

DOI: 10.12158/j.2096-3203.2023.02.003

# 基于高斯混合模型的居民聚合响应潜力多重置信评估

刘金朋, 杨昊, 吴澜, 魏德林, 宋晓华  
(华北电力大学经济与管理学院, 北京 102206)

**摘要:**针对居民用电负荷与源端出力多变背景下传统电力系统运行灵活性不足的现实问题,需求响应可有效提高系统运行灵活性与安全经济效益,价值尤为凸显,而响应潜力的精细化评估是其重要基础支撑。文中提出一种在缺少历史响应数据支撑时基于高斯混合模型的聚合响应潜力评估方法。首先,通过家庭及相似日的两次聚类分析选取典型样本数据,强化数据的代表性;然后,引入高斯混合模型精准挖掘家庭用电行为的概率分布,形成单个家庭的响应潜力;最后,自下而上加权汇总,实现多重置信情景下聚合需求响应潜力的评估。实验分析表明该方法能够仅从历史用电数据中挖掘出小时级的居民需求响应潜力信息,充分反映用电负荷分布及响应潜力分布特征,并通过对比分析验证了两次聚类选取典型样本数据的有效性。

**关键词:**需求响应潜力;聚类分析;高斯混合模型;多重置信情景;Laplacian 评分法;近邻传播算法

中图分类号: TM714

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2023)02-0020-09

## 0 引言

双碳目标背景下,随着生活水平的提高与高比例可再生能源的接入,传统电力系统运行方式难以适应源荷双侧灵活性的提升<sup>[1]</sup>。需求响应通过电价或激励措施引导用户削峰填谷,充分挖掘需求侧资源的调度潜力<sup>[2]</sup>,可有效提升电力系统运行的灵活稳定性与安全经济效益<sup>[3]</sup>。

作为我国全社会用电的重要组成部分,居民用电量占比逐年上升,且峰谷差较大,响应潜力巨大。然而单个家庭响应容量小、弹性低,且响应效果受到用户主观意愿等多种因素影响,具有较高不确定性,难以满足实际调度需求<sup>[4-5]</sup>。因此,针对用户群体开展聚合需求响应潜力的量化评估是重要的基础性工作,能够为需求响应的精准实施与激励政策的科学制定提供理论支撑<sup>[6]</sup>。

目前,需求响应潜力评估的相关研究可分为综合评价型及统计分析型两大类。其中,综合评价型需求响应潜力评估通过构建调控潜力指标体系,从多角度分析用户参与负荷调控的价值。文献[7-8]从工业领域中电力检修、轮休、错时和避峰等实际业务需求出发,构建负荷控制潜力指标体系对用户的调控价值进行综合评估。文献[9]针对负荷聚合商削峰任务的分配问题,通过分析影响用户参与响应的因素建立模糊量化模型,对用户综合潜力进行评分并排序。在居民响应潜力评估方面,文献[10]从削峰填谷、最大可中断时间和负荷跟随能力、节

电潜力3个层面评估负荷可调度潜力。文献[11-12]以负荷、用电量、柔性负荷占比、用电习惯等指标建立响应潜力评估体系,对潜在用户进行分类。综上,综合评价型需求响应潜力评估能够考虑多因素影响,综合反映研究对象的负荷调控潜力,但其评估结果通常为潜力排序或基于调控属性的分类,对于需求响应实施效果的反映不够直观。

统计分析型需求响应潜力评估通过用户调研、统计计量等方法,在负荷水平或用电量维度开展响应潜力的量化评估。文献[13-14]基于电价信息和用电特征,通过电力需求-价格弹性系数与降负荷率量化用户的响应潜力。文献[15]基于人口普查、需求响应意愿问卷调查以及用能行为建模,量化了日本关东地区洗衣机、烘干机的响应潜力。上述研究仅对最大削峰量进行了长时间跨度下的估测,难以支撑居民侧需求响应的开展。在短时间跨度下响应潜力的精细化评估方面,文献[16]通过提取历史用电数据概率分布进行需求响应潜力评估,但模型拟合缺少数据筛选过程。文献[17-18]针对样本数据不全时的潜力分析问题分别建立模型,并基于小样本进行推演,但仍需实施数据的支撑。文献[19-21]通过构建热力学模型,以模拟仿真、优化求解方法评估温控负荷响应潜力,其中热力学模型参数设定较多,难以适用于更大规模的场景。综上,统计分析型需求响应潜力评估结果的呈现形式相较综合评价型更为直观,而在评价对象、方法思路等方面与综合评价型存在较大差异,同时对于数据的需求普遍较高。

针对目前我国居民侧需求响应开展较少、缺少

收稿日期: 2022-11-23; 修回日期: 2023-01-30

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(72074074)

大量实施数据支撑的现实情况,文中提出一种基于高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)的聚合需求响应潜力评估方法。首先,基于居民历史用电数据提取典型负荷曲线,通过家庭和相似日两次聚类选取典型用电数据样本;然后,引入 GMM 挖掘居民用电行为的概率分布,获取单个家庭的响应潜力;最后,通过加权汇总,实现多重置信情景下居民聚合响应潜力的评估。实验分析表明,所提模型可行有效,仅通过历史用电数据即可实现小时级响应潜力的量化,可从中同时挖掘出用电负荷与响应潜力的分布特征。

## 1 聚合响应潜力评估模型构建

需求响应潜力评估模型由基于两次聚类的典型样本选取模块、单个家庭响应潜力评估模块、聚合响应潜力评估模块构成,如图 1 所示。其中,近邻传播(affinity propagation, AP)聚类是一种基于近邻信息传播的聚类算法,基本思想为将全部数据点都当作潜在的聚类中心,数据点两两之间连线构成一个网络,通过网络中各条边的消息传递计算出各样本的聚类中心<sup>[22]</sup>。该算法能够基于参数自动确定合理的聚类数。

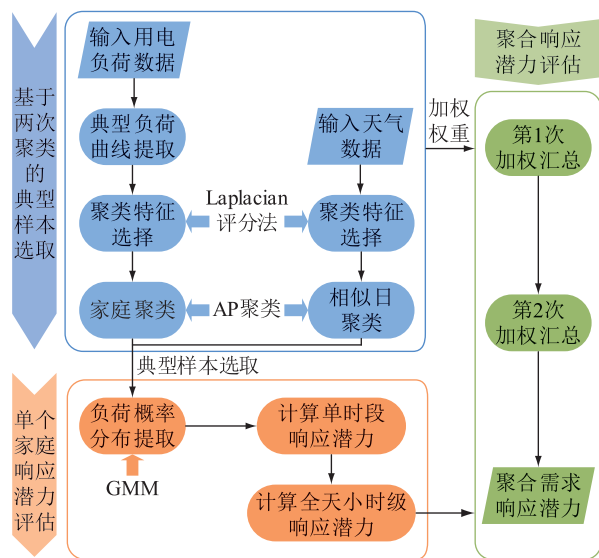


图 1 需求响应潜力评估模型流程

Fig.1 Process of demand response potential evaluation model

基于两次聚类的典型样本选取模块通过家庭和相似日两次聚类选取典型用电数据样本,其中家庭聚类基于历史用电负荷数据将家庭分类;相似日聚类基于响应日的天气预测数据,选取统计期内响应日的相似日;各家庭在相似日中的用电负荷即为典型样本数据。单个家庭响应潜力评估模块基

于提取的典型样本数据,引入 GMM 分析用电行为的概率分布,计算小时级个体响应潜力。聚合响应潜力评估模块通过两次加权汇总,对研究范围内全体家庭的需求响应潜力开展评估。

### 1.1 基于两次聚类的典型样本提取

在统计分析中,数据样本的代表性对于模型训练尤为重要。文中通过特征选择与聚类分析分别开展家庭类型与相似日聚类,并针对任一响应日,选取各类家庭在其历史相似日中的用电数据,确保数据的代表性并用于 GMM 的训练。

其中,特征选择能够保留区分度更高的特征并剔除冗余特征,从而达到减少特征个数,提高聚类精确度、减少运行时间的目的。当所用数据不含类别标签时,仅能采用无监督学习方法进行特征选择。文中选取无监督学习方法中经典的 Laplacian 评分法实现家庭聚类及相似日聚类特征集的提取,通过对训练集的样本特征进行评分并排序实现特征选择<sup>[23]</sup>。对于一个特征,在欧式距离较近的样本中该数值的变化越小,或在欧式距离较远的样本中该数值变化程度越大,其 Laplacian 评分越小,说明该特征表征样本间差异的效果越好。

文中结合 Laplacian 评分法与 AP 聚类算法,通过两次聚类自上而下选取典型样本数据,作为需求响应潜力评估模型的输入。

#### 1.1.1 家庭聚类模型

家庭聚类的基本流程如下。

(1) 基于历史负荷提取各家庭典型负荷曲线。

(2) 构建聚类特征候选指标集,采用 Laplacian 评分法对各指标打分,选取评分最小的  $l$  个特征分别构成聚类特征集 ( $l=2,3,\dots,8$ )。

(3) 引入 AP 聚类算法,针对各特征集分别开展聚类,并计算对应的戴维森堡丁指数(Davies-Bouldin index, DBI),选取指数最小的一组作为最终聚类结果。其中,DBI 指标为聚类有效性评价指标,其取值越小,表明聚类结果中同类内部越紧密,不同类分离越远,聚类效果越好。

在步骤(1)中,典型负荷曲线提取可对原始数据进行有效降维,提炼负荷数据总量水平及波动水平特征,为聚类特征选取及聚类分析奠定重要基础。传统的典型日负荷曲线选取方法是在一个特定时间段内(如一个季度或一年)选取 3~5 个最大负荷发生时间相同、最小负荷发生时间尽可能一致的代表性日负荷曲线作为典型日负荷曲线,具有较强的局限性和主观性<sup>[24]</sup>。为克服上述缺点,文中综合考虑全天中各时段的负荷变化,设计家庭典型负

荷曲线的提取方法如下。

(1) 收集统计时段各家庭 96 点用电负荷数据。

(2) 假设在统计期内,每一户家庭的 96 点负荷数据中各采样点负荷值均服从正态分布,计算每个采样点用电负荷的平均值  $\mu$  及标准差  $\sigma$ 。

(3) 分别选取各采样点中取值落在  $[\mu-\sigma, \mu+\sigma]$  区间内的数据点,取其算术平均值形成各家庭典型负荷曲线。

在步骤(2)中,为充分反映各家庭负荷曲线的差异,文中参考电力行业负荷特性指标,从用电水平和波动特性两方面分别反映负荷曲线特征,建立候选负荷聚类特征指标集如表 1 所示。

表 1 候选负荷聚类特征指标

Table 1 Candidate feature indexes of load clustering

指标类型	特征指标	定义
用电水平 指标	最大负荷	一天中负荷的最大值
	最小负荷	一天中负荷的最小值
	平均负荷	一天中负荷的平均值
	峰谷差	最大与最小负荷之差
波动特性 指标	负荷率	平均与最高负荷之比
	最小负荷率	最低与最高负荷之比
	峰谷差率	峰谷差与最高负荷之比
	峰荷时段	一天中的最大负荷时段

### 1.1.2 相似日聚类模型

相似日是指天气特征及日类型(工作日或周末)相似的日期。通过筛选出数个响应日的相似日,以历史相似日中的负荷数据作为对应家庭响应潜力评估的数据基础,可有效提高数据代表性。相似日聚类的基本流程如下。

(1) 构建聚类特征候选指标集,采用 Laplacian 评分法对各指标打分,选取评分最小的  $m$  个特征分别构成聚类特征集( $m=2,3,\dots,7$ );

(2) 引入 AP 聚类算法,针对各特征集分别开展聚类,并计算对应的 DBI 指标,选取指标数最小的一组作为最终聚类结果。

在步骤(1)中,文中综合考虑相似日聚类中所需各类天气数据的获取难易度,选取最高气温、最低气温、平均气温、相对湿度、风速、降雨强度 6 个天气特征指标,与日类型构成候选相似日聚类特征指标集。

## 1.2 基于 GMM 的多重置信情景聚合响应潜力评估模型

GMM 是将一个事物分解为若干个高斯概率密度函数加权之和的模型,可通过期望最大算法实现对无标记数据的无监督学习<sup>[25]</sup>。其数学表达式为:

$$p(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^n w_k g(\mathbf{x} | \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\sigma}_k) \quad (1)$$

式中: $p(\mathbf{x})$ 为总概率密度; $n$ 为高斯概率密度函数分量的总数; $\mathbf{x}$ 为  $T$  维向量; $g(\mathbf{x} | \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\sigma}_k)$ 为第  $k$  个  $T$  维单峰高斯概率密度函数分量; $w_k$ 为各分量的权重; $\boldsymbol{\mu}_k$ 为均值向量; $\boldsymbol{\sigma}_k$ 为协方差矩阵,其分布函数记为  $F(\mathbf{x})$ 。

文中通过 GMM 评估居民聚合响应潜力,步骤如下。

(1) 确定调控响应日。

(2) 基于家庭聚类模型,输入响应日前 30 d 内的家庭用电负荷数据,将家庭分为  $n$  类,记为  $C_1, C_2, \dots, C_i, \dots, C_n$ 。

(3) 基于相似日聚类模型,确定响应日前 30 d 内的相似日,并读取对应日期各典型家庭的用电负荷向量  $L_{ij}$ 。其中, $i$ 为家庭类型; $j$ 为类内编号。

(4) 计算每个家庭在各相似日中  $L_{ij}$  的均值作为负荷削减的参考基准,记作  $R_{ij}$ 。

(5) 引入 GMM,以 1 h 为间隔,基于每个家庭的  $L_{ij}$  计算其在该时段用电负荷的分布函数  $F(L_{ij})$ ,实现负荷采样值的概率密度化。

(6) 定义在受到需求响应激励后的 1 h 时段中,家庭用电负荷相较历史平均水平的削减量为  $E$ ,削减量不少于参数  $E$  的概率为  $P(E)$ ,根据分布函数定义,有  $P(E) = F(R_{ij} - E)$ ,即  $P(E)$  是关于  $E$  的函数。

(7) 绘制  $P(E)-E$  曲线图,形成该时段家庭负荷削减量的概率分布情况。

(8) 在时域上扩展,分别对 24 个时段开展负荷削减量概率分布评估,绘制不同置信区间下各家庭的  $E-t$  图,记为  $E_{ij}(t)$ ,实现单个家庭的响应潜力评估。

(9) 通过 2 层自下而上加权汇总,实现聚合需求响应潜力的评估。第 1 层汇总以平均负荷为权重,对各家庭的响应潜力进行类内加权平均,形成各类家庭的户均响应潜力,即:

$$E_i(t) = \sum_j R_{ij} E_{ij}(t) / \sum_j R_{ij} \quad (2)$$

第 2 层汇总基于各类家庭户均响应潜力,以各类家庭的用户数量为权重,汇总形成聚合需求响应潜力,即:

$$E(t) = \sum_i N_i E_i(t) \quad (3)$$

式中: $N_i$ 为第  $i$  类家庭的数量。

## 2 实验分析

为验证文中所建立聚合响应潜力评估模型的

可行性,使用来自美国 UMass 调查中麻省 114 户家庭的 96 点智能电表负荷数据开展实验分析。除负荷数据外,数据集同时包含气温、相对湿度、风速、降雨强度等天气数据,时间跨度覆盖全年。文中以 2015 年 8 月 31 日为响应日,对应 2015 年 8 月 1 日—2015 年 8 月 30 日为家庭、相似日聚类的统计期。

## 2.1 家庭聚类

提取 114 户家庭典型负荷曲线如图 2 所示。

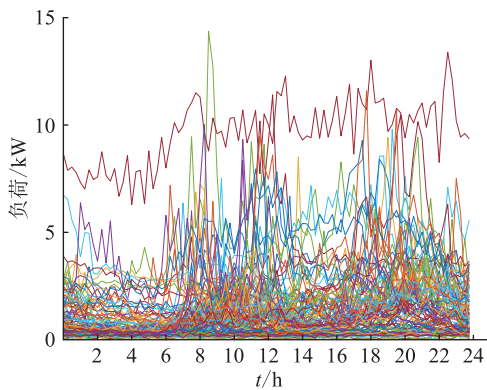


图 2 114 户家庭典型负荷曲线

Fig.2 Typical load curves of 114 households

由图 2 可知,一方面,文中提出的典型负荷曲线提取方法较好地保留了在 15 min 级的采样间隔下负荷的波动特性;另一方面,114 户家庭的 8 月典型负荷曲线无论从总量水平还是波动水平方面均呈现出较大差异。

进一步基于已提取的 114 户家庭典型负荷曲线,计算候选负荷聚类特征指标集,经标准化处理后引入 Laplacian 评分法对 8 个特征指标进行评分,评分结果如表 2 所示。

表 2 家庭聚类特征评分

Table 2 Scoring of household clustering features

特征指标	Laplacian 评分	特征指标	Laplacian 评分
最大负荷	0.031 4	最小负荷率	0.346 9
最小负荷	0.486 3	峰谷差	0.029 2
平均负荷	0.215 3	峰谷差率	0.406 3
负荷率	0.295 1	峰荷时段	0.129 7

选取评分最小的  $l$  个特征 ( $l=2,3,\dots,8$ ) 构成聚类特征集,引入 AP 聚类算法实现家庭分类,并计算各特征组合的 DBI 指标,如表 3 所示。

选取指标最优的一组作为聚类结果,如图 3 所示。其中, I 类家庭包含 8 个家庭, II 类家庭包含 27 个家庭, III 类家庭包含 5 个家庭, IV 类家庭包含 25 个家庭, V 类家庭包含 19 个家庭。此时聚类特征集包含峰谷差、最大负荷、峰荷时段 3 个特征。

表 3 家庭聚类特征集 DBI 指标

Table 3 DBI index of household clustering feature sets

$l$	DBI 指标	$l$	DBI 指标
2	1.152 3	6	1.529 2
3	0.732 6	7	2.406 3
4	0.943 5	8	3.429 7
5	1.146 9		

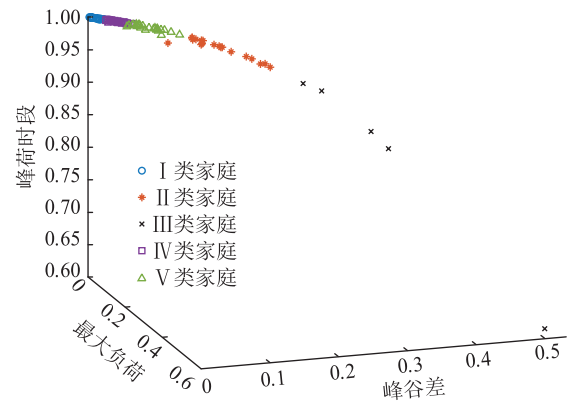


图 3 家庭聚类特征分布

Fig.3 Distribution of household clustering features

基于家庭聚类结果,每类家庭经标准化后的典型负荷曲线分布情况如图 4 所示。

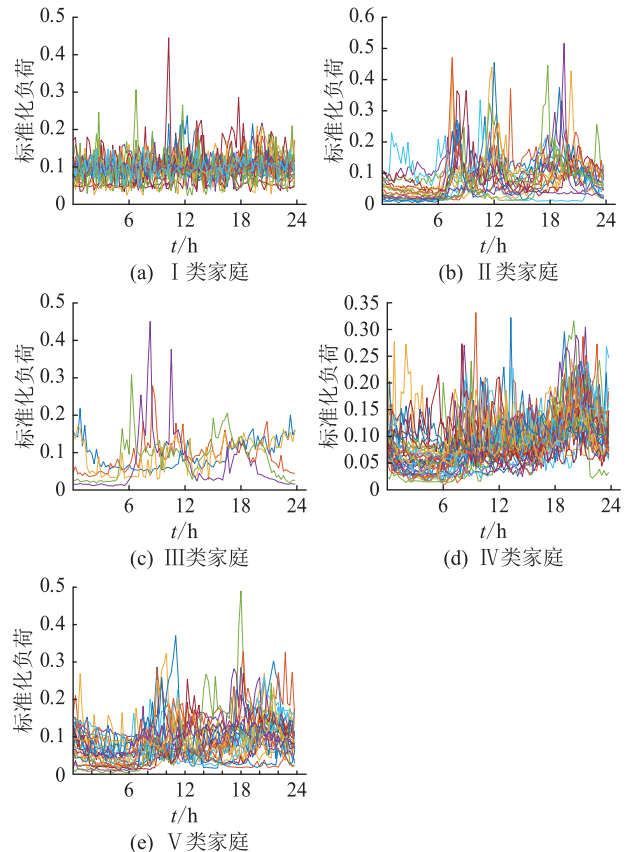


图 4 5 类家庭标准化典型负荷曲线分布

Fig.4 Distribution of standardized typical load curves for five types of households

由图 4 可知,各类家庭的用电负荷呈现出较明显的差异,其中 I 类家庭全天用电负荷较为平稳; II 类家庭呈现出早、中、晚三个用电高峰时段; III 类家庭呈现出早上和下午两个用电高峰; IV 类家庭呈现出中午和晚上两个用电高峰,其中晚高峰平均峰值显著高于午高峰; V 类家庭呈现出中午和晚上两个用电高峰,二者平均峰值无明显差异。

## 2.2 相似日聚类

基于数据集中 2015 年 8 月 1 日—2015 年 8 月 31 日的天气数据,提取相似日聚类特征指标集,经标准化处理后引入 Laplacian 评分法对 7 个特征指标进行评分,评分结果如表 4 所示。

表 4 相似日聚类特征评分

Table 4 Scoring of similar day clustering features

特征指标	Laplacian 评分	特征指标	Laplacian 评分
最高气温	0.165 1	风速	0.336 4
最低气温	0.117 0	降雨强度	0.869 7
平均气温	0.965 4	日类型	0.947 8
相对湿度	0.914 4		

选取评分最小的  $m$  个特征 ( $m=2,3,\dots,7$ ) 构成聚类特征集,引入 AP 聚类算法实现相似日聚类,并计算各特征组合的 DBI 指标,如表 5 所示。

表 5 相似日聚类特征集 DBI 指标

Table 5 DBI index of similar day clustering feature sets

$m$	DBI 指标	$m$	DBI 指标
2	1.325 8	5	1.778 3
3	1.110 3	6	2.157 6
4	1.237 5	7	2.435 2

选取指标最优的一组作为聚类结果,如图 5 所示。图 5 中,8 月总计 31 d 被分为 3 类,日类型 I、II、III 分别包含 15、13、3 个日期,其中 8 月 31 日位于第 I 类,共 14 个相似日。此时聚类特征集包含最低气温、最高气温、风速 3 个特征标值。

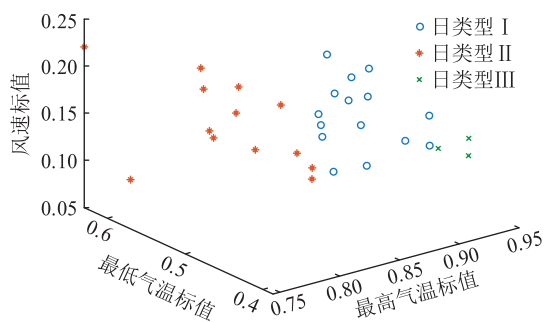


图 5 相似日聚类特征分布

Fig.5 Distribution of similar day clustering features

## 2.3 需求响应潜力评估

### 2.3.1 个体需求响应潜力评估

基于家庭在响应日各相似日中的用电负荷,计算每个家庭在各相似日中的负荷均值  $R_{ij}$ ,并引入 GMM 开展响应潜力评估,以 1 h 为间隔计算每个家庭的用电负荷分布函数  $F(L_{ij})$ 。以 I 类某家庭时段 1(00:00—01:00)为例,其用电负荷分布函数如图 6 所示。

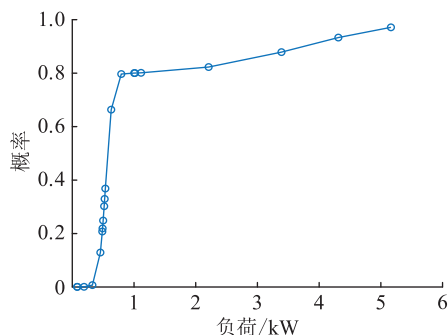


图 6 I 类家庭某样本时段 1 用电负荷分布函数

Fig.6 Cumulative distribution function power load in period 1 of a sample of type I household

进一步计算该时段中负荷削减量大于等于  $E$  的对应概率  $P(E)$ ,绘制  $P(E)-E$  曲线图,形成该时段家庭负荷削减量如图 7 所示。

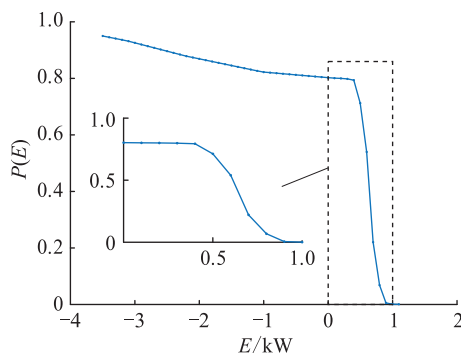


图 7 I 类某家庭时段 1 负荷削减量

Fig.7 Demand response load reduction in period 1 of a type I household

由图 7 可知, I 类某家庭在时段 1(00:00—01:00)中,随负荷削减量增加,相应概率逐渐下降,在负荷削减量 0.4 kW 附近下降率大幅上升。负荷削减量大于等于 -3 kW 的概率(即负荷增加量不超过 3 kW 的概率)约为 0.93;负荷削减量大于等于 0 kW 的概率约为 0.80;削减量大于等于 0.5 kW 的概率降至 0.71;削减量大于等于 0.7 kW 的概率仅为 0.22;在削减量达到 0.9 kW 时相应概率几乎降为 0。

进一步将模型在时域上扩展,分别对 24 个时段开展响应潜力评估,绘制 80%、70%、50%置信水平下各家庭的响应潜力负荷削减量-时段图,见图 8。

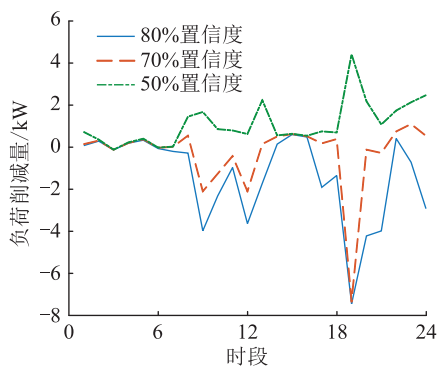


图8 I类某家庭全时段负荷削减量

Fig.8 Demand response load reduction in all periods of a sample of type I household

由图8可知,在不同时段和不同置信度水平下,该家庭的负荷削减量呈现出较大差异。负荷削减量在两个信度水平下的差值越大,表示在相应分布函数概率区间上的负荷分布越稀疏,反之则表示分布越紧密。在第2—7、15、16时段中,三个置信度水平下的负荷削减量近似相等,表明该家庭在数个相似日中相应时段的用电负荷分布较为集中,用电行为较为固定,较难因需求响应的激励而改变,因此响应潜力较小;在第8—13、19—24时段中,三个置信度水平下的负荷削减量浮动较大,表明该家庭在数个相似日中相应时段的用电负荷分布较为分散,用电行为相对随机,因需求响应的激励而改变的可能性增加,因此响应潜力更大。

### 2.3.2 聚合需求响应潜力评估

进一步以平均负荷为权重,对各家庭的负荷削减量进行类内加权平均,汇总形成各家庭类型户均负荷削减量,如图9所示。

由图9对2015年8月31日各类家庭户均负荷削减量的评估可知,各类家庭响应潜力集中时段的数量、分布及潜力大小有所差异。

(1) I类家庭共出现3个较为明显的响应潜力集中时段,第1次在第6—11时段,于第9时段达到峰值;第2次在第11—16时段,于第13时段达到峰值;第3次在第18—23时段,于第22时段达到峰值。

(2) II类家庭共出现2个较为明显的响应潜力集中时段,第1次在第12—14时段,于第13时段达到峰值;第2次在第14—17时段,于第15时段达到峰值。响应潜力波动较I类家庭偏小。

(3) III类家庭共出现2个较为明显的响应潜力集中时段,第1次在第3—16时段,于第10时段达到峰值;第2次在第17—23时段,于第18时段达到峰值。响应潜力波动时间跨度相较I、II类家庭较大。

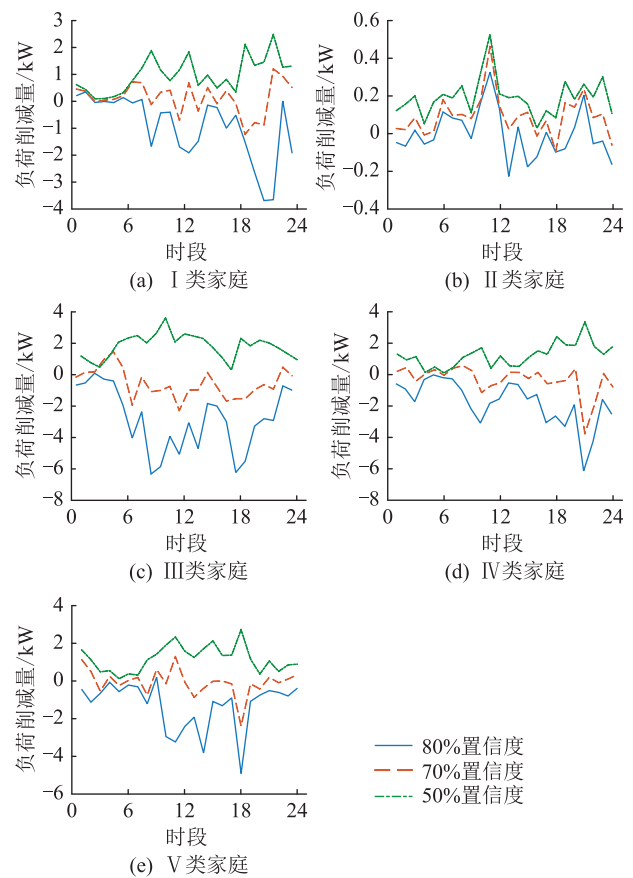


图9 各类家庭户均负荷削减量

Fig.9 Demand response load reduction per household of all types of households

(4) IV类家庭共出现2个较为明显的响应潜力集中时段,第1次在第6—13时段,于第10时段达到峰值;第2次在第14—23时段,于第21时段达到峰值。

(5) V类家庭共出现2个较为明显的响应潜力集中时段,第1次在第9—16时段,于第11时段达到峰值;第2次在第17—20时段,于第18时段达到峰值。

进一步基于各类家庭单位用户响应潜力,以各类家庭的用户数量为权重,汇总形成114户家庭需求响应潜力,如图10所示。

由图10可知,50%置信度下114户家庭的各时段负荷削减量均为正值,70%置信度下在0 kW附近波动,表明114户家庭的平均负荷高于大部分负荷采样点,大量用电负荷集中在较低水平,峰谷差明显。从响应潜力水平来看,114户家庭响应潜力中共出现2次较为明显的响应潜力集中时段,第1次在第6—15时段,于第10时段达到峰值;第2次在第16—23时段,于第21时段达到峰值。因此最适合在该2个时段内采取峰谷电价、激励政策等需求响应措施,引导用户改变用电行为,实现用电负荷

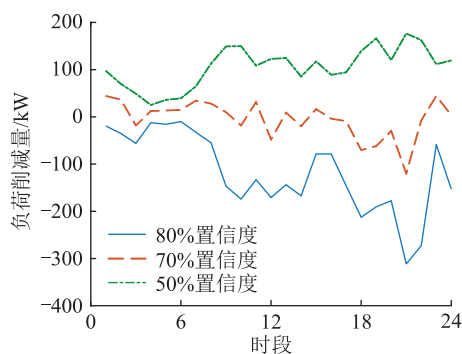


图 10 114 户家庭需求响应潜力

Fig.10 Demand response potential of 114 households

的移峰填谷。

### 2.3.3 典型样本选取对结果代表性影响分析

为验证基于两次聚类的典型样本数据选取对评估结果可靠性及灵敏度的提升,以 2015 年 9 月 1 日为潜力评估日,分别采用有、无典型样本选取的方式开展响应潜力评估,并与 2015 年 8 月 31 日评估结果对比,两日特征对比见表 6,对比结果见图 11。

表 6 日特征指标对比

Table 6 Comparison of day features

指标名称	8月31日	9月1日
最高气温/°C	31.49	25.96
最低气温/°C	19.17	11.14
平均气温/°C	25.01	18.66
相对湿度/%	73	72
气压/hPa	1 016.29	1 021.23
风速/(m·s <sup>-1</sup> )	4.27	3.96
降雨强度/(mm·h <sup>-1</sup> )	0.02	0
日类型	工作日	工作日

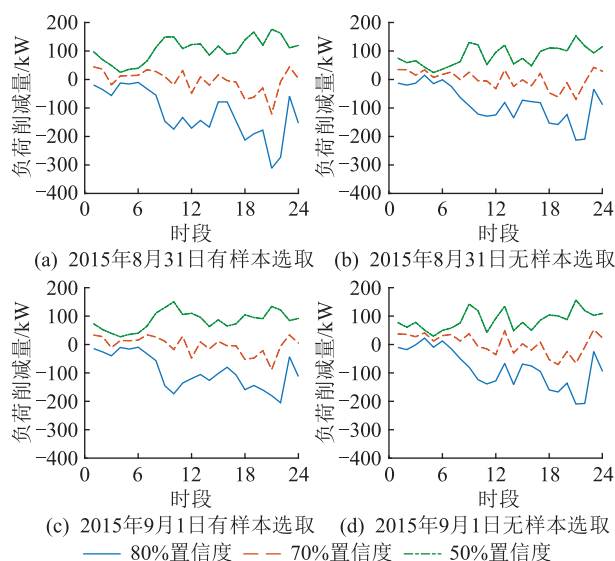


图 11 有、无典型样本选取过程的聚合响应潜力对比

Fig.11 Comparison of aggregate demand response potential with/without typical sample selection process

由图 11 可知,有、无典型样本数据筛选下的响应潜力变化趋势大致相同,均有 2 个较为明显的响应潜力集中时段。如图 11(b)、(d)所示无样本选取组在两日的响应潜力差异不显著,主要原因是 2 组的评估样本分别为 2015 年 8 月 1 日—2015 年 8 月 30 日、2015 年 8 月 2 日—2015 年 8 月 31 日,样本重合度较高,且潜力评估日的特征与样本间未产生有效关联;如图 11(a)、(c)所示有样本选取组在两日的响应潜力差异较为显著,在两日湿度相近的情况下,气温更高的 2015 年 8 月 31 日受降温负荷提高的影响,中午到晚上时段的响应潜力更大,符合常规认知,表明典型数据的选取提高了评估结果的可靠性和灵敏度。

### 3 结论

针对目前我国居民侧需求响应开展较少、缺少大量实施数据支撑的现实情况,文中提出一种基于 GMM 的需求响应潜力评估方法,能够仅从历史用电数据中挖掘出小时级居民需求响应潜力信息。以美国 UMass 调查中麻省 114 户家庭的 96 点智能电表负荷数据开展的实验分析表明:

- (1) 所提模型可行有效,仅通过历史用电数据即可实现小时级响应潜力的量化;
- (2) 基于两次聚类自上而下地选取典型样本提升了数据的代表性,有效提高了评估结果的可靠性和灵敏度;
- (3) 多重置信情景丰富了潜力评估的信息维度,可从中同时挖掘出用电负荷与响应潜力的分布特征。

未来,随着智能电网建设及云计算等技术的发展,基于文中思路改进的需求响应潜力评估方法可结合先进测量、通信、计算技术,在更大规模场景中挖掘出精细化居民需求响应潜力信息,减少响应实施的不确定性,为需求响应的精准实施提供支撑。

#### 参考文献:

[1] 顾默,董树锋,张舒鹏,等. 家庭集聚需求侧响应策略分析[J]. 电力工程技术,2022,41(4):100-107.  
 GU Mo, DONG Shufeng, ZHANG Shupeng, et al. A strategy for demand response based on family agglomeration[J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(4): 100-107.

[2] 段秦刚,陈永椿,王一,等. 电力现货市场下激励型需求响应交易机制及出清模型[J]. 电力建设,2021,42(6):145-156.  
 DUAN Qingang, CHEN Yongchun, WANG Yi, et al. Trading mechanism and clearing model of incentive demand response in electricity spot market[J]. Electric Power Construction, 2021, 42(6): 145-156.

[3] 李扬,严强,樊友杰,等. 基于优先级队列的居民需求响应策

- 略自趋优方法[J]. 电力工程技术, 2022, 41(4): 169-176.
- LI Yang, YAN Qiang, FAN Youjie, et al. Self-optimization method of resident demand response strategy based on priority queue[J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(4): 169-176.
- [4] 罗纯坚, 李姚旺, 许汉平, 等. 需求响应不确定性对日前优化调度的影响分析[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(5): 22-29.
- LUO Chunjian, LI Yaowang, XU Hanping, et al. Influence of demand response uncertainty on day-ahead optimization dispatching[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(5): 22-29.
- [5] 黄文轩, 刘道兵, 李世春, 等. 双碳目标下含 P2G 与需求响应的综合能源系统双层优化[J/OL]. 电测与仪表: 1-11 [2022-11-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.202201-24.0834.002.html>.
- HUANG Wenxuan, LIU Daobing, LI Shichun, et al. Two-level optimization of integrated energy system with P2G and demand response under dual carbon objective[J/OL]. Electrical Measurement & Instrumentation; 1-11 [2022-11-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20220124.0834.002.html>.
- [6] 胡江溢, 郑涛, 金玉龙, 等. 计及用户决策不确定性与调频备用需求的空调负荷聚合策略[J]. 电网技术, 2022, 46(9): 3534-3542.
- HU Jiangyi, ZHENG Tao, JIN Yulong, et al. An aggregation strategy of air conditioning loads considering uncertainty of customer behavior and frequency regulation demand[J]. Power System Technology, 2022, 46(9): 3534-3542.
- [7] 陈逸涵, 李扬, 沈运帷. 基于负荷控制潜力量化模型的工业用户群体画像方法[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(8): 208-216.
- CHEN Yihan, LI Yang, SHEN Yunwei. Industrial customer group portrait method based on potential quantization model of load control[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(8): 208-216.
- [8] 徐青山, 丁一帆, 颜庆国, 等. 大用户负荷调控潜力及价值评估研究[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(23): 6791-6800, 7070.
- XU Qingshan, DING Yifan, YAN Qingguo, et al. Research on evaluation of scheduling potentials and values on large consumers[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(23): 6791-6800, 7070.
- [9] 刘国辉, 赵佳, 孙毅. 基于模糊优化集对分析理论的需求响应潜力评估[J]. 电力需求侧管理, 2018, 20(6): 1-5.
- LIU Guohui, ZHAO Jia, SUN Yi. Potential evaluation of demand response based on fuzzy optimization of set pair analysis[J]. Power Demand Side Management, 2018, 20(6): 1-5.
- [10] 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.
- [11] WANG Y L, LI F, YANG J L, et al. Demand response evaluation of RIES based on improved matter-element extension model[J]. Energy, 2020, 212: 118121.
- [12] TANG Hong, WANG Shengwei. Energy flexibility quantification of grid-responsive buildings: energy flexibility index and assessment of their effectiveness for applications[J]. Energy, 2021, 221: 119756.
- [13] 李章允, 王钢, 丁茂生, 等. 考虑负荷用电统计特性的需求响应潜力评估[J]. 中国科技论文, 2017, 12(5): 529-536.
- LI Zhangyun, WANG Gang, DING Maosheng, et al. Demand response potential quantitative evaluation considering load statistical characteristics[J]. China Sciencepaper, 2017, 12(5): 529-536.
- [14] 刘迪, 孙毅, 李彬, 等. 计及调节弹性差异化的产消群价格型需求响应机制[J]. 电网技术, 2020, 44(6): 2062-2070.
- LIU Di, SUN Yi, LI Bin, et al. Price-based demand response mechanism of prosumer groups considering adjusting elasticity differentiation[J]. Power System Technology, 2020, 44(6): 2062-2070.
- [15] YAMAGUCHI Y, CHEN C F, SHIMODA Y, et al. An integrated approach of estimating demand response flexibility of domestic laundry appliances based on household heterogeneity and activities[J]. Energy Policy, 2020, 142: 111467.
- [16] BAI Y, ZHONG H W, XIA Q. Real-time demand response potential evaluation: a smart meter driven method[C]//2016 IEEE Power and Energy Society General Meeting (PESGM). Boston, MA. IEEE, 2016: 1-5.
- [17] 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.
- [18] 王蓓蓓, 胥鹏, 王宣元, 等. 需求响应分布鲁棒建模及其大规模潜力推演方法[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(3): 33-41.
- WANG Beibei, XU Peng, WANG Xuanyuan, et al. Distributionally robust modeling of demand response and its large-scale potential deduction method[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(3): 33-41.
- [19] 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.
- [20] 杨秀, 傅广努, 刘方, 等. 考虑多重因素的空负荷聚合响应潜力评估及控制策略研究[J]. 电网技术, 2022, 46(2): 699-714.



- YANG Xiu, FU Guangnu, LIU Fang, et al. Potential evaluation and control strategy of air conditioning load aggregation response considering multiple factors[J]. Power System Technology, 2022, 46(2): 699-714.
- [21] 张晓东, 艾欣, 潘玺安. 考虑用户可调度潜力的负荷聚合商优化调度策略[J/OL]. 华北电力大学学报(自然科学版): 1-16 [2022-11-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.12-12.TM.20210811.1138.002.html>.
- ZHANG Xiaodong, AI Xin, PAN Xi'an. Optimal scheduling strategy of load aggregators considering user's scheduling potential[J/OL]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition): 1-16 [2022-11-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1212.TM.20210811.1138.002.html>.
- [22] LIU B, ZHANG F, LI X, et al. Power load identification based on long-and-short-term memory network and affinity propagation clustering algorithm[J]. Energy Reports, 2022, 8: 1137-1144.
- [23] 胡敏杰, 林耀进, 王晨曦, 等. 基于拉普拉斯评分的多标记特征选择算法[J]. 计算机应用, 2018, 38(11): 3167-3174.
- HU Minjie, LIN Yaojin, WANG Chenxi, et al. Multi-label feature selection algorithm based on Laplacian score[J]. Journal of Computer Applications, 2018, 38(11): 3167-3174.
- [24] 白雅玲, 周亚同, 刘君. 基于深度卷积嵌入聚类的日负荷曲线聚类分析[J]. 电网技术, 2022, 46(6): 2104-2113.
- BAI Yaling, ZHOU Yatong, LIU Jun. Clustering analysis of daily load curve based on deep convolution embedding clustering[J]. Power System Technology, 2022, 46(6): 2104-2113.
- [25] 李婧. 基于 GMM 的 EM 优化算法的应用与研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2018.
- LI Jing. Research and application of EM optimization algorithm based on GMM [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2018.

作者简介:



刘金朋

刘金朋(1987),男,博士,副教授,研究方向为能源电力供需系统分析、电力负荷与资源调控优化(E-mail:hbdlj@163.com);

杨昊(1997),男,硕士在读,研究方向为电力负荷与资源调控优化;

吴澜(1999),女,硕士在读,研究方向为配电网灵活资源运行优化。

### Evaluation of residential demand response potential under multiple confidence scenarios based on Gaussian mixture model

LIU Jinpeng, YANG Hao, WU Lan, WEI Delin, SONG Xiaohua

(School of Economics and Management, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

**Abstract:** Given the practical issues of the traditional power system's insufficient operational flexibility in the face of changing residential power load and source-side output, demand response can effectively improve the flexibility, safety and economic benefits of system operation. The value of demand response is especially noticeable meanwhile the refined assessment of demand response potential is an important basic support. A method is proposed about evaluating aggregate demand response potential in the absence of historical demand response data based on Gaussian mixture model. Firstly, the typical data are selected through two-stage clustering of households and similar days to improve data representativeness. Then the Gaussian mixture model is introduced to accurately explore the probability distribution of household electricity consumption behavior and calculate individual households' demand response potential. Finally, the bottom-up weighted aggregation is implemented to evaluate the aggregate demand response potential under multiple confidence scenarios. According to empirical analysis, this method can mine hourly information of residential demand response potential from historical electricity consumption data, which can reflect the distribution of power load and demand response potential. Comparative analysis is used to validate the validity of typical data selection by two-stage clustering.

**Keywords:** demand response potential; clustering analysis; Gaussian mixture model; multiple confidence scenarios; Laplacian scoring method; affinity propagation algorithm

(编辑 吴昊)