应用中,面对风光不确定性,文献[71-73]提出了热-电-气 IES 模型,并采用数据驱动的鲁棒优化方法来解决风电不确定性,从而实现了经济调度的优化。文献[74]探讨了深度强化学习在水-风-光多能源电力系统短期优化调度中的应用,考虑到风光能源预测的不确定性,通过深度Q网络(deep Q network, DQN)构建模型框架,优化多能源互补系统的电力利益。

面对IES调度的复杂性和不确定性,文献[75]基于优势学习软行动者-评判家(advantage learning soft actor-critic, ALSAC)算法和迁移学习理论实现了IES优化调度,通过引入了最大熵机制以增强算法的鲁棒性,并与多种深度强化学习算法及基于策略梯度的启发式算法进行了性能比较,利用优势学习优化了SAC算法中Q值函数的更新过程,有效解决了算法中Q值高估的问题,从而显著提高了算法的性能表现,并且运用迁移学习进一步提升了代理的学习能力,增强了其对新场景的适应性和泛化能力,为区域综合能源系统的低碳化和经济优化调度提供了创新性

解决方案。文献[76]通过分析和实验全面评估最新算法优势和局限性,从算法、任务、系统动态和知识传递维度进行分析,结果显示基于模型和行为-评判算法的离线策略在优化、鲁棒性和传递性方面表现优异,但在实际应用中需解决超参数和奖励函数敏感性以及约束违规和样本效率等问题。

进一步来看,数据-模型混合驱动方法结合数据驱动和模型驱动两者的优势,利用历史数据进行预测,同时基于物理模型进行调整和优化,可以实现对系统行为更准确的描述,并进行精确的预测和控制优化。文献[77]采用数据驱动高灵活性模型来描述DC,构建了含DC能源枢纽的电-热 IES 模型,增强了算法的鲁棒性和收敛速度,模拟结果表明该方法可以提高经济效益和环境效益。文献[78]关注于电-气 IES 调度策略的构建,通过将天然气供气模型与数据驱动方法相结合,提出了可靠、经济的运行策略。文献[79]引入鲁棒控制提高了稳定性,通过利用模型驱动的稳定优化手段弥补了数据驱动的不足。文献[80-83]采用数据-模型混合驱动建模的方式来描述设备的能耗特征,为其他类似系统奠定了基础,并可应用于 IES 中的设备建模与优化。文献[20]应用数据-模型混合驱动和机器学习算法实现了循环冷却水系统这一典型能源枢纽的智能控制,取得了良好的控制性能和节能效果,该研究验证了这种混合方法可以实现对设备运行状态的准确建模,并根据外部条件变化进行快速重新建模,从而实现对能源枢纽的优化控制。文献[84]引入了数据与模型混合驱动的双层优化方法,采用混合整数线性规划(mixed integer linear program, MILP)和深度学习相结合的方法实现了日前和日内调度的优化,这种方法的可行性得到了算例验证。同样,文献[85]基于数据-模型混合驱动方法,构建了以DC为核心的数字集成能源系统的双层模型,该模型整合了物理模型和数据驱动的机器学习模型,能够反映系统的能量流动特性和环境因素的影响,提出的负载预测方法可以准确预测系统负载,为系统调度提供支持,该研究表明数据-模型混合驱动的双层模型可以有效描述数字集成能源系统的运行状态,是一种高效的建模分析方法。

综上所述,根据数据驱动与模型驱动特点及其应用场景,本文运用数据-模型-数据混合驱动串联模式提出了一种数据-模型混合驱动的数据中心 IES

调度策略框架,如图5所示。图5中, F 为日前优化调度目标函数,可以是调度总成本; P_i 、 H_i 、 V_i 分别为第 i 个约束条件中所对应的电、气、热功率; e_i 为DC负荷所需功率。

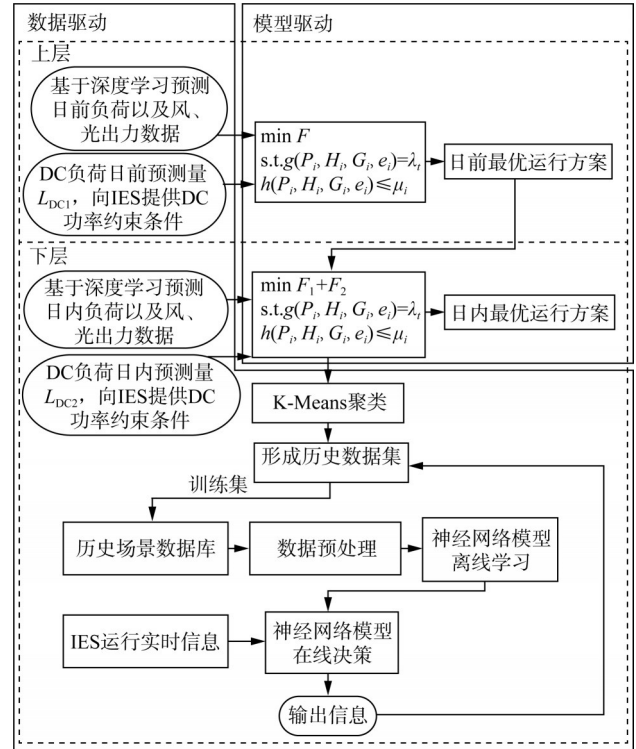


图5 数据-模型混合驱动的数据中心 IES 调度策略框架

Fig. 5 Hybrid data-model driven scheduling strategy framework of data center IES

在模型驱动方面可以采用双层优化调度结构,上层为日前调度模型,下层为日内滚动优化模型。上层日前调度模型可以采用确定性或区间数学规划模型,将预测出的日前负荷曲线及可再生能源曲线作为输入,运用模型预测控制等方法形成日前最优调度方案;下层日内滚动优化模型以在线观测到的实测负荷、风电、光伏数据为输入,采用深度强化学习等方法进行日内调度策略的滚动优化,形成修正后日内实时调度方案。在数据-模型驱动的双层调度过程中,通过神经网络的离线训练不断积累并利用历史数据和经验,增强对负荷和可再生能源的预测准确性。同时,依靠在线决策调整,利用实时数据对调度方案进行功率修正^[86-87],这种方法通过实时监控能源系统的输出与预期目标进行比较,然后对数据驱动模型进行微调,以确保其输出与系统需求相匹配。此外,功率修正方法允许数据驱动模

型更灵活地应对突发事件和非线性变化,例如突增的能源需求或可再生能源的波动,以克服预测偏差对调度的影响,实现对日内负荷变化的实时跟踪,从而改善模型驱动调度的优化效果。混合驱动调度策略可以弥补单一模型驱动方法的不足,提高调度的整体性能。

4 未来发展趋势

4.1 考虑可靠性的数据中心 IES 优化调度

在可靠性方面,需要研发适应大系统并考虑系统稳定性的高效算法,以及设计全面考虑可靠性的系统模型。

为确保系统稳定性和可靠性的全面分析,研发先进的评估方法显得尤为关键。这些评估方法应着重于系统状态分析以及可靠性指标计算等方面,为系统可靠性的提升提供坚实的支撑。深入研究系统状态能够更准确地了解系统的运行状况,从而制定更为有效的优化措施。同时,精确计算可靠性指标有助于全面评估系统的可靠性水平,为系统的持续改进和优化提供有力依据。因此,这些评估方法的研究对于提升系统可靠性至关重要。

利用数据-模型混合驱动方法对 IES 的可靠性进行研究已有一定的成果^[88-89],开发容错机制提高系统抗风险能力,并优化备用资源配置。首先需要收集大规模的历史运行数据,这些数据可以反映系统在不同情况下的运行参数、故障记录、气候环境等信息,这通常涉及到物联网(Internet of Things, IoT)设备和传感器,用于监测能源系统的实时状态。然后,可以使用机器学习算法(如随机森林^[90]、支持向量机^[91]等)来分析数据,找到影响系统可靠性的关键因素,建立一个基于数据的评估模型,对可靠性因素进行量化,例如,利用概率模型评估特定情况下发生故障的可能性及其对系统运行的影响。

在模型构建方面,结合数据分析结果和物理模型输出全面评估系统当前及未来可能面临的可靠性挑战,例如,可预测极端天气下能源供需不确定性对系统稳定性的影响。在制定调度方案时,充分考虑各种潜在的可靠性问题,并制定相应的缓解措施。建立实时监控系統,不断跟踪系统状态和外部环境的变化,并及时更新可靠性评估,一旦检测到潜在的可靠性下降,系统即自动调整运行策略以降

低可能的风险。随着系统运行和数据的积累,持续优化可靠性评估模型,利用最新的数据和分析成果提升可靠性评估的准确性和适用性。

4.2 考虑安全性的数据中心 IES 优化调度

在安全性方面,大量敏感数据的集中处理使 DC 面临较大的信息安全风险,需要研发高效的监测算法来实现实时防护,同时在模型中加入安全约束。

首先,需要通过加密、访问控制等措施保护数据的机密性和完整性;其次,还要防范数据泄露引发的隐私和合规问题^[92-94]。同时,能源物联网和信息通信技术的深度融合也带来网络攻击的风险^[95]。构建一个基于用户行为数据的安全风险评估模型,用于分析用户的操作行为,判断是否存在潜在的安全风险,如拒绝服务^[96]、虚假数据注入^[97-98]等行为。该模型可以使用聚类^[99]、关联规则^[100]等数据挖掘方法,识别不同模式的用户行为,并评估其对系统安全的影响程度。

与此同时,还需要加入专家知识构建的安全约束模型,例如利用知识图谱和规则引擎(如 Drools)进行构建,考虑系统的物理架构、数据分类与重要性、安全协议等方面的专业知识,对数据模型进行约束和修正,使评估结果更符合实际系统的安全状态。在预测模型的基础上,可以构建一个安全防护系统,利用深度学习等技术,如 TensorFlow、PyTorch 等,实现对网络流量异常的检测,如 DDoS 攻击或未授权访问。此外,还可以运用复杂事件处理系统(如 Apache Flink)来实时处理和分析大量流数据,从而快速识别威胁。并根据风险评估结果,针对不同级别的威胁采取不同的防御措施,在保障数据安全的同时,避免对系统性能造成过度影响。

随着新型网络威胁的不断出现,安全系统也需要持续更新和适应。这可以通过机器学习模型的持续训练和优化来实现,使用在线学习技术(如增量学习)确保模型及时适应新的数据模式和威胁类型。

4.3 考虑经济性的数据中心 IES 优化调度

在经济性方面,提高系统资源利用效率,降低投资和运营成本也是发展重点。

针对 DC 的特点可以建立一个融合预测与优化的调度系统,发挥 DC 的负荷调节潜力,降低系统运行成本。具体来说,将历史数据分析与实时数据处理相结合,以提高 DC 能源需求和运营状况预测

的准确性。这种精确的预测有利于制定更有效的能源使用策略。例如,在电价较低的时段增加能源使用,在电价高的时段减少非必需负荷,可显著降低能源成本。通过对DC多种资源(如电力、冷却系统和备用能源)的需求和供应进行深入分析,混合数据驱动模型有助于实现资源的最优配置。这种方法不仅提高了资源利用效率,还降低了总体运营成本。

此外,分析和预测设备故障可以实施预防性维护,可减少由于意外故障导致的停机时间和维修成本,从而提高系统整体效率。DC的能源使用效率优化是通过智能调整设备运行模式和环境控制(如温湿度调节)来实现的。这种优化在最小化能源消耗的同时,保持了DC的高性能运行。

不同业务类型的服务器之间存在一定的互补性^[101],可以通过对DC内部各类服务器的用能行为进行交叉影响分析,发现服务器负荷之间的互补规律。依据这种互补规律,可以制定出协同的负荷调度策略,避免服务器集中在高峰期启动,从而进一步提升DC的经济效率。上述融合预测与优化的调度框架可以通过收集DC实时负荷,持续进行数据反馈与模型更新,使调度策略不断适应最新的用能情况。这种针对DC特点的经济性优化手段可以显著提高DC的经济运行效率,降低运维成本。

5 结语

本文对基于数据-模型混合驱动的数据中心IES优化调度策略进行了详细综述。总体来看,当前研究仍然存在一定的不足,主要集中在两个方面:算法效率和调度模型设计。在算法效率方面,现有算法普遍存在算力负担大和收敛性差的问题,与大规模实际系统还存在明显差距。混合驱动可以发挥各方法的优势提高效率,但仍需研发适应大系统的高效优化算法。此外,现有算法对不确定性处理效果较差,鲁棒性有待提高,需要探索兼具速度和鲁棒性的新型算法框架。在调度模型设计方面,现有模型过于关注经济调度目标,较少考虑系统稳定性、环境因素等指标的评估,需要构建全面的多目标模型,同时加入确保系统安全稳定运行的约束条件。此外,应加强与实际情况的耦合,使模型更符合工程应用需求。展望未来,应继续深入开展算法效率和调度模型设计两个方面的研究:1)研发高效、稳健的优化算法,以适应大规模复杂系统;2)设计充

分考虑可靠性、安全性、经济性等因素的多目标调度模型。同时,应加强理论成果向实际工程的转化,通过实证研究验证方法的实用价值。期待相关研究能为数据中心IES的发展提供有效支持。

参考文献

- [1] International Energy Agency. World energy outlook 2023 [M]. Paris: Organisation for Economic Cooperation and Development, 2023.
- [2] HU X X, LI P, SUN Y F. Minimizing energy cost for green data center by exploring heterogeneous energy resource [J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2021, 9(1): 148 – 159.
- [3] ZHAO J, CHEN L, WANG Y N, et al. A review of system modeling, assessment and operational optimization for integrated energy systems [J]. Science China (Information Sciences), 2021, 64(9): 5 – 27.
- [4] YIN X, YE C, DING Y, et al. Exploiting internet data centers as energy prosumers in integrated electricity-heat system [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2023, 14(1): 167 – 182.
- [5] 侯庆春, 杜尔顺, 田旭, 等. 数据驱动的电力系统运行方式分析 [J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(1): 1 – 12.
HOU Qingchun, DU Ershun, TIAN Xu, et al. Data-driven power system operation mode analysis [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(1): 1 – 12.
- [6] GUO C S, LUO F J, CAI Z X, et al. Integrated energy systems of data centers and smart grids: state-of-the-art and future opportunities [J]. Applied Energy, 2021(301): 117474.
- [7] 蒋超凡, 艾欣. 计及多能耦合机组不确定性的综合能源系统运行优化模型研究 [J]. 电网技术, 2019, 43(8): 2835 – 2846.
JIANG Chaofan, AI Xin. Integrated energy system operation optimization model considering uncertainty of multi-energy coupling units [J]. Power System Technology, 2019, 43(8): 2835 – 2846.
- [8] 陈昌铭, 张群, 黄亦昕, 等. 考虑最优建设时序和云储能的园区综合能源系统优化配置方法 [J]. 电力系统自动化, 2022, 46(2): 24 – 32.
CHEN Changming, ZHANG Qun, HUANG Yixin, et al. Optimal configuration method of park-level integrated energy system considering optimal construction time sequence and cloud energy storage [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(2): 24 – 32.
- [9] 王磊, 姜涛, 宋丹, 等. 基于灵活热电比的区域综合能源系统多目标优化调度 [J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(8): 151 – 159.
WANG Lei, JIANG Tao, SONG Dan, et al. Multi-objective optimal dispatch of a regional integrated energy system based on a flexible heat-to-electric ratio [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(8): 151 – 159.
- [10] 孙雯, 陈紫薇, 张玉琼, 等. 基于动态规划的SOFC冷热电三联供综合能源系统日前经济调度 [J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(21): 7775 – 7784.
SUN Wen, CHEN Ziwei, ZHANG Yuqiong, et al. Economic day-ahead scheduling of SOFC-based integrated tri-generation energy system using dynamic programming [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(21): 7775 – 7784.

- [11] 王磊, 周建平, 朱刘柱, 等. 基于分布式模型预测控制的综合能源系统多时间尺度优化调度[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(13): 57 – 65.
WANG Lei, ZHOU Jianping, ZHU Liuzhu, et al. Multi-time-scale optimization scheduling of integrated energy system based on distributed model predictive control [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(13): 57 – 65.
- [12] 代浩, 金铭, 陈星, 等. 数据驱动的应用自适应技术综述[J]. 计算机研究与发展, 2022, 59(11): 2549 – 2568.
DAI Hao, JIN Ming, CHEN Xing, et al. Survey of data-driven application self-adaptive technology [J]. Journal of Computer Research and Development, 2022, 59(11): 2549 – 2568.
- [13] WEI F S, QIN S, FENG G, et al. Hybrid model-data driven network slice reconfiguration by exploiting prediction interval and robust optimization[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2022, 19(2): 1426 – 1441.
- [14] 李峰, 王琦, 胡健雄, 等. 数据与知识联合驱动方法研究进展及其在电力系统中应用展望[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(13): 4377 – 4390.
LI Feng, WANG Qi, HU Jianxiong, et al. Combined data-driven and knowledge-driven methodology research advances and its applied prospect in power systems [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(13): 4377 – 4390.
- [15] 陈慷, 宋梦, 高赐威. 知识与数据联合驱动的中央空调系统建模与调控方法[J]. 南方电网技术, 2022, 16(10): 120 – 129.
CHEN Kang, SONG Meng, GAO Ciwei. Modeling and control method of hvacs driven by knowledge and data [J]. Southern Power System Technology, 2022, 16(10): 120 – 129.
- [16] WANG Q, LI F TANG Y, et al. Integrating model-driven and data-driven methods for power system frequency stability assessment and control[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(6): 4557 – 4568.
- [17] 李永康, 刘宝柱, 胡俊杰. 基于数据驱动与时域仿真融合的电力系统暂态稳定快速评估[J]. 电网技术, 2023, 47(11): 4386 – 4396.
LI Yongkang, LIU Baozhu, HU Junjie. Rapid evaluation of power system transient stability based on fusion of data-driven and time-domain simulation [J]. Power System Technology 2023, 47(11): 4386 – 4396.
- [18] 张鑫, 李凌, 李哲, 等. 一种电力系统主设备数字孪生混合模型构建方法及装置: CN115659838A [P]. 2023 – 01 – 31.
- [19] LI Y L, WANG Z Z, YANG J J, et al. Dynamic equivalence modeling for microgrid cluster by using physical-data-driven method [J]. IEEE Transactions on Applied Superconductivity, 2021, 31(8): 1 – 4.
- [20] CAI Q S, LUO X Q, WANG P, et al. Hybrid model-driven and data-driven control method based on machine learning algorithm in energy hub and application [J]. Applied Energy, 2022(305): 117913.
- [21] LIU Y N, WEI X X, XIAO J Y, et al. Energy consumption and emission mitigation prediction based on data center traffic and PUE for global data centers[J]. Global Energy Interconnection, 2020, 3(3): 272 – 282.
- [22] XIAO P, HU Z G, LIU D B, et al. Virtual machine power measuring technique with bounded error in cloud environments [J]. Journal of Network and Computer Applications, 2013, 36(2): 818 – 828.
- [23] ANTON B, JEMAL A, RAJKUMAR B. Energy-aware resource allocation heuristics for efficient management of data centers for cloud computing [J]. Future Generation Computer Systems, 2012, 28(5): 755 – 768.
- [24] ISMAIL A, ENGIN A, TEVFIK K. Energy-aware data transfer tuning [C]//2014 14th IEEE/ACM International Symposium on Cluster, Cloud, and Grid Computing, May 26 – 29, 2014, Chicago, USA. New York: IEEE, 2014: 626 – 634.
- [25] LI Y F, WANG Y, YIN B, et al. An online power metering model for cloud environment [C]//2012 11th IEEE International Symposium on Network Computing and Applications (NCA), August 20 – 23, 2012, Cambridge, USA. New York: IEEE, 2012: 175 – 180.
- [26] WANG Z W, LÜ X Y, XIU Ji, et al. Optimal dispatch of integrated energy system under "double carbon" target [C]//2022 4th International Conference on New Energy System and Electrical Engineering (NESEE 2022), December 9 – 11, 2022, Chongqing, China. Chongqing: Journal of Physics: Conference Series, 2023, 2527(1): 12 – 28.
- [27] 王明军, 穆云飞, 孟宪君, 等. 考虑热能输运动态特性的电-热综合能源系统优化调度方法[J]. 电网技术, 2020, 44(1): 132 – 142.
WANG Mingjun, MU Yunfei, MENG Xianjun, et al. Optimal scheduling method for integrated electro-thermal energy system considering heat transmission dynamic characteristics [J]. Power System Technology, 2020, 44(1): 132 – 142.
- [28] 丁雨昊, 吕干云, 刘永卫, 等. 考虑碳排放目标约束和需求侧响应的综合能源系统日前优化调度[J]. 南方电网技术, 2022, 16(8): 1 – 11.
DING Yuhao, LÜ Ganyun, LIU Yongwei, et al. Day-ahead optimal scheduling of integrated energy system considering carbon emission target constraints and demand side response [J]. Southern Power System Technology, 2022, 16(8): 1 – 11.
- [29] HAO J H, YANG Y P, XU C, et al. A comprehensive review of planning, modeling, optimization, and control of distributed energy systems[J]. Carbon Neutrality, 2022, 1(1): 1 – 29.
- [30] HAN D, YANG C, SUN W, et al. Modeling the operation of small-scale integrated energy systems based on data-driven robust optimization [J]. IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2020, 15(12): 1234 – 1245.
- [31] LI Z J, ZHANG Z S, DANNIER A. Day-ahead and intra-day optimal scheduling of integrated energy system considering uncertainty of source & load power forecasting [J]. Energies, 2021, 14(9): 2539 – 2553.
- [32] LIU Z Q, CUI Y P, WANG J Q, et al. Multi-objective optimization of multi-energy complementary integrated energy systems considering load prediction and renewable energy production uncertainties [J]. Energy, 2022, 254(3): 124399.1 – 124399.16.
- [33] ALABI T M, AGHIMIEN E I, AGBAJOR F D, et al. A review on the integrated optimization techniques and machine learning approaches for modeling, prediction, and decision making on integrated energy systems [J]. Renewable Energy, 2022(194): 822 – 849.
- [34] QIN C, YAN Q Y, HE G. Integrated energy systems planning with electricity, heat and gas using particle swarm optimization. [J]. Energy, 2019(188): 116044.1 – 116044.12.

- [35] ZHANG Z N, DU J, LI M H, et al. Bi-level optimization dispatch of integrated-energy systems with P2G and carbon capture[J]. *Frontiers in Energy Research*, 2022(9): 784703.1 – 784703.17.
- [36] 李鹏, 吴迪凡, 李雨薇, 等. 基于综合需求响应和主从博弈的多微网综合能源系统优化调度策略[J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(4): 1307 – 1321.
LI Peng, WU Difan, LI Yuwei, et al. Optimal dispatch of multi-microgrids integrated energy system based on integrated demand response and stackelberg game[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(4): 1307 – 1321.
- [37] 吉兴全, 刘健, 叶平峰, 等. 计及灵活性与可靠性的综合能源系统优化调度[J]. *电力系统自动化*, 2023, 47(8): 132 – 144.
JI Xingquan, LIU Jian, YE Pingfeng, et al. Optimal scheduling of integrated energy system considering flexibility and reliability[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2023, 47(8): 132 – 144.
- [38] 史佳琪, 谭涛, 郭经, 等. 基于深度结构多任务学习的园区型综合能源系统多元负荷预测[J]. *电网技术*, 2018, 42(3): 698 – 707.
SHI Jiaqi, TAN Tao, GUO Jing, et al. Multi-task learning based on deep architecture for various types of load forecasting in regional energy system integration [J]. *Power System Technology*, 2018, 42(3): 698 – 707.
- [39] DONG J, WANG H X, YANG J Y, et al. Optimal scheduling framework of electricity-gas-heat integrated energy system based on asynchronous advantage actor-critic algorithm [J]. *IEEE Access*, 2021(9): 139685 – 139696.
- [40] ZHANG L, GAO X B. Transfer adaptation learning: a decade survey[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2024, 35(1): 23 – 44.
- [41] LI C, LI G J, WANG K Y, et al. A multi-energy load forecasting method based on parallel architecture CNN-GRU and transfer learning for data deficient integrated energy systems [J]. *Energy*, 2022(259): 124967.1 – 124967.13.
- [42] MORADI R, BERANGI R, MINAEI B. A survey of regularization strategies for deep models [J]. *Artificial Intelligence Review*, 2020, 53(6): 3947 – 3986.
- [43] NUSRAT I, JANG S B. A comparison of regularization techniques in deep neural networks [J]. *Symmetry*, 2018, 10(11): 648 – 666.
- [44] 陈丽丹, 马永良, 张哲, 等. 基于广义交叉验证和吉洪诺夫正则化参数的智能电表计量异常识别方法[J]. *南方电网技术*, 2023, 17(5): 125 – 133.
CHEN Lidan, MA Yongliang, ZHANG Zhe, et al. Anomaly detection method of smart meter based on tikhonov regularization and generalized cross-validation [J]. *Southern Power System Technology*, 2023, 17(5): 125 – 133.
- [45] MATTEO M, OLEG S. Overfitting in portfolio optimization [J]. *Journal of Risk Model Validation*, 2023, 17(3): 1 – 33.
- [46] PRAKASH A, TUO R, DING Y. The temporal overfitting problem with applications in wind power curve modeling [J]. *Technometrics*, 2023, 65(1): 70 – 82.
- [47] LEE J H, WANG W, HARROU F, et al. Reliable solar irradiance prediction using ensemble learning-based models: A comparative study [J]. *Energy Conversion & Management*, 2020(208): 112582.1 – 112582.13.
- [48] KAVZOGLU T, TEKE A. Predictive performances of ensemble machine learning algorithms in landslide susceptibility mapping using random forest, extreme gradient boosting (XGboost) and natural gradient boosting (NGboost) [J]. *Arabian Journal for Science & Engineering (Springer Science & Business Media B.V.)*, 2022, 47(6): 7367 – 7385.
- [49] YAO Y, LI S Z, WU Z C, et al. A novel data-driven multi-energy load forecasting model [J]. *Frontiers in Energy Research*, 2022(10): 955851.1 – 955851.13.
- [50] 任建吉, 位慧慧, 邹卓霖, 等. 基于CNN-BiLSTM-Attention的超短期电力负荷预测[J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(8): 108 – 116.
REN Jianji, WEI Huihui, ZOU Zhuolin, et al. Ultra-short-term power load forecasting based on cnn-bilstm-attention [J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(8): 108 – 116.
- [51] LI Y, BU F J, LI Y Z, et al. Optimal scheduling of island integrated energy systems considering multi-uncertainties and hydrothermal simultaneous transmission: a deep reinforcement learning approach[J]. *Applied Energy*, 2023(333): 120540.1 – 120540.13.
- [52] ZHOU X, WANG J Y, WANG X Y, et al. Optimal dispatch of integrated energy system based on deep reinforcement learning[J]. *Energy Reports*, 2023, 9(12): 373 – 378.
- [53] DING L F, CUI Y K, YAN G F, et al. Distributed energy management of multi-area integrated energy system based on multi-agent deep reinforcement learning [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2024(157): 109867.1 – 109867.14.
- [54] 杨挺, 赵黎媛, 刘亚闯, 等. 基于深度强化学习的综合能源系统动态经济调度[J]. *电力系统自动化*, 2021, 45(5): 39 – 47.
YANG Ting, ZHAO Liyuan, LIU Yachuang, et al. Dynamic economic dispatch for integrated energy systems based on deep reinforcement learning [J]. *Automation of Power Systems*, 2021, 45(5): 39 – 47.
- [55] 马玉草, 张铁峰, 许正阳, 等. 信息基础设施能耗分析及现状与趋势[J]. *电力信息与通信技术*, 2022, 20(4): 79 – 87.
MA Yucao, ZHANG Tiefeng, XU Zhengyang, et al. Energy consumption analysis and current situation and trend of information infrastructure [J]. *Electric Power Information and Communication Technology*, 2022, 20(4): 79 – 87.
- [56] 王丹阳, 张沈习, 程浩忠, 等. 考虑数据中心用能时空可调的多区域能源站协同规划[J]. *电力系统自动化*, 2023, 47(3): 77 – 85.
WANG Danyang, ZHANG Shenxi, CHENG Haozhong, et al. Coordinated planning of multi-regional energy stations considering spatio-temporal adjustable of energy consumption in data centers [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2023, 47(3): 77 – 85.
- [57] 朱继忠, 董瀚江, 李盛林, 等. 数据驱动的综合能源系统负荷预测综述[J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(23): 7905 – 7924.
ZHU Jizhong, DONG Hanjiang, LI Shenglin, et al. Review of data-driven load forecasting for integrated energy system [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(23): 7905 – 7924.
- [58] ZHANG N, PAN X, WANG Y H, et al. Adaptive IES load forecasting method based on the octopus model[J]. *Frontiers in Energy Research*, 2021(9): 709708.1 – 709708.10.
- [59] 孙庆凯, 王小君, 张义志, 等. 基于LSTM和多任务学习的综合能源系统多元负荷预测[J]. *电力系统自动化*, 2021, 45(5): 63 – 70.

- SUN Qingkai, WANG Xiaojun, ZHANG Yizhi, et al. Multiple load prediction of integrated energy system based on long short-term memory and multi-task learning [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45 (5): 63 – 70.
- [60] 宋技峰, 彭小圣, 杨子民, 等. 基于偏差补偿 TCN-LSTM 和梯级迁移策略的短期风电功率预测 [J]. 南方电网技术, 2023, 17(12): 71 – 79.
- SONG Jifeng, PENG Xiaosheng, YANG Zimin, et al. Short-term wind power prediction based on deviation compensation TCNLSTM and step transfer strategy [J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(12): 71 – 79.
- [61] 周思思, 李勇, 郭钺秀, 等. 考虑时序特征提取与双重注意力融合的 TCN 超短期负荷预测 [J]. 电力系统自动化, 2023, 47 (18): 193 – 205.
- ZHOU Sisi, LI Yong, GUO Yixiu, et al. Ultra-short-term load forecasting based on temporal convolutional network considering temporal feature extraction and dual attention fusion [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47 (18): 193 – 205.
- [62] WU L, KONG C, HAO X, et al. A short-term load forecasting method based on gru-cnn hybrid neural network model [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 2020 (1): 1 – 10.
- [63] 姚程文, 杨苹, 刘泽健. 基于 CNN-GRU 混合神经网络的负荷预测方法 [J]. 电网技术, 2020, 44(9): 3416 – 3424.
- YAO Chengwen, YANG Ping, LIU Zejian. Load forecasting method based on CNN-GRU hybrid neural network [J]. Power System Technology, 2020, 44(9): 3416 – 3424.
- [64] 任建吉, 位慧慧, 邹卓霖, 等. 基于 CNN-BiLSTM-Attention 的超短期电力负荷预测 [J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50 (8): 108 – 116.
- REN Jianji, WEI Huihui, ZOU Zhuolin, et al. Ultra-short-term power load forecasting based on CNN-BiLSTM-Attention [J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(8): 108 – 116.
- [65] 欧阳福莲, 王俊, 周杭霞. 基于改进迁移学习和多尺度 CNN-BiLSTM-Attention 的短期电力负荷预测方法 [J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(2): 132 – 140.
- OUYANG Fulian, WANG Jun, ZHOU Hangxia. Short-term power load forecasting method based on improved hierarchical transfer learning and multi-scale CNN-BiLSTM-Attention [J]. Power System Protection and Control, 2023, 51 (2): 132 – 140.
- [66] WANG J J, DENG H D, LIU Y, et al. Coordinated optimal scheduling of integrated energy system for data center based on computing load shifting [J]. Energy, 2023 (267): 126585.1 – 126585.15.
- [67] WANG X B, LI W, WANG H R, et al. Day-ahead economic scheduling model considering spatio-temporal flexibility of data center and electric vehicle [C]//2022 First International Conference on Cyber-Energy Systems and Intelligent Energy (ICCSIE), January 14 – 15, 2023, Shenyang, China. New York: IEEE, 2023: 1 – 6.
- [68] KAFFASH M, CEUSTERS G, DECONINCK G. Interval optimization to schedule a multi-energy system with data-driven pv uncertainty representation [J]. Energies, 2021, 14 (10): 2739 – 2759.
- [69] ARINDAM M, RAJARSHI D, AKHILESH P G, et al. A robust data-driven approach for adaptive dynamic load modeling [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 37(5): 3779 – 3791.
- [70] TRISTAN B, CAMILLE J, AMÉZIANE A, et al. Data-driven design challenges in the early stages of the product development process [J]. Proceedings of the Design Society, 2021(1): 851 – 860.
- [71] 许明前, 陈富燕. 基于数据驱动分布式鲁棒的热-电-气综合能源系统日前经济调度优化 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2021, 33(11): 66 – 73.
- XU Mingqian, CHEN Fuyan. Day-ahead economic dispatching of heat-electricity-gas integrated energy system based on data-driven distributed robust optimization [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2021, 33(11): 66 – 73.
- [72] LI Y, HAN M, MOHAMMAD S, et al. Data-driven distributionally robust scheduling of community integrated energy systems with uncertain renewable generations considering integrated demand response [J]. Applied Energy, 2023, 335 (3): 120749.1 – 120749.17.
- [73] ZHANG Y C, HUANG Z H, ZHENG F, et al. Cooperative optimization scheduling of the electricity-gas coupled system considering wind power uncertainty via a decomposition-coordination framework [J]. Energy, 2020 (194): 116827.1 – 116827.21.
- [74] JIANG W Y, LIU Y Q, FANG, G H, et al. Research on short-term optimal scheduling of hydro-wind-solar multi-energy power system based on deep reinforcement learning [J]. Journal of Cleaner Production, 2023(385): 135704.1 – 135704.12.
- [75] 罗文健, 张靖, 何宇, 等. 基于优势柔性策略-评价算法和迁移学习的区域综合能源系统优化调度 [J]. 电网技术, 2023, 47(4): 1601 – 1615.
- LUO Wenjian, ZHANG Jing, HE Yu, et al. Optimal scheduling of regional integrated energy systems based on advantage learning soft actor-critic algorithm and transfer learning [J]. Power System Technology, 2023, 47(4): 1601 – 1615.
- [76] ZHANG Q G, ZENG W, LIN Q J, et al. Deep reinforcement learning towards real-world dynamic thermal management of data centers. [J]. Applied Energy, 2023 (333): 120561.1 – 120561.6.
- [77] LI Weiwei, QIAN Tong, ZHAO Wei, et al. Decentralized optimization for integrated electricity – heat systems with data center based energy hub considering communication packet loss [J]. Applied Energy, 2023(350): 121586.1 – 121586.26.
- [78] 赵曰浩, 鞠平. 考虑供气约束与净负荷预测误差的电-气综合能源系统调度策略 [J]. 电力自动化设备, 2022, 42(7): 221 – 228.
- ZHAO Yuehao, JU Ping. Scheduling strategy of integrated electricity and gas system considering constraints of gas supplying and prediction error of net power load [J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(7): 221 – 228.
- [79] HAN Y, ZHANG Y X, QIAO L K. Deep reinforcement learning based approach for real-time dispatch of integrated energy system with hydrogen energy utilization [C]//2022 12th International Conference on Power and Energy Systems (ICPES), December 23 – 25, 2022, Guangzhou, China. New York: IEEE, 2023: 972 – 976.
- [80] HU B, CHENG X, SHAO C Z, et al. A model and data hybrid driven approach for quantifying the meteorology-dependent demand flexibility of building thermal loads [J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2022(99): 1 – 9.

- [81] WEI F S, QIN S, FENG G, et al. Hybrid model-data driven network slice reconfiguration by exploiting prediction interval and robust optimization[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2022, 19(2): 1426 – 1441.
- [82] QIN C, ZHAO J, WANG W. Hybrid physics and data-driven method for modeling and analysis of electricity-heat integrated energy systems[J]. IEEE Systems Journal, 2023, 17(2): 2847 – 2857.
- [83] LIU J H, XU Z B, WU J, et al. Optimal planning of internet data centers decarbonized by hydrogen-water-based energy systems [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2023, 20(3): 1577 – 1590.
- [84] 王志杨, 张靖, 何宇, 等. 数据与模型混合驱动的区域综合能源系统双层优化调度决策方法[J]. 电网技术, 2022, 46(10): 3797 – 3813.
WANG Zhiyang, ZHANG Jing, HE Yu, et al. Hybrid data-driven and model-driven bi-level optimal scheduling decision for regional integrated energy systems [J]. Power System Technology, 2022, 46(10): 3797 – 3813.
- [85] HE Y S, LUO H, ZHOU Q, et al. Digital twin model of digital integrated energy system based on data-physics hybrid driven[C]//2022 Asia Power and Electrical Technology Conference (APET), November 11 – 13, 2022, Shanghai, China. New York: IEEE, 2023: 455 – 461.
- [86] SCHREIBER T, NETSCH C, BARANSKI M, et al. Monitoring data-driven reinforcement learning controller training: A comparative study of different training strategies for a real-world energy system [J]. Energy & Buildings, 2021(239): 110856.1 – 110856.11.
- [87] LONG H, XU S H, LU X, et al. Data-driven hybrid equivalent dynamic modeling of multiple photovoltaic power stations based on ensemble gated recurrent unit[J]. Frontiers in Energy Research, 2020(8): 00185.1 – 00185.12.
- [88] 朱继忠, 骆腾燕, 吴皖莉, 等. 综合能源系统运行可靠性评估评述 I: 模型驱动法[J]. 电工技术学报, 2022, 37(11): 2761 – 2776.
ZHU Jizhong, LUO Tengyan, WU Wanli, et al. A Review of operational reliability assessment of integrated energy systems I: model-driven method [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(11): 2761 – 2776.
- [89] 朱继忠, 骆腾燕, 吴皖莉, 等. 综合能源系统运行可靠性评估评述 II: 数据驱动法与模型-数据混合驱动法[J]. 电工技术学报, 2022, 37(13): 3227 – 3240.
ZHU Jizhong, LUO Tengyan, WU Wanli, et al. A review of operational reliability assessment of integrated energy systems II: data-driven method and model-data hybrid driven method [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(13): 3227 – 3240.
- [90] 李冠争, 李斌, 王帅, 等. 基于特征选择和随机森林的电力系统受扰后动态频率预测[J]. 电网技术, 2021, 45(7): 2492 – 2502.
LI Guanzheng, LI Bin, WANG Shuai, et al. Dynamic frequency prediction of power system post-disturbance based on feature selection and random forest [J]. Power System Technology, 2021, 45(7): 2492 – 2502.
- [91] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory [J]. Technometrics, 1996, 38(4): 409 – 412.
- [92] 高晗, 李正烁. 具有完全隐私保护的电-气综合能源系统分布式协同算法[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(8): 71 – 79.
GAO Han, LI Zhengshuo. Full privacy-preserving decentralized coordination algorithm for integrated electricity-gas energy systems [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(8): 71 – 79.
- [93] 李田, 苏盛, 杨洪明, 等. 电力信息物理系统网络安全防护中的底线思维[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(22): 162 – 167.
LI Tian, SU Sheng, YANG Hongming, et al. Attacks and cyber security defense in cyber-physical power system [J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(22): 162 – 167.
- [94] 朱文, 江伟, 周志烽, 等. 基于电网调度系统的网络安全态势感知方法研究[J]. 电测与仪表, 2024, 61(7): 21 – 27.
ZHU Wen, JIANG Wei, ZHOU Zhifeng, et al. Research on network security situational awareness method based on power grid dispatching system [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(7): 21 – 27.
- [95] 彭莎, 孙铭阳, 张镇勇, 等. 机器学习在电力信息物理系统网络安全中的应用[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(9): 200 – 215.
PENG Sha, SUN Mingyang, ZHANG Zhenyong, et al. Application of machine learning in cyber security of cyber-physical power system [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(9): 200 – 215.
- [96] 李雪, 李雯婷, 杜大军, 等. 拒绝服务攻击下基于UKF的智能电网动态状态估计研究[J]. 自动化学报, 2019, 45(1): 120 – 131.
LI Xue, LI Wenting, DU Dajun, et al. Dynamic state estimation of smart grid under denial of service attacks [J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(1): 120 – 131.
- [97] LU A Y, YANG G H. False data injection attacks against state estimation without knowledge of estimators [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2022, 67(9): 1 – 33.
- [98] 席磊, 王艺晓, 何苗, 等. 基于反向鲸鱼-多隐层极限学习机的电网FDIA检测[J]. 中国电力, 2024, 57(9): 20 – 31.
XI Lei, WANG Yixiao, HE Miao, et al. FDIA detection in power grid based on opposition-based whale optimization algorithm and multi-layer extreme learning machine [J]. Electric Power, 2024, 57(9): 20 – 31.
- [99] SIDDHARTHA D R, SANJOY D, JOSEPH M G. A data-driven algorithm to detect false data injections targeting both frequency regulation and market operation in power systems [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2022(143): 108409.1 – 108409.14.
- [100] PINTO S J, SIANO P, PARENTE M. Review of cybersecurity analysis in smart distribution systems and future directions for using unsupervised learning methods for cyber detection [J]. Energies, 2023, 16(4): 01651.1 – 01651.24.
- [101] VYAS S, ALI G, MATEI Z, et al. Multi-resource fair queuing for packet processing [J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2012, 42(4): 1 – 12.

收稿日期: 2024-03-05; 网络首发日期: 2024-07-16

作者简介:

范宏(1978), 女, 副教授, 博士, 从事综合能源系统优化及实时仿真的研究工作, fan_honghong@126.com;

徐涛(1997), 男, 通信作者, 硕士, 研究方向为综合能源系统规划及优化运行, 545108459@qq.com;

贾庆山(1980), 男, 副教授, 博士, 研究方向为大规模复杂系统的优化控制理论与方法。

征 稿 启 事

《南方电网技术》是由中国南方电网公司主管、南方电网科学研究院有限责任公司主办的电力技术类科技期刊,向国内外公开发行人。刊登电力系统的科研、规划、设计、工程、生产运行、设备和系统维护等方面的成果、经验和动态,尤其是科研创新方面的论文。设有特约专稿、高压直流输电、高电压与绝缘、系统分析与运行、控制与保护、调度与通信、输变电技术、电力技术经济、智能电网、分布式电源与微电网、低碳电力等栏目。热烈欢迎国内外的电力研究人员、工程技术人员、大专院校师生踊跃投稿。

1 文稿要求

1) 文稿应未在其他刊物上发表过,译文稿件须附上原作者的书面许可证明。内容要有科学性、创新性和实用性;论点明确、数据可靠、说理严谨、数学推导简明;语言流畅、文字简练、层次分明、重点突出。

2) 学术论文请按 GB 7713—1987《科学技术报告、学位论文和学术论文的编写格式》书写,篇幅以版面不超过 9 000 字(包括图表所占篇幅)为宜。同时请写明如下 a, b, c, d, e 五项:

a) 作者署名(不宜超过 7 位)、作者单位、地址、电话、email 信箱和邮政编码;

b) 论文题目和作者单位英译文,作者姓名的汉语拼音;

c) 作者的简历,包括姓名、出生年、性别、籍贯、职称、学历、当前从事的研究或工作等项;

d) 350 字左右的中文摘要,3~8 个关键词,以及摘要和关键词相应的英文文本。摘要采用第三人称写法,内容包括论文的目的、方法、结果和结论;

e) 若为国家基金资助项目或部、省级重大科研攻关项目,需提供项目名称及编号。

2 书写格式

1) 要求文稿正文字号为 5 号,汉字字体为宋体,英数字体为 Times New Roman,希腊字体为 Symbol。文稿须采用可编辑的电子文档形式。

2) 计量单位采用国家法定计量单位和符号,不能用“大气压”、“kgf/cm²”、“卡”、“ppm”等已废除的计量单位。

3) 文中和公式中容易混淆的字符请注清文种(希文、英文、罗马字等)、大小写、上下标及上下标字母含义,表示矢量及矩阵的字符用黑斜体表示或特别注明。

4) 文稿标题中不宜用缩略词(化学符号和公知公用者除外);摘要和正文中的缩略词在第一次出现时都必须写出全称,后加括号附缩略词。

3 表格、插图及参考文献

1) 表格尽量采用“三线表”。表格的上方写表序和表名。表名应有自明性且中文、英文表名并列。表注放在表底,缩入 1 个汉字以“注:”起头排版。

2) 插图下方应有图序和图名。图名应有自明性且中英文图名并列。工程图、电气图和函数图采用 AutoCAD、

Adobe Illustrator 或 Corel DRAW 软件绘制,工程图和电气图要符合国家标准规定,函数图要标明曲线序号及其注释,坐标轴上要有标值、标目,注明物理量和单位;数码照片图具备 200 万总像素以上。

3) 图片和表格中的文字、变量、单位和数字要齐全、清晰。

4) 参考文献应选用公开发表的资料,按引用的先后次序列于文后,以[1]、[2]…标识序号,且与正文中的指示序号一致。按《信息与文献 参考文献著录规则,GB/T 7714—2015》和《中国学术期刊(光盘版)检索与评价数据规范,CAJ-CD B/T 1—2006 修订版试行稿》的要求著录文后参考文献。中文参考文献后要并列其英文译文(如示例[6]所示)。

文献类型及其标识为:普通图书[M];会议论文[C];报纸文章[N];期刊文章[J];学位论文[D];报告[R];标准[S];专利[P];汇编[G];档案[B];古籍[O];参考工具[K];其他未说明的文献类型,例如可公开的政府行政部门编号文件、行业或大公司的技术规范或工作手册[Z]。网上期刊[J/OL];网上电子公告[EB/OL]。电子文献尚需在载体标记后加上发表或更新日期(加圆括号)、引用日期(加方括号)和电子文献网址。

4 投稿

1) 请登录《南方电网技术》编辑部网站 <https://nfdwjs.csg.cn>,选择“作者登录”,登录或注册登录后选择投稿并按提示操作,登录方面出现问题请致电 020-36625646 咨询。

2) 投稿时务必附上联系电话(手机为佳)。

3) 编辑部不保证留存稿件,请作者自留底稿。稿件评审进程和结论可在《南方电网技术》编辑部网站上即时查询。作者也可致电 020-36625642、36625643 或发送电子邮件到 nfdwjs@csg.cn 向编辑部了解审稿情况。

4) 文章一经发表,编辑部便取得作者的自动授权,可将文章收录入本刊网站,及与本刊有合作关系的数据库。

参考文献著录格式示例:

- [1] 刘国钧,陈绍业,王凤翥.图书馆目录[M].北京:高等教育出版社,1957:15-18.
- [2] 钟文发.非线性规划在可燃毒物配置中的应用[C]//赵玮.运筹学的理论与应用——中国运筹学会第五届大会论文集.西安:西安电子科技大学出版社,1996:468-471.
- [3] 冯西桥.核反应堆压力管道与压力容器的 LBB 分析[R].北京:清华大学核能技术设计研究院,1997.
- [4] 中国国家标准化管理委员会.信息与文献 参考文献著录规则:GB/T 7714—2015[S].北京:中国标准出版社,2015.
- [5] 邓一刚.全智能节电器:200610171314.3[P].2006-12-13.
- [6] 陈祥.无线技术在现代电网管理中的应用与展望[J].南方电网技术,2009,3(6):85-89.
CHEN Xiang. Development of wireless technology in modern power grid management and its perspective [J]. Southern Power System Technology, 2009, 3(6): 85-89.
- [7] 王明亮.关于中国学术期刊标准化数据库系统工程的进展[EB/OL].(1998-08-16)[1998-10-04].<http://www.cajcd.edu.cn/pub/wml.txt/980810-2.html>.

《南方电网技术》编辑部