

分时电价下居民用户用电需求响应估计方法

李昭昱, 艾 芊

(上海交通大学 电子信息与电气工程学院 电力传输与功率变换控制教育部重点实验室, 上海 200240)

摘要:在组织需求侧资源参与需求响应(DR)的过程中,除了应关注已参加DR的存量资源的管理,还应考虑如何实现对未参加DR的潜在增量用户的潜力分析。针对基于价格的需求响应(PBDR),关注给定价格下用户响应量估计的关键环节,通过支持向量机回归模型,建立未参加和参加PBDR用户间用电规律的相似性,解决了DR事件起始和持续时间不固定、未参加PBDR用户自身的历史用电信息无法反映其DR特性等难题,实现在假设施加价格信号下,对未参加PBDR用户的用电响应情况及需求弹性的量化估计。基于伦敦地区智能电表实际数据进行实验以验证所提方法的优越性,结果表明所提方法的估计效果优于基于相似日的方法,可为用户筛选提供一定依据。

关键词:需求响应;分时电价;居民用户;需求弹性;支持向量机回归

中图分类号:TM73

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202308031

0 引言

随着“双碳”目标与新型电力系统建设的持续推进,新能源的占比不断提高,对电网灵活性提出了更高的要求^[1]。需求响应(demand response, DR)通过合理调动需求侧资源,可以减轻对新增发电设备的需求,实现能源的优化利用及提升电力系统灵活性^[2-3]。据统计数据分析,DR有助于减少10%~30%的高峰负荷,其中居民用户占DR潜力的40%~60%^[4],因此近年来针对居民用户的DR研究受到广泛重视。

在挖掘居民负荷的DR潜力时,为了避免直接负荷控制对用户隐私的侵犯,通常实施基于价格的需求响应(price-based demand response, PBDR),通过电价信号反映供求关系,对用户用电行为进行引导^[5]。对用户的响应情况进行估计是实施PBDR的重要前提^[6],其中的一类代表性研究为通过统计指标实现DR估计^[7-9],此类统计指标通过对参与DR用户进行排序及分类,可以作为DR用户筛选的依据,但难以反映施加价格信号时,用户根据价格调整用电量的具体情况。

目前,针对居民用户参与PBDR的响应量定量估计已开展了部分研究。文献[10]将DR用户划分为3类用户,通过具体分析每个类型负荷用户的不确定性来源,构建各类用户的响应量期望模型。在进行用户分析时,需要明确参与PBDR用户的负荷构成,并确定其DR的深度及设备的状态。文献

[11]提出计及响应不确定性的居民温控负荷响应量评估方法,实现用户响应潜力评估及其分布特性计算。其中,指标数据计算对于用户信息掌握的需求较高,主要适用于已参与PBDR用户的存量资源评估,而未参加PBDR的用户由于缺乏历史响应数据,难以实现精准的响应量估计。此外,需明确的是,对未参加PBDR用户的用电响应估计问题与一般的负荷预测问题也存在差异,主要表现为:后者针对未来的用电量进行预判,而前者则是针对未参加PBDR用户,在假设给予的电价激励下,对可能的DR情况进行估计。因此,PBDR发生日的全天负荷量为已知量测信息。此外,相较于负荷预测问题,对未参加PBDR用户的用电响应情况进行估计存在以下难题:①负荷预测问题一般针对未来固定周期负荷进行预测,而DR发生的时段和持续时间的长短均不固定,为估计带来较大的困难^[12];②未参加PBDR用户自身的用电信息无法反映DR的情况,需要合理选择与其真实响应情况具有较大相似性的输入特征,以实现对其DR量的估计。

为了解决缺少历史响应数据支撑的用户DR量估计问题,部分文献采用已有响应数据的相似用户进行辅助估计。文献[13]提出基于高斯混合模型的DR估计模型,选取历史日中典型负荷曲线相似的用户数据用于高斯混合模型的训练,但是未明确价格信号与DR潜力间的关联。文献[14]提出用户DR潜力评估的数据迁移学习框架,实现基于源域用户数据的目标域用户的响应潜力估计,但未对DR发生日的响应时段和非响应时段进行划分,未实现对数据的充分利用。因此,本文旨在利用参加PBDR用户用电量以及未参加PBDR用户非峰/谷时段用电量信息,构建合适的模型结构,以解决上述的难题。

收稿日期:2023-07-28;修回日期:2023-08-20

在线出版日期:2023-08-28

基金项目:国家重点研发计划项目(2021YFB2401204)

Project supported by the National Key R&D Program of China(2021YFB2401204)

支持向量机回归 (support vector regression, SVR) 作为机器学习领域的重要算法, 在不同领域的参数估计、时间序列分析和预测中表现优异^[15]。SVR 基于结构风险最小化原则, 在小样本问题方面展现出独特的优势, 且具有良好的泛化能力^[16]。因此, 针对分时电价激励下, 未参加 PBDR 用户的潜在响应量量化估计问题, 本文提出一种基于 SVR 模型的居民用户用电 DR 估计方法。首先, 构建未参加 PBDR 用户的输入特征, 通过寻找已参加与未参加 PBDR 用户间用电行为的相似性, 为各未参加 PBDR 用户 DR 发生日的每个峰 / 谷时段选择合适的输入特征, 同时为应对 PBDR 发生时段和持续时间的不确定性, 将待估计时段表示为哑变量; 随后, 基于 SVR 模型建立输入输出之间的映射关系, 对各用户 DR 发生日每个峰 / 谷时段 PBDR 响应情况进行估计; 最后, 进一步计算用户用电的需求弹性指标, 实现用户对价格信号的敏感度的整体定量评估。实验分析表明, 本文所提基于 SVR 的模型相较于采用单一统计指标可以实现响应情况的精细化估计, 且估计效果优于基于相似日的方法。

1 基于 SVR 的居民用户用电 DR 估计

本文所提方法流程图如图 1 所示, 主要包括数据预处理、输入特征构建、模型构建和需求弹性估计 4 个步骤。

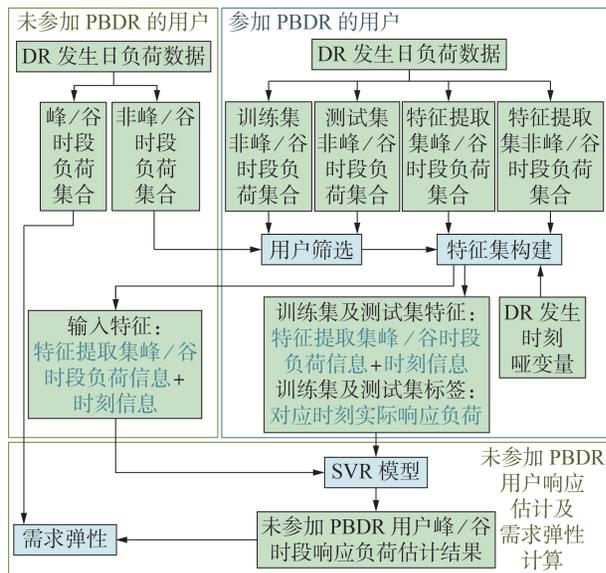


图1 所提方法流程图

Fig.1 Flowchart of proposed method

1.1 数据预处理

假设用户一天内量测点的个数为 T^m , 则用户 i 第 j 天的负荷量可表示为 $\mathbf{d}_{i,j} \in \mathbf{R}^{1 \times T^m}$, 其中 $j \in \Omega^E$, Ω^E 为 PBDR 发生日的集合。为避免幅值对用户相似性特征判断的影响, 首先对用户的负荷量进行归一化,

将其归一化至 $[0, 1]$ 区间:

$$\widehat{\mathbf{d}}_{i,j} = \frac{\mathbf{d}_{i,j}}{\max(\mathbf{d}_{i,j})} \quad (1)$$

式中: $\widehat{\mathbf{d}}_{i,j}$ 为归一化后的负荷量。

后续的步骤均依据归一化后的数据进行。由于无法得知未参加 PBDR 用户在电价信号下的实际响应量, 为评估所提估计方法的准确性, 模型的训练和测试均基于参加 PBDR 的用户数据。因此, 按照 50%、25%、25% 的总样本将参加 PBDR 的用户划分为特征构建集、训练集、测试集, 待模型训练完成后, 在测试集上进行估计准确度的评估, 并针对未参加 PBDR 用户进行响应量和需求弹性的估计。

1.2 输入特征选择

针对每个未参加 PBDR 的用户、训练集和测试集中参加 PBDR 的用户, 在每天各峰 / 谷时段分别构建输入特征集。由于用电曲线类似的用户很大程度上具有相似的生活习惯以及用电规律, 对电价信号会有类似的用电响应^[12], 因此本文根据非峰 / 谷电价期间用电量, 筛选出与目标用户用电规律较相似的参加 PBDR 的用户, 并将其峰 / 谷电价期间的用电量作为目标用户的部分输入特征^[17], 同时, 为应对 PBDR 发生的不同时段, 采用哑变量对 PBDR 发生时段进行标注。

以未参加 PBDR 用户为例, 对于用户 i , 其输入特征包括与其用电行为规律类似的特征构建集中 N 个用户在该时段的用电量, 以及由哑变量表示的峰 / 谷电价发生时段。设 c_j^b 为第 j 天非峰 / 谷时段构成的集合, c_j^e 为第 j 天峰 / 谷时段构成的集合。因此, 将 $\widehat{\mathbf{d}}_{i,j}$ 按照峰 / 谷电价时段进行划分, $\widehat{\mathbf{d}}_{i,j}^b \in \mathbf{R}^{1 \times |c_j^b|}$ 为非峰 / 谷电价时段的用电负荷集合, $\widehat{\mathbf{d}}_{i,j}^e \in \mathbf{R}^{1 \times |c_j^e|}$ 为峰 / 谷电价时段的用电负荷集合, 其中 $|c_j^b|$ 、 $|c_j^e|$ 为相应集合中的变量数。类似地, 对于特征构建集中参加 PBDR 的用户 k ($k=1, 2, \dots, N^{\text{PBDR}}$), 其在第 j 天的用电负荷曲线可以划分为非峰 / 谷电价时段的用电负荷集合 $\widehat{\mathbf{d}}_{k,j}^b \in \mathbf{R}^{1 \times |c_j^b|}$ 和峰 / 谷电价时段的用电负荷集合 $\widehat{\mathbf{d}}_{k,j}^e \in \mathbf{R}^{1 \times |c_j^e|}$, 其中 N^{PBDR} 为所有参加 PBDR 用户的总数。

特征筛选过程具体由以下几个步骤组成。

1) 对于 $k=1, 2, \dots, N^{\text{PBDR}}$, 分别计算 $f_{\text{dist}}(\widehat{\mathbf{d}}_{k,j}^b, \widehat{\mathbf{d}}_{i,j}^b)$,

其中 $f_{\text{dist}}(\cdot, \cdot)$ 表示距离的度量。本文通过对比多种距离度量方法的估计效果, 选择效果最好的一种用于衡量用户的用电相似性。

2) 返回 $f_{\text{dist}}(\widehat{\mathbf{d}}_{k,j}^b, \widehat{\mathbf{d}}_{i,j}^b)$ 较小的 N 个用户构成的集

合 $k_v(v=1, 2, \dots, N)$, 则 $\widehat{\mathbf{d}}_{k,j,t}^e(v=1, 2, \dots, N; t \in c_j^e)$ 即为用户在第 j 天 t 时段的部分输入特征。

3) 针对不同时段的响应量差异, 采用哑变量对 PBDR 发生时段进行标注, 并将对响应时段的估计转化为点估计, 以解决 PBDR 发生时段和持续时间不固定的难题。具体为: 将用户 i 第 j 天的哑变量记为 $\mathbf{p}_{i,j} \in \mathbf{R}^{1 \times m}$, 当 t 时段发生 PBDR 事件时, 哑变量中的元素 $p_{i,j,t} = 1$, 反之 $p_{i,j,t} = 0$ 。

4) $\mathbf{x}_{i,j,t} = \left\{ \widehat{\mathbf{d}}_{k,j,t}^e(v=1, 2, \dots, N), \mathbf{p}_{i,j} \right\}$ 即为用户 i 在第 j 天 t 时段的输入特征。

1.3 回归模型训练

本文采用基于径向基核函数的 SVR^[18] 进行负荷 DR 量的评估。模型的输出即为估计得到的用户 i 在第 $j(j \in \Omega^E)$ 天 $t(t \in c_j^e)$ 时段的响应量。根据上文得到的输入特征 $\mathbf{x}_{i,j,t}$, 将峰 / 谷电价时段参加 PBDR 用户的实际负荷值作为模型标签, 在训练集和测试集上进行 SVR 的训练与评估。其中 SVR 的训练过程可以表示为如下的优化问题:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{w}, b, \xi, \xi^*} & \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \sum_{i=1}^m \xi_i + C \sum_{i=1}^m \xi_i^* \\ \text{s.t.} & \mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i \\ & y_i - \mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ & \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \quad i=1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{w}, b, \xi, \xi^*$ 为决策变量; m 为样本数目; ξ_i, ξ_i^* 分别为 ξ, ξ^* 中的元素; \mathbf{x}_i, y_i 分别为输入特征和对应的标签值; C, ε 表示控制对预测误差的松弛程度; $\phi(\mathbf{x}_i)$ 表示对输入特征 \mathbf{x}_i 进行高维映射, 其对应的核函数可以表示为 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_k) = \phi^T(\mathbf{x}_i) \phi(\mathbf{x}_k)$ 。

1.4 需求弹性估计

在 SVR 训练结束后, 根据未参加 PBDR 用户的输入特征, 对电价信号下的用电需求进行估计, 并进行需求弹性的计算。对于未参加 PBDR 的用户 i , 其在第 j 天 t 时段的需求弹性 $E_{i,j,t}$ 可由如下公式进行计算:

$$E_{i,j,t} = \frac{\pi^{\text{flat}} (\widehat{L}_{i,j,t} - L_{i,j,t})}{L_{i,j,t} (\pi^{\text{ToU}} - \pi^{\text{flat}})} \quad (3)$$

式中: $\widehat{L}_{i,j,t}$ 为由训练后的 SVR 模型估计得到的电价激励下用户 i 在第 j 天 t 时段的用电量, $L_{i,j,t}$ 为其接受固定电价下的实际用电量, π^{flat} 为该用户实际接收的固定电价, π^{ToU} 为该时段对应的峰值或谷值电价。需要说明的是, 由于面向未参加 PBDR 的用户, 其在峰 / 谷时段的负荷量集合即为接受固定电价下的实际用电量。因此, 用户 i 的需求弹性 E_i 可以表示为:

$$E_i = \sum E_{i,j,t} / |E_{i,j,t}| \quad (4)$$

2 居民用户用电 DR 估计效果对比

下面选取平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE) 和均方根误差 (root mean square error, RMSE) 作为评判各种方法估计效果的依据^[19], 其值越小表示估计效果越好。并提出居民用户用电 DR 估计效果对比的 4 种方法。其中, 方法 1 和方法 2 均采用本文所提出的方法, 但针对 $f_{\text{dist}}(\widehat{\mathbf{d}}_{k,j}^b, \widehat{\mathbf{d}}_{i,j}^b)$ 采用不同的距离度量方法, 方法 3 和方法 4 均基于相似日法^[20], 具体分别如下。

1) 方法 1: 本文所提出的方法 + 欧氏距离。基于所提出的方法, 采用欧氏距离对 $f_{\text{dist}}(\widehat{\mathbf{d}}_{k,j}^b, \widehat{\mathbf{d}}_{i,j}^b)$ 进行度量, 即:

$$f_{\text{dist}}(\widehat{\mathbf{d}}_{k,j}^b, \widehat{\mathbf{d}}_{i,j}^b) = \sqrt{\sum_{h=1}^{c_j^b} (\widehat{d}_{k,j,h}^b - \widehat{d}_{i,j,h}^b)^2} \quad (5)$$

2) 方法 2: 本文所提出的方法 + 互相关系数。基于所提出的方法, 采用互相关系数 $M_{\text{cov}}(\cdot, \cdot)$ 对距离进行度量, 即:

$$M_{\text{cov}}(\widehat{\mathbf{d}}_{k,j}^b, \widehat{\mathbf{d}}_{i,j}^b) = \frac{\langle \widehat{\mathbf{d}}_{k,j}^b, \widehat{\mathbf{d}}_{i,j}^b \rangle}{\|\widehat{\mathbf{d}}_{k,j}^b\|_2 \|\widehat{\mathbf{d}}_{i,j}^b\|_2} \quad (6)$$

式中: $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示向量内积。因此 $f_{\text{dist}}(\widehat{\mathbf{d}}_{k,j}^b, \widehat{\mathbf{d}}_{i,j}^b)$ 可以表示为:

$$f_{\text{dist}}(\widehat{\mathbf{d}}_{k,j}^b, \widehat{\mathbf{d}}_{i,j}^b) = 1 - M_{\text{cov}}(\widehat{\mathbf{d}}_{k,j}^b, \widehat{\mathbf{d}}_{i,j}^b) \quad (7)$$

3) 方法 3: 对于用户 i , 获得欧氏距离下 $f_{\text{dist}}(\widehat{\mathbf{d}}_{k,j}^b, \widehat{\mathbf{d}}_{i,j}^b)$ 较小的 3 个参加 PBDR 的用户, 将其构成的集合 $\mathbf{k}_v(v=1, 2, 3)$ 作为返回量, 在第 j 天 t 时段的响应量 $\widehat{\mathbf{d}}_{k_v,j,t}^e(v=1, 2, 3; t \in c_j^e)$ 的平均值即为估计值, 即:

$$\widehat{L}_{i,j,t} = \left(\widehat{d}_{k_1,j,t}^e + \widehat{d}_{k_2,j,t}^e + \widehat{d}_{k_3,j,t}^e \right) / 3 \quad (8)$$

4) 方法 4: 基于文献[20]提出的方法, 对于估计用户 i 在第 j 天 t 时段的响应量, 根据该时段分时电价类型 (峰值 / 谷值), 采用相同电价类型相同时段下最近 3 d 的响应量的平均值作为该时段响应负荷的估计。值得注意的是, 由于未参加 PBDR 的用户没有接受电价信号, 因此该方法不适用于此类用户, 方法 4 仅用于对测试集参加 PBDR 用户响应量估计的比较。

3 算例分析

下面首先对所采用的数据进行描述,随后对所提特征筛选效果进行分析,其次基于由参加PBDR用户构成的测试集,进行各个估计方法的比较,并对特征选择个数进行分析。最后,针对未参加PBDR的用户,采用本文提出的估计方法得出其估计响应量,并与其基准负荷进行对比,从而计算出需求弹性。需注意的是,由于无法获得未参加PBDR用户关于电价的真实响应量,为定量进行方法的评估,本文基于由参加PBDR用户构成的测试集,计算估计响应量和真实响应量间的偏差,从而进行定量比较。

3.1 数据描述

本文的数据是基于Low Carbon London实验^[21]提供的每隔半小时记录一次的智能电表数据,因此全天共有48个量测点。按照接受电价的不同,Low Carbon London实验用户可以分为接受固定电价以及接受分时电价的用户。其中,固定电价为0.14228 £/(kW·h);分时电价分为峰、平、谷3个时段,分别取0.6720、0.1176、0.0399 £/(kW·h)。本文随机选取接受分时电价的251个用户,以及接受固定电价的100个用户2013年全年的用电量进行分析。则对于参加PBDR的用户,特征构建集包括125个用户,训练集和测试集各包括63个用户。各用户全年有2064个时段参与DR,因此训练集和测试集样本大小均为130032(63×2064),未参加PBDR用户样本大小为206400(100×2064)。

3.2 特征筛选效果分析

为直观展示所提特征筛选方法的有效性,在部分输入特征个数 $N=20$ 的情况下,选取未参加PBDR的任意一个用户,将其非峰/谷时段的用电行为与特征构建集中筛选得到的相应用户用电规律进行比较,以2013-07-25的结果为例,其结果如图2所示,选取其余3d的对比结果如附录A图A1所示,图中负荷为标么值,后同。可以看出,特征构建集中所筛选出来的用户用电行为与未参加PBDR用户具有较

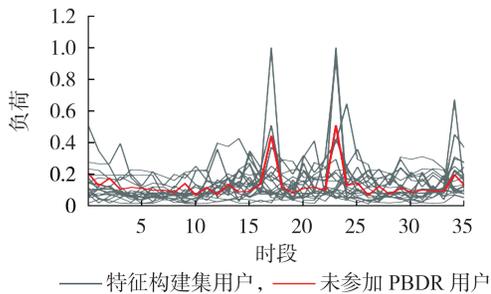


图2 未参加PBDR用户与特征构建集用户非峰/谷时段负荷比较

Fig.2 Comparison of load between non-PBDR customers and customers in feature construction set during non-peak/valley periods

大的相似性。图2中,未参加PBDR用户用电呈现出2个尖峰时段,筛选出来的用户可以很好地把握此用电规律。故本文所提方法可以对相似用户进行有效筛选。

此外,针对不同响应持续时间,将筛选得到的特征构建集中用户与构成测试集中任一参加PBDR用户用电响应情况进行对比,如图3所示。筛选得到用户响应情况与真实响应情况具有以下2类相似性:①用电水平相似,在图3(a)中,大部分特征构建集用户与目标用户在电价激励下用电水平几乎相同;②用电趋势相似,在图3(b)中,筛选得到的特征构建集用户与目标用户对电价具有类似的响应趋势,其中筛选出来的大部分用户在0—5时段用电量较小,随后快速上升。此外,附录A图A2展示了另外2种用电趋势的情况。可见图A2(a)中大部分特征构建集用户用电呈现锯齿状波动,图A2(b)中筛选出来的大部分用户也同样具有用电量下降趋势。

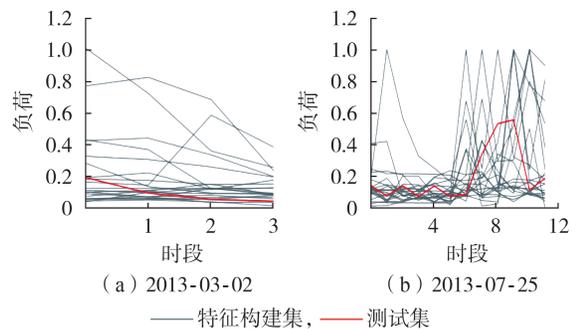


图3 测试集与特征构建集用户峰/谷时段负荷比较

Fig.3 Comparison of load between customers in test set and customers in feature construction set during peak/valley periods

此外,为进一步证明测试集中的用户与筛选得到特征构建集中用户在响应时段具有类似的用电规律,采用互相关系数(定义如式(6)所示)对用电曲线之间的相关性进行定量衡量,其直方图如图4所示。可以看出,相关系数的分布集中在[0.6, 1.0]之间,表明相关性较大。

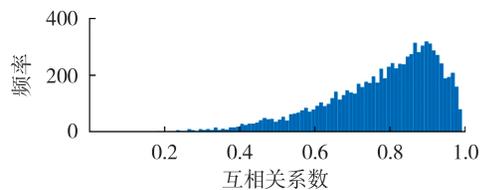


图4 测试集与特征构建集用户用电曲线间互相关系数分布直方图

Fig.4 Histogram of cross-correlation coefficient between load profiles of customers in test set and feature construction set

值得注意的是,本文仅基于非峰/谷时段筛选

得到特征构建集中用户,而在峰/谷电价发生时,筛选用户与目标用户具有类似的响应情况,证明了所提特征筛选方法的有效性。

3.3 用电响应估计准确性分析

第 2 章中 4 种方法在测试集上估计效果的评价指标如表 1 所示,表中方法 1 和方法 2 的部分输入特征个数 $N=20$ 。由表可见,方法 1 在 RMSE 和 MAPE 统计指标方面均优于方法 2,因此与互相关系数相比,欧氏距离更适合于评估用户曲线的相似性。此外,与基于相似日的方法 3 和方法 4 相比,方法 1 展现出更好的估计效果,表明所提基于回归模型的方法优于基于相似日的方法。

表 1 对测试集上 DR 估计准确度的比较

Table 1 Comparison of DR estimation accuracy on test set

评价指标	结果			
	方法 1	方法 2	方法 3	方法 4
MAPE / %	8.255	9.991	11.025	9.157
RMSE / kW	0.230	0.236	0.259	0.236

方法 1、方法 3 和方法 4 在峰值电价和谷值电价阶段的预测效果如表 2 所示。在 2013 年全年中,有 71 d 存在峰值电价阶段,96 d 存在谷值电价阶段。对于 3 种方法,谷值电价阶段的预测误差均大于峰值电价阶段。在峰值电价阶段,用户收到高电价信息,减少电器的使用,因此负荷的随机性减小,使得估计更为准确,而谷值电价阶段情况正好与之相反。在这 3 种方法中,方法 1 在峰值阶段和谷值阶段均取得最好的效果。

表 2 对测试集上峰/谷电价时段 DR 估计准确度的比较

Table 2 Comparison of DR estimation accuracy on test set during peak / valley price periods

评价指标	结果		
	方法 1	方法 3	方法 4
峰值电价阶段的 MAPE / %	8.040	10.640	8.658
峰值电价阶段的 RMSE / kW	0.200	0.240	0.212
谷值电价阶段的 MAPE / %	8.370	11.230	9.369
谷值电价阶段的 RMSE / kW	0.244	0.270	0.246

从测试集中随机选择用户的实际响应负荷与估计负荷情况进行对比,如图 5 所示,其分别展示了峰值电价阶段(橙色阴影部分)与谷值电价阶段(紫色阴影部分),PBDR 在不同起始与持续时间的负荷情况。将方法 1 与方法 3 进行对比,可以看出智能电表数据具有较大的波动性,其给准确估计造成困难,但方法 1 可实现负荷较为准确的估计。尽管采用方法 3 可实现对负荷变化趋势的把握,但是在负荷波动较大时,估计偏差较大。

3.4 特征个数 N 的选择

基于方法 1,对 N 取值为 20、50、80、110 这 4 种情

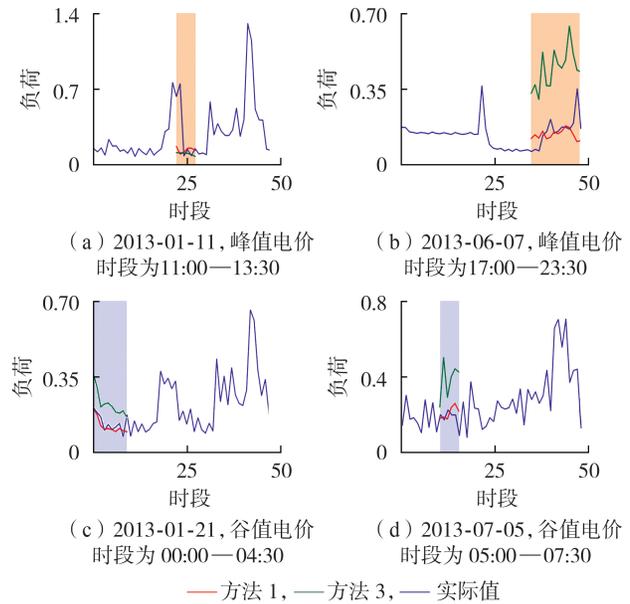


图 5 由方法 1、方法 3 估计响应负荷与测试集上实际响应负荷情况比较

Fig.5 Comparison between estimated response load by Approach 1 and Approach 3 and actual response load on test set

况进行实验,相应的评价指标如图 6 所示。由图可知,随着特征个数 N 的增大,训练集上 MAPE 与 RMSE 指标均下降,这表明估计效果更为准确,但是测试集上 MAPE 增大,这说明特征个数 N 的增大导致模型存在过拟合的问题。因此本文选取 $N=20$ 。值得注意的是,尽管当 $N=110$ 时,测试集 RMSE 达到最小,但其训练以及测试的总时间为 3 h 25 min,而当 $N=20$ 时,其训练以及测试的总时间为 1 h 16 min,因此综合考虑估计准确度和计算效率, $N=20$ 为更好的选择。

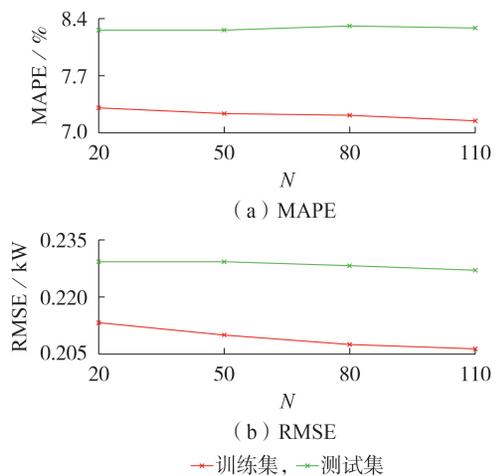


图 6 评价指标与特征提取特征个数间的关系

Fig.6 Relationship between evaluation metrics and number of extracted features

3.5 未参加 PBDR 用户需求弹性评估

根据式(4),对未参加 PBDR 用户的需求弹性进

行评估,其直方图如图7所示。从图中可以看出,大部分用户的需求弹性在 $[-1, 0]$ 之间,但也有部分用户需求弹性绝对值大于1,这表明该类用户用电需求的相对变化大于电价的相对变化,用户需求弹性较大,适合参加PBDR项目。因此,通过计算需求弹性指标,可以发现适合参加PBDR项目的用户。

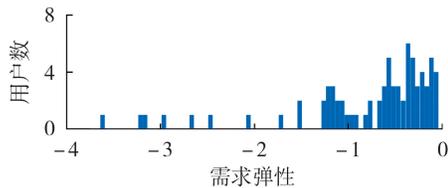


图7 需求弹性直方图

Fig.7 Histogram of demand elasticity

4 结论

本文提出一种分时电价下未参与DR的居民用户的用电响应量及需求弹性估计方法。该方法主要基于参加与未参加PBDR用户用电行为的相似性,通过SVR实现未参加PBDR用户的响应量化估计,并进行需求弹性系数的计算,实验结果表明:

1)采用欧氏距离进行用电曲线相似度的衡量可以有效筛选出用电行为相似的用户,从而获得更高的估计准确度,且根据MAPE和RMSE评价指标,所提方法优于相似日法,同时对于峰值时段响应的估计比谷值时段更为准确;

2)在进行响应量估计时,不合理的特征个数设置可能会导致模型过拟合,影响其在测试集上的表现效果,因此需要对特征个数进行合理选择,以兼顾估计准确度和计算效率;

3)未参加PBDR用户的需求弹性评估结果中,部分用户需求弹性绝对值大于1,该类用户用电需求对价格较为敏感,因此可以通过计算需求弹性,发现适合参加PBDR项目的用户。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

[1] 赵昊天,王彬,潘昭光,等. 支撑云-群-端协同调度的多能园区虚拟电厂:研发与应用[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(5): 111-121.
ZHAO Haotian, WANG Bin, PAN Zhaoguang, et al. Research and application of park-level multi-energy virtual power plants supporting cloud-cluster-end multi-level synergetic dispatch[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(5): 111-121.

[2] 尹逊虎,丁一,惠红勋,等. 初期现货市场上考虑用户响应行为的需求响应机制设计[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(23): 94-103.
YIN Xunhu, DING Yi, HUI Hongxun, et al. Design of demand response mechanism considering response behaviors of customers in initial electricity spot market[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(23): 94-103.

[3] 李志浩,赵波,林达,等. 面向配电网弹性提升的需求响应优化配置策略[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(7): 143-149.
LI Zhihao, ZHAO Bo, LIN Da, et al. Optimal allocation strategy of demand response for improving distribution network elasticity[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(7): 143-149.

[4] HAIDER H T, SEE O H, ELMENREICH W. A review of residential demand response of smart grid[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016, 59: 166-178.

[5] 李东东,王啸林,沈运帷,等. 考虑多重不确定性的含需求响应及电碳交易的虚拟电厂优化调度策略[J]. 电力自动化设备, 2023, 43(5): 210-217, 251.
LI Dongdong, WANG Xiaolin, SHEN Yunwei, et al. Optimal scheduling strategy of virtual power plant with demand response and electricity-carbon trading considering multiple uncertainties[J]. Electric Power Automation Equipment, 2023, 43(5): 210-217, 251.

[6] 黄开艺,艾芊,张宇帆,等. 基于能源细胞-组织架构的区域能源网需求响应研究挑战与展望[J]. 电网技术, 2019, 43(9): 3149-3160.
HUANG Kaiyi, AI Qian, ZHANG Yufan, et al. Challenges and prospects of regional energy network demand response based on energy cell-tissue architecture[J]. Power System Technology, 2019, 43(9): 3149-3160.

[7] WANG Y, CHEN Q, KANG C, et al. Clustering of electricity consumption behavior dynamics toward big data applications[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(5): 2437-2447.

[8] 朱宇超,王建学,曹晓宇. 中央空调负荷直接控制策略及其可调度潜力评估[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(5): 227-234.
ZHU Yuchao, WANG Jianxue, CAO Xiaoyu. Direct control strategy of central air-conditioning load and its schedulable potential evaluation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(5): 227-234.

[9] CHEN K, LIU H, GAO Y, et al. Potential assessment method of integrated demand response and its utilization in park operation[C]//2022 IEEE 5th International Electrical and Energy Conference (CIEEC). Nanjing, China: IEEE, 2022: 1545-1550.

[10] 陈宇扬,邵军杰,陈进举正,等. 考虑用电满意度与响应量期望的虚拟电厂需求响应交易模型[J]. 电力自动化设备, 2023, 43(5): 226-234.
CHEN Yuyang, SHAO Junjie, CHEN Jinzheng, et al. Demand response trading model of virtual power plant considering electricity consumption satisfaction degree and response quantity expectation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2023, 43(5): 226-234.

[11] 李亚平,姚建国,雍太有,等. 居民温控负荷聚合功率及响应潜力评估方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(19): 5519-5528, 5829.
LI Yaping, YAO Jianguo, YONG Taiyou, et al. Estimation approach to aggregated power and response potential of residential thermostatically controlled loads[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(19): 5519-5528, 5829.

[12] SUN M, WANG Y, TENG F, et al. Clustering-based residential baseline estimation: a probabilistic perspective[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(6): 6014-6028.

[13] 刘金朋,杨昊,吴澜,等. 基于高斯混合模型的居民聚合响应潜力多重置信评估[J]. 电力工程技术, 2023, 42(2): 20-28.
LIU Jinpeng, YANG Hao, WU Lan, et al. Evaluation of residential demand response potential under multiple confidence scenarios based on Gaussian mixture model[J]. Electric Power Engineering Technology, 2023, 42(2): 20-28.

[14] 孔祥玉,刘超,王成山,等. 基于深度子领域自适应的需求响应

- 潜力评估方法[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(16): 5786-5797, 6156.
- KONG Xiangyu, LIU Chao, WANG Chengshan, et al. Demand response potential assessment method based on deep subdomain adaptation network[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(16): 5786-5797, 6156.
- [15] SHARIFZADEH M, SIKINIOTI-LOCK A, SHAH N. Machine-learning methods for integrated renewable power generation: a comparative study of artificial neural networks, support vector regression, and Gaussian process regression[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2019, 108: 513-538.
- [16] CHERKASSKY V, MULIER F M. Learning from data: concepts, theory, and methods[M]. New York, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2007.
- [17] ZHANG Y, AI Q, LI Z. ADMM-based distributed response quantity estimation: a probabilistic perspective[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2020, 14(26): 6594-6602.
- [18] SMOLA A J, SCHÖLKOPF B. A tutorial on support vector regression[J]. Statistics and Computing, 2004, 14(3): 199-222.
- [19] 张宇帆, 艾芊, 林琳, 等. 基于深度长短时记忆网络的区域级超短期负荷预测方法[J]. 电网技术, 2019, 43(6): 1884-1892.
- ZHANG Yufan, AI Qian, LIN Lin, et al. A very short-term load forecasting method based on deep LSTM RNN at zone level[J]. Power System Technology, 2019, 43(6): 1884-1892.
- [20] COUGHLIN K, PIETTE M A, GOLDMAN C, et al. Statistical analysis of baseline load models for non-residential buildings[J]. Energy and Buildings, 2009, 41(4): 374-381.
- [21] SUN M, WANG Y, TENG F, et al. Clustering-based residential baseline estimation: a probabilistic perspective[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(6): 6014-6028.

作者简介:

李昭昱(1995—),女,博士研究生,主要研究方向为综合能源系统及虚拟电厂优化、人工智能在电力系统中的应用(**E-mail**: zhaoyuli72@sjtu.edu.cn);

艾芊(1969—),男,教授,博士,通信作者,主要研究方向为微电网、人工智能及其在电力系统中的应用(**E-mail**: aiqian@sjtu.edu.cn)。

(编辑 李玮)

Demand response estimation method of electricity consumption for residential customer under time of use price

LI Zhaoyu, AI Qian

(Key Laboratory of Control of Power Transmission and Conversion, Ministry of Education,

School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: In the process of organizing demand-side resources participating in demand response (DR), it is essential not only focusing on the management of the existing DR-engaged resources but also considering the potential analysis of potential incremental customers who have not participated in DR. In view of the price-based demand response (PBDR), paying attention to the key levels of the customer response quantity under the given price, the similarity of electricity consumption law between customers not participating and participating PBDR through support vector machine regression model is built. And the challenges associated with the varying initial and duration time of DR events, as well as the historical electricity consumption information of non-participating PBDR customers cannot reflect their DR characteristics are addressed, so that the quantitative estimation of electricity consumption response situation and demand elasticity for non-participating PBDR customers can be achieved under the presumption of applying price signals. The superiority of the proposed method is validated through experiments based on the actual smart meter data in London. The results demonstrate that the estimation performance of the proposed method is better than the method based on similar days, thereby providing a solid basis for the selection of customers.

Key words: demand response; time of use price; residential customer; demand elasticity; support vector regression

附录 A

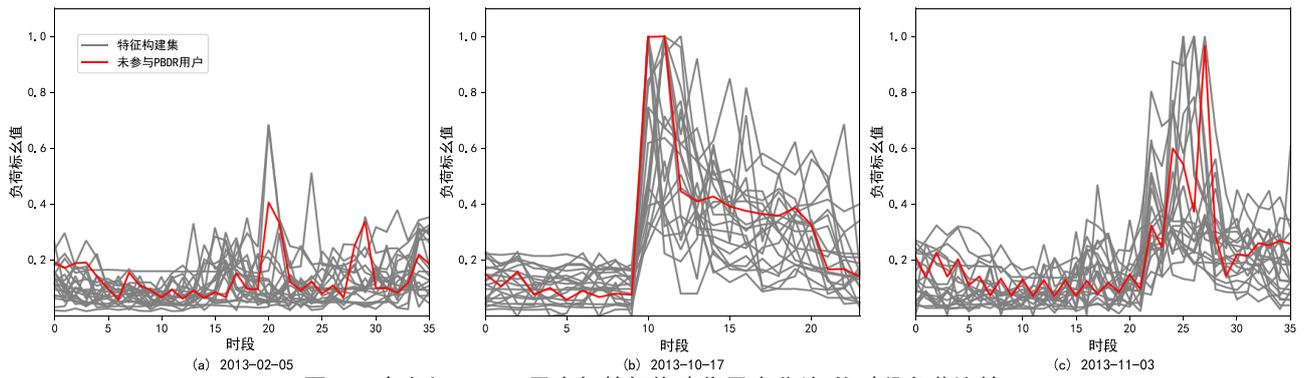


图 A1 未参加 PBDR 用户与特征构建集用户非峰/谷时段负荷比较

Fig.A1 Comparison of load between non-PBDR customers and customers in feature construction set during non-peak/valley periods

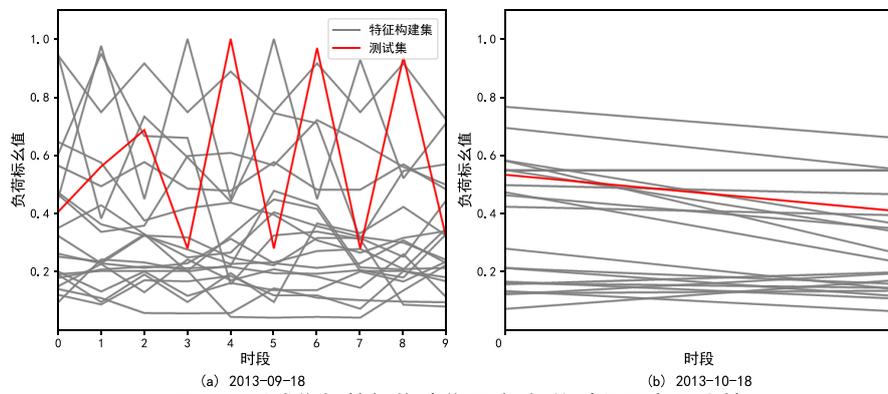


图 A2 测试集与特征构建集用户峰/谷时段用电量比较

Fig.A2 Comparison of load between customers in test set and customers in feature construction set during peak/valley periods