第XX卷　第XX期　XXXX年XX月XX日
DOI：10.7500/AEPS20250402004
电力系统自动化
Automation of Electric Power Systems
Vol. XX No. XX XX XX, XXXX

强化学习与随机优化混合驱动的电网前瞻调度技术及其应用

李亚平[1]，严嘉豪[1]，王继业[2]，李立新[3]，汤　文[4]，杨胜春[3]
（1. 中国电力科学研究院有限公司(南京)，江苏省南京市 210003；2. 中国电力企业联合会，北京市 100761；
3. 中国电力科学研究院有限公司，北京市 100192；4. 国网甘肃省电力公司，甘肃省兰州市 730046）

摘要：随着新能源电量占比不断增加，日内电力平衡难度增大，超短期预测误差较大仍是调度员工作的核心难题。强化学习与随机优化混合驱动的前瞻调度通过多场景推演与时序滚动优化，有效提升了日内调度方案对于不确定场景的适应性，并已在实际省级电网实现上线运行。面向工程应用需求，文中首先阐述了前瞻调度的决策模式与技术挑战。然后，提出了电网海量运行场景生成与平衡态势评估、基于强化学习的多场景智能推演、计及省内调节与省间互济协同的前瞻决策3个实用化关键技术，设计了“预测—推演—决策”序贯执行的软件功能架构，形成了模型数据交互驱动的前瞻调度技术体系。最后，以甘肃电网实际运行数据进行测试验证，对前瞻调度软件的计算性能及在“保供应、促消纳”困难场景下对电网平衡能力的提升效果进行了分析。

关键词：新能源；前瞻调度；强化学习；随机优化；现货市场

0　引言

随着“碳达峰·碳中和”目标的提出，新能源在中国能源体系中的占比逐渐提高，整体波动幅度和波动频次大幅增加。以中国甘肃电网为例，新能源最大日波动已超过20 GW，15 min内波动超过2 200 MW。为了有效应对新能源出力的不确定性对电网调度带来的挑战，学界和工业界提出了前瞻调度的概念，基于日内阶段未来若干小时的新能源和负荷超短期预测值，提前对前瞻窗口内的各种不确定场景及其组合进行推演，根据系统最新运行边界给出发用电资源的调整计划和运行方式调整安排等[1-2]。由于超前考虑了电力系统各种不确定性对调度策略可行域的影响，前瞻调度有效提高了日内调度方案对于多维不确定场景的适应性，降低了实时阶段电网的平衡压力。

针对前瞻调度等电力系统优化调度问题，整体有两条大的技术路线。一条是以模型驱动为主的传统运筹学优化方法，如凸优化、启发式算法和动态规划等，具有收敛过程稳定、数学可解释性强等优点。应对风、光等新能源不确定性的优化调度方法主要有随机优化、鲁棒优化和机会约束[3-5]等，在系统规模较小或计算资源需求相对较低的情形下能够保障新能源出力多变场景下电力系统的安全、经济运行。然而，面对复杂场景下大量高维、非线性、强随机的映射关系，模型驱动方法存在着精准建模及大规模混合整数规划高效求解困难的问题，且目前普遍采用的Cplex、Gurobi等国外商用优化引擎技术存在“卡脖子”风险。

另一条是以深度强化学习(deep reinforcement learning，DRL)为代表的数据驱动方法，该技术结合了深度学习的感知能力和强化学习的决策能力，无需解析化表示各类随机因素，能够基于奖励-动作反馈循环自主学习大规模数据潜在特征，在决策过程中逐渐获得对不确定性环境的适应性。文献[6-7]以提升正常状态大电网调控的智能化水平为出发点，提出了大电网数据驱动前瞻调度架构，通过多时间尺度调度计划的动态更新与闭环控制，实现电网调度策略的自我探索和更新，辅助调度员完成复杂电网的调度任务。针对前瞻窗口内决策场景和变量多、计算复杂度高、日内决策时间有限等问题，为提高前瞻调度的计算速度，文献[8-9]将现有等时间尺度、等场景密度的均匀时窗建模与决策方法变换为非均匀时窗下的电网随机调度决策，提出了考虑时步-场景混合的非均匀性前瞻时窗构造方法。文献[10]提出了基于图卷积神经网络-长短期记忆网络(graph convolutional network-long short-term memory，GCN-LSTM)的冗余约束辨识与削减方法，建立了前瞻调度两阶段鲁棒优化模型。上述研

收稿日期：2025-04-02；修回日期：2025-08-12。
上网日期：XXXX-XX-XX。
国家重点研发计划资助项目(2022YFB2403400)。

究在前瞻调度的核心优化算法层面进行了有益的探索，为前瞻调度的工程应用奠定了良好的基础。但如何将前瞻调度技术实用化，真正发挥其辅助调度业务的作用，尚没有文献对前瞻调度工程需求、关键技术、软件架构及现场应用等方面进行相关报道。

本文结合不确定场景下日内滚动决策的前瞻调度业务定位，兼顾调度决策可靠性与算法快速性，以深度强化学习和基于国产数学规划求解器的随机优化为双擎驱动，对前瞻调度关键技术及工程应用情况进行全面介绍和分析。首先，在对前瞻调度工程需求与决策模式进行梳理的基础上，分析了前瞻调度面临的技术挑战。其次，对前瞻调度涉及到的电网海量运行场景生成与平衡态势评估、基于强化学习的多场景智能推演、计及省内调节与省间互济协同的前瞻决策3个关键技术进行了阐述，剖析了“预测—推演—决策”序贯执行的软件开发总体功能架构。最后，以甘肃电网的实际工程为例，对前瞻调度软件部署及现场应用效果进行了分析和评价。

1　前瞻调度工程需求与决策模式

1.1　工程需求

前瞻调度定位在日内环节，本质是提前感知未来时段内（以下简称前瞻时窗）电网的平衡态势，并在此基础上决策出各类可调节资源在时间、空间、特性等维度上的优化调整方案，实现前瞻时窗调度计划的滚动编制，并辅助调度员参与省间市场的交易决策。为此，工程应用上需满足以下几方面的需求：

1）场景描述的合理性和准确性是调度决策有效的前提，为了应对新能源的不确定性，前瞻调度需充分覆盖电网运行场景，包括覆盖正常态下的源荷波动随机性场景和恶劣天气等事件下的极端运行场景两个方面。

2）日内环节计算时间有限（通常滚动周期是15 min），调度员要在短时间内做出决策，监盘压力巨大，因此，前瞻调度必须保证调度决策的可靠性与算法的快速性。

3）前瞻时窗内不仅要考虑电网各种不确定运行场景，还涉及到安全、经济、新能源消纳多个目标，前瞻调度需要提高面向多场景、多目标的资源调用效率。

4）市场环境下，省内需处理好前瞻调度与现货市场之间的关系；省间需辅助调度员改进购售电申报需求，提升省间互济和资源共享能力。

1.2　决策模式

面向上述工程需求，前瞻调度采取如下决策模式：计划编制以某时刻t为起始点，以前瞻时窗长度H为决策周期，以时窗分辨率Δt为滚动周期，利用新能源和母线负荷的超短期预测功率，综合考虑前瞻时窗内预测误差与全网功率偏差，输出时窗内所有决策时段的功率调整方案。每个时段输出的功率调整方案均包括常规机组与新能源场站出力、柔性负荷调整计划、储能充放电计划、灵活机组开停机计划和网络运行方式调整安排等。其中，t时段对应前瞻时窗的首个时段，t时段决策属于实际被执行的调度计划，前瞻决策完成后会立即下发给自动发电控制（automatic generation control，AGC）作为功率调节的基准值；$t+1$时段后的决策均属于未来时段超前计划，作为一条前瞻路径，提前感知前瞻时窗H内可能存在的系统平衡风险，并给出对应的决策预案，给调度运行人员提供辅助参考，如图1所示。

当时窗内所有决策时段的计算全部完成后，本轮前瞻调度完成。随着时序推移，后续每$t+\Delta t$周期启动一次计算，继续向前输出下一个时窗内所有决策时段的前瞻结果，循环计算直至整个调度周期结束。

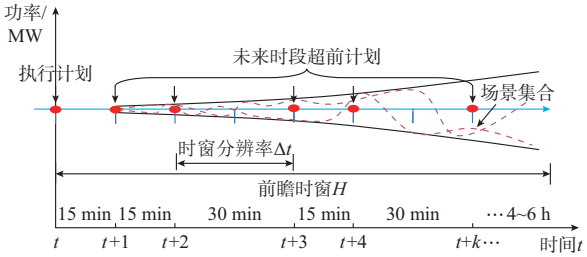


图1　前瞻调度决策模式

Fig. 1　Look-ahead dispatch decision-making mode

在现货市场环境下，前瞻调度的作用类似于电力调节市场或平衡市场，衔接实时市场出清与电网实时控制环节，如图2所示，其中LFC表示负荷频率控制。相较于以新能源出力和母线负荷预测结果作为单一、确定性输入边界的日内市场和实时市场，前瞻调度在决策过程中，会超前考虑源荷波动的随机性和历史预测误差，以及电网拓扑运行方式变化等不确定性场景及其变化趋势对调度策略可行域的影响，将基于确定性边界的市场化决策过程扩展为基于不确定边界的集中式调度过程，有助于及时发现未来时段可能存在的平衡风险。

在实际应用中，选取的前瞻时窗H一般长于现货市场的出清时段H'（$H>H'$），为便于二者的结果衔接与比对，滚动周期Δt可与现货滚动周期选择一致。前瞻调度决策分为两段：在0～H'时段，前瞻调度在遵循市场出清结果的基础上，计及预测误差等不确定因素，在确定存在较大平衡缺口且系统备用

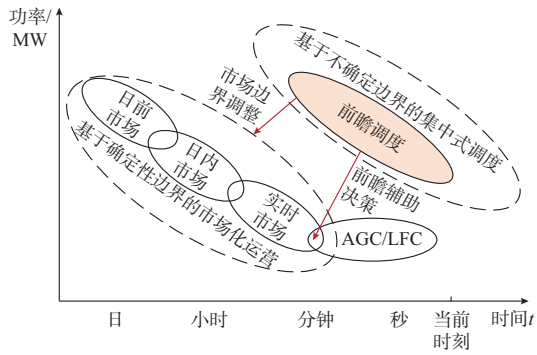


图2　前瞻调度与现货市场的关系
Fig. 2　Relationship between look-ahead dispatch and spot market

容量无法满足电网安全运行的情况下，对全系统可用备用资源（包括水电非旋转备用、火电热备用等）进行智能再调度。在$H'\sim H$时段，前瞻调度重点对未纳入现货市场出清的调节手段（包括未纳入市场的常规机组、储能及省间交易）进行优化，其决策结果传递给未来时段（指$H'\sim H$）现货市场出清作为边界条件，发挥其更长视野的前瞻作用，辅助市场给出更合理的出清结果。

2　挑战分析

结合前瞻调度的工程需求和决策模式，前瞻调度在决策过程中需要重点攻克运行场景覆盖、精度速度权衡、资源配置效率、省间-省内协同4大挑战。

1）运行场景覆盖难题。传统日内/实时计划或现货市场出清依赖超短期预测形成的单一、确定性边界，受预测误差等因素的影响，出清结果与实际运行难免存在偏差，优化决策的安全约束集不能完全覆盖实际电网安全约束，存在大量人工干预。为减少决策偏差，前瞻调度通过生成未来时窗内负荷/新能源多场景集合，取代现有优化调度系统基于单一预测曲线的感知模式，因此，需保证生成集合对源荷随机波动场景尽可能覆盖，且具有典型性。电力系统运行场景模拟生成可采用基于模型驱动的建模方法或数据驱动的建模方法。模型驱动的建模方法一般采用概率化模型，利用Copula函数、马尔科夫链、时间序列建模、蒙特卡洛抽样[11-12]等直接生成大量未来运行场景。受到计算复杂度等因素影响，模型驱动方法一般仅能考虑1-2种不确定源的概率分布，缺乏对多种不确定源联合概率分布的考虑，在高随机性电力系统中，生成场景与现实场景往往具有较大的差距。数据驱动的场景生成模型包括赫姆霍兹机（Helmholtz machines）、变分自动编码器（variational auto-encoder，VAE）、生成对抗网络（generative adversarial networks，GAN）[13-14]等，场景适应性和数据整合能力强，但需要大量的历史样本，尤其是极端事件下，新能源出力和负荷用电通常不符合统计规律，与常规运行方式相比，电网运行场景呈现出分布弥散且不均匀[15]等特点，如何在保证对功率极值点覆盖率的同时缩小场景波动范围与实际值之间的偏差，构建可信的场景集合，是前瞻调度工程面临的实际难题。

2）精度速度权衡难题。随着日内阶段不确定性大幅增加，传统基于模型驱动的计划编制虽能保证计算精度，但面对海量计算时速度无法满足调控要求，特殊情况下还可能存在无解的情况。而数据驱动方法虽能大幅提升计算速度，但在调度决策领域的应用多集中在封闭数据集下的试验验证或辅助决策层面，调度人员尚不敢直接使用。针对两种算法存在的固有问题，调度领域知识引导的模型数据混合驱动方法成为学术界的研究热点。该方法融合物理模型、数据驱动和经验知识三者的优势，有效提升了复杂随机环境下调度决策的可用性与泛化性[16-17]，避免了采用单一算法的计算复杂度高、电网安全约束难以满足等局限性，决策效率高且可解释性强，尤为适用日内滚动及实时时间尺度上的高效决策。但模型与数据混合驱动的调度决策建模更加复杂，模型驱动与数据驱动针对不同应用场景的适用性，二者混合驱动时的地位关系、融合位置、交互信息乃至大规模网络下的计算收敛性仍需进一步研究。

3）资源配置效率难题。随着新能源尤其是光伏装机容量不断增加，一日之内，省级电网系统净负荷在午间陡降、晚间陡升，短时间内波动剧烈。在新能源大发时段，存在系统负备用不足引发的弃电风险，而在新能源小发时段，又存在系统正备用不足引发的保供风险。当前实践中多采用的固定备用留取方式，在保供和消纳需求快速切换和灵活资源有限的情况下，难以在前瞻调度全时段内为系统分配充裕调节能力。此外，不同类型资源存在调节快慢不一、容量/功率/爬坡约束不同等差异化特性，为了在充分发挥资源的差异化优势和降低调度复杂度二者之间进行平衡，现有研究采用了资源调用优先级排序、异质资源聚合建模[18-19]等技术。然而，面对新能源出力高不确定性引起的决策环境随机性、各类资源调度特性高差异性和容量有限性、前瞻调度短周期决策的时间有限性这三重矛盾，资源高效、精准配置复杂度极高，基于静态规则的资源配置方案难以适用。因此，前瞻调度策略制定时，需要根据资源可调特性动态制定前瞻时窗内资源的调用优先级，以提高面向多场景、多目标、多要素的资源调用效率。

4)省间-省内协同难题。随着中国多层次电力市场建设进入新阶段,“统一市场、两级运作”模式日渐成熟[20-21]。以西北电网为例,在短时间尺度上,省间通过省间调峰/备用辅助服务市场,利用跨省区的交易将新能源富余电力输送到其他省份,在相邻省份具有消纳空间的前提下缓解省内调节压力。省内通过现货市场负责本省内的电力供需平衡和新能源消纳。省间市场的出清结果作为省内市场的边界条件,为省内市场提供物理约束[22]。新能源占比不断增加,导致省内备用/调峰资源紧张时段增加,调度员需频繁开展省间辅助服务市场交易,通过向相邻省份购、售电实现省内的电力可靠供应和新能源消纳目标。当前,调度员在申报省间购、售电需求时,主要依据电网的实时运行情况、新能源和负荷预测等信息,凭借自身经验人工代理省内机组进行省间市场申报。然而,调度员申报时仅以考虑本省需求为主,难以掌握邻省是否还有接纳空间等信息,申报量往往与成交量相差甚远。此外,受到预测偏差、认知能力等内外部因素限制,人工申报的方式难以考虑未来不确定场景对于交易决策的综合影响,容易产生新能源功率回购、触发省间保障性匹配机制[23]等问题,导致难以充分发挥省间互济手段作用。因此,亟须提升人工交易决策的前瞻性,促进省间-省内资源的协同优化。

3 关键技术

为攻克上述技术挑战,本文从前瞻时窗内电网海量运行场景生成与平衡态势评估、基于强化学习的多场景智能推演、计及省间互济与省内资源协同调节的前瞻决策3个方面开展研究。通过突破前瞻调度应用关键技术,辅助调度员做到日内平衡风险“预知预判”,实现日内调度决策“自适应巡航”。

3.1 前瞻时窗海量运行场景生成与平衡态势评估

1)多场景生成

计及源荷双侧不确定性,前瞻时窗内电网运行场景集合的构建采用了离散概率模型和GAN的混合方法,特别关注节点注入功率的时序波动性和预测误差的不确定性。时序波动性体现为不同时刻节点注入功率的差值,而预测误差则是功率实际值与预测值之间的误差,具体生成流程如图3所示。

首先,结合季节、时段、气象等外部数据,以及节点注入功率的时序历史样本数据和预测数据,通过离散时序概率统计方法,分析历史数据中预测误差与预测功率值、量测功率值、气象参数等特征的关系,构建多维张量的条件概率分布。

接着,基于多维条件概率分布生成一组考虑节点注入功率波动和预测误差的随机值,作为GAN生成器的输入,并结合近期数据特征和随机噪声扰动,利用GAN生成初始场景曲线,通过生成器与判别器之间的对抗博弈和无监督学习,确保场景内部功率变化符合时序转移概率关系。

然后,采用场景覆盖率、功率区间平均宽度指标对GAN生成场景的有效性和准确性进行验证,并比较生成场景之间的特征差异性,采用聚类算法对相似场景进行归并,为每个归并后的场景分配发生概率,形成最终的场景集合。

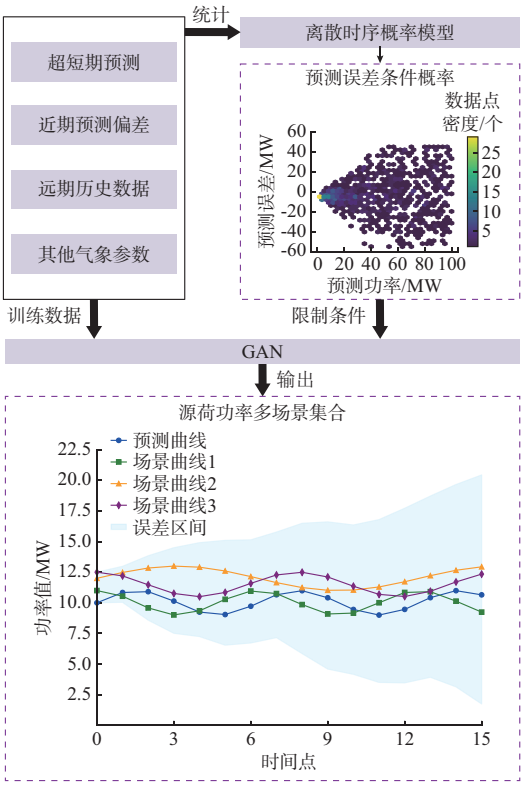


图3 多场景生成流程

Fig. 3 Workflow of multi-scenario generation

为避免极端场景对GAN学习效果的影响,将场景覆盖率、功率区间平均宽度指标纳入机器学习模型的奖励函数中,在追求场景覆盖率的同时对功率区间宽度予以惩罚。

场景覆盖率C的定义如下所示:

$$C=\frac{T'}{T}\times 100\% \tag{1}$$

式中:T'为统计时长内实际场景落入生成场景集合内的时段数;T为统计时长内总时段数。

功率区间平均宽度W的定义如下所示:

$$W=\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\left(p_t^{\mathrm{up}}-p_t^{\mathrm{down}}\right) \tag{2}$$

式中:p_t^{up},p_t^{down}分别为第t个时段场景集合内生成的

功率上、下限。

在极端天气等小样本场景下，为了弥补GAN可能存在的精度不足，采用“误差边界＋数据拟合”的混合方法，基于近期数据特征匹配，动态估计并在线修正预测误差的区间范围，将其作为“硬约束”加入GAN生成器，作为场景生成的极限条件。以2025年4月8日甘肃沙尘暴发生时段为例（如附录A图A1所示），分别计算场景覆盖率和功率区间平均宽度两项指标，结果如附录A表A1所示。前瞻调度在极端气象事件影响下，前11个时段能够有效覆盖新能源功率波动区间，最后5个时段虽然无法完全覆盖实际场景，但可有效缩小超短期预测值与实际值之间的偏差，从而为后续计划编制和备用留取提供更为精确的边界信息。

2）平衡态势评估

针对超短期预测曲线的误差区间生成未来时段电网海量运行场景后，通过计算各场景下的时序备用裕度、网络传输裕度等风险指标，感知前瞻时窗内不同时段、不同位置的电网平衡态势，提前预警未来时段电网平衡风险，增强后续决策的针对性。

针对某一具体场景，电网上、下备用容量$q^{\text{res_u}}$和$q^{\text{res_d}}$为：

$$q^{\text{res\_u}}=\sum_{i\in G}(p_i^{\text{g,max}}-p_i^{\text{g}})+\sum_{l\in L}(p_l^{\text{tie}}-p_l^{\text{tie,min}})+\sum_{k\in K}(p_k^{\text{re,max}}-p_k^{\text{re}})+\sum_{j\in S}(p_j^{\text{s}}-p_j^{\text{s,min}}) \tag{3}$$

$$q^{\text{res\_d}}=\sum_{i\in G}(p_i^{\text{g}}-p_i^{\text{g,min}})+\sum_{l\in L}(p_l^{\text{tie,max}}-p_l^{\text{tie}})+\sum_{k\in K}(p_k^{\text{re}}-p_k^{\text{re,min}})+\sum_{j\in S}(p_j^{\text{s,max}}-p_j^{\text{s}}) \tag{4}$$

对应地，上、下备用裕度$R^{\text{res,u}}$和$R^{\text{res,d}}$为：

$$R^{\text{res\_u}}=\frac{q^{\text{res\_u}}}{\sum_{i\in G}p_i^{\text{g,max}}+\sum_{k\in K}p_k^{\text{re,max}}-\sum_{l\in L}p_l^{\text{tie,min}}-\sum_{j\in S}p_j^{\text{s,min}}-D} \tag{5}$$

$$R^{\text{res\_d}}=\frac{q^{\text{res\_d}}}{\sum_{l\in L}p_l^{\text{tie,max}}+\sum_{j\in S}p_j^{\text{s,max}}-\sum_{i\in G}p_i^{\text{g,min}}-\sum_{k\in K}p_k^{\text{re,min}}-D} \tag{6}$$

式中：p^{g}、p^{tie}、p^{re}、p^{s}分别为该场景下常规机组、联络线、新能源场站和储能的发用电功率；$p^{\text{g,max}}$和$p^{\text{g,min}}$为机组的出力上、下限；$p^{\text{tie,max}}$和$p^{\text{tie,min}}$为联络线外送功率上、下限；$p^{\text{re,max}}$和$p^{\text{re,min}}$为新能源场站的功率上、下限；$p^{\text{s,max}}$和$p^{\text{s,min}}$为储能最大充电功率和最大放电功率；G，L，S，K分别为常规机组、联络线、储能和新能源场站集合；D为系统负荷。

网络传输裕度由计及断面负载率后的剩余裕度R_o^{trans}表示：

$$R_o^{\text{trans}}=1-\frac{p_o^{\text{trans}}}{p_o^{\text{trans,max}}} \tag{7}$$

式中：p_o^{trans}为该场景下输电断面o的传输功率；$p_o^{\text{trans,max}}$为输电断面o的最大输电功率，即传输限额。

3.2　基于深度强化学习的多场景并行推演

生成的海量运行场景用于调度决策层面可能出现两类冗余情况：

1）低风险场景：可通过实时计划或现货出清调节自然消除，无需前瞻干预；

2）重复性场景：存在平衡风险，但与其他场景特征相似度高，且调节手段类似，一般仅考虑该类中的极端场景即可。

为了有效减少计算量，前瞻调度将多场景推演作为场景生成和在线调度决策之间的衔接环节。在调度决策之前，利用强化学习等数据驱动模型的快速计算能力，先通过多场景推演对3.1节生成的每个场景进行分析预决策，再利用式(5)—式(7)评估系统平衡风险指标，进而判断前瞻调度干预的必要性，并标注出需要纳入决策范畴的关键场景。

多场景推演流程如图4所示。其核心是一个可以将负荷/新能源场景数据通过策略网络映射为调度员调整指令的强化学习智能体。智能体从前瞻时间窗口的第一个时刻$(t+1)$开始推演，由智能体首先给出对应当前电网状态的调度指令，将该指令输入至潮流计算仿真环境模拟执行，根据仿真结果对电网状态进行更新，接着进入下一时段推演并重复上述过程，直至所有时段推演结束。不同场景的推演过程可解耦后并行计算，从而增加多场景推演的效率。全部推演进程结束后，结合电网推演状态对各时段的电网风险信息进行评估。这些风险信息一方面用于强化学习智能体参数反馈更新，另一方面也可用于场景重要度分析，并据此筛选进入在线调度决策优化阶段的关键约束集合。

考虑到电网前瞻调度问题具有状态信息高维、电网运行拓扑多变、机组等可调资源功率采用连续调节动作的特点，多场景推演阶段的强化学习模型采用基于图神经网络的Actor-Critic架构[24-25]。动作空间集合为常规机组出力调整量、联络线功率调整量和储能充放电功率调整量。所选择的电网状态空间包括：当前时段常规机组、新能源场站、联络线、储能的有功出力、上调空间和下调空间；当前时段新能源和母线负荷有功功率值、下一时段新能源和母线

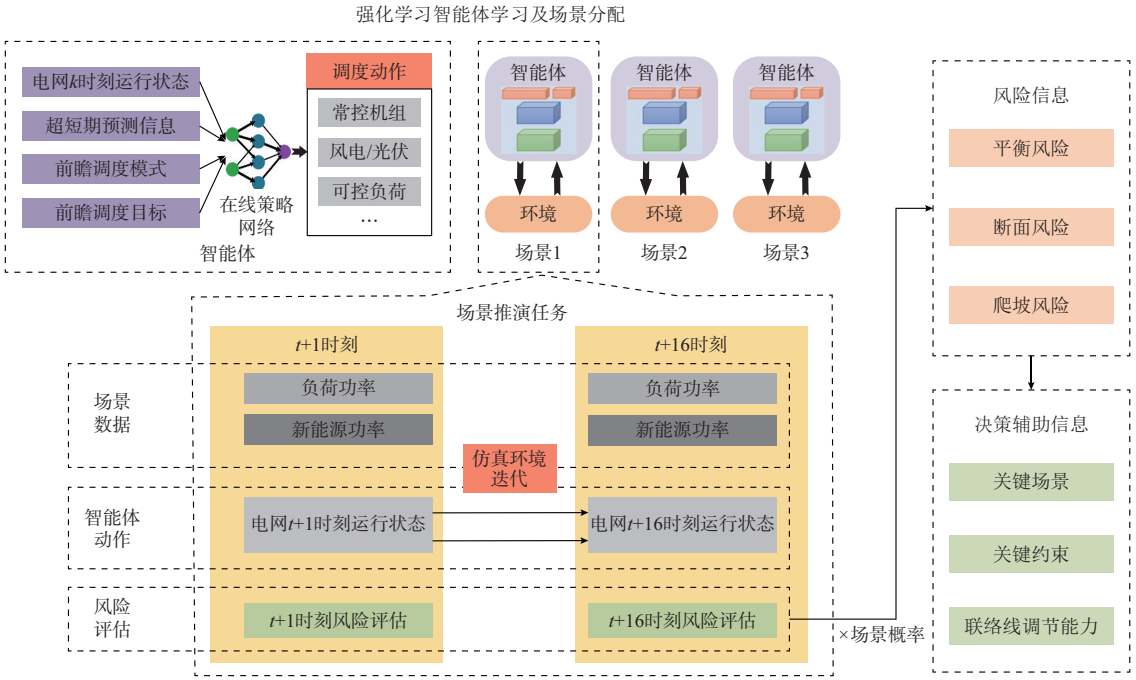


图4　多场景推演流程

Fig. 4　Workflow of multi-scenario deduction

负荷有功功率预测值。考虑到前瞻调度“保供应、促消纳”的多目标，奖励函数设计包括可调资源运行成本、新能源弃电成本、失负荷成本等，并将电力平衡、断面限额等安全约束嵌入到Actor网络的损失函数中。算法方面，从提高针对高维连续动作空间问题的优化能力和增强学习稳定性两个角度出发，选择采用嵌入调度领域知识的孪生延迟深度确定性策略梯度（twin delayed deep deterministic policy gradient，TD3）算法[26]。

除决策层面的关键场景筛选外，多场景推演还负责提供以下辅助决策信息：

1）联络线调节能力获取：除了对省内机组调节能力进行推演之外，强化学习智能体还可基于省间市场历史交易数据进行学习，考虑省内调节需求和对侧电网互济能力，给出联络线调节能力区间。其中，对侧电网互济能力受其剩余备用、剩余通道传输能力等因素影响，考虑该因素可提高申报策略在省间市场中的实际出清容量。推演阶段得到的联络线调节能力区间作为3.3节前瞻调度优化模型式（11）中的约束边界。

2）关键运行约束筛选：依据推演结果，筛除决策层面的冗余运行约束或提前确定部分决策变量，作为决策模型求解的加速手段。例如，根据各场景断面越限程度和场景发生概率，筛除低风险时段、低越限概率的断面功率约束等。

3.3　计及省内调节与省间互济协同的前瞻决策

在线决策阶段依据多场景推演的结果和当前时段新能源和负荷功率值、前瞻时窗内新能源和负荷预测值等数据，决策出最终的前瞻调度计划。为保证决策的安全性和可用性，在线决策阶段采用以随机优化建模为主，数据驱动为辅的模型数据混合驱动方法，如附录A图A2所示。

基于多场景随机优化技术构建的前瞻调度模型考虑的决策变量既包括常规机组、储能等省内可调资源，也包括联络线调整的省间互济手段。该模型数学形式如下所示：

$$\min \underbrace{\sum_{t\in T}\left[\sum_{i\in G}\left(C_i^{\mathrm{su}}v_{i,t}+C_i^{\mathrm{sd}}w_{i,t}+C^{\mathrm{g1}}\Delta p_{i,t}^{\mathrm{g1}}\right)+\sum_{l\in L}C_l^{\mathrm{tie}}\left|\Delta p_{l,t}^{\mathrm{tie}}\right|+\sum_{j\in S}C_j^{\mathrm{st}}\left(c_{j,t}^{\mathrm{st}}+d_{j,t}^{\mathrm{st}}\right)\right]}_{\text{即时成本}}+$$

$$\underbrace{\sum_{\omega\in\Omega}\pi_\omega\sum_{t\in T}\left[\sum_{i\in G}C_i^{\mathrm{g2}}\Delta p_{i,t,\omega}^{\mathrm{g2}}+\sum_{k\in K}C_k^{\mathrm{rc}}p_{k,t,\omega}^{\mathrm{rc}}+C^{\mathrm{ls}}p_{l,\omega}^{\mathrm{ls}}\right]}_{\text{预期成本}} \tag{8}$$

$$\text{s.t.}\quad \sum_{i\in G} p^{\mathrm{g}}_{i,t,\omega}+\sum_{j\in S} d^{\mathrm{st}}_{j,t,\omega}+\sum_{l\in L} p^{\mathrm{tie}}_{l,t}+\sum_{k\in K}\left(p^{\mathrm{rf}}_{k,t,\omega}-p^{\mathrm{rc}}_{k,t,\omega}\right)=D_{t,\omega}+\sum_{j\in S} c^{\mathrm{st}}_{j,t,\omega}-p^{\mathrm{ls}}_{t,\omega}\quad \forall t,\omega \tag{9}$$

$$\left|p^{\mathrm{g}}_{i,t,\omega}-p^{\mathrm{g}}_{i,(t-1),\omega'}\right|\leqslant r_{i,t}\quad \forall \omega,\omega'\in\Omega \tag{10}$$

$$p^{\mathrm{tie,min}}_{l,t}\leqslant p^{\mathrm{tie}}_{l,t}\leqslant p^{\mathrm{tie,max}}_{l,t} \tag{11}$$

其他资源调节能力及潮流安全约束　(12)

式中：v、w为机组启停动作对应的状态变量；p^{g}、p^{tie}分别为常规机组和联络线功率；Δp^{g1}、Δp^{g2}和Δp^{tie}分别为常规机组第一、第二阶段功率调整量和联络线功率调整量；c^{st}、d^{st}为储能充放电功率；p^{rf}、p^{rc}分别为新能源场站预测功率和弃电功率；D和p^{ls}分别为系统负荷及负荷缺供功率；i,l,j,k分别为常规机组、联络线、储能和新能源场站标识，G、L、S、K分别为对应的常规机组、联络线、储能和新能源场站集合；t为时段序号标识；ω和ω'均为场景序号标识（例如$p^{\mathrm{g}}_{i,t,\omega}$表示机组$i$在时段$t$、场景$\omega$下的功率）；$T$和$\Omega$分别为对应的时段和场景集合；$r$表示机组的爬坡速率；$C$为各类成本参数；上标su/sd、g1/g2、tie、st、rc、ls分别表示机组启停、机组功率调节、联络线功率调节、储能调节、新能源弃电和负荷缺供相关变量；$p^{\mathrm{tie,min}}$和$p^{\mathrm{tie,max}}$为联络线可调节功率的上、下范围。

式(8)为前瞻调度模型目标函数，式(9)和(10)分别表示各场景对应的功率平衡约束和场景之间切换导致的机组功率调节量约束。式(11)表示考虑省间市场出清容量的联络线调节能力范围约束。模型中还包含式(12)对应的常规机组、储能等各类型资源调节能力约束和断面潮流安全约束。

考虑到不同类型资源调节特性差异，前瞻调度采取“快慢搭配、动态调用”的随机优化建模方式[27-28]。其中，对于联络线调节，考虑到交易时间窗口等因素，应避免频繁修正省间调峰申报电量；储能方面，考虑到目前独立储能通常以自调度模式参与现货市场，需尽量减少对其充放电计划的调整频次。同时，还需考虑储能在前瞻时窗内储能荷电状态（state of charge，SOC）边界及日循环充放电优化需求。因此，仅允许联络线、储能在当前前瞻调度周期的初始时刻进行第一阶段优化，其目标是兼顾前瞻时窗内所有场景，缩小期望保供或新能源消纳缺口。对于参与调频的常规机组，则允许其根据各时段、各场景实际功率波动情况逐时段进行第二阶段调整。综上所述，式(8)中将储能充放电计划和省间交易申报对应的调节代价表示为“即时成本”，将未来4 h火电机组的二次调整对应的代价纳入“附加成本”。“附加成本”中还需要考虑火电机组二次调整后各场景下的期望负荷缺供或新能源弃电惩罚成本。

前瞻调度模型与当前现货市场出清模型的对比如表1所示，其优势主要体现在优化时段范围扩展以及调节对象扩增。此外，通过场景间功率调整切换约束，能够显著提升调度计划对于新能源预测误差、极端功率波动等因素的风险抗性。

表1　前瞻调度决策模型与现货市场出清模型的对比

Table 1　Comparison between look-ahead dispatch model and market clearing model

对比项	市场出清模型	前瞻调度决策模型
时段范围	（实时市场）未来2 h	未来4 h
风险边界	超短期预测信息	多场景生成/推演得到的关键场景集合
优化目标	最小化净发电成本	最小化负荷保供和新能源消纳缺口，最小化市场出清结果调整量
调节对象	水电、火电、新能源机组、储能	水电、火电、新能源机组、储能、联络线
约束条件	满足单场景电网平衡约束、安全约束及场景内爬坡约束条件	同时满足多场景电网平衡约束、安全约束条件及场景间切换爬坡约束条件

前瞻调度模型调用国产数学规划求解器COPT实现混合整数模型快速求解。考虑到决策对象增加、多场景边界带来的计算负担，前瞻调度模型借助数据驱动方法进行辅助求解。数据驱动方法的辅助作用主要体现在3个方面[10]：

1）提供决策初始值。在多个场景下均保持同样状态的储能充放电状态、快速机组启停等二进制变量，作为高可信度数据推演结果，提供给前瞻调度模型作为热启动初始值。

2）筛选决策边界。将多场景推演阶段提前筛选出来的关键场景，与基于预测的基准场景一起作为在线优化的输入场景，从而削减随机优化需要计及的场景数量。

3）辨识冗余约束。所有场景推演结果中均判定为“无效”的断面潮流等安全约束将被暂时移出混合整数规划模型，若求解后，通过安全校核验证结果违反某条约束，再通过求解器的lazy-cut等机制重新将对应约束加入求解过程，对优化模型起到约简作用。

经过上述3个方面的数据驱动辅助后，每轮前瞻调度计算过程可在1 min内完成，针对罕见情况

下有限时间内无法得到可行解的情况，考虑到前瞻调度本质上是日内滚动调度，故沿用上一轮计算中对相同时段的决策结果。

4 工程应用及效果

4.1 软件功能

强化学习与随机优化混合驱动的前瞻调度软件主要面向电网日内滚动调度计划动态编制，已在甘肃电网实现部署应用，与甘肃电力现货市场出清系统深度耦合，前瞻时窗长度H取未来4 h(与超短期预测时长保持一致)，时窗分辨率Δt取15 min，每轮共执行16个时段，每15 min与实时市场出清环节交错序贯执行。

在每轮执行周期内，系统以现货市场的实时出清结果为基线进行调整，在未来4 h市场出清结果可能出现负荷保供或新能源消纳缺口的情况下，通过建立涵盖常规机组、新能源场站、分布式光伏集群、多元储能系统及跨省联络线等灵活调节资源的统筹优化模型，实现多种可调资源的协同调度调整。

软件核心设计理念是构建“预测—推演—决策”序贯的模型数据交互驱动优化体系，由多场景生成、多场景推演、在线决策三个模块组成，功能架构如图5所示。多场景生成模块生成未来4 h省内负荷/新能源多场景集合，预测未来时段平衡态势；多场景推演模块针对前瞻时窗内的多场景进行智能推演；在线决策模块形成省内发用电资源调整策略和省间交易预案。在功能实现层面，多场景生成和多场景推演两个模块主要采用数据驱动方法实现，解决场景数目增多带来的分析计算难题。在线决策模块则基于随机优化理论，构建考虑源荷不确定性的前瞻调度优化模型，并使用数据驱动辅助的国产数学规划求解器COPT进行求解，从而有效结合数据驱动算法的计算效率和传统运筹优化方法的可靠性。

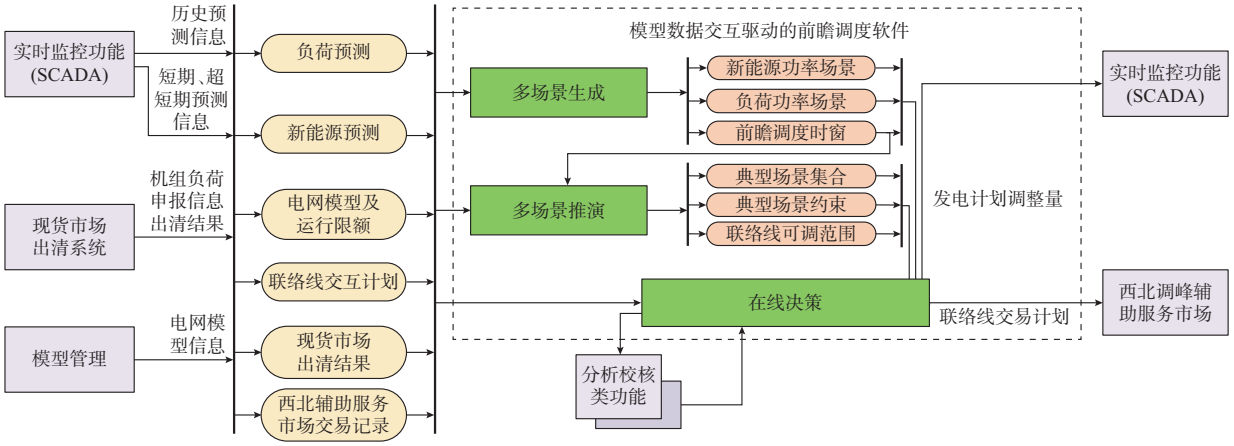


图5 前瞻调度软件功能架构

Fig. 5 Architecture of look-ahead dispatch software

4.2 现场应用

截至2025年4月，甘肃省电源总装机容量已突破100 GW，达到103.887 4 GW。其中，新能源装机达67.196 5 GW，装机占比64.68%，发电量占比38.62%，新能源主体地位进一步凸显。随着新能源占比的逐步提升，省内电力可靠供应和新能源消纳形势严峻。

为解决新能源电量高占比背景下的短时优化决策难题，前瞻调度软件接入甘肃现货市场出清系统的超短期负荷/新能源预测、联络线计划、市场出清功率等数据，并整合了覆盖甘肃地区复杂地形气候特征的历史气象数据，依托高性能人工智能训练资源，支撑实时动态的源网荷储多要素运行场景生成、推演及前瞻调度协同决策功能。在现货市场面向未来2 h(前8个时段)出清的基础上，一方面，修改出清边界条件或在市场规则允许范围内对出清结果进行再调度；另一方面，提供未来2-4 h(后8个时段)更为“远视”的决策结果，供市场参考，支持市场实现新能源与可调资源之间的协调配置，促进“保供应、促消纳”目标落实。

自2024年8月以来，前瞻调度软件已在甘肃省调开展多次离线模拟，2025年1月，软件与智能电网调度控制系统(D5000)实现电网模型、实时数据同步，并持续接入计划预测、历史采样等数据，通过模型数据同步，和D5000系统并轨试运行，2025年3月27日，软件实现正式上线运行。离线模拟迄今，辅助甘肃电网上备用裕度整体提升达到7.80%，下备用裕度整体提升达到4.56%，每月上、下备用裕度提升水平如附录A图A3所示，为调度员开展省内资源调整和省间交易提供了精益化的资源调用策略。

4.3　案例测试

4.3.1　案例场景选择

针对甘肃电网2024年全年新能源/负荷预测和实测数据，工程应用中将其划分成比例为8:2的训练数据集和测试数据集。训练数据集用于训练前瞻调度软件中涉及的人工智能模型参数，测试数据集用于验证前瞻调度软件的应用效果。考虑新能源/负荷功率及预测误差，在测试数据集内选取两个典型案例用于验证前瞻调度策略的效果，具体案例描述详见附录B。

4.3.2　案例效果分析

案例1全天的日前调度计划见附录B图B3，所有可调节资源（包含火电、水电、储能和联络线）的日内调度计划见图6。日内调度计划为所选前瞻调度时间窗口16个时段的调度计划值。其中，“原计划”表示市场出清结果，前8个时段更新为实时市场出清结果（不包含储能资源调整），后8个时段仍然保持日前市场出清结果；特别对于储能，“原计划”表示各个储能场站在市场中申报的自调度计划；“前瞻计划”表示前瞻调度策略得到的计划值，包括针对储能的集中优化结果；图6(d)给出了联络线的实际调节上限，该上限根据西北区内各省份的备用供给能力进行事后测算得到。

对照附录B图B1，系统净负荷实际值高于预测值，因此，在案例1所选时间窗口内，相对市场出清计划，前瞻调度计划主要对储能和联络线计划进行了调整。首先，根据附录B图B3中的结果，储能资源原计划在早上06:00—10:00和晚上18:00—21:00两个时间窗口进行充电，但是考虑到01:00—05:00时段新能源/负荷预测误差方向相反且相比其他时段有更大概率造成保供缺口，因此，储能应当立即在01:00—05:00时段进行放电。其次，由于省内资源不足，目标电网应当在省间市场进行购电操作，尤其是所在时窗的后8个时段，超短期预测信息对新能源功率高估较为严重，应当提前削减对外输电计划，规避实时联络线功率偏差带来的额外考核成本。对比图6(d)中的联络线计划及其调节上限，当时西北区域电网仍然保留了较为充裕的上备用容量，前瞻调度可以通过减少外送满足极端天气引发的保供需求，省间市场无法出清的风险极小。相比之下，火电、水电的调度计划调整较小。其中，火电作为高灵活性资源，其计划值低于其功率上限，可随时提高功率以应对小概率但是保供缺口较大的场景。而水电则采取与实时市场相似出清结果，均为满功率运行。

两种日内调度计划对应的负荷保供裕度评估结果如附录B图B4所示。当负荷保供裕度小于0时，表示系统存在保供缺口，即联络线外送功率存在负偏风险。如果按照负荷/新能源功率预测值进行测算，调整前的市场出清结果不存在保供缺口；然而，如果按照负荷/新能源功率实际值进行测算，其在时段9～16均存在保供缺口。反观前瞻调度策略，通过多类型资源协同调节，其根据实际值测算得到的负荷保供裕度始终大于0且优于市场出清结果，由此可以验证前瞻调度策略在不确定性环境下技术上的优势。

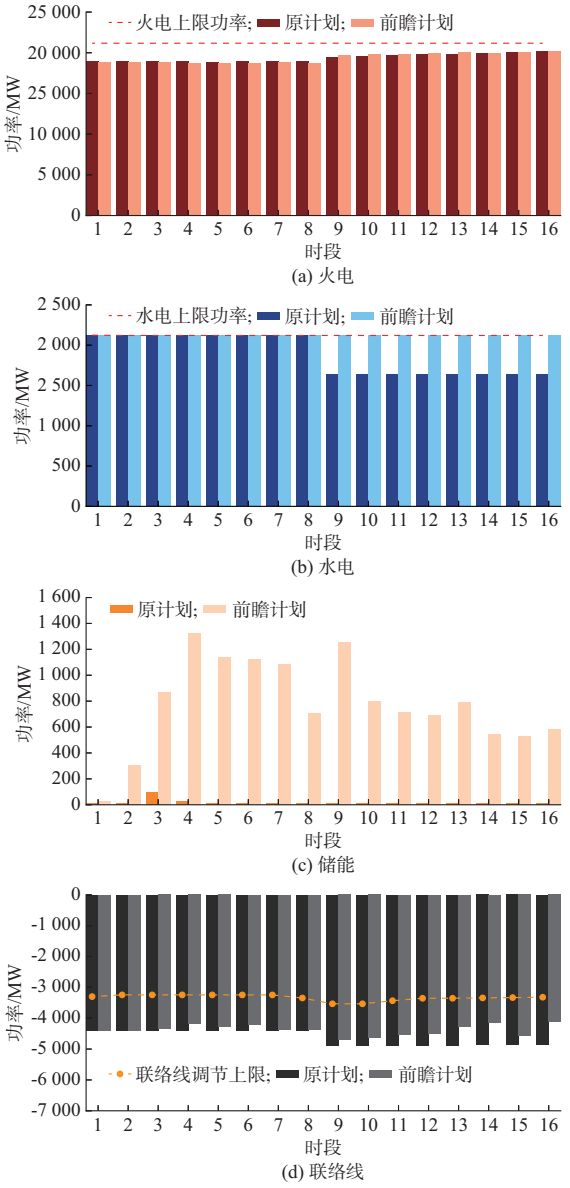


图6　案例1日内调度计划

Fig. 6　Intra-day schedule of Case 1

案例2对应的日前调度计划见附录B图B5，日内调度计划如图7所示。由于案例2主要考察前瞻调度策略对于新能源消纳能力的提升情况，因此图

7(a)和图7(b)中的虚线分别表示火电和水电的可调节下限,图7(d)给出了联络线的实际调节下限。

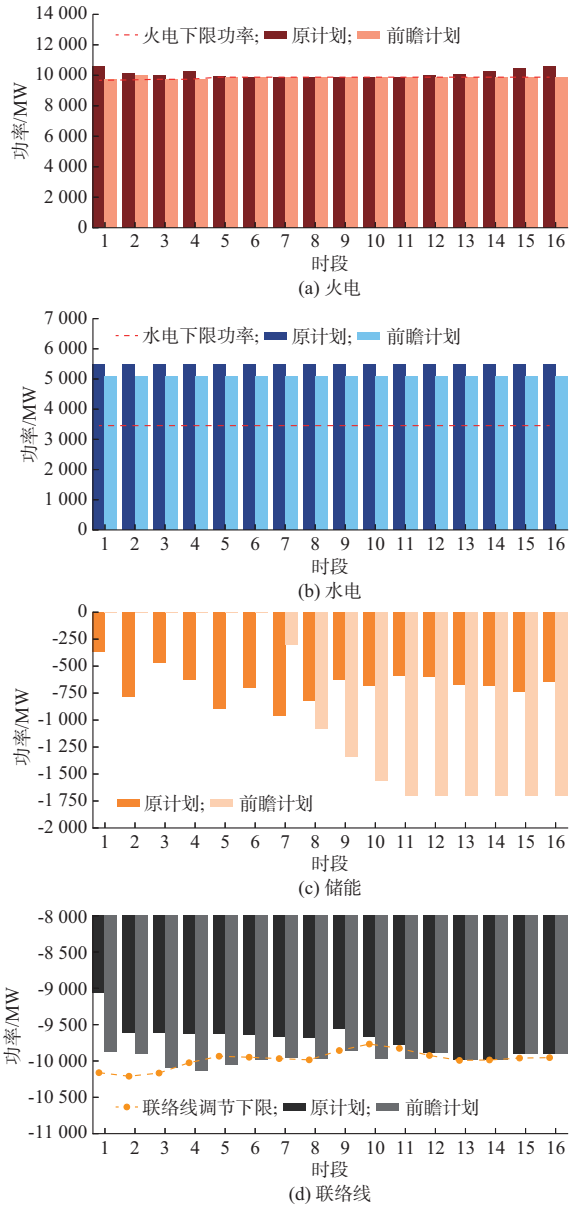


图7 案例2日内调度计划
Fig. 7 Intra-day schedule of Case 2

根据图7,火电功率已接近其下限,其下备用容量近乎为0,因此,前瞻调度策略主要从3个方面实现提升。首先,降低所处时窗内的水电出力,特别是对于新能源资源较为充裕的时段9~16,可根据来水量计划将水电发电时段重新安排至当天负荷较高、新能源功率较低的时段(例如16:00—17:00),在不影响水电当天发电量的前提下增加新能源出力。其次,由于时段1~11邻省仍然具有一定新能源消纳支援能力,因此,可以根据输电通道剩余空间在省间市场提出购电请求,即增加联络线外送功率。与案例1不同的是,西北地区多数省份属于送端电网,彼此之间可互相支援的下备用容量相对较小。由于数据驱动方法不可避免存在偏差,少部分时段的前瞻计划值低于联络线实际调节下限。此时,在省间市场申报的需求可能无法完全出清。但是,考虑到前瞻调度采用滚动优化模式,调度人员可以通过后续的省内机组调整补偿省间市场中无法出清的容量,整体风险仍然可控。最后,相对较为平缓的日前储能充电计划,将其调整为12:00之后进行集中充电,从而与联络线调节手段形成互补,避免调峰资源浪费。

最后,图7中两种日内调度计划对应的新能源消纳裕度评估结果如附录B图B6所示。当新能源消纳裕度小于0时,表示系统存在弃风弃光现象。可以看到,无论按照负荷/新能源功率的预测值或实际值进行测算,市场出清结果均存在新能源消纳裕度低于0的情况,所提前瞻调度策略通过储能/联络线新型调节手段与常规调节手段的协同,实现了该时段新能源全消纳。

表2汇总了案例1和案例2在前瞻时间窗口内的运行成本和计算效率。为应对新能源和负荷的随机波动,前瞻调度策略通过提前调整灵活资源计划,消除潜在的负荷缺供或新能源消纳不足风险,同时,支付对应的调整成本,包括火电、水电、储能的再调度费用以及省间市场购售电价差成本。然而,从表2可见,两个案例中支出的调度调整成本均低于负荷缺供或弃风弃电所产生的额外损失。计算效率方面,由于前瞻调度模型本质上是对市场出清结果的再优化,且通过约束筛选等手段实现了计算加速,因此,有效降低了多场景边界条件带来的额外计算负担,计算时间均控制在1 min以内。

表2 运行成本及计算效率对比
Table 2 Comparison of operation costs and computation efficiency

案例	方法	调度调整成本/万元	保供/弃风弃光成本/万元	计算时间/秒
1	调整前	/	40.11	30.54
	调整后	11.76	0.00	52.63
2	调整前	/	26.28	28.77
	调整后	5.28	0.00	41.45

5 结语

本文针对新能源高占比电力系统中日内调度面临的不确定性短时优化决策难题,提出了强化学习与随机优化混合驱动的前瞻调度技术体系,构建了“预测—推演—决策”序贯的模型数据交互驱动软件

架构，实现了多场景生成、智能推演与在线调度决策的高效协同。

甘肃电网实际运行数据的测试表明，前瞻调度策略结合数据驱动的精准风险感知手段和优化引擎驱动的源网荷储协同调节模型，在较低的调度调整成本下显著降低了保供缺口和弃风弃光风险成本，在满足调度实时性的前提下“保供应、促消纳”成效显著。

未来研究将开展场景生成技术与多场景优化技术的深度闭环设计，进一步探索极端气象等数据分布偏移场景下的泛化能力提升，并推动前瞻调度技术在新型电力系统中的规模化应用。

附录见本刊网络版，点击 http://www.aeps-info.com/aeps/article/abstract/20250402004，或扫描英文摘要后二维码，可阅读全文。

参 考 文 献

[1] 王珂，姚建国，余佩遥，等．基于深度强化学习的电网前瞻调度智能决策架构及关键技术初探[J]．中国电机工程学报，2022，42(15)：5430-5439.
WANG Ke，YAO Jianguo，YU Peiyao，et al. Architecture and key technologies of intelligent decision-making of power grid look-ahead dispatch based on deep reinforcement learning [J]. Proceedings of the CSEE，2022，42(15)：5430-5439.

[2] 田野，李正烁，吴文传．计及调节资源AGC动态特性的离散-连续时间随机前瞻经济调度[J]．中国电机工程学报，2024，44(7)：2578-2590.
TIAN Ye，LI Zhengshuo，WU Wenchuan. Discrete-continuous-time stochastic look-ahead economic dispatch model considering the dynamic characteristics of AGC provided by regulating resources[J]. Proceedings of the CSEE，2024，44(7)：2578-2590.

[3] GU Y Z，XIE L. Stochastic look-ahead economic dispatch with variable generation resources[J]. IEEE Transactions on Power Systems，2017，32(1)：17-29.

[4] 陈哲，王橹裕，郭创新，等．基于风险的多区互联电力系统分布式鲁棒动态经济调度[J]．电力系统自动化，2021，45(23)：113-122.
CHEN Zhe，WANG Luyu，GUO Chuangxin，et al. Risk-based distributed robust dynamic economic dispatch for interconnected multi-regional power systems[J]. Automation of Electric Power Systems，2021，45(23)：113-122.

[5] XU S W，WU W C. Tractable reformulation of two-side chance-constrained economic dispatch[J]. IEEE Transactions on Power Systems，2022，37(1)：796-799.

[6] 成梁成，严嘉豪，姚建国，等．面向电网前瞻调度嵌入领域知识的深度强化学习方法[J]．电网技术，2024，48(8)：3133-3142.
CHENG Liangcheng，YAN Jiahao，YAO Jianguo，et al. Look-ahead dispatch method via deep reinforcement learning embedded with domain knowledge[J]. Power System Technology，2024，48(8)：3133-3142.

[7] 彭刘阳，孙元章，徐箭，等．基于深度强化学习的自适应不确定性经济调度[J]．电力系统自动化，2020，44(9)：33-42.
PENG Liuyang，SUN Yuanzhang，XU Jian，et al. Self-adaptive uncertainty economic dispatch based on deep reinforcement learning[J]. Automation of Electric Power Systems，2020，44(9)：33-42.

[8] YAN J H，LI Y P，YAO J G，et al. Look-ahead unit commitment with adaptive horizon based on deep reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Power Systems，2024，39(2)：3673-3684.

[9] ZHANG W W，QIU G，GAO H J，et al. Performance-driven time-adaptive stochastic unit commitment based on neural network[J]. IEEE Transactions on Power Systems，2024，39(6)：7453-7456.

[10] 王麒宁，陈思远，徐箭，等．基于冗余约束快速辨识的电力系统前瞻调度鲁棒决策方法[J/OL]．电力系统自动化：1-14[2025-01-07]. https://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx? dbcode=CJFD&dbname=CJFD&filename=DLXT20250107001.
WANG Qining，CHEN Siyuan，XU Jian，et al. Robust decision-making method for look-ahead dispatch in power system based on fast identification of redundant constraints[J/OL]. Automation of Electric Power Systems：1-14[2025-01-07]. https://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx? dbcode=CJFD&dbname=CJFD&filename=DLXT20250107001.

[11] 彭显刚，林利祥，刘艺，等．基于纵横交叉-拉丁超立方采样蒙特卡洛模拟法的分布式电源优化配置[J]．中国电机工程学报，2015，35(16)：4077-4085.
PENG Xiangang，LIN Lixiang，LIU Yi，et al. Optimal distributed generator allocation method based on correlation Latin hypercube sampling Monte Carlo simulation embedded crisscross optimization algorithm[J]. Proceedings of the CSEE，2015，35(16)：4077-4085.

[12] 杨震，杨晶显，王凯，等．基于去噪扩散概率模型的水-光互补系统随机场景生成方法[J]．电力系统自动化，2024，48(19)：171-180.
YANG Zhen，YANG Jingxian，WANG Kai，et al. Stochastic scenario generation method based on denoising diffusion probabilistic model for hydro-photovoltaic complementary system[J]. Automation of Electric Power Systems，2024，48(19)：171-180.

[13] 王守相，陈海文，李小平，等．风电和光伏随机场景生成的条件变分自动编码器方法[J]．电网技术，2018，42(6)：1860-1869.
WANG Shouxiang，CHEN Haiwen，LI Xiaoping，et al. Conditional variational automatic encoder method for stochastic scenario generation of wind power and photovoltaic system[J]. Power System Technology，2018，42(6)：1860-1869.

[14] 孙浩，万灿，曹照静，等．基于条件生成对抗网络曲线生成的短期负荷概率预测[J]．电力系统自动化，2023，47(23)：189-199.
SUN Hao，WAN Can，CAO Zhaojing，et al. Short-term load probabilistic forecasting based on conditional generative adversarial network curve generation[J]. Automation of Electric

Power Systems, 2023, 47(23): 189-199.

[15] 陈志威,吴毓峰,潘振宁,等.基于图表示学习和特征引导的电力系统运行场景生成方法[J].中国电机工程学报,2024,44(24):9521-9533.
CHEN Zhiwei, WU Yufeng, PAN Zhenning, et al. A power system operating scenario generation method based on graph representation learning and feature guidance[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(24): 9521-9533.

[16] 杨艳红,卢鑫,张雷杰,等.考虑智能体前置状态及环境特征自适应机制的强化学习电网调度方法[J].高电压技术,2024,50(8):3497-3509.
YANG Yanhong, LU Xin, ZHANG Leijie, et al. Reinforcement learning power grid dispatching method considering the pre-state of intelligent agent and adaptive mechanism of environmental features [J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(8): 3497-3509.

[17] 彭刘阳,孙元章,徐箭,等.基于深度强化学习的自适应不确定性经济调度[J].电力系统自动化,2020,44(9):33-42.
PENG Liuyang, SUN Yuanzhang, XU Jian, et al. Self-adaptive uncertainty economic dispatch based on deep reinforcement learning [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(9): 33-42.

[18] 管金昱,梁志峰,昌力,等.考虑输电权分配的跨省跨区电力应急调度优化出清模型[J].电网技术,2025,49(1):223-231.
GUAN Jinyu, LIANG Zhifeng, CHANG Li, et al. Optimization model for inter-regional emergency power dispatch considering transmission rights allocation [J]. Power System Technology, 2025, 49(1): 223-231.

[19] 林弋莎,鲁宗相,乔颖,等.基于可调资源可行域模型的时序-概率电力电量平衡理论[J].电力系统自动化,2025,49(9):61-72.
LIN Yisha, LU Zongxiang, QIAO Ying, et al. Time-series-probabilistic power and energy balancing theory based on feasible region model of adjustable resources[J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(9): 61-72.

[20] 夏清,陈启鑫,谢开,等.中国特色、全国统一的电力市场关键问题研究(2):我国跨区跨省电力交易市场的发展途径、交易品种与政策建议[J].电网技术,2020,44(8):2801-2808.
XIA Qing, CHEN Qixin, XIE Kai, et al. Key issues of national unified electricity market with Chinese characteristics (2): development path, trading varieties and policy recommendations for inter-regional and inter-provincial electricity markets [J]. Power System Technology, 2020, 44(8): 2801-2808.

[21] 曾丹,谢开,庞博,等.中国特色、全国统一的电力市场关键问题研究(3):省间省内电力市场协调运行的交易出清模型[J].电网技术,2020,44(8):2809-2819.
ZENG Dan, XIE Kai, PANG Bo, et al. Key issues of national unified electricity market with Chinese characteristics (3): transaction clearing models and algorithms adapting to the coordinated operation of provincial electricity markets [J]. Power System Technology, 2020, 44(8): 2809-2819.

[22] 陈艺华,张炜,张成刚,等.促进新能源消纳的省间、省内两级电力现货市场运行机制[J].电力系统自动化,2021,45(14):104-113.
CHEN Yihua, ZHANG Wei, ZHANG Chenggang, et al. Operation mechanism of inter-and intra-provincial electricity spot markets to promote renewable energy accommodation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(14): 104-113.

[23] 樊宇琦,丁涛,孙瑜歌,等.国内外促进可再生能源消纳的电力现货市场发展综述与思考[J].中国电机工程学报,2021,41(5):1729-1752.
FAN Yuqi, DING Tao, SUN Yuge, et al. Review and thinking on the development of electricity spot market at home and abroad to promote the consumption of renewable energy[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(5): 1729-1752.

[24] GRONDMAN I, BUSONIU L, LOPES G A D, et al. A survey of actor-critic reinforcement learning: standard and natural policy gradients[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2012, 42(6): 1291-1307.

[25] BARTO A G, SUTTON R S, ANDERSON C W. Looking back on the actor - critic architecture[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2021, 51(1): 40-50.

[26] CUI C Y, DONG Z. Optimal operation strategy of microgrid based on TD3 algorithm [C]// 2022 7th International Conference on Power and Renewable Energy (ICPRE), September 23-26, 2022, Shanghai,China: 347-351.

[27] 袁铁江,张文达.新型电力系统源-储-荷协同规划研究综述[J/OL].中国电机工程学报:1-20[2024-12-27]. https://link.cnki.net/doi/10.13334/j.0258-8013.pcsee.240612.
YUAN Tiejiang, ZHANG Wenda. A review of research on source-storage-load coordinated planning for new power system [J/OL]. Proceedings of the CSEE: 1-20 [2024-12-27]. https://link.cnki.net/doi/10.13334/j.0258-8013.pcsee.240612.

[28] 潘建辉,张宁,雍培,等.面向海量灵活性资源的两阶段分布式协同调度方法[J].电力系统自动化,2023,47(15):67-79.
PAN Jianhui, ZHANG Ning, YONG Pei, et al. Two-stage distributed collaborative dispatching method for massive flexible resources[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(15): 67-79.

李亚平(1982—),女,博士,正高级工程师,主要研究方向:电力系统优化与控制、调控人工智能技术应用。E-mail:liyaping@epri.sgcc.com.cn

严嘉豪(1993—),男,通信作者,博士,主要研究方向:电力系统运行、规划和风险评估。E-mail:yanjiahao@epri.sgcc.com.cn

王继业(1964—),男,博士生导师,教授级高级工程师,主要研究方向:能源互联网、电力信息通信技术研究与产业实践。E-mail:wanjiye@epri.sgcc.com.cn

(编辑　陈燕,章黎)

Power Grid Look-ahead Dispatch Technologies Driven by Reinforcement Learning and Stochastic Optimization and Their Applications

LI Yaping[1], *YAN Jiahao*[1], *WANG Jiye*[2], *LI Lixin*[3], *TANG Wen*[4], *YANG Shengchun*[3]

(1. China Electric Power Research Institute (Nanjing), Nanjing 210003, China;
2. China Electricity Council, Beijing100761, China; 3. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China;
4. State Grid Gansu Electric Power Company, Lanzhou 730046, China)

Abstract: With the increasing proportion of integrated renewable energy, the significant errors in ultra-short-term forecasting remain a core challenge for dispatchers, making intra-day power balance more difficult. The hybrid look-ahead dispatch framework driven by reinforcement learning and stochastic optimization improves the adaptability of intra-day dispatch plans to uncertain scenarios through multi-scenario simulation and rolling-horizon optimization, and has been implemented in an actual provincial power grid. To meet engineering application requirements, this paper first elaborates on the decision-making paradigm and technical challenges of look-ahead dispatch. Subsequently, three practical key technologies are proposed: 1) massive power grid operational scenario generation within look-ahead horizon and balance assessment, 2) reinforcement learning-based intelligent multi-scenario simulation, 3) look-ahead decision-making considering both intra-provincial regulation and inter-provincial trading. Then, a sequential "forecast-simulation-decision" software architecture is designed and a model-data interactive-driven look-ahead dispatch technology framework is established. Finally, the test using operation data from Gansu Power Grid in China demonstrates the computational efficiency of the look-ahead dispatch software and analyzes its enhancement effects on power balancing capabilities under challenging scenarios of "ensuring supply security and promoting renewable energy accommodation".

This work is supported by National Key R&D Program of China (No. 2022YFB2403400) and the National Natural Science Foundation of China (No. 52307150).

Key words: renewable energy; look-ahead dispatch; reinforcement learning; stochastic optimization; spot market

附录 A

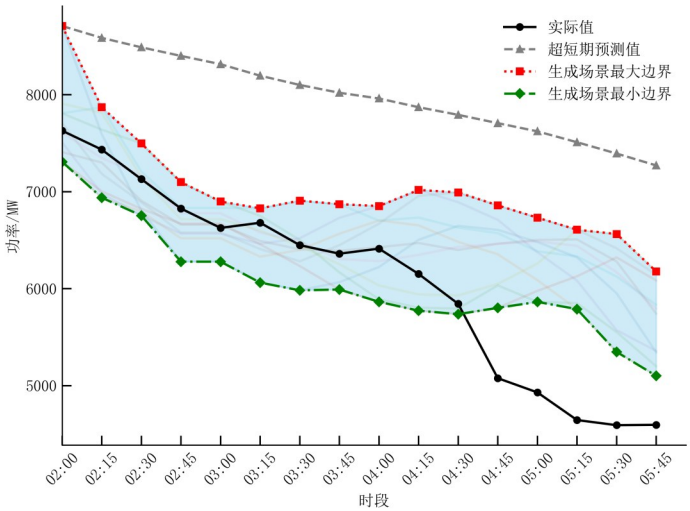


图 A1　某前瞻时窗内新能源出力场景集合
Fig A1　Set of renewable energy scenarios within a certain horizon

表 A1　新能源出力场景集合统计指标
Table A1　Statistical indicators of renewable energy scenarios set

	1～4 时段	5～8 时段	9～12 时段	13～16 时段
覆盖率	100%	100%	75%	0%
功率区间平均宽度(MW)	974.29	797.85	1136.10	994.71
超短期预测误差平均宽度(MW)	1 291.14	1 628.93	1 961.47	2 758.07

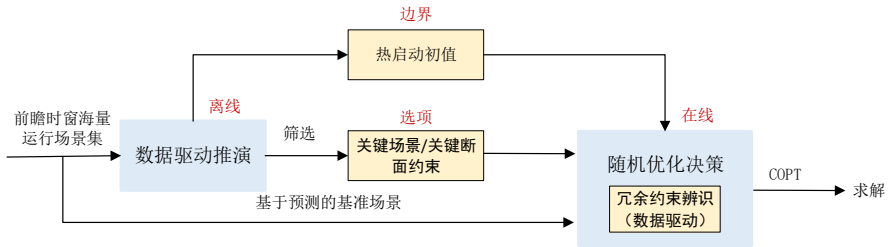


图 A2　数据驱动辅助的随机优化
Fig. A2　Data-driven assisted stochastic optimization

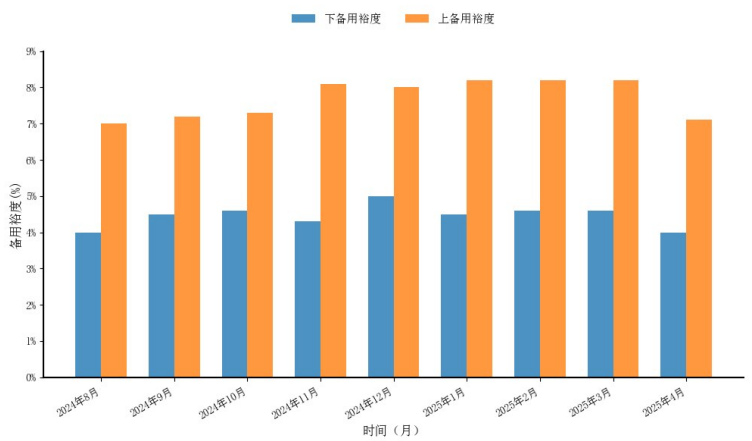
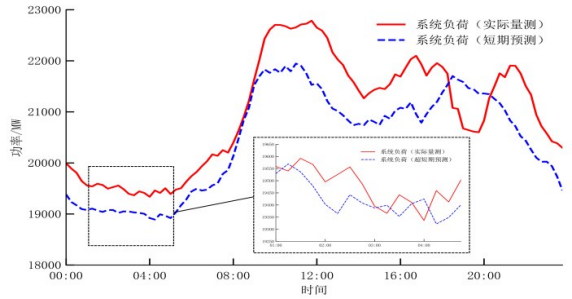


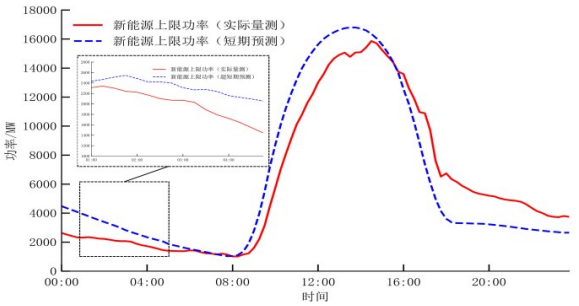
图 A3　软件应用后系统上、下备用裕度提升比例
Fig. A3　Increase ratio of upper and lower reserve margins

附录 B

案例 1：日期为 2024 年 1 月 24 日，前瞻调度时间窗口为 01:00—05:00。图 B1 中显示了全天系统负荷/新能源功率的日前短期预测值和实际值的对比情况，分图中显示了前瞻调度时间窗口内日内超短期预测值与实际值的对比情况。当日甘肃电网受到寒潮事件影响，寒潮期间供暖负荷上升，寒潮末期冷风过境导致风电功率急剧下跌，从而造成全天负荷实际值较预测值偏高，而所选前瞻调度时间窗口内新能源功率实际值较预测值偏低。负荷预测高偏与新能源预测低偏造成时窗内的净负荷偏差较正常时段显著增加，平均绝对误差为 185 MW，均方根误差为 247 MW，超短期预测偏差最大达到 711 MW。该案例用于验证前瞻调度策略对于系统保供裕度的提升效果。



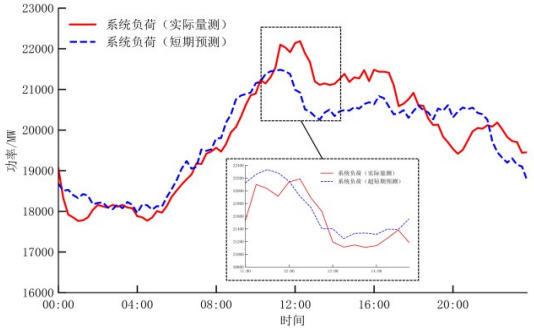
(a)　全省系统负荷



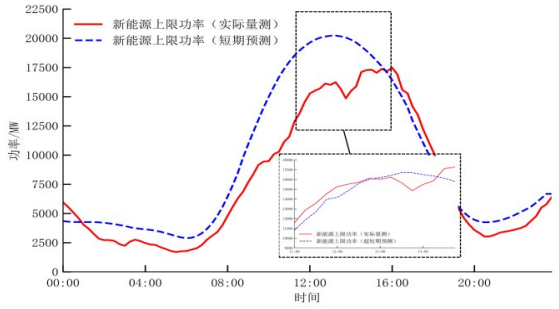
(b)　全省新能源功率理论上限

图 B1　案例 1 负荷/新能源功率的预测值/实际值对比
Fig. B1　Comparison of load/renewable power forecast/actual values in Case 1

案例 2：日期为 2024 年 7 月 11 日，前瞻调度时间窗口为 11:00—14:00。当日系统负荷/新能源功率的预测值和实际值对比情况如图 B2 所示，该时段为甘肃电网较为常见的午间新能源大发时段，新能源功率在 13:00 达到 20,150 MW 以上。该案例用于验证前瞻调度策略对于新能源消纳能力的提升效果。



(a) 全省系统负荷



(b) 全省新能源功率理论上限

图 B2 案例 2 负荷/新能源功率的预测值/实际值对比
Fig. B2 Comparison of load/renewable power forecast/actual values in Case 2

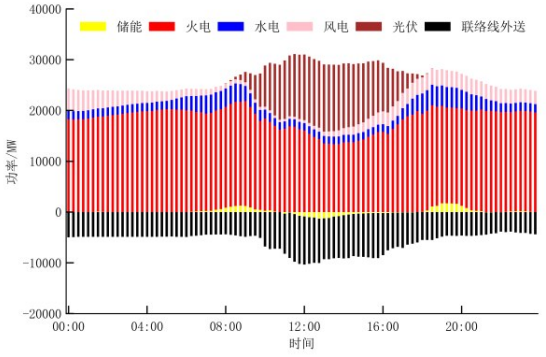


图 B3 案例 1 日前调度计划
Fig. B3 Day-ahead schedule of Case 1

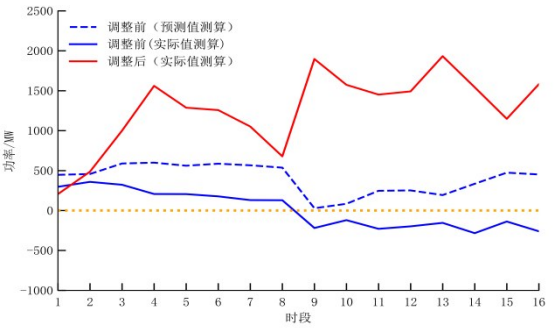


图 B4 案例 1 负荷保供裕度评估结果
Fig. B4 Load supply adequacy evaluation results of Case 1

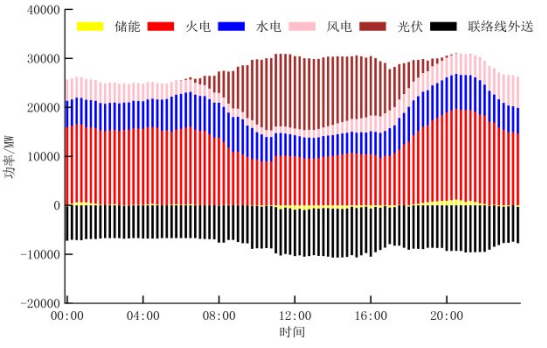


图 B5 案例 2 日前调度计划
Fig. B5 Day-ahead schedule of Case 2

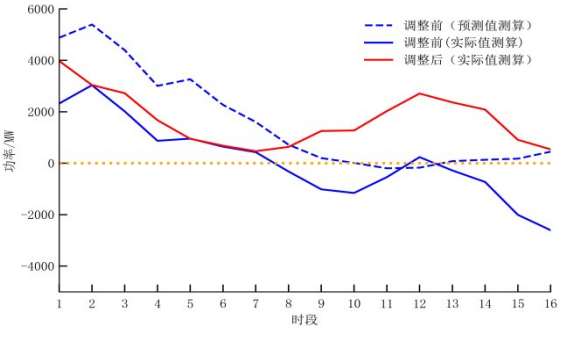


图 B6 案例 2 新能源消纳裕度评估结果
Fig. B6 Renewable energy accommodation adequacy evaluation results of Case 2