

基于优惠信息引导用户侧参与的购售电互动优化决策模型

丁 胜^{1,2},肖楚鹏^{1,2},邵雪松³,周 超³,李文庆^{1,2}

(1. 南瑞集团有限公司 国网电力科学研究院有限公司,南京 210000;2. 国网电力科学研究院 武汉能效测评有限公司,武汉 430074;3. 国网江苏省电力有限公司 营销服务中心,南京 210019)

摘要:现有的需求侧参与柔性互动的引导方法未充分考虑优惠信息等社会信息对用户用电负荷的影响,其引导机制实际作用与期望结果偏差较大。针对这一问题,采用Attention-LSTM模型预测多种社会因素作用下用户用电负荷调整量,为引导方法所需的用户负荷调整量提供依据。以分时电价和优惠券套餐作为优惠信息为例,提出考虑社会因素影响的优惠信息引导方法,引导用户合理用电,从而减少售电商购电成本。在此基础上,基于售电商多级市场购电模型,考虑优惠信息影响建立了以售电商收益最大化为目标的售电商多级市场购售电优化决策模型,来验证所提引导方法的可行性和有效性。采用粒子群算法和CPLEX求解,获得最优引导策略与售电商购电策略。基于澳大利亚数据的算例分析表明,所提基于优惠信息引导用户用电的售电商购售电优化决策模型能够有效引导用户主动参与互动。

关键词:引导信息;优惠券引导策略;柔性互动;优惠信息

Optimization decision model for electricity purchase and sales interaction based on preferential information guiding user side participation

DING Sheng^{1,2}, XIAO Chupeng^{1,2}, SHAO Xuesong³, ZHOU Chao³, LI Wenqing^{1,2}

(1. NARI Group Corporation(State Grid Electric Power Research Institute), Nanjing 210000, China;2. Wuhan Energy Efficiency Evaluation Company, State Grid Electric Power Science Research Institute Wuhan 430074, China;3. Marketing Service Center, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210019, China)

Abstract: Existing guidance method of demand-side participating in flexible interaction do not fully consider the influence of social information such as preferential information on load, resulting in a large deviation between the actual role of the guiding cues and the expected results. In view of such situation, the Attention-LSTM model is used to forecast the load adjustment under the effect of social information, such as guiding cues. Coupon guidance method could be determined with this model. Take time of use tariff and coupon as an example, coupon guidance method considering the influence of preferential information is proposed, to guide consumers to change their electricity consumption behaviors for less cost of purchasing electricity. And on this basis, a decision-making model of purchase-sale strategy considering the influence of preferential information in multi-level electricity market is established, to maximize the revenue of electricity retailers and verify the feasibility and effectiveness of the proposed guidance method, which is solved by particle swarm optimization algorithm and CPLEX, to obtain the optimal guidance strategy and purchase strategy of electricity retailers. An example based on Australian data shows that the electricity purchasing and selling optimization model of electricity ratailers base on coupons guiding can effectively guide customers to actively participate in the interaction.

Key words:guiding cues;coupon guidance strategy;flexible interaction;preferential information

0 引言

随着智能家电等智能设备的普及,需求侧用电量大幅增加,并且具备巨大的可调潜力^[1]。售电商

通过发布合理有效的引导信息可以调节需求侧的可调负荷,引导用户参与柔性互动。“引导信息”^[2]是指售电商在互联网上发布的一系列信息。发布分时电价、用能优惠券、社会活动优惠券、节能信息推送等引导信息通过激励引导用户合理用电的引导方法,正受到越来越多的关注。

国内外已有许多文献对引导方法进行了研

收稿日期:2024-02-03;修回日期:2024-04-20

基金项目:国家电网有限公司科技项目(5400-202118391
A-0-0-00)

究。文献[3]将分时电价作为引导信息,以供方收益与用户满意度成本为目标建立分时电价的主从博弈模型。文献[4]以价格折扣作为引导信息,提出了价格型需求响应机制,通过价格的手段引导用户在不同的场景下对负荷进行调增或调减。文献[5]以优惠券为引导信息,引导用户在尖峰电价时减少用电需求,降低售电商自身尖峰电价的购电经济损失。文献[6]以优惠券引导需求响应来缓解批发市场风力不确定性导致的价格波动。

上述文献所提的引导方法中,用户作为绝对理性个体参与互动。但是,现实中用户的用电行为并非完全理性,这意味着传统的引导方法不一定能达到引导用户调整用电量的目的。而且上述方法没有考虑温度、湿度、以及电价等优惠信息都会对用户用电负荷的影响,实际生活中用户可能会因此违反理论最优用电调整量,导致引导信息作用失效。

针对上述问题,本文首先考虑温度、湿度、用户有限理性、行为习惯等因素的影响,基于Attention-长短时记忆网络(long short-term memory, LSTM)建立以温度、湿度、电价、历史负荷为输入,用电负荷作为输出的用户用电负荷预测模型,用于预测多种社会因素作用下的用户用电负荷;然后以优惠券作为引导信息为例,提出分时电价与优惠券相结合的引导机制;最后基于所得的用户负荷曲线,建立考虑多种社会因素影响的售电商多级市场购售电模型,并以售电商收益最大化为目标,采用粒子群算法求解,得到最优引导策略与售电商购电策略,并通过算例分析验证引导方法的可行性与有效性。

1 多因素对用户用电负荷的影响

1.1 最大信息系数

温度、湿度、价格、用户有限理性与用电习惯等因素在一定程度上能影响用户用电负荷,为了制定有效的引导信息引导用户合理用电,需要量化各影响因素对用户用电负荷的影响。本文采用最大信息系数(maximum information coefficient, MIC)^[7]量化社会因素对用户用电负荷的影响。

1.2 优惠信息对用户用电负荷的影响程度分析

本文选取澳大利亚2006年1月1日到2011年1月1日的数据,分别计算各社会因素与用户负荷的MIC,结果如图1所示,从而对得到不同社会影响因素对用户用电负荷的影响。由于历史用电负荷体现了用户负荷根据历史电价变化的特征,所以本文用历史负荷来表示用户有限理性与用电习惯。

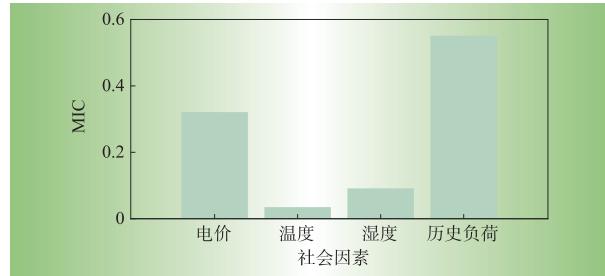


图1 社会因素与用户用电负荷的MIC
Fig. 1 MIC of social information and user electric load

每个社会因素对用户用电负荷的影响程度是不一样的,电价对用户用电的影响较大,所以本文预期通过发放优惠券引导用户进行合理用电。

本文将历史负荷进一步分为前一时刻负荷值、前两时刻负荷值、前一天同时刻负荷值、前一天前一时刻负荷值,并计算MIC来分析历史负荷对用户用电负荷的影响,结果如图2所示。

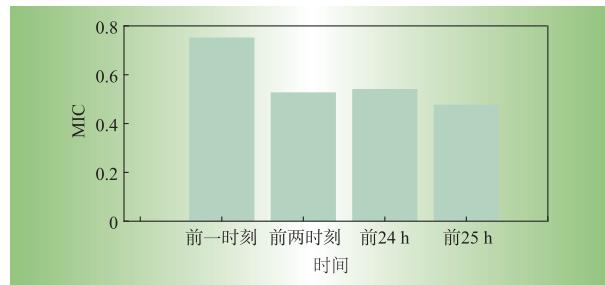


图2 各历史负荷与用户用电负荷的MIC
Fig. 2 MIC of each historical load and user electric load

从结果可以看出,用户有限理性与用电习惯(历史负荷)对其用电负荷的影响较大,MIC>0.4;距离当前时刻时间越远对当前时刻的影响越小;而前一天同时刻负荷对用电负荷影响仅次于前一时刻负荷对用电负荷的影响,可以看出相同时刻的影响也较大。

1.3 基于Attention-LSTM的用户用电行为分析

本文采用Attention机制,通过对不同社会因素即模型的输入特征赋予不同的权重,突出更关键的影响信息,通过Attention-LSTM^[8]构建用户用电分析函数,输入为预测点时刻的预报温度 $T_i(t)$ 、的预报湿度 $h_i(t)$ 、的电价 $p_i(t)$ 、优惠券系数 $k_i(t)$ 、预测点前一时刻负荷值 $q_i(t-1)$ 、预测点前两时刻负荷值 $q_i(t-2)$ 、预测点前一天同时刻负荷值 $q_{i-1}(t)$ 、预测点前一天前一时刻负荷值 $q_{i-1}(t-1)$,输出为对应时段的用户用电量,表达式如下

$$q_i^{re} = f_i(x_i) \quad (1)$$

$$x_i = [T_i(t), h_i(t), p_i(t), k_i(t), q_i(t-1)] \quad q_i(t-2), q_{i-1}(t), q_{i-1}(t-1) \quad (2)$$

式中: q_i^e 为用户在 t 时段的用电量; f_t 为用电分析函数; x_t 为输入特征向量。

本文采用的 Attention-LSTM 模型由 2 部分组成:

第 1 部分为 2 层 LSTM, 社会因素输入第 1 层 Pre-LSTM 进行预训练, 输出 h_t 与状态 s_t , 第一层的输出结果输入第 2 层 LSTM 模型进行训练;

第 2 部分为 Attention 层, 将模型学习到的特征权重赋予下一个时间步长中的输入向量, 突出关键特征对预测负荷的影响。最终数据经过全连接层, 调整为输出指定的向量格式, 然后得到最终输出层为预测时刻的用户负荷调整量。

2 考虑优惠信息影响的售电商购售电优化决策模型

2.1 售电商购售电结构

而售电商购电价格取决于所购负荷量, 通过引导用户进行负荷调整能够降低成本, 提高收益。因此, 本文建立售电商购售电优化决策模型来验证所提引导方法的有效性。如图 3 所示。

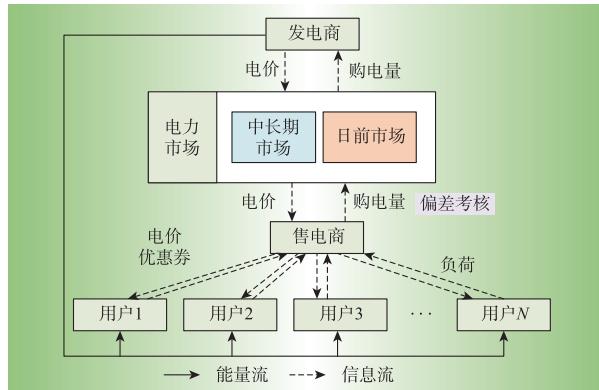


图 3 售电商购售电结构

Fig. 3 Purchase-sale structure of power retailers

(1) 售电商购电方式

电力市场是售电商购电的主要方式, 一种是从电力中长期市场中购电, 售电商与发电商签订中长期双边物理合同, 双边物理合同采用负荷分段模式, 按照负荷持续时间进行双边物理合同分段, 不同起止和持续时间的负荷段具有不同的价格, 同时售电商需承担偏差考核费用; 另一种是从日前市场进行购电, 当中长期市场购电与实际所需负荷因不确定因素导致电量偏差时, 售电商可从日前市场购电进行电量调整。因此, 售电商购电策略可等效为各负荷段合同电量与日前购电量最优分配问题。

(2) 售电商售电方式

售电商采用峰谷分时电价与优惠券结合的售电

方式进行售电, 引导用户在峰时刻减少用电负荷, 在谷时刻增加用电负荷, 激励用户积极调整用电负荷, 从而引导用户达到目标用电负荷。

2.2 优惠券设计

本文在峰谷分时电价的基础上提出优惠券策略, 通过引导用户在峰时刻减少用电负荷, 在谷时刻增加用电负荷将用户负荷整合为持续时间较长的负荷段, 以获得较低的发电成本, 降低购电费用。

优惠券设计需要考虑以下 3 个方面:

- ① 优惠券额度应该与用户负荷调节量呈正相关关系;
- ② 考虑公平性因素;
- ③ 优惠券额度应该在合理范围内调节。

因此, 本文选取分段线性函数的形式表示优惠券面额与用户负荷调节量的关系。峰时段用户减少的负荷量为正, 谷时段用户增加的负荷量为正。优惠券面额的表达式如下

$$c_{i,t} = \begin{cases} 0 & \Delta q_{i,t} \leq 0 \\ k_i \Delta q_{i,t} & 0 \leq \Delta q_{i,t} \leq \Delta q_{i,t}^{c,\max} \\ c_{i,t}^{\max} & \Delta q_{i,t}^{c,\max} \leq \Delta q_{i,t} \leq \Delta q_{i,t}^{\max} \end{cases} \quad (3)$$

其中, 用户负荷调整量为通过 Attention-LSTM 模型预测所得的优惠券引导后与引导前负荷的差值

$$\Delta q_{i,t} = |q_{i,t}^e - q_{i,t}^0| \quad (4)$$

式中: $c_{i,t}$ 为用户 i 在 t 时段可得到的优惠券面额; k_i 为 t 时段优惠券系数; $\Delta q_{i,t}$ 为用户 i 在 t 时段的负荷调节量; $\Delta q_{i,t}^{c,\max}$ 为用户 i 在 t 时段得到最大优惠券面额需要达到的负荷调整量; $\Delta q_{i,t}^{\max}$ 为用户 i 在 t 时段的最大负荷调节量; $c_{i,t}^{\max} = k_i \Delta q_{i,t}^{c,\max}$; $q_{i,t}^0$ 为优惠券系数取 0 时通过 Attention-LSTM 模型预测所得的用户 i 在 t 时段的负荷量。

根据式(1), 优惠券面额与用户负荷调节量的关系如图 4 所示。

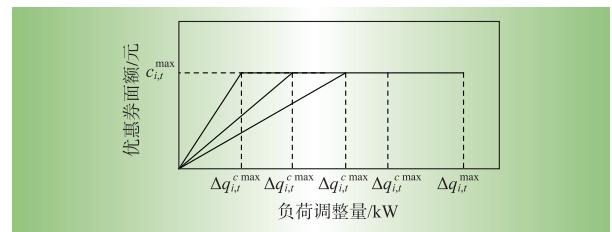


图 4 优惠券面额随用户负荷调节量变化

Fig. 4 Coupon value changes with user load adjustment

从图 4 可以看出, 优惠券能够使在每次引导机制实施中使积极调整的用户得到更大的优惠。优惠券系数 k_i 越大, 用户单位调节量所得到的优惠券越大, 但优惠券面额都能够稳定在 0 到 $c_{i,t}^{\max}$ 之间, 用

户购电成本能够始终被控制在一个较为合理的范围之内。不同优惠券系数引导用户调整负荷的作用不同,最佳的优惠券系数需要结合售电商购售电模型优化获得。

2.3 多级市场购电成本

(1) 中长期双边物理合同购电成本

本文采用分段合同^[9],即根据电能连续生产特性将负荷分为不同持续时长,每种时长分为不同的合同。因此,售电商签订中长期合同购电成本表达式为

$$B_Y = \sum_{l \in L} q_l^Y p_l^Y \quad (5)$$

式中: L 为售电商签订的中长期合同数量; q_l^Y 为中长期合同 l 签订的电量; p_l^Y 为中长期合同 l 的价格。

(2) 目前市场购电成本

为了减少偏差电量惩罚,售电商需要进行日前短期负荷预测,然后根据合同电量与预测电量的偏差,在日前市场购电来减少偏差电量惩罚,降低购电风险,售电商在日前市场购电成本可表示为

$$B_D = \sum_{t \in T} q_t^D p_t^D \quad (6)$$

式中: q_t^D 为在日前市场购买的 t 时段电量; p_t^D 为日前市场 t 时段电价。

基于美国PJM日前市场的实际数据进行统计分析,发现在一定负荷范围内,日前市场与负荷水平间存在一种近似的线性关系^[10]

$$p_t^D = aq_t^D + b \quad (7)$$

式中: a 、 b 为线性相关参数。

2.4 售电商优化决策模型

售电商以收益最大化为目标,本文通过优惠券引导用户改变自身的用电行为,可以优化购电策略,实现售电商的购售电收益最大化。售电商的收益模型如下

$$\max C = (C_{\text{sell}} - C_{\text{buy}} - C_p - C_{\text{cp}}) \quad (8)$$

式中: C 为售电商总收益; C_{sell} 为售电收益; C_{buy} 为购电支出; C_p 为售电公司向发电公司支付的偏差电量结算电费; C_{cp} 为优惠券成本。

售电收益 C_{sell} 的表达式如下

$$C_{\text{sell}} = \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} q_{i,t}^{\text{re}} p_t \quad (9)$$

式中: I 为用户集合; p_t 为时段 t 的峰谷分时电价; T 为全天时段集合; $q_{i,t}^{\text{re}}$ 为优惠券引导后用户 i 在 t 时段的用电量。

购电支出 C_{buy} 的表达式如下

$$C_{\text{buy}} = B_Y + B_D \quad (10)$$

售电公司向发电公司支付的偏差电量结算电费 C_p 的表达式如下

$$C_p = \sum_{t \in T} q_t^p (\alpha_1 p_+^p + \alpha_2 p_-^p) \quad (11)$$

式中: q_t^p 为售电公司在时段 t 的双边合同偏差电量; p_+ 、 p_- 分别为售电公司的正、负偏差电量结算价格; α_1 和 α_2 为0-1变量,当售电公司的偏差电量为正时 $\alpha_1=1$, $\alpha_2=0$,反之 $\alpha_1=0$, $\alpha_2=1$; $\omega_{l,t}$ 为合同 l 在时段 t 的电量分解比例。

优惠券成本 C_{cp} 的表达式如下

$$C_{\text{cp}} = \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} c_{i,t} \quad (12)$$

对售电商来说,购入电量与售出电量应满足功率平衡约束

$$q_t^p = \sum_{i \in I} q_{i,t}^{\text{re}} - q_t^D - \sum_{l \in L} q_l^Y - \omega_{l,t}^Y \quad \forall t \in T \quad (13)$$

式中: $\omega_{l,t}$ 为合同 l 在时段 t 的电量分解比例。

3 售电商购售电优化决策模型的求解

本文基于粒子群算法与CPLEX求解器对上述售电商购售电优化决策模型进行求解。采用Attention-LSTM模型预测用户用电负荷,并反馈给售电商购售电决策模型。对于售电商,既采用粒子群算法,以售电商利益为适应度函数,求解迭代过程中的最优优惠券系数,又根据用户用电负荷采用CPLEX求解售电商各个市场最优购电量,以实现售电商购售电收益最大化。

模型求解流程如图5所示,具体描述如下。

(1) 首先设置粒子数量和最大迭代次数,并随机初始化优惠券参数粒子;

(2) 调用用户用电行为分析程序,基于Attention-LSTM求解各用户各时段的用电量;

(3) 调用售电商优化子程序,基于CPLEX求解器,以效益最大化为目标函数求解售电商购电策略;

(4) 接着计算各粒子的适应度值更新粒子的速度和位置,更新优惠券系数和粒子的适应度函数,

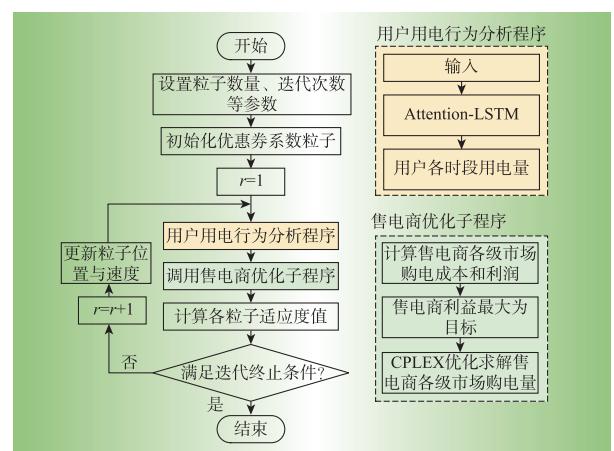


图5 双层优化模型求解流程

Fig. 5 Solution flow of two-layer optimization model

更新各粒子的局部最优和粒子群的全局最优;

(5) 判断是否满足迭代终止条件,即是否达到最大迭代次数;

(6) 若没有达到最大迭代次数,则重复步骤(2)—步骤(5)的迭代过程,直到最后满足条件输出优惠券系数、售电商购电策略和用户各时段用电策略。

4 算例分析

本文以价格变化前后用户负荷曲线来类似同等面额优惠券的作用前后的用户负荷曲线,以澳大利亚2006年真实负荷数据进行仿真分析,采用的峰谷分时电价如表1所示,日前市场典型出清电价与负荷水平间的线性相关系数取为 $a=0.4$, $b=235$ 。将负荷分为4、8、24 h共3种时长,其中4 h共计6个合同段,8 h共计3个合同段,24 h共计1个合同段,每个合同电价如表1所示。

表1 中长期双边合同

Table 1 Medium and long-term bilateral contract

时段	起止时间	电价/(元·kWh ⁻¹)
24 h_a	00:00—24:00	0.43
8 h_a	00:00—08:00	0.35
8 h_b	08:00—16:00	0.45
8 h_c	16:00—24:00	0.50
4 h_a	22:00—次日 02:00	0.45
4 h_b	次日 02:00—次日 06:00	0.40
4 h_c	次日 06:00—次日 10:00	0.60
4 h_d	次日 10:00—次日 14:00	0.50
4 h_e	次日 14:00—次日 18:00	0.55
4 h_f	次日 18:00—次日 22:00	0.70

取1 h为1个时段,可得一天共有24个时段。由中长期市场各个合同电价与日前市场电价可知,24 h时段合同电价最低,故售电商可在用电负荷低谷时引导用户增加用电量,在用电峰时段引导用户减少用电。本文假设用户负荷减少量为正,增加量为负,售电商制定的最优优惠券系数及所引导的用户负荷改变量如图6所示。

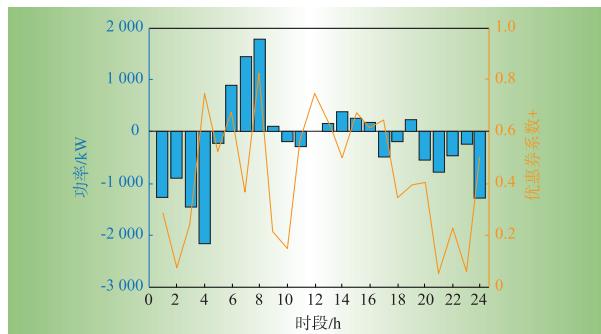


图6 各时段最优优惠券系数及用户负荷改变量

Fig. 6 Optimal coupon coefficient at each time period and user load change

从图6可以看出,在时段2和21,优惠券系数较小时,用户的负荷改变量也是较大的,而在时段12,14,15,优惠券系数较大时,用户的负荷该变量也较小,且小于时段2和21的改变量。这是由于用户用电负荷受历史负荷、温度、湿度等环境因素影响,导致用户负荷该变量不一定与优惠券系数呈正相关关系。

售电商主要签订合同1即24 h时段负荷进行购电,不足24 h时长的负荷由其他合同量补足,所以其他时长合同也有少量购电量,负荷时长不够4 h的部分从目前市场购电,从而保证供需平衡的情况下达到售电商收益最大化,供需平衡如图7所示。

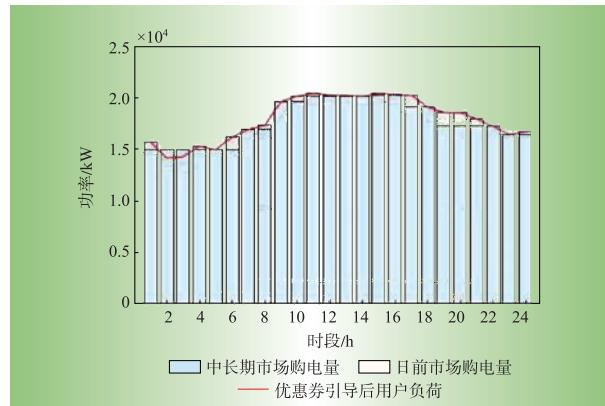


图7 售电商购售电策略供需平衡合理性

Fig. 7 Rationality of supply and demand balance of purchase-sale strategy

从图7可以看出,中长期市场各个合同电量分解到各个时段的电量与日前市场购电量可以满足用户用电负荷需求。时段2,3购电量大于用户负荷满足其他时段的用电需求时,这两个时段购电量会有超出部分,但是购买合同电量比日前市场购电所得的优惠大于偏差惩罚费用结果符合预期。优惠券引导前后用户负荷如图8所示。

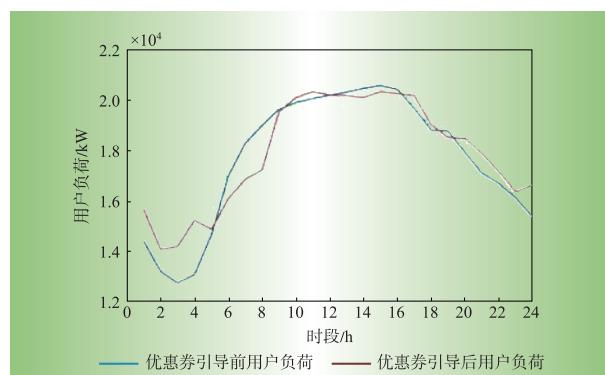


图8 优惠券引导前后用户负荷

Fig. 8 Load before and after coupon guidance

从图8可以看出,售电商发布优惠券信息后,用户用电负荷曲线更加平缓,其中,优惠券对用户增加用电

的作用更大,但是峰时段用户习惯性多用电,优惠券引导作用相对较小。从图9可以看出,使用优惠券策略后,售电商一天收益可以增加1.33%。综上,本文所提的考虑优惠信息影响的用户侧参与的购售电互动优化决策模型法能够有效引导用户调整用电量,在峰时段减少用电量,谷时刻增加用电量,不仅减少售电商购电成本,而且达到削峰填谷效果,提高电网安全性。

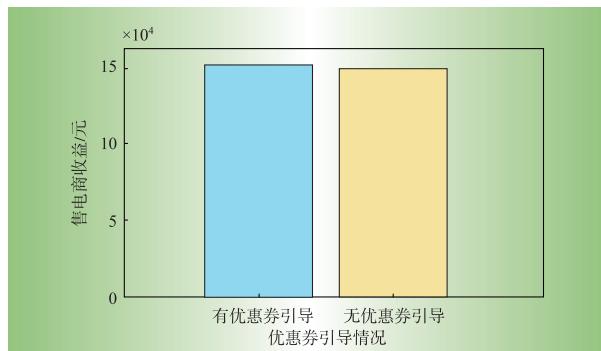


图9 优惠券引导前后售电商收益

Fig. 9 Revenue of power retailers before and after coupon guidance

5 结束语

针对售电商引导机制实际作用与期望结果偏差较大问题,本文提出了考虑优惠信息影响的用户侧参与的购售电互动优化决策模型,在分时电价的基础上引入了优惠券作为引导信息,采用Attention-LSTM模型进行不同优惠券面额实施后用户用电负荷预测,克服了优惠券作用前后用户历史负荷数据缺乏的问题,充分挖掘了优惠券等优惠信息对用户用电负荷的影响。在此基础上,本文建立了基于优惠信息影响的售电商多级市场购售电模型,将预测算法与优化问题相结合,利用粒子群算法与CPLEX求解器得到了最优的引导策略与多级市场购电分配策略。

通过真实算例验证,考虑优惠信息影响的用户侧参与的购售电互动优化决策模型能够有效引导并增加了24 h负荷段的电量达到减少购电成本,提高售电商利益的目的。同时,本文以优惠券和分时电价为例,结合售电商购电模型进行分析验证得到该引导方法真实可行。在以后的研究中,引导方法还能引入其他引导信息,也能应用到售电商外的其他场合。**D**

参考文献:

- [1] YANG Q, FANG X. Demand response under real-time pricing for domestic households with renewable DGs and storage [J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2017, 11(8):1 910–1 918.
- [2] 王振刚,陈渊睿,曾君,等. CPSS架构下基于“引导信息”和平行控制的社区微电网能量管理方法[J].中国电机工程学报,2020,40(21):6 864–6 875.
WANG Zhengang, CHEN Yuanrui, ZENG Jun, et al. A CPSS solution to energy management in community microgrid based on guiding cues and parallel control [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(21):6 864–6 875.
- [3] 王守相,王瀚樟,赵倩宇,等.面向配电网光伏接纳能力提升的分时电价优化方法[J].电力系统自动化,2023,47(10):38–46.
WANG Shouxiang, WANG Hanzhang, ZHAO Qianyu, et al. Optimization method of time-of-use electricity price for photovoltaic hosting capacity improvement of distribution network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(10):38–46.
- [4] 李雅婷,唐家俊,张思,等.考虑多重不确定性因素的售电公司购售电决策模型[J].电力系统自动化,2022,46(7):33–41.
LI Yating, TANG Jajun, ZHANG Si, et al. Decision-making model of electricity procurement and sale for electricity retailers considering multiple uncertain factors [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(7):33–41.
- [5] 王均,黄琦.基于优惠券激励的需求响应双层优化机制[J].电力系统保护与控制,2019,47(1):108–114.
WANG Jun, HUANG Qi. Coupon incentives based customers voluntary demand response program via bilevel optimization mechanism [J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(1):108–114.
- [6] XIN F, HU Q R, LI F X. Coupon-based demand response considering wind power uncertainty: A strategic bidding model for load serving entities [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(2):1 025–1 037.
- [7] CHOWDHURY T G, RATNESHWAR S, MOHANTY P. The time-harried shopper: exploring the differences between maximizers and satisficers [J]. Marketing Letters, 2009, 20(2):155–167.
- [8] CAO D, CHEN Y, CHEN J. An improved algorithm for the maximal information coefficient and its application [J]. Royal Society Open Science, 2021, 8(2).
- [9] 彭文,王金睿,尹山青.电力市场中基于Attention-LSTM的短期负荷预测模型[J].电网技术,2019,43(5):1 745–1 751.
PENG Wen, WANG Jinrui, ZENG Jun. Short-term load forecasting model based on Attention-LSTM in electricity market [J]. Power System Technology, 2019, 43(5):1 745–1 751.
- [10] 郭昆健,高赐威,林国营,等.现货市场环境下售电商激励型需求响应优化策略[J].电力系统自动化,2020,44(15):28–35.
GUO Kunjian, GAO Ciwei, LIN Guoying, et al. Optimization strategy of incentive based demand response for electricity retailer in spot market environment [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(15):28–35.

作者简介:

丁胜(1983),男,湖北汉川人,本科,高级工程师,研究方向为计算机科学;

肖楚鹏(1984),男,湖北随州人,硕士,高级工程师,研究方向为电力系统自动化;

邵雪松(1987),男,江苏南京人,硕士,高级工程师,研究方向为电力计量和自动控制。

(责任编辑 王蕊)