

计及用户参与不确定性的虚拟电厂分布鲁棒优化模型

刘鑫¹,李扬¹,史云鹏¹,沈运帷²

(1. 东南大学 电气工程学院,江苏 南京 210096;2. 上海电力大学 电气工程学院,上海 200090)

摘要:灵活资源的需求响应行为在不同运行状态、激励水平下有很大的不确定性和差异性,需求响应优化方案的精准度有待进一步提高。针对这一问题,提出了一种虚拟电厂中计及用户需求响应不确定性的分布鲁棒优化方法。考虑可中断、可转移、可增长3种灵活资源的响应特性,构建包含用户响应特征参数的精细化需求响应模型;以提升虚拟电厂经济性、电网友好性和用户舒适性为子目标,构建促进多方利益最大化的多目标优化模型;基于数据驱动的分布鲁棒方法,构建精细化响应模型中随机参数的概率分布模糊集,提出虚拟电厂两阶段分布鲁棒优化模型,并采用强对偶理论进行转化求解。算例仿真结果表明所提模型能够提高需求响应精度和虚拟电厂经济收益。

关键词:需求响应;不确定性;虚拟电厂;分布鲁棒优化;多目标优化

中图分类号:TM 734

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202205041

0 引言

虚拟电厂作为一个管理分布式可再生资源协调运行的载体,可将其视为一个特别的电厂参与系统调控运行^[1]。需求响应是虚拟电厂与电网进行友好交互的重要方式之一。虚拟电厂能够针对市场电价信号或激励信号,对分布式电源、储能和需求侧资源等广义负荷进行调控^[2]。由于分布式电源具有较强的波动性、间歇性和随机性,且不同用户、不同资源在不同激励水平下的响应行为具有一定的差异^[3-4]。虚拟电厂在需求响应的实施过程中面临着巨大的不确定性,这不仅给虚拟电厂的运营管理带来了许多挑战,使虚拟电厂的实时功率平衡变得更加复杂,而且阻碍了需求侧灵活资源在新型电力系统中的应用。因此,需要设计一种可靠的计及用户参与不确定性的需求响应机理模型,并在虚拟电厂优化过程中考虑这种不确定性因素的影响。

目前,有诸多关于需求响应不确定性建模的研究。文献[5]基于消费者心理学原理,建立了用户需求响应功率与分时电价价差之间的映射模型。文献[6]采用弹性系数来定量衡量电力价格变化对用户响应能力的影响。但上述模型均为理想情况下的确定性描述,未能考虑外界环境因素对用户决策行为的影响。为此,文献[7]通过负荷削减能力和响应的

不确定性这2个特征描述需求响应随经济激励及其他因素变化的规律。文献[8]对需求响应消费者心理学模型进行改进,采用参数化的方法刻画用户响应的随机性。文献[9]提出了一种基于参数空间包络域期望的需求响应不确定性建模方法,该方法能够对居民用户响应能力进行量化评估。文献[10]针对居民用户响应特性多样化、差异化的问题,构建了基于长短时记忆网络的精细化需求响应模型。

针对不确定性因素的处理方法一直是能源系统优化领域研究的热点。文献[11]采用随机优化的方法解决现货市场中可再生能源发电和需求响应的不确定性问题。文献[12]针对电动汽车运行状态的不确定性,提出了一种两阶段自调度模型。文献[13]提出了基于场景树的多阶段随机优化模型,并证明了该方法相比于两阶段随机优化模型更具有优越性。文献[14]采用鲁棒优化的方法处理风电出力和电力市场电价的不确定性,优化了虚拟电厂的竞标策略。与随机优化和鲁棒优化相比,分布鲁棒优化能够构建随机变量合理的分布模糊集,并寻找最差的概率分布,完美地结合了二者的优点,同时能够解决随机规划方法中数据稀缺性和随机分布难以准确描述的问题,以及鲁棒优化结果过于保守的问题^[15]。文献[16-17]中基于Wasserstein距离构建模糊集的样本外表现特性相比于基于矩信息构建模糊集的方法更优,但是其中灵活资源出力或需求响应的不确定误差均由随机参数直接表示,不能够对造成误差的根本因素进行刻画。由于分布鲁棒优化既能考虑随机参数的不确定性,又能够解决参数分布的不确定性,所以采用分布鲁棒优化与需求响应随机模型相结合的方法既可以对用户需求响应的不确定性进行刻画,又可以对这种不确定性的差异性进行表征。对于用户参与需求响应复杂的响应行为,

收稿日期:2022-03-15;修回日期:2022-04-27

在线出版日期:2022-05-10

基金项目:国家自然科学基金智能电网联合基金资助项目(U1966204);上海市青年科技英才扬帆计划项目(21YF1414700)

Project supported by the Smart Grid Joint Fund of the National Natural Science Foundation of China(U1966204) and Shanghai Sailing Program(21YF1414700)

通过差异化的响应特征参数建立了精细化的用户响应模型,能够对用户的响应意愿进行表征,刻画了不同用户特有的响应特性。并且,基于该模型能够改善模糊集的构建方法,该方法能够充分挖掘数据所表征的统计信息,所构建的模糊集涵盖了各个用户专属的不确定性行为的特征,能够更加科学地解决用户需求响应的不确定性问题。

在上述背景下,本文提出了一种计及用户需求响应不确定性的虚拟电厂分布鲁棒优化模型,以降低需求响应不确定性对系统运行的影响,提高优化结果的可靠性。首先,采用随机参数刻画用户响应行为的差异性,构建了包含用户响应特征参数的精细化需求响应模型;其次,围绕需求响应在经济调度、削峰填谷等多方面的作用,构建了促进多方利益最大化的多目标优化模型;然后,基于 Wasserstein 距离构建响应模型中随机参数的概率分布模糊集,提出了虚拟电厂两阶段分布鲁棒优化模型;最后,通过算例分析验证了所提需求响应模型及优化方法的有效性。

1 精细化需求响应随机性模型

本文假设虚拟电厂与电力用户的合作模式为非合同制的激励型需求响应,虚拟电厂不会强制干预用户的用电行为,用户可以根据激励信号自主选择是否参与响应及决定响应功率的大小。不同类型负荷由于对电力的需求程度、由电力带来的经济效益存在差异,在同一激励水平下,其参加需求响应的意愿不同。并且,由于管理者自身的用电习惯及对激励的敏感程度不同,即使归属于同一类型的负荷其响应程度也不尽相同。考虑到响应功率与用户的需求响应参与程度线性相关,本文将用户的响应功率与虚拟电厂激励强度之间的关系描述为一个分段函数,如图1所示。用户的响应功率可以概括为处于需求响应死区、动作区和饱和区3种情况。当激励强度较小时,用户获得的响应补偿无法弥补其调整自身用电行为的损失,故不参与需求响应;当激励强度超过用户最低的期望补偿 r_1 时,用户参与需求响应的意愿逐渐上升,并且响应功率存在随机波动性,图1动作区中虚线为用户参与响应的一种情况,实

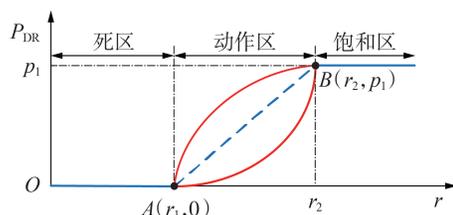


图1 考虑用户不确定性的需求响应模型
Fig.1 Demand response model considering user uncertainty

线为响应功率波动范围边界;当激励强度达到动作区的拐点 B 时,用户的响应能力完全被激发,此后用户的响应功率保持最大值不变。

通过对图1进行分析不难发现,用户响应的随机性主要体现在动作区的响应功率。参考文献[8]所提方法,采用二次函数对动作区用户的响应功率曲线进行建模,具体如式(1)所示。

$$P_{DR} = \xi(r-a)(r-b) \quad (1)$$

式中: P_{DR} 为用户的响应功率; ξ 、 a 、 b 为表征用户响应特性二次函数的参数; r 为虚拟电厂的激励强度。假设已经获得 $A(r_1, 0)$ 和 $B(r_2, p_1)$ 这2个拐点的坐标参数,将其代入式(1),用户响应功率可以进一步表示为式(2)。

$$P_{DR} = \xi(r-r_1) \left[r + \frac{p_1}{\xi(r_2-r_1)} - r_2 \right] \quad (2)$$

随后对式(2)中表征用户差异化响应特性的参数 r_1 、 r_2 、 p_1 、 ξ 进行刻画,以建立精细化的需求响应随机性模型。其中 r_1 、 r_2 、 p_1 为确定性参数,可由虚拟电厂中用户的基本信息获得, ξ 为不确定性随机参数,将在第2节中采用分布鲁棒优化的方法进行处理。本文所考虑的虚拟电厂中除了具有可中断、可转移2种灵活负荷资源和可增长的分布式电源外,虚拟电厂自身备用的储能系统也可以参与需求响应。下面分别介绍各种类型灵活资源的响应特性参数确定方法。

r_1 为响应死区的阈值,即灵活资源参与需求响应的经济收入和损失相等时的激励强度。灵活资源的需求响应收益 E_{DR} 可以表示为:

$$E_{DR} = rP_{DR} \quad (3)$$

可中断负荷 IL (Interruptible Load)、可转移负荷 TL (Transferable Load)、可增长资源 GR (Growable Resource) 的需求响应损失函数如式(4)所示。

$$\begin{cases} L_i^{IL} = w_i^{IL} P_{DR} \\ L_i^{TL} = w_i^{TL} P_{DR} \\ L_i^{GR} = \lambda_{cut,i} P_{DR} \end{cases} \quad (4)$$

式中: L_i^{IL} 、 L_i^{TL} 和 L_i^{GR} 分别为第 i 个IL用户、TL用户和GR的需求响应损失; w_i^{IL} 和 w_i^{TL} 分别为第 i 个IL用户和TL用户的单位功率损耗成本,可通过用户电力成本与其生产利润的比例计算得到; $\lambda_{cut,i}$ 为第 i 个分布式电源的单位功率切机惩罚成本。因此,各个灵活资源的响应死区阈值可以表示为:

$$\begin{cases} r_{1,i}^{IL} = w_i^{IL} \\ r_{1,i}^{TL} = w_i^{TL} \\ r_{1,i}^{GR} = \lambda_{cut,i} \end{cases} \quad (5)$$

式中: $r_{1,i}^{IL}$ 、 $r_{1,i}^{TL}$ 、 $r_{1,i}^{GR}$ 分别为第 i 个IL用户、TL用户和GR的响应死区阈值。

r_2 为响应动作区拐点的横坐标,即灵活资源达

到最大响应潜力时的激励强度。通过灵活资源的历史响应数据,取该资源最大响应潜力所对应的激励强度的均值为 r_2 。 p_1 为灵活资源的最大响应潜力,一般可以通过历史响应数据、用户注册数据及调研用户的生产设备参数和生产特性获得。

储能系统的需求响应完全由虚拟电厂自行决定,当需求响应补偿大于储能的充放电损耗时,虚拟电厂调用储能系统参与调控。

2 虚拟电厂多目标分布鲁棒优化模型

本节采用分布鲁棒优化方法处理需求响应模型中的随机参数,基于Wasserstein距离判断随机变量的某个概率分布是否在一定的经验分布范围内,从而构建尽可能靠近真实概率分布的模糊集。这既考虑了随机变量的不确定性,也能够应对随机变量分布的不确定性,处理了随机变量概率分布难以估计、估计不准确的问题。然后以提高虚拟电厂的经济性、电网友好性和用户舒适性为目的,建立考虑用户参与不确定性的虚拟电厂多目标分布鲁棒优化模型,并给出了相应模型的求解方法。

2.1 优化模型

2.1.1 目标函数

计及用户参与不确定性的虚拟电厂多目标优化调度问题是一个两阶段问题。第一阶段通过构建含虚拟电厂经济性、电网友好性和用户舒适性的虚拟电厂多目标优化调度模型,以充分发挥虚拟电厂在“源-网-荷-储”灵活友好互动方面的作用,促进虚拟电厂经济、高效运行。在用户参与确定性的情况下优化需求响应行为。第二阶段在考虑用户参与不确定性的情况下,以第一阶段决策的需求响应量为基础,并计及系统运行约束条件,确定精细化的需求响应结果。

第一阶段所构建的虚拟电厂多目标优化模型如下。

1) 虚拟电厂经济性目标。

$$\min f_1 = \sum_{t \in T} (C_{OP,t} - C_{DR,t} + C_{ES,t}) \quad (6)$$

$$C_{OP,t} = \lambda_{m,t} P_{VPP,t} + \lambda_{m,t} P_t^{GR} - \lambda_{vpp,t} P_{L,t} \quad (7)$$

$$C_{DR,t} = \lambda_{drc,t} (P_{DR,t}^{IL} + P_{DR,t}^{TL,out} + P_{ES,t}^{dis}) + \lambda_{dra,t} (P_{DR,t}^{TL,in} + P_{DR,t}^{GR} + P_{ES,t}^{ch}) \quad (8)$$

$$C_{ES,t} = \alpha_{ES} (P_{ES,t}^{dis} + P_{ES,t}^{ch}) \quad (9)$$

式中: f_1 为虚拟电厂总成本; T 为一个调度周期内的所有时段集合; t 表示 t 时段; $C_{OP,t}$ 为系统运行成本; $C_{DR,t}$ 为需求响应收益,需要说明的是该收益为包含所有用户收益在内的整体收益,更符合虚拟电厂为整个团体谋取利益的代理商角色; $C_{ES,t}$ 为储能损耗成本; $\lambda_{m,t}$ 为电力市场电价; $P_{VPP,t}$ 为虚拟电厂在市场中

的交易功率; P_t^{GR} 为所有GR的发电功率; $\lambda_{vpp,t}$ 为虚拟电厂中用户的电价; $P_{L,t}$ 为所有用户的用电功率; $\lambda_{drc,t}$ 和 $\lambda_{dra,t}$ 分别为需求响应参与系统削峰和填谷时的激励强度; $P_{DR,t}^{IL}$ 为IL用户的总响应功率; $P_{DR,t}^{TL,out}$ 和 $P_{DR,t}^{TL,in}$ 分别为TL用户的总转出功率和总转入功率; $P_{DR,t}^{GR}$ 为GR的总响应功率; α_{ES} 为储能系统的充放电损耗系数; $P_{ES,t}^{dis}$ 为储能系统放电功率; $P_{ES,t}^{ch}$ 为储能系统充电功率。

2) 电网友好性目标。

虚拟电厂可以通过灵活资源的协调运行来提高负荷曲线平滑度,降低系统峰谷差,从而缓解电力紧张,减少新建机组投资。本文采用各个时段负荷与平均负荷之差的均值 f_2 来表征虚拟电厂的电网友好性,具体如下:

$$\min f_2 = \frac{1}{N_T} \sum_{t \in T} (|P_{VPP,t} - P_{VPP,mean}|) \quad (10)$$

式中: N_T 为一个调度周期内的时段总数; $P_{VPP,mean}$ 为计及需求响应后虚拟电厂的平均负荷值。

3) 用户舒适性目标。

虚拟电厂在激励用户侧灵活资源进行需求响应的同时,也应该注意维护用户的用能体验,降低用户的不适应度,以促进长久的合作关系。构建最小化用户不适应度的子目标函数 f_3 可以表示为:

$\min f_3 =$

$$\frac{1}{N_T} \sum_{t \in T} \left(\sum_{i \in N_{IL}} \frac{P_{DR,i,t}^{IL}}{P_{L,i,t}^{IL}} + \sum_{i \in N_{TL}} \frac{P_{DR,i,t}^{TL,out} + P_{DR,i,t}^{TL,in}}{P_{L,t}^{TL}} + \sum_{i \in N_{GR}} \frac{P_{DR,i,t}^{GR}}{P_{i,t}^{GR}} \right) \quad (11)$$

式中: N_{IL} 、 N_{TL} 和 N_{GR} 分别为由IL用户、TL用户和GR所组成的集合; $P_{DR,i,t}^{IL}$ 为第 i 个IL用户的响应功率; $P_{DR,i,t}^{TL,out}$ 和 $P_{DR,i,t}^{TL,in}$ 分别为第 i 个TL用户的转出功率和转入功率; $P_{DR,i,t}^{GR}$ 为第 i 个GR的响应功率; $P_{L,i,t}^{IL}$ 、 $P_{L,t}^{TL}$ 和 $P_{i,t}^{GR}$ 分别为第 i 个IL用户、TL用户和GR参与需求响应前的基准功率。

由于不同子目标函数的量纲和数量级不同,通过归一化和添加权重系数的方法将上述多目标函数整合为一个无量纲的单目标函数,具体如式(12)和式(13)所示。

$$f' = \frac{f - f_{min}}{f_{max} - f_{min}} \quad (12)$$

$$\min F = \omega_1 f'_1 + \omega_2 f'_2 + \omega_3 f'_3 \quad (13)$$

式中: f 为子目标函数; f' 为归一化后的子目标函数; f_{max} 和 f_{min} 分别为子目标函数的最大值和最小值; F 为多目标优化模型的目标函数; ω_1 — ω_3 为权重系数,且满足 $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1$ 。

虚拟电厂两阶段分布鲁棒优化模型目标函数由两部分组成:一部分是第一阶段虚拟电厂多目标优化模型的目标函数;另一部分是第二阶段用户需求

响应行为优化问题在不确定参数最差分布下的期望值,具体如式(14)所示。

$$\min \left\{ F_u + \sup_{D \in M} \left(E_D \left(F_u \left(P_{DR,i,t}^{IL}, P_{DR,i,t}^{TL, out}, P_{DR,i,t}^{TL, in}, P_{DR,i,t}^{GR} \right) \right) \right) \right\} \quad (14)$$

式中: $\sup(\cdot)$ 表示求函数 (\cdot) 的上确界; $E(\cdot)$ 表示求函数 (\cdot) 的期望; D 为不确定随机变量 ξ 的概率分布; M 为随机变量的模糊集,具体构建方法见2.2节; F_u 表示在第一阶段给定的需求响应方案下,虚拟电厂多目标优化的目标函数,如式(15)所示。

$$F_u = \min \left\{ \omega_1 f'_{u1} + \omega_2 f'_{u2} + \omega_3 f'_{u3} \right\} \quad (15)$$

$$f_{u1} = \sum_{t \in T} \left(\tilde{C}_{OP,t} - \tilde{C}_{DR,t} + \tilde{C}_{ES,t} + \tilde{C}_{GAP,t} \right) \quad (16)$$

$$\tilde{C}_{GAP,t} = \lambda_{pen,t} P_t^{GAP} \quad (17)$$

$$f_{u2} = \frac{1}{N_T} \sum_{t \in T} \left| \tilde{P}_{VPP,t} - \tilde{P}_{VPP,mean} \right| \quad (18)$$

$$f_{u3} = \frac{1}{N_T} \sum_{t \in T} \left(\sum_{i \in N_{IL}} \frac{\tilde{P}_{DR,i,t}^{IL}}{P_{L,i,t}^{IL}} + \sum_{i \in N_{TL}} \frac{\tilde{P}_{DR,i,t}^{TL, out} + \tilde{P}_{DR,i,t}^{TL, in}}{P_{L,i,t}^{TL}} + \sum_{i \in N_{GR}} \frac{\tilde{P}_{DR,i,t}^{GR}}{P_{i,t}^{GR}} \right) \quad (19)$$

式中: f_{u1} 、 f_{u2} 和 f_{u3} 为考虑需求响应不确定场景下对应的子目标函数; f'_{u1} 、 f'_{u2} 和 f'_{u3} 为归一化后的各子目标函数; $\tilde{C}_{OP,t}$ 、 $\tilde{C}_{DR,t}$ 和 $\tilde{C}_{ES,t}$ 分别为考虑需求响应不确定场景下的系统运行成本、需求响应收益和储能损耗成本; $\tilde{C}_{GAP,t}$ 为需求响应误差的平衡成本; $\lambda_{pen,t}$ 为电力市场的平衡电价; P_t^{GAP} 为虚拟电厂需求响应的误差值; $\tilde{P}_{VPP,t}$ 和 $\tilde{P}_{VPP,mean}$ 分别为考虑需求响应不确定场景下的虚拟电厂在市場中的交易功率和虚拟电厂的平均功率; $\tilde{P}_{DR,i,t}^{IL}$ 、 $\tilde{P}_{DR,i,t}^{TL, out}$ 、 $\tilde{P}_{DR,i,t}^{TL, in}$ 和 $\tilde{P}_{DR,i,t}^{GR}$ 为第二阶段各个用户的响应功率。

2.1.2 第一阶段约束条件

1) 功率平衡约束。

$$P_{VPP,t} = \left(P_{L,t}^{IL} + P_{L,t}^{TL} - P_t^{GR} \right) - P_{ES,t}^{dis} + P_{ES,t}^{ch} - \left(P_{DR,t}^{IL} + P_{DR,t}^{TL, out} - P_{DR,t}^{TL, in} - P_{DR,t}^{GR} \right) \quad \forall t \quad (20)$$

$$P_{L,t} = \sum_{i \in N_{IL}} P_{L,i,t}^{IL} + \sum_{i \in N_{TL}} P_{L,i,t}^{TL} - \sum_{i \in N_{GR}} P_{i,t}^{GR} \quad \forall t \quad (21)$$

$$P_{L,i,t}^{IL} = P_{L,i,t}^{IL} - P_{DR,i,t}^{IL} \quad \forall i, t \quad (22)$$

$$P_{L,i,t}^{TL} = P_{L,i,t}^{TL} - P_{DR,i,t}^{TL, out} + P_{DR,i,t}^{TL, in} \quad \forall i, t \quad (23)$$

$$P_{i,t}^{GR} = P_{i,t}^{GR} - P_{DR,i,t}^{GR} \quad \forall i, t \quad (24)$$

式中: $P_{L,i,t}^{IL}$ 和 $P_{L,i,t}^{TL}$ 分别为第 i 个IL用户和第 i 个TL用户参与需求响应后的功率; $P_{i,t}^{GR}$ 为第 i 个GR参与需求响应后的功率。式(20)表示虚拟电厂内部的功率平衡约束;式(21)表示负荷平衡约束;式(22)—(24)表示灵活资源功率平衡约束。

2) 灵活资源约束。

$$P_{L,i,t}^{IL, min} \leq P_{L,i,t}^{IL} \leq P_{L,i,t}^{IL, max} \quad \forall i, t \quad (25)$$

$$P_{L,i,t}^{TL, min} \leq P_{L,i,t}^{TL} \leq P_{L,i,t}^{TL, max} \quad \forall i, t \quad (26)$$

$$P_{i,t}^{GR, min} \leq P_{i,t}^{GR} \leq P_{i,t}^{GR, max} \quad \forall i, t \quad (27)$$

式中: $P_{L,i,t}^{IL, min}$ 和 $P_{L,i,t}^{IL, max}$ 分别为第 i 个IL用户功率的最小值和最大值; $P_{L,i,t}^{TL, min}$ 和 $P_{L,i,t}^{TL, max}$ 分别为第 i 个TL用户功率的最小值和最大值; $P_{i,t}^{GR, min}$ 和 $P_{i,t}^{GR, max}$ 分别为第 i 个GR功率的最小值和最大值。式(25)—(27)表示灵活资源功率曲线约束,与需求响应随机性模型中的最大响应潜力相关,且上述公式对于所有类型的灵活资源同样适用。

3) 需求响应约束。

(1) IL需求响应。

$$P_{DR,t}^{IL} = \sum_{i \in N_{IL}} P_{DR,i,t}^{IL} \quad \forall t \quad (28)$$

$$0 \leq P_{DR,i,t}^{IL} \leq P_{DR,i,t}^{IL, max} \quad \forall i, t \quad (29)$$

$$\sum_{t \in T} P_{DR,i,t}^{IL} \Delta t \leq R_{DR,i}^{IL, max} \quad \forall i \quad (30)$$

式中: $P_{DR,i,t}^{IL, max}$ 为 t 时段内第 i 个IL用户响应功率的最大值; $R_{DR,i}^{IL}$ 为一个调度周期内第 i 个IL用户总响应电量的最大值; Δt 为单位时间长度。

(2) TL需求响应。

$$P_{DR,t}^{TL} = \sum_{i \in N_{TL}} \left(P_{DR,i,t}^{TL, out} - P_{DR,i,t}^{TL, in} \right) \quad \forall t \quad (31)$$

$$0 \leq P_{DR,i,t}^{TL, out} \leq \mu_{i,t}^{TL, out} P_{DR,i,t}^{TL, om} \quad \forall i, t \quad (32)$$

$$0 \leq P_{DR,i,t}^{TL, in} \leq \mu_{i,t}^{TL, in} P_{DR,i,t}^{TL, im} \quad \forall i, t \quad (33)$$

$$\sum_{t \in T} P_{DR,i,t}^{TL, out} = \sum_{t \in T} P_{DR,i,t}^{TL, in} \quad \forall i \quad (34)$$

$$\sum_{t \in T} P_{DR,i,t}^{TL, out} \Delta t \leq R_{DR,i}^{TL, max} \quad \forall i \quad (35)$$

$$\sum_{t \in T} \left(\mu_{i,t}^{TL, out} + \mu_{i,t}^{TL, in} \right) \leq Y_{TL,i} \quad \forall i \quad (36)$$

$$\mu_{i,t}^{TL, out} \in \{0, 1\} \quad t \in T_i^{TL, out}, \forall i \quad (37)$$

$$\mu_{i,t}^{TL, in} \in \{0, 1\} \quad t \in T_i^{TL, in}, \forall i \quad (38)$$

$$0 \leq \mu_{i,t}^{TL, out} + \mu_{i,t}^{TL, in} \leq 1 \quad \forall i, t \quad (39)$$

式中: $P_{DR,t}^{TL}$ 为TL用户的总响应功率; $\mu_{i,t}^{TL, out}$ 和 $\mu_{i,t}^{TL, in}$ 均为布尔变量(取值为1时表示参与需求响应,取值为0时表示未参与需求响应); $P_{DR,i,t}^{TL, om}$ 和 $P_{DR,i,t}^{TL, im}$ 分别为第 i 个TL用户转出功率和转入功率的最大值; $R_{DR,i}^{TL, max}$ 为一个调度周期内第 i 个TL用户总响应电量的最大值; $Y_{TL,i}$ 为一个调度周期内第 i 个TL用户的最大响应次数; $T_i^{TL, out}$ 和 $T_i^{TL, in}$ 分别为第 i 个TL用户的可转出工作时段和可转入工作时段集合。式(31)—(33)表示TL用户响应功率约束;式(34)表示TL用户转入和转出电量相等的约束;式(35)表示单个TL用户总响应电量约束;式(36)表示TL用户的响应次数约束;式(37)—(39)表示TL用户的响应状态约束。

(3) GR需求响应。

$$P_{DR,t}^{GR} = \sum_{i \in N_{GR}} P_{DR,i,t}^{GR} \quad \forall t \quad (40)$$

$$0 \leq P_{DR,i,t}^{GR} \leq P_{DR,i,t}^{GR, max} \quad \forall i, t \quad (41)$$

$$\sum_{t \in T} P_{DR,i,t}^{GR} \Delta t \leq R_{DR,i}^{GR, max} \quad \forall i \quad (42)$$

式中: $P_{DR,i,t}^{GR, max}$ 为 t 时段内第 i 个GR响应功率的最大

值; $R_{DR,i}^{GR,max}$ 为一个调度周期内第 i 个 GR 总响应电量的最大值。

(4) 储能系统约束。

$$0 \leq P_{ES,t}^{dis} \leq \mu_{ES,t}^{dis} P_{ES,t}^{dis,max} \quad \forall t \quad (43)$$

$$0 \leq P_{ES,t}^{ch} \leq \mu_{ES,t}^{ch} P_{ES,t}^{ch,max} \quad \forall t \quad (44)$$

$$S_t^{min} \leq S_t \leq S_t^{max} \quad \forall t \quad (45)$$

$$S_{t+1} = S_t + \frac{P_{ES,t}^{ch} \eta_{ES}}{Q_{ES}} - \frac{P_{ES,t}^{dis}}{\eta_{ES} Q_{ES}} \quad \forall t \quad (46)$$

$$S_{Tstr} \leq S_{Tend} \quad (47)$$

$$\sum_{t \in T} (\mu_{ES,t}^{dis} + \mu_{ES,t}^{ch}) \leq Y_{ES} \quad (48)$$

$$\mu_{ES,t}^{dis} = \{0, 1\} \quad t \in T^{ES,dis} \quad (49)$$

$$\mu_{ES,t}^{ch} = \{0, 1\} \quad t \in T^{ES,ch} \quad (50)$$

$$0 \leq \mu_{ES,t}^{dis} + \mu_{ES,t}^{ch} \leq 1 \quad \forall t \quad (51)$$

式中: $P_{ES,t}^{dis,max}$ 和 $P_{ES,t}^{ch,max}$ 分别为储能放电功率和充电功率的最大值; $\mu_{ES,t}^{dis}$ 和 $\mu_{ES,t}^{ch}$ 均为布尔变量(取值为1时表示储能工作,取值为0时表示储能未工作); S_t 为储能的荷电状态; S_t^{min} 和 S_t^{max} 分别为储能荷电状态的最小值和最大值; η_{ES} 为储能的充放电效率; Q_{ES} 为储能的电池总容量; S_{Tstr} 和 S_{Tend} 分别为调度开始时段和结束时段储能的荷电状态; Y_{ES} 为一个调度周期内储能的总响应次数; $T^{ES,dis}$ 和 $T^{ES,ch}$ 分别为储能放电和充电工作时段合集。

2.1.3 第二阶段约束条件

在第二阶段中,设储能的放电功率和充电功率分别为 $\tilde{P}_{ES,t}^{dis}$ 和 $\tilde{P}_{ES,t}^{ch}$, 表征储能处于放电和充电状态的布尔变量分别为 $\tilde{\mu}_{ES,t}^{dis}$ 和 $\tilde{\mu}_{ES,t}^{ch}$, 表征 TL 用户处于削峰和填谷工作状态的布尔变量分别为 $\tilde{\mu}_{i,t}^{TL,out}$ 和 $\tilde{\mu}_{i,t}^{TL,in}$ 。第二阶段优化过程中除了决策变量 $\tilde{P}_{DR,i,t}^{IL}$ 、 $\tilde{P}_{DR,i,t}^{TL,out}$ 、 $\tilde{P}_{DR,i,t}^{TL,in}$ 、 $\tilde{P}_{DR,i,t}^{GR}$ 、 $\tilde{P}_{ES,t}^{dis}$ 、 $\tilde{P}_{ES,t}^{ch}$ 、 $\tilde{\mu}_{i,t}^{TL,out}$ 、 $\tilde{\mu}_{i,t}^{TL,in}$ 、 $\tilde{\mu}_{ES,t}^{dis}$ 和 $\tilde{\mu}_{ES,t}^{ch}$ 满足约束条件式(20)~(51)外,还应添加如下约束:

$$P_t^{GAP} = P_{ES,t}^{dis} - P_{ES,t}^{ch} + (P_{DR,t}^{IL} + P_{DR,t}^{TL,out} - P_{DR,t}^{TL,in} - P_{DR,t}^{GR}) - \tilde{P}_{ES,t}^{dis} + \tilde{P}_{ES,t}^{ch} - (\tilde{P}_{DR,t}^{IL} + \tilde{P}_{DR,t}^{TL,out} - \tilde{P}_{DR,t}^{TL,in} - \tilde{P}_{DR,t}^{GR}) \quad \forall t \quad (52)$$

$$0 \leq P_{DR,i,t}^{IL,max} \leq \tilde{P}_{DR,i,t}^{IL,max} \quad \forall i, t \quad (53)$$

$$0 \leq P_{DR,i,t}^{TL,om} \leq \tilde{P}_{DR,i,t}^{TL,om} \quad \forall i, t \quad (54)$$

$$0 \leq P_{DR,i,t}^{TL,im} \leq \tilde{P}_{DR,i,t}^{TL,im} \quad \forall i, t \quad (55)$$

$$0 \leq P_{DR,i,t}^{GR,max} \leq \tilde{P}_{DR,i,t}^{GR,max} \quad \forall i, t \quad (56)$$

式中: $\tilde{P}_{DR,i,t}^{IL,max}$ 、 $\tilde{P}_{DR,i,t}^{TL,om}$ 、 $\tilde{P}_{DR,i,t}^{TL,im}$ 和 $\tilde{P}_{DR,i,t}^{GR,max}$ 为在考虑用户不确定性的情况下各类灵活资源响应功率的最大值,可通过式(2)计算得到。需要说明的是,由于 TL 用户在完成响应后需要进行功率恢复,因此在非削峰需求响应时段并未对 TL 用户的转出功率按式(54)进行严格限制,非填谷需求响应时段的转入功率约束同理可得。

2.2 模糊集构建

基于 Wasserstein 距离的模糊集构建方法能够充分挖掘数据所表征的统计信息,比其他方法更为合

理。并且该方法能够适用于离散分布的情况,可方便转化为有限凸规划,易于计算。其定义为概率分布空间中,从一个概率分布 D_1 移动到另外一个概率分布 D_2 的距离范数 W ,具体如式(57)所示。

$$W(D_1, D_2) = \inf \left(\int d(\xi_1, \xi_2) \Pi(d\xi_1, d\xi_2) \right) \quad (57)$$

式中: $\inf(\cdot)$ 表示求函数 (\cdot) 的下确界; ξ_1 和 ξ_2 分别为服从概率分布 D_1 和 D_2 的随机变量; $d(\xi_1, \xi_2) = \|\xi_1 - \xi_2\|_1$ 为样本 ξ_1 和 ξ_2 之间的范数; $\Pi(d\xi_1, d\xi_2)$ 为样本 ξ_1 和 ξ_2 的联合分布。

采用 Wasserstein 距离构建用户响应特性随机变量 ξ 的模糊集,首先根据随机变量 ξ 的 S 组样本数据 $\{\tilde{\xi}_1, \tilde{\xi}_2, \dots, \tilde{\xi}_S\}$, 将样本的均匀分布作为经验分布 D_e :

$$D_e = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S \tilde{\xi}_s \quad (58)$$

然后,根据 Wasserstein 距离构建尽可能靠近经验分布 D_e 的分布模糊集 M :

$$M(D_e) = \{D \in \mathcal{R}(\Xi) \mid W(D_e, D) < \varepsilon\} \quad (59)$$

式中: $M(D_e)$ 表示以 D_e 为中心、 ε 为半径的球体; $\mathcal{R}(\Xi)$ 表示随机变量支撑集 Ξ 中的全部概率分布的集合。

Wasserstein 球的半径 ε 可以控制分布鲁棒模型的保守性。在满足一定置信水平 β 下的半径 ε 可以表示为^[15]:

$$\varepsilon(S, \beta) = C \sqrt{\frac{1}{S} \ln \left(\frac{1}{1-\beta} \right)} \quad (60)$$

$$C = 2 \inf_{\alpha > 0} \left(\sqrt{\frac{1}{2\alpha} \left[1 + \ln \left(\frac{1}{S} \sum_{s=1}^S e^{\alpha \|\tilde{\xi}_s - \xi_0\|_1} \right) \right]} \right) \quad (61)$$

式中: α 为辅助变量,可以通过二分搜索法求解得到; ξ_0 为数据样本的平均值。

2.3 求解方法

为了便于表示,将具有“min-max-min”结构的虚拟电厂多目标两阶段分布鲁棒优化模型抽象描述为如下形式:

$$\min_x \left\{ \mathbf{c}^T \mathbf{x} + \sup_{D \in M} E_D \left(\inf_y \left(\mathbf{d}^T \mathbf{y}(\mathbf{x}, \xi) \right) \right) \right\} \quad (62)$$

$$\text{s.t.} \quad \begin{cases} \mathbf{A}^T \mathbf{x} \leq \mathbf{b} \\ \mathbf{Z}^T \mathbf{y} \leq \mathbf{T}(\mathbf{x}, \xi) + \mathbf{H}(\xi) \end{cases} \quad (63)$$

式中: \mathbf{x} 为第一阶段问题的决策变量; \mathbf{c} 为目标函数中决策变量 \mathbf{x} 的系数向量; \mathbf{y} 为第二阶段的决策变量; \mathbf{d} 为目标函数中决策变量 \mathbf{y} 的系数向量; \mathbf{A} 为第一阶段约束条件的系数矩阵; \mathbf{b} 为第一阶段约束条件的参数向量; \mathbf{Z} 为第二阶段约束条件的系数矩阵; $\mathbf{T}(\mathbf{x}, \xi)$ 和 $\mathbf{H}(\xi)$ 为第二阶段约束条件的参数向量。

式(63)中第一个式子对应式(20)—(51),式(63)中第二个式子对应式(20)—(56)。

由式(62)可知,两阶段分布鲁棒优化模型具有“min-max-min”的结构。根据 Slater 条件判断该模型强对偶性成立,因此将目标函数“min-max-min”结构转化为“min-min-max”结构,具体过程如下:

$$\min \left\{ \mathbf{c}^T \mathbf{x} + \sup_{D \in M} \left(E_D \left(\inf \left(\mathbf{d}^T \mathbf{y}(\mathbf{x}, \xi) \right) \right) \right) \right\} = \min \left\{ \mathbf{c}^T \mathbf{x} + \inf \left(\frac{1}{S} \sum_{s=1}^S \sup_{\xi \in \Xi} \left(\mathbf{d}^T \mathbf{y} - \sigma \left\| \xi - \tilde{\xi}_s \right\|_1 \right) + \sigma \varepsilon \right) \right\} \quad (64)$$

式中: σ 为对偶因子。通过引入辅助变量 θ_s ($s=1, 2, \dots, S$),模型可以进一步转化为:

$$\min \mathbf{c}^T \mathbf{x} + \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S \theta_s + \sigma \varepsilon \quad (65)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \mathbf{A}^T \mathbf{x} \leq \mathbf{b} \\ \sup_{\xi \in \Xi} \left(\mathbf{d}^T \mathbf{y} - \sigma \left\| \xi - \tilde{\xi}_s \right\|_1 \right) \leq \theta_s, \quad \forall s \\ \sigma \geq 0 \\ \mathbf{Z}^T \mathbf{y} \leq \mathbf{T}(\mathbf{x}, \xi) + \mathbf{H}(\xi), \quad \xi \in \Xi \end{cases} \quad (66)$$

根据文献[17]可知在满足 $\mathbf{d}^T \mathbf{y}$ 是关于 ξ 的凸函数时, $\sup_{\xi \in \Xi} \left(\mathbf{d}^T \mathbf{y} - \sigma \left\| \xi - \tilde{\xi}_s \right\|_1 \right)$ 的最优解只能是在随机变量的上下界 $(\bar{\xi}, \underline{\xi})$ 处获得,因此最终得到如下模型:

$$\min \mathbf{c}^T \mathbf{x} + \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S \theta_s + \sigma \varepsilon \quad (67)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \mathbf{A}^T \mathbf{x} \leq \mathbf{b} \\ \sigma \geq 0 \\ \mathbf{d}^T \mathbf{y} - \sigma \left\| \bar{\xi} - \tilde{\xi}_s \right\|_1 \leq \theta_s, \quad \forall s \\ \mathbf{d}^T \mathbf{y} - \sigma \left\| \underline{\xi} - \tilde{\xi}_s \right\|_1 \leq \theta_s, \quad \forall s \\ \mathbf{d}^T \mathbf{y} \leq \theta_s, \quad \forall s \\ \mathbf{Z}^T \mathbf{y} \leq \mathbf{T}(\mathbf{x}, \bar{\xi}) + \mathbf{H}(\bar{\xi}) \\ \mathbf{Z}^T \mathbf{y} \leq \mathbf{T}(\mathbf{x}, \underline{\xi}) + \mathbf{H}(\underline{\xi}) \end{cases} \quad (68)$$

\mathbf{x} 、 \mathbf{y} 、 σ 和 θ_s 为决策变量, ε 表示根据样本计算得到的 Wasserstein 球的半径,其可以通过式(60)、(61)计算获得。因此该模型为混合整数线性规划问题,可以采用 Yalmip 工具箱进行建模,并通过 CPLEX 等求解器进行求解。

3 算例分析

本文以某地区的需求响应数据为基础验证所提模型的有效性。所构建的虚拟电厂系统包含 5 个 IL 用户、5 个 TL 用户、2 个 GR 分布式电源运营商以及 1 个自备储能系统。各种灵活资源和储能系统的相关参数、电力市场电价、负荷分时电价、灵活资源的功率曲线和最大响应潜力等基础参数见附录 A。该方法能够解决层次分析法在评价指标较多时其思维一

致性的偏差问题,具有很好的合理性。设分布鲁棒优化的置信水平 β 为 0.9,训练样本数据的数量 S 为 50,球半径 ε 为 1.0574×10^{-4} 。由于实际用户响应数据体量较小,故采用正态分布生成随机场景以表征用户响应态度的不确定性,以现有响应数据的平均值为均值,生成 500 组满足正态分布的随机场景对虚拟电厂分布鲁棒优化结果的性能进行测试,以所有测试样本实际运行结果的平均值为参考进行分析讨论。

3.1 精细化需求响应模型对优化结果的影响

参考文献[18],采用模糊层次分析法确定多目标优化的权重系数, ω_1 — ω_3 分别取值为 0.5、0.25 和 0.25。本文基于以下 3 种需求响应方案对优化结果进行对比分析:方案 1,采用不考虑用户不确定性的需求响应模型;方案 2,采用考虑用户不确定性的需求响应模型,但不对用户进行精细化区分;方案 3,采用考虑用户不确定性的精细化需求响应模型。

不同需求响应模型下的虚拟电厂优化运行结果如表 1 所示。方案 1 采用不考虑用户不确定性的情况下需求响应的收益最低,且虚拟电厂优化总目标最大,需求响应在虚拟电厂经济性和电网友好性方面表现最差。通过对比方案 2 和方案 3 的各项指标不难发现,当对用户的响应特征进行精细化区分时需求响应的整体效果更好,且有利于提升虚拟电厂和用户的经济收益。

表 1 不同需求响应模型下的优化结果

Table 1 Optimal results under different demand response models

目标结果	方案 1	方案 2	方案 3
需求响应收益 / 元	5332	6180	6253
虚拟电厂经济性 f_{u1}	-43337	-45525	-46409
电网友好性 f_{u2}	2.5800	2.5676	2.5117
用户舒适性 f_{u3}	0.2147	0.2493	0.2713
总目标	0.4864	0.4712	0.4601

图 2 给出了各个方案下不同时段的需求响应误差。整体而言不考虑需求响应不确定性的方案 1 误差最大,在大多数时段内采用方案 3 对用户响应特性进行精细化区分的响应误差要比不进行区分的情况更小。图 3 给出了虚拟电厂响应误差及其与响应总量的占比。可以明显看出方案 3 的响应误差最小,总体响应电量最多,且误差占比最低,从方案 1 的 42.10% 显著降低到了 15.92%。这说明采用精细化的不确定响应模型能够有效降低虚拟电厂的整体误差,对提升潜在资源的利用价值、提高需求响应可靠性具有积极的促进作用。

不同需求响应模型下虚拟电厂与电网功率交换情况如图 4 所示。

由图 4 可知,虚拟电厂原始负荷的峰谷特性明显。实施需求响应后,在 18:00—20:00 时段内虚拟

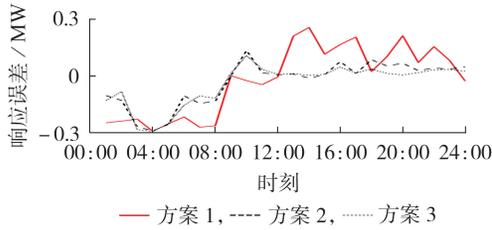


图2 不同时段需求响应的误差功率

Fig.2 Error power of demand response in different time periods

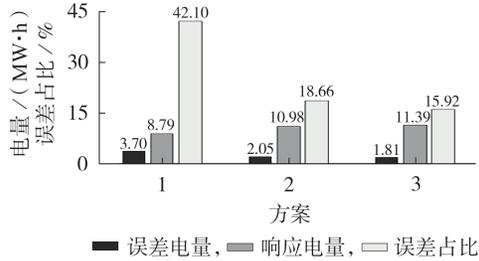


图3 不同方案下需求响应的误差电量

Fig.3 Error electric quantity of demand response under different schemes

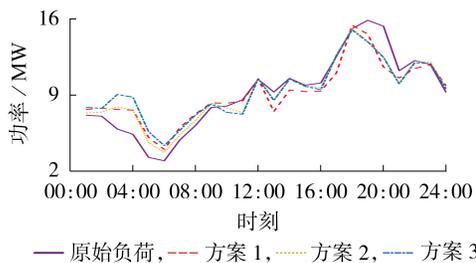


图4 不同需求响应模型下虚拟电厂与电网的功率交换情况

Fig.4 Power exchange situation between virtual power plant and grid under different demand response models

电厂的峰值负荷有所降低,在02:00—06:00时段内虚拟电厂的低谷负荷有所增加。这是受需求响应激励的影响,虚拟电厂在负荷高峰时段进行负荷削减和转移,在低谷时段削减可再生电源发电,从而优化电网友好性目标函数。通过对比表1和图4可以看出,采用方案3中精细化的需求响应建模方法能够使虚拟电厂的负荷曲线更加平滑,更好地对虚拟电厂的电网友好性进行优化。

不同类型用户的需求响应优化结果及分析见附录B。

3.2 虚拟电厂多目标优化结果对比分析

本文围绕需求响应多方面作用,在采用考虑用户不确定性的精细化需求响应模型的基础上,通过以下4种方案对多目标优化问题进行对比分析:方案3,均衡考虑需求响应对虚拟电厂经济性、电网友好性和用户舒适性的影响,采用本文所提多目标优化方案;方案4,重点考虑需求响应对虚拟电厂经济

性的影响($\omega_1-\omega_3$ 分别取值为0.9、0.05、0.05);方案5,重点考虑需求响应对电网友好性的影响($\omega_1-\omega_3$ 分别取值为0.05、0.9、0.05);方案6,重点考虑需求响应对用户舒适性的影响($\omega_1-\omega_3$ 分别取值为0.05、0.05、0.9)。

不同方案下需求响应及虚拟电厂收益情况如图5所示,不同方案下虚拟电厂与电网的功率交换情况如图6所示。

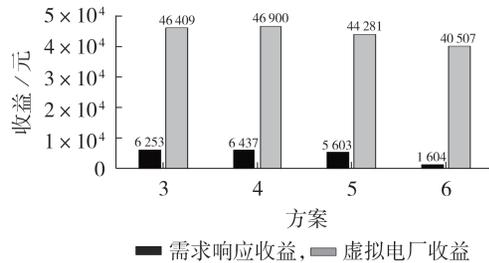


图5 不同方案下需求响应及虚拟电厂收益

Fig.5 Benefit of demand response and virtual power plant under different schemes

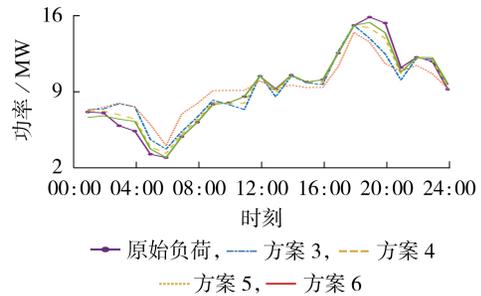


图6 不同方案下虚拟电厂与电网的功率交换情况

Fig.6 Power exchange situation between virtual power plant and grid under different schemes

由图5可知,相比于采用重点考虑虚拟电厂经济性的方案4,方案3中需求响应和虚拟电厂的收益仅降低了2.86%和1.05%,并不会对虚拟电厂的收益造成过多损失。而在方案5和方案6中,虚拟电厂的收益分别下降了5.58%和13.6%,并且方案5和方案6的需求响应收益分别下降了12.96%和75.08%,不利于激发用户参与的积极性。由图6可知,采用方案5重点考虑电网友好性时,虚拟电厂在用电量低谷时段(05:00—08:00)内的耗电量最高,在高峰时段(18:00—20:00)的耗电量最低,需求响应的削峰填谷效果最优。方案3—6中子目标 f_{u2} 的计算结果分别为2.51、2.69、2.42和2.77。由此说明,在电网友好性方面方案3的需求响应效果与方案5最为接近。

结合图5、6可知,尽管方案3的虚拟电厂经济性较方案4略差,电网友好性较方案5略差,但其能够兼顾这两方面作用。方案3的虚拟电厂收益较方案5提高了11.6%,相比于重点考虑虚拟电厂经济性的

方案4,其削峰填谷效果也有所提升。同时,方案6重点考虑用户舒适性导致虚拟电厂几乎不参与需求响应,在经济收益和削峰填谷方面的效果落后于其他方案。不同权重系数方案下虚拟电厂的需求响应情况见附录C图C1。方案3的整体需求响应电量略低于方案4和方案5,这是由于考虑了对用户舒适性的影响,导致虚拟电厂降低了部分响应能力。在填谷需求响应方面,相比于重点考虑虚拟电厂经济性的方案4,本文所提方案3在负荷低谷时段响应功率提高了567 kW。在削峰需求响应方面,方案4的响应功率主要集中在补偿价格较高的时段,方案5的响应功率主要集中在负荷高峰时段,方案3则在上述2个时段均有涉及。

通过上述分析不难发现,若过度追求需求响应的经济收益,系统的峰谷差难以降低;若想达到较好的削峰填谷效果,则虚拟电厂的经济性有所降低,用户舒适性得不到保障,因此需要在需求响应过程中统筹考虑多方面效果的平衡关系。

3.3 多种不确定性优化方法对比分析

为了验证本文提出的分布鲁棒优化方法的有效性及其优越性,分别选取了随机优化方法和鲁棒优化方法对同一问题进行计算作为对比模型。算例中的样本数量为100,测试样本数量为1000。不同不确定性优化方法的优化结果如表2所示。

表2 不同不确定性优化方法的优化结果
Table 2 Optimization results of different uncertainty optimization methods

目标结果	随机优化		鲁棒优化		分布鲁棒优化	
	预调度解	测试解	预调度解	测试解	预调度解	测试解
f_{u1}	-48531	-47425	-45783	-46118	-47639	-46915
f_{u2}	2.1286	2.3423	2.5325	2.4946	2.2573	2.4917
f_{u3}	0.3548	0.3182	0.2572	0.2873	0.3317	0.2961
总目标	0.3747	0.4251	0.4698	0.4681	0.4086	0.4549
达标比例/%	—	88.2	—	100	—	95

通过对比不难发现3种不确定性优化方法中,采用随机优化时,多目标优化预调度解和测试解的目标函数均最小,是3种优化方法中效果最好的一个,但其在1000次测试实验中仅有88.2%能够达到预期目标值,优化方法的可靠性需要进一步提升。鲁棒优化预调度解的目标函数最大,且在测试计算中所有目标函数均小于预调度的目标函数,有些过于保守。分布鲁棒优化的结果介于二者之间,相比于鲁棒优化方法,采用分布鲁棒优化方法时虚拟电厂经济性和电网友好性均有所提升,且总目标函数减小了3%。同时,采用分布鲁棒优化方法测试达标比例达到了95%,相比于随机优化可靠性提高了7.7%。

不同优化方法的需求响应误差如图7所示。

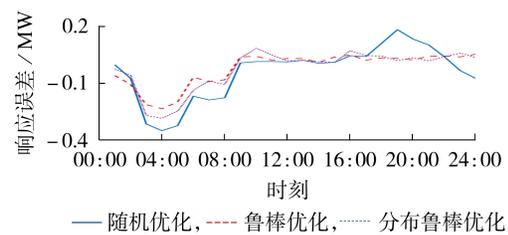


图7 不同优化方法的需求响应误差

Fig.7 Demand response error of different optimization methods

由图7可知,3种优化方法中鲁棒优化的响应误差最小,随机优化的响应误差最大,结合表2中需求响应的收益以及削峰填谷的情况可以看出,这是由于采用鲁棒优化后虚拟电厂预调度解的响应量最小,其误差值也就最小。采用随机优化的预调度解响应的电量最大,但又往往不能满足所有的场景,因此存在较大的误差。采用分布鲁棒优化后,虚拟电厂响应功率的误差在大多数情况下和鲁棒优化保持在同一水平,同时各方的利益又得到了充分优化。

不同样本数量下3种不确定性处理方法的优化结果见附录C图C2。可见鲁棒优化方法受样本数量的影响较小,优化结果的达标比例一直保持在100%,优化得到的总目标函数始终保持在0.46以上,结果过于保守。随机优化方法的目标函数最小,但其达标比例始终低于90%,不确定风险较高。随着样本数量的增加,采用分布鲁棒优化方法下的目标函数逐渐降低,优化效果得到改善,这是由于扩大的样本能够排除随机变量发生概率较低的边缘分布,使不确定变量分布函数逐渐收敛到真实分布。虽然分布鲁棒优化模型的可靠性有所降低,但依然维持在94%以上。当样本数量达到800时,分布鲁棒优化的目标函数相比于鲁棒优化减小了7.9%,相比于随机优化虽然目标函数增加了1.7%,但可靠性也提高了7%。不同样本数量下随机优化和分布鲁棒优化的计算时间见附录C图C3,尽管分布鲁棒优化的耗时更高,但仍处于可以接受的范围内。综合考虑优化效果、可靠性和计算时间,分布鲁棒优化在处理不确定性问题时的优越性得以体现。

4 结论

本文主要研究了考虑用户不确定性的虚拟电厂需求响应的优化问题。构建了反映用户响应行为差异化特征的精细化需求响应随机性模型,并采用分布鲁棒优化对模型中的随机参数进行处理。在考虑虚拟电厂经济性、电网友好性以及用户舒适性的基础上,构建了多目标分布鲁棒优化模型对虚拟电厂中多种灵活资源的响应行为进行优化。通过理论分

析及算例验证,得到如下结论。

1)精细化的需求响应随机性模型能够有效刻画各类灵活资源的响应特性,充分表征了用户响应行为的差异性,有助于获得最优的需求响应方案。相比于不考虑不确定性的情况,基于该模型对需求响应进行优化响应误差降低了26.2%,虚拟电厂的经济收益提高了7%。

2)采用多目标优化模型能够考虑需求响应对虚拟电厂、电网以及用户多方利益的影响,对应的虚拟电厂收益和电网友好性指标相比于重点考虑经济性时的电网友好性及重点考虑电网友好性时的经济性分别提升了6.7%和11.6%,说明该方法能够统筹兼顾需求响应多方面效果的平衡关系。

3)相比于鲁棒优化,分布鲁棒优化的优化结果提升了7.9%;相比于随机优化,可靠性提高了7%。随着分布鲁棒优化测试样本的扩大,优化结果得到进一步改善。综合考虑优化效果、可靠性和计算时间等因素,分布鲁棒优化在处理不确定性问题方面具有更多的优势。

虚拟电厂可以通过本文模型对需求响应进行优化,多方面地提升响应效果,但实际情况也可能存在用户响应功率超出预期的情况,因此本文下一步的研究工作包括考虑响应激励大小对用户响应行为的影响,研究需求响应市场化交易情况下的优化问题。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] NOSRATABADI S M, HOOSHMAND R A. Stochastic electrical energy management of industrial virtual power plant considering time-based and incentive-based demand response programs option in contingency condition[J]. International Journal of Emerging Electric Power Systems, 2020, 21(2): 20190263.
- [2] 鞠平, 郭德正, 曹路, 等. 含主动负荷的综合电力负荷建模研究综述与展望[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2020, 48(4): 367-376.
JU Ping, GUO Dezheng, CAO Lu, et al. Review and prospect of modeling on generalized synthesis electric load containing active loads[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2020, 48(4): 367-376.
- [3] JIANG I, JU P, WANG C, et al. Coordinated control of air-conditioning loads for system frequency regulation[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(1): 548-560.
- [4] 杨龙, 吴红斌, 丁明, 等. 新能源电网中考虑特征选择的Bi-LSTM网络短期负荷预测[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(3): 166-173.
YANG Long, WU Hongbin, DING Ming, et al. Short-term load forecasting in renewable energy grid based on bi-directional long short-term memory network considering feature selection[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(3): 166-173.
- [5] 王守相, 张善涛, 王凯, 等. 计及分时电价下用户需求响应的分布式储能多目标优化运行[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(1): 125-132.
WANG Shouxiang, ZHANG Shantao, WANG Kai, et al. Multi-objective optimal operation of distributed energy storage considering user demand response under time-of-use price[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(1): 125-132.
- [6] 彭春华, 张金克, 陈露, 等. 计及差异化需求响应的微电网源荷协调优化调度[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(3): 1-7.
PENG Chunhua, ZHANG Jinke, CHEN Lu, et al. Source-load-storage coordinated optimal scheduling of microgrid considering differential demand response[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(3): 1-7.
- [7] 王蓓蓓, 孙宇军, 李扬. 不确定性需求响应建模在电力积分激励决策中的应用[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(10): 93-99, 150.
WANG Beibei, SUN Yujun, LI Yang. Application of uncertain demand response modeling in power-score incentive decision[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(10): 93-99, 150.
- [8] 王蓓蓓, 胥鹏, 王宣元, 等. 需求响应分布鲁棒建模及其大规模潜力推演方法[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(3): 33-41.
WANG Beibei, XU Peng, WANG Xuanyuan, et al. Distributionally robust modeling of demand response and its large-scale potential deduction method[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(3): 33-41.
- [9] 郑若楠, 李志浩, 唐雅洁, 等. 考虑居民用户参与度不确定性的激励型需求响应模型与评估[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(8): 154-162.
ZHENG Ruonan, LI Zhihao, TANG Yajie, et al. Incentive demand response model and evaluation considering uncertainty of residential customer participation degree[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(8): 154-162.
- [10] 陈张宇, 刘东, 刘浩文, 等. 基于精细化需求响应的虚拟电厂优化调度[J]. 电网技术, 2021, 45(7): 2542-2550.
CHEN Zhangyu, LIU Dong, LIU Haowen, et al. Optimal dispatching of virtual power plant based on refined demand response[J]. Power System Technology, 2021, 45(7): 2542-2550.
- [11] WU H, LIU X, YE B, et al. Optimal dispatch and bidding strategy of a virtual power plant based on a Stackelberg game[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2020, 14(4): 552-563.
- [12] WU C, LIN X, SUI Q, et al. Two-stage self-scheduling of battery swapping station in day-ahead energy and frequency regulation markets[J]. Applied Energy, 2021, 283: 116-285.
- [13] HAN S, LEE D, PARK J B. Optimal bidding and operation strategies for EV aggregators by regrouping aggregated EV batteries[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(6): 4928-4937.
- [14] 孙国强, 袁智, 许晓慧, 等. 碳排放约束下虚拟电厂鲁棒优化竞标模型[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(2): 97-103.
SUN Guoqiang, YUAN Zhi, XU Xiaohui, et al. Bidding model based on robust optimization for virtual power plant under carbon emission constraint[J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(2): 97-103.
- [15] 马洪艳, 负靖洋, 严正. 基于分布鲁棒优化的灵活爬坡备用调度方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(19): 6121-6132.
MA Hongyan, YUN Jingyang, YAN Zheng. Distributionally robust optimization based dispatch methodology of flexible ramping products[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(19): 6121-6132.
- [16] 曾捷, 童晓阳, 范嘉乐. 计及需求响应不确定性的电-气耦合配网系统动态分布鲁棒优化[J]. 电网技术, 2022, 46(5): 1877-1888.
ZENG Jie, TONG Xiaoyang, FAN Jiale. Dynamic distributionally robust optimization of integrated electric-gas distribution system considering demand response uncertainty[J]. Power System Technology, 2022, 46(5): 1877-1888.

- [17] 赵会茹,王学杰,李兵抗,等. 考虑能量共享的多社区光储系统分布鲁棒优化调度[J]. 电力系统自动化,2022,46(9):21-31.
ZHAO Huiru,WANG Xuejie,LI Bingkang,et al. Distributionally robust optimal dispatch for multi-community photovoltaic and energy storage system considering energy sharing[J]. Automation of Electric Power Systems,2022,46(9):21-31.
- [18] 李鹏,吴迪凡,李雨薇,等. 基于谈判博弈的多微网综合能源系统多目标联合优化配置[J]. 电网技术,2020,44(10):3680-3690.
LI Peng,WU Difan,LI Yuwei,et al. Multi-objective union optimal configuration strategy for multi-microgrid integrated energy system considering bargaining games [J]. Power System Technology,2020,44(10):3680-3690.

作者简介:



刘鑫

刘鑫(1994—),男,博士研究生,主要研究方向为虚拟电厂和电力市场(**E-mail**: lxinoffice2008@163.com);

李扬(1961—),男,教授,博士,主要研究方向为能源互联网和需求侧管理(**E-mail**: li_yang@seu.edu.cn);

史云鹏(1998—),男,硕士研究生,主要研究方向为需求侧管理(**E-mail**: 220202968@seu.edu.cn)。

(编辑 李玮)

Distributionally robust optimization model of virtual power plant considering user participation uncertainty

LIU Xin¹,LI Yang¹,SHI Yunpeng¹,SHEN Yunwei²

(1. School of Electrical Engineering,Southeast University,Nanjing 210096,China;

2. College of Electrical Engineering,Shanghai University of Electric Power,Shanghai 200090,China)

Abstract: The demand response behavior of flexible resources is subject to a great deal of uncertainty and difference under different operating states and incentive levels. The accuracy of the demand response optimization scheme needs to be further improved. Aiming at this problem,a distributionally robust optimization method of demand response considering the user participation uncertainty in virtual power plant is proposed. Considering the response characteristics of three types of flexible resources of interruptible,transferable and growable,the refined demand response model including user response characteristic parameters is constructed. Then,the multi-objective optimization model that promotes the maximization of multi-party interests is constructed with the sub-objectives of improving the economy,grid friendliness and user comfort of virtual power plant. Furthermore,based on the data-driven distributionally robust method,the probability distribution fuzzy set of random parameters in the refined response model is constructed. The two-stage distributionally robust optimization model of virtual power plant is proposed,and the strong duality theory is used to solve the model. Simulative results of case study show that the proposed model can improve the accuracy of demand response and the economic benefits of virtual power plant.

Key words: demand response;uncertainty;virtual power plant;distributionally robust optimization;multi-objective optimization

附录 A

表 A1 IL 用户相关参数
Table A1 Related parameters of IL users

序号	响应死区阈值 $r_{1,i}^{IL} / [元 \cdot (MW \cdot h)^{-1}]$	响应动作区拐点 $r_{2,i}^{IL} / [元 \cdot (MW \cdot h)^{-1}]$	响应潜力比例 $r_{3,i}^{IL} / P_{L,i,i}^{IL}$	最大累计响应电量 $P_{DR,i}^{IL,max} / (MW \cdot h)$	响应时段
1	200	500	20%	1.2	(8-17)
2	300	500	20%	1.8	(8-22)
3	350	700	30%	0.8	(18-22;2-8)
4	300	500	20%	1.4	(0-24)
5	400	700	20%	2.4	(6-17;20-24)

表 A2 TL 用户相关参数
Table A2 Related parameters of TL users

序号	响应死区阈值 $r_{1,i}^{TL} / [元 \cdot (MW \cdot h)^{-1}]$	响应动作区拐点 $r_{2,i}^{TL} / [元 \cdot (MW \cdot h)^{-1}]$	响应潜力比例 $r_{3,i}^{TL} / P_{L,i,i}^{TL}$	最大累计响应电量 $P_{DR,i}^{TL,max} / (MW \cdot h)$	最大响应次数	转出时段	转入时段
1	300	500	10%	1.2	12	(8-15)	(12-17)
2	300	600	20%	1.4	14	(12-19)	(7-12)
3	200	500	20%	1.8	12	(18-24; 0-6)	(18-24; 0-6)
4	400	600	10%	0.6	12	(14-20)	(6-14)
5	300	700	30%	2.8	14	(16-24)	(10-16; 0-6)

表 A3 GR 资源相关参数
Table A3 Related parameters of GR resources

序号	响应死区阈值 $r_{1,i}^{GR} / [元 \cdot (MW \cdot h)^{-1}]$	响应动作区拐点 $r_{2,i}^{GR} / [元 \cdot (MW \cdot h)^{-1}]$	响应潜力比例 $r_{3,i}^{GR} / P_{L,i,i}^{GR}$	最大累计响应电量 $P_{DR,i}^{GR,max} / (MW \cdot h)$	响应时段
1	300	600	20%	1.2	(8-17)
2	300	600	20%	9	(0-24)

表 A4 ES 系统参数
Table A4 Parameters of ES system

额定容量/ (MW · h)	最大功率/MW	电池损耗系数 α_{ES} / [元 · (MW · h) ⁻¹]	最大充放电 次数	S_i^{\min} /%	S_i^{\max} /%	充放电 效率 η_{ES}
2	0.5	300	10	20	90	0.95

表 A5 用户侧负荷的分时电价
Table A5 Time-of-use electricity prices for users side

类型	时段	电价/ [元 · (MW · h) ⁻¹]
谷值	(00: 00-08:00)	400
平值	(12:00-17:00; 21:00-24:00)	600
峰值	(08:00-12:00; 17:00-21:00)	1000

表 A6 多目标参数及部分数值
Table A6 Multi-objective parameters and partial values

参数	数值	参数	数值	参数	数值
ω_1	0.5	$f_{1,max}$	-38,098	$f_{1,min}$	-50,003
ω_2	0.25	$f_{2,max}$	3.7492	$f_{2,min}$	1.6459
ω_3	0.25	$f_{3,max}$	4.2748	$f_{3,min}$	0

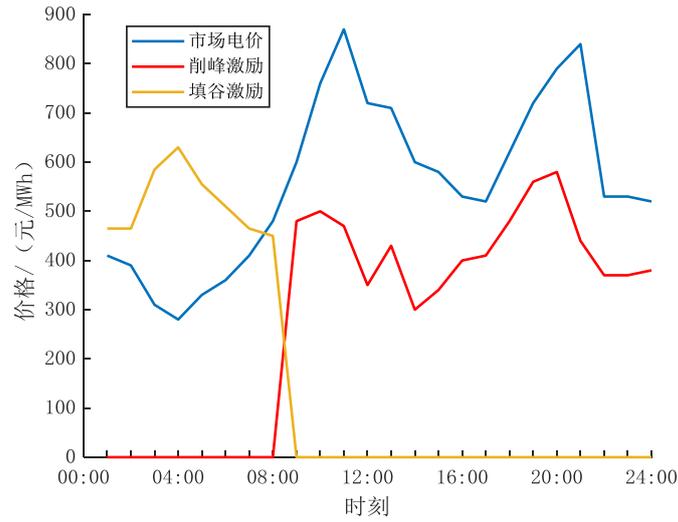
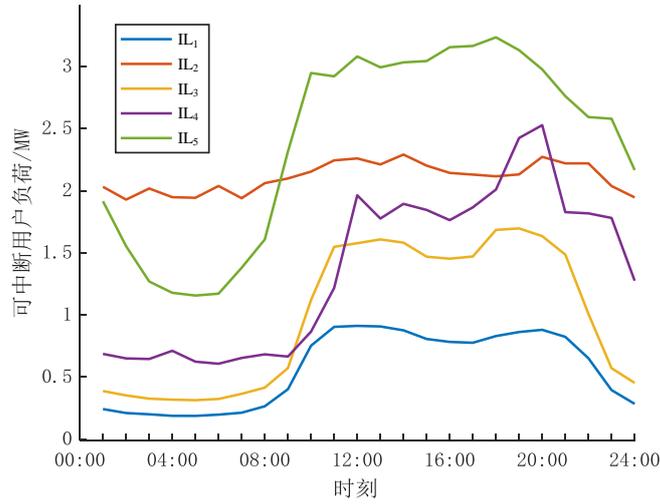
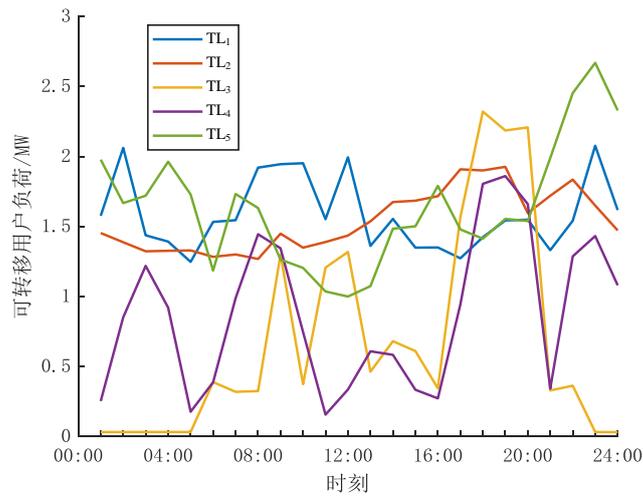


图 A1 电力市场和需求响应激励价格

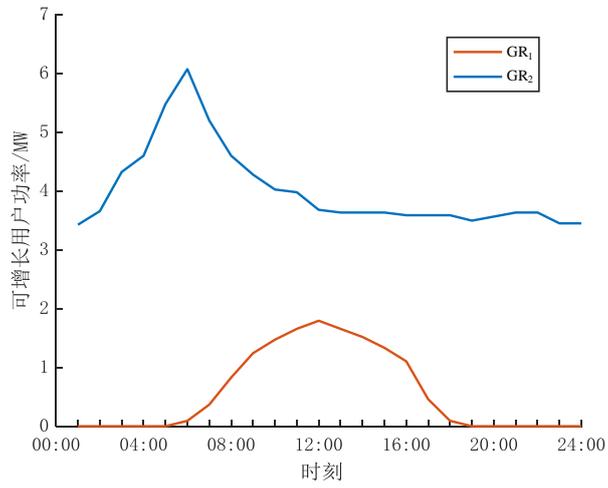
Fig.A1 Electricity market and demand response incentive prices



(a) IL 用户



(b) TL 用户



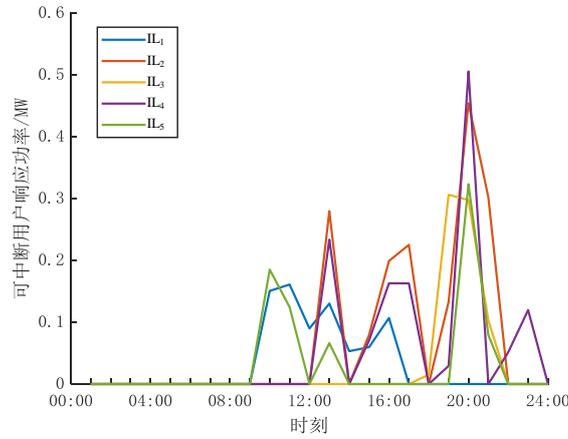
(c) GR 用户

图 A2 灵活资源基础功率曲线

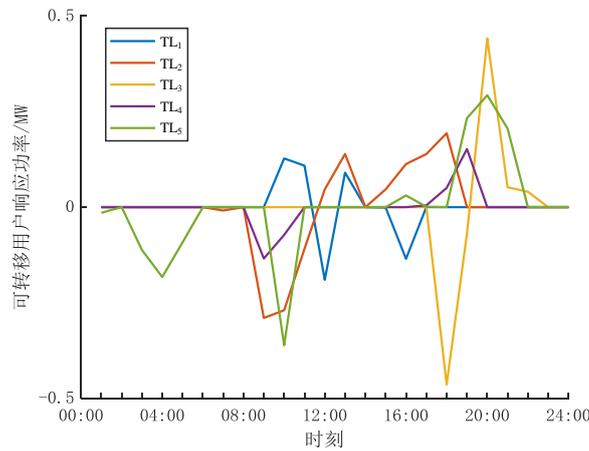
Fig.A2 Flexible resource base power curve

附录 B

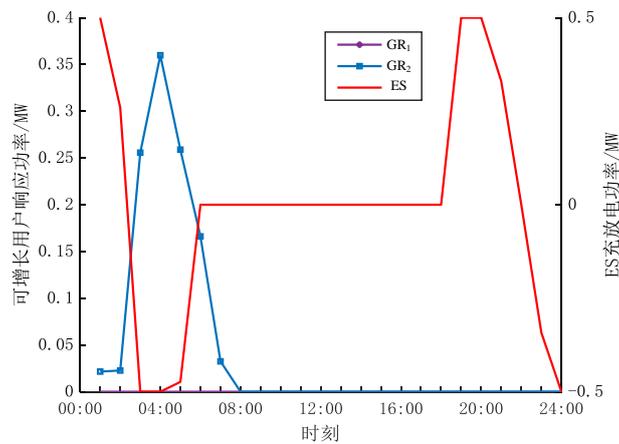
不同类型用户的需求响应优化结果如图 B1 所示。



(a) IL 用户的响应功率



(b) TL 用户的响应功率



(c) GR 用户及 ES 的响应功率

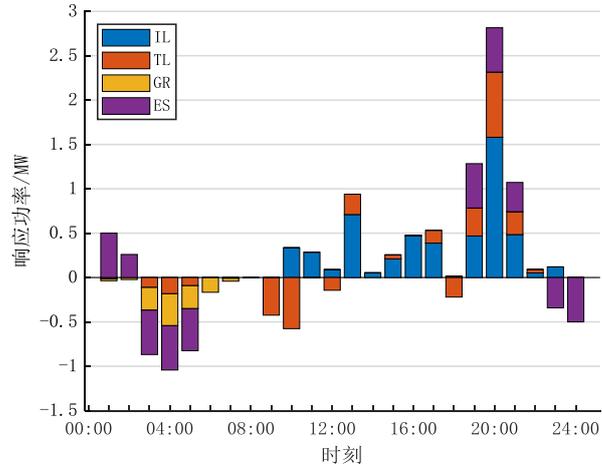
图 B1 方案 3 中灵活资源的需求响应情况

Fig.B1 Demand response for flexible resources in Case 3

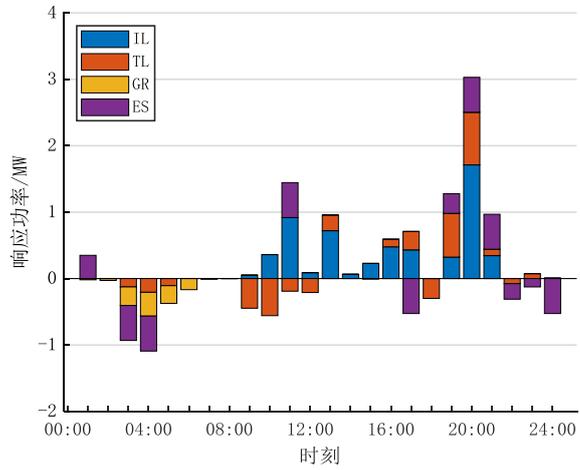
通过对比 IL 用户的响应功率及附录 A 图 A1 中需求响应激励价格不难发现，在 19:00-20:00 这一削峰补偿价格较高的时段，IL 用户的响应功率较为集中。由于受到响应时间的约束的影响，在 09:00-11:00 这一削峰补偿同样较高的时段仅有 IL₁ 和 IL₅ 参加了响应。IL₂ 和 IL₄ 在 12:00 以及 14:00 这 2 个时段内均不参与需求

响应，因为此时的响应激励尚未达到其响应死区阈值。对于可转移资源， TL_3 和 TL_5 均具备在 00:00-08:00 时段进行填谷需求响应的能力，而实际情况仅有 TL_5 在此时段进行了功率转移， TL_3 没有动作的原因是受到了最大响应功率的限制，为了不对用户造成过多的影响， TL_3 转入和转出功率的大小设为响应前负荷功率的 20%，结合附录 A 图 A2 不难发现 TL_3 在 00:00-08:00 时段内的负荷几乎为 0，因此 TL_3 并没有参与填谷需求响应。可以看出除 GR_1 为分布式光伏受到响应时段、功率以及激励多种因素的限制没有参与需求响应外，其他各类灵活资源均能很好地根据激励信号参与响应。

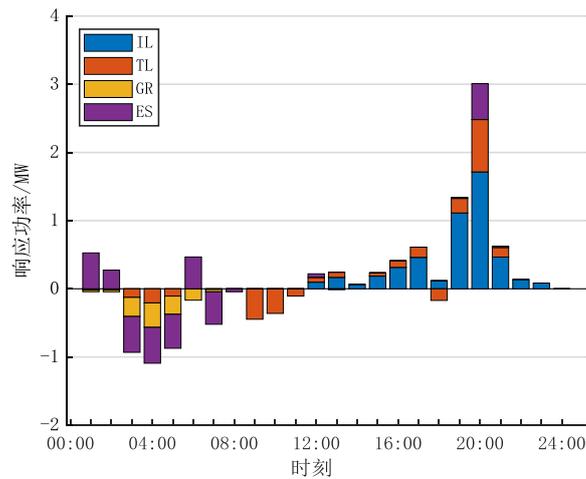
附录 C



(a) 方案 3



(b) 方案 4



(c) 方案 5

图 C1 方案 3—5 下的需求响应情况

Fig.C1 Demand response under Case 3-5

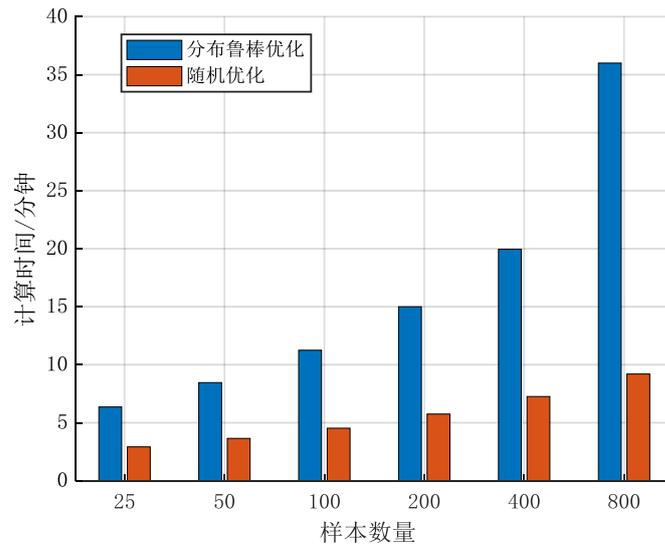


图 C2 不同样本数量下的计算时间

Fig.C2 Computation time with different numbers of samples

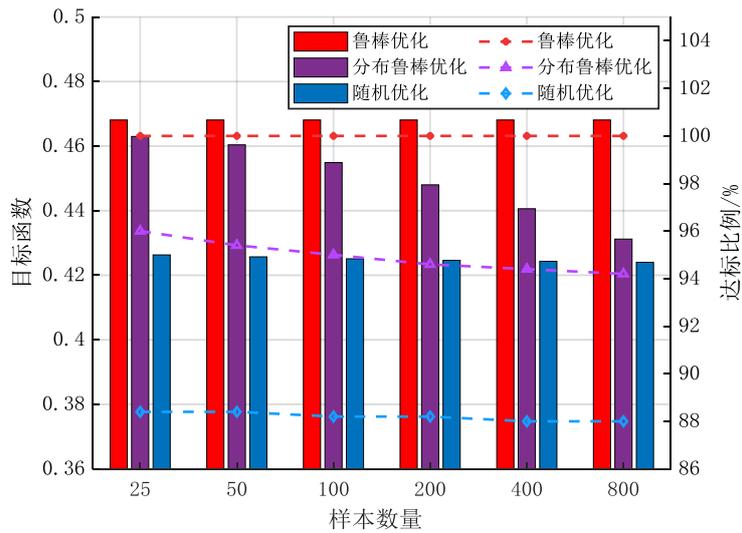


图 C3 样本数量对不同优化方法的影响

Fig.C3 Effect of sample size on different optimization methods