

# 考虑云储能服务机制的分布式 新能源消纳研究

曾雪婷

(国网成都供电公司, 四川 成都 610065)

**摘要:** 在新能源快速发展的大背景下, 从构建和完善储能系统的角度, 提出了一种云储能服务商运行机制, 通过云储能平台将碎片化储能资源进行整合, 构建起新能源消纳与用户购电模型。用户根据实时电价以及分布式新能源出力优化自身负荷曲线, 对所购买的云端电池进行充放电控制, 从而降低购电成本并获得新能源消纳补偿收益, 能够促进分布式新能源并网和就地消纳、缓解系统调峰平衡压力。采用实际电网数据对模型进行仿真分析, 结果验证了模型的有效性。

**关键词:** 云储能; 分布式储能; 分布式新能源; 需求响应; 优化调度

## Research on distributed new energy consumption considering cloud energy storage service mechanism

ZENG Xueting

(Chengdu Power Supply Company of State Grid, Chengdu 610065, China)

**Abstract:** Under the background of the rapid development of new energy sources, from the perspective of constructing and improving the energy storage system, a cloud energy storage service operation mechanism is proposed. The model of new energy consumption and power purchase is established by integrating the fragmented energy storage resources on cloud energy storage platform. The users can optimize the load curve according to the real-time electricity price and the distributed new energy's output, by charging or discharging the cloud battery purchased, thereby reducing the electricity cost and obtaining compensation income from eliminating new energy, which can promote the integration of distributed new energy and on-site consumption, as well as relieve the system peak pressure. The model is simulated by using actual grid data, and the results verify the validity of the model.

**Key words:** cloud energy storage; distributed energy storage; distributed new energy; demand response; optimal dispatch

## 0 引言

高碳经济的发展方式加剧了全球能源危机和生态环境恶化, 积极推进风能、太阳能等可再生新能源取代常规能源发电, 是维持人类可持续发展的最有效途径。中国提出“2030年实现碳达峰、2060年实现碳中和”的目标, 对国家实现经济社会绿色发展及世界低碳发展具有重要意义。

预计到2050年, 风力发电和光伏发电将满足我国超过50%的电力需求。然而, 由于新能源发电的随机性和不确定性<sup>[1]</sup>, 会对系统稳定运行产生冲击。随着高比重新能源并网, 弃风弃光问题十分严峻。而储能系统能够在负荷低谷时存储电能、负荷高峰时释放电能, 发挥削峰填谷、提高新能源消纳能力的作用。因此储能系统对于电网的积

极作用越来越被国家和行业所重视，国家和地方相继出台了一系列政策对储能的发展给予支持和鼓励<sup>[2-5]</sup>。

将储能系统应用于削峰填谷、需求响应等场景，有利于提高新能源的利用率，减小电能损耗，达到节能降耗的目的。文献[6]利用储能电站快速响应能力平滑新能源出力波动，提高新能源消纳水平。文献[7-8]对分布式电源、储能设备以及柔性负荷等进行主动控制，实现能量的最优管理。

当下电力市场正朝着实时电价的模式发展，用户每时每刻所接触的电价不再是固定不变的。因此，有越来越多的用户希望通过安装分布式储能来修正负荷曲线并降低电费，或者存储可再生新能源产生的过剩电能。

对于分布式储能的运行决策主要分为分散决策和集中决策。文献[9]仅通过相邻储能装置间的迭代来得到最优储能策略；文献[10]通过多代理机制，对微电网中分布式储能装置间的功率进行优化分配；文献[11]控制充放电功率、放电深度等参数，通过日前运行优化方法获得储能系统运行策略；文献[12]建立了考虑经济价值和电池生命周期的分布式储能系统在动态电价下的套利模型。

但目前分布式储能系统存在如下问题：一是电网与分布式储能系统之间缺乏统一协调优化运行机制；二是分布式储能经济性不显著，缺乏市场运作源动力。由于管理和政策上的不完善导致补偿机制滞后，无法激励用户应对电价变化做出反应<sup>[13]</sup>。同时单个独立的分布式储能系统没有配备智能控制和通信系统，无法根据电价波动和系统平衡需求进行最优的自我调度。

通过创新分布式储能商业模式，有效利用大量分布式储能，统一管理碎片化储能资源，能够促进分布式新能源并网和就地消纳。目前国外已经有一些分布式储能的创新商业探索与应用。Green2store项目将当地网络中的分布式储能设备联合为统一的大型储能系统进行调度。Sonnenbatterie公司旨在为住宅用户提供软件通

信和储能元件一体化的储能服务方案。SENEC.IES为用户提供部分免费或低价的电力，从而获得用户储能设备的控制权。Ampard利用能量管理系统将分布式储能设备聚合起来为电网提供辅助服务。基于全球化共享经济的背景，文献[14]研究了一种全新的储能模式——云储能(Cloud Energy Storage, CES)。云储能将分散独立的储能设备进行聚合，在云端为用户提供虚拟储能容量。

本文研究了云储能服务机制，构建起促进新能源消纳以及缓解电网调峰压力的云储能服务运行模型。用户通过云储能服务商购买云储能容量，并根据实时电价、自身负荷需求和新能源出力来优化对云端电池的充放电策略，得到用户购电与新能源消纳方案，减少购电成本以及获得电网回购新能源的补偿收益。云储能服务作为共享经济与电力系统储能融合的产物，为用户与电网搭建起交易平台，提高了分布式储能资源的使用率。同时，能够降低用户的用电成本，还能改善负荷曲线，减轻负荷高峰时的供电压力，缓解系统调峰压力。

## 1 云储能服务机制

### 1.1 云储能概念

云储能是一种基于已建成的现有储能设备的共享服务新形态，它能够将分散的储能资源聚合起来，依托互联网科技，通过云端进行共享。云端储能容量主要由大规模储能设备提供，同时分布式储能设备辅以支撑，使用户能够随时、按需使用储能资源。

用户对云储能容量的使用如同实体储能设备一样，可以按照自身需求控制其充电和放电，同时还不用额外支出安装和维护储能设备的成本。

云储能服务商将分散的储能设备聚合起来，进行统一建设维护和运行调度，依托共享资源达到规模效应，提升了现有空闲资源的利用率，实现了综合成本的降低。

不同用户在同一天用电行为不同，同一用户在不同天的用户行为也会有所差别，所以用户

的储能需求存在互补性,通过云储能能够投资较少的储能设备来满足用户的储能需求。

综上所述,云储能相较于分布式储能具有虚拟化、用户友好化和资源共享化三大优势。

1) 虚拟化。储能容量位于云端,只需通过互联网络进行充放电虚拟操作。

2) 用户友好化。云储能容量所对应的储能实体由云储能服务商所控制和运营维护,免去了用户对于储能设备安装、维护等工作。

3) 资源共享化。储能容量在实际运行中动态地按需分配给各个用户,实现资源的高效利用,并且已有的分布式储能资源能够参与到云储能服务当中,在提高利用率的同时获得适当收益。

## 1.2 云储能服务运行模式

能够为用户提供云储能服务的运营机构称做云储能服务商。由云储能服务商提供单位容量和单位电量的云储能服务费价格,用户根据自身储能需求向云储能服务商购买相应容量以及电量的云端储能设备使用权。云储能服务商与用户通过通信系统和金融系统进行信息和费用的双向传递,并基于电网进行能量交互。

当分布式新能源出力不能满足充电需求时,用户按照实时电价从电网购电来对云储能设备进行充电;若用户利用自身新能源出力充电,则不产生充电费用。用户控制云储能设备放电不会支付相关费用。当用户净负荷为负值时,富余的新能源出力会向电网反送电,用户会获得电网支付的回购电收益。

云储能服务商作为第三方平台,同时与电网、用户相连,实时获取用户负荷、电网电价以及储能系统配置等关键信息,通过综合分析和优化求解,能够为用户提供对云端电池充放电的最佳方案。

通过云储能服务模式,不仅用户可以节约更多电费成本,电网公司也可以获取额外的收益。电力系统负荷峰谷差为某一时间周期内最大负荷与最小负荷之差,是研究电力系统调峰措施和负

荷节约用电的重要参考指标。充分利用储能系统的动态响应能力,能够缓解高峰时段超负荷供电、低谷时段电能过剩的问题。所以,云储能系统共享模式所产生的聚合效应,能够降低电网负荷峰谷差,显著提升电网效益,具有可观的应用价值。

图1为云储能系统结构图。

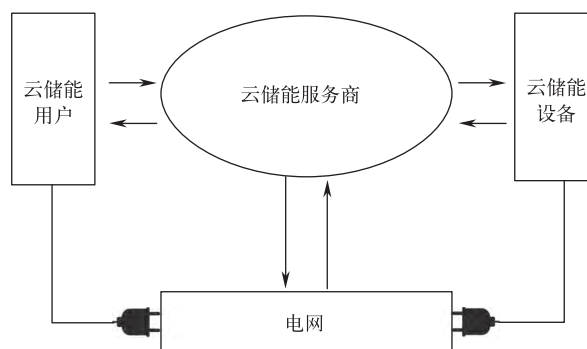


图1 云储能系统结构图

Fig. 1 Cloud energy storage system structure diagram

## 2 基于云储能服务的新能源消纳与用户购电模型

在无储能的情况下,用户*i*在*t*时段需要从电网得到的功率 $P_{i,t}^{\text{in}}$ 为

$$P_{i,t}^{\text{in}} = (L_{i,t} - P_{i,t}^{\text{new}})^+ \quad (1)$$

用户*i*在*t*时段满足自身负荷后仍有剩余,反送回电网的功率 $P_{i,t}^{\text{out}}$ 为

$$P_{i,t}^{\text{out}} = (L_{i,t} - P_{i,t}^{\text{new}})^- \quad (2)$$

式中, $L_{i,t}$ 为用户*i*在*t*时段的负荷; $P_{i,t}^{\text{new}}$ 为用户*i*在*t*时段产出的新能源功率。

其中运算 $(\cdot)^+$ 和 $(\cdot)^-$ 定义为

$$\begin{cases} (x)^+ = \begin{cases} x & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \\ (x)^- = \begin{cases} -x & x \leq 0 \\ 0 & x > 0 \end{cases} \end{cases} \quad (3)$$

通过权衡电价、负荷以及新能源出力三者的关系,制定用户*i*在*t*时段的充放电策略如下:当电价 $\alpha_t$ 低于临界充电电价 $\alpha_t^c$ 或其新能源出力 $P_{i,t}^{\text{new}}$ 大于负荷 $L_{i,t}$ 时充电;当电价 $\alpha_t$ 高于临界放电电价 $\alpha_t^d$ 且其新能源出力 $P_{i,t}^{\text{new}}$ 小于负荷 $L_{i,t}$ 时放电,即

$$\begin{cases} P_{i,t}^C = \min \left\{ P_i^{\max}, \frac{E_i^{\max} - E_{i,t-1}}{\lambda_i^C \Delta T} \right\}, \alpha_t \leq \alpha_t^C \\ P_{i,t}^D = 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} P_{i,t}^C = \min \left\{ P_i^{\max}, \frac{E_i^{\max} - E_{i,t-1}}{\lambda_i^C \Delta T}, P_{i,t}^{\text{out}} \right\}, \alpha_t^C < \alpha_t < \alpha_t^D \\ P_{i,t}^D = 0 \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} P_{i,t}^C = \min \left\{ P_i^{\max}, \frac{E_i^{\max} - E_{i,t-1}}{\lambda_i^C \Delta T}, P_{i,t}^{\text{out}} \right\} \\ P_{i,t}^D = \min \left\{ P_i^{\max}, \lambda_i^D \frac{E_{i,t-1} - E_i^{\min}}{\Delta T}, P_{i,t}^{\text{in}} \right\}, \alpha_t \geq \alpha_t^D \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $P_{i,t}^C$ 和 $P_{i,t}^D$ 分别为用户 $i$ 在 $t$ 时段对储能设备的充电功率和放电功率;  $P_i^{\max}$ 为用户 $i$ 的储能容量最大值;  $E_i^{\max}$ 和 $E_i^{\min}$ 分别为用户 $i$ 的储能电量最大值和最小值;  $\lambda_i^C$ 和 $\lambda_i^D$ 分别为用户 $i$ 的充电效率和放电效率;  $\Delta T$ 为单位时间间隔。

由式(4)~式(6)可以看出, 用户的充电功率由两部分构成: 当电价较低时, 利用电网功率对云端电池进行充电; 当新能源出力有富余时, 利用其对云端电池进行充电。规定新能源发电优先满足用户负荷, 产生的剩余新能源出力再对云端电池充电, 当不满足充电需求时才利用电网功率进行充电。

用户产生的充放电需求由云储能服务商响应并执行。用户利用电网功率对云端储能设备充电时会产生用电费用, 这部分费用由云储能服务商代收, 最终统一与电网结算; 用户对云端储能设备放电时则不会产生任何费用。当用户满足自身负荷以及云端储能设备充电需求后, 仍有剩余新能源功率, 则向电网反送电, 电网会支付一定的回购电费用, 这部分费用也先由云端服务商代收并最终同用户结算。

不考虑用户所支付的云端储能设备的服务费用, 用户 $i$ 在 $t$ 时段向电网的购电费用为

$$M_{i,t} = \alpha_t (P_{i,t}^{\text{out}} - P_{i,t}^{\text{in}} + P_{i,t}^D - P_{i,t}^C) - \beta_t (P_{i,t}^{\text{out}} - P_{i,t}^C) \quad (7)$$

式中,  $\beta_t$ 为电网回购电的电价。

对式(7)进一步阐述如下:

1) 当 $P_{i,t}^{\text{in}} > 0$ 时,  $M_{i,t} = \alpha_t (P_{i,t}^{\text{in}} - P_{i,t}^D + P_{i,t}^C)$ , 即

购电用于满足负荷以及充电需求。

2) 当 $P_{i,t}^{\text{out}} > 0$ 时,  $M_{i,t} = \alpha_t (P_{i,t}^{\text{out}} - P_{i,t}^C) - \beta_t (P_{i,t}^{\text{out}} - P_{i,t}^C)^+$ , 若 $P_{i,t}^{\text{out}} > P_{i,t}^C$ , 即新能源功率在满足自身负荷以及充电需求后仍有富余功率, 则向电网反送电, 此时 $M_{i,t} = -\beta_t (P_{i,t}^{\text{out}} - P_{i,t}^C)$ , 用户将获得电费补偿收益; 若 $P_{i,t}^{\text{out}} < P_{i,t}^C$ , 即新能源功率在满足自身负荷后, 不能完全实现充电需求, 则还需利用电网功率进行充电, 产生购电费用 $M_{i,t} = \alpha_t (P_{i,t}^C - P_{i,t}^{\text{out}})$ 。

综上所述, 基于云储能服务的新能源消纳与用户购电模型如下

$$\min_{P_{i,t}^C, P_{i,t}^D} M_{i,t} \quad (8)$$

$$\text{s.t. } 0 \leq P_{i,t}^C, P_{i,t}^D \leq P_i^{\max} \quad (9)$$

$$E_i^{\min} \leq E_{i,t} \leq E_i^{\max} \quad (10)$$

$$E_i^{\min} = \eta_{\text{SOC}}^{\min} E_i^{\max} \quad (11)$$

$$E_{i,t} = (1 - \omega_i) E_{i,t-1} + \Delta T \left( \lambda_i^C P_{i,t}^C - \frac{P_{i,t}^D}{\lambda_i^D} \right) \quad (12)$$

式中,  $\eta_{\text{SOC}}^{\min}$ 为云端储能设备最小荷电状态;  $\omega_i$ 为用户 $i$ 云端储能设备的自放电率。

### 3 求解策略

采用基于自适应参数改进的差分进化算法对模型进行求解。差分进化算法(Differential Evolution, DE)于1995年由Rainer Storn和Kenneth Price首先提出。DE利用实数值参数向量作为每一代种群, 它从初始种群开始依据一定的进化规则并行搜索计算, 按照适应度值大小进行个体优胜劣汰, 不断迭代逼近最优解。

差分进化算法有三个主要操作算子, 分别为变异(Mutation)、交叉(Crossover)和选择(Selection)。其中, 变异因子 $F$ 和交叉因子 $CR$ 控制着算法的收敛速度和搜索范围, 取值越大, 越有利于产生多样化的个体, 但是不利于算法收敛; 取值越小, 虽然有利于提高算法的收敛速度, 但是容易陷入局部最优点。所以较优的参数取值策略就是采用自适应方法, 在计算初期设置为较大值, 计算末期设置为较小值。文献[15-16]分别对变异因子 $F$ 和交叉因子 $CR$ 进行自适应改

造,所提方法能够较好地平衡全局搜索能力和局部搜索能力。

### 3.1 种群初始化

设初始种群为  $\mathbf{X}^0 = [\mathbf{x}_1^0, \mathbf{x}_2^0, \dots, \mathbf{x}_{N_p}^0]^T$ ,  $N_p$  为种群规模。种群中每个个体代表一组决策向量  $\mathbf{x}_i^0 = [x_{i,1}^0, x_{i,2}^0, \dots, x_{i,K}^0]^T$ , ( $i=1, 2, \dots, N_p$ ),  $K$  为决策向量维度。

按照式 (13) 对变量进行初始化

$$x_{i,j}^0 = x_j^{\min} + \text{rand}(1) \times (x_j^{\max} - x_j^{\min}) \quad j=1, 2, \dots, K \quad (13)$$

式中,  $x_j^{\max}$  和  $x_j^{\min}$  分别为变量的上下限;  $\text{rand}(1)$  表示生成  $[0, 1]$  之间的均匀随机数。

### 3.2 自适应参数控制的变异交叉操作

对种群进行自适应参数控制的变异交叉操作,同时考虑随机个体  $\mathbf{x}_{r1}^t$  和最优个体  $\mathbf{x}_{\text{best}}^t$  的作用,变异操作方程如下

$$\mathbf{v}_i^t = \gamma_m \mathbf{x}_{r1}^t + (1 - \gamma_m) \mathbf{x}_{\text{best}}^t + F(\mathbf{x}_{r2}^t - \mathbf{x}_{r3}^t) \quad (14)$$

式中,  $i$  为当前个体在种群中的序号,且满足  $r1 \neq r2 \neq r3 \neq i$ ;  $t$  为进化代数;  $\gamma_m \in [0, 1]$ 。

文献[17]引入线性模拟退火策略,将  $\gamma_m$  设置为线性退火因子,使得  $\gamma_m$  在搜索过程中由 1 逐渐变化为 0,且  $\mathbf{x}_{r1}^t$  权重逐渐减小而  $\mathbf{x}_{\text{best}}^t$  权重逐渐增大,从而使算法能够较好地在全局搜索能力、收敛速度以及搜索准确度之间平衡。

### 3.3 精英策略

为了提高种群的多样性,设置临时种群  $P_t$ ,暂时将父代个体  $\mathbf{x}_i^t$  以及变异交叉后产生的试验个体  $\mathbf{u}_i^t$  全部保留下来,即

$$P_t = X_t \cup U_t \quad (15)$$

式中,  $X_t$  为父代个体  $\mathbf{x}_i^t$  的集合;  $U_t$  为试验个体  $\mathbf{u}_i^t$  的集合。

这种选择策略使得种群规模增加至  $2N_p$ ,需要利用精英策略对种群个体进行筛选,即依据目标函数值对种群  $P_t$  进行优先级排序以及截断操作,保留更为优良的个体,从而维持种群规模为  $N_p$ 。

图2为基于自适应参数改进的差分进化算法流程图。

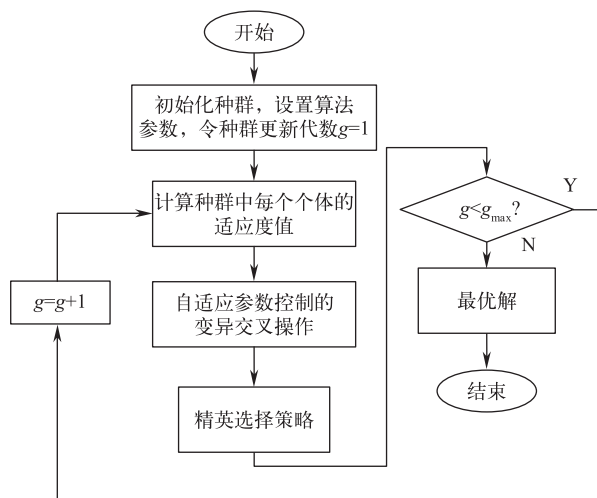


图2 基于自适应参数改进的差分进化算法流程图

Fig. 2 Adaptive parameter improvement's DE algorithm procedure

## 4 算例分析与验证

### 4.1 算例数据

为验证所提模型的合理性以及算法的可行性,针对某地区电网典型日数据进行仿真分析。本程序采用MATLAB (R2013b) 编写,在 Intel (R) Core (TM) 2.0 GHz的CPU、4 GB内存的计算机上运行。随机选取了600个用户参与云储能服务机制,用户所购买的云端储能设备容量和电量上限值分别为2 630 kW和4 550 kW·h。储能设备最小荷电状态为9%,假设初始荷电状态为15%,储能设备充电效率与放电效率均为95%。算法种群规模取为50,迭代次数取为100。

图3为典型日用户负荷以及新能源出力曲线。新能源出力主要包括小型风机发电和光伏发电,可以看出新能源出力具有明显的反调峰特性,会加剧系统峰谷差,无法全额消纳。

表1为该地区电网实时电价数据。实时电价呈现出阶梯特性,负荷高峰时段的电价明显高于负荷低谷时段,有助于引导用户错峰购电,缓解系统平衡压力。设定临界充电电价低于当日平均电价5%,临界放电电价高于当日平均电价5%,电网回购电价为当日平均电价。

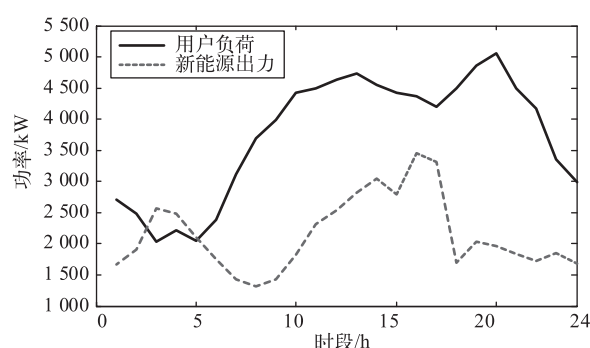


图3 典型日用户负荷以及新能源出力曲线

Fig. 3 The typical day's load and new energy output curves

表1 该地区电网实时电价

Tab. 1 The power grid's real-time electricity price

| 时段 | 实时电价 /<br>(元 /kW·h) | 时段 | 实时电价 /<br>(元 /kW·h) | 时段 | 实时电价 /<br>(元 /kW·h) |
|----|---------------------|----|---------------------|----|---------------------|
| 1  | 0.367               | 9  | 0.621               | 17 | 0.589               |
| 2  | 0.379               | 10 | 0.691               | 18 | 0.955               |
| 3  | 0.365               | 11 | 0.623               | 19 | 0.992               |
| 4  | 0.364               | 12 | 0.953               | 20 | 0.964               |
| 5  | 0.381               | 13 | 0.962               | 21 | 0.782               |
| 6  | 0.386               | 14 | 0.945               | 22 | 0.685               |
| 7  | 0.385               | 15 | 0.856               | 23 | 0.391               |
| 8  | 0.388               | 16 | 0.576               | 24 | 0.389               |

## 4.2 仿真结果

### (1) 用户充放电功率

图4为典型日用户对云端储能设备的充放电功率，其中正值表示充电功率，负值表示放电功率。可以看出，用户在电价较低以及负荷低谷时段进行充电，在电价较高以及负荷高峰时段进行放电，从而尽可能降低自身购电成本，还在一定程度上对负荷曲线进行削峰填谷。

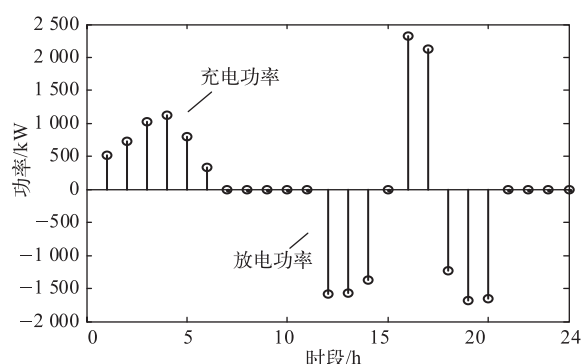


图4 典型日用户充放电功率

Fig. 4 The users' charging/discharging power of the typical day

### (2) 用户购电成本

表2为参与云储能服务前后用户的购电费用。由于实时电价的激励作用以及储能设备的快速负荷响应能力，用户能够对自身负荷曲线进行修正，优化后用户的购电费用显著降低，同时获得了一定的电网回购电补偿收益。

表2 参与云储能前后的用户购电成本

Tab. 2 The users' cost before and after optimization

(单位: 元)

|               | 无储能    | 传统储能   | 云储能    |
|---------------|--------|--------|--------|
| 实际购电成本        | 29 490 | 26 427 | 24 935 |
| 电网回购电<br>补偿费用 | 0      | 241    | 523    |
| 合计            | 29 490 | 27 186 | 24 411 |

同时将其与传统储能模型（储能设备充放电性能与云储能模型相同，所有设备的储能容量和电量上限值同样为2 630 kW和4 550 kW·h）进行比较。由表2可以看出，传统储能模型的购电费用高于云储能模型。虽然所有用户拥有的储能设备容量和电量之和与云储能模型中相同，但是由于储能设备为各个用户单独所有，不能相互共享，因此会出现某些用户储能设备容量闲置，而某些用户储能容量不足的情况，体现出云储能模型对于容量配置更加灵活有效的优点。

### (3) 净负荷曲线峰谷差

原负荷曲线峰谷差为3 021 kW，在无储能设备的情况下，新能源并网将使得峰谷差扩大为3 093 kW，同时仍然会产生无法消纳的新能源电量838 kW·h。定义净负荷曲线为新能源并网后的负荷曲线，图5为参与云储能前后的净负荷曲线峰谷差。

采用传统储能模型也只能够部分消纳新能源，净负荷峰谷差为2 663 kW；而云储能模型能够全额消纳新能源，并且净负荷峰谷差降至1 858 kW，减小了1 235 kW，缓解了系统调峰压力。

所以无论是从用户经济效益，还是从电网运行稳定的角度，云储能模型都较传统储能模型具有优越性。

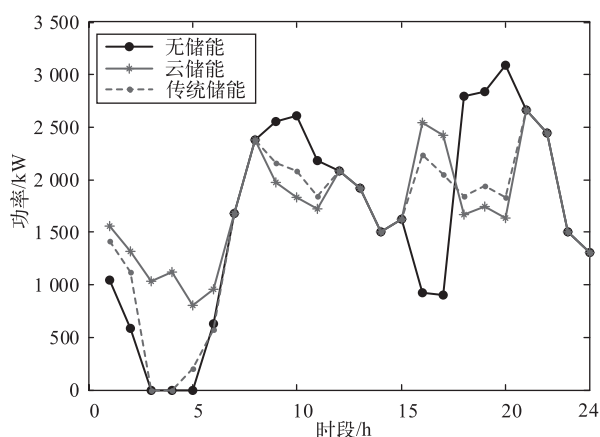


图5 参与云储能前后的净负荷曲线峰谷差

Fig. 5 The difference of net load's peak-to-valley with storage device and without storage device

#### (4) 不同算法比较

将本文所提算法同常规差分进化算法以及粒子群算法进行比较。迭代过程中, 常规启发式算法逐渐在一个局部最优值趋于收敛。而本文所提算法的适应度值在30代后仍不断波动, 直至迭代到50代左右趋于收敛, 有利于维持种群多样性, 有效避免了收敛到局部最优的情况。

表3为不同算法的优化结果对比。可以看出, 无论是用户购电成本还是净负荷峰谷差, 本文所提算法均优于常规启发式算法, 寻优结果更加合理, 验证了算法的有效性。

表3 不同算法优化结果对比

Tab. 3 The comparison of different algorithm optimization results

|             | 本文算法   | 差分算法   | 粒子群算法  |
|-------------|--------|--------|--------|
| 用户购电成本 / 元  | 24 411 | 26 678 | 26 967 |
| 净负荷峰谷差 / MW | 1 858  | 2 326  | 2 468  |

## 5 结束语

本文考虑云储能服务机制, 建立了基于云储能服务平台的新能源消纳与用户购电模型。用户根据实时电价以及分布式新能源出力向云储能服务商发送自身储能需求, 云储能服务商则将储能容量动态地按需分配给各个用户。

通过云端共享平台能够整合分散的储能设

备, 实现资源的高效利用, 促进分布式储能产业的市场化运作。同时, 能够协调电网与分布式储能系统之间的优化运行, 促进分布式新能源消纳, 改善负荷曲线, 有助于提高系统稳定运行能力。

在未来的研究中, 将考虑在模型中计及用户购买储能容量的成本, 同时针对不同特性的用户分类建模, 从而使云储能服务商依据用户需求为其提供定制套餐, 降低用户购电成本, 进一步体现出云储能的经济效益。

## 参考文献

- [1] 薛禹胜, 雷兴, 薛峰, 等. 关于风电不确定性对电力系统影响的评述[J]. 中国电机工程学报, 2014(29): 5029-5040.
- [2] 郭莉, 薛贵元, 吴晨, 等. 储能系统应用于削峰填谷的经济效益分析研究[J]. 电力需求侧管理, 2019, 21(5): 31-34.
- [3] 马守达, 杨锦成, 崔承刚, 等. 能源互联网储能技术应用研究[J]. 发电技术, 2018, 39(5): 412-418.
- [4] 王新文, 邱清泉, 宋乃浩, 等. 飞轮储能用磁悬浮轴承研究进展[J/OL]. 低温与超导, 2018(11): 41-46, 51[2018-12-06]. <https://doi.org/10.16711/j.1001-7100.2018.11.009>.
- [5] LUO X, WANG J, DOONER M, et al. Overview of current development in electrical energy storage technologies and the application potential in power system operation [J]. Applied Energy, 2015(137): 511-536.
- [6] LI X J, YAO L Z, HUI D. Optimal control and management of large-scale battery energy storage system to mitigate the fluctuation and intermittence of renewable generations[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2016, 4(4): 593-603.
- [7] 时智勇, 洪博文, 黄碧斌, 等. 配电网分布式储能运营模式及应用价值研究[J]. 电力需求侧管理, 2019, 21(5): 17-20.
- [8] 沈欣炜, 朱守真, 郑竞宏, 等. 考虑分布式电源

- 及储能配合的主动配电网规划-运行联合优化[J]. 电网技术, 2015, 39(7): 1913-1920.
- [ 9 ] RAHBARI-ASR N, ZHANG Yuan, CHOW M Y. Consensus-based distributed scheduling for cooperative operation of distributed energy resources and storage devices in smart grids[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2016, 10(5): 1268-1277.
- [ 10 ] MORSTYN T, HREDZAK B, AGELIDIS V G. Cooperative multi-agent control of heterogeneous storage devices distributed in a DC microgrid[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(4): 2974-2986.
- [ 11 ] JAYASEKARA N, MASOUM M A S, WOLFS P J. Optimal operation of distributed energy storage systems to improve distribution network load and generation hosting capability[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2016, 7(1): 250-261.
- [ 12 ] TAN Xiaoqi, WU Yuan, TSANG D H K. Pareto optimal operation of distributed battery energy storage systems for energy arbitrage under dynamic pricing[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2016, 27(7): 2103-2115.
- [ 13 ] CHAPMAN A J, MCLELLAN B, TEZUKA T. Residential solar PV policy: an analysis of impacts, successes and failures in the Australian case [J]. Renew Energy, 2016(86) 1265-1279.
- [ 14 ] LIU Jingkun, ZHANG Ning, KANG Chongqing, et al. Cloud energy storage for residential and small commercial consumers: a business case study[J]. Applied Energy, 2017 (188): 226-236.
- [ 15 ] 吴燕玲, 卢建刚, 孙优贤. 基于免疫原理的差分进化[J]. 控制与决策, 2007, 22(11): 1309-1312.
- [ 16 ] 邓泽喜, 等. 一种新的差分进化算法[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(24): 40-42.
- [ 17 ] 刘俊梅. 混合差分进化算法及应用研究[D]. 银川: 北方民族大学, 2010.
- 

#### 作者简介

曾雪婷(1992—), 女, 硕士, 工程师, 研究方向为新能源并网协调优化调度。

(收稿日期: 2021-08-15)