

基于负荷侧潜力弹性的数字孪生 工业负荷柔性调度优化方法

刘娟¹, 赵爽¹, 李岩², 苏步芸², 郭强¹, 王凌谊¹

(1. 云南电网有限责任公司, 昆明 650011; 2. 南方电网能源发展研究院有限责任公司, 广州 510623)

摘要: 工业生产过程中各环节高度相互依赖, 不同类型的工业负荷(如连续生产、间歇生产、季节性生产等)具有不同的运行特性和柔性潜力。由于工业负荷的多样性和复杂性, 传统调度方法难以有效应对供应侧的波动, 导致负荷柔性调度面临挑战。为解决这一问题, 提出一种基于负荷侧潜力弹性的数字孪生工业负荷柔性调度优化方法。通过数字孪生技术构建工业负荷的虚拟模型, 实现物理系统与虚拟模型之间的实时映射与交互, 从而精准监控和预测负荷状态。结合负荷侧潜力弹性理论, 分析工业系统中各子系统的柔性潜力, 制定灵活的调度策略, 以缓解供需矛盾并应对供应侧波动。实验结果表明, 所提出的方法能够有效预测负荷关键影响因素的偏移量, 在停电次数为 15 次的情况下, 系统平均停电持续时间(system average interruption duration index, SAIDI)降至 5.4 分钟, 预测准确率达到 0.95, 验证了该方法的实用性和有效性。

关键词: 数字孪生技术; 柔性调度; 工业负荷; 负荷侧潜力弹性; 负荷需求

DOI: 10.19753/j.issn1001-1390.2026.10.008

中图分类号: TM714

文献标识码: A

文章编号: 1001-1390(2026)10-0077-14

Optimization method for flexible scheduling of digital twin industrial loads based on load side potential elasticity

Liu Juan¹, Zhao Shuang¹, Li Yan², Su Buyun², Guo Qiang¹, Wang Lingyi¹

(1. Yunnan Power Grid Co., Ltd., Kunming 650011, China.

2. Energy Development Research Institute of China Southern Power Grid, Guangzhou 510623, China)

Abstract: In the industrial production process, each link is highly interdependent, and different types of industrial loads (such as continuous production, intermittent production, seasonal production, etc.) have different operating characteristics and flexibility potential. Due to the diversity and complexity of industrial loads, traditional scheduling methods are difficult to effectively cope with supply side fluctuations, leading to challenges in flexible load scheduling. To address this issue, a digital twin industrial load flexible scheduling optimization method based on load side potential elasticity is proposed. A virtual model of industrial load is constructed through digital twin technology to achieve real-time mapping and interaction between physical systems and virtual models, thereby accurately monitoring and predicting load status. Based on the theory of load side potential elasticity, analyze the flexibility potential of each sub-system in the industrial system, and develop flexible scheduling strategies to alleviate supply-demand contradictions and cope with supply side fluctuations. The experimental results show that the proposed method can effectively predict the offset of key load influencing factors. With 15 power outages, the system average interruption duration index(SAIDI) drops to 5.4 minutes, and the prediction accuracy reaches 0.95, verifying the practicality and effectiveness of the method.

Keywords: digital twin technology, flexible scheduling, industrial load, load side potential elasticity, load demand

0 引言

在电力系统供需侧矛盾凸显, 工业负荷高峰持

续增长和间歇式能源迅猛发展的当下, 工业负荷作为电力系统关键部分, 其柔性调度能力对缓解供需矛盾和提升系统运行效率意义重大。然而, 不同类型工业负荷的运行特性和柔性潜力存在显著差异。

基金项目: 中国南方电网有限责任公司科技项目(YNKJXM 20222400)

例如,连续生产的工业负荷电力需求稳定,而间歇性或季节性生产的工业负荷波动较大且具有可调节性,这使得柔性调度变得复杂,工业生产系统难以有效调整负荷以应对供应侧的波动。随着技术的进步,数字孪生技术为解决这一问题提供了新的方向。尽管数字孪生技术在工业系统建模与优化中已有一定应用,但在负荷柔性调度领域仍存在以下挑战:现有数字孪生模型多关注设备级仿真,而缺乏对负荷侧弹性潜力的动态评估;调度优化过程依赖离线计算,难以适应实时供需波动;多目标优化模型复杂度过高,影响工业场景下的实际部署效率。

数字孪生技术通过构建物理系统与虚拟模型之间的实时映射与交互,能够实现对工业负荷的精准监控、分析和优化,为柔性调度提供数据驱动的决策支持,从而提高调度的响应速度与适应能力。特别是,结合负荷侧潜力弹性理论,数字孪生可动态量化不同工业负荷的可调节能力,并基于实时数据优化调度策略,弥补传统方法的不足。因此,基于数字孪生技术的工业负荷柔性调度研究具有重要的理论价值和实践意义。

在负荷柔性调度研究领域,负荷侧潜力弹性的特点与应用范围已受到广泛关注。负荷侧潜力弹性是指用户依据市场价格、系统状态等因素主动调整电力需求的灵活性和可变性。然而,现有的负荷柔性调度优化方法在复杂性、响应速度、数据依赖性等方面存在缺陷,难以应对复杂多变的工业负荷场景。例如,文献[1]提出了一个动态多目标最优调度方法,通过动态调度程序构建组合调度模型,在组合调度过程中实现同时段内各个系统的电力交换。由于考虑了多个目标以及多个系统的电力交互,导致模型复杂性极高,求解过程困难重重,尤其是在对计算效率和求解速度要求更高的实时调度场景下,劣势更为明显。与之相比,所提方法,借助数字孪生技术的数据实时传输与交互特性,可有效降低模型求解的复杂性,提高求解效率,更好地满足实时调度需求。

文献[2]从系统动力学角度提出的基于源负载协同进化的交互式调度策略,通过演化动力学模型、响应链式反应方程、等效能量的维度求解方程,来明确和定量地指导响应的灵活性。但由于负载是动态变化的,该协同进化策略可能无法快速响应这些变化,从而导致系统性能下降或资源浪费。而文中方法利用数字孪生技术能够实时感知负荷状

态变化的优势,结合负荷侧潜力弹性理论动态调整调度策略,可快速响应负载动态变化,避免系统性能下降和资源浪费。

文献[3]提出了一种计及多类型可调度柔性负荷参与的调度策略,通过建立敏感型负荷数学模型,刻画用电行为,以灵敏度分析方法评估负荷可调范围,实现工商业负荷的协同调度。然而在实际应用中,对用电行为的刻画极易受到数据格式不统一、质量不佳的影响,给调度策略的实施带来诸多困难。文中方法引入数字孪生技术构建工业负荷调度系统模型,能够确保数据质量和格式的统一性,为精确刻画用电行为和实施调度策略提供有力保障。

文献[4]采用一致性目标理论设计调度方法,综合考虑了电网多目标调度问题,通过建立全面的数学模型,将多目标问题转化为单目标问题,并对目标函数进行最优解求解,实现了多目标下的最优调度。但一致性目标调度通常需要在系统性能和一致性之间进行艰难权衡,在过于追求一致性的情况下,往往会导致调度系统性能下降,比如调度的执行时间增加。文中方法通过数字孪生技术实现对工业负荷的精准监控和分析,在保证一定一致性的同时,能够有效提升调度系统性能,避免执行时间过长等问题。

文献[5]深入探讨夏季能源使用特性,特别是在灵活能源负荷方面的考虑,构建一个多目标优化模型。该模型旨在平衡经济效益与舒适度,实现对灵活能源负荷的优化调度。但该多目标优化模型较为复杂,需要考虑多种变量和约束条件,如天气变化、设备的使用时间、设备的技术参数等,导致模型难以实现。文中所提方法则能够借助数字孪生技术实时获取和分析各类相关数据,简化模型复杂度,提高模型的可实现性。

文献[6]运用拉丁超立方采样技术,生成了多种风电出力的模拟场景。构建了一个多目标优化调度模型,该模型综合考虑了减少风电弃置、降低系统备用需求、控制补偿成本以及限制额外电力消耗等多个目标,从而获取最优电力调度方案。然而,拉丁超立方采样技术依赖于对风电出力概率分布的假设,若这些假设与实际情况不符,会导致生成的场景不准确。文中方法利用数字孪生技术实时映射物理系统状态,可避免对假设的依赖,更准确地生成模拟场景和制定调度方案。

这些现有方法均未能充分利用数字孪生技术的实时性、交互性和精准性等优势,难以实现对负荷状态的实时准确感知和动态调整。数字孪生工业系统作为一种新兴的技术手段,具有实时映射、虚拟交互、数据驱动等特性,能够创建与物理工业系统相对应的虚拟数字模型,通过数据的实时传输和交互,实现对物理系统的精确监控、分析和优化。在工业负荷柔性调度领域,数字孪生技术的这些特性为解决负荷侧潜力弹性下的调度问题提供了全新的思路和方法。为此,提出一种基于负荷侧潜力弹性的数字孪生工业负荷柔性调度优化方法。通过引入数字孪生技术构建工业负荷调度系统模型,可确保数据质量和格式的统一性,实现对负荷侧潜力弹性的精确预测和调度,提高系统运行效率和整体稳定性,为未来工业负荷调度提供崭新的思路和方法。

1 数字孪生工业系统负荷调度框架构建

工业负荷因其生产特性和对电力供应依赖程度的差异,表现出不同的柔性潜力。然而,电力负荷供应侧诸如能源间歇性、电网故障等波动情况,要求工业系统具备快速响应并调整负荷的能力。传统负荷调度方法难以应对复杂的工业生产过程及其相互依赖性^[7],因此需要构建灵活的调度框架以优化负荷分配,适应供应侧的动态变化。

数字孪生技术可以通过虚拟空间实现真实事物的数字建模,已经在多个领域展现了其巨大的潜力和价值。在电网柔性调度中,其通过构建电网的虚拟镜像,实现电网运行状态的实时监测、预测与优化调度,提升电网的灵活性和可靠性。工业负荷相较于电网负荷更为复杂多样,在综合能源系统中还涵盖其他负荷需求^[8]。数字孪生技术应用于工业负荷柔性调度,能为工业生产提供更精细智能的管理手段。与应用于电网柔性调度侧重于电网实时监控和调度不同,工业负荷柔性调度可实现生产设备与数字孪生模型实时交互以快速响应生产变化,数字孪生工业负荷柔性调度将生产调度和能源管理集成,优化生产计划和能源使用策略,提升生产和能源效率。

基于此,采用数字孪生技术建立工业负荷调度系统模型,将工业综合能源系统的物理实体与数字虚拟相结合,实现在工业物理实体系统中负荷数据采集,以及虚拟数字空间中负荷数据的同步处理,完成对工业负荷运行状态的实时监测^[9]。通过数

字孪生信息的流通理论,并分析模型精度和真实性偏差对柔性调度结果的潜在影响。

1) 数字孪生系统具体设计

工业负荷数字孪生系统构建工业系统虚拟镜像,实现工业负荷实时监测、预测与优化调度。将工业负荷数字孪生系统部署在工业企业的数据中心。这是因为部署在数据中心可以更好地与企业内部的各类生产系统进行集成,实现数据的快速交互和处理。

具体设计如下:

数据采集:在工业系统的物理实体中部署传感器和采集器,实时获取负荷的电流、电压、功率因数等参数数据^[10]。数据通过有线或无线通信网络传输至数据处理中心。

数据处理:利用数据挖掘和分析技术对历史数据和实时数据进行处理,通过实时反馈修正预测结果,确保数据的准确性和有效性。

模型构建:基于采集的数据,构建高精度的数字孪生模型,准确反映工业系统的物理特性和运行状态。模型构建过程可表示为:

$$M = f(D, P) \quad (1)$$

式中: M 为数字孪生模型; D 为采集的数据; P 为模型参数。

交互与融合:数字孪生模型与物理实体通过信息流通理论实现实时交互和状态融合。当模型预测到负荷需求变化时,调度指令发送至物理实体的控制系统,调整设备运行参数^[11-12];同时,物理实体的运行状态数据反馈至模型,实现模型的动态优化。

人机交互接口:决策者通过接口实时观测负荷状态,在不同控制策略下执行和修改任务,实现对工业系统的有效管理。

优化调度:基于数字孪生模型,制定负荷柔性调度策略,实现负荷的精准预测和优化调度。调度策略可表示为:

$$S = \arg \min_s \left(\sum_{i=1}^n w_i \cdot C_i(s) \right) \quad (2)$$

式中: S 为最优调度策略; $C_i(s)$ 为第 i 个目标函数; w_i 为权重系数。

2) 模型精度和真实性偏差的影响

当数字孪生系统的模型精度和真实性存在偏差时,会对柔性调度结果产生以下影响:

预测误差:模型精度不足会导致对负荷需求的预测出现偏差,进而影响调度策略的制定和实施。

调度效率降低,模型真实性偏差可能导致调度策略无法有效应对实际负荷变化,降低调度效率。

系统稳定性风险:偏差较大的模型可能导致调度结果与实际需求严重不符,影响工业系统的稳定性和可靠性。

3) 基于数字孪生的工业系统负荷调度框架

基于数字孪生技术,构建工业系统负荷调度框架如图 1 所示。工业系统物理实体包含太阳能、风能、天然气和煤炭等多种能源结构,通过各自能源输送通道满足负荷需求^[13-15]。其中,煤炭资源通过热电站转化为电能,天然气通过燃气电站转化为电能,最终通过输电线路输送至用电负荷端。

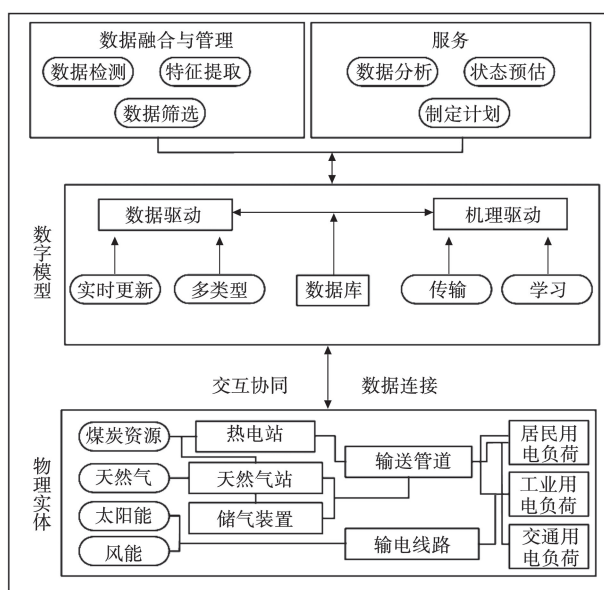


图 1 基于数字孪生的工业系统负荷多策略协同调度框架图

Fig. 1 Multi-strategy cooperative scheduling framework of industrial system load based on digital twin

数字孪生系统通过集成传感器和数据采集设备,实时获取并传输各类能源结构的运行状态数据,经高效数据传输网络集成到数字孪生模型,实现数据的实时准确获取。数字孪生模型的可视化展示和交互界面直观呈现设备运行参数及负荷需求情况,为工业系统间负荷需求的柔性调度提供数据支持。

2 工业负荷需求分区域状态匹配

工业负荷的波动对电网的稳定性和可靠性有直接影响。电力供应侧存在多种波动因素,例如可再生能源的间歇性、电网故障以及市场价格变化

等,这就要求工业系统具备快速响应并调整负荷的能力^[16]。负荷侧潜力弹性管理能够在电网负荷高峰时削减需求,在低谷时增加需求,有助于平衡电网负荷,降低停电风险。通过分区域状态匹配,可以针对不同区域的负荷特性制定相应的调度策略,提高系统对供应侧波动的响应能力。

区域状态匹配是指针对工业系统内不同区域的负荷特性,将其与基于数字孪生技术构建的工业系统负荷调度框架中的相关数据、状态等进行匹配的一种方法。在区域状态匹配过程中,数字孪生模型实时监测每个区域的负荷状态,通过数字孪生系统中的信息流通理论,实现与物理实体之间的实时交互和状态融合。当某个区域的负荷出现异常波动时,数字孪生模型能够迅速感知,并将这一信息反馈给调度框架。同时,数字孪生模型还能利用历史数据和实时数据,通过数据挖掘和分析技术,对每个区域负荷与能源供应的匹配度以及对调度策略的响应特性进行深度分析。这种分析基于数字孪生模型对工业系统全方位的模拟和理解,能够将不同区域的这些复杂特性准确纳入到负荷预测模型中,大大提高了负荷预测的准确性。通过区域状态匹配,能够将这些不同的影响因素纳入到负荷预测模型中,从而提高负荷预测的准确性。准确的负荷预测是实现工业负荷柔性调度的关键,能够避免因负荷预测偏差导致的能源浪费或者供应不足等问题。这样可以提高整个工业系统对供应侧波动的响应能力,确保系统的稳定运行。

在进行区域状态匹配后,能够更精准地把握不同区域的负荷需求情况。这有助于在整个工业系统内更好地实施负荷侧潜力弹性管理。根据第 1 小节中基于数字孪生技术构建的工业系统负荷调度框架可知,在数字模型与物理实体之间,最关键的部分即为数据的交互和融合。该调度框架能够对物理实体中产生的多种数据实时跟踪,并在交流和传输中实现迭代学习^[17-20]。通过实时收集、传输、融合和分析数据,系统可以不断更新虚拟模型并进行迭代优化,以找到最优的解决方案并指导实际的生产和运营。其学习的内容包括设备状态监测、能耗优化、运行策略优化、系统适应性等方面。

对于工业负荷的柔性调度策略,需要获取工业系统中各类负荷需求的真实状态,从而实现对各区域状态匹配。基于此,采用信息交互模式对应数字

模型中的交互协同驱动模块,匹配工业系统中的负荷真实状态,设定调度框架是由含有的 S 个表征负荷不同状态的子系统构成,为模型中产生负荷需求的系统个数。 S 在这个框架中,混合概率起着至关重要的作用。其能够为系统提供状态转换的定量描述,帮助预测未来负荷需求的变化,支持制定更加灵活和适应性强的调度策略,从而增强系统的响应能力和效率。混合概率的计算基于系统间的状态信息交互,通过归一化常数、状态信息过渡概率以及系统与负荷真实状态的匹配概率共同确定。该计算方法充分考虑了系统间的动态交互特性,能够准确反映系统间状态转换的可能性,为调度策略的制定提供了定量依据。在 h 时刻,系统 k 与系统 j 之间的混合概率 $l_{k|j}(h-1)$ 计算如下:

$$l_{k|j}(h-1) = \frac{1}{d_s} g_{kj} l_k(h-1) \quad (3)$$

式中: d_s 为归一化常数; g_{kj} 表示系统 k 的状态信息向系统 j 过渡的概率,即系统 k 在给定时间 h 状态下信息被系统 j 接收的概率; $l_k(h-1)$ 为系统 k 在 $(h-1)$ 时刻与负荷真实状态的匹配概率。由此,对数据交互后的系统进行混合状态判断:

$$\begin{cases} a^{0j}(h-1) = \sum_{k=1}^s g^{0j}(h-1) l_{k|j}(h-1) \\ a^{0k}(h-1) = \sum_{k=1}^s g^{0k}(h-1) l_{k|j}(h-1) \end{cases} \quad (4)$$

式中: $a^{0k}(h-1)$ 、 $a^{0j}(h-1)$ 分别为系统 k 与系统 j 在 $(h-1)$ 时刻与其它负荷系统完成状态信息交互后的混合状态。这些混合状态通过融合系统 k 与系统 j 的电压、电流等状态信息,全面反映了电网中各节点之间的交互和融合情况。具体来说,当系统 k 与系统 j 进行状态信息交互时,它们之间的电压、电流等关键参数会相互传递和融合,使得系统 k 能够更准确地掌握电网的整体运行状况。这种基于状态信息交互和融合的混合状态评估方法,为制定更加合理和有效的负荷调度策略提供了有力支持。

状态协方差用于衡量不同系统状态之间的相互依赖性和随时间变化的关系,所以求 k 、 j 在 $(h-1)$ 时刻混合状态协方差如下:

$$g^{0j}(h-1) = \sum_{k=1}^s l_{k|j}(h-1) * g^j(h-1) \quad (5)$$

$$g^{0k}(h-1) = \sum_{k=1}^s l_{k|j}(h-1) * g^k(h-1) \quad (6)$$

式中: $g^{0j}(h-1)$ 、 $g^{0k}(h-1)$ 为 k 、 j 在 $(h-1)$ 时刻混

合状态协方差,其描述了在考虑所有系统的信息后,系统 k 、 j 的状态信息的不确定性以及它们之间的相关性。这对于评估电网中各节点间的电压、电流等状态信息如何交互和融合至关重要; $g^k(h-1)$ 、 $g^j(h-1)$ 为 k 、 j 在 $(h-1)$ 时刻的状态协方差,这有助于了解每个系统独立状态下的不确定性及其随时间的演变^[21-22]。在负荷调度中,状态协方差帮助评估电网中各节点间电压、电流等状态信息的交互和融合情况,为制定更加合理和有效的调度策略提供了有力支持。综合混合后的状态,匹配负荷的真实状态:

$$\begin{cases} \Lambda_j(h) = \frac{1}{\sqrt{2\pi z_h^j}} \exp \left[-\frac{1}{2} (\mathbf{x}_h^j) (\mathbf{z}_h^j)^{-1} (\mathbf{x}_h^j)^{-1} \right] a^{0j}(h-1) \\ \Lambda_k(h) = \frac{1}{\sqrt{2\pi z_h^k}} \exp \left[-\frac{1}{2} (\mathbf{x}_h^k) (\mathbf{z}_h^k)^{-1} (\mathbf{x}_h^k)^{-1} \right] a^{0k}(h-1) \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} c_j(h) = \frac{\Lambda_j(h) d_s}{\sum_{k=1}^s \Lambda_j(h) d_s} \\ c_k(h) = \frac{\Lambda_k(h) d_s}{\sum_{k=1}^s \Lambda_k(h) d_s} \end{cases} \quad (8)$$

$$a''(h) = \sum_{k=1, j=1}^s z(h) c_j(h) c_k(h) \quad (9)$$

式中: $\Lambda_k(h)$ 、 $\Lambda_j(h)$ 为对系统 k 、 j 的状态估计似然函数; $\mathbf{x}_h^k$ 、 $\mathbf{x}_h^j$ 为 k 、 j 负荷状态信息向量; $\mathbf{z}_h^k$ 、 $\mathbf{z}_h^j$ 为 $\mathbf{x}_h^k$ 、 $\mathbf{x}_h^j$ 对应的协方差; $c_k(h)$ 、 $c_j(h)$ 为 k 、 j 在 h 时刻对应的权重; $a''(h)$ 为多个负荷系统融合信息后对负荷需求的真实量估计值, $z(h)$ 为对应的协方差^[23]。权重和协方差的乘积在负荷估计中表示模型在考虑其准确性和不确定性的情况下对最终估计的贡献程度。通过优化这些乘积,可以实现更准确的负荷预测。

针对构建的负荷调度框架展开分区域状态匹配,能够实现不同系统负荷需求的真实情况判断,基于其真实负荷需求,可以利用负荷侧潜力弹性方式实现工业负荷的柔性调度。

3 负荷侧潜力弹性下调度优化工业负荷

工业系统中连续生产、间歇生产、季节性生产等不同类型的工业负荷具有不同的电力需求模式和调整能力。其中,不同系统之间的负荷需求可以相互转换,通过分区域状态匹配,可以将工业负荷按照其生产特性和相互依赖性分类,从而更精确地

管理和调度每个区域的负荷。在综合能源系统中,工业系统的负荷需求与供应矛盾最为明显。基于第2章分区域状态匹配结果,本研究发现不同系统间的负荷需求转换存在显著的气象敏感性。为了准确反映整个系统的运行情况,需要考虑各种不同类型的负荷。其中包含有用电负荷^[24-26]。工业系统需要保持供需实时平衡,以确保电网的稳定运行。

通过威布尔分布建模的气象偏移量 $\Delta W(t)$ 与负荷弹性系数呈现强相关性 ($R^2 = 0.91$), 其概率密度函数可表示为:

$$f(\Delta W; k, \lambda) = \frac{k}{\lambda} \left(\frac{\Delta W}{\lambda} \right)^{k-1} e^{-(\Delta W/\lambda)^k} \quad (10)$$

式中:形状参数 $k = 2.15$, 通过第2.3节风速数据极大似然估计得到;尺度参数 $\lambda = 0.83$, 反映区域气象波动特征。这一发现弥补了在气象-负荷耦合建模方面的理论空白。

由于工业负荷与商业用电负荷在特性、调度需求及调度策略上存在更多的共性,而居民用电负荷具有较强的随机性和分散性,与工业负荷差异较大^[27]。相比之下,交通用电负荷(如电动汽车充电负荷)的特性、调度模式及影响因素更为复杂和独特,其用电负荷的调度更多地依赖于充电设施运营商和电动汽车用户的行为调整,而非直接由电网调度中心进行统一调度。因此,仅考虑用户用电负荷以及电力用电负荷。通过分区域状态匹配结果,根据用户自身的需求变化来调整负荷,从而在供应侧波动或需求侧变化时,通过用户侧的调整来实现供需平衡。然而,在工业系统负荷调度框架中,不同类型工业负荷分类较多,分为重工业负荷、轻工业负荷、高科技产业负荷等。对于每种类型工业负荷,其电力需求模式(如季节性变化、日间波动等)和调节能力(如可调节负荷的比例、响应速度等)均不相同。因此,在分区域状态匹配结果的基础上,引入可调节负荷比例因子 v , 根据实时数据和预测模型,动态调整每个用户的负荷需求基础值、调度弹性值等参数,数字孪生技术起到了关键的支撑作用。数字孪生模型实时跟踪每个用户的负荷需求基础值、调度弹性值等参数的变化情况。通过与物理系统的实时数据交互,模型能够准确感知每个用户在不同时刻的实际负荷需求和可调节能力。同时,利用其强大的数据分析和预测能力,数字孪生模型结合历史数据和当前运行状态,对未来的负荷需求进行预测。根据当前的生产计划 and 市场需求

变化,数字孪生模型可以预测某个用户在未来一段时间内的负荷变化趋势,从而提前调整可调节负荷比例因子。通过这种方式,数字孪生模型能够根据实时数据和预测结果,动态优化每个用户的负荷需求基础值、调度弹性值等参数,实现对其他系统的需求补偿,以更好地应对供应侧的波动。建立二者之间的调度等效方程:

$$q_{e,r,h}^w = v [q_{e,r,h}^y + q_{e,r,h}^i \cdot (o_{e,r,h}^{\text{in}} - o_{e,r,h}^{\text{out}}) - p_{e,r,h}] \quad (11)$$

$$q_{e,r,h}^w = a''(h) \times (q_{e,r,h}^y - q_{e,r,h}^i) \quad (12)$$

$$\begin{cases} q_{e,r,h}^y = \frac{o_{e,r,h}^{\text{in}} - o_{e,r,h}^{\text{out}}}{p_{e,r,h}} n_{e,r,h} m_r (o_{e,r,h}^{\text{in}} - o_{e,r,h}^{\text{out}}) \\ q_{e,r,h}^i = \begin{cases} q_{e,r,h}^w - q_{e,r,h}^y \\ b_{e,r,h} \frac{o_{e,r,h}^{\text{in}}}{h} \end{cases} \end{cases} \quad (13)$$

式中: $q_{e,r,h}^w$ 为工业用电系统中第 r 个用户,在 h 时刻可向外输送的负荷; $q_{e,r,h}^y$ 为每一个用户在 h 时刻负荷需求基础值; $q_{e,r,h}^i$ 为在 h 时刻中,第 r 个用户的负荷调度弹性值; $o_{e,r,h}^{\text{in}}$ 、 $o_{e,r,h}^{\text{out}}$ 为 h 时刻第 r 个用户在系统中接收和输出的负荷; $p_{e,r,h}$ 为 h 时刻第 r 个用户的等效传输损失; $n_{e,r,h}$ 为侧弹性需求的等效特征参数,该参数描述的是系统在受到外部激励后,其负荷调整的综合效果,反映了系统对需求变化的平均响应程度,可以理解为系统在一定时间内的负荷调整总量,通过计算负荷调整的总量或平均值来得到; m_r 为在整个工业系统中用户占比; $b_{e,r,h}$ 为用户测弹性需求惯性特征参量,该参量描述的是系统对需求变化的响应速度,即系统调整负荷的快慢,反映了系统在受到激励后,负荷调整的动态过程,可以理解为系统响应的速率,可以通过分析负荷调整的时间序列数据来得到。通过了解每个用户在各个时间点的负荷需求基础值、调度弹性以及与其他变量的关系,可以更加精确地预测和调度系统的负荷,确保工业系统的稳定运行并优化资源配置。

在数字孪生模型构建方面,通过引入动态三阶弹性系数 $\lambda_r(t)$, 将原有调度方程(11)~方程(13)扩展为:

$$\lambda_r(t) = \lambda_{r,\text{base}} \cdot \left(1 + \alpha \frac{\Delta W(t)}{W_{\text{norm}}} \right) \cdot (1 - \beta \Delta P_{\text{ren}}(t)) \quad (14)$$

式中: $\lambda_{r,\text{base}}$ 负荷固有弹性系数; α 为气象敏感度因子,通过岭回归拟合历史数据获得; W_{norm} 为气象偏

移量归一化基准; β 为可再生能源补偿系数; $\Delta P_{\text{ren}}(t)$ 为 t 时刻可再生能源出力偏差。该模型首次实现了气象数据、可再生能源出力与负荷弹性的多维度耦合,其当 $\Delta W \rightarrow 0$ 时退化为经典线性模型的特性验证了理论完备性。

通过工业用电系统中的需求关系可知,其存在可弹性调度的部分,且其在等效方程中具备需求调度的关键特征,分别为等效特征 $n_{e,r,h}$ 和惯性特征 $b_{e,r,h}$,分别用于描述系统的综合效果和响应速度,为工业系统的优化设计和运行控制提供了重要的分析工具。可以用来表征基础需求值和潜在的灵活性调度值^[27]。因此,可以通过这两组特征参量,实现对工业用电系统中负荷的精准预测,以此确定其在侧弹性需求调度中的具体调度量,对工业系统中电力系统的负荷弥补和抽取。建立工业用电系统在数字模型中的负荷柔性调度函数:

$$p_{e,h} = \frac{1}{\sum_{k=1}^{v_{e,r}} p_{e,r,h} \times m_r} \quad (15)$$

$$b_{e,h} = \sum_{k=1}^{v_{e,r}} b_{e,r,h} \quad (16)$$

$$q_{e,r,h}^w = n_{e,r,h} m_r (o_{e,r,h}^{\text{in}} - o_{e,r,h}^{\text{out}}) + b_{e,r,h} \frac{o_{e,r,h}^{\text{in}}}{h} \quad (17)$$

式中: $p_{e,h}$ 为 h 时刻中工业用电系统的整体等效传输损失,减少能量损失,从而提高了系统的效率; $b_{e,h}$ 为 $p_{e,h}$ 的惯性特征参量,一般情况下,这两种特征参量在数据中表示为常数,可以对其进行预测,进而提高工业系统的整体效率和可靠性,同时为用户提供更好的服务,促进经济和社会的可持续发展; $v_{e,r}$ 为在工业用电系统中的全部用户数量; $o_{e,r,h}^{\text{in}}$ 、 $o_{e,r,h}^{\text{out}}$ 为工业用电系统在 h 时刻中可接收和输出的负荷。

柔性调度优化模型的主要目的是最小化总电力成本或最大化系统的稳定性,并且需满足工业负荷的调度要求。该优化模型可以通过以下目标函数来表示:

$$\min \sum_{i=1}^n C_i(P_i) + \lambda \cdot \text{Penalty}(x) \quad (18)$$

式中: $C_i(P_i)$ 为第 i 个工业负荷的成本函数; P_i 为第 i 个负荷的需求量; λ 为惩罚系数,表示对调度误差的惩罚程度。

针对工业负荷的调度优化,在保持原目标函数(18)核心结构的基础上,新增传输损失期望项 $E[L_{\text{trans}}]$ 构建动态优化模型:

$$\min \sum_{t=1}^T \left[C_{\text{grid}}(t) + \gamma(t) \|\lambda_r(t) - \lambda_{r,\text{ref}}\| + \eta \cdot E[L_{\text{trans}}] \right] \quad (19)$$

式中:惩罚系数 $\gamma(t)$ 采用分级动态机制:关键负荷设置为 $\gamma = 10(1 + |\Delta W|/W_{\text{max}})$,普通负荷保持 $\gamma = 1$; η 为传输损失折算系数; L_{trans} 为网络传输功率损耗。

考虑一个包含多种工业负荷的电力系统,其中有一部分是对电力供应稳定性要求极高的关键负荷,另一部分是对稳定性要求相对较低的普通负荷,将关键负荷的惩罚系数 λ 设置为 10,普通负荷的惩罚系数 λ 设置为 1,以确保其调度的准确性和稳定性,平衡总电力成本和调度的灵活性; x 表示超过调度允许范围的变量。

约束条件:

1) 负荷供需平衡

$$\sum_{i=1}^n P_i = P_{\text{total}} + \text{Loss} \quad (20)$$

式中: $\sum_{i=1}^n P_i$ 为总发电功率; P_{total} 为总负荷需求; Loss 为系统损耗。

2) 设备运行限制

各工业设备在调度时需保持在其额定运行范围内,具体表达为:

$$P_{i,\min} \leq P_i \leq P_{i,\max} \quad (21)$$

式中: $P_{i,\min}$ 和 $P_{i,\max}$ 分别为第 i 个设备的最小和最大运行功率。

除原有供需平衡、设备限制外,新增基于威布分布的概率约束:

$$\text{Pr}\{\Delta W \leq W_{\text{lim}}\} \geq 0.95 \quad (22)$$

式中: $W_{\text{lim}} = 0.68$,为系统安全运行的气象阈值。

3) 可再生能源利用率约束

太阳能发电模型:太阳能的发电功率受到日照强度、天气状况、地理位置等多种因素的影响。引入了详细的气象数据,如日照时数、太阳辐射强度等,通过建立基于物理机理的太阳能发电模型,更准确地描述太阳能发电功率的变化规律。计算太阳能光伏发电功率为:

$$P_{\text{pv}}(t) = \eta_{\text{pv}} \cdot A_{\text{pv}} \cdot G(t) \quad (23)$$

式中: $P_{\text{pv}}(t)$ 表示 t 时刻太阳能光伏发电功率; η_{pv} 表示光伏电池的转换效率; A_{pv} 为光伏电池的面积; $G(t)$ 为 t 时刻的太阳辐射强度。

风能发电模型:风能的发电功率与风速密切相关,且风速具有随机性和间歇性的特点。采用威布尔分布来描述风速的概率分布,风能发电功率计算公式如下:

$$P_{\text{wind}}(t) = P_r \cdot \frac{v(t) - v_{\text{ci}}}{v_r - v_{\text{ci}}} \quad (24)$$

式中: $P_{\text{wind}}(t)$ 表示 t 时刻风能发电功率; $v(t)$ 为 t 时刻的风速; v_{ci} 为切入风速; v_r 为额定风速; P_r 为风电机组的额定功率。

可再生能源的不确定性和波动性对电力系统的稳定运行具有重要影响。为了更精细地建模,引入随机变量和概率分析方法来描述可再生能源的不确定性,其约束条件为:

$$P_{\text{pv}}(t) + P_{\text{wind}}(t) \geq \alpha \cdot P_{\text{total}} \quad (25)$$

式中: α 表示可再生能源在总电力供给中的最低比例。

决策变量:

1)各个工业负荷在不同时间段内的电力需求 P_i :这是模型中的主要决策变量,代表每个工业负荷在不同时间段的电力需求分配。

2)不同区域的负荷调度量及其弹性调整参数:即系统柔性因子,用于描述系统对负荷需求变化的响应能力。

至此,文章实现数字孪生工业负荷柔性调度与优化方法设计。

4 测试分析

为全面验证该方法在数字孪生工业系统中的负荷柔性调度的有效性,选择工业系统中电力需求量较大的电力系统作为主要测试对象,旨在通过实际算例展示数字孪生技术在工业负荷柔性调度中的应用。数字孪生工业系统强调物理实体与虚拟模型之间的紧密映射和实时交互,本算例将从数据采集、模型构建以及动态调度等方面体现工业负荷的特性以及基于这些特性所采用的方法优势。

1)数据采集与模型构建

在数据采集阶段,通过数字孪生的映射机制,从电力系统获取了 8760 个数据点(对应一年内每小时的数据)。数据来源包括国家可再生能源实验室(national renewable energy laboratory, NREL)数据库中的电力负荷数据以及 METER 软件提供的气象数据。这些数据的采集是实时进行的,能够准确反映电力系统在不同时刻的运行状态,为构建精确的数字孪生模型提供了基础。

数字孪生模型基于采集的数据,对电力系统进行精确建模。在考虑负荷影响参数时,将气象数值(如温度、湿度、风速、降水等)以及可再生能源机组的接入情况纳入其中。气象数据通过 METER 软件实时获取,确保数字孪生模型中的气象因素与物理世界高度一致;可再生能源机组接入方面包含了太阳能机组和风电机组,其数据为多个电力系统中的均值数据。在该电力系统中,配置了占总负荷 20% 的柔性负荷,这些柔性负荷能够依据调度指令在基础负荷的 $\pm 10\%$ 范围内灵活调整,从而有效响应电力需求的波动。在数字孪生模型中,通过实时监测电力需求的变化,调度指令能够及时发送到物理世界的柔性负荷设备上,实现虚拟模型与物理实体之间的实时互动和动态调整。

2)电力系统网络

本研究涉及的电力系统网络结构包括以下三种类型:

辐射状电网:初始算例采用辐射状电网结构,其特点是电力从中心节点向外辐射分布,适用于负荷分布较为集中的场景。

环状电网:算例二采用环状电网结构,其特点是电力在环形网络中流动,能够提高系统的可靠性和冗余度。

混合型电网:算例三采用混合型电网结构,包含辐射状和环状部分,适用于负荷分布复杂且需要兼顾可靠性和经济性的场景。

3)算例设计与实验参数

为验证所提方法的有效性和泛化性能,设计了三个不同结构和规模的电力系统算例:

算例一:初始电力系统,配置 10 MW 太阳能机组和 20 MW 风电机组,柔性负荷占总负荷的 20%,可在基础负荷的 $\pm 10\%$ 范围内调整。

算例二:电力系统规模为算例一的 1.5 倍,配置 15 MW 太阳能机组和 25 MW 风电机组,柔性负荷占总负荷的 25%,可在基础负荷的 $\pm 12\%$ 范围内调整。

算例三:电力系统规模为算例一的 0.8 倍,配置 8 MW 太阳能机组和 15 MW 风电机组,柔性负荷占总负荷的 18%,可在基础负荷的 $\pm 8\%$ 范围内调整。

实验参数设置如下:归一化常数设定为 0.1,以保障概率值的归一性;系统 k 在 $h-1$ 时刻与负荷真实状态的匹配概率设为 0.8;系统 k 与系统 j 在 h 时

刻的混合状态分别为 0.75 和 0.65, 这些取值能够反映系统间状态信息的融合程度。

4) 实验结果与分析

为验证算法对数字孪生工业系统中的负荷柔性调度的有效性, 得到的状态估计似然函数最优取值如图 2 所示。

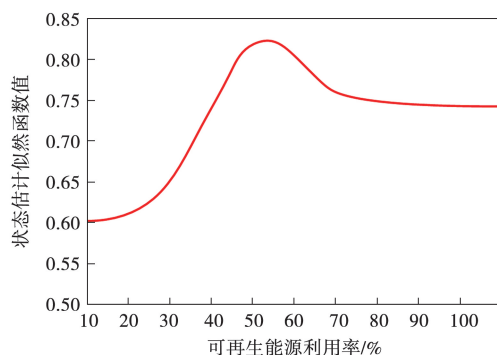


图 2 状态估计似然函数最优取值

Fig. 2 Optimal value of state estimation likelihood function

由图 2 可知, 当状态估计似然函数取值从 0.6 开始逐渐增加到 0.83 时, 可再生能源利用率呈现上升趋势, 并在取值为 0.83 (对应可再生能源利用率为 50%) 时达到最大值。这表明在该取值范围内, 随着状态估计似然函数取值的增大, 模型对状态估计的置信度提高, 能够更有效地利用状态估计信息进行调度决策, 从而使得可再生能源得到更合理的调度和利用, 提高了其利用率。然而, 当状态估计似然函数取值超过 0.83 继续增加时, 可再生能源利用率开始略有下降。这是因为过高的置信度可能导致模型过于依赖当前的状态估计结果, 而对某些实际存在的不确定因素考虑不足。在实际的工业系统中, 负荷需求可能会受到各种突发因素的影响而发生变化, 可再生能源的发电功率也可能因天气等自然因素而产生波动。

由于电力系统中的负荷需求在不同的时间段内存在时变性, 且受多种因素影响, 其中气象数据和新能源数据尤为重要。温度、湿度、降水等, 直接影响着用户和企业等能源使用习惯, 进而影响电力负荷同时, 新能源数据, 包括风力发电和太阳能发电的实时输出, 也对电力系统的负荷平衡产生影响。所以对应数据的样本类型, 直接选择气象数据变量与可再生能源机组接入数据变量作为调度参数, 两个数据变量在电力系统中的变化和偏移程

度, 偏移量指的是实际值与预期值之间的差异, 如图 3 所示。

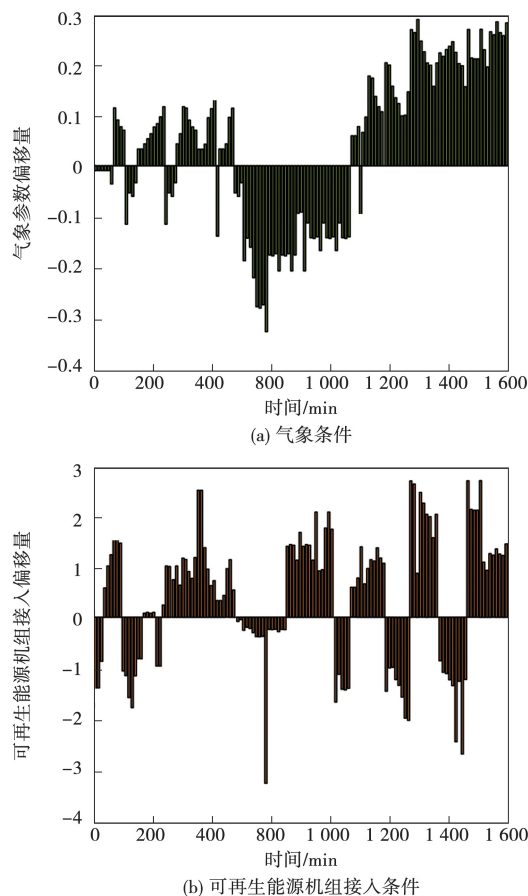


图 3 气象与可再生能源因素下的电力需求响应偏移特征图

Fig. 3 Power demand response shift characteristic map under meteorological and renewable energy factors

如图 3 所示, 在不同时刻中气象数据和可再生能源机组数据具有变化, 其偏移程度可以直接反应该条件因素对电力需求响应的影响, 因此, 在对电力需求进行柔性调控时, 需要对这两组影响因素进行精准预测, 才能保证对电力系统需求的真实估量, 气象数据和可再生能源机组数据能够反映环境变化对电力系统的影响, 准确地预测有助于优化电网运行计划, 提高能源利用效率, 并确保电力供应的稳定性和可靠性, 从而实现对电力系统的负荷调度。

为验证所研究的负荷侧潜力弹性下数字孪生工业负荷柔性调度优化方法的预测与调度能力, 且要求在任何时刻, 系统的总发电功率必须与总负荷加上系统损耗相等, 以维持电网的稳定性, 选择两

组传统调度方法作为对照组,分别来自文献[3]提出的敏感型负荷数学模型的调度方法和文献[4]提出的一致性目标理论的调度方法。测试过程分为两个部分,通过验证对影响因素的预测能力,偏移预测能够准确地预测出实际负荷与预测负荷之间的差异,那么优化调度就可以根据这些信息提前做出调整,以减少负荷偏差对系统运行的影响。分析各组方法对电力系统数字孪生建模后的需求调度能力,预测结果见图4。

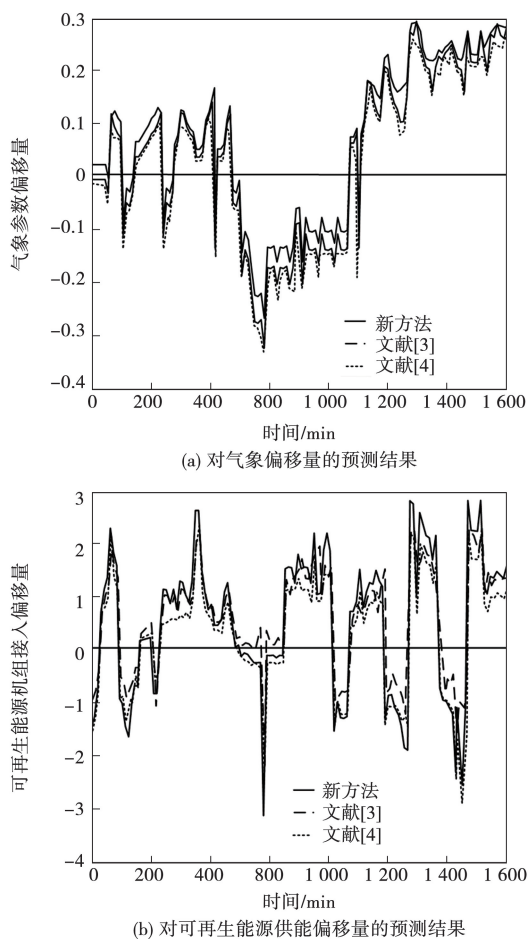


图4 不同方法应用下影响因素偏移量预测

Fig. 4 Offset prediction of influencing factors under different methods

图4中,可以看到不同方法对气象偏移量和可再生能源供能偏移量的预测情况。对于文献[3]和文献[4]中的方法,在气象条件影响下的偏移量预测误差较大。这是因为气象条件包含众多变量,如温度、湿度、风速、风向等,这些变量之间相互作用复杂,传统方法难以全面准确地捕捉其对电力系统的影响。而对于可再生能源供能的偏移量预测结果,虽然与真实情况较为接近,但仍存在一定偏差。

相比之下,所研究方法应用后,对气象偏移量和可再生能源供能偏移量的预测基本与实际偏移量保持一致。这得益于所研究方法在构建过程中充分考虑了多种因素的耦合关系,通过数字孪生技术对电力系统进行精确建模,能够更全面地分析气象因素和可再生能源供能的动态变化规律,从而实现对影响因素较为准确地估量,为电力系统的负荷调度提供了可靠依据。

综合预测结果,以相同时段内的历史电力系统负荷需求数据作为测试样本,通过不同方法进行优化调度,结果见图5。

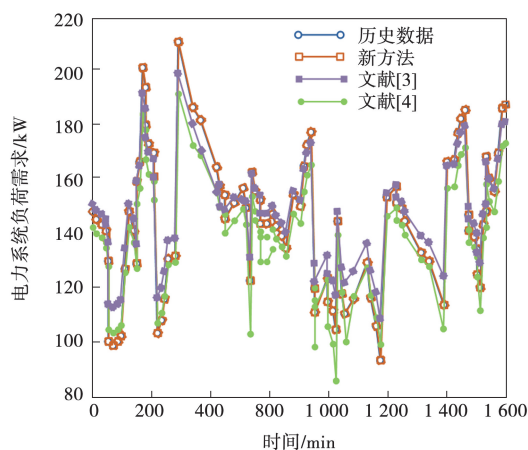


图5 不同时间下电力系统需求负荷柔性调度对比结果图

Fig. 5 Comparison result of flexible scheduling of power system demand load at different time

根据图5中显示结果可知,在历史数据中同时存在气象影响因素以及可再生能源接入因素后,电力系统的负荷需求具有时变性,文献[3]和文献[4]中方法对电力系统的负荷调度不能满足其实际需求,而所研究方法可以实现对两种影响因素的精准预测,能够及时地对电力系统的需求变动情况进行有效调度,满足电力系统的运行要求。这是因为所研究方法基于准确的预测结果,在调度过程中能够充分考虑到负荷侧潜力弹性,利用数字孪生模型实时监测系统状态,根据气象和可再生能源的变化动态调整调度策略。从物理层面分析,所研究方法通过精确建模电力系统中的各个物理组件及其相互关系,能够准确把握能量的流动和转换规律,从而实现高效的柔性调度,满足电力系统的运行要求。

在工业负荷柔性调度研究中,优化调度的目标之一是提高电力系统的可靠性,减少停电事件的发

生及其持续时间。因此,选取系统平均停电持续时间指数(system average interruption duration index, SAIDI)作为评价指标,数字孪生工业负荷柔性调度中,通过模拟和优化调度策略,可以预测和减少停电事件。SAIDI 可以评估不同调度策略对系统可靠性的影响。SAIDI 指标越小,表明电力系统的可靠性越高,用户的停电时间越短,调度方法越有效。实验结果如表 1 所示。

表 1 不同方法的 SAIDI 结果

Tab. 1 SAIDI results of different methods

停电次数/次	新方法/min	文献[3]方法/min	文献[4]方法/min
15	5.4	6.5	9
30	6.2	7.1	7
45	8.5	10.4	6
60	3.9	5.2	12
75	4.4	5.6	8
90	6.8	7.3	10
105	2.7	3.7	4
120	7.3	9.7	8

从表 1 中可知,新方法在所有测试的停电次数下均表现出较低的 SAIDI 值,这表明新方法能够更有效地减少用户的停电时间,从而提高电力系统的可靠性。具体来看,在停电次数为 15 次时,新方法的 SAIDI 值为 5.4 min,这一结果验证了新方法在提高电力系统可靠性和优化工业负荷柔性调度方面的有效性。

为了验证所提算法在负荷弹性需求动态变化情况下的快速预测和调度能力,构建多个具有不同动态变化特征的负荷弹性需求场景。这些场景考虑了实际中出现的各种因素,如不同时间段的负荷波动、突发的负荷变化事件(如大型设备的启停、生产计划的临时调整等)以及季节性、周期性的负荷变化规律。为了保证测试的全面性和准确性,数据集涵盖了不同负荷水平、不同变化速率以及各种复杂的变化模式。同时,保持算法的其他参数设置与之前的实验一致,以确保测试结果的可比性和可靠性。在每个模拟场景的测试过程中,每 5 min 动态更新负荷弹性需求数据,并将其输入到所提算法中。算法实时进行负荷预测和调度决策,并记录每次预测的结果以及调度所需的时间。通过对大量测试数据的连续运行和记录,获得算法在不同动态变化场景下的预测准确性和调度及时性的详细数据。

为了验证方法的准确性与实时性,选取调度准确率与调度时间作为评价指标。在对比实验中,使用完全相同的电力系统负荷数据。这些数据涵盖了不同时间段、不同负荷水平以及各种实际运行工况,以保证数据的全面性和代表性。无论是文献[3]、文献[4]中的方法还是提出的新方法,均基于这同一组数据进行负荷调度计算,从而排除了因数据差异可能导致的结果偏差,确保了对比的公平性。具体结果如表 2 所示。

表 2 不同方法的调度准确率与实时性结果

Tab. 2 Scheduling accuracy and real-time results of different methods

迭代次数/次	新方法		文献[3]方法		文献[4]方法	
	准确率/	调度时	准确率/	调度时	准确率/	调度时
	%	间/ms	%	间/ms	%	间/ms
100	0.93	2.35	0.82	6.03	0.79	4.63
200	0.92	2.41	0.81	6.25	0.76	5.02
300	0.95	2.31	0.85	6.04	0.82	4.69
400	0.91	2.40	0.83	5.69	0.83	4.80
500	0.93	2.51	0.79	5.85	0.79	4.78

从表 2 中可知,文献[3]和文献[4]中方法对电力系统的负荷调度的准确率最高仅为 0.82,调度时间最低为 4.63 ms,而新方法的准确率在 0.91 ~ 0.95 之间,调度时间最高仅为 2.31 ms,在满足工业负荷弹性需求的同时,避免了过度发电造成的能源浪费。

在数字孪生技术应用于工业负荷调度的过程中,系统模型的精度和真实性是影响调度结果的关键因素。然而,在实际应用中,由于数据采集、模型构建及环境变化等多种因素的影响,模型精度和真实性往往存在一定的偏差。为了评估这些偏差对调度性能的影响,设计并实施了一组实验对比。

在原有模型的基础上,人为引入一定比例的噪声数据,以模拟模型精度的偏差。分别设置偏差比例为 5%、10%、15% 和 20%,记录不同偏差比例下的调度准确率和调度时间。

通过调整模型参数或输入数据,使模型输出与实际系统状态之间产生一定偏差,以模拟模型真实性的不足。同样设置偏差比例为 5%、10%、15% 和 20%,并记录相应的调度性能指标。

使用与前述实验相同的工业负荷调度场景和数据集,调度策略保持不变,以单独评估模型偏差

的影响。实验结果如表 3 和表 4 所示。

表 3 模型精度偏差对调度性能的影响
Tab. 3 Influence of model accuracy deviation
on scheduling performance

偏差比例/%	调度准确率/%	调度时间/ms
0(无偏差)	95.0	2.31
5	92.3	2.55
10	89.7	2.82
15	86.5	3.15
20	83.1	3.50

表 4 模型真实性偏差对调度性能的影响
Tab. 4 Influence of model authenticity deviation
on scheduling performance

偏差比例/%	调度准确率/%	调度时间/ms
0(无偏差)	95.0	2.31
5	91.8	2.60
10	88.9	2.90
15	85.7	3.25
20	82.3	3.65

实验结果表明,无论是模型精度偏差还是模型真实性偏差,都会对调度性能产生显著影响。

1) 调度准确率:随着偏差比例的增加,调度准确率逐渐下降。在模型精度偏差和真实性偏差均为 20% 的情况下,调度准确率分别下降至 83.1% 和 82.3%,相较于无偏差情况下降了约 12 个百分点。

2) 调度时间:随着偏差比例的增加,调度时间也相应增加。这可能是由于模型偏差导致调度策略需要更多时间来适应和调整,从而增加了调度时间。

进一步分析可知,模型精度和真实性的偏差对调度性能的影响具有相似性,但具体影响程度可能因偏差类型和调度场景的不同而有所差异。在实际应用中,需要充分考虑模型偏差对调度性能的影响,并采取相应措施来减小偏差,以提高调度准确率和效率。

5 结论

数字孪生工业负荷柔性调度不仅对于提高工业生产的响应速度和适应能力具有重要意义,更是实现智能制造和产业升级的关键环节。本研究以数字孪生技术的信息流通理论为基础,构建数字孪生工业系统负荷调度框架,实现了实时、全面地获取各个子系统的运行数据和状态信息,通过对这些

信息的分析和处理,准确判断了不同子系统的负荷状态。运用负荷侧潜力弹性理论,对工业系统中存在供需矛盾的系统负荷进行补充。借助信息交互模式进行负荷状态判断和匹配,再运用负荷侧潜力弹性理论应对供应侧波动,实现了工业系统负荷的柔性调度。经过测试可知,所研究方法通过数字孪生技术实现了精准建模,预测结果与实际偏移量基本一致,显著提升了调度决策的可靠性。从调度性能来看,新方法在准确率和调度时间上均优于文献[3]和文献[4]中的方法,准确率高达 0.91~0.95,调度时间仅为 2.31 ms,显著降低了 SAIDI 值。通过精准预测、动态调整和高效调度,该模型为电力系统的稳定运行和可再生能源的高效利用提供了强有力的支持,为未来智能电网的发展奠定了坚实的基础。

参考文献

- [1] Cheng T L, Yang Z L, Dong B, et al. Dynamic multiobjective optimal dispatch of distribution network considering time-of-use-based demand response[J]. Journal of Energy Engineering, 2022, 148(2): 0000808.
- [2] Song Y G, Chen F J, Xia M C, et al. The interactive dispatch strategy for thermostatically controlled loads based on the source-load collaborative evolution[J]. Applied Energy, 2022, 309: 118395.
- [3] 张斌, 司大军, 李文云, 等. 计及多类型可调度柔性负荷响应的电力系统经济调度策略[J]. 电工电能新技术, 2023, 42(4): 39-47.
Zhang Bin, Si Dajun, Li Wenyun, et al. Economic dispatching strategy of power system considering multi-type schedulable flexible load response[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2023, 42(4): 39-47.
- [4] 邵雪莲, 陈珍萍, 付保川, 等. 考虑柔性负荷的微电网快速一致性多目标调度[J]. 现代电子技术, 2022, 45(3): 135-141.
Shao Xuelian, Chen Zhenping, Fu Baochuan, et al. Fast consensus multi-objective dispatching for microgrid with flexible load [J]. Modern Electronics Technique, 2022, 45(3): 135-141.
- [5] 刘艳峰, 杨燕子, 罗西. 关中农村不同类型家庭夏季柔性用能负荷多目标优化调度研究[J]. 太阳能学报, 2023, 44(8): 110-118.
Liu Yanfeng, Yang Yanzi, Luo Xi, et al. Multi-objective optimization scheduling model of flexible energy consumption load in summer for different types of rural households

- in guanzhong plain[J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2023, 44(8): 110-118.
- [6] 王维军, 陈冬玖, 杨少梅, 等. 考虑风电不确定性的清洁采暖负荷优化调度[J]. 湖南科技大学学报(自然科学版), 2022, 37(1): 60-68.
- Wang Weijun, Chen Dongjiu, Yang Shaomei, et al. Optimized scheduling of clean heating load considering wind power uncertainty[J]. Journal of Hunan University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2022, 37(1): 60-68.
- [7] 梁振锋, 范新伟, 张娉, 等. 考虑实时备用率的中长时间尺度新能源发电备用的方法[J]. 电工电能新技术, 2024, 43(3): 10-21.
- Liang Zhenfeng, Fan Xinwei, Zhang Pin, et al. Study on integration of medium and long time scale new energy power supply into reserve[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2024, 43(3): 10-21.
- [8] 王勇, 刘梦晨, 王辉, 等. 计及源网荷储协同运行的城市配网侧储能系统规划调度[J]. 电工电能新技术, 2024, 43(3): 73-82.
- Wang Yong, Liu Mengchen, Wang Hui, et al. Planning and scheduling of energy storage system for urban distribution network considering cooperative operation of generation, grid, load and storage[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2024, 43(3): 73-82.
- [9] 蒋炜, 郭志民, 庞宇航, 等. 基于数字孪生模型的主从博弈掺氢综合能源系统最优决策方法[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(11): 72-83.
- Jiang Wei, Guo Zhimin, Pang Yuhang, et al. Optimal decision-making method for hydrogen-blended integrated energy system based on digital twin models and Stackelberg game theory[J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(11): 72-83.
- [10] 夏爱明, 伍雪冬. 基于改进多目标海樽群算法的电力系统优化调度[J]. 电测与仪表, 2023, 60(7): 77-82.
- Xia Aiming, Wu Xuedong. A improved multi-objective salp swarm algorithm for optimization dispatch of power system[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(7): 77-82.
- [11] 郑丁园, 崔双喜, 樊小朝, 等. 计及风电不确定性的综合能源系统多目标分布鲁棒优化调度[J]. 智慧电力, 2024, 52(8): 1-8, 18.
- Zheng Dingyuan, Cui Shuangxi, Fan Xiaochao, et al. Multi-objective distributionally robust optimization scheduling for integrated energy system considering wind power uncertainty[J]. Smart Power, 2024, 52(8): 1-8, 18.
- [12] 李增辉, 于钊, 孙大雁, 等. 新能源预测纳入备用对平衡和消纳的影响研究[J]. 电网技术, 2024, 48(4): 1393-1402.
- Li Zenghui, Yu Zhao, Sun Dayan, et al. Research on influences to power balance & new energy consumption of taken-into-account proportion of new energy's predicted output in day-ahead power reserve[J]. Power System Technology, 2024, 48(4): 1393-1402.
- [13] 秦烁, 赵健, 徐剑, 等. 基于多任务学习和单任务学习组合模型的综合能源系统多元负荷预测[J]. 电网技术, 2024, 48(4): 1510-1518.
- Qin Shuo, Zhao Jian, Xu Jian, et al. Multivariate-load forecasting of integrated energy system based on combined multi-task learning and single-task learning model[J]. Power System Technology, 2024, 48(4): 1510-1518.
- [14] 刘钊, 郭子豪, 申安, 等. 考虑冷热电灵活性负荷需求响应的区域综合能源系统运行优化[J]. 南方能源建设, 2024, 11(6): 153-163.
- Liu Zhao, Guo Zihao, Shen An, et al. Optimization of regional integrated energy system operation considering flexible load demand response for cooling, heating and power[J]. Southern Energy Construction, 2024, 11(6): 153-163.
- [15] 程宇, 郭权利. 计及动态能源价格和共享储能电站的多主体综合能源系统双层优化调度策略[J]. 现代电力, 2024, 41(1): 10-20.
- Cheng Yu, Guo Quanli. Bi-level optimal scheduling strategy of multi-agent integrated energy system with dynamic energy prices and shared energy storage power station[J]. Modern Electric Power, 2024, 41(1): 10-20.
- [16] 黄定威, 王锋, 李波. 面向新型电力系统的含风光储配电网多目标调度方法[J]. 电测与仪表, 2025, 62(3): 38-45.
- Huang Dingwei, Wang Feng, Li Bo. A multi-objective scheduling method for wind and solar energy storage and distribution network facing novel power system[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(3): 38-45.
- [17] 陈鑫, 林永君, 白青飞, 等. 基于主从博弈的多柔性负荷两阶段优化调度[J]. 计算机仿真, 2023, 40(5): 477-485.
- Chen Xin, Lin Yongjun, Bai Qingfei, et al. Two-stage optimal scheduling of multi-flexible load based on master-slave game[J]. Computer Simulation, 2023, 40(5): 477-485.
- [18] 施春华, 盛晓宇, 朱丹丹. 一种面向电力系统调度优化的“发电控制-拓扑重构”双域协同调度方法[J]. 南方能源建设, 2025, 12(S2): 1-10.
- Shi Chunhua, Sheng Xiaoyu, Zhu Dandan. A hierarchical co-scheduling method for power system dispatch optimization

- tion via generation control and topology reconfiguration [J]. Southern Energy Construction, 2025, 12(S2): 1-10.
- [19] 周鹏, 荆江平, 郝威, 等. 考虑多种调度修复策略协同优化的有源配电网韧性提升[J]. 高压电器, 2025, 61(5): 311-321.
- Zhou Peng, Jing Jiangping, Hao Wei, et al. Resilience enhancement of active distribution networks considering collaborative optimization of multiple dispatch and recovery strategies[J]. High Voltage Apparatus, 2025, 61(5): 311-321.
- [20] 宋菊文, 江盼, 吴正强, 等. 基于多重共线性削减条件变分自编码器的多能系统低碳优化调度[J]. 智慧电力, 2025, 53(7): 11-19.
- Song Juwen, Jiang Pan, Wu Zhengqiang, et al. Low-carbon optimal scheduling of multi-energy systems based on a multicollinearity-reduced conditional variational autoencoder[J]. Smart Power, 2025, 53(7): 11-19.
- [21] 杨振宇, 王玮, 续文政, 等. 基于部分功率调节的高调压速率 DC/DC 变换器[J]. 电气传动, 2024, 54(4): 57-60, 84.
- Yang Zhenyu, Wang Wei, Xu Wenzheng, et al. Partial power conversion based DC/DC converter with fast voltage regulating[J]. Electric Drive, 2024, 54(4): 57-60, 84.
- [22] 陶艳, 王晨清, 郑明忠, 等. 配电网多端柔性互联协调控制策略[J]. 电气传动, 2024, 54(4): 43-51.
- Tao Yan, Wang Chenqing, Zheng Mingzhong, et al. Coordinated control strategy for multi-terminal flexible interconnection system in distribution network[J]. Electric Drive, 2024, 54(4): 43-51.
- [23] 庞景月, 赵光权. 数字孪生驱动多算法自适应选择的空域电源系统故障检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2022(6): 91-99.
- Pang Jingyue, Zhao Guangquan. Digital twin-driven multi-algorithms adaptive selection for fault detection of space power system[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022(6): 91-99.
- [24] 王佳, 吴任博, 肖健, 等. 新型电力系统能源调度与碳排放计价优化方法研究[J]. 电测与仪表, 2024, 61(10): 17-25.
- Wang Jia, Wu Renbo, Xiao Jian, et al. Research on the optimization method of energy dispatching and carbon emission pricing for novel power system[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(10): 17-25.
- [25] 葛丽超, 张怡. 考虑调频可靠性的风储系统多目标优化策略[J]. 热能动力工程, 2024, 39(2): 154-161.
- Ge Lichao, Zhang Yi. Multi-objective optimization strategy of wind storage system considering frequency modulation reliability[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2024, 39(2): 154-161.
- [26] 卢皓天, 刘少鹏, 王凯. 基于多目标粒子群算法的光伏制氢系统容量优化方法[J]. 南方能源建设, 2025, 12(3): 133-143.
- Lu Haotian, Liu Shaopeng, Wang Kai. Capacity optimization method for photovoltaic hydrogen production systems based on multi-objective particle swarm algorithm[J]. Southern Energy Construction, 2025, 12(3): 133-143.
- [27] 郭耀扬, 张利, 郝颖, 等. 基于分行业用电特性与多因素影响的区域级短期用电负荷曲线预测[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(13): 82-92.
- Guo Yaoyang, Zhang Li, Hao Ying, et al. Regional short-term electricity load curve forecasting based on industry electricity consumption characteristics and multi-factor effects[J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(13): 82-92.
- [28] 汤波, 杨鹏, 余光正, 等. 基于负荷峰谷耦合特性的中压配电网供区优化方法[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(19): 7051-7062.
- Tang Bo, Yang Peng, Yu Guangzheng, et al. Power supply area optimization method of medium voltage distribution network based on load peak valley coupling characteristics [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(19): 7051-7062.
-
- 收稿日期: 2025-04-08; 修回日期: 2025-10-15
- 作者简介:
- 刘娟(1989—),女,通信作者,硕士,工程师,研究方向为电力系统规划与设计。E-mail:liujuan1806@163.com
- 赵爽(1977—),女,硕士,正高级工程师,研究方向为电力系统及其自动化。
- 李岩(1990—),男,博士,高级工程师,研究方向为电力系统规划、柔性直流输电、电力需求响应。
- 苏步芸(1992—),女,硕士,工程师,研究方向为电力供需研究,电力系统规划等。
- 郭强(1989—),男,工程师,研究方向为输电网规划。
- 王凌谊(1981—),男,硕士,高级工程师,研究方向为电网规划及系统分析。
- (编辑 田春雨)