

# 计及响应不确定性的可调度负荷响应及 惩罚价格随机优化

周涛<sup>1</sup>, 钱寒晗<sup>1</sup>, 张纬<sup>1</sup>, 方天扬<sup>2</sup>, 李生虎<sup>2</sup>

(1. 国网安徽省电力公司电力交易中心有限公司, 安徽 合肥 230061;

2. 合肥工业大学电气与自动化工程学院, 安徽 合肥 230009)

**摘要:**可调度负荷(DL)参与需求响应能够减小系统功率偏差,促进可再生能源消纳。但受到调节能力的限制,其响应应具有不确定性,进而影响各市场主体的利益。针对响应偏差可以制定惩罚机制,但惩罚过于宽松则效果有限,过于严苛则会降低DL的响应积极性。文中将响应偏差作为随机变量,基于响应价格与响应量、惩罚价格与响应偏差之间的关系,提出了针对DL响应量与惩罚价格的随机优化模型,并通过期望模型将其转化为确定性优化模型。最后,通过算例验证了所提模型的有效性。

**关键词:**可调度负荷; 响应不确定性; 惩罚价格; 随机优化; 电力市场

**中图分类号:** TM 732 **文献标志码:** A **文章编号:** 1003-6954(2022)03-0001-07

**DOI:** 10.16527/j.issn.1003-6954.20220301

## Stochastic Optimization of Dispatchable Load Response and Punishment Price Considering Response Uncertainty

ZHOU Tao<sup>1</sup>, QIAN Hanhan<sup>1</sup>, ZHANG Wei<sup>1</sup>, FANG Tianyang<sup>2</sup>, LI Shenghu<sup>2</sup>

(1. Power Exchange Center of State Grid Anhui Electric Power Company, Hefei 230061, Anhui,

China; 2. School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology,

Hefei 230009, Anhui, China)

**Abstract:** Dispatchable load (DL) participating in demand response will reduce system power deviation and promote renewable energy consumption. But with limited regulation capability, the response of DL is uncertain, which is undesirable to the market participators. A punishment mechanism for response deviation can be formulated. But a loose punishment is not effective, and a severe punishment will reduce the enthusiasm of DL supplier. Taking the response deviation as a random contributing factor, a stochastic optimization model of DL response amount and punishment price is proposed based on the relationship between response price and amount, punishment price and response deviation. With the expectation model, it is transformed to deterministic optimization model. Finally, the effectiveness of the proposed models is verified by numerical results.

**Key words:** dispatchable load; response uncertainty; punishment price; stochastic optimization; power market

## 0 引言

为了促进绿色低碳和可持续发展,大量可再生能源接入电网<sup>[1]</sup>,其间歇性和波动性为电力系统的安全稳定运行带来了巨大挑战<sup>[2]</sup>。传统发电机组调节能力有限,因此急需推进综合利用电源、电网、负荷、储能深度互动的新型电网调度模式,通过供需

基金项目:安徽省电力交易中心科技项目(B61213210009)

双方的互动提高可再生能源利用率,减小电网功率波动<sup>[3-4]</sup>。

储能电站调节灵活,但容量有限,且建设成本较高。相比之下可调度负荷(dispatchable load, DL)作为需求响应(demand response, DR)的一种,以利益为导向,改变用户的用电行为,具有巨大的潜力<sup>[5-6]</sup>。需求响应包括价格型需求响应和激励性需求响应<sup>[7]</sup>。文献[8]建立了实时市场的需求响应竞价模型确定响应价格。文献[9-10]通过预估消费

者对价格变化的潜在反应,优化响应价格。文献[11-12]计及响应成本,分别基于联合在线学习算法和博弈论,优化用户响应价格及响应决策。上述文献均针对价格型 DR,基于价格弹性确定响应定价<sup>[13]</sup>,而未考虑需求响应的不确定性。

DL 可以促进可再生能源的消纳,但二者均存在不确定性。文献[14-15]分别基于多时段最优潮流和两阶段鲁棒微电网协调策略,通过 DR 缓解可再生能源不确定性,实现效益最大。文献[16-19]综合考虑可再生能源出力、DR 的不确定性,分别提出了一种随机/稳健混合优化模型和随机风险约束,以避免利益分配的不合理,使期望成本最小化。但上述文献均针对价格型 DR 的不确定性,而非激励型 DR。文献[20]针对激励型 DR 建立惩罚机制;文献[21]考虑响应偏差所引起的罚款,但其罚款价格为定值,忽略了惩罚价格对 DL 响应偏差的影响。

现有研究多基于价格弹性优化价格型 DR 的定价策略,而缺乏对激励型 DR 响应价格研究。对于 DL 响应不确定性,现有文献建立惩罚机制,采用随机优化模型,而缺乏惩罚价格对 DL 响应偏差影响的研究。随着惩罚价格的升高,DL 提升其响应准确度,但过高惩罚价格会降低 DL 响应意愿。计及响应不确定性,可以通过优化算法确定 DL 响应量、惩罚价格最优值,增加各市场主体利益,其难点在于如何定量地描述响应量与响应价格、惩罚价格与响应偏差之间的关系,并在结算模型中引入响应偏差。响应偏差作为随机变量,增加了求解的难度。

针对量化交易价格对调节量的影响,首次提出了响应偏差与惩罚价格之间的关系。将 DL 响应偏差作为随机变量,结合现有的交易结算机制,考虑到各 DL 间的差异,提出了一种考虑 DL 响应偏差的调度和惩罚价格随机优化模型,通过优化 DL 响应量和惩罚电价,提升各市场主体利益。

## 1 计及响应不确定性的 DL 及结算模型

### 1.1 DL 模型

DL 参与 DR 市场的交易流程如图 1 所示。电力调度机构发布调节需求曲线、DL 的基线负荷。DL 根据基线负荷及用电需求,确定可参与 DR 的调节量,并发布调节的量价曲线。调度机构按申报价格由低到高进行市场出清,直至满足调节需求,或

DL 申报资源已全部被调用。

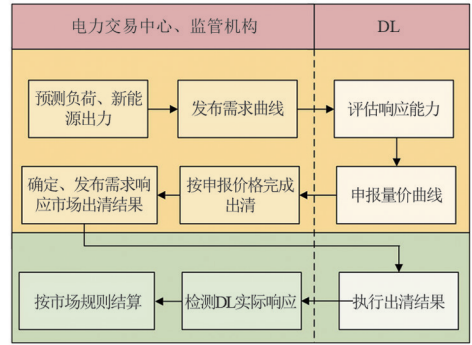


图 1 DL 参与 DR 的过程

DL 的调节量受调节价格影响。调节价格越高越能提升用户的响应意愿,相应调节量越大。为简化计算采用式(1)的一次函数和近似描述调节量与调节价格之间的关系,同时为提高模型的精度,实际关系可通过历史数据拟合得到,但所提算法仍然适用。

$$\rho_a = \rho_{a0} + k_a P_a \quad (1)$$

式中: $\rho_a$  为调节价格; $\rho_{a0}$  为负荷参与调节的报价下限; $k_a$  为系数; $P_a$  为可调节负荷功率。

DL 的调节量除了受补偿价格影响外,还需要考虑由于负荷削减或增加所造成的成本。响应成本与响应量之间的关系可用二次函数关系表示为<sup>[22]</sup>

$$C_a = b_1 P_a^2 + b_2 P_a \rho_a \quad (2)$$

式中: $C_a$  为响应成本; $b_1$ 、 $b_2$  分别为系数,其大小与负荷的响应意愿、负荷类型相关,可以通过实际运行经验获得。

出清结束后,由调度机构发布出清结果,DL 按出清结果削减或增加负荷。但由于调节能力以及其他不确定性因素的影响,DL 的实际调节量可能与中标量不一致。偏差程度  $D$  为

$$D = \frac{P_{a,w} - P_{a,r}}{P_{a,w}} \quad (3)$$

式中, $P_{a,w}$  和  $P_{a,r}$  分别为中标量和实际调节量。

可调度负荷响应偏差产生的主要原因在于由负荷预测偏差而导致响应量不足,此外也受负荷的规模、用电方式的灵活性以及一些突发情况的影响。响应的不确定性可能影响整个系统的供电可靠性。响应偏差的概率分布较为复杂,实际中可根据可调度负荷响应结果的历史数据统计得到,为简化计算,假设其服从正态分布<sup>[23]</sup>。可通过改变正态分布的均值和方差来体现不同可调度负荷响应偏差之间的差异,均值越接近 0,同时方差越小,则可调度负荷

响应的精度越高。对于申报量保守的可调度负荷,可将偏差程度的均值设为小于0的数。考虑 $D$ 取值上下限,修正概率密度函数 $f(D)$ 如图2中红色曲线所示,具体表达为

$$\begin{cases} f(D) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma\varphi} e^{-\frac{(D-\mu)^2}{2\sigma^2}} \\ \varphi = \Phi\left(\frac{D_{\max}-\mu}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{D_{\min}-\mu}{\sigma}\right) \end{cases}, D_{\min} \leq D \leq D_{\max} \quad (4)$$

式中: $\mu$ 、 $\sigma$ 分别为 $D$ 的均值和标准差; $\varphi$ 为中间变量; $\Phi$ 为标准正态分布函数; $D_{\min}$ 、 $D_{\max}$ 分别为偏差程度最小值、最大值。

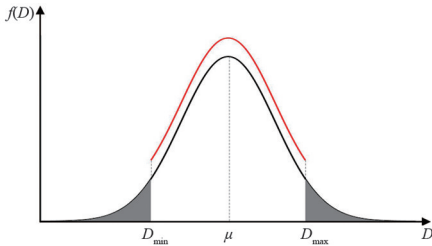


图2 修正后 $D$ 的概率密度函数

DL响应偏差过大及频繁违约,将导致系统功率不平衡,损害各市场主体利益,严重时甚至对电网安全产生影响。因此有必要对DL响应偏差进行惩罚。随着惩罚价格升高,偏差度减小,为简化计算,二者间关系可采用指数函数表示,故将式(3)改写为式(5)。

$$\frac{e^{-k_{p1}\rho_p D}}{k_{p2}} = \frac{P_{a,w} - P_{a,r}}{P_{a,w}} \quad (5)$$

式中: $\rho_p$ 为惩罚价格; $k_{p1}$ 、 $k_{p2}$ 为系数。

## 1.2 结算模型

DL完成调节后,电力交易机构根据其完成情况,对每个时段进行结算。完成度不同,所采用的结算方式也不同。这里采用的结算规则为:当DL实际调节量大于中标量的120%,则该时段按中标电量的120%进行结算;实际调节量小于中标电量70%的,则该时段不参与结算;其余情况则按实际调节量参与结算。对于结算价格,如果实际调节量大于中标量,则按中标电价,反之则按照实际调节量所对应电价参与结算<sup>[24]</sup>。DL实际收入表示为

$$P_{a,s}\rho_{a,s} = \begin{cases} 1.2 \times P_{a,w} \times \rho_{a,w} & 1.2P_{a,w} < P_{a,r} \\ P_{a,r} \times \rho_{a,w} & P_{a,w} \leq P_{a,r} \leq 1.2P_{a,w} \\ P_{a,r} \times \rho_{a,r} & 0.7P_{a,w} \leq P_{a,r} \leq P_{a,w} \\ 0 & P_{a,r} < 0.7 \times P_{a,w} \end{cases} \quad (6)$$

式中, $P_{a,s}$ 和 $\rho_{a,s}$ 分别为结算量和结算价格。

将式(5)代入式(6)得

$$P_{a,s}\rho_{a,s} = \begin{cases} 1.2P_{a,w}(\rho_{a0} + k_a P_{a,w}) & D < -0.2k_{p2}e^{k_{p1}\rho_p} \\ P_{a,r}(\rho_{a0} + k_a P_{a,w}) & -0.2k_{p2}e^{k_{p1}\rho_p} \leq D < 0 \\ P_{a,r} \times (\rho_{a0} + k_a P_{a,r}) & 0 \leq D < 0.3k_{p2}e^{k_{p1}\rho_p} \\ 0 & 0.3k_{p2}e^{k_{p1}\rho_p} < D \end{cases} \quad (7)$$

## 2 计及响应不确定性的DL调度与惩罚价格优化

### 2.1 优化目标

假设在系统出现功率缺额时,DL削减负荷,当其响应能力不足时,不足部分切除普通用户负荷。对普通用户的切负荷必然会造成其损失,需要根据切负荷量对其进行补偿。此外,补偿电价与通知用户切负荷的时间有关,越早告知用户,则用户的损失越小。因此,用于DL响应偏差所造成的切负荷需要向用户支付更多的补偿。DL参与DR所产生的费用由新能源企业、火电企业、批发侧用户承担。根据DL费用、调节偏差惩罚收益、普通用户切负荷补偿,建立目标函数为

$$\begin{aligned} \min F_1 = & \sum_{t=1}^T \left\{ \sum_{i=1}^{N_a} [P_{a,s,i,t}\rho_{a,s,i,t} - \rho_p(P_{a,w,i,t} - P_{a,r,i,t}) \cdot \right. \\ & \theta_{i,t} + \rho'_c(P_{a,w,i,t} - P_{a,r,i,t})\theta_{i,t}\delta_{i,t}] + \\ & \delta_{i,t}\rho_c(P_{v,t} - \sum_{i=1}^{N_a} P_{a,w,i,t}) + (\delta_{i,t} - 1) \cdot \\ & \left. P_{a,r,i,t}\rho_n \right\} \Delta t \quad (8) \end{aligned}$$

式中: $T$ 为交易时段的数量; $N_a$ 为DL用户总数; $t$ 和 $i$ 分别用来计数; $\rho_c$ 、 $\rho'_c$ 分别为由于调节负荷不足和调节偏差所造成切负荷所对应的补偿电价; $P_{v,t}$ 为 $t$ 时段调节需求量; $\theta$ 为调节情况,实际响应量大于中标量时,其值为0,反之则为1; $\delta$ 在电网功率过剩时为0,功率不足时为1; $\rho_n$ 为用户补偿费用; $\Delta t$ 为时间间隔。

为了以利益为导向,提升DL参与电力市场需求侧响应的积极性,扩大DL规模,进而提升电网的充裕度,降低系统运行压力,考虑以DL参与响应的收益为目标函数。

$$\min F_2 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_a} [C_{a,i,t} + \rho_p(P_{a,w,i,t} - P_{a,r,i,t})\theta_{i,t} - P_{a,s,i,t}\rho_{a,s,i,t}] \Delta t \quad (9)$$

以上两个目标函数分别是站在新能源企业、火电企业、批发侧用户和 DL 两个不同的角度,以实现各自利益的最大化。实际运行中可按所代表的市场主体选择目标函数,或以  $F_1$  与  $F_2$  之和为目标函数,优化总体利益。

## 2.2 约束条件

DL 调节偏差为随机变量。针对含有随机变量不等式约束,采用机会约束规划,即约束在一定的置信水平上成立。受响应不确定性影响的实际负荷调节量约束可以表示为

$$P_r(P_{a,r,i,t} \leq P_{a,i,t,\max}) \geq \alpha \quad (10)$$

式中:  $P_r$  为概率;  $\alpha$  为置信水平。

DL 的中标调节量需要小于其最大可调节量。

$$P_{a,w,i,t} \leq P_{a,i,t,\max} \quad (11)$$

可调节负荷电价、惩罚电价上下限分别为:

$$\rho_{a,i,t,\min} \leq \rho_{a,i,t} \leq \rho_{a,i,t,\max} \quad (12)$$

$$\rho_{p,\min} \leq \rho_p \leq \rho_{p,\max} \quad (13)$$

## 3 模型求解

目标函数中包含随机变量,可以将随机变量用其期望表示,进而将随机规划转化为确定性规划。将  $F_1$  拆分为几项分别求解期望,DL 收入的期望  $E$  如式(14)所示,中间变量  $m_1 \sim m_6$  由式(15)给出。

$$E(P_{a,s}\rho_{a,s}) = m_3[(\mu m_4 - 1)\Phi(m_1) + 1.2\Phi(m_6) - (0.2 + \mu m_4)\Phi(m_2)] + k_a P_{a,w}^2 m_4 \frac{a\sigma}{\sqrt{2\pi}} [(0.7m_4^{-1} - \mu)e^{-0.5m_1^2} + (\mu - m_4^{-1})e^{-0.5\mu^2\sigma^{-2}}] + \varphi^{-1} k_a m_4 P_{a,w}^2 \cdot [\Phi(\mu\sigma^{-1}) - \Phi(m_1)][m_4(\sigma^2 + \mu^2) - \mu] - m_4 m_3 \frac{\sigma}{\sqrt{2\pi}} (e^{-0.5m_2^2} - e^{-0.5m_1^2}) \quad (14)$$

$$\begin{cases} m_1 = (\mu - 0.3k_{p2}e^{k_p\rho_p})/\sigma \\ m_2 = (0.2k_{p2}e^{k_p\rho_p} + \mu)/\sigma \\ m_3 = \varphi^{-1}(P_{a,w}\rho_{a0} + k_a P_{a,w}^2) \\ m_4 = k_{p2}^{-1}e^{-k_p\rho_p} \\ m_5 = (\mu - D_{\max})/\sigma \\ m_6 = (\mu - D_{\min})/\sigma \end{cases} \quad (15)$$

DL 响应偏差和可再生能源增加收入的期望分别如式(16)、式(17)所示。

$$E[(P_{a,w} - P_{a,r})\theta] = \varphi^{-1} m_4 P_{a,w} \left\{ -\frac{\sigma}{\sqrt{2\pi}} \times e^{\frac{(D_{\max}-\mu)^2}{2\sigma^2}} + \frac{\sigma}{\sqrt{2\pi}} \times e^{-\frac{\mu^2}{2\sigma^2}} + \mu \left[ \Phi\left(\frac{\mu}{\sigma}\right) - \Phi(m_5) \right] \right\} \quad (16)$$

$$E(P_{a,r}\rho_n) = \rho_n P_{a,w} \varphi^{-1} \left\{ [\Phi(m_6) - \Phi(m_5)] \cdot (1 - m_4\mu) - \frac{m_4\sigma}{\sqrt{2\pi}} (e^{-0.5m_6^2} - e^{-0.5m_5^2}) \right\} \quad (17)$$

DL 响应成本与其调节量相关,将式(5)代入式(2),得到响应成本与偏差程度之间的关系如式(18)所示。响应成本也为随机变量,其期望如式(19)所示,中间变量  $m_7 \sim m_{10}$  由式(20)给出。

$$C_a = b_1(1 - k_{p2}^{-1}e^{-k_p\rho_p}D)^2 P_{a,w}^2 + b_2(1 - k_{p2}^{-1}e^{-k_p\rho_p}D) P_{a,w} \quad (18)$$

$$E(C_a) = P_{a,w}(m_7 - m_8) [\Phi(m_5) - \Phi(m_6)] + \frac{\varphi^{-1}\sigma}{\sqrt{2\pi}} P_{a,w} m_4 [m_9 e^{-0.5m_9^2} - m_{10} e^{-0.5m_5^2}] \quad (19)$$

$$\begin{cases} m_7 = b_1 m_4^2 P_{a,w} (\sigma^2 + \mu^2) \\ m_8 = -m_4 \varphi^{-1} \mu (2b_1 P_{a,w} + b_2) + b_1 P_{a,w} + b_2 \\ m_9 = b_1 m_4 P_{a,w} (D_{\min} + \mu) - 2b_1 P_{a,w} - b_2 \\ m_{10} = b_1 P_{a,w} m_4 (D_{\max} + \mu) - 2b_1 P_{a,w} - b_2 \end{cases} \quad (20)$$

对于含有随机变量的不等式约束式(10),将式(5)代入,可将其改写为式(21),置信区间如式(22)所示。标准正态分布的累积分布函数用  $u_w$  表示,其大小表示服从标准正态分布的随机变量小于  $w$  的概率。

$$P_r[(1 - k_{p2}^{-1}e^{-k_p\rho_p}D) P_{a,w,i,t} \leq P_{a,i,t,\max}] \geq \alpha \quad (21)$$

$$\begin{cases} \frac{k_{p2}e^{k_p\rho_p}}{\sigma} - \frac{k_{p2}e^{k_p\rho_p}P_{a,i,t,\max}}{P_{a,w,i,t}\sigma} - \frac{\mu}{\sigma} \leq u_w \\ w = \Phi\left(\frac{D_{\max} - \mu}{\sigma}\right) - \alpha \end{cases} \quad (22)$$

此时,优化的目标函数和约束中不再含有随机变量,可按照常规的优化问题求解,下面算例采用内点法。

## 4 算例分析

以中国东部某省为例,该省以火电机组与光伏、风电等新能源电站参与供电。取其夏季一天研究。火电机组、新能源电站出力、总负荷和响应需求量曲线如图 3 所示。响应需求量为正表示系统中功率过剩,DL 增加用电量;反之则表示功率不足,DL 需削减负荷。



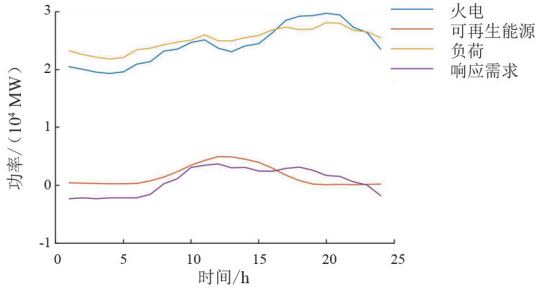


图3 火电、可再生能源、负荷和需求响应功率

将参与DR的DL按类型分为4类:第1类为响应成本相对较低、用电方式灵活的用户,例如建材、机械制造等行业,此类用户响应较为积极;第2类为响应成本较大但有一定潜力的用户,如钢铁等行业;第3类为用电方式不灵活、响应积极性较低的用户,如电子、轻工业等;第4类为普通居民用户,其响应偏差较大。

为了减小计算量,将同一类DL视为一个整体。不同类型DL的参数如表1所示,下标cut和inc分别表示DL负荷减少和增加。

表1 不同类型DL参数

参数	第1类	第2类	第3类	第4类
$\rho_{a0,cut}/(\text{元} \cdot (\text{MWh})^{-1})$	350	400	450	400
$k_{a,cut}$	0.10	0.12	0.15	0.20
$\rho_{a0,inc}/(\text{元} \cdot (\text{MWh})^{-1})$	150.000	200.000	250.000	30.933
$k_{a,inc}$	0.15	0.15	0.20	0.20
$b_1$	0.2	0.2	0.2	0.1
$b_2$	100	150	120	120
$k_{p1}$	0.33	0.33	0.33	0.33
$k_{p2}$	0.002 2	0.002 2	0.002 2	0.002 2
$\mu$	0.1	0.1	0.2	0.2
$\sigma^2$	0.10	0.15	0.20	0.30
$D_{max}$	0.3	0.3	0.5	0.6
$D_{min}$	-0.3	-0.3	-0.2	-0.2

考虑DL可增加量与可削减量间的差异,绘制4类负荷各时段最大可参与响应量,如图4所示。

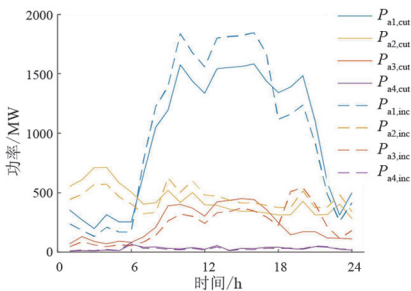


图4 DL最大响应功率

分别以 $F_1$ 和 $F_2$ 为优化目标,DL响应前后系统不平衡功率和各类DL功率分别如图5、图6所示。DL通过增加或减少其负荷来响应系统的不平衡功

率,以减小负荷的峰谷差,提高电网的稳定性。当以 $F_1$ 为优化目标时,DL在某些时段的响应量并没有达到最大值,这是由于过高的响应量所对应的价格过高,从而增加了DL的补偿成本。以 $F_2$ 为目标函数时,DL在某些时段的响应较大,即对DL来说,响应越大,收益越高。另一方面,DL调节功率受到其成本的限制,过高的响应对应较大的成本,降低了收益。

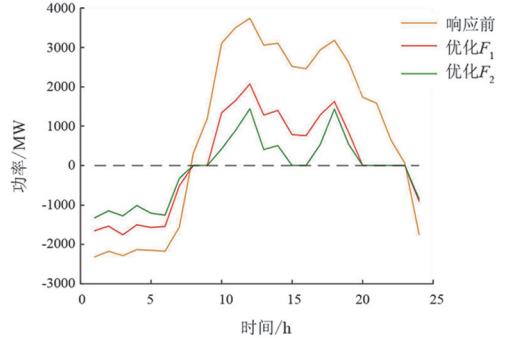


图5 响应前后不平衡功率

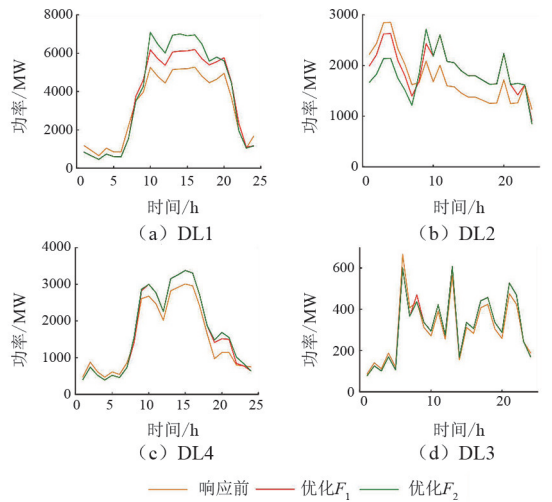


图6 DL响应前后功率

以 $F_1$ 和 $F_2$ 为优化目标时,4类DL各时段响应功率对应的价格如图7所示。在白天,可再生能源的出力较大,导致系统功率过剩。DL增加了负荷,补偿价格小于负荷减少时的补偿价格。当 $F_2$ 为优化目标时,在某些时段补偿价格高于 $F_1$ ,故DL获得的收益更多,其中第1类DL尤为明显。

在不同的优化目标下,响应偏差的惩罚价格如表2所示。以 $F_1$ 和 $F_2$ 为优化目标时,它们分别得到最小值。当以 $F_1$ 和 $F_1$ 与 $F_2$ 之和为目标函数时,惩罚价格接近上限。较高的惩罚价格可以用来补偿普通用户,并能提高DL的响应精度。对于DL来说,过高的惩罚必然会增加其响应成本,而过低的惩罚

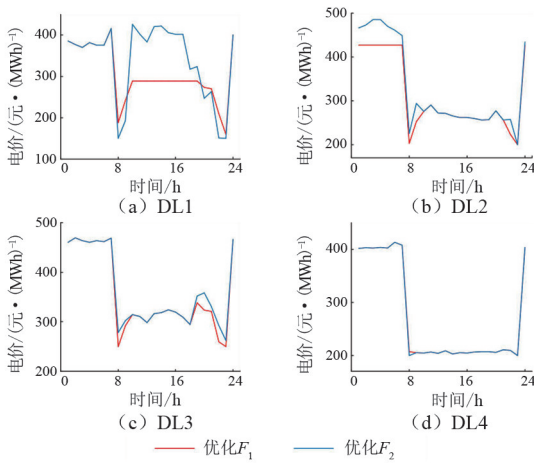


图 7 不同优化目标下补偿电价

不能约束 DL, 导致其响应偏差大, 惩罚高。综合以上两方面的影响, 在以  $F_2$  为优化目标, 惩罚价格为 666.813 元/MWh。

表 2 不同目标下优结果

优化目标	$F_1$	$F_2$	$F_1+F_2$
$\rho_p / (\text{元} \cdot (\text{MWh})^{-1})$	799.957	666.813	799.938
$F_1 / \text{元}$	$6.303 \times 10^6$	$7.597 \times 10^6$	$6.640 \times 10^6$
$F_2 / \text{元}$	$-5.966 \times 10^6$	$-7.823 \times 10^6$	$-7.332 \times 10^6$
$F_1+F_2 / \text{元}$	$3.374 \times 10^5$	$-2.278 \times 10^5$	$-6.925 \times 10^5$

为了分析响应偏差对 DL 收入的影响, 设计以下场景: 场景 1 基于表 1 中的参数; 场景 2 在场景 1 的基础上, 将 DL 的响应偏差上限分别改为 0.2、0.2、0.4 和 0.5, 即减小 DL 的最大响应偏差, 提升其响应精度; 场景 3 在场景 1 的基础上将所有的方差乘以 0.6, 即减小其离散程度, 响应偏差程度接近期望值的概率增加。选择不同的优化目标, 3 种场景下的优化结果如图 8 所示。与场景 1 相比, 减小 DL 偏差上限和偏差的离散程度均能提高 DL 的收益。提高 DL 的响应精度可以减少对其响应偏差惩罚, 增加需求响应的费用, 但同时减小了对于普通用户的切负荷, 保障系统的稳定运行。

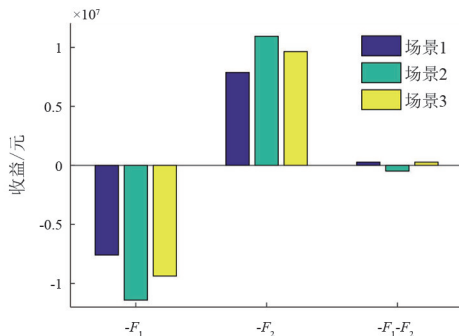


图 8 不同场景下优化结果

为了进一步定量地分析 DL 响应偏差对其收益

期望的影响, 分别将 DL 响应偏差的上限由 [0.3 0.3 0.5 0.6] 以 0.01 的步长减小至 [0.2 0.2 0.4 0.5], 以及将 DL 响应偏差的均值由 [0.1 0.1 0.2 0.2] 以 0.03 的步长减小至 [-0.2 0.2 -0.1 -0.1], 即分别减小其最大响应偏差和整体偏差程度。两种情况下优化可调度负荷收益, 各 10 组数据如表 3 所示。随着响应偏差上限的减小, DL 收益逐渐增加。随着偏差均值逐渐减小, DL 响应量大于出清量的概率增加, DL 收益增加, 但由于响应量超出 120% 的部分不参与结算, 随着均值的继续减小, DL 收益降低。

表 3 两种情况下可调度负荷收益 单位: 元

改变因数	减小响应偏差上限	减小响应偏差均值
以文中所述步长减小响应偏差	$8.182 \times 10^6$	$8.443 \times 10^6$
	$8.514 \times 10^6$	$9.065 \times 10^6$
	$8.863 \times 10^6$	$9.729 \times 10^6$
	$9.230 \times 10^6$	$1.044 \times 10^7$
	$9.619 \times 10^6$	$1.123 \times 10^7$
	$1.002 \times 10^7$	$1.212 \times 10^7$
	$1.046 \times 10^7$	$1.125 \times 10^7$
	$1.088 \times 10^7$	$1.020 \times 10^7$
	$1.139 \times 10^7$	$9.080 \times 10^6$
	$1.187 \times 10^7$	$8.344 \times 10^6$

为减小响应偏差所产生的危害, 相关监管机构可以考虑将 DL 的响应准确性作为考核指标。对于响应偏差较大的 DL, 监管机构可以采取相应措施限制其参与交易, 严重时甚至可以令其退出市场。

## 5 结论

考虑交易价格对调节量的影响, 首次提出了响应偏差与惩罚价格之间的关系。计及可调度负荷响应的不确定性, 引入随机变量, 结合现有结算规则, 提出了计及响应不确定性的可调度负荷出清和惩罚价格的随机优化模型。优化模型采用期望模型求解, 得到以下结论:

1) DL 在系统出现功率不足时削减负荷、过剩时增加负荷, 有效地减小不平衡功率, 提高系统的灵活性, 弥补可再生能源的不足, 促进其消纳。

2) 根据不同市场主体的利益, 分别优化各 DL 在不同条件下的最优响应功率和惩罚价格。偏差惩罚一方面提高 DL 的响应精度, 另一方面降低 DL 的响应积极性。

3)以 DL 响应偏差程度作为随机变量,通过改变其概率密度函数参数,量化了降低 DL 响应不确定性对提高其利益的作用。

#### 参考文献

- [1] 杨丽君,黄凯婷,孔晓磊,等.考虑柔性负荷的并网型微电网系统容量优化配置[J].太阳能学报,2021,42(2):309-316.
- [2] 叶强,胥威汀,汪伟,等.“碳中和”愿景下的四川电力减碳路径构想[J].四川电力技术,2021,44(2):28-32.
- [3] 崔东君,和敬涵,程晓春,等.考虑可再生能源配额分配的电力零售市场设计[J].四川电力技术,2021,44(1):70-76.
- [4] 宁剑,江长明,张哲,等.可调节负荷资源参与电网调控的思考与技术实践[J].电力系统自动化,2020,44(17):1-8.
- [5] 姜婷玉,李亚平,鞠平,等.柔性负荷控制及模型研究综述[J].智慧电力,2020,48(10):1-8.
- [6] Shunlin ZHENG, Yi SUN, Bin LI, et al. Incentive-Based Integrated Demand Response for Multiple Energy Carriers Considering Behavioral Coupling Effect of Consumers[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(4): 3231-3245.
- [7] 魏震波,张海涛,魏平桢,等.考虑动态激励型需求响应的微电网两阶段优化调度[J].电力系统保护与控制,2021,49(19):1-10.
- [8] Andreas G VLACHOS, Pardelis N BISKAS. Demand Response in A Real-Time Balancing Market Clearing With Pay-As-Bid Pricing [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2013, 4(4):1966-1975.
- [9] Gianluca DORINI, Pierre PINSON, Henrik MADSEN. Chance-Constrained Optimization of Demand Response to Price Signals [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2013, 4(4):2072-2080.
- [10] Chaoyue ZHAO, Jianhui WANG, Jean-Paul WATSON, et al. Multi-stage robust unit commitment considering wind and demand response uncertainties[C].2014 IEEE PES General Meeting, Conference & Exposition, IEEE, 2014.
- [11] Pan LI, Hao WANG, Baosen ZHANG. A Distributed Online Pricing Strategy for Demand Response Programs[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(1): 350-360.
- [12] Mengmeng YU, Seung Ho HONG, Yumin DING, et al. An Incentive-Based Demand Response (DR) Model Considering Compositd DR Resources [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 66(2): 1488-1498.
- [13] 况华,沐欣欣,覃日升.基于多时间尺度需求侧响应模型的网损优化方法[J].四川电力技术,2020,43(6):49-54.
- [14] Waqqas A BUKHSH, Chunyu ZHANG, Pierre PINSON. An Integrated Multiperiod OPF Model With Demand Response and Renewable Generation Uncertainty[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(3): 1495-1503.
- [15] Cuo ZHANG, Yan XU, Zhao Yang DONG, et al. Robust Coordination of Distributed Generation and Price-Based Demand Response in Microgrids[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(5): 4236-4247.
- [16] Guodong LIU, Yan XU, Kevin TOMSOVIC. Bidding Strategy for Microgrid in Day-Ahead Market Based on Hybrid Stochastic/Robust Optimization [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(1): 227-237.
- [17] 王蓓蓓,李义荣,李扬,等.考虑响应不确定性的可中断负荷参与系统备用配置的协调优化[J].电力自动化设备,2015,35(11):82-89.
- [18] Mostafa VAHEDIPOUR-Dahraie, Homa RASHIDIZADEH-Kermani, Amjad ANVARI-Moghaddam, et al. Stochastic Risk-Constrained Scheduling of Renewable-Powered Autonomous Microgrids With Demand Response Actions: Reliability and Economic Implications [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2020, 56(2): 1882-1895.
- [19] Mostafa VAHEDIPOUR-Dahraie, Homa RASHIDIZADEH-Kermani, Miadreza SHAFIE-Khah, et al. Risk-Averse Optimal Energy and Reserve Scheduling for Virtual Power Plants Incorporating Demand Response Programs [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(2): 1405-1415.
- [20] Kai MA, Guoqiang HU, Costas J SPANOS. A Cooperative Demand Response Scheme Using Punishment Mechanism and Application to Industrial Refrigerated Warehouses [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2015, 11(6): 1520-1531.
- [21] Shunlin ZHENG, Yi SUN, Bin LI, et al. Stochastic programming model for incentive-based demand response considering complex uncertainties of consumers[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2020, 14(20): 4488-4500.
- [22] 孙毅,刘迪,崔晓昱,等.面向居民用户精细化需求响应的等梯度迭代学习激励策略[J].电网技术,2019,43(10):3597-3605.

对深度神经网络模型的训练,使得该模型的鲁棒性与泛化能力有所提升。通过实验证明所提技术能有效地识别工作人员的行为动作,并能对危险行为发出预警和报警,起到了对作业人员的安全监管。

### 参考文献

- [1] 黄金魁. 智能化移动设备应用在变电运检作业中的技术研究[J]. 新型工业化, 2019, 9(12): 40-44.
- [2] 施金鸿, 黄柳红. 高校电气实验室的安全问题及管理对策探析[J]. 科技风, 2019(34): 229.
- [3] 吴晓利, 周博, 徐志刚, 等. 电力行业现场实操培训安全管理的作用[J]. 大众标准化, 2020(13): 204-205.
- [4] 李越茂, 姚枫, 宋佩珂. 人工智能技术在电力行业的应用现状和发展趋势初探[J]. 电力勘测设计, 2022(2): 59-64.
- [5] 王斐, 林杰, 黎颖, 等. 基于大数据的电力行业现场作业风险评估方法研究[J]. 价值工程, 2018, 37(33): 1-4.
- [6] 郑重鹏. 电力现场作业人员跟踪定位系统设计与实现[D]. 广州: 华南理工大学, 2020.
- [7] Andi W R Emanuel, Paulus Mudjihartono, Joanna A M Nugraha. Snapshot-Based Human Action Recognition using OpenPose and Deep Learning[J]. IAENG International Journal of Computer Science, 2021, 48.0(4.0).
- [8] Yusong ZHANG, Yanbin LONG, Hongbo SUN, et al. Research on Video-based Portrait Behavior Analysis System[J]. International Core Journal of Engineering, 2021, 7(6): 581-585.
- [9] 苏超, 王国中. 基于改进 OpenPose 的学生行为识别研究[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(10): 3183-3188.
- [10] 朱建宝, 许志龙, 孙玉玮, 等. 基于 OpenPose 人体姿态识别的变电站危险行为检测[J]. 自动化与仪表, 2020, 35(2): 47-51.
- [11] 林里浪, 宋思捷, 刘家瑛. 基于人体骨架特征学习的动

作识别[J]. 中国传媒大学学报(自然科学版), 2021, 28(5): 22-28.

- [12] 蒋程西. 电力行业现场作业安全防护系统设计与实现[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.
- [13] Zhe CAO, Tomas SIMON, Shih-En WEI, et al. Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields[C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE, 2017.
- [14] 王子沁. 基于 OpenPose 的人体行为识别系统研究与实现[D]. 南京: 南京邮电大学, 2021.
- [15] 张军鹏. 基于 OpenPose 的考场异常行为检测研究[D]. 青岛: 青岛大学, 2021.
- [16] 张泽争, 王君, 董明利, 等. 基于改进 OpenPose 的类人机器人关键点快速检测方法[J/OL]. 激光杂志, 2022: 1-7[2022-04-19]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1085.TN.20220331.1128.006.html>.
- [17] 徐嘉杰, 卢兆军, 袁飞, 等. 基于深度神经网络和 SoftMax 分类器的台区负荷分类识别方法[J]. 电气自动化, 2021, 43(6): 102-104.
- [18] 王蓉, 熊杰, 刘倩, 等. 基于深度神经网络的重力异常反演[J]. 物探与化探, 2022, 46(2): 451-458.
- [19] 许志豪, 高铭, 殷绍轩, 等. 基于 OpenPose 的滑雪动作分析[J]. 智能计算机与应用, 2022, 12(4): 101-103.
- [20] 马文科, 张茜, 周晓杰. 基于卷积-循环神经网络的回转窑工况识别[J]. 控制工程, 2020, 27(8): 1310-1316.
- [21] 李光昌, 刘飞飞, 李嘉豪. 基于改进 OpenPose 算法的猪只行为识别方法[J/OL]. 河南农业大学学报, 2022: 1-17[2022-04-18]. <http://doi.org/10.16445/j.cnki.1000-2340.20220117.001>.

### 作者简介:

王鸿(1998), 女, 硕士研究生, 研究方向为图像处理。

(收稿日期: 2022-04-24)

(上接第 7 页)

- [23] 徐小涵. 需求响应集成服务商参与电力市场的运行机制研究[D]. 南京: 东南大学, 2018.
- [24] 江苏能源监管办. 关于印发《江苏电力市场用户可调节负荷参与辅助服务市场交易规则(试行)》的通知[EB/OL]. (2020-11-10)[2022-01-04]. <http://jsb.nea.gov.cn/news/2020-11/20201110100742.htm>.

### 作者简介:

周涛(1976), 男, 硕士, 工程师, 研究方向为电网运行、市场交易管理;

钱寒晗(1981), 男, 硕士, 高级工程师, 研究方向为电力市场及调度;

张纬(1986), 女, 硕士, 高级工程师, 研究方向为电网调度、运检信息化和电力市场;

方天扬(1997), 男, 硕士研究生, 研究方向为风电并网电力系统稳定分析与控制;

李生虎(1974), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统可靠性和概率仿真、风电并网电力系统分析与控制、高压直流和柔性交流输电技术。

(收稿日期: 2022-03-17)