

基于多智能体系统并考虑需求响应的 电力系统节能减排调度

张晓花^{1,2}, 朱陈松³, 路睿¹, 许云帆¹, 郑剑锋¹, 强浩¹, 周兴龙¹

(1. 常州大学 机械工程学院, 江苏 常州 213164; 2. 江苏省绿色过程装备重点实验室, 江苏 常州 213164; 3. 常州大学 商学院, 江苏 常州 213164)

Cost-emission dispatch based on multi-agent system considering demand response

ZHANG Xiaohua^{1,2}, ZHU Chensong³, LU Rui¹, XU Yunfan¹, ZHENG Jianfeng¹,
QIANG Hao¹, ZHOU Xinglong¹

(1. School of Mechanical Engineering, Changzhou University, Changzhou 213164, China;

2. Jiangsu Key Laboratory of Green Process Equipment, Changzhou 213164, China;

3. Business College, Changzhou University, Changzhou 213164, China)

摘要:针对能源与环境日益突出的问题,将直接负荷控制和紧急需求响应结合,考虑自弹性和交叉弹性的动态需求价格弹性,形成多时间弹性的综合负荷经济模型,建立考虑需求响应的节能减排调度模型。通过多智能体系统(multi-agent system, MAS)将问题分解为一系列相互作用的代理,各代理的静态调度采用拍卖算法求解,代理间通过具有自适应协同乘子的协同进化代理进行协同,并优化各时段的激励补偿值,比较了激励补偿值为固定值和优化值情况下对结果的影响。结果表明本文的算法可提高计算效率;考虑需求价格弹性的调度可实现负荷曲线的削减与转移,弹性越大,削减负荷的能力越强,系统节能减排效果越好;综合考虑系统的节能与减排,增加了系统调度的全面性。

关键词:需求价格弹性;激励补偿;多智能体系统;拍卖算法;协同乘子

Abstract: The energy and environment problems have become increasingly prominent, the direct load control and emergency response requirements are combined. Considering the self-elasticity and cross-elasticity price, the multiperiod dynamic elastic loads are modelled, the cost-emission demand response dispatch model is established. The system is decomposed into the optimization of interactive agents by multi-agent system and agents' are solved by auction algorithm, the adaptive co-evolution of agents is reached by cooperative co-evolution agent with the adaptive cooperative multipliers. And the optimal incentive compensation value at each time interval is obtained. The influence of the incentive compensation value on the optimization results is compared under the fixed value and the optimal value. The results show that the combination of MAS and auction algorithm can improve the computation efficiency. Considering the demand elasticity, the dispatch can achieve the reduction and transfer of the load curve. The maximum level of reducing load is obtained with the maximum values of elasticity by the optimization of incentive value. Comprehensive energy saving and emission reduction into the system increase the comprehensive scheduling system.

Key words: price elasticity of demand; incentive; MAS; auction algorithm; the cooperative multipliers

0 引言

随着风电光伏等间歇性能源的大量并网,传统的调度模式难以满足电网调度的需求。需求侧资源大都为低排放甚至零排放,灵活且富有弹性,可以提高系统调度的灵活性、经济性及节能减排能力。需求响应(demand response, DR)可分为基于激励需求响应(the incentive-based demand response program, IDR)和基于价格需求响应(the price-based demand response programs, PDR)两大类。

收稿日期:2019-04-31;修回日期:2019-05-28

基金项目:国家自然科学基金项目(51207074);江苏省社会科学基金项目(18GLB016)

This work is supported by National Natural Science and Technology Foundation of China(No.51207074); Social and Science Fund Project of Jiangsu Province (No.18GLB016)

中图分类号:TM73;TK018 文献标志码:A

作为PDR电力用户响应电价大多基于需求价格弹性得到反映。文献[1]建立了需求侧参与消纳风电的调度模型,在用户对电价的响应中考虑了需求自弹性,但未考虑交叉弹性。文献[2]综合考虑了基于分时电价和碳排放的DR,并研究了加入各种需求侧资源对系统的作用;文献[3]建立了基于风险和DR的调度,考虑了需求自弹性和交叉弹性。在这些研究中需求价格弹性是作为定值来考虑的,大多没有考虑需求价格弹性对系统的影响。直接负荷控制(direct load control, DLC)是一种重要的IDR措施。文献[4]建立了DLC优化模型,证明了DLC在减小系统峰荷方面的作用。文献[5]建立了直接负荷控制的微电网优化运行模型,充分挖掘了

负荷侧参与调度的潜力。在系统运行备用缺乏的时候,为应对小概率高风险的容量事故,调用DR资源参与备用服务市场的这类DRP被称为紧急需求响应(emergency demand response, EDR)。DLC和EDR都是自愿型,文献[6]在调度中针对可中断负荷和激励负荷考虑了激励补偿成本。

随着智能电网的发展,DR的手段日益多样化,需要协调多种DR资源参与日前调度,通常将IDR和PDR进行配合。文献[3]考虑分时电价和EDR下调度问题和激励补偿,但未考虑环境问题。文献[7]建立了考虑分时电价和激励型负荷的两层随机多目标优化模型。文献[8]建立计及需求响应的风电与电动汽车协同调度的多目标优化模型,协调优化发电侧与负荷侧资源。大多研究都未考虑对激励补偿值的优化及环境与经济间的协调。

机组组合求解算法可分为集中式和分布式优化算法两种。传统的集中式优化算法有内点法、优先顺序法、动态规划法、分支定界法等,智能类优化算法有遗传算法、粒子群算法等。随着电网的规模和复杂程度增加,分布式优化算法可用来解决许多集中式算法难以胜任的复杂优化问题。许多分布式优化算法可以借助多智能体系统(multi-agent system, MAS)的方式来实现^[9],并且基于一致性协议的分布式拍卖算法已用于解决经济调度等问题^[10]。

本文在综合考虑用户自弹性和交叉弹性的基础上,将DLC和EDR结合,建立了负荷经济模型,综合考虑了激励补偿、系统的节能与碳减排,建立考虑DR的节能减排调度模型。基于MAS将系统分解为一系列的智能体(Agent),各Agent的静态调度采用拍卖算法求解,各Agent间通过协同进化代理进行动态协调。研究需求价格弹性对DR及节能减排的影响,有效提高系统削峰填谷和节能减排的能力。

1 考虑DR的节能减排调度模型

1.1 综合负荷经济模型

电力需求价格弹性可分为自弹性(own-price elasticity)和交叉弹性(cross-price elasticity)。自弹性与交叉弹性分别为

$$E(t, t) = \frac{\Delta D(t)}{D_0(t)} \cdot \frac{\Delta Pr(t)}{Pr_0(t)} = \frac{\Delta D(t)}{\Delta Pr(t)} \cdot \frac{Pr_0(t)}{D_0(t)} \quad (1)$$

$$E(t, j) = \frac{\Delta D(t)}{D_0(t)} \cdot \frac{\Delta Pr(j)}{Pr_0(j)} = \frac{\Delta D(t)}{\Delta Pr(j)} \cdot \frac{Pr_0(j)}{D_0(t)} \quad (2)$$

式中: $E(t, t)$ 为 t 时段负荷自弹性; $E(t, j)$ 为 t 时段对其它时段的交叉弹性; $D_0(t)$ 和 $Pr_0(t)$ 分别为 t 时段初始负荷和初始电价; $\Delta D(t)$ 和 $\Delta Pr(t)$ 分别为实施DR后用户需求和电价的变化量。

本文考虑的负荷为综合性负荷,所指IDR包含

DLC和EDR等多种IDR项目,并在IDR中引入负荷聚合商的概念,即文中IDR用户特指负荷聚合商,由负荷聚合商根据多个用户的补偿情况,整合DR资源至电网调度。 t 时段DR中ISO需花费的总激励成本为

$$s1(\Delta D(t)) = I_{DR}(t)(D_0(t) - D_{DR}(t)) \quad (3)$$

式中: $I_{DR}(t)$ 为ISO在 t 时段补偿用户减少1 MW负荷激励的值; $D_{DR}(t)$ 为 t 时段DR负荷。

用户在 t 时段所获得的利益为

$$S(D_{DR}(t)) = B(D_{DR}(t)) - D_{DR}(t)Pr(t) + s1(\Delta D(t)) \quad (4)$$

式中: $B(t)$ 为 t 时段的收益函数,其中最常用的为二次函数形式

$$B_{DR}(t) = B_0(t) + Pr_0(t)(D_{DR}(t) - D_0(t)) \left\{ 1 + \frac{D_{DR}(t) - D_0(t)}{2E(t, t)D_0(t)} \right\} \quad (5)$$

式中: $B_0(t)$ 为 t 时段用户在 $D_0(t)$ 下的收益。根据经典的优化准则,可得 t 时段DR部分负荷的自弹性经济模型为

$$D_{DR}(t) = D_0(t) \left\{ 1 + E(t, t) \frac{Pr(t) - Pr_0(t) + I_{DR}(t)}{Pr_0(t)} \right\} \quad (6)$$

其它时段对 t 时段DR部分负荷的交叉弹性经济模型为

$$D_{DR}(t) = D_0(t) \left\{ 1 + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq t}}^{24} E(t, j) \frac{Pr(j) - Pr_0(j) + I_{DR}(t)}{Pr_0(j)} \right\} \quad (7)$$

结合公式(6)和(7),并将 η 作为用户参与DR的参与度,响应部分负荷的综合经济模型为

$$D_{DR}(t) = \eta D_0(t) \left\{ 1 + E(t, t) \frac{Pr(t) - Pr_0(t) + I_{DR}(t)}{Pr_0(t)} + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq t}}^{24} E(t, j) \frac{Pr(j) - Pr_0(j) + I_{DR}(t)}{Pr_0(j)} \right\} \quad (8)$$

1.2 考虑DR和碳排放的调度模型

系统运行成本为

$$F = \sum_{i=1}^T \sum_{i=1}^N [C_i(p_i(t))u_i(t) + S_i u_i(t)(1 - u_i(t-1))] \quad (9)$$

式中: $p_i(t)$ 为火电机组 i 在 t 时段的出力, $u_i(t) = 1/0$, 机组开机为1,停机为0; S_i 为机组的启动成本; T 为总时段数; N 为机组数。其燃料费用为

$$C_i(p_i(t)) = a_i + b_i p_i(t) + c_i p_i^2(t) \quad (10)$$

式中: a_i 、 b_i 、 c_i 为耗量特性参数。

加入DR负荷补偿成本后系统成本目标为

$$\min FC = \sum_{i=1}^T \left[I_{DR}(t)(D(t) - D_{DR}(t)) + \sum_{i=1}^N [C_i(p_i(t))u_i(t) + S_i u_i(t)(1 - u_i(t))] \right] \quad (11)$$

系统排放目标为

$$E = \sum_{i=1}^T \sum_{i=1}^N (\alpha_i + \beta_i p_i(t) + \gamma_i p_i^2(t))u_i(t) \quad (12)$$

碳排放量为

$$E_i(p_i(t)) = \alpha_i + \beta_i p_i(t) + \gamma_i p_i^2(t) \quad (13)$$

式中: $E_i(p_i(t))$ 为火电机组 i 在 t 时段的碳排放量; $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i$ 分别为火电机组 i 的 CO_2 排放函数系数。

因此综合考虑节能减排的调度模型为

$$\begin{aligned} \min TC = & \sum_{t=1}^T W_c I_{\text{DR}}(t) (D_0(t) - D(t)) + \\ & \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N [W_e E_i(p_i(t)) u_i(t) + \\ & W_c (C_i(p_i(t)) u_i(t) + S_i u_i(t) (1 - u_i(t-1)))] \end{aligned} \quad (14)$$

式中: TC 为系统节能减排的总量; W_e, W_c 分别为节能、减排所对应的权重。

$$W_e + W_c = 1 \quad (15)$$

其相应约束条件:

功率平衡约束为

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^N p_i(t) u_i(t) = & D_0(t) (1 - \eta) + \eta D_0(t) \\ & \left\{ 1 + E(t, t) \frac{Pr(t) - Pr_0(t) + I_{\text{DR}}(t)}{Pr_0(t)} + \right. \\ & \left. \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq t}}^{24} E(t, j) \frac{Pr(j) - Pr_0(j) + I_{\text{DR}}(t)}{Pr_0(j)} \right\} \end{aligned} \quad (16)$$

旋转备用约束为

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^N p_{i \max}(t) u_i(t) \geq & D_0(t) (1 - \eta) + R(t) + \eta D_0(t) \\ & \left\{ 1 + E(t, t) \frac{Pr(t) - Pr_0(t) + I_{\text{DR}}(t)}{Pr_0(t)} + \right. \\ & \left. \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq t}}^{24} E(t, j) \frac{Pr(j) - Pr_0(j) + I_{\text{DR}}(t)}{Pr_0(j)} \right\} \end{aligned} \quad (17)$$

激励约束为

$$I_{\text{DR}}(t)_{\min} \leq I_{\text{DR}}(t) \leq I_{\text{DR}}(t)_{\max} \quad (18)$$

式中: $I_{\text{DR}}(t)_{\max}, I_{\text{DR}}(t)_{\min}$ 分别为激励的最大值及最小值。

本文还考虑了火电机组出力上下限、爬坡、最小开停机等约束,在此不再赘述。

2 算法实现

MAS是由一群具备一定的感知、通信、计算和执行能力的 Agent 通过通信等方式关联成的网络系统。分布式强调技术实现的方法而 Agent 强调技术实现的主体。MAS 被普遍认为是管理和控制智能电网的一个有效途径。拍卖算法的核心思想是模拟拍卖过程,将有限的资源以竞拍的形式分配给竞标人。在拍卖过程中每个竞标人都是根据自身的利益来进行投标,这与电网 MAS 分布式控制的思想相吻合。因此利用拍卖算法来解决电网实际运行问题切实可行。

本文利用 MAS 将考虑 DR 的调度问题分解为一系列相互作用的 Agent,各 Agent 的静态调度采用拍卖算法实现,Agent 之间通过协同乘子进行相互协作,达到整体目标的协同进化。本文 MAS 的结构如图 1 所示。其中机组 Agent 包括拍卖 Agent 和竞拍 Agent,机组 Agent 从管理 Agent 处接收各时间断面机组的总出力情况,负责协调各火电机组的出力,向拍卖过程 Agent 报价,并接收拍卖过程反馈的结果。负荷 Agent 负责管理负荷侧的资源,根据机组 Agent 的出力和系统需求,对于部分低优先级的负荷给出激励值,使它们通过补偿实现高峰时段的削减或转移。机组 Agent 将拍卖 Agent 的报价信息和竞拍 Agent 的投标价格提交给拍卖过程 Agent。由拍卖过程 Agent 确定竞拍和拍卖的胜利者,并在拍卖 Agent 和竞拍 Agent 中达成一致。负荷 Agent 和各机组 Agent 将优化结果上报协同进化 Agent,协同进化 Agent 通过具有自适应调整策略的协同乘子实现负荷 Agent 及各机组 Agent 间的协调和最佳组合。协同进化 Agent 将协同结果上报目标协调 Agent,目标协调 Agent 通过负荷 Agent 和机组 Agent 协调节能与减排目标。

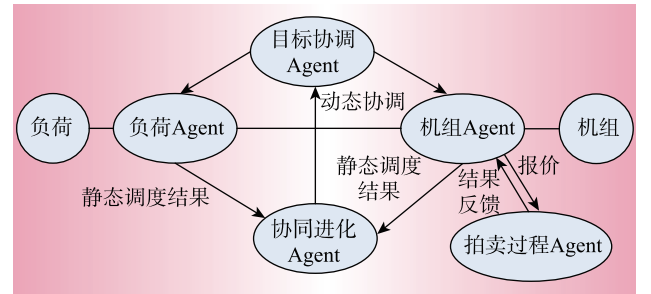


图1 考虑DR调度的MAS结构图

Fig. 1 Multi-agent system dispatch considering demand response

2.1 协同进化过程

协同乘子的更新方法是协同进化 Agent 进化的关键。采用传统次梯度法,在有旋转备用约束的情况下收敛很慢甚至不能收敛。乘子自适应更新策略能有效地减少目标函数非凸性引起的振荡现象及迭代次数,提高计算效率。本文采用了这一策略,在迭代的初期逐渐增大协同乘子的步长,随着迭代的增加逐渐减小迭代的步长。

协同乘子 $\lambda(t), \mu(t)$ 的次梯度分别为

$$g_{\lambda}(t) = D_0(t) (1 - \eta) + D_{\text{DR}}(t) - \sum_{i=1}^N p_i(t) u_i(t) \quad (19)$$

$$g_{\mu}(t) = D_0(t) (1 - \eta) + D_{\text{DR}}(t) + R(t) - \sum_{i=1}^N p_{i \max}(t) u_i(t) \quad (20)$$

协同乘子的自适应更新公式为

$$\lambda^{k+1}(t) = \max \left\{ \lambda^k(t) + \alpha^k \times \frac{g_{\lambda}(t)}{\text{norm}(g_{\lambda})}, 0 \right\} \quad (21)$$

$$\mu^{k+1}(t) = \max \left\{ \mu^k(t) + \alpha^k \times \frac{g_{\mu}(t)}{\text{norm}(g_{\mu})}, 0 \right\} \quad (22)$$

式中: $norm(g_{\lambda}(t))$, $norm(g'_{\mu})$ 为相应的次梯度范数; k 为迭代次数; α^k 为步长,其确定方法见文献[12]。

2.2 拍卖过程

本文拍卖过程中每个发电机组都是一个拍卖 Agent,同时也是一个竞拍 Agent。分布式双边拍卖过程包括:报价评估、协商一致和步长交换。

2.2.1 报价评估过程

假设每个机组 Agent 仅携带其自身的输出功率 p_i ,都会计算其拍卖过程中的燃料费用的增减。拍卖算法完成质量好坏,基本上依赖于搜索过程确定的离散步长(交换功率)

$$s_h = r_h \cdot [D(t)(1 - \eta) + D_{DR}(t)] / 100 \quad (23)$$

式中: s_h 为对应于 r_h 的交换功率; r_h 为百分比向量, $h=1, \dots, H$, H 为百分比变量的总数,不同的 s_h 会形成不同的结果。

$$\pi_{hi} = \begin{cases} C_i(p_i + s_h) - C_i(p_i) & (p_i + s_h) \text{ 在允许范围内} \\ 0 & (p_i + s_h) \text{ 不在允许范围内} \end{cases} \quad (24)$$

$$\mu_{hi} = \begin{cases} C_i(p_i) - C_i(p_i - s_h) & (p_i - s_h) \text{ 在允许范围内} \\ 0 & (p_i - s_h) \text{ 不在允许范围内} \end{cases} \quad (25)$$

式中: π_{hi} 和 μ_{hi} 分别为在步长为 s_h 下机组 Agent i 的有功功率从当前值 p_i 增加到 $p_i + s_h$ 时所增加的燃料费用和机组 Agent i 的有功功率从当前值 p_i 减少到 $p_i - s_h$ 时所减少的燃料费用。

2.2.2 步长交换操作

根据每个机组 Agent 的报价评估过程,计算其报价评估差异值 δ , $\delta = \mu - \pi$ 。如果 $\delta_{i,j} = \mu_{hj} - \pi_{hi} > 0$, $\delta_{i,j}$ 为 Agent i 和 Agent j 之间的报价评估差异值,且 $\pi_{hi} > 0$, $\mu_{hj} > 0$,那么意味着在这两个 Agent 间进行功率 s_h 的交换能节省 $\delta_{i,j}$ 的燃料费用。

2.2.3 协商一致过程

Agent i 在此拍卖机制中对应步长 s_h 下投标值为 π_{hi} 和 μ_{hi} ,通过步长选择与其它有连通关系的 Agent 进行通信沟通,在投标值为 π_{hi} 的 Agent i 与投标值为 μ_{hj} 的 Agent j 之间进行协商。最终每个 Agent 以 π_{hi} , μ_{hj} , i 和 j 达成一致,在取得最高投标值的两个 Agent 之间,令其中一个的功率增加 s_h ,另外一个减少 s_h 。因此经过协商一致后,Agent i 和 Agent j 就是一轮拍卖中取胜的 Agent。

3 算例分析

本文以 10 机组系统为例进行分析^[11],排放数据来自文献^[12]。选用 η 为 0.4,即签约 DR 的用户为总用户的 40%。 t 时段激励的最大值和最小值为 10

$Pr_0(t)$ 和 0。系统的旋转备用容量为系统容量的 10%,需求价格弹性基于文献[13]并做了一些改动于表 1 给出。本文考虑实时电价与初始电价相等的自愿型激励措施的 DR。就实施 DR 后对系统节能、减排等影响分为:情况 1 系统只考虑节能即节能减排对应权重为 (1,0),情况 2 系统只考虑减排即节能减排对应权重为 (0,1) 和情况 3 系统同时考虑节能减排即节能减排对应权重为 (0.5,0.5) 进行分析;同时为反应结果对需求价格弹性的敏感程度,对应于以上 3 种情况分别进行弹性为 E 、 $1/2E$ 和 $2E$ 三组模拟,如表 2 所示。

表 1 需求价格弹性

Table 1 Price elasticity of demand

时段	0:00~5:00	5:00~9:00	9:00~14:00	14:00~19:00	19:00~23:00
0:00~5:00	-0.080	0.030	0.034	0.030	0.034
5:00~9:00	0.030	-0.110	0.040	0.030	0.040
9:00~14:00	0.034	0.040	-0.190	0.040	0.010
14:00~19:00	0.030	0.030	0.040	-0.110	0.040
19:00~23:00	0.034	0.040	0.010	0.030	-0.190

表 2 各场景模拟

Table 2 Scenarios simulation

情况	场景	权重	需求价格弹性
1	1	(1,0)	1 倍表 1
	2	(1,0)	1/2 倍表 1
	3	(1,0)	2 倍表 1
2	1	(0,1)	1 倍表 1
	2	(0,1)	1/2 倍表 1
	3	(0,1)	2 倍表 1
3	1	(0.5,0.5)	1 倍表 1
	2	(0.5,0.5)	1/2 倍表 1
	3	(0.5,0.5)	2 倍表 1

3.1 未实施 DR 的调度

将本文的算法用于求解未实施 DR 的 10 机组调度,其中 $r=0.2$ 时优化结果最好,并且与 GA, EP, ALR 和 PSO 等算法进行比较,结果见表 3。这些算法及结果在文献[14]中已给出。

从表 3 可以看出,本文基于 MAS 并结合拍卖算法的结果较以上几种优化方法在运行时间和运行成本上都有较大幅度的提高和改善。

表 3 10 机组系统各算法的运行结果比较

Table 3 Comparison of operation results of 10-unit system

算法	GA ^[14]	LRGA ^[14]	EP ^[14]	MA ^[14]	PSO-LR ^[14]	DPLR ^[14]	本文方法
运行成本/美元	565 825	564 800	565 352	565 827	565 869	564 049	562 877
运行时间/s	221	518	100	290	42	108	20

3.2 实施DR的节能减排调度

(1) 系统仅考虑节能情况分析

表4为实施DR后节能情况下各弹性下系统节能比较。图2、图3为实施DR后节能情况下各弹性下激励值及系统负荷曲线。

表4 各弹性下系统节能比较
Table 4 Cost comparison of different elasticity
美元

场景	运行成本	优化激励值下 节能的值	定激励值下 节能的值	优化的总 激励
1	538 226.03	544 437.57	544 519.40	6 211.51
2	544 586.28	553 002.16	553 041.01	8 415.88
3	532 435.76	537 363.40	537 854.17	4 927.64

从表4中可以看出,DR的效果与激励值和需求价格弹性均相关。弹性越大,DR的效果越明显,系统节能效果越好。其中场景1、2、3下对应的固定激励值分别为6.96美元/MWh,11.5美元/MWh和5.02美元/MWh,可见固定激励值下的节能效果没有优化激励值下的节能效果好。

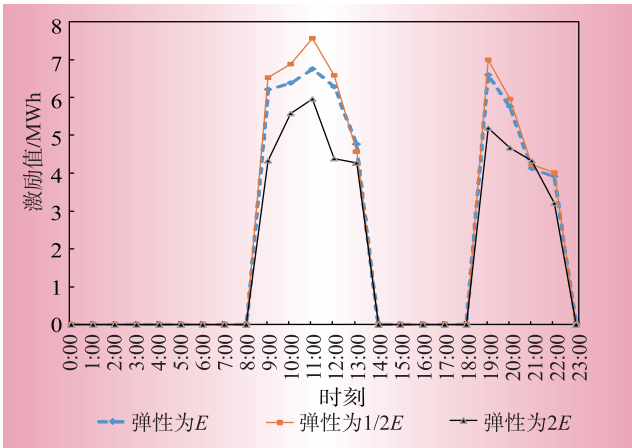


图2 对应各弹性下激励值
Fig. 2 Incentive of different elasticity

本文非高峰时段(0:00~8:00)及(14:00~18:00)未给激励补偿,高峰时段(08:00~14:00)和(18:00~23:00)给予补偿,而且各时段所选的激励值也不同。从图2可以看出,高峰时段弹性为1/2E给的激励值相比弹性为E和2E的激励值都高,弹性为E下激励值次之,弹性为2E下激励值最低。弹性越大,对应负荷可调节能力越大,各时段给的激励值相对要小。激励值过高会增加系统成本,过低不足以激发用户参与DR的积极性,选择合适的激励值至关重要。

从图3可以看出,基于初始的负荷曲线,节能情况下各弹性下负荷曲线峰谷差都有不同程度减小,部分高峰负荷从高峰时段转移到了其它时段。弹性为2E情况下削峰填谷力度最大,弹性为E下次之,弹性为1/2E削减负荷力度最小。以弹性为2E为例,负荷峰谷差由原来的800 MW减少到了606.45 MW,减

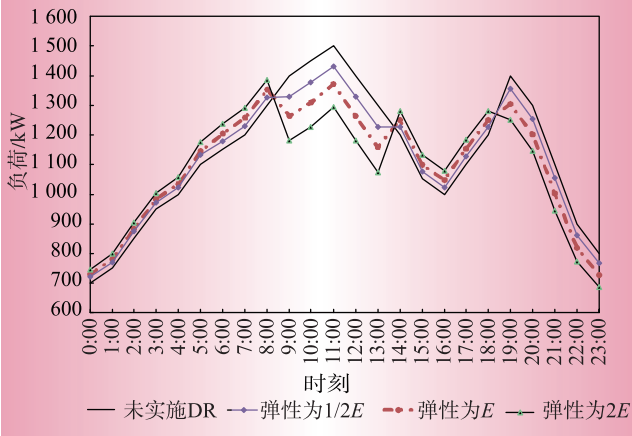


图3 各弹性下的负荷曲线
Fig. 3 Load curve of each elasticity

了193.55 MW,使负荷曲线更趋于平稳。从而减少了系统对高耗能机组的依赖,提高其节能能力。

(2) 系统仅考虑减排情况分析

表5为实施DR后减排情况下各弹性下排放量及减排比例情况。

表5 各弹性下系统减排比较
Table 5 Emission comparison of different elasticity

场景	优化激励值		定激励值	
	排放量/t	减排比例/%	排放量/t	减排比例/%
1	11 517.67	10.14	11 940.4	6.84
2	11 790.81	8.01	11 802.3	7.92
3	10 628.74	16.30	11 038.5	13.88

由表5结果可看出,未实施DR情况下系统排放量12 817 t,实施DR可明显减少系统碳排放量。在激励值一定时,需求弹性与减排量正相关,需求弹性越大,减排量越多。在弹性为1/2E、E、2E较未实施DR情况下分别减排10.14%、8.01%、16.3%,即DR效果越明显。场景1、2和3下选取固定的激励值为6.87美元/MWh、8.14美元/MWh和4.16美元/MWh,对应的排放量比文中各时段采用优化的激励值下排放量增加,减排比例相应减少。

(3) 系统考虑节能减排情况分析

在实施DR同时考虑系统节能减排,通过合理选取节能和碳排放的权重,可实现节能与减排之间的有效折衷,本文取节能减排权重均为0.5。未实施DR时运行成本为563 117美元,气体排放量为26 718.4 t,节能减排值为294 917.7,表6为实施DR后各弹性下节能减排值情况。

表6 各弹性下系统节能减排比较
Table 6 Cost-emission comparison of different elasticity

场景	运行成本/美元	排放量/t	总激励/美元	节能减排值
1	543 559.35	25 623.61	5 451.62	287 317.29
2	554 450.26	26 120.91	2 081.81	291 326.49
3	536 730.59	25 479.79	4 101.31	282 255.85

由表6可看出,弹性为 E 时系统运行成本比未实施DR时减少19 557.65美元,气体排放量减少1 094.79 t,弹性为 $1/2E$ 时系统运行成本比未执行DR时减少8 666.74美元,气体排放量减少597.49 t;弹性为 $2E$ 时系统运行成本比未实施DR时减少26 386.41美元,气体排放量减少1 238.61 t;在优化的激励值情况下,需求弹性越大,目标函数值越小,即节能减排的效果越明显。

4 结束语

本文针对考虑DR的节能减排调度问题,将DLC和EDR结合,并考虑需求自弹性和交叉弹性,形成多时间弹性的综合负荷经济模型,建立节能与碳减排的DR调度模型。文中采用优化的激励补偿值,基于MAS并采用拍卖算法与协同进化过程结合进行求解。结果表明本文的算法可提高计算效率;采用优化的激励补偿值,能更好地激发用户响应调度的积极性,从而可以提高系统节能减排的能力,实现负荷曲线的削减与转移;需求弹性越大,用户响应程度越高,平滑负荷曲线的效果越明显。

参考文献:

- [1] 刘小聪,王蓓蓓,李扬,等. 计及需求侧资源的大规模风电消纳随机机组组合模型[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(14): 3 714–3 723.
LIU Xiacong, WANG Beibei, LI Yang, et al. Stochastic unit commitment model for high wind power integration considering demand side resources[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(14): 3 714–3 723.
- [2] 王澹,蒋传文,李磊,等. 考虑碳排放权分配及需求侧资源的安全约束机组组合问题研究[J]. 电网技术, 2016, 40(11): 3 355–3 361.
WANG Tan, JIANG Chuanwen, LI Lei, et al. Security constrained unit commitment problem considering carbon emission allocation and demand side resources[J]. Power System Technology, 2016, 40(11): 3 355–3 361.
- [3] RAHMANI A M. Risk-cost-based generation scheduling smartly mixed with reliability-driven and market-driven demand response measures[J]. International Transactions on Electrical Energy Systems, 2015, 25: 994–1 007.
- [4] 周磊,朱磊,殷超. 考虑风电接入的直接负荷控制资源优化方法[J]. 电力需求侧管理, 2016, 18(5): 4–9.
ZHOU Lei, ZHU Lei, YIN Chao. A method of direct load control resources optimization considering the integration of wind power generation[J]. Power Demand Side Management, 2016, 18(5): 4–9.
- [5] 朱翰超,马蕊,孙聪,等. 计及直接负荷控制的商业建筑型微电网优化运行方法[J]. 电力需求侧管理, 2019, 21(1): 32–36.
ZHU Hanchao, MA Rui, SUN Cong, et al. Optimal operation method of commercial building microgrid considering direct load control[J]. Power Demand Side Management, 2019, 21(1): 32–36.
- [6] 杨楠,刘涤尘,董开松,等. 考虑柔性负荷补偿/激励机制的风电供需侧一体化随机调度方法[J]. 电力自动化设备, 2015, 35(2): 15–20, 27.
YANG Nan, LIU Dichen, DONG Kaisong, et al. Integrated random scheduling for supply and demand sides of wind power system considering flexible load compensation/incentives[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(2): 15–20, 27.
- [7] FALSAFI H, ZAKARIAZADEH A, JADID S. The role of demand response in single and multi-objective wind thermal generation scheduling: a stochastic programming[J]. Energy, 2014, 64(64): 853–867.
- [8] 高峰,谈韵,陶远鹏,等. 电动汽车驱动充电一体化控制策略研究[J]. 电力工程技术, 2018, 37(2): 73–77, 113.
GAO Feng, TAN Yun, TAO Yuanpeng, et al. Research on the integrated control strategy of electric vehicle driving and charging[J]. Electric Power Engineering Technology, 2018, 37(2): 73–77, 113.
- [9] GOLPAYEGANI F, DUSPARICI, TAYLOR A, et al. Multi-agent collaboration for conflict management in residential demand response[J]. Computer Communications, 2016(96): 63–72.
- [10] BINETTI G, DAVOUDI A, NASO D, et al. A distributed auction-based algorithm for the nonconvex economic dispatch problem[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2014, 10(2): 1 124–1 132.
- [11] ONGSAKU W, PETCHARAKS N. Unit commitment by enhanced adaptive lagrangian relaxation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2004, 19(1): 620–628.
- [12] SABER A Y, VENAYAGAMOORTHY G K. Plug-in vehicles and renewable energy source for cost and emission reductions[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2011, 58(4): 1 229–1 238.
- [13] KIRSCHEN D S, STRBAC G, CUMPERAYOT P, et al. Factoring the elasticity of demand in electricity prices[J]. IEEE Transactions on Power System, 2000, 15(2): 612–617.
- [14] AFKOUSI P M, RASHIDINEJAD M, POURAKBARI K M. An implementation of harmony search algorithm to unit commitment problem[J]. Electrical Engineering, 2010, 92(6): 215–225.

(责任编辑 水 鸽)