

不确定性下新能源消纳资源智能调控研究

吕云彤¹,陶 鹏¹,冀 明¹,王志涛¹,霍 伟¹,王新健²,高赐威²

(1. 国网河北省电力有限公司 营销服务中心,石家庄 050000;2. 东南大学 电气工程学院,南京 210018)

摘要:针对高比例新能源接入电力系统带来的消纳挑战,提出了一种不确定性环境下新能源消纳资源智能调控方法。构建了基于蒙特卡洛模拟与Copula理论的风光联合概率模型,以量化新能源不确定性,并建立了储能、电动汽车等多元资源的精细化模型。在此基础上,提出了一种“日前-日内-实时”3层优化调控架构:日前层采用两阶段随机规划,日内层基于模型预测控制进行滚动优化,实时层通过分布式反馈实现功率平衡。仿真结果表明,所提策略显著提升了系统新能源消纳能力,其中风电消纳率达到96.8%,光伏消纳率达到94.2%,相比传统调度策略分别提升14.5%和17.7%;同时有效降低了系统运行成本,总运行成本较传统策略降低8.5%。研究验证了所提方法在提升新能源消纳率、改善系统运行经济性和增强调度灵活性方面的有效性,为高比例新能源电力系统的优化运行提供了理论依据和技术支撑。

关键词:新能源消纳;智能调控;蒙特卡洛模拟;Copula理论;优化运行

Research on intelligent regulation of new energy consumption resources under uncertainty

LYU Yuntong¹, TAO Peng¹, JI Ming¹, WANG Zhitao¹, HUO Wei¹, WANG Xinjian², GAO Ciwei²

(1. Marketing Service Center, State Grid Hebei Electric Power Co., Ltd., Shijiazhuang 050000, China;
2. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210018, China)

Abstract: Aiming at the accommodation challenges of high-proportion new energy integration into power systems, an intelligent regulation method for new energy accommodation resources under uncertainty is proposed. A joint probability model of wind and photovoltaic output is constructed based on Monte Carlo simulation and Copula theory to quantify new energy uncertainty. A refined model of multiple adjustable resources such as energy storage and electric vehicle clusters is established, and their operational characteristics and dispatchable potential are analyzed. A three-layer optimization architecture is designed: in the day-ahead layer, two-stage stochastic programming is used to formulate the dispatch plan; in the intra-day layer, rolling correction is conducted based on model predictive control; and in the real-time layer, power balance is achieved through distributed feedback. Simulation results show that the proposed strategy significantly improves new energy accommodation, with wind power accommodation reaching 96.8% and photovoltaic accommodation reaching 94.2%, increased by 14.5 and 17.7 percentage points respectively; meanwhile, total operation costs are reduced by 8.5% compared to traditional strategies. The effectiveness of the proposed method in enhancing accommodation rates, improving operational economy, and increasing dispatch flexibility is verified, providing theoretical basis and technical support for optimal operation of high-proportion new energy power systems.

Key words: new energy accommodation; intelligent regulation and control; monte carlo simulation; Copula theory; optimized operation

0 引言

在全球能源转型与我国“双碳”目标的推动下,风电、光伏等新能源发电规模持续扩大。然而,新能源固有的波动性和随机性给电力系统稳定运行带来严峻挑战。传统“源随荷动”的调度模式难以

适应“源荷双侧不确定”的新型运行环境,导致弃风弃光问题日益突出。与此同时,电动汽车、储能等多元化负荷的快速发展,既增加了系统运行复杂度,也为通过需求响应平抑新能源波动提供了新的可能。在此背景下,如何协同优化源荷资源,构建能够有效应对不确定性的智能调控体系,成为实现新型电力系统安全低碳运行的关键课题^[1]。

为应对这一挑战,现有研究主要从两个方向展开探索。在不确定性建模方面,文献[2]采用改进的自回归移动平均(autoregressive moving average,

收稿日期:2026-01-11;修回日期:2026-02-25

基金项目:国网河北省电力有限公司公司科技项目(5204 YF24000M)

ARMA)模型提升了风电功率预测精度;文献[3]建立辐照度-温度映射关系,通过预测光照情况实现了对光伏发电的预测;文献[4]引入概率预测与场景分析法,利用蒙特卡洛模拟量化功率不确定性。在优化调度方面;文献[5]提出一种依赖于精准概率分布的随机规划模型;文献[6]通过鲁棒优化方法实现了低碳-经济的多能互补型调度。近年来,随着需求侧资源价值的凸显,学者们开始探索电动汽车、储能系统等柔性负荷参与系统调度的潜力,并在多时间尺度协同优化、分布鲁棒优化^[7-8]等方面取得重要进展。特别地,模型预测控制在日内滚动优化中展现出独特优势,而分布式算法为实时控制提供了新的解决方案^[9]。

总体来看,现有研究仍存在两方面不足:一是不确定性表征与优化决策衔接不足,复杂预测结果难以被后续优化模型有效利用,而部分优化方法又依赖过于简化的不确定性假设;二是多数研究聚焦单一时间尺度,缺乏将日前计划、日内滚动优化与实时控制有机结合的完整框架,难以系统应对不确定性的动态演化。为此,本文提出一种融合蒙特卡洛与 Copula 理论的新能源不确定性建模过程见附录 A。通过构建“日前随机优化层-日内滚动优化层-实时反馈校正层”协同架构,实现新能源功率不确定性的量化表征与多时间尺度优化调控的有效结合,并进一步验证其在提升消纳效率和运行经济性方面的性能。

1 多元可调资源建模与分析

1.1 储能系统建模与运行特性分析

储能系统通过时空平移能量,为电力系统提供灵活的调节能力。本节建立储能系统的精细化数学模型,分析其运行特性和寿命损耗。

储能系统的核心状态变量为荷电状态(state of charge, SOC),其动态演化过程可描述为

$$S_{OC}(t+1) = S_{OC}(t) + \frac{\eta_{ch} P_{ch}(t) \Delta t}{E_{rated}} - \frac{P_{dis}(t) \Delta t}{\eta_{dis} E_{rated}} \quad (1)$$

式中: $P_{ch}(t)$ 和 $P_{dis}(t)$ 分别为充电和放电功率; η_{ch} 和 η_{dis} 分别为充放电效率; E_{rated} 为额定容量。

储能系统的运行约束包括功率约束和容量约束

$$0 \leq P_{ch}(t) \leq P_{max}^{ch} u_{ch}(t) \quad (2)$$

$$0 \leq P_{dis}(t) \leq P_{max}^{dis} u_{dis}(t) \quad (3)$$

$$S_{OC,min} \leq S_{OC}(t) \leq S_{OC,max} \quad (4)$$

$$u_{ch}(t) + u_{dis}(t) \leq 1 \quad (5)$$

式中: $u_{ch}(t)$ 和 $u_{dis}(t)$ 为二进制变量,防止同时充放电。

考虑储能寿命损耗,建立基于吞吐量和循环次数的寿命模型。容量衰减率与累积吞吐量关系为

$$Q_{loss} = a \exp(b D_{OD}) (A_h)^{0.5} \quad (6)$$

式中: Q_{loss} 为损失的电量; D_{OD} 为放电深度; A_h 为累积吞吐量; a 和 b 为相关参数。

储能运行成本包括投资成本分摊、运行维护成本和寿命损耗成本

$$C_{ESS}(t) = C_{inv} + C_{OM} + C_{loss} \quad (7)$$

式中:寿命损耗成本基于雨流计数法计算的等效循环次数。

$$C_{loss} = \sum_{k=1}^{N_{cycle}} \frac{C_{rep}}{N_{cycle,k}^{max}} \quad (8)$$

1.2 电动汽车集群建模

电动汽车作为一种分布式储能资源,其有序充电管理对提升电网新能源消纳能力具有重要意义。本节建立电动汽车集群的确定性调度模型,重点描述其运行约束和可调度特性,为后续优化调度提供模型基础。

单个电动汽车的充电行为可由其电池动力学模型描述。设第 i 辆电动汽车在时段 t 的荷电状态为 $S_{OC,ev,i}(t)$,其动态演化过程满足

$$S_{OC,ev,i}(t+1) = S_{OC,ev,i}(t) + \frac{\eta_{ev} P_{ev,i}(t) \Delta t}{E_{ev,i}} \quad (9)$$

式中: $P_{ev,i}(t)$ 为充电功率; η_{ev} 为充电效率; $E_{ev,i}$ 为电池容量。

电动汽车的充电过程受到用户出行需求的约束。设车辆接入电网的时间段为 $[t_{arr,i}, t_{dep,i}]$,在此期间必须满足

$$S_{OC,ev,i}(t_{dep,i}) \geq SOC_{ev,i}^{req} \quad (10)$$

式中: $SOC_{ev,i}^{req}$ 为用户在离开时期望达到的荷电状态。同时,充电功率受到充电设备额定功率的限制

$$0 \leq P_{ev,i}(t) \leq P_{ev,i}^{max} \quad (11)$$

考虑到电池寿命保护,荷电状态应维持在合理范围内

$$S_{OC,ev,i}^{min} \leq S_{OC,ev,i}(t) \leq S_{OC,ev,i}^{max} \quad (12)$$

对于电动汽车集群,可通过聚合模型描述其整体调度特性。定义集群总充电功率为

$$P_{EV}^{agg}(t) = \sum_{i=1}^{N_{EV}} P_{ev,i}(t) \quad (13)$$

式中: N_{EV} 为集群中电动汽车的数量。

集群的可调度潜力可通过求解以下优化问题获得其上界

$$P_{EV}^{max}(t) = \max \sum_{i=1}^{N_{EV}} P_{ev,i}(t) \quad (14)$$

满足约束

$$S_{OC,ev,i}(t+1) = S_{OC,ev,i}(t) + \frac{\eta_{ev} P_{ev,i}(t) \Delta t}{E_{ev,i}} \quad (15)$$

$$S_{OC,ev,i}(t_{dep,i}) \geq S_{OC,ev,i}^{req} \quad (16)$$

$$0 \leq P_{ev,i}(t) \leq P_{ev,i}^{max} \quad (17)$$

$$S_{OC,ev,i}^{min} \leq S_{OC,ev,i}(t) \leq S_{OC,ev,i}^{max} \quad (18)$$

式中： $S_{OC,ev,i}^{min}$ 和 $S_{OC,ev,i}^{max}$ 分别为最小和最大电动汽车荷电状态。

类似地,通过求解最小化问题可获得集群可调度功率的下界 $P_{EV}^{min}(t)$ 。基于此,电动汽车集群的可调度区域可表示为

$$P_{EV}^{min}(t) \leq P_{EV}^{agg}(t) \leq P_{EV}^{max}(t) \quad (19)$$

电动汽车参与电网调度的成本主要包括充电电费成本和电池损耗成本,表示如下

$$C_{EV,i} = \sum_{t=1}^T [\rho(t) P_{ev,i}(t) \Delta t + \kappa_i (P_{ev,i}(t))^2] \quad (20)$$

式中： $\rho(t)$ 为时段 t 的电价； κ_i 为电池损耗系数。

该确定性调度模型能够准确描述电动汽车集群的调度潜力,为电力系统优化运行提供重要的模型支撑。通过合理的充电策略,电动汽车集群可作为有效的灵活性资源,促进新能源的高效消纳。

2 面向新能源消纳的多时间尺度优化调控模型

2.1 基于随机规划的日前优化调度层

基于附录A所建立的新能源不确定性模型与场景集,构建面向新能源消纳的日前随机优化调度模型。在新型电力系统背景下,高比例新能源接入使得系统运行面临显著的不确定性挑战。日前调度作为电力系统运行计划制定的首要环节,承担着统筹全局资源、制定运行策略的重要职责。本部分提出基于随机规划的日前优化模型,其核心意义在于通过概率场景描述风电、光伏功率的不确定性,在优化决策中综合考虑各种可能出现的运行场景,从而制定出兼具经济性和灵活性的调度方案。

建立数学模型时,首先需要明确定义决策变量。设第一阶段决策变量为 x^{day} ,表示在不确定性实现前必须确定的决策,包括储能充放电计划 $P_{ess}(t)$ 、电动汽车集群充电计划 $P_{ev}(t)$ 和可中断负荷安排 $P_{il}(t)$ 等;第二阶段决策变量为 y_s^{day} ,表示在场景 s 下的补偿决策,包括弃风量 $W_{curt,s}(t)$ 、弃光量 $P_{curt,s}(t)$ 和向主网购电调整量 $\Delta P_{grid,s}(t)$ 等。

目标函数设计为最小化系统总期望运行成本

$$\min \sum_{t=1}^T [C_{grid}(P_{grid}(t)) + C_{il} P_{il}(t) + \sum_{s=1}^S \pi_s (C_{w,curt} W_{curt,s}(t) + C_{p,curt} P_{curt,s}(t) + C_{grid} \Delta P_{grid,s}(t))] \quad (21)$$

式中： $C_{grid}(\cdot)$ 为向电网购电的成本函数,通常采用分段线性函数； C_{il} 为可中断负荷补偿价格； π_s 为场景 s 的出现概率。

功率平衡约束需确保所有可能场景下的系统功率平衡,表示如下

$$P_{grid}(t) + \Delta P_{grid,s}(t) + W_s(t) - W_{curt,s}(t) + P_s(t) - P_{curt,s}(t) = P_{load}(t) - P_{il}(t) + P_{ess}(t) + P_{ev}(t) \quad (22)$$

式中： $W_s(t)$ 和 $P_s(t)$ 分别为场景 s 下风电和光伏的实际功率； $P_{load}(t)$ 为刚性负荷需求。

储能运行约束包括

$$S_{OC}(t+1) = S_{OC}(t) - \frac{P_{ess}(t) \Delta t}{\eta_{ess} E_{ess}} \quad (23)$$

$$S_{OC}^{min} \leq S_{OC}(t) \leq S_{OC}^{max} \quad (24)$$

$$-P_{ess}^{ch,max} \leq P_{ess}(t) \leq P_{ess}^{dis,max} \quad (25)$$

电动汽车集群充电约束如下

$$\sum_{t=1}^T P_{ev}(t) \Delta t = E_{ev}^{total} \quad (26)$$

$$0 \leq P_{ev}(t) \leq P_{ev}^{max} \quad (27)$$

式中： E_{ev}^{total} 为电动汽车集群总充电需求。

2.2 基于模型预测控制的日内滚动优化层

随着系统运行时间的推进,风电、光伏功率和负荷需求的预测精度显著提高,日内滚动优化在此背景下承担着承上启下的关键作用。本部分提出基于模型预测控制的滚动优化策略,其核心意义在于利用最新的超短期预测信息,通过滚动优化和反馈校正机制,动态修正日前调度计划,有效应对预测误差,实现系统运行经济性与安全性的最佳平衡。

建立精确的模型预测控制(model predictive control, MPC)状态空间模型是实施滚动优化的基础。定义状态变量 $x(k) = [S_{OC}(k), E_{ev}^{rem}(k)]^T$, $S_{OC}(k)$ 表示储能系统荷电状态, $E_{ev}^{rem}(k)$ 表示电动汽车集群剩余充电需求。控制变量 $u(k) = [\Delta P_{ess}(k), \Delta P_{ev}(k), \Delta P_{il}(k)]^T$ 包括各类可控资源的功率调整量。

状态空间方程表示为

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + Ed(k) \quad (28)$$

式中:系统矩阵 A 、 B 和 E 通过线性化系统动态方程得到； $d(k)$ 为可测干扰,包括新能源超短期预测功率和负荷预测值。

在每个滚动优化时刻 k ,控制器求解如下有限时域优化问题

$$\min J(k) = \sum_{i=k}^{k+H_p-1} \left[\left\| P_{grid}(i|k) - P_{grid}^{ref}(i) \right\|_Q^2 + \left\| u(i|k) \right\|_R^2 \right] + \left\| x(k+H_p|k) - x^{ref}(k+H_p) \right\|_{P^2}^2 \quad (29)$$

式中: H_p 为预测时域; $P_{\text{grid}}^{\text{ref}}$ 为日前计划确定的购电计划; x^{ref} 为状态参考轨迹。

优化问题需满足以下约束条件

$$x(i+1)k = Ax(ilk) + Bu(ilk) + Ed(ilk) \quad (30)$$

$$P_{\text{grid}}^{\min} \leq P_{\text{grid}}(ilk) \leq P_{\text{grid}}^{\max} \quad (31)$$

$$u^{\min} \leq u(ilk) \leq u^{\max} \quad (32)$$

$$x^{\min} \leq x(ilk) \leq x^{\max} \quad (33)$$

式中: $P_{\text{grid}}^{\min}$ 和 $P_{\text{grid}}^{\max}$ 分别为最小、最大购电量; $u^{\min}$ 和 $u^{\max}$ 分别为控制变量的最小、最大边界值; $x^{\min}$ 和 $x^{\max}$ 分别为状态变量的最小、最大边界值。

2.3 基于分布式反馈的实时功率校正层

实时校正层作为电力系统安全稳定运行的最后保障,承担着秒级到分钟级的功率不平衡调节任务。本部分提出基于分布式反馈的实时校正机制,其核心意义在于通过快速反馈控制算法,实时消除系统运行中的功率偏差,确保系统功率平衡,为整个调控体系提供强有力的技术支撑。

建立实时功率偏差模型

$$\Delta P(t) = P_{\text{measure}}(t) - P_{\text{schedule}}(t) \quad (34)$$

式中: $P_{\text{measure}}(t)$ 为实际测量功率; $P_{\text{schedule}}(t)$ 为计划功率。

设计多时间尺度的分级控制架构。对于储能系统,采用比例控制

$$P_{\text{ess}}^{\text{adj}}(t) = K_{\text{ess}} \Delta P(t) \quad (35)$$

控制增益 K_{ess} 根据储能调节能力动态调整

$$K_{\text{ess}} = \min \left(1, \frac{P_{\text{ess}}^{\max} - |P_{\text{ess}}(t)|}{|P_{\text{ess}}^{\max}|} \right) \quad (36)$$

对于电动汽车集群,采用带死区的比例控制

$$P_{\text{ev}}^{\text{adj}}(t) = \begin{cases} K_{\text{ev}}(\Delta P(t) - \Delta P_{\text{db}}) & \Delta P(t) > \Delta P_{\text{db}} \\ 0 & |\Delta P(t)| \leq \Delta P_{\text{db}} \\ K_{\text{ev}}(\Delta P(t) + \Delta P_{\text{db}}) & \Delta P(t) < -\Delta P_{\text{db}} \end{cases} \quad (37)$$

式中:死区宽度 ΔP_{db} 根据系统运行状态设置。

建立分布式协调控制机制,确保各可控资源协调动作

$$\sum (P_{\text{ess}}^{\text{adj}}(t) + P_{\text{ev}}^{\text{adj}}(t) + P_{\text{il}}^{\text{adj}}(t)) = \Delta P(t) \quad (38)$$

考虑控制资源的响应特性约束

$$|P_{\text{ess}}^{\text{adj}}(t)| \leq \min(P_{\text{ess}}^{\max} - |P_{\text{ess}}(t)|, R_{\text{ess}} \Delta t) \quad (39)$$

$$|P_{\text{ev}}^{\text{adj}}(t)| \leq \min(P_{\text{ev}}^{\max} - |P_{\text{ev}}(t)|, R_{\text{ev}} \Delta t) \quad (40)$$

式中: R_{ess} 和 R_{ev} 分别为储能和电动汽车的功率变化率限制。

本章建立的3层优化调控模型通过不同时间尺度的协调配合,形成了完整的决策体系。各层之间通过信息交互和决策协调,实现了从长期规划到实

时控制的无缝衔接,体现了整体调控方案的先进性和实用性,为含高比例新能源的电力系统安全经济运行提供了系统的解决方案。

3 算例分析与验证

3.1 算例设置与参数配置

为验证本文提出的多时间尺度优化调控模型的有效性,构建了一个包含风电、光伏、储能系统、电动汽车集群和可中断负荷的典型微电网系统。其中风电装机容量为200 kW,光伏装机容量为150 kW,储能系统容量为300 kWh,最大充放电功率为100 kW,电动汽车集群规模为50辆,总充电需求为800 kWh,可中断负荷最大可削减功率为80 kW。

仿真时间尺度设置为24 h,时间分辨率为1 h。风电和光伏功率数据采用某地区实际测量数据,负荷数据基于典型商业区用电模式生成。电价采用分时电价机制,峰时段(08:00—12:00, 18:00—22:00)电价为1.2元/kWh,平时段(12:00—18:00, 22:00—24:00)电价为0.8元/kWh,谷时段(00:00—08:00)电价为0.4元/kWh。

为全面评估调控策略性能,设置3种对比场景。

场景1:传统日前调度策略,仅基于日前预测制定全天调度计划;

场景2:两阶段优化策略,包含日前计划和实时校正;

场景3:本文提出的3层优化调控策略,包含日前随机规划、日内滚动优化和实时反馈校正。

3.2 逐小时新能源消纳分析

图1展示了3种策略下24 h内新能源消纳的逐小时对比情况。在场景1中,由于缺乏有效的实时

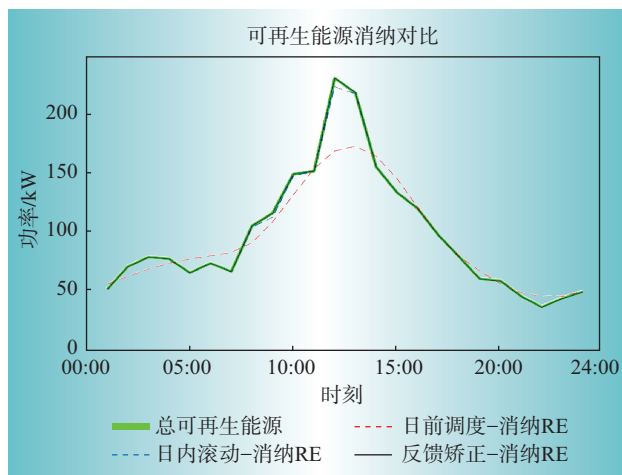


图1 逐小时可再生资源消纳情况

Fig. 1 Hourly consumption situation of renewable resources

调整机制,新能源弃电现象较为严重,特别是在午间光伏功率高峰时段(11:00—14:00),平均弃光率达到23.5%。场景2通过实时校正部分缓解了弃电问题,但在预测误差较大的时段仍存在明显的功率不匹配现象。

场景3的3层优化策略表现出最佳的消纳性能。在风电功率较大的夜间时段(00:00—06:00),通过合理安排电动汽车集群充电和储能系统充电,风电消纳率达到96.8%;在光伏功率高峰时段,通过可中断负荷的精准控制和储能系统的协同调节,光伏消纳率达到94.2%。特别是在13:00时刻,当光伏实际功率比预测值高出15%时,3层策略通过快速启动储能充电和调整电动汽车充电功率,成功避免了弃光现象。

3.3 总体性能指标分析

表1汇总了3种策略的关键性能指标对比。在新能源消纳率方面,场景1、场景2和场景3的风电消纳率分别为82.3%、89.7%和96.8%,光伏消纳率分别为76.5%、85.2%和94.2%。3层优化策略相比传统策略,风电和光伏消纳率分别提升了14.5%和17.7%。

表1 关键性能指标对比

Table 1 Comparison of key performance indicators

性能指标	策略A	策略B	策略C
新能源消纳率/%	80.36	88.67	95.05
弃风弃光率/%	19.64	11.33	3.95
运行成本/元	3325	3520	2856
灵活性指标	0.45	0.62	0.78

在经济性指标方面,场景3的总运行成本为2 856元,相比场景1的3 325元和场景2的3 520元分别降低了8.5%和18.9%。成本降低的主要原因是减少了向主网的高价购电,同时通过优化调度降低了储能和电动汽车的运行损耗。

在灵活性指标方面,采用调节资源利用率作为评价标准,定义如下

$$FI = \frac{\sum |P_{\text{actual}} - P_{\text{scheduled}}|}{\sum P_{\text{adjustable}}^{\text{max}}} \quad (41)$$

式中: P_{actual} 为实际运行功率; $P_{\text{scheduled}}$ 为计划运行功率; $P_{\text{adjustable}}^{\text{max}}$ 为最大的可调节功率。场景3的灵活性指标为0.78,显著高于场景1的0.45和场景2的0.62,表明3层优化策略能更充分地挖掘系统调节潜力。

3.4 综合性能雷达图分析

图2展示了3种策略的综合性能雷达图,从新

能源消纳率、运行经济性、资源利用效率和系统灵活性4个维度进行综合评价。雷达图清晰地显示,场景3在4个维度均表现出最优性能。

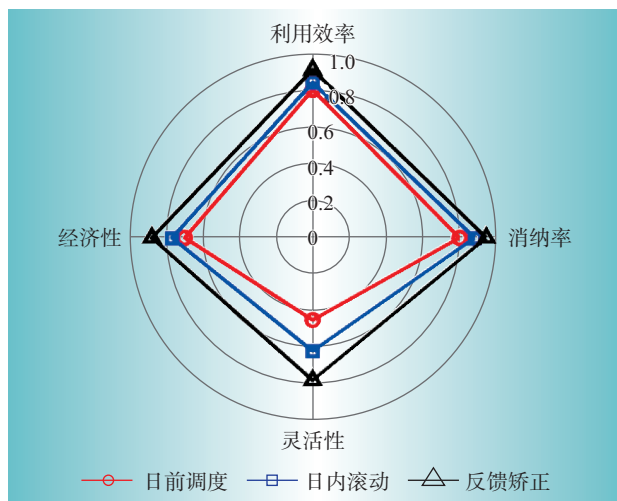


图2 3种策略性能雷达图分析

Fig. 2 Performance radar analysis of three strategies

在新能源消纳率维度,场景3的得分达到0.95,体现了其对不确定性的强适应能力;在经济性维度,得分0.88,反映了其成本控制优势;在资源利用效率维度,得分0.92,表明其能有效协调各类可控资源;在系统灵活性维度,得分0.78,证明了其对功率波动的快速响应能力。

相比之下,场景1在各个维度的表现均不理想,特别是在灵活性和消纳率方面存在明显短板。场景2在各项指标上均优于场景1,但在经济性和资源利用效率方面仍与场景3存在差距。

仿真结果表明,本文提出的3层优化调控策略在提升新能源消纳能力、降低系统运行成本、提高资源利用效率等方面均具有显著优势。其优越性主要体现在以下几个方面:①多时间尺度的协调机制有效解决了单一时间尺度优化的局限性。日前层通过随机规划考虑了长期的不确定性,日内层通过模型预测控制实现了计划的动态调整,实时层通过反馈控制确保了功率的精确平衡。②分布式资源的协同优化显著提升了系统灵活性。通过储能系统、电动汽车集群和可中断负荷的协调控制,系统具备了应对新能源功率波动的多重保障。通过考虑多种可能的新能源功率场景,优化结果在各种实际运行情况下均能保持良好的性能。

4 结束语

本文针对高比例新能源接入下的消纳难题,提出了融合不确定性建模与多时间尺度协同的智能

调控方法。基于蒙特卡洛模拟与 Copula 理论构建的风光联合概率模型,准确刻画了新能源功率的随机性与相关性,为优化调度提供了可靠支撑。在此基础上,构建的“日前随机规划—日内模型预测控制滚动优化—实时分布式反馈”3层协同架构,实现了不同时间尺度决策的有效衔接,日内滚动优化通过 MPC 机制动态修正计划,有效应对了预测误差。仿真结果表明,所提策略将风电消纳率提升至 96.8%、光伏消纳率提升至 94.2%,较传统策略分别提高 14.5% 和 17.7%,同时运行成本降低 8.5%,验证了其在提升消纳能力、改善经济性与增强灵活性方面的综合优势。本研究为高比例新能源电力系统的优化运行提供了理论支撑与技术路径。D

附录见本刊网络版(<http://dsm.ijournals.cn>)。

参考文献:

- [1] 吴永飞,包宇庆. 电能型-功率型混合储能日前-日内协同滚动调度策略[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(1):77-87.
WU Yongfei, BAO Yuqing. Day-ahead and intra-day collaborative rolling dispatch strategy of energy-type and power-type hybrid energy storage [J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(1):77-87.
- [2] 廖文宇. 风电场风向预测研究与扇区管理优化[D]. 北京:华北电力大学, 2024.
LIAO Wenyu. Research on wind direction prediction and sector management optimization of wind farms [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2024.
- [3] 彭曙蓉,陈慧霞,孙万通,等. 基于改进 LSTM 的光伏发电功率预测方法研究[J]. 太阳能学报, 2024, 45(11):296-302.
PENG Shurong, CHEN Huixia, SUN Wantong, et al. Research on photovoltaic power prediction method based on improved LSTM [J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2024, 45(11):296-302.
- [4] 倪伟,吕林,向月,等. 基于马尔可夫过程蒙特卡洛法的综合能源系统可靠性评估[J]. 电网技术, 2020, 44(1):150-158.
NI Wei, LYU Lin, XIANG Yue, et al. Reliability evaluation of integrated energy system based on Markov chain Monte Carlo method [J]. Power System Technology, 2020, 44(1):150-158.
- [5] 周耀辉,司渭滨,代立君,等. 基于随机规划的新型电力系统优化调度方法[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(5):43-47.
ZHOU Yaohui, SI Weibin, DAI Lijun, et al. Optimal dispatch method for new power system based on stochastic programming [J]. Techniques of Automation and Applications, 2025, 44(5):43-47.
- [6] 刘金朋,胡国松,彭锦淳,等. 多能互补的虚拟电厂低碳-经济-鲁棒优化调度[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(24):9 718-9 731.
LIU Jinpeng, HU Guosong, PENG Jinchun, et al. Low-carbon-economic-robust optimal dispatch of virtual power plant with multi-energy complementarity [J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(24):9 718-9 731.
- [7] 陈业夫,王钦,蔡新雷,等. 计及规模化电动汽车调控潜力的含风电系统优化调度策略[J]. 浙江电力, 2024, 43(4):95-104.
CHEN Yefu, WANG Qin, CAI Xinlei, et al. Optimal dispatch strategy of wind power system considering regulation potential of large-scale electric vehicles [J]. Zhejiang Electric Power, 2024, 43(4):95-104.
- [8] 周升,彭里卓,任娇蓉,等. 考虑水-电风险耦合的共享库容多时间尺度协同优化策略[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(10):154-164.
ZHOU Sheng, PENG Lizhuo, REN Jiaorong, et al. Multi-time-scale collaborative optimization strategy of shared reservoir capacity considering water-electricity risk coupling [J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(10):154-164.
- [9] 戴鹏程. 分布式优化在智能电网的社会福利和经济调度问题中的应用研究[D]. 南京:东南大学, 2019.
DAI Pengcheng. Research on the application of distributed optimization in social welfare and economic dispatch problems of smart grids [D]. Nanjing: Southeast University, 2019.

(责任编辑 孙 晶 方德康)

附录 A

1 基于蒙特卡洛的新能源不确定性建模

1.1 多时间尺度蒙特卡洛场景生成原理

新能源功率的不确定性建模是电力系统随机优化的基础。蒙特卡洛方法通过随机抽样技术,从已知概率分布中生成大量可能实现的情景,将不确定性问题转化为确定性问题的集合进行分析。在多时间尺度调控框架下,不同时间尺度的不确定性建模具有各自特点与要求。在日前尺度,不确定性建模基于长期历史气象数据与功率记录,以 24 h 为周期的概率预测模型。该尺度模型的核心是通过历史数据的统计分析,获取未来一日内新能源功率的概率分布特征。设风电日前预测误差为 $\varepsilon_w^{\text{day}}$,其服从均值为 0,标准差为 σ_w^{day} 的正态分布

$$\varepsilon_w^{\text{day}} \sim N(0, (\sigma_w^{\text{day}})^2) \quad (\text{A-1})$$

式中: σ_w^{day} 可根据历史预测误差数据统计得到;光伏日前预测误差 $\varepsilon_p^{\text{day}}$ 同样服从正态分布,但其标准差 σ_p^{day} 具有明显的昼夜周期性特性。

在日内滚动尺度,模型需结合最新实测数据与短期气象预报,对概率分布参数进行动态更新。该尺度模型能够反映预测准确度随临近运行时刻而提高的特性。设滚动时刻 t 的风电预测误差标准差 $\sigma_w^{\text{roll}}(t)$ 与预测时间跨度 Δt 的关系可表示为

$$\sigma_w^{\text{roll}}(t) = \sigma_w^{\text{day}} \exp(-\alpha_w \Delta t) \quad (\text{A-2})$$

式中: α_w 为衰减系数; Δt 为当前时刻到预测时刻的时间差。

这种建模方式能够体现预测不确定性随时间临近而减小的特性。在实时反馈尺度,主要考虑超短期波动特性,建立以分钟为单位的随机过程模型。该尺度模型关注的是秒级到分钟级的功率波动,用于评估实时平衡资源的充足性。实时波动 $\Delta P_{\text{real-time}}$ 可建模为均值为 0 的随机过程

$$\Delta P_{\text{real-time}}(t) = \rho \Delta P_{\text{real-time}}(t-1) + \varepsilon(t) \quad (\text{A-3})$$

式中: ρ 为自相关系数; $\varepsilon(t)$ 为白噪声序列。该模型能够捕捉新能源功率的时间相关性特征。

多时间尺度蒙特卡洛场景生成的具体流程如下:首先,基于上述不同时间尺度的不确定性模型,分别生成相应的时间序列场景;其次,通过时间序列叠加方法,将不同时间尺度的波动特性整合到同一场景中;最后,采用场景缩减技术,在保留概率信息的前提下降低场景数量,提高计算效率。

基于前述多时间尺度不确定性模型,需要生成

符合联合概率分布的随机样本。设风电和光伏功率的联合分布函数为 $F_{w,p}(w,p)$,通过逆变换采样方法生成随机场景。具体而言,对于每一个场景 s ,生成独立同分布的均匀随机数 $u_s \sim U(0,1)$ 和 $v_s \sim U(0,1)$,然后通过 Copula 函数 $C(u,v)$ 得到具有相关性的随机数对 (u'_s, v'_s) ,最后通过边际分布的逆函数得到风、光功率场景

$$w_s = F_w^{-1}(u'_s), p_s = F_p^{-1}(v'_s) \quad (\text{A-4})$$

在时间序列场景构建方面,需要考虑新能源功率的时空相关性。对于每一个场景 s ,在时间维度上通过自回归模型生成具有时间相关性的功率序列

$$W_s(t) = \mu_w(t) + \sum_{i=1}^p \phi_i [W_s(t-i) - \mu_w(t-i)] + \varepsilon_w(t) \quad (\text{A-5})$$

式中: $\mu_w(t)$ 为 t 时刻的预测值; ϕ_i 为自回归系数; $\varepsilon_w(t)$ 为随机扰动项。

在多时间尺度场景协调方面,需要确保不同时间尺度场景的一致性。设日前场景为 S^{day} ;滚动场景为 S^{roll} ;实时场景为 S^{real} ;它们满足嵌套关系

$$S^{\text{real}} \subset S^{\text{roll}} \subset S^{\text{day}} \quad (\text{A-6})$$

这种嵌套结构保证了从长期到短期场景的平滑过渡,符合实际运行中预测精度随时间推进而提高的特点。

场景缩减是蒙特卡洛方法中的重要环节,其目的是在保留概率信息的前提下降低场景数量。采用 Kantorovich 距离作为场景间相似性的度量,通过前后向削减算法保留最具代表性的场景子集。设原始场景集为 $\Pi = (\xi_i, \pi_i), i = 1, \dots, M$; ξ_i 为场景; π_i 为场景概率;目标场景数为 N ;则场景缩减的目标函数为

$$\min \sum_{i=1}^M \pi_i \min_{j=1, \dots, N} d(\xi_i, \zeta_j) \quad (\text{A-7})$$

式中: $d(\cdot)$ 为场景间距离度量,采用欧几里得距离。

$$d(\xi_i, \zeta_j) = \sqrt{\sum_{t=1}^T \left[(\xi_i^w(t) - \zeta_j^w(t))^2 + (\xi_i^p(t) - \zeta_j^p(t))^2 \right]} \quad (\text{A-8})$$

前后向削减算法的具体步骤为:首先计算所有场景对之间的距离矩阵,然后迭代地进行场景削减,在每一步中删除对目标函数影响最小的场景,直到场景数达到目标值 N 。

通过上述蒙特卡洛方法生成的多时间尺度场景集合,既反映了长期统计规律,又包含了短期波动特性,为后续章节中随机优化与模型预测控制的结合应用奠定了理论基础。实验表明,基于多时间尺度的场景生成方法能够更准确地描述新能源功率的不确定性特征,相比单一时间尺度方法显著提高了场景的实用性和可靠性。

1.2 基于 Copula 理论的风光功率联合概率分布建模

风电和光伏功率在时空上存在复杂的相关关系,单独建立边际分布不足以准确描述其联合特性。Copula 理论为此提供了有效工具,它能够将边际分布与相关性结构分离处理,从而更灵活地建立联合概率分布模型。

根据 Sklar 定理,风电功率 W 与光伏功率 P 的联合分布函数可表示为

$$F_{w,p}(w,p) = C(F_w(w), F_p(p); \theta) \quad (\text{A-9})$$

式中: $F_w(w)$ 和 $F_p(p)$ 分别为风电和光伏功率的边际分布函数; $C(\cdot)$ 为 Copula 函数; θ 为描述相关性的参数。

对于风电功率边际分布,通常采用威布尔分布进行建模

$$F_w(w) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{w}{\lambda_w}\right)^{k_w}\right] \quad (\text{A-10})$$

式中: λ_w 为尺度参数; k_w 为形状参数。光伏功率边际分布则可采用 Beta 分布

$$F_p(p) = \frac{\Gamma(\alpha_p + \beta_p)}{\Gamma(\alpha_p)\Gamma(\beta_p)} \left(\frac{p}{P_{\max}}\right)^{\alpha_p-1} \left(1 - \frac{p}{P_{\max}}\right)^{\beta_p-1} \quad (\text{A-11})$$

式中: α_p 和 β_p 为形状参数; $P_{\max}$ 为最大功率。

在选择 Copula 函数时,需要考虑风-光功率的实际相关特性。对于风-光联合功率建模,常采用椭圆族 Copula 函数,如 Gaussian Copula 和 t-Copula。Gaussian Copula 的表达式为

$$C(u, v; \rho) = \Phi_\rho(\Phi^{-1}(u), \Phi^{-1}(v)) \quad (\text{A-12})$$

式中: $u = F_w(w)$; $v = F_p(p)$; Φ_ρ 为相关系数为 ρ 的二元标准正态分布函数; Φ^{-1} 为标准正态分布的逆函数。

t-Copula 则具有捕捉尾部相关性的能力,其表达式为

$$C(u, v; \rho, v) = t_{\rho, v}(t_v^{-1}(u), t_v^{-1}(v)) \quad (\text{A-13})$$

式中: $t_{\rho, v}$ 为相关系数为 ρ 、自由度为 v 的二元 t 分布函数; t_v^{-1} 为自由度为 v 的 t 分布的逆函数。

模型参数估计可采用极大似然法。设观测样本为 $(w_i, p_i), i = 1, 2, \dots, n$, 则似然函数为

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n c(F_w(w_i), F_p(p_i); \theta) f_w(w_i) f_p(p_i) \quad (\text{A-14})$$

式中: $c(u, v; \theta) = \frac{\partial^2 C(u, v; \theta)}{\partial u \partial v}$ 为 Copula 密度函数; $f_w(w)$ 和 $f_p(p)$ 为边际密度函数。

最优 Copula 函数的选择可通过 A_{IC} 或 B_{IC} 准则进行

$$\begin{aligned} A_{\text{IC}} &= -2 \ln L(\hat{\theta}) + 2k \\ B_{\text{IC}} &= -2 \ln L(\hat{\theta}) + k \ln k \end{aligned} \quad (\text{A-15})$$

式中: k 为参数个数; n 为样本量; 最优 Copula 函数的选择可通过赤池信息准则 (Akaike information criterion, AIC) 或贝叶斯信息准则 (Bayesian information criterion, BIC) 进行。

基于 Copula 理论的联合分布模型能够更准确地反映风-光功率的实际相关特性,为后续章节的多时间尺度优化调度提供可靠的概率基础。通过考虑风-光功率的时空互补性,该模型有助于提高新能源消纳能力,降低系统运行风险。