

基于随机规划的新型电力系统优化调度方法

周耀辉, 司渭滨, 代立君, 田 铠, 何宇昕

(国网安康供电公司, 陕西 安康 725000)

摘要: 随着电网建设的优化, 源网荷储一体化策略逐渐取代了传统的分层建设策略。为此, 提出一种多阶段随机规划方法, 分别搭建了电源、电网、负荷以及储能模型, 并结合长期和短期不稳定因素, 进一步实现各需求响应。引入马尔科夫决策过程对初始模型进行转化, 并使用近似动态规划算法求解模型。实验结果表明, 不同迭代步长下, 3个规划阶段的最大相对误差分别为0.26%、0.35%以及0.24%, 在实际仿真中, 模型能够较好地实现多阶段规划, 且建设总成本平均低于其余方法11.53%。所提出的基于多阶段随机规划模型能够实现高效低成本的电网调度。

关键词: 随机规划; 多阶段; 近似动态; 电力调度

中图分类号: TP274+.2 文献标识码: A 文章编号: 1003-7241(2025)05-0043-05

New Power System Optimal Scheduling Method Based on Stochastic Programming

ZHOU Yao-hui, SI Wei-bin, DAI Li-jun, TIAN Kai, HE Yu-xin

(State Grid Ankang Power Supply Company, Ankang 725000 China)

Abstract: With the optimization of power grid construction, the integration strategy of source and network load and storage gradually replaces the traditional layered construction strategy. In view of this premise, a multi-stage stochastic planning method is proposed to build power supply, power grid, load and energy storage models respectively, and combine long-term and short-term instability factors to further achieve each demand response. Then, Markov decision process is introduced to transform the initial model, and approximate dynamic programming algorithm is used to solve the model. The experimental results show that under different iteration steps, the maximum relative errors of 3 planning stages are 0.26%, 0.35% and 0.24%, respectively. In actual simulation, the model can achieve multi-stage planning well, and the total construction cost is 11.53% lower than the other methods on average. Therefore, the proposed multi-stage stochastic programming model can realize efficient and low-cost power grid scheduling.

Keywords: stochastic programming; multi-stage; approximate dynamics; power dispatching

0 引言

在当今电力系统的发展中, 源网荷储一体化的研究引领着电网建设规划的走向。随着可再生能源的广泛应用和电力市场的快速发展, 电力系统正面临着前所未有的挑战和机遇^[1-2]。一方面, 风能、太阳能等可再生能源的不确定性和波动性增加了电网的运行复杂性; 另一方面, 电力系统的高效、稳定对经济发展和社会稳定具有至关重要的影响。在这种背景下, 采用随机规划源网荷储一体化优化调度方法对电力系统进行管理, 不仅可以提高电网的灵活性和韧性, 还可以优化能源配置, 降低运行成本^[3-4]。这种方法通过综合考虑电力系统的发电、输电、负荷以及储能设备等多个方面, 利用随机规划技术处理和评估可再生能源的不确定性, 从而实现了对电力系统的有效优化调度。同时这一领域的研究对于实现电力系

统的可持续发展具有重要意义, 不仅有助于提升电力系统的操作性能, 还能促进能源结构的优化, 为全球能源转型和气候变化应对提供有力支持。臧延雪等人提出了包含线路传输在内的灵活性评估与优化调度方案, 考虑波动性, 量化电网节点和线路上的灵活性需求, 并以此建立了资源与线路双考量的优化模型, 对实际电网仿真, 证明了方法有效改善线路阻塞, 提升新能源消纳能力^[5]。Sadnan R等人提出了一种基于等效网络近似的分布式电网优化方法, 通过径向配电系统结构, 将网络分解为上下游等效系统, 显著减少了收敛所需的通信回合。通过在IEEE 123和8 500节点测试系统上验证, 结果表明, 他们的模型效率得到显著提升^[6]。因此, 研究深入探讨了随机规划源网荷储一体化电力系统优化问题, 设计一种使用源网荷储一体化的多阶段随机规划模型, 使用马尔科夫决策过程对初始模型进行了简化, 并用近似动态规划算法实现了模型求解, 引入期望项进一步划分不确定因素。

*基金项目: 国网陕西省电力科技项目 (5226AK1900CY)

收稿日期: 2024-01-29

1 基于多阶段随机规划优化方法的电力系统调度设计

1.1 基于随机规划的新型电力系统模型搭建

随着技术的发展与革新,当下电力系统已倾向于对电源、电网、负荷以及储能进行一体化设计,然而,在这一转换过程中,极易受到不稳定因素,在该前提之下,研究首先设计了“源网荷储”的多阶段随机规划模型。在电力系统调度过程中,不稳定因素可按照长短期进行分类,长期因素是由于负荷预测误差导致的,随运行过程不断叠加,是无法完全消除的^[7-9]。其在不同阶段中的真实负荷峰值,如公式(1)所示。

$$\phi_{i,t}^A = \phi_{i,t}^F(1 + \lambda_t) \quad (1)$$

式中, $\phi_{i,t}^A / \phi_{i,t}^F$ 分别表示负荷峰值实际值与预测值, λ_t 表示预计偏差, t 表示对应阶段序号。短期不稳定因素为风电、光伏处理、源荷两端等。源网荷储一体化如图1所示。

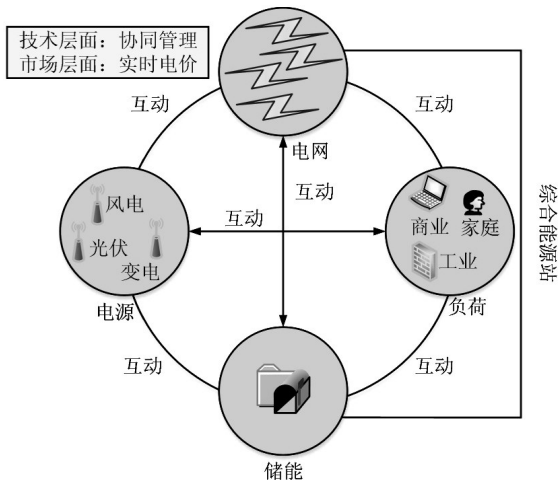


图1 源网荷储一体化

电源模块包括变电站、风电机组以及光伏电站,模型搭建均是按照运行约束和设备建设约束进行的,其中,运行约束包括对功率和容量等的限制,而设备建设约束则通过布尔变量展开,如公式(2)所示。

$$\begin{cases} x_{s,t,i}^{SS} = \alpha_{s,t,i}^{SS} + \beta_{s,t,i}^{SS}, \sum_{s \in \Omega_{ps}} x_{s,t,i}^{SS} \leq 1 \\ x_{w,t,i}^{WT} = \alpha_{s,t,i}^{WT} + \beta_{s,t,i}^{WT}, \sum_{w \in \Omega_{pw}} x_{w,t,i}^{WT} \leq 1 \\ x_{v,t,i}^{PV} = \alpha_{v,t,i}^{PV} + \beta_{v,t,i}^{PV}, \sum_{w \in \Omega_{pv}} x_{v,t,i}^{PV} \leq 1 \end{cases} \quad (2)$$

式中,SS/WT/PV 分别表示变电站、风电机组和光伏电站, x 表示对应组的布尔变量,以 $x_{w,t,i}^{WT}$ 为例,参数指代节点 i 的 w 型号风电机组是否存在, α / β 也表示对应组的布尔变量,以 $\alpha_{v,t,i}^{PV} / \beta_{v,t,i}^{PV}$ 为例,两参数分别代表是否存在新建或扩建的 v 型号光伏电站, Ω 表示相关设备的建设节点集合。电网模块中的网络潮流同样存在对节点功率、节点

电压平衡,以及馈线容量的约束,而径向拓扑结构则是对电网节点等的约束。负荷模块需要建立一个需求响应模型,通过实际负荷、可削减负荷以及可转移负荷三者之间的关系,得到可转移负荷特性,有功负荷的转移值为转入值与转出值之差^[10]。而储能设备仍然是通过运行和设备建设约束进行搭建的,还需要对功率范围进行约束。为最大限度地减少规划的预计成本,研究以不稳定因素为基本背景,对目标函数 f 进行了设计,如公式(3)所示。

$$\min f = \sum_{t=1}^{N_t} E(f_{P,t}) \quad (3)$$

式中, $N_t / f_{P,t}$ 分别表示多阶段规划的数量,以及对应阶段的规划成本。某一阶段的规划成本大致可划分为两个板块,其一是一年之内的投资成本,包括对相关设备的新建与扩建成本,其二则是电力系统的运作维修成本,包括设备的运行成本与设备的维修成本, t 阶段的总成本如公式(4)所示^[11]。

$$f_{P,t} = \kappa(t, 1) \cdot f_{P,t}^{INV} + \sum_{y=1}^{N_y} \kappa(t, y) \cdot f_{P,t}^{OM} \quad (4)$$

式中, $f_{P,t}^{INV} / f_{P,t}^{OM}$ 分别表示投资成本和运作维修成本, N_y 表示独立阶段的规划年限, κ 表示成本折算因子。

1.2 融合 MDP-ADP 模型对多阶段随机规划模型的求解

多阶段随机规划模型的计算比较复杂,难以直接实现,因此研究引入马尔科夫决策过程(markov decision process, MDP),旨在搭建一个规划序贯决策体系,如图2所示。

在初始阶段中,决策者会以所处的系统状态,对决策动作进行优化,并得到奖励,其中,决策动作以及环境中都存在不稳定因素,而这些影响因素的出现,也会推动系统状态转换为第二阶段,并在下一阶段不断循环决策动作优化等过程。随机规划系统在演变为MDP模型时,不仅要对上述状态、动作和奖励三个元素进行明确,还需要计算其对应的状态转移概率。系统状态分为设备的建设状态 X_t 和预测偏差 λ_t ,如公式(5)所示^[12]。

$$S_t = \{X_t, \lambda_t\} \quad (5)$$

决策动作包括对对应设备的新建或者扩变量,但每次决策动作并不会直接产生利润,只会产生相应的成本,所以替代为成本 C_t 。状态转移概率如公式(6)所示。

$$p(S_{t+1} | S_t, A_t) = p(X_{t+1} | X_t, A_t) \times p(\lambda_{t+1} | \lambda_t) \quad (6)$$

式中, $p(X_{t+1} | X_t, A_t)$ 只有1或0两种取值。

在将多阶段随机规划模型转化为MDP形式之后,电力系统将通过其相应的建设和符合需求等状态,进行一体化规划设计,具体的建设状态变量的确定依据,是通过转换过程中的不稳定因素进行判断的。通过MDP得到的优化体系,更能对长期性的不稳定因素进行利用,以加

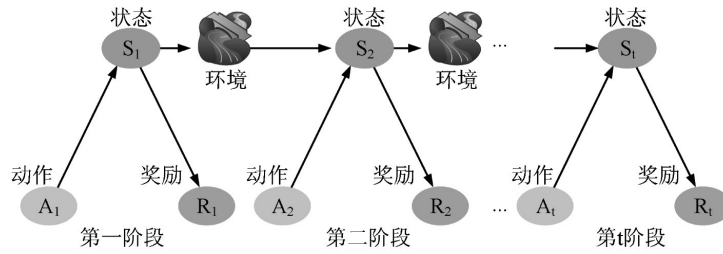


图2 马尔科夫决策过程

强其规划模型对于影响因素的处理性能。研究进一步引入近似动态规划(approximate dynamic programming, ADP)算法进行求解,根据贝尔曼方程,并引入期望项,可得到模型最佳解,如公式(7)所示。

$$V_t(S_t) = \min_{A_t \in \Omega_t} \{C_t(S_t, A_t)\} + E[V_{t+1}(S_{t+1}|S_t, A_t)] \quad (7)$$

式中, $V_t(S_t)$ 表示成本最小解的值函数, $C_t(S_t, A_t)$ 表示阶段 t 的成本函数, $E[V_{t+1}(S_{t+1}|S_t, A_t)]$ 表示对应阶段系统状态下的值函数期望值。

在贝尔曼方程中引入期望值计算,无疑加剧了计算负担,当模型自身规模偏大时,上述方程则会失效,导致最优解计算失败,因此研究添加了决策后的状态项 S_t^A ,旨在对决策动作以及环境两项产生的不稳定因素,进行划分,已完成决策动作,但并未出现环境不稳定因素,即负荷峰值等,该状态表示为 S_t^A 。优化后的贝尔曼方程需要将初始贝尔曼方程拆解为两部分,并在第一部分增添一个值函数,如公式(8)所示^[13]。

$$\begin{cases} V_t^A(S_t^A) = E[V_{t+1}(S_{t+1}|S_t^A, A_t)] \\ V_t(S_t) = \min_{A_t \in \Omega_t} \{C_t(S_t, A_t) + V_t^A(S_t^A)\} \end{cases} \quad (8)$$

式中, $V_t^A(S_t^A)$ 表示值函数,当该参数为一直状态时,多阶段优化问题就变成了单阶段的确定性优化问题。而该值函数的获取,可采用查表法的方式实现,但得到的并不是一个精确值,而是一个近似的值函数表。在值函数表的优化过程中,需要离散化其对应的预估偏差,这表示独立系统状态都应该与一个独立的离散化预估偏差相对应,

假设预估偏差的离散数量表示为 N_λ ,多阶段规划数量表示为 N_t ,即可得到对应的近似值函数表的尺寸信息,表示为 $N_\lambda \times N_t$ 。近似值函数表还需要进行相应的训练,首先负荷需求波动的求解,应结合复合预估偏差概率分布,以及蒙特卡洛方法展开。此外,近似值函数表是通过前一次的迭代计算得到的,因此还需要对单阶段的规划模型进行确认,如公式(9)所示。

$$v_t^a(S_t) = \min \{C_t(S_t, A_t) + V_t^{A, a-1}(S_t^A)\} \quad (9)$$

式中, $v_t^a(S_t)$ 表示迭代次数为 a 时的近似值函数。最后对其相应函数进行更新,更新步长 λ 在 $(0, 1)$ 区间中。整体的求解流程如图3所示。

具体的多阶段随机规划流程大致可分为11步。首先需要对各参数进行训练初始化,即迭代次数和规划阶段均设置为1,接着计算相关公式,通过蒙特卡洛方法对负荷波动趋势进行模拟。在完成单阶段的规划设计之后,继续确认下一阶段的模型,直至规划阶段达到峰值。达到峰值后,即可进行迭代次数的判断,否则继续循环规划方案设计步骤。当迭代次数也达到峰值,则可结束迭代,输出相应的近似值函数表,反之,继续进行迭代训练的循环。训练完成后,即可进行阶段规划。同样将规划阶段初始化为1,接着对当下阶段的真实负荷状态进行更新,进而以当前阶段的规划方案,确定下一阶段的规划模型。之后完成相关方案的规划,若规划阶段小于峰值,则不断重复以上步骤。而当规划阶段等于峰值之后,即可进入规划阶段变量的设计,当规划阶段达到 $t+1$ 时,则完成最

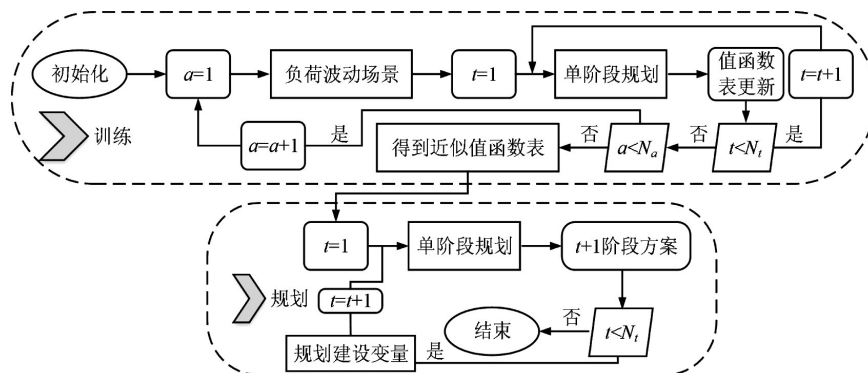


图3 多阶段随机规划模型求解流程

终的多阶段规划。

2 基于随机规划模型的电力系统调度性能验证

2.1 多阶段随机规划模型训练迭代分析

为了解研究提出的随机规划优化调度模型的可靠性，

对其进行了仿真分析，在MATLAB R2020a平台实现，单阶段的规划求解则在GUROBI9.1.2中进行。首先是对算法训练过程的模拟仿真，规划阶段共3个，而负荷预计偏差离散值为20，因此其近似值函数表的大小为60。在不同的迭代步长下，各阶段的迭代过程如图4所示。

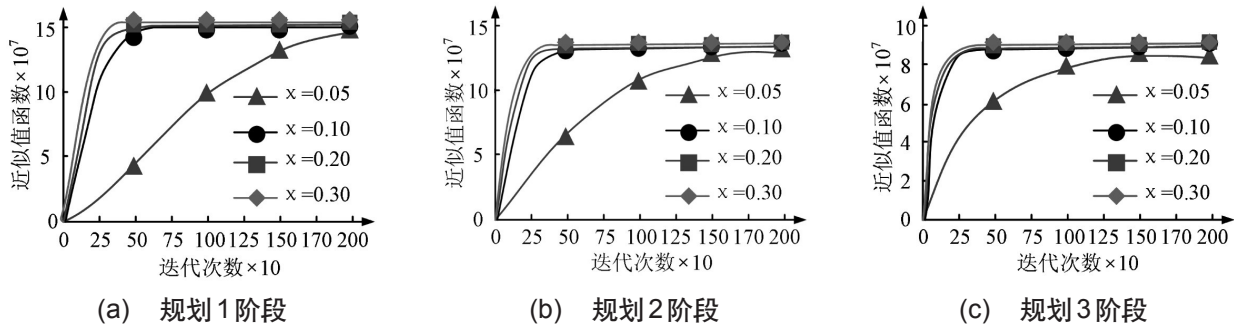


图4 多阶段规划模型迭代分析

由图4可以看出，迭代步长与值函数迭代速度成正比。由图4(a)可知，在规划阶段1中，值函数的最终收敛值为 15.24×10^7 ，相对误差峰值达到了0.26%。由图4(b)可知，在规划阶段2中，值函数的最终收敛值为 12.88×10^7 ，相对误差峰值达到了0.35%。由图4(c)可知，在规划阶段3中，值函数的最终收敛值为 8.86×10^7 ，相对误差峰值达到了0.24%。整体而言，当迭代步长为0.05时，迭代性能与其余参数下相差较大，其收敛次数大于1500次，尤其在阶段一中，在最后的2000次迭代时，也没有完全收敛，以迭代步长为0.3为例，其收敛次数在(300,400)区间，整体提升了80%左右，但其规划阶段1和规划阶段2中，得到的近似值函数区间的误差较大，与其余迭代步长下的迭代曲线形成对比。因此，结合其对应的收敛速度和准确性，最终选择迭代步长为0.10。

2.2 多阶段随机规划方法在电力系统优化调度中的实际应用仿真

表1 不同电力系统优化调度方法总成本对比

案例	方法1	方法2	方法3	方法4
	总成本 / $\times 10^7$ 元			
1	10.74	10.88	10.75	10.89
2	10.38	10.29	10.36	10.48
3	12.52	12.19	14.28	12.53
4	11.17	19.76	23.94	19.55
5	10.02	14.22	16.71	14.31
6	10.49	12.63	14.56	13.29
7	11.81	12.09	13.57	12.98
8	11.58	10.21	10.96	11.59
9	10.67	19.81	22.73	19.86
10	10.33	19.57	22.54	19.62

为探究各模块对模型的影响，选择了四种算法模型

进行对比，第一种即设计的多阶段随机规划优化模型，第二种为源网荷储一体化的多阶段随机规划-GUROBI模型，第三种为分层的多阶段随机规划-ADP模型，最后则是在第二种的基础上，改为单阶段规划模式。每种方法均通过蒙特卡洛方法进行场景模拟，其优化调度得到的总成本对比如表1所示。

由表1可以看出，方法3的总成本最高，平均为 15.19×10^7 元，在案例4、案例9和案例10中的总成本甚至达到了 20×10^7 元以上，这表示源网荷储一体化性能是优于源网荷储分层传统模型的。而方法2和方法4均采用GUROBI方法进行模型求解，最终得到的总成本在超半数的案例中，是高于研究设计的ADP算法，其总成本均值分别为 13.24×10^7 元和 13.43×10^7 元，而研究设计方法的总成本均值仅 10.94×10^7 元，平均低于其余方法11.53%。上述实验证明了研究设计方法的各个模块都能在电力系统优化调度中起着重要作用。研究以案例1为例，对多阶段规划结果进行了可视化分析，实验结果如图5所示。

图5(a)中的算例为24节点的未规划电力系统，进行多阶段随机规划之前，除线路1-3/1-4/2-8/2-10之外，其余线路均为一型线路，电网节点1和电网节点2为实际1型变电站，各电网节点中可能只需要对某一部分进行规划建设，可能需要对多个部分进行规划，即风电机组、光伏电站以及储能设备。在图5(b)~图5(d)中可以看出，多阶段随机规划是一个循序渐进的过程，在第一阶段完成了3/6/7/8节点的风电机组建设，4/10/11的光伏电站建设，以及4/6的储能设备建设。在第二阶段完成了80%的风电机组建设，75%的光伏电站建设，以及37.5%的储能设备建设。第三阶段完成全部规划建设，实现了各部分的一体化设计。

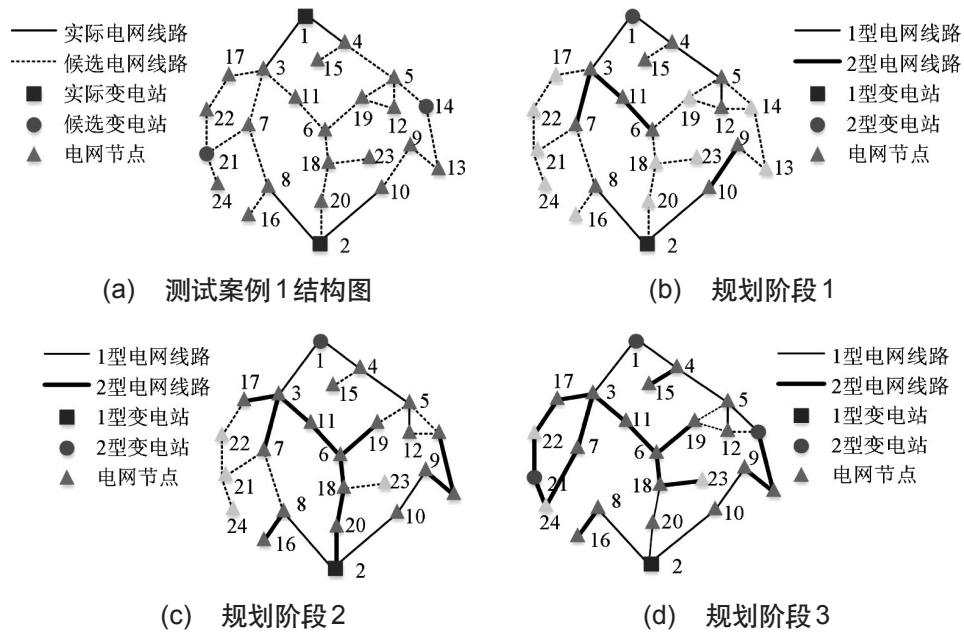


图5 各阶段规划可视化图

3 结束语

为加强电力系统中源网荷储一体化的建设,研究提出一种多阶段随机规划模型,分别对四个模块进行了模型搭建,并通过不稳定因素进行优化建模。最后在马尔科夫决策过程转换下,引入ADP算法进行了模型求解。为验证模型性能,在MATLAB平台进行了仿真分析,实验结果表明,3个规划阶段值函数的最终收敛值分别为 15.24×10^7 、 12.88×10^7 ,以及 8.86×10^7 ,最大相对误差分别为0.26%、0.35%以及0.24%。同时,其收敛速度随着迭代步长的增加而不断增加,但迭代步长过大,会增加其预测误差,因此研究选择迭代步长值为0.10。研究进一步在10个应用场景下,进行总成本的计算分析对比,对设计算法进行了模块变式,以确认各模块的有效性,结果表明,源网荷储分层传统模型的总成本最高,采用GUROBI方法进行求解的两个模型,在超半数的案例中是高于研究设计的ADP算法。研究设计方法的总成本均值仅 10.94×10^7 元,平均低于其余方法11.53%。在案例1的可视化分析中,在第一阶段完成了各模块30%左右的建设。综上所述,研究提出的多阶段规划模型能够较好地优化电网调度。然而,研究还需要考虑电力调度指令失效的情况,后续应着重这一模块的分析改进。

参考文献:

[1] 张俊,徐箭,许沛东,等.人工智能大模型在电力系统运行控制中的应用综述及展望[J].武汉大学学报(工学版),2023,56(11):1368-1379.
[2] 傅世元,高欣,张浩,等.基于元学习动态选择集成的电力调度数据异常检测方法[J].电网技术,2022,46(8):3248-3256.
[3] 张亮,王秀丽,王建党,等.基于分区电价的跨区电力调度双

层优化模型[J].电力自动化设备,2023,1(8):195-201.

[4] 黎静华,谢育天,曾鸿宇,等.不确定优化调度研究综述及其在新型电力系统中的应用探讨[J].高压技术,2022,48(9):3447-3464.
[5] 臧延雪,边晓燕,梁思琪,等.计及线路传输能力的新能源电力系统灵活性评估及优化调度方法[J].电力系统保护与控制,2023,51(11):15-26.
[6] Sadnan R,Dubey A.Distributed Optimization Using Reduced Network Equivalents for Radial Power Distribution Systems[J].IEEE Transactions on Power Systems,2021,36(4):3645-3656.
[7] 孙泽峰,李渤,王磊.计及风电相关性的电力系统数据驱动分布鲁棒优化调度[J].中国测试,2023,49(8):93-103.
[8] 张中超,邹晓明,翟献超,等.考虑负载均衡度的供电网负荷自动均衡调度系统[J].自动化技术与应用,2024,43(7):89-92,106.
[9] 景欣,杨力.基于粒子群算法的电力负荷调度决策方法[J].自动化技术与应用,2024,43(10):35-38.
[10] Yang H,Liang R,Yuan Y,et al.Distributionally robust optimal dispatch in the power system with high penetration of wind power based on net load fluctuation data[J].Applied Energy,2022,313(3):118813.
[11] 欧阳金鑫,袁毅峰,李梦阳,等.考虑风电减载调频的高比例风电电力系统优化调度方法[J].电网技术,2021,45(6):2192-2202.
[12] 李明威,姚伟伟,瞿路明,等.微电网系统多目标优化技术研究[J].微型电脑应用,2022,38(12):101-106.
[13] 骆国铭,陈章国,吴海江,等.智能电网环境下的电力调度安全运行监控方法研究[J].计算机测量与控制,2021,29(10):108-113.

作者简介:周耀辉(1979-),男,本科,高级工程师,研究方向:调度自动化系统的建设和运行管理。