

doi:10.11835/j.issn.1000.582X.2023.11.006

## 一种基于差分隐私的峰谷分时电价激励方案

庞博<sup>1</sup>, 张凌浩<sup>1</sup>, 滕予非<sup>1</sup>, 常政威<sup>1</sup>, 唐超<sup>1</sup>, 胡春强<sup>2</sup>, 刘泽伟<sup>2</sup>, 王宝琳<sup>2</sup>  
(1. 国网四川省电力公司电力科学研究院, 成都 610072; 2. 重庆大学大数据与软件学院, 重庆 400030)

**摘要:** 针对智能电网系统峰值负荷差值过大、电力供给短缺等问题, 提出了基于差分隐私的峰谷分时电价激励方案。方案将差分隐私和峰谷分时电价模型进行结合, 在保证用户数据隐私的前提下对峰谷分时电价的定价策略进行优化。通过施行差异化的电价策略对用户的用电行为进行引导, 激励用户形成错峰用电习惯, 进而实现电力系统整体用电负荷的均衡。最后, 通过实验对引入差分隐私后的数据效用进行分析, 并对所提机制的运行效果进行评估。实验表明, 本方案在实现电网整体用电负荷削峰填谷的同时对用户的数据隐私进行了保护。

**关键词:** 峰谷电价; 电价模型; 电荷均衡; 隐私保护; 差分隐私

中图分类号: TP311

文献标志码: A

文章编号: 1000-582X(2023)11-056-13

## An incentive scheme of peak-valley price based on differential privacy

PANG Bo<sup>1</sup>, ZHANG Linghao<sup>1</sup>, TENG Yufei<sup>1</sup>, CHANG Zhengwei<sup>1</sup>, TANG Chao<sup>1</sup>,  
HU Chunqiang<sup>2</sup>, LIU Zewei<sup>2</sup>, WANG Baolin<sup>2</sup>

(1. Electric Power Research Institute of State Grid Sichuan Electric Power Company, Chengdu 610072, P. R. China; 2. School of Big Data & Software Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, P. R. China)

**Abstract:** To solve the problems of significant peak load variations and power supply shortages within smart grid systems, this paper proposes an incentive scheme for peak and off-peak time-of-use (TOU) pricing based on differential privacy. The scheme integrates differential privacy with the peak-valley TOU model, optimizing pricing strategies while safeguarding user data privacy. Differentiated pricing schemes are implemented to influence users' behavior of electricity consumption, encouraging off-peak consumption habits and achieving a balanced power load across the system. Experimental analysis assesses the data utility following the introduction of differential privacy, evaluating the operation effectiveness of the proposed mechanism. Results show that this scheme successfully achieves load balancing throughout the whole power network while protecting user data privacy.

**Keywords:** peak-valley electricity price; electricity price model; charge balance; privacy protection; differential privacy

收稿日期: 2023-07-31

基金项目: 国网四川省电力公司科技项目 (SGSCDK00LYJS2200130)。

Supported by State Grid Sichuan Power Company Science and Technology Project (SGSCDK00LYJS2200130).

作者简介: 庞博 (1994—), 男, 硕士, 主要从事隐私计算应用研究, (Email) pang-bo@outlook.com。

通信作者: 胡春强, 男, 博士, 教授, (Email) chu@cqu.edu.cn。

近年来,随着智能电网技术的快速发展,峰谷分时电价激励机制作为有效的需求侧管理措施,得到了广泛应用。该机制通过对不同时间段设定不同的电价,引导用户在峰谷时段选择更加节能和环保的用电方式,实现用电控制和能源节约,对于实现智能电网系统负荷均衡,保证电网安全和平稳运行,实现能源有效利用和节能减排具有重要意义<sup>[1]</sup>。

目前,关于峰谷分时电价激励机制的研究主要集中于电价策略的制定和优化,少有研究者关注该机制的广泛应用所产生的数据隐私泄露风险<sup>[2]</sup>。激励机制需要通过智能电表等设备对用户的用电行为进行实时监测和收集,从而实现有效的用电控制。这种数据收集和处理方式存在泄露用户隐私信息的信息,例如用电时间和居住地址等信息<sup>[3-4]</sup>。此外,在利用用户用电数据进行统计分析的过程中,可能会暴露用户更多的隐私信息,如用户的生活习惯和经济状况等。因此,在峰谷分时电价激励机制的制定与实施过程中应加强对用户数据的隐私保护<sup>[5]</sup>。

针对上述问题,提出了基于差分隐私的峰谷分时电价激励方案。通过在用户原始用电数据中添加噪声实现对用户的数据隐私进行保护,同时不会对统计分析的结果造成太大的影响。本文的创新点如下:第一,利用差分隐私中的 Laplace 可分性实现用户本地差分隐私,对用户数据进行隐私保护;第二,在现行的峰谷分时电价基础上提出了尖峰低谷分时电价优化模型,在保证用户效益和电力市场收益的前提下,更有效地对用电负荷进行削峰填谷;第三,通过设计实验对差分隐私在智能电网用电数据分析中的最优隐私保护预算进行探讨,更好地实现数据可用性和隐私保护需求的平衡。

## 1 相关工作

智能电网需求响应机制是缓解电力供需矛盾、均衡电网整体负荷、保障电网安全稳定运行的重要方式,是促进可再生能源的消纳、推动实现“碳中和、碳达峰”目标的重要动力。其核心思想是通过制定分时电价策略引导用户自主调节用电模式,从而降低用电负荷的峰谷差<sup>[6]</sup>。

在分时电价策略制定方面,Wang 等<sup>[7]</sup>将峰谷分时电价与分布式储能动态结合,提出能减少高峰时段用电负荷的分布式需求响应控制策略,有效缓解电力系统供需紧平衡问题。Xia 等<sup>[8]</sup>利用需求价格弹性矩阵制定分时电价策略,对用户的响应规律进行分析从而获取用户的响应特征,并根据不同区域的用户响应特征制定差异化的分时电价。Mohseni 等<sup>[9]</sup>将电力供应商与用户之间的联系建模为两阶段的 Stackelberg 博弈,提出了一种基于实时电价需求侧管理的电力定价决策策略。

在分时电价优化模型构建与求解方面,Li 等<sup>[10]</sup>在逻辑函数的基础上构造新的效用函数并以社会经济效能为约束对智能电网实时定价模型进行建模,提升用户和社会经济效益的同时降低了用户的用电量和电力供应商的生产成本。Liu 等<sup>[11]</sup>提出基于效用最大化的实时定价模型,分别采用二次效用函数和对数效用函数对不同情况下的最优实时电价进行求解。Jiao 等<sup>[12]</sup>采用模糊隶属度对虚拟电厂分时电价时段进行划分,并建立调峰型负荷动态分时电价优化模型,通过进化算法求解动态分时电价,在实现电网调峰的同时提升电网整体经济效益。Pandey 等<sup>[13]</sup>建立了基于需求响应的马尔科夫规划模型,分别采用动态规划和机器学习的方法对实时电价进行求解,有效提高了决策的响应速度和准确性。Lu 等<sup>[14]</sup>利用神经网络结构,采用数据驱动的方法对实时电价进行预测,并通过长-短期记忆循环神经网络,对分时电价时间区间进行优化,有效地将能耗从高峰时段转移到低谷时段,降低了设备的电力成本。刘浩田等<sup>[15]</sup>对需求价格弹性矩阵(price elasticity matrix of demand, PEMD)进行了研究,并提出了一种改进的 PEMD 模型。该模型的优点在于考虑了不同时间段对其他时间段价格的影响,并通过遗传算法求解得到了分时电价的决策模型。Qu 等<sup>[16]</sup>提出了一种基于弹性效应权值的改进 PEMD 模型,将刚性载荷和柔性载荷统一起来;实验验证了该模型的有效性且适用于实时市场的负荷预测和电价制定。

然而,现有的研究很少考虑到分时电价策略制定和模型构建与求解过程中的用户隐私泄露问题。针对这一问题,Mishra 等<sup>[17]</sup>提出针对电力供应商与多用户的能源消耗调度博弈,在保护用户隐私的前提下设计了分布式自适应需求侧管理系统,有效降低了电力系统总能源需求的峰均比和用户整体的用电支出。Zhu 等<sup>[18]</sup>基于 Lyapunov 理论提出分布式实时共享控制算法,为动态电价下的能源共享规划提供次优解。该算法不依

赖于系统的统计数据,在进行用电数据采集时无需获取用户的真实数据,从而保护用户的用电数据隐私。

## 2 方案背景及目标

### 2.1 方案背景

针对智能电网的需求侧管理(demand side management, DSM)过程中的数据隐私保护需求,提出基于差分隐私的峰谷分时电价激励机制。通过将差分隐私应用于用电负荷分析和峰谷电价动态定价决策中,实现数据隐私保护与数据应用间的平衡。

基于价格的需求响应(price based demand response, PBDR)是智能电网需求侧管理中的一种常规方法。通过对电价的动态调节引导用户改变用电习惯,实现智能电网系统负荷均衡的同时提升电力市场经济效益。中国现行峰谷分时电价就是这一方法的实际应用。

以用户住宅用电场景为例,实现PBDR大致可分为如下3个环节。

**用户用电数据采集:**供电部门通过规划搭建用户住宅电网通信与数据采集架构实现用户用电数据的实时采集与传输。通常,用户的用电数据由部署在用户端的智能电表定时统计并上报,经边缘服务器处理后,最终在控制中心进行汇总。用户用电数据的采集频率可以根据智能电网的业务需求动态调整。现有的研究工作指出PBDR对数据采集频率的要求约为每隔1h进行一次。需特别指出的是,在实际应用中数据采集频率可设定为任意值;在进行数据分析时,可通过数据聚合等方式对数据进行处理,进而得到恰当的用电数据统计值。

**用电负荷峰谷划分:**控制中心以24h为周期以1h为间隔对用户的用电数据进行分类汇总。通过绘制本地区的日用电负荷曲线观察用户的整体用电趋势;通过对日用电负荷曲线进行划分,将全天用电负荷细分为3个时段:高峰负荷时段、平常负荷时段和低谷负荷时段。例如:根据日用电负荷曲线上的尖峰和凹谷,可大致将一天的24h划分为2个高峰负荷时段、2个平常负荷时段以及2个低谷负荷时段。

**分时电价优化决策:**供电部门通过综合考虑区域日用电负荷、发电成本、电力市场经济效益和用户经济效益等多种影响因素,根据基准电价制定出分时电价。通过对不同用电负荷时段实行差异化电价以影响用户的用电行为,进而实现智能电网中整体用电负荷的削峰填谷(降低用电负荷的峰谷差)。考虑电力作为一种具有时效性的特殊商品,以及电力需求在时间上的转移所造成的连锁效应,通过建立并求解分时电价优化决策模型,可以为智能电网的电力定价提供参考,从而建立更加公平有效的电力价格体系。

### 2.2 设计目标

基于上述应用场景,通过将差分隐私应用于峰谷分时电价优化决策过程,提出基于差分隐私的峰谷分时电价激励方案,该方案应满足如下设计目标。

**隐私保护:**单个住宅用户的用电数据中所包含的隐私信息应当得到保护,任何其他实体不能直接获取单个住宅用户真实的用电数据,也不能通过数据分析或实施差分攻击等手段获取单个用户的隐私信息。

**数据可用:**使用差分隐私对用电数据进行保护后,应保证单个用户用电数据以及多个用户用电数据的统计量在保护前后不存在显著差异,不因数据失真而导致数据不可用。

**负荷均衡:**系统的整体用电负荷应当随着分时电价的优化而逐渐均衡,即用电负荷曲线的峰谷差应当在分时电价调整后有所降低,从而实现日负荷的削峰填谷。

**误差可接受:**使用经差分隐私保护后的用电数据求解得到的最优分时电价与使用用户真实数据求解得到的最优分时电价间的误差应当是可接受的,同时分时电价对于用电负荷曲线的影响也应保持一致。

**计算成本可接受:**考虑智能电表所具备的计算能力有限,应保证在不影响智能电表核心功能正常运行的前提下,住宅用户的智能电表能够以可接受的计算成本实现对用电数据的保护。

## 3 方案描述

本文中提出的基于差分隐私的峰谷分时电价激励方案分为用户用电数据采集、用电负荷峰谷划分、峰谷分时电价模型构建和峰谷分时电价模型求解4个部分。该机制涉及以下3类实体:住宅用户的智能电表、边

缘服务器、控制中心。

控制中心(control center, CC):该类实体通常被视为高度可信且具备优越计算能力的实体,负责收集、处理和分析系统中各类数据,从而为智能电网提供可靠的服务。在现实场景中,CC通常由电力部门的一台或多台云服务器担任,多台服务器可构成分布式架构以提高运行效率和请求响应速度。

边缘服务器(edge server, ES):该类实体通常被视为诚实且好奇的具备较强的计算能力的实体,负责住宅用户和控制中心之间的数据转发与信息传递。通常,ES为部署在某个住宅区网络(residential area network, RAN)的网关,负责收集并聚合该RAN内所有的住宅用户的用电数据形成区域用电数据,并将该数据发送给CC。在现实场景中,ES通常由物业公司部署的网关服务器担任。

住宅用户(residential user, RU):该类实体位于用户层,每一个住宅用户RU归属于唯一的RAN并拥有自己的家庭网络(home area network, HAN),该HAN由智能电表(smart meter, SM)和若干用电设备组成。SM负责实时记录HAN内所有设备的用电数据,间隔固定时间(例如:每15 min)将用电数据发送给所在RAN的ES。

机制中所使用的符号如表1所示。

表 1 机制中使用的符号

Table 1 Notations used in the mechanism

符号	说明	符号	说明
$\varepsilon$	隐私保护预算	$f, F$	峰谷时段划分方式及其集合表示
$\lambda$	拉普拉斯噪音尺度	$Z$	目标函数
$\zeta(n, \lambda)$	随机噪音	$Q$	求解用电负荷的函数
$d, \tilde{d}$	用户用电数据及加噪后的用户用电数据	$R$	供电企业收益
$p_i, q_i$	第 <i>i</i> 时段电价和电量	$C$	发电或用电成本
$\mu$	分时电价持续时间	$\phi$	电量-电价变化率
$t^{\text{start}}, t^{\text{end}}, \Delta t$	分时电价起始时刻、终止时刻和持续时间	$\omega$	弹性系数

### 3.1 用户用电数据采集

在智能电网中,假设每间隔固定时段智能电表SM所上报的用电数据的取值范围为 $[0, \theta]$ , $\theta$ 为用电数据的上限值。控制中心CC根据数据安全性和数据可用性需求选定合适的隐私保护预算 $\varepsilon$ ,依据式(1)计算Laplace噪声尺度 $\lambda$ 。然后CC生成消息 $m = \{n, \lambda\}$ 并经ES转发送达每个RU的SM。其中, $n$ 为该区域内的智能电表总数。

$$\lambda = \frac{\max [0, \theta]}{\varepsilon} \quad (1)$$

假设在*t*时刻,SM的电表读数记为*d*。根据接收到的消息*m*,SM在服从概率密度函数为式(2)的伽马分布中采样2个满足独立同分布的随机数 $\zeta_1(n, \lambda)$ 和 $\zeta_2(n, \lambda)$ 作为随机噪声。依据式(3)将该随机噪声添加到用电数据中。

$$g(x, n, \lambda) = \frac{1/\lambda^{1/n}}{\Gamma(1/n)} x^{\frac{1}{n}-1} e^{-x/\lambda} \quad (2)$$

$$\tilde{d} = d + \zeta_1(n, \lambda) - \zeta_2(n, \lambda) \quad (3)$$

SM在完成用电数据加噪后,向ES以及CC发送用电数据,经CC进行数据聚合后即可用于后续的用电负荷峰谷划分、分时电价决策优化及其他数据分析环节。

### 3.2 用电负荷峰谷划分

在完成用户用电数据采集后,CC根据单个运行周期*T*(通常为24 h)的用电负荷变化情况绘制出日用电负荷曲线。选取该曲线上的极大值和极小值作为特征点,运用模糊数学理论和隶属函数(如:偏小型半梯形隶属函数)在原有的峰谷时段划分的基础上将运行周期*T*细分为高峰负荷时段、尖峰负荷时段、低谷负荷时

段和凹谷负荷时段4类时段。分别对上述时段实行高峰电价、尖峰电价、低谷电价和凹谷电价。

假设每个电价时段的持续时间满足  $\mu \geq 1 \text{ h}$ , 使用  $t_h^{\text{start}}$  和  $t_h^{\text{end}}$  分别表示高峰电价的起始时刻和终止时刻, 高峰电价的持续时间为  $\Delta t_h$ ;  $t_l^{\text{start}}$  和  $t_l^{\text{end}}$  分别表示低谷电价的起始时刻和终止时刻, 低谷电价的持续时间为  $\Delta t_l$ ;  $t_{H,i}^{\text{start}}$  和  $t_{H,i}^{\text{end}}$  分别表示第  $i (i \in [1, M])$  个尖峰电价的起始时刻和终止时刻, 第  $i$  个尖峰电价的持续时间为  $\Delta t_{H,i}$ ;  $t_{L,j}^{\text{start}}$  和  $t_{L,j}^{\text{end}}$  分别表示第  $j (j \in [1, N])$  个凹谷电价的起始时刻和终止时刻, 第  $j$  个凹谷电价的持续时间为  $\Delta t_{L,j}$ , 各时段的约束如式(4)所示:

$$\begin{cases} t_h^{\text{start}} = t_l^{\text{end}}, t_l^{\text{start}} = t_h^{\text{end}}; \\ \Delta t_{H,i} = t_{H,i}^{\text{end}} - t_{H,i}^{\text{start}}; \Delta t_{L,j} = t_{L,j}^{\text{end}} - t_{L,j}^{\text{start}}; \\ t_h^{\text{start}} \leq t_{H,1}^{\text{start}} - \mu; t_{H,M}^{\text{start}} \leq t_h^{\text{end}} - \mu; t_{H,i}^{\text{end}} \leq t_{H,i+1}^{\text{start}} - \mu; i \in [1, M-1]; \\ t_l^{\text{start}} = t_{L,1}^{\text{start}} - \mu; t_{L,N}^{\text{start}} \leq t_l^{\text{end}} - \mu; t_{L,j}^{\text{end}} \leq t_{L,j+1}^{\text{start}} - \mu; j \in [1, N-1]; \\ \Delta t_{H,i} \geq \mu; \Delta t_h \geq \mu; \\ \Delta t_{L,j} \geq \mu; \Delta t_l \geq \mu. \end{cases} \quad (4)$$

依照上述原则, 假设存在  $K$  种可行的峰谷时段划分方式  $f_k$ , 则总的峰谷时段划分集合为  $F = \{f_k, k = 1, 2, \dots, K\}$ 。在选定的划分方式  $f_k$  下, 建立相应的峰谷分时电价多目标优化模型, 比较优化前后的负荷曲线峰谷差、电力市场经济效益和用户用电成本变化, 从集合  $F$  中选择最优的划分模式, 进而得到最优的峰谷分时电价模型。

### 3.3 峰谷分时电价模型构建

CC 以实现智能电网中整体用电负荷的削峰填谷为目标, 以最小化日用电负荷曲线中的尖峰负荷为目标构建目标函数  $Z_1$ ; 以最小化日用电负荷曲线中的峰谷差为目标, 构建目标函数  $Z_2$ 。上述目标函数的表达式如式(5)和式(6)所示。

$$Z_1 = \min_{p_{L,j}, p_{H,i}, p_l, p_h} [\max_{0 \leq t \leq 24} Q(p_{L,j}, p_{H,i}, p_l, p_h, t)], \quad (5)$$

$$Z_2 = \min_{p_{L,j}, p_{H,i}, p_l, p_h} [\max_{0 \leq t \leq 24} Q(p_{L,j}, p_{H,i}, p_l, p_h, t) - \min_{0 \leq t \leq 24} Q(p_{L,j}, p_{H,i}, p_l, p_h, t)]. \quad (6)$$

式中:  $\max_{0 \leq t \leq 24} Q(p_{L,j}, p_{H,i}, p_l, p_h, t)$  和  $\min_{0 \leq t \leq 24} Q(p_{L,j}, p_{H,i}, p_l, p_h, t)$  分别为日负荷曲线的最大负荷值和最小负荷值,  $Q$  为求解用电负荷的函数,  $p_{L,j}$  为第  $j$  个凹谷电价,  $p_{H,i}$  为第  $i$  个尖峰电价,  $p_l$  为低谷电价,  $p_h$  为高峰电价。

同时, 考虑电力市场效益、用户效益和发电成本等因素, 模型应满足下述约束条件。

#### 1) 供电企业获益。

为保证电力市场的整体效益以及供电企业的积极性, 供电企业在实行峰谷分时电价后的收益  $R_a$  应不小于实行峰谷分时电价前的收益  $R_0$  与节约的投资成本  $\bar{C}$  的差值, 该约束的表达式如式(7)~(9)所示:

$$R_a \geq R_0 - \bar{C}, \quad (7)$$

$$R_0 = q_h^b p_h + q_l^b p_l, \quad (8)$$

$$R_a = q_h^b p_h + q_l^b p_l + \sum_{i=1}^M q_{H,i} p_{H,i} + \sum_{j=1}^N q_{L,j} p_{L,j}. \quad (9)$$

式中:  $q_h^b, q_l^b$  为实行分时电价前高峰时段、低谷时段的用电量,  $q_{H,i}, q_{L,j}$  为第  $i$  个尖峰时段、第  $j$  个凹谷的用电量。

#### 2) 住宅用户获益。

住宅用户对电价变动敏感, 只有让用户获益才能激励用户。住宅用户在实行峰谷分时电价方案后的平均用电成本  $C_a$  应不高于实行该方案前的平均用电成本  $C_b$ , 该约束的表达式为

$$C_a \leq C_b. \quad (10)$$

#### 3) 发电成本。

在实行峰谷分时电价后尖峰电价应不高于供电企业小型发电机组的发电成本  $C_c$ , 凹谷电价应不低于凹谷时段的边际成本  $C_c$ , 该约束的表达式为:

$$p_{H,i} \leq C_c; p_{L,j} \leq C_c. \quad (11)$$

综上, 峰谷分时电价优化决策模型如式(12)所示:

$$\text{Min } Z = \alpha Z_1 + \beta Z_2, \text{ s.t. } \begin{cases} \alpha + \beta = 1, \\ R_a \geq R_0 - \bar{C}, \\ C_a \leq C_b, \\ p_{H,i} \leq C_c, \\ p_{L,j} \leq C_e. \end{cases} \quad (12)$$

### 3.4 峰谷分时电价模型求解

CC 根据系统中可转移时段  $D$  的可变负荷在  $i$  时段内用电量占比  $\varphi_{i,D}$  和  $i$  时段的电价变化对  $i$  时段和  $j$  时段的用电量影响  $\phi_{ii}$ 、 $\phi_{ij}$ , 依据式(13)和式(14)分别计算自弹性系数  $\omega_{ii}$  和交叉弹性系数  $\omega_{ij}$ , 并得到式(15)所示用电量电价弹性矩阵  $\mathbf{E}$ 。

$$\omega_{ii} = \phi_{ii} \sum_{D=1}^{\frac{n}{2}} \frac{\varphi_{i,D}}{2D-1} = \frac{\Delta q_i}{p_i} \sum_{D=1}^{\frac{n}{2}} \frac{\varphi_{i,D}}{2D-1}, \quad (13)$$

$$\omega_{ij} = \phi_{ij} \sum_{D=(j-i+1)}^{\frac{n}{2}} \frac{\varphi_{i,D}}{D} = \frac{\Delta q_i}{p_j} \sum_{D=(j-i+1)}^{\frac{n}{2}} \frac{\varphi_{i,D}}{D}, \quad (14)$$

$$\mathbf{E} = \begin{bmatrix} \omega_{11} & \cdots & \omega_{1n} \\ \cdots & \omega_{ii} & \cdots \\ \omega_{n1} & \cdots & \omega_{nn} \end{bmatrix}. \quad (15)$$

CC 采用差分进化算法 (differential evolution algorithm, DE)<sup>[19]</sup> 对峰谷分时电价模型进行求解, 求出最优高峰电价、最优尖峰电价、最优低谷电价和最优凹谷电价, 根据式(16)计算出在上述最优分时电价下不同时段的用户用电负荷, 重新绘制用电负荷曲线并对电价优化前后用电负荷曲线峰谷变化进行分析。

$$\begin{bmatrix} \tilde{q}_1 \\ \tilde{q}_2 \\ \vdots \\ \tilde{q}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} q_1 & & & \\ & q_2 & & \\ & & \cdots & \\ & & & q_n \end{bmatrix} \mathbf{E} \begin{bmatrix} \Delta p_1/p_1 \\ \Delta p_2/p_2 \\ \vdots \\ \Delta p_n/p_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \\ \vdots \\ q_n \end{bmatrix}. \quad (16)$$

## 4 方案性能分析

通过对不同的隐私保护预算  $\varepsilon$  下的加噪数据进行计算分析, 讨论差分隐私在智能电网用电数据分析中, 实现数据可用性和隐私保护需求平衡的最优  $\varepsilon$  值。应用差分进化算法求解所提机制中的峰谷分时电价模型下的最优峰谷分时电价, 验证在该电价下对用户的激励效果。

### 4.1 数据初始化

在进行数据效用分析和机制效果评估前, 将对实验环境、实验中所使用的数据集以及模型的初始化参数进行介绍。

实验数据使用 Python 第三方库 Pandas 和 Numpy 进行清洗和处理。本文中所提激励方案(峰谷分时电价模型)使用 Matlab2019a 进行实现和求解。实验选取的数据集为中国华东某地区(夏季)的典型日用电负荷数据, 以小时为单位对用电负荷进行统计, 日用电负荷曲线如图 1 所示。

设定该地区现行的电价政策(模型初始电价参数)为: 每日 8:00—21:00 为高峰时段, 施行高峰电价 0.53 元/(kW·h); 21:00—次日 8:00 为低谷时段, 施行低谷电价 0.37 元/(kW·h); 设定模型中可转移时段  $D$  的可变负荷在  $i$  时段内用电量占比分别为  $\varphi_{i,D} = \{10\%, 40\%, 30\%, 15\%, 5\%\}$ ; 计算电量电价弹性矩阵  $\mathbf{E}$  的弹性系数如表 2 所示。

根据该地区日用电负荷曲线, 按照所提机制的用电负荷峰谷划分方法, 在原有峰谷时段的基础上, 按照表 3 所示的 4 种方式对日用电负荷曲线进行再次划分, 额外划分出 2 个尖峰时段和 1 个凹谷时段。

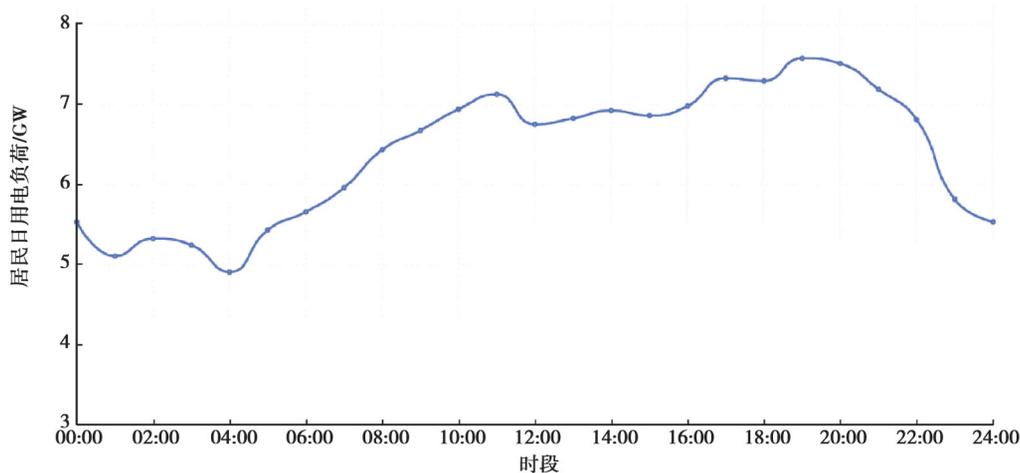


图1 中国华东某地区(夏季)的典型日用电负荷曲线

Fig. 1 Daily electricity load curve of a region in east China (summer)

表2 用户电量电价弹性系数表

Table 2 Tariff elasticity factors of customer electricity pricing

	凹谷时段	谷时段	峰时段	尖峰时段
凹谷时段	-0.15	0.03	0.06	0.04
谷时段	0.03	-0.15	0.02	0.06
峰时段	0.06	0.02	-0.15	0.03
尖峰时段	0.04	0.06	0.03	-0.15

表3 峰谷时段划分方式

Table 3 Peak and valley time division method

	方式1	方式2	方式3	方式4
尖峰时段1	9:00—12:00	10:00—11:00	9:00—11:00	8:00—12:00
尖峰时段2	17:00—20:00	18:00—20:00	17:00—21:00	18:00—22:00
凹谷时段1	0:00—5:00	22:00—次日4:30	23:00—次日6:00	1:00—6:00

设定差分进化算法的缩放因子  $F = 0.5$ ; 变异因子  $CR = 0.9$ ; 种群数量  $SA = 60$ ; 最大允许迭代次数  $G = 200$ 。对峰谷分时电价模型的计算流程如图2所示。开始输入用电量矩阵  $Q$ 、原始价格矩阵  $P$  等参数。求出用电量电价弹性矩阵  $E'$ , 并得到电价变化率  $Q'$  与用电量变化率  $\Delta P$  的关系。令方式  $X$  表示表3所示的划分方式, 首先选取  $X=1$ , 寻找最优分时电价  $P'_x$ 。差分进化算法在完成参数初始化且建立初始种群之后, 就计算适应度值。当前迭代次数  $g$  小于  $G$  时, 计算下一轮的适应度值, 达到最大迭代次数后停止该次循环。此时算法的输出即为选定划分方式下的最优电价  $P'_x$ 。继续求解表3中其他划分方式的最优解, 选取不同划分方式下的最优值定为最终的优化结果, 即获得最小时段划分方法  $f_x$  和最优分时电价  $P'_x$ 。

#### 4.2 数据效用分析

通过对 SM 的用电数据采集以及 CC 的用电数据聚合过程进行模拟, 对用电数据加入差分隐私随机噪声后的数据可用性进行分析。在用户用电数据采集阶段, SM 通过向用电数据  $d$  中加入满足伽马分布的随机噪声  $\zeta_1(n, \lambda) - \zeta_2(n, \lambda)$ , 得到差分隐私保护后的用电数据  $\tilde{d} = d + \zeta_1(n, \lambda) - \zeta_2(n, \lambda)$ 。经 CC 数据聚合后, 依据式 (17) 得到聚合后的用电数据:

$$\tilde{D} = \sum \tilde{d} = \sum d + \sum \zeta_1(n, \lambda) - \zeta_2(n, \lambda) = D + \sum \text{Lap}(\Delta f / \epsilon) \quad (17)$$

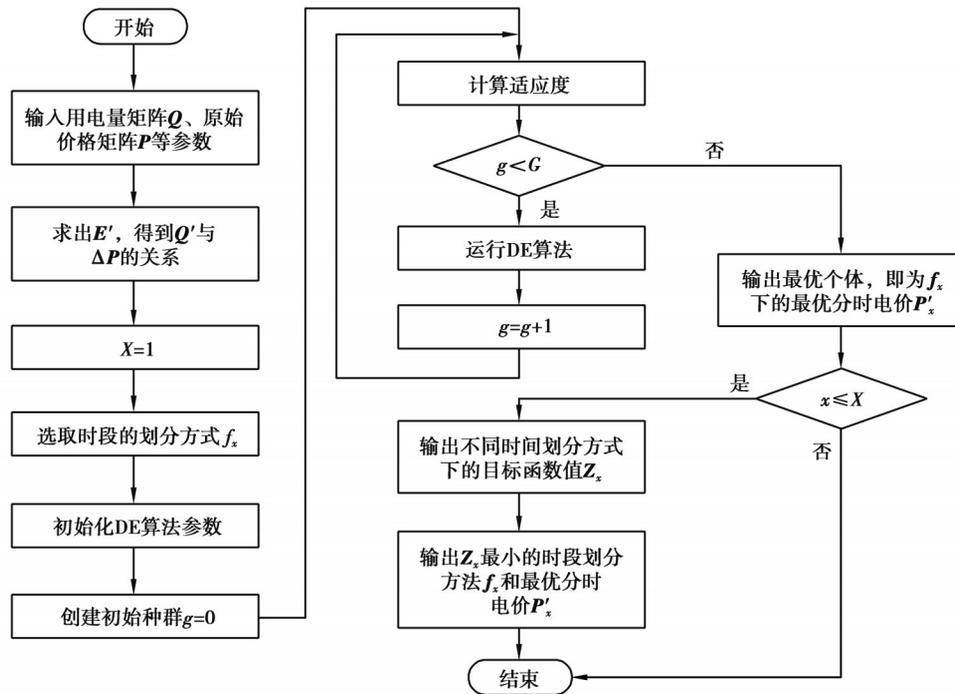


图 2 峰谷分时电价模型求解流程

Fig. 2 Peak-to-valley tariff model solving process

由于Laplace分布的可分性,所以SM添加的满足伽马分布的随机噪声在CC端聚合之后等同于加噪前SM用电数据的聚合值D直接加上满足Laplace分布的随机噪声。为简化实验,将直接对聚合后的数据加入Laplace噪声后的可用性进行分析。

在实验中,以4.1小节中的中国华东某地区(夏季)的典型日用电负荷数据为原始数据,选取 $\epsilon = \{0.9, 0.7, 0.5, 0.3\}$ 作为对用电数据进行差分隐私的隐私保护预算,根据在不同隐私保护预算下的用电数,以小时为单位重新对日用电负荷曲线进行绘制,不同 $\epsilon$ 值下的日用电负荷曲线如图3所示。

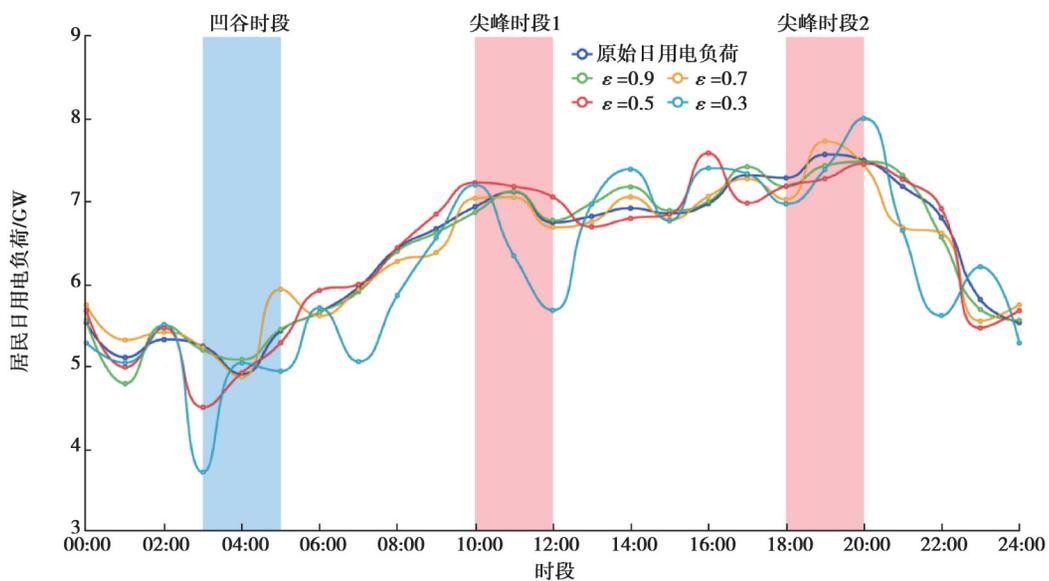


图 3 不同  $\epsilon$  值下的日用电负荷曲线

Fig. 3 Daily electricity load curves for different values of  $\epsilon$

由图3可知,当 $\varepsilon = 0.9$ 时,差分隐私保护后得到的日用电负荷曲线与原始日用电负荷曲线的峰谷分布近似,整体用电趋势相近;随着 $\varepsilon$ 的逐渐减小,日负荷曲线的峰谷分布差异逐渐显著,当 $\varepsilon = 0.3$ 时,保护后的日用电负荷曲线峰谷分布相较于原始曲线的偏差较大,已不能准确反映该地区的整体用电趋势。为验证差分隐私噪声对数据可用性的影响,对不同隐私保护预算下的用电数据的平均值、最大值等统计值进行计算和对比。各数据的统计指标计算结果如图4所示。

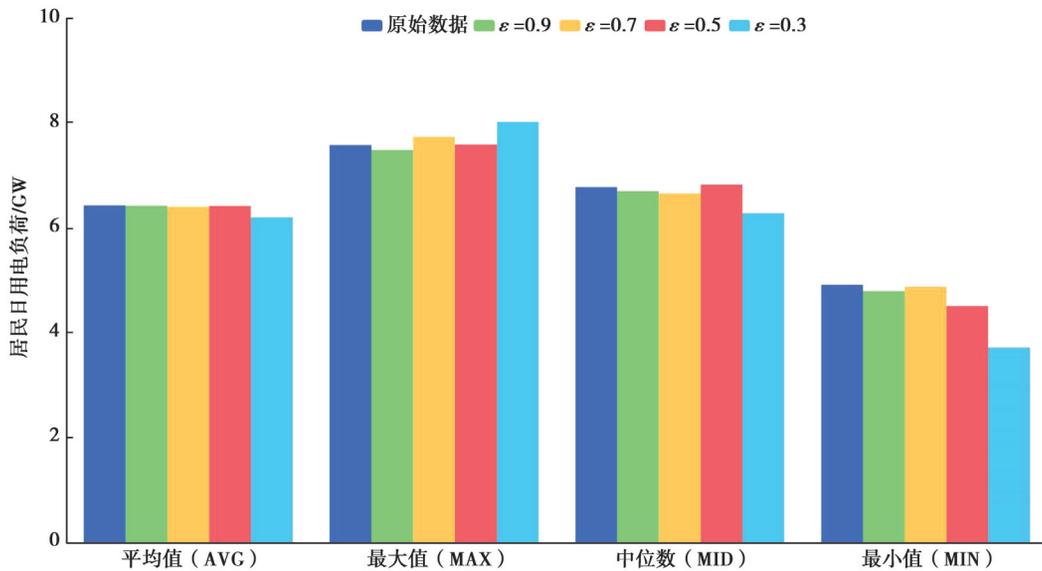


图4 不同 $\varepsilon$ 值下的统计指标对比

Fig. 4 Comparison of statistical indicators at different values of  $\varepsilon$

由图4可知,当 $\varepsilon = \{0.9, 0.7, 0.5\}$ 时,差分隐私保护后的用电数据与原始用电数据相比,平均用电负荷的变化范围为 $[2.7, 26.6]$  MW;峰值(尖峰)用电负荷变化范围为 $[-89.8, 159.2]$  MW;用电负荷中位数变化范围为 $[-129.2, 46.7]$  MW;谷值(凹谷)用电负荷变化范围为 $[-407.3, -33.5]$  MW。当 $\varepsilon = 0.3$ 时,平均用电负荷偏差为 $-228.0$  MW;峰值(尖峰)用电负荷偏差为 $440.6$  MW;用电负荷中位数偏差为 $-501.1$  MW;谷值(凹谷)用电负荷变化偏差为 $-1196.0$  MW,各统计值相较于原始数据统计的偏差显著大于其他隐私保护预算下的数据统计值。因此,当 $\varepsilon$ 的值较大时,引入的噪声较少,用电数据与原始用电数据相近,可用性较高; $\varepsilon$ 的值较小时,引入的噪声较大,用电数据与原始用电数据偏差较大,可用性偏低。

### 4.3 机制效果评估

本节将从电价优化以及日用电负荷均衡2个方面对所提激励机制的效果进行评估。首先,通过MATLAB仿真对机制中的峰谷分时电价模型进行求解,从而获得最优的(尖)峰(凹)谷分时电价。其次,对实行激励机制后的整体用电负荷进行预测,从而验证激励机制对日用电负荷的均衡效果。

为了验证所提机制不会因为差分隐私噪声的引入而失效,分别以原始数据和隐私预算 $\varepsilon = 0.9$ 的加噪数据输入模型,使用差分进化算法对峰谷分时电价模型进行求解,求解后得到的最优电价如表4所示;不同数据输入得到的峰谷分时电价与现行分时电价的比较如图5所示。

表4 峰谷分时电价模型下的最优分时电价

	凹谷电价	低谷电价	高峰电价	尖峰电价 A	尖峰电价 B
原始数据	0.160	0.584	0.361	0.632	0.673
$\varepsilon = 0.9$	0.160	0.563	0.411	0.617	0.669
$\Delta p$	0.000	-0.021	0.050	-0.015	0.026

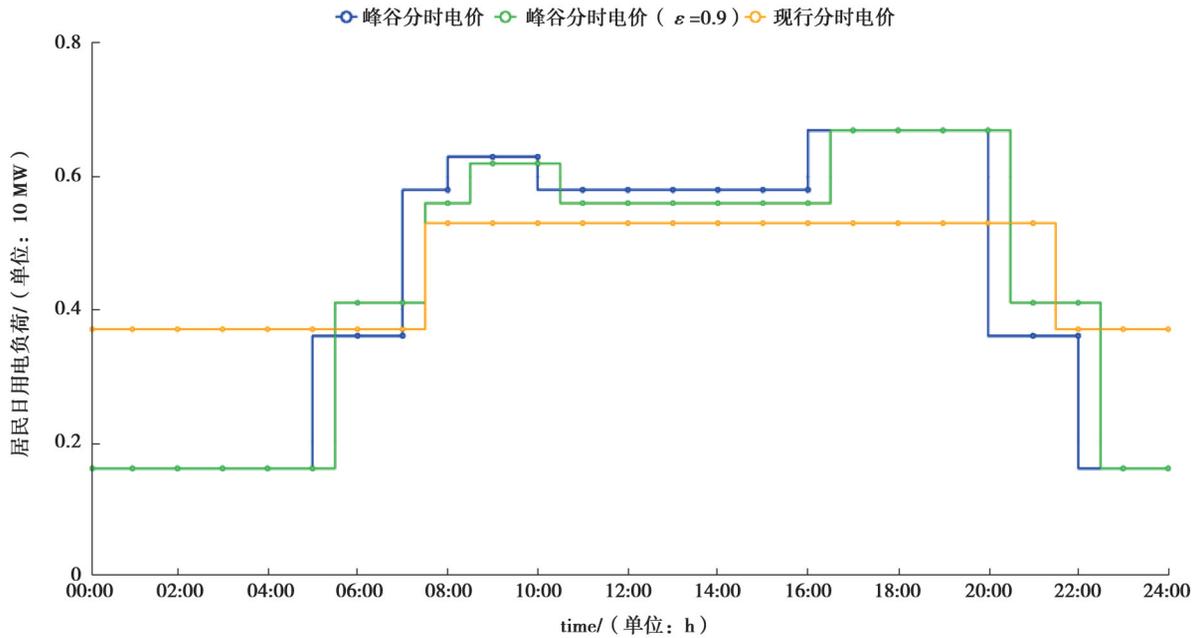


图 5 不同分时电价对比

Fig. 5 Comparison of different time-of-use tariffs

由上述图表可知,在引入差分隐私噪声后模型所求解的最优峰谷分时电价相较于原始数据的偏差为  $[-0.015, 0.021] \text{ ¥}/(\text{kW} \cdot \text{h})$ 。因此,差分隐私噪声的引入不会导致模型求解结果的不可用。通过与现行分时电价相比,峰谷分时电价能够根据地区内的用电负荷分布提供细粒度的电网价格体系。由于用户对电价是敏感的,因此,所提机制可以通过细粒度的电力定价,对用户侧的用电习惯进行引导,激励用户将非必要的用电需求由尖峰/高峰电价时段向低谷/低谷电价时段转移,从而实现智能电网整体日负荷的削峰填谷。所提激励机制对日用电负荷的削峰填谷作用将会在后续实验进行验证和分析。

通过分析峰值负荷  $q_{\max}$ 、谷值负荷  $q_{\min}$ 、峰谷负荷差  $\Delta q$ 、峰谷负荷差率  $R_{\Delta q}$ 、负荷率  $R_{\delta q}$  和用户日均用电成本  $c_{\text{avg}}$  6 个评价指标,对激励机制施行前后的用户日用电负荷均衡效果和用户激励效果进行评估,各评价指标计算结果见表 5。

表 5 机制效用评价指标对比 ( $\epsilon=0.9$ )

Table 5 Comparison of mechanism utility evaluation indicators ( $\epsilon=0.9$ )

激励前后	$q_{\max}/\text{MW}$			$q_{\min}/\text{MW}$			$\Delta q/\text{MW}$		
	原始数据	$\epsilon=0.9$	差值	原始数据	$\epsilon=0.9$	差值	原始数据	$\epsilon=0.9$	差值
激励机制前	7 580.40	7 490.58	-89.82	4 910.50	4 792.44	-118.06	2 669.90	2 698.14	28.24
激励机制后	7 300.45	7 293.07	-7.38	5 276.53	5 160.42	-116.11	2 023.92	2 132.65	108.37
增长率/%	-3.69	-2.64		7.45	7.68		-32.19	-24.19	
激励前后	$R_{\Delta q}$			$R_{\delta q}$			$c_{\text{avg}}/(\text{¥} \cdot (\text{kW} \cdot \text{h})^{-1})$		
	原始数据	$\epsilon=0.9$	差值	原始数据	$\epsilon=0.9$	差值	原始数据	$\epsilon=0.9$	差值
激励机制前	3.52	3.60	0.08	8.48	8.55	0.07	0.472	0.472	0.000
激励机制后	2.77	2.92	0.15	8.85	8.84	0.01	0.466	0.470	0.004
增长率/%							-1.27	-0.42	

由表 5 可知,从日用电负荷均衡效果来看,在施行激励机制后,峰值负荷  $q_{\max}$  降低约 3.69%,谷值负荷  $q_{\min}$  上升约 7.45%,峰谷负荷差  $\Delta q$  下降约 32.19%,有效地实现了日用电负荷的削峰填谷,在缓解高峰电压力的

同时提升了谷时的电力利用率。从用户激励效果来看,在实行激励机制后用户的平均用电成本  $c_{\text{avg}}$  降低了 1.27%,用户能够从激励机制中获利。表 5 中,还对比了在使用差分隐私对用电数据保护后所计算的各类指标,相较于原始数据的误差是可接受的,并且同样能够对整体用电负荷进行均衡,也能够对用户起到激励效果。

为了更直观地体现激励机制对用电负荷的均衡效果,将对施行激励机制前后的日用电负荷曲线进行绘制,同时也对不同隐私保护预算下的均衡效果进行补充测试。实行激励机制前后的日用电负荷曲线变化如图 6 所示,图 7 和图 8 分别为无噪声和隐私保护预算  $\epsilon = 0.9$  下的日用电负荷曲线变化。

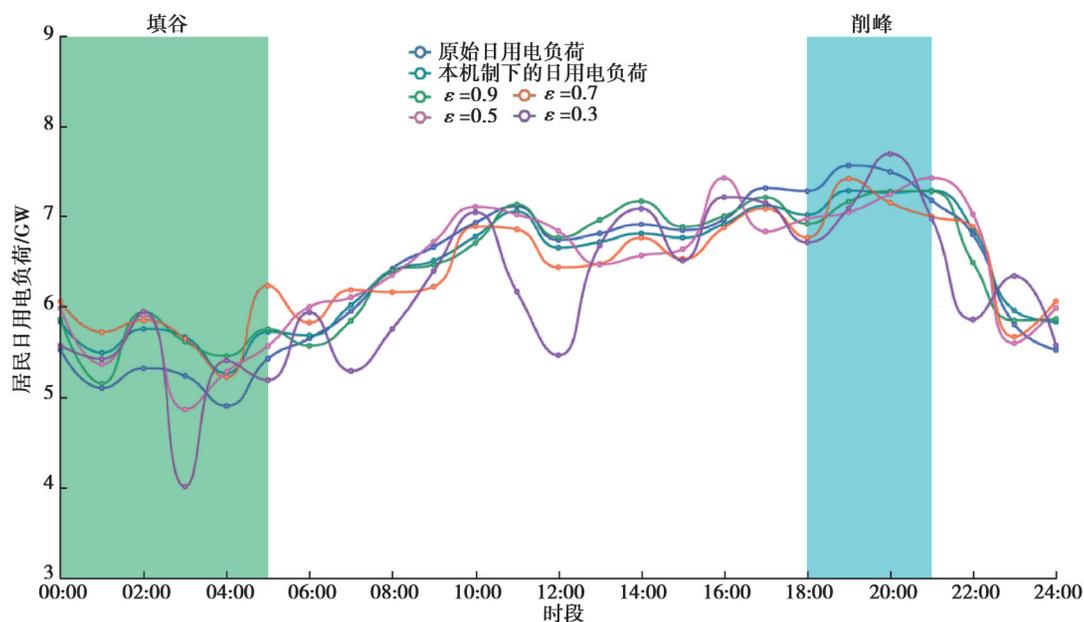


图 6 日用电负荷曲线变化对比

Fig. 6 Comparison of changes in daily load curves for electricity consumption

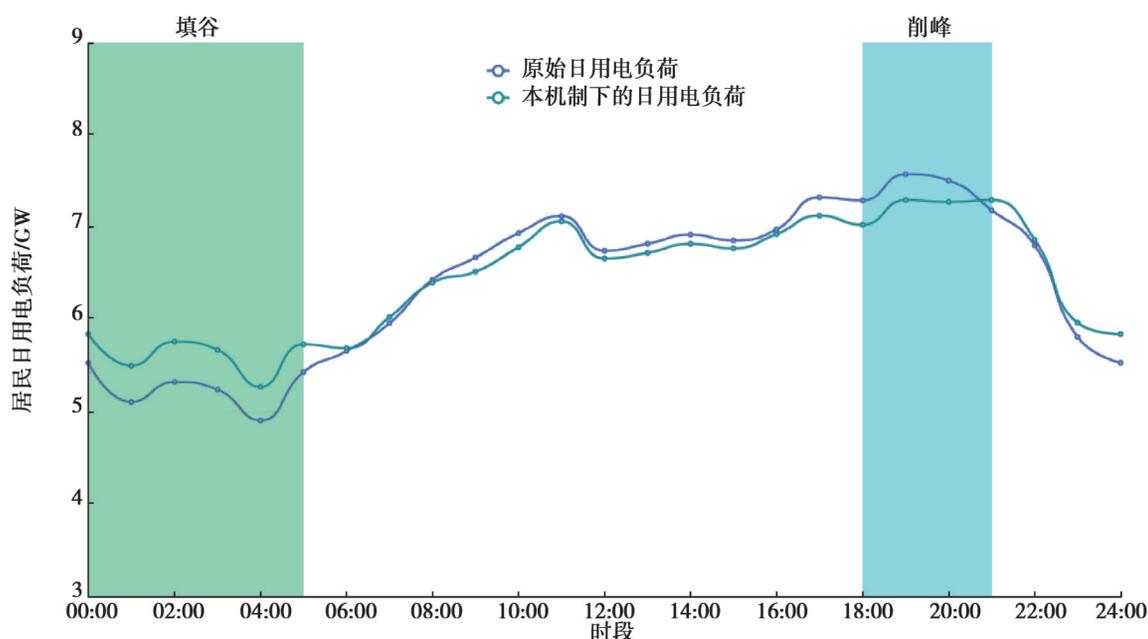
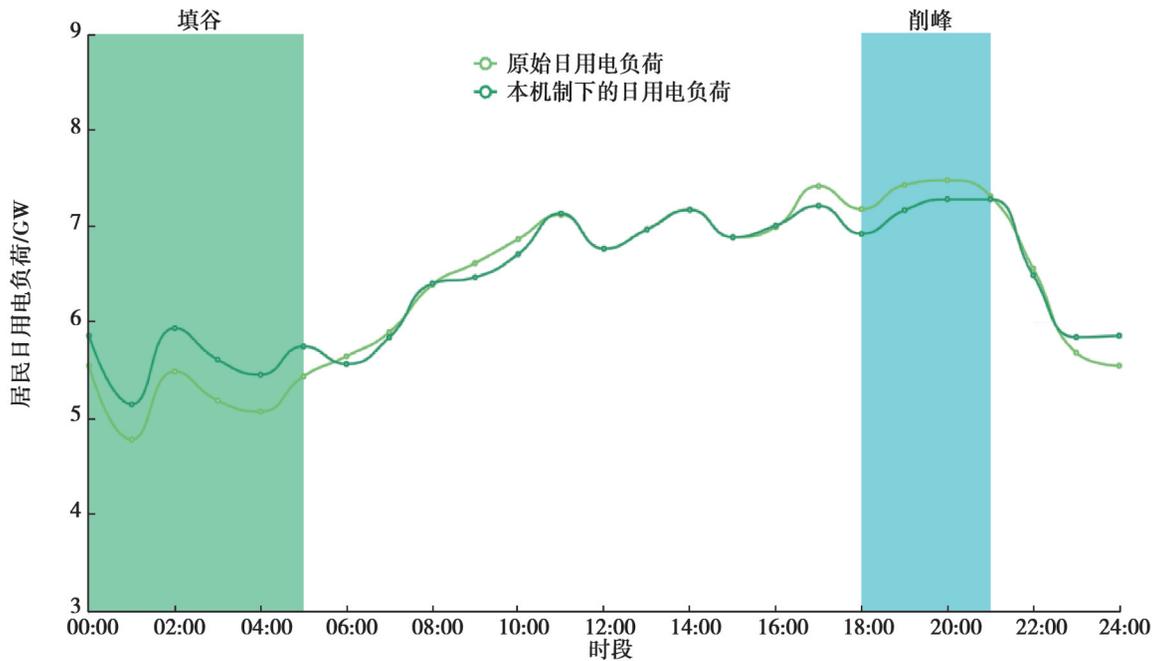


图 7 日用电负荷曲线变化对比(无噪声)

Fig. 7 Comparison of changes in daily load curves for electricity consumption (noiseless)

图 8 日电负荷曲线变化对比 ( $\epsilon=0.9$ )Fig. 8 Comparison of changes in daily load curves for electricity consumption ( $\epsilon=0.9$ )

## 5 结 语

本文中提出了基于差分隐私的峰谷分时电价激励方案。首先,对峰谷分时电价激励机制的原理及潜在风险进行了阐述。其次,对所提机制的应用场景和应满足的设计目标进行介绍。接着,对机制中所涉及的相关方法和具体细节进行了详细介绍。最后,通过真实数据案例对提出方案的有效性进行了分析评估。实验证明,通过引入特定隐私预算下的差分隐私噪声能够在实现电网整体用电负荷削峰填谷的同时对用户的数据隐私进行有效保护。在后续的研究工作中,将深入研究如何将隐私保护技术与智能电网需求侧管理中的各个环节进行结合,实现智能电网数据分析应用全流程的数据隐私保护。

## 参考文献

- [ 1 ] 戴瑞海,廖鸿图,施亦治,等. 分时电价下考虑需求响应的微电网经济调度方法[J]. 重庆大学学报, 2022, 45(1): 25-37.  
Dai R H, Liao H T, Shi Y Z, et al. Demand response economic dispatch method for microgrid based on the time-of-use rate[J]. Journal of Chongqing University, 2022, 45(1): 25-37.(in Chinese)
- [ 2 ] 李宇远,于海洋. 基于群盲签名的智能电网隐私保护方案研究[J]. 自动化仪表, 2022, 43(6): 85-89.  
Li Y Y, Yu H Y. Research on privacy protection scheme of smart grid based on group blind signature[J]. Process Automation Instrumentation, 2022, 43(6): 85-89.(in Chinese)
- [ 3 ] He D, Kumar N, Zeadally S, et al. Efficient and privacy-preserving data aggregation scheme for smart grid against internal adversaries [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(5): 2411-2419.
- [ 4 ] Xue K P, Zhu B, Yang Q Y, et al. An efficient and robust data aggregation scheme without a trusted authority for smart grid[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(3): 1949-1959.
- [ 5 ] 陈倩,刘云. 多维分解加噪算法在智能电网隐私保护中的优化[J]. 重庆大学学报, 2018, 41(9): 86-93.  
Chen Q, Liu Y. Optimization of multi-dimensional decomposition and plus noise algorithm in intelligent grid privacy protection [J]. Journal of Chongqing University, 2018, 41(9): 86-93.(in Chinese)
- [ 6 ] Shen H, Liu Y J, Xia Z, et al. An efficient aggregation scheme resisting on malicious data mining attacks for smart grid[J]. Information Sciences, 2020, 526: 289-300.
- [ 7 ] Wang S X, Zhang S T, Wang K. Multi-objective optimal operation of distributed energy storage considering user demand

- response under time-of-use price[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2020, 40: 125-132.
- [ 8 ] Xia Q, Yang Z F, Lai X W. Electricity market design based on temporal pricing of renewable capacity[J]. *Power System Technology*, 2022, 46(5):1771-1779.
- [ 9 ] Mohseni S, Brent A C, Kelly S, et al. Strategic design optimisation of multi-energy-storage-technology micro-grids considering a two-stage game-theoretic market for demand response aggregation[J]. *Applied Energy*, 2021, 287: 116563.
- [10] Li Y Y, Li J X, He J J, et al. The real-time pricing optimization model of smart grid based on the utility function of the logistic function[J]. *Energy*, 2021, 224: 120172.
- [11] Liu Q, Ma L, Li L, et al. Optimal robust real-time pricing algorithm based on utility maximization for smart grid[C]//2021 4th International Conference on Energy, Electrical and Power Engineering (CEEPE), April 23-25, 2021, Chongqing, China. IEEE, 2021: 836-841.
- [12] Jiao D X, Yu H X, Sun L. User incentive dynamic pricing decision-making method for electric heating load in peak-regulated virtual power plant[J]. *Proceedings of the CSUEPSA*, 2022, 34(7): 72-80, 87.
- [13] Pandey V, Wang E, Boyles S D. Deep reinforcement learning algorithm for dynamic pricing of express lanes with multiple access locations[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2020, 119: 102715.
- [14] Lu R Z, Bai R C, Huang Y, et al. Data-driven real-time price-based demand response for industrial facilities energy management[J]. *Applied Energy*, 2021, 283: 116291.
- [15] 刘浩田, 陈锦, 朱熹, 等. 一种基于价格弹性矩阵的居民峰谷分时电价激励策略[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(5): 116-123.
- Liu H T, Chen J, Zhu X, et al. An incentive strategy of residential peak-valley price based on price elasticity matrix of demand [J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(5): 116-123.(in Chinese)
- [16] Qu X Y, Hui H X, Yang S C, et al. Price elasticity matrix of demand in power system considering demand response programs [J]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2018, 121: 052081.
- [17] Mishra M K, Parida S K. A game theoretic approach for demand-side management using real-time variable peak pricing considering distributed energy resources[J]. *IEEE Systems Journal*, 2022, 16(1): 144-154.
- [18] Zhu H L, Ouahada K. A distributed real-time control algorithm for energy storage sharing[J]. *Energy and Buildings*, 2021, 230: 110478.
- [19] Wu X L, Yuan Q, Wang L. Multiobjective differential evolution algorithm for solving robotic cell scheduling problem with batch-processing machines[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2021, 18(2): 757-775.

(编辑 吕建斌)